

# 适于复杂信息融合系统的近似联合概率数据关联算法<sup>1</sup>

刘城霞 王宝树

(西安电子科技大学计算机学院 西安 710071)

**摘要** 文中在 B. Zhou 提出的直接概率计算 (DC) 和近似概率计算 (AC) 算法基础上提出了一种新的近似多传感器多目标联合概率数据关联算法。近似概率法是以一个目标为中心的近似聚为构造互联事件的起点,并在计算中将 DC 和 AC 结合得到的一种全邻的点迹-航迹关联算法。它能有效地提高目标点迹-航迹的关联正确率,在计算时耗上较完全联合概率法快得多,能满足工程中实时性的要求。将其在杂波下目标密集、航迹复杂的数据融合系统中进行实验,对关联正确率,关联耗时等与最近邻法进行了比较,效果较好。

**关键词** 近似联合概率数据关联,最近邻法,数据融合  
**中图分类号** TP391

## 1 引言

数据融合系统中数据关联是一项关键技术,也是一难点。解决好了数据的关联问题才能进行下一步的工作。传统的数据关联算法有:基于相关门的最近邻法 (NN)<sup>[1]</sup>,多传感器联合概率数据关联法 (MSJPDA)<sup>[2]</sup>,广义 S-维分配算法<sup>[3]</sup>等等。其中 MSJPDA 是公认的理论成熟、在密集目标且有杂波环境下关联效果较好的一种数据关联算法。但 MSJPDA 在密集目标情况下产生的互联假设过多,引起计算复杂度太大而不能满足工程中实时性要求。因此本文根据文献 [4-6] 提出的一种效果近似,但计算量要少得多的近似 MSJPDA 算法。

## 2 MSJPDA 思想及复杂度分析

MSJPDA 是在联合概率数据关联算法 (JPDA)<sup>[2]</sup> 基础上提出的适于多传感器多目标跟踪的数据关联算法。

### 2.1 联合概率数据关联算法 (JPDA)

JPDA 可分解为两部分:联合事件的生成和联合概率的计算<sup>[7]</sup>。

(1) 联合事件的生成 为表示有效回波和各自跟踪门的关系,定义确认矩阵:

$$\Omega = [w_{tj}], \quad j = 1, 2, \dots, m(k); t = 0, 1, \dots, T \quad (1)$$

其中  $w_{tj} = 1$  表示测量  $j$  落入目标  $t$  的确认门内。

测量落入跟踪门相交区域的情形,表明某些测量可能源于多个目标,联合概率数据关联的目的就是计算每一测量与其可能的各种源目标相关联的概率。

**定义**

$$\theta(k) = \{\theta_i(k)\}_{i=1}^{\theta_k} \quad (2)$$

表示  $k$  时刻所有可能的联合事件的集合,即事件空间,其中  $\theta_k$  表示  $\theta(k)$  中元素的个数,  $\theta_i(k)$  为第  $i$  个联合事件,它表示  $n$  个目标的一种可能分配。

<sup>1</sup> 2002-03-18 收到, 2002-11-14 改回

国家部级基金 (OOJ6.6.1.DZ0103), 国防科技重点实验室基金 (OOJS93.5.2.DZ0123) 资助

## 定义

$$\theta_{tj}(k) = \bigcup_{i=1}^{\theta_k} \theta_{tj}^i(k), \quad j = 1, 2, \dots, m(k) \quad (3)$$

为目标  $t$  与第  $j$  个测量关联的事件。满足下面两个基本假设的事件称为可能事件:

(a) 每一测量有唯一的源, 即任一测量不源于某个目标, 则必然源于杂波或虚警。

(b) 对于给定的目标, 最多有一个测量以其为源; 如没有测量以其为源, 则目标丢失。由这两个假设可知, 在  $k$  时刻与目标  $t$  关联的事件具有下述特性:

不相交性:  $\theta_{ti}(k) \cap \theta_{tj}(k) = \phi, i \neq j$ ; 完备性:  $P\left\{\bigcup_{j=0}^{m(k)} \theta_{tj}(k)\right\} = 1, t = 0, 1, \dots, T$ 。

(2) 联合概率的计算  $P\{\theta_i(k)|Z^k\}$  表示在  $k$  时刻联合事件  $\theta_i(k)$  的条件概率, 计算公式为

$$P\{\theta_i(k)|Z^k\} = \frac{1}{C} \frac{\phi!}{V^\phi} \tau_j \prod_{j=1}^{m(k)} (N[V_j(k)])^{\tau_j} \prod_{t=1}^T (P_D)^{\delta_t} (1 - P_D)^{1-\delta_t} \quad (4)$$

其中  $\phi$  为假测量数;  $V$  为跟踪门的体积;  $\tau_j, \delta_t$  分别为测量关联和目标关联指示器;  $Z^k$  表示前  $k$  个周期的测量集。

$\beta_{tj}(k)$  是第  $j$  个测量与目标  $t$  关联的概率:

$$\beta_{tj}(k) = \sum_{\theta(k)} P\{\theta_i(k)|Z^k\} \omega_{tj}(\theta_i(k)) \quad (5)$$

其中  $\omega_{tj}(\theta_i(k))$  指示联合事件  $\theta_i(k)$  中是否包含测量  $j$ ,  $Z^k$  表示前  $k$  个周期的测量集。

状态更新方程为

$$\hat{X}_t(k|k) = \hat{X}_t(k|k-1) + K_t(k)V_t(k) \quad (6)$$

其中  $\hat{X}_t(k|k)$  为目标  $t$  在  $k$  时刻状态估计,  $\hat{X}_t(k|k-1)$  为  $k$  时刻状态预测,  $K_t(k)$  为增益矩阵,  $V_t(k)$  为组合新息:

$$V_t(k) = \sum_{j=1}^{m(k)} \beta_{tj}(k)V_{tj}(k) \quad (7)$$

$m(k)$  为第  $k$  周期的测量数,  $V_{tj}(k)$  是第  $j$  个测量在  $k$  时刻的新息,  $\beta_{tj}(k)$  是第  $j$  个测量源于目标的联合概率。

## 2.2 多传感器联合概率数据关联 (MSJPDA)

将单传感器 JPDA 推广到多传感器系统得到 MSJPDA。MSJPDA 有两种处理结构: 并行结构和顺序结构, 文中采用易于理解和实现的顺序结构。顺序处理结构 MSJPDA 实际上是 JPDA 的串连, 第一个传感器的测量用来为每个目标计算第一个中间状态估计  $X_1^t(k|k)$ , 下一个传感器测量用来改进这个中间的状态估计, 直到处理完第  $N$  个传感器测量数据为止, 最后得到各个目标的状态估计值<sup>[8]</sup>。

顺序 MSJPDA 算法结构如图 1 所示。

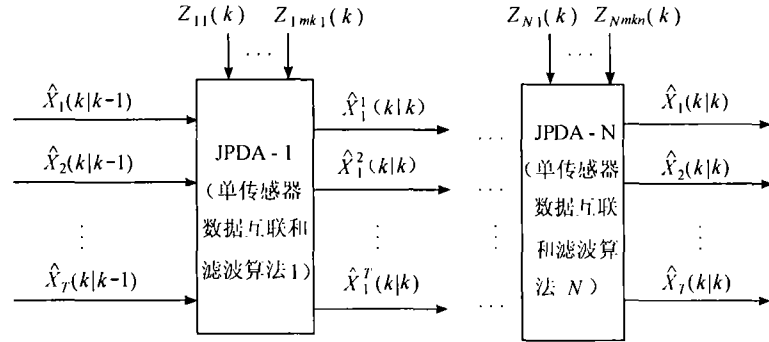


图 1 顺序 MSJPDA 结构图

顺序 MSJPDA 状态更新方程为

$$\hat{X}_i^t(k|k) = \hat{X}_{i-1}^t(k|k) + K_i^t(k) \sum_{i=0}^{mki} \beta_{i,i}^t(k) [Z_{i,i}^t(k) - H_i(k) \hat{X}_{i-1}^t(k|k)] \quad (8)$$

其中  $\hat{X}_i^t(k|k)$  为传感器  $i$  的测量数据处理后的状态估计中间结果。

其初始状态:

$$\hat{X}_0^t(k|k) = \hat{X}_t(k|k-1) \quad (9)$$

最终状态:

$$\hat{X}_N^t(k|k) = \hat{X}_t(k|k) \quad (10)$$

### 2.3 MSJPDA 计算复杂度分析

由 2.1 和 2.2 节中的描述可以看出: 计算主要集中在计算目标-测量后验关联概率  $\beta_{ij}$ 。而  $\beta_{ij}$  的计算:  $\beta_{ij}(k) = \sum_{\theta(k)} P\{\theta_i(k)|Z^k\} \omega_{ij}(\theta_i(k))$ , 取决于互联事件的可能概率  $P\{\theta_i(k)|Z^k\}$  的计算和事件空间  $\theta(k)$  中互联事件  $\theta_i(k)$  的数量。计算  $P\{\theta_i(k)|Z^k\}$ :

$$P\{\theta_i(k)|Z^k\} = \frac{1}{C} \frac{\phi!}{V\phi} \tau_j \times \prod_{j=1}^{m(k)} (N[V_j(k)])^{\tau_j} \prod_{t=1}^T (P_D)^{\delta_t} (1-P_D)^{1-\delta_t}$$

取决于目标和测量的数目。同样, 互联事件的数量也取决于目标和测量的数目。设目标数为  $n$ , 测量数为  $m$ , 下面分别给出计算  $\beta_{ij}$  时加法  $A$  和乘法  $M$  的数量与目标数  $n$  和测量数  $m$  的关系。

计算  $P\{\theta_i(k)|Z^k\}$  时:  $A = O(n)$ ,  $M = O(m \cdot n)$ ,  $O$  表示计算复杂度在其参数的数量级上。计算  $\theta(k)$  中互联事件  $\theta_i(k)$  的数量时: 最坏情况 (测量全部落于交叠区) 下数量为  $(\min(m, n) + \min(0, m - n) + 1)!$ ; 平均情况 (交叠区有 2-3 个公共测量) 下数量为  $(< 4^n)$ ; 则平均情况下计算  $\beta_{ij}$  时加法和乘法的复杂度为  $A = O(n \cdot 4^n)$ ,  $M = O(m \cdot n \cdot 4^n)$ 。

由这个结果我们可以得到计算量随着目标数量的增加而成指数次幂增加, 在目标密集时计算量非常大以至于不能满足实时性要求。因此这里提出一种近似的 MSJPDA 法, 来提高实时性。

## 3 近似 MSJPDA 及改进

对上面的计算均是同一聚内的计算, 聚的定义是: 相关门相互之间有交叠的目标的集合。

在交叠的公共测量数至少为 1。文献 [4] 中 B. Zhou 提出了一种直接计算  $\beta_{tj}$  的算法, 其中主要思想是: 在目标密集程度中等的情况下, 即在聚中目标数较少时, 直接由完全 MSJPDA 推算出由  $P_{tj}$  计算  $\beta_{tj}$  的公式, 如此就不需要生成互联假设事件而减少计算时间。在目标密集时提出了一种近似的计算  $\beta_{tj}$  的方法, 算法思想是: 仅考虑目标在同一聚中的与目标交叠的邻近目标而形成互联假设事件, 而忽略聚中其他的目标。由这两种算法思想可以得到, 要减少互联事件的数量, 首先要减少聚中的目标数量。因此提出一种新构造聚的方法, 并把它应用于中等及密集目标环境下的 MSJPDA, 得到新的近似 MSJPDA(AMSJPDA) 方法。

### 3.1 近似聚的定义

重新对聚进行定义: 聚是以一个目标为中心的一系列目标及测量的集合, 聚中除中心外的目标均与中心目标有相关门的交叠, 且交叠区中至少有一个公共测量。如此定义后即使是在密集目标环境下一个聚中的目标数也不会太大(一般不会超过 4 个)。聚中的目标数减少了, 则构造互联假设事件时的事件数也就相应的减少了。

近似聚间可以有交叠, 但中心是互不相同的。每一个近似聚的计算都可以独立地进行, 即在计算一个目标的状态估计时不考虑不与其交叠的其他目标的相互关系。每一个聚只对一个目标(即中心目标)进行计算, 聚中其他目标认为是辅助计算目标。

### 3.2 AMSJPDA 算法

AMSJPDA 算法是基于近似聚的 MSJPDA, 由 MSJPDA 及 DC 计算  $\beta_{tj}$  的方法, 可得到: 设聚中目标数为  $n$

$$(1) \quad n = 1 \text{ 时: } \left. \begin{array}{l} \beta_{tj} = P_{tj} \\ \beta_{t0} = P_0 \end{array} \right\}, \quad j = 1, 2, \dots, m.$$

其中  $P_{tj}$  为测量  $j$  和目标  $t$  的关联先验概率, 它服从以目标预测为中心的高斯分布;  $P_0$  为没有测量与目标关联的概率。

$$(2) \quad n > 1 \text{ 时: } \left. \begin{array}{l} \beta_{tj} = P_{tj} \cdot F_{tj} \\ \beta_{t0} = P_0 \cdot F_{t0} \end{array} \right\}, \quad j = 1, 2, \dots, m; \quad t = 1, 2, \dots, n.$$

其中  $F_{tj}$  是计算  $\beta_{tj}$  时  $P_{tj}$  的权重, 实际上是一个聚中其它目标对计算此关联概率的相关性。 $F_{tj}$  的计算:  $F_{tj} = \sum_{i \in B} \sum_{l=1, l \neq j}^m P_{il} = P_0 + \sum_{i \in B^t} \sum_{l=1, l \neq j}^m P_{il}$ , 其中  $B$  和  $B^t$  是聚中目标的集合,  $B$  中包含  $t=0$ ,  $B^t$  中不包含。

(3) 最后, 将  $\beta_{tj}$  归一化处理:  $\beta_{tj} = \frac{1}{c} \cdot \beta_{tj}$ ,  $c = \sum_{j=0}^m \beta_{tj}$ ,  $m$  为聚中测量数目。

如此计算出  $\beta_{tj}$  后, 再由  $\hat{X}^t(k|k) = \sum_{j=0}^m \beta_{tj}(k) \hat{X}_j^t(k|k)$  就可得到目标的状态估计, 其中  $\hat{X}_j^t(k|k)$  是用测量  $j$  更新目标  $t$  状态后得到的状态估计。它可以用卡尔曼滤波得到:  $\hat{X}_j^t(k|k) = \hat{X}^t(k|k-1) + K(k)v_j(k) = \hat{X}^t(k|k-1) + K(k)[Z_j(k) - H(k)\hat{X}^t(k|k-1)]$  其中的  $K(k)$ ,  $H(k)$  等的意义与第 2 节中的相同。

## 4 实验分析

用第 3 节中的计算方法计算目标状态估计, 可得到方法简单性能较优的 AMSJPDA。

在有杂波的环境下 ( $2 \times 10^{-5}/\text{km}^3$ ), 对目标批次分别为 10 批, 60 批, 100 批时进行点迹-航迹关联的仿真实验, 对近似联合概率航迹关联算法和最近邻关联算法进行比较, 给出了关联后融合航迹与真实航迹的误差, 关联正确率以及关联部分耗时情况进行仿真结果。

仿真条件: 仿真空域为  $1000\text{km} \times 1000\text{km} \times 10\text{km}$ , 为保证目标在规定的空域内能被至少一个雷达探测到, 现将雷达均匀分布在  $1000\text{km} \times 1000\text{km}$  的地面上, 每部雷达探测范围为  $80\text{km}$ , 距离测量误差为  $100 \sim 200\text{m}$ , 方位角测量误差为  $0.1 \sim 0.2^\circ (\approx 1.75 \sim 3.5\text{mrad})$ , 俯仰角测量误

差为  $0.2^\circ$  ( $\approx 3.5 \sim 5.25\text{mrad}$ ), 扫描周期为 8s, 任两部雷达间相距 50km。关联误差比较图, 如图 2、图 3 所示。

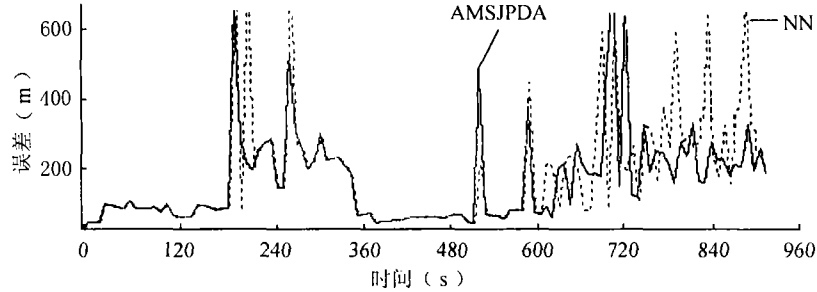


图 2 60 批 NN 法与 AMSJPDA 法航迹误差比较图

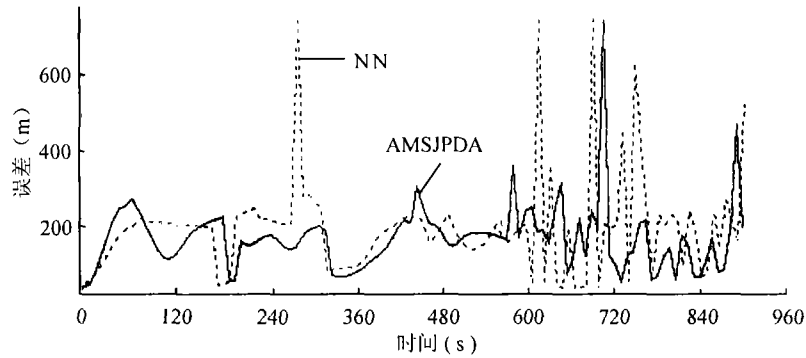


图 3 100 批 NN 法与 AMSJPDA 法航迹误差比较图

表 1 两种方法的关联正确率和耗时的比较

	10 批		60 批		100 批	
	关联正确率 (%)	耗时 (ms)	关联正确率 (%)	耗时 (ms)	关联正确率 (%)	耗时 (ms)
NN 法	93	1	84.6	280	73.3	524
AMSJPDA	98.5	8	96.7	316	82.3	765

由仿真结果可得 AMSJPDA 法关联正确率较 NN 法高, NN 法时耗较 AMSJPDA 法少 (见表 1)。在目标批次增加时 NN 法关联正确率明显下降, 并且在目标批次达到 80 批以上时, 航迹交叉较多, 关联情况较为复杂, NN 法的关联正确率下降到 80% 以下, 不能满足系统需求。而 AMSJPDA 法时耗虽比 NN 法多, 但能在时间片内完成关联, 并为属性关联及识别推理预留了足够的时间, 可以满足系统实时性要求。更重要的是, AMSJPDA 的关联正确率在 100 批目标时仍能达到 80% 以上, 适用于目标批次多的数据融合系统。

## 5 结束语

MSJPDA 算法在理论上数据关联效果好, 但其实时性差, 不适于工程应用。使用 AMSJPDA 算法能简化密集目标环境下联合概率的计算, 在实时性要求高的情况下性能较好, 适于工程中数据关联的应用实现。AMSJPDA 也有不足, 它未考虑聚中除中心目标外其它目标间的交互作用, 这使得关联有一定误差, 获得的状态估计也只能是次优的, 但一般情况下这种次优解在工程中是可以满足要求的。

## 参 考 文 献

- [1] Y. Bar-Shalom, Tracking methods in a multi-target environment, IEEE Trans. on Automatic Control, 1978, AC-24(4), 618-626.
- [2] Y. Bar-Shalom, T. E. Fortman, Tracking and Data Association, New York, Academic Press, 1988, 26-31.
- [3] S. Deb, M. Yeddanapudi, K. Pattipati, Y. Bar-Shalom, A generalized S-D assignment algorithm for multi-sensor multi-target state estimation, IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1997, AES-33(2), 523-537.
- [4] B. Zhou, N. K. Bose, Multitarget tracking in clutter: Fast algorithms for data association, IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1993, AES-29(2), 352-363.
- [5] J. A. Rocker, A class of near optimal JPDA algorithms, IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1994, AES-30(2), 504-510.
- [6] L. Fisher, P. Casasent, Fast JPDA multitarget tracking algorithm, Applied Optics, 1989, 28(2), 371-376.
- [7] 田科钰, 钟恢扶, 一种新的联合概率数据互联算法, 现代雷达, 1999, 21(4), 36-42.
- [8] 何友, 王国宏, 陆大铨, 彭应宁, 多传感器信息融合及应用, 北京, 电子工业出版社, 2000, 第一版, 78-92.

APPROXIMATE MULTI-SENSOR MULTI-TARGET JOINT  
PROBABILISTIC DATA ASSOCIATION ALGORITHM  
APPLICABLE TO COMPLEX INFORMATION FUSION SYSTEM

Liu Chengxia      Wang Baoshu

*(School of Computer Science, Xidian University, Xi'an 710071, China)*

**Abstract** To reduce the incorrect association rate using NN (Nearest Neighbor) algorithm in complex environment in clutter, a new plot-track association algorithm—Approximate Multi-Sensor multi-target Joint Probabilistic Data Association (AMSJPDA) is presented in the paper. It uses all the measurements in the tracking gate and every measurement has its own power. Added the measurements multiplied by their power the near optimal track estimation is achieved. AMSJPDA, based on the Approximate probabilistic Computing (AC) and Direct probabilistic Computing (DC) brought forward by B. Zhou, is the amelioration of MSJPDA and demands less time than MSJPDA. It meets the need of large scale plates and the real-time performance of data fusion system. At the end of the paper the comparison result of AMSJPDA and the NN is given.

**Key words** AMSJPDA (Approximate Multi-Sensor multi-target Joint Probabilistic Data Association), NN (Nearest Neighbor), Data fusion

刘城霞: 女, 1978年生, 硕士生, 研究方向: 信息融合, 人工智能.

王宝树: 男, 1940年生, 西安电子科技大学计算机学院院长, 教授, 博士生导师, 研究方向: 信息融合, 自动控制, 人工智能.