

一种基于遗传算法的多传感器多目标航迹关联模型

霍亮¹, 张志峰¹, 柏鹏², 宋彦学¹, 熊小龙¹

(1. 空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800; 2. 空军工程大学 科研部, 陕西 西安 710051)

摘要:随着信息技术的发展,智能信息技术得到了广泛应用,其中智能算法较多应用于多传感器信息融合领域。常用的加权法、修正法、最近领域法这3种基本方法只针对两个局部节点的情况进行求解,而无法对较大规模系统目标关联问题进行求解,针对防空作战系统目标关联问题,提出了一种基于遗传算法的多传感器多目标航迹关联算法,将多传感器多目标航迹关联这一问题转化为多维分配问题进行求解,给出了求解该问题的具体模型、算法和求解步骤,并通过仿真实验证明了应用该算法求解此类问题的正确性和有效性,对于多传感器多目标航迹关联应用系统的实现具有一定意义。

关键词:多传感器;航迹关联;遗传算法

中图分类号: TP18; TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2008)03-0028-05

在分布式多传感器环境中,一个首要的关键问题是航迹与航迹相关问题,即解决传感器空间覆盖区域中的重复跟踪问题。目前用于航迹相关的主要算法可以分为两类^[1]:一类是基于统计的方法,另一类是基于模糊数学的方法。其中加权法、修正法、最近领域法是3种基本方法,在实践中也用得最多。但是这些算法的讨论主要是针对两个局部节点的情况进行的。当系统规模较大时,多传感器多目标的航迹关联问题可能转换为多维匹配问题,传感器数目 $s \geq 3$ 时,其求解是 NP 的。此时,传统的一些启发式搜索算法如全邻法、整数规划法、高斯和法、轨迹分裂法等均表现得无能为力。目前比较有效的方法是由 S. Deb 等提出的松弛算法^[2-3]。考虑到遗传算法在求解组合优化等 NP 问题中的优越性^[4],本文尝试从另一途径来解决这一问题,采用 GA 来进行求解。

1 航迹相关准则

1.1 空间状态模型

离散化传感器 i 的通用测量方程为

$$Z^i(k) = H^i(k)X(k) + W^i(k), i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

式中: $Z^i(k) \in \mathbf{R}^m$ 是第 i 个传感器在 k 时刻观测向量; $W^i(k) \in \mathbf{R}^m$ 是具有零均值和正定协方差矩阵 $R(k)$ 的高斯分布测量噪声向量; $H^i(k) \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 是传感器 i 的测量矩阵, $i = 1, 2, \dots, M$; M 是传感器数或局部节点个数,现假定测量噪声向量在不同时刻是独立的,于是有

$$E[W^i(k)] = 0, E[W^i(k)W^i(l)^T] = R^i(k)\delta_{kl}, i = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

记 $U_s = \{1, 2, \dots, n_s\}$ ($s = 1, 2, \dots, M$) 为局部节点 s 的航迹号集合,当 $M = 2$ 时,局部节点 1, 2 的航迹号集合分别为 $U_1 = \{1, 2, \dots, n_1\}$, $U_2 = \{1, 2, \dots, n_2\}$ 。

将 $t_{ij}^1(l) = \hat{X}_i^1(l/l) - \hat{X}_i^2(l/l)$ 记为 $t_{ij}^*(l) = X_i^1(l/l) - X_j^2(l/l)$ 的估计。式中 X_i^1 和 X_j^2 分别为节点 1 第 i

收稿日期: 2007-06-20

作者简介: 霍亮(1981-),男,北京人,博士生,主要从事装备理论研究; E-mail: huoliang9999@163.com

张志峰(1961-),男,陕西礼泉人,教授,博士生导师,主要从事装备理论及装备管理研究。

个和节点2第j个目标的真实状态, \hat{X}_i^1 和 \hat{X}_i^2 分别为节点1目标i和节点2对目标j的状态估计值。

设 H_0 和 H_1 分别是下列事件($i \in U_1, j \in U_2$):

H_0 : $\hat{X}_i^1(l/l)$ 和 $\hat{X}_i^2(l/l)$ 是同一目标的航迹估计;

H_1 : $\hat{X}_i^1(l/l)$ 和 $\hat{X}_i^2(l/l)$ 不是同一目标的航迹估计。

1.2 两局部节点间估计误差独立情况下的序贯航迹关联准则

两局部节点估计误差独立是指当 $X_i^1(l) = X_j^2(l)$ 时,估计误差 $\tilde{X}_i^1(l) = X_i^1(l) - \hat{X}_i^1(l/l)$ 与 $\tilde{X}_i^2(l) = X_j^2(l) - \hat{X}_i^2(l/l)$ 是统计独立的随机向量,即在假设 H_0 下, $t_{ij}(l)$ 的协方差为^[5]

$$C_{ij}(l) = E[t_{ij}(l)t_{ij}^T(l)] = E\{[\tilde{X}_i^1(l) - \tilde{X}_i^2(l)][\tilde{X}_i^1(l) - \tilde{X}_i^2(l)]^T\} = P_i^1(l/l) + P_i^2(l/l) \quad (3)$$

式中: $E[\tilde{X}_i^1(l)] = E[\tilde{X}_i^2(l)] = 0$ 是显然的假设; $P_i^1(l/l)$ 为 $\tilde{X}_i^1(l)$ 的协方差,即节点1在l时刻对目标i的估计误差协方差; $P_i^2(l/l)$ 为 $\tilde{X}_i^2(l)$ 的协方差。

设两个局部节点直到k时刻对目标i和j状态估计之差的经历为 $t_{ij}^k = \{t_{ij}(l), l=1, 2, \dots, k; i \in U_1, j \in U_2$ 其联合概率密度函数(pdf)在 H_0 假设下可写成

$$f_0[t_{ij}^k/H_0] = \left[\prod_{l=1}^k | (2\pi) C_{ij}(l/l) |^{-1/2} \right] \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_{l=1}^k t_{ij}(l)^T C_{ij}^{-1}(l/l) t_{ij}(l) \right] \quad (4)$$

该式被称作假设 H_0 的似然函数。在假设 H_1 下,其联合概率密度函数(pdf)被定义为 $f_1[t_{ij}^k/H_1]$,同时假设 $f_1[t_{ij}^k/H_1]$ 在某些区域是均匀分布的^[6]。由于最强有力的检验是似然比检验对应的对数似然比,即

$$\ln L(t_{ij}^k) = -\frac{1}{2} \sum_{l=1}^k t_{ij}(l)^T C_{ij}^{-1}(l/l) t_{ij}(l) + N \quad (5)$$

式中, N 为常数。

现在定义一个修正的对数似然函数

$$\lambda_{ij}(k) = \sum_{l=1}^k t_{ij}(l)^T C_{ij}^{-1}(l/l) t_{ij}(l) = \lambda_{ij}(k-1) + t_{ij}(k)^T C_{ij}^{-1}(k/k) t_{ij}(k) \quad (6)$$

显然有:如果 $\lambda_{ij}(k) \leq \delta(k); i \in U_1, j \in U_2$ 。则接受 H_0 , 否则接受 H_1 。其中阈值满足 $P\{\lambda_{ij}(k) \geq \delta(k) | H_0\} = \alpha$, α 是检验的显著性水平。

1.3 多局部节点下的独立序贯航迹关联算法

当 $M \geq 3$ 时,即对多个局部节点的情况,仍假设各局部节点估计误差是独立的,根据上述讨论的独立序贯法,可考虑构造充分统计量

$$\lambda_{s-1i_s}(k) = \lambda_{i_{s-1}i_s}(k-1) + [\hat{X}_{i_{s-1}}(k/k) - \hat{X}_{i_s}(k/k)]^T C_{i_{s-1}i_s}^{-1}(k/k) [\hat{X}_{i_{s-1}}(k/k) - \hat{X}_{i_s}(k/k)] \quad (7)$$

式中: $s = 1, 2, \dots, M$ 是局部节点编号; $i_s = 1, 2, \dots, n_s$ 是局部节点s的航迹编号,并且

$$C_{i_{s-1}i_s}(k/k) = P_{i_{s-1}}(k/k) + P_{i_s}(k/k) \quad (8)$$

现在构造全局统计量

$$b_{i_1 i_2 \dots i_M}(k) = \sum_{s=2}^M \lambda_{i_{s-1}i_s}(k) \quad (9)$$

定义一个二进制变量,令

$$\tau_{i_1 i_2 \dots i_M}(k) = \begin{cases} 1, & \text{当 } H_0 \text{ 成立时} \\ 0, & \text{当 } H_1 \text{ 成立时} \end{cases} \quad (10)$$

式中: H_0 是原假设,表示航迹 i_1, i_2, \dots, i_M 对应同一个目标; H_1 是对立假设,表示航迹 i_1, i_2, \dots, i_M 对应于不同的目标; $i_s = 1, 2, \dots, n_s; s = 1, 2, \dots, M$ 。

于是,多局部情况下的独立序贯航迹关联算法便被描述成如下的多维分配问题,即

$$J = \min_{\tau_{i_1 i_2 \dots i_M}} \sum_{i_1=1}^{n_1} \sum_{i_2=1}^{n_2} \sum_{i_M=1}^{n_M} \tau_{i_1 i_2 \dots i_M} b_{i_1 i_2 \dots i_M}(k) \quad (11)$$

其约束条件为

$$\begin{cases} \sum_{i_2=1}^{n_2} \sum_{i_3=1}^{n_3} \cdots \sum_{i_M=1}^{n_M} \tau_{i_1 i_2 \cdots i_M} = 1; \forall i_1 = 1, 2, \dots, n_1 \\ \sum_{i_1=1}^{n_1} \sum_{i_3=1}^{n_3} \cdots \sum_{i_M=1}^{n_M} \tau_{i_1 i_2 \cdots i_M} = 1; \forall i_2 = 1, 2, \dots, n_2 \\ \vdots \\ \sum_{i_1=1}^{n_1} \sum_{i_3=1}^{n_3} \cdots \sum_{i_{M-1}=1}^{n_{M-1}} \tau_{i_1 i_2 \cdots i_M} = 1; \forall i_M = 1, 2, \dots, n_M \end{cases} \quad (12)$$

显然,当 $M = 2$ 时,上式为二维整数规划问题,这时可用于局部节点间的两两关联检验^[7]。当 $M \geq 3$ 时,为多维匹配问题,其求解是NP问题的。对于这个问题目前尚无完善的方法来解决,至此我们选用遗传算法来尝试解决这一问题。

2 遗传算法求解设计

2.1 基因编码方式

定义 $U = \{U_1, U_2, \dots, U_s, \dots, U_M\}$, 其中 $U_s = (1, 2, \dots, n_s)$ ($s = 1, 2, \dots, M$) 为局部节点 s 的航迹号集合,并在某一时刻 l , 传感器 s 的第 i_s 条航迹信息为 $\hat{X}_{s i_s}(l)$, 于是可定义 $U_s(l) = \{\hat{X}_{s i_s}(l)\}$; $s = 1, 2, \dots, M$, $i_s = 1, 2, \dots, n_s$, $l = 1, 2, \dots, k$ 。表示各传感器对各目标的航迹在 l 时刻的滤波值。不失一般性,设传感器数为3。染色体编码采用整数编码方案,表示码位信息的含义为目标航迹 l 时刻的滤波值在传感器 s 数据集中的编号 i_s , 代表滤波数值 $\hat{X}_{s i_s}(l)$, 即有 $\hat{X}_{i_s}^s, s = 1, 2, 3; i_s = 1, 2, \dots, n_s$ 。

编码时,一条染色体分为3个子串,分别代表3个传感器对空中各目标形成的航迹信息,设定传感器1中信息数据固定,且按序排列。这样,基因串的每个位元和传感器的某条航迹信息是对应的,设 a_i, b_i, c_i 分别为3个子串的第 i 个位元,它们所对应的传感器航迹信息为 $\hat{X}_{1 a_i}, \hat{X}_{2 b_i}, \hat{X}_{3 c_i}$ 。

图1是一个目标数 $n = 10$ 的染色体编码示意图。

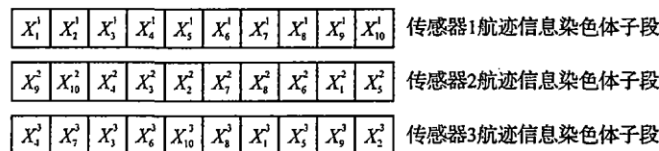


图1 染色体编码示意图

Fig. 1 Sketch map of chromosome coding

该染色体表示了对航迹信息的一种划分,共包含10个3元组,分别为 $\{X_1^1, X_9^2, X_4^3\}, \{X_1^1, X_{10}^2, X_7^3\}, \dots, \{X_{10}^1, X_5^2, X_2^3\}$, 共对应10个目标。

2.2 适度值的计算

由统计量 $\lambda_{i_1 \dots i_M}(k)$ 的表示可以看出, $b_{i_1 i_2 \dots i_M}$ 值越小则越接近同一目标,即 $\hat{X}_{1 i_1}, \hat{X}_{2 i_2}, \hat{X}_{3 i_3}$ 代表同一目标的可信度越高,适应性越强的个体所对应的 J 值越小。于是可以采用 J 作为适应度的计算,从而适应度可以定义为

$$f = \sum_{i_1=1}^{n_1} \sum_{i_2=1}^{n_2} \cdots \sum_{i_{M-1}=1}^{n_{M-1}} \tau_{i_1 i_2 \dots i_M} b_{i_1 i_2 \dots i_M}(k) \quad (13)$$

2.3 遗传算子操作

2.3.1 选择算子

采用“精英选择”和“排序选择”机制相结合方法,排序选择机制主要思想是:对群体中的个体按适应值大小排序,基于这个排序来分配每个个体被选中的概率。

2.3.2 交叉算子

在复制过程中,采用部分匹配交叉(PMX)算子进行交叉变异,具体步骤如下:

- 1) 根据上述选择算子选取用于杂交运算的染色体(双亲);
- 2) 在染色体上均匀随机的选择两点,把这两点间的子串作为映射段;

- 3) 交换双亲的两个子串,产生原始后代;
- 4) 确定两映射段之间的映射关系;
- 5) 根据映射关系将后代合法化。

2.3.3 变异算子

可采用的变异算子有:逆转变异、互换变异、移位变异等,在这里采用互换变异,随机的选择个体中的两个位置,并将这两个位置上的值码进行交换。其过程如图 2 所示。

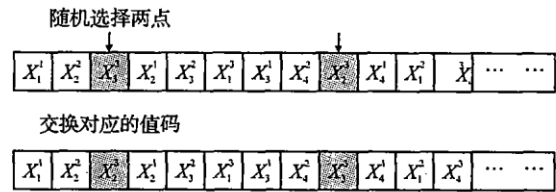


图 2 互换变异

Fig. 2 Swap mutation operators

2.4 终止条件与结果指定

采用“规定遗传代数 G ”和“检查适应值变化”相结合的方法作为遗传终止条件。

检查适应值变化的方法:规定遗传代数 G 和适当小的正数 ε , 当在连续 G' 代内都满足 $|\text{eval}(V_{m-\max}) - \text{eval}(V_{(m-1)\max})| \leq \varepsilon$, 则终止遗传,其中 $\text{eval}(V_{m-\max})$ 为第 m 代的最大适应值, $\text{eval}(V_{(m-1)\max})$ 为第 $m-1$ 代的最大适应值。

遗传终止后,适应值最好的染色体即为所求的解,其对应的染色体 3 元组编码即为对应的关联航迹。

2.5 算法执行流程

用遗传算法求解多传感器航迹关联问题的步骤如下:

- 1) 模拟各传感器的航迹数据;
- 2) 初始化 GA 的运行参数:遗传算子 P_c, P_m, P_r , 代沟, 遗传代数 G , 计数器 $N=0$;
- 3) 随机生成遗传操作的初始种群 Pop - size、串组大小 Population, 并计算适应值 $\text{eval}(V_m)$;
- 4) 构造选择群体, 根据复制概率 P_r , 按排序选择机制, 执行选择操作, 将适应度大的 $\text{Pop - size} \cdot P_r$ 个体作为下一代种群;
- 5) 按种群交叉概率 P_c , 选择 $\text{Pop - size} \cdot P_c$ 个个体进行交叉运算, 将交叉后的个体作为下一代的种群;
- 6) 按种群变异概率 P_m , 选择 $\text{Pop - size} \cdot P_m$ 个个体进行变异运算, 将变异后的个体作为下一代的种群;
- 7) 检测适应值的变化, 并使遗传代数累加, 对新一代群体进行同样的操作;
- 8) 终止条件满足后, 适应值小的个体即为输出结果, 分析 GA 分组结果, 得到关联航迹。

原则上, 一次执行结果即为关联结果, 为减少误差, 这里采用 N/M 准则, 即连续关联判决 M 次, 如果其中有 N 次为同一关联结果, 则认为是该 i 条航迹代表的是同一目标^[8-9]。实际中, N/M 准则可取为 2/3, 3/4, 4/5, 或 6/8 等准则, 视具体关联情况而定。

3 结论

在防空信息处理中, 多传感器多目标的相关问题一直是一个重要而又麻烦的问题, 本文在估计误差独立情况下, 给出了多传感器多目标的航迹关联算法, 并利用遗传算法, 建立了对应的多传感器航迹关联求解模型, 并给出了具体算法, 尝试解决了关联中遇到的 NP - hard 问题, 为多维分配问题的求解提供了另一条途径, 具有应用前景。

参考文献:

[1] 何 友, 陆大琰, 彭应宁. 分布式多传感器系统航迹关联算法评述[J]. 系统工程与电子技术. 1999, 21(10): 15 - 18.
HE You, LU Dajin, PENG Yingning. Review of Track Correlation Algorithms in Distributed Multisensor Systems[J]. Systems Engineering and Electronics. 1999, 21(10): 15 - 18. (in Chinese)

[2] Deb S, Yeddapanudi N, Pattipati K R, et al. A Generalized S - D Assignment Algorithm for Multisensor - multitarget State Estimation[J]. IEEE Trans on AES, 1997, 33(2): 523 - 536.

[3] Pattipati K P, Deb S, Bar Y, et al. Washburn. A New Relaxation Algorithm and Passive Sensor Data Association Problem[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1992, 37(1): 198 - 213.

[4] Hou E, Ansari N, Ren H. A Genetic Algorithm for Multiprocessor Scheduling[J]. IEEE Trans on Parallel and Distributed Systems, 1994, 5(2): 113 - 120.

- [5] 关成斌,王国宏,王晓博. 一种新的基于机动检测的机动目标跟踪算法[J]. 海军航空工程学院学报,2007,22(1):148-150.
GUAN Chengbin, WANG Guohong, WANG Xiaobo. A New Algorithm on Tracking Maneuvering Target Based on Maneuver Detection[J]. Journal of Naval Aeronautical Engineering Institute, 2007, 22(1): 148-150. (in Chinese)
- [6] Nash J M. Optimal Allocation of Tracking Resource[EB/OL]. [2002-07-02]http://www.go.com.
- [7] 田宝国,何友. 人工神经网络在目标识别和分类中的应用[J]. 海军航空工程大学学报:自然科学版,2005,20(4):401-404.
TIAN Baoguo, HE You. Application of the Artificial Neural Network to Target Recognition and Classification[J]. Journal of Naval Aeronautical Engineering Institute, 2005, 20(4): 401-404. (in Chinese)
- [8] 苏日,申卯兴,王立辉. 基于灰色关联方法的目标类型识别[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2006,7(1):26-28.
SU Ri, SHEN Maoxing, WANG Lihui. A Method of Target Type Classification Based on Grey Correlation Analysis[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2006, 7(1): 26-28. (in Chinese)
- [9] Keith Kastella. Discrimination Gain to Optimize Detection and Classification[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part - A, 1997, 27(1): 112-116.

(编辑:田新华)

A sort of Model of Multi - sensor Multi - object Flight Path Connection Based on GA

HUO Liang¹, ZHANG Zhi - feng¹, BAI Peng², SONG Yan - xue¹, XIONG Xiao - long¹

(1. Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, Shaanxi, China; 2. Department of Science, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: With the development of information technology, intelligent information technology has been widely used. And the intelligent algorithms are largely applied to the multi - sensors information fusion field. The three commonly used basic methods, i. e. weighted method, modified method and related realm method, work only aiming at the case of two partial joints, but do not work in the case of rather large scale system target association problems. In view of the target association problem in the air defense system, this paper presents a heredity - based multi - sensors multi - tracks associated algorithm by using which the multi - sensors multi - tracks associated problem is transformed into a multi - dimensional allocation problem, and gives out the concrete model, algorithm and solution steps for solving the problem. Simulation experiments are done to testify the correctness and validity of this algorithm, and the results show that the algorithm is of guiding significance for the realization of the application system.

Key word: multi - sensor; track association; genetic algorithm