

## 基于多维指派算法的被动多目标跟踪方案

陈玲 李少洪

(北京航空航天大学电子信息工程学院 北京 100083)

**摘要** 该文针对无源测向交叉定位系统提出了基于多维指派算法的被动多目标跟踪方案。该方案是将三维空间的基准线最小代价算法与动态 2D 指派算法相结合。该方案的特点是: 三维空间的基准线最小代价算法是一种快速数据关联算法, 它能够快速削减候选关联集合并简化关联代价的计算, 完成航迹起始任务; 动态 2D 指派算法则能够简单而准确地实现观测与航迹的关联。仿真结果证明该方案可以有效地完成无源测向交叉定位系统中的多目标跟踪任务。

**关键词** 无源定位, 多维指派算法, 多目标跟踪

中图分类号: TN953+.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)07-1204-05

## Passive Multitarget Tracking Based on Multidimensional Assignment Algorithm

Chen Ling Li Shao-hong

(School of Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

**Abstract** A new multitarget tracking method based on multidimensional assignment algorithm is developed for passive DOA systems in the paper. The method combines 3D datum line least cost algorithm and dynamic 2D assignment algorithm. The key features of the proposed approach are as follows: First, 3D datum line least cost algorithm is a fast measure data association approach, which cuts candidate associations very fast and reduces the calculations of association costs and completes track initiation. Second, the associations of measurements and tracks are made by dynamic 2D assignment algorithm. Simulation results prove that the proposed algorithm is effective to multitarget tracking for passive DOA system.

**Key words** Passive location, Multidimensional assignment algorithm, Multitarget tracking

### 1 引言

对于多站无源定位系统而言, 由于任一个观测站均无法确定目标位置, 故通常采取集中式数据融合的方法, 将各观测站的测量数据送往中心站, 在中心站进行测量数据与测量数据的关联, 并形成初始航迹。然后, 再利用适当的关联算法进行点迹与航迹关联, 并不断更新航迹。所以, 多站无源定位系统中的多目标跟踪技术所要解决的核心问题就是数据关联。它主要包括以下两方面的内容: 在航迹初始化阶段, 要完成测量数据与测量数据之间的关联; 在航迹维持阶段, 要完成测量与航迹之间的关联, 即点迹与航迹的关联。

本文主要是针对无源测向交叉定位系统的特点提出了基于多维指派算法的多目标跟踪方案。该方案实质上是基准线最小代价算法和动态 2D 指派算法的结合。利用基准线最小代价算法可完成航迹起始阶段的测量数据关联; 利用动态 2D 指派算法可完成航迹维持阶段的点迹与航迹的关联。

基准线最小代价算法是我们在借鉴已有算法(基准线最

小距离算法<sup>[1]</sup>和 3D 指派算法<sup>[2]</sup>)的基础上提出的, 该算法的优点是: 能够快速削减候选关联集合, 简化关联代价的计算, 有效地实现测量数据的关联。动态 2D 指派算法是借鉴了文献[3,4]的部分思想, 并修改了其关联代价后得到的。通过仿真发现, 这种基于多维指派算法的多目标跟踪方案, 能够有效完成多目标跟踪任务。

### 2 多目标跟踪方案描述

首先, 利用基准线最小代价算法对来源于不同观测站  $i$  的测量数据(方位角和俯仰角  $(\phi, \varepsilon_i)$ )进行关联, 并通过矢量法利用关联后的测量集合计算出目标的粗略位置(位置观测  $(Z_x, Z_y, Z_z)$ ), 完成目标航迹的起始; 在目标航迹建立之后, 则将测量数据关联后计算出的观测值与已有航迹进行关联, 该关联过程可由动态 2D 指派算法完成。由于在基准线最小代价算法中也用到了 2D 指派算法和 3D 指派算法, 所以我们将该方案称作是基于多维指派算法的多目标跟踪方案, 其结构框图如图 1 所示。

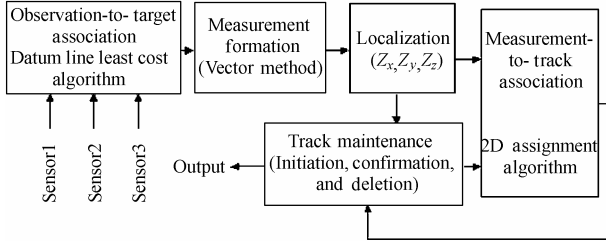


图 1 基于多维指派算法的多目标跟踪方案框图

Fig.1 Schematic diagram of multitarget tracking based on multidimensional assignment algorithm

2.1 基准线最小代价算法

与现有算法不同, 基准线最小代价算法是针对测向交叉定位系统中的三维空间的数据关联问题提出的。在三维空间内, 问题存在以下特殊性: 三维被动传感器所获得的测量信息不仅有方位角还有俯仰角; 由于观测误差的存在, 源于同一目标但来自不同观测站的测向线可能并不相交, 而是在空间形成异面直线。所以, 必须针对这些特点, 采取相应的解决办法。

假设多站无源定位系统由 3 个观测站  $S_i (i=1,2,3)$  组成, 每个观测站均只能测出目标的方位角  $\phi_i$  和俯仰角  $\varepsilon_i$ 。空中目标数为  $p$  个(未知)。由于虚警和漏警的存在, 各观测站所获得的测向线的个数也可能不同, 但为了描述方便, 假设各观测站均获得  $p$  条测向线。

(1) 首先将每个站测得的  $p$  条测向线按其测向角大小顺序编号, 第  $i$  个测量站对第  $j$  个目标的测向线为:  $L_{ij} (i=1,2,3; j=1,2,\dots,p)$ 。图 2 中给出了 3 个观测站观测 3 个目标的测向线示意图。

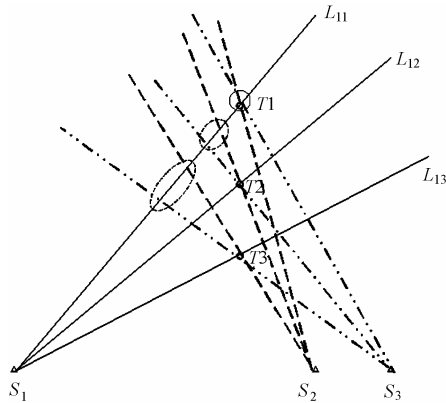


图 2 各观测站测向线与目标位置示意图

Fig.2 Targets and lines of sight from stations

(2) 选观测站  $S_1$  为基准站(实际中选测向线数目最多的站为基准站), 并选其第 1 条测向线  $L_{11}$  为基准线, 观测站  $S_2$  对第  $l$  个目标的测向线记做  $L_{2l}, l=1,2,\dots,p$ 。观测站  $S_3$  对第  $s$  个目标的测向线记做  $L_{3s}, s=1,2,\dots,p$ 。

将基准线  $L_{11}$  与测向线  $L_{2l}$  的公垂线记作  $m_{11,2l}$ , 记该公垂线在基准线  $L_{11}$  上的垂足为  $X_{11,2l}^1$ , 在测向线  $L_{2l}$  上的垂足为  $X_{11,2l}^2$ 。将基准线  $L_{11}$  与测向线  $L_{3s}$  的公垂线记做  $m_{11,3s}$ , 记该公垂线在基准线  $L_{11}$  上的垂足为  $Y_{11,3s}^1$ , 在测向线  $L_{3s}$  上的垂

足为  $Y_{11,3s}^2$ 。

构造统计量  $d_m$ , 令  $d_m = m^2 / \sigma_m^2$ ,  $d_m$  服从自由度为 1 的  $\chi^2$  分布,  $\sigma_m^2$  为公垂线的误差方差, 其计算可参见文献[5],  $m$  为任一条测向线与基准线之间的公垂线的长度。选择适当门限  $G_m$ , 对所有的  $m_{11,2l} (l=1,2,\dots,p)$  进行检验, 如果  $d_m < G_m$ , 则将该公垂线在基准线  $L_{11}$  上的垂足保留下来, 否则将其删除。所有通过检验的垂足点构成参考点集:  $M_{11,2l} = (X_{11,2l}^1, X_{11,2l}^2, \dots, X_{11,2l}^p)$ 。同样, 对所有的  $m_{11,3s} (s=1,2,\dots,p)$  也进行检验, 所有满足条件  $d_m < G_m$  的公垂线在  $L_{11}$  上留下的垂足点则构成点集:  $N_{11,3s} = (Y_{11,3s}^1, Y_{11,3s}^2, \dots, Y_{11,3s}^p)$ 。

假设任一测量值只源于一个目标, 那么在  $M_{11,2l}$  和  $N_{11,3s}$  中分别只能有一个点与一个真实目标或虚警相对应。

(3) 用全局最小距离算法(Auction算法<sup>[6]</sup>)对点集  $M_{11,2l}$  和  $N_{11,3s}$  中的点进行关联。求得使代价函数  $J$  最小的关联。

$$J = \sum_{l=1}^{p_1} \sum_{s=1}^{p_2} \Delta d_{ls} \cdot \rho_{ls} = \sum_{l=1}^{p_1} \sum_{s=1}^{p_2} \|X_{11,2l}^1 - Y_{11,3s}^1\| \cdot \rho_{ls}$$

$$\text{s.t. } \sum_{l=1}^{p_1} \rho_{ls} = 1; \quad \forall s = 1, 2, \dots, p_2$$

$$\sum_{s=1}^{p_2} \rho_{ls} = 1; \quad \forall l = 1, 2, \dots, p_1$$

式中  $\rho$  为可行关联集合。实际上, 这也是一个二维指派过程, 最后将所得关联集合记做:  $A_{11,ls} = (X_{11,2l}^1, Y_{11,3s}^1)$ ,  $(l=1,2,\dots,p_1; s=1,2,\dots,p_2)$ 。

(4) 构造统计量  $d_R$ , 对所得的每一个关联集合  $A_{11,ls} (l=1,2,\dots,p_1; s=1,2,\dots,p_2)$  进行检验, 令  $d_R = \frac{\|X_{11,2l}^1 - Y_{11,3s}^1\|^2}{\sigma_{R_{11,2l}}^2 + \sigma_{R_{11,3s}}^2}$ ,  $d_R$  近似服从自由度为 1 的  $\chi^2$  分布,  $\sigma_{R_{11,2l}}^2$  与  $\sigma_{R_{11,3s}}^2$  分别为点  $X_{11,2l}^1$  和  $Y_{11,3s}^1$  到观测站  $S_1$  的距离的方差。选择适当门限  $G_R$ , 如果  $d_R < G_R$ , 则将该关联集合保留; 反之, 则将该关联集合删除。

文献[1]中提出的基准线最小距离算法是直接选取类聚半径最小的点集  $A_{11,ls}$  来求目标位置。而事实上类聚半径最小的点集未必对应真实目标, 所以这样做丢失真实目标的概率就比较大。这正是导致原算法正确关联概率不高的原因之一。本算法在此处只要适当放大门限, 就可大大减小丢失真实目标的概率。

(5) 对满足以上统计检验的关联集合进行二次筛选。求与关联集合  $A_{11,ls}$  对应的视线  $L_{2l}$  和  $L_{3s}$  的公垂线  $m_{2l,3s}$ , 该公垂线在视线  $L_{2l}$  上的垂足记为  $Z_{2l,3s}^1$ 。选择适当门限  $G_R'$ , 如

$$d'_R = \frac{\|X_{11,2l}^2 - Z_{2l,3s}^1\|^2}{\sigma_{R'_{11,2l}}^2 + \sigma_{R'_{2l,3s}}^2} < G_R', \quad (\sigma_{R'_{11,2l}}^2 \text{ 与 } \sigma_{R'_{2l,3s}}^2 \text{ 分别为点 } X_{11,2l}^2 \text{ 和 } Z_{2l,3s}^1 \text{ 到观测站 } S_2 \text{ 的距离的方差})$$

则将关联集合保留, 否则删除。这样进一步减少了候选关联集合的数目。

(6) 对满足统计检验的候选关联集合  $A_{11,ls}$  计算其相应的关联代价  $C_{11,ls}$  :

$$C_{11,ls} = \sum_{i=1}^3 \frac{(\phi_i - \hat{\phi}_i)^2}{\sigma_{\phi_i}^2} + \frac{(\varepsilon_i - \hat{\varepsilon}_i)^2}{\sigma_{\varepsilon_i}^2} \quad (2)$$

$$\text{其中 } \hat{\phi}_i = \arctg \left( \frac{\hat{y} - y_{s_i}}{\hat{x} - x_{s_i}} \right), \quad \hat{\varepsilon}_i = \arctg \left( \frac{\hat{z} - z_{s_i}}{\sqrt{(\hat{x} - x_{s_i})^2 + (\hat{y} - y_{s_i})^2}} \right)$$

式中  $\phi_i$  和  $\varepsilon_i$  为测量值,  $\hat{\phi}_i$  和  $\hat{\varepsilon}_i$  是由目标位置估计值计算出来的,  $(x_{s_i}, y_{s_i}, z_{s_i})$  为观测站  $S_i (i=1,2,3)$  的位置坐标。此处, 目标位置的估计值  $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$  的计算没有采用最大似然估计算法, 而是采用矢量算法求得的, 矢量算法将在下一部分作详细的介绍。由于矢量算法的引入, 我们在一定程度上简化了关联代价的计算。

(7) 同理, 对观测站  $S_1$  的其它测向线重复步骤(2)-(6), 则可以得到  $C_{1j,ls}$ ,  $j=2,3,\dots,p$ 。

(8) 最后, 利用三维指派算法求出使下列代价函数  $C$  最小的关联, 以保证: 一个观测只源于一个目标; 一个目标只与一个三元观测相对应。

$$\left. \begin{aligned} C &= \sum_{j=1}^p \sum_{l=1}^{p'_1} \sum_{s=1}^{p'_2} C_{1j,ls} \rho_{jls} \\ \text{s.t. } \sum_{j=1}^p \rho_{jls} &= 1, \quad \forall s=1,2,\dots,p'_2 \\ \sum_{s=1}^{p'_2} \rho_{jls} &= 1, \quad \forall l=1,2,\dots,p'_1 \\ \sum_{l=1}^{p'_1} \rho_{jls} &= 1, \quad \forall j=1,2,\dots,p \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

三维指派算法要处理大量的候选关联集合, 并要计算其相应的候选关联代价, 该过程几乎占总计算时间的 95%<sup>[7]</sup>。而本算法与三维指派算法相比, 它可以快速削减候选关联集合的数目。通过仿真发现, 如果利用 3 个观测站对 5 个目标进行观测, 三维指派算法要处理的候选关联集合为 216 个, 而本算法经多次统计检验后仅须处理 9~10 个候选关联集合。虽然, 本算法中有多次统计检验的过程, 但其运算时间远远小于关联代价的计算时间。所以说, 该算法大大削减了数据处理量, 可快速完成测量数据的关联。

### 2.2 矢量法求空间目标位置

这部分将介绍如何求解基准线与其它测向线之间的公垂线的垂足坐标以及空间目标位置的估计方法。

设站  $S_1$  测得的方位角和俯仰角分别为:  $(\phi_1, \varepsilon_1)$ ; 站  $S_2$  测得的方位角和俯仰角分别为:  $(\phi_2, \varepsilon_2)$ 。两个观测站的位置坐标为:  $(x_{s_i}, y_{s_i}, z_{s_i}), i=1,2$ 。由于观测误差的存在, 源于同一目标但来自不同观测站的测向线可能并不相交, 而是在空中形成异面直线, 如图 3 所示。图中,  $D$  为两观测站间的距离矢量,  $m$  为两测向线间的距离矢量。

由图 3 可得矢量关系式:

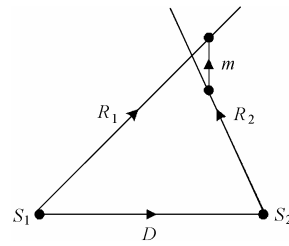


图 3 两观测站的两条测向线几何关系示意图  
Fig.3 Geometric diagram of lines of sight from two stations

$$m = R_1 - R_2 - D \quad (4)$$

将式(4)写成矩阵形式:

$$HR - D = M \quad (5)$$

$$\text{其中 } H = [u_1 - u_2] = \begin{bmatrix} u_{1x} - u_{2x} \\ u_{1y} - u_{2y} \\ u_{1z} - u_{2z} \end{bmatrix}, \quad R = \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} D_x \\ D_y \\ D_z \end{bmatrix},$$

$$M = \begin{bmatrix} m_x \\ m_y \\ m_z \end{bmatrix}。$$

向量  $u_1$  和  $u_2$  中的各分量分别对应  $R_1$  和  $R_2$  的方向余弦。

利用最小二乘算法, 求式(5)的最小二乘解, 将其中的  $M$  看作是误差向量, 不难得到:

$$\hat{R} = \begin{bmatrix} \hat{R}_1 \\ \hat{R}_2 \end{bmatrix} = (H^T H)^{-1} H^T D \quad (6)$$

将  $\hat{R}_1$  和  $\hat{R}_2$  代入式(4), 则可以得到两测向线间的最短误差矢量, 即公垂线矢量:  $\hat{m} = \hat{R}_1 u_1 - \hat{R}_2 u_2 - D$ 。该公垂线在两测向线上的垂足点坐标则可表示为

$$\left. \begin{aligned} x_i &= \hat{R}_i \cos(\varepsilon_i) \cos(\phi_i) + x_{s_i} \\ y_i &= \hat{R}_i \cos(\varepsilon_i) \sin(\phi_i) + y_{s_i} \\ z_i &= \hat{R}_i \sin(\varepsilon_i) + z_{s_i} \end{aligned} \right\} \quad (i=1,2) \quad (7)$$

利用加权平均法将两垂足点坐标值进行融合可得到目标位置的估计值:

$$\left. \begin{aligned} \hat{x} &= (\sigma_{x_2}^2 \cdot x_1 + \sigma_{x_1}^2 \cdot x_2) / (\sigma_{x_1}^2 + \sigma_{x_2}^2) \\ \hat{y} &= (\sigma_{y_2}^2 \cdot y_1 + \sigma_{y_1}^2 \cdot y_2) / (\sigma_{y_1}^2 + \sigma_{y_2}^2) \\ \hat{z} &= (\sigma_{z_2}^2 \cdot z_1 + \sigma_{z_1}^2 \cdot z_2) / (\sigma_{z_1}^2 + \sigma_{z_2}^2) \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

其中  $(\sigma_{x_i}^2, \sigma_{y_i}^2, \sigma_{z_i}^2)$  为目标位置方差。

如果利用最大似然估计的方法计算目标的位置, 则需要利用高斯-牛顿(Gauss-Newton)算法来求非线性最小二乘估计, 计算量会很大。利用上述的矢量法代替最大似然估计方法, 可大大简化计算过程, 进一步提高运算速度。该矢量算法不仅用于求解关联代价(见式(2)), 还用于下面转换测量卡尔曼滤波中的测量值的转换, 将角度测量信息转换为位置测量信息。

2.3 动态 2D 指派算法

在目标航迹建立之后, 则要利用动态 2D 指派算法完成观测值与已有航迹的关联。下面将对动态 2D 指派算法进行简单的描述。

假设目标的状态方程为

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{F}\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{W}(k-1) \quad (9)$$

目标的观测方程为

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H} \cdot \mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k) \quad (10)$$

其中, 观测信息为目标的位置信息, 记作:  $\mathbf{Z}_k = [Z_x \ Z_y \ Z_z]^T$ 。每一时刻的观测值都是由测量数据的关联结果经矢量算法解算得到的, 这样就使得原来是非线性的观测方程变成了线性的观测方程, 因此, 在航迹更新过程中, 我们用的是转换测量的卡尔曼滤波算法<sup>[8]</sup>。

假设航迹  $i$  与观测  $j$  的统计距离为  $d_{ij}^2$ , 观测的个数为  $m$ , 现有航迹的个数为  $n$ , 则 2D 指派算法的数学模型可表示为  $\min \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m d_{ij}^2 \rho_{ij}$ , s.t.  $\sum_{j=0}^m \rho_{ij} = 1, i = 1, \dots, n$ ;  $\sum_{i=0}^n \rho_{ij} = 1, j = 1, \dots, m$ 。其中  $d_{ij}^2(k) = (\mathbf{Z}_j(k) - \mathbf{H} \cdot \hat{\mathbf{X}}_i(k|k-1))^T \cdot \mathbf{S}_{ij}^{-1}(k) \cdot (\mathbf{Z}_j(k) - \mathbf{H} \cdot \hat{\mathbf{X}}_i(k|k-1))$ ,  $\mathbf{S}_{ij}$  为信息的协方差阵。  $\rho$  为可行关联集合。

2D 指派算法的求解可用 Bertsekas 提出的拍卖算法<sup>[6]</sup>, 该算法的步骤可参见文献[5,6]。通过 2D 指派算法可完成任一  $k$  时刻的航迹与观测的关联, 所以这里称之为动态 2D 指派算法。在利用 2D 指派算法完成点航关联后, 就可利用转换测量的卡尔曼滤波方程不断更新航迹, 转换测量的卡尔曼滤波方程此处不再列出。

3 仿真结果分析

仿真条件: 3 个观测站的位置分别为:  $S_0: (0,0,0)$ ,  $S_1: (-15,0,0)$ ,  $S_2: (15,0,0)$ 。3 个目标的位置分别为:  $(50, 80, 10)$ ,  $(50+d, 80, 10)$ ,  $(50+2d, 80, 10)$ 。以上各坐标的单位均为千米。 $d$  为目标间距, 首先取  $d=8\text{km}$ 。假设各观测站的测角误差均为  $\sigma_\phi = \sigma_\epsilon = 5\text{mrad}$ 。在 3 个目标作交叉飞行的情况下, 验证算法的跟踪性能。

图 4 给出了 3 个目标交叉飞行时各个方向的跟踪曲线图以及经过 100 次蒙特卡罗实验得到的目标位置的均方根误差 (RMS) 曲线。由图 4 的仿真结果可见, 在 3 个目标交叉的过程中, 目标的位置误差变大, RMS 曲线出现了误差峰, 但此后误差曲线又很快收敛, 并降至 1km 左右。

图 5 给出了 3 个目标交叉飞行时的点航正确关联概率的变化情况, 蒙特卡罗实验的次数为 100 次, 每次目标的运行时间均为 180s, 采样间隔为 1s。从图中可见, 每次的正确关联概率均在 75% 以上。

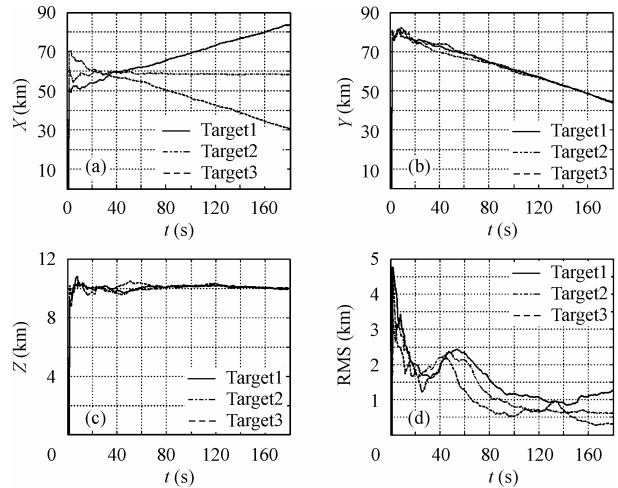


图 4 对 3 个交叉飞行的目标进行跟踪的仿真结果

- (a) X 方向的目标航迹图
- (b) Y 方向的目标航迹图
- (c) Z 方向的目标航迹图
- (d) 目标位置的 RMS 曲线图

Fig.4 Simulation results of tracking three targets with cross trajectories

- (a) Target tracks in X direction
- (b) Target tracks in Y direction
- (c) Target tracks in Z direction
- (d) RMS of target positions

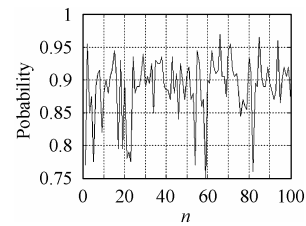


图 5 3 个目标交叉飞行时的正确关联概率

Fig.5 Probability of correct association for three targets with cross trajectories

改变目标飞行航迹、目标间距和测角误差等, 观察在不同条件下点航正确相关的概率变化。观测站的布站方式不变 (同上), 目标飞行时间均为 200s, 采样间隔为 1s, 蒙特卡罗实验的次数为 100 次。表 1 给出了实验结果。

表中的结果说明, 观测误差越大、目标间距越小, 目标正确关联的概率就越低; 反之, 正确关联概率就越高。相同条件下, 目标平行飞行比交叉飞行有更高的正确关联概率。总的来说, 本算法能有效地跟踪多个目标。

表 1 不同仿真条件下得到的点航正确关联概率 (%)

Tab.1 Probability of correct measurement-to-track association under different conditions (%)

不同条件	3 个目标		5 个目标	
	平行飞行	交叉飞行	平行飞行	交叉飞行
$d = 8, \sigma_\epsilon = \sigma_\phi = 5\text{mrad}$	90	89	80	62
$d = 8, \sigma_\epsilon = \sigma_\phi = 2\text{mrad}$	99	99	96	90
$d = 5, \sigma_\epsilon = \sigma_\phi = 5\text{mrad}$	92	91	65	40
$d = 5, \sigma_\epsilon = \sigma_\phi = 2\text{mrad}$	97	90	89	82

#### 4 结束语

本文提出的基于多维指派算法的被动多目标跟踪算法实质上是将基准线最小代价算法与动态 2D 指派算法相结合的产物。基准线最小代价算法中利用了一次 2D 指派算法和一次 3D 指派算法, 该算法的优点是, 它能够快速削减候选关联集合, 简化关联代价的计算, 有效地实现测量数据的关联。利用动态 2D 指派算法解决观测与航迹之间的关联问题, 以观测与航迹的统计距离为代价, 可快速且准确地完成点航相关。本文中给出的大量仿真结果证明了该算法的有效性。另外, 虽然本文提出的以公垂线为度量的基准线最小代价算法不适用于二维空间的数据关联, 但这种利用基准线削减候选关联集合的思想仍是可借鉴的。

#### 参 考 文 献

- [1] 李丽萍, 孟静等. 一种排除无源交叉定位虚假交点的新方法 [J]. 系统工程与电子技术, 1999, 21(4): 20-23.
- [2] Pattipati K R, Deb S, Bar-Shalom Y, *et al.*. A new relaxation algorithm and passive sensor data association [J]. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 1992, 37 (2):198-213.
- [3] Popp R L, Pattipati K R, Bar-Shalom Y. Dynamically adaptable m-best 2-D assignment algorithm and multilevel parallelization [J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, 35(4):1145-1160.
- [4] Popp R L, Pattipati K R, Bar-Shalom Y. m-best S-D assignment algorithm with application to multitarget tracking [J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2001, 37 (1): 22-39.
- [5] Blackman S, Popoli R. Design and Analysis of Modern Tracking System[M]. Boston: Artech House, 1999: 229-231.
- [6] Bertsekas D P. The auction algorithm: A distributed relaxation method for the assignment problem [J]. *Annals of Operations Research*, 1988, 14: 105-123.
- [7] Chummun M R, Kirubarajan T, *et al.*. Fast data association using multidimensional assignment with clustering [J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2001, 37(3): 898-913.
- [8] Chen Ling, Li Shao-hong, Passive tracking of a maneuvering target in clutter [C]. 7th International Conference on Signal Processing, Beijing, China, 2004, Vol.3: 1997-2000.
- 陈 玲: 女, 1972 年生, 博士生, 从事单/多基地无源定位与跟踪方面的研究工作.
- 李少洪: 男, 1939 年生, 教授, 博士生导师, 主要从事雷达、信号与信息处理、检测、估计、多目标跟踪和目标识别等方面的研究工作.