

基于隶属度的概率数据关联算法

刘小强¹, 王睿¹, 曲婧华²

(1. 空军工程大学防空反导学院, 陕西西安, 710051; 2. 航天局 802 所军代室, 上海, 200090)

摘要 分析了点迹-航迹关联中常用的概率数据关联算法, 针对此算法在密集目标环境下, 尤其是当多个目标的关联波门相交且相交区域存在有效测量时易发生误跟和跟丢的问题, 对算法进行了改进, 引入了测量隶属度的概念, 通过计算各个有效测量与所对应目标之间的统计距离, 进而求出各有效测量的隶属度, 将相交的关联波门进行拆分, 然后对拆分后的各个独立的关联波门分别使用概率数据关联算法进行数据关联, 并采用卡尔曼滤波算法对目标进行状态估计。仿真结果表明: 改进的数据关联算法相比 JPDA 算法, 正确关联概率率下降约 3%, 计算时间缩短 38%。

关键词 概率数据关联; 隶属度; 有效测量; 关联波门

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2013.03.010

中图分类号 TN957.52 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2013)03-0042-04

PDA Algorithm Based On Subjection Degree

LIU Xiao-qiang¹, WANG Rui¹, QU Jing-hua²

(1. Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China; 2. Military Representative office by Air Force in the NO. 802 Institute of SAST, Shanghai, 200090, China)

Abstract: This paper analyses the PDA algorithm, which is commonly used in plot-track association. Aimed at the problem of bug tracking when it works in dense targets environment, an improved algorithm is proposed and the concept of subjection degree is introduced. After determining the subjection degrees between all the effective measurements and the corresponding targets by calculating statistical distance, intersecting trace windows are split, then PDA algorithm is applied to associating plots with tracks in independent track windows, and Kalman filter is applied to estimating real states of targets. In the simulation, the algorithm proposed in this paper is compared with JPDA algorithm, and the results show the proposed algorithm is slightly decreased in correct association rate, and substantially decreased in calculation.

Key words: PDA algorithm; subjection degree; effective measurement; trace window

利用各种传感器对空间多机动目标进行跟踪是现代航空领域的一个基本问题, 而多目标环境下的数据关联问题是多目标跟踪中的核心内容, 也是难点所在。数据关联就是当传感器探测到目标关联区内有多个观测回波时将多目标数据和观测回波进行

关联的过程。在实际的工作环境中, 由于测量噪声和背景噪声等因素的影响, 一次检测可能得到多个测量, 需要采用一定的数据关联方法, 将真实测量数据与目标预测测量进行关联, 以估计出目标的真实状态。概率数据关联算法是杂波环境中对单目标进

收稿日期: 2012-12-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61102109)

作者简介: 刘小强(1989—), 男, 山东济宁人, 硕士生, 主要从事多传感器数据融合研究。

E-mail: 344649734@qq.com.

行数据关联的有效方法,但在密集目标环境中容易发生误跟和跟丢的问题。针对以上问题,本文对有效测量引入隶属度,通过计算隶属度来实现相交关联波门的拆分,以解决概率数据关联算法在密集目标环境下的误跟和跟丢问题。

1 概率数据关联算法

最早提出的数据关联算法是最邻近数据关联(Nearest Neighbor Data Association, NNDA),这种方法运算量小,但仅适用于目标稀疏、噪声水平低的环境。

Bar-Shalom 和 Jaffer 于 1972 年提出了概率数据关联算法(Probability Data Association, PDA)^[1-3]。

PDA 算法假定只有一个目标,并且该目标的航迹已经初始化。因此,PDA 算法所关心的问题就是航迹的保持,即新的测量如何与已有航迹进行关联的问题。假设目标的状态模型和观测模型为:

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

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{W}(k) \quad (2)$$

式中: $\mathbf{X}(k)$ 和 $\mathbf{Z}(k)$ 分别为目标在 k 时刻的状态和测量; $\mathbf{V}(k)$ 和 $\mathbf{W}(k)$ 分别为系统噪声和观测噪声,它们是相互独立的高斯过程,协方差矩阵分别为 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 。在航迹起始完成后,若有了目标状态的一个估计和相应的协方差,就可以预测下一时刻目标的状态和测量。在进行实际测量和预测测量的关联时,PDA 算法将预测测量周围一定区域内的测量值与之进行关联,这个区域就叫做关联门,关联门内的测量值叫做有效测量。

假设 k 时刻的测量集合为:

$$\mathbf{Z}(k) = \{\mathbf{z}_i(k)\}_{i=1}^{m(k)} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{z}_i(k)$ 为第 i 个有效测量; $m(k)$ 为第 k 次观测时关联门中的有效测量数。得到 k 时刻的有效测量集合后,就需要计算各有效测量的关联概率 $\beta(k)$ 。当杂波空间密度是参数为 λ 的泊松分布时,得到关联概率为:

$$\beta(k) = \begin{cases} \frac{a_i}{\omega + \sum_{j=1}^{m(k)} a_j}, & i = 1, 2, \dots, m(k) \\ \frac{0}{\omega + \sum_{j=1}^{m(k)} a_j}, & i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中:

$$a_i = P_d \exp\left[-\frac{1}{2}\tilde{\mathbf{z}}_i(k)^T \mathbf{S}_i(k)\tilde{\mathbf{z}}_i(k)\right] \quad (5)$$

$$\omega = (1 - P_d P_g)(2\pi)^{\frac{M}{2}} \lambda \sqrt{|\mathbf{S}_i(k)|} \quad (6)$$

式中: P_d 为检测概率; P_g 为波门概率; M 为测量维数; $\tilde{\mathbf{z}}_i(k)$ 为测量的新息; $\mathbf{S}_i(k)$ 为测量新息的协方差矩阵。

得到各测量的关联概率后,可以求得 k 时刻的组合新息为:

$$\tilde{\mathbf{Z}}(k) = \sum_{i=1}^{m(k)} \beta(k)\tilde{\mathbf{z}}_i(k) \quad (7)$$

将组合新息带入卡尔曼滤波方程进行估计:

$$\hat{\mathbf{X}}(k|k) = \hat{\mathbf{X}}(k|k-1) + \mathbf{K}(k)\tilde{\mathbf{Z}}(k) \quad (8)$$

PDA 算法综合考虑了关联门内所有的测量值,本质上是一种贝叶斯的关联技术。因此,它是杂波环境中单目标跟踪的一种十分有效的方法,并且其存储量与标准卡尔曼滤波器基本相等,易于实现。但是当被跟踪的目标比较密集时,尤其是在多个目标的跟踪波门存在相交区域并且相交区域内有有效测量的情况下,PDA 算法极易出现误跟和跟丢问题。因此,PDA 算法不适用于密集杂波下的多目标跟踪。

为解决上述问题,Bar-Shalom 对 PDA 算法进行了扩展,提出了联合概率数据关联算法(Joint Probability Data Association, JPDA)^[4-6]。JPDA 算法是公认的在密集杂波环境下最好的多目标数据关联算法,但由于算法中确认矩阵的尺寸随着目标与有效测量的增多而增大,导致互联事件的数量呈指数增长,计算量随之急剧增加,因此 JPDA 算法的实际应用受到很大限制。

针对 PDA 算法在多目标杂波环境下易出现的误跟和跟丢问题,本文分析其原因在于当多个目标的关联波门相交且在相交区域内存在有效测量时,这些“共用的”有效测量会影响到对目标真实状态的估计。因此对测量值引入隶属度的概念,计算出各有效测量的隶属度,将相交的关联门拆分为相互独立的关联门,并分别运用 PDA 算法进行数据关联,以解决 PDA 算法的误跟和跟丢问题。

2 引入隶属度的 PDA 算法

引入隶属度的 PDA 算法其基本思想是:首先计算各个有效测量隶属于所对应目标的隶属度,规定隶属度计算规则为:落在关联波门相交区域之外的有效测量,完全隶属于对应的目标,即隶属度为 1;落在相交区域之内的有效测量,依据其与对应各目标之间的统计距离大小以及选定的隶属度函数计算相应的隶属度。在计算出各个有效测量对应于各个目标的隶属度后,就可将相交的关联门拆分为相

互独立的关联门,然后分别使用 PDA 算法进行数据关联,见图 1。

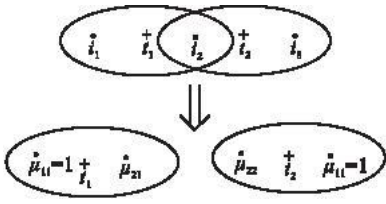


图 1 相交关联门的拆分

Fig. 1 Splitting of two intersecting track windows

考虑到传感器的测量误差近似服从正态分布,本文仿真中选取的隶属度函数为降半正态分布函数 $\mu(x) = e^{-\lambda x^2}$ 。算法步骤如下:

1) 计算隶属度函数的参数 λ 。为避免落在关联波门边缘的有效测量的隶属度过低,在每次进行关联之前应先确定隶属度函数 $\mu(x) = e^{-\lambda x^2}$ 中参数 λ 的值。本文仿真中设定的最小隶属度为 0.1,因此令 $\mu(r) = e^{-\lambda r^2} = 0.1$ 就可计算出参数 λ ,其中 r 为关联波门的半径。

2) 计算隶属度。首先计算第 k 次观测中获得的各个有效测量与所对应目标之间的统计距离,进而依据所选定的隶属度函数计算出各有效测量对应各目标的隶属度,记为 $U(k) = [\mu_{it}(k)]$,式中 i 代表有效测量, t 代表目标。

3) 相交关联波门的拆分。将 U 按列进行拆分,得到: $U_1(k) = [\mu_{i1}(k)]$, $U_2(k) = [\mu_{i2}(k)]$, ..., 其中 $i = 1, 2, \dots, m(k)$ 为 k 时刻有效测量数。拆分后得到的列向量即为各个目标的关联波门中各有效测量的隶属度值。

4) 计算关联概率。根据 PDA 算法中关联概率的计算公式,计算出各有效测量与所对应目标之间的关联概率,记为 $B = [\beta_t(k)]$ 。

5) 计算有效测量的权重。得到隶属度 $\mu_{it}(k)$ 和关联概率 $\beta_t(k)$ 后,计算有效测量 i 对应目标 t 的新息值的权重 $\omega_{it}(k) = \mu_{it}(k)\beta_t(k)$,记为 $W(k) = [\omega_{it}(k)] = [\mu_{it}(k)\beta_t(k)]$ 。

6) 依据权重和新息,计算出目标 t 的组合新息:

$$\tilde{Z}_t(k) = \sum_{i=1}^{m(k)} \omega_{it}(k) \tilde{z}_{it}(k) \quad (9)$$

将 $\tilde{Z}_t(k)$ 代入式(7),对目标 t 进行状态估计:

$$\hat{X}_t(k|k) = \hat{X}_t(k|k-1) + K_t(k)\tilde{Z}_t(k) \quad (10)$$

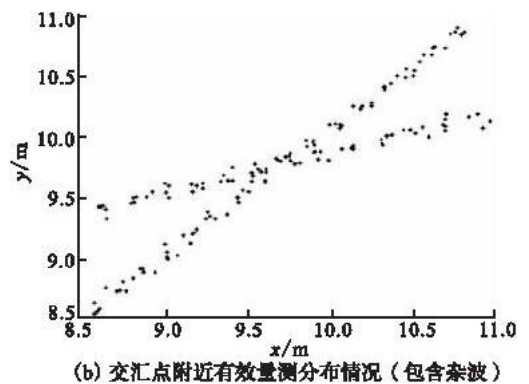
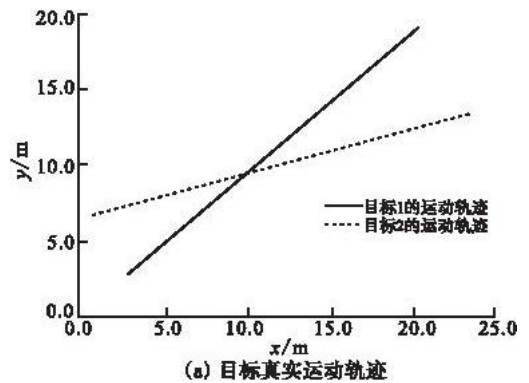
3 仿真分析

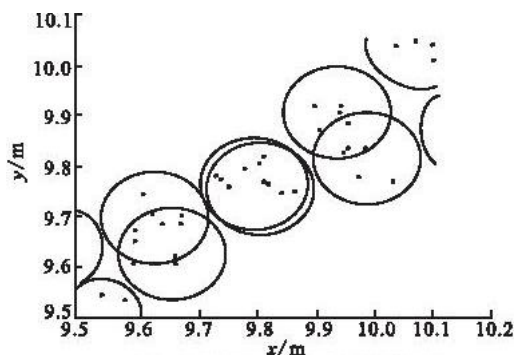
为验证本文算法在正确关联概率、跟踪精度、计算量 3 方面的性能,在仿真中与 JPDA 算法进行了

对比。本文采用的仿真平台为 Matlab 2010,仿真环境设置为 2 目标匀速直线运动,初始位置分别为 (3 000 m, 3 000 m)、(1 000 m, 7 000 m),速度分别为 (170 m/s, 170 m/s)、(220 m/s, 70 m/s),计算得出 2 目标交汇点为 (9 800 m, 9 800 m),传感器的采样间隔 $T = 1$ s,测量误差 200 m,仿真步数 100。

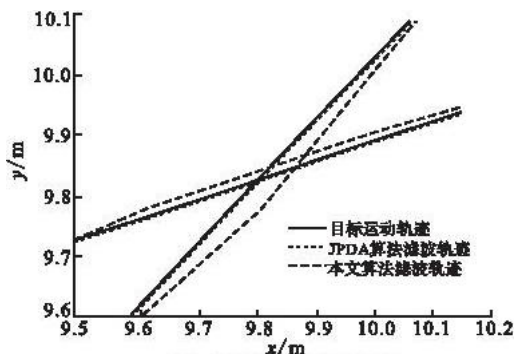
在仿真初始阶段,2 目标相距较远,关联波门不存在相交区域,此时使用 PDA 算法进行杂波环境中的单目标数据关联。当 2 目标逐渐接近,致使关联门存在相交区域时,分别使用了本文算法和 JPDA 算法进行数据关联,并进行对比分析。

图 2 展示了目标的真实运动轨迹以及交汇点附近的有效测量、关联波门、滤波轨迹的分布情况。由图 2(c)可以看出,在交汇点附近的若干次观测中,出现了 2 目标关联波门相交的情况,并且在相交区域存在有效测量。针对这种情况,仿真中分别使用了 JPDA 算法和本文提出的基于隶属度的 PDA 算法进行数据关联,并使用 Kalman 滤波器进行轨迹滤波,得到的滤波轨迹见图 2(d)。可以看出,在交汇点附近,JPDA 算法仍能保持较高的跟踪精度,本文提出的基于隶属度的 PDA 算法会出现跟踪精度下降的问题。但在 2 目标相互远离,关联波门不再相交时,本文算法的跟踪精度又会提升,恢复到关联波门相交之前的水平。图 3 展示了整个仿真过程中 2 种算法对目标 1 和目标 2 的跟踪误差曲线。





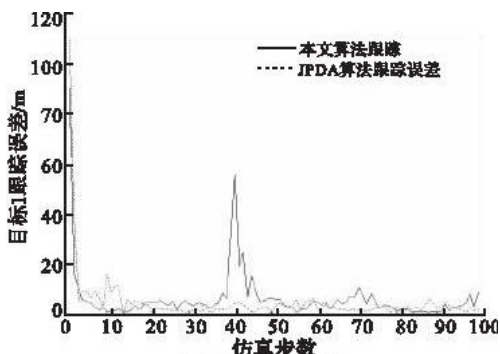
(c) 交汇点附近关联波门分布情况



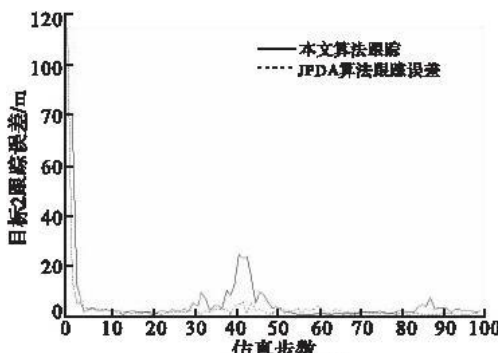
(d) 交汇点附近滤波轨迹

图 2 目标的实际运动轨迹和估计轨迹

Fig. 2 Actual trajectories and estimated trajectories of targets



(a) 目标1跟踪误差



(b) 目标2跟踪误差

图 3 2 目标位置误差

Fig. 3 Position errors of two targets

为说明本文算法在正确关联概率和计算量方面的性能,仿真中将本文算法程序和 JPDA 算法程序

进行多次运行,记录 2 种算法关联结果为正确的次数,并使用 Matlab 的 tic、toc 语句来计算程序运行时间,结果见表 1。

表 1 2 种算法的正确关联次数及平均运行时间

Tab.1 Correct associations and average operation time of two algorithms

算法	正确关联次数	平均运行时间/s
JPDA 算法	98	2.554
本文算法	95	1.583

由表 1 可以看出,本文提出的基于隶属度的 PDA 算法,其正确关联概率相比 JPDA 算法稍有下降。在计算量方面,文中仅针对 2 个目标匀速直线交叉运动的情形进行了仿真,基于隶属度的 PDA 算法的平均运行时间相比 JPDA 算法减少 1 s。并且 JPDA 算法在目标数和有效测量数增多时,其确认矩阵的尺寸随之增大,因此联合矩阵的数量呈指数增长,计算量也随之呈指数增长,而基于隶属度的 PDA 算法,其计算量随目标和有效测量数的增加近似呈线性增长,相比 JPDA 算法减少很多,有利于工程实现。

4 结语

本文针对 PDA 算法在多目标杂波环境下,尤其是当多个目标的关联门存在相交区域时容易发生误跟和跟丢的问题,将隶属度的概念引入有效测量,将相交关联波门拆分为独立关联波门,进而使用 PDA 算法进行数据关联,使得传统 PDA 算法适用于杂波环境中的多目标数据关联。在仿真中,将本文算法与 JPDA 算法进行了对比,其正确关联概率相比 JPDA 有轻微下降,计算量有极大减少,避免了当目标和有效测量数增多时 JPDA 算法出现的“组合爆炸”现象,有利于工程实现。

参考文献(References):

[1] 朱晓钢,杨兵,许华杰.支持无线传感器网络多目标跟踪的最邻近数据关联算法研究[J].计算机科学,2011,38(5):67-70.
 ZHU Xiaogang, YANG Bing, XU Huajie. Nearest neighbor method data association algorithm to Support multi-target tracking in WSN [J]. Computer science, 2011, 38(5):67-70. (in Chinese)

(下转第 72 页)