

基于多向次序关联的 AOA 量测数据关联

王 鹏,姬红兵,刘 龙,张文博
(西安电子科技大学电子工程学院,陕西西安 710071)

摘 要: 利用到达角(Angel Of Arrival, AOA)进行目标定位是被动监测领域广泛采用的技术之一. 然而,在多基站多目标环境中,通常难以直接获得 AOA 量测数据间的关联关系,因此需要在目标定位前进行有效的量测数据关联. 本文针对 AOA 量测数据的关联问题,提出了一种基于多向次序关联的 AOA 量测数据关联方法. 该方法首先构建了一种用于描述数据间关联程度的代价函数,并利用雅克比方法估计误差分量的方差. 其次结合分配算法和寻优思想,分别计算局部关联方向和基站的关联次序,最终得到关联结果. 实验验证了本文方法对密集目标和随机目标量测数据关联的有效性.

关键词: 到达角(AOA); 数据关联; 多向次序; 被动监测

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2021)03-0454-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.12263/DZXB.20181053

Data Association Based on Multidirection-Ordered Association in AOA

WANG Peng, JI Hong-bing, LIU Long, ZHANG Wen-bo
(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: Angle of arrival based positioning technology is commonly used in the field of passive surveillance. However, in a multisensor-multitarget situation, it is difficult to determine the association between measurements directly, and an effective data association is required before target positioning. Aimed to solve the problem, this paper presents a new data association approach of angel of arrival(AOA) based on multidirection-ordered association. Firstly, the approach designs a cost function to describe the possibility of association between measurements, and uses the Jacobian to estimate the variance of components of error vector. Secondly, to compute the association results, the assignment and optimization ideas are used to compute the directions of partial association and the order of association between sensors, respectively. The simulation results show that the approach is effective for the association of measurements of intensive targets and random targets.

Key words: angle of arrival(AOA); data association; multidirection-ordered; passive surveillance

1 引言

被动监测技术主要是对监测区域中的目标进行检测、定位、跟踪等. 被动传感器因其具有良好的隐蔽性和安全性,广泛应用于各种重要场所的安防监测系统. 到达角(Angel Of Arrival, AOA)定位技术是最常用的被动探测技术之一,然而,因其易受到多径效应、环境噪声、测量误差等的影响^[1],使得系统的鲁棒性和容错性难以保证. 为解决这一问题,通常采用多个天线基站,利用多基站间的信息互补性来提高监测分析的准确性^[2]. 然而,多基站带来的量测数据关联问题,是多基站 AOA

定位技术的难点^[3,4].

目前,解决此类量测数据关联问题的方法大致可以分为两类:基于关联代价的筛选聚类方法和基于多维分配(Multi-Dimensional Assignment, MDA)的方法. 前者根据量测数据定义用于描述量测数据间正确关联程度的代价函数并进行筛选. 例如,文献[5,6]分别以空间距离和似然概率定义量测数据间的关联代价,利用雅克比方法计算代价函数的分布方差并根据置信度确定阈值,进而使用关联方法得到最终的关联结果. 文献[7]针对三基站的情况,计算量测数据关联组合的网状分布代价,使用关联度极大寻优分层关联算法得到关

联结果.后者将多维量测数据的关联问题转化为 MDA 问题进行求解时,MDA 问题的直接求解是一个 NP 难的问题,为了简化求解,出现了多种以 Lagrange 松弛算法为基础的求解方法.文献[8]通过构造对数似然比作为量测数据的关联代价,将数据关联问题转化为分配问题,并针对三维情况下的分配问题给出了一种迭代 Lagrange 因子的求解方法.在此基础上,文献[9]中 Somnath DEB 在迭代 Lagrange 因子的过程中加入了低维向高维的扩展,从而能够处理三维及以上的量测数据关联问题. Robert L POPP 同样利用 Lagrange 松弛的方法对限制条件进行处理^[10],通过乘子的更新和约束执行将问题简化到直至维数 $N = 3$, 然后结合 K-best 方法与动态 2_D (2_Dimensional) 分配的方法进行求解.类似的,Robert 通过在迭代中使用条件模型对 MDA 问题求解^[11],文献[12]将 S_D 问题分解为求解 S_0 维问题和一系列的 2_D 问题,进一步降低了计算成本.

实际应用中,通常会出现漏检、虚警以及“鬼点”等问题,基于关联代价的快速筛选方法虽然计算速度快,但往往无法正确的处理这些问题.而基于 MDA 的方法,从整体考虑来尽可能避免错误的出现,但是计算量往往随着基站数目的增加呈指数增长.

本文基于 MDA 方法,提出一种多向次序关联的 AOA 量测数据关联方法.其主要特点在于:(1)根据基站的量测数据先估计基站与目标间的距离,然后在此基础上建立关联代价函数,使关联代价具有实际的空间几何意义;(2)在多维分配模型的基础上,将测量角的数据关联问题分解为局部连接和全局关联次序两个互补的子问题,并从信息抽象性的角度给出了两个子问题各自的代价模型;(3)将两个子问题通过与优化思想的结合,给出最终的关联结果.此外,该方法还具有维数上的可扩展性,适用于 AOA、声呐等测向定位系统中的数据关联问题.

2 问题描述

假设监测区域内的目标数目为 N_t , 天线基站的数目为 N_s , 对基站进行标号, 将第 i 个天线基站记为 S_i , 基站接收信号生成的量测数目记为 n_i ; 假设不同基站之间是独立的, 将量测数据按基站标号分组, 并将第 i 个基站对应的势为 n_i 的量测集合记为: $L_i = \{l_{i,j} | j = 1, \dots, n_i\}$, $l_{i,j}$ 表示基站 S_i 接收目标信号后生成的第 j 个量测数据.

基站被动接收信号, 根据信号的方向生成对应的量测数据. 以三维坐标空间为例, 此时量测集合中的元素 $l_{i,j} = (\alpha_{i,j}, \beta_{i,j})$, 其中 $\alpha_{i,j}$ 为方位角, $\beta_{i,j}$ 为仰角, 对应空间中的测向线. 假设测量角中的噪声为加性高斯噪声 n_α 和 n_β , 对应分布分别为 $\mathcal{N}(0, \sigma_\alpha^2)$ 和 $\mathcal{N}(0, \sigma_\beta^2)$.

如图 1 所示, 当量测数据中不存在噪声时对应的测量角为 α' 和 β' , 来自同一目标的测向线相交于目标所在位置, 过程噪声往往使得原本相交的测向线成为异面直线. 此外, 每个目标对应 N_s 个量测数据, 但每个量测数据只能对应一个目标. 在多基站多目标的环境中, 由于过程噪声及目标分布的不确定性, 进行定位时难以直接确定量测数据间的关联关系. 因此, 为了获得准确的定位结果, 必须对量测数据进行正确的关联.

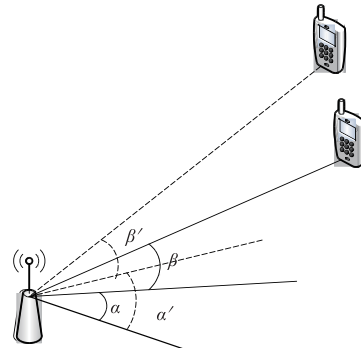


图1 目标测向线

3 测量角关联

3.1 代价函数的定义

为了度量测向线之间正确关联的程度, 定义代价函数 $C_{i_1, i_2, \dots, i_{N_s}}$, 用于表示不同量测集合中编号为 $i_j (j = 1, \dots, N_s)$ 的 N_s 个量测数据间的关联代价. 同时, 由于在实际定位过程中会出现漏检虚警等问题, 从而造成每个量测集合中量测的数目不一致, 导致常规的分配求解算法无法使用. 此外, 虚警产生的测向线与真实目标产生的测向线之间可能会出现错误关联. 为了减少此类错误关联, 本文引入虚拟量测, 并定义虚拟量测的代价函数.

3.1.1 计算实测数据关联代价

在图 2 中, 两基站之间的距离向量为 D , 实线表示两基站对目标的实际测向线, 虚线表示无误差时的测向线. 设两条测向线对应矢量 d_1 与 d_2 的模分别为 R_1 与 R_2 , 对应的方向向量分别为 $(u_{1,x}, u_{1,y}, u_{1,z})$ 和 $(u_{2,x}, u_{2,y}, u_{2,z})$. 利用矢量关系容易得到误差向量 e ^[13]:

$$e = d_1 - d_2 - S_1 S_2 \quad (1)$$

在三维坐标中, 引入量测数据和基站信息:

$$e = \begin{bmatrix} R_1 u_{1,x} & R_2 u_{2,x} \\ R_1 u_{1,y} & R_2 u_{2,y} \\ R_1 u_{1,z} & R_2 u_{2,z} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} - D \quad (2)$$

其中, $u_{i,x} = \cos\beta_i \cos\alpha_i$, $u_{i,y} = \cos\beta_i \sin\alpha_i$, $u_{i,z} = \sin\beta_i$, $D = S_1 S_2$. 式(2)是关于未知量 R_1 与 R_2 的超定方程. 在 0 均值高斯噪声条件下, 可对目标位置作最小均方差估计.

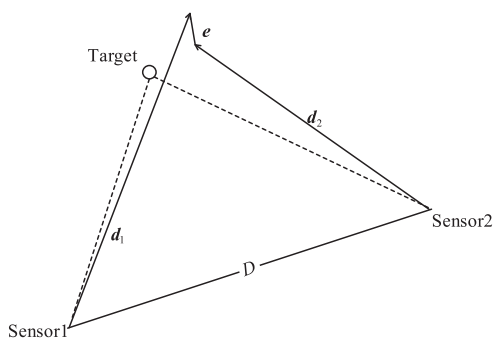


图2 存在误差的测向线

因此,问题转化为求解超定方程组的最小误差解,利用最小二乘法得:

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

$$H = \begin{bmatrix} u_{1,x} & -u_{2,x} \\ u_{1,y} & -u_{2,y} \\ u_{1,z} & -u_{2,z} \end{bmatrix} \quad (4)$$

将式(3)带入式(2)可得:

$$e = [e_x \quad e_y \quad e_z]^T = \begin{bmatrix} R_1 \cos\beta_1 \cos\alpha_1 - R_2 \cos\beta_2 \cos\alpha_2 + x_{S_1} - x_{S_2} \\ R_1 \cos\beta_1 \sin\alpha_1 - R_2 \cos\beta_2 \sin\alpha_2 + y_{S_1} - y_{S_2} \\ R_1 \sin\beta_1 - R_2 \sin\beta_2 + z_{S_1} - z_{S_2} \end{bmatrix} \quad (5)$$

在式(5)中,误差分量近似服从均值为0,方差为 σ^2 的高斯分布,以 e_x 为例,计算其标准差:

$$\sigma_x = \sqrt{R_1^2 \sin^2\alpha_1 \cos^2\beta_1 \sigma_{\alpha_1}^2 + R_1^2 \sin^2\beta_1 \cos^2\alpha_1 \sigma_{\beta_1}^2 + R_2^2 \sin^2\alpha_2 \cos^2\beta_2 \sigma_{\alpha_2}^2 + R_2^2 \sin^2\beta_2 \cos^2\alpha_2 \sigma_{\beta_2}^2} \quad (6)$$

其中, $\sigma_{\alpha_i}^2$ 和 $\sigma_{\beta_i}^2$ 分别表示量测数据 l_i 中方位角与仰角噪声的方差.

此外,在估计测向线模长 R_1 和 R_2 的基础上,可以根据模长和监测区域的范围 R_e 来排除错误关联.因此,将代价函数 $C_{1,2}$ 定义如下:

$$C_{1,2} = \begin{cases} |e_x| + |e_y| + |e_z|, & R_1, R_2 \leq R_e \\ \text{inf}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

当基站数大于2时,将关联代价定义为组合关联代价的和.例如,当 $N_s = 4$ 时,

$$C_{1,2,3,4} = (C_{1,2} + C_{1,3} + C_{1,4}) + (C_{2,3} + C_{2,4}) + C_{3,4} \quad (8)$$

3.1.2 计算虚拟量测数据的关联代价

在计算两组测向线之间的关联代价时,若两组量测集合中量测数目不一致,则需要添加虚拟量测以保持集合间量测数目一致.以量测集合 L_p 和 L_q 为例:

$$L_p = \{l_{p,i}\}_{i=1}^{n_p}, L_q = \{l_{q,i}\}_{i=1}^{n_q} \quad (9)$$

其中,若 $|L_p| > |L_q|$,则在 L_q 中添加虚拟量测集合 $y = \{l_j | j = 1, \dots, (|L_p| - |L_q|)\}$,得到新的量测集合 $L'_q = \{l_{q,i}\}_{i=1}^{n_q} \cup y$.当出现漏检和虚警时,采用多数原则来判

断基站的漏检和虚警.可根据式(5)与式(6)近似求得关联代价 $C_{i,j}$ 的方差 σ_C^2 ,并以置信度0.9973确定门限值 $\text{deta}_{i,j} = 3 \cdot \sigma_C$.

以双基站 S_1 与 S_2 为例,当基站 S_1 出现漏检时,在 L_1 中添加虚拟量测,将添加的虚拟量测 l_k 与 L_2 中量测数据间的代价定义如下:

$$C_{k,j} = \begin{cases} C_{\min,j}, & \text{if } C_{i,j} > \text{deta}_{i,j} \\ \text{mean}(\sum_{\substack{i,j \neq k \\ i \in L_1}} C_{i,j}), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$$C_{\min,j} = \min(C_{i,j}, i \neq k, i \in L_1, j \in L_2) \quad (11)$$

当基站 S_1 检测到虚警时,则需要其他量测集合中添加虚拟量测 $l_k (k = 2, \dots, N_s)$ 使得每组量测数目保持一致.添加的虚拟量测与其他量测组中量测数据的关联代价定义同式(10),而添加的虚拟量测之间的关联代价定义如下:

$$C_{k,j} = \begin{cases} C_{\min,j}, & \text{if } C_{i,j} > \text{deta}_{\min} \\ \text{mean}(\sum_{\substack{i,j \neq k \\ i \in L_1}} C_{i,j}), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

$$C_{\min} = \min\{(C_{l_i,p}, p \in L_k, p \neq l_k), (C_{l_j,q}, q \in L_k, q \neq l_k)\} \quad (13)$$

$$\text{deta}_{\min} = \min\{\text{deta}_{j,m} | C_{l_i,j} = C_{\min}, m \in L_k, \text{或 } C_{l_i,j} = C_{\min}, m \in L_k\} \quad (14)$$

3.2 全局关联

一般情况下,代价函数能够比较准确的描述量测数据间正确关联的可能性,并且,根据3.1.1节和3.1.2节计算的关联代价,代价越小表明正确关联的可能性越大.但是在多基站($N_s > 2$)多目标的环境中,由于空间中射线的延伸性以及基站布局和目标分布的不确定性,来自不同目标的测向线对应的关联代价也可能很小,导致量测数据的错误关联,即产生“鬼点”问题.

如图3所示,在由基站 S_1, S_2, S_3 组成的被动监测系统所监测的区域中,存在两个目标Target1与Target2,由于两个目标与基站 S_1 与 S_2 接近共面,基站 S_1 接收目标Target2信号生成量测数据 $l_{1,2}$ 对应的测向线与基站 S_2 接收目标Target1信号生成的量测数据 $l_{2,1}$ 对应的测向线在空间相交,相交点构成“鬼点”.而在目标位置分布未知的情况下,仅能利用多基站信息冗余以及关联的限制条件来消除“鬼点”(利用基站 S_3 接收目标Target2信号生成的量测 $l_{3,2}$ 来消除 $l_{2,1}$ 与 $l_{1,2}$ 的关联).

为了利用多基站信息冗余的特性来减少关联错误的产生,需要从全局考虑量测数据的关联,寻找使得全局关联代价最小的关联结果.这样可对应于如下的 N_s -D分配问题:

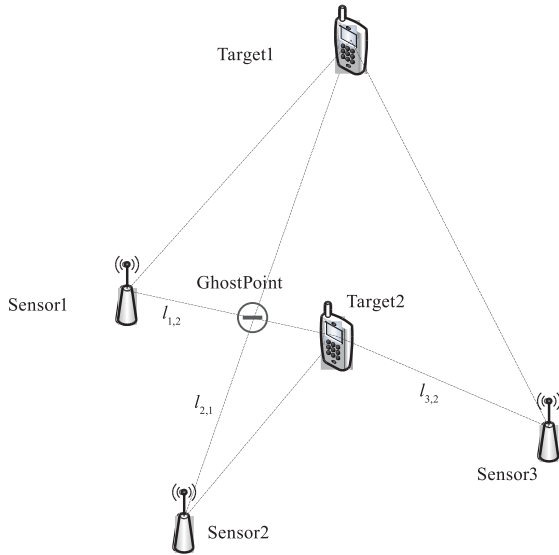


图3 测向线的交叉鬼点

$$\min_{\rho} \sum_{i_1=1}^{n_1} \sum_{i_2=1}^{n_2} \cdots \sum_{i_{N_s}=1}^{n_{N_s}} C_{i_1, i_2, \dots, i_{N_s}} \rho_{i_1, i_2, \dots, i_{N_s}} \quad (15)$$

$$\text{s. t.} \begin{cases} \sum_{i_{2+1}=1}^{n_{2+1}} \cdots \sum_{i_{N_s}=1}^{n_{N_s}} \rho_{i_1, i_2, \dots, i_{N_s}} = 1; & i_1 = 1, \dots, n_1 \\ \sum_{i_1=1}^{n_1} \cdots \sum_{i_{N_s}=1}^{n_{N_s}} \rho_{i_1, i_2, \dots, i_{N_s}} = 1; & i_2 = 1, \dots, n_2 \\ \vdots & \vdots \\ \sum_{i_1=1}^{n_1} \cdots \sum_{i_{N_s-1}=1}^{n_{N_s-1}} \rho_{i_1, i_2, \dots, i_{N_s}} = 1; & i_{N_s} = 1, \dots, n_{N_s} \end{cases} \quad (16)$$

当目标数目 N_t 和基站数目 N_s 增加时,直接求解的计算量随基站数量的增加呈指数形式增加,该问题的直接求解是一个 NP 难问题.

3.3 多向次序求解方法

为了方便求解式 (15) 并获得较为准确的关联结果,对于每个量测集合 $L_i = \{l_{i,j} | j = 1, \dots, n_i\}$, ($i = 1, \dots, N_s$) 而言,其本质是寻找不同集合中量测数据与其他集合中量测数据之间的关联关系,这与 N_s -D 分配问题的最终目标一致. 结合搜索寻优思想,在局部数据间关联方向的基础上,寻找量测集合间最“可信”的连接方向以确定量测集合间的关联次序,并按照关联次序分别对每个量测集合中的量测数据进行关联,从而得到 N_s -D 分配问题的近似解.

在确定局部量测数据间的关联方向时,可直接在两组量测集合间进行,以量测集合 L_p 与 L_q 为例.

由于“鬼点”处对应的关联代价很小,仅通过量测集合间局部数据的关联方向无法解决“鬼点”问题,而改变量测集合的关联次序则可有效避免“鬼点”带来的错误关联. 由于关联代价受目标与基站间距离的影响,在确定量测集合间的关联次序前,应消除距离带来的影响. 根据式 (5) 和式 (6) 求得关联代价的标准差 σ ,并可通过归一化标准差的形式来消除距离的影响:

$$e'_x = \frac{e_x}{\sigma_x}, e'_y = \frac{e_y}{\sigma_y}, e'_z = \frac{e_z}{\sigma_z} \quad (17)$$

$$C'_{i,j} = |e'_x| + |e'_y| + |e'_z| \quad (18)$$

结合局部关联系数 $\rho_{i,j}$ 可得集合间关联代价:

$$C''_{p,q} = \sum_{i=1, i \neq k}^{n_p} \sum_{j=1, j \neq k}^{n_q} C'_{i,j} \cdot \delta(\rho_{p,q}(i) - j) \quad (19)$$

按算法 1 方法,将量测集合作为节点,以 $C''_{p,q}$ 为权重构造二部图,并计算最小权匹配,可得到关联次序.

算法 1 局部量测数据关联方向计算步骤

- (1) 根据式 (8) 计算关联代价 $C_{i,j}$, ($i, j = 1:n$);
- (2) 以 L_p 和 L_q 分别作为子图构建二部图:
 $w_{i,j} = C_{i,j}, G = (V, E), V = \{L_p, L_q\}$
 $E = \{e_{i,j} | i = 1:n_p, j = 1:n_q, l_i \in L_p, l_j \in L_q\}$;
- (3) 利用 Kuhn_Munkras 算法计算图 G 的最小权匹配;
- (4) 输出关联结果: $\rho_{p,q} = (k_1, \dots, k_n)^T, k_i$: 与 $l_{p,i}$ 相关联的 $l_{q,k}$.

3.4 高维关联

当 $N_s \geq 4$ 时,根据图 G' 求得的最小权匹配未必形成哈密顿路,在多数情况下形成多个不相交的子路,子路确定了其所包含节点对应量测集合间的连接方向. 若图 G' 的最小权匹配有 N 条不相交子路 $P_i (i = 1:N)$, 那么为了得到最终的关联,则需要找到子路 P_i 之间的连接方向,从而构建一个哈密顿路得到完整的关联结果. 具体步骤如算法 2.

算法 2 从低维到高维的扩展步骤

- (1) 输入子路 $P_i (i = 1:N)$;
- (2) 用 P_i 再次构造二部图 $G'' = (V'', E'')$,
 $V'' = \{P_i, i = 1:N; P_j, j = 1:N\}$,
 $E'' = \{e_{i,j} | i, j = 1:N\}$;
- (3) 计算边的权重:
 $w_{i,j} = \min \{C''_{m,n} | m \in V_p, n \in V_q\}$;
- (4) 利用 Kuhn_Munkras 算法计算图 G'' 的最小权匹配,得到对应的连接系数 ρ'' ;
- (5) 按照连接系数 ρ'' 连接子路;
- (6) 若连接后的子路一起构成哈密顿路则输出连系数 ρ'' , 否则将连接后的子路 P'_i 作为输入继续进行.

4 仿真实验

本节通过两组实验,将本文所提方法与文献[5,7,9]中所提数据关联方法进行比较.固定天线基站的位置为 $S_1 = (0,0,0)$ km, $S_2 = (10,0,0)$ km, $S_3 = (0,10,0)$ km,虚警率 $P_f = 0.05$,检测概率 $P_d = 0.95$,噪声标准差 $\sigma_\alpha = \sigma_\beta = 5$ mrad.

表 1 目标的空间坐标/km

| 目标编号 | T_1 | T_2 | T_3 | T_4 | T_5 |
|------|---------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 位置坐标 | (5,5,1) | (5+R,5,1) | (5-R,5,1) | (5,5+R,1) | (5,5-R,1) |

表 2 四种方法的关联准确率与计算时间(T)

| R | Method A | | Method B | | Method C | | Method D | |
|-------|------------|-------|------------|-------|------------|------|------------|-------|
| | Accuracy/% | T/s | Accuracy/% | T/s | Accuracy/% | T/s | Accuracy/% | T/s |
| 0.5km | 45.1 | 0.025 | 36.2 | 0.023 | 85.9 | 12.2 | 83.73 | 0.026 |
| 1km | 80.6 | 0.036 | 51.8 | 0.031 | 87.3 | 12.3 | 85.62 | 0.042 |
| 1.5km | 84.9 | 0.038 | 67.9 | 0.033 | 91.1 | 12.5 | 90.13 | 0.045 |

通过改变 5 个空间目标之间的离散距离,对比 4 种方法在空间不同离散程度目标量测数据上的关联准确率,结果如表 2 所示,可以看出,Method D 的关联准确率高于 Method A、B,略低于 Method C.这主要是因为目标间距离较近的情况下,Method A 和 Method B 中的关联代价函数是直接以测向线间的物理距离构造.而当目标分布较为密集时,来自同一基站对不同目标的量测数据 $l_{i,j} = (\alpha_{i,j}, \beta_{i,j})$ 较为接近,使得直接以物理距离作为代价度量的关联组合间的代价区分度较小,从而导致在进行关联选取时准确率较低.而 Method C 使用对数似然函数构造代价函数,通过求解分配问题进行关联组合的选取,对关联组合间的代价区分度要求低,在目标空间位置密集的情况下,一定程度上较好地避免了错误关联,降低了计算复杂度.

4.2 仿真实验 2

假设基站形成的监测区域为: $X \cdot Y \cdot Z = [0, 10] \cdot [0, 10] \cdot [0, 10]$ km,其它实验条件与实验 1 相同,在监测区域内分别对 5 个、7 个和 10 个随机位置目标的量测数据进行关联仿真实验,每次实验包含 100 个时刻,每个时刻进行 100 次数据采样进行关联,并将每个时刻的平均关联准确率作为该时刻的关联准确率,实验结果如图 4~6 所示.

通过三次对比实验,结果表明 Method D 较其他三种算法更为稳定,主要原因有以下几点:

首先,当出现虚警和漏检时,Method A 和 Method B 仍在原有的量测数据集合基础上进行量测数据关联的选取,在选取过程中如果不能排除虚警产生的关联,则最终的关联结果中容易存在因虚警而导致的错误关

4.1 仿真实验 1

目标坐标如表 1 所示,在离散距离 R 分别取 0.5km,1km,1.5km 时各进行 100 次仿真实验,关联的准确率及关联时间如表 2 所示.其中,Method A、Method B、Method C 分别对应文献[5,7,9]中提出的方法,Method D 为本文提出的方法.

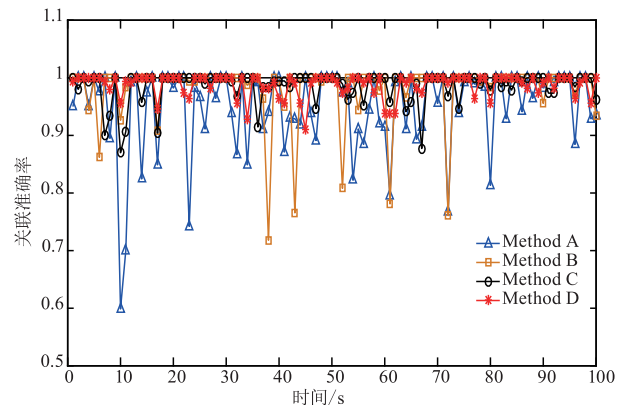


图 4 5 个随机目标的关联准确率对比

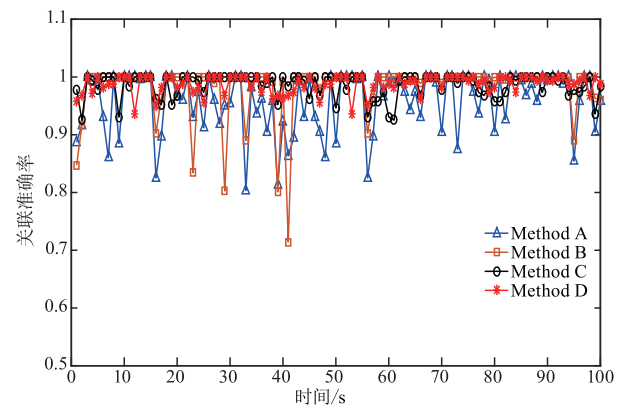


图 5 7 个随机目标的关联准确率对比

联,并且由于量测数据只能被关联一次,从而引发连锁反应导致更多的错误关联.同样地,当出现漏检时也会出现类似的错误关联.而 Method C 和 Method D 由于在原有的量测数据集合中添加了虚拟量测,只需要保证

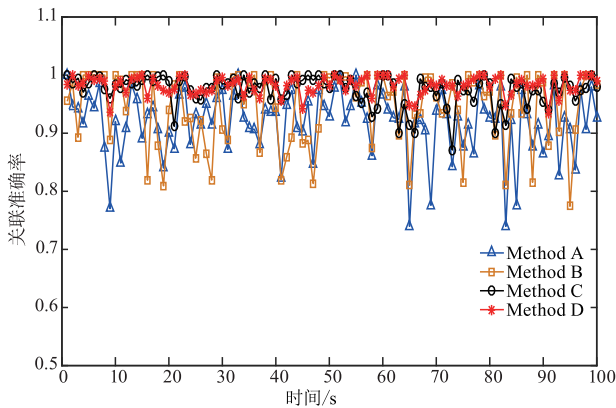


图6 10个随机目标的关联准确率对比

所添加的虚拟量测数据在出现虚警时能够与虚警数据进行关联,在出现漏检时能够充当漏检目标的数据,从而提高了整体关联的准确率。

其次,当目标数较少时“鬼点”处错误关联对应的代价可以使得整体的代价更小,尤其对于 Method A 和 Method B 均采用物理距离度量的代价函数,这使得局部关联代价的变化对整体关联代价影响较大,即使通过整体的关联依然无法避免错误关联。虽然 Method C 使用对数似然概率构造代价函数,减缓了这种错误关联的出现,但量测数据的错误关联对整体的影响较小,在后续的求解中可能被忽略。而 Method D 在计算局部关联时以物理距离度量的代价函数能够保证每组关联对整体的影响,同时在后续整体关联求解中利用单位化方差的代价函数寻找连接次序,避免了目标较少时“鬼点”带来的错误关联。

最后,Method A, Method B 和 Method C 在处理由于射线的延展性导致的错误关联时只能依靠监测系统自身基站位置分布进行排除,而 Method D 在距离估计的基础上,对关联时测向线模长超出监测区域范围的关联代价进行调整避免此类错误的产生。例如,在图 7 的情况中,基站 $S_1 = (0, 0, 0) \text{ km}$, $S_2 = (10, 0, 0) \text{ km}$ 分别对目标 Target1 和目标 Target2 的测向线,受“鬼点”和射线

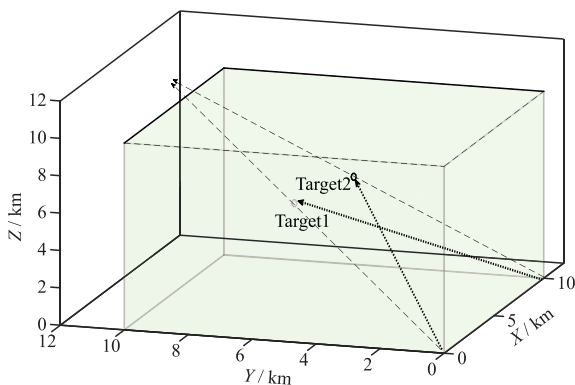


图7 由测向线延伸导致的错误关联

延伸性的影响,导致虚线测向线与点线测向线产生错误的关联。Method D 在估计模长时可以有效的排除虚线间的错误关联,同时也为排除“鬼点”导致的点线间的错误关联提供了互补的信息。

5 结论

本文研究了 AOA 被动定位系统中多基站多目标的数据关联问题,针对筛选类关联方法对密集分布目标的 AOA 量测数据关联准确率低,以及基于 MDA 类方法计算复杂的问题,提出了一种基于多向次序关联的 AOA 量测数据关联方法。该方法将量测数据间的关联划分为局部关联方向和全局关联次序两个子部分进行,并具有维数上的可扩展性。能够处理漏检虚警条件下的高维度数据关联。通过仿真实验,本文方法能够在漏检虚警环境中进行高准确率、稳定的数据关联,计算速度较快,适用于被动监测系统中数据关联问题。此外,该方法也可用于解决与之类似的:声呐、激光等多站监测技术中常见的数据关联问题,为目标跟踪中量测数据的划分提供借鉴思想和方法等。

参考文献

- [1] 黄翔东,杨琳,杨孟凯,黄光明. 抗噪鲁棒性可分级的稀疏阵列频率和到达角估计[J]. 电子学报,2019,47(1): 122-128.
HUANG Xiang-dong, YANG Lin, YANG Meng-kai, HUANG Guang-ming. Antinoise robustness scalable joint estimation of frequency and DOA for sparse arrays [J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(1): 122-128. (in Chinese)
- [2] 刘国红,孙晓颖,王波. 非均匀噪声下频率及二维到达角的联合估计[J]. 电子学报,2011,39(10): 2427-2430.
LIU Guo-Hong, SUN Xiao-ying, WANG Bo. Joint estimation for frequency and 2D-DOA in nonuniform noise [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(10): 2427-2430. (in Chinese)
- [3] Faheem IJAZ, Chankil LEE. Indoor position: a review of indoor ultrasonic positioning systems [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Advanced Communications Technology [C]. USA: IEEE, 2013. 1146-1150.
- [4] Tero KIVIMAKI, Timo VUORELA, Pekka PELTOLA, Jukka VANHALA. A review on device-free passive indoor positioning methods [J]. International Journal of Smart Home, 2014, 8(1): 71-94.
- [5] LIU Hang, DOU Li-Hua, PAN Feng, DONG-Xun. Research on data association in three passive sensors network [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Control and Automation [C]. Guangzhou China: IEEE, 2007. 3235-3238.
- [6] 李猛,王智,李元实,鲍明. 角度传感器网络多目标定位

的数据关联算法[J]. 电子学报, 2014, 42(10): 1887-1893.

LI Meng, WANG Zhi, LI Yuan-shi, BAO Ming. Data association in multi-target localization using bearing-only sensor networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(10): 1887-1893. (in Chinese)

- [7] 刘宗香, 谢维信. 分布式网状被动传感器系统量测数据关联[J]. 系统工程与电子技术, 2004, 12(12): 1770-1773.

LIU Zong-xiang, XIE Wei-xin. Measurement data association algorithm for the netted passive sensor system[J]. Systems Engineering and Electronics, 2004, 12(12): 1770-1772. (in Chinese)

- [8] DANCHCK R, NEWNAM G E. A multisensor-multitarget data association algorithm for heterogeneous sensors[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 28(2): 560-568.

- [9] Somnath DEB, Krishna PATTIPATI, Yaakov BAR-SHALOM. A generalized S-D assignment algorithm for multi-sensor-multitarget state estimation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(2): 523-538.

- [10] Robert L POPP, Krishna R PATTIPATI, Yaakov BAR-SHALOM. M-best S-D assignment algorithm with application to multitarget tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 37(1): 22-39.

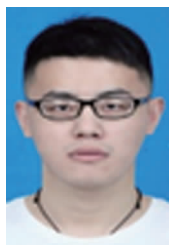
- [11] Robert T COLLINS. Multitarget data association with higher-order motion models[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Las Vegas, USA: IEEE, 2012. 1744-1751.

- [12] Shuo ZHANG, Yaakov Bar-Shalom. Practical data association for passive sensors in 3D [J]. Journal of Advances in Information Fusion, 2014, 9(1): 38-46.

- [13] 陈玲, 李少洪. 基于多维指派算法的被动多目标跟踪方案[J]. 电子与信息学报, 2006, 7(7): 1204-1208.

CHEN Ling, LI Shao-Hong. Passive multi-target tracking scheme based on multidimensional algorithm [J]. Journal of Electronic and Information, 2006, 7(7): 1204-1208. (in Chinese)

作者简介



王 鹏 男, 1994 年生, 江苏连云港人. 西安电子科技大学电子工程学院, 博士研究生. 主要研究方向为多传感器信息融合.

E-mail: xdwangp@gmail.com



姬红兵(通讯作者) 男, 1963 年生, 陕西西安人. 西安电子科技大学电子工程学院教授, 博士生导师. 主要研究方向为光电信息处理、智能信息处理、被动多传感器定位与跟踪、雷达目标识别与分类、微弱信号检测与识别、医学影像处理等.

E-mail: hbji@xidian.edu.cn



刘 龙 男, 1988 年生, 陕西西安人. 西安电子科技大学电子工程学院教师. 主要研究方向为模式识别与智能系统、被动多传感器定位与跟踪等.



张文博 男, 1985 年生, 陕西西安人. 西安电子科技大学电子工程学院副教授. 主要研究方向为模式识别、智能分类器、支持向量机、极限学习机等.