

基于标签多伯努利滤波器的机动小目标检测前跟踪

李 淼, 龙云利, 李 骏, 安 玮, 周一宇
(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 标签多伯努利(LMB)滤波器在传统多伯努利滤波器基础上引入标签空间,能够实现真正意义上的多目标轨迹级滤波.文章对红外小目标的运动和量测进行建模,将标签多伯努利应用到红外小目标检测前跟踪领域.在此基础上,为了实现对运动模型时变目标的检测前跟踪,将交互式多模型(IMM)与LMB检测前跟踪算法相结合,提出IMM-LMB检测前跟踪算法.此外,给出了该算法的序贯蒙特卡罗实现.仿真结果表明,所提算法能够从输入的原始图像中直接实现轨迹级多目标检测和跟踪,且能够在线更新多模型概率,更好的适应多机动目标场景.

关键词: 标签多伯努利滤波器;红外搜索与跟踪;机动目标;检测前跟踪;交互式多模型
中图分类号: TN957.51 **文献标识码:** A

Track-before-detect for maneuvering small targets based on Labeled Multi-Bernoulli filter

LI Miao, LONG Yun-li, LI Jun, AN Wei, ZHOU Yi-Yu

(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Labeled Multi-Bernoulli (LMB) filter was proposed based on classic Multi-Bernoulli filter by taking label space into account. It is a true trajectory filter in comparison with other methods. The motion model and measurement model of infrared small targets were studied. The LMB Track-Before-Detect algorithm was applied to detect and track infrared small targets. In order to detect and track multiple maneuvering targets with time-varying motion models, an IMM-LMB Track-Before-Detect algorithm was proposed by integrating the interacting multiple models (IMM) with LMB Track-Before-Detect filter. The sequential Monte Carlo (SMC) implementation for IMM-LMB track-before-detect was also given. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm can detect and track multi-targets trajectories from raw image. In addition, it can update the model probability in an online way, which detects and tracks maneuvering targets adaptively.

Key words: labeled multi-Bernoulli filter, infrared search and track, maneuvering targets, track-before-detect, interacting multiple models

PACS: 84.40.Xb

引言

红外小目标的检测和跟踪是红外搜索与跟踪(IRST)系统的核心技术,在军事和民用方面有广泛应用^[1].当成像距离较远时,红外小目标通常被近似为点源,建模为2D高斯模型^[2].红外小目标具有成像面积小、无形状纹理信息的特点,是当前检测跟

踪领域的难点和热点.特别是机动小目标的出现,使红外信息处理系统面临挑战.目标机动是指在运动过程中目标运动方式不断发生变化,从一种形式变化为另一种形式的现象^[3].通俗地讲,机动目标的运动方式并不是从一而终,而是不断变化的.检测前跟踪(TBD)方法利用原始观测数据联合实现检测和跟踪过程,表现出优于传统方法的性能,受到越来越

收稿日期:2015-09-07,修回日期:2016-01-20

基金项目:中国博士后科学基金(2013M532167)

Foundation items: Supported by China Postdoctoral Science Foundation (2013Mj32167)

作者简介(Biography):李 淼(1988-),男,山东潍坊人,博士研究生,主要研究领域为红外信息获取与处理、信息融合. E-mail:lm8866@nudt.edu.cn

Received date: 2015-09-07, revised date: 2016-01-20

多研究者的关注^[4]. 当前检测前跟踪算法主要基于以下三种框架: 多假设跟踪 (MHT)^[5]、联合概率数据关联 (JPDA)^[6] 和随机有限集 (RFS)^[7]. 其中 RFS 将多目标状态建模为随机有限集, 是一种迭代贝叶斯滤波器, 能够较好避免组合爆炸问题, 是当前研究的热点. 为了降低多目标贝叶斯的计算复杂性, 概率假设密度 (PHD)、势均衡 PHD (CPHD) 和多伯努利滤波器被作为 RFS 的近似方法而发展起来^[8-9]. PHD 和 CPHD 迭代传递目标矩和势分布, 而多伯努利滤波器用多伯努利假设近似多目标状态. 与 PHD 和 CPHD 相比, 多伯努利滤波器不需要额外的多目标状态提取过程, 更易实现. 然而上述方法只能对多目标当前状态进行估计而不能直接输出多目标轨迹, 并不是严格意义上的多目标跟踪器. 近期, Ba-Ngu Vo 等将随机有限集扩展到标签随机有限集, 通过严格理论推导提出了广义标签多伯努利 (δ -GLMB) 滤波器, 实现了真正意义上多目标轨迹级滤波^[10]. 之后, Stephan Reuters 等将其简化提出了标签多伯努利 (LMB) 滤波器^[11]. 本质上 LMB 滤波器是 δ -GLMB 滤波器的特例, LMB 滤波器只关注轨迹间相互统计独立的情况. LMB 滤波器在继承 δ -GLMB 滤波器轨迹滤波优点的同时, 采用分组更新操作, 降低了计算复杂度并使并行计算成为可能^[12].

深入研究了标签多伯努利滤波器的建模过程, 结合红外小目标的运动和量测模型, 将标签多伯努利滤波器应用到红外小目标检测前跟踪中, 实现从原始图像中直接检测和跟踪多目标轨迹. 考虑到单模型滤波器无法有效跟踪多机动目标的问题, 将交互式多模型 (IMM) 方法^[13] 与标签多伯努利滤波相结合, 提出交互式多模型标签多伯努利 (IMM-LMB) 滤波器, 实现对多机动目标检测前跟踪, 并给出了该算法的序贯蒙特卡罗 (SMC) 实现.

1 目标运动与量测模型

(1) 目标运动模型

目标状态转移模型可表述为

$$X_k^r = F^r X_{k-1}^r + w_k^r \quad (t = 1, 2, \dots, N_k; r = 1, 2, \dots, N_r) \quad (1)$$

其中, X_k^r 代表时刻第 r 个目标在像平面上的目标状态, F^r 为第 r 种运动模型下的状态转移函数, w_k^r 为高斯随机噪声, N_k 为 k 时刻目标总数, N_r 为目标运动模型总数. 以匀速运动模型 (CV) 为例, X_k^r 可表示为

$$X_k^r = [x_k^r \quad \dot{x}_k^r \quad y_k^r \quad \dot{y}_k^r \quad I_k^r]^T \quad (2)$$

其中, $(x_k^r \quad y_k^r)$ 、 $(\dot{x}_k^r \quad \dot{y}_k^r)$ 和 I_k^r 分别表示 k 时刻第 r 个目标的位置、速度和能量.

(2) 传感器量测模型

红外焦平面探测器以一定的帧频对指定区域进行连续成像, 输出大小为 $N \times M$ 像元的 2 维红外图像. 一个像元的灰度值即为一个感应单元的输出值. 每个感应单元在像平面上对应一个大小 $\Delta x \times \Delta y$ 为的矩形. 目标在像平面的观测模型可表示为^[9]:

$$Z_k^{(i,j)} = \begin{cases} \sum_{t=1}^{N_k} h_k^{(i,j)}(X_k^{(t)}) + n_k^{(i,j)}, & (i,j) \in C \\ n_n^{(i,j)} & (i,j) \notin C \end{cases} \quad (3)$$

其中, $n_k^{(i,j)}$ 为感应单元 (i,j) 处的观测噪声, 为独立高斯白噪声. $h_n^{(i,j)}(X_k^t)$ 为目标 t 对感应单元 (i,j) 的信号强度贡献, C 表示点扩散效应影响的区域. 第 t 个目标在 k 时刻对像元 (i,j) 的贡献可表示为:

$$h_k^{(i,j)}(X_k^t) = \int_{i-\frac{\Delta x}{2}}^{i+\frac{\Delta x}{2}} \int_{j-\frac{\Delta y}{2}}^{j+\frac{\Delta y}{2}} \frac{I_k^t}{2\pi \Sigma^2} \exp\left(-\frac{(x-x_k^t)^2 + (y-y_k^t)^2}{2\Sigma^2}\right) \quad (4)$$

其中 Σ^2 为点扩散方差, 一般与传感器设计参数有关. 图 1 展示了目标能量分布和按照式 (4) 获得的几种典型目标形态.

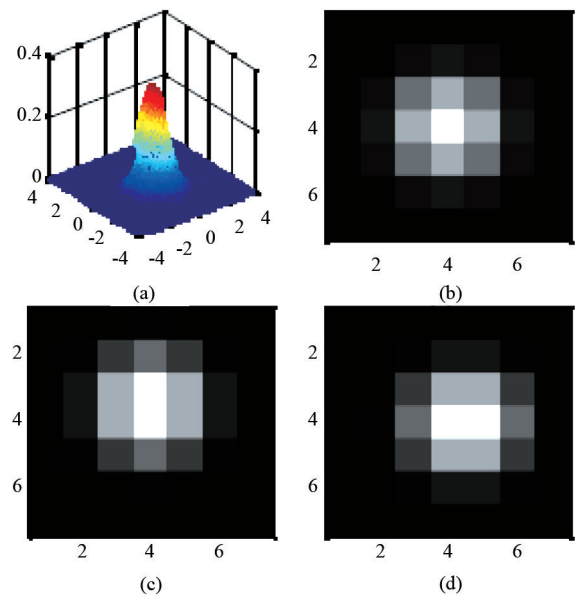


图 1 点目标能量分布密度和典型目标量测
Fig. 1 Intensity distribution density of point target and typical target measurements

不失一般性, 像元的位置以 i 表示, 则量测 z_i 在

给定单目标状态 x 条件下概率密度可表示为:

$$p(z_i | x) = \begin{cases} \varphi(z_i, x), & i \in C(x) \\ \phi(z_i), & i \notin C(x) \end{cases}, \quad (5)$$

$$\varphi_i(z_i, x) = N(z_i; h_i(x), \sigma^2), \quad (6)$$

$$\phi_i(z_i) = N(z_i; \mathbf{0}, \sigma^2), \quad (7)$$

其中, $N(\cdot; \mu, \sigma^2)$ 表示均值为 μ 、方差为 σ^2 的高斯密度函数, $h_i(x)$ 为状态 x 对像元 i 的强度贡献. 则多目标条件概率密度可表示为^[9]:

$$g(z | X) = \left(\prod_{x \in X_i \in C(x)} \varphi_i(z_i, x) \right) \left(\prod_{i \in \cup_{x \in X} C(x)} \phi_i(z_i) \right) \\ = f(z) \prod_{x \in X} g_z(x). \quad (8)$$

在检测前跟踪中用似然比表示单目标状态 x 的量测似然, 如下式:

$$g_z(x) = \prod_{i \in C(x)} \frac{\varphi_i(z_i, x)}{\phi_i(z_i)}. \quad (9)$$

2 IMM-LMB TBD 算法

为了实现多目标轨迹级滤波, 在标签随机有限集理论中, 除维护传统目标状态空间 X , 同时还维护一个离散轨迹标签空间 L . 因此, 随机变量分布空间为 $X \times L$ ^[11]. 轨迹 ℓ 对应的单目标密度可由目标存在概率 $r^{(\ell)}$ 和空间分布 $p^{(\ell)}$ 代表, 多目标密度则用参数集 $\{(r^{(\ell)}, p^{(\ell)})\}_{\ell \in L}$ 表示.

为了适应机动目标的情况, 本文将 LMB 算法与交互式多模型思想结合, 提出 IMM-LMB TBD 算法. 与传统 LMB 算法相比, IMM-LMB TBD 除包括预测和跟踪两个过程外还包含混合估计过程. 混合估计为最佳运动模型匹配过程, 运动模型之间的转换服从马尔科夫过程, 模型之间的马尔科夫转移概率构成一个转移概率矩阵. 设转移概率矩阵为 H , $\tau \in T$ 表示运动模型变量, M_τ 为运动模型变量总数. 则 H 中元素表示为 $h_{st} = p_{klk-1}(\tau_k = t | \tau_{k-1} = s)$, 即相邻时刻目标运动模式由 s 转移到 t 的概率.

下文中用到的内积函数定义为 $\langle f, g \rangle = \int f(x) g(x) dx$, 克罗内克 delta 函数定义为^[12]

$$\delta_Y(X) = \begin{cases} 1, & \text{if } X = Y \\ 0, & \text{else} \end{cases}. \quad (10)$$

IMM-LMB TBD 迭代过程如下:

(1) 混合估计

假设 $k-1$ 时刻多目标密度用 LMB 参数集表示为 $\pi_{k-1} = \{(r_{k-1}^{(\ell)}, p_{k-1}^{(\ell)}(x_{k-1}^{(\ell)}, \tau_{k-1}^{(\ell)}))\}_{\ell \in L_{k-1}}$, 其中 L_{k-1} 为 $k-1$ 时刻轨迹标签空间. 混合估计之后的多目标 LMB 参数集可表示为:

$$\tilde{\pi}_{k-1} = \{(r_{k-1}^{(\ell)}, \tilde{p}_{k-1}^{(\ell)}(x_{k-1}^{(\ell)}, \tau_{k-1}^{(\ell)}))\}_{\ell \in L_{k-1}}. \quad (11)$$

由于运动模型转移独立于目标状态, $\tilde{p}_{k-1}^{(\ell)}$ 可通过下式计算得:

$$\tilde{p}_{k-1}^{(\ell)}(x_{k-1}^{(\ell)}, \tau_{k-1}^{(\ell)} = t) \\ = \sum_{s=1}^{M_\tau} p_{k-1}^{(\ell)}(x_{k-1}^{(\ell)}, \tau_{k-1}^{(\ell)} = t, \tau_{k-1}^{(\ell)} = s) \\ = \sum_{s=1}^{M_\tau} p_{k-1}^{(\ell)}(\tau_k^{(\ell)} = t | x_{k-1}^{(\ell)}, \tau_{k-1}^{(\ell)} = s) \\ = \sum_{s=1}^{M_\tau} p_{k-1}^{(\ell)}(x_{k-1}^{(\ell)}, \tau_{k-1}^{(\ell)} = s) \\ = \sum_{s=1}^{M_\tau} h_{st} p_{k-1}^{(\ell)}(x_{k-1}^{(\ell)}, \tau_{k-1}^{(\ell)} = s)$$

式中 s 和 t 分别代表目标运动模型变量.

(2) 预测

IMM-LMB TBD 预测过程与传统 LMB 算法相同, 主要包含对存活目标和新生目标的状态预测. 如下式:

$$\pi_{klk-1} = \{(r_{P,klk-1}^{(\ell)}, p_{P,klk-1}^{(\ell)}(x_{klk-1}, \tau_k))\}_{\ell \in L_{k-1}} \\ \cup \{(r_B^{(\ell)}, p_B^{(\ell)}(x_k, \tau_k))\}_{\ell \in B}, \quad (13)$$

其中, 第一项代表存活目标状态预测, 第二项为新生目标状态预测. 新生目标状态根据新生目标模型获得, 而存活目标状态预测如下:

$$r_{P,klk-1}^{(\ell)} = r_{k-1}^{(\ell)} \eta(\ell), \quad (14)$$

$$p_{P,klk-1}^{(\ell)}(x, \tau) = \frac{\langle p_S^{(\ell)}(\cdot, \tau) f^{(\ell)}(x | \cdot, \tau), \tilde{p}_{k-1}^{(\ell)}(\cdot, \tau) \rangle}{\eta(\ell)}, \quad (15)$$

$$\eta(\ell) = \sum_{\tau \in T} \int p_S^{(\ell, \tau)}(x, \tau) \tilde{p}_{k-1}^{(\ell)}(x, \tau) dx \\ = \sum_{\tau \in T} \tilde{p}_{k-1}^{(\ell)} \int p_S^{(\ell, \tau)}(x, \tau) p_{k-1}^{2(\ell)}(x | \tau) dx, \quad (16)$$

p_S 为存活概率, $f(x | \cdot, \tau)$ 为运动模型 τ 假设下的单目标状态转移概率密度, B 为新生目标的标签空间, $L_{klk-1} = L_{k-1} \cup B$.

(3) 图像量测更新

在该步骤中将式(9)代表的量测似然函数嵌入到更新过程中. 预测后的多目标状态 LMB 参数集被转化为如下统一形式:

$$\pi_{klk-1} = \{(r_{klk-1}^{(\ell)}, p_{klk-1}^{(\ell)}(x, \tau))\}_{\ell \in L_{klk-1}}, \quad (17)$$

则基于图像量测可更新为:

$$\pi_k = \{(r_k^{(\ell)}, p_k^{(\ell)}(x, \tau))\}_{\ell \in L_k}. \quad (18)$$

参照单模型更新过程^[14], 交互式多模型条件下 $r_k^{(\ell)}$ 和 $p_k^{(\ell)}$ 可由下式计算得:

$$r_k^{(\ell)} = \frac{r_{klk-1}^{(\ell)} \eta_z(\ell)}{1 - r_{klk-1}^{(\ell)} + r_{klk-1}^{(\ell)} \eta_z(\ell)}, \quad (19)$$

$$p_k^{(\ell)}(x, \tau) = \frac{p_{klk-1}^{(\ell)}(x, \tau) g_z(x, \ell)}{\eta_z(\ell)}, \quad (20)$$

$$\begin{aligned}\eta_z(\ell) &= \sum_{\tau \in T} \int g_z(x, \ell) p_{klk-1}^{(\ell)}(x, \tau) dx \\ &= \sum_{\tau \in T} p_{klk-1}^{(\ell)}(\tau) \int g_z(x, \ell) p_{klk-1}^{(\ell)}(x | \tau) dx, \quad (21)\end{aligned}$$

上式中 $g_z(\cdot)$ 为图像量测 z 条件下的量测似然函数, 可根据式(9)计算得。

传统 IMM 算法中的模型概率更新步骤并没有显式出现在 IMM-LMB TBD 算法中, 这是因为粒子状态与模型变量作为一个整体被同时更新。更新后, 任意目标的模型概率, 为其空间分布中具有同一模型的概率之和。被更新模型概率, 随后参与下一时刻贝叶斯迭代。即模型概率的更新过程已隐含于轨迹空间分布更新过程中。

3 IMM-LMB TBD 的 SMC 实现

序贯蒙特卡罗方法是实现检测前跟踪的常用方法, 本节用其实现 IMM-LMB TBD 算法, 流程见图 2。

设 $k-1$ 时刻的 LMB 参数集为 $\pi_{k-1} = \{ (r_{k-1}^{(\ell)}, p_{k-1}^{(\ell)}(x, \tau)) \}_{\ell \in L_{k-1}}$, 其中的空间分布 $p_{k-1}^{(\ell)}(x, \tau)$ 用带权重的粒子集 $\{ (x_{k-1}^{(\ell,j)}, \tau_{k-1}^{(\ell,j)}, \omega_{k-1}^{(\ell,j)}) \}_{j=1}^{J_{k-1}^{(\ell)}}$ 近似, 其中 ω 为粒子权重。因此 $k-1$ 时刻的多目标密度可近似表示为

$$\begin{aligned}\{ (r_{k-1}^{(\ell)}, p_{k-1}^{(\ell)}(x, \tau)) \}_{\ell \in L_{k-1}} \\ \approx \{ (r_{k-1}^{(\ell)}, \{ (\omega_{k-1}^{(\ell,j)}, x_{k-1}^{(\ell,j)}, \tau_{k-1}^{(\ell,j)}) \}_{j=1}^{J_{k-1}^{(\ell)}}) \}, \quad (22)\end{aligned}$$

其中 $J_{k-1}^{(\ell)}$ 是用于近似空间分布 $p_{k-1}^{(\ell)}$ 的粒子总数。

序贯蒙特卡罗方法实现 IMM-LMB TBD 的具体步骤如下:

Step1: 混合估计

分别用重要性函数 $q_p(\cdot)$ 和 $q_B(\cdot)$ 对存活目标和新生目标的运动模型进行采样。

a) 存活目标运动模型采样: $\tau_{p,k}^{(\ell,j)} \cdot q_p(\cdot | \tau_{k-1}^{(\ell,j)})$, 其中, $\ell \in L_{k-1}, j=1, \dots, J_{k-1}^{(\ell)}$ 。

b) 新生目标运动模型采样: $\tau_{B,k}^{(\ell,j)} \cdot q_B(\cdot)$, 其中, $\ell \in B, j=1, \dots, J_{B,k}^{(\ell)}$ 。

c) 用存活目标模型转移函数 h 和新生目标模型概率函数 α_k 计算采样后的粒子权重:

$$\begin{aligned}\omega_{p,klk-1}'^{(\ell,j)} &= \frac{h(\tau_k^{(\ell,j)} | \tau_{k-1}^{(\ell,j)})}{q_{p,k}(\tau_k^{(\ell,j)} | \tau_{k-1}^{(\ell,j)})} \omega_{k-1}^{(\ell,j)}, \\ &(\ell \in L_{k-1}, j=1:J_{k-1}^{(\ell)}) \quad , \quad (23)\end{aligned}$$

$$\omega_{B,k}'^{(\ell,j)} = \frac{\alpha_k(\tau_{B,k}^{(\ell,j)})}{q_{B,k}(\tau_{B,k}^{(\ell,j)})}, (\ell \in B, j=1:J_B^{(\ell)}) \quad . \quad (24)$$

Step2: 预测

分别用运动模型假设下的重要性函数 $\beta_p(\cdot, \tau)$

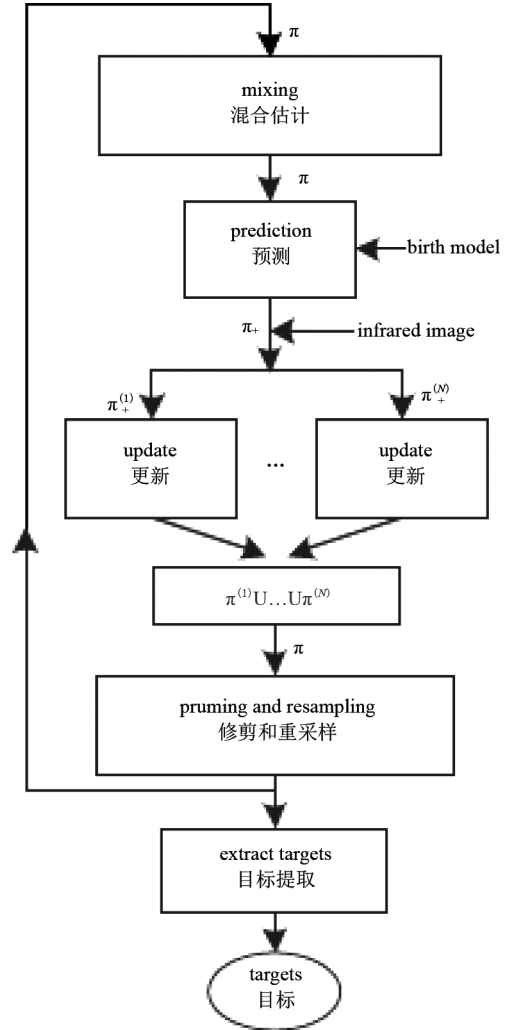


图 2 SMC IMM-LMB TBD 流程图

Fig. 2 The flow chart of SMC IMM-LMB TBD

和 $\beta_B(\cdot, \tau)$ 对存活目标和新生目标进行状态采样。

a) 存活目标状态采样: $x_{p,klk-1}^{(\ell,j)} \cdot \beta_{p,k}(\cdot | x_{k-1}^{(\ell,j)}, \tau_{p,k}^{(\ell,j)})$, 其中, $\ell \in L_{k-1}, j=1, \dots, J_{k-1}^{(\ell)}$ 。

b) 新生目标状态采样: $x_{B,k}^{(\ell,j)} \cdot \beta_{B,k}(\cdot, \tau_{B,k}^{(\ell,j)})$, 其中, $\ell \in B, j=1, \dots, J_{B,k}^{(\ell)}$ 。

c) 分别用运动模型 τ 假设下的状态转移函数 $f_{klk-1}(\cdot, \tau)$ 和新生概率函数 $b_k(\cdot, \tau)$, 计算存活粒子和新生粒子预测后的权值:

$$\begin{aligned}\omega_{p,klk-1}^{(\ell,j)} &= \frac{p_{S,klk-1} f_{klk-1}(x_{p,klk-1}^{(\ell,j)} | x_{k-1}^{(\ell,j)}, \tau_{p,k}^{(\ell,j)}) \omega_{k-1}'^{(\ell,j)}}{\beta_p(x_{p,klk-1}^{(\ell,j)} | x_{k-1}^{(\ell,j)}, \tau_{p,k}^{(\ell,j)})}, \\ &(\ell \in L_{k-1}, j=1:J_{k-1}^{(\ell)}) \\ \omega_{B,k}^{(\ell,j)} &= \frac{b_{klk-1}(x_{B,k}^{(\ell,j)}, \tau_{B,k}^{(\ell,j)}) \cdot w_{k-1}^{-(\ell,j)}}{\beta_B(x_{B,k}^{(\ell,j)}, \tau_{B,k}^{(\ell,j)})}, (\ell \in B, j=1:J_B^{(\ell)}) \quad . \quad (26)\end{aligned}$$

Step3: 更新

预测后粒子集合写成统一的 LMB 参数集形式:

$$\boldsymbol{\pi}_{klk-1} = \{r_{klk-1}^{(\ell)}, p_{klk-1}^{(\ell)}(x, \tau)\}_{\ell \in L_{klk-1}}, \quad (27)$$

其中空间分布表示为:

$$p_{klk-1}^{(\ell)}(x, \tau) = \sum_{j=1}^{J_{klk-1}^{(\ell)}} \omega_{klk-1}^{(\ell, j)} \delta_{x_{klk-1}^{(\ell, j)}, \tau_{klk-1}^{(\ell, j)}}(x, \tau) \quad (28)$$

则更新后的多目标 LMB 参数集为:

$$\boldsymbol{\pi}_k = \{r_k^{(\ell)}, p_k^{(\ell)}(x_k^{(\ell)}, \tau_k^{(\ell)})\}_{\ell \in L_k} \quad (29)$$

其中,

$$p_k^{(\ell)}(x, \tau) = \sum_{j=1}^{J_{klk-1}^{(\ell)}} \omega_k^{(\ell, j)} \delta_{x_k^{(\ell, j)}, \tau_k^{(\ell, j)}}(x, \tau) \quad (30)$$

$$\omega_k^{(\ell, j)} = \frac{\omega_{klk-1}^{(\ell, j)} g_z(x_{klk-1}^{(\ell, j)})}{\eta_z(\ell)} \quad (31)$$

$$\eta_z(\ell) = \sum_{j=1}^{J_{klk-1}^{(\ell)}} \omega_{klk-1}^{(\ell, j)} g_z(x_{klk-1}^{(\ell, j)}) \quad (32)$$

Step4: 轨迹修剪、重采样和目标提取

为了控制假设轨迹个数,每次滤波完成后对轨迹进行修剪,删除存在概率低于门限 Th_d 的目标假设. 将存在概率高于门限 Th_r 的目标假设视为真实目标报出. 重采样和目标提取过程与文献[9]相同. 同时,目标间距离低于门限 Th_m 的合并为同一个目标. 每条轨迹假设的粒子数最少个数为 J_{\min} , 最大个数为 J_{\max} , 最大管理轨迹数为 Tra_{\max} .

4 仿真分析

4.1 仿真条件说明

为了验证本文算法的有效性,建立两个多机动目标场景. 每个场景随机产生 30 帧图像,帧间间隔为 1 秒. 图像大小为 512×512 像元, $\Delta x = \Delta y = 1$, $\Sigma = 0.5$, 背景噪声方差 $\sigma = 1$. 本文场景中讨论的运动模型包括匀速直线运动模型(Constant Velocity, CV)和协同转弯模型(Coordinated Turning, CT).

(1) CV 模型

$x_{1,k} = A_1 x_{1,k-1} + w_{1,k}$, $x_{1,k} = [x_k; \dot{x}_k; y_k; \dot{y}_k]$, 过程噪声为高斯白噪声 $w_{1,k} \cdot N(\cdot; 0, \sigma_1^2 \Sigma_1)$, 其中 $\sigma_1 = 1.5$.

$$A_1 = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (33)$$

$$\Sigma_1 = \begin{bmatrix} T^2/4 & T^2/2 & 0 & 0 \\ T^2/2 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/4 & T^2/2 \\ 0 & 0 & T^2/2 & 0 \end{bmatrix} \quad (34)$$

(2) CT 模型

$x_{2,k} = A_2 x_{2,k-1} + w_{2,k}$, $x_{2,k} = [x_k; \dot{x}_k; y_k; \dot{y}_k]$, 过程噪声为高斯白噪声 $w_{2,k} \cdot N(\cdot; 0, \sigma_2^2 \Sigma_2)$, 其中 $\sigma_2 = 1.5$.

$$A_2 = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \Omega T}{\Omega} & 0 & \frac{1 - \cos \Omega T}{\Omega} \\ 0 & \cos \Omega T & 0 & -\sin \Omega T \\ 1 & \frac{1 - \cos \Omega T}{\Omega} & 0 & \frac{\sin \Omega T}{\Omega} \\ 0 & \sin \Omega T & 0 & \cos \Omega T \end{bmatrix} \quad (35)$$

$$\Sigma_2 = \begin{bmatrix} T^2 \eta_2/4 & T^2 \eta_2/2 & 0 & 0 \\ T^2 \eta_2/2 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T^2 \eta_2/4 & T^2 \eta_2/2 \\ 0 & 0 & T^2 \eta_2/2 & T \end{bmatrix} \quad (36)$$

上述两种模型间的转移概率矩阵为

$$H = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.2 & 0.8 \end{bmatrix} \quad (37)$$

算法性能评估以最优子模型分配距离(Optimal Sub-Pattern Assignment, OSPA)^[9]的形式给出. OSPA 能够综合评价目标个数估计误差和目标位置估计误差,在目标检测和跟踪性能评估中得到广泛应用. 对于任意两个有限集 $X = \{x_1, \dots, x_m\}$ 和 $Y = \{y_1, \dots, y_n\}$, OSPA 定义如式(38).

其中, $c > 0$ 为截断参数,用于惩罚目标个数的估计偏差, p 为阶数,用于惩罚多目标状态的估计偏差. 在本文实验中, $p = 1$, $c = 10$. OSPA 值越小,表明目标数目和状态估计越准确.

$$\bar{d}_p^{(c)}(X, Y) = \begin{cases} 0 & m = n = 0 \\ \left(\frac{1}{n} \left(\min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^m d^{(c)}(x_i, y_{\pi(i)})^p \right)^{1/p} \right) & m \leq n \\ \left(\frac{1}{m} \left(\min_{\pi \in \Pi_m} \sum_{i=1}^n d^{(c)}(y_i, x_{\pi(i)})^p \right)^{1/p} \right) & m > n \end{cases} \quad (38)$$

仿真测试所用软件为 Matlab 2014(a), 硬件配置为 2.8GHz Intel i5 双核处理器、4GB 内存 PC 机. SMC LMB TBD 的参数设置如表 1 所示.

表 1 SMC LMB TBD 算法参数设置

Table 1 Parameters of SMC LMB TBD

J_{\max}	J_{\min}	Th_d	Th_m	Th_r	Tra_{\max}
2 000	1 000	10^{-7}	3	0.5	50

4.2 仿真实验 1

在本实验中将,单模型 LMB (CV-LMB) TBD 算法与本文算法进行比较,详细分析本文算法对机动目标的自适应过程.在此仿真场景中,机动目标轨迹如图 3 所示,目标能量 $I = 25$.图 3(a)中白色圆代表目标轨迹起始端,白色矩形代表目标轨迹终止端.目标 1 全程作匀速直线运动,目标 2 和目标 3 分别在起始阶段和末端作转弯机动.三个目标的运动模型随时间变化如图 4 所示,其中 1 代表 CV 模型,2 代表 CT 模型.

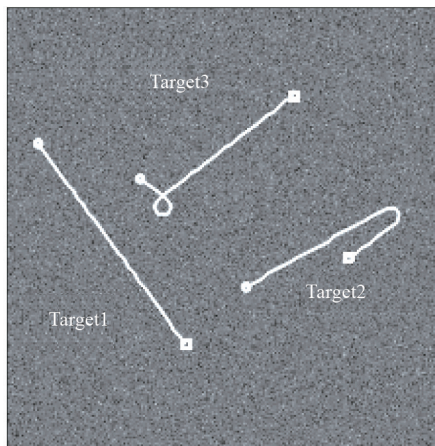


图 3 场景 1 中的真实目标轨迹
Fig. 3 The true tracks in the first scenario

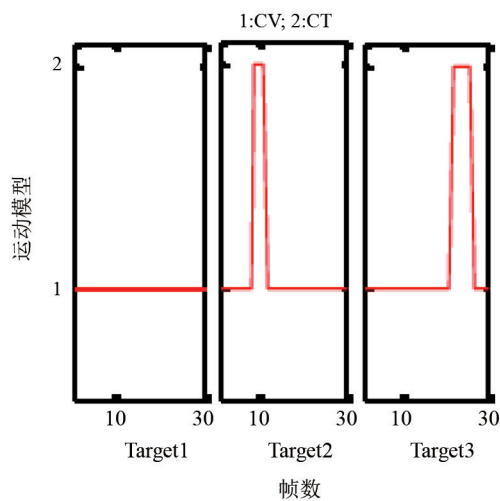


图 4 场景 1 中的目标运动模型变化
Fig. 4 The transformation of motion model in the first scenario

为详细揭示本文算法对机动目标的自适应能力,以目标 2 为例,对 CV-LMB TBD 算法和本文算法滤波过程中粒子状态变化情况进行逐步展示.图 5(a)为在第 9 帧时,各目标的历史轨迹和当前时刻

目标量测区域.白色矩形覆盖的区域为目标量测区域.图 5(b~c)为目标量测局部立体图,受投影位置、噪声起伏等因素的影响,点目标在像平面上的能量分布各不相同.

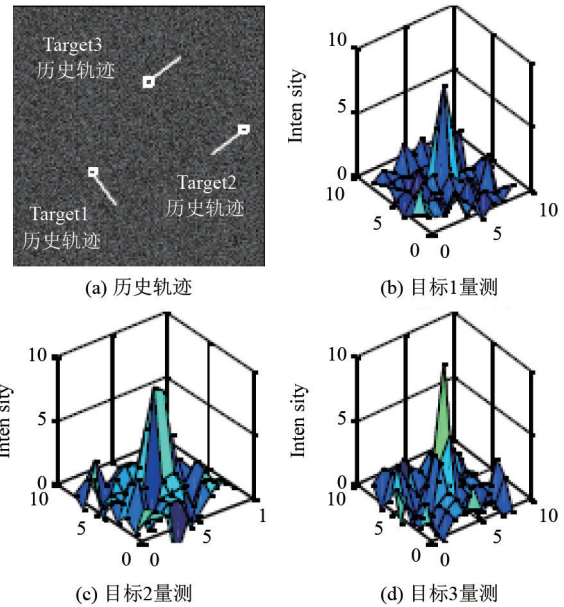


图 5 场景 1 第 9 帧时的历史目标轨迹和目标量测
Fig. 5 The history tracks and target measurements in the 9th of the first scenario

(1) 预测前

目标 2 在第 9 帧处于转弯机动状态,第 9 帧预测前的粒子分布如图 6 所示,X 轴和 Y 轴对应粒子的空间分布,Z 轴对应粒子的权重,红色圆形区域为真实目标所在位置.从图中可看出,在第 9 帧预测前两种算法的粒子分布状态基本一致.

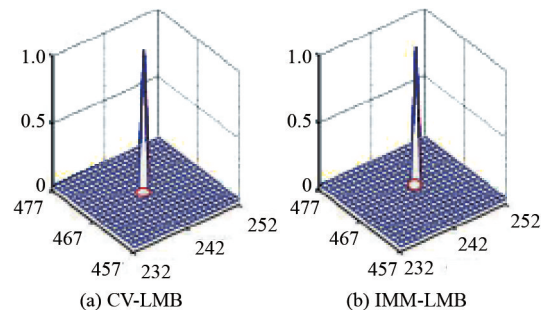


图 6 第 9 帧预测前粒子分布
Fig. 6 The particle distribution before prediction for the 9th frame

(2) 预测后

两种方法预测后的粒子状态如图 7 所示.值得注意的是,对 CV-LMB TBD 算法,仅进行了预测操

作,而 IMM-LMB TBD 算法则是进行了混合估计和预测双重操作.从图中可看出,由于 CV-LMB TBD 仅按照 CV 模型进行预测,导致预测后的粒子严重偏离真实目标所在位置.与之相比,本文算法通过混合估计考虑了目标机动的可能,从而使得预测后的粒子能够覆盖真实目标所在位置.

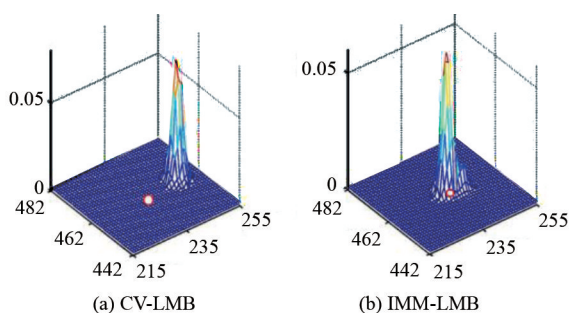


图 7 第 9 帧预测后粒子分布
Fig. 7 The particle distribution after prediction for the 9th frame

(2)更新后

两种方法更新后的粒子状态如图 8 所示.基于图 7 所示的预测结果,在相同量测下,本文算法更新后的结果更加凸显真实目标.而 CV-LMB 算法,由于预测结果偏离真实目标,导致更新后代表目标真实状态的粒子权值较小,难以被提取出来.

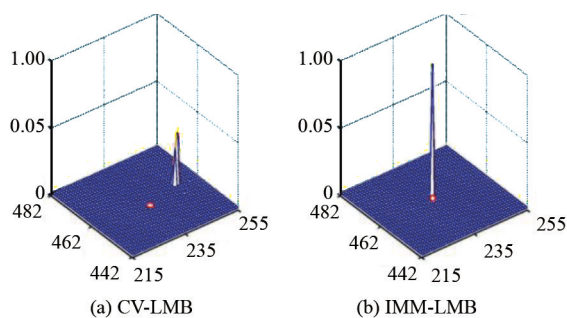


图 8 第 9 帧更新后粒子分布
Fig. 8 The particle distribution after updating for the 9th frame

对全程中三个目标的模型概率进行统计,结果如图 9 所示.从图中可看出,目标 1 的运动模型全程处于 CV 模型;目标 2 的在第 9 帧从 CV 模型变为 CT 模型,在第 12 帧从 CT 模型变为 CV 模型;目标 3 在第 22 帧从 CV 模型变为 CT 模型,之后在第 27 帧从 CT 模型变为 CV 模型.滤波过程中的模型转换与图 4 所示的真实目标状态相符,验证了本文算法自适应目标机动的能力.

4.3 仿真实验 2

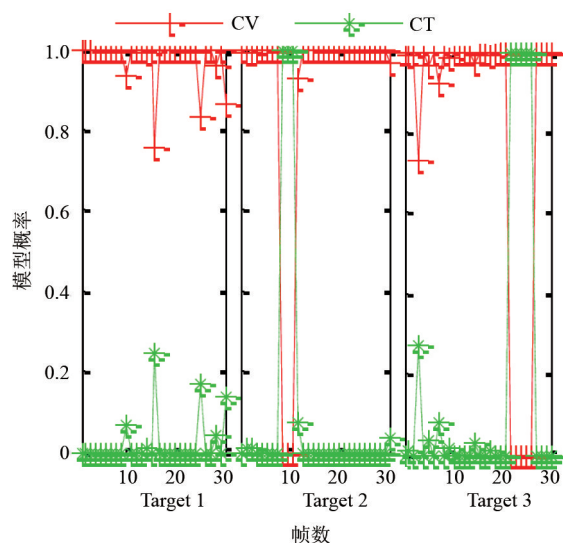


图 9 IMM-LMB TBD 估计模型概率
Fig. 9 The estimated model probability in IMM-LMB TBD

在本实验中,将本文算法与 IMM-PHD TBD 算法^[15,16]和 CV-LMB TBD 算法在不同信噪比下进行性能对比. IMM-PHD TBD 算法与本文算法同属于多模型算法.真实目标轨迹如图 10 所示.图中白色圆代表目标起始端,白色矩形代表目标终止端.目标 1 全程作匀速直线运动,目标 2 在第 17~18 帧进行了机动,目标 3 分别在 12~13 帧和 22~23 帧进行了两次机动.以目标 3 为例,不同信噪比下目标量测如图 11 所示.

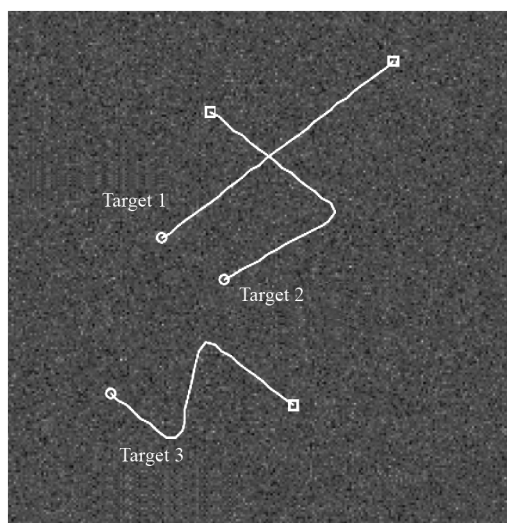


图 10 场景 2 中的真实目标轨迹
Fig. 10 The true tracks in the second scenario

在不同信噪比下,对三种算法的性能进行统计比较.图 12 展示了 50 次蒙特卡罗 OSPA 距离统计

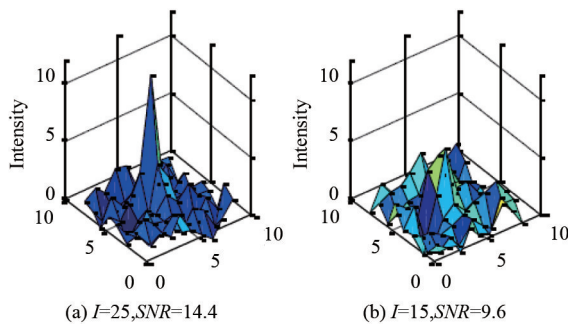


图 11 不同信噪比下的目标量测
Fig. 11 The target measurements at different SNRs

结果. 在(a)中目标能量为 25, 信噪比约为 14.4, (b)中目标能量为 15, 信噪比约为 9.6.

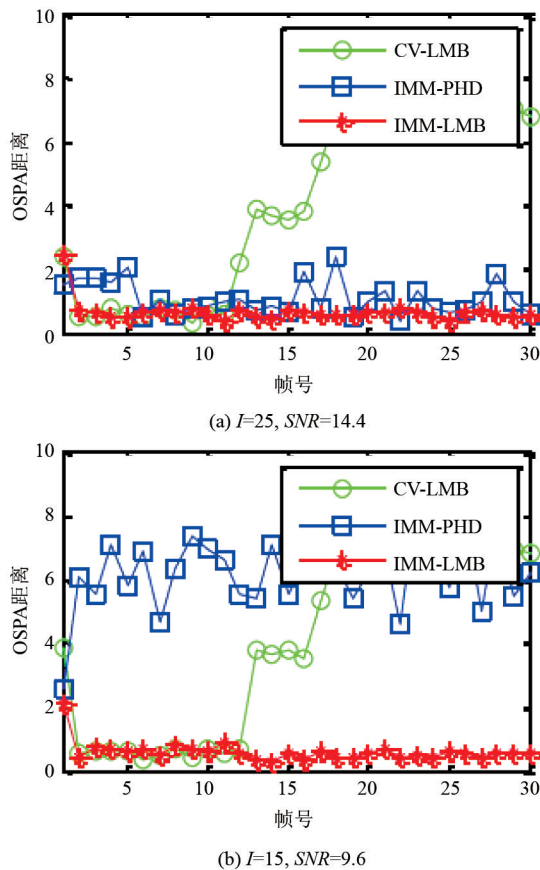


图 12 不同算法的 OSPA 性能比较
Fig. 12 The performance comparison by OSPA for different algorithms

从图 12(a)中可看出,当目标进行机动时, CV-LMB TBD 算法由于只考虑了 CV 模型,导致 OSPA 距离迅速变大,最终目标丢失. 而 IMM-LMB TBD 算法和 IMM-PHD TBD 算法,由于融合了交互式多模型思想,都能够适应目标机动. 但在收敛速度和跟

踪精度上本文算法都优于 IMM-PHD TBD 算法. 本文算法在第 2 帧即可达到收敛,而 IMM-PHD TBD 则到第 6 帧才能收敛. 这意味着本文算法能够以更高精度、更短时间捕获目标. 如图 12(b)所示,当目标信噪比较低时,本文算法的优势更加明显. 由于信噪比较低, IMM-PHD TBD 算法的 OSPA 距离迅速变大,基本无法检测和跟踪目标.

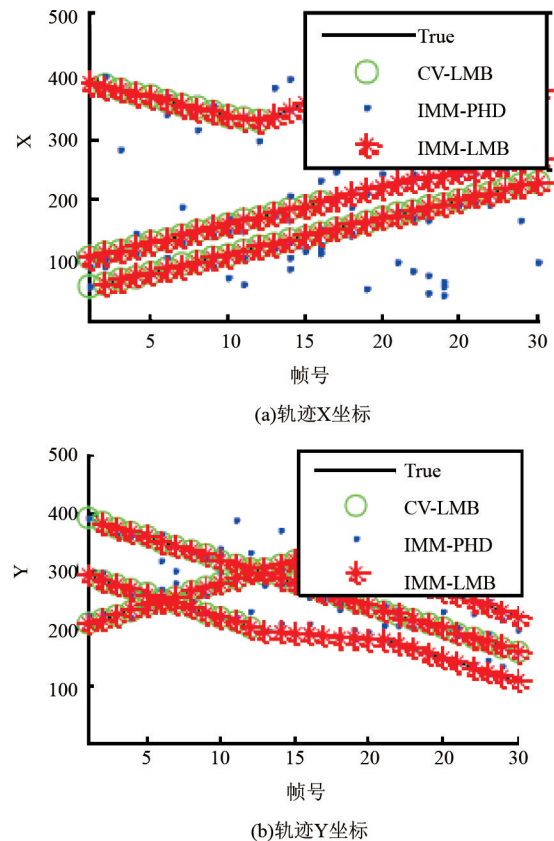


图 13 $SNR = 9.6$ 时不同算法的轨迹估计
Fig. 13 The estimated tracks of different algorithms at $SNR = 9.6$

图 13 展示了在 $I = 15, SNR = 9.6$ 情况下, 单次目标跟踪情况. 从图中可看出本文算法在此情况下, 仍能有效跟踪, 而在 IMM-PHD TBD 算法中目标个数估计出现严重偏差. 上述实验证明了本文算法检测和跟踪低信噪比机动小目标的优势.

5 结论

针对在 IRST 系统中检测和跟踪红外机动小目标的需求,通过分析红外小目标的运动和量测模型,将 LMB 算法应用到红外小目标检测前跟踪中,实现从原始图像中直接检测和跟踪多目标轨迹. 并结合交互式多模型思想,提出 IMM-LMB TBD 算法,实现

对机动小目标的自适应检测前跟踪. 相比于 CV-LMB TBD 算法和 IMM-PHD TBD 算法,提出的 IMM-LMB TBD 在保持高精度目标状态估计的同时,具有轨迹级滤波和自适应多模型的优势.

References

- [1] Jong A N.IRST and its perspective [C]. Proc. SPIE 2552 on Infrared Technology XXI. San Diego, CA, USA: SPIE, 1995:206-213.
- [2] Xiong Y, Peng J, Ding M, et al. An extended track-before-detect algorithm for infrared target detection [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1997, **33**(3): 1087-1092.
- [3] LUO Xiao-xiao. Research on the Technology for High Maneuvering Target Tracking [D]. Changsha: National University of Defense Technology (罗笑冰. 强机动目标跟踪技术研究 [D]. 长沙: 国防科技大学), 2007.
- [4] Deng X, Pi Y, Morelande M. Track-before-detect procedures for low pulse repetition frequency surveillance radars [J]. *IET Radar Navigation*, 2011, **5**(1): 65-73.
- [5] Blackman S S. Multiple hypotheses tracking for multiple target tracking [J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems*, 2004, **18**(111): 5-18.
- [6] Chang K, Y B. Joint probabilistic data association for multi-target tracking with possibly unresolved measurements and maneuvers [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1984, **AC-29**(7): 585-594.
- [7] Mahler R P S. *Statistical Multisource Multitarget Information Fusion* [M]. London, UK: Artech House, 2007.
- [8] Maher R. A survey of PHD filter and CPHD filter imple-

mentations [C]. Proc. 6567. Orlando: SPIE, 2007:00-0012.

- [9] Vo B, Vo B, Pham N, et al. Joint Detection and Estimation of Multiple Objects From Image Observations [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, **58**(10): 5129-5141.
- [10] Vo B, Vo B. Labeled random finite sets and multi-object conjugate priors [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, **61**(13): 3460-3475.
- [11] Reuter S, Vo B T, Vo B N, et al. The Labeled Multi-Bernoulli Filter [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, **62**(12): 3246-3260.
- [12] Reuter S, Vo B, Vo B, et al. Multi-Object Tracking Using Labeled Multi-Bernoulli Random Finite Sets [C]. International Conference on Information Fusion. Salamanca: IEEE, 2014:1-8.
- [13] Yuan X, Lian F, Han C. Multiple-Model Cardinality Balanced Multitarget Multi-Bernoulli Filter for Tracking Maneuvering Targets [J]. *Journal of Applied Mathematics*, 2013, 2013: 1-16.
- [14] Tharindu R, Amiral K G, Reza H, et al. Labeled Multi-Bernoulli Track-Before-Detect for Multi-Target Tracking in Video [C]. Information Fusion Conference. Washington, DC, USA: 2015:1353-1358.
- [15] Punithakumar K, Kirubarajan T, Sinha A. A Sequential Monte Carlo Probability Hypothesis Density Algorithm for Multitarget Track-Before-Detect [C]. Signal Data processing small targets. San Diego: SPIE, 2005:1-8.
- [16] Punithakumar K, Kirubarajan T, Sinha A. Multiple model probability hypothesis density filter for tracking maneuvering targets [J]. *IEEE Transactions On Aerospace And Electronic Systems*, 2008, **44**(1): 87-98.

(上接 519 页)

and fulfill the task of introducing the signal. The heights of the two relayed electrodes at the bottom of the trench are 16.1 μm and 16.7 μm , respectively. And their heights and morphologies barely change after 200W ultrasonic treatment for 5mins. The relayed electrode at the bottom of the trench can be regarded as a unity since there is neither noticeable interface nor transverse movement of the two relayed electrodes according to the cross-sectional SEM picture of the flip-chip bonded devices. This means the new electrode structure can be totally applied to the HgCdTe-based mesa-arrayed infrared detectors.

References

- [1] SIZOV F, ZABUDSKY V, DVORETSKII S, et al. Two-color detector: Mercury-cadmium-telluride as a terahertz and infrared detector [J]. *Applied Physics Letters*, 2015, **106**: 082104.
- [2] MELKONIAN L, BANGS J, ELIZONDO L, et al. Performance of MWIR and SWIR HgCdTe-based focal plane arrays at high operating temperatures [J]. *Proceedings of SPIE*, 2010: 76602W.
- [3] ROGALSKI A, ANTOSZEWSKI J, FARAONE L. Third-generation infrared photodetector arrays [J]. *Journal of Applied Physics*, 2009, **105**: 091101.
- [4] PARK BA, MUSCA CA, WESTERHAUT RJ, et al. MWIR

HgCdTe photodiodes based on high-density plasma-induced type conversion [J]. *Semiconductor Science and Technology*, 2008, **23**: 095027.

- [5] TRIBOLET P, CHATARD JP, COSTA P, et al. MCT technology challenges for mass production [J]. *Journal of Electronic Materials*, 2001, **30**(6): 574.
- [6] CABANSKI W, BREITER R, KOCH R, et al. 3rd gen focal plane array IR detection modules at AIM [J]. *Proceedings of SPIE*, 2011, **4369**: 547.
- [7] TRIBOLET P, CHORIER P, MANISSADJIAN A, et al. High performance infrared detectors at Sofradir [J]. *Proceedings of SPIE*, 2000, **4028**: 438.
- [8] YIN WT, ZHOU WH, HUANG J. Etch induced damage of HgCdTe caused by inductively coupled plasma etching technique [J]. *Proceedings of SPIE*, 2010: 76584A.
- [9] BAVLET JP, ZANATTA JP, CHANCE D, et al. Recent Development in Infrared FPAs with Multispectral 128² IRCMOS [J]. *Proceedings of SPIE*, 2002, **4650**: 128.
- [10] DVORETSKY SA, VARAVIN VS, MIKHAILOV NN, et al. MWIR and LWIR detectors based on HgCdTe/CdZnTe/GaAs heterostructures [J]. *Proceedings of SPIE*, **2005**: 59640A.
- [11] JIANG JT, TSAO S, O'SULLIVAN T, et al. Fabrication of indium bumps for hybrid infrared focal plane array applications [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2004, **45**: 143.
- [12] HUANG Y, LIN C, YE ZH, et al. Reflow flip-chip bonding technology for infrared detectors [J]. *Journal of Micromechanics and Microengineering*, 2015, **25**: 085009.