

# 多传感器多目标检测中的数据关联\*

朱嘉 郭立 王宁

(中国科学技术大学电子科学与技术系 合肥 230026)

**摘要** 研究在漏检、无杂波情况下多传感器对数目未知的目标检测中数据关联问题,并将其表述为多传感器数据集之间数据的组合优化分配问题,提出一种基于 GA 的关联算法。仿真实验表明,该算法具有较高的关联成功率,可大幅度提高多传感器系统的检测概率,并能对目标个数进行优化。

**关键词** 多传感器,多目标,数据关联,组合优化,遗传算法

**分类号** TP 274

## Data Association in Multisensor Multitarget Detecting

Zhu Jia, Guo Li, Wang Ning

(University of Science & Technology of China)

**Abstract** The problem of data association in multisensor multitarget detecting is studied in the case of no clutter, missed detections, and an unknown number of targets. The association problem is formulated as a multiple dimensional assignment problem in combinatorial optimization, which is known to be NP hard. A new association algorithm based on GA is presented to solve the problem. Finally, the simulation results showed that the algorithm improved the detection probability of multisensor system for its higher association accuracy, and optimized the number of targets to be detected.

**Key words** multisensor, multitarget, data association, combinatorial optimization, genetic algorithm

## 1 引言

由于受一定检测概率的影响,传感器对目标检测一般都存在漏检的可能,而且单传感器的测量精度不能满足某些特殊应用的要求,所以在现有的目标检测应用中,使用多传感器联合检测是一种有效的方法。

多目标检测要求传感器同时对多个目标的位置及状态进行测量。使用多传感器联检的前提是要实现多传感器多目标数据关联,这是一个建立各传感器检测数据之间的联系,以确定它们是否属于同一目标源的处理过程。数据关联对属于相同目标的传感器数据进行分组,并确认每组数据中传感器的漏检信息,以提高多传感器系统的检测概率。正确关联后,如对属于同一目标的数据进行融合合成,还可进一步提高目标的测量精度。

数据关联能建立各传感器测量数据和目标源之

间的对应关系,并保证这种对应关系在不确定情况下有一定的最优性能,因此可利用组合优化理论中的方法来描述该问题。例如:文献[1]将单传感器多目标数据关联表述为 0-1 规划问题;文献[2,3]将多传感器多目标检测中的数据关联表述为多维匹配问题。

本文在参考了文献[2]的多维匹配问题模型基础上,将漏检、目标个数未知情况下多传感器多目标数据关联问题表述为多重数据集之间的组合优化分配问题。文中设计了一种基于 GA 的数据关联算法,并对 3 传感器多目标检测过程进行了仿真。

## 2 测量数据模型

由于被检测的目标数未知,所以开始只能根据传感器实际检测目标数和检测概率对初始目标数进行估算,在算法中再以一定的策略对其进行优化,使其最终接近或等于真实目标数。设传感器数为  $k$ ,其中传感器  $s$  的检测概率为  $P_D^s$ 。实际报检目标数为  $m_s (s = 1, 2, \dots, k)$ , 初始目标数目估算公式为

\* 国防跨行业预研项目

1998-10-29 收稿, 1999-03-07 修回

$$N = R \cdot \max \{m_s / P_D^s\}_{s=1}^k \quad (1)$$

其中  $R$  为比例放大系数, 目的在于保证预估计目标数  $N$  大于或等于真实目标数,  $R$  取值范围设为  $1.1 \sim 1.2$ , 并可根据具体应用情况适当调整。

在传感器  $s$  的数据集中引进  $N - m_s$  个虚测量以表示漏检数据, 其中  $N$  为预估目标数, 传感器  $s$  的数据集可表示为

$$Z_s = \{Z_{i_s}^s\}_{i_s=1}^N, \quad s = 1, 2, \dots, k \quad (2)$$

式中,  $Z_{i_s}^s$  为传感器  $s$  数据集中第  $i_s$  个数据, 下标  $i_s$  表示该数据在传感器  $s$  数据集中的编号。其中,  $i_s \leq m_s$  表示报检数据,  $i_s > m_s$  表示漏检数据。传感器总的数据集可表示为  $Z = \{Z_s\}_{s=1}^k$ 。

为方便讨论, 假设各传感器的检测空间相同, 且检测事件在同一时刻发生。

### 3 算法原理

定义  $k$  元组

$$Z_{i_1 i_2 \dots i_k} = \{Z_{i_1}^1, Z_{i_2}^2, \dots, Z_{i_k}^k\} \quad (3)$$

$$i_s = 1, 2, \dots, N, \quad s = 1, 2, \dots, k$$

是从  $k$  个传感器数据集中各取一个数据组成, 该  $k$  元组中  $k$  个数据属于同一目标  $Z_T$  的似然函数为混合概率密度  $\Lambda(Z_{i_1 i_2 \dots i_k} | Z_T)^{[2]}$ 。

$$\Lambda(Z_{i_1 i_2 \dots i_k} | Z_T) = \prod_{s=1}^k [P_D^s P(Z_{i_s}^s | Z_T)]^{1-\delta_s} [(1 - P_D^s)]^{\delta_s} \quad (4)$$

由于目标的真实位置未知, 因此目标  $Z_T$  要用  $k$  个数据的最大似然估计  $\hat{Z}_T$  来替代。当  $Z_{i_s}^s$  为漏检数据时,  $\delta_s = 1$ , 否则,  $\delta_s = 0$ 。  $P(Z_{i_s}^s | Z_T)$  为  $Z_{i_s}^s$  来自目标  $Z_T$  的条件概率密度, 并服从均值为  $\hat{Z}_T$  的  $n$  维正态分布<sup>[2]</sup>。其中  $n$  是  $Z_{i_s}^s$  的维数,  $C_s$  是传感器  $s$  的误差协方差矩阵。

$$P(Z_{i_s}^s | Z_T) = \frac{\exp(-0.5(Z_{i_s}^s - \hat{Z}_T)^T C_s^{-1} (Z_{i_s}^s - \hat{Z}_T))}{(2\pi)^{n/2} |C_s|^{1/2}} \quad (5)$$

将各传感器的数据集  $Z = \{Z_s\}_{s=1}^k$  划分为  $N$  个目标来源组, 并记为一个关联划分  $\mathcal{Y}$  含有  $N$  个  $k$  元组的划分  $\mathcal{Y}$  可表示为

$$\mathcal{Y} = \{Z_{i_1 i_2 \dots i_k}\} \quad (6)$$

$$i_s = 1, 2, \dots, N, \quad s = 1, 2, \dots, k$$

划分  $\mathcal{Y}$  的联合似然函数可表示为

$$L(\mathcal{Y}) = \prod_{Z_{i_1 i_2 \dots i_k} \in \mathcal{Y}} \Lambda(Z_{i_1 i_2 \dots i_k} | Z_T) \quad (7)$$

通过求解  $L(\mathcal{Y})$  的极大值可得到其对应数据集的最

佳划分  $\mathcal{Y}$

上述极大值问题又等价于求函数  $\xi(\mathcal{Y})$  的极小值问题,  $\xi(\mathcal{Y})$  函数为

$$\xi(\mathcal{Y}) = -\ln(L(\mathcal{Y})) = \sum_{Z_{i_1 i_2 \dots i_k} \in \mathcal{Y}} C_{i_1 i_2 \dots i_k} \quad (8)$$

其中

$$C_{i_1 i_2 \dots i_k} = \begin{cases} -\ln(\Lambda(Z_{i_1 i_2 \dots i_k} | Z_T)) & Z_{i_1 i_2 \dots i_k} \text{ 中至少有一个数据不为漏检} \\ 0 & \\ \infty & Z_{i_1 i_2 \dots i_k} \text{ 中 } k \text{ 个数据全为漏检数据} \end{cases} \quad (9)$$

定义变量

$$\rho_{i_1 i_2 \dots i_k} = \begin{cases} 1, & Z_{i_1 i_2 \dots i_k} \in \mathcal{Y} \\ 0, & Z_{i_1 i_2 \dots i_k} \notin \mathcal{Y} \end{cases}$$

则(8)式可表示为

$$\xi(\mathcal{Y}) = \sum_{i_1=1}^N \sum_{i_2=1}^N \dots \sum_{i_k=1}^N C_{i_1 i_2 \dots i_k} \rho_{i_1 i_2 \dots i_k} \quad (10)$$

令  $\Psi = \{\mathcal{Y}\}$  为所有可行划分  $\mathcal{Y}$  的集合, 通过在  $\Psi$  中求(10)式的极小值, 可求出  $L(\mathcal{Y})$  极大值所对应的数据集  $Z$  的最佳划分。

一个可行划分要求任一观测数据只能属于一个  $k$  元组, 任一  $k$  元组只能从每一传感器数据集中取一个观测数据。因此, 集合  $\Psi$  中的可行划分必须满足

$$\begin{cases} \sum_{i_2=1}^N \dots \sum_{i_k=1}^N \rho_{i_1 i_2 \dots i_k} = 1, & \forall i_1 = 1, 2, \dots, N \\ \sum_{i_1=1}^N \dots \sum_{i_k=1}^N \rho_{i_1 i_2 \dots i_k} = 1, & \forall i_2 = 1, 2, \dots, N \\ \vdots \\ \sum_{i_1=1}^N \dots \sum_{i_{k-1}=1}^N \rho_{i_1 i_2 \dots i_k} = 1, & \forall i_k = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (11)$$

至此, 多传感器多目标检测中数据关联问题已转化为数学规划中约束组合优化问题。当  $k = 2$  时, 该问题有多种  $O(n^3)$  的最优解法<sup>[2]</sup>, 如 Kuhn 提出的匈牙利法。当  $k > 2$  时, 该优化问题的求解被证明是 NP 问题<sup>[4]</sup>, 目前尚无完善的求解方法。考虑到遗传算法在求解组合优化等 NP 问题中的优越性<sup>[5]</sup>, 本文采用 GA 来求解。

## 4 遗传算法设计

### 4.1 染色体编码

不失一般性, 设传感器数  $k = 3$ 。染色体编码采用整数编码, 编码时将一条染色体分为两个子段, 分



别代表传感器 2 和 3 的数据集数据分组排列信息。码位的含义为相应数据在传感器  $s$  数据集中的编号  $i_s$ , 代表测量数据  $Z_{i_s}^s$  ( $i_s = 1, 2, \dots, N; s = 1, 2, 3$ )。设定传感器 1 数据集中数据的编号排列是顺序的, 并将其作为传感器 2 和 3 的数据集染色体子段码位信息的序号。图 1 是一个预估计目标数  $N = 9$  的染色体编码示意图。

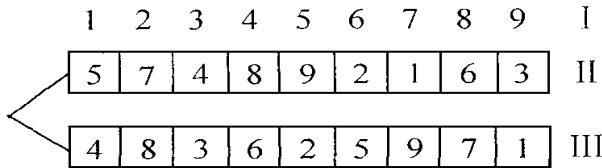


图 1 9 个估计目标时染色体编码示意图

图 1 中, I 为传感器 1 数据集数据编号, II 和 III 为传感器 2 和 3 数据集染色体子段, 码位信息代表该数据集中数据编号。

该染色体表示数据集  $Z$  的一种划分, 共包含 9 个三元组, 分别为  $\{Z_1^1, Z_5^2, Z_4^3\}, \{Z_2^1, Z_7^2, Z_8^3\}, \dots, \{Z_9^1, Z_3^2, Z_1^3\}$ , 对应 9 个估计目标。其中有效目标数等于不全为漏检数据的三元组的个数。

### 4.2 适应度计算

一个染色体表示对数据集  $Z$  的一种划分, 因此初步考虑采用划分  $\mathcal{Y}$  的函数  $\xi(\mathcal{Y})$  来表示适应度。适应度的确定应防止划分中出现分组过细的情况, 即防止将属于同一目标的数据分在不同的目标组中。例如分组情况本应是 {目标 A, 目标 A, 目标 A}, {漏检, 漏检, 漏检}, 分组过细则使本属同一目标的数据分在了两个目标组中, 即 {目标 A, 目标 A, 漏检}, {漏检, 漏检, 目标 A}, 从而造成 GA 报告的目标数大于真实目标数。因此在计算个体适应度时, 需考虑 GA 实际报告目标数的影响。由 (7) 和 (8) 式知, 适应性越强的个体的  $\xi(\mathcal{Y})$  值越小。综合上述因素, 适应度函数采用

$$f = \frac{N}{(N - N_0) \xi(\mathcal{Y})} = \frac{N}{(N - N_0) \prod_{i_1=1}^N \prod_{i_2=1}^N \dots \prod_{i_k=1}^N C_{i_1 i_2 \dots i_k} \rho_{i_1 i_2 \dots i_k}} \quad (12)$$

其中,  $N$  为目标预估计数目,  $N_0$  为 3 个数据皆为漏检的三元组个数,  $N - N_0$  为 GA 报告的目标数。当划分中出现分组过细的情况时, 由于因子  $N - N_0$  增大而使个体适应度  $f$  降低。

### 4.3 选择算子设计

采用排序选择机制法<sup>[5]</sup>。首先按适应度值对选

择群体进行排序, 然后将预先确定好的概率表按顺序依次分配给各个体, 并将其作为各自的选择概率。在选择操作时剔除重复的个体, 以增强父辈交叉群体的多样性, 每代中适应度最大的个体直接保留至下一代。

### 4.4 交叉算子设计

随机确定采用单点或两点交叉, 交叉概率取 0.85。

单点交叉是随机在传感器 2 或 3 数据集染色体子段上确定两点, 交换两条染色体的交叉基因段信息。为使后代个体满足 (11) 式的约束条件, 在染色体未交叉区域中删除与交叉区域重复的码位信息, 并依次替之以交叉区域中因交叉操作被覆盖的码位信息。

两点交叉是同时在传感器 2 和 3 数据集染色体子段上进行单点交叉。

为增加后代的多样性, 算子设计时避免了交叉操作在两个相同个体之间进行。

### 4.5 变异算子设计

#### 4.5.1 常规变异算子设计

随机在传感器 2 或 3 的数据集染色体子段上选取两点, 逆转两点间的基因段信息, 变异概率取 0.008。

#### 4.5.2 基于特定应用的变异算子设计

1) 由多传感器多目标数据关联应用知, 如果三元组中有测量数据  $Z_{i_s}$  属于目标  $Z_T$  的概率密度  $P(Z_{i_s} | Z_T)$  太小, 则该三元组所对应的目标分组不符合实际情况, 这种分组结果在下述变异操作中应舍弃。变异在检测到染色体某些三元组中数据  $Z_{i_s}$  属于目标  $Z_T$  的概率密度  $P(Z_{i_s} | Z_T)$  过小时发生, 变异时随机找出一个这样的三元组, 再随机选择另一个三元组, 对换两个三元组的传感器 2 和 3 数据集染色体子段的码位信息。变异概率取 0.018。

2) 通过考察上述遗传操作结果发现, 当算法达到一定遗传代数, 群体中平均个体适应度值大于一定值时, 个体中分组错误关联的情况比算法初始时大为减少, 但分组过细的情况却时有发生, 使得 GA 报告目标数多于真实目标数。针对这种情况, 本文提出一种新的变异操作。该变异在遗传算法后期, 当群体中平均个体适应度值大于一定值时发生, 变异时随机找出两个含有漏检数据的三元组, 在这些三元组中对换传感器 2 和 3 数据集染色体码位信息, 尽量做到将漏检数据集中在一个三元组中, 使  $N_0$  尽量增大, 以做减少 GA 报告目标数的尝试。变异概率取

表1 3个传感器对10~70个目标检测的计算机模拟结果

真实目标	单传感器检测目标数			未被任何传感器检测到的目标数	估计目标	GA 求解目标数	错误关联 (%)	分组过细 (%)
	雷达1	雷达2	雷达3					
10	6.575	7.05	6.40	0.4	12	9.60	0	0
20	13.575	13.85	12.25	0.9	23	19.20	0.125	0.25
30	19.05	20.975	18.30	1.5	34	28.60	0.33	0.42
40	25.60	28.75	24.25	1.9	46	38.45	0.437	1.06
50	34.30	35.80	32.025	2.34	57	48.00	0.40	0.90
60	39.20	42.95	37.45	2.85	68	58.70	0.458	2.83
70	45.45	50.90	42.875	3.2	79	69.60	0.464	4.17

0.01。

每次随机确定采用上述3种变异算子之一。仿真结果表明,采用两种基于特定应用的变异算子后,GA收敛到最佳解(或稳定的最好解)的速度明显优于只采用常规变异算子。

#### 4.6 GA 其余参数与算法流程

初始群体数为80~100,代沟为0.6~0.7,最大迭代次数为1000。算法流程如下:

Step 1: 模拟各传感器观测数据集,初始化GA各参数;

Step 2: 随机生成遗传操作的初始群体;

Step 3: 构造选择群体,按排序选择机制执行选择操作;

Step 4: 交叉和变异,更新初始群体;

Step 5: 遗传代数  $generation + 1$ ,如未达到最大迭代次数,则转 Step 3;

Step 6: 分析GA分组结果。

## 5 计算机模拟

算法仿真以某多传感器平台为原型。平台传感器为3种不同波段的雷达,分别测量目标的向径 $R$ 与方位角 $\beta$ ,各雷达参数如下:雷达1检测概率为0.64,测量误差 $\Delta R_1 = 1.5m, \Delta \beta_1 = 1.5m$  il; 雷达2检测概率为0.70,测量误差 $\Delta R_2 = 70m, \Delta \beta_2 = 6.67m$  il; 雷达3检测概率为0.60,测量误差 $\Delta R_3 = 5m, \Delta \beta_3 = 0.8m$  il。

雷达观测目标数据随机产生,目标范围在指定半径的圆周内,实验在Pentium-133(16M)上对70个以下目标的检测进行了算法仿真。针对每一种目标规模都进行了40次仿真试验,表1给出了仿真结果。表中除真实目标数和估计目标数外,其余数据都

为40次仿真的平均值。

仿真数据表明,该算法使多传感器系统整体检测概率提高至0.95左右。目标数在70以下时错误关联概率一般小于0.005。目标数大于40后,分组过细情况的发生概率有所上升,造成GA报告目标数增多。其主要原因在于仿真中偶尔偏大的观测噪声使传感器报告的目标位置与真实位置偏离过大,致使算法误认为该传感器单独发现一个新的目标。当问题规模较小,目标数小于等于40时,GA搜索到最佳解(或稳定的最好解)的时间较快,大约分别为1~3s, 6~12s, 14~20s, 31~42s; 当目标数大于50时,GA搜索时间大约需要1~3min。

## 6 结论

当传感器数大于2时,多传感器多目标检测中数据关联问题的求解是NP问题。仿真实验表明,用遗传算法求解该问题是可行的。该算法关联成功率高,可大幅度提高系统的检测概率,在问题规模不大的情况下算法的收敛速度较快,具有一定的实用性。如果进一步将正确关联的分组数据进行融合合成,还可相应提高目标的测量精度,使多传感器检测系统的整体性能有较大提高。

## 参考文献

- 1 CL Morefield Application of 0-1 integer programming to multitarget tracking problem. IEEE Trans on AC, 1977, 22: 302-312
- 2 Pattipati K R, Deb S, Bar Shalom Y *et al* A new relaxation algorithm and passive sensor data association problem. IEEE Trans on AC, 1992, 37(2): 198-213

(下转第200页)

$$B^{(3)} = \begin{bmatrix} 0.0708 & -0.0595 & -0.0885 \\ 0.0269 & 0.0100 & -0.0237 \\ 0.0982 & 0.0643 & 0.0265 \\ 0.0786 & 0.0093 \\ 0.1306 & 0.0427 \\ 0.3545 & 0.0033 \end{bmatrix}$$

$$B^{(4)} = \begin{bmatrix} -0.1463 & -0.0608 & 0.0190 \\ -0.1630 & -0.1384 & -0.0627 \\ -0.2411 & -0.2273 & -0.1616 \\ -0.1548 & -0.4095 \\ -0.2122 & -0.0344 \\ -0.0802 & -0.0094 \end{bmatrix}$$

$$B^{(5)} = \begin{bmatrix} -0.0344 & -0.0720 & -0.0804 \\ 0.0887 & -0.0095 & -0.0243 \\ 0.0561 & 0.0253 & -0.00095 \\ -0.0331 & 0.0035 \\ -0.0045 & -0.0115 \\ -0.1341 & 0.0157 \end{bmatrix}$$

根据式(7)得到综合评价指标为

$$J_1 = -0.006893, J_2 = 0.0834, J_3 = 0.0496$$

$$J_4 = -0.1390, J_5 = -0.01436$$

显然,  $J_2 > J_3 > J_1 > J_5 > J_4$ , 即5城市的综合经济效益的最终排序为2, 3, 1, 5, 4, 与文献[3]结论一致。但本文结果分辨程度更高, 且根据 $J$ 的大小及

正负号能清晰地反映被评估对象与平均水平的差距, 其物理概念更加清晰。

## 5 结 语

本文针对动态多指标决策问题, 提出一种多目标决策模型, 构造出一种新颖的转换函数, 并根据该转换函数将决策矩阵归一化到效用矩阵, 提高了分辨精度, 突出了“奖优罚劣”原则。将这一方法应用到某省5城市3年综合经济效益整体评估中, 取得了满意的结果, 这表明该方法是可行的。

## 参 考 文 献

- 1 卢跃林, 施放. 多目标决策中目标转换的效用函数法. 自动化理论、技术与应用, 1997, 4: 651-654
- 2 唐玉湘, 陈一青. 确定经济规模的相关分析——多指标综合评价及应用. 系统工程理论与实践, 1996, 16(4): 56-61
- 3 樊治平, 肖四汉. 一类动态多指标决策问题的关联分析法. 系统工程, 1995, 13(1): 23-27
- 4 Istv An Borgulya. A ranking method for multiple-criteria decision-making. Int J of Systems Science, 1997, 28(9): 905-912

## 作 者 简 介

戴文战 男, 1958年生。1987年在华东理工大学自动化系获硕士学位, 现为杭州商学院信电系教授。研究方向为灰色系统理论及应用, 决策模型, 故障检测与诊断等。

(上接第192页)

- 3 Deb S, Yeddanapudi M, Pattipati K R *et al*. A generalized S-D assignment algorithm for multisensor-multi-target state estimation. IEEE Trans on AES, 1997, 33(2): 523-536
- 4 M R Garey, D S Johnson. Computers and intractability: A guide to the theory of NP-completeness. San Francisco: Freeman, 1979
- 5 陈国良, 王煦法, 庄镇泉, 等. 遗传算法及应用. 北京: 人民邮电出版社, 1995
- 6 M D Srinath, P K Rajasekarian. 统计信号处理及应用导论. 北京: 国防工业出版社, 1982

## 作 者 简 介

朱 嘉 男, 1972年生。1999年于中国科技大学电子科学与技术系获硕士学位, 并留校任教。研究方向为多传感器数据融合, 图象处理。

郭 立 男, 1947年生。1970年毕业于中国科技大学无线电系, 现为中国科技大学电子科学与技术系副教授。研究领域为视频图象压缩与编码, 多传感器数据融合, 网络信息安全。

王 宁 男, 1971年生。1999年于中国科技大学电子科学与技术系获硕士学位, 现为深圳中兴通讯公司程序员。研究方向为多传感器数据融合, 视频图象压缩与编码。