

被动传感器组网模糊综合贴近度的数据关联算法

李 雪^{1,2}, 李鹏飞^{2,3}, 田金文¹, 黄敬雄²

(1. 华中科技大学, 湖北武汉 430000; 2. 防空兵学院, 河南郑州 450052; 3. 深圳大学光电工程学院, 广东深圳 518060)

摘 要: 针对被动传感器采样非周期且采样数据缺乏距离信息等特点, 提出了一种用于解决目标航迹与传感器量测相关联的模糊综合贴近度的数据关联算法. 由于被动传感器的量测没有距离信息且传感器探测范围小, 本算法首先设置两个关联波门进行量测筛选; 然后采用航向确定法得出航向角信息, 并综合方位角、俯仰角信息, 使用模糊综合的方法进行最终的关联, 以解决关联错误率高的问题; 最后使用扩展卡尔曼滤波进行目标状态与协方差的更新. 实验结果证明了该算法方法的有效性.

关键词: 被动传感器组网; 数据关联; 模糊综合贴近度

中图分类号: TP391; TN953

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2014)09-1812-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.09.023

A Data Association Algorithm Based on Fuzzy Synthetic Closeness in the Passive Sensor Networks

LI Xue^{1,2}, LI Peng-fei^{2,3}, TIAN Jin-wen¹, HUANG Jing-xiong²

(1. Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430000, China; 2. Air Defense Forces Academy, Zhengzhou, Henan 450052, China; 3. College of Optoelectronic Engineering, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China)

Abstract: In the passive sensor networks, the sampling data are aperiodic and lack of distance information, a data association algorithm is proposed based on fuzzy synthetic closeness. Because the measurements of passive sensor were lack of distance information and the detection ranges of passive sensor were small, the algorithm used two thresholds to select the effective measurements; then the heading-angle was obtained by the heading-angle definition method; at last the fuzzy synthetic closeness algorithm was used for the final data association, which combined the information of the azimuths and the elevations to resolve the problem of high error rate of association. The extended Kalman filter is used to update the target state and covariance. The experimental results show the validity of this algorithm.

Key words: passive sensor networks; data association; fuzzy synthetic closeness

1 引言

被动传感器组网对空监视系统具有抗电磁干扰、抗隐身、抗反辐射导弹、抗超低空突防的能力, 作为雷达网的补充可发挥重要作用. 被动传感器系统虽具有抗干扰、杂波少以及信噪比高等优点, 但其采样时间随机、采样间隔大, 且采样数据缺乏距离信息, 无法确定量测的确切位置, 使得该系统进行“量测-航迹”关联的难度增大. 目前用于解决多目标跟踪中“量测-航迹”关联问题的方法主要包括最近邻法^[1,2]、联合概率数据关联^[3]等经典方法. 最近邻法方法便于实现, 计算量小, 但抗干扰能力差, 适应于目标密度小的情况. 联合概率数据关联法适用于杂波环境中目标跟踪问题, 但它引入的联合事

件数是所有候选回波数的指数函数, 并随回波密度的增加会出现计算上的组合爆炸现象.

近年来, 模糊聚类^[4-8]、马尔可夫链蒙特卡罗 (Markov Chain Monte Carlo, MCMC)^[9]和交叉熵 (Cross Entropy, CE)^[10,11]等优化技术也分别被用于杂波环境下多目标跟踪中, 实现对量测数据与航迹的关联. 文献[4]提出了一种模糊数据关联方法, 成功地将模糊 C-均值聚类 (Fuzzy C-Means, FCM) 用于解决数据关联, 降低了计算的复杂度, 减少了计算时间, 但其主要用于主动传感器. 文献[5]采用模糊积分对被动传感器量测数据与航迹进行关联, 但其假定了量测数据中有位置信息. 文献[6]提出了被动传感器系统中通过“量测-量测”关联的方法来确定量测与目标源的对应关系, 但其需要被动传感器的

探测范围能够相互覆盖.文献[7]首先利用方位角进行一步粗关联,然后再对保留的候选关联进行交叉定位,计算各个交叉定位点与各个目标的关联概率;同时对候选关联建立各自的模糊关联度,用模糊关联度对关联概率进行修正,该算法要求多个传感器必须同时观测到目标,但是本文研究的传感器网无法满足这一条件.文献[8]采用最大熵模糊聚类进行数据关联,应用高斯粒子滤波进行目标状态更新,算法复杂度明显提高.马尔可夫链蒙特卡罗数据关联服从一个马尔可夫链分布,根据随机过程中的平稳分布理论,通过采样近似计算联合事件的后验概率,从而解决 JPDA 算法中观测与目标之间的组合爆炸问题,在目标数较多的情况下可以很好地降低算法复杂度,但该算法存在容易陷入局部最优的不足.交叉熵(Cross Entropy, CE)方法近年来被广泛用于组合优化问题的求解中,如最大割(max-cut)问题、通信网络可靠性优化问题、行车路径和旅行商等优化问题.文献[10,11]将该方法用于目标数目未知且变化的多目标跟踪中,通过求最大后验概率分布问题,以实现多目标的航迹跟踪,但该算法对状态的起始点选取要求比较高,且易受密集杂波的干扰.

由于被动系统采样数据中杂波密度小,最近邻算法的特点在某种程度上适应于该系统的数据关联,但由于缺乏距离信息而会导致关联错误率较之主动传感器大为提高.针对本系统中传感器上报数据周期不确定、上报数据缺乏距离信息的情况,本文提出了模糊综合贴近度的数据关联算法,该关联算法首先设置两个关联波门对获取的量测数据进行筛选,然后采用航向确定法^[12]得出航向角信息,并综合方位角、俯仰角信息,使用模糊综合的方法进行最终的关联,以解决关联错误率高的问题;最后使用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)进行目标状态与协方差的更新.

2 “量测-航迹”关联模型

被动传感器的量测具有杂波密度小,虚警率低等优点,但由于其缺乏距离信息,无法对目标进行定位,因此按照传统的方法进行量测与航迹关联,需要采用多次判决来寻找与航迹相关联的量测数据.

2.1 模糊综合函数

对于模糊集 $\mathbf{M}_i = [d_1, d_2, \dots, d_k]^T \in [0, 1]^k$, 如果存在一个映射 $U_k: [0, 1]^k \rightarrow [0, 1]$ 满足以下两个条件:

(1) 保序性. 即 $\forall \mathbf{M}_i, \mathbf{M}_p \in [0, 1]^k$ 有

$$\mathbf{M}_i \leq \mathbf{M}_p \Rightarrow U_k(\mathbf{M}_i) \leq U_k(\mathbf{M}_p) \quad (1)$$

(2) 综合性. 即 $\forall \mathbf{M}_i \in [0, 1]^k$, 有

$$\bigwedge_{l=1}^k d_l \leq U_k(\mathbf{M}_i) \leq \bigvee_{l=1}^k d_l \quad (2)$$

则称该映射子函数为综合函数. 本文中综合函数采用

下式

$$U_k(\mathbf{M}_i) = \left[\sum_{l=1}^k a_l d_l \right], a_l \in [0, 1]; \sum_{l=1}^k a_l = 1 \quad (3)$$

2.2 “量测-航迹”关联模型

本文关联算法采用顺序处理的方式,即一旦有量测数据出现,就将其与已有目标进行关联处理.在引入模糊综合函数之后,我们用 $T_i \in R^n$ 表示已稳定跟踪的第 i 批目标航迹,假设 k 时刻模糊集 $\mathbf{M}_i(k) = [d_{1i}, d_{2i}, \dots, d_{mi}]^T \in [0, 1]^k$ 中的元素 d_{ji} ($j = 1, 2, \dots, m$) 表示量测集中的量测 j 属于航迹 T_i 的隶属度,则量测集与目标 T_i 之间的模糊综合贴近度可定义为

$$f = U_k(\mathbf{M}_i) \quad (4)$$

则“量测-航迹”的一般模型为

$$\begin{cases} \mathbf{M}_{\text{opt}} = \arg \max_T f \\ U_k(\mathbf{M}_{\text{opt}}) > \epsilon \end{cases} \quad (5)$$

利用式(5)找出使模糊综合贴近度最大的模糊集 \mathbf{M}_{opt} , 且如果其模糊综合贴近度也大于一定门限 ϵ , 则判断该模糊集所对应的目标为最可能与量测关联的目标.

3 模糊综合贴近度的数据关联算法

在被动传感器组网系统中,可综合航向角、方位角、俯仰角、目标架数、敌我属性以及机型等信息,利用模糊综合贴近度的方法来解决数据关联问题.

3.1 航向角信息的获取

通过对被动传感器网的实际工作情形分析,在航迹起始阶段,当敌方目标刚进入被动传感器网探测范围内时,该目标距其执行任务的目的地还有一定的距离,此时敌方目标往往未进入攻击状态,仍处于临近平飞状态,可假定敌方目标在短距离(一个光学观测器进行连续两次采样的时间内)内处于直线等高飞行状态,此时我们可以利用文献[12]的航向角计算方法获得航向角 ϕ 值.

雷达位于坐标原点 O , T 为目标航迹,雷达在 $k+1$ 时刻对目标进行观测,获取目标在 B 点的测量值 $\mathbf{z}_{k+1} = [r_{k+1} \alpha_{k+1}]^T$, r_{k+1} 为雷达与目标的斜距离, α_{k+1} 为方位角. A 点为 k 时刻航迹 T 的滤波点,记为 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = [x_{k|k} \dot{x}_{k|k} y_{k|k} \dot{y}_{k|k}]^T$, $x_{k|k}$ 和 $y_{k|k}$ 分别为 x 方向和 y 方向的目标位置, $\dot{x}_{k|k}$ 和 $\dot{y}_{k|k}$ 为相应的目标速度.我们定义向量 \vec{AB} 的方向为测量航向角,记为 ϕ'_{k+1} .

在图 1 所示的直角三角形 $\triangle ABC$ 中, BC 之间的距离为 $r_{k+1} \cos(\alpha_{k+1}) - x_{k|k}$, AC 之间的距离为 $r_{k+1} \sin(\alpha_{k+1}) - y_{k|k}$, 则测量航向角用下式计算:

$$\phi'_{k+1} = \arctan\left(\frac{dz_{k+1}}{d\mathbf{x}_{k|k}}\right) = \arctan\left(\frac{r_{k+1} \cos(\alpha_{k+1}) - x_{k|k}}{r_{k+1} \sin(\alpha_{k+1}) - y_{k|k}}\right) \quad (6)$$

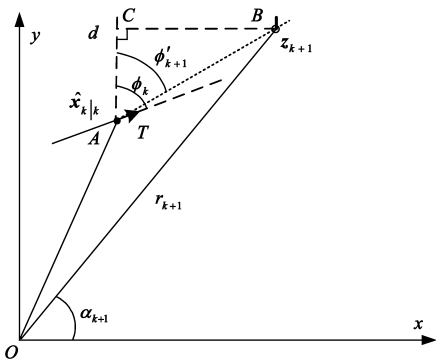


图1 航向角与测量航向角

由于通过反正切函数得到的角度值域为 $[-\pi/2, \pi/2]$, 但目标航向角一般约定取值范围为 $[-\pi, \pi]$, 因此在计算航向角时要依据 $d\mathbf{z}_{k+1}$ 和 $d\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 的符号将航向角的取值变换到 $[-\pi, \pi]$ 区间上.

3.2 量测预测及新息协方差计算

直角坐标系下离散的目标运动方程为

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{F}\mathbf{x}(k-1) + \mathbf{G}\mathbf{V}(k-1) \quad (7)$$

其中 $\mathbf{x} = [x \dot{x} y \dot{y} z \dot{z}]^T$ 为目标状态矢量, \mathbf{F} 为状态转移矩阵, \mathbf{G} 为噪声增益矩阵. 滤波器中状态估计的一步预测方程为

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1) \quad (8)$$

令 $\mathbf{F}_x = \frac{\partial(\mathbf{F}\mathbf{x})}{\partial\mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)}$, 则一步预测协方差为

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{F}_x\mathbf{P}(k-1|k-1)(\mathbf{F}_x)^T + \mathbf{Q} \quad (9)$$

其中 \mathbf{Q} 为过程噪声协方差矩阵.

在该系统的状态估计中, 通常只采用滤波器对目标的方位角和俯仰角的大小进行更新, 实际上目标运动的方向对其跟踪与关联也起着重要的作用, 如果滤

$$\mathbf{h}_x(k) = \left[\frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right]_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)} = \begin{bmatrix} -\frac{\hat{y}_1(k|k-1)}{\hat{r}_h^2} & 0 & \frac{\hat{x}_1(k|k-1)}{\hat{r}_h^2} & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{\hat{x}_1(k|k-1)\hat{z}_1(k|k-1)}{\hat{r}_h^2} & 0 & -\frac{\hat{y}_1(k|k-1)\hat{z}_1(k|k-1)}{\hat{r}_h^2} & 0 & \frac{\hat{r}_h}{r^2} & 0 \\ 0 & -\frac{\hat{y}_1(k|k-1)}{\hat{r}_h^2} & 0 & \frac{\hat{x}_1(k|k-1)}{\hat{r}_h^2} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中 $\hat{r}_h = \sqrt{[\hat{x}_1(k|k-1)]^2 + [\hat{y}_1(k|k-1)]^2}$,
 $\hat{r} = \sqrt{[\hat{x}_1(k|k-1)]^2 + [\hat{y}_1(k|k-1)]^2 + [\hat{z}_1(k|k-1)]^2}$,
 $\hat{r}_h = \sqrt{[\hat{x}_1(k|k-1)]^2 + [\hat{y}_1(k|k-1)]^2}$.

3.3 “量测-航迹”的关联

在被动传感器组网系统中, 当目标状态和目标数均已知的情况下, 量测的分配实质上就是量测与航迹之间的关联问题. 但是由于量测中没有距离信息, 因此

波器能够对目标的方位角、俯仰角的大小以及运动方向进行更新, 那么运动目标的信息就会更加完整. 这里的目标运动方向即航向角, 是指是运动目标的速度向量在水平面上的投影与某一基准方向的夹角. 根据目标飞行特点, 通过 3.1 节航向角获取方法, 就可得出目标航向角, 令 ϕ_k 表示得到的航向角, 则可将观测向量表示成 $\mathbf{z}_{k+1} = [\alpha_k \beta_k \phi_k]^T$. 而预测的观测向量与目标状态之间存在非线性的关系. 用 $\mathbf{x}_s = [x_s, 0, y_s, 0, z_s, 0]^T$ 表示传感器 S 的位置矢量, 令 $\mathbf{x}_1 = [x_1 \dot{x}_1 y_1 \dot{y}_1 z_1 \dot{z}_1]^T = \mathbf{x} - \mathbf{x}_s$ 表示目标与传感器 S 之间的相对状态矢量, 本文算法中的量测方程在传统测量方程的基础上增加了航向角的预测方程, 则该关系可表示为:

$$\hat{\mathbf{z}}_s(k|k-1) = \mathbf{h}[\hat{\mathbf{x}}_1(k|k-1)] \\ = \begin{bmatrix} \arctan[\hat{y}_1(k|k-1)/\hat{x}_1(k|k-1)] \\ \arctan[\hat{z}_1(k|k-1)/\sqrt{[\hat{x}_1(k|k-1)]^2 + [\hat{y}_1(k|k-1)]^2}] \\ \arctan[\hat{y}_1(k|k-1)/\hat{x}_1(k|k-1)] \end{bmatrix} \quad (10)$$

同传统的滤波算法一样, 观测向量也要进入滤波器更新目标状态, 只是此时除了更新方位角和俯仰角外, 还要更新航向角. 由于在滤波过程中已经估计出目标的速度, 此时只需根据航向角的定义, 利用速度矢量计算即可. 那么更新后的航向角为:

$$\hat{\phi}_{k|k} = \arctan\left(\frac{\dot{x}_{k|k}}{\dot{y}_{k|k}}\right) \quad (11)$$

预测的观测向量的协方差矩阵为

$$\mathbf{S}(k) = \mathbf{h}_x(k)\mathbf{P}(k|k-1)[\mathbf{h}_x(k)]^T + \mathbf{R} \quad (12)$$

其中 \mathbf{R} 为测量误差协方差矩阵, $\mathbf{h}_x(k)$ 为 \mathbf{h} 的雅可比矩阵. $\mathbf{h}_x(k)$ 可表示为

在进行数据关联时首先要通过设置一定的门限来排除不相关的目标, 具体步骤如下:

第一步: 一致性判断

由于光学传感器获取的目标机型和架数信息是通过人的肉眼直接观测到的, 具有很高的可信度, 因此可以认为如果量测来自同一目标, 那么, 它们的目标机型、架数一致; 如果目标机型、架数不一致, 则肯定不是同一批目标. 当判断量测与目标的机型、架数一致时则

转入下一步,否则可判断为不相关。

第二步:筛选有效传感器

由于被动传感器的量测缺乏距离信息,无法准确得知航迹预测点与量测的距离,但是获取该量测数据

$$\sqrt{[\hat{x}_1(k|k-1) - x_s]^2 + [\hat{y}_1(k|k-1) - y_s]^2 + [\hat{z}_1(k|k-1) - z_s]^2} < K \cdot d \quad (14)$$

其中 d 为传感器探测距离, K 为常数,通常可取为 3,当上报量测的传感器位置与预测中心位置的距离 3 倍于传感器探测范围时,可判断为航迹与该量测不相关,当其满足式(14)时则转入下一步。

第三步:“量测与航迹”粗关联

将航迹预测值通过坐标变换到球坐标系,取方位角和俯仰角组成向量,记为 $\hat{z}_s(k|k-1)$,以该向量为中心建立确认区(跟踪波门),对量测加以确认,找出那些落入确认区内的量测,即找出满足下式的量测

$$[\mathbf{z}_s(k) - \hat{\mathbf{z}}_s(k|k-1)]^T \mathbf{S}^{-1}(k) [\mathbf{z}_s(k) - \hat{\mathbf{z}}_s(k|k-1)] < g^2 \quad (15)$$

其中 g^2 为跟踪门的门限值,当有多于 1 批的目标满足式(15)时,则进行“量测-航迹”的最终关联。

第四步:最终关联

在完成上述三步后,量测与航迹之间关联判决仍然存在较大的模糊性,而这种模糊性可用模糊数学中

$$\begin{cases} \Delta\alpha_k^i = |\alpha_k - \alpha_k^i| = |\alpha_k - \arctan[\hat{y}_1(k|k-1)/\hat{x}_1(k|k-1)]| \\ \Delta\beta_k^i = |\beta_k - \beta_k^i| = \left| \beta_k - \arctan\left[\hat{z}_1(k|k-1)/\sqrt{[\hat{x}_1(k|k-1)]^2 + [\hat{y}_1(k|k-1)]^2}\right] \right| \\ \Delta\phi_k^i = |\phi_k - \phi_k^i| = \left| \phi_k - \arctan[\hat{y}_1(k|k-1)/\hat{x}_1(k|k-1)] \right| \\ \Delta N_k^i = |N_k - N_k^i| \end{cases} \quad (16)$$

如果采用高斯型隶属度函数,参照式(4),可定义测量与目标 i 之间的模糊综合贴近度为

$$\begin{aligned} f_k^i &= a_1 \exp\{- (\Delta\alpha_k^i/\delta_\alpha)^2\} + a_2 \exp\{- (\Delta\beta_k^i/\delta_\beta)^2\} \\ &+ a_3 \exp\{- (\Delta\phi_k^i/\delta_\phi)^2\} + a_4 \exp\{- (\Delta N_k^i/\delta_N)^2\}, \\ i &= 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (17)$$

其中 δ_α 、 δ_β 、 δ_ϕ 和 δ_N 分别为对应于 $\Delta\alpha_k^i$ 、 $\Delta\beta_k^i$ 、 $\Delta\phi_k^i$ 、 ΔN_k^i 的展度, a_1 、 a_2 、 a_3 、 a_4 为对应的权重。

高斯隶属度函数中展度取值对综合贴近度的性能有较大影响.展度的取值太大,不能有效排除来自不同目标量测间的互扰;展度太小,综合贴近度会在真实目标附近出现多个峰值.在这里,展度 δ_α 、 δ_β 、 δ_ϕ 可分别取量测的预测误差协方差,即方位角预测误差协方差 $S_{11}(k)$ 、俯仰角的预测误差协方差 $S_{22}(k)$ 、航向角的预测误差协方差 $S_{33}(k)$;而展度 δ_N 可取该批目标的实际架数 N_k^i .显然,从展度的选取来看,权重 a_1 、 a_2 、 a_3 可取为相同值,而 a_4 可通过层次分析法等方法来确定,可取与 a_1 、 a_2 、 a_3 相同的值,根据经验这里给出各权重为

$$a_1 = a_2 = a_3 = a_4 = \frac{1}{4} \quad (18)$$

的传感器位置是已知的,加之单个传感器探测范围有限,因此可以通过计算出上报量测数据的传感器位置与航迹预测点的距离,来判断量测是否与该批目标相关,即

的隶属度函数来表示,即用隶属度描述量测与目标之间的贴近度.在该系统中,判决量测与目标之间是否关联的模糊因素可分为以下四种:一是方位角量测值与由目标当时的状态求得的一步方位预测值之间的欧氏距离,二是俯仰角量测值与由目标当时的状态求得的一步俯仰预测值之间的欧氏距离,三是航向角量测值与由目标当时的状态求得的一步航向角预测值之间的欧氏距离,四是目标量测的架数值与由目标当时状态的实际值之间的欧氏距离.根据以上定义,若 k 时刻存在一量测 \mathbf{z} ,设该量测的方位角、俯仰角、航向角以及目标架数分别为 α_k 、 β_k 、 ϕ_k 和 N_k .融合中心有 m 批目标,第 i ($i=1, 2, \dots, m$) 批目标的方位角、俯仰角、航向角以及目标架数分别为 α_k^i 、 β_k^i 、 ϕ_k^i 和 N_k^i ,则该量测的方位角、俯仰角、航向角、目标架数与第 i 批目标之间的欧氏距离分别为

将展度与权重值代入式(17),量测与目标 i 之间的模糊综合贴近度为

$$\begin{aligned} f_k^i &= \frac{1}{4} \exp\{- (\Delta\alpha_k^i/S_{11}(k))^2\} \\ &+ \frac{1}{4} \exp\{- (\Delta\beta_k^i/S_{22}(k))^2\} \\ &+ \frac{1}{4} \exp\{- (\Delta\phi_k^i/S_{33}(k))^2\} \\ &+ \frac{1}{4} \exp\{- (\Delta N_k^i/N_k^i)^2\}, i = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (19)$$

模糊综合贴近度反映了量测与目标间的贴近程度,在每一真实目标处模糊综合贴近度会出现峰值,这时,可将模糊综合贴近度较大的目标判断为与量测关联的目标.根据式(5)和(19)找到与航迹关联度最大的量测即完成航迹与量测的关联。

3.4 目标状态与协方差更新

通过模糊综合贴近度确定出量测与某一批目标关联后,再利用扩展卡尔曼滤波算法对目标状态和协方差进行更新。

$$\mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} 0.5(t_k - t_{k-1})^2 & 0 & 0 \\ t_k - t_{k-1} & 0 & 0 \\ 0 & 0.5(t_k - t_{k-1})^2 & 0 \\ 0 & t_k - t_{k-1} & 0 \\ 0 & 0 & 0.5(t_k - t_{k-1})^2 \\ 0 & 0 & t_k - t_{k-1} \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$\mathbf{W}(k) = \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{h}'_x(k)\mathbf{S}^{-1}(k) \quad (21)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k) = \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) + \mathbf{W}(k)[z(k) - \mathbf{h}_x(k, \hat{\mathbf{x}}(k|k-1))] \quad (22)$$

$$\mathbf{P}(k|k) = [\mathbf{I} - \mathbf{W}(k)\mathbf{h}_x(k)]\mathbf{P}(k)[\mathbf{I} + \mathbf{W}(k)\mathbf{h}_x(k)] - \mathbf{W}(k)\mathbf{R}(k)\mathbf{W}(k)' \quad (23)$$

4 仿真实验及结果分析

实验中,该系统配置模型采用蜂窝模型进行布局,传感器阵列(10行、15列)由 15×10 个传感器组成,传感器间距为13.86km,传感器最大观测距离均为8km.观测噪声为高斯白噪声,观测方位角均方差为0.6度,俯仰角均方差为0.72度.目标飞行的初始状态如表1所示,目标在整个运动过程中的过程噪声方差均为 $\sigma_{v_x}^2 = \sigma_{v_y}^2 = 0.4(\text{m/s}^2)^2$, $\sigma_{v_z}^2 = 0(\text{m/s}^2)^2$,航向的量测噪声方差为4.6度,为更好的检验算法性能,其敌我属性、架数、机型均取相同值,目标的运动轨迹如图1所示.由于被动传感器组网系统下的目标跟踪属于弱杂波或者无杂波环境,而该环境下数据关联的最经典方法是最近邻方法,因此本文将提出的方法和最近邻法进行比较,对目标1进行50步的跟踪,以对比两种方法的位置跟踪误差;对目标2、目标3进行100次蒙特卡洛仿真,以对比两种方法的关联正确率以及消耗时间.

表1 目标初始状态

目标	$x(\text{m})$	$y(\text{m})$	$z(\text{m})$	$\dot{x}(\text{m/s})$	$\dot{y}(\text{m/s})$	$\dot{z}(\text{m/s})$
1	24000	105000	1000	210	-130	0
2	25000	9000	1500	200	100	0
3	25000	2000	1500	200	140	0

表2 目标2、目标3的正确关联率与耗时对比

	正确关联率(%)	消耗时间(s)
最近邻法	81	0.23
本文算法	95	0.27

从仿真结果来看,图3给出了两种算法对目标1的位置跟踪误差,可以非常明显的看出,本文的方法较最近邻法跟踪精度更高;表2给出了两种算法对目标2、目标3的正确关联率及耗时对比,本文算法的消耗时间略有增长,而正确关联率则有较大提高.

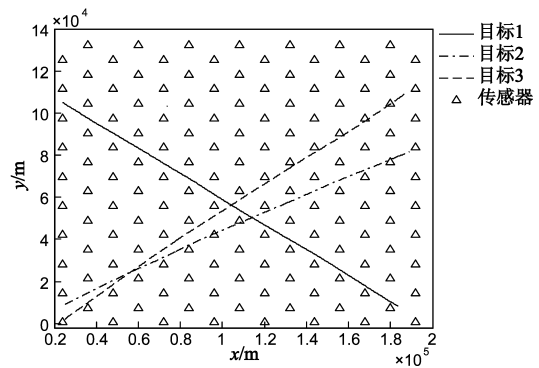


图2 目标飞行航迹

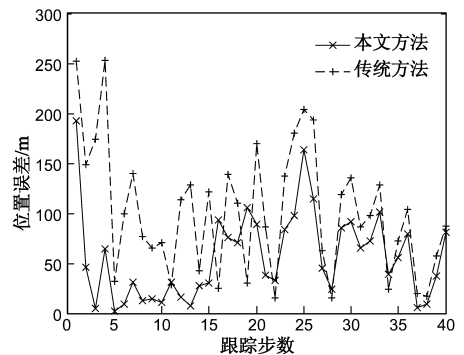


图3 目标1跟踪位置误差

5 结束语

在多传感器系统中,多目标数据关联是十分重要的问题.本文针对被动传感器组网的数据特点,提出了一种模糊综合贴近度的多目标数据关联算法.由于被动传感器的量测没有距离信息且传感器探测范围小,本算法首先设置两个关联波门进行量测筛选;然后采用航向确定法得出航向角信息,并综合方位角、俯仰角信息,使用模糊综合的方法进行最终的关联,以解决关联错误率高的问题;然后使用扩展卡尔曼滤波进行目标状态与协方差的更新.仿真实验结果表明本文算法较最近邻法性,在算法复杂度略有增长的情况下,跟踪精度得到提高,且正确关联率有较大提升.

参考文献

- [1] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜.多源信息融合(第二版)[M].北京:清华大学出版社,2010.
- [2] Singer R A, Sea R G. A new filter for optimal tracking in dense multitarget environment [A]. Proceedings of the 9th Allerton Conference Circuit and System Theory. Urbana-Champaign [C]. USA: University of Illinois, 1971.
- [3] Bar-Shalom Y, Tse E. Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association [J]. Automatica, 1975, 11(9): 451-460.

- [4] Ashraf M Aziz, Tummala M, Cristi R. Fuzzy logic data correlation approach in multisensor-multitarget tracking systems[J]. *Signal Processing*, 1999, 76(2): 195 - 209.
- [5] 裴继红, 杨 ■, 黄建军. 被动传感器阵列中复合观测数据的数据关联[J]. *火力与指挥控制*, 2005, 30(6): 68 - 70.
PEI Ji-hong, YANG Xuan, HUANG Jian-jun. Complex observation data association based on passive multisensor array[J]. *Fire Control & Command Control*, 2005, 30(3): 68 - 70. (in Chinese)
- [6] 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
XIN Yun-hong, YANG Wan-hai. A method of the passive multi-sensor multi-target measurement data association[J]. *Journal of Astronautics*, 2005, 26(6): 748 - 752. (in Chinese)
- [7] 李良群, 姬红兵, 刘进忙. 被动多传感器系统模糊-概率双加权数据关联新算法[J]. *系统仿真学报*, 2006, 18(10): 2898 - 2902.
LI Liang-qun, JI Hong-bing, LIU Jin-mang. Newfuzzy-probability weighting data association algorithm in passive sensor system[J]. *Journal of System Simulation*, 2006, 18(10): 2898 - 2902. (in Chinese)
- [8] J G Zhang, H B Ji, C Ouyang. Multitarget bearings-only tracking using fuzzy clustering technique and Gaussian filter[J]. *The Journal of Supercomputing*, 2011, 58(1): 4 - 19.
- [9] S Oh, S Russell, S Sastry. Markov chain Monte Carlo data association for multi-target tracking [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2009, 54(3): 481 - 497.
- [10] D Sigalov. Data association in multi-target tracking using cross entropy based algorithms[D]. Israel: Technion-Israel Institute of Technology, 2008.
- [11] D Sigalov, N Shimkin. Cross entropy algorithms for data association in multi-target tracking [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(2): 1166 - 1185.
- [12] 李鹏飞. 机动多目标跟踪及数据关联方法研究[D]. 深圳: 深圳大学信息工程学院, 2010.

作者简介



李 雪 男, 1981 年生于河南郑州, 讲师, 2006 年获解放军信息工程大学硕士学位, 主要研究方向为计算机视觉与模式识别.
E-mail: ghoul_gargoyle@163.com



李鹏飞(通信作者) 男, 1981 年 11 月出生于山东日照. 博士. 防空兵学院讲师, 现为深圳大学光电工程学院博士后. 获军队科技进步一等奖 1 项, 三等奖 2 项. 主要研究方向为多传感器数据融合, 目标跟踪, 雷达数据处理.
E-mail: lpf_cool@sina.com



田金文 男, 1960 年生于河北秦皇岛, 教授, 博士生导师, 1998 年获华中科技大学博士学位, 主要研究方向为遥感图像信息处理、流媒体技术及其应用、小波变换理论及其应用、图像数据压缩、目标检测与识别、增强现实与计算机软件仿真.
E-mail: jwntian@mail.hust.edu.cn



黄敬雄 男, 1963 年 9 月出生于广西崇左. 博士后. 现为防空兵学院教授, 深圳大学兼职教授, 鹏城学者. 获军队科技进步一等奖 2 项, 二等奖 1 项. 主要研究方向为多传感器数据融合, 目标跟踪.
E-mail: jxhuang@szu.edu.cn