

基于 IMMEPF 的多普勒盲区目标异类多传感器联合跟踪

付莹^{1,2}, 汤子跃¹, 孙永健^{1,3}

(1. 空军预警学院, 武汉 430019; 2. 中国人民解放军 95333 部队, 长沙 410114;

3. 北京无线电测量研究所, 北京 100854)

摘要: 对于机载脉冲多普勒雷达, 多普勒盲区是不可避免的。为解决多普勒盲区内机动目标跟踪问题, 提出了基于扩展卡尔曼粒子滤波 (IMMEPF) 的雷达和 ESM 联合跟踪算法。该算法融合了交互式多模型 (IMM)、粒子滤波 (PF) 和扩展卡尔曼滤波 (EKF) 的优势, 采用多模型结构以匹配目标的运动模型。粒子滤波能处理非线性、非高斯问题, 而采用 EKF 产生粒子, 由于考虑了当前观测值, 使得粒子的分布更接近后验概率密度分布, 克服粒子的退化现象, 从而提高估计精度。仿真结果表明, 给出的算法能够显著提高对落入多普勒盲区内的目标点迹的跟踪精度。

关键词: 目标跟踪; 多普勒盲区; 异类多传感器; 交互多模; 扩展卡尔曼粒子滤波

中图分类号: V271.4; TN951 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2013)05-0088-06

Heterogeneous Multi-Sensor Joint Tracking of Target Hidden in Blind Doppler Zone Based on IMMEPF

FU Ying^{1,2}, TANG Ziyue¹, SUN Yongjian^{1,3}

(1. Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China; 2. No. 95333 Unit of PLA, Changsha 410114, China;

3. Beijing Institute of Radio Measurement, Beijing 100854, China)

Abstract: For airborne pulse Doppler (PD) radar, the blind Doppler zone (BDZ) is inevitable. To solve the problem of tracking maneuvering targets in BDZ, a joint tracking algorithm of radar and Electronic Support Measure (ESM) based on extended Kalman particle filter (IMMEPF) was presented, which combined the advantages of interactive multiple model (IMM), particle filter (PF) and extended Kalman filter (EKF), and adopted multi-model structure to match the target's movement model. Particle filter was capable of handling the non-linear, non-Gaussian problem, and EKF was used to generate particle. The particle distribution was closer to a posterior probability density distribution due to its consideration of current measurements, which overcame the particle degradation phenomenon, thus improving the estimation accuracy. Simulation results showed that the given algorithm could significantly improve the tracking accuracy of targets hidden in BDZ.

Key words: target tracking; blind Doppler zone; heterogeneous multi-sensor; interactive multiple model; extended Kalman particle filter

0 引言

对空模式下, 目标回波有时会落入预警机雷达多普勒盲区, 造成预警机雷达有时会出现目标暂消和重新起批的现象, 一批目标被分成不连续的两批或者多批目标, 降低了雷达情报质量, 这在一定程度上影响了预警机整体效能的发挥。其根本原因在于预警机雷达

采用 PD 体制, 存在多普勒盲区是 PD 体制雷达的固有问題, 且无法逾越^[1-4], 从而导致多普勒频率落入盲区的目标与杂波和地面低速目标一起被滤除。

而在大多数情况下, 如果主、被动传感器配合使用, 可以成为既相互独立又彼此补充的探测跟踪手段。针对上述问题, 本文采用雷达和 ESM 对进入预警机雷达多普勒盲区的目标进行联合跟踪。当目标不在多普勒盲区时, 雷达和 ESM 均可得到对目标的量测, 进而实现联合跟踪; 当目标在多普勒盲区时, 只有 ESM 量测值, 由 ESM 单独跟踪目标, 直到目标走出多普勒盲区。

由于雷达和 ESM 的量测是非线性的,常用的滤波算法有扩展卡尔曼滤波(EKF)^[5-7]、无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)^[8]等算法,这些算法均要求观测噪声和系统噪声为高斯白噪声,实际上这些噪声都不是高斯白噪声,因此,上述算法在实际应用中都存在缺陷。近年来,随着计算能力以及统计理论的发展,粒子滤波(PF)^[9-12]算法由于对系统和噪声的性质没有过多的限制而备受关注。但是标准的粒子滤波算法是用先验概率密度作为建议分布,没有考虑最新观测信息。当观测噪声很小时,滤波精度反而变差甚至有可能发散。本文提出了一种融合 IMM^[9,13]、EKF 和 PF 的滤波方法——IMMEPF 算法来避免粒子退化。采用 EKF 生成新的建议分布并从中采样,能够较好地利用观测值提供的信息,提高滤波算法的性能。该算法采用交互式多模型结构,各模型的滤波方法采用 EPF 算法,模型中的粒子数目固定且独立于模型概率,以充分体现多模型的特点,模型间的粒子集彼此交互以便进行动态调整。仿真结果表明,基于 IMMEPF 算法的雷达与 ESM 联合目标跟踪方法不仅克服了多普勒盲区对目标跟踪的影响,而且获得了较高的目标跟踪精度。

1 基本原理与问题的提出

1.1 目标多普勒偏移和多普勒盲区

运动目标相对预警机雷达的多普勒频移可表示为

$$f_d = 2(V_a \cos \psi + V_t \cos \beta) / \lambda \quad (1)$$

由于平台高速运动,一些地面和海上的静止目标也会产生多普勒频移,其表达式为

$$f_{dc} = \frac{2V_a}{\lambda} \cos \theta \cos \varphi = \frac{2V_a}{\lambda} \cos \psi \quad (2)$$

式中: V_a 和 V_t 分别为预警机和目标的飞行速度; ψ 为预警机飞行航线和雷达视线的夹角; β 为目标航线和雷达视线的夹角; θ 和 φ 分别为方位角度和预警机雷达波束的仰角; H 代表平台的高度; R 为从平台到一个杂波单元的径向距离。

想定的目标航迹如图 1 所示。

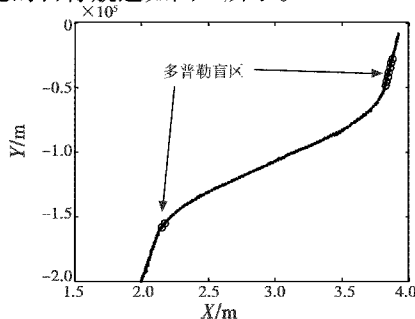


图 1 目标航迹
Fig. 1 Target track

可以看出,当目标落入多普勒盲区,即 $f_d - f_{dc} \in \Omega$ 时,其中, $\Omega = \{f_{dc} | f_{dc} \in [-f_T, f_T]\}$ 表示多普勒盲区区域,雷达开始丢失目标航迹点。在整个目标航迹中,目标会落入两个想定的多普勒盲区中。

1.2 目标运动与传感器量测建模

如图 2 所示,假设雷达和 ESM 同平台配置。

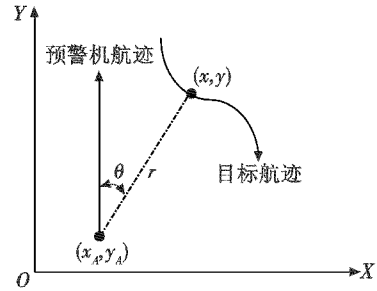


图 2 预警机和目标的几何关系图

Fig. 2 The geometry of AEW and target

匀速运动模型和匀加速模型是最常用的两个模型,本文采用这两个模型描述目标运动模型,状态方程为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{G}_k \mathbf{W}_{k-1} \quad (3)$$

式中: \mathbf{X} 是目标状态矢量,定义为 $\mathbf{X} = [x \ \dot{x} \ \ddot{x} \ y \ \dot{y} \ \ddot{y}]^T$; x 和 y 表示目标位置; \mathbf{W} 表示零均值的高斯白噪声过程,其协方差是 $Q(k)$ 。

两个模型的状态转移矩阵和噪声增益矩阵分别为

$$\mathbf{F}_1 = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\mathbf{F}_2 = \begin{bmatrix} 1 & T & 0.5T^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & 0.5T^2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{G}_2 = \begin{bmatrix} 0.5T^2 & 0 \\ T & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 0.5T^2 \\ 0 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

在式(4)和式(5)中:下标 1 和 2 分别代表 CV 模型和 CA 模型; T 是采样时间间隔,并假设过程噪声方差不随时间改变。

雷达的量测模型可以写成

$$\mathbf{Z}_{rk} = \mathbf{h}_r(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_k \quad (6)$$

其中:

$$\mathbf{h}_r(\mathbf{X}_k) = \begin{bmatrix} r \\ \theta_r \\ \dot{r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_k - x_A)^2 + (y_k - x_A)^2} \\ \arctan\left(\frac{y_k - x_A}{x_k - x_A}\right) \\ \frac{\dot{x}_k(x_k - x_A) + \dot{y}_k(y_k - x_A)}{\sqrt{(x_k - x_A)^2 + (y_k - x_A)^2}} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

表示 k 时刻的量测矢量; $\mathbf{h}_r: \mathbf{R}^{2n} \times \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^r$ 为雷达的非线性量测泛函; \mathbf{V} 为量测高斯噪声。ESM 的量测模型可以写成

$$\mathbf{Z}_{ek} = \mathbf{h}_e(\mathbf{X}_k) + \boldsymbol{\eta}_k \quad (8)$$

其中:

$$\mathbf{h}_e(\mathbf{X}_k) = \begin{bmatrix} \theta_e \\ \dot{\theta}_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan\left(\frac{y_k - x_A}{x_k - x_A}\right) \\ \frac{\dot{y}_k(x_k - x_A) + \dot{x}_k(y_k - x_A)}{(x_k - x_A)^2 + (y_k - x_A)^2} \end{bmatrix}, \quad (9)$$

表示 ESM 在 k 时刻的量测矢量; $\mathbf{h}_e: \mathbf{R}^{2n} \times \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^{n_e}$ 是 ESM 的非线性量测泛函; $\boldsymbol{\eta}$ 为 ESM 的量测高斯噪声。

2 IMMEPF 算法

2.1 扩展卡尔曼粒子滤波

粒子滤波最先是 Gordon 等人提出的,其滤波算法不受模型线性、高斯假设约束,适用于任意非线性非高斯动态系统。标准粒子滤波算法如下所述。

1) 初始化。对于 $k=0$, 根据状态先验分布 $p(\mathbf{X}_0)$, 建立初始状态粒子集 $\{\mathbf{X}_0^{(i)}, w_0^{(i)}\}_{i=1}^N$, 其中 $w_0^{(i)} = \frac{1}{N}$ 。

2) 对于 $k=1, 2, \dots, T$, T 是测量点集的长度。

① 采样。

从状态转移概率密度函数 $p(\mathbf{X}_k^{(i)} | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)})$ 采样得到

新的粒子集 $\{\tilde{\mathbf{X}}_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。

② 权值计算。

根据 $\omega_k^{(i)} = \omega_{k-1}^{(i)} \frac{p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^{(i)})p(\mathbf{X}_k^{(i)} | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)})}{q(\mathbf{X}_k^{(i)} | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_{1:k})}$ 计算粒

子 $\tilde{\mathbf{X}}_k^{(i)}$ 的权 $\tilde{w}_k^{(i)}$, 并进行归一化 $w_k^{(i)} = \frac{\tilde{w}_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^N \tilde{w}_k^{(j)}}$ 。其中,

$p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^{(i)})$ 可以根据测量方程求得, 而 $p(\mathbf{X}_k^{(i)} | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)})$ 则由系统方程确定。当测量噪声和系统噪声均为高斯分布时, 其表达式分别为

$$p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^{(i)}) = (2\pi)^{-n_z/2} |\mathbf{R}|^{-1/2} \cdot$$

$$\exp\left\{-\frac{1}{2}[\mathbf{Z}_k - h(\mathbf{X}_k^{(i)})]^T \mathbf{R}^{-1}[\mathbf{Z}_k - h(\mathbf{X}_k^{(i)})]\right\} \quad (10)$$

$$p(\mathbf{X}_k^{(i)} | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)}) = (2\pi)^{-n_x/2} |\mathbf{Q}|^{-1/2} \cdot$$

$$\exp\left\{-\frac{1}{2}[\mathbf{X}_k^{(i)} - f(\mathbf{X}_{k-1}^{(i)})]^T \mathbf{Q}^{-1}[\mathbf{X}_k^{(i)} - f(\mathbf{X}_{k-1}^{(i)})]\right\} \quad (11)$$

式中: \mathbf{R} 为量测误差方差阵; \mathbf{Q} 为系统误差方差阵。

3) 状态估计输出: $\hat{\mathbf{X}}_k = \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} \tilde{\mathbf{X}}_k^{(i)}$ 。

4) 重采样。根据粒子的权 $w_k^{(i)}$ 从粒子集 $\{\tilde{\mathbf{X}}_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ 重新抽取 N 个粒子 $\{\mathbf{X}_k^{(i)}\}_{i=1}^N$, 并令 $w_k^{(i)} = \frac{1}{N}$, 则建立新的粒子集 $\left\{\mathbf{X}_k^{(i)}, \frac{1}{N}\right\}_{i=1}^N$ 。

在标准粒子滤波中, 建议分布给出

$$q(\mathbf{X}_k^{(i)} | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_{1:k}) = p(\mathbf{X}_k^{(i)} | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)}) \quad (12)$$

因此, $\omega_k^{(i)} = \omega_{k-1}^{(i)} p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^{(i)})$, 即在计算各粒子权值的时候没有考虑最新量测值的影响。

经过若干递推步骤后, 有可能出现粒子退化现象。为了减轻退化现象, 通常是通过重采样来消除低权值的粒子并复制高权值的粒子。但是不管用何种方法都是为了提高所选的建议分布与后验分布的接近程度, 这是因为粒子集是根据建议分布选取的。因此, 减轻退化现象的关键是建议分布的选取。提供建议分布就得到了扩展卡尔曼粒子滤波器 (Extended Kalman Particle Filter, EPF)。EPF 算法充分考虑了当前时刻的量测, 使得粒子的分布更加接近其后验概率分布, 滤波精度相对较高。

由于 EKF 是最小均方误差 (MMSE) 估计器, 每个粒子在 k 时刻的状态估计是 $\bar{\mathbf{X}}_k^{(i)}$, 协方差是 $\bar{\mathbf{P}}_k^{(i)}$, 用它们来产生新的粒子集:

$$\mathbf{X}_k^{(i')} \sim N(\bar{\mathbf{X}}_k^{(i)}, \bar{\mathbf{P}}_k^{(i)}) \quad (13)$$

建议分布的表达式可以写成

$$q(\mathbf{X}_k^{(i')} | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_{1:k}) = (2\pi)^{-n_x/2} |\bar{\mathbf{P}}_k^{(i)}|^{-1/2} \cdot$$

$$\exp\left\{-\frac{1}{2}[\mathbf{X}_k^{(i')} - \bar{\mathbf{X}}_k^{(i)}]^T \bar{\mathbf{P}}_k^{(i)-1}[\mathbf{X}_k^{(i')} - \bar{\mathbf{X}}_k^{(i)}]\right\} \quad (14)$$

2.2 IMMEPF 算法

交互式多模型 (IMM) 算法是通过选取一个模型集来描述目标系统的运动模型, 其中每个模型与系统的一个特定运动模型相匹配; 然后基于每一个模型的滤波器并行滤波, 利用每个滤波器输出的残差以及各模型的先验概率密度, 得出当前时刻与模型匹配的模型概率, 系统的状态估计就是各模型滤波器估计的概率加权和。该算法引入了输入交互的动态多模型算法, 在所有实际可行的非线性次优滤波算法中, IMM 算法被认为是迄今为止最有效的算法之一。

为了提高 IMM 算法的估计精度, 本文引入了 EKF 算法和非线性机动模型。每个模型中的粒子可以根据

先验概率密度随机采样获得,再由模型匹配的 EKF 滤波器对粒子进行交互和更新,最后,对粒子加权求和。此算法有较高的估计精度且能对付非线性非高斯的问题。

合适的多模型结构和 EKF 算法能有效提高预测和估计的精度。IMMEPF 算法的具体步骤如下所述。

1) 随机抽取粒子。在 k 时刻,根据状态变量的均值和方差随机抽取各个模型的粒子集,粒子数为 N 。设 m 个模型的各个随机抽取的粒子状态值和方差分别为 $\hat{x}_j^n(k)$ 和 $\hat{P}_j^n(k)$,其中, $n=1,2,\dots,N, j=1,2,\dots,m$ 。

2) 输入交互。对各模型的相应粒子进行输入交互,当模型的预测概率 $\mu_{ij}(k) = \pi_{ij} \mu_i(k) / \sum_{i=1}^m \pi_{ij} \mu_i(k)$ 时,则有

$$\mathbf{H}_{rk,1}^{(i)} = \begin{bmatrix} \frac{x_k}{r} & 0 & \frac{y_k}{r} & 0 \\ -\frac{y_k}{r^2} & 0 & \frac{x_k}{r^2} & 0 \\ \frac{\dot{y}_k r^2 - 2x_k(x_k \dot{y}_k - y_k \dot{x})}{r^4} & -\frac{y_k}{r^2} & \frac{-\dot{x} r^2 - 2y_k(x_k \dot{y}_k - y_k \dot{x})}{r^4} & \frac{x_k}{r^2} \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$\mathbf{H}_{rk,2}^{(i)} = \begin{bmatrix} \frac{x_k}{r} & 0 & 0 & \frac{y_k}{r} & 0 & 0 \\ -\frac{y_k}{r^2} & 0 & 0 & \frac{x_k}{r^2} & 0 & 0 \\ \frac{\dot{y}_k r^2 - 2x_k(x_k \dot{y}_k - y_k \dot{x})}{r^4} & -\frac{y_k}{r^2} & 0 & \frac{-\dot{x} r^2 - 2y_k(x_k \dot{y}_k - y_k \dot{x})}{r^4} & \frac{x_k}{r^2} & 0 \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$\mathbf{H}_{ek,1}^{(i)} = \begin{bmatrix} -\frac{y_k}{r^2} & 0 & \frac{x_k}{r^2} & 0 \\ \frac{\dot{x}_k r^2 - x_k(\dot{x}_k x_k + \dot{y}_k y_k)}{r^3} & \frac{x_k}{r} & \frac{\dot{x}_k r^2 - x_k(\dot{x}_k x_k + \dot{y}_k y_k)}{r^3} & \frac{y_k}{r} \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$\mathbf{H}_{ek,2}^{(i)} = \begin{bmatrix} -\frac{y_k}{r^2} & 0 & 0 & \frac{x_k}{r^2} & 0 & 0 \\ \frac{\dot{x}_k r^2 - x_k(\dot{x}_k x_k + \dot{y}_k y_k)}{r^3} & \frac{x_k}{r} & 0 & \frac{\dot{x}_k r^2 - x_k(\dot{x}_k x_k + \dot{y}_k y_k)}{r^3} & \frac{y_k}{r} & 0 \end{bmatrix} \quad (21)$$

判断目标是否落入多普勒盲区,即是否有 $f_d - f_{dc} \in \Omega$ 。如果 $f_d - f_{dc} \notin \Omega$,则

$$\mathbf{H}_{k,1}^{(i)} = [\mathbf{H}_{rk,1}^{(i)}; \mathbf{H}_{ek,1}^{(i)}] \quad (22)$$

$$\mathbf{H}_{k,2}^{(i)} = [\mathbf{H}_{rk,2}^{(i)}; \mathbf{H}_{ek,2}^{(i)}] \quad (23)$$

$$\mathbf{Z}_k = [\mathbf{Z}_{rk}; \mathbf{Z}_{ek}] \quad (24)$$

$$\mathbf{h}_k(\bar{\mathbf{X}}_{k,k-1}^{(i)}) = [\mathbf{h}_{rk}(\bar{\mathbf{X}}_{k,k-1}^{(i)}); \mathbf{h}_{ek}(\bar{\mathbf{X}}_{k,k-1}^{(i)})] \quad (25)$$

如果 $f_d - f_{dc} \in \Omega$,则

$$\mathbf{H}_{k,1}^{(i)} = \mathbf{H}_{ek,1}^{(i)} \quad (26)$$

$$\mathbf{H}_{k,2}^{(i)} = \mathbf{H}_{ek,2}^{(i)} \quad (27)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{Z}_{ek} \quad (28)$$

$$\mathbf{h}_k(\bar{\mathbf{X}}_{k,k-1}^{(i)}) = \mathbf{h}_{ek}(\bar{\mathbf{X}}_{k,k-1}^{(i)}) \quad (29)$$

由 EKF 更新粒子状态,则:

$$\mathbf{x}_j^n(k) = \sum_{i=1}^m \hat{\mathbf{x}}_j^n(k) \mu_{ij}(k) \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_j^n(k) = \sum_{i=1}^m \mu_{ij}(k) \{ \hat{\mathbf{P}}_j^n(k) + [\hat{\mathbf{x}}_j^n(k) - \mathbf{x}_j^n(k)] \cdot [\hat{\mathbf{x}}_j^n(k) - \mathbf{x}_j^n(k)]^T \} \quad (16)$$

$$\mathbf{P}(k+1) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{P}^n(k+1) \quad (17)$$

3) 模型匹配 EKF 滤波器。将粒子 $\{\mathbf{x}_j^n(k), \mathbf{P}_j^n(k), n=1,2,\dots,N\}$ 代入基于第 j 个模型的 EKF 滤波器,利用 EKF 进行状态更新,即在 $k+1$ 时刻的第 n 个粒子的状态变量 $\mathbf{x}_j^n(k+1)$ 及其方差 $\mathbf{P}_j^n(k+1)$,似然函数 $\Lambda_j^n(k+1)$ 和相应的权值 $W_j^n(k+1)$ 。

计算量测模型的雅可比行列式 $\mathbf{H}_{k,j}^{(i)}$

$$\bar{\mathbf{X}}_{k,k-1}^{(i)} = \mathbf{F} \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^{(i)};$$

$$\bar{\mathbf{P}}_{k,k-1}^{(i)} = \mathbf{H}_k^{(i)} \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \mathbf{H}_k^{T(i)} + \mathbf{G}_k \mathbf{Q}_k \mathbf{G}_k^T;$$

$$\mathbf{K}_k = \bar{\mathbf{P}}_{k,k-1}^{(i)} \mathbf{H}_k^{T(i)} [\mathbf{H}_k^{(i)} \bar{\mathbf{P}}_{k,k-1}^{(i)} \mathbf{H}_k^{T(i)} + \mathbf{R}_k]^{-1};$$

$$\bar{\mathbf{X}}_k^{(i)} = \bar{\mathbf{X}}_{k,k-1}^{(i)} + \mathbf{K}_k [\mathbf{Z}_k - \mathbf{h}_k(\bar{\mathbf{X}}_{k,k-1}^{(i)})];$$

$$\bar{\mathbf{P}}_k^{(i)} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k^{(i)}] \bar{\mathbf{P}}_{k,k-1}^{(i)}.$$

4) 重采样。计算每个模型粒子的权值并重采样,从而得到权值相同的优化粒子集。

5) 模型概率更新。

$$\mu_j^n(k+1) = \frac{\Lambda_j^n(k+1) \bar{c}_j^n}{\sum_{j=1}^m \Lambda_j^n(k+1) \bar{c}_j^n} \quad (30)$$

式中, $\bar{c}_j^n = \sum_{i=1}^m \pi_{ij} \mu_j^n(k)$ 。

6) 组合输出。对 m 个模型相应的粒子集进行加权求和, 估计出下一时刻 $k+1$ 状态的均值 $x(k+1)$ 和方差 $P(k+1)$ 。

$$x^n(k+1) = \sum_{j=1}^m x_j^n(k+1) \mu_j^n(k+1) \quad (31)$$

$$x(k+1) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x^n(k+1) \quad (32)$$

$$P_{k+1}^n = \sum_{j=1}^m \mu_j^n(k+1) \{ P_{j,k+1}^n + [x_j^n(k+1) - x(k+1)] \cdot [x_j^n(k+1) - x(k+1)]^T \} \quad (33)$$

3 仿真分析

本节主要仿真验证基于 IMMEPF 的雷达与 ESM 联合跟踪方法在多普勒盲区目标跟踪中的应用。

仿真以同平台配置雷达和 ESM 两部传感器构成的系统为例。假设雷达和 ESM 的采样间隔为 0.1 s, ESM 的采样间隔为 0.1 s, 同时检测到运动目标的航迹。雷达的工作波长是 $\lambda = 0.23$ m, 过程噪声 $\sigma_x = \sigma_y = 0.01$ m, 雷达量测的距离标准差 $\sigma_r = 100$ m, 角度标准差 $\sigma_{\theta} = 0.003$ rad, 距离变化率标准差 $\sigma_{\dot{r}} = 10$ m/s。ESM 量测的角度标准差是 $\sigma_{\theta} = 0.005$ rad, 角度变化率的标准差 $\sigma_{\dot{\theta}} = 0.001$ rad/s, 多普勒盲区目标的速度门限为 $L_0 = 46$ m/s。粒子的数目 M 为 50, 假设模型序列是一阶马尔可夫链, 其转移概率矩阵为

$$P_{ij} = \begin{bmatrix} 0.96 & 0.04 \\ 0.04 & 0.96 \end{bmatrix} \quad (34)$$

作为比较, 同时采用了 IMMEKF 算法进行跟踪。跟踪精度评估的均方根误差可以定义为

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{[x_i(i) - \hat{x}(i)]^2 + [y_i(i) - \hat{y}(i)]^2}{2}} \quad (35)$$

式中: N 取 100, 为蒙特卡罗仿真次数; $\hat{x}(i)$ 和 $y_i(i)$ 是第 i 次蒙特卡罗仿真中 k 时刻滤波器的位置估计。

目标飞行的典型航迹如图 1 所示。图 3 给出的是模型状态转移概率随时间的变化曲线。

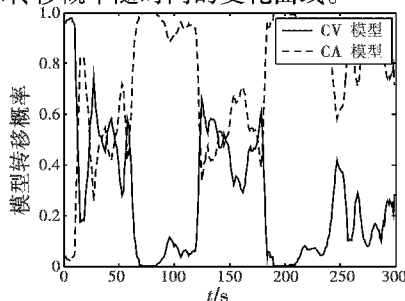


图3 模型概率

Fig. 3 Model probability

多普勒盲区目标的跟踪结果如图 4 和图 5 所示。可以看出, 在多普勒盲区中, 在只有 ESM 量测的条件下, 基于目标角度变化率和距离变化率的 IMMEPF 算法的位置跟踪误差 RMSE 要明显小于 IMMEKF 算法。基于 EKF 的建议分布有效降低了粒子退化, 提高了多普勒盲区目标的跟踪精度。

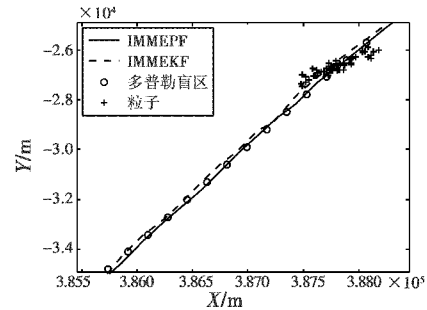


图4 多普勒盲区的目标跟踪

Fig. 4 Tracking target in BDZ

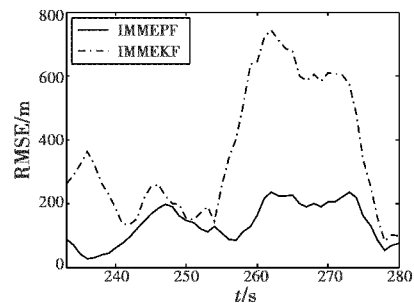


图5 相对于时间的位置 RMSE 误差

Fig. 5 RMSE position error versus time

4 结论

针对多普勒盲区目标的跟踪问题, 提出了基于主被动传感器联合跟踪的 IMMEPF 算法。仿真结果表明, 提出的算法有很好的跟踪效果。IMMEPF 算法的跟踪精度高于 IMMEKF 算法的, IMM、EKF 和 PF 算法联合使用可以得到最优估计, 并且可以用于处理机动目标。EKF 提供的建议分布能有效减少粒子退化, 从而提高跟踪精度。本文针对的是多普勒盲区内单目标跟踪问题, 然而在很多情况下, IMM 算法用在了多目标跟踪中, 所以, 今后的工作重点是用本文算法处理在多普勒盲区内多个目标的跟踪问题。

参考文献

- [1] CLARK J M C, KOUNTOURIOTIS P A, VINTER R B. A methodology for incorporating the Doppler blind zone in target tracking algorithms [C]//The 11th International Conference on Information Fusion Proceedings, 2008: 1-8.
- [2] FARINA A. Application of knowledge-based techniques to tracking function [R]. Rome: DTIC Document, 2006.
- [3] SHI Z G, HONG S H, CHEN K S. Tracking airborne tar-

- gets hidden in blind Doppler using current statistical model particle filter [J]. Progress in Electromagnetics Research, 2008, 82:227-240.
- [4] GORDON N, RISTIC B. Tracking airborne targets occasionally hidden in the blind Doppler [J]. Digital Signal Processing, 2002, 12(2/3):383-393.
- [5] LIU Jichen, JI Guangji, ZHOU Su. Applying and implementation of the Extended Kalman Filter (EKF) with sensitive equation; A PEMFC case study [C]//Proceedings of IMECS, Hong Kong, 2012, 864-868.
- [6] RUSDINAR A, KIM I, LEE J, et al. Implementation of real-time positioning system using extended Kalman filter and artificial landmark on ceiling [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2012, 26(3):949-958.
- [7] KLUGE S, REIF K, BROKATE M. Stochastic stability of the extended Kalman filter with intermittent observations [C]//IEEE Transactions on Automatic Control, 2010, 55(2):514-518.
- [8] JULIER S J. The scaled unscented transformation [C]//Proceedings of the American Control Conference, 2002:4555-4559.
- [9] BLOM H A P, BAR-SHALOM Y. The interacting multiple model algorithm for systems with markovian switching coefficient [C]//IEEE Transactions on Automatic Control, 1998, 33(8):780-783.
- [10] OKUMA K, TALEGHANI A, FREITAS N DE, et al. A boosted particle filter; Multitarget detection and tracking [J]. Computer Vision, 2004, 3021:28-39.
- [11] RISTIC B, ARULAMPALAM S, GORDON N. Beyond the Kalman filter; Particle filters for tracking applications [M]. Massachusetts: Artech House, Norwell, 2004.
- [12] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking [J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2002, 50(2):174-188.
- [13] LIU Hongjiang. Adaptive interacting multiple model unscented particle filter tracking algorithm [J]. Applied Mechanics and Materials, 2012, 190:906-910.

(上接第 87 页)

争的综合作战能力和保障能力,已成为现代军事领域重要的发展趋势^[11]。数据链技术在光电吊舱上的应用对提升其作战效能有着重要意义,应引起足够的重视。本文通过对光电吊舱装备数据链方案的讨论,提出了能较好满足实际需求的技术方案。

参考文献

- [1] 向前,黄龙水,李昱. 数据链:现代战争的战力倍增器 [J]. 舰船电子工程,2009,29(3):13-15.
- [2] 范蕾,向阳. 光电吊舱在空投空降系统中的应用 [J]. 中国科学院研究生院学报,2008,25(4):467-470.
- [3] 王文政,周经伦,罗鹏程. 战术数据链网络体系结构研究 [J]. 计算机工程,2008,34(7):123-125.
- [4] 戴苏榕,徐晓辉,王瑾. 地空“数据链”传输内容的研究 [J]. 现代电子技术,2005,21:28-29.
- [5] 徐朝晖. 美国 UAV 战术通用数据链 [J]. 舰船电子工程,2009,29(3):21-24.
- [6] 余晓刚,王华,龚诚. 美军主要战术数据链介绍 [J]. 航空电子技术,2002,33(3):25-28.
- [7] 王煜. 面向未来的数据链——通用数据链研究 [J]. 无线电通信技术,2004,30(2):62-64.
- [8] 刘志华,季海波. 数据链技术在战术武器中的应用方案研究 [J]. 航天控制,2009,27(3):61-64.
- [9] 王文政,周经伦,罗鹏程. 战术数据链技术发展研究 [J]. 电光与控制,2008,15(11):41-46.
- [10] 李桂伦,孙东平,王浩,等. 数据链的发展及关键技术探讨 [J]. 军事通信技术,2007(1):61-64.
- [11] 陈卫平,姚佩阳,冯海刚. 数据链支持下的空战效能评估 [J]. 电光与控制,2007,14(6):158-161.

下期要目

综合模块化航空电子系统标准述评
先进战机射频集成系统干扰资源管控
基于 FPGA 的视频图像实时几何畸变校正
基于协方差交叉算法的多源遥感图像融合方法
图像信息在舰炮远程对岸精确打击中的应用探讨
一种改进的空空导弹三维变结构导引律

制冷型红外光学系统冷反射的逆光路分析
有人机/无人机编队协同攻击任务分配方法研究
通信约束下的多无人机协同航路规划
反潜巡逻机雷达巡逻搜潜的面积等效模型
组网火控雷达目标跟踪仿真系统设计
基于扫描角控制的末敏弹稳态扫描方法