

引用格式: 吴孙勇, 刘义强, 蔡如华, 等. 基于交互式伯努利滤波的机动目标 TBD 算法[J]. 电光与控制, 2018, 25(9): 26-32. WU S Y, LIU Y Q, CAI R H, et al. A TBD algorithm for maneuvering target based on interactive Bernoulli filter[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(9): 26-32.

基于交互式伯努利滤波的机动目标 TBD 算法

吴孙勇^{1,2}, 刘义强¹, 蔡如华¹, 宁巧娇¹, 孙希延²

(1. 桂林电子科技大学数学与计算科学学院, 广西 桂林 541004;

2. 广西精密导航技术与应用重点实验室, 广西 桂林 541004)

摘要: 低信噪比环境下, 原始数据未知门限的机动目标跟踪是一个比较棘手的问题。提出了一种交互式多模型伯努利 (IMM-Bernoulli) 检测前跟踪 (TBD) 算法, 该算法结合交互式多模型算法对滤波器中每个目标状态的采样粒子进行预测, 利用伯努利滤波对目标粒子进行递归, 粒子更新阶段结合 TBD 算法进行, 最终实现目标存在概率及分布密度的更新估计。算法对粒子预测时采用多个模型参与转移预测, 使得预测粒子更加接近目标真实运动状态, 兼备了伯努利 TBD 算法和交互式多模算法的特点, 可用于处理低信噪比环境下机动弱目标检测跟踪问题, 且对目标状态的估计更加精准。仿真实验表明, 该滤波器能够实时地估计出目标位置, 比传统的伯努利 TBD 算法具有更好的滤波性能。

关键词: 机动目标跟踪; 检测前跟踪; 机动弱目标; 交互式多模; 伯努利滤波

中图分类号: V271.4 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2018.09.006

A TBD Algorithm for Maneuvering Target Based on Interactive Bernoulli Filter

WU Sun-yong^{1,2}, LIU Yi-qiang¹, CAI Ru-hua¹, NING Qiao-jiao¹, SUN Xi-yan²

(1. School of Mathematics and Computational Science, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2. Guangxi Key Laboratory of Precision Navigation Technology and Application, Guilin 541004, China)

Abstract: Maneuvering target tracking using the raw data with unknown threshold under low Signal-To-Noise Ratio (SNR) circumstance is a difficult problem. In this paper, an Interactive Multiple Model (IMM) Bernoulli Track-Before-Detect (TBD) algorithm is proposed. The algorithm uses the IMM method to predict the sampling particles in each target state of the filter, the Bernoulli filter for the recursion of the target particles, and the TBD algorithm in the particle updating phase, thus to realize the updating estimation of the existence probability and distribution density of the targets. In the particle prediction, several models are used to transfer the prediction, which makes the motion state of the predicted particles similar to that of the real targets. The method combines the features of the Bernoulli TBD algorithm with those of the IMM method, which can be used for the high-accuracy detection and tracking of maneuvering targets under the condition of low SNR. Simulation results show that the proposed filter can estimate the target position in real time, and has better filtering performance than the traditional Bernoulli TBD algorithm.

Key words: maneuvering target tracking; track-before-detect; maneuvering dim target; interactive multiple model; Bernoulli filter

收稿日期: 2017-10-12

修回日期: 2018-07-28

基金项目: 国家自然科学基金 (61261033, 61561016, 61362005); 广西自然科学基金 (2016GXNSFAA380073, 2014GXNSFAA118352, 2014GXNSFBA118280); 广西精密导航技术与应用重点实验室基金 (DH201502); 广西密码学与信息安全重点实验室研究课题项目 (GCIS201611); 广西高校数据分析与计算重点实验室开放基金项目

作者简介: 吴孙勇 (1981—), 男, 广西桂林人, 博士, 副教授, 研究方向为雷达信号处理, 多目标检测与跟踪。

0 引言

检测前跟踪技术是解决低信噪比 (SNR) 弱目标运动检测的有效方法, 其实质是通过积累多帧量测数据来提高信噪比, 是一种目标检测和跟踪的多帧信号积累技术^[1]。其中, 贝叶斯递归方法无需储存和处理多帧数据就可以很好地实现检测前跟踪 (TBD) 算法, 而粒子滤波方法是实现贝叶斯递归的一种有效方式^[2], 已普遍应用

于目标的检测与跟踪。文献[3]利用粒子滤波方法实现了低信噪比环境下的目标检测与跟踪,文献[4]针对粒子滤波 TBD 算法存在的问题给出了一种新型算法,以上方法可以递归地实现目标状态估计,但不能对目标的势信息进行有效统计,性能存在一定的局限性。

近几年,越来越多专家开始研究随机有限集框架下的目标跟踪问题,针对单目标的联合检测与跟踪问题,伯努利滤波是一种最优的贝叶斯跟踪滤波,文献[5]利用有限集统计理论推导出了伯努利滤波的递归过程,给出了高斯混合和序贯蒙特卡罗两种实现手段^[6],并先后提出了 PHD 和 CPHD 滤波算法来解决多目标跟踪问题^[7-8],MAHLER 于 2007 年又提出了多伯努利滤波算法,更好地避免了数据关联和组合爆炸问题。许多学者在随机有限集的框架下对目标的检测前跟踪算法展开了一系列研究:文献[9]给出了伯努利滤波及多伯努利滤波的检测前跟踪算法,实现了伯努利滤波对微弱目标的检测跟踪;文献[10]提出了一种序贯蒙特卡罗 PHD 检测前跟踪算法,利用 PHD 技术实现了低信噪比环境下多目标的检测跟踪。文献[11-12]在概率假设密度滤波检测前跟踪 (PHD-TBD) 算法的基础上给出了一种改进算法,之后将目标势信息参与滤波递归估计,提出了 CPHD 滤波检测前跟踪新算法,有效地解决了未知数目的弱小目标检测跟踪问题。但是在低信噪比环境下当目标发生较大机动时,以上算法失去了其检测优势,无法实现机动目标的实时跟踪。交互式多模 (IMM) 算法具有自调整、自适应的特性,使其非常适合机动目标跟踪,目前在混合系统及实际应用中是效率比较高且可以应用于许多结构或参数变化的估计问题的算法。

本文针对单目标机动问题,将交互式多模算法与伯努利滤波相结合,考虑到低信噪比环境下目标检测困难的问题,在粒子更新阶段引入了检测前跟踪算法。在伯努利滤波的框架下,首先针对目标采样粒子预测阶段,实现所有粒子对于不同模型的转移预测,通过计算模型权概率对粒子进行模型交互;随后通过结合检测前跟踪算法推导出的伯努利滤波更新方程对模型交互后的粒子进行更新,具备了检测跟踪微弱目标的滤波性能;最终实现了弱目标发生较大机动时的检测跟踪问题,突破了伯努利滤波检测前跟踪 (Bernoulli-TBD) 算法的自身局限性。本文最后通过仿真实验对该算法及 Bernoulli-TBD 算法的跟踪性能进行比较分析,验证了本文算法的正确性和有效性,比一般的伯努利检测前跟踪滤波有更好的跟踪性能。

1 问题描述

1.1 目标状态模型

考虑在 $x-y$ 平面内单个信号强度已知的弱目标

在像平面的运动模型,其状态方程表示为

$$\mathbf{x}_{k+1} = f_{k+1}(\mathbf{x}_k, v_{k+1}, r_{k+1}) \quad (1)$$

式中: \mathbf{x}_k 表示 k 时刻的目标状态向量, $\mathbf{x}_k = [x_k \ \dot{x}_k \ y_k \ \dot{y}_k \ I_k]^T$; $(x_k, y_k), (\dot{x}_k, \dot{y}_k), I_k$ 分别表示 k 时刻目标的位置、速度和强度; r_{k+1} 表示目标从 k 时刻转移到 $k+1$ 时刻的运动模型变量; f_{k+1} 表示模型 r_{k+1} 所对应的状态转移函数; v_k 为过程噪声序列。

假设目标模型变量的选择满足 $r_{k+1} \in S$, 各模型之间的转换一般用一个具有 s 个状态的一阶马尔可夫链来描述^[13], 其转移概率定义为

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

式中: $S \triangleq \{1, 2, \dots, s\}$, 则模型转移概率矩阵 (TPM) $\Pi = [\pi_{ij}]$, 为一个 $s \times s$ 的矩阵; 目标的初始模型权概率定义为 $\gamma_i \triangleq P\{r_1 = i\}$ 。

1.2 传感器量测模型

传感器提供了一系列监视区域的二维灰度图, 将此图像作为原始观测数据, 每幅图像包含了 $n \times m$ 个分辨单元, 每个分辨单元对应一个 $\Delta_x \times \Delta_y$ 大小的矩形区域, 其中, 单元 (i, j) 的中心定义为 $(i\Delta_x, j\Delta_y)$, $i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m$ 。在 k 时刻收集图像的采样时间间隔为 T , 图像中分辨单元 (i, j) 的观测强度为 $z_k^{(i,j)}$, 建立如下模型

$$z_k^{(i,j)} = \begin{cases} h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k) + w_k^{(i,j)} & E_k = 1 \\ w_k^{(i,j)} & E_k = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中: $h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k)$ 表示目标在分辨单元 (i, j) 处对目标强度的贡献; $w_k^{(i,j)} \sim N(w; 0, \sigma^2)$ 是在分辨单元 (i, j) 处的量测噪声, 为独立的高斯白噪声; E_k 表示目标存在变量。本文采用传感器点扩散函数表示目标贡献强度 $h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k)$, 即一个强度为 I_k 的点目标在位置 (x_k, y_k) 对像素单元 (i, j) 的强度贡献可近似为

$$h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k) \approx \frac{\Delta_x \Delta_y I_k}{2\pi \Sigma^2} \exp\left[-\frac{(i\Delta_x - x_k)^2 + (j\Delta_y - y_k)^2}{2\Sigma^2}\right] \quad (4)$$

式中: Σ 为已知的点扩散方差; k 时刻的量测可以用一个 $n \times m$ 阶的矩阵表示为 $\mathbf{z}_k = \{z_k^{(i,j)} : i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m\}$ 。在上述传感器量测模型下, 目标存在只会对其临近的分辨单元贡献强度, 因此其似然函数可近似为

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) \approx \prod_{i \in c_i(\mathbf{x}_k)} \prod_{j \in c_j(\mathbf{x}_k)} p_{S+N}(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k) \cdot \prod_{i \notin c_i(\mathbf{x}_k)} \prod_{j \notin c_j(\mathbf{x}_k)} p_N(z_k^{(i,j)}) \quad (5)$$

式中: $c_i(\mathbf{x}_k) = \{i_0 - p, \dots, i_0 - 1, i_0, i_0 + 1, \dots, i_0 + p\}$, $c_j(\mathbf{x}_k) = \{j_0 - p, \dots, j_0 - 1, j_0, j_0 + 1, \dots, j_0 + p\}$ 表示点扩散效应影响的分辨单元标注 i 和 j 的集合, p 表示目标点扩散影响的区域半径; (i_0, j_0) 表示受目标影响最大

的像素点。

1.3 伯努利滤波

伯努利滤波作为一种最优的递归贝叶斯滤波^[14],其后验概率密度函数可用 $f_{k+1|k+1}(\mathbf{x}|Z_{1:k+1})$ 表示,传播后验概率密度通常需要经过预测和更新两个步骤, $f_{k+1|k+1}(\mathbf{x}|Z_{1:k+1})$ 可以由目标存在概率密度 $q_{k+1|k+1}$ 和目标空间概率密度 $s_{k+1|k+1}(\mathbf{x})$ 来统计说明。

1) 预测方程。

假设目标存活概率是相互独立的,则预测方程可以表示为

$$\begin{aligned} q_{k+1|k} &= p_b \cdot (1 - q_{k|k}) + p_s \cdot q_{k|k} \quad (6) \\ s_{k+1|k}(\mathbf{x}) &= \frac{p_b \cdot (1 - q_{k|k}) b_{k+1|k}(\mathbf{x})}{q_{k+1|k}} + \\ & \frac{p_s q_{k|k} \int \pi_{k+1|k}(\mathbf{x}|\mathbf{x}') \cdot s_{k|k}(\mathbf{x}') d\mathbf{x}'}{q_{k+1|k}} \quad (7) \end{aligned}$$

式中: p_b 表示从 k 时刻到 $k+1$ 时刻目标新生的概率; $b_{k+1|k}(\mathbf{x})$ 表示目标新生的概率密度函数; p_s 表示目标 \mathbf{x}' 从 k 时刻到 $k+1$ 时刻持续存活概率; $\pi_{k+1|k}(\mathbf{x}|\mathbf{x}')$ 表示目标的转移密度,状态转移满足一阶马尔可夫过程^[15]。

2) 更新方程。

伯努利滤波在传感器量测模型下,每一时刻目标的量测对应一帧具有 $n \times m$ 个像素单元的图像,此时目标的检测概率为1,因此更新方程可以表示为^[6]

$$q_{k+1|k+1} = \frac{q_{k+1|k} \int l_{k+1}(z_{k+1}|\mathbf{x}) s_{k+1|k}(\mathbf{x}) d\mathbf{x}}{1 - q_{k+1|k} + q_{k+1|k} \int l_{k+1}(z_{k+1}|\mathbf{x}) s_{k+1|k}(\mathbf{x}) d\mathbf{x}} \quad (8)$$

$$s_{k+1|k+1} = \frac{l_{k+1}(z_{k+1}|\mathbf{x}) \cdot s_{k+1|k}(\mathbf{x})}{\int l_{k+1}(z_{k+1}|\mathbf{x}) \cdot s_{k+1|k}(\mathbf{x}) d\mathbf{x}} \quad (9)$$

式中, $l_{k+1}(z_{k+1}|\mathbf{x})$ 表示 $k+1$ 时刻目标 \mathbf{x} 的量测似然比函数。

2 IMM-Bernoulli TBD 算法实现

上文提到的伯努利滤波算法,仅适用于单一的目标动态模型,而机动目标的动态模型是随时间变化的,并且其模型变化的先验密度通常是未知的,在这种情形下,利用单一的模型跟踪目标状态将会出现较大的跟踪偏差甚至导致目标失联,在低信噪比环境下此问题的实现变得更为困难。交互式多模算法是一种比较常用的多模型方法,其核心思想为对多个模型状态进行混合估计并实时更新模型概率。为了解决弱目标发生较大机动时的目标跟踪问题,本文将交互式多模算法应用于伯努利滤波算法,在伯努利滤波的基础上,对

每一个描述目标状态的采样粒子使用交互式多模算法预测粒子状态,其中对于新生粒子的采样,充分利用目标当前时刻的量测信息,所得到用于描述目标真实状态分布的粒子更加集中。在粒子更新阶段利用红外量测数据更新每个采样粒子的状态,使得该算法能够实现弱机动目标的跟踪问题。

本文采用粒子滤波方法具体实现 IMM-Bernoulli 滤波检测前跟踪算法 (IMM-Bernoulli TBD),在具体的递归估计过程中,空间概率密度函数 $s_{k+1|k+1}(\mathbf{x})$ 可以通过粒子系统 $\{w_{k+1}^{(l)}, \mathbf{x}_{k+1}^{(l)}\}_{l=1}^N$ 来近似表示。其中, N 为粒子的个数, $\mathbf{x}_{k+1}^{(l)}$ 表示 $k+1$ 时刻第 l 个粒子的状态, $w_{k+1}^{(l)}$ 是粒子的归一化权重,满足 $\sum_{l=1}^N w_{k+1}^{(l)} = 1$ 。从式(7)可以看出, $s_{k+1|k}(\mathbf{x})$ 的计算涉及到新生和存活两部分的求和运算。

传统的伯努利滤波采样粒子表示为

$$\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)} = \begin{cases} \rho_{k+1}(\mathbf{x}_{k+1|k}|\mathbf{x}_k^{(l)}, z_{k+1}) & l=1, \dots, N \\ \beta_{k+1}(\mathbf{x}_{k+1|k}|z_{k+1}) & l=N+1, \dots, N+B \end{cases} \quad (10)$$

计算采样粒子的预测权重 $w_{k+1|k}^{(l)}$ 为

$$w_{k+1|k}^{(l)} = \begin{cases} \frac{p_s q_{k|k}}{q_{k+1|k}} \cdot \frac{\pi_{k+1|k}(\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)}|\mathbf{x}_k^{(l)}) w_k^{(l)}}{\rho_{k+1}(\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)}|\mathbf{x}_k^{(l)}, z_{k+1})} & l=1, \dots, N \\ \frac{p_b(1-q_{k|k})}{q_{k+1|k}} \cdot \frac{b_{k+1|k}(\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)})}{\beta_{k+1}(\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)}|z_{k+1})} \cdot \frac{1}{B} & l=N+1, \dots, N+B \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\pi_{k+1|k}(\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)}|\mathbf{x}_k^{(l)})$ 表示存活粒子状态转移密度函数; $b_{k+1|k}(\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)})$ 表示新生粒子的强度函数。容易发现,当选取重要性密度函数 $\rho_{k+1}(\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)}|\mathbf{x}_k^{(l)}, z_{k+1}) = \pi_{k+1|k}(\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)}|\mathbf{x}_k^{(l)})$, $\beta_{k+1}(\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)}|z_{k+1}) = b_{k+1|k}(\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)})$ 时,有

$$w_{k+1|k}^{(l)} = \begin{cases} \frac{p_s q_{k|k}}{q_{k+1|k}} \cdot w_k^{(l)} & l=1, \dots, N \\ \frac{p_b(1-q_{k|k})}{q_{k+1|k}} \cdot \frac{1}{B} & l=N+1, \dots, N+B \end{cases} \quad (12)$$

观察上述传统的伯努利粒子滤波的粒子采样过程容易发现,该过程未考虑目标运动模型时变问题,仅使用单一的模型进行粒子采样,因此无法解决机动目标跟踪问题。通过式(11)可以看出,粒子预测权重和预测粒子状态 $\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)}$ 无关,只与上一时刻粒子的权重有关,因此可以利用交互式多模算法对粒子状态 $\mathbf{x}_k^{(l)}$ 进行预测,同时不影响粒子预测权重的计算。下面介绍 IMM-Bernoulli TBD 算法中目标采样粒子预测及更新阶段的具体实现。

2.1 预测阶段

假设 k 时刻的目标存在概率为 $q_{k|k}$,目标空间概率

密度函数 $s_{k|k}(\mathbf{x})$ 可由粒子集 $\{\mathbf{x}_k^{(l)}, w_k^{(l)}\}$ 近似表示其分布情况,其中预测存在概率 $q_{k+1|k}$ 可通过式(6)计算。

粒子状态预测结合交互式多模算法进行,因此假设 $k+1$ 时刻目标的模型变量 $r_{k+1} = c, c = 1, \dots, s$, 则在目标粒子状态预测时应采用如下模型方程

$$\mathbf{x}_{k+1|k} = f_{k+1|k}^c(\mathbf{x}_k, v_{k+1}, r_{k+1})。 \quad (13)$$

存活粒子的采样。结合交互式多模算法后, k 时刻存活粒子采样的建议密度 $\rho_k(\mathbf{x}_{k|k-1} | \mathbf{x}_{k-1}^{(l)}, \mathbf{z}_k)$ 等于 $\pi_{k|k-1}^c(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(l,c)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(l,c)})$, 即根据转移密度采样粒子。 $k-1$ 时刻目标粒子 $\mathbf{x}_{k-1}^{(l)}, l = 1, 2, \dots, N+B$ 包含 N 个持续存活粒子及 B 个新生粒子, 经过转移密度 $\pi_{k|k-1}^c(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(l,c)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(l,c)})$ 采样, 对采样粒子重采样后即可得到 k 时刻 N 个持续存活粒子 $\mathbf{x}_k^{(l)}$, 其中, $l = 1, 2, \dots, N$ 。

新生粒子的采样。一种有效的实现方式为根据目标 k 时刻量测建立适应的新生密度, 则有

$$b_{k+1|k}(\mathbf{x}^{(l,c)}) \approx \int \pi_{k+1|k}^c(\mathbf{x}'^{(l,c)} | \mathbf{x}^{(l,c)}) \cdot b_k(\mathbf{x}^{(l,c)}; \mathbf{z}_k) d\mathbf{x}^{(l,c)} \quad (14)$$

式中, $b_k(\mathbf{x}; \mathbf{z}_k)$ 是目标 k 时刻的新生密度, 则 k 时刻的新生粒子定义为 $\mathbf{x}_k^{(l)} \sim b_k(\mathbf{x}; \mathbf{z}_k), l = N+1, \dots, N+B$ 。传感器量测模型下, 具体产生过程为, 将目标 k 时刻的传感器量测 \mathbf{z}_k 中每一个分辨单元, 按照强度大小从大到小排成一列, $\mathbf{z}_k = \{z_k^{(1,1)}, \dots, z_k^{(p,q)}, \dots, z_k^{(m,n)}\}$, 其中, $z_k^{(1,1)}$ 表示强度最大的分辨单元, 设置合适的门限, 记录门限内分辨单元的行列位置, 在以上位置处即目标最可能出现的单元随机产生 B 个新生粒子, 由于充分利用了目标当前时刻的量测信息, 采样新生粒子更接近真实目标状态。

结合交互式多模算法后, 对于采样粒子的预测可描述为, 首先将 k 时刻的持续存活粒子与按照上述采样方式产生的新生粒子进行合并, 并将此时的粒子表示为 $\mathbf{x}_k^{(l)}, l = 1, \dots, N+B, l$ 为粒子数目, 包含 N 个持续存活粒子和 B 个新生粒子, 然后通过

$$\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l,c)} \sim \pi_{k+1|k}^c(\mathbf{x}_{k+1|k} | \mathbf{x}_k^{(l)}) \quad (15)$$

实现 $k+1$ 时刻所有粒子状态对所有状态模型的预测, 式中, $c = 1, 2, \dots, s$ 。

由式(12)计算每个采样粒子的预测权重

$$w_{k+1|k}^{(l,1)} = \dots = w_{k+1|k}^{(l,s)} = \begin{cases} \frac{p_s q_{k|k} \cdot w_k^{(l)}}{q_{k+1|k}} & l = 1, \dots, N \\ \frac{p_b(1 - q_{k|k})}{q_{k+1|k}} \cdot \frac{1}{B} & l = N+1, \dots, N+B \end{cases} \quad (16)$$

计算每个粒子 $\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)}$ 对于每个模型 c 的量测似然比函数 $l(z_{k+1} | \mathbf{x}_{k+1|k}^{(l,c)})$, \mathbf{z}_{k+1} 表示目标在 $k+1$ 时刻的传感器量测, 则有

$$l(z_{k+1} | \mathbf{x}_{k+1|k}^{(l,c)}) = \prod_{i \in c_i(\mathbf{x}_{k+1})} \prod_{j \in c_j(\mathbf{x}_{k+1})} \frac{p_{s+N}(z_{k+1}^{(i,j)} | \mathbf{x}_{k+1|k}^{(l,c)})}{p_N(z_{k+1}^{(i,j)})} \quad (17)$$

对于每一个粒子 $\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l,c)}$, 定义模型权重计算公式为

$$\gamma_{k+1}^{(l,c)} = \frac{\mu_{k+1|k}^{(l,c)} l(z_{k+1}^{(i,j)} | \mathbf{x}_{k+1|k}^{(l,c)})}{\sum_{c=1}^s \mu_{k+1|k}^{(l,c)} l(z_{k+1}^{(i,j)} | \mathbf{x}_{k+1|k}^{(l,c)})} \quad (18)$$

式中: $\mu_{k+1|k}^{(l,c)}$ 是预测模型概率, $\mu_{k+1|k}^{(l,c)} = \sum_{i=1}^s \pi_{ic} \gamma_k^{(l,i)}$, π_{ic} 为模型转移概率, 定义如式(2)。

由每个模型抽样得到的粒子 $\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l,c)}$ 和模型权重 $\gamma_{k+1}^{(l,c)}$ 可以得到 IMM 混合粒子, 其中, $l = 1, \dots, N+B, c = 1, \dots, s$ 。具体计算如下^[16]

$$\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)} = \sum_{c=1}^s \mathbf{x}_{k+1|k}^{(l,c)} \cdot \gamma_{k+1}^{(l,c)} \quad (19)$$

由式(16)、式(19)可以得到 IMM 混合粒子的预测权重及粒子抽样, 记为 $\{\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)}, w_{k+1|k}^{(l)}\}_{l=1}^{N+B}$, 同时可以得到每个粒子对应的模型权重 $\gamma_{k+1}^{(l)} = [\gamma_{k+1}^{(l,1)}, \dots, \gamma_{k+1}^{(l,s)}]^T$ 。

2.2 更新阶段

通过交互式多模算法对采样粒子集交互混合后, 根据式(8)、式(9)对粒子集 $\{\mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)}, w_{k+1|k}^{(l)}\}_{l=1}^{N+B}$ 进行权重更新以及存在概率的更新计算

$$U_{k+1} = \int l(z_{k+1}^{(i,j)} | \mathbf{x}) s_{k+1|k}(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \approx \sum_{l=1}^{N+B} l(z_{k+1}^{(i,j)} | \mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)}) w_{k+1|k}^{(l)} \quad (20)$$

$$q_{k+1|k+1} = \frac{U_{k+1} q_{k+1|k}}{1 - q_{k+1|k} + q_{k+1|k} \cdot U_{k+1}} \quad (21)$$

$$w_{k+1|k+1}^{(l)} = \frac{l(z_{k+1}^{(i,j)} | \mathbf{x}_{k+1|k}^{(l)}) w_{k+1|k}^{(l)}}{\sum_{\lambda=1}^{N+B} l(z_{k+1}^{(i,j)} | \mathbf{x}_{k+1|k}^{(\lambda)}) w_{k+1|k}^{(\lambda)}} \quad (22)$$

得到粒子集 $\{\mathbf{x}_{k+1|k+1}^{(l)}, w_{k+1|k+1}^{(l)}\}_{l=1}^{N+B}$, 对以上粒子集进行重采样得到 $\{\mathbf{x}_{k+1}^{(l)}, w_{k+1}^{(l)}\}_{l=1}^N$, 以及所有粒子对应的模型权重 $\gamma_{k+1}^{(l)} = [\gamma_{k+1}^{(l,1)}, \dots, \gamma_{k+1}^{(l,s)}]^T$ 。

重采样后根据新生粒子的定义产生 B 个新生粒子 $\mathbf{x}_{k+1}^{(l)}, l = N+1, \dots, N+B$, 与重采样得到的持续存活粒子集并在一起用于对第 $k+2$ 时刻的目标估计, 对于初始时刻存在粒子及新生粒子集 $\{\mathbf{x}_0^{(l)}, w_0^{(l)}, \gamma_0^{(l)}\}_{l=1}^{N+B}$ 的定义, 其中, $\{\mathbf{x}_0^{(l)}, w_0^{(l)}\}_{l=1}^{N+B}$ 与伯努利滤波定义方式相同, 初始模型权重 $\gamma_0^{(l)}$ 的每个模型的分量可取一样, 即 $\gamma_0^{(l,c)} = 1/s, c = 1, \dots, s$ 。

上述算法主要步骤是目标粒子的预测及更新阶段, 预测阶段需对目标粒子进行多模型预测及粒子混合估计, 更新阶段需要运用目标红外量测图像对目标粒子进行修正处理。图1所示为 IMM-Bernoulli TBD 算法的具体运行流程。

本文采用新息对每一个采样粒子进行状态更新,

得到的用于描述伯努利空间概率密度的粒子集更加集中,同时根据当前时刻量测产生新生粒子的方式使得滤波估计更加精准,跟踪性能得到进一步提升。由于本文算法中在预测阶段每个目标粒子需通过所有模型进行转移预测并进行混合估计运算,且更新阶段需对每帧红外图像所有像素点进行运算处理,因此算法在计算上需要付出部分时间代价。

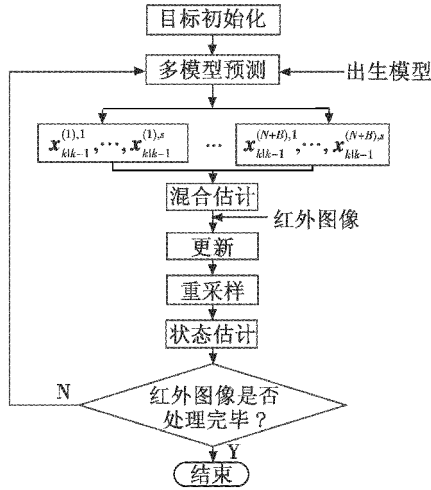


图1 IMM-Bernoulli TBD 算法流程图

Fig. 1 The flow chart of IMM-Bernoulli TBD algorithm

3 仿真分析

不失一般性,在二维平面内考虑单机动目标检测前跟踪问题,目标状态定义为 $\mathbf{x}_k = [x_k \ \dot{x}_k \ y_k \ \dot{y}_k \ I_k]^T$,假设目标一共出现了3种运动方式,运动模型可表示为

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}^{(r_{k+1})} \cdot \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_{k+1}^{(r_{k+1})} \quad (23)$$

式中: $\mathbf{F}^{(r_{k+1})}$ 表示运动模型 r_{k+1} 对应的状态转移矩阵, $r_{k+1} = 1, 2, 3$; 不同模型下的过程噪声 $\mathbf{v}_{k+1}^{(r_{k+1})}$ 均为零均值高斯白噪声。定义 $\mathbf{F}^{(1)}$ 为匀速直线运动模型, $\mathbf{F}^{(2)}$ 为顺时针转弯运动模型, $\mathbf{F}^{(3)}$ 为逆时针转弯运动模型,则有

$$\mathbf{F}^{(1)} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (24)$$

过程噪声 $\mathbf{v}_{k+1}^{(1)} \sim N(\cdot; \mathbf{0}, \mathbf{Q}_1)$, 其中

$$\mathbf{Q}_1 = \begin{bmatrix} T^2/4 & T^2/2 & 0 & 0 & 0 \\ T^2/2 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/4 & T^2/2 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & T \end{bmatrix} \quad (25)$$

转弯运动模型对应为

$$\mathbf{F}^{(j)} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\Omega^{(j)} T)}{\Omega^{(j)}} & 0 & -\frac{1 - \cos(\Omega^{(j)} T)}{\Omega^{(j)}} & 0 \\ 0 & \cos(\Omega^{(j)} T) & 0 & -\sin(\Omega^{(j)} T) & 0 \\ 0 & \frac{1 - \cos(\Omega^{(j)} T)}{\Omega^{(j)}} & 1 & \frac{\sin(\Omega^{(j)} T)}{\Omega^{(j)}} & 0 \\ 0 & \sin(\Omega^{(j)} T) & 0 & \cos(\Omega^{(j)} T) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & T \end{bmatrix} \quad j=2,3 \quad (26)$$

式中, $\Omega^{(2)} = -\alpha, \Omega^{(3)} = \alpha, \alpha$ 为机动加速度。过程噪声 $\mathbf{v}_{k+1}^{(j)} \sim N(\cdot; \mathbf{0}, \mathbf{Q}_2^j)$,

$$\mathbf{Q}_2^2 = \mathbf{Q}_2^3 = \begin{bmatrix} T^2\eta/4 & T^2\eta/2 & 0 & 0 & 0 \\ T^2\eta/2 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T^2\eta/4 & T^2\eta/2 & 0 \\ 0 & 0 & T^2\eta/2 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & T \end{bmatrix} \quad (27)$$

式中, T 为扫描周期。上述3种模型之间的转移概率矩阵为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.05 & 0.15 \\ 0.05 & 0.9 & 0.05 \\ 0.05 & 0.05 & 0.9 \end{bmatrix} \quad (28)$$

相关仿真参数设置为:噪声控制系数 $\eta = 0.001$,

机动加速度 $\alpha = \frac{\pi}{30} \text{ m/s}^2, T = 1 \text{ s}$, 点扩散区域半径 $p = 2$, 监测区域像素大小为 $n \times m = 30 \times 30$, 分辨单元尺度 $\Delta_x = \Delta_y = 1$, 依据仿真所需信噪比及模糊斑点系数 $\Sigma = 0.9$, 代入信噪比公式 $R_{s,N} = 10 \lg \left(\frac{I_k \Delta_x \Delta_y / 2 \pi \Sigma^2}{\sigma} \right)^2$ 可确定量测噪声方差 σ , 目标初始模型权概率 $\gamma_1 = \gamma_2 = \gamma_3 = 1/3$ 。

仿真总时间为 110 s, 目标初始位置 $(x_k, y_k) = (2.2 \text{ km}, 17.2 \text{ km})$, 速度 $(\dot{x}_k, \dot{y}_k) = (0.45 \text{ km/s}, 0.25 \text{ km/s})$, 初始目标强度 $I = 15$ 。目标自第 10 s 开始出现, 先持续 20 s 做匀速直线运动, 此后再持续做 20 s 顺时针转弯运动, 然后再持续进行 20 s 匀速直线运动, 紧接着目标做 25 s 逆时针转弯运动, 最后做 5 s 匀速直线运动, 至第 100 s 消失。传感器量测模型每个时间间隔 T 提供一幅包含 $n \times m$ 个像素单元的目标存活范围内的二维图像, 观测强度 $z_k^{(i,j)}$ 在式(3)中已定义。

图2所示为信噪比为 3 dB 的环境下, 分别给出的第 8、第 15、第 23、第 30 帧记录的目标红外量测图像。单帧量测图像无法识别目标的具体位置, 难以实现目标的检测与跟踪, 为此需要进行多帧图像能量积累才能准确地对弱小目标进行检测与跟踪^[17]。

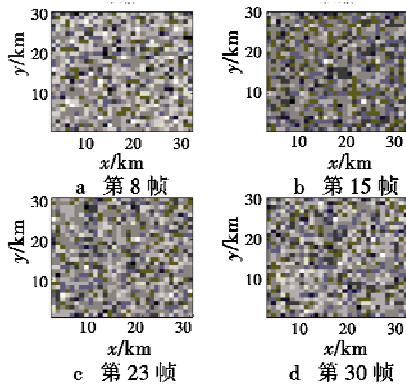


图2 红外量测图像

Fig. 2 Infrared measurement images

本文采用最优子模型分配距离 (OSPA) 对算法的估计结果进行评估^[18], 仿真实验设置 $p = 1, c = 30$ 。目标的信噪比直接决定目标的检测跟踪性能, 故本文分别对信噪比为 6 dB 和 3 dB 的情况下, 设置存活及新生粒子数目按照均为 500 和 1000 来进行实验, 利用 50 次蒙特卡罗仿真实验对目标检测跟踪结果统计分析, 对比其算法性能。本文算法简便记为 IMMBerTBD 算法, 仿真结果如图 3 所示。

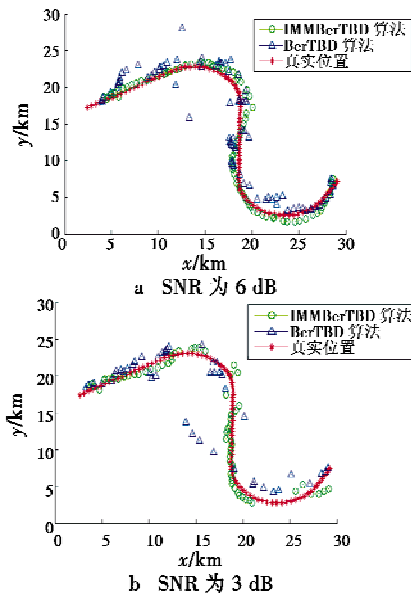


图3 不同信噪比下目标航迹估计结果

Fig. 3 Target track estimation results at different SNRs

图 3 分别给出了信噪比为 6 dB 和 3 dB 时某次仿真目标航迹估计结果。由图 3a 可以看出, 当信噪比为 6 dB 时, 本文算法估计出的目标航迹较传统的 BerTBD 算法更接近真实目标的运动轨迹。当目标运动模型改变时, 交互式多模算法虽有自身优势, 但目标发生机动的时刻会出现检测延迟, 本文算法利用当前时刻目标红外量测图像进行新生粒子采样, 预测阶段目标粒子通过每个模型进行转移预测, 能更好地处理目标机动问题。图 3a 显示在目标发生转弯时刻, 该算法能够及

时地判断出目标的机动发生, 表现出相对优势。由图 3b 可以看出, 当信噪比降低为 3 dB 时, 两种滤波算法的航迹估计结果均出现跟踪偏差, 滤波性能降低, 但是本文算法仍表现出相对优势, 在目标发生机动的时刻仍可相对准确地估计出模型的机动转换, 具有一定的目标检测跟踪能力, 而传统的 BerTBD 算法估计偏差较大, 基本失去其滤波性能。

图 4a 所示的是当信噪比为 6 dB、存活与新生粒子数目均为 500 时, 传统伯努利 TBD 算法与交互式多模伯努利 TBD 算法跟踪结果 (目标 OSPA 距离) 的对比。

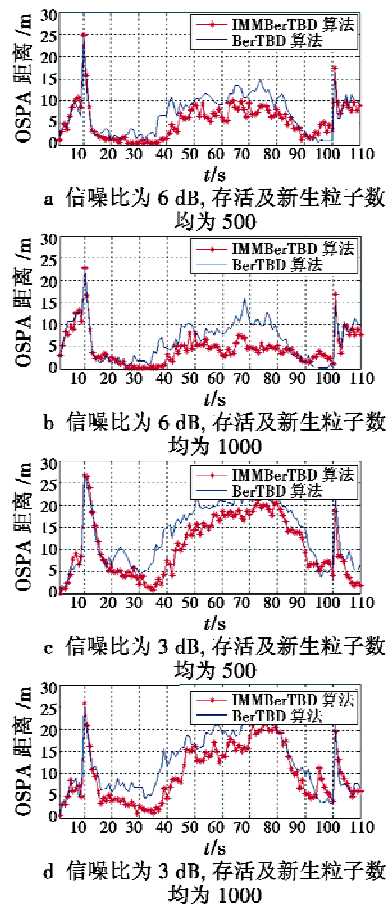


图4 两种滤波不同信噪比及粒子数下 OSPA 位置误差

Fig. 4 OSPA position error of two filters with different SNR and particle number

由图 4a 容易发现, 本文算法较传统伯努利 TBD 算法表现出了相对优势, 其 OSPA 距离相对稳定且小于 BerTBD 算法。图 4b 表示信噪比为 6 dB 情况下, 存活与新生粒子数目均改为 1000 时的滤波结果, 可以发现, 当粒子数目增多时, 跟踪性能得到了进一步的提升, 减小了目标发生机动时刻的估计偏差, 滤波性能更加稳定。图 4c、图 4d 表示当信噪比为 3 dB 时, 不同粒子数目下的跟踪结果, 由于噪声的增大信号强度对滤波估计的影响相对削弱, 与信噪比为 6 dB 时的结果对比可以看出, 信噪比降低时两种算法的跟踪性能都有

所下降,需要累积15帧左右才能发现目标,OSPA距离数值增大,但仍然具有一定的目标检测跟踪能力,并且本文算法仍表现出良好的性能,较传统BerTBD算法减小了跟踪误差。当粒子数增加时滤波性能同样得到了提升。

表1给出了2种算法的计算复杂度分析,IMMBerTBD算法在伯努利滤波的基础上预测阶段结合IMM算法,在粒子更新阶段使用红外量测图像,很好地解决了弱小目标机动问题,较传统BerTBD算法表现出了明显优势,但是在计算上略显繁琐,需花费一些时间来完成。

表1 2种算法的运行时间比较

Table 1 Running time comparison of two algorithms

粒子数	SNR/dB	运行时间/s	
		IMMBerTBD 算法	BerTBD 算法
1000	6	82.29	22.46
1000	3	85.67	23.41
500	6	40.02	11.52
500	3	42.08	12.86

4 结束语

伯努利滤波算法处理联合目标检测跟踪问题具有明显优势。但当目标发生机动时,特别是在低信噪比环境下,滤波在处理红外目标运动模型时变问题时出现困难,而交互式多模算法能够很好地处理目标机动问题。本文在伯努利滤波的基础上结合交互式多模算法,在目标估计更新阶段,考虑红外目标应用场景引入检测前跟踪算法,用于解决低信噪比环境下机动目标的检测跟踪问题,其性能相对优于伯努利滤波检测前跟踪算法,该算法在处理机动目标跟踪问题时在滤波性能上有明显优势,但在计算上需要付出一些时间代价。仿真结果表明了该算法的有效性。

参考文献

[1] RISTIC B, ARULAMPALAM S, GORDON N, et al. Beyond the Kalman filter: particle filters for tracking application [M]. London: Artech House, 2004.

[2] ARULAMPALAM S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filter for on-line nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Process, 2002, 50(2): 174-188.

[3] 龚亚信, 杨宏文, 胡卫东, 等. 基于粒子滤波的弱小目标检测前跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(12): 2143-2148.

[4] 边旭, 李江勇. 基于粒子滤波的TBD算法研究[J]. 激光与红外, 2015, 45(1): 109-112.

[5] MAHLER R P S. Statistical multisource-multitarget information fusion [M]. Norwood: Artech House, 2007.

[6] RISTIC B, VO B T, VO B N, et al. A tutorial on Bernoulli filters: theory, implementation and applications [J]. IEEE Transactions on Signal Process, 2013, 61(13): 3406-3430.

[7] VO B N, MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.

[8] VO B T, VO B N, CANTONI A. Analytic implementations of the cardinalized probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(7): 3553-3567.

[9] 邹其兵. 多伯努利滤波器及其在检测前跟踪中的应用[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012.

[10] PUNITHAKUMAR K, KIRUBARAJAN T, SINHA A. A sequential Monte Carlo probability hypothesis density algorithm for multitarget track-before-detect [C]//Signal and Data Processing of Small Targets, 2005: 1-8.

[11] 林再平, 周一宇, 安玮. 改进的概率假设密度滤波多目标检测前跟踪算法[J]. 红外与毫米波学报, 2012, 31(5): 475-480.

[12] 林再平, 周一宇, 安玮. 基于势概率假设密度滤波的检测前跟踪新算法[J]. 红外与毫米波学报, 2013, 32(5): 437-443.

[13] 孙云, 王国宏, 谭顺成, 等. 基于辅助粒子滤波的机动弱小目标TBD算法[J]. 电光与控制, 2013, 20(7): 28-32.

[14] JIANG T Y. Multiple-model Bernoulli filters-part II: a sequential Monte Carlo implementation [C]//Proceedings of the 35th Chinese Control Conference, 2016: 4825-4829.

[15] GNING A, RISTIC B, MIHAYLOVA L. Bernoulli particle/box-particle filters for detection and tracking in the presence of triple measurement uncertainty [J]. IEEE Transactions on Signal Process, 2012, 60(5): 2138-2151.

[16] 王晓, 韩崇昭. 用于机动目标跟踪的多模型概率假设密度滤波器[J]. 西安交通大学学报, 2011, 45(12): 1-5.

[17] 张皓, 王明斐. 基于GPF-CPHD滤波的检测前跟踪算法[J]. 电光与控制, 2017, 24(5): 20-25.

[18] 李翠芸, 李宁, 姬红兵. 多伯努利滤波的快速红外弱小目标检测与跟踪[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2016, 43(4): 69-74.