一种基于蚁群算法的多目标跟踪数据关联方法

康 莉[1,2],谢维信[3],黄敬雄[3,4]

(1. 西安电子科技大学电子工程学院,陕西西安 710071; 2. 桂林电子科技大学电子工程学院,广西桂林 541004;
3. 深圳大学 ATR 国防科技重点实验室,广东深圳 518060; 4. 防空兵指挥学院,河南郑州 450052)

摘 要: 针对多目标跟踪问题,提出基于蚁群算法的数据关联方法. 首先将多目标跟踪问题描述为组合优化问题. 利用蚁群算法解决组合优化问题的优势,在对其路径和路径长度概念重新定义的基础上,将其应用于选择多目标跟踪中的轨迹-观测关联集合. 详细介绍了蚁群算法应用于数据关联问题的具体方法,建立了基于蚁群算法的数据关联模型. 实验结果表明,论文提出的基于蚁群算法的数据关联方法是行之有效的.

关键词: 目标跟踪; 数据关联; 蚁群算法; 信息素

中图分类号: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 0372-2112 (2008) 03-0586-04

ACA Based Data Association Method for Multi-target Tracking

KANG Li[1,2], XIE Wei-xin[3], HUANG Jing-xiong[3,4]

(1. *School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi* 710071, *China*;
2. *School of Electronic Engineering, Guilin Institute of Electronic Technology, Guilin, Guangxi* 541004, *China*;
3. *ATR Key Laboratory of National Defense, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong* 518060, *China*;
4. *Air Defence Institute, Zhengzhou, Henan* 450052, *China*)

Abstract: It proposes a method based on ACA (ant colony algorithm) to deal with the data association problem for multi-target tracking. On the one hand, it forms the data association into combinational optimisation problem. On the other hand, it proposes the ACA's use to solve the combinational optimization problem for data association and constructs the algorithm model. The detailed algorithm developed in this paper is given. Experimental results show that this algorithm is efficient in dealing with the data association for multi-target tracking.

Key words: target tracking; data association; ant colony algorithm; pheromone

1 引言

数据关联是多传感器多目标跟踪系统中必须解决的关键问题之一,同时,数据关联也使得多目标跟踪较单目标跟踪困难得多. 国内外研究者对数据关联方法作了深入研究,其中,最近邻法是最早提出的数据关联方法,这种方法简单,易实现,但当杂波密度较大时,错误关联多;MHT[1](多假设跟踪法)将每个测量与已存在的每条轨迹均关联起来,或者是建立一条新的轨迹,将关联概率最大的假设认为是实际的关联. 这种方法的错误关联率较低,但当目标数增加时,计算量非常大,是 NP 难问题;JPDA[2](联合概率数据关联)将关联变量认为是随机变量,只需在每一步估计关联概率,这种方法不需要任何关于目标和杂波的先验信息,是目前比较好的对多目标进行跟踪的理想方法,但计算开销大. 近年来,遗传算法、粒子群算法、蚁群算法等仿生算法成为研究的热点,也在许多领域取得了较好的结果. 本文首先对多目标的数据关联问题建模,演化为组合优化问题,利用蚁群算法解决组合优化问题的优势,提出将蚁群算法应用于多目标跟踪中的数据关联,我们将此方法称为 ACDA(Ant Colony Data Association)算法. 仿真实验表明,ACDA 算法应用于多目标跟踪系统是行之有效的.

2 数据关联的组合优化形式

2.1 基本形式

数据关联问题中,最佳关联的目标函数可用下式表示:

$$\kappa_t = \arg\max_{K_t}\{ p(K_t | X_t, Y_t) \} \quad (1)$$

κ_t 表示已知 X_t 和 Y_t 情况下的最佳关联,数据关联的目标函数为:

收稿日期:2006-06-21;修回日期:2007-10-26
基金项目:总装预研项目(No. 0204)

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$$z = \min \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{m_t} u_{j,k} a_{j,k} \tag{2}$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^{K} a_{j,k} = 1, \quad j = 1, \cdots, m_t$$

$$\sum_{j=1}^{m_t} a_{j,k} = 1, \quad k = 1, \cdots, K$$

式中,$a_{j,k}$是一个二值变量,当观测 $y_{j,t}$与目标 k 相关联时,$a_{j,k}$为 1,否则为 0. $u_{j,k}$为将观测 $y_{j,t}$与目标 k 相关联的费用值,定义如下:

$$u_{j,k} = -\log\left\{\frac{P_D p(y_{j,t} \mid X_t, k_t^j = i)}{p(y_{j,t} \mid k_t^j = 0)}\right\}$$

$$= -\log\{P_D V \times p(y_{j,t} \mid X_t, k_t^j = i)\} \tag{3}$$

其中,P_D 为检测概率,V 是观测空间,杂波在观测空间服从均匀分布.

2.2　对多传感器多目标情况下的算法讨论

当观测区域有 N 个传感器对空间中的不同区域进行观测时,数据关联问题的组合优化形式可描述为广义 S-维分配问题[3],当 $S \geq 3$ 时,即使在检测概率为 1 且没有虚警的情况下,该问题也是一个 NP-难问题,最优解无法在多项式时间内获得. 这种情况下,首先采用松弛算法将其降维为 2-维分配问题,再用蚁群算法对其进行求解,继而对 r, $r = 3, 4, \cdots, S$ 个松弛子问题逐一进行求解,并且更新相应的拉格朗日乘子矢量 u_r. 这个松弛约束的循环中,解决了松弛后的降维分配问题并且在每个迭代中重复更新了拉格朗日乘子,因此可在有限的时间内获得满足所有约束条件的可行解.

3　蚁群算法应用于数据关联问题

蚁群算法是意大利学者 Dorigo 于 1991 年首次提出[4]的一种新型优化算法,自出现以来,在一系列组合优化问题[5~7],如 TSP 问题,调度,以及二次分配等问题中获得了较好的实验结果. 受其影响,该算法逐渐引起了许多研究者的注意,并将其应用到实际工程问题中.

3.1　蚁群算法基本概念

研究表明,蚂蚁具有发现蚁穴到食物之间最短路径的能力. 这种能力是靠其在所经过的路径上留下一种挥发性分泌物(pheromone,称为信息素)来实现的,这种挥发性分泌物随着时间的推移会逐渐挥发消失. 蚂蚁在一条路上前进时,会留下挥发性信息素,后来的蚂蚁选择该路径的概率与当时这条路径上该物质的强度成正比,对于一条路径,选择它的蚂蚁越多,则在该路径上留下的信息素的强度就越大,而信息素强度大的路径会吸引更多的蚂蚁,从而形成一种正反馈. 通过这种正反馈,蚂蚁最终可以发现最佳路径,最终大部分的蚂蚁都会走此路径,反之,蚂蚁就会重新选择路径. 蚁群算法的详细原理可参见文献[8].

3.2　ACDA 模型

数据关联即是将系统当前所有观测分配给对应航迹的过程. 受 ACA 解决 TSP 问题的启发,本文对 ACA 进行修改,将其应用于数据关联问题. 以 TSP 问题为例,假设对于五个城市 A,B,C,D,E 的一条有效路径为 BCADEB. 若 d_{XY}表示城市 X 和 Y 之间的距离,上述路径的总长度可表示为:

$$d = d_{BC} + d_{CA} + d_{AD} + d_{DE} + d_{EB}$$

为解决数据关联问题,首先作如下假设:

(1)一个观测要么由某个目标产生,要么由杂波产生;

(2)一个目标在某时刻最多能产生一个观测,即要么产生一个观测,要么不产生观测.

与传统的 ACO 算法不同,我们对 ACA 中的路径和路径长度重新定义如下:

定义　对某只蚂蚁 r, $r = 1, \cdots, R$,路径是在一次循环中,蚂蚁 r 所确定的所有航迹-观测对;路径总长度是所有航迹 - 观测对的距离的和.

例 1,有 3 条航迹(分别用 1,2,3 编号)和 3 个观测(分别用 A, B, C 编号),一个可能的关联结果,即完整路径,可能为$(1, C) \rightarrow (2, A) \rightarrow (3, B)$. 该路径的长度为:

$$d = d_{1C} + d_{2A} + d_{3B}$$

式中,d_{ij}表示航迹 i 和观测 j 之间的距离.

针对数据关联问题,规定蚁群算法中的各个蚂蚁具有以下行为特征:

(1)蚂蚁 k 选择路径时,每个航迹-观测关联(i, j)上都会留下信息素 τ_{ij};

(2)从每个轨迹出发时均以一定概率选择观测,这个概率是关联对(i, j)能见度参数 η_{ij}的函数;

(3)每个目标仅能与一个观测相关联或不与任何观测关联.

(4)蚂蚁 k 在构建一条完整路径的过程中,每次选择航迹-观测关联对时只能选择那些还未被选择过的观测.

每只蚂蚁通过重复应用状态转移规则选择航迹-观测对,直至完成一条路径的选择. 路径长度的定义和观测与航迹的关联程度相关,关联程度越强,相应的路径应越短. 初始时,m 只蚂蚁随机放置在 n 条航迹上,若蚂蚁 r 位于航迹 i,当其完成某次观测选择后,规定蚂蚁 i 的下一个航迹在还未被选择过的航迹集合中随机选取,直至该航迹集合为空. 蚂蚁的路径选择在我们的问题中表现为根据费用函数最小原则依概率选择相应的航迹-观测关联对,为每个目标分配一个合适的观测,由于费用函数定义是与观测划分的似然估计相关

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

的量,因此,选择关联的原则实际上是使观测划分的似然估计最大化,符合多目标跟踪中的实际情况. 下面的讨论中可以看到,蚂蚁选择路径的概率与我们定义的与似然函数相关的费用函数是相联系的,同时,蚂蚁在航迹-观测关联对上留下的信息素也是与似然函数相关的量. 蚂蚁求取的最优路径实际上就是使似然函数最大化的观测划分集. 每只蚂蚁在选择自己的路径时,应用局部更新规则来修改已分配过的航迹-观测关联对上的信息素量. 一旦所有蚂蚁都完成了它们的路径选择,应用全局更新规则再次对路径上的信息轨迹量进行修改. 与蚂蚁系统一样,在建立路径时,蚂蚁受启发信息和激素信息的指导,信息素强度高的航迹-观测集合对蚂蚁更有吸引力. 禁忌表 tabu_k 存储第 k 只蚂蚁已经选择过的航迹-观测关联,用来说明人工蚂蚁的记忆性. 在某只蚂蚁选择路径时,若所有的轨迹均已选择了与其相关联的观测,禁忌表清空,另一只蚂蚁重新开始选择航迹-观测关联. 能见度参数 η_{ij} 根据问题的下界 z_{LB} 定义:$\eta_{ij} = 1/z_{LB}$.

第 k 只蚂蚁将第 j 个观测分配给第 i 个轨迹(目标)的概率定义为:

$$p_{ij}^{k}(t) = \begin{cases} \dfrac{\alpha \cdot \tau_{ij} + (1-\alpha)\cdot\eta_{ij}}{\sum_{r \notin \mathrm{tabu}_k} (\alpha \cdot \tau_{ir}(t) + (1-\alpha)\cdot\eta_{ir})}, & \text{if } j \notin \mathrm{tabu}_k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{4}$$

参数 $0 \le \alpha \le 1$. 开始,依概率给第一个轨迹分配与其相关联的观测,然后,从剩余的没有被分配的观测中给第二个轨迹分配一个与之相关联的观测,如此继续,执行 T 次,即为每个目标均分配一个观测,设置门限,若只是以很小的概率为某个目标分配了一个观测,将舍弃该观测,继续为下一个目标分配. 这保证了在漏测时避免误分配情况的发生. 这个过程为一只蚂蚁构建了一条路径,共有 M 只蚂蚁,因此该过程需循环 M 次. 参数 α 的选择允许用户定义信息素 τ_{ij} 对于参数 η_{ij} 的相对重要性,故概率 $p_{ij}^{k}(t)$ 是信息素强度 τ_{ij} 和参数 η_{ij} 之间的一个折中. 当所有的蚂蚁都选择完路径后,按下式对路径进行全局更新:

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \tag{5}$$

参数 ρ 表示信息素的持续度,$1-\rho$ 表示信息素的挥发度. 其中:

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^{M} \Delta\tau_{ij}^{k} \tag{6}$$

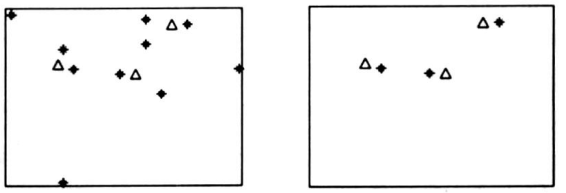
表示 M 只蚂蚁在关联 (i,j) 之间根据排名对信息素轨迹量的更新,$\Delta\tau_{ij}^{k}$ 表示由第 k 只蚂蚁引起的关联 (i,j) 上的信息素量的增加. 选择不同的 $\Delta\tau_{ij}^{k}$ 会导致算法实现效果稍有不同. 本文中,$\Delta\tau_{ij}^{k}$ 按下式取值:

$$\Delta\tau_{ij}^{k} = \begin{cases} Q/L_k, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁将第 } i \text{ 个轨迹和第 } j \text{ 个观测关联} \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases} \tag{7}$$

Q 是当前迭代中获得的最优解,L_k 是第 k 只蚂蚁获得的目标函数值. 轨迹的初始信息素 $\tau_{ij}(0)$ 设置为一个任意的小正数. 最终,费用函数最低的路径信息素含量也最大,信息素最大的路径即为问题的最优解.

4 仿真实验

为验证 ACDA 算法性能,我们对三目标的关联情况进行仿真. 设传感器的检测概率为 $P_D = 0.9$,杂波密度满足泊松分布,参数 $\lambda V = 4$,α 取 0.8. 结果如图 1 所示. 图中,三角号表示目标预测位置,星形号表示传感器获得的观测,包括较多杂波,用关联门排除掉大部分杂波并用 ACDA 进行数据关联后的结果如图 1(b).



(a) 数据关联前杂波存在情形 (b) 数据关联后对应的轨迹与相关联的观测

图 1 三目标跟踪数据关联情况

另外,我们对两目标在平面上运动的情况做了仿真. 目标运动方程采用标准二次模型:$X_t^i = \Phi X_{t-1}^i + \Gamma w_t$,观测向量是目标状态向量的函数:$Y_t^i = HX_t^i + v_t$. 式中,目标 i 在时刻 t 的状态 $X_t^i = (x_t, \dot{x}_t, y_t, \dot{y}_t)^{\mathrm{T}}$. $\Phi = (1\ \Delta\ 0\ 0;0\ 1\ 0\ 0;0\ 0\ 1\ \Delta;0\ 0\ 0\ 1)$,$\Gamma = (\Delta^2/2\ 0;\Delta\ 0;0\ \Delta^2/2;0\ \Delta)$,$H = (1\ 0\ 0\ 0;0\ 0\ 0\ 1)$,其中,$\Delta$ 为采样间隔,文中设为 1. w_t 和 v_t 分别为系统噪声和观测噪声,服从均值为零的高斯分布,方差分别为 Q 和 R. 两目标初始状态设置如下:$X_0^1 = (850, -650, 100, 125)$,$X_0^2 = (580, 220, 100, 60)$,$Q = \mathrm{diag}(10^2, 10^2)$,$R = \mathrm{diag}(30^2, 30^2)$,假定二目标状态初始均值与实际初始状态值相同,初始方差为 $P_0 = \mathrm{diag}(100^2, 100^2, 50^2, 50^2)$,检测概率 $P_d = 0.9$.

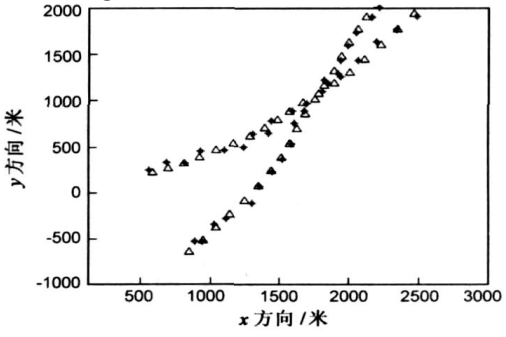


图 2 两目标跟踪情况

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

状态初始值根据状态初始均值和方差确定的范围采样得到.采用卡尔曼滤波实现目标状态估计.实验结果如图 2 和图 3.在两目标交叉的情况下,ACDA 算法能正确地实现相应目标的关联.另外对 4 个目标的情形进行 100 次实验.由于 ACDA 方法本质上是 JPDA 算法的一种快速近似解算,因此,在实验中,将其和传统的 NN 算法和 JPDA 算法针对正确关联率和算法执行时间两个指标进行比较,比较的数值结果列于表 1 中,表中 ACDA 后面的数字代表蚂蚁数目.

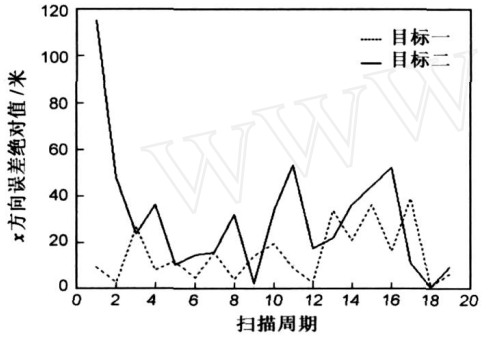


图 3　二目标跟踪误差

表 1　算法性能比较

	NN	JPDA	ACDA(20)	ACDA(40)
正确关联率	40.0 %	93.3 %	83.3 %	88.0 %
时间	0.092	25.956	0.110	0.184

5　结束语

数据的关联不仅仅与当前的测量和轨迹信息有关,更可以利用以前的和今后的测量和轨迹信息来对当前的关联结果进行验证.本文利用蚁群算法解决组合优化问题的优势,将其应用于多目标跟踪的数据关联中,取得了较好的结果,通过信息更新规则,综合考虑全局关联,能较好的实现多传感器多目标系统中的数据关联.说明蚁群算法应用于多目标的数据关联问题是可行的.论文只对蚁群算法在多目标跟踪数据关联中的应用作了初步探索,蚁群算法本身研究得还不很透彻,某些参数的设置缺乏指导,如何设置参数、对算法进行优化以降低算法执行时间,进一步提高关联正确率,改善算法性能是今后要开展的工作.

参考文献:

[1] D Reid. An algorithm for tracking multiple target[J]. IEEE Trans on Automat and Contr,1979,24(6):84 - 90.

[2] Samuel Blackman, Robert Popoli. Design and Analysis of Modern Tracking Systems[M]. Boston: Artech House,1999.

[3] S Deb, M Yeddanapudi, K R Pattipati, et al. A generalized S-D assignment algorithm for multisensor-multitarget state estimation [J]. IEEE Trans on AES,1997,33(2):523 - 538.

[4] M Dorigo, L M Gambardella. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation,1997,1(1):53 - 66.

[5] M Dorigo, G Di Caro. Ant algorithms for discrete optimization [J]. Artificial Life,1999,5(3):137 - 172.

[6] M Dorigo, L M Gambardella. Ant colonies for the travelling salesman problem[J]. Biosystems,1997,(43):73 - 81.

[7] A Colorni, et al. Ant system for job-shop scheduling[J]. JORBEL,1994,34(1):39 - 53.

[8] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京:科学出版社,2005.

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net