

文章编号 1004-924X(2009)09-2342-08

Rao-Blackwellized 粒子滤波的 红外多个弱目标检测前跟踪

李翠芸, 姬红兵

(西安电子科技大学 电子工程学院, 陕西 西安 710071)

摘要:为了解决红外图像在低信噪比下的多个弱目标检测与跟踪问题,提出了基于 Rao-Blackwellized 粒子滤波器(RBPF)的多目标检测前跟踪算法。定义了红外图像多个弱目标的状态及观测模型;给出了红外弱目标的 RBPF 状态降维方法;将状态变量分解为线性变量与非线性变量并完成状态方程的改写,对状态变量分别进行 Kalman 滤波与基本粒子滤波的更新。最后,定义了红外弱目标出现与消失统计量,给出了带约束条件的 RBPF 多个弱目标检测前跟踪流程。对弱目标的不同信噪比实验表明, RBPF 可以减小状态变量的估计误差,提高检测概率。对单目标进行检测前跟踪,平均每帧耗时为 0.3287 s,在相同的粒子数下, RBPF 可以得到更高的滤波精度。对两个信噪比为 6 dB 的不同空间位置目标的实验表明,约束条件控制 RBPF 的跟踪范围,可以避免目标相互之间的干扰,平均能在 2.74 frame 检测到目标出现,在 1.13 frame 判决目标消失。提出的算法能对红外多个弱目标进行出现与消失判断,具有良好的跟踪性能。

关键词:红外弱目标;多个弱目标;Rao-Blackwellized 粒子滤波;检测前跟踪

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A

Track-before-detection for multi weak targets based on Rao-Blackwellized particle filter

LI Cui-yun, JI Hong-bing

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: The track-before-detection (TBD) based on a Rao-Blackwellized Particle Filter(RBPF) is proposed for detecting and tracking a number of weak targets in an infrared image with low Signal to Noise Ratio (SNR). A system dynamic model and a measurement model of the infrared image are presented. Then, the state vector is partitioned as a linear state variable and a nonlinear state variable with RBPF, which is computed by the Kalman filter and the particle filter, respectively. Finally, the present and absent statistics are defined and the flowchart of the RBPF-TBD for multi weak targets with a constrained condition are given. The simulation results of the infrared image sequences in different SNRs show that the RBPF-TBD can reduce the state's estimation error and can improve the detection probability. For a single target by TBD, the simulation indicates that the consumed time is 0.0387 s/frame averagely. Under the same particle number, RBPF can get a higher filtering accuracy. For two targets with a SNR of 6 dB in different space positions, the simulation shows that constrained

收稿日期:2009-04-02;修订日期:2009-05-26.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 60677040)

tracking can avoid the inference of present targets. The target presence and absence declaration delays averagely are 2.74 frames and 1.13 frames. These results show that the proposed algorithm for multi weak targets is capable of detecting the target presence and absence, and is capable of tracking the target efficiently.

Key words: infrared weak target; multi weak targets; Rao-Blackwellized Particle Filter(RBPF); track-before-detection

1 引言

低信噪比环境中的红外弱小目标检测与跟踪是红外搜索与跟踪系统、大视场目标监视系统的一项核心技术,一直是该领域的研究热点。检测前跟踪(Track Before Detect, TBD)技术是解决此问题的有效方法,它通过多次扫描观测数据的累积来提升信噪比,实现对目标的检测与跟踪。当前研究的热点是基于粒子滤波的递归 TBD 方法^[1],递归方法满足了目标能量累积和简化计算的需求,目标状态和观测的非线性非高斯特点又使得粒子滤波成为合适的解决手段。

在雷达信号处理领域,由 Boers 等人首次利用粒子滤波对多个雷达弱目标信号进行检测前跟踪^[2],是一种已知最大数目的弱目标研究,但对于未知最大数目的情形未作讨论。在弱声源定位与跟踪领域,文献^[3]也给出了基于粒子滤波的多个弱声源检测前跟踪方法。将粒子滤波用于图像目标跟踪领域已有诸多研究成果,其研究对象一般为单个弱目标^[4],或者是多个强目标^[5-6],而没有考虑多个弱目标的情形。本文针对红外图像中多个弱目标进行检测前跟踪研究,目标的数目可变且勿需知道最大数目,对运动载体衍生出新目标(如海上舰船发射导弹)的情况尤其适用。

由于多滤波器的处理使计算量增大,提出将 Rao-Blackwellized 粒子滤波器(RBPF)^[7-9]用于红外图像弱目标的检测前跟踪。与一些已有粒子滤波的改进不同^[10-12],本文直接对粒子的状态空间进行分析,将粒子状态变量划分为线性状态变量和非线性状态变量,通过基本粒子滤波估计非线性状态变量,通过 Kalman 滤波方法估计线性状态变量。粒子状态的降维减少了所需采样的粒子数并发挥两类滤波方法的优势,提高了跟踪的精度。文中对于红外多个弱目标的检测前跟踪给出了明确的解决方法和实现过程。

2 二维图像多目标的状态及观测模型

本节完成弱目标运动和传感器观测建模。本文主要讨论用杂波抑制预处理后的红外场景图像。

2.1 状态模型

红外图像中远距离监测到的弱小目标其运动可近似为匀速直线运动,单个目标的状态方程可以表示为

$$\mathbf{X}_{t,k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{X}_{t,k} + \mathbf{W}_k, \quad (1)$$

其中, $\mathbf{X}_{t,k} = [x_{t,k} \dot{x}_{t,k} y_{t,k} \dot{y}_{t,k} I_{t,k}]^T$ 是状态向量, $(x_{t,k}, y_{t,k})$, $(\dot{x}_{t,k}, \dot{y}_{t,k})$ 和 $I_{t,k}$ 分别表示目标 t 第 k

帧的位置,速度和强度。 $\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} F_s & 0 & 0 \\ 0 & F_s & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, $\mathbf{F}_s =$

$$\begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{W}_k \text{ 为状态噪声, } T \text{ 为采样周期。}$$

k 时刻目标 t 可能存在于传感器警戒区域内,也可能不存在,以变量 $E_{t,k}$ 对此建模。描述为 2 态的 Markov 链,即 $E_{t,k} \in \{0, 1\}$, 0 表示目标不存在,1 则反之。并定义目标的“新生”概率 $P_{t,b}$ 和“消失”概率 $P_{t,d}$ 为:

$$P_{t,b} = P\{E_{t,k} = 1 | E_{t,k-1} = 0\}, \quad (2)$$

$$P_{t,d} = P\{E_{t,k} = 0 | E_{t,k-1} = 1\}, \quad (3)$$

则概率转移矩阵为:

$$\mathbf{\Pi}_t = \begin{bmatrix} 1 - P_{t,b} & P_{t,b} \\ P_{t,d} & 1 - P_{t,d} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

定义目标初始存在概率,记为 $\eta_{t,1} = P(E_{t,1} = 1)$ 。

2.2 观测模型

每一幅图像具有 $n \text{ pixel} \times m \text{ pixel}$, 每个像素对应一个大小为 $\Delta x \times \Delta y$ 的矩形区域,因此每个像素的中心 (i, j) 对应于 $(i\Delta x, j\Delta y)$, $i = 1, \dots, n$, $j = 1, \dots, m$ 。在每个像素点 (i, j) , 量测强度 $z_k^{(i,j)}$

定义为:

$$z_k^{(i,j)} = \begin{cases} \sum_{t=1}^T h_k^{(i,j)}(x_{t,k}) + \omega_k^{(i,j)}, & E_{t,k}^{(i,j)} = 1 \\ \omega_k^{(i,j)}, & E_{t,k}^{(i,j)} = 0 \end{cases}, \quad (5)$$

其中, $h_k^{(i,j)}(x_{t,k})$ 是目标 t 对像素点 (i,j) 处强度的影响; T 是目标的个数, $\omega_k^{(i,j)}$ 是在像素点 (i,j) 的观测噪声, 假设它在像素与像素之间以及帧与帧之间都是独立的, 且 $\omega_k^{(i,j)} \sim N(0, \sigma^2)$ 服从高斯分布。在实际中, $h_k^{(i,j)}(x_{t,k})$ 依赖于传感器的点扩展函数。通常一个强度为 $I_{t,k}$ 的点目标对像素点 (i,j) 的贡献近似为:

$$h_k^{(i,j)}(x_{t,k}) \approx \frac{\Delta x \Delta y I_{t,k}}{2\pi \Sigma^2} \exp\left\{-\frac{(i\Delta x - x_{t,k})^2 + (j\Delta y - y_{t,k})^2}{2\Sigma^2}\right\}, \quad (6)$$

其中, Σ 是一个已知的参数, 它表示红外传感器的模糊程度。

在时刻 k 完整的观测用一个 $n \times m$ 的矩阵来表示:

$$z_k = \{z_k^{(i,j)}; i=1, \dots, n, j=1, \dots, m\}, \quad (7)$$

在时刻 k 所有的观测值为:

$$Z_k = \{z_i; i=1, \dots, k\}. \quad (8)$$

3 基于 RBPF 滤波器的红外多个弱目标检测前跟踪

3.1 状态分解与方程改写

红外弱目标的状态维数较高, 影响了滤波的有效性, 考虑降维处理做状态的分解。

分析式(1)(5)(6), 发现速度变量不参与式(5)观测值的更新, 可以作为线性变量分离出来,

状态分解成 $\mathbf{x}_{t,k} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{t,k}^n \\ \mathbf{x}_{t,k}^l \end{bmatrix}$ 由此目标的状态和观测方程改写为:

$$\mathbf{x}_{t,k+1}^n = \mathbf{F}\mathbf{x}_{t,k}^n + \mathbf{A}^n \mathbf{x}_{t,k}^l + \mathbf{w}_k^n, \quad (9)$$

$$\mathbf{x}_{t,k+1}^l = \mathbf{A}^l \mathbf{x}_{t,k}^l + \mathbf{w}_k^l, \quad (10)$$

$$z_k^{(i,j)} = \begin{cases} \sum_{t=1}^T h_k^{(i,j)}(x_{t,k}^n) + \omega_k^{(i,j)}, & E_{t,k}^{(i,j)} = 1 \\ \omega_k^{(i,j)}, & E_{t,k}^{(i,j)} = 0 \end{cases}, \quad (11)$$

其中 $\mathbf{x}_{t,k}^n = [x_{t,k}, y_{t,k}, I_{t,k}]^T$, $\mathbf{x}_{t,k}^l = [\dot{x}_{t,k}, \dot{y}_{t,k}]^T$,

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A}^n = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A}^l = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{w}_k^n \sim N(0, \mathbf{Q}^n), \quad \mathbf{w}_k^l \sim N(0, \mathbf{Q}^l).$$

从式(9)可以得出, 估计量 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^n$ 包含了线性状态的信息, 如果 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^n$ 已知, 则式(10)和(9)可以改写为:

$$\mathbf{x}_{t,k}^l = \mathbf{A}^l \mathbf{x}_{t,k-1}^l + \mathbf{w}_{k-1}^l, \quad (12)$$

$$\mathbf{y}_{t,k} = \mathbf{A}^n \mathbf{x}_{t,k}^l + \mathbf{w}_k^n, \quad (13)$$

其中 $\mathbf{y}_{t,k} = \mathbf{x}_{t,k+1}^n - \mathbf{F}\mathbf{x}_{t,k}^n$ 。

因此, 可以将 $\mathbf{y}_{t,k}$ 作为状态 $\mathbf{x}_{t,k}^l$ 的测量, \mathbf{w}_k^n 作为测量噪声, 式(12)和(13)组成的状态和观测方程用 Kalman 滤波器实现滤波。式(9)和(11)组成的状态和观测方程可以由基本粒子滤波进行滤波。

3.2 滤波更新

借鉴文献[4]中的方法, 滤波器对 $E_{t,k} = 0$ 的粒子不定义状态, 仅对 $E_{t,k} = 1$ 的粒子进行滤波, 即对新生粒子 ($E_{t,k} = 1 | E_{t,k-1} = 0$) 和存活粒子 ($E_{t,k} = 1 | E_{t,k-1} = 1$) 进行状态的预测与更新。

从建议密度函数 $q(\mathbf{x}_{t,k}^n | z_k)$ 产生新生粒子的非线性状态分量。位置分量 $x_{t,k}, y_{t,k}$ 为强度超过预设门限 γ 且不在已有目标所在区域的分辨单元集合, 即 $(i,j) | z_k^{(i,j)} > \gamma$ 且 $(i,j) \notin D_1^{k-1} \cup D_2^{k-1} \dots \cup D_i^{k-1}$, 让粒子在这些单元内均匀分布, 其中 $D_i^{k-1} = \{(i,j) | i \in C_i(\hat{x}_{t,k-1}), j \in C_j(\hat{y}_{t,k-1})\}$ 为 $k-1$ 时刻目标 t 的影响区域 $C_i(\hat{x}_{t,k-1}) = \{i_0 - p, \dots, i_0 - 1, i_0, i_0 + 1, \dots, i_0 + p\}$, i_0 是关于状态矢量分量 $\hat{x}_{t,k-1} = \hat{x}_{t,k-1} [1]$ 最接近的整数, $C_j(\hat{y}_{t,k-1})$ 类似。强度分量 $I_{t,k}$ 服从均匀分布 $U[I_{\min}, I_{\max}]$, 其中 I_{\min}, I_{\max} 分别为目标强度的最小值和最大值。

用先验概率 $p(\mathbf{x}_{t,0}^l) = N(\bar{\mathbf{x}}_{t,0}, \mathbf{P}_{t,0})$ 进行新生粒子线性状态分量 $\dot{x}_{t,k}, \dot{y}_{t,k}$ 的抽样。

对存活粒子 ($E_{t,k-1} = 1$ 且 $E_{t,k} = 1$) 的线性状态直接用 Kalman 滤波器进行滤波。具体过程如下:

$$\hat{\mathbf{x}}_{t,k|k}^l = \hat{\mathbf{x}}_{t,k|k-1}^l + \mathbf{L}_{t,k} (\mathbf{y}_{t,k} - \mathbf{A}^n \hat{\mathbf{x}}_{t,k|k-1}^l), \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_{t,k|k} = \mathbf{P}_{t,k|k-1} - \mathbf{L}_{t,k} \mathbf{N}_{t,k} \mathbf{L}_{t,k}^T, \quad (15)$$

$$\mathbf{L}_{t,k} = \mathbf{P}_{t,k|k} (\mathbf{A}^n)^T \mathbf{N}_{t,k}^{-1}, \quad (16)$$

$$\mathbf{N}_{t,k} = \mathbf{A}^n \mathbf{P}_{t,k|k} (\mathbf{A}^n)^T + \mathbf{Q}^n, \quad (17)$$

其中, $\hat{\mathbf{x}}_{t,k|k-1}^l = \mathbf{A}^l \hat{\mathbf{x}}_{t,k-1|k-1}^l$, $\mathbf{P}_{t,k|k-1} = \mathbf{A}^l \mathbf{P}_{t,k-1|k-1} (\mathbf{A}^l)^T + \mathbf{Q}^l$ 。

对存活粒子的非线性状态用下式进行抽样:

$$p(\mathbf{x}_{t,k}^n | \mathbf{x}_{t,k-1}^n, \hat{\mathbf{x}}_{t,k-1}^n) = N(\mathbf{F}\mathbf{x}_{t,k-1}^n + \mathbf{A}^n \hat{\mathbf{x}}_{t,k-1}^n, \mathbf{A}^n \mathbf{P}_{t,k-1} (\mathbf{A}^n)^T + \mathbf{Q}^n). \quad (18)$$

本应用中,利用观测的似然函数

$$l(\mathbf{z}_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_{t,k}^{(s)}) \triangleq \frac{p_{S+N}(\mathbf{z}_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_{t,k}^{(s)})}{p_N(\mathbf{z}_k^{(i,j)})} = \exp\left\{-\frac{h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_{t,k}^{(s)})[h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_{t,k}^{(s)}) - 2\mathbf{z}_k^{(i,j)}]}{2\sigma^2}\right\}, \quad (19)$$

来定义第 s 个粒子的权值

$$\tilde{\omega}_{t,k}^s \approx \begin{cases} \prod_{i \in C_i(x_k)} \prod_{j \in C_j(x_k)} l(\mathbf{z}_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_{t,k}^{(s)}), & E_{t,k}^s = 1 \\ 1, & E_{t,k}^s = 0 \end{cases} \quad (20)$$

3.3 红外多个弱目标检测前跟踪方法

本文将多目标的检测前跟踪过程分为两层:搜索层与跟踪层。当目标出现后进入跟踪层,仅对存活粒子进行状态的预测与更新。具体流程如图 1:

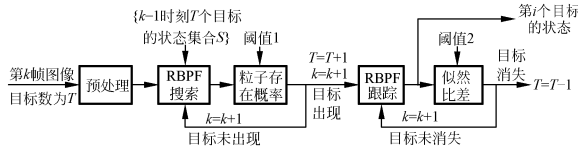


图 1 第 i 个滤波器的跟踪流程图

Fig. 1 The i th filter tracking flowchart

图 1 中真实红外数据的预处理可以采用文献 [13] 基于二代 Curvelet 变换和 ProbShrink 算法方法进行杂波抑制。

3.3.1 目标出现与消失统计量

定义粒子存在概率^[4]:

$$\hat{p}_{t,k} = \frac{\sum_{s=1}^{N_s} E_{t,k}^s}{N_s}. \quad (21)$$

作为目标出现统计量,当 $\hat{p}_{t,k} > \theta_1$ 时目标出现,反之则未出现。

当检测到目标出现后,仅对 N_t 个存活粒子进行局部跟踪。定义累积似然比差:

$$\Delta C_t = L_{t,\max} - L_t(\mathbf{z}_k, \dots, \mathbf{z}_{k+r}). \quad (22)$$

作为目标消失统计量,其中

$$L_t(\mathbf{z}_k, \dots, \mathbf{z}_{k+r}) \approx \frac{\prod_{j=k}^{k+r} (\sum_{s=1}^{N_t} \omega_{t,j}^s)}{(N_t)^{r+1}},$$

$$L_{t,\max} = \max\left\{L(\mathbf{z}_{k-5}, \dots, \mathbf{z}_{k+r-5}), L(\mathbf{z}_{k-4}, \dots, \mathbf{z}_{k+r-4}), \dots\right\}.$$

若 ΔC_t 大于某一阈值 θ_2 , 则判断为目标消失。

目标的估计状态为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{t,k} = \sum_{s=1}^{N_s} \mathbf{x}_{t,k}^{(s)} \cdot E_{t,k}^s \cdot \omega_{t,k}^s. \quad (23)$$

3.3.2 多目标检测前跟踪流程

每个目标分配一个 RBPf 滤波器进行检测前跟踪,已检测到的目标状态集合作为约束条件控制滤波器的跟踪范围,在时刻 k 的多目标跟踪流程如图 2 所示。

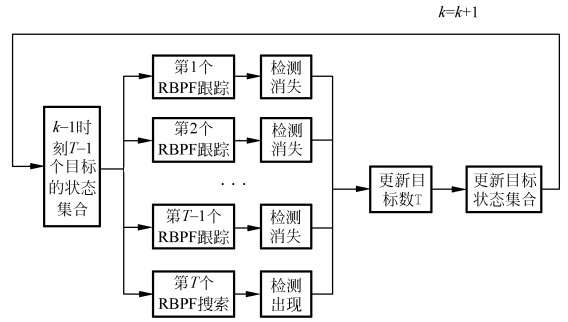


图 2 k 时刻多目标跟踪框图

Fig. 2 Multi targets tracking flowchart at time k

引入混合变量 $Y_{t,k} = \{x_{t,k}, E_{t,k}\}$, 其中 $x_{t,k}$ 与 $E_{t,k}$ 分别为时刻 k 第 t 个目标的状态和存在变量。假设 $k-1$ 时刻已检测到 $T-1$ 个目标,其混合变量为 $\{Y_{t-1,k-1}\}_{t=1}^{T-1} = \{[x_{t-1,k-1}, E_{t-1,k-1} = 1]\}_{t=1}^{T-1}$, 时刻 k 只需对 $T-1$ 个目标进行消失判断,对第 T 个可能目标进行出现判断。假设已知该变量在 $k-1$ 时刻的联合后验概率密度 $p(Y_{t-1,k-1} | Z_{k-1})$ 可由粒子集 $\{Y_{t-1,k-1}^s, \omega_{t-1,k-1}^s\}_{s=1}^{N_s}$ 来描述。算法的一次迭代运算步骤如下:

步骤 1: 存在变量的预测

(1) 预测已知的 $T-1$ 个目标 k 时刻粒子的存在变量 $\{E_{t,k}^s\}_{s=1}^{T-1}, s=1, \dots, N_t$, 根据 $\{E_{t,k-1}^s\}_{s=1}^{T-1}$ 和转移概率 Π_t 获得;

(2) 预测第 T 个可能目标粒子的存在变量 $E_{t,k}^s, s=1, \dots, N_s$, 根据 $E_{t,k-1}^s$ 和转移概率 Π_t 获得。

步骤 2: 粒子状态的滤波更新

(1) 对已知的 $T-1$ 个目标中 $E_{t,k}^s = 1, s=1, \dots, N_t$ 的粒子预测存活粒子状态。

(2) 对可能的第 T 个目标中 $E_{t,k}^s = 1, s=1, \dots, N_s$ 的粒子预测新生粒子状态。

步骤 3: 每一个滤波器用式 (20) 计算粒子权值,并作权值归一化。

步骤 4: 每一个滤波器进行粒子重采样, 本文强制采用系统重采样, 即

$$[\{Y_{t,k}^s, (1/N)\}_{s=1}^N] = \text{重采样}[\{Y_{t,k}^s, \omega_{t,k}^s\}_{s=1}^N]$$

步骤 5: 目标状态估计

(1) 对已知的 $T-1$ 个目标用式(22)计算消失统计量并判断。若未消失, 用式(14)~(18)估计状态; 若消失, 则该滤波器停止, 更新目标数 T ;

(2) 对可能目标用式(21)计算出现统计量并判断。若大于阈值, 则目标出现, 用式(14)~(18)估计状态, 更新目标数 T 。

4 仿真实验

本文采用信噪比(SNR)来衡量算法的性能, 根据红外目标模型 SNR 定义如下:

$$\text{SNR} = 10 \log \frac{(I/2\pi \sum^2)^2}{\sigma^2}, \quad (24)$$

其中, I 表示目标的峰值强度, \sum 为弱小目标扩展度, σ^2 表示背景噪声的方差。检测到的单个目标跟踪精度用估计到的位置与目标真实位置的均方根误差度量, 即

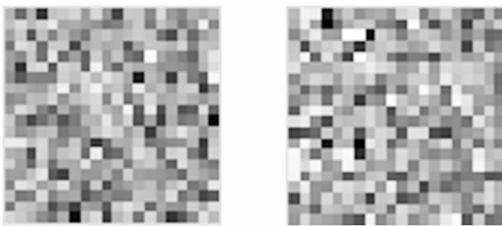
$$\text{RMSE} = \left[\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K ((\hat{x}_{t,k} - x_{t,k})^2 + (\hat{y}_{t,k} - y_{t,k})^2) \right]^{1/2}, \quad (25)$$

其中, $(x_{t,k}, y_{t,k})$ 与 $(\hat{x}_{t,k}, \hat{y}_{t,k})$ 分别表示真实位置与估计位置, K 为总帧数。多个目标的平均误差则再取平均。

实验在 PentiumIV 3.0 GHz PC 机上通过用 MATLAB6.5 完成的。

实验一 单目标模型

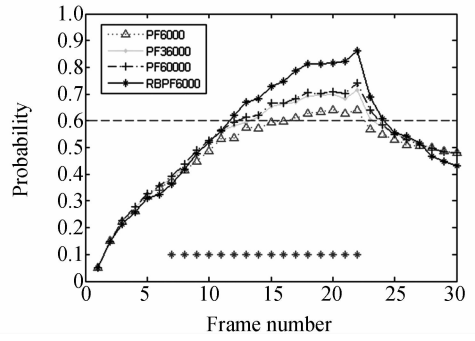
先对单个目标进行实验。由于文献[4]是粒子滤波及其在弱目标跟踪等方面的专著, 国内外学者用其实验方法生成数据并将其作为检测标



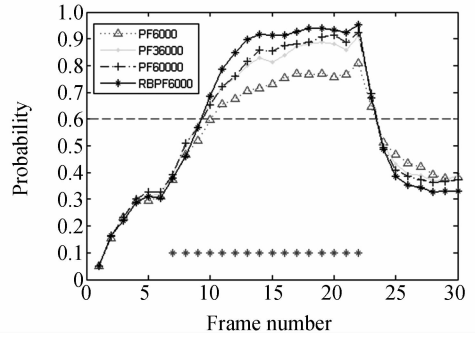
(a) 第 1 帧(无目标) (b) 第 10 帧(1 个目标)
 (a) The first frame(no target) (b) The tenth frame(one target)

图 3 原始灰度图像(SNR=6 dB)

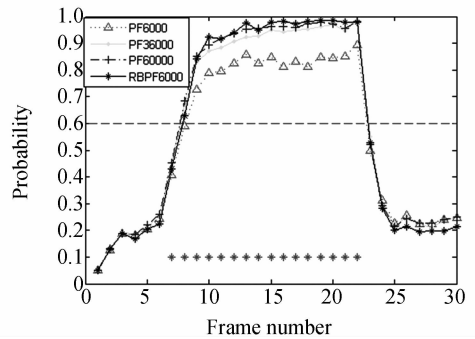
Fig. 3 Original gray images(SNR=6 dB)



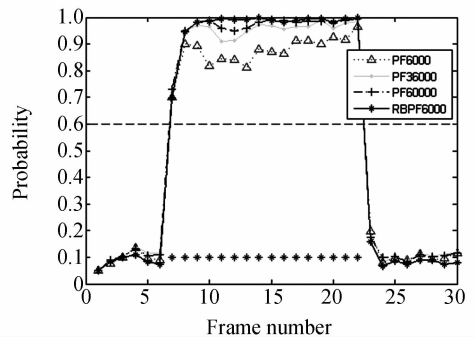
(a) 2 dB



(b) 5 dB



(c) 8 dB



(d) 11 dB

图 4 不同信噪比下的目标存在概率

Fig. 4 Probability of target existence in different SNR

准。以下实验产生了类似文献[4]中的模拟数据,共有 30 frame,图像大小 $n=m=20$,图 3(a)仅有背景而无目标,图 3(b)有一个位置在(6,7)的目标。目标持续的时间为 7~22 frame。状态噪声 v_k 是协方差矩阵为 V 的零均值白噪声, $V = \begin{bmatrix} Q_s & & \\ & Q_s & \\ & & q_2 T \end{bmatrix}$, $Q_s = q_1 \begin{bmatrix} T^3/3 & T^3/3 \\ T^3/2 & T \end{bmatrix}$, 其中传感器采样间隔 $T=1$ s,目标运动噪声和目标强度噪声的功率谱密度分别为 $q_1=0.005$ 和 $q_2=0.01$,像素对应区域 $\Delta_x=\Delta_y=1$, $\Sigma=0.7$,目标强度 $I=20$ 。

为了验证 RBPF-TBD 的有效性,采用文献[4]的目标判决标准,即只采用粒子存在概率来作目标出现消失判决。分别比较粒子数为 6 000, 36 000, 60 000 的 PF-TBD 和粒子数为 6 000 的 RBPF-TBD 在不同信噪比下的性能。实验参数取为:目标初始存在概率 $\eta_{t,1}=0.05$, $P_{t,b}=P_{t,d}=0.05$ 。信号强度门限 $\gamma=2$, $I_{\min}=10$, $I_{\max}=30$,判决阈值 $\theta_1=0.6$ 。做 100 次 Monte Carlo 实验的平均结果如图 4 所示。

从图 4 可以看出 RBPF-TBD 的检测性能优于 10 倍粒子数 PF-TBD 的性能,在相同粒子数情况下, RBPF 可以得到更高的滤波精度。

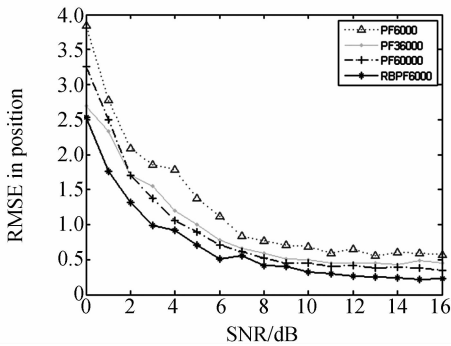


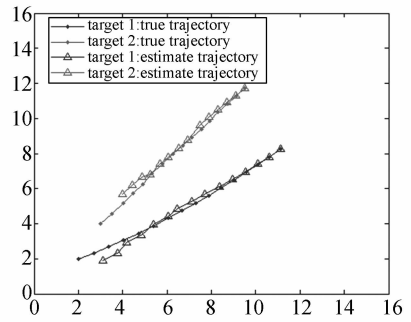
图 5 不同信噪比下的 RMSE

Fig. 5 RMSE in different SNRs

图 5 中不同信噪比下位置的均方根误差曲线也验证了 RBPF 的有效性。RBPF 对单目标进行检测前跟踪平均每帧耗时为 0.328 7 s, 可以进行快速跟踪。

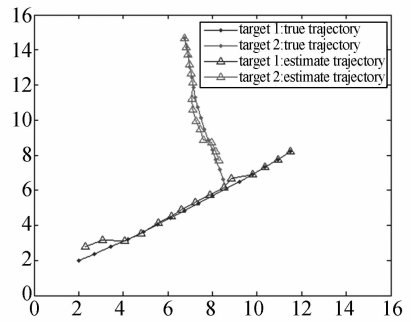
实验二 多目标模型

为检验多个目标的空间位置对检测算法的影响,按照 3 种情况模拟 2 个目标的轨迹来说明算



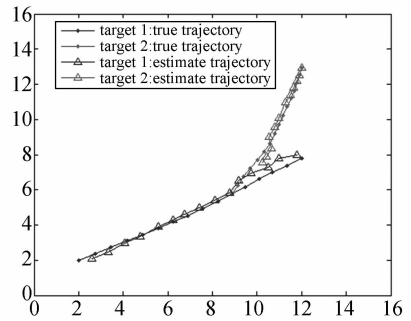
(a) 情况 1

(a) The first situation



(b) 情况 2

(b) The second situation



(c) 情况 3

(c) The third situation

图 6 真实轨迹与预测轨迹对比

Fig. 6 True target trajectory versus estimated target trajectory

法的实用性。第一个目标持续的时间为: 7~22 frame, 第二个目标持续的时间为: 17~32 frame。2 个目标的模型参数设为相同, 在图像序列加入 $\sigma=3.2$, 即 $SNR=6$ dB 的高斯噪声。目标 1 的初始位置和初始速度固定, 分别为 (2, 2) 和 (0.70,

0.35)。情况 1:两个目标无交叉,目标 2 的初始位置和速度设为(3,4)和(0.55,0.55);情况 2:目标 1 在 17 th frame 衍生出目标 2(即目标 2 的初始位置与目标 1 17 th frame 的位置相同),目标 2 与目标 1 的运动速度差异较大,设定其初始速度为(-0.15,0.55);情况 3:目标 1 在 17 th frame 衍生出目标 2,且目标 2 与目标 1 的运动速度差异较小,其初始速度为(0.30,0.50)。

多目标出现与消失分别采用两个判决统计量,阈值 $\theta_1 = 0.6$, $\theta_2 = L_{t,\max}/5$ ($L_{t,\max}$ 从实验实时获得),约束范围参数 $p=1$;似然比累积帧数 $r=2$,搜索层粒子数 $N_s=6\ 000$,跟踪层粒子数 $N_t=500$ 。

图 6(a)~(c)给出了三种情况一次实验的目标真实轨迹与预测轨迹对比图。

从图 6 可以发现,空间位置的三种情况中以情况 1 跟踪最为准确,因为相互无干扰;情况 2 由于 2 个目标速度方向的差异大,目标 2 出现后对目标 1 的影响较小,使得轨迹在 18th frame 发生略微的偏离后能回到真实轨迹;情况 3 由于目标 2 与目标 1 速度差异小,相互干扰大,状态估计误差较大。

表 1 给出了进行 100 次 Monte Carlo 实验的 3 种空间位置的目标检测与跟踪性能对比结果。

表 1 不同空间位置的目标检测性能对比(SNR=6 dB)
Tab. 1 Comparison of target's detection performance in different space positions(SNR=6 dB)

空间位置	目标	出现延迟/frame	消失延迟/frame	正确检测/frame	RMSE
情况 1	1	2.48	1.15	12.35	0.153 7
	2	2.36	1.14	12.49	0.148 6
情况 2	1	2.54	1.12	12.34	0.173 4
	2	2.89	1.06	12.03	0.145 8
情况 3	1	2.98	1.16	11.86	0.217 2
	2	3.17	1.15	11.67	0.224 5
平均		2.74	1.16	12.12	0.177 2

参考文献:

[1] BORES Y, DRIESSEN H. Particle filter based track before detect algorithms[J]. *Proceedings of SPIE, Signal and Data Processing of Small*

从表 1 的统计结果可以看出,情况 1 两目标无交叉时,两个目标的检测性能几乎相同;情况 2 由于目标 1 的约束,目标 2 的出现延迟略有增加,并且由于目标 2 的干扰,目标 1 的 RMSE 增大,跟踪精度下降;情况 3 时,由于衍生目标 2 的运动方向与目标 1 的方向接近造成目标 2 出现延迟增加,并且由于相互影响,2 个目标的 RMSE 都增大。当信噪比为 6 dB 时,三种情况的平均 RMSE 为 0.177 2, RBPF 的跟踪精度高。约束范围参数 p 的选择对目标延迟大小有着较大影响,其主要依据是目标与传感器模糊度的大小。本文选 $p=1$ 较文献[4]中 $p=2$,出现检测延迟可以缩短,目标的跟踪精度几乎不变。从实验结果可以得出,本文算法可以对数目变化的多目标进行跟踪,但不同空间位置对检测与跟踪性能有较大影响。

5 结 论

红外图像弱目标的检测与跟踪一直是目标跟踪领域的难点,本文首次对多个弱目标的检测前跟踪问题进行探讨,提出了基于 RBPF 的多个弱目标检测前跟踪算法,降低了抽样粒子状态维数,可以在取相同的粒子数时得到更高的滤波精度。对于目标的出现与消失分别采用两个判决统计量,平均能在 2.74 frame 检测到目标,在 1.13 frame 判决目标消失,可以得到较小的判决延迟。实验以 2 个目标为例验证了算法的有效性,多于 2 个目标的情况也同样有效。本文对每一个目标都分配一个滤波器进行跟踪,计算复杂度较大,但由于可以并行检测与跟踪,可以考虑用多处理器提高运算速度。对多目标进行跟踪,不同空间位置对检测与跟踪性能造成的影响在实际应用中不能忽略。而本文只粗略的考虑了三种简单空间位置,需要增加更为复杂的空间位置来做探讨,可以考虑更为有效的多目标概率数据关联算法来解决这一问题。

Targets, 2003, 5204: 20-30.

[2] BORES Y, DRIESSEN J N. Multitarget particle filter track before detect application[J]. *IEEE Proc. Radar Sonar Navig.*, 2004, 151 (6): 351-357.

[3] FALLON M, GODSILL S. Multi target acoustic

- source tracking using track before detect [C]. *IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics, New Paltz, NY*, 2007:102-105.
- [4] RISTIC R, ARULAMPALAM S, GORDON N. *Beyond the Kalman Filter-Particle Filters for Tracking Applications* [M]. Boston: Artech House, 2004.
- [5] MORELANDE M R, KREUCHER C M, KASTELLA K. A bayesian approach to multiple target detection and tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(5):1589-1604.
- [6] 孙伟, 郭宝龙. 一种伪粒子滤波的多目标跟踪方法[J]. *西安电子科技大学学报*, 2008, 35(2):248-253. SUN W, GUO B L. Multiple objects detecting and tracking with the pseudo particle filter[J]. *Journal of XIDIAN University*, 2008, 35(2):248-253.
- [7] SARKKA S, VEHTARIL A, LAMPINEN J. Rao-Blackwellized particle filter for multiple target tracking[C]. *Seventh International Conference on Information Fusion, Quebec Canada*, 2007, 8(1): 2-15.
- [8] SU H T, WU T P, LIU H W, et al.. Rao-Blackwellized particle filter based track-before-detect algorithm[J]. *IET Signal Process*, 2008, 2(2):169-176.
- [9] KARLSSON R, SCHON T, GUSTAFSSON F. Complexity analysis of the marginalized particle filter[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2005, 53(11):4408-4411.
- [10] 陈爱华, 孟勃, 朱明, 等. 多模式融合的目标跟踪算法[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(1):185-190. CHEN A H, MENG B, ZHU M, et al.. Multi-pattern fusion algorithm for target tracking[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(1):185-190. (in Chinese)
- [11] 王斌, 赵跃进. 基于电子稳像跟踪技术的运动滤波算法[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(1):202-206. WANG B, ZHAO Y J. Motion filtering algorithm for tracking technology based on image stabilization[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(1):202-206. (in Chinese)
- [12] LI C Y, JI H B. A new particle filter with GAMCMC resampling[C]. *Proceedings of the 2007 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, Beijing*, 2007:146-150.
- [13] 郭琰, 张晔, 谷延锋, 等. 基于二代 Curvelet 变换和 ProbShrink 算法的红外图像背景抑制[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(10):1988-1994. GUO Y, ZHANG Y, GU Y F, et al.. Infrared image background suppression based on 2nd generation Curvelet transform and ProbShrink algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(10):1988-1994. (in Chinese)

作者简介:



李翠芸(1976—),女,广东开平人,讲师,博士研究生,分别于2000年、2003年在西安电子科技大学获得工学学士和硕士学位,主要研究方向为非线性滤波方法和光电信号检测。E-mail: cyli@xidian.edu.cn



姬红兵(1963—),男,教授,博士生导师,1983年在西北电讯工程学院获得工学学士学位,分别于1988年和1999年在西安电子科技大学获得工学硕士和博士学位,主要研究方向为雷达信号处理、自动目标识别、光电信号处理。E-mail: hbji@xidian.edu.cn