

广义概率数据关联算法

潘 泉¹, 叶西宁², 张洪才¹

(1. 西北工业大学自动化学院, 陕西西安 710072; 2. 华东理工大学信息工程学院, 上海 200237)

摘 要: 随着跟踪环境、跟踪对象和跟踪系统的不断变化、发展, 目标与量测已很难仅仅以一一对应的关联关系来描述, 这使得多目标跟踪中数据关联这一核心问题更具挑战. Jesus Garcia, T. Kinubarajan 和 Bar Shalom 等学者从智能方法或重复使用一对一分配 JPDA 等方面进行了研究, 取得一定成效, 但计算量和性能均未达到理想效果. 本文首先提出更符合实际情况的新的目标与量测相关联的可行性规则, 给出广义联合事件的一种分割与组合方法, 利用贝叶斯法则推导出了—种全局次优的广义概率数据关联算法 (Generalized Probability Data Association, GPDA). 通过本文设计的各种典型环境的仿真计算表明, GPDA 算法的性能在目标与量测无论是否在一一对应的情况下, 全面优于 JPDA 算法, 且由于新算法的设计技巧, 使计算量和存储量也大大小于 JPDA 算法, 为发展同时具有良好实时和关联性能的多目标跟踪算法给出了新的尝试.

关键词: 多目标跟踪; 数据关联; 广义联合事件; 广义概率数据关联

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 03-0467-06

Generalized Probability Data Association Algorithm

PAN Quan¹, YE Xi ning², ZHANG Hong cai¹

(1. Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China;

2. Institute of Information Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract: With the change and development of modern multi-target tracking system, it is very difficult to deal with data association problems simply using the feasible rule based on the hypothesis in which the association of measurements with targets is one to one correlated to each other, as is commonly used in JPDA. We have noticed that T. Kinubarajan and Bar Shalom *et al.* gave some new results trying to solve the problem. But the performance, especially the computing burden of the algorithm can not be satisfied by most real time systems. In this paper, we put forward a new feasible rule which is more suitable for practical environment of multi target tracking system. Based on the new feasible rule, we define a new concept of generalized joint event. We present a method to segment the generalized joint event set into two generalized event sets and then a combination method with the two sub sets is put forward. A Generalized Probability Data Association (GPDA) algorithm is deduced by using Bayesian rule. Additionally, we analyze the performance of GPDA algorithm in various given tracking environments by using Monte Carlo simulation. We compare the computation burden and computing memory with JPDA algorithm. All simulation results show that the performance of GPDA is superior to that of JPDA, and the algorithm has much smaller computation burden than JPDA.

Key words: multi target tracking; data association; generalized joint event; generalized probability data association

1 引言

数据关联是多目标跟踪的核心问题之一. 目前, 有多种关联算法, 有基于贝叶斯理论、证据理论、智能 (包括模糊、神经网络、遗传算法等) 理论的等等. 其中基于贝叶斯理论的关联算法仍然是该类算法的主流. Bar Shalom 提出的概率数据关联 (PDA) 是一种简单和有效的单目标数据关联算法^[1]. 随后, 针对多目标情况, 他又提出了一种 PDA 的扩展方法—联合概率数据关联 (JPDA), 该算法一直是公认的精度较好的经典数据关

联方法. 人们根据实际问题不断提出 JPDA 一些改进方法, 如 JPDA 的精确最近邻版 (ENNPDA)^[2], 耦合概率数据关联 (CPDA) 算法^[2], 联合综合概率数据关联 (JIPDA) 算法^[3] 和综合 JPDAF (IJPDA) 算法^[3] 等. 由于 JPDA 方法的弱点是随目标和回波的增长, 算法的计算量过大, 在实际多目标数据处理系统中, 很难满足实时性要求. 目前的改进算法都是在基于 JPDA 可行性规则的基础上进行某种假设, 是以牺牲精度为代价的简化算法, 并未从根本上解决 JPDA 的计算量问题. 研究表明, JPDA 的计算量主要源于 JPDA 的可行性规则即: (1) 一个量

测至多只能属于一个目标;(2)一个目标至多只能拥有一个量测.

在目标交叉或密集军用飞机编队飞行时,传感器可能来自于多架飞机的量测接收为一个量测⁴¹.另外,一般地,在图象序列中可以观察到重叠量测,当图象被分割时,噪声象素可能将相邻的目标连接起来.同样,一个大目标可能被分裂为两个或更多的小目标.因此,在这类情况下,将一个量测(回波)分配给多条航迹和一条航迹得到多个量测的情况是可能的,所以前面的可行性规则就不完全符合实际.在文[5]中,Jesus Garcia 等利用模糊逻辑方法,来解决目标密集场景下基于图象传感器跟踪引起的这类问题.在文[4]中,T. Kirubarajan 和 Bar Shalom 本人也提出了量测与航迹非一一对应的观点,他们通过一对一分配的重复使用来解决量测与航迹之间的多-多对应关系,但仍是基于 JPDA 的可行性规则,而且由于一对一分配的重复使用,计算量会进一步增加.

本文首先提出更符合实际情况的新的目标与量测相关联的可行性规则,给出广义联合事件的一种分割与组合方法.利用贝叶斯法则推导出了一种全局次优的广义概率数据关联算法(Generalized Probability Data Association, GPDA).理论分析及本文设计的各种典型仿真环境计算均表明,在目标与量测无论是否一一对应的情况下,GPDA 算法的性能全面优于 JPDA 算法,且计算量不会随目标数增加而象 JPDA 那样呈指数增长,算法具有优良的实时性能,需要的计算内存也小.

2 GPDA 算法的思想

首先,定义新算法所用的联合互联系事件为广义联合事件^[6~9],并认为在已知目标数为 T ,量测数为 m_k 的条件下,广义联合事件由满足以下可行性规则的广义事件构成,新的可行性规则如下:

- ①每个目标都拥有量测(一个或多个,包括 0 量测); (1)
- ②每个量测都有目标来源(一个或多个,包括 0 目标); (2)
- ③任一目标(量测)与量测(目标)一一对应关联事件的概率不应小于满足前两条规则的关联事件概率. (3)

这里的 0 目标指无目标,也就是所关心目标以外的新目标,或干扰、杂波等产生的假目标;0 量测指无量测,即目标未被检测到.前两条规则的物理意义很明确;第三条规则确定了关联事件的不同权重,这与 Bar Shalom 在文[4]中利用重复多分配实现多-多对应时,认为第一轮一一对应关联事件所占权重最大的观点相一致.

定义目标 t 与量测 i 之间的统计距离为构成互联系事件的基本信息,图 1 为量测与目标之间的聚概率统计距离构成的矩阵.假设 f_{it} 为量测 i 与目标 t 之间的统计距离, i 为量测, t 为目标; θ_{it} 表示量测 i 与目标 t 之间关联的事件,其中,满足上述规则①的广义事件有:

$$\theta_{00}\theta_{11}\theta_{22}, \theta_{20}\theta_{21}\theta_{22}, \theta_{20}\theta_{11}\theta_{02}, \dots$$

满足规则②的广义事件有:

$$\theta_{11}\theta_{22}\theta_{00}, \theta_{11}\theta_{21}\theta_{01}, \theta_{12}\theta_{22}\theta_{02}, \theta_{11}\theta_{20}\theta_{02}, \dots$$

令: $\Theta = \{\theta_{00}\theta_{11}\theta_{22}, \theta_{20}\theta_{21}\theta_{22}, \theta_{20}\theta_{11}\theta_{02}, \dots\}$ 也就是仅考虑目

标拥有所有量测时的广义事件集合. $\Theta_i = \{\theta_{11}\theta_{22}\theta_{00}, \theta_{11}\theta_{21}\theta_{01}, \theta_{12}\theta_{22}\theta_{02}, \dots\}$, 即仅考虑量测具有所有目标来源时的广义事件集合.

其中 Θ_i 和 Θ_i 构成所有广义联合事件集合 Θ 的一种分割,并有 $\Theta = \{\Theta_i, \Theta_i\}$.

	目标			
	0	1	2	
量测	0	f_{00}	f_{01}	f_{02}
	1	f_{10}	f_{11}	f_{12}
	2	f_{20}	f_{21}	f_{22}

图 1 广义事件说明例图

根据定义,广义联合事件首先由新的可行性规则①、②分割为广义事件,其物理意义为:满足规则①的广义事件是以目标为基准的,以目标为基准处理的是量测复用问题,解决“一个量测与多个目标”相关联的问题;满足规则②的广义事件是以量测为基准的,以量测为基准处理的是目标复用问题,解决“一个目标与多个量测”相关联的问题.当要计算量测 i 与目标 t 之间的互属概率(对应 JPDA 中的边缘概率 β_{it})时,将上述两种广义事件作为广义联合事件集合的子集,可以实现“一个量测对应多个目标”与“一个目标对应多个量测”的一种组合,从而满足量测与目标之间的多多对应关系,再利用第三条规则进行必要的加权处理,就可以得到新的基于多多对应关系的数据关联算法.事实上,广义联合事件集合的分割与组合可以有多种形式.本文提出的这种分割与组合形式物理概念明确,理论分析简单,算法推导严谨,计算复杂性小.通过本文设计的各种典型环境的仿真计算分析表明:无论是一一对应或多多对应,本文的方法各项性能非常稳定,并全面优于 JPDA 算法.

上面所描述的 GPDA 算法的思路可用图 2 来进一步说明.

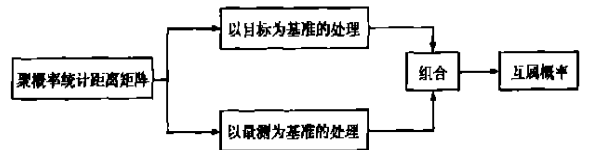


图 2 GPDA 算法框图

3 广义概率数据关联(GPDA)

3.1 基本定义

GPDA 算法与 JPDA 一样,是针对多目标跟踪提出的,其量测集合的定义与 JPDA 的量测集合的定义相同^[10],即对每个目标不设置单独的确认门,而认为确认门对应整个监视区域.假设对 T 个目标进行跟踪, m_k 是 k 时刻确认区域内的量测数,下面给出两个定义.

定义 1 $F \triangleq [f_{it}]$, $i = 0, 1, \dots, m_k, t = 0, 1, \dots, T$.

其中, F 为量测与目标的聚概率统计距离构成的目标 t 与量测 i 互联系事件的基本信息矩阵, f_{it} 是量测 i 与目标 t 之间的统计距离(也称概率密度函数).

定义 2 Θ 为满足新的可行性规则在矩阵 F 条件下的广义联合事件集合, Θ_i 为满足可行性规则①的广义事件子集, Θ_i 为满足可行性规则②的广义事件子集,因此

$$\Theta = \{\Theta_i, \Theta_i\} \tag{4}$$

3.2 互属概率的计算

首先构造矩阵 F 。一般地, 设目标 t 的状态变量服从均值为 $X_t(k|k-1)$, 方差为 $P_t(k|k-1)$ 的正态分布, 即:

$$p[X_t(k)|Z_t^{k-1}] = N[X_t(k); X_t(k|k-1), P_t(k|k-1)] \quad (5)$$

则量测 $i (i \neq 0)$ 对应目标 $t (t \neq 0)$ 的概率密度函数为^[10]:

$$f_{it} = p[z_{it}|m_k, Z_t^k] = P_G^{-1} N[z_{it}(k); Z_t(k|k-1), S_i(k)] \\ = P_G^{-1} 2\pi S_i(k)^{-1/2} \exp[-\frac{1}{2} v'_{it}(k) S_i^{-1}(k) v_{it}(k)] \quad (6)$$

其中: $v_{it}(k) = z_{it}(k) - Z_t(k|k-1)$ (7)

0 量测与目标 $t (t = 0)$ 之间的概率密度函数 f_{0t} 的意思是该目标未得到任何正确量测, 即未被检测到的事件的概率密度函数, 用 p_L 表示, 为:

$$f_{0t} = p_L = (nV)^{-1} (1 - P_D P_C) \quad (8)$$

其中, P_D 为检测概率, P_C 为门概率, V 为波门的体积, n 为系数, 一般取正整数。

第 $i (i \neq 0)$ 个量测与 0 目标之间的概率密度函数的意义是该量测不属于任何一个系统所关心的目标, 即该量测属于假目标事件的概率密度函数, 用 p_F 表示, 为:

$$f_{i0} = p_F = \lambda \quad (9)$$

其中, 设虚警服从均匀分布, 杂波数服从泊松分布, λ 为杂波密度, 即单位体积内杂波的期望数。

0 量测与 0 目标相关联无任何意义, 所以它们之间的概率密度函数为:

$$f_{00} = 0 \quad (10)$$

根据上述各式可得量测与目标之间的聚概率统计距离矩阵 $F \triangleq [f_{it}]$, $i = 0, \dots, m_k, t = 0, \dots, T$ 。如图 3 所示。

首先, 由图 3 所示的基本信息矩阵和规则①可得:

$$P\{\theta_{it}|i = i, t = 0, \dots, T, Z(k)\} = \varepsilon_{it} = \frac{f_{it}}{c_i} \quad (11)$$

其中

$$c_i = \sum_{t=0}^T f_{it} \quad (12)$$

同理, 由图 3 所示

的基本信息矩阵和规则②可得:

$$P\{\theta_{it}|t = t, i = 0, \dots, m_k, Z(k)\} =$$

$$\varepsilon'_{it} = \frac{f_{it}}{c_t} \quad (13)$$

其中 $c_t = \sum_{i=0}^{m_k} f_{it}$ (14)

图 3 量测与目标所构成的聚概率统计距离矩阵

	目标					
	0	1	2	...	T	
量测	0	f_{01}	f_{02}	...	f_{0T}	
1	f_{10}	f_{11}	f_{12}	...	f_{1T}	
2	f_{20}	f_{21}	f_{22}	...	f_{2T}	
...	
m_k	$f_{m_k 0}$	$f_{m_k 1}$	$f_{m_k 2}$...	$f_{m_k T}$	

在 Θ_i 为全集的情况下, $A = \Theta_i \cap \Theta_i, B = A^C$ 为 Θ_i 的子集; 在 Θ_i 为全集的情况下, $A = \Theta_i \cap \Theta_i, C = A^C$ 为 Θ_i 的子集。由于 $\Theta_i \neq \Theta_i$, 所以 $B \neq C$ 。

因此式(15)可改写为:

$$\sum_{\omega \in \Omega_u} P\{\theta_{it}| \Theta, Z^k\} = \frac{1}{c} \sum_{\omega \in \Omega_u} P\{\theta_{it}| Z^k\} \cdot (P\{\Theta_i \cap \Theta_i | \theta_{it}, Z^k\} + P\{B | \theta_{it}, Z^k\} + P\{\Theta_i \cap \Theta_i | \theta_{it}, Z^k\} + P\{C | \theta_{it}, Z^k\} - P\{\Theta_i \cap \Theta_i | \theta_{it}, Z^k\}) \\ = \frac{1}{c} \sum_{\omega \in \Omega_u} P\{\theta_{it}| Z^k\} \cdot (P\{B | \theta_{it}, Z^k\} + P\{C | \theta_{it}, Z^k\} + 2P\{\Theta_i \cap \Theta_i | \theta_{it}, Z^k\} - P\{\Theta_i \cap \Theta_i | \theta_{it}, Z^k\}) \quad (16)$$

由可行性规则③可知, 一一对应关联事件在所有的关联事件中所占的权值最大, 所以减去最后一项, 这实际上相当于一一对应关联事件的权值取为非一一对应关联事件权值的两倍, 上式可写为:

$$\sum_{\omega \in \Omega_u} P\{\theta_{it}| \Theta, Z^k\} = \frac{1}{c} \sum_{\omega \in \Omega_u} P\{\theta_{it}| Z^k\} \cdot (P\{\Theta_i | \theta_{it}, Z^k\} + P\{\Theta_i | \theta_{it}, Z^k\}) \\ = \frac{1}{c} \left(\sum_{\omega_i \in \Omega_u^i} P\{\theta_{it}| i = i, t = 0, \dots, T, Z^k\} \cdot P\{\Theta_i | \theta_{it}, Z^k\} + \sum_{\omega_i \in \Omega_u^i} P\{\theta_{it}| t = t, i = 0, \dots, m_k, Z^k\} \cdot P\{\Theta_i | \theta_{it}, Z^k\} \right) \quad (17)$$

而

$$\sum_{\omega_i \in \Omega_u^i} P\{\theta_{it}| i = i, t = 0, \dots, T, Z^k\} \cdot P\{\Theta_i | \theta_{it}, Z^k\} \\ = \sum_{\omega_i \in \Omega_u^i} (P\{\theta_{it}| i = i, t = 0, \dots, T, Z(k), Z^{k-1}\} \cdot P\{\Theta_i | \theta_{it}, Z(k), Z^{k-1}\}) \\ = \sum_{\omega_i \in \Omega_u^i} (P\{\theta_{it}| i = i, t = 0, \dots, T, Z(k), X_t(k|k-1), P_t(k|k-1)\} \cdot P\{\Theta_i | \theta_{it}, Z(k), X_t(k|k-1), P_t(k|k-1)\}) \\ = \sum_{\omega_i \in \Omega_u^i} (P\{\theta_{it}| i = i, t = 0, \dots, T, Z(k)\} \cdot P\{\Theta_i | \theta_{it}, Z(k)\}) \\ = P\{\theta_{it}| i = i, t = 0, \dots, T, Z(k)\} \cdot \sum_{\omega_i \in \Omega_u^i} P\{\Theta_i | \theta_{it}, Z(k)\} \quad (18)$$

其中, Ω_u^i 为所有含 θ_{it} 的满足可行性规则①的广义事件 ω_i 的集合。 Ω_u^t 为所有含 θ_{it} 的满足可行性规则②的广义事件 ω_t 的集合。于是得到:

$$\sum_{\omega_i \in \Omega_u^i} P\{\Theta_i | \theta_{it}, Z(k)\} = \sum_{\omega_i \in \Omega_u^i} \left(\prod_{\substack{r=0 \\ r \neq i, r \neq t}}^{m_k} \varepsilon_{tr} \right) = \prod_{\substack{r=0 \\ r \neq i \\ r \neq t}}^{m_k} \sum_{\substack{r=0 \\ r \neq i \\ r \neq t}} \varepsilon_{tr} \quad (19)$$

将式(11)、(19)代入(18)可得:

$$\sum_{\omega_i \in \Omega_u^i} P\{\theta_{it}| Z^k\} \cdot P\{\Theta_i | \theta_{it}, Z^k\} = \varepsilon_{it} \cdot \prod_{\substack{r=0 \\ r \neq i \\ r \neq t}}^{m_k} \sum_{\substack{r=0 \\ r \neq i \\ r \neq t}} \varepsilon_{tr} \quad (20)$$

其中, $t = 0, 1, 2, \dots, T, i = 0, 1, 2, \dots, m_k$ 。

其中, $\Theta, \Theta_i, \Theta_i$ 的意义见定义 2。 Ω_{it} 为所有含 θ_{it} 的广义联合事件 ω 的集合。

同理可得

$$\sum_{\omega_i \in \Omega_{it}^k} P\{\theta_{it} | Z^k\} \cdot P\{\Theta_{it} | \theta_{it}, Z^k\} = \epsilon'_{it} \cdot \prod_{\substack{r=0 \\ r \neq i}}^{m_k} \sum_{\substack{r=0 \\ r \neq i}}^T \epsilon'_{itr} \quad (21)$$

其中, $t = 0, 1, 2, \dots, T, i = 0, 1, 2, \dots, m_k$.

将式(21)、(22)代入(17)可得 GPDA 的最终计算式:

$$\beta_{it} = \sum_{\omega_i \in \Omega_{it}^k} P\{\theta_{it} | H, Z^k\} = \frac{1}{C} \left(\epsilon_{it} \cdot \prod_{\substack{r=0 \\ r \neq i}}^T \sum_{\substack{r=0 \\ r \neq i}}^{m_k} \epsilon_{itr} + \epsilon'_{it} \cdot \prod_{\substack{r=0 \\ r \neq i}}^T \sum_{\substack{r=0 \\ r \neq i}}^T \epsilon'_{itr} \right) \quad (22)$$

4 GPDA 与 JPDA 计算量比较

这里给出两种方法计算量的理论分析比较,后面的仿真部分给出实际仿真时间的比较.

由 GPDA 互属概率的计算公式(22)分析可知:在 3 个目标 3 个量测的情况下,计算每一个 β_{it} 需要 $[2T(m_k - 1) + 1] = 13$ 次加法和 $(2T + 1) = 7$ 次乘法,每增加一个量测或一个目标,计算量增加 2 次加法和 2 次乘法.即计算量随目标数和量测数的增加呈线性关系.

由 JPDA 算法参数形式边缘概率的计算公式^[10]

$$\beta_{jt} \triangleq P\{\theta_{jt} | Z^k\} = \sum_{\theta} P\{\theta | Z^k\} \omega_{jt}(\theta), j = 1, \dots, m_k; t = 0, 1, \dots, T$$

$$P\{\theta(k) | Z^k\} = \frac{\lambda^{\phi}}{C} \prod_{j=1}^{m_k} [N_j [z_j(k)]]^{\tau_j} \sum_{t=1}^T (P_D)^{\delta_{it}} (1 - P_D)^{1 - \delta_{it}}$$

分析可知:首先必须用穷举搜索法找出所有的可行事件,然后再计算这些可行事件的概率.要找出可行事件,就必须列举所有的可能事件,在 3 个目标 3 个量测的条件下,所有的可能事件的总数为 $(m_k + 1)^{T+1} = 256$,然后再从中找出可行事件.可以看出,需搜索的事件数的总和随目标数的增加呈指数增加,随量测数的增加相对较缓慢,但也比线性关系快.计算每一个事件 θ 的概率需要 $2T = 6$ 次加法和 $(T + m_k + 3) = 9$ 次乘法,以及 $(\phi + m_k \cdot \tau_j + T \cdot \delta_{it})$ 次幂,而计算每一个 β_{it} 的计算量是所有含 θ_{it} 的可行联合事件 θ 的计算量的总和.

由以上的分析可知,JPDA 的计算量主要集中在搜索其可行事件方面,而 GPDA 采用了一种新的思路,不需进行可行事件的搜索,所以其计算量要比 JPDA 小得多.在精度方面,由于 GPDA 利用了比 JPDA 更多的信息,所以其精度有所提高,这也被后面的仿真所验证.

5 仿真计算

5.1 点目标交叉运动

5.1.1 场景设置 假设目标为点目标,并且两目标做匀速交叉运动.在二维平面对算法的性能进行研究,目标 1 的初始位置为 $x_{10} = 0\text{km}, y_{10} = 3.5\text{km}$,初始速度为 $v_1 = 0.3\text{km/s}$,初始速度方向角为 $\alpha_1 = -$

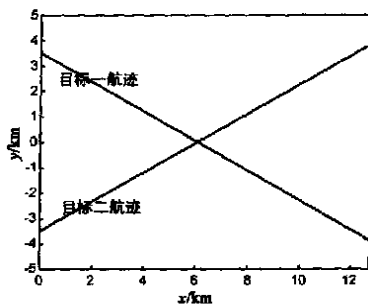


图 4 两目标交叉运动轨迹

30° ;目标 2 的初始位置为 $x_{20} = 0\text{km}, y_{20} = -3.5\text{km}$,初始速度为 $v_2 = 0.3\text{km/s}$,初始速度方向角为 $\alpha_2 = 30^\circ$;两目标运动航迹如图 4 所示.

5.1.2 具有完全量测且无虚警情况 具有完全量测就是不考虑交叉点附近传感器不能分辨的情况,每个目标都可得到一个量测.在两目标两个坐标方向的过程噪声均方差均为 0.1km ,无杂波条件下,可得到如下的仿真结果,表 1 表示失跟率与观测噪声均方差的关系,表 2 表示噪声压缩比与观测噪声均方差的关系.

表 1 失跟率与观测噪声的关系

观测噪声均方差	0.1km	0.15km	0.2km	0.25km	0.3km
GPDA	0.8%	0.9%	1.1%	1.4%	1.7%
JPDA	1.6%	2.4%	3.0%	3.2%	3.8%

表 2 噪声压缩比与观测噪声的关系

观测噪声均方差(km)	目标编号	GPDA		JPDA		改善度 (%)
		X	Y	X	Y	
0.1	1	0.8081	0.8579	1.1931	1.1764	32
	2	0.8177	0.9922	0.9447	1.2096	17
0.15	1	0.7995	0.8308	0.8361	1.0805	14
	2	0.7588	0.7876	0.9244	0.9073	14
0.2	1	0.7381	0.9692	0.9111	1.0767	14
	2	0.7411	0.9395	0.9004	0.9842	10
0.25	1	0.7043	0.7282	0.8626	0.9115	17
	2	0.7197	0.7623	0.7635	0.8450	6

附录的所有图中实线表示 GPDA 的曲线,点划线表示 JPDA 的曲线.

5.1.3 具有不完全量测且无虚警情况

假设多个目标的航迹交叉于一点,并假设多个目标在进入以交叉点为中心的一个小邻域内时,传感器已不能分辨,不能提供完全量测,即提供的量测数目少于目标的个数,且距交叉点越近,量测数目越少.

图 5 为两目标运动航迹在 3 个坐标平面的投影,即假设两目标在进入以交叉点为中心的一个小邻域内时,传感器只能给两个目标提供一个量测.

假设在以交叉点为中心的一个小邻域内有量测缺失,下面对两种算法的失跟率及其它性能与具有不完全量测拍数的关系进行仿真研究.为了尽可能地符合实际,假设缺失的量测可能为目标 1 的量测,也可能为目标 2 的量测,所以这里给它一定的概率.引入两个参数 a 和 b ,并假设 a 和 b 是两个随机数,均服从 $(0, 1)$ 均匀分布,利用 a 在目标 1 和目标 2 之间切换,利

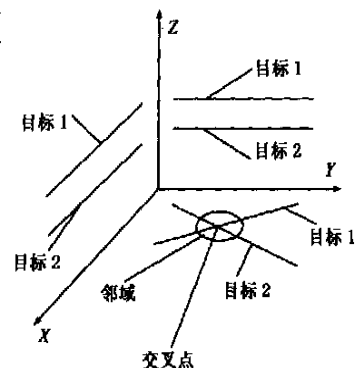


图 5 两目标运动航迹在三个坐标平面的投影示意图

用 b 来表示某目标量测缺失的概率. 假设以交叉点(用拍 m 表示)为中心有 6 拍可能有缺失量测, a 的临界值为 0.5. 当 a 的值大于等于 0.5 时, 目标 2 的量测可能缺失, 当 a 的值小于 0.5 时, 目标 1 的量测可能缺失. 随机数 b 阈值的设置原则是: 距交叉点越近, 缺失概率越大; 距交叉点越远, 缺失概率越小. 仿真次数均为 100 次, 观测噪声的均方差为 0.1km, 无杂波环境. 表 3 为这种情况下的失跟率统计, 表 4 为该情况下的噪声压缩比统计.

表 3 失跟率(%)与可能的不完全量测的关系

不完全量测的可能拍数 算法	不完全量测的可能拍数					
	1	2	3	4	5	6
GPDA	1.1	2.4	2.3	2.5	4.1	4.2
JPDA	3.9	5.9	11.3	14.3	17.1	19.8

表 4 噪声压缩比与可能的不完全量测的关系

不完全量测的可能拍数	目标编号	GPDA		JPDA		改善度 (%)
		X	Y	X	Y	
1	1	0.1666	0.8468	0.2694	0.9236	8.9
	2	0.1480	0.8961	0.1645	0.8742	-0.3
2	1	0.1505	0.9930	0.1399	1.7540	37.5
	2	0.1234	0.9923	0.1102	1.7719	38.3
3	1	0.1282	0.8707	0.1360	1.6890	41.3
	2	0.0973	0.8497	0.1216	1.7245	45
4	1	0.1024	0.8532	0.1237	1.3803	27.4
	2	0.0858	0.8234	0.1129	1.3753	29
5	1	0.0852	0.9762	0.0921	1.0618	46.3
	2	0.0766	0.9712	0.1123	1.2087	13.7
6	1	0.0773	0.8136	0.0964	1.1513	17.8
	2	0.0803	0.7947	0.1222	1.4467	34.7

表 4 中不完全量测拍数可能为 3 时的位置均方根误差曲线见附录中的附图 1.

5.2 两小目标交叉运动

5.2.1 场景设置

假设两目标作交叉运动, 交角为 60 度. 设目标为小目标, 即每个目标由多个点来描述, 而不是由一个点来描述. 在这种情况下, 理论上, 每个目标每一拍可得到多个量测, 即多个量测对应一个目标的情况, 设置环境示意图如图 6 所示. 其初始条件同前面两目标交叉的初始条件.

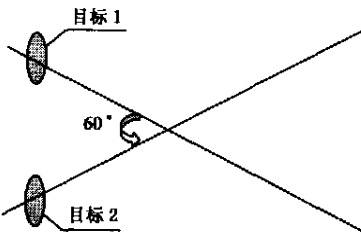


图 6 两小目标交叉运动航迹示意图

5.2.2 具有完全量测时的性能

设每个目标由 5 个点组成, 且假设这 5 个点服从均值为零的高斯分布. 并认为每一拍每个目标都可得到完全量测, 即不考虑两目标交叉时传感器不可分辨的情况. 量测噪声均方差为 0.1km, 目标内部点分布的均方差为 0.05km 时, 利用 GPDA 和 JPDA 两种方法, 做 100 次 Monte Carlo 仿真. 在这种情况下, 失跟率统计已失去意义.

所以这里只对跟踪误差进行研究. 两种方法的噪声压缩比与杂波密度的关系见表 5.

表 5 噪声压缩比与杂波密度的关系

杂波密度 λ (个/km ²)	目标编号	GPDA		JPDA		改善度 (%)
		X	Y	X	Y	
0.1	1	0.8102	1.0807	0.8020	1.1133	1
	2	0.8089	1.1067	0.8251	1.1395	2
0.2	1	0.8076	1.1027	0.8148	1.1870	5
	2	0.8067	1.1004	0.7987	1.1336	1
0.3	1	0.8104	1.1751	0.8228	1.1917	1
	2	0.8077	1.1916	0.8143	1.1541	-2
0.4	1	0.8290	1.1521	0.8402	1.1439	0.2
	2	0.8230	1.4207	0.8277	1.3117	-5

其中杂波密度 $\lambda = 0.2$ (个/km²) 时的位置均方根误差见附录中的附图 2.

5.3 四目标机动运动情况

本节将给出利用该算法对四个机动目标跟踪的仿真结果, 并与同样条件下 JPDA 的仿真结果进行比较, 以研究该算法的整体性能.

仿真的硬件环境为: CPU 主频为 466MHz, 内存为 256M 的 PC 机.

仿真的软件环境

为: Windows 2000 平台, Matlab 语言.

仿真在二维平面坐标系下完成, 采样周期为 $T = 1s$, 航迹为匀速运动中作匀加速机动, 四个目标运动的航迹图如图 7 所示.

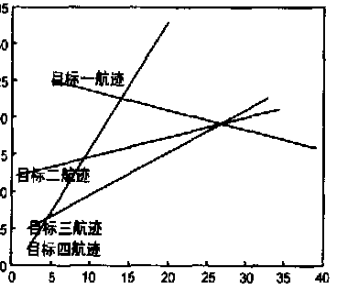


图 7 四目标运动航迹图

采用卡尔曼滤波, $P_c = 1, P_D = 0.99$, 观测噪声的均方差为 0.1km. 做 60 次 Monte Carlo 仿真, 表 6 为观测噪声的均方差为 0.1km 时, GPDA 和 JPDA 两种算法的仿真时间(每仿真一拍的的时间)及失跟率统计表.

表 6 仿真时间及失跟率统计表

算法	GPDA		JPDA	
	计算用时(s)	失跟率(%)	计算用时(s)	失跟率(%)
杂波数(个)				
50	0.042	15	0.066	20
75	0.058	18.33	0.092	30
100	0.075	23.33	0.116	21.67
125	0.091	21.67	0.15	33.33

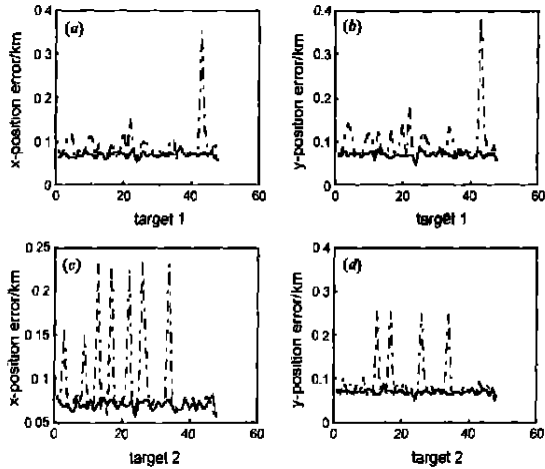
综合以上在各种仿真场景下给出的仿真结果可以看出: 无论量测与目标是一一对应还是多多对应关系, GPDA 算法的性能都优于 JPDA 算法. 另外, 在四目标加速机动交叉运动的情况下, 由表 6 可以看出, 同样条件下, GPDA 每一拍的运行时间要比 JPDA 的运行时间小得多, 且 GPDA 的失跟率小. 仿真过程也表明 GPDA 比 JPDA 所用的计算内存小.

6 结论

数据关联一直是多目标跟踪领域研究的热点问题之一.

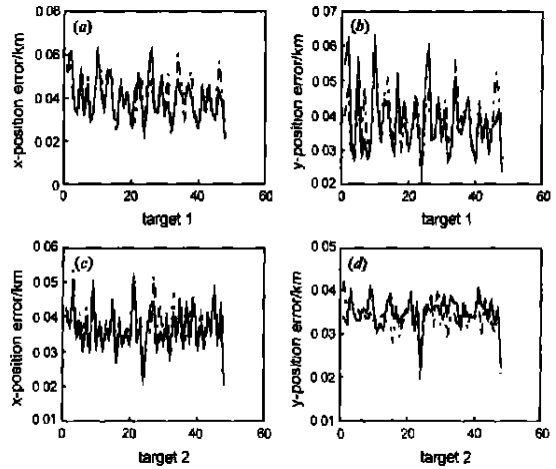
其主要的核心点有两个,一个是数据关联算法的性能,另一个是数据关联算法的计算量.本文通过提出新的可行性规则,利用一种新的思路得到了一种广义概率数据关联(GPDA)算法,并从理论上对该算法的性能进行了分析.与JPDA算法相比,新算法利用了更多的关联事件信息,使新算法的性能得到改善.同时,由于新算法处理的技巧,其计算量随目标数增加仅呈线性变化,具有很好的实时性能.本文还针对一一对应、一

附录 仿真图



附图 1 不完全量测拍数可能为 3 时的位置均方根误差

多对应、多一对应和多多对应这些典型的仿真环境,详细和全面地对新算法的性能进行了分析比较.结果表明,GPDA 算法的性能全面优于 JPDA 算法.考虑到 T. Kirubarajan, Y. Bar Shalom 和 K. R. Pattipati 在 2001 IEEE Trans on AES 的结果采用重复使用一对一分配 JPDA 方法,其算法的复杂性、计算量均比 JPDA 要大,而精度与 JPDA 相当.因此,各方面性能很难与本文的 GPDA 算法相比.



附图 2 小目标位置均方根误差 (λ 个 $/\text{km}^2$)

参考文献:

- [1] L M Meng, W G Grimm, J Donne. Radar Detection Improvement by Integration of Multi-Object Tracking[DB/OL]. ISIF, 2002: 1249- 1255. <http://www.ieee.org/ieeexplore>.
- [2] H A P Blom, E A Bloem. Probabilistic data association avoiding track coalescence [J]. IEEE Trans on AC, 2000, 45(2): 247- 259.
- [3] D Musicki, B Evans. Joint integrated probabilistic data association JPDA* [DB/OL]. ISIF, 2002: 1120- 1125. <http://www.ieee.org/ieeexplore>.
- [4] T Kirubarajan, Y Bar Shalom, K R Pattipati. Multiassignment for tracking a large number of overlapping objects[J]. IEEE Trans on AES, 2001, 37(1): 2- 19.
- [5] J Garcia, J A Besada, J M Molina, J I Portillo, G D Mí guel. Fuzzy Data Association for Image- Based Tracking in Dense Scenarios[DB/OL]. IEEE (c) 2002: 902- 907. <http://www.ieee.org/ieeexplore>.
- [6] 叶西宁. 多目标跟踪中数据关联与多维分配技术研究[D]. 西安, 西北工业大学, 2003.
- [7] 张进平. 机载雷达机动多目标跟踪建模与数据关联研究[D]. 西安, 西北工业大学, 1994.
- [8] Q Pan, J P Zhang, H C Zhang. General probability data association with

application to maneuvering multi target tracking[A]. Proceedings of the Asian Control Conference Tokyo[C]. Tokyo: 1994, 27- 30: 455- 458.

- [9] 潘泉. 自适应目标跟踪算法研究. 西安, 西北工业大学[D]. 1997.
- [10] Y Bar Shalom, T E Fortmann. Tracking and Data Association[M]. Orlando, FL: Academic Press, 1988.

作者简介:

潘 泉 男, 1961 年生于上海. 现为西北工业大学自动化学院教授, 博士生导师, 复杂系统综合自动化研究所所长、总装备部飞机机载电子综合与火力控制专业组专家委员、全国控制工程领域研究生培养协作组组长、中国自动化学会理事、国际信息融合协会(ISIF) 会员. 先后发表论文 150 余篇, 获国家及省部级科技进步奖励 7 项. 主要研究方向有: 自适应系统的建模、估计与控制, 信息融合, 图像处理与应用, C3I, 多尺度系统理论等. E-mail: quanpan@nwpu.edu.cn.

叶西宁 女, 1968 年 8 月生于陕西蒲城, 1988 年毕业于西安航空工业技术专科学校, 1999 年毕业于西安石油学院机械系, 获硕士学位, 2003 年毕业于西北工业大学自动化学院, 获博士学位, 现为华东理工大学教师, 已在学术期刊及会议上发表论文十余篇, 获部级科技进步二等奖一项, 现主要研究方向有: 信息融合, 智能控制等. E-mail: yexining@ecust.edu.cn.