

支持无线传感器网络多目标跟踪的聚类数据关联算法研究

朱晓钢¹ 杨 兵² 许华杰³

(湖北大学数学与计算机学院 武汉 430062)¹ (湖北大学教育学院 武汉 430062)²

(上海第二工业大学计算机与信息学院 上海 201209)³

摘 要 多源数据关联问题是无线传感器网络中多传感器数据融合的关键技术之一。联合概率数据关联算法是一种跟踪多目标的数据关联算法,它不需要任何关于目标和杂波的先验信息,但与其他有关数据关联算法相比,计算机开销大。基于聚类算法的联合概率数据关联算法在联合概率数据关联算法的基础上,运用模式识别中的聚类思想对传感器所接收到的量测数据进行聚类,减少有效量测的数目,从而简化了有效矩阵,减少了原有算法的计算量。

关键词 传感器网络,多目标跟踪,联合概率数据关联,聚类

中图分类号 TP311 文献标识码 A

Clustering Data Association Algorithm to Support Multi-target Tracking in WSN

ZHU Xiao-Gang¹ YANG Bing² XU Hua-Jie³

(School of Mathematics & Computer Science, Hubei University, Wuhan 430062, China)¹

(School of Education, Hubei University, Wuhan 430062, China)²

(School of Computer and Information, Shanghai Second Polytechnic University, Shanghai 201209, China)³

Abstract Multi-source data association is one of the key technologies of multi-sensor data fusion in wireless sensor network. The joint probability data association algorithm is a data association algorithm of Multi-target tracking, and it doesn't need any priori information about targets and clutters, but its computer expense is very large compared with the other related data association algorithms. The joint probability data association algorithm based on clustering algorithm applies the cogitation of clustering in pattern recognition to deal with the measurement data received from sensors. This method reduces the number of measurement data, and simplifies the effective matrix, thus reduces the computation of original algorithm.

Keywords Wireless sensor network, Multi-target tracking, Joint probability data association, Cluster

1 引言

联合概率数据关联算法(Joint Probability Data Association, JPDA)^[1]在多目标跟踪应用中具有良好的跟踪性能,但是它在目标和传感器数量多、环境干扰多的情况下,计算复杂度会急剧增加,计算所带来的时延有时候是无法承受的^[2]。因此,一般实际应用中采用的都是改进的 JPDA 算法。

目前,大多数改进算法都是针对如何简化关联事件和关联概率的求解问题,这是联合概率数据关联算法计算量大的原因。简易联合概率数据关联 CJPDA^[3]是 JPDA 的一种简化形式,它考虑了落入跟踪门内的所有有效回波对目标状态估计的影响,但是它没有用聚矩阵的分解来计算每个有效回波的关联概率,而是用高斯似然函数来表示观测与航迹的关联程度。准最佳联合概率数据关联 SJPDA^[4]在计算关联概率的时候没有考虑所有的联合事件,而是考虑同时有两条航迹存在的局部联合事件。最邻近联合概率数据关联 NNJP-

DA^[5]与 JPDA 不同的地方也是在于关联概率的计算。该方法的思想是将关联概率最大的有效回波用于目标状态估计。还有其他一些改进算法,如 Roecker J A、Phillis G L 提出的次优联合概率数据关联算法^[6],秦卫华、胡飞等提出的一种简化的联合概率数据关联算法^[7],邓未央、王宝树提出的一种近似的联合概率数据关联算法^[8],Zhou B、Bose N K 提出的快速联合概率数据关联算法^[9]等。近年来,神经网络^[10]的思想与方法也广泛地应用于目标跟踪与数据关联,获得了许多的研究成果^[11,12],其中以神经网络与联合概率数据关联算法相结合的算法^[13]最为突出。敬忠良^[14]对基于神经网络的目标跟踪和数据关联作了详细的论述。上述的这些改进的 JPDA 算法在减少 JPDA 算法计算量的同时,也降低了算法的跟踪性能和可靠性,并限制了算法的应用范围。实际上,如果在杂波密集环境下进行目标跟踪,由于传感器所获得量测数目多,聚矩阵拆分必然非常复杂。而传感器所获得的量测中有很多是相同目标量测值,或者是相同目标干扰值。如果能够减少

本文受国家高技术 863 计划(2007AA01Z309),国家自然科学基金(60873030),国防预研基金(9140A04010209JW0504,9140A15040208JW0501),湖北省自然科学基金资助。

朱晓钢(1976-),男,讲师,主要研究领域为无线传感器网络;杨 兵(1975-),男,博士后,主要研究领域为现代数据工程、实时数据库系统、无线传感器网络,E-mail:yangbing@126.com;许华杰(1974-),男,博士,主要研究领域为无线传感器网络。

有效量测数目,可以使聚矩阵的拆分变得相对简单,也易于求解关联事件和关联概率。于是,我们提出了基于聚类算法的联合概率数据关联算法。

2 聚类算法

由于传感器本身特性,它的通信半径不会很大,因此在多传感器多目标跟踪系统中,传感器都在彼此的通信半径范围之内,这样在目标密集的环境下多个传感器可能会采集到同一个目标的量测数据,簇头节点^[14](相对于分布式传感器网络,如果是集中式传感器网络,则是融合中心)接收到的数据会有一定的相关性。这种相关性表现为同一个目标的多个量测值可能聚集在比较近的地方,也就是距离较近的量测值可能来自同一个目标。根据传感器数据“相关性”这一特点,可以利用模式识别中的聚类算法^[15]将这些具有相关性的点迹聚集在一起,并通过某种方法将其合并为一个等效点迹,以减少有效量测数目,降低聚矩阵分解复杂度,从而降低算法计算量。

根据传感器探测到的数据特征以及多目标跟踪复杂的实际环境和目标运动的随机性和多样性,在选择聚类算法时,必须满足下面3个条件:

(1)聚类数目未知。因为在多目标跟踪的起始阶段是不确定目标个数的,即使在跟踪维持阶段,也有可能新目标产生和旧目标删除。因此,所有量测数据应该聚类的数目是未知的,即聚类数目未知。

(2)有较高运行效率。因为在多目标跟踪中必须对数据进行实时处理,以便对目标进行实时跟踪,因此聚类算法要保持比较高的效率。如果聚类算法效率低下,则可能造成目标跟踪滞后,即使跟踪精度再高也是没有用的。

(3)有较强适应性。多目标跟踪环境复杂,环境变化会对算法产生一定影响,算法必须对环境变化有较强的适应性。

根据上述3个条件,我们制定如下聚类规则:将距离小于给定聚类门限的点迹归并为一类,因为两个相距较近点迹可能来自同一个目标,所以它们应该归为一类;将距离大于给定聚类门限的点迹分为两类,因为两个相距很远的点迹必定不是来自同一个目标的点迹,所以它们应该分为两类。然后在每个类中按照一定方式计算该类聚类中心,以该聚类中心作为该类所有点迹的等效量测。这样一来,类中所有的量测都合并为一个量测,量测数目自然就减少了。

两个点迹之间距离的计算公式^[16]如式(1)所示:

$$d(X, Y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} \quad (1)$$

式中, X 和 Y 为传感器探测到的量测数据, x_1, x_2, \dots, x_n 为量测数据 X 的 n 个分量, y_1, y_2, \dots, y_n 为量测数据 Y 的 n 个分量,分量数目根据传感器所要完成的任务而定,每个分量表示量测数据的一个特性。在直角坐标系的目标跟踪系统中,量测数据可为 $Z(x, y)$,其中 x 表示目标横坐标值, y 表示目标纵坐标值。

将传感器量测数据聚类以后,就可以计算每个类的聚类中心。聚类中心的计算公式如式(2)所示:

$$c = \frac{\sum_{m=1}^n a_m X_m}{\sum_{m=1}^n a_m}, m=1, 2, \dots, n \text{ 且 } \sum_{m=1}^n a_m = 1 \quad (2)$$

式中, X_m 表示类中所有的量测数据; a_m 为对应量测数据的权

值,可以看出所有量测数据对应的权值和为1; n 是类中量测数据的数目; c 即为类中所有量测数据的等效量测。因此,式(2)中的意义即为对类中所有的量测数据进行加权求和。

按式(2)计算每个类的聚类中心后,聚类过程就结束了。

3 Cluster-JPDA 算法

Cluster-JPDA 算法中聚类算法的具体步骤如下:

(1)将不同传感器中的所有观测值两两配对,并按式(1)计算所有观测值对的距离,假设有一对观测值为 X, Y ,设其距离为 $d(X, Y)$ 。

(2)将所有观测值对的距离按升序排列。

(3)假设聚类门限为 g ,按照升序排列后的顺序针对每个 $d(X, Y)$ 作如下处理:若该距离被标记,则不考虑这个距离;若该距离未被标记,则作如下判断:如果 $d(X, Y) \leq g$,表明 X 和 Y 可能来自同一个目标,就新建一个类 c ,并将 $d(X, Y)$ 归入类 c ,然后考虑 $d(X, Y)$ 后面的各个距离,把距 X 或距 Y 距离小于 g 但未被标记的归入类 c ,最后标记 $d(X, Y)$ 后面所有与 X 和 Y 相联系的距离。若 $d(X, Y) > g$,表明 X 和 Y 不可能来自同一个目标,则将 X 和 Y 加入有效点迹列表,并标记 g 后面所有与 X 和 Y 相联系的距离;

(4)把所有未被归类的观测值加入有效点迹列表。

(5)采用距离权值法计算各类的聚类中心。

a)累积计算每个类中所有距离之和 sumd;

b)用该类中的每个距离 d 和距离和 sumd 计算相应距离的权值,权值为: $1 - d/\text{sumd}$;

c)用每个距离相应的权值乘以距离中的两个点迹,然后求平均值。

(6)将每个类的聚类中心作为该类中所有点迹的等效点迹加入有效点迹列表。

需要强调的是在 Cluster-JPDA 算法中的聚类算法并没有像一般的聚类算法那样进行反复调整直至聚类效果最好。考虑到算法效率,我们只选择进行一次聚类处理,以在时间和跟踪精度上达到一个平衡。

Cluster-JPDA 算法因为有一个聚类过程的存在,所以其与 JPDA 算法唯一的不同就是数据关联的输入,在数据关联的处理过程上是一样的。JPDA 算法处理所有传感器探测到的数据,而 Cluster-JPDA 算法处理经过聚类后的传感器的等效量测数据集合。

经过聚类算法处理后的量测集合,量测数目会大大减少,因为同一个目标的多个量测会合并成一个等效量测。对传感器所传来的数据经过聚类算法处理后,就可以进行联合概率数据关联。这里有一个问题,即聚类算法也不可能将所有同一个目标的量测聚集在一起,这是一种理想状态,但是由于聚类门限和传感器采集数据的实际情况的影响,聚类算法只能最大限度地同特性的量测数据聚类。

将聚类算法加入到 JPDA 算法中就得到了 Cluster-JPDA 算法,其主要步骤如下:

(1)接收传感器传来的量测数据;

(2)对接收到的量测数据进行上述过程的聚类;

(3)将聚类后的量测数据作为 JPDA 算法的输入,进行 JPDA 数据关联。

4 算法仿真

为检验 Cluster-JPDA 算法的性能,我们分别对机动和非机动目标的跟踪性能做了仿真研究。假设,目标在二维平面内运动,采样周期 $T=2s$,跟踪步数 $n=60$ 。仿真参数设置如表 1 所列,其中传感器个数为 2, σ_x^2, σ_y^2 为传感器测距误差; q_x, q_y 为过程噪声,杂波服从均匀分布, noise_num 为杂波的平均个数; P_d 为目标的探测概率, P_g 为正确量测落入跟踪门限的概率, g_sigma 为跟踪关联门限; point_association_gate 为点迹聚类门限。

表 1 仿真参数

参数	σ_x^2/σ_y^2 (m)	q_x/q_y	P_d	P_g	g_sigma (m)	noise_num (个)	point_association_gate (m)
JPDA	10	0.1	0.96	1.0	5.0	3	无
Cluster-JPDA							5.0

仿真中分别研究了对于同时跟踪 4 个非机动目标和 4 个机动目标的跟踪性能,第一种情况假设目标都做匀速运动,第二种情况假设目标都做加速运动,但是在加速运动过程中有机动现象出现。两种情况下各个目标对应的初始状态分别如表 2 和表 3 所列。

仿真实验中,对于非机动目标的跟踪采用基于 CV 模型的卡尔曼滤波算法;对于机动目标的跟踪采用“当前”统计模型和自适应卡尔曼滤波算法,其中“当前”统计模型的参数为:目标运动的最大速度 $a_{max}=8.0m/s^2$,机动加速度方差为 0.1,机动加速度时间常数的倒数为 $1.0/60.0$,目标发生机动情况为:在 $t=25s$ 时, $a_x=1.0m/s^2, a_y=1.5m/s^2$; $t=40s$ 时, $a_x=-2.5m/s^2, a_y=-2.0m/s^2$ 。

表 2 非机动目标的初始状态

目标	位置(m)		速度(m/s)	
	x_0	y_0	v_x	v_y
1	10	80	1	7
2	240	100	3	9
3	200	300	4	5
4	400	150	5	6

本文对两种运动情况分别进行了 50 次仿真实验,图 1 至图 4 给出了其中进行一次独立仿真所产生的跟踪结果。图中,点迹表示目标的起始位置,虚线表示目标的真实运动轨迹,实线表示目标的跟踪轨迹。

表 4 和表 5 为由 50 次仿真实验所获得的数据关联的平均计算时间和相对位置误差的比较结果。根据数据关联的平均计算时间可以对算法计算量进行比较,根据相对位置误差可以对算法跟踪精度进行比较。

表 3 机动目标的初始状态

目标	位置(m)		速度(m/s)		加速度(km/s ²)	
	x_0	y_0	v_x	v_y	a_x	a_y
1	10	80	1	2	0.020	0.025
2	240	100	3	4	0.010	0.015
3	200	300	4	2	0.030	0.010
4	400	150	5	1	-0.010	0.028

表 4 数据关联的平均计算时间(s)

算法	非机动目标	机动目标
JPDA	0.39	2.51
Cluster-JPDA	0.25	1.88

表 5 相对位置误差(m)

目标	非机动目标		机动目标	
	JPDA	Cluster-JPDA	JPDA	Cluster-JPDA
1	3.353	4.006	8.634	9.582
2	2.942	3.738	58.579	58.501
3	2.745	3.483	46.19	50.023
4	3.159	3.437	8.135	8.969

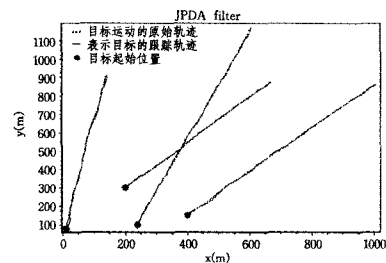


图 1 JPDA 算法:非机动目标跟踪图

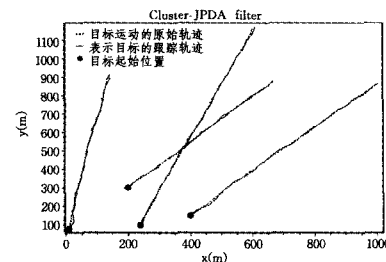


图 2 Cluster-JPDA 算法:非机动目标跟踪图

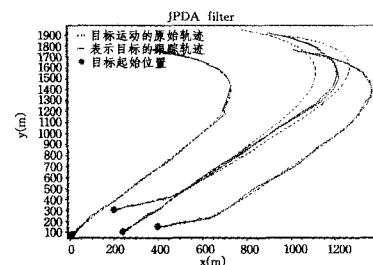


图 3 JPDA 算法:机动目标跟踪图

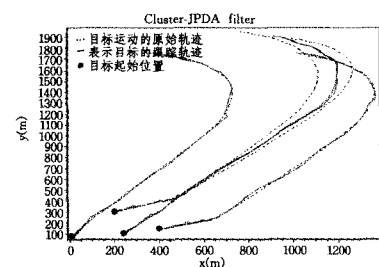


图 4 Cluster-JPDA 算法:机动目标跟踪图

4.1 结果分析

从图 1 和图 2 中可以看出,JPDA 算法和 Cluster-JPDA 算法对非机动目标的跟踪有着优良的性能,且性能相当。同时,这两种算法可以正确地跟踪大角度交叉运动目标。从图 3 和图 4 中可以看出,两种算法对机动目标也有着较好的跟踪性能。但是,对小角度交叉运动的目标会产生误跟。这是因为当出现多个密集目标、其间距较近或交叉飞行时,可能导致一个量测对应两个及两个以上的目标,无法满足 JPDA 数据关联算法中的基本假设,从而产生航迹“聚集”的现象。这是多目标跟踪中一种不可避免的现象,也是多目标跟踪中的一个难点问题。从表 4 和表 5 可以看出,Cluster-JPDA 算法

较 JPDA 算法而言,跟踪精度略有降低,但是在数据关联的平均计算时间上,Cluster-JPDA 算法在一定程度上减少了,这说明计算量降低了。

考虑到跟踪精度和计算时间这两个方面,Cluster-JPDA 算法确实比 JPDA 算法要好。但是 Cluster-JPDA 算法也有其优缺点,优点是计算量小,缺点是聚类会消耗一定的计算时间。因此,Cluster-JPDA 算法仅适用于目标和杂波数目不是很大的环境,否则聚类所消耗的时间也会引起目标跟踪的滞后。

4.2 参数分析

1) 聚类门限

Cluster-JPDA 算法中有一个重要的参数,即聚类门限 $point_association_gate$ 。该参数对聚类效果有着非常关键的影响,而聚类效果的好坏又直接影响数据关联的效果。

聚类半径如果选取过小,则聚在一起的量测数据只是小范围内的,可能还有很多同特性的数据没有被聚在一起,导致等效量测的数目和不进行聚类的量测数目相当,没有达到聚类的效果,计算量仍然很大;如果选取过大,则很有可能将不同特性的量测数据聚集在一起,致使聚类后的量测集合偏离目标,容易产生误跟。

因此,聚类半径的具体值应该在仿真试探过程中找到一个合适的参数,否则很难达到理想的效果。

2) 传感器个数

传感器数目对目标跟踪的稳定及准确跟踪产生直接影响。

传感器数目越多,则表示采集到同一个目标的量测值的传感器数目越多,该目标的有效量测则越多,对于目标的状态估计则越精确,同时传感器网络也越稳定,因为少数传感器的失效对整个网络的影响较小,所以稳定性更好,但是同时也带来了一个缺点,那就是计算量增加了;传感器数目越少,则结果相反。

因此,传感器数目的选择应该视所要完成的工作而定,否则布置了大量的传感器将导致成本增加,而传感器少了又不能达到理想的效果。

3) 传感器测量误差

传感器测量误差直接影响目标的跟踪精度。

传感器测量误差越大,则采集到的目标的量测信息的误差越大,用该量测信息估计的目标状态则越不准确;传感器的测量误差越小,则结果相反。

因此,传感器测量误差的选择应该满足工作的要求。

4) 目标个数

目标个数对算法的计算量产生直接影响。

目标个数越多,则聚矩阵越复杂,聚矩阵的拆分过程也就越复杂,导致计算量增大;目标个数越少,则结果相反。

5) 杂波平均个数

杂波平均个数对目标的跟踪精度也产生了一定的影响。

杂波平均个数越多,表示传感器采集到的干扰量测值数目越大,这些干扰量测值与目标真实量测值一起用于目标的状态更新估计,从而导致跟踪精度降低;杂波个数越少,则结果相反。

杂波平均个数在实际情况中是不可预知的,甚至在每个采样周期,传感器所采集到的杂波数目都是不同的。

4.3 时间复杂度分析

假设,传感器个数为 s ,目标个数为 t ,平均杂波个数为 n 。

当 $t > 2$ 时,Cluster-JPDA 算法的时间复杂度为 $O((t+n) * s * t)$;

当 $t \leq 2$ 时,Cluster-JPDA 算法的时间复杂度为 $O((t+n)^2 * s)$ 。

从上面的分析可以看出,传感器个数、目标个数和杂波的平均个数都对算法的时间复杂度有影响。其中,杂波平均个数对时间复杂度的影响要小于传感器个数和目标个数。当目标个数显著增大时,时间复杂度将变得非常大。

结束语 基于聚类算法的联合概率数据关联算法在跟踪精度上与 JPDA 算法相比损失不大,但在数据关联的平均时间上却小于联合概率数据关联的。但是,基于聚类的联合概率数据关联算法在实际应用中仍然受到限制,在目标和回波数目相对较少的情况下,聚类的时间也比较短,甚至可以忽略不计,一旦目标和回波数目增大,聚类就变得很慢。因此,下一步,我们将考虑一种不需要聚类就可以简化聚矩阵的方法。

参考文献

- [1] Bar-Shalom Y. Extension of the Probabilistic Data Association Filter in Multitarget Tracking[C] // Proceedings of the Fifth Symposium on Non-Linear Estimation. 1974;16-21
- [2] 巴宏欣,何心怡,杨飞. 一种避免航迹聚集的改进的 JPDA 方法[J]. 武汉理工大学学报,2009,33(5):923-927
- [3] Turkmen I, Guney K. Cheap Joint Probabilistic Data Association with Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System State Filter for Tracking Multiple Targets in Cluttered Environment[J]. International Journal of Electronics and Communications,2004;349-357
- [4] Roecker J A, Phillis G L. Suboptimal Joint Probabilistic Data Association [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems(S0018-9251),1993,29(2):510-517
- [5] Fitzgerald R J. Development of practical PDA logic for multitarget tracking by microprocessor [J]. Multitarget-Multisensor Tracking; Advanced Applications,1990;220-232
- [6] Roecker J A, Phillis G L. A Class of Near Optimal JPDA Algorithms[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,1994,30(2):504-510
- [7] 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
- [8] 邓未央,王宝树. 一种近似的联合概率数据互联算法[J]. 光电与控制,2004,11(2):42-44
- [9] Zhou B, Bose N K. Multitarget Tracking in Clutter; Fast Algorithms for Data Association [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,1993,29(2):352-363
- [10] 朱大奇,史慧. 人工神经网络原理及应用[M]. 北京:科学出版社,2006;107-110
- [11] 陈小惠,王建华,黄国建. 基于 Kohonen 神经网络的多传感器多目标跟踪方法[J]. 中国造船,2000,41(4):66-70
- [12] 刘以安,曹奇英,刘同明,等. 基于遗传模拟退火算法的机动多目标数据关联问题研究[J]. 华东船舶工业学院学报,2000,14(6):32-37
- [13] 赵智勇. 机动目标跟踪理论的算法研究[D]. 无锡:江南大学,2008
- [14] 李娜,吴青. 基于分簇的无线传感器网络簇内数据融合算法[J]. 计算机工程,2008,34(11):134-136
- [15] 吴丹,冯新喜. 多雷达多目标航迹起始算法研究[J]. 空军工程大学学报,2006,7(1):16-19
- [16] 刘洋. 基于观测值聚类多雷达数据融合[J]. 雷达与对抗,2002,2(5):5-9