

·光电工程系统技术·

多传感器联合概率数据互联法的探讨

张丽群, 吴 畏

(92941 部队, 辽宁 葫芦岛 125001)

摘 要:在研究联合概率数据互联(JPDA)法的基础上,探讨了一种近似的 JPDA 方法,该方法引入“近似聚”的概念,用近似聚矩阵代替确认矩阵,把一个比较大的确认矩阵分成若干个互不相交的小的确认矩阵来进行互联矩阵的拆分,以此来减小确认矩阵的观测量数和回波数,从而降低了算法的复杂度和计算量,使 JPDA 算法适应密集目标实时跟踪的需要.此外,还分析了并行和串行 2 种多传感器联合概率数据互联法,并就算法的复杂度进行了分析比较.

关键词:数据融合;联合概率;多传感器

中图分类号:TN919.5

文献标识码:A

文章编号:1673-1255(2009)04-0025-04

A Method of Joint Probabilistic Data Association for Multisensor Data Fusion

ZHANG Li-qun, WU Wei

(92941 Army Unit, Huludao 125001, China)

Abstract:To meet the requirement of tracing large quantities of targets real time, an approximate multisensor joint probabilistic data association(JPDA) algorithm were discussed after studying the joint probabilistic data association (JPDA) methods. This method adopts the conception of approximate cluster which uses approximate cluster matrix to get the association matrix and breaks the association matrix by dividing a large association matrix into some small association matrixes of non-intersection each other. This method reduces the counts of observed and echo and the complexity and quantities of the algorithm. In addition, two kinds of algorithms, parallel and serial, of multisensor joint probabilistic association algorithms were analyzed and compared.

Key words:data fusion;joint probabilistic association;multi-sensor

数据融合是 20 世纪 80 年代形成和发展起来的一种自动化信息综合处理技术,它是指利用计算机技术对按时序获得的若干传感器的观测信息在一定准则下加以自动分析、优化综合以完成所需的决策和估计任务而进行的信息处理过程,而这种信息是任何单一传感器所无法获得的,它充分利用多源数据的互补性和电子计算机的高速运算与智能技术来提高结果信息的质量^[1].

多传感器多目标跟踪包含互联和估计 2 个相关功能的最优化问题^[2].互联是对具有共同目标源的观测量进行决策的过程;估计是对互联的观测集进行统计滤波来确定目标状态的过程.目前集中式多

目标跟踪的方法很多,联合数据概率互联法是较基本的方法,而且相对其他方法而言比较简单,比较适合工程应用.文中针对工程应用,对联合概率数据互联法进行探讨和改进.

1 单传感器联合概率数据互联

在杂波环境下,受随机因素的影响,在任一时刻,某一给定目标的有效回波往往不止一个.这样就产生一个无法回避的问题:究竟哪个有效回波来自目标.通常所用的最近邻法,就是简单地认为距离目标预测状态的统计距离最小的观测量源于目标,其

收稿日期:2009-05-25

作者简介:张丽群(1973-),女,黑龙江齐齐哈尔人,工程师,硕士研究生,研究方向为试验与测试.

余的有效回波都是源于杂波干扰. 而概率数据互联法(JPDA)则全面考虑了跟踪门内的所有候选回波, 并根据关联事件概率计算出各回波对目标的修正权重, 然后用它来更新目标的状态.

假设在杂波环境中跟踪 T 个目标, 在离散时间间隔对目标进行观测, 得到的观测量有些源于目标, 有些源于杂波. 设 $X^t(k)$, $t=1, 2, \dots, T$ 为 k 时刻目标 t 的状态向量, $Z_j(k)$, $j=1, 2, \dots, m_k$ 是 k 时刻的确认观测量, m_k 是确认的观测量数^[3].

定义 $\theta_{jt}(k) = \{Z_j(k) \text{ 为目标 } t \text{ 的观测量}\}$, $\theta_{0t}(k) = \{ \text{在 } k \text{ 时刻没有观测量和目标相关} \}$, $\beta_{jt}(k)$ 是事件 $\theta_{jt}(k)$ 在 Z^k 上的条件概率. 则在 k 时刻目标的状态估计为

$$\hat{X}^t(k/k) = \sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) \hat{X}_j^t(k/k) \quad (1)$$

其中, $\hat{X}_j^t(k/k)$ 表示在 k 时刻用 j 个测量值对目标 t 进行扩展卡尔曼滤波所得的状态估计.

目标状态更新协方差为

$$P^t(k/k) = \beta_{0t}(k) P^t(k/k-1) + [1 - \beta_{0t}(k)] \cdot P_0^t(k/k) + \hat{P}^t(k) \quad (2)$$

2 关联概率 $B_{jt}(k)$ 的计算

联合概率数据互联法是在卡尔曼滤波的基础上发展的, 卡尔曼滤波法用关联波门内的一个观测量对目标进行估计, 而联合概率数据互联法用关联波门内的所有观测量对目标进行滤波估计, 根据关联概率的不同, 对目标修正的权重也不同.

为表示有效回波和各目标跟踪门的复杂关系, Bar-Shalom 引入确认矩阵的概念. 确认矩阵定义为

$$\Omega = [\omega_{jt}], j=1, 2, \dots, m_k; t=0, 1, \dots, T \quad (3)$$

其中, ω_{jt} 是二进制变量, $\omega_{jt} = 1$ 表示观测量 Z_j 落入目标 t 的关联波门内, 而 $\omega_{jt} = 0$ 表示目标落入目标 t 的波门外. $t=0$ 表示假目标, 此时 Ω 对应的列元素 ω_{j0} 都为 1, 这是因为每个观测量都可能源于杂波或者是虚警.

若观测量落入跟踪门相交区域, 表明该观测量可能源于多个目标. 联合概率数据互联的目的就是计算每一观测量与其可能的各源目标的关联概率. 因此首先要得到 k 时刻所有可能的联合事件集合. 所谓联合事件就是各观测量和目标关联的可行的分配方案. 它依据以下 2 个基本假设:

(1) 每一个观测量只有唯一的目标源, 即任一观

测量若不源于某一目标, 则必源于杂波(即该观测量为虚警).

(2) 对于一个给定的目标, 最多有一个观测量以其为源, 如果一个目标可能与多个观测量匹配, 则只能取一个为真, 其他为假.

对于一个多目标跟踪的问题, 一旦给出了有效回波与目标互联的确认矩阵 Ω 后, 所有表示联合事件的互联矩阵可以通过确认矩阵的拆分得到. 由关联假设可得确认矩阵的拆分原则包含以下 2 个方面:

(1) 确认矩阵的每一行, 选出一个 1, 作为互联矩阵在该行的唯一非零元素. 这在逻辑上表示每个观测量有唯一的源.

(2) 在互联矩阵中, 除了第一列外, 每一列最多只能有一个非零元素. 这表示在联合事件中, 每个真实的目标只能和一个观测量关联.

联合概率数据互联法是解决密集回波下多目标数据关联最有效的方法之一, 联合事件的求解是该算法的基础. 联合事件个数与确认矩阵的大小密切相关, 设确认矩阵中目标数为 n , 传感器观测量数为 m , 则最坏情况下(确认矩阵内测量全部落于交叠区)的联合事件数为

$$S(m, n) = \sum_{i=0}^{\min(m, n)} C_m^i A_n^i \quad (4)$$

由此可见, 联合事件数是目标数 n 和测量数 m 的指数函数. 联合事件的求解过程是一个求组合数的问题, 其计算量随目标和回波数的增长而增长. 因此, JPDA 的计算量在目标和回波密集下会呈“组合爆炸”趋势.

互联概率可以表示为

$$\beta_{jt}(k) = \sum_{i=1}^{n_k} Pr\{\theta_i(k) | Z^k\} \tilde{\omega}_{jt}^i(\theta_i(k)) \quad (5)$$

为了减小确认矩阵的规模, 减少矩阵拆分的运算量, 使概率数据互联滤波法适合实际工程应用, 可以采用最简 JPDA 组和近似聚的方法降低计算的复杂度.

JPDA^[4]算法中确认矩阵讨论的目标是整个测量区域内的所有目标, 其有效回波也是针对该传感器的整个测量区域. 但是在实际应用中, 这些被跟踪目标的关联门并非都是相互相交的, 它们只是部分相交的. 因此可以通过空域划分, 把跟踪区域划分成几个不相交的子空域, 使各子空域内的目标跟踪波门相互连通, 该过程称为最简 JPDA 组的划分. 划分最简 JPDA 组的方法, 实质上就是把一个比较大的确认矩阵分成若干个互不相交的小的确认矩阵, 以

此来减小确认矩阵的观测量数和回波数,从而简化多目标跟踪的复杂度和计算量.

对确认矩阵划分最简 JPDA 组的过程可以看成是确认矩阵行列交换的过程,也就是说只要被跟踪的目标和观测量是可划分的,则其对应的确认矩阵经过行列交换总可以转化为第一列元素为 1,其余元素构成分块对角的矩阵,其中的每个分块可以构成一个最简 JPDA 组,每个最简 JPDA 组对应一个新的确认矩阵.求得最简 JPDA 组中观测量和目标的关联概率后,就可以用子空域内的概率数据互联滤波算法求得目标的状态估计.

从上面的分析看到,对观察空间进行区域划分,用最简 JPDA 组计算关联事件的概率确实降低了计算的复杂度.但是,如果最简 JPDA 组内目标和观测量较多,则其确认矩阵拆分的关联矩阵数还是比较庞大的.为减小计算量,还应该设法减少 JPDA 组内的目标和观测量数,为此引入“近似聚”的概念.“近似聚”就是以目标为中心的一系列目标和观测量的集合,聚中的非中心目标与中心目标都有跟踪波门的交叠,且交叠区中至少有一个公共观测量.

由最简 JPDA 组得到的各目标的近似聚是一系列相互交叠的区域,它们与最简 JPDA 组有 2 个基本的不同点:一是最简 JPDA 组中没有所谓的中心目标,各个目标间是平等的;而近似聚以一个目标为主,其他目标为辅.二是最简 JPDA 组间互不相交,所有的最简 JPDA 组构成整个目标区的一个划分;近似聚间可能会相互交叠,每一个目标都可以形成一个近似聚.

在近似聚的定义下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,则构造联合事件的数目也就相应的减少了.每一个近似聚的计算都可以独立进行,即在计算一个目标的状态估计时不用考虑与其不交叠的其他目标的作用.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的目标.

3 多传感器联合概率数据互联算法

集中式多传感器多目标跟踪就是 N_s 个传感器在杂波环境下跟踪 T 个目标,在离散的时间间隔上,这些传感器将观测量传送到融合中心进行统一处理^[5].融合中心的观测量有些源于目标,有些源

于杂波,有些目标在一个特定的时间区域内对某一个特定的传感器根本不提供任何测量.多传感器数据融合的实质是综合来自各传感器的数据,产生比处理单传感器数据更精确的参数.把单传感器 JPDA 算法推广到多传感器系统可以得到多传感器联合概率数据互联算法.多传感器概率数据互联算法有 2 种处理结构:一种是并行处理结构,另一种是串行处理结构.

3.1 并行处理结构的 MSJPDA^[3]

设各传感器间的测量误差相互独立, K 时刻多传感器的观测向量为

$$Z(k) = (Z_1^1(k), \dots, Z_{m_{k_1}}^1(k), Z_1^2(k), \dots, Z_{m_{k_2}}^2(k), \dots, Z_1^{N_s}(k), \dots, Z_{m_{k_{N_s}}}^{N_s}(k))^T \quad (6)$$

定义 $\alpha_{ms} : \{1, 2, \dots, T\} \rightarrow \{\{0, 1, \dots, m_{k_1}\}, \{0, 1, \dots, m_{k_2}\}, \dots, \{0, 1, \dots, m_{k_{N_s}}\}\}$ 是任意目标 t 与 N_s 个传感器的一组回波 $\alpha_{ms}(t)$ 的互联映射.对于每一个映射 α_{ms} , 包含有 N_s 个映射 $\alpha_i : \{1, 2, \dots, T\} \rightarrow \{0, 1, \dots, m_{ki}\}$, α_i 为来自传感器 i 的回波 $\alpha_i(t)$ 与目标 t 的互联映射.对某个传感器,回波号为 0 表示该传感器没有回波与第 t 个目标互联.

对每个互联映射 α_{ms} , 令 $\Theta_{\alpha_{ms}}(k)$ 和每个 $\Theta_{\alpha_i}(k)$ 表示 k 时刻观测与目标正确的互联, $\theta_L^t(k)$ 表示 α_{ms} 满足 $\alpha_{ms}(t) = (l_1, l_2, \dots, l_{N_s})$ 的联合事件, $\theta_{l_i, i}^t(k)$ 表示传感器 i 的回波与目标 t 正确关联映射 α_i 满足 $\alpha_i(t) = l_i$ 的事件,其中 $0 \leq l_1 \leq m_{k_1}, \dots, 0 \leq l_{N_s} \leq m_{k_{N_s}}$, 则事件 $\theta_L^t(k)$ 是互不相容事件 $\Theta_{\alpha_{ms}}(k)$ 的并

$$\theta_L^t(k) = \bigcup_{\alpha_{ms} : \alpha_i(t) = l_i} \Theta_{\alpha_{ms}}(k) \quad (7)$$

同理 $\theta_{l_i, i}^t(k)$ 是互不相容事件 $\Theta_{\alpha_i}(k)$ 的并

$$\theta_{l_i, i}^t(k) = \bigcup_{\alpha_i : \alpha_i(t) = l_i} \Theta_{\alpha_i}(k) \quad (8)$$

设 $\beta_L^t(k)$ 表示给定 Z^k 时事件 $\theta_L^t(k)$ 的条件概率

$$\beta_L^t(k) = Pr\{\theta_L^t(k) | Z^k\} = \sum_{\alpha_{ms} : \alpha_{ms}(t) = L} Pr\{\Theta_{\alpha_{ms}}(k) | Z^k\} \quad (9)$$

$\beta_{l_i, i}^t(k)$ 是第 i 个传感器的第 l_i 个回波与目标 t 互联的单传感器联合概率数据互联的事件概率,即给定 Z^k 时事件 $\theta_{l_i, i}^t(k)$ 的条件概率

$$\beta_{l_i, i}^t(k) = Pr\{\theta_{l_i, i}^t(k) | Z^k\} \quad (10)$$

设各传感器间的测量误差相互独立,则

$$\beta_L^t(k) = \sum_{\alpha_{ms}: \alpha_{ms}(t)=L} Pr\{\theta_{\alpha_{ms}}(k) | Z^k\} = \sum_{\alpha_{ms}: \alpha_{ms}(t)=L} \prod_{i=1}^{N_s} Pr\{\Theta_{\alpha_i}(k) | Z^k\} = \prod_{i=1}^{N_s} \sum_{\alpha_i: \alpha_i(t)=L_i} Pr\{\theta_{\alpha_i}(k) | Z^k\} = \prod_{i=1}^{N_s} \beta_{l_i, i}^t(k) \quad (11)$$

从式(11)可以看出,多传感器的联合事件概率 $\beta_L^t(k)$ 恰好是各单传感器联合概率数据互联事件 $\beta_{l_i, i}^t(k)$ 的乘积. 设 $K(k) = [K_1(k) \cdots K_{N_s}(k)]$, $H(k) = [H_1^T(k) \cdots H_{N_s}^T(k)]^T$, 则状态的更新方程为

$$\hat{X}^t(k|k) = \sum_L \beta_L^t(k) \hat{X}_L^t(k/k) = [I - K(k) \cdot H(k)] \hat{X}^t(k|k-1) + \sum_{i=1}^{N_s} K_i(k) \sum_{l_i=0}^{m_{k_i}} \beta_{l_i, i}^t(k) Z_{l_i}^i(k) \quad (12)$$

其对应的协方差为

$$P^t(k/k) = \sum_L \beta_L^t(k) [P_L^t(k/k) + \hat{X}_L^t(k/k) \hat{X}_L^{tT}(k/k) - \hat{X}^t(k/k) \hat{X}^{tT}(k/k)] \quad (13)$$

其中, $P_L^t(k/k)$ 是对应 $\hat{X}_L^t(k/k)$ 的协方差. MSJP-

DA 算法的并行实现结构可以用图 1 表示.

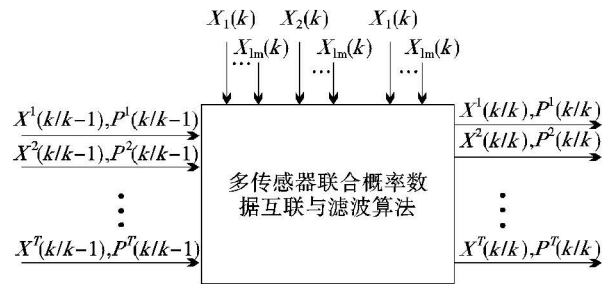


图 1 并行 MSJPDA 算法结构

3.2 串行处理结构的 MSJPDA

串行 MSJPDA 算法的结构如图 2 所示,它实际上是 JPDA 的串行处理结构. 第一个传感器的观测测量用来对各目标进行状态更新,其结果 $\hat{X}_1^t(k/k)$ 作为中间的状态估计,第二个传感器对该中间的状态估计进行修正,直到处理完第 N_s 个传感器观测数据为止,最后得到各目标的最终航迹状态更新值.

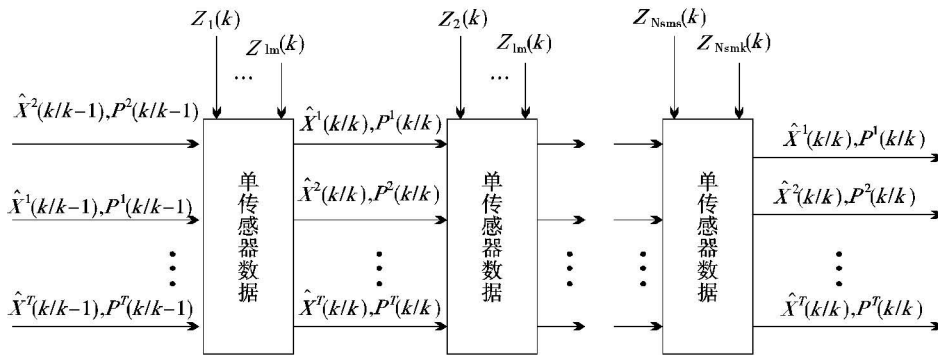


图 2 串行 MSJPDA 算法结构

航迹状态更新方程为

$$\hat{X}_i^t(k/k) = \hat{X}_{i-1}^t(k/k) + K_i^t(k) \sum_{l_i=0}^{m_{k_i}} \beta_{l_i, i}^t(k) [Z_{l_i}^i(k) - H_i(k) \hat{X}_{i-1}^t(k/k)] \quad (14)$$

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,其初始状态为

$$\hat{X}_0^t(k/k) = \hat{X}^t(k/k-1) \quad (15)$$

串行处理的结果为 k 时刻目标状态估计的结果,即

$$\hat{X}^t(k/k) = \hat{X}_{N_s}^t(k/k) \quad (16)$$

3.3 并行和串行 MSJPDA 算法复杂度的比较

随着传感器数量和目标数量的增加,比较算法的复杂度变得特别重要. 下面给出并行和串行 MSJPDA 的各部分运算次数的量级. 其中,加法/减法及乘法/除法作为一次运算, S_T 表示目标状态向量中元素的个数, S_i 表示第 i 个传感器测量向量的大小,“门过程”指的是用关联门对回波进行确认的过程.

表 1 的统计量基于以下 2 个假设:第一,由于是 (下转第 53 页)