

# 两站无源定位系统中的多目标跟踪算法研究

修建娟<sup>1,2</sup>, 何 友<sup>1</sup>, 王国宏<sup>1</sup>, 修建华<sup>1</sup>

(1. 海军航空工程学院电子工程系, 山东烟台 264001; 2. 海军工程大学兵器工程系, 湖北武汉 430033)

**摘 要:** 两站多目标纯方位跟踪中的虚假定位点识别问题是被动定位中尚待解决的一个重要问题, 本文对此问题进行了研究, 并给出了一种排除两站虚假定位点的新方法. 该方法首先根据两个观测站在初始时刻所测得的角度进行交叉定位, 由定位结果估计目标初始时刻所在的空间范围, 并对此空间范围进行分区; 然后对方位数据进行关联, 以判断哪些方位角数据可能来自同一个目标; 在每一个子区间上分别利用扩展卡尔曼滤波模型(EKF)进行滤波, 并给出目标落在每个子区间上的概率, 把此概率值作为权重对各个子区间的滤波结果进行加权来估计目标的状态; 该概率值在以后的跟踪过程中按照贝叶斯准则不断进行更新, 而更新概率低于检测门限的子区间予以取消. 通过仿真分析可看出, 利用本文提出的方法两个观测站可对多目标进行良好的定位和跟踪.

**关键词:** 交叉定位; 扩展卡尔曼滤波; 更新概率; 多目标跟踪

**中图分类号:** TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2002) 12-1763-05

## Study on Multitarget Tracking Algorithm in Two Direction-Finding Location Systems

XIU Jian-juan<sup>1,2</sup>, HE You<sup>1</sup>, WANG Guo-hong<sup>1</sup>, XIU Jian-hua<sup>1</sup>

(1. Department of Electronic Engineering, Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai, Shandong 264001, China;

2. Department of Weapon Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan, Hubei 430033, China)

**Abstract:** Recognition of ghosts is a very important unsolved problem in two direction-finding location systems. This paper studies the problem and proposes a new method to solve it. Firstly, the bearing measurements of two passive sensors are used to estimate the initial range intervals of targets that are divided into a number of subintervals. Then, the bearing measurements are associated to judge which measurements belong to the same target. An extended Kalman filter (EKF) is designed for each subinterval. And initial probability of target lying in each subinterval is also given. The combined state estimate is obtained as weighted sums of the state estimates of each subinterval. This probability is calculated recursively according to Bayes' rule in the tracking. If the probability is below a detection threshold this model is abolished. Simulation results show that by using the algorithm discussed in this paper two passive sensors can locate and track multiple targets at the same time.

**Key words:** direction-finding location; extended Kalman filter; update probability; multitarget tracking

### 1 引言

雷达在现代战争中受到反辐射导弹、电子干扰等各种威胁, 为了提高雷达自身的生存能力和有效工作能力, 人们研制和发展了许多雷达新体制和新技术, 其中雷达无源定位就是一种有效的技术途径<sup>[1,2]</sup>. 目前较常用的雷达无源定位技术一种是利用单个运动平台对目标连续测向进行定位, 另一种是利用多个平台同时测量信号到达角度或信号到达时间差来对目标进行定位, 而测向交叉定位又是无源定位中应用较多的一种. 它通过高精度的测向设备在两个以上的观测点对目标进行测向, 各个测向线的交点就是目标的位置<sup>[3,4]</sup>. 然而, 当监视区域内存在多个目标时, 若采用两个以上的观测站对

目标进行测向交叉定位, 不同的测向线相交将产生大量的虚假定位点, 近年来国内外许多学者一直致力于如何快速、准确地排除这些虚假定位点的研究. 采用三个以上的观测站对目标进行测向交叉定位虽然可以解决该问题, 但此方法的计算量随着观测站和目标数量的增多而呈指数增长, 已经证明, 当传感器多于两个时, 该方法数据关联的难度很大, 很难在给定的时间内给出一个满意解<sup>[5,6]</sup>. 而采用两个观测站进行测向交叉定位计算量虽有所减少, 但虚假点较难排除<sup>[7-9]</sup>. 在监视区域内存在  $M (M > 1)$  个目标的情况下, 两个观测站共有  $2M$  条测向线, 这些测向线相交最多可获得  $M^2$  个交叉定位点, 其中  $M(M-1)$  个定位点是虚假定位点, 人们对如何排除两站交叉定位中的这些虚假定位点进行了大量的研究, 但目前仍没

收稿日期: 2001-07-19; 修回日期: 2002-03-08

基金项目: 全国优秀博士论文作者专项基金 (No. 2000036)

有一个很好的解决办法。

文献[10,11,12]利用直角坐标(或极坐标)系下的多假设卡尔曼滤波对单站单目标被动定位问题进行了研究,并给出了模型,这种模型类似于 Yaakov Bar-Shalom 在参考文献[13]中所提出的多模型方法(the Multiple-Model Approach)。受文献[10,11,12,13]的启发,本文对基于两个观测站的多目标被动定位和跟踪问题进行了研究,并给出了一种对多目标进行跟踪的新方法。该方法(1)根据两个观测站在初始时刻所测得的方位角进行交叉定位,由定位结果估计目标初始时刻所在的空间范围,并对此空间范围进行分区;(2)对方位数据进行关联,以判断哪些方位角数据可能来自同一个目标;(3)在每一个子区间上分别建立扩展卡尔曼滤波模型(EKF),并给出目标在每个子区间上的概率,把此概率值作为权重对各个子区间的滤波结果进行加权来估计目标的状态;(4)该概率值在以后的跟踪过程中按照贝叶斯准则不断进行更新,而更新概率低于检测门限的子区间予以取消。通过仿真分析可看出,利用本文所提出的两站交叉定位算法可对多目标进行良好的距离估计,从而可以对目标进行较准确的定位,实现对多目标的跟踪。

## 2 两站交叉定位

### 2.1 目标初始空间范围的确定

设两个观测站同时对多个目标进行测向,观测站 1 初始时刻所测得的目标方位角共有  $n_1$  个,分别设为  $\theta_{11}, \theta_{12}, \dots, \theta_{1n_1}$ ; 观测站 2 初始时刻所测得的目标方位角共有  $m_1$  个,分别设为  $\alpha_{11}, \alpha_{12}, \dots, \alpha_{1m_1}$  ( $m_1$  和  $n_1$  可不同)。从这两个观测站中任选一个作为基准观测站,这里我们选取观测站 2 作为基准观测站,并把该观测站的每条测向线作为基准测向线。设非基准观测站的测向线与基准观测站的某条测向线相交共产生  $l_1$  ( $l_1 \leq n_1$ ) 个交点,在不考虑漏检和虚警的情况下该基准测向线所测得的目标必位于这些交点中。设非基准观测站的某条测向线  $\theta_h$  与基准观测站的某条测向线  $\alpha_j$  相交于  $J$  点,  $J$  点的坐标设为  $(x, y)$ , 如图 1 所示。

由这两条测向线  $\theta_h$  和  $\alpha_j$  以及两站的站址  $(x_1, y_1)$  和  $(x_2, y_2)$  可得:

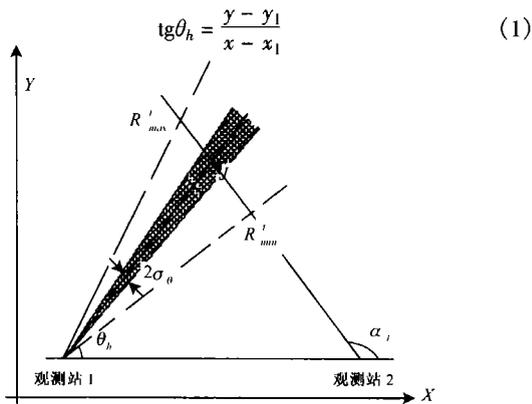


图 1 两站交叉定位图

$$\operatorname{tg} \alpha_j = \frac{y - y_2}{x - x_2} \quad (2)$$

稍加整理可求得  $J$  点的坐标为:

$$x = \frac{y_2 - y_1 + x_1 \operatorname{tg} \theta_h - x_2 \operatorname{tg} \alpha_j}{\operatorname{tg} \theta_h - \operatorname{tg} \alpha_j} \quad (3)$$

$$y = \frac{y_2 \operatorname{tg} \theta_h - y_1 \operatorname{tg} \alpha_j + (x_1 - x_2) \operatorname{tg} \theta_h \operatorname{tg} \alpha_j}{\operatorname{tg} \theta_h - \operatorname{tg} \alpha_j} \quad (4)$$

利用由式(3)、(4)所求得的  $J$  点的坐标和两个观测站的站址可求得该点到基准观测站的距离为

$$R_h^i = \sqrt{\frac{[(y_2 - y_1) + (x_1 - x_2) \operatorname{tg} \theta_h]^2 \sec^2 \alpha_j}{(\operatorname{tg} \theta_h - \operatorname{tg} \alpha_j)^2}} \quad (5)$$

同理,可求得非基准观测站的其它测向线与基准测向线  $\alpha_j$  的交点到基准观测站的距离  $R_i^j$  ( $i \neq h, i = 1, 2, \dots, l_1$ ), 并从这些交点中找出一个最远的点和一个最近的点, 设

$$R_{\max}^j = \max \{ R_1^j, R_2^j, \dots, R_{l_1}^j \} \quad (6)$$

$$R_{\min}^j = \min \{ R_1^j, R_2^j, \dots, R_{l_1}^j \} \quad (7)$$

理想情况下,基准观测线  $\alpha_j$  初始时刻所测得的目标的径向距离必位于区间  $(R_{\min}^j, R_{\max}^j)$  之内。然而由于每个观测站均存在测角误差,所以各个观测站所测得的角度相对真实角度有可能有一定的偏差,各条测向线的交点也就有可能偏离目标的真实位置,为此我们加大目标所在的初始空间范围。这里为了减少计算量在对目标的初始空间范围进行修正时忽略基准传感器的角度测量误差,而把非基准传感器的角度测量误差进行放大,则对式(4)进行修正可得

$$R_{h+}^i = \left| \frac{[(y_2 - y_1) + (x_1 - x_2) \operatorname{tg}(\theta_h + 3\sigma_\theta)] \sec \alpha_j}{\operatorname{tg}(\theta_h + 3\sigma_\theta) - \operatorname{tg} \alpha_j} \right| \quad (8)$$

$$R_{h-}^i = \left| \frac{[(y_2 - y_1) + (x_1 - x_2) \operatorname{tg}(\theta_h - 3\sigma_\theta)] \sec \alpha_j}{\operatorname{tg}(\theta_h - 3\sigma_\theta) - \operatorname{tg} \alpha_j} \right| \quad (9)$$

其中:  $\sigma_\theta$  为非基准观测站测角误差的标准差。

同理,对其它交点的径向距离进行修正可得  $R_{h+}^i$  和  $R_{h-}^i$  ( $i \neq h, i = 1, 2, \dots, l_1$ ), 则此时目标所在的初始空间范围变为  $(R_{\min}^j, R_{\max}^j)$

$$R_{\max}^j = \max \{ R_{1+}^j, R_{1-}^j, \dots, R_{h+}^j, R_{h-}^j, \dots, R_{l_1+}^j, R_{l_1-}^j \} \quad (10)$$

$$R_{\min}^j = \min \{ R_{1+}^j, R_{1-}^j, \dots, R_{h+}^j, R_{h-}^j, \dots, R_{l_1+}^j, R_{l_1-}^j \}$$

利用同样的方法可求得基准观测站的其它测向线所测得的目标的初始空间范围。在求得了各个目标的初始空间范围后,可利用下面的方法对目标进行滤波。

### 2.2 滤波器的初始化

将某个目标(假设为第  $m$  个目标,用上标  $m$  表示)的初始空间范围  $(R_{\min}^m, R_{\max}^m)$  划分成  $N$  个距离间隔不相等的子区间<sup>[10]</sup>。  $2\sigma_{R(i,m)}$  和  $R(i,m)$  分别为第  $i$  个子区间的长度和平均径向距离<sup>[11]</sup>,且满足下面两式

$$R(i, m) = R((i-1), m) + \sigma_{R((i-1), m)} + \sigma_{R(i, m)} \quad (11)$$

$$\frac{2\sigma_{R(i, m)}}{R(i, m)} = \frac{2(\rho - 1)}{\rho + 1} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

其中:

$$\rho = \left( \frac{R_{\max}^m}{R_{\min}^m} \right)^{\frac{1}{N}} \quad (13)$$

$$R(0, m) = R_{\min}^m \quad (14)$$

$$R_{\max}^m = R(N, m) + \sigma_{R(N, m)} \quad (15)$$

经过简单的数学运算由式(11)、(12)可求得第  $i$  个子区间的长度  $2\sigma_{R(i, m)}$  和平均径向距离  $R(i, m)$  分别为

$$R(i, m) = \frac{\rho^{i-1}(\rho+1)R_{\min}^m}{2} \quad (16)$$

$$2\sigma_{R(i, m)} = \rho^{i-1}(\rho-1)R_{\min}^m \quad (17)$$

在每一个子区间上用扩展卡尔曼滤波进行滤波<sup>[12]</sup>. 第  $i$  个子区间的初始状态向量为

$$\hat{X}^m(i, 1|1) = \begin{bmatrix} R(i, m)\cos(\alpha_m(1)) \\ R(i, m)\sin(\alpha_m(1)) \\ v_s\cos(\alpha_m(1)) \\ v_s\sin(\alpha_m(1)) \end{bmatrix} \quad (18)$$

其中:  $v_s$  为基准观测站的初始运动速度.

初始协方差矩阵为

$$P^m(i, 1|1) = A_{Rp}^m \begin{bmatrix} R^2(i, m)\sigma_a^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{R(i, m)}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_v^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_v^2 \end{bmatrix} A_{Rp}^{mT} \quad (19)$$

其中:  $\sigma_v$  为速度测量误差标准差的估计值,  $\sigma_a$  为基准观测站角度测量误差的标准差, 上标  $T$  表示矩阵的转置, 而

$$A_{Rp}^m = \begin{bmatrix} \sin(\alpha_m(1)) & \cos(\alpha_m(1)) & 0 & 0 \\ -\cos(\alpha_m(1)) & \sin(\alpha_m(1)) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (20)$$

目标在第  $i$  个子区间上的初始概率为

$$Pr^m(i, 1) = \frac{2\sigma_{R(i, m)}}{(R_{\max}^m - R_{\min}^m)} \quad (21)$$

该概率值在滤波过程中按照贝叶斯准则不断进行更新, 而第  $i$  个子区间上的更新概率为

$$Pr^m(i, k) = \frac{Pr^m(\alpha_m(k) | i) Pr^m(i, k-1)}{\sum_{n=1}^N Pr^m(\alpha_m(k) | n) Pr^m(n, k-1)} \quad (22)$$

其中:

$$Pr^m(\alpha_m(k) | i) = |2\pi S^m(i, k)|^{-1/2} \cdot \exp\left[-\frac{(v^m(i, k))^T (S^m(i, k))^{-1} v^m(i, k)}{2}\right] \quad (23)$$

为  $k$  时刻第  $i$  个子区间上的似然函数, 它与该区间  $k$  时刻的新息  $v^m(i, k)$  和新息协方差  $S^m(i, k)$  有关.

在利用两个观测站对多个目标进行无源定位和跟踪时, 还必须对传感器所测得的方位数据进行关联, 以判断哪些方位测量数据是来自同一个目标的, 这里可以采用通过建立方位波门的方法加以解决<sup>[13, 14]</sup>.

### 2.3 滤波模型的建立

目标的状态方程为:

$$X^m(k+1) = \Phi(k)X^m(k) + G(k)W(k) \quad (24)$$

其中:  $X^m(k)$  为该目标  $k$  时刻的状态向量,  $\Phi(k)$  为状态转移矩阵,  $W(k)$  为具有协方差阵  $Q(k)$  的零均值、白色高斯过程

噪声,  $G(k)$  是过程噪声分布矩阵, 即

$$X^m(k) = [x^m(k), y^m(k), \dot{x}^m(k), \dot{y}^m(k)]^T \quad (25)$$

$$\Phi(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$G(k) = \begin{bmatrix} T/2 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & T/2 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T \quad (27)$$

式中  $T$  为采样间隔.

该目标的量测方程为:

$$Z^m(k) = h(X^m(k)) + V(k) = \tan^{-1}\left(\frac{y_m - y_2}{x_m - x_2}\right) \quad (28)$$

其中:  $(x_2, y_2)$  为基准观测站的位置,  $(x_m, y_m)$  为第  $m$  个目标的位置,  $V(k)$  为具有协方差阵  $R(k)$  的零均值、白色高斯量测噪声.

第  $i$  个子区间状态方程的一步预测为:

$$\hat{X}^m(i, k+1|k) = \Phi(k)\hat{X}^m(i, k|k) - U(k+1) \quad (29)$$

其中:  $U(k+1)$  为从  $k$  时刻到  $k+1$  时刻的时间间隔内基准观测站位置的变化.

第  $i$  个子区间的状态预测协方差阵为:

$$P^m(i, k+1|k) = \Phi(k)P^m(i, k|k)\Phi(k)^T + G(k)Q(k)G(k)^T \quad (30)$$

进而, 可求得第  $i$  个子区间的滤波增益为:

$$G^m(i, k+1) = P^m(i, k+1|k)(H^m)^T(S^m(i, k+1))^{-1} \quad (31)$$

其中:  $H^m$  为量测矩阵

$$H^m = \frac{\partial h}{\partial \hat{X}^m(i, k+1|k)} = \left[ \frac{-\dot{y}^m(i, k+1|k) + y_2}{r_m^2}, \frac{\dot{x}^m(i, k+1|k) - x_2}{r_m^2}, 0, 0 \right] \quad (32)$$

$$r_m^2 = [\hat{x}^m(i, k+1|k) - x_2]^2 + [\hat{y}^m(i, k+1|k) - y_2]^2 \quad (33)$$

$$S^m(i, k+1) = H^m P^m(i, k+1|k) (H^m)^T + R(k+1) \quad (34)$$

为新息协方差阵.

由式(29)和(31)可求得第  $i$  个子区间的状态更新方程为:

$$\hat{X}^m(i, k+1|k) = \hat{X}^m(i, k+1|k) + G^m(i, k+1)v^m(i, k+1) \quad (35)$$

其中:  $v^m(i, k+1)$  为新息.

由式(30)~(32)可求得协方差更新方程为:

$$P^m(i, k+1|k+1) = [I - G^m(i, k+1)H^m]P^m(i, k+1|k) \quad (36)$$

其中:  $I$  为单位矩阵.

利用由式(29)~(31)和(35)~(36)组成的滤波方程不断进行迭代, 就可求得不同时刻各个子区间上的状态估计及其协方差. 把由式(22)所求得的更新概率作为权重来对各个子区间上滤波所得的状态估计和协方差进行加权, 可得该目标的状态估计及其协方差为<sup>[10, 11]</sup>.

$$\hat{X}^m(k|k) = \sum_{i=1}^N Pr^m(i, k)\hat{X}^m(i, k|k) \quad (37)$$

$$P^m(k|k) = \sum_{i=1}^N Pr^m(i, k)[P^m(i, k|k) + (\hat{X}^m(i, k|k) - \hat{X}^m(k|k))(\hat{X}^m(i, k|k) - \hat{X}^m(k|k))^T]$$

$$-\hat{X}^m(k|k))(\hat{X}^m(i,k|k) - \hat{X}^m(k|k))^T] \quad (38)$$

上述滤波模型概括起来可用图 2 所示的框图来表示:

### 3 性能分析

本文在仿真时用两个观测站对三个目标进行跟踪,两个观测站测量误差的标准差均为  $0.5^\circ$ ,采样间隔均为  $2s$ .本文在仿真时取  $\delta_s = 200m/s$ ,  $N = 8$ ,检测门限为  $10^{-3}$ .观测站和目标的转向率均为  $5^\circ/s$ ,初始运动速度均为  $250m/s$ .

设两个观测站的初始位置分别为  $(-10000m, 0m)$  和  $(3536m, 3536m)$ ,观测站 1 在第 52 秒开始转向,第 56 秒停止转向.观测器 2 在第 22 秒开始转向,第 26 秒停止转向;三个目标的初始位置分别为  $(53000m, 53000m)$ 、 $(45660m, 59500m)$  和  $(58600m, 46760m)$ ,第 22 秒三个目标开始转向,同时三个目标开始加速,加速度大小均为  $10m/s^2$ ,第 26 秒三个目标停止转向,当速度达到  $450m/s$  时目标 1 停止加速,当速度达到  $430m/s$  时目标 2 和目标 3 停止加速.仿真结果如下所示:其中图 3~图 5 为单次实验的径向距离跟踪结果,表 1 为 50 次 Monte-Carlo 实验的径向距离跟踪误差:

由图 3~图 5 可看出,利用本文提出的方法,这三个目标的径向距离跟踪结果能较快收敛,并接近于目标的真实距离.由表 1 还可看出,在目标与观测站的初始距离相距 70 公里左右的情况下,随着跟踪时间的延长,目标

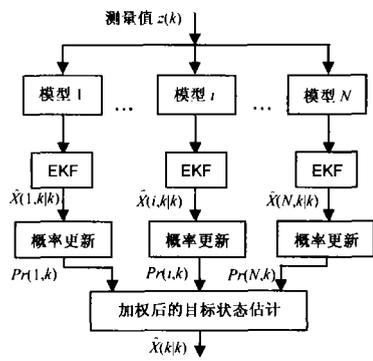


图 2 多模型滤波器结构图

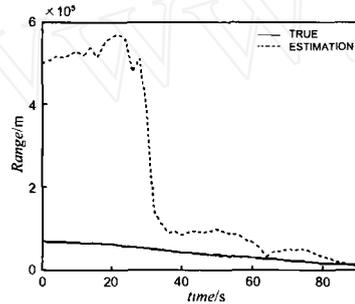


图 3 目标 1 的径向距离滤波图

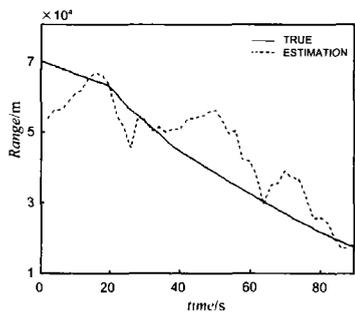


图 4 目标 2 的径向距离滤波图

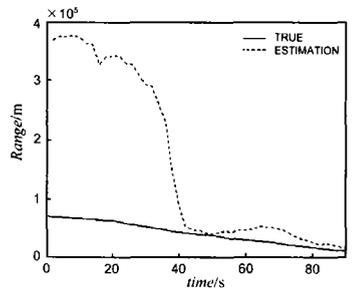


图 5 目标 3 的径向距离滤波图

1、目标 2 和目标 3 的径向距离跟踪误差最终可分别达到 2.3 公里、1.8 公里和 1.9 公里左右,能够满足工程应用的要求.

表 1 径向距离跟踪误差

更新次数	目标 1 ( $\times 10^5m$ )	目标 2 ( $\times 10^4m$ )	目标 3 ( $\times 10^5m$ )
1	4.3592	1.5159	3.0162
5	4.3835	0.8914	3.0257
9	4.5132	0.4550	2.8708
13	4.3449	0.8035	2.5897
17	1.7211	0.6581	1.5567
21	0.3836	0.7168	0.4595
25	0.4194	1.4921	0.1215
29	0.4781	1.7394	0.1395
33	0.3853	1.1958	0.1584
37	0.2136	0.7604	0.1326
39	0.1512	0.5088	0.0975
40	0.1227	0.4088	0.0783
41	0.0877	0.2988	0.0572
42	0.0494	0.1727	0.0455
43	0.0328	0.1613	0.0290
44	0.0232	0.1656	0.0219
45	0.0230	0.1847	0.0192

### 4 结论

本文对两站无源定位系统中的多目标跟踪问题进行了研究,并给出了一种两站多目标跟踪的新方法.该方法利用多假设的思想把由两个观测站交叉定位所确定的各个目标的初始空间范围分区,在每个子区间上分别用扩展卡尔曼滤波模型进行滤波,并给出目标在每个子区间上的概率,此概率值在跟踪过程中按照贝叶斯准则不断进行更新,而更新概率低于检测门限的子区间予以取消,同时把此更新概率值作为权重对各个子区间的滤波结果进行加权来估计目标的状态.通过仿真分析可看出与目标最相近的子区间的更新概率值随着跟踪次数的增多而逐渐增大,而其它子区间上的更新概率值则逐渐趋向于零.通过上面的仿真分析还可看出,利用本文提出的方法,可以有效的解决两站交叉定位中虚假定位点难以排除的问题,从而可对多目标进行良好的定位和跟踪,而且计算量比传统的方法大大减少.

### 参考文献:

[1] 何友.多目标多传感器分布信息融合算法研究[D].北京:清华大学博士论文,1996-11.  
 [2] 孙珠峰,潘应华.基于卡尔曼滤波的目标机动判别研究[J].海军航空工程学院学报,2001(4):449-451.  
 [3] Torrieri D J. Statistical theory of passive location systems[J]. IEEE Trans 1984, AES-20: 183-198.

- [4] 林象平. 雷达对抗原理[M]. 西安: 西北电讯工程学院出版社, 1985.
- [5] 周一宇, 张彬平. 无源多传感器系统中的数据相关[J]. 电子对抗, 1994, (2): 1-7.
- [6] 何友, 王国宏, 陆大钧, 彭应宁. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000.
- [7] 高勇, 肖先赐. 无先验信息时去除两基站交叉定位中得的假定位[J]. 信号处理, 1999, 15(3): 230-234.
- [8] 常青. 只测角两站被动定位系统中虚假定位点的识别方法研究[J]. 国防科技大学学报, 1993, 15(3): 74-79.
- [9] 姜青山, 汤波. 对水面舰艇导弹被动攻击的几点思考[J]. 海军航空工程学院学报, 2001(1): 186-188.
- [10] KRONHAMN T R. Target Range Estimation with Cooperating Airborne Passive Sensors[C]. Proceedings of Radarcon'97, 314-317.
- [11] KRONHAMN T R. Bearings-only target motion analysis based on a multihypothesis kalman filter and adaptive ownship motion control[J]. IEE Proceedinds on Radar, Sonar Navigation, 1998, 145(4): 247-252.
- [12] N Peach. Bearings-only Tracking Using a set of Range-Parameterised Extended Kalman Filters [J]. IEE Proceedinds on Control Theory Application, 1995, 142(1): 73-80.
- [13] Yaakov Bar-Shalom, Thomas E Fortmann. Tracking and Data Association[M]. Academic Press, INC.
- [14] 董志荣. 舰艇指控系统的理论基础[M]. 北京: 国防工业出版社, 1995.8

## 作者简介:



**修建娟** 女, 1971 年生于山东, 硕士学位, 现为武汉海军工程大学博士研究生, 主要研究方向为多传感器信息融合。



**何友** 男, 1956 年 10 月生于吉林省磐石, 教授, 博士, 博士生导师, 1982 年毕业于武汉海军工程大学, 1988 年在海工大获硕士学位, 1991.10-1992.11 在西德不伦瑞克工业大学作访问学者, 1997 年 6 月在清华大学通信与信息系统专业获博士学位, 现为烟台海军航空工程学院副院长、教授, 武汉海军工程大学兼职教授、博士生导师,

主要研究领域有: 多传感器信息融合、多目标跟踪、模式识别、雷达自适应检测方法、分布检测理论及应用等。在国内外重要学术刊物与国际会议上发表论文 260 余篇, 其中有 70 余篇论文被 SCI、EI、ISTP 等国际文摘收录, 出版专著 4 部, 有 21 项研究成果获省部级科技进步奖。曾获第二届“全国百篇优秀博士论文奖”和第三届中国“求是杰出青年实用工程奖”。