

## 基于松弛标号算法的多传感抗差航迹关联

朱洪艳, 张颖, 王琛

(西安交通大学 电子与信息工程学院, 西安 710049)

**摘要:** 针对多传感抗差航迹关联问题, 从理论上分析传感器系统偏差对航迹点集拓扑结构的影响, 利用非刚性变换表征两点集之间的拓扑差异. 建立抗差航迹关联问题的点模式匹配模型, 采用基于松弛标号迭代的非刚性点匹配方法对其进行求解. 针对不同测距、测角偏差、目标密度和检测概率水平构造多组典型仿真场景, 仿真实验验证了所提出算法的有效性.

**关键词:** 系统偏差; 航迹关联; 松弛标号; 非刚性点匹配

**中图分类号:** TP273

**文献标志码:** A

### Anti-biases track-to-track association based on relaxation labeling

ZHU Hong-yan, ZHANG Ying, WANG Chen

(School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China. Correspondent: ZHU Hong-yan, E-mail: hyzhu2011@gmail.com)

**Abstract:** The problem of anti-biases track-to-track association is addressed. The theoretical analysis is given concerning how the topology structure of the point set formed by multi-target tracks is affected by sensor biases, and the topology difference between two point sets is represented by the non-rigid transformation. A point matching model for anti-biases track-to-track association is established, and a relaxation labeling based non-rigid point matching algorithm is proposed. Performance comparisons are implemented in terms of various typical simulation scenarios, such as different range biases, angle biases, target intensities and detection probabilities. Simulation experiments are conducted to verify the superiority of the proposed approach compared to other competing algorithms.

**Keywords:** sensor biases; track-to-track association; relaxation labeling; non-rigid point matching

### 0 引言

多源信息融合<sup>[1]</sup>技术从20世纪70年代发展至今, 在航空航天、智能机器人、环境监测等军事和民用领域已有广泛的应用. 航迹关联<sup>[2]</sup>旨在获取不同局部航迹之间的匹配对应关系, 是信息融合的核心步骤. 在传感器的实际探测过程中, 由于受系统偏差影响, 量测到的目标位置与真实目标位置之间存在较大的差异. 解决这个问题的一个思路是: 借助传感器配准<sup>[3-4]</sup>对系统偏差进行估计, 并从传感器观测中移除系统偏差. 但是, 在该问题中, 传感器配准和航迹关联是相互耦合的, 这进一步增加了问题的复杂度. 一方面, 传感器配准需要基于对共同目标的局部观测; 另一方面, 有效移除传感器偏差有助于确定正确的关联关系. 针对耦合的航迹关联和传感器配准问题, 已有一些联合求解策略<sup>[5-8]</sup>. 但是, 在一些复杂的场景下,

由于传感器系统偏差的弱可观性, 联合算法较高的计算负荷和较低的收敛速率导致联合进行传感器偏差估计和航迹关联往往不可行. 在系统偏差不可估的情况下, 基于有偏量测直接进行滤波获得的局部航迹是有偏航迹, 针对有偏航迹的关联问题被称为抗差航迹关联. 由于多传感器探测区域一般并不完全相同, 且传感器会不可避免地存在漏探情况, 一个传感器探测到的目标可能并没有被另一传感器探测到, 此时该目标航迹在另一传感器量测集合中不存在对应航迹; 另外, 若某传感器存在随机虚警, 则该随机虚警在另一传感器量测集合中也找不到对应航迹. 此类航迹统称为“孤立航迹”. “孤立航迹”使原本复杂的抗差航迹关联问题变得更加困难. 文献[9]提出了一种基于傅里叶变换的航迹对准关联算法, 通过估算航迹之间的旋转和平移量进行补偿, 取消航迹间系统误差的影响.

收稿日期: 2014-01-21; 修回日期: 2014-04-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61203220); 国家973计划项目(2013CB329405); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(XJJ2011017).

作者简介: 朱洪艳(1974-), 女, 副教授, 博士生导师, 从事多源信息融合理论等研究; 张颖(1990-), 女, 硕士生, 从事多目标跟踪算法与仿真的研究.

本文从理论上分析了传感器系统偏差对多目标航迹点集拓扑结构的影响. 分析结果表明: 当传感器测距偏差较大时, 两航迹点集间的关系需用非刚性变换表征. 本文的创新点在于: 对抗差航迹关联问题建模, 使之成为一个非刚性点模式匹配问题<sup>[10-13]</sup>, 采用基于松弛标号迭代<sup>[14]</sup>的非刚性匹配算法对其进行求解. 该方法采用更新模板点集和更新匹配关系的双重交替更新的迭代过程. 在仿真实验中, 针对不同测距、测角偏差、目标密度和检测概率水平构造了多组典型仿真场景, 仿真实验验证了所提出算法的有效性.

## 1 量测模型

考虑两传感对多目标的探测场景, 两个传感器的位置分别为  $(x_{1,o}, y_{1,o}) = (0, 0)$ ,  $(x_{2,o}, y_{2,o}) = (L, 0)$ . 在某时刻传感器  $m$  ( $m = 1, 2$ ) 获得的第  $i$  个量测记为  $z^{m,i} \triangleq \{r^{m,i}, \theta^{m,i}\}$ , 其中  $r^{m,i}$  和  $\theta^{m,i}$  分别为量测的距离分量和角度分量. 传感器  $m$  的任一量测  $\{r^{m,i}, \theta^{m,i}\}$  可表示为

$$r^{m,i} = \bar{r}^{m,i} + \Delta r^m + v_r^m, \quad (1)$$

$$\theta^{m,i} = \bar{\theta}^{m,i} + \Delta \theta^m + v_\theta^m. \quad (2)$$

其中:  $\bar{r}^{m,i}$  和  $\bar{\theta}^{m,i}$  分别为量测  $z^{m,i}$  相应目标的真实距离和角度,  $\Delta r^m$  和  $\Delta \theta^m$  分别为传感器  $m$  的测距和测角系统偏差,  $v_r^m$  和  $v_\theta^m$  为随机量测噪声. 这里将随机量测噪声  $\tilde{V}^m = [v_r^m, v_\theta^m]^T$  建模为零均值、方差分别为  $(\sigma_r^m)^2$  和  $(\sigma_\theta^m)^2$  的高斯白噪声. 两传感两目标探测场景如图 1 所示.

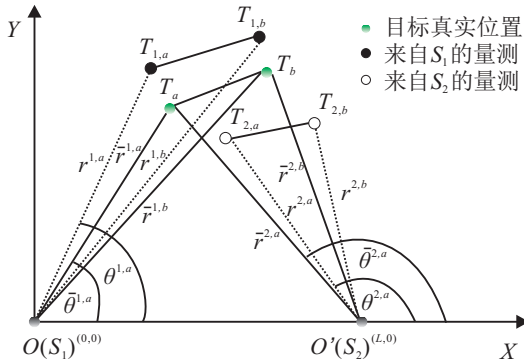


图 1 目标探测场景

$T_a(\bar{x}^a, \bar{y}^a)$  和  $T_b(\bar{x}^b, \bar{y}^b)$  表示目标所处的真实位置,  $T_{m,a}(x^{m,a}, y^{m,a})$  和  $T_{m,b}(x^{m,b}, y^{m,b})$  表示传感器  $m$  探测到的目标位置. 令  $(\hat{x}^{m,i}, \hat{y}^{m,i})$  表示状态估计中的位置分量, 通过忽略随机测量误差可得

$$\hat{x}^{m,i} = (\bar{r}^{m,i} + \Delta r^m) \cos(\bar{\theta}^{m,i} + \Delta \theta^m) + x_{m,o}, \quad (3)$$

$$\hat{y}^{m,i} = (\bar{r}^{m,i} + \Delta r^m) \sin(\bar{\theta}^{m,i} + \Delta \theta^m), \quad (4)$$

其中  $x_{m,o}$  是传感器  $m$  的  $x$  坐标. 如果两航迹来自于同一目标  $\{\bar{x}, \bar{y}\}$ , 则由式 (3) 和 (4) 可以得到

$$\begin{aligned} \hat{x}^{m,i} = & \\ \bar{x} \cos \Delta \theta^m - \bar{y} \sin \Delta \theta^m + \Delta r^m \cos(\bar{\theta}^{m,i} + \Delta \theta^m) + & \\ x_{m,o}(1 - \cos \Delta \theta^m), & \quad (5) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \hat{y}^{m,i} = & \\ \bar{x} \sin \Delta \theta^m + \bar{y} \cos \Delta \theta^m + \Delta r^m \sin(\bar{\theta}^{m,i} + \Delta \theta^m) - & \\ x_{m,o} \sin \Delta \theta^m. & \quad (6) \end{aligned}$$

令

$$\theta_0 = \Delta \theta^1 - \Delta \theta^2. \quad (7)$$

基于式 (5)~(7) 可以得到

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \hat{x}^{2,i} \\ \hat{y}^{2,i} \end{bmatrix} = & \\ \frac{\bar{r}^{2,i} + \Delta r^2}{\bar{r}^{2,i}} \frac{\bar{r}^{1,i}}{\bar{r}^{1,i} + \Delta r^1} \begin{bmatrix} \cos \theta_0 & \sin \theta_0 \\ -\sin \theta_0 & \cos \theta_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}^{1,i} \\ \hat{y}^{1,i} \end{bmatrix} + & \\ \frac{\bar{r}^{2,i} + \Delta r^2}{\bar{r}^{2,i}} \begin{bmatrix} \left( \frac{\bar{r}^{2,i}}{\bar{r}^{2,i} + \Delta r^2} - \cos \Delta \theta^2 \right) L \\ -L \sin \Delta \theta^2 \end{bmatrix}. & \quad (8) \end{aligned}$$

若忽略测距偏差  $\Delta r^1$  和  $\Delta r^2$ , 则式 (8) 可简化为

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \hat{x}^{2,i} \\ \hat{y}^{2,i} \end{bmatrix} = & \begin{bmatrix} \cos \theta_0 & \sin \theta_0 \\ -\sin \theta_0 & \cos \theta_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}^{1,i} \\ \hat{y}^{1,i} \end{bmatrix} + \\ \begin{bmatrix} (1 - \cos \Delta \theta^2) L \\ -L \sin \Delta \theta^2 \end{bmatrix}. & \quad (9) \end{aligned}$$

由式 (9) 可知, 当仅存在测角系统偏差, 而测距系统偏差可忽略时, 源于同一目标的两个位置量测可通过刚性变换 (旋转和平移) 进行描述. 但若传感器存在较大的测距偏差 (如式 (8) 所示), 则两组航迹位置信息之间存在非刚性形变. 给定两个点集 (一个模版点集, 一个经过某种变换得到的变形点集), 点模式匹配旨在寻求两个点集之间的最优 (或次优) 匹配映射. 如果两个点集的对应点对在变换前后距离保持不变, 则称为刚性变换; 否则, 称为非刚性变换, 此时的匹配问题称为非刚性点模式匹配问题. 因此, 本文尝试采用非刚性点模式匹配算法解决抗差航迹关联问题.

## 2 航迹关联问题的点模式匹配模型

将两传感器所得到的航迹集合记为  $S_m = \{S_{m,i}\}_{i=1}^{n_m}$ ,  $m = 1, 2$ . 其中:  $S_{m,i} \triangleq (\hat{x}^{m,i}, \hat{y}^{m,i})$  为状态估计的位置分量,  $n_m$  为传感器  $m$  探测到的目标数目. 由于两传感器探测到的目标点集不完全相同 (即允许  $n_1 \neq n_2$ ), 不能保证每个点都能在另一点集中找到与之匹配的. 因此, 分别为每个航迹点集引入一个虚拟点  $S_{m,0}$ , 以匹配另一航迹点集中的“孤立航迹”. 这样, 两个待匹配点集扩展为  $S_m = \{S_{m,i}\}_{i=0}^{n_m}$ . 扩展后的点集中有两类点: 正规点和虚拟点. 正规点是指传感器实际报告的航迹点集, 而虚拟点是人为引入的. 航迹关联的目的是找到两个点集之间的最优 (或次优) 匹配映射  $f: S_1 \leftrightarrow S_2$ . 一个正规点至多能匹配另一个航迹点集中的一个正规点, 而多个孤立的正规点可以匹配给另一个集合中的同一个虚拟点.

定义近邻概念: 在航迹点集中, 与点  $i$  最近的  $K$  个点 ( $K$  可根据点集数量和复杂度给定) 称为该点的

近邻, 记作  $N_i$ . 近邻关系是相对的, 如果有  $i \in N_m$ , 则  $m \in N_i$ , 其中  $i$  和  $m$  为点集中点的标号. 在非刚性匹配中, 距离越远的两点在变换前后的距离变化越大, 而有近邻关系的两点变化是相互联系的, 该两点间距离的变化较小. 因此, 最优匹配映射  $\hat{f}$  可以基于如下优化模型获得:

$$\hat{f} = \arg \min_f C(S_1, S_2, f). \quad (10)$$

其中

$$\begin{aligned} C(S_1, S_2, f) = & \sum_{t=1}^{n_1} \sum_{i \in N_t} (\|S_{1,t} - S_{1,i}\| - \|S_{2,f(t)} - S_{2,f(i)}\|)^2 + \\ & \sum_{k=1}^{n_2} \sum_{j \in N_k} (\|S_{2,k} - S_{2,j}\| - \|S_{1,f(k)^{-1}} - S_{1,f(j)^{-1}}\|)^2. \end{aligned} \quad (11)$$

令

$$\begin{aligned} \|S_{1,t} - S_{1,i}\| &= \begin{cases} 0, & i \in N_t; \\ 1, & i \notin N_t. \end{cases} \\ \|S_{2,k} - S_{2,j}\| &= \begin{cases} 0, & j \in N_k; \\ 1, & j \notin N_k. \end{cases} \end{aligned}$$

式(11)可简化为

$$C(S_1, S_2, f) = \sum_{t=1}^{n_1} \sum_{i \in N_t} d(f(t), f(i)) + \sum_{k=1}^{n_2} \sum_{j \in N_k} d(f(k)^{-1}, f(j)^{-1}). \quad (12)$$

其中

$$d(k, i) = \begin{cases} 0, & i \in N_k; \\ 1, & i \notin N_k. \end{cases}$$

为了鼓励更多正规点关联, 增大匹配到虚拟点的匹配代价, 定义  $d(\cdot, 0) = d(0, \cdot) = d(0, 0) = 1$ . 令  $\delta(i, j) = 1 - d(i, j)$ , 并定义

$$\begin{aligned} J(S_1, S_2, f) = & -C(S_1, S_2, f) + \sum_{t=1}^{n_1} \sum_{i \in N_t} 1 + \sum_{k=1}^{n_2} \sum_{j \in N_k} 1. \end{aligned} \quad (13)$$

从而有

$$\begin{aligned} J(S_1, S_2, f) = & \sum_{t=1}^{n_1} \sum_{i \in N_t} \delta(f(t), f(i)) + \sum_{k=1}^{n_2} \sum_{j \in N_k} \delta(f(k)^{-1}, f(j)^{-1}). \end{aligned} \quad (14)$$

由式(13)可知, 最小化  $C(S_1, S_2, f)$  等价于最大化  $J(S_1, S_2, f)$ , 因此可将最优化问题(10)转化为对  $J$  求最大化, 即

$$\hat{f} = \arg \max_f J(S_1, S_2, f). \quad (15)$$

可以利用图匹配 (graph matching) 的方式解释式(15)所示的优化模型. 针对两个传感器  $m$  ( $m = 1, 2$ ),

需要构造两个图形  $G_1$  和  $G_2$ , 图形中的结点即为点集  $S_m$  中的航迹点. 若一个图形中的两个结点互为邻域节点, 则两点间有边连接. 如果  $G_1$  中互连的两个结点  $t$  和  $i$  匹配到了  $G_2$  中互连的两个结点  $f(t)$  和  $f(i)$ , 则置  $\delta(f(t), f(i)) = 1$ . 因此, 式(15)的最优解  $f^*$  实际上是使两个图形匹配的边数达到最多的匹配映射.

将匹配方程  $f$  以匹配矩阵  $P$  替换. 如果  $S_1$  中的点  $S_{1,i}$  与  $S_2$  中的点  $S_{2,j}$  匹配成功, 则  $P_{ij} = 1$ , 否则  $P_{ij} = 0$ . 矩阵  $P$  的最后一行  $P_{0j}$  (或最后一列  $P_{i0}$ ) 反映点集  $S_2$  (或  $S_1$ ) 中各个正规点与  $S_1$  (或  $S_2$ ) 中虚拟点匹配的可能性. 其中正规点 (非虚拟点) 之间的匹配必须是一一对应的, 而虚拟点可以被匹配给多个点. 此时, 优化问题(15)可改写为

$$\begin{aligned} \max_P J(S_1, S_2, P) = & 2 \sum_{t=1}^{n_1} \sum_{i \in N_t} \sum_{k=1}^{n_2} \sum_{j \in N_k} P_{tk} P_{ij}. \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \sum_{j=0}^{n_2} P_{ij} = 1, & i = 1, 2, \dots, n_1; \\ \sum_{i=0}^{n_1} P_{ij} = 1, & j = 1, 2, \dots, n_2; \\ P_{ij} \in \{0, 1\}. \end{cases} \end{aligned} \quad (16)$$

### 3 基于松弛标号算法的航迹关联

针对式(16)给出的优化模型, 由于其决策变量  $P$  是二值矩阵, 该模型对应一个复杂的组合规划问题. 这里引入松弛标号<sup>[15-17]</sup>算法, 将条件  $P_{mn} \in \{0, 1\}$  松弛到连续区间, 使得  $P_{mn} \in [0, 1]$ , 从而将离散优化问题转化为连续优化问题求解. 该方法采用更新模板点集和更新匹配关系这样一个双重交替更新的迭代过程. 在更新模板点集环节, 采用薄板样条插值 (TPS) 函数对点集间的非刚性变换进行建模. 首先, 基于当前点集间的匹配关系估计 TPS 参数; 然后, 对原有模板点集中的点进行 TPS 变换, 以获得更新的模板点集. 在更新匹配关系矩阵环节, 利用每个点的形状上下文特征初始化匹配概率矩阵, 利用点的邻域信息构造匹配对的支撑函数, 并依此迭代更新匹配矩阵, 直至匹配矩阵收敛.

#### 3.1 匹配矩阵初始化

在利用松弛标号算法求解模型(16)时, 要有一个初始的匹配矩阵. 由于传感器存在系统偏差, 相应的局部航迹也是有偏航迹, 单纯依靠航迹自身状态参数进行关联是不可靠的. 这里引入点的结构信息——形状上下文, 来评价来自两个不同传感器的局部航迹之间的相似性, 继而计算两点间的匹配代价. 形状上下文是描述点集中其他点与该点空间分布的描述子. 通过对比两点形状上下文信息的相似度可以得到两点间的匹配代价.

本文所考虑的航迹限于在给定时刻的状态估计.

在计算航迹的上下文特征时,仅利用状态估计中的位置分量,并以该位置为中心,绘制给定半径的圆形区域作为该点的邻域范围.在此范围内,计算其他点与该点的空间分布情况,并以此作为评价航迹点对匹配代价的依据.

图2显示了某时刻传感器对在空中杂散分布的多个目标进行探测后所得到的目标位置信息,记为点集 $S_1$ .找出点集 $S_1$ 的质心位置,记为 $C_1$ .以点 $S_{1,i}$ 为圆心,以点 $S_{1,i}$ 到点 $C_1$ 的方向 $\overrightarrow{S_{1,i}C_1}$ 为正轴,以 $\log r$ 为半径建立极坐标系.将点 $S_{1,i}$ 的邻域范围划分为 $n_{\text{bins}} = n_r n_\theta$ 个部分(区域划分数目可根据点集个数和复杂程度调整),其中在半径方向上按对数半径 $\log r$ 划分为 $n_r$ 个部分,同时将角度 $\theta$ 划分为 $n_\theta$ 个部分.从 $\overrightarrow{S_{1,i}C_1}$ 方向开始,顺时针从内到外对每个部分编号, $k = 1, 2, \dots, n_{\text{bins}}$ .统计除 $S_{1,i}$ 本身外,其余处在其邻域范围内的所有点在这 $n_{\text{bins}}$ 个部分的分布数目 $h_{ik}$  ( $k = 1, 2, \dots, n_{\text{bins}}$ ),这就是点 $S_{1,i}$ 的形状上下文特征.

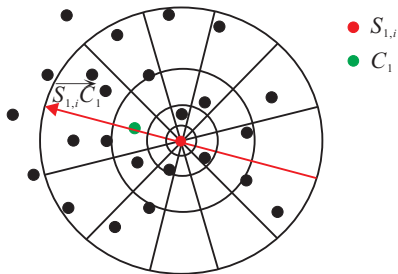


图2 形状上下文描述

在计算出点 $S_{m,i}$  ( $m = 1, 2, i = 1, 2, \dots, n_m$ )的形状上下文特征 $H_i^m$  ( $H_i^m = \{h_{ik}^m\}, k = 1, 2, \dots, n_{\text{bins}}$ )后,根据文献[13],不同点集中的两点 $S_{1,i}$ 和 $S_{2,j}$ 之间的匹配代价 $C_{ij}$ 可计算如下:

$$C_{ij} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{n_{\text{bins}}} \frac{[h_{ik}^1 - h_{jk}^2]^2}{h_{ik}^1 + h_{jk}^2}. \quad (17)$$

由式(17)可以看出, $C_{ij}$ 越小, $S_{1,i}$ 与 $S_{2,j}$ 两点的形状上下文特征越相似,即两点匹配的可能性越大.基于式(17)定义的匹配代价,初始化匹配矩阵可由下式给出:

$$P_{ij} \propto e^{-C_{ij}/T_{\text{init}}}. \quad (18)$$

其中 $T_{\text{init}}$ 用来调整初始化概率量测的可靠性.本文根据实验得出 $T_{\text{init}} \in [0.05, 0.1]$ 比较合适,并将匹配给虚拟点的概率 $P_{i,0}$ 或 $P_{0,j}$ 设置为0.2,此数据对实验结果影响不大.

### 3.2 松弛标号迭代过程

匹配概率的计算是一个迭代更新过程.在基于松弛标号法对两组点集进行匹配的过程中:首先,基于各点的形状上下文特征构造初始匹配关系矩阵(第3.1节);然后,利用点的邻域关系构造匹配对之间的支撑函数,继而更新匹配关系矩阵.进行多次反复迭代,直至匹配关系矩阵收敛.

1) 定义兼容性测度 $R(i, j, p, q)$ .兼容性测度 $R(i, j, p, q)$ 表示将点 $S_{1,i}$ 匹配给点 $S_{2,j}$ 与将点 $S_{1,p}$ 匹配给点 $S_{2,q}$ 的共存兼容性,通常用一个 $0 \sim 1$ 间的数值表示.在本文中,若点集 $S_1$ 中的一组相邻点 $(S_{1,i}, S_{1,p})$ 成功地匹配给了点集 $S_2$ 中的一组相邻点 $(S_{2,j}, S_{2,q})$ ,则令 $R(i, j, p, q) = 1$ ,否则 $R(i, j, p, q) = 0$ .

2) 计算支撑函数 $\gamma_{ij}$ .一般而言, $S_{1,i}$ 与 $S_{2,j}$ 的匹配概率大小与他们邻域的其他点对的匹配情况相关.如果 $S_{1,k} \in S_{1,N_i}$ 与 $S_{2,l} \in S_{2,N_j}$ 成功匹配(其中: $S_{1,N_i}$ 为 $S_{1,i}$ 的邻域, $S_{2,N_j}$ 为 $S_{2,j}$ 的邻域),则 $S_{1,i}$ 与 $S_{2,j}$ 的匹配概率会更大一些.在匹配过程中,利用支撑函数代表各自邻域信息对当前匹配对的支持程度,支撑函数 $\gamma_{ij}$ 定义为

$$\gamma_{ij} = \sum_{k \in N_i} \sum_{l \in N_j} R(i, j, k, l) P_{kl}^r, \quad (19)$$

其中 $r$ 为迭代索引.

3) 匹配概率更新.通过支撑函数 $\gamma_{ij}$ 可以为匹配映射提供支撑证据,从而增强或减弱两点之间的匹配概率.给定当前匹配概率 $P_{ij}^r$ ,从 $P_{ij}^r$ 到 $P_{ij}^{r+1}$ 的迭代更新过程为

$$P_{ij}^{r+1} = P_{ij}^r \gamma_{ij} / \sum_{l=1}^{n_2} P_{il}^r \gamma_{il}. \quad (20)$$

为了保证匹配结果一对一,每次迭代后对矩阵 $P$ 进行双向正则化过程<sup>[18]</sup>,最终转化为双随机矩阵.

### 3.3 基于薄板样条插值的形变参数估计

在获得松弛标号迭代过程结果的基础上,可以通过匹配点对来估计非刚性形变的参数.这里采用薄板样条(TPS)<sup>[19]</sup>对非刚性形变进行建模,并通过匹配点对寻找一个弯曲能量最小的形变.在计算得出非刚性变换各参数后,将航迹点集 $S_1$ 中的点代入求得的非刚性变换函数,得出变形后的新的航迹点集 $S_1^*$ .在交替执行更新点集位置和松弛标号迭代过程若干次之后,两航迹点集逐渐接近,匹配结果越来越明确,直至收敛到最优的匹配结果.

### 3.4 算法实现过程总结

在仿真实验中模拟两部雷达对目标进行测量.由于测量方程是非线性的,为了生成多目标航迹点集,采用非线性滤波方法和量测-航迹关联完成对多目标的状态估计.计算初始匹配概率矩阵(式(18)),利用点的邻域关系构造匹配对之间的支撑函数(式(19)),继而更新匹配关系矩阵(式(20)).进行多次反复迭代,直至匹配关系矩阵收敛.用该匹配矩阵求出薄板样条插值参数,对航迹点集 $S_1$ 中的每个点进行变形,从而得到 $S_1^*$ .交替进行更新点集位置和松弛标号迭代过程,直到矩阵 $P$ 不再发生变化.

## 4 实验与仿真

考虑两传感对多目标跟踪场景.两个传感器分别位于全局笛卡尔坐标系原点(0,0) km和(150,0) km,多目标初始位置服从区域 $\Omega$  ( $[65\text{km}, 95\text{km}] \times [65\text{km},$

95km)内的均匀分布,速度方向在 $[0, 2\pi]$ 区间内均匀产生,大小为100 m/s.目标运动模型近似匀速(CV),过程噪声协方差阵为 $Q = (0.0001 \text{ km}^2/\text{s}^2)I_2$ ,其中 $I_2$ 为 $2 \times 2$ 单位阵.每个传感器测量目标到传感器的距离和方位,假定两个传感器随机测量噪声是零均值、白高斯过程,标准差分别为 $\sigma_r^1 = 60 \text{ m}$ ,  $\sigma_r^2 = 80 \text{ m}$ ,  $\sigma_\theta^1 = 0.4^\circ$ ,  $\sigma_\theta^2 = 0.2^\circ$ .

分别针对不同的测距偏差、测角偏差、目标密度和探测概率对算法性能进行验证,所有结果基于100次Monte-Carlo仿真实验.为了说明算法的有效性,采用本文提出的基于松弛标号迭代(Relaxation Labeling-RL)的抗差航迹关联算法、基于傅里叶变换的航迹关联算法<sup>[9]</sup>(FFT)以及忽略系统偏差直接利用最优分配<sup>[20]</sup>(Bias-ignorant)的航迹关联算法进行比较.记传感器1和传感器2的测距偏差分别为 $\Delta r^1$ 和 $\Delta r^2$ ,传感器1和传感器2的测角偏差分别为 $\Delta \theta^1$ 和 $\Delta \theta^2$ ,目标个数为 $N$ ,传感器1和传感器2的探测概率分别为 $P_{D_1}$ 和 $P_{D_2}$ .

#### 4.1 不同测距偏差

给定参数 $\Delta r^1 = 0.2 \text{ km}$ ,  $\Delta \theta^1 = \Delta \theta^2 = 1^\circ$ ;目标数目 $N_t = 20$ ,  $P_{D_1} = 0.85$ ,  $P_{D_2} = 0.95$ .将传感器2的测距偏差 $\Delta r^2$ 分为11个等级, $\Delta r^2 = 0 \text{ km}, 0.1 \text{ km}, \dots, 1 \text{ km}$ ,在不同的测距偏差下分别进行仿真实验,得到算法匹配正确率如图3所示.

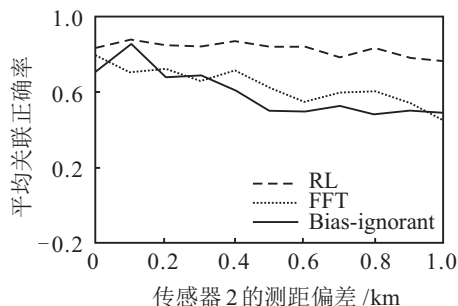


图3 正确匹配概率(依不同测距偏差)

#### 4.2 不同测角偏差

给定参数 $\Delta r^1 = 0.2 \text{ km}$ ,  $\Delta r^2 = 0.2 \text{ km}$ ,  $\Delta \theta^1 = 1^\circ$ ,  $N_t = 20$ ,  $P_{D_1} = 0.85$ ,  $P_{D_2} = 0.95$ .将传感器2的测角偏差分为11个等级, $\Delta \theta^2 = 0^\circ, 1^\circ, \dots, 10^\circ$ ,在不同的测距偏差下分别进行仿真实验,得到算法匹配正确率如图4所示.

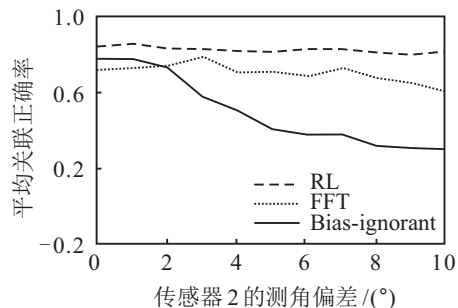


图4 正确匹配概率(依不同测角偏差)

#### 4.3 不同目标密度

给定参数 $\Delta r^1 = \Delta r^2 = 0.2 \text{ km}$ ,  $\Delta \theta^1 = \Delta \theta^2 = 1^\circ$ ,  $P_{D_1} = 0.85$ ,  $P_{D_2} = 0.95$ .将目标数分为11个等级, $N_t = 5, 10, \dots, 55$ ,在不同的目标密度下分别进行仿真实验,得到算法匹配正确率如图5所示.

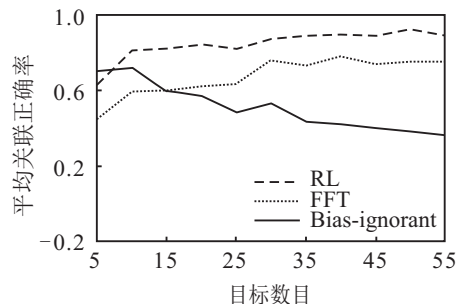


图5 正确匹配概率(依不同目标密度)

#### 4.4 不同检测概率

给定参数 $\Delta r^1 = \Delta r^2 = 0.2 \text{ km}$ ,  $\Delta \theta^1 = \Delta \theta^2 = 1^\circ$ ,  $N_t = 20$ ,  $P_{D_1} = 0.95$ .将传感器2的探测概率分为11个等级, $P_{D_2} = 0.6, 0.64, \dots, 1$ ,在不同的探测概率下分别进行仿真实验,得到算法匹配正确率如图6所示.

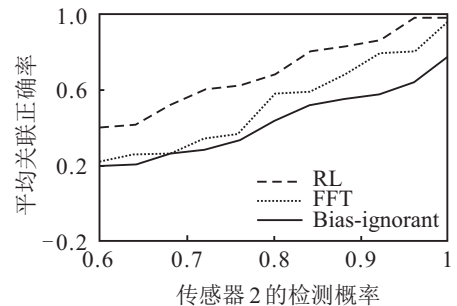


图6 正确匹配概率(依不同检测概率)

#### 4.5 仿真时间对比

上述仿真实验基于如下配置:CPU为Intel(R)Core(TM) i3-2100 CPU @ 3.10 GHz 3.10 GHz;RAM为4.00 GB;操作系统为Windows 7;数值软件为Matlab 7.9.各算法的平均单次运行时间如表1所示.

表1 算法平均运行时间 s

| 目标数目 $N$ | 采用的方法         |        |        |
|----------|---------------|--------|--------|
|          | Bias-ignorant | FFT    | RL     |
| 10       | 0.0011        | 0.4280 | 0.5560 |
| 20       | 0.0015        | 0.4294 | 1.4345 |
| 30       | 0.0024        | 0.4304 | 2.0956 |
| 40       | 0.0048        | 0.4315 | 3.5356 |
| 50       | 0.0083        | 0.4842 | 4.3289 |

由表1的运算结果可以看出,随着目标数目的增加,各算法所需时间都有所增加.在Bias-ignorant算法中,忽略了系统偏差的存在,直接利用最优分配算法进行关联,用时最少.FFT算法和RL算法都需要匹配矩阵和点集位置不断交替更新,故两算法运行时间

都长于 Bias-ignorant 算法. 在 RL 算法中, 每次更新匹配矩阵都需要多次松弛标号迭代过程, 该算法运行时间最长.

## 5 结 论

本文构建了抗差航迹关联问题的点模式匹配模型, 将非刚性点模式匹配算法应用于抗差航迹关联领域, 提出了基于松弛标号迭代的抗差航迹关联方法. 该方法采用更新匹配关系和更新模板点集这样一种双重交替更新的迭代过程, 得到良好的抗差航迹关联结果. 该方法不仅适用于两航迹点集拓扑差异满足刚性变换的情况, 在存在非刚性形变时也有很好的匹配效果. 仿真实验表明, 相对于对比算法(FFT 算法, Bias-ignorant 算法), 本文提出的 RL 算法有更好的匹配性能. 但是将各算法进行比较可知, 本文算法耗时更长, 下一步工作需要降低算法的运行时间. 另外, 随着传感器检测概率降低, 本文算法正确关联概率也下降较快. 因此, 在存在大量孤立航迹的情况下, 如何提高基于松弛标号算法的关联性能, 是下一步研究的重点. 除了当前时刻目标的运动参数信息外, 如何综合利用目标的其他属性信息(如身份信息)以及多扫描航迹信息来提高航迹关联的正确率, 将是下一步研究的工作.

## 参考文献(References)

- [1] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006: 1-14.  
(Han C Z, Zhu H Y, Duan Z S. Multi-source information fusion [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006: 1-14.)
- [2] Bar-shalom Y, Fortman T E. Tracking and data association[M]. San Diego: Academic Press, 1988: 1-20.
- [3] Huang D L, Leung H, Bosse E. A pseudo-measurement approach to simultaneous registration and track fusion[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(3): 2315-2331.
- [4] Lin X, Bar-shalom Y, Kirubarajan T. Exact multisensor dynamic bias estimation with local tracks[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(2): 576-590.
- [5] Papageorgiou D J, Sergi J D. Simultaneous track-to-track association and bias removal using multistart local search[C]. 2008 IEEE Aerospace Conf. Montana: IEEE Press, 2008: 1-14.
- [6] Papageorgiou D J, Holender M. Track-to-track association and ambiguity management in the presence of sensor bias[J]. ISIF J of Advances in Information Fusion, 2011, 6(2): 77-100.
- [7] Ferry J P. Exact association probability for data with bias and features[J]. ISIF J of Advances in Information Fusion, 2010, 5(1): 41-67.
- [8] Danford S, Kragel B D, Poore A B. Joint bias estimation and data association: Algorithms, signal and data processing of small targets[C]. Proc of SPIE. San Diego: SPIE Press, 2007: 15-28.
- [9] 何友, 宋强, 熊伟. 基于傅里叶变换的航迹对准关联算法[J]. 航空学报, 2010, 31(2): 356-362.  
(He Y, Song Q, Xiong W. A track registration correlation algorithm based on Fourier Transform[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(2):356-362.)
- [10] 谭志国. 点模式匹配及应用研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学电子科学与工程学院, 2008.  
(Tan Z G. Point pattern matching and its application[D]. Changsha: College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, 2008.)
- [11] Yang J Z. The thin plate spline robust point matching(TPS-RPM) algorithm: A revisit[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(7): 910-918.
- [12] Besl P J, Mckay N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [13] Belongie S, Malik J, Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape contexts[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 509-522.
- [14] Zheng Y F, Doermann D. Robust point matching for nonrigid shapes by preserving local neighborhood structures[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(4): 643-649.
- [15] Christmas W J, Kittler J, Petrou M. Structural matching in computer vision using probabilistic relaxation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 749-764.
- [16] Hansen M W, Higgins W E. Relaxation methods for supervised image segmentation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(9): 949-962.
- [17] Pelillo M. The dynamics of nonlinear relaxation labeling processes[J]. Imaging and Vision, 1997, 7(4): 309-323.
- [18] Chui H, Rangarajan A. A new point matching algorithm for non-rigid registration[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2003, 89(2/3): 114-141.
- [19] Bookstein F L. Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(6): 567-585.
- [20] Jonker R, Volgenant A. A shortest augmenting path algorithm for dense and sparse linear assignment problems[J]. Computing, 1987, 38(4): 325-340.