

多目标跟踪的动态多维分配算法

衣晓,何友,关欣

(海军航空工程学院信息融合技术研究所,山东烟台 264001)

摘要: 多目标多传感器的数据关联问题一直是目标跟踪领域的核心和难点之一. 数据关联是在一定准则下, 连接具有共同源的测量或航迹的分配过程. 具有代表性的数据互联方法都可以归结为特定的分配问题. 然而现有的 S-D 分配算法只考虑同一时刻各传感器测量的互联, 是一个静态结果. 本文将静态分配推广到动态跟踪中, 通过对测量集合和航迹集合的合并, 把 S 维转变为 $S+1$ 维问题, 从而实现了分配的动态化. 在此基础上考虑了有新目标出现的情况, 并讨论了动态分配与静态分配的关系. 最后对本文算法进行了仿真分析, 结果表明, 该算法能够对多目标进行稳定的跟踪.

关键词: 多目标跟踪; 信息融合; 数据关联; 多维分配

中图分类号: TN958.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 06-1120-04

Dynamic Multidimensional Assignment Algorithm for Multitarget Tracking

YI Xiao, HE You, GUAN Xin

(Research Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai, Shandong 264001, China)

Abstract: Data association, which is one of the key and difficult problems for multi-target tracking, is the decision process of linking the measurements or the tracks deemed to be of common origin under certain criteria. All typical data association algorithms can be deduced into special assignment problems. However, present S-D assignment algorithm only associates the synchronous measurements from different sensors, which only generate the static result. The static assignment algorithm (S-D) has been generalized to the dynamic S-D one by means of combining the measurement set and the track set. On this basis, the circumstance of fresh targets existing is taken into account, and the relationship between the dynamic and the static assignment algorithms is discussed. At last, a Monte Carlo simulation is used to analyze the performance of the method. The simulation results show that the dynamic multidimensional assignment algorithm proposed in this paper, can steadily track multi-target.

Key words: multi-target tracking; information fusion; data association; multidimensional assignment

1 引言

多目标跟踪问题^[1-3]在过去二十几年中得到了广泛的关注和深入的研究, 现已在军事和民用方面广泛应用. 多目标跟踪的目的是将探测器接收到的量测数据分解为对应于不同信息源所产生的不同观测集合或轨迹, 一旦轨迹被形成和确认, 则被跟踪的目标数目以及相应于每一条轨迹的目标运动参数如位置、速度、加速度等信息均可相应地估计出来.

数据关联利用测量与测量、测量与航迹或航迹与航迹的相似性, 在某种准则 (ML、MAP、MMSE 等) 下判定是否源于同一目标, 其目的是要将测量与航迹或航迹与航迹正确配对, 从而保证状态估计的有效和正确. 最近邻域^[4] (NN) 法是最早的数据关联算法, 其核心是把统计意义上与被跟踪目标预测位置最近的有效回波作为数据关联对. 这种方法最大的缺点是在密集目标或多杂波干扰环境下, 错误关联较多. 联合概率数据互联算法^[5] (JPDA), 是通过计算落入确认门内的多个测量与该航迹互联的概率, 并利用该概率和相伴的测量对目标的状态进行估计. 为了克服 JPDA 计算量和计算复杂性随目标个数、有效回波数增大指数增长的缺点, 出现了多种次优形式的 JPDA 算法^[6,7]. 多假设^[8] (MHT) 算法通过枚举在

一定时间深度下可能的量测与航迹互联的假设, 并计算相伴的概率, 在一定的准则下得到目标的状态估计. 穷举的 MHT 算法的计算量呈指数增长甚至造成计算量的爆炸, 因而实际中必须对搜索进行限制. 多维分配^[9] (S-D) 的数据关联问题, 实质上是在一定约束条件下的最优化问题. Kirubarajan^[10,11]提出了一种新的 2-D 分配算法, 用来解决一对多或多对一的分配问题. 这一问题的解决, 突破了一对一分配的限制, 使得最近邻、联合概率数据互联、多假设等典型的数据关联算法都可以归结为多维分配的问题.

现有的广义 S-D 分配算法只考虑同一时刻各传感器观测的互联问题, 只是一个静态结果^[12]. 本文将数据的静态关联问题推广到动态多目标跟踪的过程中, 提出了动态多维分配算法, 并讨论了动态多维分配算法与 S-D 分配算法的关系.

2 问题的描述

假设目标 p 的位置在迪卡尔直角坐标系中表示为 p , 在监视区内有 S 个传感器跟踪目标, 传感器的位置已知, 为:

$$s = [x_s, y_s, z_s]^T, s = 1, 2, \dots, S \quad (1)$$

每个传感器都可以是三种类型之一, 即 3D 雷达、2D 雷达或 2D 被动传感器. 被动传感器所测量的是目标 p 的方位角

收稿日期: 2004-02-09; 修回日期: 2004-12-09

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 60172033); 全国优秀博士学位论文作者专项基金资助项目 (No. 200036)

和仰角。2D 雷达只测量方位角和距离 r 。3D 雷达测量量为距离 r 、方位角和仰角。目标真实位置 p 产生测量的传感器位置 s 和测量值 m_{st} 之间的关系为:

$$m_{st} = H_s(t, s) \quad (2)$$

传感器 s 的第 i_s ($i_s = 1, 2, \dots, n_s$) 个测量描述为:

$$Z_{si_s} = \begin{cases} m_{st} + W_{si_s}, & \text{如果测量源于目标 } t \\ a_{si_s}, & \text{如果是虚假目标} \end{cases} \quad (3)$$

与真实目标测量相联系的测量误差是 Gaussian 分布的, 即 $W_{si_s} \sim N(0, R_s)$ 。

k 时刻来自 S 个传感器的量测集合为 $Z(k) = \{Z_s(k)\}_{s=1}^S = \{ \{Z_{si_s}(k)\}_{i_s=1}^{n_s} \}_{s=1}^S$ 。假设在 $k-1$ 时刻系统已形成 t 个目标航迹, 表示为 $U(k) = \{X^t(k|k), P^t(k|k)\}_{t=1}^t$ 。

3 基本模型

为了简化由漏测引起的不完整测量-目标互联的表示, 我们将传感器 s 在 k 时刻的一次扫描的观测向量中增加一个假测量 Z_{s0} 。于是, k 时刻来自传感器 s 的和整个监视域内的测量集合被表示为

$$Z_s(k) = \{Z_{si_s}(k)\}_{i_s=0}^{n_s}, Z(k) = \{Z_s(k)\}_{s=1}^S \quad (4)$$

为实现动态跟踪, 必须将测量与目标航迹建立联系。我们把 k 时刻来自 S 个传感器的量测集合与 $k-1$ 时刻系统的目标航迹集合合并, 表示为

$$ZU(k) = \begin{bmatrix} Z(k) \\ U(k-1) \end{bmatrix} = [Z_{i_1}(k), Z_{i_2}(k), \dots, Z_{i_s}(k), X^j(k-1|k-1)]^T \quad (5)$$

对 $ZU(k)$ 进行划分时, 会产生一系列的测量-航迹对 $Z_{i_1 i_2 \dots i_s}(k) X^j(k-1)$, 测量集合 $Z_{i_1 i_2 \dots i_s}(k)$ 来源于目标 $X^j(k-1)$ 的似然函数表示为:

$$(Z_{i_1 i_2 \dots i_s}(k) X^j(k-1)) = \prod_{s=1}^S [P_{D_s}^{i_j(k)}]^{u(i_s)} [1 - P_{D_s}]^{1 - u(i_s)} \quad (6)$$

其中, $u(i_s)$ 为二值函数, 当 $i_s = 0$ 时, $u(i_s) = 0$, 否则 $u(i_s) = 1$ 。 $i_j(k)$ 为测量 $i_s(k)$ 源于目标 $X^j(k-1|k-1)$ 的似然函数

$$i_j(k) = |2 S_{i_j}(k)|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2} i_j(k)\right\} \quad (7)$$

$$i_j(k) = v_{ij}(k)^T [S_{i_j}(k)]^{-1} v_{ij}(k) \quad (8)$$

P_{D_s} 为探测概率, v_{ij} 为航迹 j 基于测量 i_s 形成的新息, S_{i_j} 为新息协方差矩阵, i_j 为归一化新息平方。

若用 $\{Z_t U_t, Z_f U_f\}$ 表示把集合 ZU 分成两个子集的一个可能划分, 即: 把集合分成与目标互联的子集, 和没有与任何目标互联的虚假测量子集。该划分的可行性有如下要求:

- (1) 每个传感器的测量都属于一个目标或虚警, 即 $Z = Z_t \cup Z_f$;
- (2) 测量是否与目标互联是以 $t-1$ 时刻的航迹为依据, 即 $U_t = U, U_f = \phi$;
- (3) 每个传感器的测量只属于一个目标, 即对于任意的 j ,

$$j, Z_{i_1 i_2 \dots i_s} X^j \cap Z_{i_1 i_2 \dots i_s} X^j = \phi.$$

对于一个划分, 有事件 $\{ \} = \{ \text{划分} \text{为真} \}$ 。我们把所有可能的划分表示为 $\{ \} = \{ \}$ 。为了标称化似然函数, 以使其不依赖于来自每个传感器的测量数和假定的目标数, 我们定义划分 ϕ 为 $\phi = \{Z_t U_t = \phi U, Z_f U_f = Z\}$ 。划分 ϕ 对应于所有量测为虚假目标的假设。

为了获得集合 ZU 的最佳划分, 只需求解划分 ϕ 与 ϕ 的最大联合似然函数比, 即:

$$\max [L(\phi) / L(\phi)] \quad (9)$$

这里,

$$L(\phi) = f [ZU | \phi] = \prod_{s=1}^S \prod_{i_s=0}^{n_s} (Z_{i_1 i_2 \dots i_s}(k) X^j(k-1))$$

$$\left[\prod_{s=1}^S \left(\prod_{i_s=0}^{n_s} \frac{1}{s} \right)^{(n_s - T_s(\phi))} \right] \quad (10)$$

$$L(\phi) = f [ZU | \phi] = \prod_{s=1}^S \left(\prod_{i_s=0}^{n_s} \frac{1}{s} \right)^{n_s} \quad (11)$$

其中, $T_s(\phi)$ 代表在划分 ϕ 中传感器 s 检测的目标数, i_s 为传感器 s 的观测区域, 在假定各传感器所产生的测量噪声相互独立时, 虚假量测的概率密度可表示为 $\frac{1}{s} \prod_{i_s=0}^{n_s}$ 。

式(9)~(11)描述的极大化问题等价于负的对数极小化, 即:

$$J^* = \min J(\phi) = \min [\ln L(\phi) - \ln L(\phi)] \quad (12)$$

利用式(6)~(8)、(10)、(11)可得:

$$J(\phi) = \ln L(\phi) - \ln L(\phi) = \sum_{s=1}^S \sum_{i_s=0}^{n_s} c_{i_1 \dots i_s} \prod_{j=1}^t \frac{1}{Z_{i_1 i_2 \dots i_s} X^j} \quad (13)$$

其中,

$$c_{i_1 \dots i_s} = \prod_{s=1}^S \left\{ u(i_s) [-\ln(P_{D_s})] + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^t i_j - \ln \frac{1}{|2 S_{i_j}|^{1/2}} \right. \\ \left. - [1 - u(i_s)] \ln(1 - P_{D_s}) \right\}, \quad j = 1, 2, \dots, t \quad (14)$$

定义二进制变量:

$$i_1 \dots i_s = \begin{cases} 1, & \text{如果向量 } Z_{i_1 \dots i_s} X^j \cap ZU \\ 0, & \text{否则} \end{cases}, \quad i_s = 0, 1, \dots, n_s; j = 1, \dots, t; s = 1, 2, \dots, S \quad (15)$$

极小化负对数似然比可以形成如下的广义 $S+1$ 维分配问题:

$$J^* = \min_{i_1 \dots i_s, j=1}^t \sum_{i_1=0}^{n_1} \sum_{i_2=0}^{n_2} \dots \sum_{i_s=0}^{n_s} c_{i_1 i_2 \dots i_s} i_1 \dots i_s \quad (16)$$

约束条件表示为:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^t \sum_{i_1=0}^{n_1} \sum_{i_2=0}^{n_2} \dots \sum_{i_s=0}^{n_s} i_1 i_2 \dots i_s = 1; i_1 = 1, 2, \dots, n_1 \\ \sum_{j=1}^t \sum_{i_1=0}^{n_1} \sum_{i_2=0}^{n_2} \dots \sum_{i_s=0}^{n_s} i_1 i_2 \dots i_s = 1; i_2 = 1, 2, \dots, n_2 \\ \dots \\ \sum_{j=1}^t \sum_{i_1=0}^{n_1} \sum_{i_2=0}^{n_2} \dots \sum_{i_{s-1}=0}^{n_{s-1}} i_1 i_2 \dots i_s = 1; i_s = 1, 2, \dots, n_s \\ \sum_{j=1}^t \sum_{i_1=0}^{n_1} \sum_{i_2=0}^{n_2} \dots \sum_{i_s=0}^{n_s} i_1 i_2 \dots i_s = 1; j = 1, 2, \dots, t \end{cases} \quad (17)$$

4 多目标跟踪的动态多维分配算法

为了涵盖新目标出现的情况,我们将 $k-1$ 时刻系统已形成目标航迹集合中增加一个假目标 X^0 . 于是在 $k-1$ 时刻系统已形成目标航迹表示为

$$U(k-1) = \{X^j(k-1|k-1), P^j(k-1|k-1)\}_{j=0}^t \quad (18)$$

同样,将 k 时刻来自 S 个传感器的量测集合与 $k-1$ 时刻系统的目标航迹集合合并得到 $ZU(k)$,只是它的第 $S+1$ 维多了一个元素. 测量集合 $Z_{i_1 i_2 \dots i_s}(k)$ 来源于目标 $X^0(k-1)$ 的似然函数表示为:

$$\begin{aligned} (Z_{i_1 i_2 \dots i_s}(k) | X^0(k-1)) &= (Z_{i_1 i_2 \dots i_s}(k) | p) \\ &= \prod_{s=1}^S [P_{D_s} f(Z_{s i_s})] p J^{u(i_s)} \\ & [1 - P_{D_s}]^{1-u(i_s)} \end{aligned} \quad (19)$$

其中 $f(Z_{s i_s})$ 为传感器 s 的第 i_s 个测量的概率密度. 由于真实目标位置 p 是未知的,采用极大化广义似然比以求 p 的极大似然估计 \hat{p} 代替目标真实位置,即:

$$\hat{p} = \arg \max_p (Z_{i_1 i_2 \dots i_s} | p) \quad (20)$$

那么,式(19)变为

$$\begin{aligned} (Z_{i_1 i_2 \dots i_s}(k) | X^0(k-1)) &= (Z_{i_1 i_2 \dots i_s}(k) | \hat{p}) \\ &= \prod_{s=1}^S [P_{D_s} N(\mathbf{z}_{st}, R_s)] J^{u(i_s)} \\ & [1 - P_{D_s}]^{1-u(i_s)} \end{aligned} \quad (21)$$

其中,

$$\mathbf{z}_{st} = H_s(\hat{p}, z_s) \quad (22)$$

$N(\mathbf{z}_{st}, R_s)$ 表示以 \mathbf{z}_{st} 为均值、 R_s 为方差的正态分布概率密度.

式(6)修正为:

$$\begin{aligned} (Z_{i_1 i_2 \dots i_s}(k) | X^j(k-1)) &= \\ & \begin{cases} \prod_{s=1}^S [P_{D_s} f_{i_s}(k) J^{u(i_s)} [1 - P_{D_s}]^{1-u(i_s)}], j=1, 2, \dots, t \\ \prod_{s=1}^S [P_{D_s} N(\mathbf{z}_{st}, R_s)] J^{u(i_s)} [1 - P_{D_s}]^{1-u(i_s)}, j=0 \end{cases} \end{aligned} \quad (23)$$

进而式(14)修正为:

$$c_{i_1 i_2 \dots i_s} = \begin{cases} \prod_{s=1}^S \{ u(i_s) [-\ln(P_{D_s}) + \frac{1}{2} |z_j - \ln \frac{z_s}{|2 S_{i_s}|^{1/2}}|] - [1 - u(i_s)] \ln(1 - P_{D_s}) \}, j=1, 2, \dots, t \\ \prod_{s=1}^S \{ u(i_s) [-\ln(P_{D_s}) + \frac{1}{2} (Z_{s i_s} - \mathbf{z}_{st})^T R_s^{-1} (Z_{s i_s} - \mathbf{z}_{st})] - \ln \frac{z_s}{|2 (R_s)^{1/2}}|} - [1 - u(i_s)] \ln(1 - P_{D_s}) \}, j=0 \end{cases} \quad (24)$$

在如式(15)定义二进制变量 $i_1 \dots i_s$ 下,极大化负对数似然比形成了如下的广义 $S+1$ 维分配问题:

$$J^* = \min_{i_1 \dots i_s} \prod_{j=0}^t \prod_{i_1=0}^{n_1} \prod_{i_2=0}^{n_2} \dots \prod_{i_s=0}^{n_s} c_{i_1 \dots i_s} \quad (25)$$

约束条件表示为:

$$\begin{cases} i_1 i_2 \dots i_s = 1; i_1 = 1, 2, \dots, n_1 \\ i_2 = 0 \\ \dots \\ i_s = 0 \\ \dots \\ i_1 = 0 \\ \dots \\ i_s = 0 \\ i_1 i_2 \dots i_s = 1; i_2 = 1, 2, \dots, n_2 \\ \dots \\ i_1 = 0 \\ \dots \\ i_s = 0 \\ i_1 i_2 \dots i_s = 1; i_s = 1, 2, \dots, n_s \\ \dots \\ i_1 = 0 \\ \dots \\ i_s = 0 \\ i_1 i_2 \dots i_s = 1; j = 1, 2, \dots, t \end{cases} \quad (26)$$

5 动态分配与静态分配算法的关系

至此,我们已经构造了动态分配算法. 值得一提的是,将多维分配算法推广后,必须增加航迹管理问题,比如航迹的外推和撤销;对新出现目标要利用连续的几个检测点在一定的准则下(比如 3/4 逻辑^[12]等)进行航迹起始等. 关于航迹管理的问题,可参见文献[12, 14, 15],这里不再赘述.

从文中第 3、4 节的讨论,我们归纳出动态分配与静态分配算法的关系:

(1) 分配的动态化将测量集合 Z 扩展为 ZU ,把 S 维变为 $S+1$ 维问题,通过测量-航迹的混合关联实现;

(2) 由于不能得到目标的真实位置,静态分配中用极大似然估计 \hat{p} 代替目标真实位置计算似然函数;而动态分配主要以航迹为依据;

(3) 当 $t=0$ 时,即 k 时刻的关联没有 $k-1$ 时刻的系统航迹可以利用,则式(23)变为:

$$\begin{aligned} (Z_{i_1 i_2 \dots i_s}(k) | X^0(k-1)) &= \\ & (Z_{i_1 i_2 \dots i_s}(k) | \hat{p}) = \prod_{s=1}^S [P_{D_s} N(\mathbf{z}_{st}, R_s)] J^{u(i_s)} [1 - P_{D_s}]^{1-u(i_s)} \end{aligned} \quad (27)$$

式(24)变为:

$$c_{i_1 \dots i_s} = c_{i_1 \dots i_s} = \prod_{s=1}^S \{ u(i_s) [-\ln(P_{D_s}) + \frac{1}{2} (Z_{s i_s} - \mathbf{z}_{st})^T R_s^{-1} (Z_{s i_s} - \mathbf{z}_{st})] - \ln \frac{z_s}{|2 (R_s)^{1/2}}|} - [1 - u(i_s)] \ln(1 - P_{D_s}) \} \quad (28)$$

进而形成如下的分配问题:

$$i_1 \dots i_s = \begin{cases} 1, \text{如果向量 } Z_{i_1 \dots i_s} \text{ 与 } Z_t \\ 0, \text{否则} \end{cases}, i_s = 0, 1, \dots, n_s; s = 1, 2, \dots, S \quad (29)$$

$$J^* = \min_{i_1 \dots i_s} \prod_{i_1=0}^{n_1} \prod_{i_2=0}^{n_2} \dots \prod_{i_s=0}^{n_s} c_{i_1 \dots i_s} \quad (30)$$

约束条件表示为:

$$\begin{cases} i_1 i_2 \dots i_s = 1; i_1 = 1, 2, \dots, n_1 \\ i_2 = 0 \\ \dots \\ i_s = 0 \\ \dots \\ i_1 = 0 \\ \dots \\ i_s = 0 \\ i_1 i_2 \dots i_s = 1; i_2 = 1, 2, \dots, n_2 \\ \dots \\ i_1 = 0 \\ \dots \\ i_s = 0 \\ i_1 i_2 \dots i_s = 1; i_s = 1, 2, \dots, n_s \\ \dots \\ i_1 = 0 \\ \dots \\ i_s = 0 \\ i_1 i_2 \dots i_s = 1; i_s = 1, 2, \dots, n_s \end{cases} \quad (31)$$

式(27)~(30)与文献[12]中完全一致,这样动态分配就退化为静态分配.

从形式上看,动态 S 维分配是 $S+1$ 维分配问题,松弛算法^[12]、拍卖算法^[13]等求解方法仍然适用。

6 仿真分析

这里以二维情况就三个主动传感器跟踪五个运动目标为例进行了仿真,设融合中心为坐标原点,各传感器位置为 1 号: $(-500, -500, 0)$, 2 号: $(0, 0, 0)$, 3 号: $(-500, 500, 0)$, 其性能参数分别为测距误差 $\sigma_1 = 300\text{m}$, $\sigma_2 = 200\text{m}$, $\sigma_3 = 100\text{m}$; 测角误差 $\sigma_1 = 0.3^\circ$, $\sigma_2 = 0.2^\circ$, $\sigma_3 = 0.1^\circ$; 雷达采样时间间隔 $T = 1\text{s}$ 。五个运动的目标的起始位置分别为 $(29500, 55000, 5000)$ 、 $(26250, 45000, 6000)$ 、 $(80000, 80000, 7000)$ 、 $(45000, 25000, 8000)$ 和 $(55000, 15000, 6000)$, 初始速度分别为 $(400, -400, 20)$ 、 $(296, -400, 10)$ 、 $(-296, -400, -10)$ 、 $(400, 0, -$

20) 和 $(400, 0, 0)$, 目标作匀速直线运动, 仿真开始时已建立目标航迹。每个周期的杂波个数是根据文献^[14]中所述方法按泊松分布确定的, 即给定参数 λ , 确定出要产生的杂波个数 J 。每个周期的 J 个杂波按均匀分布随机地分布在雷达视域范围内。本文仿真中取 $\lambda = 15$ 。整个仿真过程目标运动 120 秒。

图 1 给出了目标运动轨迹与滤波输出的比较, 图 2 给出了目标 2 的 30 次 Monte Carlo 仿真试验的均方根位置误差曲线。图 3 给出了两个和三个传感器跟踪 3~6 批目标情况下, 本文算法的每周期耗时曲线。仿真环境为 Matlab5.3, 程序在 CPU 主频 1.5G、内存 256MDDR、操作系统 Windows XP 的计算机上运行, 解分配问题采用拍卖算法。仿真结果表明, 本文提出的动态分配算法能够对多目标进行稳定的跟踪。

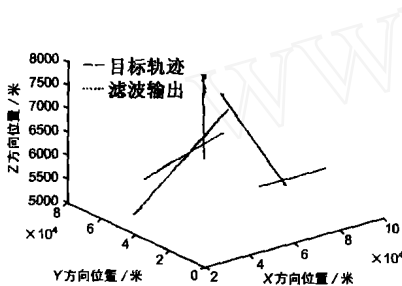


图 1 目标运动轨迹与滤波输出

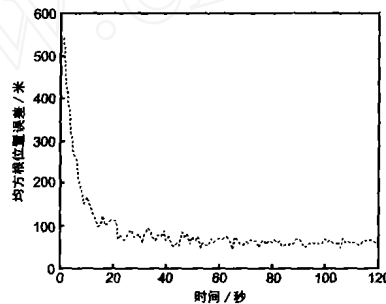


图 2 目标 2 的位置 MSE 曲线

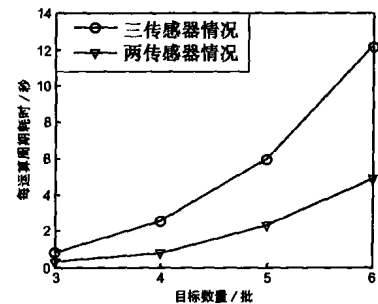


图 3 算法每周期耗时

7 结论

针对多传感器多目标跟踪中的数据关联问题, 本文将解决同一时刻各传感器观测互联问题的 S-D 分配算法推广到动态跟踪的情况, 提出了多目标跟踪的动态多维分配算法。实质上, 动态 S-D 分配算法是 $S+1-D$ 分配问题, 一方面, 静态分配问题成为动态分配的特例, 使两者在形式上得到了统一; 另一方面静态分配问题的求解方法对于动态问题仍然适用。

参考文献:

- [1] Blackman S S, R Popoli. Design and Analysis of Modern Tracking Systems[M]. Norwood, MA: Artech House, 1999.
- [2] 何友. 分布式多传感器信息融合算法研究[D]. 北京: 清华大学, 1996.
- [3] 王国宏, 孙保良. 防空雷达网体系结构与关键技术[J]. 海军航空工程学院学报, 2003, 18(2): 201 - 205.
- [4] Y Bar-Shalom. Tracking Methods in a Multitarget Environment [J]. IEEE Trans on AC, 1978, 24(4): 618 - 626.
- [5] Bar-Shalom Y, Thomas E Fortmann. Tracking and Data Association [M]. Orlando, FL: Academic Press, 1988.
- [6] Bar-Shalom Y. Multitarget-Multisensor Tracking, Applications and Advances[M]. Norwood, MA: Artech House, 1990.
- [7] Roecker J A, G L Phillis. Suboptimal joint probabilistic data association[J]. IEEE Trans AES, 1993, 29(2): 510 - 517.
- [8] D B. Reid. An algorithm for tracking multiple targets[J]. IEEE Trans AC, 1979, 24: 843 - 854.

- [9] Bar-Shalom Y, Xiao-Rong Li. Multitarget-Multisensor Tracking, Principle and Techniques[M]. Norwood, MA: Artech House, 1995.
- [10] J A Roecker, G L Phillis. Suboptimal joint probabilistic data association[J]. IEEE Trans on AES, 1993, 29(2): 510 - 517.
- [11] Bar-Shalom Y, William D B. Multitarget-Multisensor Tracking, Applications and Advances[M]. Norwood, MA: Artech House, 2001.
- [12] 何友, 王国宏, 陆大, 彭应宁. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000.
- [13] Deb S, M Yeddanapudi, K Pattipati, Y Bar-Shalom. A generalized S-D assignment algorithm for multisensor-multitarget state estimation [J]. IEEE Trans on AES, 1997, 33(2): 523 - 538.
- [14] 蔡庆宇, 薛毅, 张伯彦. 相控阵雷达数据处理及其仿真技术 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1997.
- [15] J D Kramer, W S Reid. Track before detect processing for a range ambiguous radar[A]. IEEE National Radar Conference [C]. New York, NY, April, 1993. 113 - 116.

作者简介:



衣 晓 男, 1976 年 2 月生于山东烟台, 博士研究生, 主要研究领域有: 多传感器信息融合、组合导航、多目标跟踪等。E-mail: yxgx@sohu.com.

何 友 (见本期第 1119 页)