

仅有角度测量信息的多传感器融合跟踪算法¹

王宏飞 王永成* 杨成梧

(南京理工大学动力工程学院 南京 210094)

*(郑州航空工业管理学院 郑州 450015)

摘要: 仅有角度量测值的多传感器系统对目标的跟踪方法有其困难之处,但它具有较广泛的应用背景.该文以不同载体上的两部传感器为例较系统地分析了这种情况下的关联跟踪和融合滤波方法.对于无干扰信号的情况,提出了传感器的可用性矩阵,并给出了确定该矩阵的方法,建立了相应的融合估计方程;对于密集干扰信号的情况给出了融合跟踪门的建立方法和概率数据关联滤波(PDAF)算法,并对相应算法进行了仿真验证.

关键词: 多传感器, 扩展的 Kalman 滤波, 概率数据关联滤波, 数据融合

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2004)08-1196-07

A Tracking Fusion Algorithm for Angle Only Measurements from Multi-sensors

Wang Hong-fei Wang Yong-cheng* Yang Cheng-wu

(Dept. of Dynamic Eng., Nanjing Univ. of Sci. and Tech., Nanjing 210094, China)

*(Zhengzhou Institute of Aeronautical Industry Management, Zhengzhou 450015, China)

Abstract Target tracking with angle only measurements is quite difficult, but there is a strong application potential. Based on the example of two passive sensors respectively on two moving platforms, this paper systematically analyzes the fusion method in such a circumstance. For sensors without spurious responses, the sensor availability matrix is put forward and the fusion estimate equation is established. For the circumstance of dense spurious responses, the idea of tracking fusion gate for application of PDAF filter are proposed for single target tracking. Simulation result verified the novel method.

Key words Multi-sensor, Extended Kalman Filter(EKF), PDAF, Data fusion

1 引言

仅有角度量的单传感器跟踪问题中的一个重要而又困难的问题就是系统对目标距离状态存在着固有的非线性和不可观测性^[1].当目标和传感器间相对加速度为零时,目标的距离状态是不可观测的,不能对目标的距离状态进行最优估计^[2,3].仅有角度量的单传感器对目标进行滤波跟踪时,采用直角坐标系是不稳定的,采用伪线性滤波算法时,具有算法稳定、计算简便和易于实现的优点,但其距离估计有偏;采用修正球坐标系的方法可对可观测的状态变量与不可观测状态变量解耦,但计算量庞大.尽管如此,仅有角度测量信息的被动式传感器在现代战场上由于其突出的生存能力而很受重视,采用多个这样的传感器进行融合,则能有效地弥补信息的不足.

我们在以前的研究工作中^[4],对这种情况下双被动式雷达系统的跟踪精度进行了 CRLB 不等式上限计算,并借用单站跟踪的模式建立了一种基于扩展的 Kalman 滤波器(EKF)的单站

¹ 2003-01-18 收到, 2003-06-03 改回

河南省自然科学基金资助课题(批准号: 0211050500)

融合跟踪方法, 对通信带宽的影响也进行了计算分析. 本文则主要研究了运动载体上的两部仅有角度测量 (方位、俯仰) 信息的传感器融合跟踪算法.

2 直角坐标系中采用扩展的 Kalman 滤波 (EKF) 的系统模型

考虑到传感器载体通常机动性较大, 因此采用直角坐标系和 EKF 来进行状态估计. P_1 和 P_2 是两个传感器的载体平台, 为研究的方便, 取 P_1 的位置为坐标原点. 目标状态模型为

$$\mathbf{X}(k+1) = \Phi \mathbf{X}(k) + \mathbf{G}\mathbf{V}(k) \tag{1}$$

其中

$$\mathbf{X} = [x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}]^T, \quad \Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G} = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 & 0 \\ 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 \\ T & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix} \tag{2}$$

过程噪声为三维零均值高斯噪声向量, 其中协方差阵为 $\mathbf{Q} = q\mathbf{I}_{3 \times 3}$, $\mathbf{I}_{3 \times 3}$ 为 3×3 的单位阵, 于是

$$\mathbf{G}E[\mathbf{V}(k)\mathbf{V}(k)^T]\mathbf{G}^T = \mathbf{G}\mathbf{Q}\mathbf{G}^T = \begin{bmatrix} \frac{T^4}{4}q\mathbf{I}_{3 \times 3} & \frac{T^3}{2}q\mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \frac{T^3}{4}q\mathbf{I}_{3 \times 3} & T^2q\mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \tag{3}$$

其中 $E[\cdot]$ 为求数学期望.

测量方程为

$$\mathbf{Z}_1(k) = h_1(\mathbf{X}(k)) + \mathbf{W}_1(k), \quad \mathbf{Z}_2(k) = h_2(\mathbf{X}(k)) + \mathbf{W}_2(k) \tag{4}$$

扩维后的广义测量方程:

$$\mathbf{Z}(k) = \begin{bmatrix} \theta_1(k) \\ \varphi_1(k) \\ \theta_2(k) \\ \varphi_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctg[y(k)/x(k)] \\ \arctg[z(k)/\sqrt{x^2(k) + y^2(k)}] \\ \arctg[(y(k) - y_2(k))/(x(k) - x_2(k))] \\ \arctg[(z(k) - z_2(k))/\sqrt{(x(k) - x_2(k))^2 + (y(k) - y_2(k))^2}] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{W}_1(k) \\ \mathbf{W}_2(k) \end{bmatrix} \tag{5}$$

于是可得 $h(k)$ 的雅可比矩阵:

$$\mathbf{H}(k) = \left. \frac{\partial h}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\mathbf{X}=\hat{\mathbf{X}}(k/(k-1))} = \begin{bmatrix} \frac{-\hat{y}}{\hat{r}_{h_1}^2} & \frac{\hat{x}}{\hat{r}_{h_1}^2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{-\hat{x}\hat{z}}{\hat{r}_{h_1}\hat{r}_1^2} & \frac{-\hat{y}\hat{z}}{\hat{r}_{h_1}\hat{r}_1^2} & \frac{\hat{r}_{h_1}}{\hat{r}_1^2} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{-(\hat{y}-y_2)}{\hat{r}_{h_2}^2} & \frac{\hat{x}-x_2}{\hat{r}_{h_2}^2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{-(\hat{x}-x_2)(\hat{z}-z_2)}{\hat{r}_{h_2}^2\hat{r}_2^2} & \frac{-(\hat{y}-y_2)(\hat{z}-z_2)}{\hat{r}_{h_2}^2\hat{r}_2^2} & \frac{\hat{r}_{h_2}}{\hat{r}_2^2} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{6}$$

其中 $\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}$ 均为预测值, $\hat{r}_{h_1} = \sqrt{[\hat{x}(k/k-1)]^2 + [\hat{y}(k) - k - 1]^2}$, $\hat{r}_1 = \sqrt{\hat{r}_{h_1}^2 + [\hat{z}(k/(k-1))]^2}$,

$\hat{r}_{h_2} = \sqrt{[\hat{x} - x_2]^2 + [\hat{y} - y_2]^2}$, $\hat{r}_2 = \sqrt{\hat{r}_{h_2}^2 + [\hat{z} - z_2]^2}$.

$x_2(k), y_2(k), z_2(k)$ 为载体平台 P_2 的状态, 假定该状态测量是无误差的.

由 $H(k) = \begin{bmatrix} H_1(k) \\ H_2(k) \end{bmatrix}$ 便可进行状态的融合估计。 H_1 和 H_2 分别为两个传感器的各自的线性化量测阵。另外某些传感器还能获得角度变化率测量值, 此时可对 $H(k)$ 进行相应更改。

3 无干扰信号时的跟踪方法

无干扰信号时的跟踪方法相对比较简单, 而且当使用多个传感器的测量结果时, 只需将广义测量方程进行扩维即可, 但还必须考虑传感器的测量野值和因通信容量和故障以及电子干扰等原因带来的传感器测量值对于融合的可用性 (Availability) 问题。

为此引入 k 时刻的测量的可用性矩阵 $B(k)$:

$$B(k) = \text{diag}(B_1(k), B_2(k), \dots, B_N(k)) \quad (7)$$

其元素 $B_i = \text{diag}(b_{i_1}(k), b_{i_2}(k), \dots, b_{i_{m_i}}(k))$ 为传感器 i 的可用性矩阵, m_i 为传感器 i 的测量维数, 当某一维测量结果可用时, 相应元素取值为 1, 不可用时取值为 0。各传感器的测量维数可以不同, 并且各维的测量可相互独立, 亦即一个传感器可有数个子传感器。

在某一传感器所在的平台上进行集中式融合时, 可对其它传感器的测量进行野值判断, 野值不能作为系统的观测值, 应予以剔除。另外由于通信带宽限制、电子干扰引起的通信故障等原因也可能在融合中心处无法获得某一传感器 i 的量测值 (此时 $B_i(k) = 0$)。为此可将融合中心建立在某一精度较高, 并且具有不间断可用性的传感器 (假定为传感器 1) 的载体平台上, 用该传感器的测量值来估计其它所有传感器的测量值, 从而实现对其传感器的测量进行野值判定, 其作用类似于跟踪门。

传感器 1 和 i 的测量方程分别为

$$Y_i(k+1) = H_i(k+1)X(k+1) + W_i(k+1) = Y_i \quad (8)$$

$$\begin{aligned} Y_1(k+1) &= H_1(k+1)X(k+1) + W_1(k+1) \\ &= H_1 H_i^{-1}(Y_i - W_i) + W_1 = H_1 H_i^{-1} Y_i + (-H_1 H_i^{-1} W_i + W_1) \end{aligned} \quad (9)$$

将式 (8) 作为状态方程, 式 (9) 作为测量方程, 采用标准的 Kalman 滤波器, 便可基于传感器 1 的测量对其它传感器的测量值作出最优估计 $\hat{Y}'_i(k)$ 。由最优估计还能得到估计的协方差矩阵 $P_{1i}(k)$ 。

注: 被动传感器的测量方程为非线性的, 式 (8) 和式 (9) 中的测量矩阵均为线性化后的测量矩阵, 其中测量矩阵的维数和目标状态向量的维数均为 1 (对于仅有方位角的情况), 或均为 2 (对于有方位角还有俯仰角的情况), 这些矩阵是第 2 节中矩阵的子矩阵, 以保证式 (8) 和式 (9) 中矩阵的可逆性。

于是野值的判定方法为

$$\begin{cases} |\tilde{Y}'_i(k)| \leq \gamma, & Y'(k) \text{不是野值}, & B_i(k) = I_i \\ |\tilde{Y}'_i(k)| > \gamma, & Y'(k) \text{不是野值}, & B_i(k) = 0 \end{cases} \quad (10)$$

$\tilde{Y}'_i(k) = Y_i(k) - \hat{Y}'_i(k)$, 其范数 $\|\tilde{Y}'_i(k)\| = \tilde{Y}'_i(k)^T P_{1i}(k) \tilde{Y}'_i(k)$ 。当传感器 i 无子传感器时, I_i 是适维的单位阵。

γ 为门限, 可根据估计误差的高斯分布性质和置信水平 α 来确定, 其确定方法与跟踪门方法完全一样。这种方法较之基于稳态滤波的野值修正方法具有更强的自适应性, 因为其判定结果不受过程噪声参数变化的影响。然后便可由文献 [5] 中定理 11.1 得到以下的融合滤波公式:

$$\hat{X}((k+1)/(k+1)) = \hat{X}((k+1)/k) + K(k+1)[Y(k+1) - BH(k+1)\hat{X}((k+1)/k)] \quad (11)$$

$$\hat{X}((k+1)/k) = \Phi(k)\hat{X}(k/k) \quad (12)$$

滤波增益阵:

$$\begin{aligned} \mathbf{K}(k+1) &= \mathbf{B}\mathbf{P}(k+1)/(k+1)[\mathbf{H}_1(k+1)^T\mathbf{R}_1(k+1)^{-1}, \dots, \mathbf{H}_N(k+1)^T\mathbf{R}_N(k+1)^{-1}] \\ &= \mathbf{B}[\mathbf{K}_1(k+1), \dots, \mathbf{K}_N(k+1)] \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(k+1)/(k+1)^{-1} &= \mathbf{P}(k+1)/k)^{-1} + \sum_{i=1}^N [\mathbf{B}_i\mathbf{H}_i(k+1)]^T [\mathbf{B}_i\mathbf{R}_i(k+1)]^{-1} \mathbf{B}_i\mathbf{H}_i(k+1) \\ \mathbf{P}(k+1)/k &= \Phi(k/k)\mathbf{P}(k/k)\Phi(k)^T + \mathbf{G}(k)\mathbf{Q}(k)\mathbf{G}(k)^T \end{aligned} \quad (14)$$

初始条件为 $\hat{\mathbf{X}}(0/0) = \boldsymbol{\mu}$, $\mathbf{P}(0/0) = \mathbf{P}_0$.

4 密集干扰信号环境中单目标的关联跟踪算法

在密集干扰信号条件下, 如果使用通常的 PDAF 方法来进行跟踪, 那么存在两个问题: 一是如何组合来自两个传感器各自的跟踪门内的量测, 二是如何计算各个可能的量测组合 (量测对) 的条件概率. 本文提出的解决办法是基于各传感器的跟踪门和融合跟踪门.

4.1 传感器跟踪门的确定

设各传感器的量测误差是统计独立的, 各个传感器使用自己的跟踪门对目标进行量测确认, 跟踪门的形成方法可参考文献 [6].

各传感器的残差协方差阵为:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{S}_1(k) &= \mathbf{H}_1(k)\mathbf{P}_1(k/(k-1))\mathbf{H}_1^T(k) + \mathbf{R}_1(k) \\ \mathbf{S}_2(k) &= \mathbf{H}_2(k)\mathbf{P}_2(k/(k-1))\mathbf{H}_2^T(k) + \mathbf{R}_2(k) \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

各自的残差向量:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{d}_1(k) &= \mathbf{Y}_1(k) - \mathbf{H}_1(k)\hat{\mathbf{X}}(k/(k-1)) \\ \mathbf{d}_2(k) &= \mathbf{Y}_2(k) - \mathbf{H}_2(k)\hat{\mathbf{X}}(k/(k-1)) \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

由 $\mathbf{d}_1(k)$ 和 $\mathbf{d}_2(k)$ 便可构造各自的跟踪门. 为减少错误关联 (Ghost) 的数量, 可采用类似于式 (8)-(10) 的方法来进一步地筛选量测.

4.2 融合跟踪门的确定

在 k 时刻, 对单个传感器的量测进行确认, 得到 m_{k_i} ($i = 1, 2$) 个测量, 它是指 k 时刻来自传感器 i 的确认报告数, 分别来自各自的跟踪门. 于是双传感器的广义观测向量为

$$\mathbf{Z}(k) = (\mathbf{Z}_1^1(k), \dots, \mathbf{Z}_{m_{k_1}}^1(k), \mathbf{Z}_1^2(k), \dots, \mathbf{Z}_{m_{k_2}}^2(k))^T \quad (17)$$

与真实目标相关联的可能的测量值对 $(\mathbf{Z}_i^1(k), \mathbf{Z}_j^2(k))$, 记为 θ_{ij} , $i = 0, 1, \dots, m_{k_1}$, $j = 0, 1, \dots, m_{k_2}$.

i, j 等于 0 表示传感器没有与真实目标关联, 所以总共有 $(m_{k_1} + 1)(m_{k_2} + 1)$ 种可能组合. 而融合跟踪门则基于两个传感器的跟踪门, 其中的融合测量即为所有的可能组合 θ_{ij} :

$(\mathbf{Z}_0^1(k), \mathbf{Z}_0^2(k))$ 表示两个传感器的量测均为干扰信号, 即没有检测到目标;

$(\mathbf{Z}_i^1(k), \mathbf{Z}_0^2(k))$ 表示传感器 1 检测到目标, 传感器 2 没有检测到目标;

$(\mathbf{Z}_0^1(k), \mathbf{Z}_j^2(k))$ 表示传感器 1 没有检测到目标, 传感器 2 检测到目标.

此时融合跟踪门的维数为 4 (假定两个传感器均测量方位角和俯仰角), 之后可根据 $(m_{k_1} + 1)(m_{k_2} + 1) = m_k$ 个四维测量值 θ_{ij} , 采用最近邻方法进行测量的确认和跟踪滤波. 为避免最

近邻方法丢失目标, 通常采用 PDAF 方法, 而 PDAF 方法的关键问题则是如何求得可能组合 θ_{ij} 的条件概率.

可能组合 θ_{ij} 的条件概率:

$$p_{ij}(k) = p\{\theta_k/\mathbf{Z}^k\} = p\{\theta_{ij}(k)/\mathbf{Z}(k), m_k, \mathbf{Z}^{k-1}\} \quad (18)$$

由 Bayes 公式可得

$$p_{ij}(k) = \frac{1}{C} p[\mathbf{Z}(k)/\theta_{ij}(k), m_k, \mathbf{Z}^{k-1}] p\{\theta_{ij}(k)/m_k, \mathbf{Z}^{k-1}\} \quad (19)$$

$$C = \sum_{i=0}^{m_{k1}} \sum_{j=0}^{m_{k2}} p[\mathbf{Z}(k)/\theta_{ij}(k), m_k, \mathbf{Z}^{k-1}] p\{\theta_{ij}(k)/m_k, \mathbf{Z}^{k-1}\} \quad (20)$$

在融合跟踪门内将不正确的量测视为独立的均匀分布, 则有

$$p[\mathbf{Z}(k)/\theta_{ij}(k), m_k, \mathbf{Z}^{k-1}] = \begin{cases} V_k^{-m_k+1} P_G^{-1} N[\mathbf{V}_{ij}(k); 0, \mathbf{S}(k)], & i+j > 0 \\ V_k^{-m_k}, & i=0, j=0 \end{cases} \quad (21)$$

V_k 是融合跟踪门的体积, $\mathbf{S}(k)$ 为系统的更新方差矩阵, 其求取方法与普通跟踪门类似, $\mathbf{V}_{ij}(k)$ 为更新向量, $P_G = 1 - (1 - P_{G1})(1 - P_{G2})$, 其中 P_{G1} 和 P_{G2} 为正确测量分别落入两个传感器各自跟踪门的概率.

与有效测量值个数有关的 θ_{ij} 的先验概率:

$$\begin{aligned} \gamma_i(m_k) &= P\{\theta_{ij}(k)/m_k, \mathbf{Z}^{k-1}\} = P\{\theta_{ij}(k)/m_k\} \\ &= \begin{cases} \frac{1}{m_k} P_D P_G \left[P_D P_G + (1 - P_D P_G) \frac{\mu_F(m_k)}{\mu_F(m_{k-1})} \right]^{-1}, & i+j > 0 \\ (1 - P_D P_G) \frac{\mu_F(m_k)}{\mu_F(m_{k-1})} \left[P_D P_G + (1 - P_D P_G) \frac{\mu_F(m_k)}{\mu_F(m_{k-1})} \right]^{-1}, & i=0, j=0 \end{cases} \end{aligned} \quad (22)$$

$\mu_F(m_k)$ 是干扰信号个数的概率密度函数, P_D 是目标探测概率.

$$P_D = 1 - (1 - P_{D1})(1 - P_{D2}) \quad (23)$$

其中 (P_{D1}) 和 (P_{D2}) 分别为两个传感器各自的探测概率.

$$\mu_F(m_k) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mu_{F1}(x) \mu_{F2}\left(\frac{m_k}{x}\right) \frac{1}{|x|} dx \quad (24)$$

其中 μ_{F1} 和 μ_{F2} 分别为两个传感器各自的干扰信号数量的概率密度函数. 之后便可使用 PDAF 方法进行滤波了.

5 仿真分析

仿真条件为, 在第一阶段 ($k=1-20$), 两个载体以 540km/h 的速度平行向东运动, 相对距离保持为 6km, 在第二阶段 ($k=20-40$) 开始时 ($k=20$), P_1 水平方向偏北 45° 急转弯, 而 P_2 运动方向保持不变, 目标运动方向始终保持自东向西, 速度为 540km/h, 采样间隔为 2s, 测量方位角均方差均为 0.5° , 各自的检测概率均为 1, 目标模型中的状态噪声方差数值取为 900, 多余量测的产生方法采用的是文献 [4] 中方法, 假定干扰信号分布是均匀的.

对两种情况进行了仿真, 均为 50 次 Monte-Carlo 模拟的结果, 图 1 是采用融合跟踪门的 PDAF 的目标丢失百分比, 图 2 和图 3 中的数据是在干扰信号平均数为 8 的情况下仿真得到的。图 2 是双传感器采用融合跟踪门时的 PDAF 跟踪误差, 图 3 是传感器 2 测量可用率为 90% 时的融合跟踪误差。

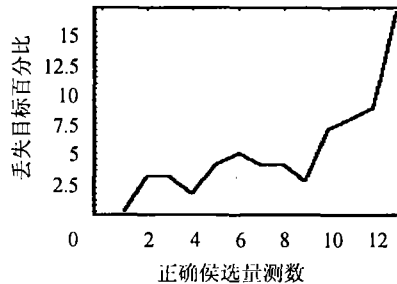


图 1 丢失目标百分比随平均正确候选量测数的变化曲线

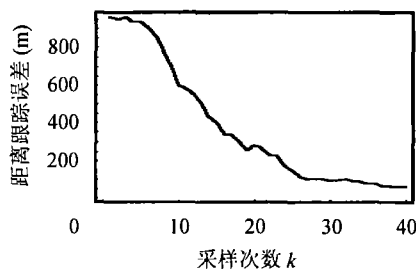


图 2 距离跟踪误差图

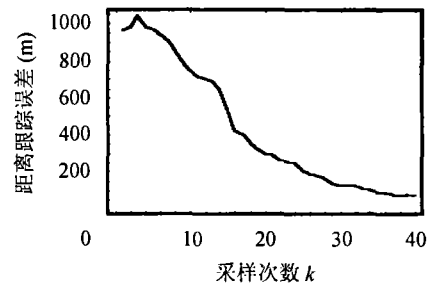


图 3 传感器 2 可用率为 90% 时的距离跟踪误差

从图中可以看出, 采用本文提出的融合跟踪门进行测量确认的跟踪方法具有较低的目标丢失率。由图 1 可见, 当平均正确候选量测数在 9 个之内时, 丢失率一般小于 5%。由图 2 可见在密集干扰的条件下对单目标的跟踪误差也令人满意, 并且收敛速度也比较快, 尤其是与目标相距较近时跟踪精度更高, 在测角精度有保证时, 基本上能够达到与主动传感器相同水平的跟踪精度。但是采用仅有角度信息的双传感器对目标进行跟踪时, 传感器之间的通信要求是比较高的。图 3 中示出了远方传感器不具有持续的可用性时的融合跟踪误差, 可见此时较之完全可用的情况要稍差些。

6 结束语

仅有角度测量值传感器多为被动式传感器, 其探测通常是利用目标自身的辐射、电子装备的辐射、目标受空间其它辐射源的照射所产生的散射以及目标运动所引起的媒质的辐射等进行的, 由这种传感器所组成的系统具有很好的被动探测隐蔽性, 抗干扰能力和生存能力均较强。但由于不能直接获得距离信息, 因此对目标的跟踪有其困难之处。本文以不同载体上的两部传感器为例较系统地分析了这种情况下的关联跟踪和融合滤波方法。对于无干扰信号的情况, 提出了传感器的可用性矩阵, 并给出了确定该矩阵的方法, 建立了相应的融合滤波方法。该方法通过可用性矩阵来对测量野值和通信故障进行自适应融合跟踪; 对于密集干扰信号的情况给出了融合跟踪门的建立方法和 PDAF 滤波算法, 仿真结果验证了该方法的有效性。而干扰信号环境下的仅有角度测量信息的多目标跟踪方法则是需要进一步研究的问题。

参 考 文 献

- [1] Farina A. Target tracking with bearings only measurements[J]. *Signal Processing*, 1999, 78(1): 61-78.
- [2] Ristic, Arulampalam, Musso. The influence of communication bandwidth on target tracking with angle only measurements from two platforms[J]. *Signal Processing*, 2001, 81(9): 1801-1811.
- [3] Fogel E, Gavish M. Nth-order dynamics target observability from angle measurements[J]. *IEEE Trans. on AES*, 1988, 24(3): 305-308.
- [4] 王宏飞, 杨成梧. 双被动雷达交会跟踪的精度分析与跟踪算法 [J]. 电子学报, 2003, 31(3): 471-474.
- [5] 何友, 王国宏, 陆大铨, 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: 238-264.
- [6] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1991: 267-278.

王宏飞: 男, 1972年生, 讲师, 博士生, 研究方向: 控制理论与控制工程、多传感器信息融合、武器系统效能分析. 已发表论文 20 余篇, 两项成果获军队科技进步奖.

王永成: 男, 1965年生, 副教授, 博士, 研究方向: 多传感器信息融合、迭代学习控制, 发表论文 30 余篇, 出版专著 2 本, 5 项成果获省部级科技进步奖.

杨成梧: 男, 1937年生, 教授, 博士生导师, 研究方向: 现代信号处理、广义系统理论、自适应逆控制. 已发表论文 90 多篇.