

# 被动传感器系统分层快速关联算法

刘宗香<sup>1</sup>, 谢维信<sup>2</sup>, 杨 璇<sup>2</sup>

(11 西安电子科技大学电子工程学院, 陕西西安 710071; 21 深圳大学信息工程学院, 广东深圳 518060)

摘 要: 被动传感器系统的核心问题是测量数据关联问题. 在被动传感器系统中, 多维分配算法是一种有效的关联算法, 但多维分配本身是一个 NP2hard 问题并且建立候选分配树需耗费大量时间. 为解决被动传感器系统中测量数据快速关联问题, 本文提出了分层快速关联算法. 该算法通过统计量检验减少候选关联, 分层搜索寻找正确关联. 仿真实验结果表明, 分层快速关联算法是一种有效的关联算法, 正确关联率高于拉格朗日松弛算法.

关键词: 数据关联; 视线测量; 被动传感器

中图分类号: TN953 文献标识码: A 文章编号: 03722112 (2004) 12203803

## Hierarchical Fast Data Association in the Passive Sensor System

LIU Zongxiang<sup>1</sup>, XIE Wei2xin<sup>2</sup>, YANG Xuan<sup>2</sup>

(1. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. College of Info. and Eng., Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China)

Abstract: The key problem in the passive sensor system is the problem of data association. Multidimensional assignment algorithms have been shown to be very effective for data association, but multidimensional assignment is NP2hard problem and candidate assignment tree building consumes a lot of time. To solve the problem of fast data association in the passive sensor system, the paper presents a hierarchical fast association algorithm that reduces candidate association using statistic test and finds the correct association using hierarchical searching. Simulation results show that the algorithm is effective, and its correct association rate is higher than that of the lagrangian relaxation algorithm.

Key words: Data association; LOS measurement; passive sensor

### 1 引言

被动传感器系统由于隐蔽性好而受到国内外许多学者的重视, 与之相关的研究成果日益增多<sup>[1~7]</sup>. 系统中的一个关键问题是测量数据关联问题, 即确定哪些测量源自同一目标. 目前, 有效的数据关联算法是多维分配算法<sup>[1~3]</sup>. 多维分配算法首先建立候选分配树, 确定每一候选关联的代价, 然后寻求一种总关联代价为最小的分配方案. 该算法存在两个主要难题: 其一是求解候选关联的代价需要求解目标位置的最大似然估计, 计算量大; 其二是当维数大于 2 时, 多维分配问题是 NP2hard 问题, 为解决被动传感器系统测量数据之间的快速关联问题, 本文提出了分层关联算法. 该算法采用统计量检验筛去不可能的候选关联, 减小候选关联集, 然后分层搜索从候选关联集中找出正确关联集, 而正确关联集即为目标集.

### 2 统计量检验

统计量检验需要解决两个问题: 如何确定检验统计量 and 如何确定接收门限.

#### 2.1 检验统计量

两视线之间的关联检验统计量可采用视线间距. 对于任意两视线, 总存在一条与其垂直并相交的公共垂线, 两视线与其公共垂线相交形成两个垂足(如图 1), 垂足之间的距离即

为两视线的视线间距. 显然, 在不存在测量误差的情况下, 视线间距为 0; 在存在测量误差的情况下, 视线间距能反映两视线的关联程度. 三视线间关联检验统计量可采用两个: 一为视线间距, 另一个为同一视线上两垂足的距离. 两两视线与公共垂线相交形成两个垂足, 同一视线上有两个垂足(如图 2). 两垂足之间的距离反映了三视线之间的关联程度.

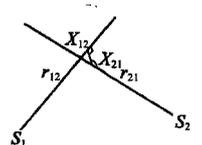


图 1 两视线交叉

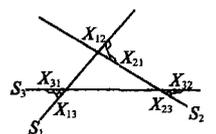


图 2 三视线交叉

设有两个传感器: 传感器  $s_1$  和传感器  $s_2$ , 两传感器位置为  $(x_{s_1}, y_{s_1}, z_{s_1})^T$ 、 $(x_{s_2}, y_{s_2}, z_{s_2})^T$ , 对空中同一目标观测得到的观测视线为  $(B_1, E_1)$ 、 $(B_2, E_2)$ , 令

$$\begin{cases} p_i = \cos(E_i) \cos(B_i) \\ q_i = \cos(E_i) \sin(B_i) \\ r_i = \sin(E_i) \end{cases} \quad i = 1, 2 \quad (1)$$

$$\text{则视线间距为 } d_{12} = \frac{\begin{vmatrix} x_{s_2} - x_{s_1} & y_{s_2} - y_{s_1} & z_{s_2} - z_{s_1} \\ p_1 & q_1 & r_1 \\ p_2 & q_2 & r_2 \end{vmatrix}}{\sqrt{\begin{vmatrix} p_1 & q_1 \\ p_2 & q_2 \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} q_1 & r_1 \\ q_2 & r_2 \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} r_1 & p_1 \\ r_2 & p_2 \end{vmatrix}^2}} \quad (2)$$

用  $r_{ij}$  表示垂足  $X_{ij}$  距传感器  $s_i$  之间的距离, 则  $r_{ij}$  为

$$r_{ij} = A / B \quad (3)$$

$$\text{其中 } A = \begin{vmatrix} y_{s_i} - y_s & z_{s_i} - z_s \\ q_i & r_j \end{vmatrix} @ \begin{vmatrix} q_i & r_j \\ q_i & r_i \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} z_{s_i} - z_s & x_{s_i} - x_s \\ r_j & p_j \end{vmatrix} @ \begin{vmatrix} r_j & p_i \\ r_i & p_i \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} x_{s_i} - x_s & y_{s_i} - y_s \\ p_j & q_i \end{vmatrix} @ \begin{vmatrix} p_j & q_i \\ p_i & q_i \end{vmatrix}$$

$$B = \begin{vmatrix} p_i & q_i \\ p_j & q_i \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} q_i & r_i \\ q_i & r_j \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} r_i & p_i \\ r_j & p_j \end{vmatrix}^2$$

式中  $i, j = 1, 2, 3, i \neq j$ . 设三视线为视线  $i, j$  和  $k$ , 由式(3)可求出视线  $i$  上两垂足距传感器位置之间的距离  $r_{ij}$  和  $r_{ik}$ , 两垂足之间距离为  $|r_{ij} - r_{ik}|$ .

### 2.1.2 检验门限的确定

统计量检验的另一个问题是如何确定接收检验的门限值. 为得到接收检验的门限值, 本文采用了视线直角坐标系<sup>[8]</sup> (Line of Sight Cartesian Coordinate System 简称 LCCS). 当以传感器位置为坐标中心时, 极坐标系下垂足的位置可表示为  $[r_{ij}, B_i, E_i]^T$ , 视线直角坐标系下垂足的位置可表示为  $[x_{ij}^1, y_{ij}^1, z_{ij}^1]^T = [r_{ij}, 0, 0]^T$ . 由于测量存在误差, 垂足与目标真实位置之间存在误差. 根据文献[8], 在视线直角坐标系下, 垂足位置误差的方差可近似地表示为

$$\text{Var}(x_{ij}^1) = R_{ij}^2, \text{Var}(y_{ij}^1) = r_{ij}^2 R_{B_i}^2 \cos^2 E_i, \text{Var}(z_{ij}^1) = r_{ij}^2 R_{E_i}^2 \quad (4)$$

其中  $R_{B_i}$  和  $R_{E_i}$  为传感器  $s_i$  测角误差标准差. 由式(3)可知,  $r_{ij}$  是以  $B_i, E_i, B_j, E_j$  为参变量的函数, 将  $r_{ij}$  按泰勒级数展开并取一阶偏导, 可以得到  $r_{ij}$  误差方差的近似表达式

$$R_{r_{ij}}^2 = \left( \frac{9r_{ij}}{9B_i} \right)^2 R_{B_i}^2 + \left( \frac{9r_{ij}}{9E_i} \right)^2 R_{E_i}^2 + \left( \frac{9r_{ij}}{9B_j} \right)^2 R_{B_j}^2 + \left( \frac{9r_{ij}}{9E_j} \right)^2 R_{E_j}^2 \quad (5)$$

$R_{r_{ij}}^2$  为垂足在视线方向位置误差的方差. 由于  $y_{ij}^1$  和  $z_{ij}^1$  都与视线垂直, 因此, 对式(4)后两项合成, 可得到视线垂直方向上垂足位置误差的方差为

$$R_{r_{ij}}^2 = \text{Var}(y_{ij}^1) + \text{Var}(z_{ij}^1) = r_{ij}^2 (R_{B_i}^2 \cos^2 E_i + R_{E_i}^2) \quad (6)$$

视线间距为两垂足在公共垂线上的距离, 而公共垂线与两视线垂直, 那么视线间距的检验门限可取为  $3(R_{r_{ij}}^1 + R_{r_{jk}}^1)$ . 若两视线源自同一目标, 则视线之间的距离应能满足下列检验:

$$d_{ij} < 3(R_{r_{ij}}^1 + R_{r_{jk}}^1) \quad (7)$$

在三视线情况下, 同一视线上两垂足之间的距离  $|r_{ij} - r_{ik}|$  位于该视线方向上, 因此,  $|r_{ij} - r_{ik}|$  的检验门限可取为  $3(R_{r_{ij}}^1 + R_{r_{ik}}^1)$ . 若三视线源自同一目标, 则同一视线上两垂足之间的距离应能满足下列检验:

$$|r_{ij} - r_{ik}| < 3(R_{r_{ij}}^1 + R_{r_{ik}}^1), i, j, k = 1, 2, 3, i \neq j \neq k \quad (8)$$

下面以四传感器系统视线相关性判定为例介绍多视线相关性的判定方法:

从四传感器的测量中各取一测量可形成一四测量候选关联  $a_1 a_2 a_3 a_4$ . 用  $\emptyset$  表示虚构测量, 该候选关联可拆分成四个三测量候选关联  $a_1 a_2 a_3 \emptyset, a_1 a_2 \emptyset a_4, a_1 \emptyset a_3 a_4$  及  $\emptyset a_2 a_3 a_4$ . 而任一三测量候选关联又可拆分成三个两测量候选关联, 如  $a_1 a_2 a_3 \emptyset$  可拆分为  $a_1 a_2 \emptyset \emptyset, a_1 \emptyset a_3 \emptyset$  和  $\emptyset a_2 a_3 \emptyset$ . 为方便, 以后将

由不含虚构测量的候选关联组成的集合称最高层候选关联集, 将由两测量候选关联组成的集合称最低层候选关联集, 其它候选关联集的层次按候选关联中有效测量的数量依此排列. 关联过程从最低层候选关联集开始, 能通过式(7)检验的两测量候选关联为两相关候选关联. 既能通过式(7)又能通过式(8)检验的三测量候选关联为三相关候选关联. 四测量候选关联可拆分成四个三测量候选关联, 若四个三测量候选关联均相关, 则为四相关候选关联. 其它的候选关联均为不相关候选关联, 所有不相关的候选关联都应从候选关联集中删除.

### 3 分层关联思想与关联算法

在不存在虚警、漏检及鬼点的情况下, 最高层的相关候选关联集就是正确的关联集. 图3为二维情况下三传感器观测三目标, 每一传感器有三视线. 三视线交叉产生三个目标  $\{1, 1, 1\}, \{2, 2, 2\}, \{3, 3, 3\}$  和两个鬼点  $\{1, 2, 3\}$  和  $\{3, 2, 1\}$ . 假定通过统计量检验将这五个候选关联筛选出来形成三测量候选关联集, 在每一个传感器的测量只属一个目标, 可以得到表1所示的分配结果.

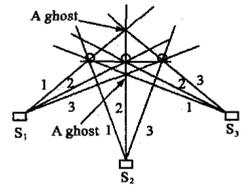


图3 视线交叉定位

表1 三视线交叉分配结果

分配方案	目标1	目标2	目标3	目标总数
1	{1, 1, 1}	{2, 2, 2}	{3, 3, 3}	3
2	{1, 2, 3}			1
3	{3, 2, 1}			1

从表1可看出, 正确关联时目标总数最大. 基于这一点, 可以在候选关联集中, 挑选出能形成最大目标数的候选关联, 那么由这些候选关联所形成的集合就是正确关联集合.

理想情况下, 从最高层的候选关联集中就能挑选出正确关联集. 实际情况是虚警、漏检不可避免, 最高层的候选关联集中最大目标数可能小于实际目标数, 因此需要分层挑选. 对上层不能挑选出的目标, 从下层挑选, 直至挑选出所有目标或对所有各层都进行过挑选. 在分层关联算法中, 为保证每一测量只源于一个目标, 当某候选关联被挑选出来, 凡是由该候选关联拆分而成的候选关联都应从候选关联集中删掉.

统计量检验将绝大多数不可能的候选关联筛掉, 同时也可能接收了少量不可能的候选关联, 为了提高分层关联算法的可靠性, 在每层关联之前, 利用统计量  $K$  进行二次检验

$$K = \prod_{i=1}^M \left\{ \left[ (B_i - \hat{B}) / R_{B_i} \right]^2 + \left[ (E_i - \hat{E}) / R_{E_i} \right]^2 \right\} \quad (9)$$

其中  $M$  为候选关联中有效测量(排除虚构测量)的个数. 并且

$$\begin{cases} B_i = \arctan[(y_{s_i} - \hat{y}) / (x_{s_i} - \hat{x})] \\ E_i = \arctan[(z_{s_i} - \hat{z}) / \sqrt{(x_{s_i} - \hat{x})^2 + (y_{s_i} - \hat{y})^2}] \end{cases} \quad (10)$$

其中  $X = [\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}]^T$  是由组合中的有效测量求得的目标位置的最大似然估计. 根据文献[9], 检验统计量  $K$  近似服从自由度为  $n = M @ n_z - n_x$  的  $\chi^2$  分布. 其中  $n_z$  为测量所含量测的个数,  $n_x$  为待估计的参数个数. 在三维情况下,  $n_z = 2, n_x = 3$ ; 在二维情况下,  $n_z = 1, n_x = 2$ . 给定显著检验水平  $A$ , 依据自由度  $n$  和显著水平  $A$  查  $\chi^2$  分布表获得门限  $K_A(n)$ . 如果  $K < K_A(n)$ , 则为相关候选关联,

否则为不相关候选关联. 二次检验用到最大似然估计, 由于二次检验分层进行, 当高层候选关联集中的候选关联被挑选出来作为目标时, 由该候选关联拆分成候选关联都从低层候选关联集中删除, 因此二次检验次数不会太多.

分层关联可能出现这样一种情况: 同一层中形成最大目标数的关联集不止一个. 此时取总代价最小的关联集为该层正确关联集. 候选关联的代价取为该候选关联的负对数似然函数. 对任一候选关联, 其似然函数为<sup>[2]</sup>

$$p = \prod_{i=1}^{N_i} (1 - P_d)^{u(i)} \left\{ \frac{P_d}{2P R_B R_E} \exp \left\{ - \frac{1}{2} \left[ \frac{B_i - \bar{B}_i}{R_B} \right]^2 - \frac{1}{2} \left[ \frac{E_i - \bar{E}_i}{R_E} \right]^2 \right\} \right\}^{1 - u(i)} \quad (11)$$

其中  $N_i$  为候选关联中测量(包含虚构测量)的总数,  $P_d$  为传感器的探测概率. 当测量为虚构测量时,  $u(i) = 1$ , 否则,  $u(i) = 0$ . 对式(11)两边取对数得对数似然函数为

$$\begin{aligned} \ln p &= \sum_{i=1}^{N_i} \left\{ u(i) \ln(1 - P_d) + (1 - u(i)) \left[ \ln \left( \frac{P_d}{2P R_B R_E} \right) - \frac{1}{2} \left\{ \left[ \frac{B_i - \bar{B}_i}{R_B} \right]^2 + \left[ \frac{E_i - \bar{E}_i}{R_E} \right]^2 \right\} \right] \right\} \\ &= \sum_{i=1}^{N_i} \left\{ u(i) \ln(1 - P_d) + (1 - u(i)) \left[ \ln \left( \frac{P_d}{2P R_B R_E} \right) \right] \right\} - \frac{K}{2} \end{aligned} \quad (12)$$

对同一层的候选关联, 式(12)的第一项为常数. 为减少计算量, 我们直接利用  $K$  值作为候选关联的代价. 当形成最大目标数的关联集不止一个时, 将关联集中各候选关联的代价相加, 和最小的关联集为该层正确关联集.

#### 4 仿真实验

仿真实验分两种情况进行: 一种是三维情况, 另一种为二维情况. 实验中取  $A = 0.001$ . 三维情况下采用四个传感器观测空中的五个目标, 测量包含方位角和高低角两个量测. 四个传感器的位置为  $s_1(0, 0, 0)$ ,  $s_2(10\text{km}, 0, 0)$ ,  $s_3(10\text{km}, 10\text{km}, 0)$ ,  $s_4(0, 10\text{km}, 0)$ , 其方位和高低方向测角误差标准差均为  $10\text{mrad}$ . 目标成十字编队, 间距为  $d$ . 目标 1 位于  $(5\text{km}, 5\text{km}, 1\text{km})$ , 目标 2 位于  $(5\text{km} + d, 5\text{km}, 1\text{km})$ , 目标 3 位于  $(5\text{km} - d, 5\text{km}, 1\text{km})$ , 目标 4 位于  $(5\text{km}, 5\text{km} + d, 1\text{km})$ , 目标 5 位于  $(5\text{km}, 5\text{km} - d, 1\text{km})$ . 100 次 Monte Carlo 仿真实验结果如表 2. 其中  $p$  表示正关联率,  $t$  表示一次仿真的计算时间,  $P_f$  为虚警率.

表 2 正确关联率  $p$  与  $d$  之间关系

$d(\text{m})$	$P_d = 1, P_f = 0$		$P_d = 0.95, P_f = 0.05$	
	$p$	$t(\text{s})$	$p$	$t(\text{s})$
1000	91.8%	6.4	90.2%	7.9
1500	99.8%	4.3	99.2%	5.4

二维情况下采用三传感器观测位于同一直线上的五个目标, 测量只有方位角一个量测. 其它实验条件如同文献[2], 100 次 Monte Carlo 仿真实验结果如表 3. 其中  $R$  为平均目标角间距与测量误差标准差之比. 从表 2 可看出, 分层关联算法正确关联率高于、速度快于拉格朗日松弛算法.

分层关联算法主要是通过减少最大似然估计的次数来提

高关联速度. 统计量检验筛掉的候选关联越多, 分层关联算法的关联速度越快.

表 3 种算法关联结果对比 ( $P_d = 0.95, P_f = 0.05$ )

$R$	分层关联算法		拉格朗日松弛算法	
	$p$	$t(\text{s})$	$p$	$t(\text{s})$
5	57%	1.85	50.3%	6.0
10	76%	0.97	69.7%	5.2
15	83%	0.70	74.1%	5.5

#### 5 结论

本文对被动传感器系统测量数据关联问题进行了研究, 提出了分层快速关联算法. 该方法通过统计量检验排除不可能的候选关联, 分层搜索以找出正确的关联. 由于该算法减少了最大似然估计的次数, 避开了难以求解的多维分配问题, 其关联速度快于现有算法. 该算法不仅适用于三维, 对二维也同样适用. 仿真实验表明, 该算法的正确关联率高于拉格朗日松弛算法. 由此可见, 本文所提出的分层快速关联算法是一种关联概率高、关联速度快, 适合工程应用的关联算法, 具有一定的应用价值.

#### 参考文献:

- [1] Deb S, Yeddanapudi M, Pattipati K R, et al. A generalized  $\Sigma D$  assignment algorithm for multisensor/multitarget state estimation [J]. IEEE Trans on AES, 1997, 33(2): 523-538.
- [2] Pattipati K R, Deb S, Ba2Shalom Y, et al. A new relaxation algorithm and passive sensor data association [J]. IEEE Trans on AC, 1992, 37(2): 198-213.
- [3] Popp R L, Pattipati K R, Ba2Shalom Y. m2 Best  $\Sigma D$  assignment algorithm with application to multitarget tracking [J]. IEEE Trans on AC, 2001, 37(1): 22-38.
- [4] 王成, 李少洪, 黄槐. 多站被动雷达系统的多目标测量数据关联 [J]. 电子学报, 2002, 30(12): 1857-1860.
- [5] 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): 45-48.
- [6] 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.
- [7] Chummun M R, Kinubarjan T, Pattipati K R, et al. Fast data association using multidimensional assignment with clustering [J]. IEEE Trans on AES, 2001, 37(3): 898-913.
- [8] Sung T K, LEE J G. A decoupled adaptive tracking filter for real applications [J]. IEEE Trans on AES, 1997, 33(3): 1025-1030.
- [9] Ba2Shalom Y, Li X R. Estimation and tracking principles, techniques and software [M]. Norwood, MA: Artech House, 1993.

#### 作者简介:



梁宗香 男, 1965 年生于河南省光山县, 1985 年、1988 年分获天津大学学士学位和硕士学位, 现为西安电子科技大学信号与信息处理专业博士生, 主要研究方向为数据融合、智能信号处理等, 获军队科技进步二等奖一项, 军队科技进步三等奖七项.