

一个快速的被动式传感器数据关联算法

王明辉¹, 游志胜², 赵荣椿¹, 张建州¹, 冯子亮²

(1. 西北工业大学计算机科学系 1105 室, 西安 710072; 2. 四川大学图形图像研究所, 成都 610064)

摘 要: 本文针对仅能获得关于目标角度信息的被动式传感器、且允许传感器漏检、虚警、以及监视空域目标位置和数量未知的静态数据关联问题, 提出了一个基于空间交点属性强度的快速数据关联算法. 与现有算法相比, 本方法较好地改进了数据关联算法的精度和运算速度. 最后, 通过仿真实验给以验证.

关键词: 多目标跟踪; 数据关联; 被动式传感器

中图分类号: TN959.1⁺2

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2000)12-0045-03

A Fast Data Association Algorithm of Passive Sensor Tracking

WANG Ming-hui¹, YOU Zhi-sheng², ZHAO Rong-chun¹, ZHANG Jian-zhou², FENG Zi-liang²

(1. 1105 of the Dept. of Computer Science and Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710071, China)

2. The Institute of Image and Graphics, Sichuan University, Chengdu 610064, China)

Abstract: A fast data association algorithm based on the attribute intensity of space intersection for the static association problem is presented in this paper. All of sensors are passive sensors, which obtained the angle only in presence of clutter, missed detection, false alarm, and an unknown number and location of targets. Comparison of our method to the classical algorithm demonstrates that our algorithm is superior to the classical approach in terms of computational complexity and association accuracy via several simulations.

Key words: multi-target multisensor tracking; data association; passive sensor

1 引言

多目标多传感器跟踪(MIMST)是将通过多种传感器获得的关于同一目标的各种信息加以有机合成, 以此得到对目标更为精确和完全地描述与判断. 近几年, 该技术成为一个研究热点并得到了迅速发展^[1,2].

MIMST 的核心问题就是数据关联, 即确定传感器捕获的观测究竟源于哪个目标. 已有许多学者在主动式传感器数据关联理论方面做了大量研究工作, 而在被动式方面并不多, 尤其象本文研究的全部是被动式传感器(只能获得关于目标的角度信息)、允许漏检以及存在环境噪声和虚警、监视空域目标数未知的静态数据关联问题. 如图 1 所示, 由于传感器仅获得角度信息, 目标的位置只能依靠各个角度的“视线(line of sight)”交点确定, 这会出现许多“幻影(ghost)”. 一般情况下, 很难依据两个传感器的观测来区分真实目标和幻影. 因此, 必须使用更多传感器的观测来加以辨别. 然而, 随着传感器和目标数量的增加, “视线”交点呈指数增长. 已经证明, 在传感器多于两个时, 其数据关联具有 NP

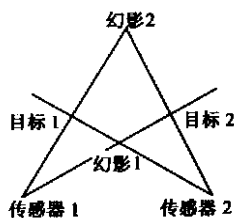


图 1

难度^[3,4]. 目前, 研究人员主要应用图论、运筹学、组合数学等工具求解该问题^[5~7], 但都无法保证当传感器和目标数量较多时, 能在给定时间内获得一个满意解. 因此, 该问题成为被动式传感器数据关联的难点之一^[8].

通过对上述问题的研究, 本文提出了一个快速关联算法. 其特点在于: (1) 利用了空间交点的属性强度信息来构造数学模型; (2) 按交点的属性强度来依次求解关联问题; (3) 求解算法中采用了概率强度链搜索. 最后, 实验数据表明本算法的性能比现有方法有较大的提高.

2 基于属性强度的快速关联算法

为问题描述方便, 首先做如下约定: (1) 仅考虑使用三个被动式传感器的数据关联问题, $S = 1, 2, 3$; (2) 三个传感器的检测空域一致; (3) 监视空域的目标相对密集.

允许传感器漏检、错检等情况发生, 因此每个传感器接收的观测数目不必相等, $i_s = 1, 2, \dots, n_s, s = 1, 2, 3$. 这样, 观测总集合表示为: $Z = \{Z_1, Z_2, Z_3\}$, 且三个子集合相互独立. 那么, 空间目标位置候选集是一个三元观测集合:

$$Z_{i_1 i_2 i_3} = \{Z_{i_1 i_2 i_3}, i_s = 0, 1, 2, \dots, n_s, s = 1, 2, 3\} \quad (1)$$

$i_s = 0$ 表示在传感器 S 漏检时, 人为加入一个假观测. 如: Z_{012}

表示空间某一位置由传感器 1 漏检、传感器 2 的观测 1 与传感器 3 的观测 2 构成。所以加入假观测可将全部空间目标候选项都纳入集合 $Z_{i_1 i_2 i_3}$ 中给予考虑。如同文[7, 8]所述, 一个三元观测分配给空间位置 (x_j, y_j) 的似然函数可定义为

$$\Lambda(Z_{i_1 i_2 i_3} | x_j, y_j) = \prod_{s=1}^3 [P_{D_s} f(z_{S i_s} | x_j, y_j)]^{u(i_s)} \cdot [1 - P_{D_s}]^{1-u(i_s)} \quad (2)$$

其中, 传感器 S 的检测概率为 P_{D_s} , 概率密度函数 $f(z_{S i_s} | x_j, y_j) = N(\theta_{S j}, \delta_{S j})$, $\theta_{S j}$ 表示位置 (x_j, y_j) 与传感器 S 的夹角, $u(i_s)$ 是一个指示函数, 其定义为: $u(i_s) = \begin{cases} 1, & i_s \neq 0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$ 。

事实上, 由于传感器本身存在测量误差, 从而造成即使三个传感器同时发现目标, 其角视线 (line of sight) 也有可能不交于一点。那么, 对于满足下式的三元观测 $Z_{i_1 i_2 i_3}$, 就认为其 3 条角视线交于一点。

$$\sum_{s=1}^3 NUM[(z_{S i_s} - \theta_{S j})^2 - \Delta\theta] = 0, \quad i_s = 1, 2, 3, \dots, n_s \quad (3)$$

其中, $NUM(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$, $\Delta\theta$ 是一个门限参数, $\theta_{S j} = \arctan[(y_s - \hat{y}_j)/(x_s - \hat{x}_j)]$, 并认为此时目标位置为:

$$(\hat{x}_j, \hat{y}_j) = \arg \max_{x_j, y_j} \Lambda(Z_{i_1 i_2 i_3} | x_j, y_j) \quad (4)$$

从数学角度出发, 三个被动式传感器的数据关联描述了一个三维匹配问题, 已经证明该问题具有 NP 难度^[3, 4]。由于还没有多项式时间的精确算法, 所以有效的近似算法显得十分重要^[8]。通过对文献[5~9]的分析, 我们认为, 单纯从全局最优 (最大) 似然函数值来求解本问题是存在某些缺陷的。比如: (1) 候选集规模过大, 即整个三元观测集合 $Z_{i_1 i_2 i_3}$ 。显然, 当目标或传感器增多时, $Z_{i_1 i_2 i_3}$ 的指数膨胀速度必然影响关联 (分配) 算法运算效率。 (2) 空间位置似然函数也不能完全正确反映空间某一位置是否为真实目标^[7] (较大量存在“幻影”的似然函数值大于真实目标位置的似然函数值)。因此, 即使获得全局最大似然值也并不意味获得了理想的关联结果。经过理论研究, 引入一个新概念: 空间交点的属性强度, 即通过交点的“角视线”数目。例如, 当总共有 3 条角视线通过某交点, 则此交点的属性强度为 3。引入此概念的原因在于: (1) 虽然 $Z_{i_1 i_2 i_3}$ 的规模随传感器或空中目标的增加而呈指数增长, 但其按“交点属性强度”具有很强的分布特性, 即属性强度越弱的交点数目增加的越快, 而属性最强的交点数目基本呈线性增长; (2) “交点属性强度”越强的交点也意味其是真实目标的可能性越大 (当然存在幻影问题, 将稍后给予讨论)。为此本文将三元观测总集合按交点属性强度划分为三个子集合:

$$Z_{i_1 i_2 i_3} = Z^3 \cup Z^2 \cup Z_f \quad (5)$$

其中, $Z^3 = \{Z_{i_1 i_2 i_3} : i_s = 1, 2, 3, \dots, n_s; s = 1, 2, 3\}$ (6)

$Z^2 \cong \{Z_{0 i_1 i_2}, Z_{0 i_1 0}, Z_{i_1 0 i_2} : i_s = 1, 2, 3, \dots, n_s; s = 1, 2, 3\}$ (7)

$Z^f \cong \{Z_{i_1 0 0}, Z_{0 i_2 0}, Z_{0 0 i_3} : i_s = 1, 2, 3, \dots, n_s; s = 1, 2, 3\}$ (8)

显然, Z_f 被忽略, 原因在于该集合中的交点没有被大多数传感器检测到。

令, D 表示检测, T 表示真实目标。则事件 g^a “一个真实目标被三个传感器同时检测到”的概率为:

$$P(g) = \prod_{i=1}^3 P(D_i | T) = \prod_{s=1}^3 P_{D_s} \quad (9)$$

其中, P_{D_s} 表示传感器 S 的检测概率。又因为传感器对空域目标的检测相互独立, 假设空域存在 N 个真实目标, 则被全部传感器检测到的目标数目 M 应为:

$$M = N \cdot P(g) = N \cdot \prod_{i=1}^3 P(D_i | T) \quad (10)$$

若各个传感器的检测概率相同, $P_D = 0.95$, 则空域中将有 85.7% 的目标被全部传感器检测到。显然, 在规模相对较小的属性最强集合中, 真实目标将占有较大比例, 这有利于提高关联算法的运算效率。因此, 本文提出基于空间交点属性强度的分级求解方法。首先, 在 Z^3 中求解真实目标位置, 即

$$s. t. \begin{cases} \max_{\rho_{i_1 i_2 i_3}} \sum_{i_2=1}^{n_2} \sum_{i_3=1}^{n_3} a_{i_1 i_2 i_3}^3 \rho_{i_1 i_2 i_3}^3 \\ \sum_{i_2=1}^{n_2} \sum_{i_3=1}^{n_3} \rho_{i_1 i_2 i_3}^3 = 1, \quad i_1 = 1, 2, \dots, n_1 \\ \sum_{i_1=1}^{n_1} \sum_{i_3=1}^{n_3} \rho_{i_1 i_2 i_3}^3 = 1, \quad i_2 = 1, 2, \dots, n_2 \\ \sum_{i_1=1}^{n_1} \sum_{i_2=1}^{n_2} \rho_{i_1 i_2 i_3}^3 = 1, \quad i_3 = 1, 2, \dots, n_3 \\ \sum_{s=1}^3 NUM[(z_{S i_s} - \theta_{S j})^2 - \Delta\theta] = 0, \quad i_s = 1, 2, 3, \dots, n_s \end{cases} \quad (11a)$$

$$\text{其中, } a_{i_1 i_2 i_3}^n = \begin{cases} 1, & \text{if } Z_{i_1 i_2 i_3} \in Z^n, n = 1, 2 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\rho_{i_1 i_2 i_3}^n = \begin{cases} 1, & \text{if } Z_{i_1 i_2 i_3} \in Z^n, n = 1, 2 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

利用式 (11a) 求解的结果, 进行无效候选位置的修剪 (修剪原则: ①一个观测只能来源于一个目标源。②一个目标只能接受一个三元观测。), 然后在 Z^2 中继续求解, 即

$$s. t. \begin{cases} \max_{\rho_{i_1 i_2 i_3}} \sum_{i_2=1}^{n_2} \sum_{i_3=1}^{n_3} a_{i_1 i_2 i_3}^2 \rho_{i_1 i_2 i_3}^2 \\ \sum_{i_2=1}^{n_2} \sum_{i_3=1}^{n_3} \rho_{i_1 i_2 i_3}^2 = 1, \quad i_1 = 1, 2, \dots, n_1 \\ \sum_{i_1=1}^{n_1} \sum_{i_3=1}^{n_3} \rho_{i_1 i_2 i_3}^2 = 1, \quad i_2 = 1, 2, \dots, n_2 \\ \sum_{i_1=1}^{n_1} \sum_{i_2=1}^{n_2} \rho_{i_1 i_2 i_3}^2 = 1, \quad i_3 = 1, 2, \dots, n_3 \\ \sum_{s=1}^3 NUM[(z_{S i_s} - \theta_{S j})^2 - \Delta\theta] = 1, \quad i_s = 0, 1, 2, 3, \dots, n_s \end{cases} \quad (11b)$$

几点说明:

(1) 事实上, 监视空域的目标分布情况基本符合约定 3 的描述。因此, 本文在算法预处理部分定义了一个“有效目标空域”, 当位置 $a, (\hat{x}_a, \hat{y}_a)$ 满足式 (12) 时, 就被认为是一个可行

的候选位置. 反之, 就当作“幻影”.

$$\arg \min_{j=1,2,\dots,M} [(\hat{x}_a - \hat{x}_j)^2 + (\hat{y}_a - \hat{y}_j)^2]^{1/2} \leq d \tag{12}$$

其中, M 是空中属性强度为 3 的交点总数,

$$d = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \frac{\arg \min_{b=1,2,\dots,M} (y_{bj}) + \arg \max_{b=1,2,\dots,M} (y_{bj})}{2} \tag{13}$$

其中, $y_{bj} = [(\hat{x}_b - \hat{x}_j)^2 + (\hat{y}_b - \hat{y}_j)^2]^{1/2}$.

(2)对于式(11)的求解, 本文不同于以往的求解算法, 采用的是基于某一点是否为真实目标的概率强度搜索方法. 其原理为: 假设使用 S 个传感器, 在属性最强集合中, 若其中某个交点有 m 条“角视线”仅经过属性强度为 $S/2 - 1$ 的交点到达该点. 那么, m 越趋近 S , 则说明该点是真实目标的可能性越大, 其概率为 $P(T) = 1 - \prod_{s=1}^m P_{FA}^s$, P_{FA}^s 表示第 S 个传感器的虚警率. 搜索链就依据 m 的大小建立. 因此求解结果不一定是全局最优解, 但其关联性能及运算速度优于现有算法.

(3)由于在有效空域内的各个候选点之间存在很强的相关性, 因此, 起始点的选择很重要. 我们采用遍历所有概率强度相等的起始点, 并认为在绝大多数搜索结果中被判为真实目标的最终确认为真实目标.

下面给出算法的框架描述

Step1. 建立可行空域(有效空域), $\arg \min_{j=1,2,\dots,M} [(\hat{x}_a - \hat{x}_j)^2 + (\hat{y}_a - \hat{y}_j)^2]^{1/2} \leq d$, 并形成集合 Z^3, Z^2 ;

Step2 在 Z^3 中搜索并形成概率强度最强的点集合 $H, n = 1$;

Step3 在 H 中任选一点并基于概率强度搜索 Z^3 , 获得解 r_n , 在 H 中去该点;

Step4. 若 H 不是空集, 则 $n = n + 1$ 返回 Step3; 反之 Step5;

Step5 利用获得的结果 $r_1 r_2 \dots r_n$, 若某一交点被判为真实目标的次数大于门限 α (α 可人为调整) 时, 就认为该点是真实目标, 并放入集合 T^3 中;

Step6 利用 T^3 , 削减有效空域中某些候选点. 若已经是 T^2 , 则转 Step7; 反之将 Z^3 换成 Z^2, T^3 换成 T^2 , 重复 Step3~5;

Step7. 算法结束, 关联结果为: $T = \{T^3, T^2\}$.

3 仿真实验及分析

首先, 给定 $P_D =$

0.95, $P_{FA} = 0.05$, 表 1

给出了本算法与分枝定界算法、拉格朗日松弛算法在运算速度方面的比较结果, 时间单位: 秒.

显然, 本算法明显快于现有的算法, 比如: $m = 12$, 本算法需要 1.5 秒, 而松弛算法需要 3.2 秒; $m = 18$, 本算法仅需 3.1 秒, 而松弛算法需要 11.7 秒(这已无法实时应用了). 对于这两种情况, 分枝定界法的时间耗散已十分巨大, 这里用“*”给予表示. 对本算法分析可知, 本算法的主要时间耗散是在建立各属性强度集上的概率强度链, 一旦强度链建立, 其搜

索时间是很短的, 这一点与现有算法是完全不同的.

其次, 就关联精确性方面, 给出本算法与拉格朗日松弛算法的比较结果, 见表 2. 这里观测为 $M = 10, R$ 表示传感器的观测与其错误标准差

(measurement error standard deviation) 的比值.

可见, 当 R 取值较小时, 就表明观测错误标准差的扰动干扰很强, 因此直接影响计算式(3)的准确性, 最终使得关联精度无法提高. 反之, 计算式(3)的有效性大大提高, 此时若算法具有较强的抗相关性即可得到较理想的关联精度. 事实上, 就式(11)的计算结果而言, 拉格朗日松弛算法求的解优于本算法的解. 但本算法的关联结果却优于松弛算法, 其关键原因: 关联算法的精度不完全依赖于似然函数. 前面已经讲到松弛算法无法避免某些幻影的似然值大于目标似然值的情况, 而本文提到的概率强度链与目标的真实性是绝对正映射的, 因此按其搜索的结果体现出良好的关联准确性.

4 结论

本文提出了一个针对被动式传感器基于交点属性强度的快速数据关联算法. 与现有算法相比, 其特点表现在: 应用了交点属性强度分层依次求解关联, 这有效地压缩了算法的计算量; 同时, 在搜索算法方面提出了依据概率强度链搜索, 这有效地提高了关联精度. 实验数据表明, 本算法在实时性和关联精度方面具有一定优势, 具有实际应用的价值; 最后, 本算法可以推广到多传感器跟踪, 其运算实时性和关联准确性的优势将更加明显, 我们将在后续文章中给以详细讨论.

当然, 本算法在如何有效建立概率强度链、如何有效解决搜索中的概率强度冲突以及如何有效利用各属性强度集之间的信息等方面还需进一步完善.

作者简介:



王明辉 西北工业大学计算机科学系博士
研究生. 感兴趣的研究方向: 数据融合, MTMST
系统, 图像处理与模式识别等.



游志胜 四川大学计算机科学系教授, 博士
生导师, 图像图形研究所所长, 中国图像图形学
会副理事长. 主要研究领域: MTMST 系统, 数据
融合, 图像处理与模式识别等.

(下转第 44 页)

L Rule:<0>->100*011010*000001

L Rule:<1>->0*10*000000

L Rule:<100>->1**011011

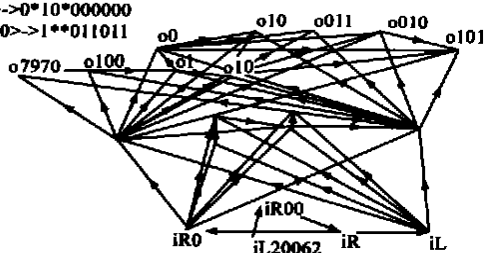


图 5 个体-2 控制网络

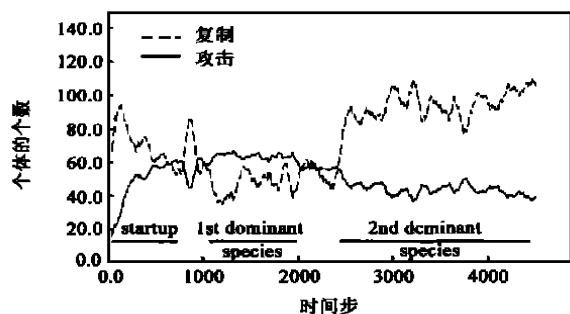


图 6 运行结果平均性能曲线

统,系统成功地产生了多机器人控制网络并实现了机器人避碰、移动、复制和攻击等行为。由于采用了生长系统,这些网络在复制过程中克服了传统进化网络的基因型相同而表现型不同的固有缺点。模拟结果证明系统能在长期渐增进化中处于准-收敛状态。进一步的研究方向是,从效率上对算法进行分析,优化进化算法。

参考文献:

- [1] Zaera N., Cliff D. and Buten J. Evolving collective behaviours in synthetic fish [J]. In Maes P., Mataric M., Meyer J. A. eds., Proceedings of SAB96. MIT Press Bradford Books., 1996: 635- 644.
- [2] Ray T. S. An approach to the synthesis of life [J]. In Langton C., Taylor C., Farmer J. and Rasmussen S. eds., Artificial Life II. Redwood City, CA: Addison Wesley., 1991: 371- 408.

(上接第 47 页)

参考文献:

- [1] Y. Bar Shalom, E. Tes., Tracking in a cluttered environment with probability data association [J]. Automatica, 1975, 9(11): 451- 460.
- [2] H. A. P. Blom and Y. Bar Shalom. The interacting multiplemode algorithm for system markovian switching coefficients [J]. IEEE Trans. 1988, AG 8(33): 780- 783.
- [3] M. R. Garey and D. S. Johnson. Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness [M]. San Francisco, CA: Freeman 1979.
- [4] C. H. Papadimitriou and K. Steiglitz. Combinatorial optimization: algorithms and complexity [Z]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1982.

- [3] Yaeger L. Computational genetics, physiology, metabolism, neural systems, learning, vision, and behavior or polyworld: Life in a new context [J]. In Langton C. G., ed., Artificial Life III., 1993: 263- 298.
- [4] Channon A. and Damper R. Perpetuating evolutionary emergence [J]. In Proceedings of SAB98. MIT Press. 1998.
- [5] Koza J. R. Genetic Programming [J]. Cambridge, MA: MIT Press/Bradford Books. 1992. Gnuau F. Artificial cellular development in optimization and compilation [R]. Technical report, Psychology department, Stanford University, Palo Alto, CA. 1997.
- [6] Lindenmayer A. Mathematical models for cellular interaction in development [J]. Journal of Theoretical Biology 18. Parts I and II., 1968: 280- 315.
- [7] Kitano H. Designing neural networks using genetic algorithms with graph generation system [J]. Complex Systems., 1990, 4: 461- 476.
- [8] Boers E. J. and Kuiper H. Biological metaphors and the design of modular artificial neural networks [J]. Master's thesis, Departments of Computer Science and Experimental Psychology, Leiden University. 1997.
- [9] Harvey I. Evolutionary robotics and SAGA: the case for hill crawling and tournament selection [J]. In Langton C. G. ed., Artificial Life III. 1993.

作者简介:



王洪燕 1971 年生, 1995 年毕业于合肥工业大学, 获硕士学位, 现为合肥工业大学计算机学院博士生, 主要研究兴趣为进化计算、人工智能。

杨敬安 合肥工业大学人工智能所教授, 博士生导师, IEEE 高级会员, 纽约科学院 Fellow Academy Member. 主要研究兴趣为图像理解, 模式识别, 计算机视觉, 人工智能与机器人以及多传感器融合与集成。