

无源测向定位中测向数据关联方法研究

李卿澜^{1,2}, 王运锋^{1,2}

(1. 四川大学 计算机学院, 四川 成都 610065;

2. 四川大学 国家空管自动化重点实验室, 四川 成都 610065)

摘要:文中主要研究无源测向定位中测向数据关联方法。数据关联是多传感器多目标测向交叉定位中的关键问题,主要作用是快速、准确地确定源于同一个辐射源的测向线。在数据关联方面,有效的方法是多维分配算法。但是多维分配在维度大于2时是一个NP-hard问题。文中针对被动多传感器的量测数据关联问题,提出了一种基于传感器基线分组的快速数据关联算法,通过将三个传感器的量测分成四组进行关联,减少了候选关联集数量,有效提高了计算效率。首先对量测基于传感器基线进行分组并通过关联判据对所有可能正确的组合进行筛选,得到候选关联集,然后对候选关联集进行分析得到正确关联集。通过试验仿真,验证了文中方法在降低算法复杂度、提高算法准确率方面效果良好。

关键词:无源定位;数据关联;测向线;视线距离

中图分类号:TP301

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2016)02-0110-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2016.02.025

Research on Bearing Measurements Association Method in Passive Locating

LI Qing-lan^{1,2}, WANG Yun-feng^{1,2}

(1. College of Computer, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. National Key Laboratory of Air Traffic Control Automation System Technology, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: The data association method in passive location is researched mainly. Data association is a key issue in multi-sensor multi-target direction-finding crossing location, it is the problem of determining which target, if any, a particular measurements originates. In terms of data association, an effective approach is multidimensional assignment algorithm. While multidimensional assignment is an NP-hard problem for dimension over 2. In consideration of the measurement data association problem of multiple passive sensors, an effective solution by partitioning the measurements via sensor-based baseline was presented, and the measurements of three sensors is transformed into measurements of two sensors about four groups. This method reduced the number of candidate set and effectively improved the computational efficiency. Firstly, the measurements of three sensors were divided into four groups and generating a set of candidate association according to related criteria associated. Secondly, the correct pair of association set was picked out after analysis. Simulation showed that the method proposed has improved the algorithm accuracy, with less computation time.

Key words: crossing location; data association; measurements; line-of-sight range

0 引言

无源定位是指传感器不发射电磁信号,通过被动接收信号而实现目标定位。无源定位具有抗干扰能力强、隐蔽性高等优点,因而与之相关的研究成果日益增多。在无源定位方法中,多站测向交叉定位是运用较多的一种。在无源定位中需要解决的一个关键问题就是量测数据关联。一般来说,数据关联的目的是确定

哪些量测是来自同一辐射源。

文中讨论的问题为:给定3个传感器,每个传感器有若干条测向线。这些测向线有可能是来自真实目标,也有可能来自杂波。为了找到真实目标,需将来自同一个目标的测向线关联起来。在量测数据关联方面,有效的方法是多维分配算法。但是,多维分配算法的求解复杂度随着传感器和目标数量的增加呈指数增

收稿日期:2015-05-11

修回日期:2015-08-13

网络出版时间:2016-01-26

基金项目:国家“863”高技术发展计划项目(2013AA013902)

作者简介:李卿澜(1991-),女,硕士研究生,研究方向为空管自动化;王运峰,研究员,研究方向为雷达信号、信息处理。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20160126.1517.028.html>

长,是一个 NP-hard 问题。针对这个问题,文献[1-4]研究了拉格朗日松弛算法,把多维分配问题转化为一系列松弛的二维分配^[5]问题来求解,但是代价函数的计算消耗关联的大部分时间。有学者提出了判断两空间直线是否共面来关联^[6],但是基于阈值选取影响关联的正确率。文献[7]研究了基于角度余切值来关联。文献[8-9]提出基于视线距离的方法。文献[10-14]研究了在保证高关联正确率的情况下提高关联速度。

文中提出将分布在传感器基线两侧的量测分组,分别在组内根据关联判据生成组候选关联集,再合并为传感器的总候选关联集;然后对候选关联集进行处理得到最终关联结果。实验结果表明,算法的准确率较高。

1 算法描述

文中算法能有效减少计算量,提高关联准确率,算法流程如图1所示。

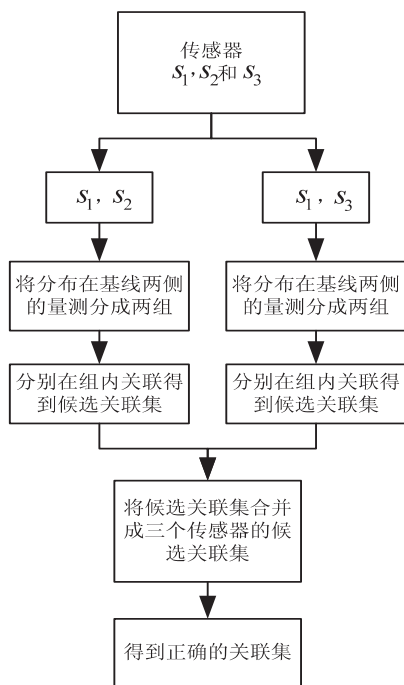


图1 数据关联处理流程

首先将三个传感器分成两组;其次在组内将分布在传感器两侧的量测分组,得到组候选关联集;最后对候选关联集进行数据关联。

1.1 方位角检测

被动多传感器的数据关联复杂度随问题维数增加呈指数增长。针对这个问题,提出了一种新的思路,即将分布在传感器基线两侧的量测进行分组。

设有 n 个传感器,每个传感器可测量目标的方位角和俯仰角。 $s_i(x_i, y_i, z_i)$ 为第 $i(i = 1, 2, \dots, n)$ 个传感器的站址, $\alpha_i, \beta_i (l = 1, 2, \dots, n_i)$ 是传感器 s_i 测得

目标 t_j 的方位角和俯仰角, n_i 是传感器 s_i 的量测数。 $L(s_i, t_l)$ 为传感器 s_i 到目标 t_l 的直线,由传感器 s_i 及其测量的一组方位角 α_i 和俯仰角 β_i 确定。

图2为对坐标系 xoy 进行平移和旋转的示意图,使原点 o 与 s_1 重合, ox 与 $\overrightarrow{s_1 s_2}$ 重合。那么旋转的角度 θ 为:

$$\theta = \arctan\left(\frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}\right) \quad (1)$$

传感器在新坐标系下的方位角 α'_{l_i} 为:

$$\alpha'_{l_i} = \alpha_{l_i} + \theta \quad (2)$$

其中, α_{l_i} 为传感器 s_1 对目标 t_l 的方位角。

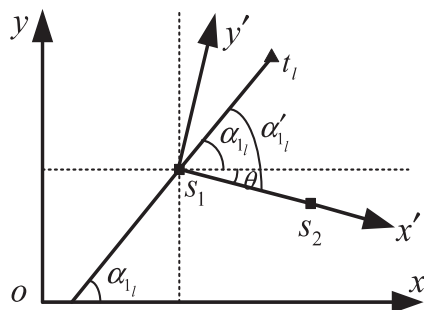


图2 坐标转换示意图

将三个传感器分为两组, $\{s_1, s_2\}$ 和 $\{s_1, s_3\}$, 三个传感器的关联分成两组传感器的关联。如图3所示,对于传感器 s_1 的量测 $(\alpha_{1_i}, \beta_{1_i})$ 和 $(\alpha'_{1_i}, \beta'_{1_i})$, s_2 的量测 $(\alpha_{2_i}, \beta_{2_i})$ 和 $(\alpha'_{2_i}, \beta'_{2_i})$, 由于 $\alpha'_{1_i}, \alpha'_{2_i} \in [0, 180^\circ]$, 所以将 $\{L(s_1, t_l), L(s_2, t_l)\}$ 添加到 G_1^2 组内; 同理, $\alpha'_{1_i}, \alpha'_{2_i} \in [180^\circ, 360^\circ]$, 所以将 $\{L(s_1, t_k), L(s_2, t_k)\}$ 添加到 G_2^2 组内。

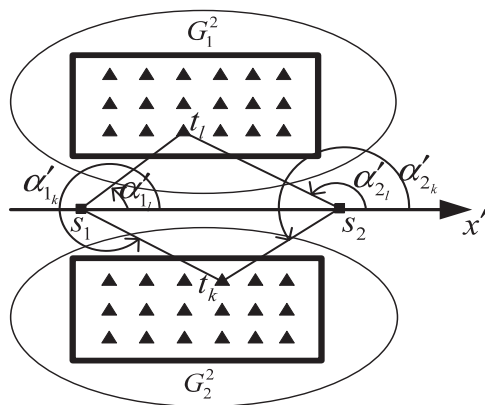


图3 两个传感器的量测分成两组示意图

1.2 建立候选关联集

三维空间中,如果两条测向线是来自同一个目标的,那么这两条测向线会交于一点,即两条测向线之间距离为零。但是在有噪声的情况下,这两条测向线往往呈现为异面直线的形式,即这两条测向线之间的距离不为零。两条测向线间的距离越小,这两条测向线来自同一个目标的概率越大。也就是说,异面直线的

距离可以作为数据关联度的一种评判方法。

记 $L(s_i, t_l)$, $L(s_j, t_k)$ 的方向向量分别为 $L_{il}(p_{il}, q_{il}, r_{il})$, $L_{jk}(p_{jk}, q_{jk}, r_{jk})$, 则直线 $L(s_i, t_l)$ 和 $L(s_j, t_k)$ 的距离为:

$$d_{lk}^j = \frac{|(L_{il} \times L_{jk}) \cdot \vec{s_i s_j}|}{|L_{il} \times L_{jk}|} \quad (3)$$

即

$$d_{lk}^j = \frac{\pm \begin{vmatrix} x_j - x_i & y_j - y_i & z_j - z_i \\ p_{il} & q_{il} & r_{il} \\ p_{jk} & q_{jk} & r_{jk} \end{vmatrix}}{\sqrt{\begin{vmatrix} p_{il} & q_{il} \\ p_{jk} & q_{jk} \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} q_{il} & r_{il} \\ q_{jk} & r_{jk} \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} r_{il} & p_{il} \\ r_{jk} & p_{jk} \end{vmatrix}^2}}$$

其中, $i = 1; j = 2, 3; l = 1, 2, \dots, n_i; k = 1, 2, \dots, n_j$;

$$\begin{cases} p_{ml} = \cos(\beta_{ml}) \cos(\alpha_{ml}) \\ q_{ml} = \cos(\beta_{ml}) \sin(\alpha_{ml}) \\ r_{ml} = \sin(\beta_{ml}) \end{cases}, m = 1, 2, 3, l = 1, 2, \dots, n_m$$

假设传感器的方位角和俯仰角的量测误差是均值为零、方差为 σ_{α_i} 和 σ_{β_i} 的高斯白噪声。 $i = 1, 2, 3$, 其方差可由式(4)得到:

$$\sigma_{d_{lk}} = \sqrt{\left(\frac{\partial d}{\partial \alpha_{il}}\right)^2 \sigma_{\alpha_i}^2 + \left(\frac{\partial d}{\partial \beta_{il}}\right)^2 \sigma_{\beta_i}^2 + \left(\frac{\partial d}{\partial \alpha_{jk}}\right)^2 \sigma_{\alpha_j}^2 + \left(\frac{\partial d}{\partial \beta_{jk}}\right)^2 \sigma_{\beta_j}^2} \quad (4)$$

其中, $i = 1; j = 2, 3; l = 1, 2, \dots, n_i; k = 1, 2, \dots, n_j$ 。

如果 $\sigma_{\alpha_i} = \sigma_{\beta_i} = \sigma$, 那么式(4)简化为:

$$\sigma_{d_{lk}} = \sigma \sqrt{\left(\frac{\partial d}{\partial \alpha_{il}}\right)^2 + \left(\frac{\partial d}{\partial \beta_{il}}\right)^2 + \left(\frac{\partial d}{\partial \alpha_{jk}}\right)^2 + \left(\frac{\partial d}{\partial \beta_{jk}}\right)^2} \quad (5)$$

其中, Δd 为视线距离 d 的误差, Δd 近似服从均值为 0、方差为 $\sigma_{d_{lk}}$ 的高斯分布。

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{d_{lk}}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_{d_{lk}}^2}} \quad (6)$$

当置信度为 0.997 3, 置信区间为 $(\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma)$ 。定义集合 $S_i^l\{L(s_i, t_l), \Phi_{jl}\}$ ($j = 1, 2$), 表示传感器 s_i 的第 l 条测向线与传感器 s_j 测向线的候选关联集。如果 $d_{lk}^j < 3\sigma_{d_{lk}}$, 则将 $L(s_j, t_k)$ 添加到 Φ_{jl} 中。

1.3 数据关联

文中建立在两个假设之上:

假设 1: 每个传感器的量测源于且仅源于 1 个目标或 1 个杂波;

假设 2: 候选关联集中的每个传感器量测只能和其他传感器量测关联 1 次。

图 4 示出了有量测误差时在 3 个传感器构成的 3 条定位线, 分别为 $s_1 s_1'$, $s_2 s_2'$ 和 $s_3 s_3'$ 。 $P_{11} P_{32}$ 是异面直线

$s_1 s_1'$ 与 $s_3 s_3'$ 的距离, 同理 $P_{21} P_{12}$ 和 $P_{31} P_{22}$ 也表示其他两条异面直线间的距离。 $P_{11} P_{12}$, $P_{21} P_{22}$ 和 $P_{31} P_{32}$ 表示同一测向线上量垂足间的距离。

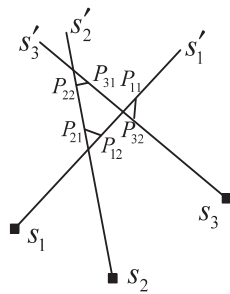


图 4 三视线交叉

测向线间的距离和垂足间的距离反映了视线间的关联程度。因此文中采用测向线间的距离与垂足间的距离和作为代价函数。

$$E = P_{11} P_{32} + P_{21} P_{12} + P_{31} P_{22} + P_{11} P_{12} + P_{21} P_{22} + P_{31} P_{32} \quad (7)$$

所有的候选关联全都存入集合 $P\{L(s_1, t_l), \Phi_{2l}, \Phi_{3l}\}$ 中, $L(s_1, t_l)$ 代表传感器 s_1 的第 l 条测向线, Φ_{jl} ($j = 2, 3$) 表示传感器 s_j 中所有与 $L(s_1, t_l)$ 可能来自同一个目标的测向线集。 $O(\Phi_{jl})$ 表示 Φ_{jl} 集合内的元素个数。例如距离检测后得到的候选关联集如下:

$$P = \begin{bmatrix} s_1 & s_2 & s_3 \\ 1 & \{1, 2\} & \{1, 2\} \\ 2 & 2 & \{1, 2\} \\ 3 & \{2, 3\} & \{2, 3\} \end{bmatrix} \quad (8)$$

具体分析步骤如下:

(1) 如果 $O(\Phi_{ir}) = 1$, 且 $\Phi_{ir} = \{L(s_i, t_k)\}$, $i = 2, 3$, $r = 1, 2, \dots, n_1$, $\Phi_{ic} \supset \{L(s_i, t_k)\}$, $c = 1, 2, \dots, n_1$, $c \neq r$, 则从 Φ_{ic} 中删除 $\{L(s_i, t_k)\}$ 。循环此过程, 直到 P 不再变化为止。

(2) 如果 $O(\Phi_{2r}) = 1$ 且 $O(\Phi_{3r}) = 1$, 则将 P_r 添加到正确的关联集合 Z 中, 并在集合 P 中删除 P_r 。

(3) 计算 $E_l = \Psi(P^l)$, 其中 $P^l = [P_{11} \quad \Phi_{2l}(k) \quad \Phi_{3l}(k')]^T$, $l = 1, 2, \dots, n_1$, $k = 1, 2, \dots, O(\Phi_{2l})$, $k' = 1, 2, \dots, O(\Phi_{3l})$, $e_l = \min(E_l > 0)$, 将 e_l 添加到正确关联集合 Z 中。

2 实验仿真

文中算法与文献[2]算法都是将三个传感器的量测关联分成两组传感器的量测关联, 根据关联判据生成组候选关联集, 最后使用指示函数法对候选关联集进行分析得到最终关联集。

文中算法较文献[2]算法的改进在于分组方法和数据关联方法的不同。

分组方法:文献[2]直接将三个传感器的量测两两组合后得到三组候选关联集;文中算法是选择量测最多的传感器(默认 s_1 的量测最多)的量测分别与另外两个传感器的量测以传感器间的连线为基准,将分布在连线两侧的量测分组,最后得到四组量测。

数据关联:文献[2]算法假设每个传感器量测只能和其他传感器量测关联1次,而文中算法假设只有候选关联集的传感器量测能与其他传感器量测关联1次,正确关联集中的量测允许与其他传感器量测关联多次。

综上所述,文中算法的主要优势是在数据关联之前将分布在传感器基线两侧的量测分组。将量测首先进行关联划分成小组内关联。在目标均匀分布的情况下,可以有效减少候选关联集计算的复杂度,提高关联的正确率。但是,当目标分布在传感器基线同侧时,文中的分组结果与文献[2]相同。

为了与文献[2]方法进行比较,参数与文献[2]一样。 R 代表目标间距, $T_l(l = 1, 2, \dots, n)$ 表示目标。 $T_1(5, 5, 1), T_2(5 + R, 5, 1), T_3(5 - R, 5, 1), T_4(5, 5 + R, 1), T_5(5, 5 - R, 1)$, 单位都是 km。传感器测量误差为 $\sigma = 5 \text{ mrad}$ 。

表1是在杂波环境下,真实目标数分别为3,4和5的50次蒙特卡洛仿真结果。

表1 两种算法的关联正确率 %

目标数	算法	0.5 km	1 km	1.5 km
3	算法1	84.5	96.7	97.92
	算法2	100	100	100
4	算法1	52.7	85.46	90.36
	算法2	88.3	90.7	91.7
5	算法1	38.3	80.61	84.9
	算法2	82.5	86.4	90.1

表1中,算法1是文献[2]的算法,算法2是文中算法。可以看出,目标数和目标间距会影响关联的正确率。目标间距为1 km和1.5 km时,算法1和算法2的关联正确率都较高。当目标间距为0.5 km时,算法1随着目标数的增多,关联正确率急速下降;算法2的关联正确率随着目标数目增多下降较少。结果表明,文中算法比文献[2]关联正确率更高。

3 结束语

多个被动传感器数据关联问题是被动传感器系统难点之一。文中通过分析量测的方位角,将传感器量

测划分为多个组,并在组内进行关联,得到候选关联集,最后对候选关联集进行数据关联,从而提高了关联正确率。仿真结果表明,文中算法具有很高的关联正确率。

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 Trans on AC, 1992, 37(2): 198-213.

[2] Deb S, Yeddanapudi M, Pattipati K, et al. A generalized S-D assignment algorithm for multisensor-multitarget state estimation[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(2): 523-538.

[3] 周莉, 隋蕾, 沙秀艳. 利用拉格朗日松弛算法求解三维分配问题[J]. 烟台师范学院学报: 自然科学版, 2006, 22(2): 102-104.

[4] Popp R L, Pattipati K R, Bar-Shalom Y. m-best S-D assignment algorithm with application to multitarget tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2001, 37(1): 22-39.

[5] Bertsekas D P. The auction algorithm: a distributed relaxation method for the assignment problem[J]. Annals of Operations Research, 1988, 14(1): 105-123.

[6] Ito M, Tsujimichi S, Kosuge Y. Sensor-to-sensor target association in a network of passive sensors[C]//Proc of 23rd international conference on industrial electronics, control and instrumentation. [s. l.]: [s. n.], 1997: 1260-1264.

[7] 田野, 姬红兵, 欧阳成. 基于角度余切值的多被动传感器数据关联[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(10): 2331-2335.

[8] 刘宗香, 谢维信, 杨烜. 被动传感器系统分层快速关联算法[J]. 电子学报, 2004, 32(12): 2038-2040.

[9] 辛云宏, 杨万海. 被动多站多目标的测量数据关联算法研究[J]. 宇航学报, 2005, 26(6): 748-752.

[10] Liu Hang, Dou Lihua, Pan Feng, et al. Research on data association in three passive sensors network[C]//Proc of IEEE international conference on control and automation. Guangzhou: IEEE, 2007: 3235-3238.

[11] 刘航, 窦丽华. 基于可行矩阵分析的被动传感器数据关联方法[J]. 北京理工大学学报, 2006, 26(10): 875-878.

[12] 窦丽华, 刘航, 陈杰, 等. 无源定位系统的多目标数据关联算法[J]. 兵工学报, 2008, 29(2): 217-220.

[13] 修建娟, 何友, 车志宇, 等. 三维测向无源定位中的数据关联算法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(2): 329-332.

[14] 李良群, 谢维信, 黄敬雄, 等. 被动传感器阵列中基于视线距离的数据关联[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(4): 952-955.

无源测向定位中测向数据关联方法研究

作者：[李卿澜](#)，[王运锋](#)，[LI Qing-lan](#)，[WANG Yun-feng](#)

作者单位：[四川大学 计算机学院，四川 成都 610065；四川大学 国家空管自动化重点实验室，四川成都 610065](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：

年，卷(期)：2016 (2)

引用本文格式：[李卿澜](#).[王运锋](#).[LI Qing-lan](#).[WANG Yun-feng](#) [无源测向定位中测向数据关联方法研究](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2016 (2)