

基于高斯粒子CPHD滤波的多目标检测前跟踪算法

冯新喜¹, 魏 帅^{1†}, 鹿传国²

(1. 空军工程大学 信息与导航学院, 西安 710077; 2. 95806 部队, 北京 100076)

摘 要: 针对未知目标数条件下多弱小目标检测前跟踪(TBD)算法鲁棒性较低、运算量较大等问题, 提出一种基于高斯粒子势概率假设密度(CPHD)滤波的多目标检测前跟踪算法. 运用高斯函数近似目标状态的后验概率密度, 采取粒子滤波的方法迭代更新 CPHD 中各高斯项的均值与协方差, 无需重采样, 避免了粒子退化和采样枯竭等问题; 同时结合检测前跟踪算法的实际情况, 得出粒子权值的更新表达式. 仿真实验表明, 与现有算法相比, 所提出算法在降低复杂度的同时, 可以更为可靠地传递目标势分布信息, 从而提高多弱小目标数目和状态估计的准确性和稳定性.

关键词: 检测前跟踪; 势概率假设密度; 高斯粒子滤波; 红外图像

中图分类号: TN953

文献标志码: A

Track-before-detect algorithm based on Gaussian particle cardinalized probability hypothesis density

FENG Xin-xi¹, WEI Shuai^{1†}, LU Chuan-guo²

(1. College of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China; 2. Unit 95806, Beijing 100076, China)

Abstract: In the unknown target number environment, a new track-before-detect(TBD) algorithm based on cardinalized probability hypothesis density(CPHD) filter is proposed for the tracking and detection of multiple dim targets to avoid the low tracking robustness and high computational amount. The Gaussian particle filter(GPF) approximates posterior densities as Gaussians, the mean and covariance of each Gaussian components in CPHD can be operated recursively by using the particle filter, and particle resampling is not required, which can avoid the problems of particle degeneracy and sample impoverishment. Meanwhile, the updated expression for calculating the particle weight is derived according to the actual TBD situation. Simulation results show that the proposed algorithm is able to convey the cardinalized information more reliably and lower computational time with better tracking performance in number and states of multiple dim targets estimation than the conventional algorithm.

Keywords: track-before-detect(TBD); cardinalized probability hypothesis density; Gaussian particle filter(GPF); infrared image

0 引 言

由于雷达反隐身和远程预警等领域的迫切需求, 微弱信号探测成为目前的研究热点. 检测前跟踪(TBD)技术^[1]对每次扫描不设置门限, 对多帧扫描数据进行能量积累, 从而对弱小目标进行检测和跟踪. TBD的实现方法主要有基于Hough变换的方法^[2]、动态规划法^[3]和粒子滤波法^[4-6].

随着多目标随机集研究的兴起, Mahler 利用随机集概率假设密度(PHD)滤波和势概率假设密度

(CPHD)滤波来解决多目标跟踪问题^[7]. CPHD 滤波器在传递 PHD 函数的同时也传递目标的势分布函数, 因此比 PHD 滤波保留了更完整的目标数量信息, 从而实现对目标个数较准确的估计, 提高跟踪性能. Vo 等给出了其序贯蒙特卡罗实现(SMC-CPHD)的方法^[8].

文献[9]将 SMC-PHD 滤波器用于红外图像多目标 TBD 中, 构建了多目标状态模型和传感器量测模型. 文献[10]提出 CPHD-TBD 滤波器来增强跟踪鲁棒

收稿日期: 2016-08-20; 修回日期: 2016-11-16.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61571458); 陕西省自然科学基金项目(2011JM8023).

作者简介: 冯新喜(1962-), 男, 教授, 博士生导师, 从事多传感器数据融合、目标跟踪等研究; 魏帅(1993-), 女, 硕士生, 从事多目标跟踪的研究.

†通讯作者. E-mail: tear0419@qq.com

性. 上述两种算法均采用蒙特卡洛实现, 复杂环境下粒子支撑集大, 导致复杂度较高. 文献[11]提出高斯粒子滤波器(GPF), 将未知状态变量的后验分布近似为高斯函数, 迭代存储目标状态的均值与协方差, 可以显著降低运算的复杂度, 但在目标数估计上改善有限^[12].

由上述分析可知, 基于粒子滤波的SMC-CPHD-TBD算法^[10]在检测和跟踪未知数目的弱小目标时, 一方面, 目标状态需要通过计算复杂的聚类方法获得, 信号较弱时跟踪精度下降^[7]; 另一方面, 由于粒子滤波存在粒子退化、采样枯竭等问题, 虽可通过扩大粒子支撑集来解决, 但却以牺牲时间为代价, 导致在实际应用中受限较大. 而基于高斯粒子的GPF-PHD-TBD算法^[12]虽继承了GPF算法低复杂度的优点, 但在低信噪比下目标数的估计精度不理想.

针对上述问题, 本文提出基于高斯粒子CPHD滤波的多弱小目标检测前跟踪算法(GPF-CPHD-TBD). 首先用高斯函数近似目标状态的后验概率密度, 采用粒子滤波的方法迭代更新CPHD中各高斯项的均值与协方差; 其次考虑TBD直接对原始图像进行处理, 粒子只受其扩散小区域计算似然的影响; 最后结合GPF更新粒子权值推导, 对算法进行仿真实验. 实验结果表明, 所提出的算法在降低运算量的同时, 能够实现目标数和目标状态的准确估计, 有效解决未知数目多弱小目标检测前跟踪问题.

1 多目标运动模型和量测模型

1.1 目标运动模型

CPHD滤波器可用于非高斯非线性的运动模型, 低信噪比下多弱小目标的运动模型. 假设在 k 时刻有 N_k 个目标, 则目标运动状态表示为

$$\mathbf{x}_k^p = [x_k^p, \dot{x}_k^p, y_k^p, \dot{y}_k^p, I_k^p]^T,$$

其中 (x_k^p, y_k^p) , $(\dot{x}_k^p, \dot{y}_k^p)$ 和 I_k^p 分别表示目标 \mathbf{x}_k^p 的位置、速度和能量强度. 运动方程表示为

$$\mathbf{x}_{k+1}^p = f_k(\mathbf{x}_k^p, v_k), \quad p = 1, 2, \dots, N_k. \quad (1)$$

其中: $f_k(\cdot)$ 为状态转移函数, v_k 为过程处理噪声.

1.2 红外传感器量测模型

量测模型描述了直角坐标系下, 雷达在某一帧、某一区域内的量测数据. 设雷达观测区域大小为 $N_x \times N_y$, 其中 N_x 和 N_y 分别表示 x 轴和 y 轴方向上的分辨单元数, 每个分辨单元 (i, j) 大小为 $\Delta_x \times \Delta_y$, $i = 1, 2, \dots, N_x$, $j = 1, 2, \dots, N_y$. k 时刻的量测模型是已知状态 \mathbf{x}_k 下在 (i, j) 处的强度, 即

$$z_k^{(i,j)} = \begin{cases} \sum_{p=1}^{N_k} h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k^p) + n_k(i, j), & (i, j) \in C; \\ n_k(i, j), & (i, j) \notin C. \end{cases} \quad (2)$$

其中: $n_k(i, j)$ 为传感器分辨单元 (i, j) 处的量测噪声, 且是独立高斯白噪声; C 为目标扩散影响区域; $h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k^p)$ 为目标 \mathbf{x}_k^p 对分辨单元 (i, j) 的信号强度扩展值, h_k 的点扩散函数形式近似为

$$h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k^p) \approx \frac{\Delta_x \Delta_y I_k^p}{2\pi \Sigma^2} \exp\left(-\frac{(i\Delta_x - x_k^p)^2 + (j\Delta_y - y_k^p)^2}{2\Sigma^2}\right), \quad (3)$$

Σ 为点扩散方差.

在上述量测模型下, 目标似然函数近似为

$$p(z_k | \mathbf{x}_k^p) \approx \prod_{i \in C_i(\mathbf{x}_k^p)} \prod_{j \in C_j(\mathbf{x}_k^p)} p_{s+n}(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k^p) \times \prod_{i \notin C_i(\mathbf{x}_k^p)} \prod_{j \notin C_j(\mathbf{x}_k^p)} p_n(z_k^{(i,j)}). \quad (4)$$

其中: $C_i(\mathbf{x}_k^p) = \{r-q, \dots, r-1, r, r+1, \dots, r+q\}$, $C_j(\mathbf{x}_k^p) = \{s-q, \dots, s-1, s, s+1, \dots, s+q\}$, q 为目标扩散区域的半径, (r, s) 为目标 \mathbf{x}_k^p 影响最大的图像单元.

目标信噪比为

$$\text{SNR} = 20 \lg \left[\frac{\Delta_x \Delta_y I_k^p / 2\pi \Sigma^2}{\sigma} \right]. \quad (5)$$

一般情况下, 红外图像SNR低于10 dB以下视为弱目标, 目标扩散影响区域小于 6×6 的视为小目标^[12].

2 高斯粒子滤波器

GPF应用粒子滤波的方法迭代更新目标状态的均值与协方差. 目标状态的后验概率密度由高斯函数近似, 因此无需采样大量粒子和重采样^[11], 有效减少计算量. 具体算法如下:

1) 初始化.

从先验信息 $p(\mathbf{x}_0 | z_0) = N(\mathbf{x}_0; \boldsymbol{\mu}_0, \mathbf{P}_0)$ 中抽样, 得到粒子 $\{\mathbf{x}_0^{(i)}\}_{i=1}^{N_p}$, \mathbf{P}_0 为已知先验信息, N_p 为采样粒子数目.

2) 预测.

i) 根据 $k-1$ 时刻估计的后验概率密度 $p(\mathbf{x}_k | z_{1:k-1}) \approx N(\mathbf{x}_{k-1}; \boldsymbol{\mu}_{k-1}, \mathbf{P}_{k-1})$ 采样粒子, 并根据目标运动模型获得 k 时刻状态预测值 $\{\mathbf{x}_k\}_{i=1}^{N_p}$;

ii) 预测状态均值与协方差分别为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\mu}_k &= \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \mathbf{x}_k^{(i)}, \\ \mathbf{P}_k &= \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} (\boldsymbol{\mu}_k - \mathbf{x}_k^{(i)})(\boldsymbol{\mu}_k - \mathbf{x}_k^{(i)})^T. \end{aligned} \quad (6)$$

3) 更新.

i) 通过对重要性密度函数 $\pi(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 进行采样获取粒子, 并记为 $\{\mathbf{x}_k^{(i)}\}_{i=1}^{N_p}$. 一般选择重要性密度函数为先验预测概率 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})$;

ii) 计算每个粒子的权值 $\bar{w}_k^{(i)}$, 并归一化

$$\bar{w}_k^{(i)} = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(i)}) N(\mathbf{x}_k; \boldsymbol{\mu}_k, \mathbf{P}_k)}{\pi(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{z}_{1:k})}, \quad (7)$$

$$w_k^{(i)} = \frac{\bar{w}_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^{N_p} \bar{w}_k^{(i)}}; \quad (8)$$

iii) 估计状态均值与协方差分别为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\mu}_k &= \sum_{i=1}^{N_p} w_k^{(i)} \mathbf{x}_k^{(i)}, \\ \mathbf{P}_k &= \sum_{i=1}^{N_p} w_k^{(i)} (\boldsymbol{\mu}_k - \mathbf{x}_k^{(i)}) (\boldsymbol{\mu}_k - \mathbf{x}_k^{(i)})^T. \end{aligned} \quad (9)$$

3 高斯粒子 CPHD 滤波 TBD 方法

3.1 预测

势分布函数预测为

$$\begin{aligned} \rho_{k|k-1}(n) &= \\ & \sum_{j=0}^n \rho_{\Gamma,k}(n-j) \times \sum_{l=j}^{\infty} C_j^l \rho_{k-1}(l) p_{s,k}^j (1-p_{s,k})^{l-j}. \end{aligned} \quad (10)$$

其中: $\rho_{\Gamma,k}(\cdot)$ 为 k 时刻新生目标的势分布; $p_{s,k}(\cdot)$ 为目标存活概率; $C_j^l = \frac{l!}{j!(l-j)!}$.

强度函数预测为

$$v_{k|k-1}(\mathbf{x}) = v_{s,k|k-1}(\mathbf{x}) + \gamma_k(\mathbf{x}), \quad (11)$$

$$v_{s,k|k-1}(\mathbf{x}) = p_{s,k} \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^{(i)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{s,k|k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{s,k|k-1}^{(i)}), \quad (12)$$

$$\gamma_k(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{\gamma,k}} w_{\gamma,k}^{(i)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{\gamma,k}^{(i)}, \mathbf{P}_{\gamma,k}^{(i)}). \quad (13)$$

新生目标 $\gamma_k(\mathbf{x})$, $i = 1, 2, \dots, J_{\gamma,k}$, $w_{k|k-1}^{(i)} = w_{\gamma,k}^{(i)}$, $\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{m}_{\gamma,k}^{(i)}$, $\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{P}_{\gamma,k}^{(i)}$, $w_{\gamma,k}^{(i)}$ 为新生目标高斯项权值, $\mathbf{m}_{\gamma,k}^{(i)}$ 和 $\mathbf{P}_{\gamma,k}^{(i)}$ 分别为新生目标高斯项均值与协方差.

存活目标 $v_{s,k|k-1}(\mathbf{x})$, $i = 1, 2, \dots, J_{k-1}$, 采用拟蒙特卡洛高斯粒子采样^[9]可得

$$\mathbf{x}_{k-1}^{(i(j))} \sim N(\mathbf{m}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{k-1}^{(i)}),$$

$$\mathbf{x}_{s,k|k-1}^{(i(j))} \sim f_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1}^{(i(j))}), \quad j = 1, 2, \dots, M.$$

$f_{k|k-1}(\cdot)$ 为目标状态转移密度函数, $w_{k-1}^{(i)}$ 为第 i 个粒子的权值, $\mathbf{m}_{s,k|k-1}^{(i)}$ 和 $\mathbf{P}_{s,k|k-1}^{(i)}$ 分别为存活目标高斯

项均值与协方差.

$$w_{k|k-1}^{(i)} = p_{s,k} w_{k-1}^{(i)}, \quad (14)$$

$$\mathbf{m}_{s,k|k-1}^{(i)} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \mathbf{x}_{s,k|k-1}^{(i(j))}, \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{s,k|k-1}^{(i)} &= \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (\mathbf{m}_{s,k|k-1}^{(i)} - \mathbf{x}_{s,k|k-1}^{(i(j))}) \cdot \\ & (\mathbf{m}_{s,k|k-1}^{(i)} - \mathbf{x}_{s,k|k-1}^{(i(j))})^T. \end{aligned} \quad (16)$$

3.2 更新

对重要性密度函数 $\pi(\cdot | \mathbf{Z}_{1:k-1}, \mathbf{z})$ 采样 k 时刻粒子 $\mathbf{x}_k^{(i(j))}$, $i = 1, 2, \dots, J_{k-1}$, $j = 1, 2, \dots, M$, \mathbf{Z}_k 为量测集, 即有 $\mathbf{z} \in \mathbf{Z}_k$.

势分布函数更新为

$$\rho_k(n) = \frac{\Psi_k^0[w_{k|k-1}, \mathbf{Z}_k](n) \rho_{k|k-1}(n)}{\langle \Psi_k^0[w_{k|k-1}, \mathbf{Z}_k], \rho_{k|k-1} \rangle}. \quad (17)$$

强度函数更新为

$$\begin{aligned} v_k(\mathbf{x}) &= \\ & (1 - p_{D,k}) \frac{\Psi_k^1[w_{k|k-1}, \mathbf{Z}_k], \rho_{k|k-1}}{\langle \Psi_k^0[w_{k|k-1}, \mathbf{Z}_k], \rho_{k|k-1} \rangle} v_{k|k-1}(\mathbf{x}) + \\ & \sum_{\mathbf{z} \in \mathbf{Z}_k} \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_k^{(i)}(\mathbf{z}) N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_k^{(i)}(\mathbf{z}); \mathbf{P}_k^{(i)}), \end{aligned} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \Psi_k^u[w, \mathbf{Z}](n) &= \\ & \sum_{j=0}^{\min(|\mathbf{z}|, n)} (|\mathbf{Z}| - j)! p_{K,k} (|\mathbf{Z}| - j) P_{j+u}^n \times \\ & \frac{(1 - p_{D,k})^{n-(j+u)}}{\langle 1, w \rangle^{j+u}} e_j(\Xi_k(w, \mathbf{Z})), \end{aligned} \quad (19)$$

且有

$$\begin{aligned} P_j^n &= \frac{n!}{(n-j)!}, \\ \langle \alpha, \beta \rangle &= \int \alpha(x) \beta(x) dx, \\ e_j(\mathbf{Z}) &= \begin{cases} \sum_{\mathbf{S} \subseteq \mathbf{Z}, |\mathbf{S}|=j} \left(\prod_{\zeta \in \mathbf{S}} \zeta \right), & j \neq 0; \\ 1, & j = 0. \end{cases} \end{aligned} \quad (20)$$

考虑到 TBD 直接对原图像进行处理, 目标检测概率 $p_{D,k}$ 近似为 1^[10], 且粒子计算似然的情况只与其影响区域 C 有关. 假定 k 时刻有新量测值, 利用似然计算对每个粒子权重依据量测进行权值更新, 对某一粒子 $\mathbf{X}_{k|k-1}^p$ 进行似然计算时, 划分整个量测集, 有

$$\mathbf{Z}_k = V_p^n(\mathbf{x}_{k|k-1}^p) \cup \bar{V}_p^n(\mathbf{x}_{k|k-1}^p). \quad (21)$$

其中

$$V_k(\mathbf{x}_{k|k-1}^p) \cap \bar{V}_k(\mathbf{x}_{k|k-1}^p) = \emptyset,$$

$$V_k(\mathbf{x}_{k|k-1}^p) =$$

$$\begin{aligned} & \{\mathbf{Z}_k(i, j), i \in C_i(\mathbf{x}_{k|k-1}^p), j \in C_j(\mathbf{x}_{k|k-1}^p)\}, \\ & \bar{V}_k(\mathbf{x}_{k|k-1}^p) = \\ & \{\mathbf{Z}_k(i, j), i \notin C_i(\mathbf{x}_{k|k-1}^p), j \notin C_j(\mathbf{x}_{k|k-1}^p)\}. \end{aligned} \quad (22)$$

粒子与量测的联合似然比为

$$g_k(V_k^p | \mathbf{x}_{k|k-1}^{(p)}) = \prod_{i \in C_i(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(p)})} \prod_{j \in C_j(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(p)})} g_z(\mathbf{Z}_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_{k|k-1}^{(p)}),$$

粒子与量测的联合似然比为

$$\begin{aligned} & g_k(V_k^p | \mathbf{x}_{k|k-1}^{(p)}) = \\ & \prod_{i \in C_i(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(p)})} \prod_{j \in C_j(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(p)})} g_z(\mathbf{Z}_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_{k|k-1}^{(p)}), \\ & g_z(\mathbf{Z}_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_{k|k-1}^{(p)}) = \exp\left(\frac{h_k^{(i,j)}(h_k^{(i,j)} - 2\mathbf{Z}_k^{(i,j)})}{2\sigma^2}\right). \end{aligned} \quad (23)$$

当 $\mathbf{Z}_k^{(i,j)} \in \bar{V}_p^n$ 时, 有 $g_k(\mathbf{z} | \mathbf{x}_{k|k-1}^p) = 0$, 即 V_k^p 是某个粒子 $\mathbf{x}_{k|k-1}^p$ 所对应的似然计算域, 即粒子只与其对应似然域 V_k 计算似然, 将似然域内的量测看作整体进行处理. 可得更新后高斯采样后的粒子权值为

$$w_k^{(i,j)} = \frac{1}{M} g_k(V_k^p | \mathbf{x}_{k|k-1}^{(p)}) \frac{\langle 1, \kappa_k \rangle}{\langle \Psi_k^0[w_{k|k-1}, V_k^p], \rho_{k|k-1} \rangle \kappa_k(\mathbf{z})}. \quad (24)$$

其中: κ_k 为杂波强度函数, $\rho_{K,k}$ 为杂波势分布函数, $|\mathbf{Z}|$ 为与粒子 $\mathbf{X}_{k|k-1}^p$ 计算似然的量测数量, 则有

$$\begin{aligned} & \Psi_k^0[w, V_k^p](n) = \\ & (|\mathbf{Z}| - j)! \rho_{K,k}(|\mathbf{Z}| - j) P_j^n \frac{e_j(\Xi_k(w, V_k^p))}{\langle 1, w \rangle^n}, \quad j = n, \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} & \Xi_k(w, V_k^p) = \\ & \left\{ d \frac{\langle 1, \kappa_k \rangle}{\kappa_k(\mathbf{z})} w^T g_k(V_k^p) : V_k^p \in \mathbf{Z}_k \right\}, \end{aligned} \quad (26)$$

$$w_{k|k-1} = [w_{k|k-1}^{(1)}, \dots, w_{k|k-1}^{(J_{k|k-1})}]^T, \quad (27)$$

$$g_k(V_k^p) = [g_k(V_k^p | \mathbf{x}_{k|k-1}^{(1)}), \dots, g_k(V_k^p | \mathbf{x}_{k|k-1}^{(J_{k|k-1})})]^T. \quad (28)$$

更新后高斯项权值为

$$w_k^{(i)} = \sum_{j=1}^M w_k^{(i)(j)}, \quad (29)$$

更新后高斯项均值为

$$\mathbf{m}_k^{(i)}(V_k^p) = \frac{\sum_{j=1}^M w_k^{(i)(j)} \mathbf{x}_k^{(i)(j)}}{w_k^{(i)}}, \quad (30)$$

更新后高斯项协方差为

$$\begin{aligned} & \mathbf{p}_k^{(i)} = \\ & \frac{\sum_{j=1}^M w_k^{(i)(j)} (\mathbf{m}_k^{(i)}(V_k^p) - \mathbf{x}_k^{(i)(j)}) (\mathbf{m}_k^{(i)}(V_k^p) - \mathbf{x}_k^{(i)(j)})^T}{w_k^{(i)}}. \end{aligned} \quad (31)$$

3.3 修剪融合

高斯项随着时间的递增而增加, 为了避免其数目无限增长, 需采取修剪融合算法^[13], 保留权重较大的高斯项, 设置删除门限 T , 删除权重小于 T 的高斯项, 同时设置融合门限合并 U , 将距离小于 U 的相近高斯项合并.

3.4 多目标状态提取

考虑在低信噪比下的估计稳定性, GPF-CPHD-TBD 算法采用 MAP(Maximum A Posterior)^[14] 方法进行目标数估计, 首先提取 $w_k^{(i)} > 0.5$ 的高斯项均值为目标状态, 其次估计目标数目

$$N_k = \arg \max p_k(n). \quad (32)$$

4 仿真实验

4.1 实验条件

目标采用匀速运动模型, 且状态方程为 $\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{F}\mathbf{X}_k + \mathbf{R}_k$, 其中 \mathbf{R}_k 为零均值高斯白噪声.

目标检测概率为 1, 生存概率为 0.99, 目标出生概率为 0.1, 目标消失概率为 0.01, 目标衍生概率为 0. 整个检测与跟踪过程持续时间为 60 帧, 帧间间隔为 1 s, 像素分辨单元 $\Delta_x = \Delta_y = 1$, 图像大小为 80×80 的序列图像, 传感器模糊系数 $\Sigma = 0.7$, 目标强度服从 $I \in U(18, 22)$ 的均匀分布. 修剪门限 T 为 10^{-5} , 合并门限 U 为 4.

目标初始状态为 $\mathbf{x}_1 = [5, 0.15, 6.4, 0.1, 20]^T$, $\mathbf{x}_2 = [7.8, 0.12, 1, 0.1, 20]^T$, $\mathbf{x}_3 = [2, 0.1, 8.2, 0.12, 20]^T$. 目标 1 存在于整个 60 帧监测时间区间; 目标 2 在 $t = 10$ s 时进入量测区域, $t = 40$ s 时消失; 目标 3 在 $t = 20$ s 时进入量测区域, $t = 60$ s 时消失.

4.2 实验结果与分析

实验进行多次蒙特卡洛仿真, 将 SMC-CPHD-TBD、GPF-PHD-TBD 和 GPF-CPHD-TBD 算法进行比较, 从而验证算法的有效性和可行性.

图 1 是在信噪比为 5.7 dB 的环境下, 分别对第 5、第 18、第 38、第 55 帧记录的红外量测图像.

在考虑估计多个弱小目标状态的同时, 也需要估计目标数目, 选用最优子模式分配 (OSPA) 距离^[15] 作为评价准则指标, OSPA 包括位置和集合势两部分距离. OSPA 参数 $c = 5$, $p = 2$. 假定新生目标位置未知,

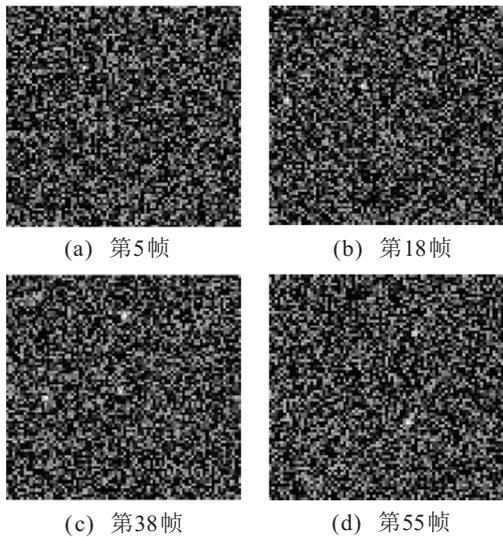


图1 红外量测图像

在每帧的观测图像中要寻找新生目标. 目标信噪比和目标检测与跟踪性能息息相关, 故本文在不同信噪比环境下进行仿真实验, 信噪比环境分别为 10 dB, 7.3 dB, 5.7 dB. 每帧新生粒子数 2 000, 并进行 100 次

蒙特卡洛仿真实验. 仿真实验结果如图 2~ 图 4 和表 1 所示.

图 3 通过比较 3 种算法的 OSPA 势误差, 体现了在目标数估计方面的总体性能. 由分析结果可知, 随着信噪比的不断降低, 3 种算法的 OSPA 值均有所升高, 尤其在 SNR = 5.7 dB 时增幅明显, 意味着 3 种算法估计性能随信噪比降低都有不同程度的下降. 但相比于另外两种算法, GPF-CPHD-TBD 的 OSPA 势误差值始终较低, 即使在信噪比为 5.7 dB 的较差环境中跟踪性能仍保持良好, 表明本文算法可以稳定捕捉目标, 准确估计目标数目.

图 4 通过比较 3 种算法的 OSPA 位置误差, 体现了目标跟踪精度的总体性能. SMC-CPHD-TBD 算法随着目标数目增加、信噪比下降等相关情况, 跟踪性能下降较为明显, 这主要因为传统的粒子滤波算法本身存在粒子退化等现象, 重采样会带来采样枯竭等问题. 分析比较 GPF-PHD-TBD 和 GPF-CPHD-TBD 算法, 前者 OSPA 位置误差值随信噪比的下降升高明

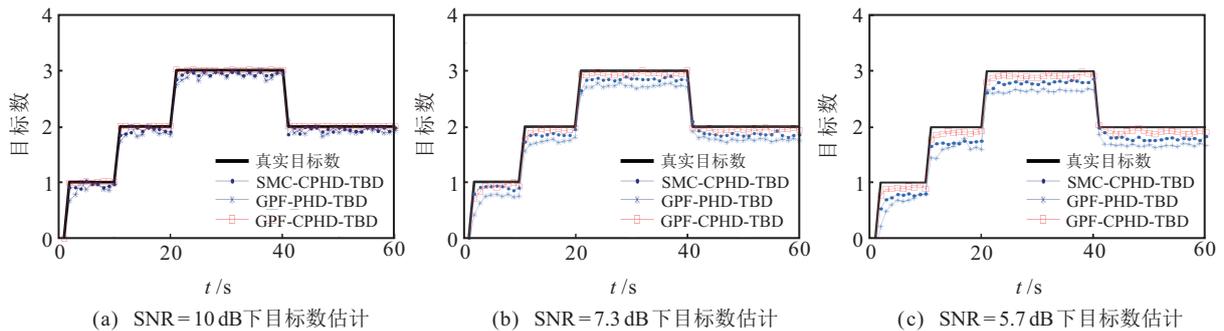


图2 3种滤波算法在不同信噪比下目标数估计

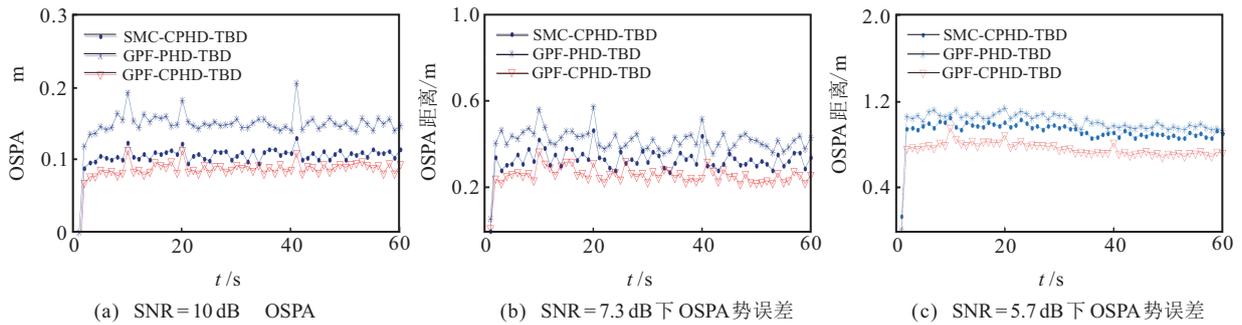


图3 3种滤波算法在不同信噪比下OSPA势误差

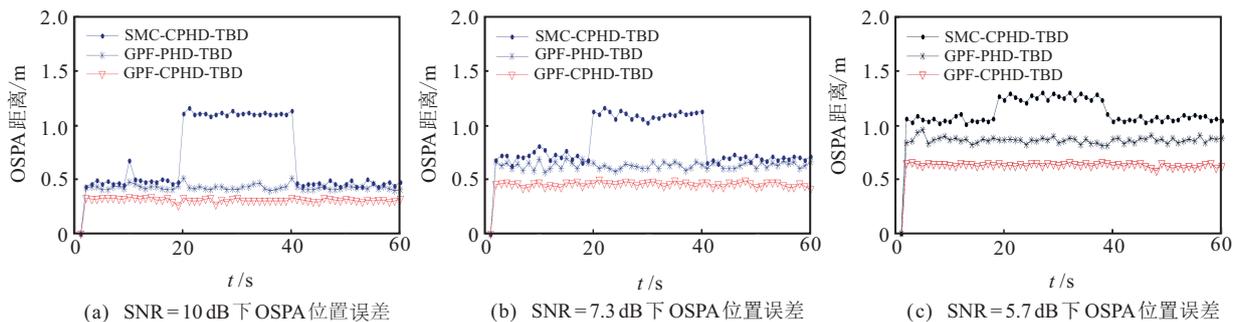


图4 3种滤波算法在不同信噪比下OSPA位置误差

表1 3种算法的运行时间比较

信噪比/dB	时间/s		
	SMC-CPHD-TBD	GPF-CPHD-TBD	GPF-PHD-TBD
10	92.36	29.54	27.87
7.3	99.61	35.13	34.38
5.7	100.58	41.97	40.73

显,表明对目标位置的估计精准性下降幅度较大.而本文算法的OSPA位置误差值在3种信噪比环境中均保持最低,特别是低信噪比下性能仍然良好,说明比其余两种算法能更精准地估计目标状态,保持更稳定的跟踪性能,鲁棒性更佳.

表1给出了3种算法的时间复杂度分析,GPF-CPHD-TBD约为SMC-CPHD-TBD所耗时的36%,因为GPF采用拟蒙特卡洛高斯粒子采样,从而可以得到更为均匀的粒子数,每个高斯项只许分配少量粒子便可实现目标较为准确的跟踪.虽然GPF-CPHD-TBD比GPF-PHD-TBD算法耗时稍长,但前者比后者更能稳定地估计目标数目,从而实现目标发现和状态的准确估计,这对低信噪比条件下的弱小目标跟踪研究意义重大.

5 结论

本文提出了基于高斯粒子CPHD滤波的多目标检测前跟踪算法,采用高斯粒子滤波的思想,迭代更新目标状态的均值和协方差,无需重采样,并结合CPHD的TBD算法实现对多弱小目标进行检测和跟踪.实验表明,本文算法有效降低了运算量,提高了运算效率,以及对目标数和目标状态估计的准确性和稳定性,能够解决在低信噪比下未知数目的弱小目标检测跟踪问题,具有较高的时效性和工程应用性.

参考文献(References)

- [1] Buzzi S, Lops Ma, Venturino L. Track-before-detect procedures in a multi-target environment[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(3): 1135-1150.
- [2] Moyer L R, Spak J, Lamanna P. A multidimensional Hough transform based track-before-detect technique for detecting weak targets in strong clutter backgrounds[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(4): 3062-3068.
- [3] Deng X, Bi R, Liu H. Threshold setting of track-before-detect based on dynamic programming for radar target detection[C]. Proc of the IET Int Radar Conf. Xi'an, 2013: 1-4.
- [4] Salmond D J, Birch H. A particle filter for track-before-detect[C]. Proc of American Control Conf.

- Arlington, 2001: 3375-3760.
- [5] Boers Y, Driessen H, Torstenson J, et al. Track-before-detect algorithm for tracking extended targets[J]. IEEE Proc of Radar Sonar Navig, 2006, 153(4): 345-351.
- [6] 赵菲, 卢焕章, 张志勇. 基于改进多特征融合均值位移算法的红外舰船目标跟踪[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(2): 205-213.
(Zhao F, Lu H Z, Zhang Z Y. Infrared ship tracking based on improved multi-features fusion based mean-shift[J]. System Engineering and Electronics, 2014, 36(2): 205-213.)
- [7] Mahler R. PHD filters of higher order in target number[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(3): 1523-1543.
- [8] Vo B N, Singh S, Doucet A. Sequential Monte Carlo methods for multi-target filtering with random finite sets[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1224-1245.
- [9] Punithakmar K, Kirubarajan T, Sinha A. A sequential Monte Carlo probability hypothesis density algorithm for multi-target track-before-detect[C]. Proc of the Signal Data Processing Small Target. San Diego, 2005, 5913: 1-8.
- [10] 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.
(Lin Z P, Zhou Y Y, An W. Track-before-detect algorithm based on cardinalized probability hypothesis density filter[J]. J Infrared and Millimeter Waves, 2013, 32(5): 437-443.)
- [11] Jayesh H K, Petar M D. Gaussian particle filtering[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2001: 429-432.
- [12] 李翠芸, 曹潇男, 廖良雄, 等. 高斯粒子PHD滤波的多个弱小目标TBD算法[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(4): 740-745.
(Li C Y, Cao X N, Liao L X, et al. Track-before-detect using Gaussian particle probability hypothesis density[J]. System Engineering and Electronics, 2015, 37(4): 740-745.)
- [13] Vo B N, Ma W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [14] 欧阳成, 姬红兵, 杨金龙. 一种改进的CPHD多目标跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(9): 2112-2117.
(Ouyang Y C, Ji H B, Zhang J L. Improved CPHD filter for multi-target tracking[J]. J of Electronics and Information Technology, 2010, 32(9): 2112-2117.)
- [15] Schuhmacher D, Vo B T, Vo B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2008, 56(8): 3447-3457.

(责任编辑: 孙艺红)