

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2018.01.010

基于贪心策略的多目标跟踪数据关联算法

张 良^{1,2}, 王运锋^{1,2}

(1. 四川大学计算机学院, 成都 610065; 2. 国家空管自动化系统技术重点实验室, 成都 610065)

摘 要: 针对多目标跟踪中数据关联问题, 提出一种新的数据关联方法, 该算法先计算航迹和点迹的欧式距离以及其状态向量的在 1 范数下的距离, 并将两者的和作为关联测度, 构建关联概率矩阵. 根据关联概率矩阵, 对每条航迹都找到最适合(关联概率最大)的点迹, 若点迹只是一条航迹的候选点迹则予以更新, 若点迹是多条航迹的候选点迹, 则选择其中概率最高的一条航迹予以更新. 蒙特卡罗仿真表明, 该算法在最大程度上保证了对每条航迹更新的点迹尽量是当前所有点迹中最优的点.

关键词: 多目标跟踪; 数据关联; 正确关联率; 向量范数; 蒙特卡罗仿真

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 0490-6756(2018)01-0056-05

Multi-target tracking data association algorithm based on greedy strategy

ZHANG Liang^{1,2}, WANG Yun-Feng^{1,2}

(1. College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. National Key Laboratory of Air Traffic Control Automation System Technology, Chengdu 610065, China)

Abstract: In this paper, a new association method is proposed to tackle the data association problem of multi-target tracking. In this algorithm, building the associative matrix with the Euclidean distance and the 1-Norm of state vector between tracks and points firstly. And using the associative matrix find the most suitable(Maximum matching success rate)points for every track. If the points just marked by one track, update this track directly; if the points marked by many tracks, choose the track with highest probability to update. Monte-Carlo Simulation experiments show that this algorithm guarantees the updating points for every tracks are the best points among all present points.

Keywords: Multi-target tracking; Data association; Related correct rate; Vector norm; Monte-carlo simulation

1 引 言

目标跟踪处理过程中, 对于多目标和存在杂波干扰点的复杂环境, 如何快速得到更好的跟踪处理效果, 是多目标跟踪处理的首要任务, 其中多目标数据关联是整个跟踪处理过程中非常重要的环节. 所谓多目标关联, 其主要任务是将收到的多目标观

测数据(包括多目标观测值和杂波干扰点)和目标航迹进行关联处理的过程. 由于关联结果将会直接影响到多目标航迹的更新, 因此数据关联算法的准确性, 将会直接影响到多目标跟踪系统的性能^[1-10]. 目前现有的数据关联方法有最近邻算法(Nearest Neighbor Algorithm, NN)、概率数据关联算法(Probability Data Association Algorithm,

收稿日期: 2017-03-21

基金项目: 国家自然科学基金(91338107); 四川省科技厅软科学研究项目(2016ZR0087)

作者简介: 张良(1993-), 男, 陕西汉中, 硕士生, 研究方向为雷达数据处理. E-mail: 807968881@qq.com

通讯作者: 王运锋. E-mail: yfwang@scu.edu.cn

PDA)、联合概率数据关联算法 (Joint Probability Data Association Algorithm, JPDA)^[11] 等。在复杂环境下, 最近邻算法有着较快的关联速度且容易实现, 但其关联正确率较低, 概率数据关联和联合概率数据关联算法虽然有着较高的关联正确率和较好的跟踪效果, 但计算量过大且不易于实现。

本文在借鉴文献[3, 12]的基础上提出一种新的数据关联方法, 该算法先计算航迹和点迹的欧式距离以及其状态向量在 1 范数^[13]下的距离, 并将两者的和作为关联测度, 采用改进最优婚姻匹配算法^[14]构建距离测度矩阵和关联概率矩阵。根据得到的关联概率矩阵, 对每条航迹都找到的概率最高的点迹, 若点迹只是一条航迹的候选点迹则予以更新, 若点迹是多条航迹的候选点迹, 则选择其中概率最高的一条航迹予以更新。蒙特卡罗仿真表明, 该算法在最大程度上保证了对每条航迹更新的点迹尽量是当前所有点迹中最优的点, 同时该方法相对于最近邻算法和全局最近邻算法 (Global Nearest Neighbor Algorithm) 具有较高的正确关联率, 相对于 GNN 本文算法所需要的平均关联时间较少, 并且易于实现。

2 数据关联算法

2.1 数据关联算法描述

针对复杂环境下 (如杂波干扰区域和关联门限相交区域), 提出了一种基于最优婚姻匹配算法的数据关联方法, 与 NN 算法只考虑点迹与航迹预测值之间的欧式距离不同, 该方法从多个方面计算航迹和点迹之间的关联概率, 通过构建关联概率矩阵, 搜索最大匹配成功率的航迹-点迹对, 保证每一条航迹都能关联上相对自己最优的点迹, 提高航迹的正确关联率。算法流程图如图 1 所示。

航迹 i 和点迹 j 的欧式距离定义为

$$dis = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

航迹 i 和点迹 j 状态向量为 (此处考虑的状态向量为航迹和点迹共有的状态向量)。

$$x_i(k) = [r_{i1}(k), r_{i2}(k), r_{i3}(k)]^T$$

$$x_j(k) = [r_{j1}(k), r_{j2}(k), r_{j3}(k)]^T \quad (2)$$

式中, r_k 为航迹和点迹特征。

航迹 i 和点迹 j 状态向量在 1 范数定义下的距离为

$$d = \|x_i(k) - x_j(k)\|_1, 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N \quad (3)$$

$$d = |r_{i1}(k) - r_{j1}(k)| + |r_{i2}(k) - r_{j2}(k)| +$$

$$|r_{i3}(k) - r_{j3}(k)| \quad (4)$$

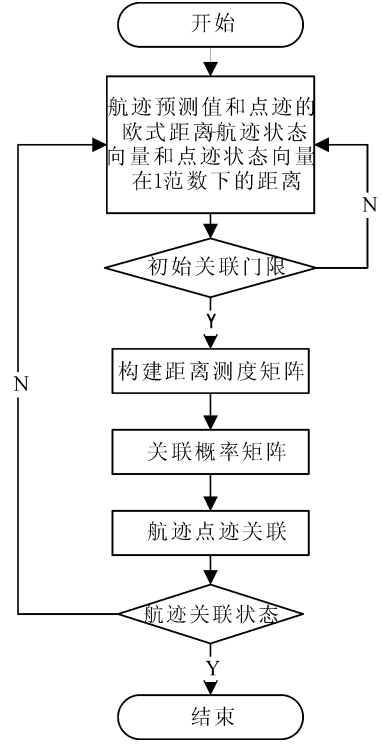


图 1 关联算法流程图

Fig. 1 Association algorithm flow diagram

构造航迹和点迹的 $M \times N$ 距离测度矩阵 \mathbf{P} , 如下式。

$$d_{ij} = dis + d \quad (5)$$

$$d = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1M} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{N1} & d_{N2} & \cdots & d_{NM} \end{bmatrix} \quad (6)$$

初始化距离矩阵全为 -1 , 对于距离矩阵中的每个 $d_{ij} \neq -1$ 都是满足初始关联门限的点迹和航迹距离, 门限之外的距离不予以考虑。

根据点迹航迹距离矩阵, 构造航迹和点迹 $M \times N$ 关联概率矩阵 \mathbf{P} 。其中距离矩阵转换为概率矩阵的公式为

$$\mathbf{P}_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{d_{ij}}, & d_{ij} > 1 \\ 1, & 0 \leq d_{ij} \leq 1 \\ 0, & d_{ij} = -1 \end{cases} \quad (7)$$

所构成的概率矩阵 \mathbf{P} 为

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1M} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{N1} & p_{N2} & \cdots & p_{NM} \end{bmatrix} \quad (8)$$

根据概率矩阵进行关联的关联准则如下。

(1) 若点迹与其他航迹不存在关联状态,即关联概率矩阵中点迹 j 所在的行有且只有一个 p_{ji} 值,其余位置为 0,即

$$\begin{cases} p_{ji} = p \\ p_{jn} = 0, (1 \leq n \leq M \cap n \neq i) \end{cases} \quad (9)$$

则接受来自航迹 i 的关联。

(2) 若点迹 j 和多条航迹存在关联状态,表明点迹 j 属于多条航迹的候选点迹,即关联矩阵中点迹 j 所在的行有多个 p_{ji} 值.若相对于当前暂时匹配成功的航迹 k 和后面任意一个匹配成功的航迹 i ,存在如下关系.

$$p_{ji} < p_{jk} \quad (10)$$

即与航迹 k 关联的概率高于与航迹 i 关联的概率,则接受来自航迹 k 的关联.若相对于当前暂时匹配成功的航迹 k 和后面任意一个匹配成功的航迹 i ,存在如下关系.

$$p_{ji} > p_{jk} \quad (11)$$

即与航迹 i 关联的概率高于与航迹 k 关联的概率,则接受来自航迹 i 的关联。

2.2 数据关联算法示意图

搜索具有最大概率的航迹-点迹对,中断该航迹和点迹与其它点迹和航迹的关联关系,重复上述步骤,直到完成所有的航迹和点迹关联处理.关联算法示意图如图 2 所示.

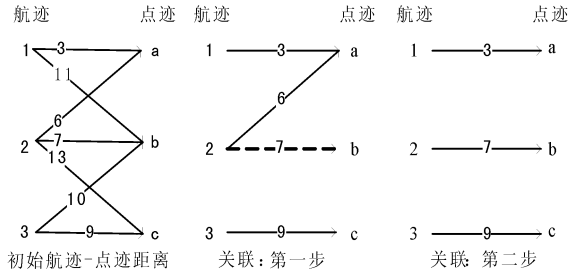


图 2 关联算法示意图

Fig. 2 Association algorithm diagram

3 仿真分析

3.1 仿真实验环境

利用文中算法对多移动目标进行跟踪处理,研究影响算法性能的相关因素,以及对比体现出对于存在杂波点的多目标跟踪和多目标在相交区域时本文算法的优势之处.仿真实验的相关参数设置如下.

(1) 15 个交叉目标起始位置设置,仿真实验中按实验需要个数进行选取.

$$G_1(-77.92 \text{ km}, 139.87 \text{ km}, 10 \text{ km})$$

$$G_2(-114.69 \text{ km}, 83.63 \text{ km}, 10 \text{ km})$$

$$G_3(-126.32 \text{ km}, 26.96 \text{ km}, 10 \text{ km})$$

$$G_4(-128.62 \text{ km}, -49.77 \text{ km}, 10 \text{ km})$$

$$G_5(-103.87 \text{ km}, -94.37 \text{ km}, 10 \text{ km})$$

$$G_6(-70.62 \text{ km}, -134.06 \text{ km}, 10 \text{ km})$$

$$G_7(30.19 \text{ km}, 123.04 \text{ km}, 10 \text{ km})$$

$$G_8(79.10 \text{ km}, 94.85 \text{ km}, 10 \text{ km})$$

$$G_9(124.05 \text{ km}, 41.04 \text{ km}, 10 \text{ km})$$

$$G_{10}(135.91 \text{ km}, -29.33 \text{ km}, 10 \text{ km})$$

$$G_{11}(83.70 \text{ km}, -75.64 \text{ km}, 10 \text{ km})$$

$$G_{12}(51.02 \text{ km}, -119.66 \text{ km}, 10 \text{ km})$$

$$G_{13}(95.09 \text{ km}, -128.83 \text{ km}, 10 \text{ km})$$

$$G_{14}(-93.79 \text{ km}, 150.87 \text{ km}, 10 \text{ km})$$

$$G_{15}(-114.91 \text{ km}, 112.50 \text{ km}, 10 \text{ km})$$

其中,目标在飞行过程中均在测量站的探测范围内.

(2) 三个固定站站址:

$$S_1(0 \text{ km}, 50 \text{ km}, 0.75 \text{ km})$$

$$S_2(-50 \text{ km}, 0 \text{ km}, 0.01 \text{ km})$$

$$S_3(50 \text{ km}, 0 \text{ km}, 0.15 \text{ km})$$

(3) 飞行速度:500km/h

(4) 杂波区^[15]设置:

杂波区 1 设置:在每个周期,以处理中心为原点的 200 km * 200 km 区域内随机产生 20 个点迹与真实目标一起发送到跟踪处理.

杂波区 2 设置:在每个周期,以处理中心为原点的 200 km * 200 km 区域内随机产生 50 个点迹与真实目标一起发送到跟踪处理.

杂波区 3 设置:在每个周期,以处理中心为原点的 200 km * 200 km 区域内随机产生 100 个点迹与真实目标一起发送到跟踪处理.

(5) 信噪比:

不同目标个数和不同杂波区设置信噪比依次为:

(目标个数 5、10,杂波点 20、50、100)

$$1:4, 1:10, 1:20, 1:2, 1:5, 1:10$$

3.2 仿真实验结果

仿真实验 1:在上述的实验环境、杂波区 1 设置下,分别对目标个数为 5 个、10 个、15 个进行 50 次蒙特卡洛跟踪处理实验,重点关注目标相交区域内的关联情况,得到 40 个周期内 NN 算法、GNN 算法和本文算法在统计学下的关联正确率,实验结果如表 1 所示.

表 1 不同算法关联正确率

Tab. 1 Correct association rate of different algorithms

算法 目标个数	NN 算法 (%)	GNN 算法 (%)	本文算法 (%)
5	96.51	98.72	99.65
10	91.97	94.86	97.27
15	89.13	92.35	96.66

表 1 中, 正确关联率的计算方法为

$$R = M/N \quad (12)$$

其中, R 为正确关联率, M 为航迹在 40 个周期内关联到点迹为真实点迹的个数, N 为航迹在 40 个周期内所有真实点迹的个数。

仿真实验 2: 在上述实验环境下(无杂波区设置), 对文中算法进行了 20 次 MC 实验. 假设 15 个交叉目标做匀速直线运动, 其飞行参数设置如实验环境所述, 实验中跟踪处理周期为 $T=4s$. 正确检测到目标的概率为 $P=0.999$, 应用本文中的关联算法进行目标跟踪. 图 3 给出了 15 个交叉目标仿真的跟踪处理结果. 图中显示了, 在多个目标航迹相互交叉的复杂环境下, 文中算法仍具有的较好的效果。

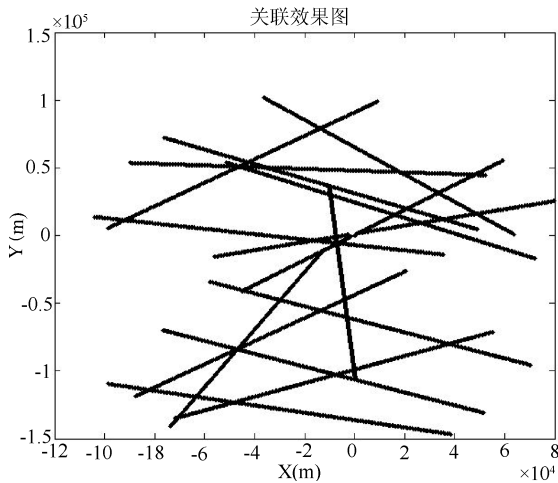


图 3 关联效果图

Fig. 3 Association algorithm result diagram

仿真实验 3: 在不同的杂波设置下, 对目标点迹(5 个飞行轨迹不限制的目标、10 个飞行轨迹必须是在相交区域)进行 50 次蒙特卡洛跟踪处理实验, 得到 50 个周期内 NN 算法、GNN 算法和本文算法在统计学下平均得到一次跟踪结果所要运行的时间, 实验结果如表 2 所示(单位: ms).

其中, 运行时间计算方法为

$$T = T_{\text{关联开始}} - T_{\text{关联结束}} \quad (13)$$

表 2 不同算法的运行时间

Tab. 2 Run time of different algorithms

算法	NN 算法		GNN 算法		本文算法	
	5	10	5	10	5	10
杂波 设置	目标	目标	目标	目标	目标	目标
杂波区 1	40.7	77	83.5	105	67	83.1
杂波区 2	87	129	215	285	171	215
杂波区 3	273	308	483	563	354	437

3.3 仿真结果分析

仿真实验 1 研究了在相同环境、多目标从起始到相交区域 40 个周期内, 两种算法的关联正确率. 从表 1 可以看出, 跟踪关联正确率会随着目标的增多而下降, 但是本文算法相对于传统的 NN 算法和 GNN 算法都有相对比较高的关联正确率。

仿真实验 2 研究了 15 个目标相互交汇时跟踪处理效果. 从图 3 可以看出, 15 个目标跟踪处理效果较好, 尤其是对于目标相交区域, 基本没有出现错关联和漏关联的情况, 表明该算法具有较好的跟踪处理效果。

仿真实验 3 研究了对于不同杂波设置不同目标数量下不同关联算法完成一次关联所需时间, 实验表明目标数量越多, 所要消耗的时间就越多, 杂波区设置点迹越多, 所需要的时间越多(如表 2 所示). 同时, 从表 2 可以看出, 文中算法处理一个周期内所有点迹所需要的时间要多于 NN 算法所需要的时间. 但是, 由于 NN 算法只需要找到航迹最优点, 不需要其它判断, 所以该时间是在正常的范围内. 相对于 GNN 算法, 文中算法所需要的关联时间相对较少, 因为文中算法构造的关联概率矩阵为稀疏矩阵, 不需要用很多的时间进行查找匹配。

4 结论

针对多目标跟踪中数据关联问题, 本文提出一种新的数据关联方法, 该算法重点分析了航迹与点迹的关联问题, 并且对传统的全局最近邻所使用的最小距离判断进行改进, 在最小距离的基础上增加航迹和点迹状态向量在 1 范数下的距离, 以此来确定航迹和点迹的距离矩阵和关联概率矩阵. 其算法的实质为通过判断点迹是否为各航迹最优点迹, 使得每条航迹尽可能得到最优点迹用于更新, 是一种近似最优的的算法. 从仿真结果可以看出, 该方法在目标相交区域下跟踪性能好, 当杂波点较少时计算速度快, 适用于弱杂波区对多个目标进行精准跟踪, 并且该算法易于实现, 适合在工程实践中应用。

参考文献:

- [1] 张睿敏, 陈钟, 李晓斌. 多目标量化变分滤波贝叶斯 WSN 跟踪定位算法[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2015, 52: 1237
- [2] 邵雷, 雷虎民, 赵宗宝. 临近空间高超声速飞行器轨迹跟踪控制研究[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2015, 52: 79.
- [3] 王兰云, 赵拥军. 多目标跟踪数据关联及其改进算法[J]. 微计算机信息, 2005, 21: 190.
- [4] 何友. 雷达数据处理及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2013.
- [5] 侯翔. 基于 PSO-SA 的多目标跟踪数据关联算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2014, 22: 480
- [6] 冯洋. 多目标跟踪的数据关联算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2008.
- [7] Dahmani M, Meche A, Keche M, *et al.* An improved fuzzy alpha-beta filter for tracking a highly maneuvering target[J]. *Aerosp Scie Tech*, 2016, 58: 298.
- [8] Mohammed D, Mokhtar K, Abdelaziz O, *et al.* A new IMM algorithm using fixed coefficients filters (fastIMM) [J]. *AEU-INT J Electron C*, 2010, 64: 1123.
- [9] 邸忆, 龙飞, 李卓越. 一种基于改进蚁群算法的多目标跟踪数据关联方法[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30: 306.
- [10] 徐丽, 马培军, 苏小红. 基于 K-Medoids 聚类的多传感器航迹关联算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2012, 44: 107.
- [11] 杨凡弟. 多目标跟踪数据关联方法综述[J]. 科技世界, 2016, 25: 164.
- [12] 张楠, 齐俊玲. 稳定完备婚姻问题的算法及推广[J]. 软件, 2012, 33: 112.
- [13] 谢朝海, 胡勇, 蔡学军. 任意范数格基分段规约[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2013, 50: 1005.
- [14] 宋旭东, 纪秀花. 稳定婚姻匹配问题的一个快速枚举算法[J]. 工程图学学报, 2010, 31: 187.
- [15] 袁德诚, 王运锋. 杂波环境下雷达新建航迹处理方法分析[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2017, 54: 89.