

基于粒子滤波的弱目标检测前跟踪算法^①

苗媛媛, 陈华杰

(杭州电子科技大学 通信信息传输与融合技术国防重点学科实验室, 杭州 310018)

摘要: 针对低信噪比条件下机动目标的检测跟踪问题, 提出了一种改进型的基于多模型的粒子滤波检测前跟踪算法. 由于粒子退化问题, 在目标信号微弱、目标发生机动或者信号幅值波动较强势, 粒子滤波的 TBD 算法的检测概率和跟踪精度将会下降. 本算法在粒子滤波的基础之上改进, 即在每次循环之前加入新粒子, 新粒子的分布是由平均法和前一时刻的目标估计结果进行确定. 给出了粒子滤波的 TBD 算法推导以及数值计算过程. 仿真实验表明: 基于改进型粒子滤波检测前跟踪算法能够检测低信噪比的目标.

关键词: 弱目标检测; 检测前跟踪; 粒子滤波; 多模型

Particle Filter-Based Track-before-Detective for Weak Target

MIAO Yuan-Yuan, CHEN Hua-Jie

(Key Laboratory of Fundamental Science for National Defense-Communication Information Transmission and Fusion Technology, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In this paper, a multiple model particle filter algorithm is presented for the moving weak target in the low SNR environment. Because of the particle's degeneracy, the detection probability and tracking accuracy of the particle filter based track-before-detective will descend in the case of the signal of the target gets weaker, the target is maneuvering or the signal amplitude fluctuation is strong. With this improved algorithm based on the particle filter, add the new particles before each cycle, and the distribution of new particles is determined by the average method and the estimation results of latest moment. Theoretical result and numerical computation of the partial filter-based TBD algorithm is given in this paper. The simulation experiment illustrates the improved particle filter-based TBD algorithm can detect the weak target with a low SNR.

Key words: detection of weak target; track before detect; particle filter; multi-model

1 引言

检测前跟踪算法是相对于传统先检测后跟踪的一种综合处理运动目标检测跟踪的方法, 它采用传感器原始观测数据进行目标检测跟踪, 将跟踪思想引入检测环节, 利用原始信号的能量积累, 降低检测门限, 有助于提高低信噪比条件下目标的检测概率^[1]. 对此, 国内外的大量学者展开了大量的理论及应用的研究, 主要方法有 Hough 变换^[2]、动态规划^[3-5]及粒子滤波^[6]等. 其中基于粒子滤波(PF)的 TBD 方法由于其对微弱目标较强的检测性能而备受关注. 2001, Salmond^[6]首次提出基于 PF 的 TBD 算法, 其后, 许多学者做了相

关研究, 如 Rutten 和 Gordon^[7], Y.Boers 和 Driessen^[8]等, 2008 年 H.T.Su 等人将粒子滤波用在天波超视距雷达中, 得到了比较好的效果.

对于基本的粒子滤波而言, 其一个主要的缺陷就是退化现象, 即随着滤波迭代次数的增加, 大部分粒子的权重会变得很小, 而只有少数的粒子具有较大的权重, 理论上可以证明, 粒子权重的方差会随着时间的推移不断的增大, 因此退化现象是不可避免的. 粒子退化现象会造成: (1)后验概率只有少数几个权重较大的粒子表示, 大多数粒子对后验概率密度贡献接近于 0; (2)造成计算资源的浪费, 使大量计算浪费在对状

① 基金项目:国家自然科学基金(60905016);十二五国防预研项目

收稿时间:2012-06-22;收到修改稿时间:2012-07-30

态估计贡献甚微的粒子点上. 针对此类问题, 现在大多数的研究方向侧重在两个方面: (1)加入重采样环节; (2)选择好的重要性采样函数, 文献[9]中对这两种发放进行了比较, 发现重采样在很大程度上能减轻退化问题, 但是同时带来了另一负面影响——样本匮乏, 即重采样后, 粒子不再独立, 具有加大权重的粒子被多次采样, 而那些小权重的粒子则被削弱或剔除, 因此丧失了粒子的多样性^[12]; 而对于我们事先不知道后验概率密度形式的情况下, 想要设计一个优秀的重要性采样函数并非易事, 并且, 由于工程实践的问题各不相同并没有一个对任何问题度堪称优秀的重要性采样函数, 所以相对于重要性采样函数来说, 重采样则是一个很好的方法.

针对重采样的粒子多样性问题, 很多研究者进行了深入研究, 文献[10]在引入多模型粒子滤波对机动目标检测前跟踪时, 为保持粒子多样性, 采用大量粒子, 但带来的计算膨胀问题使得粒子滤波在应用中受到极大的限制; 文献[11]则通过引入 UPF 达到保持粒子多样性的目的, 但是只是针对单目标匀速场景, 而我们在实际工程应用中目标并不是理想的匀速运动, 所以针对目标机动的情况, 我们一般采用多模型粒子滤波算法, 对于不同的运动情况, 采用不同的粒子更新速率, 对于粒子退化和样本匮乏问题, 本文提出了一种新的方法——平均法, 即在滤波循环前, 运用平均法对粒子集是否受上一时刻目标估计结果的影响进行一次判断, 当判断的结果超过一定的阈值的时候, 则根据上一时刻的状态估计结果添加新粒子集, 然后, 用改进的粒子集进行下一次滤波, 经验证该方法既保持了粒子的多样性, 而且还提高了算法的检测跟踪性能. 本文在结构上分成四部分: 第一节是系统模型, 第二节是改进检测前跟踪算法的介绍, 第三节是仿真结果与分析, 第四节是结论.

1 目标和传感器建模

1.1 目标运动建模

假设一个目标在 x-y 平面上运动, 那么我们认为, 在一段时间内, 可由两种模型描述: 1)匀速运动模型(CV); 2)匀速转弯模型(CT). 目标的运动模型方程为:

$$s_k = f_k(s_{k-1}, r_k) + w_{k-1} \quad (1)$$

其中, w_{k-1} 为系统过程噪声, 概率密度函数为 $p_w(w)$.

$s_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k, w_k]^T$, (x_k, y_k) 为目标位置, (\dot{x}_k, \dot{y}_k) 为目标速度, w_k 为目标的角速度. $r_k \in M = \{0, 1, 2\}$ 为模型变量, 取 0, 1, 2 的时候分别表示没有目标、目标匀速和转弯三种不同的运动状态. 针对上述三种模型, $f_k(s_{k-1}, r_k)$ 状态转换矩阵也有对应不同的表示.

$$f(s_{k-1}, r_k) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} s_{k-1} \quad r_k = 1 \quad (2)$$

$$f(s_{k-1}, r_k) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin w_{k-1}T}{w_{k-1}} & 0 & \frac{1 - \cos w_{k-1}T}{w_{k-1}} & 0 \\ 0 & \cos w_{k-1}T & 0 & -\sin w_{k-1}T & 0 \\ 0 & \frac{1 - \cos w_{k-1}T}{w_{k-1}} & 1 & \frac{\sin w_{k-1}T}{w_{k-1}} & 0 \\ 0 & \sin w_{k-1}T & 0 & \cos w_{k-1}T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} s_{k-1} \quad r_k = 2 \quad (3)$$

其中, T 表示的是雷达的采样周期. 目标在某一时刻只遵从一种运动模型, 整个运动过程中, 在各种模型之间转换, 可描述为 3 态马尔可夫链, 即 $r_k \in M$. 模型之间的转换概率矩阵 Π 为:

$$\Pi = \begin{bmatrix} \pi_{00} & \pi_{01} & \pi_{02} \\ \pi_{10} & \pi_{11} & \pi_{12} \\ \pi_{20} & \pi_{21} & \pi_{22} \end{bmatrix} \quad (4)$$

定义 $\pi_{ab} = p\{r_k = b | r_{k-1} = a\}$ $a, b = 0, 1, 2$ 其中, π_{ab} 表示从模型 a 转移到模型 b 的概率.

1.2 传感器观测建模

采用传感器对 x-y 平面上某区域进行检测, 产生一系列二维图像, 每一帧图像 $n_x \times m_y$ 个分辨单元. 每一个分辨单元 $(i, j), i = 1, \dots, n_x, j = 1, \dots, m_y$ 对应一个矩形区域 $\Delta_x \times \Delta_y$. 则时刻 k 传感器将获取 $n_x \times m_y$ 个强度观测数据, 记作:

$$z_k = \{z_k^{(i,j)} : i = 1, \dots, n_x, j = 1, \dots, m_y\} \quad (5)$$

其中 $z_k^{(i,j)}$ 表示时刻 k 分辨单元 (i, j) 的强度观测^[1], 具体形式为:

$$z_k^{(i,j)} = \begin{cases} h^{(i,j)}(x_k) + v_k^{(i,j)} & \text{目标出现} \\ v_k^{(i,j)} & \text{目标未出现} \end{cases} \quad (6)$$

$h^{(i,j)}(x_k)$ 为目标对分辨单元 (i, j) 的信号强度贡献, $v_k^{(i,j)}$ 为 (i, j) 内的观测噪声, 假设满足 $p(v) \sim N(v, 0, \sigma^2)$, N 表示高斯分布. 对于 $h^{(i,j)}(x_k)$, 采用传感器点扩散函数形式, 则时刻 k , 位于坐标 (x_k, y_k) 、强度

为 I_k 的目标对于分辨单元 (i, j) 的强度贡献为^[1]:

$$h^{(i,j)}(x_k) \approx \frac{\Delta_x \Delta_y I_k}{2\pi A^n} \left\{ -\frac{(i\Delta_x - x_k)^2 + (j\Delta_y - y_k)^2}{2A^2} \right\} \quad (7)$$

其中 A 为已知参数, 表示传感器的模糊斑点数量.

直到时刻 k 传感器获取的观测表示为:

$$Z_k = \{z_1, z_2, \dots, z_k\} \quad (8)$$

2 基于改进的粒子滤波检测前跟踪算法

由于粒子退化问题, 在目标信号微弱、背景杂波较强时, 粒子滤波的 TBD 算法的检测概率和跟踪精度将会下降. 本节算法在粒子滤波的基础之上改进, 即在每次循环之前加入新粒子, 新粒子的分布是由平均法和前一时刻的目标估计结果进行确定.

标准的 PF—TBD 算法是一种混合估计算法. 算法中, 将一个 2 元的目标模态变量 s 加入所需要估计的状态空间, 表征目标存在与否, 参与状态估计过程. 而目标的存在概率便可以通过这个指示目标存在与否的模态变量计算得到. 因此算法中, 粒子将被分为两类, 一类是死亡粒子, 即对应 $s=0$ 的情况, 此时目标的状态无定义; 另一类是存活粒子, 即对应 $s=1$ 的情况. 在进行 TBD 处理时, 该算法不设门限, 将整个数据平面作为粒子滤波器的输入, 同时将粒子分布在目标可能的状态空间中, 根据其所对应数据平面的幅度和分布密度等先验信息计算粒子权系数; 然后, 粒子在帧间接一定的预设概率经历出生死亡的过程, 而上一帧中存活下来的粒子则得以继承, 并按照抽样密度进行状态转移, 粒子的权系数则被不断更新, 形成该时刻的目标状态的后验概率密度, 从而获得目标状态的估计值. 同时, 算法能通过对目标模态变量的计算为每个时刻提供一个目标存在概率值, 而该值可被用来指示检测能力的大小, 对检测性能进行评估^[13-15].

我们假设初始时刻的目标状态分布 $p(s_0)$ 与模型的概率分布 $p(r_0)$ 已经给定, 算法基本流程如图 1 所示. 初始时刻, 根据 $p(s_0)$ 与 $p(r_0)$ 初始化粒子集 $\{s_0^i, r_0^i, 1/M\}_{i=1}^M$, M 为粒子数. 在时刻 k , 一次循环的基本过程: 首先, 利用我们改进的平均法判断加入的新粒子的初始模型分布 $\tilde{p}(r_k)$ 与状态分布 $\tilde{p}(s_k)$ 是否受前一时刻影响, 若判断判定受到影响, 则根据 $k-1$ 时刻目标的检测与状态估计结果分布, 计算得到 $\tilde{p}(s_k)$ 和 $\tilde{p}(r_k)$, 否则, 新加入的粒子分布依然取初

始时刻的分布 $p(s_0)$ 与 $p(r_0)$; 然后在每次循环计算之前, 根据新加入的粒子的分布加入 M_{new} 个新粒子, 对 $M + M_{new}$ 个粒子再进行状态更新和模型更新, 计算各个粒子对应的权重; 然后对 $M + M_{new}$ 个粒子重采样出 M 个粒子; 最后得到 k 时刻目标的状态估计结果与检测概率.

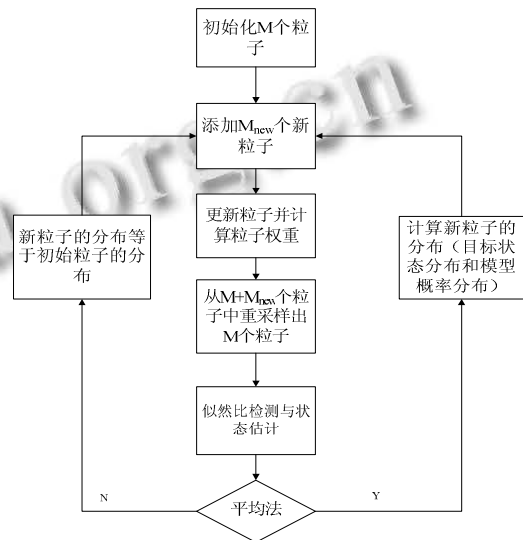


图 1 算法流程图

2.1 平均法加入新粒子

如果假设 $k-1$ 时刻目标的状态估计是 $\hat{s}_{k-1} = (\hat{x}_{k-1}, \hat{y}_{k-1}, \hat{v}_{k-1}, \hat{w}_{k-1})$, 其对应的各个模型概率估计为 $\hat{p}_{r_{k-1}=0}, \hat{p}_{r_{k-1}=1}, \hat{p}_{r_{k-1}=2}$, 经过滤波之后的 M 个加权粒子集为 $\{s_{k-1}^i, r_{k-1}^i, q_{k-1}^i\}_{i=1}^M$. 在 k 时刻, 算法循环前, 加入 M_{new} 个新粒子, 其对应的状态和模型分布为 $\tilde{p}(s_k)$ 和 $\tilde{p}(r_k)$, 然后经过平均法的判断得到, 并且设置其权重为 $1/M$. $\hat{p}_{r_{k-1}=0}$ 表示时刻不存在的概率估计, η 为预设门限, 用于判断粒子是否受到前一时刻的影响.

k 时刻, 如果前 N 个时刻的概率估计的平均值为 $\hat{p}_{avg} \leq \eta$, 那么我们判断新粒子的分布 $\tilde{p}(s_k)$ 和 $\tilde{p}(r_k)$ 受到前一时刻的影响, 新加入粒子的模型分布为 $\tilde{p}(r_k)$; 相对应的三种模型的概率分别取 $\hat{p}_{r_{k-k}=0}$ (目标不存在)、 $(1 - \hat{p}_{r_{k-1}=0})/2$ (CV 模型)、 $(1 - \hat{p}_{r_{k-1}=0})/2$ (CT 模型).

通过在粒子滤波算法引进平均法, 对于目标微弱的情况, 通过前几个时刻目标检测概率估计确定新加

入的粒子的分布,可减轻某一时刻目标漏判所引起的影
响,同时保证了粒子的多样性,提高粒子的有效性.

2.2 粒子滤波过程

模型更新和状态更新. 对于 $M + M_{new}$ 个粒子,可
以根据模型变量 $\{r_{k-1}^i\}_{i=1}^{M+M_{new}}$ 与马尔科夫模型转移
矩阵 Π 更新模型变量; 根据 $p_w(w)$ 获取噪声样本集
 $\{w_{k-1}^i\}_{i=1}^{M+M_{new}}$, 进而获得 k 时刻的样本状态
 $\{s_k^i\}_{i=1}^{M+M_{new}}$. 计算粒子的权重. 根据下式计算粒子权
重:

$$\tilde{q}_k^i = \begin{cases} q_{k-1}^i & \text{目标不存在} \\ q_{k-1}^i \Pi_{mm} l(z_k^{(m,n)} | s_k^i) & \text{目标存在} \end{cases} \quad (9)$$

$$l(z_k^{(m,n)} | s_k^i) = \frac{P_{signal+noise}(z_k^{(m,n)} | s_k^i)}{P_{noise}(z_k^{(m,n)})} \quad (10)$$

$$= \exp\left(-\frac{I_k^{(m,n)}(I_k^{(m,n)} - 2z_k^{(m,n)})}{2\sigma^2}\right)$$

其中: \tilde{q}_k^i 为粒子权重, $P_{noise}(z_k^{(m,n)})$ 是在分辨单元
(m,n) 内的背景噪声的概率密度分布, $P_{signal+noise}(z_k^{(m,n)} | s_k^i)$ 为给定目标状态的条件下, 分辨单
元 (m,n) 内的信号加噪声的似然函数. 归一化后的粒
子权重 $q_k^i = \tilde{q}_k^i / \sum_{i=1}^{M+M_{new}} \tilde{q}_k^i$

重采样. 从粒子集 $\{s_k^i, r_k^i, q_k^i\}_{i=1}^{M+M_{new}}$ 中 $M + M_{new}$
个粒子中重采样出 M 个粒子, 得到新粒子集
 $\{s_k^i, r_k^i, 1/M\}_{i=1}^M$.

似然比检测. 对经过重采样后的 M 个粒子进行统
计, 得出各个模型所对应的粒子数. 假设统计得出,
对应三种模型(目标不存在、CV、CT 模型)的粒子数分
别为 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$, 则可计算出目标对应于各个模型的
概率估计为:

$$\hat{p}_{r_k=0} = \frac{\lambda_1}{M}, \hat{p}_{r_k=1} = \frac{\lambda_2}{M}, \hat{p}_{r_k=2} = \frac{\lambda_3}{M} \quad (11)$$

其中: $\hat{p}_{r_k=0}, \hat{p}_{r_k=1}, \hat{p}_{r_k=2}$ 分别对应目标不存在、CV、
CT 模型的概率估计. 如果 $(\hat{p}_{r_k=1} + \hat{p}_{r_k=2}) \geq \Gamma$, 那么判
断目标存在, 否则, 目标则不存在. Γ 表示的是判断目
标是否存在的门限值.

状态估计. 目标的状态估计由下式计算得到:

$$\hat{s}_k^j = \frac{\sum_{j=1}^{R_2+R_3} s_k^j}{R_2 + R_3} \quad (12)$$

s_k^j 表示的是粒子集中对应目标存在的粒子, 如果

判断存在, 则输出目标状态估计结果.

3 仿真结果分析

本节内容采用改进的算法进行仿真实验. 首先设
定传感器系统的参数, 传感器的采样周期 T 为 1s, 即
每一秒产生一帧图像. 图像观测区域 $n_x \times n_y$ 为 30×20 ,
每个分辨单元大小是 $\Delta_x = \Delta_y = 1$, 图像的模糊斑点数
量 $H = 0.6$; 初始时刻设定目标的幅值为 $I = 18$, 若观
测噪声标准差是 $\sigma = 2.3$, 峰值信噪比为
 $10\lg(I\Delta_x\Delta_y / 2\pi H^2\sigma)^2 = 10.1\text{dB}$.

仿真时间长度是 t_f 是 55s, 其中目标在第 7s 出
现, 在 $7 \leq t \leq 21$ 之间目标沿着 x 轴方向作匀速直线
运动, 在 $22 \leq t \leq 27$ 之间目标作角速度为
 $\omega = 0.30 \text{ rad/s}$ 的匀速转弯运动, 在 $28 \leq t \leq 37$ 之间
目标作匀速直线运动, 在 $38 \leq t \leq 43$ 之间目标作角速
度为 $\omega = -0.20 \text{ rad/s}$ 的匀速转弯运动, 在 $44 \leq t \leq 55$
之间作匀速直线运动, 之后目标消失. 其中, 目标的

马尔科夫模型转换矩阵为 $\Pi = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.05 & 0.05 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix}$, 粒子

数选取 $M = M_{new} = 2000$, 平均法的判定阈值设为
 $\eta = 0.43$.

初始时刻粒子的状态与模型分布为: 位置变量
(x_k, y_k) 均匀分布在 $[0, 30]$ 与 $[0, 25]$ 之间, 速度变量
(\dot{x}_k, \dot{y}_k) 分布在 $[-2, 2]$ 与 $[-2, 2]$ 之间, 角速度变量
 w_k 分布在 $[-0.4, -0.2]$ 与 $[0.2, 0.4]$ 之间; 初始时刻
粒子模型对应的目标不存在、CT 与 CV 模型的初始概
率为 0.9, 0.05, 0.05.

设定目标的检测概率大于 0.65, 则认为目标出现.
图 2 给出了一次蒙特卡洛仿真中, 目标的位置检测和
跟踪结果, 图 3 则对应的三个模型的概率图. 由图 2 可
以看出, 算法可以较准确的估计出目标的轨迹, 不管
是直线运动还是转弯时刻, 算法都能较准确的跟踪到
目标的运动状态, 并且延时很短, 这就改进了以往的
算法延时的不足, 更加实用在实时场景中. 由图 3 可
以看出, 当目标发生模型转换时, 算法能够对目标的
运动模型进行有效地估计.

图 4 和图 5 给出了本文提出的改进算法与文献[9]
中的粒子滤波算法经过 50 次蒙特卡洛仿真后的关于
目标各时刻的位置 RMSE 比较图, 从中可见, 本文方
法的目标位置 RMSE 较小, 对目标状态的估计较精确

跟踪精度较好, 没有较大的误差, 而经典的算法误差率很大, 这就对我们实时跟踪目标造成影响, 导致目标位置模糊. 图 6 和图 7 是目标存在概率的比较图, 图中目标存在概率为经过 50 次蒙特卡洛仿真之后的平均结果. 由图比较可见, 采用本文的改进平均算法各时刻发现目标的概率相对较大, 这样就避免了漏检, 可以准确的检测到目标的存在, 以便我们及时的侦察敌情.

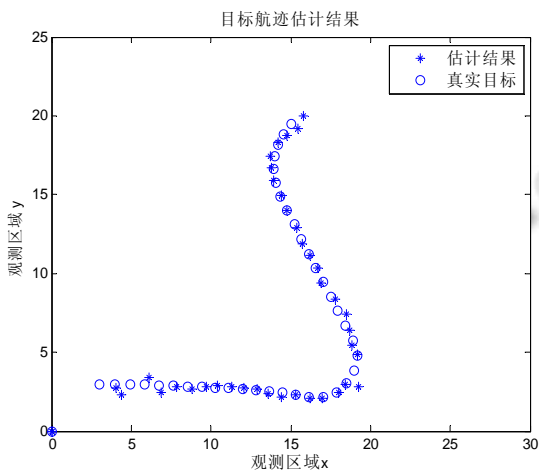


图 2 目标位置估计结果

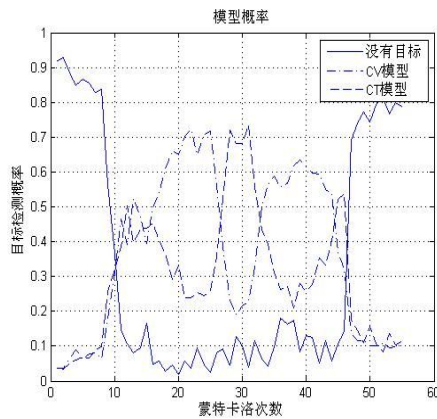


图 3 各模型概率

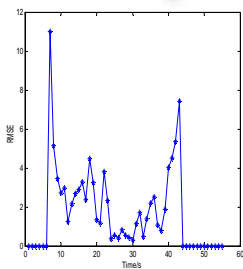


图 4 经典算法的位置 RMSE 图

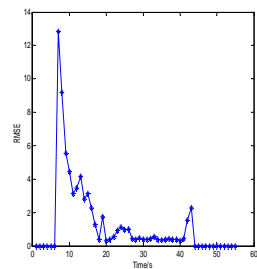


图 5 改进算法的位置 RMSE 图

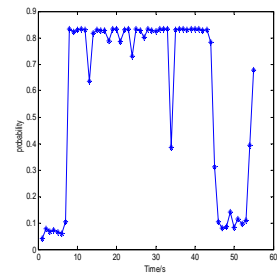
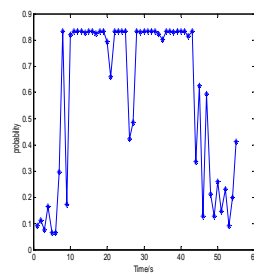


图 6 经典算法目标存在概率 图 7 改进算法目标存在概率

4 结论

本文是针对低信噪比条件下提出了一种改进的平均法粒子滤波算法. 仿真实验结果表明, 该算法能在低信噪比条件下较好的提高了对目标的检测概率和跟踪的精度, 能够较早的发现目标, 并且缓解了目标漏检和跟踪精度下降的问题.

参考文献

- 1 Ristic R, Arulampalam S, Gordon N. Beyond the Kalman Filter-Particle Filters for Tracking Applications. Boston-London: Artech House, 2004: 239-251.
- 2 Carlson BD, Evans ED, Wilson SL. Search radar detection and track with the Hough transform, part I: system concept. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems (S0018-9251), 1994,30(1):102-108.
- 3 Buzzi S, Lops M, Venturino L. Track-before-detect procedures for early detection of moving target from airborne radar. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems (S0018-9251), 2005,41(3):937-954.
- 4 Buzzi S, Lops M, Ferri M. Track-before-detect procedures in a multi-target environment. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems(S0018-9251), 2008,44(3):1135-1149.
- 5 谭晓宇,陈谋,姜长生.改进动态规划算法在小目标检测中的应用.光电工程,2008,35(5):23-27,87.
- 6 Salmond DJ, Birch H. A particle filter for track-before-detect. Proceedings of the American Control Conference, Arlington, June 25-27, 2001:3755-3760.
- 7 Rutten MG, Gordon NJ, Maskell S. Particle-based Track-Before-Detect in Rayleigh noise. Signal and data processing of small targets, Orlando FL, April 13-15, 2004,5428: 509-519.
- 8 Boers Y, Driessen JN. Multitarget particle filter track before

(下转第 125 页)

构及其加解密实现流程,在此基础上提出了通用对称算法加密实现类的构想.在进行了可行性分析之后,详细介绍了该类的成员构成、设计思路及 VB.NET 代码,并在最后给出了一个应用实例.



图 4 实例运行结果

实践证明,应用该类实现信息的加解密非常简便易行.而且,即使.NET Framework 的未来版本加入新的对称算法,该类的代码和相应的软件系统也无需进行任何修改,因此具有良好的扩展性和维护性.这种

设计思想同样适用于非对称算法类和 Hash 算法类.

参考文献

- 1 吕君可.基于 AES 与 HASH 的软件数据保护.计算机系统应用,2011,20(3):210-213.
- 2 Stinson DR. Cryptography Theory and Practice.冯登国,等译.第 3 版.北京:电子工业出版社,2009.126-138.
- 3 秦艳琳,吴晓平.基于.NET 的 TripleDES 算法在网络传输中的实现.计算机应用与软件,2010,27(11):53-55.
- 4 Petroustos E, Mansfield R. Visual Basic.NET Power Tools.高春蓉,朱军,夏永存,等译.北京:电子工业出版社,2004. 132-133.
- 5 Sheldon B, Hollis B, Sharkey K. Professional Visual Basic 2010 and .NET 4. 彭琿,余科洋译.北京:清华大学出版社,2011. 267-279.
- 6 王涛.你必须知道的.NET.第 2 版.北京:电子工业出版社,2011. 224-230.

(上接第 115 页)

- detect application. IEE Proceedings- Radar, Sonar and Navigation(S1350-2395), 2004,151(6):351-357.
- 9 Hlinomaz P, Hong L. A multi-rate multiple model track-before-detect particle filter. Mathematical and computer-modeling (S0895-7177), 2009,49:146-162.
 - 10 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.电子与信息学报,2008,30(4):941-944.
 - 11 高山,毕笃彦,魏娜.处于一种基于 UPF 的小目标 TBD 算法.第十四届全国图象图形学术会议,福州,2008:265-271.
 - 12 刘彬.微弱目标检测前跟踪算法研究[硕士学位论文].成

都:电子科技大学,2010.

- 13 Barshalom Y, Fortmann TE. Tracking and Data Association. New York: Academic Press, 1988. 123-272.
- 14 Reed I, Gagliardi R, Stotts L. Optical moving target detection with 32D matched filtering. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1988,24(4):327-336.
- 15 Kramer JD, Reid WS. Track before detect processing for a range 2 ambiguous radar. IEEE National Radar Conference. New York: IEEE, 1993.