

## 基于辅助粒子滤波的机动弱目标 TBD 算法

孙云, 王国宏, 谭顺成, 于洪波

(海军航空工程学院信息融合技术研究所, 山东烟台 264001)

**摘要:** 为了解决低信噪比条件下的机动目标检测跟踪问题,研究了辅助粒子滤波与多模粒子滤波(MMPF)相结合的检测前跟踪(APF-MMPF)算法。将多模粒子滤波过程中包含目标存在变量及运动模式变量的预测粒子直接用于产生辅助变量,进行辅助粒子滤波过程实现对机动目标的检测跟踪。通过 APF-MMPF 算法与单纯 MMPF 算法的仿真结果对比可见,APF-MMPF 算法的检测概率高、跟踪误差小,检测跟踪性能优于 MMPF 算法。由算法机理和仿真结果可见,由于 APF-MMPF 算法中粒子采样利用了当前量测信息,可有效提高对机动目标的检测跟踪性能。

**关键词:** 弱目标; 目标检测; 目标跟踪; 辅助粒子滤波; 检测前跟踪

**中图分类号:** V271.4; TN 953 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2013)07-0028-04

## A TBD Algorithm for Maneuvering Stealthy Target Based on Auxiliary Particle Filtering

SUN Yun, WANG Guohong, TAN Shuncheng, YU Hongbo

(Research Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

**Abstract:** To solve the problem of maneuvering target detecting and tracking in a low SNR environment, a Track Before Detect (TBD) algorithm combining the auxiliary particle filtering with multiple-model particle filtering (APF-MMPF) was studied. Predict particles in the multiple-model particle filtering process, which contained target existence and moving mode variables, were directly used to produce auxiliary variable for conducting auxiliary particle filtering and realizing the detection and tracking of maneuvering target. It could be seen from the simulation result of APF-MMPF algorithm and pure MMPF algorithm that: with higher detection probability and smaller tracking error, the detecting and tracking performance of APF-MMPF algorithm was superior to that of MMPF algorithm. Due to the usage of current measurements in the process of sampling particles, the APF-MMPF algorithm can improve the performance of detecting and tracking the maneuvering target.

**Key words:** stealthy target; target detecting; target tracking; auxiliary particle filtering; Track Before Detect (TBD)

### 0 引言

检测前跟踪(TBD)技术是低信噪比条件下目标检测与跟踪的有效方法,其实质就是用时间来换取信噪比<sup>[1]</sup>。粒子滤波(PF)作为一种典型 TBD 算法,由于对系统和噪声的性质没有过多限制,在微弱目标检测跟踪中获得了广泛应用。

文献[2]首先利用粒子滤波实现低信噪比下的目

标检测前跟踪,随后文献[3-5]对该方法进行了相关研究并提出了一些改进算法。随着 PF 的发展,针对目标存在机动的情况,许多学者将粒子滤波及其改进算法应用于机动目标跟踪<sup>[6-10]</sup>。针对作强机动的弱目标检测问题,文献[11]提出了一种多模粒子滤波 TBD 算法,但是当信噪比下降时,该算法检测性能也随之下降。本文将辅助粒子滤波(Auxiliary Particle Filter, APF)与多模粒子滤波(Multiple-Model Particle Filter, MMPF)算法相结合,以提高粒子滤波算法对机动弱目标的检测跟踪性能。文献[9]通过对每种可能的模型都抽取一定数量粒子来选取辅助变量,使中间过程粒子增加,尤其当模型较多时计算量增加。本文先对每个粒子直接进行一次

收稿日期:2012-04-12 修回日期:2012-05-28

基金项目:国家自然科学基金项目(60972159)

作者简介:孙云(1987—),女,山东烟台人,硕士生,研究方向为微弱目标检测与跟踪。

模型变量预测,然后利用该预测选取相应的一个辅助变量,以保持整个滤波过程粒子数目不变,减少计算量。最后,在仿真试验中对该算法及单纯 MMPF-TBD 算法性能进行比较分析,得出结论。

## 1 目标与传感器建模

### 1.1 目标运动模型

考虑在  $x-y$  平面内运动的单个信号强度已知的目标,其运动方程表示为

$$\mathbf{x}_k = f_k(\mathbf{x}_{k-1}, r_k, \mathbf{v}_{k-1}) \quad (1)$$

式中:  $r_k$  为时间  $(k-1, k]$  内的目标运动模型变量;  $\mathbf{x}_k = [x_k \ \dot{x}_k \ y_k \ \dot{y}_k \ I_k]^T$ ;  $(x_k, y_k)$ ,  $(\dot{x}_k, \dot{y}_k)$ ,  $I_k$  分别代表  $k$  时刻目标的位置,速度和强度;  $\mathbf{v}_k$  为过程噪声序列;  $f_k$  为对应于模型变量  $r_k$  的状态转移函数。

假设目标总共有  $s$  种可能的运动模型,各模型之间的转换可用一个具有  $s$  个状态的一阶马尔可夫链描述,其转移概率定义为

$$\pi_{ij} \triangleq P\{r_k = j | r_{k-1} = i\}, \quad i, j \in S \quad (2)$$

式中,  $S \triangleq \{1, 2, \dots, s\}$ , 则模型状态转移概率矩阵  $\Pi_k = [\pi_{ij}]$ , 为  $s \times s$  的矩阵<sup>[10]</sup>, 其元素满足  $\pi_{ij} \geq 0$  且  $\sum_{j=1}^s \pi_{ij} = 1$ 。初始运动模型概率定义为  $\mu_i \triangleq P\{r_1 = i\}$  ( $\sum_{i=1}^s \mu_i = 1$ )。

由于  $k$  时刻目标可能出现在监测区域内,也可能不出现,引入目标存在变量  $E_k \in \{0, 1\}$ , 其中, 0 代表目标不存在, 1 代表目标存在。假设初始目标存在概率已知并定义为  $\lambda_1 = P\{E_1 = 1\}$ , 并假设目标“出生”概率  $P_b$  和“死亡”概率  $P_d$  定义分别为

$$P_b \triangleq P\{E_k = 1 | E_{k-1} = 0\} \quad (3)$$

$$P_d \triangleq P\{E_k = 0 | E_{k-1} = 1\} \quad (4)$$

其状态转移矩阵表示为

$$\Pi = \begin{bmatrix} 1 - P_b & P_b \\ P_d & 1 - P_d \end{bmatrix} \quad (5)$$

### 1.2 传感器观测模型

利用传感器提供的监测区域内的二维图像作为原始观测数据<sup>[12]</sup>, 每幅图像由  $n \times m$  个分辨单元组成, 每个分辨单元对应一个  $\Delta_x \times \Delta_y$  大小的矩形区域, 把单元  $(i, j)$  的中心定义为  $(i\Delta_x, j\Delta_y)$ , 其中,  $i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m$ 。  $k$  时刻图像中分辨单元  $(i, j)$  的观测数据  $z_k^{(i,j)}$  建模为

$$z_k^{(i,j)} = \begin{cases} h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k) + w_k^{(i,j)}, & E_k = 1 \\ w_k^{(i,j)}, & E_k = 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $w_k^{(i,j)}$  是分辨单元  $(i, j)$  处的量测噪声, 并假设它们在各帧之间、各像素单元间是相互独立的。为简化起见, 采用高斯模型作为量测噪声分布, 即  $w_k^{(i,j)} \sim N(w; 0, \sigma^2)$ 。  $h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k)$  表示目标对分辨单元  $(i, j)$  处强度的

影响, 对于一个点目标, 本文使用近似后的传感器点扩散函数来表示  $h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k)$ , 即在位置  $(x_k, y_k)$  处强度为  $I_k$  的点目标对分辨单元  $(i, j)$  的影响可以近似表示为

$$h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k) \approx \frac{\Delta_x \Delta_y I_k}{2\pi\Sigma^2} \exp\left\{-\frac{(i\Delta_x - x_k)^2 + (j\Delta_y - y_k)^2}{2\Sigma^2}\right\} \quad (7)$$

式中,  $\Sigma$  为已知参数。

$k$  时刻的量测可用一个  $n \times m$  的矩阵表示为  $\mathbf{z}_k = \{z_k^{(i,j)} : i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m\}$ 。直到  $k$  时刻的完整量测集合表示为  $Z_k = \{z_i, i = 1, \dots, k\}$ 。

## 2 基于 APF 的多模粒子滤波 TBD 算法实现

APF 算法最早由 Michael K. Pitt 提出<sup>[13]</sup>, 其基本思想是在  $k-1$  时刻根据  $k$  时刻的有效量测进行重采样, 选出那些具有高似然值的粒子并将其传递到  $k$  时刻, 从而改善了经典粒子滤波由于不结合观测信息的盲目采样而导致对异常值较为敏感的问题。

本文在多模粒子滤波 TBD 框架内应用 APF 算法, 引入混合状态向量  $\mathbf{y}_k = [x_k^T \ r_k \ E_k]^T$ , 将其看作一个粒子, 进行传递时, 首先预测下一时刻  $E_{k+1}$  的状态, 若预测该粒子下一时刻存在, 再进行  $r_{k+1}$  的预测, 根据预测的  $r_{k+1}$ , 结合当前目标状态  $\mathbf{x}_k$ , 得到辅助变量, 进入辅助粒子滤波过程, 通过辅助变量结合  $k+1$  时刻量测选出相应的  $r_{k+1}$ 、 $E_{k+1}$  及  $\mathbf{x}_k$ , 通过状态转移式(1)将目标状态  $\mathbf{x}_k$  传递到  $k+1$  时刻, 与  $r_{k+1}$  和  $E_{k+1}$  混合得预测粒子状态  $\mathbf{y}_{k+1} = [x_{k+1}^T \ r_{k+1} \ E_{k+1}]^T$ 。对预测的粒子集进行强制重采样得到更新的预测粒子集, 利用更新的粒子集来估计目标存在概率及目标状态。

设  $k-1$  时刻的后验概率密度  $p(\mathbf{y}_{k-1} | Z_{k-1})$  由粒子集  $\{\mathbf{y}_{k-1}^n, \omega_{k-1}^n\}_{n=1}^N$  来描述, 其中:  $\omega$  为权重;  $N$  为粒子数。本文在滤波过程中对  $E_k = 0$  的粒子不定义目标状态, 则基于 APF 的多模粒子滤波 TBD 具体实现步骤如下所述。

1) 初始化。从目标初始状态密度  $p_b(\mathbf{x}_k)$ 、初始运动模式概率密度  $p_{br}(r_k)$  及  $E_k$  的初始分布中分别抽取  $N$  个粒子组成粒子集  $\{\mathbf{y}_0^n\}_{n=1}^N$ , 赋权重  $\tilde{\omega}_0^n = 1/N$ 。其中  $p_{br}(r_k) = \sum_{i=1}^s \mu_i \delta(r_k - i)$ ,  $\mu_i$  和  $s$  定义如 1.1 小节定义。从  $p_b(\mathbf{x}_k)$  采样获得粒子状态的方法如下, 令位置变量  $(x_k^n, y_k^n)$  在整个监测区域内呈均匀分布, 令  $x$  方向的速度变量  $\dot{x}_k$  在  $[-v_{x\max}, v_{x\max}]$  上呈均匀分布, 其中,  $v_{x\max}$  表示  $x$  方向最大速度,  $y$  方向上方法类似。最后令强度变量  $I_k$  在  $[I_{\min}, I_{\max}]$  上呈均匀分布, 其中  $I_{\min}$  和  $I_{\max}$  分别表示根据预期目标信噪比设定的最大和最小信号强度。

2) 估计粒子存在状态。根据  $E_{k-1}^n$  和  $\Pi$  估计每个粒子的存在变量  $E_k^n, n = 1, \dots, N$ 。

3) 计算辅助变量  $\mu_k^n \sim p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^n, r_k^n)$ , 只对  $E_k^n = 1$  的粒子进行此步骤, 分以下两种情况处理。

① “新生”粒子, 即  $E_{k-1}^n = 0, E_k^n = 1$  的粒子。首先从  $p_b(\mathbf{x}_k)$ 、 $p_{br}(r_k)$  中采样得到  $\mathbf{x}_{k-1}^n$  和  $r_k^n$ , 再从  $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^n, r_k^n)$  中采样得到  $\mu_k^n$ 。

② 持续存在粒子, 即  $E_{k-1}^n = 1, E_k^n = 1$  的粒子。先由  $r_{k-1}^n$  和  $\mathbf{II}_i$  预测粒子的运动模式变量  $r_k^n$ , 再结合  $\mathbf{x}_{k-1}^n$  从  $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^n, r_k^n)$  中采样得到  $\mu_k^n$ 。

4) 计算粒子索引集合, 利用  $p(\mathbf{z}_k | \mu_k^n) \omega_{k-1}^n$  表示索引权重, 称为一次权重, 依据一次权重重采样可得新的索引集合  $\{n^l\}_{l=1}^N$ 。其中,  $p(\mathbf{z}_k | \mu_k^n)$  表示辅助变量的似然函数, 针对本文描述的观测模型, 引入似然比表示似然函数, 其定义如下, 状态为  $\mathbf{x}_k^n$  的目标在分辨单元  $(i, j)$  处的似然比为

$$l(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k^n) \triangleq \frac{p_{S+N}(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k^n)}{p_N(z_k^{(i,j)})} = \exp\left\{-\frac{h_k^{(i,j)}(h_k^{(i,j)} - 2z_k^{(i,j)})}{2\sigma^2}\right\} \quad (8)$$

式中:  $h_k^{(i,j)}$  定义同式(7);  $p_N(z_k^{(i,j)})$  为分辨单元  $(i, j)$  处噪声的概率密度函数;  $p_{S+N}(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k^n)$  为给定目标状态为  $\mathbf{x}_k^n$  时, 分辨单元  $(i, j)$  处目标信号加噪声的似然函数。由于 2.2 小节假定分辨单元间量测噪声是相互独立的, 所以根据式(6) 概率密度函数  $p_N(z_k^{(i,j)})$  和  $p_{S+N}(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k^n)$  可以表示为

$$p_N(z_k^{(i,j)}) = N(z_k^{(i,j)}; 0, \sigma^2) \quad (9)$$

$$p_{S+N}(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k^n) = N(z_k^{(i,j)}; h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k^n), \sigma^2) \quad (10)$$

将式(9)、式(10)代入式(8)进而得到完整似然函数表式

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^n) = \begin{cases} \prod_{i \in C_i(\mathbf{x}_k^n)} \prod_{j \in C_j(\mathbf{x}_k^n)} l(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k^n), & E_k^n = 1 \\ 1, & E_k^n = 0 \end{cases} \quad (11)$$

其中, 由于目标存在情况下目标只会对其位置邻近的分辨单元产生影响, 所以用  $C_i(\mathbf{x}_k^n)$  和  $C_j(\mathbf{x}_k^n)$  表示目标影响单元的  $(i, j)$  标注集合, 且  $C_i(\mathbf{x}_k^n) = \{i_0 - p, \dots, i_0 - 1, i_0, i_0 + 1, \dots, i_0 + p\}$ ,  $i_0$  表示离粒子状态向量元素  $\mathbf{x}_k^n[1]$  最近的整数值,  $p$  是预设参数,  $C_j(\mathbf{x}_k^n)$  定义类似。

5) 计算粒子预测值, 根据新的索引集合  $\{n^l\}_{l=1}^N$  得到粒子存在状态集合  $\{E_k^l\}_{l=1}^N$  及运动模式集合  $\{r_k^l\}_{l=1}^N$ , 依据  $\mathbf{x}_k^l \sim p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^l, r_k^l)$  采样得到预测目标状态集  $\{\mathbf{x}_k^l\}_{l=1}^N$ , 共同组成预测粒子集  $\{\mathbf{y}_k^l\}_{l=1}^N$ , 由于  $E_k = 0$  时未定义目标状态, 将预测粒子权重置为  $\tilde{\omega}_k^l = p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^l)$ , 归一化得  $\omega_k^l = \tilde{\omega}_k^l / \sum_{l=1}^N \tilde{\omega}_k^l$ 。

6) 重采样, 根据归一化权重  $\omega_k^l$ , 从预测集  $\{\mathbf{y}_k^l\}_{l=1}^N$

中重采样  $N$  次得到新预测集  $\{\mathbf{y}_k^n\}_{n=1}^N$ , 赋予权值  $\omega_k^n = 1/N, n = 1, \dots, N$ 。

7) 估计结果输出, 先估计目标存在概率为

$$\hat{P}_k = \frac{\sum_{n=1}^N E_k^n}{N} \quad (12)$$

若  $\hat{P}_k$  超过预设的检测门限, 则认为目标存在, 估计目标状态为

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \frac{\sum_{n=1}^N (\mathbf{x}_k^n E_k^n)}{\sum_{n=1}^N E_k^n} \quad (13)$$

8) 令  $k = k + 1$ , 返回 2)。

全部仿真完毕后, 计算目标位置均方根误差

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [(\hat{x}_{i,k} - x_k)^2 + (\hat{y}_{i,k} - y_k)^2]} \quad (14)$$

式中:  $M$  为 Monte Carlo 仿真次数;  $(\hat{x}_{i,k}, \hat{y}_{i,k})$  表示第  $i$  次仿真时目标  $k$  时刻位置估计值。

### 3 仿真试验

本节针对一个人工假设场景进行仿真实验<sup>[11]</sup>, 对本文算法及 MMPF 算法进行比较。仿真总时间 45 s, 目标自第 7 s 出现, 先沿  $x$  方向作 10 s 匀速直线运动, 此后作 5 s 逆时针转弯运动, 然后再进行 10 s 匀速直线运动, 最后作 5 s 顺时针转弯运动, 至第 37 s 消失。

将目标运动模型表示为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}^{(r_k)} \cdot \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1} \quad (15)$$

式中:  $\mathbf{F}^{(r_k)}$  表示对应于运动模式  $r_k$  的状态转移矩阵; 过程噪声  $\mathbf{v}_k$  为零均值的高斯白噪声。其协方差矩阵为

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \frac{q_1}{3} T^3 & \frac{q_1}{2} T^2 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{q_1}{2} T^2 & q_1 T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{q_1}{3} T^3 & \frac{q_1}{2} T^2 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{q_1}{2} T^2 & q_1 T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_2 T \end{bmatrix} \quad (16)$$

则,  $\mathbf{F}^{(1)}$  对应匀速直线运动

$$\mathbf{F}^{(1)} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$\mathbf{F}^{(2)}$  对应顺时针转弯运动,  $\mathbf{F}^{(3)}$  对应逆时针转弯运动, 且

$$F^{(j)} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\Omega^{(j)} T)}{\Omega^{(j)}} & 0 & -\frac{1 - \cos(\Omega^{(j)} T)}{\Omega^{(j)}} & 0 \\ 0 & \cos(\Omega^{(j)} T) & 0 & -\sin(\Omega^{(j)} T) & 0 \\ 0 & \frac{1 - \cos(\Omega^{(j)} T)}{\Omega^{(j)}} & 1 & \frac{\sin(\Omega^{(j)} T)}{\Omega^{(j)}} & 0 \\ 0 & \sin(\Omega^{(j)} T) & 0 & \cos(\Omega^{(j)} T) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, j=2,3 \quad (18)$$

其中

$$\Omega^{(2)} = \frac{-\alpha_m}{\sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}}, \quad \Omega^{(3)} = \frac{\alpha_m}{\sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}} \quad (19)$$

式中,  $\alpha_m$  为机动加速度。式(17)、式(18)中,  $T$  为扫描周期。

相关仿真参数设置为:  $q_1 = 0.001, q_2 = 0.01, \alpha_m = 1.08, T = 1$  s, 监测区域  $n \times m = 60 \times 60$ , 分辨单元尺度  $\Delta_x = \Delta_y = 1$ , 目标初始位置为 (20, 20), 初始速度为 (2, 0) 分辨单元每秒, 初始强度  $I = 20$ , 参数  $\Sigma = 0.7$ , 根据所需信噪比及信噪比公式

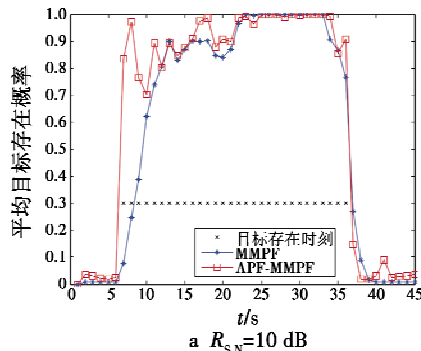
$$R_{s,N} = 10 \lg \left[ \frac{I \Delta_x \Delta_y / 2\pi \Sigma^2}{\sigma} \right]^2 \quad (20)$$

确定量测噪声方差  $\sigma$ 。目标初始存在概率  $\lambda_1 = 0.05$ ,  $P_i = P_d = 0.05$ , 初始运动模式概率  $\mu_1 = 0.9, \mu_2 = 0.05, \mu_3 = 0.05$ , 模型状态转移矩阵为

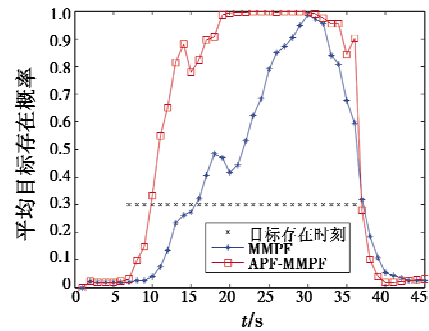
$$H_t = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.05 & 0.05 \\ 0.4 & 0.5 & 0.1 \\ 0.4 & 0.1 & 0.5 \end{bmatrix} \quad (21)$$

$v_{\max} = 2$  分辨单元/s,  $I_{\min} = 10, I_{\max} = 30$ , 预设参数  $p = 2$ , 粒子数  $N = 80000$ 。

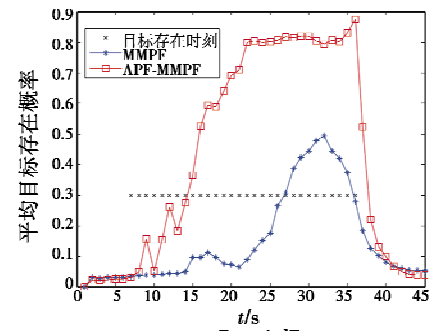
图1所示为两种算法的目标存在概率估计结果, 为10次 Monte Carlo 平均结果。从图1可看出, 随着信噪比降低, 两种算法的检测性能都有所下降, 表现为估计目标出现和消失时刻均有所延迟, 且各时刻目标的检测概率有所降低, 但 APF-MMPF 算法的检测概率总是高于 MMPF 的检测概率, 说明其检测性能较 MMPF 有所提高。



a  $R_{s,N} = 10$  dB



b  $R_{s,N} = 6$  dB



c  $R_{s,N} = 4$  dB

图1 目标存在概率估计

Fig.1 Estimation of target existing probability

图2所示为信噪比为6 dB时两种算法对目标位置估计的均方根误差, 图3所示为6 dB时两种方法的航迹估计结果。图2显示 APF-MMPF 跟踪误差较小, 且收敛较快, 跟踪精度较 MMPF 有所提高, 图2与图3表明 APF-MMPF 算法的跟踪性能也优于 MMPF。

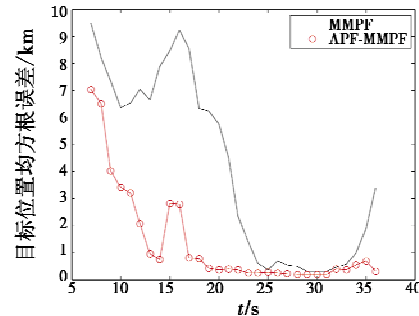


图2 目标位置估计均方根误差 ( $R_{s,N} = 6$  dB)

Fig.2 RMSE of target location estimation

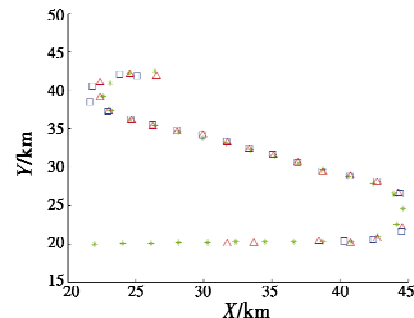


图3 航迹估计结果 ( $R_{s,N} = 6$  dB)

Fig.3 Result of tracking

(下转第92页)

## 4 结论

针对行星际探测对空间相机的高可靠性、耐辐射、低功耗和重量轻等要求,本文在空间相机控制器的设计中,用耐辐射 FPGA RT54SX72S 实现以往由处理器软件和大量的逻辑门、锁存器、译码器和定时/计数器、异步串行收发器等器件完成的行周期信号产生、OC 指令锁存、串行通信、地址译码及 A/D 控制锁存等相机控制功能,在提高系统可靠性的同时减小体积、减轻重量、降低功耗。给出了各功能模块在 FPGA 中的实现方法和部分 VHDL 代码。实际工作时序的测量结果和环境实验结果表明,各功能模块的实现方法正确可行,相机控制器工作可靠,满足总体技术要求。

### 参考文献

- [1] 岳涛,李博,陈晓丽,等. 空间光学发展现状和未来发展[J]. 航天返回与遥感,2011,32(5):1-9.
- [2] 魏志勇,方美华,杨浩. 深空条件下航天器内的辐射环境研究[J]. 航天器环境工程,2008,25(3):229-232.

(上接第 31 页)

综上,本文算法对机动弱目标的检测与跟踪性能均优于 MMPF,这主要是由于本文算法中粒子采样过程利用了当前量测信息,使重要性密度更接近于真实后验概率密度。

## 4 结束语

本文研究了一种基于辅助粒子滤波的多模 TBD 算法,用于低信噪比下机动弱目标的检测与跟踪。由于算法中粒子采样过程利用了当前量测信息,提高了其对机动弱目标的检测与跟踪性能,仿真结果也表明了该算法的有效性。下一步考虑扩大该算法的适用范围,使其适用于其他更复杂场景。

### 参考文献

- [1] 龚亚信,杨宏文,胡卫东,等. 基于粒子滤波的弱目标检测前跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术,2007,29(12):2143-2148.
- [2] SALMOND D J, BIRCH H. A particle filter for track-before-detect [C]//IEEE Proceedings of the American Control Conference, Washington, 2001, 5:3755-3760.
- [3] 高山,毕笃彦,魏娜. 基于 UPF 的小目标检测前跟踪算法[J]. 计算机应用,2009,29(8):2060-2064.
- [4] 吴孙勇,廖桂生,杨志伟. 改进粒子滤波的弱目标跟踪与检测[J]. 宇航学报,2010,31(10):2395-2401.

- [3] 武星星,刘金国,孔德柱,等. 基于混合编程的空间相机控制器的自检方法[J]. 光学精密工程,2008,16(9):1635-1641.
- [4] 许木水,刘金国. 基于 DSP 的相机控制器 CAN 总线通信系统[J]. 计算机测量与控制,2011,19(2):439-441.
- [5] 邱金娟,徐宏杰,潘雄,等. SRAM 型 FPGA 单粒子翻转测试及加固技术研究[J]. 电光与控制,2011,18(8):84-88.
- [6] Actel Corporation. RTSX-S Rad Tolerant FPGAs [Z]. Actel Corporation, 2004.
- [7] 武星星,刘金国. 基于地球椭球的三线阵立体测绘相机像移补偿[J]. 光学精密工程,2011,19(8):1794-1800.
- [8] 凌幸华,高海英. SJA1000 在 TSC695F 系统中的应用[J]. 计算机工程,2008,34:175-177.
- [9] 郭永飞. 侧摆成像下多片 TDICCD 拼接相机分段异速研究[J]. 光机电信息,2010,27(10):32-38.
- [10] Atmel Corporation. Rad-Hard 32 bit SPARC Embedded Processor TSC695F [Z]. Atmel Corporation, 2003.

- [5] 樊玲. 高斯粒子滤波检测前跟踪方法[J]. 计算机工程与应用,2011,47(23):121-123.
- [6] MCGINNITY S, IRWIN G W. Multiple model bootstrap filter for maneuvering target tracking [C]//IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(3):1006-1012.
- [7] ANGELOVA D S, SEMERDJIEV Tz A, JILKOV V P, et al. Application of a Monte Carlo method for tracking maneuvering target in clutter [J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2001, 55(1/2/3):15-23.
- [8] KARLSSON R, BERGMAN N. Auxiliary particle filters for tracking a maneuvering target [C]//IEEE Proceedings of the 39th Conference on Decision and Control, Sydney, 2000, 4:3891-3895.
- [9] 李景熹,王树宗,王航宇. 杂波环境下机动目标跟踪算法研究[J]. 海军工程大学学报,2007,19(3):81-85.
- [10] 闫文利,王建刚,柳毅. 多模型粒子滤波在机动目标跟踪中的应用[J]. 电光与控制,2012,19(1):18-21,73.
- [11] 龚亚信,杨宏文,胡卫东,等. 基于多模粒子滤波的机动弱目标检测前跟踪[J]. 电子与信息学报,2008,30(4):941-944.
- [12] RISTIC B, ARULAMPALAM S, GORDON N. Beyond the Kalman filter; Particle filters for tracking application [M]. Boston-London: Artech House, 2004:241-247.
- [13] PITT M K, SHEPHARD N. Filtering via simulation: Auxiliary particle filters [J]. Journal of the American Statistical Association, 1999, 94(446):590-599.