

An Improved Target Tracking Data Association Algorithm

ZUO Xiangang, YU Zhou

Department of Information Engineering, Henan Institute of Science and Technology, Xinxiang, China

e-mail: zuoxg2002@163.com, yuzhou@tom.com

Abstract: For the Joint Probabilistic Data Association (JPDA), which complexity is outstandingly increased with increased targets and measurements. To reduce the expense of memory and the time for JPDA, a new improved JPDA algorithm was introduced for data association. Firstly, in this new method, removing the small probability events by selecting the right threshold values of the targeting gate; secondly, fade the probability density of association events according to the association probability of the targets in the targeting gate, after that compute the association probability of the targets. The theory analysis and computer simulation show that this algorithm can keep the rate of success of the target tracking with low CPU computing time.

Keywords: target tracking; association probability; joint probabilistic data association; Monte Carlo

一种改进的目标跟踪数据关联算法

左现刚, 余周

河南科技学院信息工程学院, 新乡, 中国, 453003

e-mail: zuoxg2002@163.com, yuzhou@tom.com

【摘要】联合概率数据关联算法 (JPDA) 的复杂度会随着目标和观测值的增加而显著增长。为了减少 JPDA 算法所需要的存储空间和计算时间, 文中提出了一种改进的联合概率数据关联算法 (I-JPDA)。它首先通过合理选取跟踪门限的阈值, 去除小概率事件, 再根据跟踪门内目标的关联概率对关联事件的概率密度值进行衰减, 计算出跟踪门内各目标的关联概率。经理论分析和仿真试验, 证明了该方法在保证跟踪成功率的同时, 具有算法简单、计算量小等优点。

【关键词】目标跟踪; 关联率; 联合概率数据关联; 特卡洛

1 引言

近年来随着科学技术的发展, 目标跟踪环境越来越复杂, 如何在满足一定计算量的约束下, 精确可靠地跟踪目标始终是目标跟踪系统设计的主要目的。而该领域的一个研究重点就是数据关联问题, 其核心是怎样计算由被跟踪目标回波和多余回波构成的各种可能目标轨迹的概率。以此为基础, 可以构成不同的关联算法, 如“全邻”算法、概率数据关联 (PDA) 算法、联合概率数据关联算法 (JPDA)^[1,5-7]、两点式数据关联算法^[2]、多假设跟踪算法 (MHT)^[3] 和基于智能理论的算法, 其中有代表性的是联合概率数据关联算法 (JPDA)。数据关联算法的设计不仅要考虑算法的精度, 还要考虑计算量的问题。数据关联和目标状态估

计是目标跟踪系统的两个核心组成部分, 而数据关联的结果直接影响到目标状态估计的性能, 因此倍受人们的关注。

2 数据关联算法

在1973年, Singer和Sea推广和发展了一种利用先验统计特性估计相关性能的最优跟踪滤波器即最近邻数据关联滤波 (NNDA)。

其工作原理是先设置跟踪门, 以跟踪门初步筛选所得到的回波为候选回波, 限制参与相关判别的目标数目。所谓“最近”表示统计距离最小或者残差概率密度最大。跟踪门大小的设计应保证以一定的概率接收正确回波, 落入跟踪门内的量测即作为候选回波, 也就是看目标的量测值 $z(k+1)$ 是否满足:

$$[z(k+1) - \hat{z}(k+1|k)]^T S^{-1}(k+1)[z(k+1) - \hat{z}(k+1|k)] = v^T(k+1)S^{-1}(k+1)v(k+1) \leq g \quad (1)$$

式中，目标预测位置 $\hat{z}(k+1|k) = H \cdot \hat{x}(k+1|k)$ ， $v(k+1) = z(k+1) - \hat{z}(k+1|k)$ 表示新息， $S(k+1)$ 表示 $v(k+1)$ 的协方差， g 为跟踪门限值。

若落入相关波门内的量测值只有1个，该量测值可被直接用于航迹更新；但若有一个以上的回波落在被跟踪目标的相关波门内，此时要取统计距离最小的候选回波作为目标回波，也就是使新息加权范数：

$$d^2(z(k+1)) = [z(k+1) - \hat{z}(k+1|k)]^T S^{-1}(k+1)[z(k+1) - \hat{z}(k+1|k)] \quad (2)$$

达到极小的量测。 $d(z(k+1))$ 表示 $\hat{z}(k+1|k)$ 与有效回波 $z(k+1)$ 之间的距离。

该方法最大的特点就是便于实现，计算量小，便于编程实现，适合于信噪比高、目标密度小的条件。但当杂波密集，波门内出现多个回波时选择不正确配对的概率高，使下一步量测产生进一步的误差，甚至使滤波器输出的结果无效，因此如果在高杂波环境下有多个目标机动，这不是最佳的选择。

目前，在杂波干扰环境中，跟踪单目标的数据关联算法中最有代表性的是概率数据关联算法（PDAF），该方法是一种次最优贝叶斯法，由 Bar-Shalom 和 Jaffer 在 1972 年首先指出，有必要利用位于跟踪门内的所有回波以获得所有可能的后验信息。在此基础上 Bar-Shalom 和 Tse 在 1975 年提出了概率数据关联(PDA)算法。其基本思想是：假设在密集杂波环境下仅有一个目标存在，而且这个目标的航迹已经形成。如果每个时刻的有效回波只有一个，则问题就变为经典的卡尔曼滤波问题。但是，在杂波环境下，由于随机因素的影响，在任意时刻，某一给定目标的有效回波往往不止一个。该方法最大的优点是其最大存储量与标准卡尔曼滤波器几乎相等而且基本不变，计算量不大，容易实现，但存在跟踪不准确、要求的先验知识过多、容易引发数据爆炸等缺陷。主要思想在于它是全面考虑了跟踪门内的所有候选回波，通过计算位于跟踪门内的所有回波的加权平均来更新目标航迹。然后根据大量的相关情况计算出各概率加权系数及所有候选回波的加权之和，最后利用它来更新目标的状态。

当跟踪门内平均杂波数大于两个时，该算法将有可能产生错误的数据关联，从而导致目标丢失。不过经研究发现，在目标匀速或匀加速运动期间，该方法

可以较好的实现目标的跟踪和数据的关联，可是当目标出现机动尤其是强机动的时候，就容易产生数据关联错误，这是因为PDA算法的实质是计算多回波的统计中心。它是所有有效回波的加权平均，各权重的大小与该回波和目标预测之间的距离，即新息的大小紧密相关，当目标出现强机动时，由于密集杂波干扰，真实目标回波新息也将增大，从而它的关联概率将减小，这又必然导致真实目标回波新息的进一步增大，最终导致关联失败和目标丢失，所以单用PDA关联方法，不能有效解决密集杂波干扰环境下的机动目标跟踪中的数据关联问题。因此有人提出了基于“当前”统计模型的交互式多模型的概率数据关联算法（IMMPDA），其基本思路是利用概率数据关联处理多余回波，同时利用交互式多模型算法处理目标的机动问题，而且将机动目标“当前”统计模型引入其中，该方法对于处理密集杂波环境中的单目标具有很好的效果。

数据关联算法中另外一个最具代表性的是联合概率数据关联算法(JPDA)，该算法是基于贝叶斯理论在PDA的基础上改进而成的，它的优点是不需要目标和杂波的任何先验信息，在计算互联概率时将目标、量测之间的关联作为个整体考虑。与PDA算法类似，联合概率数据关联（JPDA）也是只计算最新的对于不同目标的测量 $z(k)$ 的集合，这里 $z(k)$ 的定义与PDA相同，这是一种非后向描述逼近方法，每个目标都有如(3)式所示的状态方程和(4) 式所示的预测方程

$$X(k+1) = \Phi(k)X(k) + W(k) \quad (3)$$

$$Z(k) = H(k)X(k) + V(k) \quad (4)$$

所描述的动态模型，对于不同运动目标，模型不必都一样。对于每个目标的状态估计和PDAF中描述的一样，但测量目标的相关概率是用不同的方法即联合交叉目标（Jointly across the targets）方法来计算的。JPDA算法的关键，是依赖于与现在时刻 k 有关系的下述联合相关事件的条件概率的算法：

$$\Theta = \prod_{j=1}^{m_k} q_{jt_j} \text{ 其中 } q_{jt_j} = \{\text{测量}j \text{ 源于目标}t\};$$

$$j = 1, 2, \dots, L, m_k; t = 0, 1, L, t \quad (5)$$

该方法首先引进了聚矩阵的概念。聚矩阵被定义为彼此相交的跟踪门的最大集合，目标按不同的聚矩阵分为不同的集合。对于每一个这样的集合，总有一个二元聚矩阵与其关联。从聚矩阵中得到有效回波和

杂波的全排列和所有的联合事件，进而通过联合似然函数来求解关联概率。

算法首先对量测与目标进行粗关联，各目标通过其波门得到各自的用聚矩阵表示的候选量测集合，其次根据以下关联原则产生所有的联合关联事件：

- ① 一个量测只有一个源(真实目标或杂波)。
- ② 一个目标至多产生一个量测。

联合关联事件 $q(k)$ 的后验概率 $P(q(k) | Z^k)$ 为

$$P(q(k) | Z^k) = \frac{f!}{c} \prod_{j=1}^{m_k} \left\{ N[Z_j(k); Z_{t_j}(k/k-1), S_{t_j}(k)] \right\}^{t_j} \prod_{t=1}^T (P_D^t)^{d_t} (1-P_D^t)^{1-d_t} \quad (6)$$

f 为联合关联事件中的杂波数目，服从泊松分布， $t_j, j=1, \mathbf{L}, m_k$ 为二元量测关联指示变量， $d^t, t=1, \mathbf{L}, T$ 为二元目标关联指示变量， P_D^t 为目标 t 的探测概率。获得 $P(q(k) | Z^k)$ 后， $\forall j=1, \mathbf{L}, m_k; t=1, \mathbf{L}, T$ ，则有量测 $Z_j(k)$ 与目标 t 的关联概率 $b_j^t(k)$ 为

$$b_j^t(k) = \sum_{q(k)} P(q(k) | Z^k) w(q(k)) \quad (7)$$

若联合关联事件 $q(k)$ 包含量测 $Z_j(k)$ 为目标 t 的回波这一假设，则 $w(q(k))$ 为1；否则为0。

联合概率数据关联方法以其优良的相关性能引起人们的高度重视。是目前理论上最完善的一种方法，从理论上说，JPDA算法已基本解决了多目标数据关联问题，它与滤波理论的结合，奠定了现代多目标跟踪理论及应用的基础。由于要构造所有可能联合关联事件并计算其概率，随着目标和回波数目的增加，其联合关联假设数目急剧增长，运算量会出现组合爆炸现象^[1]。此外该算法在密集目标环境下容易发生航迹合并现象。这两个问题制约了JPDA算法的推广及应用，如何在保持算法性能的同时降低计算负荷以及限制航迹合并发生一直是JPDA算法研究的重点。近年来，为了降低JPDA算法的计算量，学者们提出了多种次优、快速算法，其重点主要集中在两个方面：

① 是否搜索所有可行的联合关联事件并评估其概率。

② 如何快速地构造所有可行联合关联事件并提高关联概率的计算速度。

3 改进的数据关联算法

通过前面的讨论研究可知：JPDA算法对落入多个目标预测波门内的公共量测点的处理考虑了所有可能

的各种小联合概率事件，这样会加大算法的计算量，使跟踪的实时性变差，实际上所有这些联合互连事件中，有些事件发生的概率是很小的，以至于可以忽略。

在此思想基础上，为克服已有关联算法的缺点，保留各自的优点，本文提出了一种改进的数据关联算法——I-JPDA (Improved JPDA)。该算法对小概率事件进行衰减，在保持跟踪精度和JPDA算法大致相当的情况下减少了算法的运行时间，提高了对目标跟踪的实时性。

假定在 k 时刻，雷达在其探测区域要跟踪 m 个目标，并接收到 $m(k)$ 个量测，即 $i=1, 2, \mathbf{L}, m$ ； $j=1, 2, \mathbf{L}, m(k)$ 。

具体步骤如下：

① 确定量测点 j 与已知目标 i 互连的所有简单事件，判断并确定各目标跟踪波门内的公共点迹—航迹对 $\{Z_j(k), i\}$ ，计算量测 j 落入目标 i 的跟踪门内的概率 $P_j^i(k)$ ；

$$P_j^i(k) = \begin{cases} P_D N[d_j^i(k); 0; S^i(k)] & w_j^i(k) = 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

$$P_0^i(k) = l(1-P_D) \quad (9)$$

在式(8)和式(9)中： l 是杂波密度； P_D 是雷达检测概率； d_j^i 为第 j 个回波对第 i 个目标估计的残差，即 $d_j^i = Z_j(k) - \hat{Z}^i(k)$ ； $N[d_j^i(k); 0; S^i(k)]$ 则是具有零均值、协方差为 S^i 的正态分布密度函数； $w_j^i(k)$ 表示第 j 个回波 $Z_j(k)$ 来自第 i 个目标的可能性(可能为1，也可能为0)。

② 对各目标跟踪波门内公共点迹 $Z_n(k)$ 的概率密度值 $P_n^i(k)$ 进行衰减，既

$$P_n^i(k) = P_n^i(k) \frac{P_n^i(k)}{\sum_{i_n} P_n^i(k)} \quad (10)$$

其中 i_n 表示有公共点迹 $Z_n(k)$ 的目标， $P_n^i(k)$ 表示第 n 个公共回波落入目标 i_n 的跟踪门内的概率密度。

③ 根据PDA算法，计算互连概率 b_j^i 和 b_0^i

$$b_j^i(k) = \frac{P_j^i(k)}{\sum_j P_j^i(k) + P_0^i(k)}; \quad i=1, 2, \dots, m; \quad j=1, 2, \dots, m(k) \quad (11)$$

$$b_0^i(k) = \frac{P_0^i(k)}{\sum_j P_j^i(k) + P_0^i(k)} \quad (12)$$

④ 对落入各目标跟踪门内的公共点迹的互连概率

进行衰减, 即

$$b_n^{i_n}(k) = b_n^{i_n}(k) \frac{b_n^{i_n}(k)}{\sum_{i_n} b_n^{i_n}(k)} \quad (13)$$

⑤利用PDA算法, 计算新的互联概率 b_j^i 和 b_0^i , 即

$$b_j^i(k) = \frac{b_j^i(k)}{\sum_j b_j^i(k) + b_0^i(k)}; i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,m(k) \quad (14)$$

$$b_0^i(k) = 1 - \sum_{j=1}^{m(k)} b_j^i(k) \quad (15)$$

I-JPDA算法对落入多个目标跟踪门内的公共点迹的 $P_n^i(k)$ 及其互联概率 $b_n^{i_n}(k)$ 分别进行衰减。其中概率权值 $P_j^i(k)$ 的衰减体现了最近邻思想, 衰减的程度与公共点迹和目标的统计距离成反比。对公共点迹的概率权值衰减后求出的互联概率 $b_j^i(k)$ 的衰减可以这样理解: 假设目标 i_1 的跟踪门内有若干个候选量测点, 而目标 i_2 只有一个候选量测点 j , 且目标 i_1 和 i_2 的公共点迹就是量测点迹 j , 那么无论 $P_j^{i_1}$ 和 $P_j^{i_2}$ 那个大, 在经过衰减后, 由式(11)和式(12)可知 $b_j^{i_2}(k) \geq b_j^{i_1}(k)$, 在对互联概率进行衰减后, 由式(14)和式(15)可知 $b_j^{i_2}(k) \gg b_j^{i_1}(k)$, 就说明第 j 个回波来自目标 i_2 的概率远远大于第 j 个回波来自目标 i_1 的概率。

因此该算法的计算量随着公共点迹数以及目标航迹跟踪波门内包含公共量测 j 的目标数的增加呈线性增长, 体现了联合概率数据互联的思想特点: 既考虑量测点与目标航迹的相互关联, 又考虑目标与目标之间的相互关联。由于对小概率事件进行了衰减, 因此I-JPDA算法的计算量小, 在实现速度上要优于JPDA算法。

4 结果与分析

为了检验新算法的跟踪性能, 本文对其进行了Monte Carlo仿真实验, 并与JPDA算法进行了对比。在说明问题的前提下, 假设跟踪两个目标, 其运动轨迹如表1所示。仿真中还假定: 随机均匀分布的杂波落入跟踪区域内的数量服从泊松分布; 如果目标状态估计偏离真实航迹0.3km时, 则目标失跟; 量测数据仅提供目标在二维直角平面空间上的信息; 使用椭圆跟踪门。

跟踪过程中的参数设置如下: 采样间隔 $T = 1s$, 状态噪声方差 $s_w = 0.001km$, 量测噪声方差 $s_v = 0.05km$, 机动频率 $a = 0.02$; 检测概率 $P_d = 0.95$, 跟踪门限

$g = 15$, 杂波密度 $l = 0.03 / km^2$, 门概率 $P_g = 0.95$ 。

Table 1. Moving path of each target
表1. 各个目标的运动轨迹

目 标 序 号	起始位置(km)		速度(m/s)		加速度(m/s ²)	
	x_0	y_0	v_x	v_y	a_x	a_y
1	5	16	60	0	6	0
2	7	10	30	55	0	12

仿真中, 对两个目标的位置进行了100次Monte Carlo仿真, 结果如图1、图2, 两个图分别给出了各个目标的均方根误差(Root Mean Square Error简称RMSE)对比。

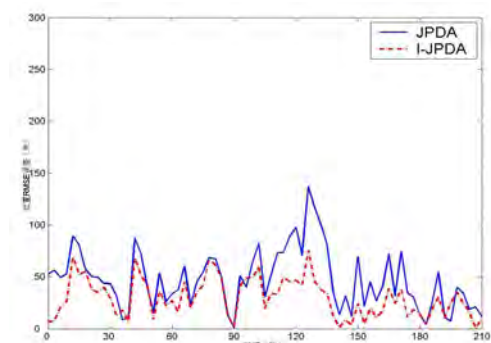


Figure 1. Position RMSE contrast of the goal 1
图1. 目标1的位置RMSE对比

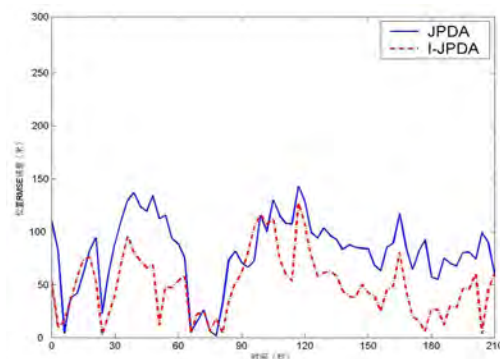


Figure 2. Position RMSE contrast of the goal 2
图2. 目标2的位置RMSE对比

通过仿真, 对I-JPDA算法和JPDA算法在跟踪成功率(指100次Monte Carlo实验中不丢失对单个目标跟踪的实验次数)和占用CPU的时间方面进行了对比, 其对比结果如表2和表3所示。

Table 2. Contrast table of the two algorithm track success ratio

表2. 两种算法跟踪成功率对比表

	机动目标 (单位%)	非机动目标 (单位%)
JPDA 算法	96.5	98.5
I-JPDA 算法	94.2	95

Table 3. Contrast table of the two algorithm occupancy CPU

表3. 两种算法占用CPU时间对比表

	机动目标 (单位 s)	非机动目标 (单位 s)
JPDA 算法	1.15	1.65
I-JPDA 算法	0.45	0.74

5 结束语

从仿真结果可以看出, I-JPDA算法中计算关联需要的时间要小于JPDA算法, 位置的跟踪误差和JPDA算法相比基本相当。因此, 在杂波环境下, I-JPDA算法能更实时、有效地完成目标跟踪任务。

References (参考文献)

- [1] QIN Weihua, HU Fei, QIN Chaoying. Improving JPDA(Joint Probabilistic Data Association)Algorithms[J],Journal of North-western Polytechnial University, 2005, 23(2),P276-279 (Ch).
秦卫华,胡飞,秦超英.一种简化的联合概率数据关联算法[J].西北工业大学学报,2005,23 (2):276-279.
- [2] LI Hui, ZHANG An, ZHAO Min.Multiple Maneuvering Target Tracking Based on Two-Scan Data Association[J], *Acta Electronica Sinica*. 2005,33(12):2125-2129(Ch).
李辉,张安,赵敏等.基于两点式数据关联算法的多机动目标跟踪[J].电子学报,2005,33(12):2125-2129.
- [3] WANG Cheng,LI Shaohong,HUANG Huai,Multi-Target Measure Data Association in the Multiple Passive Radar System[J]. *Acta Electronica Sinica*. 2002, 30(12): 1857-1860(Ch).
王成,李少洪,黄愧.多站被动雷达系统的多目标测量数据关联[J].电子学报,2002,30(12):1857-1860.
- [4] Guo Yangming, Qin Weihua, Zhai Zhengjun, Jiang Hongmei. A Real-Time Algorithm of Data Association for Multitarget Tracking[J]. *Journal of Northwestern Polytechnial University*, 2007,25(5),P699-672 (Ch).
郭阳明,秦卫华,翟正军,姜红梅.多目标实时跟踪的一种数据关联算法[J].西北工业大学学报,2007,25 (5):699-672.
- [5] YUAN Gang-cai, WU Yong-qiang Fast Algorithm for Data Association in Dense Clutter Fast Algorithm for Data Association in Dense Clutter[J]. *Journal of System Simulation*, 2006, 18 (3):562-564 (Ch).
袁刚才,吴永强.密集杂波环境下的快速数据关联算法[J].系统仿真学报, 2006, 18 (3):562-564.
- [6] ZHOU Hongren,JING Zhongliang,WANG Peide.Moving Target Tracking[M].BEI Jing:National defense industry publishing house,1991.
周宏仁,敬忠良,王培德.机动目标跟踪[M],北京:国防工业出版社,1991.