

## 远距离干扰环境下目标跟踪的扩展卡尔曼粒子滤波算法

侯静\* 景占荣 羊彦  
(西北工业大学电子信息学院 西安 710072)

**摘要:** 该文在扩展卡尔曼粒子滤波算法的基础上融合了“负”信息(没有接收到观测值的扫描)来实现远距离干扰环境下的目标跟踪。在整个实现过程中,由传感器模型推导出的高斯和似然函数充分考虑了正负信息,直接用于计算粒子权重更新。并且通过扩展卡尔曼滤波算法产生重要性密度函数,利用当前时刻的量测,使得粒子的分布更接近其后验概率分布,而且使用较少的粒子个数即可达到较好的跟踪效果。仿真证明,扩展卡尔曼粒子滤波算法在航迹连续性和跟踪精度方面明显优于扩展卡尔曼滤波算法,但计算复杂度较高。

**关键词:** 目标跟踪; 远距离干扰机; 扩展卡尔曼粒子滤波; 负信息

中图分类号: TN972

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)07-1587-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01476

## Extended Kalman Particle Filter Algorithm for Target Tracking in Stand-off Jammer

Hou Jing Jing Zhan-rong Yang Yan

(College of Electronic and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** An Extended Kalman Particle Filter (EKPF) integrated with “negative” information (scans or dwells with no measurements) is implemented for target tracking in the Stand-Off Jammer (SOJ). In the EKPF, the Gaussian sum likelihood function which is derived from a sensor model accounting for both the positive information and negative information is directly used in the weight update of the particle filter. And the importance density function is generated by using the Extended Kalman Filter (EKF) to take full account of the current measurement, thus leading to the distribution of the particles approaching the posterior probability density function. Moreover, use of a small number of particles can achieve good tracking accuracy. Simulation results show that EKPF outperforms the EKF implementation in terms of track continuity and track accuracy but at the cost of large computation complexity.

**Key words:** Target tracking; Stand-Off Jammer (SOJ); Extended Kalman Particle Filter (EKPF); Negative information

### 1 引言

近几十年来,电子干扰(ECM)技术在军事行动中发挥着越来越重要的作用,其相关研究获得了空前发展。文献[1,2]概括了经典的ECM技术并阐述了ECM系统的关键技术特征。其中,远距离干扰机(SOJ)是一种有效的电子干扰系统。它利用处于敌方武器致命攻击范围之外的干扰机,通过向雷达旁瓣天线发射大功率的干扰信号来实现保护己方处于敌方武器致命攻击范围内的飞机的目的。通常用来描述SOJ有效性的性能指标是干信比(JSR),顾名思义,就是雷达接收到的SOJ干扰功率与目标回波

实际功率的比值<sup>[1]</sup>。当干信比大于一个特定的阈值时,雷达则检测不到敌方目标,导致较大的跟踪误差,甚至丢失目标。

远距离干扰环境下的目标跟踪问题对传统的目标跟踪算法提出了严峻的挑战,需要科研人员付出更多的努力。自从跟踪领域的第2个基准问题<sup>[3,4]</sup>提出以来,干扰环境下的跟踪算法取得了一定进展。Kirubarajan等人<sup>[5]</sup>提出了利用自适应波形和阈值选择方法来抵消SOJ。Xu等人<sup>[6]</sup>提出根据估计的干信比大小采用两种不同的跟踪策略,干扰较强的区域采用基于检测前跟踪的粒子滤波算法,干扰较弱的区域采用基于自适应检测阈值选择的多假设跟踪算法。但是,这些跟踪算法仍然建立在传统的线性高斯观测模型假设的基础上,它只利用了有效的量测值而忽略了漏检时的可用信息,例如目标运动模型

2012-11-16收到,2013-01-18改回

西北工业大学博士论文创新基金(cx201114)资助课题

\*通信作者:侯静 jhou0825@gmail.com

的背景信息,潜在的传感器环境和传感器特征等等。特别是在恶劣的环境下,所有这些信息都应该被充分利用,从而提高目标的跟踪性能。基于以上思想,Blanding 等人<sup>[7]</sup>提出了一个新的传感器模型,推导出含有正负权值的高斯和似然函数,既利用了“正”信息(观测值),也利用了“负”信息(没有接收到观测值的扫描帧),然后采用基于不同简化策略的伪扩展卡尔曼滤波器和高斯和滤波器来实现干扰环境下的目标跟踪。仿真证明这两种方法的跟踪精度相当,而且相比没有使用“负”信息的滤波器来说,两者都拥有更好的跟踪连续性。

文献<sup>[7]</sup>采用了扩展卡尔曼滤波(EKF)算法来实现整个跟踪过程。该算法运算简单易操作,但是其最优性仍然局限于高斯噪声情况下,而且线性化误差容易导致滤波精度差,甚至发散<sup>[8]</sup>。粒子滤波是近十几年来兴起的,基于 Monte Carlo 仿真的最优回归贝叶斯滤波算法<sup>[9]</sup>。它有效地克服了 EKF 的这些缺点,可以处理任意噪声分布任何非线性的问题,所以在机动目标跟踪、金融领域的数据分析、状态监视与故障诊断、图像处理<sup>[10-14]</sup>等方面得到了广泛的应用。

粒子滤波算法的基本思想是通过一组加权随机样本(即粒子)来近似状态的后验概率密度函数,从而获得状态的统计量。当粒子个数越多时,粒子滤波算法越接近最优贝叶斯估计。但是随着迭代次数的增加,粒子滤波的权值会越来越小,这就是所谓的“退化现象”。为了减弱这个影响,通常采用两种方法:重采样和选择最优的重要性密度函数。基于这两种方法,中外学者提出了很多改进版本的粒子滤波,比如辅助粒子滤波<sup>[15]</sup>,自适应粒子滤波<sup>[16,17]</sup>,扩展卡尔曼粒子滤波<sup>[18,19]</sup>和无味粒子滤波<sup>[20,21]</sup>等等。其中,扩展卡尔曼粒子滤波是在粒子滤波的基础上,利用 EKF 算法产生重要性概率密度函数,该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,而且使用较少的粒子个数(远少于传统粒子滤波个数)即可达到较好的跟踪效果。本文在扩展卡尔曼粒子滤波算法的基础上融合了文献<sup>[7]</sup>的传感器模型,充分利用“负”信息来实现干扰环境下的目标跟踪,仿真证明该算法可以获得更好的航迹连续性和更高的跟踪精度。

## 2 传感器模型

本文利用相控阵单脉冲雷达系统实现空对空目标跟踪,同时采用自适应波束形成技术抵消来自 SOJ 的干扰。但是自适应波束形成会导致干扰带内阵列零增益,这一方面降低了干扰效应,另一方面

却使得靠近干扰带的区域得不到有效量测。为了处理这个问题,我们建立了一个新的传感器模型,充分利用了“负”信息,即没有有效量测情况下的可用信息,提高了跟踪性能。

### 2.1 量测模型

这里假定虚警概率( $P_{FA}$ )足够小致使不需要考虑杂波的存在。 $k$ 时刻的量测表示为

$$\mathbf{Z}_k = \begin{cases} \mathbf{z}_k^0, & N_k = 0 \\ \mathbf{z}_k^1, & N_k = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中  $N_k$  是  $k$  时刻有效量测的个数,  $\mathbf{z}_k^0$  表示没有接收到有效量测,  $\mathbf{z}_k^1 = [u_k, v_k, r_k]^T$  代表有效量测值。 $[u_k, v_k]$  是方向余弦向量,  $r_k$  是目标到传感器的相对距离。量测方程可表示为

$$\mathbf{z}_k^1 = h(\mathbf{X}_k) + \mathbf{w}_k \quad (2)$$

其中  $\mathbf{X}_k$  是目标状态向量,  $\mathbf{w}_k$  是零均值,协方差为  $\mathbf{R}_k$  的高斯白噪声,  $h$  是非线性方程

$$h(\mathbf{X}_k) = \begin{pmatrix} \frac{x_k}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2}} \\ \frac{y_k}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2}} \\ \frac{z_k}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2}} \end{pmatrix} \quad (3)$$

通过一阶泰勒级数展开线性化  $h$ , 得到量测矩阵  $\mathbf{H} = \partial h / \partial \mathbf{X} |_{\mathbf{X} = \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}}$ ,  $\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}$  是  $k$  时刻状态向量的一步预测值, 则对于有效量测  $\mathbf{z}_k^1$ , 似然方程可表示为

$$p(\mathbf{z}_k^1 | \mathbf{X}_k) = N(\mathbf{z}_k^1; \mathbf{H}\mathbf{X}_k, \mathbf{R}_k) \quad (4)$$

其中  $N(\cdot)$  表示高斯密度函数。

### 2.2 检测概率

传感器模型<sup>[7]</sup>是在信号对噪声干扰比(SNJR)的表达式基础上建立起来的, 定义为

$$\text{SNJR}(\mathbf{X}_k; \mathbf{b}_k, \mathbf{j}_k) = \text{SNR}(r_k) e^{-(1/2)\mathbf{H}_d \mathbf{X}_k - \mathbf{b}_k^T / b^2} \cdot \left(1 - e^{-(1/2)\mathbf{H}_d \mathbf{X}_k - \mathbf{j}_k^T / j^2}\right) \quad (5)$$

$$\text{SNR}(r_k) = \text{SNR}_0 (r_k / r_0)^{-4} D(\mathbf{H}_d \mathbf{X}_k) \quad (6)$$

其中  $b$  是波束宽度,  $j$  是自适应波束形成产生的干扰带宽度。向量  $\mathbf{b}_k$  和  $\mathbf{j}_k$  分别代表  $k$  时刻雷达波束和干扰机在  $(u, v)$  坐标系下的方位, 两者均假定已知, 因此这里需要单独的步骤来估计干扰机的方位。 $\mathbf{H}_d$  为  $\mathbf{H}$  的子矩阵, 它只考虑了方向余弦量测。 $D(\mathbf{H}_d \mathbf{X}_k)$  反映了天线方向图,  $\text{SNR}_0$  是没有干扰和噪声情况下目标在参考距离  $r_0$  处的信噪比。

对于 Swerling I 目标起伏模型, 检测概率( $P_d$ )表示为

$$P_d(\mathbf{X}_k; \mathbf{b}_k, \mathbf{j}_k) = P_{FA}^{1/[1+\text{SNJR}(\mathbf{X}_k; \mathbf{b}_k, \mathbf{j}_k)]} \quad (7)$$

经过一系列近似,  $P_d$  可表示成两个高斯函数的加权和:

$$P_d(\mathbf{X}_k; \mathbf{b}_k, \mathbf{j}_k) \approx q_0 \mathbf{N}(\mathbf{z}_k^{00}; \mathbf{H}_{00} \mathbf{X}_k, \mathbf{R}_{00}) + q_1 \mathbf{N}(\mathbf{z}_k^{10}; \mathbf{H}_{10} \mathbf{X}_k, \mathbf{R}_{10}) \quad (8)$$

$$\left. \begin{aligned} q_0 &= 2\pi b^2 P_{\text{FA}}^{1/[1+\text{SNR}(r_{\text{th}}-1)]}, \quad q_1 = -2\pi j^2 q_0 \\ \mathbf{z}_k^{00} &= \mathbf{b}_k, \quad \mathbf{z}_k^{10} = [\mathbf{b}_k, \mathbf{j}_k]^T \\ \mathbf{H}_{00} &= \mathbf{H}_d, \quad \mathbf{H}_{10} = [\mathbf{H}_d, \mathbf{H}_d]^T \\ \mathbf{R}_{00} &= b^2 \mathbf{I}_2, \quad \mathbf{R}_{10} = \text{diag}[b^2 \mathbf{I}_2, j^2 \mathbf{I}_2] \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

### 2.3 似然函数

在单目标无杂波环境下, 传感器一旦接收到量测即为来自目标的有效量测。似然函数  $p(\mathbf{Z}_k, N_k | \mathbf{X}_k)$  融合了正负信息, 可以表示成检测概率  $P_d$  的函数

$$\begin{aligned} p(\mathbf{Z}_k, N_k | \mathbf{X}_k) &= [1 - P_d(\mathbf{X}_k; \mathbf{b}_k, \mathbf{j}_k)] \delta_{0N_k} + P_d(\mathbf{X}_k; \mathbf{b}_k, \mathbf{j}_k) \\ &\quad \cdot \mathbf{N}(\mathbf{z}_k^1; \mathbf{H} \mathbf{X}_k, \mathbf{R}_k) \delta_{1N_k} \end{aligned} \quad (10)$$

$\delta_{ij}$  是 Kronecker  $\delta$  函数。将式(8)代入式(10), 得到

$$\left. \begin{aligned} p(\mathbf{Z}_k, N_k = 0 | \mathbf{X}_k) &= 1 - q_0 \mathbf{N}(\mathbf{z}_k^{00}; \mathbf{H}_{00} \mathbf{X}_k, \mathbf{R}_{00}) \\ &\quad - q_1 \mathbf{N}(\mathbf{z}_k^{10}; \mathbf{H}_{10} \mathbf{X}_k, \mathbf{R}_{10}) \\ p(\mathbf{Z}_k, N_k = 1 | \mathbf{X}_k) &= q_0 \mathbf{N}(\mathbf{z}_k^{01}; \mathbf{H}_{01} \mathbf{X}_k, \mathbf{R}_{01}) \\ &\quad + q_1 \mathbf{N}(\mathbf{z}_k^{11}; \mathbf{H}_{11} \mathbf{X}_k, \mathbf{R}_{11}) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

其中

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{z}_k^{01} &= [\mathbf{z}_k^{00}, \mathbf{z}_k^1]^T = [\mathbf{b}_k, \mathbf{z}_k^1]^T, \quad \mathbf{z}_k^{11} = [\mathbf{z}_k^{10}, \mathbf{z}_k^1]^T = [\mathbf{b}_k, \mathbf{j}_k, \mathbf{z}_k^1]^T \\ \mathbf{H}_{01} &= [\mathbf{H}_{00}, \mathbf{H}]^T, \quad \mathbf{H}_{11} = [\mathbf{H}_{10}, \mathbf{H}]^T, \\ \mathbf{R}_{01} &= \begin{pmatrix} \mathbf{R}_{00} & 0 \\ 0 & \mathbf{R}_k \end{pmatrix}, \quad \mathbf{R}_{11} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_{10} & 0 \\ 0 & \mathbf{R}_k \end{pmatrix} \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

### 2.4 后验概率密度

由贝叶斯准则可得后验概率分布为

$$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}^k) = \frac{1}{c_k} p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k) p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}^{k-1}) \quad (13)$$

其中  $c_k$  为归一化常数,  $p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}^{k-1})$  为一步预测目标状态的概率密度函数, 可从目标状态模型得到

$$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}^{k-1}) = \mathbf{N}(\mathbf{X}_k; \widehat{\mathbf{X}}_{k|k-1}, \mathbf{P}_{k|k-1}) \quad (14)$$

此时, 后验概率密度为

$$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}^k) = \sum_i p_k^i \mathbf{N}(\mathbf{X}_k; \widehat{\mathbf{X}}_k^i, \mathbf{P}_k^i) \quad (15)$$

其中上标  $i$  表示第  $i$  个高斯项。为了计算方便, 这里

我们应用矩匹配的方法<sup>[22]</sup>将上述后验概率密度合并成一个高斯密度函数, 记为

$$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}^k) \approx \mathbf{N}(\mathbf{X}_k; \widehat{\mathbf{X}}_k, \mathbf{P}_k) \quad (16)$$

其中

$$\left. \begin{aligned} \widehat{\mathbf{X}}_k &= \sum_i p_k^i \widehat{\mathbf{X}}_k^i \\ \mathbf{P}_k &= \sum_i p_k^i \left[ \mathbf{P}_k^i + (\widehat{\mathbf{X}}_k - \widehat{\mathbf{X}}_k^i) (\widehat{\mathbf{X}}_k - \widehat{\mathbf{X}}_k^i)^T \right] \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

## 3 扩展卡尔曼粒子滤波实现

### 3.1 EKF 滤波实现

首先给出文献[7]的基本思想和滤波方法。文献[7]中的高斯和(GS)滤波器直接使用最原始的传感器模型(即式(11)), 推导出高斯和后验概率密度函数, 并通过矩匹配的方法将其简化为单个高斯密度函数, 最后通过2个或3个EKF滤波实现。注意EKF滤波器的个数取决于是否接收到量测, 而且需要计算出每个滤波器所占的权重, 才能融合得到总的状态估计和协方差。但是文献[7]中并没有给出各个滤波器的权重, 本文略去滤波器权重的推导, 下面直接使用推导结果。

当  $N_k = 0$  时, 分别利用  $\mathbf{z}_k^{00}$  和  $\mathbf{z}_k^{10}$  进行 EKF 滤波得到状态估计值  $\widehat{\mathbf{X}}_k^{00}$ ,  $\widehat{\mathbf{X}}_k^{10}$  和相应的协方差  $\mathbf{P}_k^{00}$ ,  $\mathbf{P}_k^{10}$ , 则总体状态估计和协方差为

$$\left. \begin{aligned} \widehat{\mathbf{X}}_k &= \frac{1}{c_0} \left[ \widehat{\mathbf{X}}_{k|k-1} - q_0 c_{00} \widehat{\mathbf{X}}_k^{00} - q_1 c_{10} \widehat{\mathbf{X}}_k^{10} \right] \\ \mathbf{P}_k &= \frac{1}{c_0} \left[ \mathbf{P}_{k|k-1} + (\widehat{\mathbf{X}}_k - \widehat{\mathbf{X}}_{k|k-1}) (\widehat{\mathbf{X}}_k - \widehat{\mathbf{X}}_{k|k-1})^T \right] \\ &\quad - \frac{q_0 c_{00}}{c_0} \left[ \mathbf{P}_k^{00} + (\widehat{\mathbf{X}}_k - \widehat{\mathbf{X}}_k^{00}) (\widehat{\mathbf{X}}_k - \widehat{\mathbf{X}}_k^{00})^T \right] \\ &\quad - \frac{q_1 c_{10}}{c_0} \left[ \mathbf{P}_k^{10} + (\widehat{\mathbf{X}}_k - \widehat{\mathbf{X}}_k^{10}) (\widehat{\mathbf{X}}_k - \widehat{\mathbf{X}}_k^{10})^T \right] \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

其中

$$\left. \begin{aligned} c_{00} &\approx \mathbf{N}(\widehat{\mathbf{z}}_k^{00}; 0, \mathbf{S}_k^{00}), \quad c_{10} \approx \mathbf{N}(\widehat{\mathbf{z}}_k^{10}; 0, \mathbf{S}_k^{10}), \\ c_0 &= 1 - q_0 c_{00} - q_1 c_{10} \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

当  $N_k = 1$  时, 分别利用  $\mathbf{z}_k^{01}$  和  $\mathbf{z}_k^{11}$  进行 EKF 滤波得到状态估计值  $\widehat{\mathbf{X}}_k^{01}$ ,  $\widehat{\mathbf{X}}_k^{11}$  和相应的协方差  $\mathbf{P}_k^{01}$ ,  $\mathbf{P}_k^{11}$ , 则总体状态估计和协方差为

$$\left. \begin{aligned} \widehat{\mathbf{X}}_k &= \frac{1}{c_1} \left[ q_0 c_{01} \widehat{\mathbf{X}}_k^{01} + q_1 c_{11} \widehat{\mathbf{X}}_k^{11} \right] \\ \mathbf{P}_k &= \frac{q_0 c_{01}}{c_1} \left[ \mathbf{P}_k^{01} + (\widehat{\mathbf{X}}_k - \widehat{\mathbf{X}}_k^{01}) (\widehat{\mathbf{X}}_k - \widehat{\mathbf{X}}_k^{01})^T \right] \\ &\quad + \frac{q_1 c_{11}}{c_1} \left[ \mathbf{P}_k^{11} + (\widehat{\mathbf{X}}_k - \widehat{\mathbf{X}}_k^{11}) (\widehat{\mathbf{X}}_k - \widehat{\mathbf{X}}_k^{11})^T \right] \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

其中

$$\left. \begin{aligned} c_{01} &\approx N(\hat{\mathbf{z}}_k^{01}; 0, \mathbf{S}_k^{01}), \quad c_{11} \approx N(\hat{\mathbf{z}}_k^{11}; 0, \mathbf{S}_k^{11}), \\ c_1 &= q_0 c_{01} + q_1 c_{11} \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

### 3.2 EKPF 滤波原理

EKF 局限于高斯噪声, 且线性化误差容易导致滤波发散, 所以本文考虑采用扩展卡尔曼粒子滤波(EKPF)代替 EKF 实现干扰环境下的目标跟踪。它有效克服了 EKF 的缺点, 可以处理任意噪声分布任意非线性的问题。EKPF 算法是在粒子滤波(PF)的基础上, 采用 EKF 算法产生粒子的重要性密度函数, 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, 而且使用较少的粒子个数(远少于传统粒子滤波个数)即可达到较好的跟踪效果。

首先, 令  $\{\mathbf{X}_{0:k}^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_s}$  表示系统后验概率  $p(\mathbf{X}_{0:k} | \mathbf{Z}_{1:k})$  的随机样本,  $\{\mathbf{X}_{0:k}^i, i=0, \dots, N_s\}$  是一组样本集合, 相应的权值为  $\omega_k^i$ , 且满足  $\sum_i \omega_k^i = 1$ 。  $N_s$  是粒子个数;  $\mathbf{X}_{0:k} = \{\mathbf{X}_j, j=0, \dots, k\}$  表示  $k$  时刻之前的所有状态向量,  $\mathbf{Z}_{1:k}$  表示  $k$  时刻之前的所有量测。然后, 后验概率密度可近似为

$$p(\mathbf{X}_{0:k} | \mathbf{Z}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \delta(\mathbf{X}_{0:k} - \mathbf{X}_{0:k}^i) \quad (22)$$

由于很难直接从后验概率密度进行采样, 通常可利用一个重要性密度函数  $q(\mathbf{X}_{0:k}^i | \mathbf{Z}_{1:k})$  来获得采样, 相应权值利用序贯重要性采样获得, 定义为

$$\omega_k^i = \frac{p(\mathbf{Z}_{1:k} | \mathbf{X}_{0:k}^i) p(\mathbf{X}_{0:k}^i)}{q(\mathbf{X}_{0:k}^i | \mathbf{Z}_{1:k})} \quad (23)$$

如果  $q(\mathbf{X}_{0:k}^i | \mathbf{Z}_{1:k}) = q(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{0:k-1}^i, \mathbf{Z}_{1:k}) q(\mathbf{X}_{0:k-1}^i | \mathbf{Z}_{1:k-1})$ , 而且重要性密度函数仅取决于  $\mathbf{X}_{k-1}$  和  $\mathbf{Z}_k$ , 即:

$q(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{0:k-1}^i, \mathbf{Z}_{1:k}) = q(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i, \mathbf{Z}_k)$ , 则权值更新为

$$\omega_k^i = \frac{p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^i) p(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{0:k-1}^i, \mathbf{Z}_k)} \omega_{k-1}^i \quad (24)$$

本文通过 EKF 产生重要性密度函数, 即  $q(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{0:k-1}^i, \mathbf{Z}_k) = N(\mathbf{X}_k^i; \hat{\mathbf{X}}_k, \mathbf{P}_k)$ 。其中,  $\hat{\mathbf{X}}_k$  和  $\mathbf{P}_k$  分别是经过 EKF 滤波得到的状态估计和相应的协方差。似然函数  $p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^i)$  已在式(11)中给出, 因此权值更新方程可完全获得。

### 3.3 EKPF 滤波步骤

(1)初始化  $k=0$ , 根据  $p(\mathbf{x}_0)$  的分布采样得到  $\{\mathbf{X}_0^i, i=0, \dots, N_s\}$ , 令  $k=1$ 。

(2)用 EKF 进行粒子更新 利用 EKF 的基本公式和式(18)~式(21)进行粒子状态更新。

(3)权值计算 采样  $\{\mathbf{X}_k^i, i=0, \dots, N_s\} \sim q(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{0:k-1}, \mathbf{Z}_{1:k}) = N(\mathbf{X}_k^i; \hat{\mathbf{X}}_k, \mathbf{P}_k)$ , 计算权值

$$\omega_k^i = \frac{p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^i) p(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{0:k-1}, \mathbf{Z}_k)} \omega_{k-1}^i \quad (25)$$

权值归一化得

$$\bar{\omega}_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \quad (26)$$

(4)重采样 一个退化效应的指标为有效采样个数:  $N_{\text{eff}} \approx N_s / \sum_{i=1}^{N_s} (\bar{\omega}_k^i)^2$ ,  $N_{\text{th}}$  是某一特定阈值, 如果  $N_{\text{eff}} < N_{\text{th}}$ ,  $\{\mathbf{X}_k^i, i=0, \dots, N_s\}$  中根据重要性权值  $\bar{\omega}_k^i$  重新采样得到新的  $N$  个粒子的集合, 并重新分配粒子权值得:  $\bar{\omega}_k^i = 1/N$ 。

(5)输出状态估计  $k \rightarrow k+1$ , 返回第(2)步进行递推计算。

## 4 仿真结果与分析

### 4.1 仿真条件

为了评估本方法在 SOJ 环境下的跟踪性能, 参照文献[7]设计了 3 种跟踪想定。它们分别在目标, 传感器和干扰机的运动方式, 还有干扰带内持续时间等方面存在不同。对于想定 1, 目标从(55,62,3) km 出发, 以速度 300 m/s 沿  $y$  方向飞行 20 s, 接着经历 4 次不同的机动。传感器从(0,0,3) km 出发, 并面向干扰机位置(80,80,3) km 以 283 m/s 做匀速直线运动。在这种想定下, 所有运动平台的高度都是恒定的。图 1 给出了各个平台的运动轨迹。对于想定 2, 干扰机位于(80,80,10) km, 传感器的运动轨迹由想定 1 下的直线变为正弦曲线, 并以速度 20 m/s 沿高度方向线性增加。同时, 目标的高度以 40 m/s 匀速下降 20 s, 接着实施 2 次机动, 最后继续匀速下降。各个运动平台的其他运动参数与想定 1 相同。图 2 给出了该情况下各个平台的运动轨迹。想定 3 下的运动轨迹在图 3 中给出。目标呈现出了不同的机动, 这将导致其在干扰带内持续更长时间。而且, 干扰机在 10 km 高处以 200 m/s 做匀速圆周运动。我们采用 Singer 模型<sup>[23]</sup>来描述目标的运动模型, 雷达采样周期设为 1 s, 整个跟踪过程持续 80 s。

本文采用自适应波束形成来消除干扰影响, 估计的干扰角度  $j_k$  设为真实角度加上零均值, 标准差为  $\sigma_j = 0.01$  的高斯白噪声。波束宽度为 0.03。虚警概率设为  $10^{-4}$ , 足够小以排除杂波影响。目标接收到的方向余弦和距离的标准差分别为  $\sigma_u = \sigma_v = 0.006$  和  $\sigma_r = 50$  m。假定在参考距离为 80 km 时目标的 SNR 为 7 dB。检测阈值设为 7 dB。只有当目标的 SNJR 超过检测阈值时才判定雷达接收到目标。

### 4.2 仿真结果

本文采用 100 次 Monto Carlo 仿真对本文提出的方法(表示为 EKPF&GS)与文献[7]的方法(EKF&GS), 传统粒子滤波方法(PF&GS)在航迹连续性, 跟踪精度以及计算复杂性 3 方面进行比较。粒子个数设定为 5000。

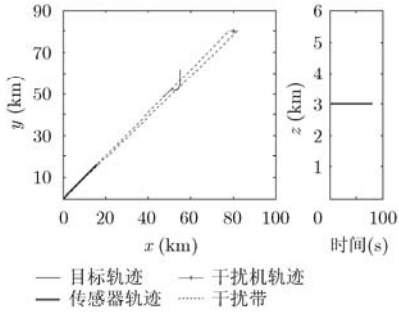


图 1 想定 1 下各平台运动轨迹

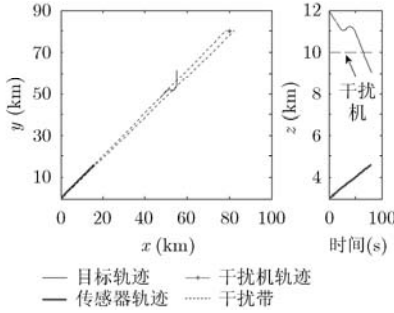


图 2 想定 2 下各平台运动轨迹

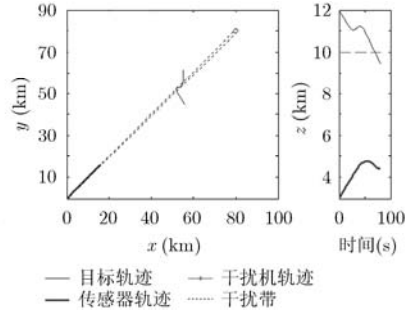


图 3 想定 3 下各平台运动轨迹

**4.2.1 航迹连续性** 对于某一给定的仿真，一旦目标的预测角度不在干扰带内同时连续 5 次扫描没有接收到有效量测，则宣布航迹丢失。在整个跟踪过程中，传感器在干扰带外能否接收到有效量测是由 SNJR 决定的，SNJR 通过当前波束指向，干扰机方位以及预测状态目标计算得到。估计误差过大可能会引起 SNJR 降低，最后导致无法检测到目标。表 1 给出了每个想定下的航迹丢失情况，以 100 次仿真下的航迹丢失次数表示。显然，无论在何种想定下，PF&GS 的航迹丢失都最严重，这可能是由于粒子个数不足造成的。然而，EKPF&GS 在 PF 的基础上融合了 EKF 算法，只需要较少的粒子个数即可达到较高的跟踪精度，所以 EKPF&GS 拥有最少的航迹丢失个数。这表明 EKPF&GS 跟踪性能更稳定，拥有更好的航迹连续性。

表 1 仿真 100 次下的航迹丢失个数

	想定 1	想定 2	想定 3
EKF&GS	16	17	30
PF&GS	16	21	38
EKPF&GS	9	11	20

**4.2.2 跟踪精度** 采用位置估计的均方根误差(RNS)来表示滤波器的跟踪精度。为了排除航迹丢失的影响，我们假定目标一旦离开干扰带立即能接收到有效量测，一旦进入干扰带则无可用量测。对于想定 1 和想定 2，目标在干扰带内的持续时间为 10~15 s。图 4，图 5 分别给出了想定 1 和想定 2 下的位置估

计均方根误差。显然，由于缺乏精确量测，均方根误差在干扰带几乎线性增加，一旦离开干扰带则迅速下降。总体来说，EKPF&GS 的跟踪性能明显优于 EKF&GS 和 PF&GS。当目标处于干扰带内时，EKF&GS 的跟踪误差最大，PF&GS 次之，EKPF&GS 最小；当目标位于干扰带外时，EKPF&GS 和 EKF&GS 的跟踪精度相当，但是 EKPF&GS 要略优于 EKF&GS，PF&GS 的跟踪精度最差。这表明，不论在干扰带内还是干扰带外，EKF 和 PF 的共同作用都使得 EKPF&GS 算法拥有更优越的跟踪性能。对于想定 3，目标在干扰带停留时间约 40 s，远长于想定 1 和想定 2。其位置估计的均方根误差在图 6 中给出。由于干扰带内持续时间过长，3 种算法都有较大的跟踪误差，其中 PF&GS 的跟踪精度最差，这可能是因为干扰带内持续时间过长使得粒子个数不足效应更加突出从而导致跟踪误差急剧增加。但是无论在干扰带内还是带外，EKPF&GS 都表现出最好的跟踪性能。

**4.2.3 运算复杂性** 3 种算法的相对运算复杂度通过一次迭代所需 CPU 处理时间给出，见表 2。可以看出，EKF&GS 运算快，实时性好。EKPF&GS 运算量大，但剪度高，航迹可靠性好。PF&GS 的运算量居于两者之间，是 EKF&GS 和 EKPF&GS 的折中。

表 2 一次仿真迭代所需运算时间

	EKF&GS	PF&GS	EKPF&GS
CPU 时间(s)	0.018	3.25	24.12

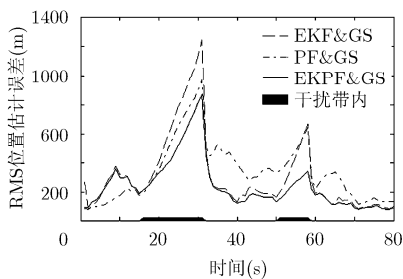


图 4 想定 1 下的均方根误差对比

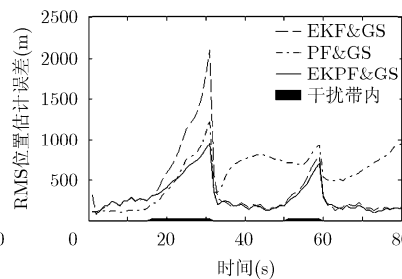


图 5 想定 2 下的均方根误差对比

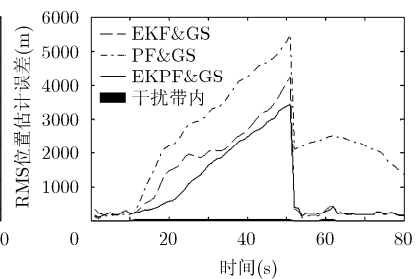


图 6 想定 3 下的均方根误差对比

## 5 结论

远距离干扰环境下的目标跟踪问题对传统的目标跟踪算法提出了严峻的挑战。文献[7]提出了一个新的传感器模型用高斯和似然函数来提取“负”信息,使得跟踪性能得到进一步提升。本文在此基础上,采用扩展卡尔曼粒子滤波算法来实现跟踪滤波,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,而且使用较少的粒子个数即可达到较好的跟踪效果。相比EKF算法实现,扩展卡尔曼粒子滤波算法获得了更好的航迹连续性,更高的跟踪精度,但是运算量较大。因此我们需要根据不同的应用环境和硬件条件,选择最合适的滤波算法,从而获得更好的跟踪性能。

## 参考文献

- [1] Bar-Shalom Y and Blair W D. Multitarget-Multisensor Tracking: Applications and Advances, Vol. III[M]. Boston, MA: Artech House, 2000: 395-455.
- [2] Neri F. Introduction to Electronic Defense Systems [M]. Norwood, MA: Artech House, 2001: 373-488.
- [3] Blair W D, Watson G A, Gentry G L, et al. Benchmark problem for beam pointing control of phased array radar against maneuvering targets in the presence of ECM and false alarms[C]. Proceedings of 1995 American Control Conference, Seattle, 1995: 2601-2605.
- [4] Blair W D, Watson G A, Kirubarajan T, et al. Benchmark for radar allocation and tracking in ECM[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1998, 34(4): 1097-1114.
- [5] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y, Blair W D, et al. IMMPDAF for radar management and tracking benchmark with ECM [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*, 1998, 34(4): 1115-1132.
- [6] Xu Hai-quan, Wang Guo-hong, and Guan Cheng-bin. Tracking technique in the presence of standoff jamming[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2011, 37(11): 1353-1358.
- [7] Blanding W R, Koch W, and Nickel U. Adaptive phased-array tracking in ECM using negative information[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, 45(1): 152-166.
- [8] 何友, 修建娟, 张晶炜, 等. 雷达数据处理及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009: 42-46.  
He You, Xiu Jian-juan, Zhang Jing-wei, et al. Radar Data Processing with Applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2009: 42-46.
- [9] Wang X, Chen J F, Shi Z G, et al. Fuzzy-control-based particle filter for maneuvering target tracking[J]. *Progress In Electromagnetics Research*, 2011, 118: 1-15.
- [10] Flury T and Shephard N. Bayesian inference based only on simulated likelihood: particle filter analysis of dynamic economic models[J]. *Econometric Theory*, 2011, 27(5): 933-956.
- [11] Péteri R. Tracking dynamic textures using a particle filter driven by intrinsic motion information[J]. *Machine Vision and Applications*, 2011, 22(5): 781-789.
- [12] Garcfa-Fernandez A F, Morelandet M R, and Grajal J. Particle filter for extracting target label information when targets move in close proximity[C]. Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion, Chicago, 2011: 1-8.
- [13] Farahmand S, Roumeliotis S I, and Giannakis G B. Set-membership constrained particle filter: distributed adaptation for sensor networks [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(9): 4122-4138.
- [14] Yap T, Li M, Mourikis A I, et al. A particle filter for monocular vision-aided odometry[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Shanghai, 2011: 5663-5669.
- [15] Whiteley N, Singh S, and Godsill S. Auxiliary particle implementation of probability hypothesis density filter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(3): 1437-1454.
- [16] Fox D, Burgard W, Dellaert F, et al. Monte Carlo localization: efficient position estimation for mobile robots [C]. The National Conference on Artificial Intelligence (AAAI), Orlando, 1999: 343-349.
- [17] Fox D. Adapting the sample size in particle filters through KLD sampling[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2003, 22(12): 985-1003.
- [18] Li Liang-qun, Ji Hong-bing, and Luo Jun-hui. The iterated extended Kalman particle filter[C]. IEEE International Symposium on Communications and Information Technology, Xi'an, 2005: 1213-1216.
- [19] 吴盘龙, 蔡亚东, 王宝库. 仅测角卫星跟踪的扩展卡尔曼粒子滤波算法[J]. *红外与激光工程*, 2011, 40(10): 2008-2013.  
Wu Pan-long, Cai Ya-dong, and Wang Bao-bao. Satellite bearings-only tracking using extended Kalman particle filter [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(10): 2008-2013.
- [20] Wan E A and Van Der Merwe R. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation[C]. IEEE Symposium on Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control, Lake Louise, Alta., 2000: 153-158.
- [21] Mohammadi A and Asif A. Consensus-based distributed unscented particle filter[C]. IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP), Nice, 2011: 237-240.
- [22] Bar-Shalom Y, Li X R, and Kirubarajan T. Estimation with Applications to Tracking and Navigation[M]. New York: Wiley, 2001: 56-60.
- [23] Li X R and Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking. Part I: dynamic models [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(4): 1333-1364.

侯 静: 女, 1984年生, 博士生, 研究方向有目标跟踪、状态估计、数据融合等。

景占荣: 男, 1946年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向有雷达导航、数据处理、信息融合技术以及战术弹道导弹的制导/控制技术。

羊 彦: 女, 1970年生, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向有雷达信号处理、数据处理和信息融合技术、控制与变频技术等。