

三维空间被动传感器的快速数据关联算法研究

陈 玲^{1,2}, 李少洪¹, 黎 莉²

(1. 北京航空航天大学电子信息工程学院, 北京 100083; 2. 空军第一航空学院, 河南信阳 464000)

摘 要: 这篇文章主要研究的是三维被动传感器的静态测量数据关联问题. 多维指派算法以及它的诸多近优改进型方法已被证明可有效解决数据关联问题, 但它们的缺点是候选关联代价的计算复杂且计算量大. 我们提出了一种快速数据关联算法即基准线最小代价算法, 该算法实质上是基准线算法与改进的三维指派算法的结合. 它的优点是快速削减候选关联集合的数目, 并可简化关联代价的计算. 仿真结果表明, 该算法的计算量小于标准的三维指派算法.

关键词: 无源定位; 被动传感器; 数据关联; 指派

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 09-1549-04

Fast Data Association Algorithm for Three-Dimensional Passive Sensors

CHEN Ling^{1,2}, LI Shao-hong¹, LI Li²

(1. Dept. of Electronic Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China;

2. The First Aeronautical Institute of Air Force, Xinyang, Henan 46400, China)

Abstract: This paper is concerned with the static problem of associating measurements from three dimensional (3D) passive sensors. Multidimensional assignment methods and a number of near optimal modifications have been shown to be very effective for data association. But, numerous candidate association cost evaluations of the methods are rather expensive and the computation time is very high. We present a fast data association algorithm called Datum Line Minimum Cost algorithm, which combines datum line algorithm with modified 3D assignment algorithm. The merits of the algorithm are that it can cut candidate associations very fast and reduce the calculations of association costs. Simulation results show significant computational savings over the standard 3D assignment approach.

Key words: passive localization; passive sensor; data association; assignment

1 引言

经过多年的理论与实践, 多站无源定位技术正日趋成熟. 但多目标的测量数据关联仍然是多站无源定位系统所面临的一个棘手问题.

到目前为止, 国内外已有许多学者就此问题进行了讨论并提出了一些解决办法^[1~7], 但是这些方法均有待完善. 比如, 人们研究较多的三维指派算法^[1], 其存在的主要问题是: 虽然可以利用拉格朗日松弛算法解决“NP 难度”问题, 但其考虑的候选关联集合的规模过大, 而且在计算候选集合的关联代价时, 要用到复杂的最大似然估计算法, 从而使得计算量过大、实时性较差. 为此, 目前很多学者正在针对该算法研究削减候选关联集的快速算法^[4,5].

本文受文献[6]中所提基准线最小距离算法的启发, 提出了三维空间的基准线最小代价算法. 该算法首先利用基准线思想快速削减候选关联集的数目, 接着利用矢量算法^[8]取代最大似然估计算法来估计目标的位置, 简化各候选关联集

关联代价的计算; 最后利用三维指派算法对规模较小的候选关联集求解近似最优解. 简单地说, 该算法的特点是它能够快速削减候选关联集合, 简化关联代价的计算, 有效地实现三维空间的数据关联.

2 算法的描述

与现有算法不同, 三维空间的基准线最小代价算法是针对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三个观测站 $S_i (i = 1, 2, 3)$ 组成, 每个观测站均只能测出目标的方位角 ϕ_i 和俯仰角 ε_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 1 中给出了三个观测站观测三个目标的测向线示意图.

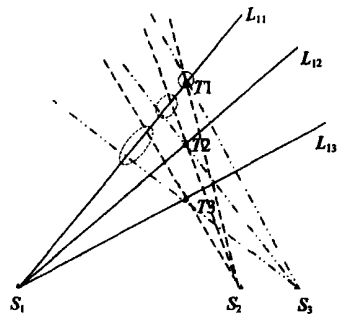


图 1 各观测站测向线与目标位置示意图

(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 $d_m = \frac{m^2}{\sigma_m^2}$, d_m 服从自由度为 1 的 χ^2 分布. 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: $M_{11, 2l} = (X_{11, 2l}^1, X_{11, 2l}^2, \dots, X_{11, 2p}^1)$. 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: $N_{11, 3s} = (Y_{11, 3s}^1, Y_{11, 3s}^2, \dots, Y_{11, 3p}^1)$.

实际上, 由于任一测量值只能与一个目标相对应, 所以在 $M_{11, 2l}$ 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^[8]) 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.

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

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

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

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 χ^2 分布. 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[6]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 , 如果 $d_R = \frac{\|X_{11, 2l}^2 - Z_{2l, 3s}^1\|^2}{\sigma_{R, 11, 2l}^2 + \sigma_{R, 2l, 3s}^2} < G'_R$, 则将该关联集合保留, 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 $C_{11, ls}$:

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

其中, $\begin{cases} \phi_i = \arctg \left(\frac{\hat{y} - y_{s_i}}{\hat{x} - x_{s_i}} \right) \\ \varepsilon_i = \arctg \left(\frac{\hat{z} - z_{s_i}}{\sqrt{(\hat{x} - x_{s_i})^2 + (\hat{y} - y_{s_i})^2}} \right) \end{cases}$

式中, ϕ_i 和 ε_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 的其他测向线重复步骤 (2) ~ (6) (以上步骤的流程图见附录), 则可以得到 $C_{lj, ls}$, $j = 2, 3, \dots, p$.

(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.

$$C = \sum_{j=1}^p \sum_{l=1}^{p'_1} \sum_{s=1}^{p'_2} C_{lj, ls} \rho_{jls}$$

$$\sum_{j=1}^p \sum_{l=1}^{p'_1} \rho_{jls} = 1, \quad \forall s = 1, 2, \dots, p'_2$$

$$\sum_{s=1}^{p'_2} \sum_{l=1}^{p'_1} \rho_{jls} = 1, \quad \forall l = 1, 2, \dots, p'_1$$

$$\sum_{l=1}^{p'_1} \sum_{s=1}^{p'_2} \rho_{jls} = 1, \quad \forall j = 1, 2, \dots, p$$

下面将说明如何利用矢量算法求解三维空间内两观测线的公垂线、垂足点坐标.

3 矢量法求空间目标位置

设站 S_1 测得的方位角和俯仰角分别为: (ϕ_1, ε_1) ; 站 S_2 测得的方位角和俯仰角分别为: (ϕ_2, ε_2) . 两个观测站的位置

坐标为: (x_i, y_i, z_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 2 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.

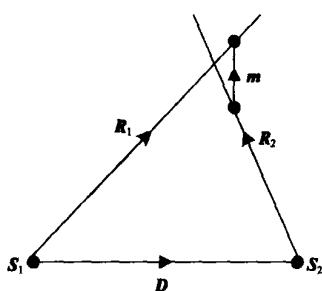


图 2 两观测站的两条测向线几何关系示意图

由图 2 可得矢量关系式:

$$m = R_1 - R_2 - D \quad (1)$$

将式(1)写成矩阵形式: $HR - D = M \quad (2)$

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

$$D = \begin{bmatrix} D_x \\ D_y \\ D_z \end{bmatrix}, M = \begin{bmatrix} m_x \\ m_y \\ m_z \end{bmatrix}$$

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, 具体表示为:

$$u_{1x} = \cos(\phi_1)\cos(\epsilon_1), u_{1y} = \cos(\epsilon_1)\sin(\phi_1), u_{1z} = \sin(\epsilon_1)$$

$$u_{2x} = \cos(\phi_2)\cos(\epsilon_2), u_{2y} = \cos(\epsilon_2)\sin(\phi_2), u_{2z} = \sin(\epsilon_2)$$

利用最小二乘算法, 求式(2)的最小二乘解, 将其中的 M 看作是误差向量, 不难得到:

$$R = \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \end{bmatrix} = (H^T H)^{-1} H^T D \quad (3)$$

将 R_1 和 R_2 代入式(1), 则可以得到两测向线间的最短误差矢量, 即公垂线矢量:

$$\hat{m} = R_1 u_1 - R_2 u_2 - D$$

该公垂线在两测向线上的垂足点坐标则可表示为:

$$\begin{cases} x_i = R_i \cos(\epsilon_i) \cos(\phi_i) + x_{s_i} \\ y_i = R_i \cos(\epsilon_i) \sin(\phi_i) + y_{s_i}, i = 1, 2 \\ z_i = R_i \sin(\epsilon_i) + z_{s_i} \end{cases} \quad (4)$$

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

$$\text{的估计值: } \begin{cases} \hat{x} = \frac{\sigma_{x_2}^2 \cdot x_1 + \sigma_{x_1}^2 \cdot x_2}{\sigma_{x_1}^2 + \sigma_{x_2}^2} \\ \hat{y} = \frac{\sigma_{y_2}^2 \cdot y_1 + \sigma_{y_1}^2 \cdot y_2}{\sigma_{y_1}^2 + \sigma_{y_2}^2} \\ \hat{z} = \frac{\sigma_{z_2}^2 \cdot z_1 + \sigma_{z_1}^2 \cdot z_2}{\sigma_{z_1}^2 + \sigma_{z_2}^2} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $(\sigma_{x_i}^2, \sigma_{y_i}^2, \sigma_{z_i}^2)$ 为目标位置方差, 它们的求解可参阅文献[8].

4 仿真结果分析

利用三维空间的基准线最小代价算法分别对三个目标和五个目标的情况进行实验, 以验证该算法的有效性.

(1) 三个观测站三个目标

仿真条件: 三个观测站的位置分别为: $(-15, 0, 0)$ 、 $(0, 0, 0)$ 、 $(15, 0, 0)$. 三个目标的位置分别为: $(50, 50, 10)$ 、 $(50+d, 50, 10)$ 、 $(50+2d, 50, 10)$. 方位角和俯仰角的测量方差均为 5mrad . 门限 G_m 为 4, 门限 $G_R = G'_R = 6$. 针对不同的目标间距, 分别进行 1000 次蒙特卡罗实验, 得到仿真结果如表 1 所示.

表 1 三个目标在不同间距条件下, 各目标的正确关联概率

	目标 1	目标 2	目标 3
$d = 1$	53%	25.4%	52.4%
$d = 2$	83.1%	67.5%	79.2%
$d = 3$	94%	82.5%	78.5%
$d = 4$	95%	85.9%	83.2%
$d = 5$	97.2%	91%	91.4%

表 1 给出了各目标在不同间距条件下所得到的正确关联概率. 由表中数据可知, 目标间距越大, 正确关联概率越高. 关联概率的大小与目标位置也有一定的关系, 在相同目标间距条件下, 关联概率会因目标位置的不同而有所差异. 一般的规律为, 当目标间距较大时, 距观测站较远的目标, 正确关联率较低; 当目标间距较小时, 居中的目标的正确关联概率较低.

(2) 三个观测站五个目标

仿真条件: 三个观测站的位置分别为: $(-15, 0, 0)$ 、 $(0, 0, 0)$ 、 $(15, 0, 0)$. 五个目标的位置分别为: $(50, 50, 10)$ 、 $(50+d, 50, 10)$ 、 $(50+2d, 50, 10)$ 、 $(50+3d, 50, 10)$ 、 $(50+4d, 50, 10)$. 方位角和俯仰角的测量方差均为 5mrad . 门限 G_m 为 4, 门限 $G_R = G'_R = 6$. 进行 1000 次蒙特卡罗实验, 得到仿真结果如表 2 所示.

表 2 五个目标在不同间距条件下, 各目标的正确关联概率

	目标 1	目标 2	目标 3	目标 4	目标 5
$d = 1$	54.2%	22.5%	15.8%	30.9%	50.7%
$d = 2$	73.9%	42.4%	26.5%	40.1%	62.7%
$d = 3$	77.6%	55.3%	39.7%	53.9%	70.7%
$d = 4$	88.4%	81.1%	72.1%	73.4%	78.5%
$d = 5$	89.9%	84.8%	75.3%	80.6%	81.1%

表 2 给出了五个目标在不同间距条件下所得到的正确关联概率. 将表 2 中结果与表 1 中结果进行比较, 不难看出随着目标数目的增加, 正确关联概率有所下降.

表 3 对三维指派算法和三维基准线最小代价算法的候选目标数(候选关联集)进行了比较. 表中数据表明, 利用三维指派算法对三个目标的观测数据进行数据关联, 需要利用非线性最小二乘估计算法计算 64 个候选关联集的关联代价, 对五个目标的观测数据, 则须要计算 216 个候选关联集的关联代价. 而利用三维基准线最小代价算法, 经过三次统计检验后候选目标数则分别减至 5 个和 10 个左右.

表 3 两种算法候选目标数目比较

	三个目标		五个目标	
	三维指派	三维基准线	三维指派	三维基准线
$d = 1$	64	5.81	216	9.5
$d = 2$		5.82		9.3
$d = 3$		5.06		9.1
$d = 4$		4.73		9.9
$d = 5$		4.22		10.4

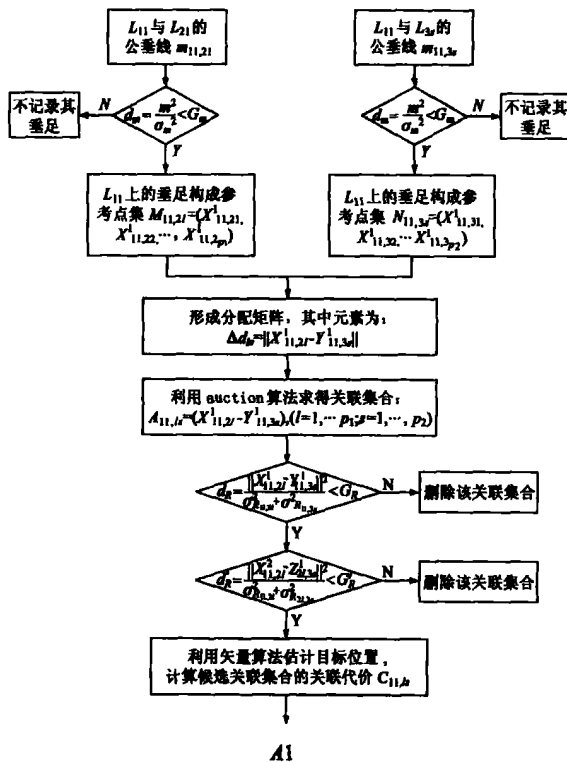
该表说明利用三维基准线最小代价算法, 经过三次统计检验可有效减少候选关联集的数目, 从而加快关联速度。

5 结论

本文主要研究了三维空间被动传感器的快速数据关联算法。在借鉴已有算法的基础上, 提出了三维空间基准线最小代价算法。该算法的优点是: 利用基准线思想快速削减候选关联集的数目; 利用简便的矢量算法估计目标的位置, 避免了使用复杂的非线性最小二乘估计算法, 简化了候选关联集的关联代价的计算; 仿真结果表明, 该算法可在三维空间实现快速的数据关联。

附录: 求解候选关联集的关联代价的流程图

该流程仅是针对观测站 1 的第一条测向线的, 其他测向线上候选关联集合及其关联代价的求解可重复以下过程。



参考文献:

- [1] Pattipati K R, Deb S, Bar Shalom Y, et al. A new relaxation algorithm and passive sensor data association[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1992, 37(2): 198-213.

- [2] Deb S, Pattipati K R, Bar Shalom Y. A multisensor multitarget data association algorithm for heterogeneous sensors[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29(2): 560-568.
- [3] Somnath Deb, Murali Yeddanapudi, et al. A generalized SD assignment algorithm for multisensor multitarget state estimation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(2): 523-538.
- [4] Chummun M R, Kinubaranjan T, et al. Fast data association using multi dimensional assignment with clustering[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 37(3): 898-913.
- [5] 叶西宁, 潘泉, 程咏梅, 等. 多维分配的剪枝法及其在无源探测跟踪中的应用[J]. 电子学报, 2003, 31(6): 847-850.
Ye Xining, Pan Quan, Cheng Yongmei, et al. A pruning algorithm of multi dimension assignment problem and its application in passive target detection[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(6): 847-850. (Chinese Source)
- [6] 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.
Li Liping, Meng Jing, et al. A new method of eliminating false intersection points in passive cross location[J]. Systems Engineering & Electronics, 1999, 21(4): 20-23. (Chinese Source)
- [7] 王明辉, 游志胜, 赵荣椿, 等. 一个快速的被动式传感器数据关联算法[J]. 电子学报, 2000, 28(12): 45-47.
Wang Minghui, You Zhisheng, Zhao Rongchun, et al. A fast data association algorithm of passive sensor tracking[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(12): 45-47. (Chinese Source)
- [8] Blackman S, Popoli R. Design and Analysis of Modern Tracking System[M]. Boston: Artech House, 1999.

作者简介:



陈玲女, 1972年4月出生于江西省南昌市, 北京航空航天大学博士研究生, 主要从事单/多基地无源定位与跟踪方面的研究工作。在国内期刊及国际会议上发表学术论文10余篇。
E-mail: jingle_cl@sina.com

李少洪男, 1939年8月出生于天津市, 1962年毕业于北京航空学院无线电系, 现为北京航空航天大学教授, 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工作。

黎莉女, 1972年6月出生于河南省信阳市, 空军第一航空学院讲师, 主要从事自动化控制、优化理论方面的研究, 发表学术论文多篇, 编著1篇。