

粒子滤波连续帧图像中弱目标 检测前跟踪的机理研究

龚亚信 杨宏文 胡卫东 郁文贤

(国防科学技术大学 ATR 重点实验室, 长沙 410073)

摘要 基于粒子滤波的检测前跟踪算法是当前连续帧图像中弱目标检测与跟踪的研究热点。鉴于已有研究成果中缺少针对粒子滤波检测前跟踪的机理研究, 在 Bayes 推理框架内, 分析了检测前跟踪基于累积观测似然比检测弱目标的原理。在理论上推导了 Bayes 检测前跟踪递归累积观测数据来实现弱目标检测与跟踪的过程, 分析验证了采用粒子滤波过程中未归一化粒子权重实现该过程的机理, 并基于该机理实现了一种粒子滤波检测前跟踪算法。仿真试验验证了理论分析的正确性和文中粒子滤波检测前跟踪算法的有效性。

关键词 贝叶斯推理 检测前跟踪 粒子滤波 弱目标

中图分类号: TN911.73 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)02-0307-07

Study on Mechanism of Particle Filter Based Track-before-detect for Dim Targets in Sequential Frame Images

GONG Ya-xin, YANG Hong-wen, HU Wei-dong, YU Wen-xian

(ATR State Key Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract Particle filter based track-before-detect (PF-TBD) is an active research topic on detection and tracking for dim targets in sequential frame images currently. Whereas there is absent of study on mechanism of PF-TBD in existing work, the principle of TBD which is based on cumulative measurement likelihood ratio to detect dim targets is analyzed in Bayesian inference framework. The course of detection and tracking of dim targets using Bayesian TBD which is based on recursively cumulate measurements is deduced and the mechanism which realizes it by unnormalized particles' weights in particle filter processing is analyzed and confirmed in theory. A PF-TBD algorithm is presented based on this mechanism. Simulation results show that the analysis is valid and PF-TBD algorithm in this paper is efficient.

Keywords Bayesian inference, track-before-detect (TBD), particle filter, dim targets

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, 广泛应用于连续帧图像中的弱目标检测与跟踪处理中。该技术的核心思想就是利用时间换取信噪比, 直接采用传感器原始观测数

据, 通过多帧数据的累积来增强弱点目标的强度信息, 提高信噪比。可以说 TBD 是从数据处理的思路出发, 来解决基于原始信号观测的目标检测与跟踪问题。该方法综合了信号处理和跟踪, 使得目标检测和航迹确认同时得以实现^[1]。

TBD 实现算法很多, 包括 Hough 变换^[2]、动态规划算法^[3-6]、极大似然估计^[7]等“非”Bayes 方法和

收稿日期: 2008-07-16 改回日期: 2008-12-11

第一作者简介: 龚亚信 (1980—), 男, 国防科技大学信息与通信学科博士研究生。主要研究方向为数据融合与目标跟踪。

Email: yxgong@nudt.edu.cn

Bayes 递归方法^[8-9], 特别是基于粒子滤波实现的 Bayes TBD^[10-14]。通常对目标的检测与跟踪, 需要在线实时处理, 不仅要及时地检测到目标存在, 还要能够稳定地跟踪目标, 形成航迹, 因此递归实现不可或缺。TBD 处理中, 目标是否存在未知, 而当目标存在时, 可能位于空间任何位置。因而对目标存在与否的判断, 以及状态的估计就是一种可能性描述, 既需要检测目标, 并估计状态的后验概率密度或分布。考虑到这些因素, 在 Bayes 框架内寻求 TBD 的解决方法是合适的, 考虑到当前, 属于该类的粒子滤波方法吸引了众多研究者的兴趣^[15-17]。同时, 粒子滤波作为一种通过 Monte Carlo 采样来实现 Bayes 递归滤波的技术, 其基本思想就是利用一系列带有权重的样本(粒子)来近似描述后验概率, 从本质上说, 粒子滤波是一种密度估计技术, 而不是直接的状态估计技术。这与 TBD 问题中由于先验信息缺乏, 只能对目标数量和状态的估计进行可能性描述的特点不谋而合, 可见粒子滤波是实现 Bayes TBD 的最佳选择。

在当前众多的基于粒子滤波的检测前跟踪 (PF-TBD) 算法研究中, 主要有两种实现思路, 第一是由 Salmond^[10] 提出的, 使用一个离散变量对目标存在与否建模, 并将该变量加入到目标状态矢量中, 进行混合滤波, 实现目标存在与否以及目标状态的联合估计。Ristic 在文献 [12] 中也采用了这种思路; 第二是由 Rutten^[13] 提出的, 该方法同样对目标存在与否建模, 但是采用了不同于前者的目标存在概率计算方式, 将目标存在与目标状态估计分离开。Rutten 还在文献 [14] 中对以上两种 PF-TBD 的性能进行了比较。两种思路虽然实现过程不一样, 实际上都隐含了多帧观测数据积累以提升信噪比的思想, 这是 TBD 弱目标检测与跟踪所必备的。Hough 变换、动态规划等方法在实现 TBD 的过程中, 批处理观测数据的方式表明了多帧数据的积累, 但是类似于粒子滤波等递归滤波中这一过程并没有显式体现。当前缺乏对 Bayes TBD 递归滤波实现的机理分析。

鉴于此, 将不从以上两种思路出发, 直接在 Bayes 推理框架内分析 TBD 检测和跟踪弱目标的原理。文中推导了 Bayes TBD 递归累积观测数据来实现对连续帧图像中弱目标的检测与跟踪的过程, 分析采用粒子滤波过程中未归一化粒子权重实现这一过程的机理, 并基于该机理实现了一种 PF-TBD 算法。最后通过一个人工假定的跟踪场景验证了分析的正确性以及 PF-TBD 算法的有效性。

1 Bayes TBD 的理论实现

1.1 TBD 建模

为简化问题, 首先考虑单个点目标的 TBD 实现, 这是因为对目标的检测实际上是一个假设检验问题, 获取了目标数量的先验信息, 才能够构造假设检验模型, 单目标对应二元假设检验, 多目标则是多元复合假设检验。但是在实际应用中, 目标数量未知且随时间变化, 这就使得 Bayes TBD 因缺乏目标数量的先验信息而无以为继。可见目标数量的预估在多目标 Bayes TBD 研究中是一个关键点, 本文将在第 2 节中详细描述多目标 TBD 实现要点。

假设单目标在 XY 两坐标平面内运动, 构造跟踪模型, 定义状态转移和观测方程如下:

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \quad (2)$$

式中, $\mathbf{x}_k = [x_k \hat{x}_k y_k \hat{y}_k I_k]^T$, (x_k, y_k) , (\hat{x}_k, \hat{y}_k) 和 I_k 分别表示时刻 k 目标的位置、速度和信号强度状态; \mathbf{w}_{k-1} 和 \mathbf{v}_k 分别为过程噪声和观测噪声, 假设都是加性噪声, 分布函数分别为 $P_{w(k)}(\mathbf{w})$ 和 $P_{v(k)}(\mathbf{v})$; $h(\cdot)$ 表示目标信号形式, 以红外传感器产生的灰度图作为观测数据形式。在处理过程中, 传感器产生一系列整个警戒区域的 2 维图像, 每一帧图像有 $n_x \times m_y$ 个分辨单元 (像素)。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, 记为

$$\mathbf{z}_k = \{z_k^{(i, j)} : i = 1, \dots, n_x, j = 1, \dots, m_y\} \quad (3)$$

式中, $z_k^{(i, j)}$ 表示时刻 k 分辨单元 (i, j) 的强度观测, 其具体形式为

$$z_k^{(i, j)} = \begin{cases} h_k^{(i, j)}(\mathbf{x}_k) + v_k^{(i, j)} & \text{目标出现} \\ v_k^{(i, j)} & \text{目标未出现} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $h_k^{(i, j)}(\mathbf{x}_k)$ 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, 与 \mathbf{v}_k 同分布。对于 $h_k^{(i, j)}(\mathbf{x}_k)$, 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

$$h_k^{(i, j)}(\mathbf{x}_k) \approx \frac{\Delta_x \Delta_y I_k}{2\pi \Sigma^2} \exp \left\{ -\frac{(i\Delta_x - x_k)^2 + (j\Delta_y - y_k)^2}{2\Sigma^2} \right\} \quad (5)$$

式中, Σ 为已知参数, 表示传感器模糊斑点数量。

直到时刻 k 传感器获取的观测表示为

$$\mathbf{Z}^k = \{z_1, z_2, \dots, z_k\} \quad (6)$$

1.2 高斯白噪声条件下的 Bayes TBD

假设传感器观测噪声和过程噪声都满足高斯分布, 即 $P_{w(k)}(\mathbf{w}) \sim N(\mathbf{w}; \mathbf{0}, \sigma_w^2)$ 和 $P_{v(k)}(\mathbf{v}) \sim N(\mathbf{v}; \mathbf{0}, \sigma_v^2)$ 。基于第 1.1 节中给出的模型来推导 Bayes TBD 的目标检测与跟踪实现过程。高斯噪声的假设并不影响结论的普适性, 只要已知噪声分布特性, 都能够推导出类似结论。

1.2.1 检测过程

单目标检测是一个二元假设检验问题, 描述为

$$\begin{aligned} H_0: z_k &= v_k \\ H_1: z_k &= h(\mathbf{x}_k) + v_k \end{aligned} \quad (7)$$

定义 k 次观测后的似然比 Λ_k 为

$$\Lambda_k = \frac{p(\mathbf{Z}^k | H_1)}{p(\mathbf{Z}^k | H_0)} \quad (8)$$

通过 Λ_k 与预设门限 δ 进行比较来判断检测结果:

$$\begin{cases} H_1 & \Lambda_k > \delta \\ H_0 & \Lambda_k < \delta \end{cases} \quad (9)$$

门限 δ 的值根据选定的判决准则来确定。

似然比 Λ_k 递归计算能够达到积累多帧观测数据的效果, 从而提升信噪比以检测目标。为能够递归计算似然比 Λ_k , 假设连续时间点的观测是相互独立的, 可得:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{Z}^k | H_1) &= p(z_k, \mathbf{Z}^{k-1} | H_1) = \\ & p(z_k | H_1) p(\mathbf{Z}^{k-1} | H_1) \end{aligned} \quad (10)$$

观测噪声是方差为 σ_v^2 加性高斯噪声, 假设各个像素点观测间独立同分布, 则 $p(z_k | H_1)$ 为

$$\begin{aligned} p(z_k | H_1) &= p(z_k | \mathbf{x}_k, H_1) = \\ & \prod_{i=1}^{n_x} \prod_{j=1}^{m_y} p_{st-n}(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k) \end{aligned} \quad (11)$$

式中, $p_{st-n}(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k)$ 为时刻 k 像素 (i, j) 内的目标信号加噪声的似然函数, 具体形式为

$$p_{st-n}(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_v^2}} e^{-\frac{[z_k^{(i,j)} - h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k)]^2}{2\sigma_v^2}} \quad (12)$$

同理, 可以得到 $p(\mathbf{Z}^k | H_0)$ 的递归计算形式:

$$p(\mathbf{Z}^k | H_0) = p(z_k | H_0) p(\mathbf{Z}^{k-1} | H_0) \quad (13)$$

式中,

$$p(z_k | H_0) = \prod_{i=1}^{n_x} \prod_{j=1}^{m_y} p_n(z_k^{(i,j)}) \quad (14)$$

$p_n(z_k^{(i,j)})$ 为时刻 k 像素 (i, j) 内的噪声似然函数, 具体形式为

$$p_n(z_k^{(i,j)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_v^2}} e^{-\frac{[z_k^{(i,j)}]^2}{2\sigma_v^2}} \quad (15)$$

综合式 (10) ~ 式 (15), 可知似然比的递归计算式为

$$\begin{aligned} \Lambda_k &= \Lambda_{k-1} L_k = \Lambda_{k-1} \prod_{i=1}^{n_x} \prod_{j=1}^{m_y} \frac{p_{st-n}(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k)}{p_n(z_k^{(i,j)})} = \\ & \Lambda_{k-1} \prod_{i=1}^{n_x} \prod_{j=1}^{m_y} l(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k) \end{aligned} \quad (16)$$

式中, L_k 为时刻 k 单个时刻点的观测似然比, $l(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k)$ 为像素似然比, 定义如下:

$$\begin{aligned} l(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k) &= \frac{p_{st-n}(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k)}{p_n(z_k^{(i,j)})} = \\ & \exp\left\{-\frac{h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k)[h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k) - 2z_k^{(i,j)}]}{2\sigma_v^2}\right\} \end{aligned} \quad (17)$$

由于目标只会对邻近区域的像素产生加大影响, 以 $C_i(\mathbf{x}_k)$ 和 $C_j(\mathbf{x}_k)$ 分别表示受目标影响区域的索引标识 i 和 j 的集合, 则 $p(z_k | H_1)$ 计算式可近似简化为

$$\begin{aligned} p(z_k | H_1) &\approx \left| \prod_{i \in C_i(\mathbf{x}_k)} \prod_{j \in C_j(\mathbf{x}_k)} p_{st-n}(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k) \right| \times \\ & \left| \prod_{i \notin C_i(\mathbf{x}_k)} \prod_{j \notin C_j(\mathbf{x}_k)} p_n(z_k^{(i,j)}) \right| \end{aligned} \quad (18)$$

上式大大降低了计算量。其中 $C_i(\mathbf{x}_k) = \{i_0 - p, \dots, i_0 - 1, i_0, i_0 + 1, \dots, i_0 + p\}$, i_0 表示最接近于状态矢量 $\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_k[1]$ 数值的整数, p 为预设参数, 表示目标对分辨单元的影响程度。同理可定义 $C_j(\mathbf{x}_k)$ 的取值范围。此时似然比递归计算式简化为

$$\Lambda_k \approx \Lambda_{k-1} \prod_{i \in C_i(\mathbf{x}_k)} \prod_{j \in C_j(\mathbf{x}_k)} l(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k) \quad (19)$$

1.2.2 跟踪过程

算法的跟踪部分与检测同时进行, 递归计算后验概率 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k, H_1)$ 。运用 Bayes 准则可得:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k, H_1) &= \\ & \frac{p(z_k | \mathbf{x}_k, H_1) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^{k-1}, H_1)}{p(z_k | \mathbf{Z}^{k-1}, H_1)} \end{aligned} \quad (20)$$

式中, $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^{k-1}, H_1)$ 为预测先验信息。一旦获取了后验概率, 采用式 (21) 来计算目标状态的最大后验估计:

$$\mathbf{x}_k^{MAP} = \int \mathbf{x}_k p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k, H_1) d\mathbf{x}_k \quad (21)$$

此处需要说明的是, 由于第 1.2.1 节中的目标检测过程是基于累积观测似然比实现, 检测暗含了极大似然的思想, 因此式 (21) 的最大后验概率估计实际上是极大似然估计, 记为 $\mathbf{x}_k^{ML} = \mathbf{x}_k^{MAP}$ 。

通常在跟踪过程中, 总是假设目标在传感器观

测范围内,为了简化起见,一般不明确标出 H_1 。则式 (20)简化为

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^{k-1})}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}^{k-1})} \quad (22)$$

式中需要计算 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^{k-1})$, 以保证递归计算的运行并能够处理下一帧数据。可以通过预测方程来实现,如下所示:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^{k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Z}^{k-1})d\mathbf{x}_{k-1} \quad (23)$$

$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ 定义状态转移概率,由状态方程确定。

2 PF-TBD 实现

本节将基于粒子滤波,实现第 1.2 节中的 Bayes TBD 算法。

2.1 粒子滤波算法描述

粒子滤波的基本思想就是通过一组带有权重的粒子集来近似计算目标状态分布的后验概率密度,假设目标存在,且获取了直到时刻 k 的观测集 \mathbf{Z}^k ,则需要计算条件概率密度 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k, H_1)$, 仍然简记为 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k)$ 。

下面将给出以上求解的粒子滤波过程,这里采用最基本的 SR 粒子滤波,其他形式的粒子滤波可参见文献 [12]和 [18]。设定粒子数量为 N , 算法实现过程如下:

1) 时刻 $k = 0$ N 个粒子在警戒区域内均匀分布,获取粒子集 $\{\mathbf{x}_0^{(n)}, N^{-1} \}_{n=1}^N$;

2) 时刻 $k \geq 1$ 按照过程噪声分布密度函数 $P_{w(k)}(\mathbf{w})$ 获取噪声样本集 $\{\mathbf{w}_{k-1}^n \}_{n=1}^N$, 并依据状态转移方程式 (1)预测得到时刻 k 的基于状态转移的粒子集 $\{\mathbf{x}_k^{(n)} \}_{n=1}^N$;

3) 按照式 (24)计算权重并归一化

$$\begin{aligned} \tilde{q}_k^{(n)} &= p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(n)}) \quad n = 1, \dots, N \\ q_k^{(n)} &= \tilde{q}_k^{(n)} / \sum_{n=1}^N \tilde{q}_k^{(n)} \quad n = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (24)$$

根据第 1.2.1 节中的定义,可知未归一化权重计算公式为如下形式:

$$\tilde{a}_k^{(n)} = \begin{cases} \prod_{i \in C_i(\mathbf{x}_k)} \prod_{j \in C_j(\mathbf{x}_k)} l(\mathbf{z}_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k) & \text{目标出现} \\ 1 & \text{目标未出现} \end{cases} \quad (25)$$

4) 计算有效粒子数量 $N_{\text{eff}} \approx 1 / \sum_{n=1}^N (q_k^{(n)})^2$, 如

果其小于预定义门限 N_s , 则对粒子集 $\{\mathbf{x}_k^{(n)}, q_k^{(n)} \}_{n=1}^N$ 重采样得到 $\{\mathbf{x}_k^{(n)}, N^{-1} \}_{n=1}^N$, 此时多目标状态分布后验概率可近似表示为

$$\hat{p}(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k) \approx \sum_{n=1}^N \frac{1}{N} \delta(\mathbf{x} - (\mathbf{x}_k^{(n)})) \quad (26)$$

令 $k = k + 1$ 转到第 2)步。

5) 按照下面的公式估计目标状态 $\hat{\mathbf{x}}_k$:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}_k^{(n)} \quad (27)$$

该式是式 (21)最大后验概率估计的离散形式。令 $k = k + 1$ 转到第 2)步。

2.2 基于粒子滤波的检测与跟踪

结合文献 [19]中的似然比近似计算方法,推导基于粒子滤波的递归似然比计算式。依据文献 [19]中的定理 2可知:

$$L_k = \frac{p(\mathbf{z}_k | H_1)}{p(\mathbf{z}_k | H_0)} \approx$$

$$\prod_{i \in C_i(\mathbf{x}_k)} \prod_{j \in C_j(\mathbf{x}_k)} l(\mathbf{z}_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k) \approx \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \tilde{q}_k^{(n)} \quad (28)$$

则递归似然比计算式 (19)可变换为

$$\begin{aligned} \Lambda_k &\approx \Lambda_{k-1} \prod_{i \in C_i(\mathbf{x}_k)} \prod_{j \in C_j(\mathbf{x}_k)} l(\mathbf{z}_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k) = \\ &\Lambda_{k-1} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \tilde{q}_k^{(n)} \end{aligned} \quad (29)$$

式 (29)即为基于粒子滤波中未归一化粒子权重的似然比递归计算式。在给定初始似然比 $\Lambda_0 = 1$ 的条件下,对于时刻 $k \geq 1$ 的似然比 Λ_k 可以使用粒子滤波过程中未归一化的粒子权重进行递归计算得到。

基于似然比进行目标存在与否的检测,还需要选择检测准则。文中应用修正的 Neyman-Pearson 准则,给定虚警概率 $P_F = \alpha$ 和漏检概率 $P_M = \beta$ 两个指标和两个门限常数 θ_0 和 θ_1 。则时刻 k 的判决准则为

- 1) 如果 $\Lambda_k \leq \theta_0$, 接受 H_0 ;
- 2) 如果 $\Lambda_k \geq \theta_1$, 接受 H_1 ;
- 3) 如果 $\theta_0 < \Lambda_k < \theta_1$, 继续采样,增加新的观测量。

门限常数 θ_0 和 θ_1 可由 (α, β) 较严格地确定:

$$\theta_1 = \frac{1-\beta}{\alpha}, \quad \theta_0 = \frac{1-\alpha}{\beta} \quad (30)$$

如果检测到目标,则在完成了粒子重采样后按照式 (27)进行状态估计。

2.3 多目标 PF-TBD 实现专题

按照目标数量不同形式分 3 种情况进行讨论。

1) 目标数量 E 已知且不随时间变化。

对每一个目标 $e(1 \leq e \leq E)$ 按照第 1.1 节的方式进行建模, 独立进行跟踪处理; 此时传感器观测是多个目标的回波信号强度与噪声的叠加。此时对目标的检测就是一个二元假设检验问题, 两个假设分别描述为

$$\begin{aligned} H_0: z_k &= v_k \\ H_1: z_k &= \sum_{e=1}^E h(x_k^e) + v_k \end{aligned} \quad (31)$$

x_k^e 表示目标 e 在时刻 k 的状态。对此二元假设检验问题, 依然可以使用本文的单目标 TBD 的检测算法来解决。但是由于是多个目标, 此时滤波粒子集描述的多目标的后验概率, 对于目标状态的估计不能再使用本文方法。一种有效的方式是采用聚类处理对粒子进行分类, 得到 E 个粒子子集, 再利用每一个子集进行目标状态估计, 最后完成各个时刻点间状态估计值的关联, 形成航迹。

2) 目标数量 E 已知且随时间变化。

即各个时刻出现在传感器警戒区域的数量不等。此时, 跟踪滤波建模方式不变; 检测就成为一个 $E + 1$ 元复合假设检验问题。各假设描述为

$$\begin{aligned} H_0: z_k &= v_k \\ H_1: z_k &= h(x_k^1) + v_k \\ &\dots \\ H_{E_s}: z_k &= \sum_{e=1}^{E_s} h(x_k^e) + v_k \\ &\dots \\ H_E: z_k &= \sum_{e=1}^E h(x_k^e) + v_k \end{aligned} \quad (32)$$

对于 $E_s \in \{1, \dots, E\}$, 定义似然比 $\Lambda_{k E_s}$ 如下:

$$\Lambda_{k E_s} = \frac{z_k(H_{E_s})}{z_k(H_0)} = \frac{\sum_{e=1}^{E_s} h_k(x_k^{(e)}) + v_k}{v_k} \quad (33)$$

此时, 如果下面的不等式成立, 则判断假设 H_{E_s} 有效^[20]:

$$\Lambda_{k E_s} - l \sum_{e=0}^{E_s-1} \Lambda_{k e} > \Lambda_{k Q} - l \sum_{e=0}^{Q-1} \Lambda_{k e} \quad (34)$$

式中, $Q \in \{1, \dots, E\}$, $Q \neq E_s$ 。否则, H_0 有效。门限常数 l 可由 Neyman-Pearson 准则来确定。

在确定了目标数量 E_s 后, 采用粒子聚类方式进行分类处理, 然后分别估计每个子集状态作为目标状态估计值, 最后完成各个时刻点间状态估计值的关联, 形成航迹。

3) 目标数量 E 未知。

如果目标数量未知, 现有研究中一般采用设定目标上限值的方式, 其依据的标准包括两种情况, 一是系统处理能力; 二是某一警戒区域的经验信息。有了目标上限后, 即可采用本小节 2) 中的处理方法。此时有一个问题, 就是目标上限值可能与真实的目标数量值相差较远, 采用 2) 的方式是一种全局搜索过程, 计算量大, 存在大量无效计算。为了解决该问题, 提出了一种方法, 就是先对粒子集进行聚类, 获取一个目标数量值的粗略结果, 然后在该值的临域内进行假设检验, 可以有效降低计算量。比如, 某一时刻通过聚类分析, 估计目标数量为 E_s 。则可以构造 $E_s + 2\theta$ 元假设检验, θ 为经验参数, 此时假设设置为

$$\begin{aligned} H_{E_s-\theta}: z_k &= \sum_{e=1}^{E_s-\theta} h(x_k^e) + v_k \\ &\dots \\ H_{E_s}: z_k &= \sum_{e=1}^{E_s} h(x_k^e) + v_k \\ &\dots \\ H_{E_s+\theta}: z_k &= \sum_{e=1}^{E_s+\theta} h(x_k^e) + v_k \end{aligned} \quad (35)$$

然后采取式 (33) 式 (34) 进行处理, 估计目标数量。

3 仿真实验

基于一个人工假设场景来验证本文算法, 场景中考虑单个目标做匀速运动的情况, 运动方程为式 (36) 所示。

$$x_k = Fx_{k-1} + w_{k-1} \quad (36)$$

式中,

$$F = \begin{pmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (37)$$

w_{k-1} 协方差阵 Q 如式 (38) 所示。

$$Q = \begin{pmatrix} \frac{q_1 T^3}{3} & \frac{q_1 T^2}{2} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{q_1 T^2}{2} & q_1 T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{q_1 T^3}{3} & \frac{q_1 T^2}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{q_1 T^2}{2} & q_1 T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_2 T \end{pmatrix} \quad (38)$$

q_1 和 q_2 分别表示目标运动和信号强度的过程噪声方差, T 为传感器扫描周期。

一共仿真 30 个传感器扫描周期, 产生 30 帧观测图像。相关参数设置为 $\Delta_x = \Delta_y = 1$, $n_x = m_y = 20$, $T = 1$ s, 目标信号强度 $I = 20$, $\Sigma = 0.7$ 。其中第 1 帧到第 6 帧, 目标不存在, 目标从第 7 帧开始出现, 一直持续到 22 帧后消失, 存在 16 帧。目标真实初始状态矢量为 $\mathbf{x}_1 = [4.2 \ 0.45 \ 7.2 \ 0.25 \ 20]^T$, $q_1 = 0.001$, $q_2 = 0.01$ 。观测噪声方差 σ 决定了信噪比的大小, 根据仿真需要, 取 $\sigma = 3.25$ 对应信噪比分别为 6 dB。信噪比计算式如式 (39)。

$$SNR = 10 \log \left[\frac{I \Delta_x \Delta_y / 2\pi \Sigma^2}{\sigma} \right]^2 \quad (39)$$

图 1 (a)和图 1(b)分别是 2 次 Monte Carlo 仿真平均得到的第 2 帧和第 7 帧观测图像, 前者目标未出现, 后者目标位于 (4.2, 7.2)。

在粒子滤波过程中, 粒子初始速度位置状态在全空间均匀分布, 即满足 $y \sim U[0, m_y]$, 速度状态和强度状态分别满足以下形式的均匀分布: $(\hat{x}, \hat{y}) \sim U[-v_{max}, v_{max}]$ 和 $I \sim U[I_{min}, I_{max}]$ 。其中 $v_{max} = 1$, $I_{min} = 10$, $I_{max} = 30$ 。粒子总数 $N = 4000$ 。有效粒子数量门限 $N_s = 200$, $p = 2$ 。

表 2 信噪比 6 dB 条件下各个时刻点的似然比值

Tab 2 Values of likelihood ratio at SNR = 6 dB

时间	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
L_k	5.782	5.770	6.442	6.670	6.684	6.906	13.275	235.850	475.450	512.900
Λ_k	5.782	33.403	215.200	1.434E+3	9.619E+3	6.633E+4	8.640E+5	3.0357E+8	2.523E+11	4.547E+14
时间	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
L_k	901.010	386.770	328.570	246.380	175.120	267.400	244.630	234.530	231.460	220.270
Λ_k	1.138E+18	1.316E+21	3.213E+24	5.604E+27	1.121E+31	5.420E+34	3.926E+38	1.154E+42	3.594E+45	8.713E+48
时间	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
L_k	152.330	464.700	8.507	9.248	6.514	6.439	8.326	6.204	8.465	6.082
Λ_k	1.508E+52	3.100E+55	2.257E+56	2.293E+57	4.468E+57	2.863E+58	2.587E+59	2.471E+60	6.460E+60	6.813E+060

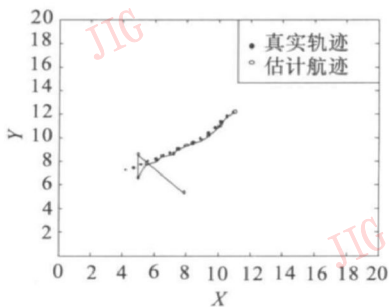


图 2 目标真实状态与估计航迹对比图

Fig 2 Comparison between real states and estimation of target

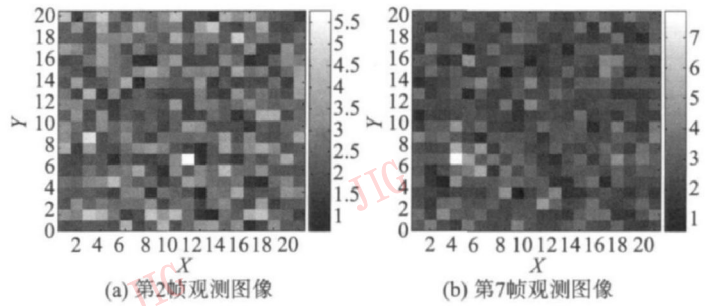


图 1 信噪比为 6 dB 时的观测图像

Fig. 1 Images at SNR = 6 dB

表 1 检测算法参数设置

Tab 1 Parameters for algorithm of detection

SNR (dB)	P_F	P_M	λ_1	λ_0	Λ_0
6	1.000E-4	0.200	8.000E+4	5.000	1

表 2 和图 2 为同一组 100 次 Monte Carlo 仿真平均的实验结果。表 2 为各单个时刻点似然比以及累计似然比。从数据可以看出, 目标不存在时, 单时刻点的似然比值低于 10, 而目标存在时, 单时刻点的似然比值一般在 10^2 量级。通过累计观测似然比, 在 100 次 Monte Carlo 平均条件下, 甚至能够无时延检测到目标出现, 并能持续检测到目标存在。当然, 如果需要检测目标消失, 还需要增加额外处理。

图 2 为检测到目标存在后, 粒子滤波估计得到的各个时刻的目标状态点与目标真实运动轨迹的对比图。从图中可以看出, 前 3 个时刻点的目标状态估计值偏离真实状态点较远, 估计结果不可信, 从第 4 个时刻点开始, 估计结果较好。这是由于第 1.2.2 节中对目标状态的估计是基于极大似然准则的, 在信噪比较低的情况下, 前 3 个时刻的分布在高观测信号位置的粒子不能如实反映目标的运动状态, 也就是说, 观测似然累积的程度还不足以有效估计目

标状态。由此可以认为,表 2 所示的无时延检测到目标存在,是一种假象,即使累积似然比表明已经检测到目标存在,但并不能有效估计目标的状态。

4 结 论

在 Bayes 框架内,分析了 TBD 基于累积似然比检测弱目标的原理。推导验证了 Bayes TBD 递归累积观测数据来实现对弱目标的检测与跟踪的过程,从理论上分析验证了采用粒子滤波过程中产生的未归一化粒子权重近似似然比计算,从而实现这一过程的机理,并基于该机理实现了一种 PF-TBD 算法。理论分析表明了粒子滤波能够正确有效实现弱目标的检测,并能够利用粒子的空间分布有效估计目标状态。仿真实验验证了本文分析的合理性,以及粒子滤波对于 Bayes TBD 实现的有效性。

参考文献 (References)

- [1] Hadzagic M, Michalska H, Lefebvre E. Track-before-detect methods in tracking low-observable targets A survey[J]. Sensors & Transducers Magazine(S&T e-Digest), 2005, Sup (8): 374-380
- [2] Carlson B D, Evans E D, Wilson S L. Search radar detection and track with the hough transform, Part I system concept[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1994, 30 (1): 102-108
- [3] Bamiv Y. Dynamic programming algorithm for detecting dim moving targets [C] //Bar-Shalom Y. Multitarget Multisensor Tracking Advanced Applications. Norwood, Mass, USA: Artech House, 1990, 235-248
- [4] Amold J, Shaw S, Pasternack H. Efficient target tracking using dynamic programming[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1993, 29 (1): 44-56
- [5] Qiang Yong, Jiao Li-cheng, Bao Zheng. Study on mechanism of dynamic programming algorithm for dim target detection [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2003, 25 (6): 721-727. [强勇, 焦李成, 保铮. 动态规划算法进行弱目标检测的机理研究 [J]. 电子与信息学报, 2003, 25 (6): 721-727.]
- [6] Qu Changwen, Huang Yong, Su Feng. Radar track-before-detect algorithm of multitarget based on the dynamic programming [J]. ACTA Electronica Sinica, 2006, 34 (12): 2138-2141. [曲长文, 黄勇, 苏峰. 基于动态规划的多目标检测前跟踪算法 [J]. 电子学报, 2006, 34 (12): 2138-2141.]
- [7] Tonissen S M, Bar-Shalom Y. Maximum likelihood track-before-detect with fluctuating target amplitude [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1998, 34 (3): 796-809
- [8] Stone L D, Barlow C A, Cowin T L. Bayesian Multiple Target Tracking [M]. Norwood, MA: Artech House, 1999.
- [9] Tekinalp S, Alatan A A. Efficient bayesian track-before-detect [C] //Proceedings of IEEE International Conference of Signal Processing. NY, USA: IEEE Press, 2006, 2793-2796
- [10] Salmon D J, Birch H. A particle filter for track-before-detect [C] //Proceedings of the American Control Conference. Wiltshire, UK: Defence Evaluation and Research Agency, 2001: 3755-3760.
- [11] Boers Y, Driessen H. Particle filter-based track before detect algorithm [J]. Proceedings of SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets, 2003, 5204, 20-30
- [12] Ristic B, Arulampalam S, Gordon N. Beyond the Kalman Filter-Particle Filters for Tracking Applications [M]. Boston, London: Artech House, 2004
- [13] Rutten M G, Gordon N J, Maskell S. Particle-based track-before-detect in rayleigh noise [J]. Proceedings of SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets, 2004, 5428, 509-519.
- [14] Rutten M G, Ristic B, Gordon N J. A comparison of particle filters for recursive track-before-detect [C] //Proceeding of the 8th International Conference on Information Fusion. Franklin Plaza, Philadelphia, USA: IEEE Press, 2005, 169-175
- [15] Shaohua Kevin Zhou, Chellappa R, Moghaddam B. Visual tracking and recognition using appearance-adaptive models in particle filters [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13 (11): 1491-1506
- [16] Vadakkepat P, Liu Jing. Improved particle filter in sensor fusion for tracking randomly moving object [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2006, 55 (5): 1823-1832
- [17] Xu Xin-yu, Li Bao-xin. Adaptive rao-blackwellized particle filter and its evaluation for tracking in surveillance [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16 (3): 838-849
- [18] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50 (2): 174-188
- [19] Boers Y, Driessen H. A particle filter-based detection scheme [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2003, 10 (10): 300-302
- [20] Buzzi S, Lops M, Venturino L, et al. Detection of an unknown number of targets via track-before-detect procedures [C] //Proceeding of IEEE Radar Conference. Boston, USA: IEEE Press, 2007, 180-185