

## 杂波环境下基于全邻模糊聚类的联合概率数据互联算法

刘俊<sup>\*①</sup> 刘瑜<sup>①②</sup> 何友<sup>①</sup> 孙顺<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(海军航空工程学院信息融合研究所 烟台 264001)

<sup>②</sup>(北京航空航天大学电子信息工程学院 北京 100191)

**摘要:** 针对杂波环境下的多目标跟踪数据互联问题, 该文提出基于全邻模糊聚类的联合概率数据互联算法(Joint Probabilistic Data Association algorithm based on All-Neighbor Fuzzy Clustering, ANFCJPDA)。该算法根据确认区域中量测的分布和点迹-航迹关联规则构造统计距离, 以各目标的预测位置为聚类中心, 利用模糊聚类方法, 计算相关波门内候选量测与不同目标互联的概率, 通过概率加权融合对各目标状态与协方差进行更新。仿真分析表明, 与经典的联合概率数据互联算法(Joint Probabilistic Data Association algorithm, JPDA)相比, ANFCJPDA较大程度地改善了算法的实时性, 并且跟踪精度与JPDA相当。

**关键词:** 多目标跟踪; 多传感器; 数据互联; 模糊聚类

中图分类号: TN953; TN957

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2016)06-1438-08

DOI: 10.11999/JEIT150849

## Joint Probabilistic Data Association Algorithm Based on All-neighbor Fuzzy Clustering in Clutter

LIU Jun<sup>①</sup> LIU Yu<sup>①②</sup> HE You<sup>①</sup> SUN Shun<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(Research Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

<sup>②</sup>(School of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

**Abstract:** This paper proposes a new Joint Probabilistic Data Association algorithm based on All-Neighbor Fuzzy Clustering (ANFCJPDA) for multitarget tracking in the clutter. Firstly, distance measure is established according to measurements distribution in validation area and data correlation rules. Then, the predicted position is set up as a cluster center, and the association probabilities are calculated on the basis of fuzzy clustering, which are used as weights to update targets' state and the covariance. Simulation results show that the proposed method reduces highly the computational complexity compared to conventional Joint Probabilistic Data Association (JPDA) technique, and is effective for multiple target tracking in a cluttered environment.

**Key words:** Multiple target tracking; Multisensor; Data association; Fuzzy clustering

### 1 引言

杂波环境下的数据互联问题一直是多目标跟踪领域的难点问题<sup>[1-10]</sup>。近些年, 由于避免了目标和量测之间的数据关联计算, 基于随机有限集的多目标跟踪方法(如概率假设密度算法 PHD)受到了广泛关注。但是该类方法在进行目标跟踪的过程中涉及到复杂的集合积分运算, 而集合积分仅理论上可解<sup>[2]</sup>。利用随机有限集解决多目标跟踪问题在理论上接近完美, 但是在实际计算中集合积分难以求解, 如何结合实际简化计算, 在降低计算量的同时保证

目标跟踪的精度还需不断深入研究完善。解决多目标跟踪的另一类方法是先关联后跟踪, 正确的数据互联是实现多目标有效跟踪的前提与基础<sup>[1-4]</sup>。解决数据互联问题的两类常用统计方法分别是: 最近邻数据互联算法和全邻数据互联算法。这两类算法都不考虑量测不可分辨的情况, 认为确认区域内的每个量测至多与一个目标或杂波互联, 即每个量测有唯一的源<sup>[1]</sup>。最近邻域标准滤波器(Nearest-Neighbor Standard Filter, NNSF)是最近邻类数据互联算法中的典型算法, NNSF 利用目标量测的预测与新息协方差建立相关波门, 选择波门中离预测位置最近的量测作为目标的真实量测, 并将其用于目标状态更新。NNSF 算法优点是计算简单, 能够对稀疏杂波环境中的目标进行有效地跟踪, 但是针对密集杂波环境下的多目标跟踪问题, NNSF 算法

收稿日期: 2015-07-16; 改回日期: 2016-03-08; 网络出版: 2016-04-07

\*通信作者: 刘俊 18615042187@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61471383)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61471383)

跟踪效果不佳<sup>[12-15]</sup>。

作为全邻数据互联算法中的典型算法, 与 NNSF 算法不同, 联合概率数据互联算法(Joint Probabilistic Data Association algorithm, JPDA)认为确认区域内的每个量测都可能来自目标, 并且离目标预测位置较近的量测和非公共量测与真实目标航迹关联的概率较大, 而重叠区域内的量测来自目标航迹的概率较小。通过计算确认区域内不同量测与不同目标互联的概率, 并利用这些概率将每个量测对应的状态作加权融合, 得到目标的状态与协方差更新值<sup>[16-19]</sup>。JPDA 算法能够较好地解决杂波环境下互联域内出现多个目标量测的问题, 但其计算比较复杂, 并且随着观测区域内目标数量的增加或确认区域中杂波数量的增大, 确认矩阵的拆分会出现组合爆炸的现象, 因此, JPDA 算法在工程上较难实现<sup>[7,20-22]</sup>。

为降低 JPDA 算法在多目标跟踪中的计算复杂度, 提高算法的实时性, 本文从模糊数学的角度提出了一种基于全邻模糊聚类的联合概率数据互联算法(Joint Probabilistic Data Association algorithm based on All-Neighbor Fuzzy Clustering, ANFCJPDA)。点航关联问题实际上是一个量测聚类分配问题, ANFCJPDA 算法根据确认区域内候选量测的分布情况建立确认矩阵, 并通过互联规则构造统计距离, 然后基于模糊数学中的模糊聚类方法, 计算各候选量测与观测区域内不同目标互联的概率, 最后利用概率加权融合对各目标状态与协方差进行更新。

## 2 多目标跟踪问题描述

假设跟踪区域中目标数量为  $n_t$ ,  $k+1$  时刻确认区域中的量测数量为  $m_{k+1}$ ,  $\mathbf{Z}(k+1)$  表示  $k+1$  时刻落入目标相关波门内的候选回波集合, 即

$$\mathbf{Z}(k+1) = \{z_1(k+1), z_2(k+1), \dots, z_{m_{k+1}}(k+1)\} \quad (1)$$

定义目标  $i$  的状态方程:

$$\mathbf{X}_i(k+1) = \mathbf{F}_i(k) \mathbf{X}_i(k) + \mathbf{G}_i(k) \mathbf{V}_i(k) \quad (2)$$

式中,  $\mathbf{X}_i(k)$  表示  $k$  时刻目标  $i$  的状态向量,  $\mathbf{F}_i(k)$  表示  $k$  时刻目标  $i$  的状态转移矩阵,  $\mathbf{G}_i(k)$  表示  $k$  时刻的过程噪声分布阵,  $\mathbf{V}_i(k)$  表示均值为零、协方差为  $\mathbf{Q}_i(k)$  的高斯过程噪声序列。

定义目标  $i$  的量测方程:

$$z_i(k) = \mathbf{H}_i(k) \mathbf{X}_i(k) + \mathbf{W}_i(k) \quad (3)$$

式中,  $z_i(k)$  表示  $k$  时刻目标  $i$  的量测向量,  $\mathbf{H}_i(k)$  表示  $k$  时刻目标  $i$  的量测矩阵,  $\mathbf{W}_i(k)$  表示均值为零、协方差为  $\mathbf{R}_i(k)$  的高斯量测噪声序列, 且量测噪声序列与过程噪声序列不相关。

通常情况下, 每次扫描得到的确认量测数大于目标数量, 即  $m_k > n_t$ , 这种情况在密集杂波环境下尤为明显。杂波环境下,  $k$  时刻扫描得到的每个候选量测可能来自目标, 也可能来自杂波。每个目标的真实量测以一定的检测概率出现在每次扫描中, 并且有些目标可能会出现漏测。由于确认区域内的量测之间空间距离很近, 很难准确地将每个目标与其真实量测对应, 数据互联就是根据某种准则利用确认区域内的候选量测对目标的状态进行更新。

在无杂波环境中, 即每个目标的真实量测已知, 利用 Kalman 滤波器对第  $i$  个目标的状态进行更新, 即

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k+1) &= \hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) \\ &+ \mathbf{K}_i(k+1) \mathbf{v}_i(k+1) \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_i(k+1|k+1) &= \mathbf{P}_i(k+1|k) - \mathbf{K}_i(k+1) \\ &\cdot \mathbf{S}_i(k+1) \mathbf{K}_i^T(k+1) \end{aligned} \quad (5)$$

但是在噪声环境中, 每次扫描得到的候选量测中除目标的真实量测外, 还存在许多虚假量测, 且有些目标可能由于漏测而没有真实量测, 每个量测的来源也并不可知, 确定量测数据与不同目标的对应关系对于多目标跟踪问题至关重要。直接从确认量测中分辨每个目标的真实量测难度较大, 且容易出错, 考虑到量测-目标航迹互联判决中本身存在着较大的模糊性, 可以通过模糊数学的隶属度函数表示其模糊性, 从而建立候选量测与目标的对应关系, 通过计算得到候选量测源于不同目标或杂波的概率, 最终利用概率加权得到目标的状态估计。

## 3 ANFCJPDA 算法

将  $k+1$  时刻目标的有效回波集合  $\mathbf{Z}(k+1)$  看作是样本数据集合, 将  $n_t$  个目标的预测位置看作聚类中心, 将模糊聚类方法用于多目标跟踪数据关联的具体步骤如下:

步骤 1 确认矩阵的建立: 根据目标的预测位置设置跟踪波门, 构造大小为  $n_t \times (m_{k+1} + 1)$  的确认矩阵,

$$\mathbf{\Omega} = [\omega_{ij}] = \begin{bmatrix} \omega_{10} & \cdots & \omega_{1m_k} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \omega_{n_t 0} & \cdots & \omega_{n_t m_k} & n_t \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中,  $\omega_{ij}$  是二进制变量,  $\omega_{ij} = 1$  且  $j \neq 0$  表示量测  $j(j = 1, 2, \dots, m_{k+1})$  落入目标  $i(i = 1, 2, \dots, n_t)$  的确认区域中,  $\omega_{ij} = 0$  且  $j \neq 0$  表示量测  $j$  没有落在目标  $i$  的确认区域中, 即  $j = 0$  时

$$\omega_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{量测 } j \text{ 落入目标 } i \text{ 的确认区域} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$j = 0$  表示没有量测来自目标, 即所有量测均来自杂波, 此时  $\Omega$  对应的列元素  $\omega_{j0}$  全部为 1, 即  $\Omega$  的第 1 列元素全为 1, 即  $\omega_{ij} = 1, i = 1, 2, \dots, n_i, j = 0$ 。与 JPDA 算法不同的是, 这里的确认矩阵是根据每个目标的可能互联量测给出的, 而 JPDA 算法则根据每个量测的可能来源建立确认矩阵, 所以 ANFCJPDA 算法中确认矩阵的第 1 列并非表示量测来自杂波, 而是表示目标没有量测, 即出现漏测, 也就是确认区域内的所有候选量测均来自杂波。

为了更清晰地表述确认矩阵的建立过程, 下面举例进行说明。假设  $k$  时刻有 3 个目标航迹, 以这 3 个目标航迹的预测位置为中心建立相关波门, 并假设下一时刻扫描有 6 个量测落入波门内, 这 6 个回波与 3 个相关波门的位置关系如图 1 所示。

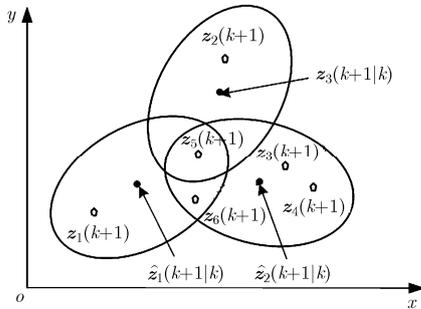


图1 确认区域内量测分布图(以3目标6量测为例)

从图 1 可以看出,  $k+1$  时刻的量测  $z_1(k+1), z_5(k+1), z_6(k+1)$  落入目标 1 的确认区域中, 落入目标 2 确认区域中的候选量测有  $z_3(k+1), z_4(k+1), z_5(k+1), z_6(k+1)$ , 量测  $z_2(k+1), z_5(k+1)$  落入目标 3 的确认区域中, 因此确认区域中量测分布情况可以用如式(8)的确认矩阵表示。

$$\Omega = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad i = 3, j = 0, 1, \dots, 6 \quad (8)$$

步骤 2 有效回波概率计算: 假设  $k+1$  时刻量测  $z_j(k+1)$  与目标  $i$  的预测位置  $\hat{z}_i(k+1|k)$  之间的统计距离为  $\mathcal{D}_{ij}(k+1)$ , 在定义  $\mathcal{D}_{ij}$  之前, 先计算二者之间的归一化距离平方:

$$d_{ij}^2(k+1) = \tilde{z}_{ij}^T(k+1) \mathbf{S}_i^{-1}(k+1) \tilde{z}_{ij}(k+1) \quad (9)$$

式中,  $\tilde{z}_{ij}(k+1) = z_j(k+1) - \hat{z}_i(k+1|k)$  表示新息,  $\mathbf{S}_i(k+1)$  表示目标在  $k+1$  时刻的新息协方差。为了获得更好的点航数据互联效果, 根据以下互联规则对  $d_{ij}^2(k+1)$  进行改进。

(1) 由于每个目标航迹确认区域内的候选量测比其外部量测更可能来自该目标, 并且其关联概率

与目标检测概率  $P_d^i$ 、门概率  $P_G^i$  成正比。若目标被检测到, 即  $\omega_{ij} = 1$ , 定义  $\mathcal{D}_{ij}(k+1)$  时应该考虑因子  $P_d^i P_G^i$ , 表示检测到目标; 相反, 若目标未被检测到, 即  $\omega_{ij} = 0$ , 定义  $\mathcal{D}_{ij}(k+1)$  时应该考虑因子  $1 - P_d^i P_G^i$ 。特别地, 若  $P_d^i = 1$  且  $P_G^i = 1$ , 表示所有的跟踪门对应整个监视区域;

(2) 若  $j \neq 0$  且  $\omega_{ij} = 1$ , 表示量测  $z_j(k+1)$  已经被目标航迹  $i$  检测到。此时,  $\mathcal{D}_{ij}(k+1)$  与归一化距离平方  $d_{ij}^2(k+1)$  成正比。在这种情况下, 假设不与任何目标互联的虚假量测在体积为  $V$  的确认区域中均匀分布, 由于每次扫描中每个目标航迹至多只有 1 个量测与其互联, 定义  $\mathcal{D}_{ij}(k+1)$  时应考虑因子  $(1/V)^{n_i-1}$ , 表示目标  $i$  的确认区域中有 1 个量测与目标航迹  $i$  互联, 其余量测均来自杂波, 其中  $n_i$  表示目标航迹  $i$  确认区域中的量测数量;

(3) 若  $j = 0$ , 定义  $\mathcal{D}_{ij}(k+1)$  时应考虑因子  $(1/V)^{n_i}$ , 表示目标航迹  $i$  确认区域中的所有量测均来自杂波, 即出现目标漏测情况。

基于以上分析, 定义  $k+1$  时刻量测  $z_j(k+1)$  与目标  $i$  的预测位置  $\hat{z}_i(k+1|k)$  之间的距离:

$$\mathcal{D}_{ij}(k+1) = \begin{cases} \frac{P_d^i P_G^i d_{ij}^2(k+1)}{V^{n_i-1}}, & \omega_{ij} = 1, j \neq 0 \\ \frac{(1 - P_d^i P_G^i)}{V^{n_i}}, & \forall \omega_{ij}, j = 0 \end{cases} \quad (10)$$

注意到若  $\omega_{ij} = 0$  且  $j \neq 0$ , 表示量测  $z_j(k+1)$  没有落入目标航迹  $i$  的确认区域内。对目标航迹  $i$ , 此时可以认为  $\mathcal{D}_{ij}(k+1)$  趋于  $\infty$ , 在后面的讨论中假设这种情况下的  $\mathcal{D}_{ij}(k+1) = \infty$ 。

定义  $\Psi$  是元素为  $\beta_{ij}(k+1)$  的模糊分割矩阵, 其中  $\beta_{ij}(k+1)$  表示量测  $z_j(k+1)$  源自第  $i$  条目标航迹的关联权重, 根据模糊聚类思想, 定义目标函数

$$S_p = \sum_{j=1}^{m_{k+1}} \sum_{i=1}^{n_i} (\beta_{ij}(k+1))^p \mathcal{D}_{ij} \quad (11)$$

式中,

$$\left. \begin{aligned} &\beta_{ij}(k+1) \in [0, 1], && 1 \leq i \leq n_i, 1 \leq j \leq m_{k+1} \\ &\sum_{i=1}^{n_i} \beta_{ij}(k+1) = 1, && j = 1, 2, \dots, m_{k+1} \\ &0 \leq \sum_{j=1}^{m_{k+1}} \beta_{ij}(k+1) \leq m_{k+1}, && i = 1, 2, \dots, n_i \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

以各目标的预测位置为聚类中心, 通过拉格朗日乘数法求取式(11)所示的目标函数最小值, 得到权重  $\beta_{ij}(k+1)$  为

$$\beta_{ij}(k+1) = \frac{(1/\mathcal{D}_{ij})^{1/(p-1)}}{\sum_{i=1}^{n_t} (1/\mathcal{D}_{ij})^{1/(p-1)}}, \quad 1 \leq i \leq n_t, \quad 1 \leq j \leq m_{k+1} \quad (13)$$

注意到若量测  $z_j(k+1)$  位于目标航迹  $i$  的确认区域外, 即  $\mathcal{D}_{ij}(k+1) = \infty$  时,  $\beta_{ij}(k+1) = 0$ , 这与实际情况是一致的。对于  $j=0$  的情况, 定义:

$$\beta_{i0}(k+1) = \mathcal{D}_{i0}(k+1) = \frac{(1 - P_d^i P_G^i)}{V^{n_i}}, \quad i = 1, 2, \dots, n_t \quad (14)$$

从关联权重  $\beta_{ij}(k+1)$  的表达式可以看出,  $\beta_{ij}(k+1)$  的取值与权重指数  $p$  有关, 权重指数  $p$  越大, 隶属度  $\beta_{ij}(k+1)$  越小, 若  $p=2$ , 隶属度  $\beta_{ij}(k+1)$  的取值只与  $\mathcal{D}_{ij}(k+1)$  的取值有关, 即  $\beta_{ij}(k+1)$  的取值取决于式(9)定义的加权新息内积, 这与 JPDA 算法中联合事件概率的表达式相似。

对每个目标而言, 所有关联权重的和应为 1, 对关联权重进行归一化处理, 得到量测  $z_j(k+1)$  与目标航迹  $i$  的互联概率

$$\phi_{ij}(k+1) = \frac{\beta_{ij}(k+1)}{\sum_{j=0}^{m_{k+1}} \beta_{ij}(k+1)}, \quad i = 1, 2, \dots, n_t \quad (15)$$

在获得不同量测与各目标航迹的互联概率后, 利用这些概率作加权融合得到第  $i$  个目标的状态更新值为

$$\widehat{\mathbf{X}}_i(k+1|k+1) = \sum_{l=0}^{m_{k+1}} \phi_{il}(k+1) \widehat{\mathbf{X}}_i^l(k+1|k+1) \quad (16)$$

式中,  $\widehat{\mathbf{X}}_i^l(k+1|k+1)$  表示以第  $l$  个量测为真实量测获得的目标状态更新值, 即

$$\begin{aligned} \widehat{\mathbf{X}}_i^l(k+1|k+1) \\ = \widehat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) + \mathbf{K}_i(k+1) \mathbf{v}_i(k+1) \end{aligned} \quad (17)$$

式中,  $\mathbf{v}_i(k+1) = z_i(k+1) - \hat{z}_i(k+1|k)$  表示与量测  $z_i(k+1)$  对应的新的新息。

若没有一个量测是源于目标的正确量测, 即  $l=0$ , 则无法进行状态更新, 此时的状态更新值用预测值表示, 即

$$\widehat{\mathbf{X}}_i^0(k+1|k) = \widehat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) \quad (18)$$

把式(17)和式(18)代入式(16)中, 目标的状态更新值可化简为

$$\begin{aligned} \widehat{\mathbf{X}}_i(k+1|k+1) &= \sum_{l=0}^{m_{k+1}} \phi_{il}(k+1) \widehat{\mathbf{X}}_i^l(k+1|k+1) \\ &= \widehat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) + \mathbf{K}_i(k+1) \\ &\quad \cdot \sum_{l=1}^{m_{k+1}} \phi_{il}(k+1) \mathbf{v}_i(k+1) \\ &= \widehat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) + \mathbf{K}_i(k+1) \mathbf{v}_i(k+1) \end{aligned} \quad (19)$$

式中,  $\mathbf{v}_i(k+1) = \sum_{l=1}^{m_{k+1}} \phi_{il}(k+1) \mathbf{v}_i(k+1)$  表示组合新息。与更新的状态估计对应的误差协方差为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_i(k+1|k+1) \\ = \phi_{i0}(k+1) \mathbf{P}_i(k+1|k) + (1 - \phi_{i0}(k+1)) \\ \cdot \mathbf{P}_i^c(k+1|k+1) + \widetilde{\mathbf{P}}_i(k+1) \end{aligned} \quad (20)$$

式中,

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_i^c(k+1|k+1) \\ = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_i(k+1) \mathbf{H}_i(k+1)] \mathbf{P}_i(k+1|k) \end{aligned} \quad (21)$$

$$\begin{aligned} \widetilde{\mathbf{P}}_i(k+1) &= \mathbf{K}_i(k+1) \left[ \sum_{l=1}^{m_{k+1}} \phi_{il}(k+1) \mathbf{v}_i(k+1) \right. \\ &\quad \cdot \mathbf{v}_i^T(k+1) - \mathbf{v}_i(k+1) \mathbf{v}_i^T(k+1) \\ &\quad \left. \cdot \mathbf{K}_i^T(k+1) \right] \end{aligned} \quad (22)$$

式中,  $\mathbf{I}$  为与目标  $i$  状态同维数的单位矩阵,  $\mathbf{K}_i(k+1)$  表示第  $i$  个目标的增益。

## 4 仿真实验与结果分析

### 4.1 匀速运动场景

**4.1.1 仿真实验** 假设被跟踪目标均在  $x$ - $y$  平面内作匀速直线运动, 过程噪声分量  $q_1 = q_2 = 0.01$ , 雷达的测距误差  $\sigma_r = 100$  m, 测角误差  $\sigma_\theta = 0.02$  rad, 采用转换量测数据进行滤波, 检测概率  $P_d = 0.98$ , 门概率  $P_G = 0.997$ , 采样间隔  $T = 1$  s, 仿真步数 70 步。

系统的状态方程为

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}(k) \mathbf{X}(k) + \mathbf{\Gamma}(k) \mathbf{V}(k) \quad (23)$$

转换量测后的量测方程为

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}(k) \mathbf{X}(k) + \mathbf{W}(k) \quad (24)$$

式中, 量测矩阵为

$$\mathbf{H}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (25)$$

本节设置 3 种场景进行仿真验证:

场景 1: 考虑在杂波密度适中的环境中跟踪两个交叉运动目标, 目标初始状态分别为:  $\mathbf{X}_1(0) = [-29500 \text{ m}, 400 \text{ m/s}, 34500 \text{ m}, -400 \text{ m/s}]^T$ ,  $\mathbf{X}_2(0) = [-26500 \text{ m}, 296 \text{ m/s}, 34500 \text{ m}, -400 \text{ m/s}]^T$ , 杂波系数  $m = 2$ ;

场景 2: 考虑在杂波密度较高环境中跟踪两个交叉运动目标, 目标初始状态分别为:  $\mathbf{X}_1(0) = [-29500 \text{ m}, 400 \text{ m/s}, 34500 \text{ m}, -400 \text{ m/s}]^T$ ,  $\mathbf{X}_2(0) = [-26500 \text{ m}, 296 \text{ m/s}, 34500 \text{ m}, -400 \text{ m/s}]^T$ , 杂波系数  $m = 4$ ;

场景 3: 考虑在杂波密度适中环境中跟踪密集目标, 假设进入公共观测区域内的目标数为 50 批,

每批目标的初始位置在方形区域  $-4000\text{ m} \leq x \leq 4000\text{ m}$ ,  $-4000\text{ m} \leq y \leq 4000\text{ m}$  内随机均匀产生, 初始速度大小  $v_x, v_y$  均在区间(100 m/s, 460 m/s)内随机产生, 初始速度方向在区间  $(0, 2\pi)$  内随机产生; 杂波系数  $m = 2$ 。

各算法的估计精度采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)进行评价。定义  $x$  方向的位置均方根误差为

$$\text{RMSE}_{x_{\text{pos}}}(k) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\hat{x}_k(i) - x_k(i))^2} \quad (26)$$

式中,  $M$  为 Monte Carlo 仿真次数,  $\hat{x}_k(i)$ ,  $x_k(i)$  分别表示  $k$  时刻第  $i$  次 Monte Carlo 仿真时目标在  $x$  方向位置的估计值与真实值。采用同样的方法可以定义  $y$  方向的位置均方根误差, 此处不再赘述。

**4.1.2 结果分析** 设置 Monte Carlo 仿真次数  $M=100$  次, 仿真将基于全邻模糊聚类的联合概率数据互联算法(ANFCJPDA)与联合概率数据互联算法(JPDA)进行比较。

**仿真场景 1** 图 2~图 4 分别给出了场景 1 中交叉运动目标的真实航迹与算法滤波航迹、目标 1 在  $x, y$  方向均方根误差随时间变化曲线和目标 2 在  $x, y$  方向均方根误差随时间变化曲线。从图 3, 图 4 可

以看出, 两种算法均能对目标进行有效地跟踪, 并且 ANFCJPDA 算法的滤波精度与 JPDA 算法相近。

**仿真场景 2** 为了进一步验证 ANFCJPDA 算法在杂波密度较高环境中的跟踪性能, 图 5, 图 6 分别给出了场景 2 中目标 1 和目标 2 在  $x, y$  方向均方根误差随时间变化曲线。由图 5, 图 6 可见, ANFCJPDA 算法在较高杂波密度环境中仍然可以对目标状态进行有效地估计, 并且仍能保持与 JPDA 相近的估计精度, 场景 1 和场景 2 的仿真结果表明: ANFCJPDA 算法能够有效地解决杂波环境下的多目标跟踪问题, 并且跟踪精度较高。

**仿真场景 3** 为了检测 ANFCJPDA 算法的多目标跟踪能力, 设置仿真场景 3。图 7 给出了 ANFCJPDA 算法对 50 批目标的状态估计结果, 图 8 为算法耗时随杂波系数变化曲线。从图 7 可以看出, ANFCJPDA 能够有效地跟踪多个目标, 且由图 8 可知, 随着杂波数的增加, JPDA 算法和 ANFCJPDA 算法耗时均增加, 且 JPDA 算法耗时增加较快。在相同的杂波密度下, 与 JPDA 算法相比, ANFCJPDA 算法耗时较少, 耗时减少了约 40%, 实时性相对较好, 易于工程实现。

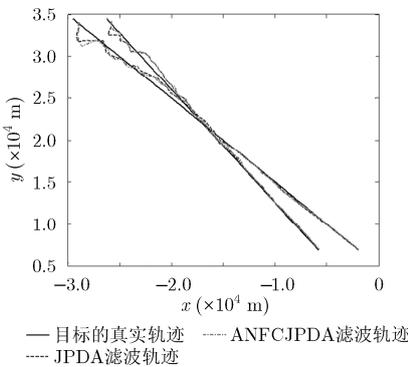


图 2 目标真实运动轨迹与算法滤波轨迹

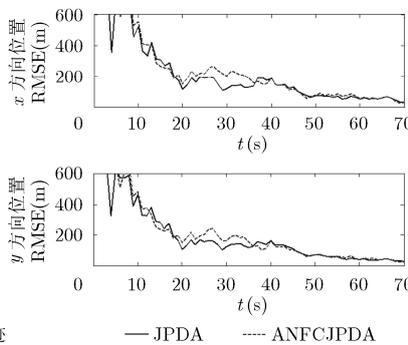


图 3 场景 1 中目标 1 的  $x, y$  方向位置 RMSE 随时间变化曲线

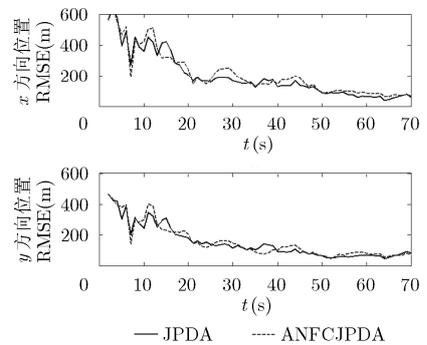


图 4 场景 1 中目标 2 的  $x, y$  方向位置 RMSE 随时间变化曲线

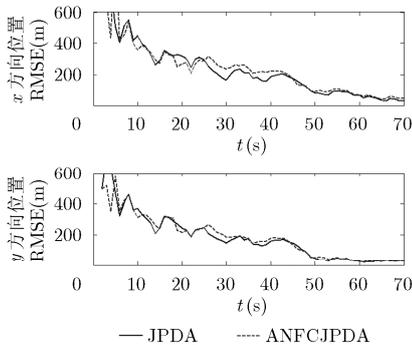


图 5 场景 2 中目标 1 的  $x, y$  方向位置 RMSE 随时间变化曲线

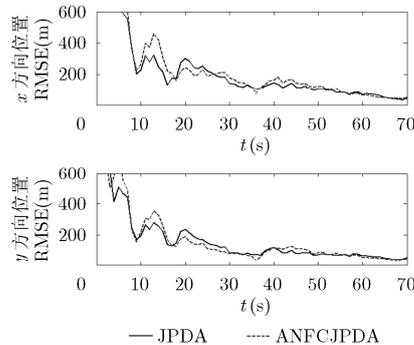


图 6 场景 2 中目标 2 的  $x, y$  方向位置 RMSE 随时间变化曲线

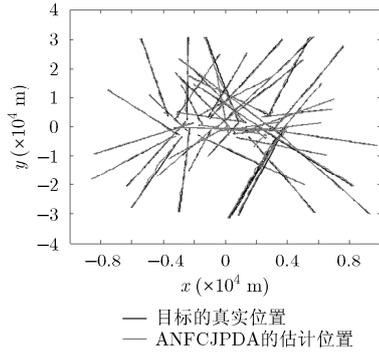


图 7 50 批目标的真实航迹与算法滤波航迹

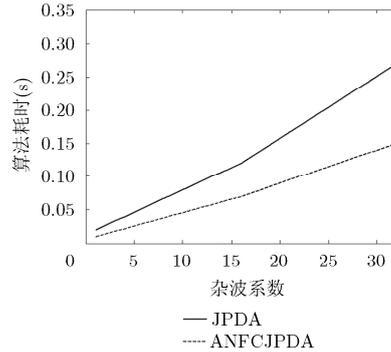


图 8 算法耗时随杂波系数变化曲线

表 1 给出了两种算法的有效关联率随杂波系数变化的比较结果，从表中可以看出，随着杂波数的增加，两种算法的正确关联率均降低，当波门内杂波密度相同时，ANFCJPDA 算法的正确关联率与 JPDA 算法相近。当杂波密度适中时，两种算法的正确关联率较高，均能对杂波环境下的多目标进行有效的跟踪。

表 1 算法的有效关联率随杂波系数变化表

杂波系数	有效跟踪率(%)	
	JPDA	ANFCJPDA
1	100.00	100.00
2	100.00	100.00
4	92.31	88.72
8	72.82	68.91
16	61.73	57.43
32	54.28	51.67

综合以上分析比较可知，ANFCJPDA 算法耗时与 JPDA 算法相比大大减少，较大程度地提高了算法的实时性，并且在杂波环境中能够有效地跟踪多个目标，其跟踪精度和有效跟踪率与 JPDA 算法相近，但 ANFCJPDA 算法的实时性更好，更易于工程实现。

### 4.2 机动运动场景

**4.2.1 仿真实验** 假设在杂波密度适中的环境中跟踪两个交叉机动运动目标，整个仿真过程目标运动 100 s。两个目标的初始状态分别为  $\mathbf{X}_1(0)=[6000 \text{ m}, 500 \text{ m/s}, 8000 \text{ m}, 300 \text{ m/s}]^T$ ,  $\mathbf{X}_2(0)=[40000 \text{ m}, -300 \text{ m/s}, -3000 \text{ m}, 500 \text{ m/s}]^T$ ，在 0~30 s 时间段内，两目标作匀速直线运动；在 30~60 s 时间段内，两目标作匀加速运动，且各目标的加速度分别为  $a_{x1}=-5 \text{ m/s}^2$ ,  $a_{y1}=5 \text{ m/s}^2$ ,  $a_{x2}=5 \text{ m/s}^2$ ,  $a_{y2}=5 \text{ m/s}^2$ ；在 60~100 s 时间段内目标恢复匀速运动。目标的真实运动轨迹见图 9，仿真过程中采用转换测量数据进行状态滤波，杂波系数  $m=2.5$ ，其他参数设置同匀速运动场景。

**4.2.2 结果分析** 为检测两种算法对机动目标的跟踪效果，本节设置了机动目标运动场景进行验证。图 10，图 11 分别给出了目标 1 和目标 2 在  $x, y$  方向的位置均方根误差比较图。从图中可以看出，当目标未发生机动时，跟踪误差相对较小，在  $t = 30 \text{ s}$  时，由于目标发生机动，跟踪误差增大。在  $t = 60 \text{ s}$  时，目标恢复匀速运动，随着时间推移，跟踪误差逐渐减小。从整个跟踪过程来看，ANFCJPDA 对目标的跟踪效果较好，与 JPDA 的跟踪精度相当。

为进一步比较两种算法的目标跟踪性能，以目标 1 为例，表 2 给出了两种算法性能的定量比较数

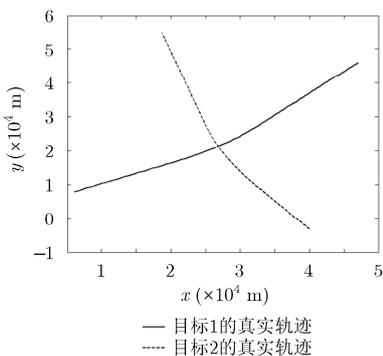


图9 目标的真实运动轨迹

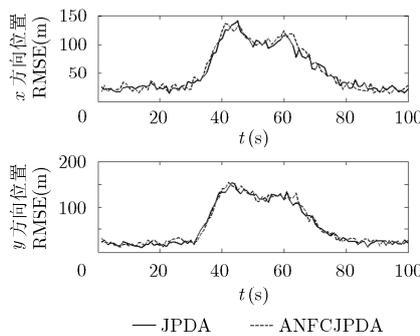


图10 目标1在x, y方向的位置均方根误差

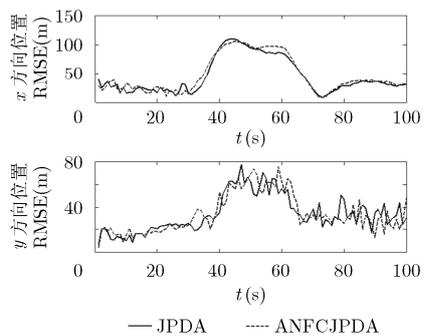


图11 目标2在x, y方向的位置均方根误差

表 2 两种算法的性能比较表

数据互联算法	平均估计位置 均方根误差(m)	算法耗时(s)	量测正确 关联率(%)
ANFCJPDA	71.5	0.031	88.6
JPDA	70.9	0.079	89.3

据。从表中可以看出,两种算法的平均估计位置均方根误差相差不大,量测正确关联率也基本相当,但从算法耗时来看,ANFCJPDA 平均只需 0.031 s,比 JPDA 减少了近一半。这主要是由于 ANFCJPDA 通过模糊聚类直接计算互联概率,避免了互联矩阵的拆分等复杂的运算,从而降低计算量,改善算法实时性。

## 5 结论

本文针对杂波环境下的多目标数据关联与跟踪问题,设计了基于全邻模糊聚类的联合概率数据互联算法,详述了该算法的实施流程,并通过设置匀速和机动运动场景将本文算法与 JPDA 进行仿真比较。仿真结果表明:ANFCJPDA 在跟踪实时性方面取得了较大改善,并且其跟踪精度、有效跟踪率与经典的 JPDA 算法相近,能够达到有效跟踪目标的要求,为杂波环境下多目标跟踪问题提供了一种新的解决方法。

## 参 考 文 献

- [1] SONG T L, KIM H W, and MUSICKI D. Iterative joint integrated probabilistic data association[C]. 16th International Conference on Information Fusion, Istanbul, Turkey, 2013: 1714-1720.
- [2] 修建娟, 汪望松, 何友. 杂波环境下基于距离航速航向信息的多目标跟踪[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(9): 1702-1706. doi: 10.3969/i.issn.1001-506X.2014.09.05.  
XIU Jianjuan, WANG Wangsong, and HE You. Multiple target tracking in clutter based on distance speed and course[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2014, 36(9): 1702-1706. doi: 10.3969/i.issn.1001-506X.2014.09.05.
- [3] MUSICKI D and EVANS R. Multi-scan multi-target tracking in clutter with integrated track splitting filter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, 45(4): 1432-1447. doi: 10.1109/TAES.2007.4441748.
- [4] BARSHALOM Y and FORTMAN T E. Tracking and Data Association[M]. New York: Academic Press, 2011: 3-7.
- [5] PARK C, WOHL T J, EVANS J E, et al. Minimum cost multi-way data association for optimizing multitarget tracking of interacting objects[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(3): 611-624. doi: 10.1109/TPAMI.2014.2346202.
- [6] AZIZ A M. A novel all-neighbor fuzzy association approach for tracking in a cluttered environment[J]. *Signal Processing*, 2011, 91: 2001-2015. doi: 10.1016/j.sigpro.2011.03.007.
- [7] BAE S H and YOON K J. Robust online multiobject tracking with data association and track management[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(7): 2820-2833. doi: 10.1109/TIP.2014.2320821.
- [8] 刘宗香, 谢维信, 黄敬雄. 一种新的基于概率理论的概率数据互联滤波器[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(7): 1641-1645.  
LIU Zongxiang, XIE Weixin, and HUNG Jingxiang. A new probabilistic data association filter based on probability theory[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(7): 1641-1645.
- [9] BLOM H, BLOEM E, and MUSICKI D. JIPDA: automatic target tracking avoiding track coalescence[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(2): 962-974. doi:10.1109/TAES.2014.130327.
- [10] 何友, 修建娟, 关欣. 雷达数据处理及应用[M]. 3版, 北京: 电子工业出版社, 2013: 1-5.  
HE You, XIU Jianjuan, and GUAN Xin. Radar Data Processing with Applications[M]. 3rd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013: 1-5.
- [11] AZIZ A M. A new nearest-neighbor association approach based on fuzzy clustering[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2013, 26(1): 87-97. doi:10.1016/j.ast.2012.02.017.
- [12] LI Z, CHEN J, GU Y, et al. Small moving infrared space target tracking algorithm based on probabilistic data association filter[J]. *Infrared Physics and Technology*, 2014, 63: 84-91. doi:10.1016/j.infrared.2013.12.003.
- [13] LI Wenling and JIA Yingmin. Distributed interacting multiple model HN filtering fusion for multiplatform maneuvering target tracking in clutter[J]. *Signal Processing*, 2010, 90(5): 1655-1668. doi: 10.1016/j.sigpro.2009.11.016.
- [14] KHALEGHI B, KHAMIS A, KARRAY F O, et al. Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art[J]. *Information Fusion*, 2013, 14(1): 28-44. doi: 10.1016/j.inffus.2011.08.001.
- [15] 张俊根, 姬红兵, 蔡绍晓. 基于高斯粒子 JPDA 滤波的多目标跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(11): 2686-2690. doi: 10.3724/SP.J.1.1146.2009.01549.  
ZHANG Jungen, JI Hongbing, and CAI Shaoxiao. Gaussian particle JPDA filter based multi-target tracking[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(11): 2686-2690. doi: 10.3724/SP.J.1.1146.2009.01549.
- [16] JIANG X, HARISHAN K, THAMARASA R, et al. Integrated track initialization and maintenance in heavy clutter using probabilistic data association[J]. *Signal Processing*, 2014, 94: 241-250. doi: 10.1016/j.sigpro.2013.06.

- 026.
- [17] KIM T H, MUSICKI D, SONG T L, *et al.* Smoothing joint integrated probabilistic data association[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2014, 9(1): 62-66. doi: 10.1049/iet-rsn.2013.0347.
- [18] ZHOU B and BOSE N K. Multitarget tracking in clutter: fast algorithms for data association[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1993, 29(2): 352-363. doi: 10.1109/7.210074.
- [19] ROECHER J A and PHILLIS G L. Suboptimal joint probabilistic data association[J]. *IEEE Transactions on Aerospace Electronics Systems*, 1993, 29(2): 510-517. doi: 10.1109/7.210087.
- [20] SVENSSON D, ULMKE M, and HAMMARSTRAND L. Multitarget sensor resolution model and joint probabilistic data association[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(4): 3418-3434. doi: 10.1109/TAES.2012.6324722.
- [21] HABTEMARIAN B, THARMARASA R, THAYAPARAN T, *et al.* A multiple-detection joint probabilistic data association filter[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2013, 7(3): 461-471. doi: 10.1109/JSTSP.2013.2256772.
- [22] Li L and XIE W. Intuitionistic fuzzy joint probabilistic data association filter and its application to multitarget tracking [J]. *Signal Processing*, 2014, 96: 433-444. doi: 10.1016/j.sigpro.2013.10.011.
- 刘俊: 男, 1990年生, 博士生, 研究方向为目标跟踪、信息融合。
- 刘瑜: 男, 1986年生, 博士, 研究方向为无线传感器网络、目标跟踪。
- 何友: 男, 1956年生, 中国工程院院士、博士生导师、教授, 研究方向为目标检测、目标跟踪、信息融合。

## “雷达信号处理”专刊征稿通知

在数字信号处理技术飞速发展的今天, 雷达技术在军用和民用领域都得到了广泛应用, 雷达信号处理作为雷达系统的重要组成部分, 始终走在国防科技和电子信息领域技术最前列。鉴于此, 本刊决定在 2016 年 12 月针对雷达信号处理技术出版一期专刊, 公开征集雷达信号处理相关内容的学术论文、研究通讯和综述评论文章。

### 1 专刊主编

张玉洪教授(西安电子科技大学), 王永良院士(空军预警学院), 许进教授(北京大学), 廖桂生教授(西安电子科技大学), 吴仁彪教授(中国民航大学), 刘宏伟教授(西安电子科技大学)

### 2 征文选题范围

(1)新体制雷达系统技术; (2)雷达成像技术; (3)雷达目标识别技术; (4)雷达抗干扰技术; (5)雷达预警探测技术; (6)海战场雷达探测技术; (7)高速实时信号处理技术; (8)雷达信号处理共性基础理论等。

所征集的论文内容不限于以上方面, 所有与雷达信号处理相关的高水平论文均接受投稿。为保证专刊文章的质量, 最终录取文章数量由征集到的稿件的质量和审稿情况决定。

### 3 征文要求

稿件类型要求: 前瞻性的研究论文, 高质量的综述论文。稿件尚未公开发表, 并非一稿多投; 无抄袭、剽窃、侵权等不良行为。

投稿方式: 登录《电子与信息学报》网站(<http://jeit.ie.ac.cn/>)注册投稿。投稿时请在作者留言一栏中注明“雷达信号处理专刊”。

稿件格式: 参照《电子与信息学报》论文模板。

截稿时间: 2016 年 9 月 30 日。