

# 一种基于椭圆随机超曲面模型的群目标 高斯混合 PHD 滤波器

张 慧 徐 晖 王雪莹 王铁兵

(国防科学技术大学电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

**摘要** 在弹道导弹防御系统中,群目标跟踪是目前较为困难的问题之一。这些目标不仅具有相似的运动特性,且相互邻近,又由于红外光学探测器的特性和分辨率的影响,使得它们在像平面不再是点目标而是簇状像斑。因此,“一个目标至多产生一个量测”的传统多目标跟踪方法不再适用。为了实现对该类目标的有效跟踪,提出了一种新型滤波算法。该算法视群目标为一个整体,用椭圆随机超曲面模型描述其扩散程度,并将其与扩展目标高斯混合概率假设密度(PHD)滤波器相结合,通过跟踪群质心和扩散程度实现对像平面群目标的跟踪。通过仿真对比,所提算法在质心状态和扩散程度的估计精度方面均明显优于基于随机矩阵的高斯逆韦氏分布的概率假设密度滤波器。

**关键词** 探测器;群目标跟踪;扩展目标;高斯混合;概率假设密度滤波器;随机超曲面模型;高斯逆韦氏分布;随机矩阵

中图分类号 TP75 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS201333.0904001

## A Gaussian Mixture PHD Filter for Group Targets Tracking Based on Ellipse Random Hypersurface Models

Zhang Hui Xu Hui Wang Xueying Wang Tiebing

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

**Abstract** Tracking group targets is one of the major challenges in modern ballistic missile defense system. These targets not only move in an analogue pattern but also are adjacent in space. The projections of group targets on the focal plane array are no longer points but clusters instead, according to the characterization and resolution of the infrared optic sensors. Thus the traditional multi-target tracking methods based on the assumption that each target generates at most one measurement are not fitted any more. In order to realize the group targets tracking, a new filter is proposed. The group targets are treated as a union and the extension of the group is described by an ellipse random hypersurface model. Combined with the Gaussian mixture probability hypothesis density (PHD) filter for extended targets, the group targets are tracked by its centroid states and extensions. With comparisons of the Gaussian inverse Wishart PHD based on the random matrix, the proposed method outperforms the latter one in extension estimation as well as centroid state estimation.

**Key words** detectors; group targets tracking; extended targets; Gaussian mixture; probability hypothesis density filter; random hypersurface model; Gaussian inverse Wishart distribution; random matrix

**OCIS codes** 040.2480; 100.1160; 100.2550; 100.3010; 100.6640

### 1 引 言

弹道导弹在其中段飞行过程中为实现突防目

的,会释放大量伴飞诱饵,与真弹头一起在空间中形成密集复杂的目标群。这些群目标不仅具有相似的

收稿日期: 2013-04-12; 收到修改稿日期: 2013-05-02

作者简介: 张 慧(1984—),女,博士研究生,主要从事空间信息对抗、多目标跟踪和红外图像信息处理等方面的研究。

E-mail: zhanghui\_128a@163.com

导师简介: 徐 晖(1963—),男,博士,教授,主要从事空间信息对抗和综合电子战系统与技术等方面的研究。

E-mail: xuhui@nudt.edu.cn

运动特性,且在很长一段时间内都处于相互邻近的状态<sup>[1-2]</sup>;与此同时,受光学成像系统分辨率制约和其点扩展函数的影响,群目标在像平面上形成的不再是点目标而是簇状像斑<sup>[3-5]</sup>,隐藏了真实的目标个数和位置等信息。而这些簇状像斑又会随时间不断地分裂融合,构成复杂态势,给防御系统带来严峻挑战。

在较早的关于光学传感器跟踪中段目标群的文献<sup>[1-2]</sup>中指出,若继续使用基于“一个目标至多产生一个量测”假设的传统多目标跟踪算法,大量无效的轨迹将过度占用系统资源,导致防御系统崩溃,即使形成了有效轨迹,估计精度通常也很低。因此,为了能够实现群目标释放初期的有效跟踪,将其视作一个扩展目标(ET),即一个目标产生多个量测,通过跟踪群质心和扩散程度代替对群中每个目标状态的估计将是十分有效的跟踪方式。文献<sup>[6]</sup>对群目标跟踪中存在的问题及2004年以前的跟踪算法做了详细的综述。此外,还有学者借鉴传统多目标跟踪算法中的多假设跟踪(MHT)和多帧关联(MFA)的方法,提出了多假设聚类多帧指派(MHC-MFA)算法<sup>[7-8]</sup>。显然,这类算法的计算量是巨大的,且量测聚类的个数无法事先确定,同时聚类结果的好坏将严重影响跟踪结果。2005年,Gilholm等<sup>[9-10]</sup>在“群目标或扩展目标产生的量测个数服从泊松分布”的假设前提下,推导了基于贝叶斯框架的跟踪算法,并给出了点源目标和棍状目标场景下的仿真结果。然而,上述方法均忽略了对群目标扩散的估计,同时不能适用于含有杂波和漏检的情况。

Mahler<sup>[11]</sup>在提出了针对传统多目标的概率假设密度(PHD)滤波器后,又在2009年给出了以文献<sup>[9-10]</sup>为假设前提的理论上的扩展目标PHD滤波器<sup>[12]</sup>。2011年,Granstrom等<sup>[13]</sup>将ET-PHD滤波器用高斯混合执行方法实现(ET-GM-PHD)。随后,他们又将该算法进一步完善,使其不仅能够估计质心状态,同时又能够估计出扩展目标的类型(矩形或椭圆)、形状、大小和方向<sup>[14-15]</sup>。然而,该算法对目标形状的建模具有针对性,即量测需分布在目标边缘且具有几何结构特性(椭圆或矩形),这在很大程度上制约了算法的应用。为了使ET-PHD能够估计更一般的目标扩散同时又能够处理多个扩展目标,Granstrom等<sup>[16]</sup>又将ET-PHD与Koch<sup>[17]</sup>提出的随机矩阵相结合,提出了高斯逆韦氏(GIW)PHD滤波器。该算法用高斯分布和逆韦氏分布分别描述目标质心的运动状态和扩散程度,实现了对

椭圆形扩展目标的有效跟踪。然而,算法中假设量测噪声仅由目标扩散引起,忽略了传感器自身噪声,并且质心状态的预测和更新又与其扩散程度的估计相关联,估计精度受限。同时在数据初始化时需假定与真实目标扩散一致,且无法捕获扩散变化(旋转、缩放等)。与随机矩阵相对的另一类描述目标扩散的模型是随机超曲面模型(RHM)<sup>[18-20]</sup>,该模型假设目标产生量测是由其上散布的量测源产生的,对量测源建模的过程反映出目标扩散程度,同时传感器自身噪声也被一同考虑进量测模型中。文献<sup>[21]</sup>针对静止的椭圆型扩展目标,分析和对比了随机矩阵和RHM两种算法的性能,指出后者在质心状态和形状估计精度上均高于前者。

就作者所知,目前还未见文献将RHM与ET-PHD滤波器相结合,同时具有形状估计能力的ET-GM-PHD和GIW-PHD之间也从未有过比较。因此,鉴于RHM对群目标和扩展目标扩散形状估计的优越性能,本文考虑将其与ET-PHD算法相结合,提出一种新型滤波器RHM-PHD。该算法将描述群目标形状的参数与状态参数一起作为待估随机向量,构建基于椭圆RHM的量测模型,并给出新量测模型下的量测似然、新息和参数更新的计算方法。在不同的仿真场景下,分析对比所提算法与GIW-PHD的跟踪性能,给出实验结论。

## 2 群目标模型

对群目标或扩展目标形状的描述有多种,其中椭圆(二维)和椭球(三维)不仅能够描述目标的扩散区域同时还有方向角<sup>[19]</sup>。因此,这里选用椭圆来描述二维平面的群目标,同时这也能方便与基于随机矩阵的GIW-PHD算法相对比。

### 2.1 目标状态向量定义

一般而言,5个独立参数即可确定一个椭圆<sup>[19]</sup>。这里选用最为直观的5个,即质心坐标 $(m_x, m_y)$ ,椭圆的长短半轴 $a$ 和 $b$ ,及长轴与 $x$ 轴的夹角 $\phi$ (逆时针为正)。则 $k$ 时刻,包含目标形状和质心运动状态的待估随机向量可表示为

$$\mathbf{x}_k = [a_k \ b_k \ \phi_k \ m_{xk} \ m_{yk} \ v_{xk} \ v_{yk}]^T, \quad (1)$$

式中 $v_{xk}$ 和 $v_{yk}$ 为质心的速度矢量分量。

### 2.2 基于RHM的量测模型

假设每个由目标产生的量测均是由散布在群目标或扩展目标表面上的量测源产生的,对于给定的量测源 $y_k^i$ ,其相应的目标产生量测为(见图1)

$$\mathbf{z}_k^i = \mathbf{y}_k^i + \mathbf{w}_k^i, \quad (2)$$

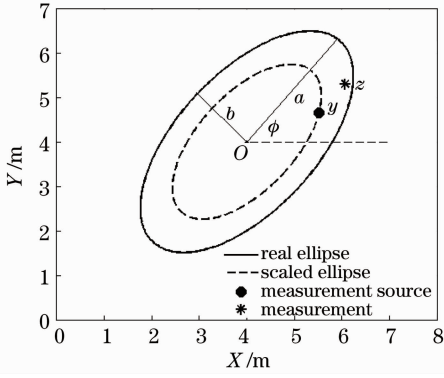


图 1 群目标模型示意图

Fig.1 Sketch map of modeling group targets

式中  $l = 1, \dots, n_T$ ,  $w_k$  是零均值协方差为  $R_k$  的高斯白噪声,  $n_T$  是目标产生量测的个数, 服从泊松分布。而 RHM 则是一种描述量测源的特殊模型。概括来说, 量测源分布于缩小的目标真实形状上<sup>[18]</sup>。即假定  $S$  为以点  $m$  为中心的群目标或扩展目标的扩散形状的边界, 以  $m$  表示以  $m$  为中心的群目标或扩展目标的质心, 则量测源  $y^l$  可描述为

$$y^l \in m + s \cdot (\bar{S} - m), \quad (3)$$

式中  $s$  为缩放因子, 且  $s \in [0, 1]$ 。为了方便描述和计算, 这里采用极坐标形式来描述椭圆型 RHM, 其他描述方式读者可以参见文献[18—19]。

$$y_k^l = m_k + s_k^l \cdot R(\theta_k^l; a_k, b_k, \phi_k) e, \quad (4)$$

$$R(\theta; a, b, \phi) = \frac{ab}{\sqrt{[a \sin(\theta - \phi)]^2 + [b \cos(\theta - \phi)]^2}}, \quad (5)$$

$$e = [\cos \theta \sin \theta]^T, \quad (6)$$

式中, 质心  $m_k = [m_{xk} \ m_{yk}]^T$ ,  $[\theta, R(\theta; a, b, \phi)]$  为量测源在以极点为中心的极坐标,  $e$  为极坐标到直角坐标的转换向量。显然, 这里的  $\theta$  是未知的, 可以用量测到质心的向量与  $x$  轴的夹角来近似<sup>[19—20]</sup>。

### 3 基于随机有限集的扩展目标跟踪算法

这里首先简要介绍扩展目标的高斯混合 PHD 算法, 并在此基础上给出结合椭圆 RHM 的 PHD 更新步骤。需要特别说明的是由于这里将群目标视作扩展目标, 因此为与文献[12—13]描述保持一致, 统一为扩展目标跟踪算法。

#### 3.1 ET-GM-PHD 滤波算法

这里仅给出该算法的简要描述, 关于算法的其他部分读者可参见文献[13—14], 如量测划分、预测、高斯项的裁剪和融合及状态提取等。

记  $k$  时刻,  $N_k^x$  个扩展目标的质心状态集为

$X_k = \{x_k^{(i)}\}_{i=1}^{N_k^x}$ , 量测集为  $Z_k = \{z_k^{(i)}\}_{i=1}^{N_k^z}$ , 其中  $N_k^z$  为量测个数。假设目标线性运动且相互独立, 即

$$x_{k|k-1}^{(i)} = F_k x_{k-1}^{(i)} + v_k^{(i)}, \quad (7)$$

式中, 噪声  $v_k$  服从  $N(v_k; 0, Q)$  的高斯分布。假设预测的 PHD 具有高斯混合形式, 表示为

$$D_{k|k-1}(x) = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} \omega_{k|k-1}^{(j)} N[x; m_{k|k-1}^{(j)}, P_{k|k-1}^{(j)}], \quad (8)$$

式中  $J_{k|k-1}$  为预测的高斯项个数,  $\omega_{k|k-1}^{(j)}$ ,  $m_{k|k-1}^{(j)}$ ,  $P_{k|k-1}^{(j)}$  分别表示第  $j$  个高斯项预测的权重、均值和协方差。在目标产生量测个数服从泊松分布的假设<sup>[9—10]</sup>前提下,  $k$  时刻更新的 PHD 可化简为伪似然  $L_{Z_k}(x)$  与预测的 PHD 的乘积, 且同样具有高斯混合的形式

$$D_{k|k}(x | Z) = L_{Z_k}(x) D_{k|k-1}(x | Z) = \sum_{j=1}^{J_{k|k}} \omega_{k|k}^{(j)} N[x; m_{k|k}^{(j)}, P_{k|k}^{(j)}]. \quad (9)$$

与预测的 PHD 类似,  $J_{k|k}$ ,  $\omega_{k|k}^{(j)}$ ,  $m_{k|k}^{(j)}$ ,  $P_{k|k}^{(j)}$  分别表示更新的高斯项个数、第  $j$  个高斯项更新的权值、均值和协方差。(9) 式的伪似然  $L_{Z_k}(x)$  可表示为

$$L_{Z_k}(x) = 1 - \{1 - \exp[-\gamma(x)]\} p_D(x) + \exp[-\gamma(x)] p_D(x) \sum_{p \in Z_k} \omega_p \sum_{w \in p} \frac{\gamma(x)^{|w|}}{d_w} \prod_{z \in w} \frac{\phi_z(x)}{\lambda_k c_k(z)}, \quad (10)$$

式中  $\gamma(\cdot)$  表示目标产生量测的泊松率,  $p_D(\cdot)$  为目标检测概率, 那么  $\{1 - \exp[-\gamma(x)]\} p_D(x)$  为目标至少产生一个量测且被检测到的概率, 则(10) 式右边第一项为等效的漏检概率; 第二项中  $p \in Z_k$  表示对量测集  $Z_k$  的  $p$  种可能的划分,  $\omega_p$  表示某种划分在所有可能的划分中的权重; 相应地,  $W$  表示某种划分中各非空集合,  $|W|$  为集合中量测个数, 而  $d_w$  则为该集合的权重。  $\lambda_k$  和  $c_k(z)$  分别为杂波率和观测区域内杂波空间分布。其中  $\phi_z(x)$  和  $m_{k|k}^{(j)}$ ,  $P_{k|k}^{(j)}$  的计算方法将在下一小节中具体介绍, 其他参数的定义和求解方法参见文献[13]。

#### 3.2 基于椭圆 RHM 的 PHD 更新

首先, 将基于椭圆 RHM 的量测模型表达为

$$z_k^l = m_k + s_k^l \cdot R(\hat{\theta}_k^l; a_k, b_k, \phi_k) e + w_k^l = h(x_k, s_k^l, w_k^l), \quad l = 1, \dots, n_T. \quad (11)$$

显然该非线性量测模型还受到附加参数  $s$  的影响, 文献[21]指出若目标产生量测均匀分布, 可推出  $s$  服从均匀分布  $U(0, 1)$ , 反之不然; 另外  $s$  也可以用高斯分布近似, 这取决于目标产生量测的方式。下面给出在量测模型(11)式下的似然值和参数更新计

算方法。

由于只有量测模型是非线性的,因此对其采用无迹变换(UT)<sup>[22]</sup>即可。然而在计算的过程中发现,对称的 $U$ 变换会产生一些不合理的 Sigma 点,如目标扩散长短半轴为负值等,因此有必要对其进行合理的约束,即

$$\begin{cases} a_k > 0 \\ b_k > 0 \\ -\pi \leq \phi_k \leq \pi \\ 0 \leq s \leq 1 \end{cases} \Rightarrow \mathbf{d}_k \leq \mathbf{x}_k \leq \mathbf{e}_k, \quad (12)$$

式中 $\mathbf{e}_k$ 和 $\mathbf{d}_k$ 分别为约束的上下限矢量,无约束的可设为正负无穷。文献[23-25]给出了多种带约束的 $U$ 变换方法,这里采用文献[23-24]的基于投影的 $U$ 变换方法,同时将约束信息考虑进均值和协方差计算中。

考察第 $p$ 种量测划分下某一非空集合 $W$ 中的所有量测 $\{\mathbf{z}_k^l\}_{l=1,\dots,|W|}$ 及第 $j$ 个预测高斯项 $N[\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}, \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)}]$ ,并记 $\mathbf{m}^0 = \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}$ , $\mathbf{P}^0 = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)}$ 。以 $\text{diag}(\cdot)$ 表示构造对角矩阵的函数,对增广均值 $\mathbf{m}_a^{l-1} = [(\mathbf{m}^{l-1})^\top, \mu_s, 0]^\top$ 和协方差 $\mathbf{P}_a^{l-1} = \text{blkdiag}(\mathbf{P}^{l-1}, \sigma_s^2, \mathbf{Q})$ 进行不等式约束的 $U$ 变换

$$(\boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\chi}^{l-1}) = \Psi_{\text{ICUT}}(\mathbf{m}_a^{l-1}, \mathbf{P}_a^{l-1}, \mathbf{d}_k, \mathbf{e}_k), \quad (13)$$

式中, $2n+1$ 个 Sigma 点 $\boldsymbol{\chi}^{l-1}$ 对应的权值为 $\boldsymbol{\gamma} = [\gamma_0, \gamma_1, \dots, \gamma_{2n}] \in \mathbb{R}^{2n+1}$ , $\Psi_{\text{ICUT}}(\cdot)$ 为变换函数,其表达式与文献[23] 5.1 节一致,这里不再赘述。记 $\hat{\mathbf{z}}^l$ 和 $\mathbf{S}^l$ 分别为预测的量测值和新息, $\hat{\mathbf{m}}_a^{l-1}$ 和 $\hat{\mathbf{P}}_a^{l-1}$ 是 Sigma 点的均值和协方差,则

$$\hat{\mathbf{z}}^l = \sum_{i=0}^{2n+1} \gamma_i \mathbf{z}_i, \quad \mathbf{z}_i = h(\boldsymbol{\chi}_i^{l-1}), \quad (14)$$

$$\mathbf{S}^l = \sum_{i=0}^{2n+1} \gamma_i (\mathbf{z}_i - \hat{\mathbf{z}}^l)(\mathbf{z}_i - \hat{\mathbf{z}}^l)^\top, \quad (15)$$

$$\mathbf{C}_{\mathcal{X}^c} = \sum_{i=0}^{2n+1} \gamma_i (\boldsymbol{\chi}_i^{l-1} - \hat{\mathbf{m}}_a^{l-1})(\boldsymbol{\chi}_i^{l-1} - \hat{\mathbf{m}}_a^{l-1})^\top, \quad (16)$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{C}_{\mathcal{X}^c} (\mathbf{S}^l)^{-1}, \quad (17)$$

$$\boldsymbol{\chi}_i^l = \boldsymbol{\chi}_i^{l-1} + \mathbf{K}(\mathbf{z} - \boldsymbol{\chi}_i^{l-1}), \quad (18)$$

$$\hat{\mathbf{m}}_a^l = \sum_{i=0}^{2n} \gamma_i \boldsymbol{\chi}_i^l, \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_a^l = \sum_{i=0}^{2n} \gamma_i (\boldsymbol{\chi}_i^l - \hat{\mathbf{m}}_a^l)(\boldsymbol{\chi}_i^l - \hat{\mathbf{m}}_a^l)^\top, \quad (20)$$

式中,若 $\mathbf{m}_a^l$ 不在约束域内,还需对其进行投影变换<sup>[24]</sup>

$$\mathbf{m}_a^{p,l} = \underset{\mathbf{d}_k \leq \mathbf{m} \leq \mathbf{e}_k}{\text{argmin}} (\mathbf{m} - \hat{\mathbf{m}}_a^l) (\hat{\mathbf{P}}_a^l)^{-1} (\mathbf{m} - \hat{\mathbf{m}}_a^l)^\top. \quad (21)$$

对集合 $W$ 中所有量测执行完上述过程后, $\mathbf{m}^l$ 和 $\mathbf{P}^l$ 即为第 $j$ 个高斯项更新后的均值和协方差,则量测似然乘积可表示为

$$\prod_l \phi_{z_l}(x) = \prod_l p(\mathbf{z} | \hat{\mathbf{z}}^l, \mathbf{S}^l). \quad (22)$$

## 4 算法性能评价指标

目前,还未有有效的评价指标可以用来衡量算法对包含势误差的目标形状的估计性能。文献[14]提出一种衡量指标即计算两个有形目标相交和相并面积之比,称为 intersection-over-union (IOU):

$$I_{\text{OU}} = \frac{A_{\text{rea}}(A \cap B)}{A_{\text{rea}}(A \cup B)}. \quad (23)$$

对于好的估计,IOU 值接近于 1,反之为 0。显然,对于有形目标相交和相并区域的确定是不易的,尤其当目标形状不规则时;同时若估计的目标个数与真实目标个数不一致,则该衡量指标失效。鉴于最优子模式指派(OSPA)<sup>[26]</sup>能灵活处理两个随机集之间势(即元素个数)不一致时的性能评价,因此分别计算质心位置、椭圆长短半轴及面积估计值与真值之间的 OSPA,从而现实对算法性能的评价。

## 5 仿真实验

设计了三组仿真实验,通过与 GIW-PHD 滤波算法比较,说明所提算法的跟踪性能。实验 1、2 的仿真场景如图 2 所示,图中画图时间间隔 3 s,实心点和线分别为群目标的质心和真实形状,“×”为量测,目的是验证算法的有效性及其多群目标的适应性;而实验 3 则是在导弹防御系统的背景下,解决目标群的跟踪问题,这也是所提算法的初衷。由于 GIW-PHD 与 GM-PHD 在运动模型、量测模型及目标分布描述上有着较大区别,因此需要将其在此简要说明一下,便于后面仿真实验参数设置。

不同于 GM-PHD,GIW-PHD 中的群目标或扩展目标质心运动状态和扩散形状分别用一个 $n_x = S \times d$ 维随机向量 $\mathbf{x}_k$ 和一个 $d \times d$ 维的随机矩阵 $\mathbf{X}_k$ 描述,其运动模型和量测模型分别为

$$\mathbf{x}_{k|k-1} = (\mathbf{f}_k \otimes \mathbf{I}_d) \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{u}_k, \quad (24)$$

$$\mathbf{z}_k^l = (\mathbf{h}_k \otimes \mathbf{I}_d) \mathbf{x}_{k|k-1} + \mathbf{e}_k^l, \quad (25)$$

式中 $\mathbf{f}_k$ 和 $\mathbf{h}_k$ 分别为等效的状态转移矩阵和观测矩阵, $\mathbf{I}_d$ 为 $d \times d$ 维的单位阵,过程噪声 $\mathbf{u}_k$ 服从 $N(\mathbf{u}_k; 0, \mathbf{\Lambda}_k)$ 分布,而量测噪声 $\mathbf{e}_k$ 服从协方差为 $\mathbf{X}_k$ 的高斯分布,符号“ $\otimes$ ”表示矩阵直积。这里设计的仿真实验均在二维平面,且为线性运动,因此(24)、

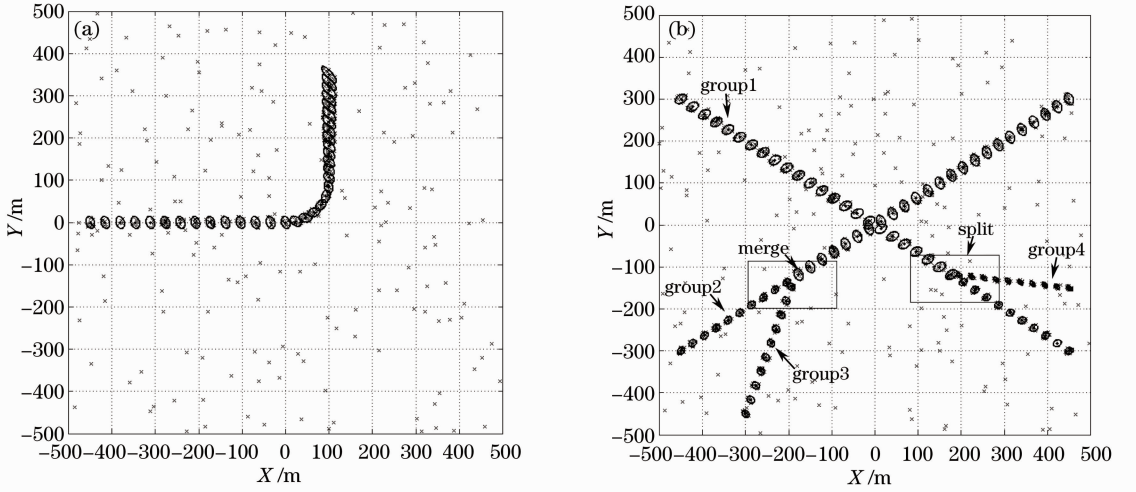


图 2 仿真场景(画图时间间隔 3 s, 实心点和线分别为群目标的质心和真实形状, “×”为量测)。(a)单群目标; (b)多群目标

Fig. 2 Simulation scenes (drawn every other 3 s, solid points and lines represent the positions and extensions of the group targets, while the crosses are measurements). (a) Single cluster; (b) multiple cluster

(25)式中涉及到的模型参数设置为

$$d = 2, \quad S = 2, \quad (26)$$

$$\mathbf{f}_k = \begin{bmatrix} 1 & T_s \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{h}_k = [1 \quad 0], \quad (27)$$

$$\Delta_k = \mathbf{D}_k \otimes \mathbf{X}_k, \quad \mathbf{D}_k = q^2 \begin{bmatrix} T_s^3/3 & T_s^2/2 \\ T_s^2/2 & T_s \end{bmatrix}, \quad (28)$$

式中  $T_s$  为仿真时间间隔,  $T_s = 1, q = 0.1$ 。GIW-PHD 预测和更新步骤读者可参见文献[17], 量测划分方法使用文献[13]提出的距离划分和子划分法。

### 5.1 仿真实验一: 单群目标

在  $[-500, 500] \text{ m} \times [-500, 500] \text{ m}$  的观测区

域内, 考察单群目标。该目标首先沿直线运动, 扩散形状方位角为  $-70^\circ$ , 匀速转弯后继续沿直线运动, 方位角沿逆时针方向旋转至  $130^\circ$  同时扩散椭圆的长短半轴由 15 m 和 10 m 逐渐变化为 25 m 和 8 m, 如图 2(a) 所示。真实的目标产生量测泊松率始终保持为 10, 在目标扩散区域内均匀分布, 并设缩放系数  $s$  服从  $N(0.7, 0.08)$ ; 杂波率为 5, 在观测区域内均匀分布, 目标存活概率  $p_s = 0.99$ , 检测概率  $p_D = 0.99, \gamma(x) = 10$ 。为了比较的公平性, 运动模型(7)式和量测模型(11)式的参数设置为

$$\mathbf{F}_k = d_{\text{in}}(\mathbf{F}_k^{\text{shape}}, \mathbf{F}_k^{\text{cv}}), \quad \mathbf{Q}_k = d_{\text{in}}(\mathbf{Q}_k^{\text{shape}}, \mathbf{Q}_k^{\text{cv}}), \quad \mathbf{R}_k = 0.5^2 \mathbf{I}_2, \quad (29)$$

$$\mathbf{F}_k^{\text{cv}} = \mathbf{f}_k \otimes \mathbf{I}_d, \quad \mathbf{Q}_k^{\text{cv}} = d_{\text{in}}(\mathbf{D}_k^1, \mathbf{D}_k^2), \quad q_1 = 0.1, q_2 = 0.5, \quad (30)$$

$$\mathbf{F}_k^{\text{shape}} = \mathbf{I}_3, \quad \mathbf{Q}_k^{\text{shape}} = \text{diag}(0.05, 0.05, 0.01). \quad (31)$$

设 RHM-PHD 和 GIW-PHD 算法的新生目标个数  $J_b = 1$ , 权重  $\omega_{b,k}^{(j)} = 0.1$ , 其余新生目标强度参数初始化为

$$\mathbf{m}_{b,k}^{\text{RHM}(j)} = [10, 10, 0, -450, 0, 0, 0]^T, \quad (32)$$

$$\mathbf{P}_{b,k}^{\text{RHM}(j)} = \text{diag}(2, 2, 0.1, 5, 5, 10, 10), \quad (33)$$

$$\zeta_{b,k}^{\text{GIW}(j)} = \{\mathbf{x}_0, \mathbf{X}_0\} = \{[-450, 0, 0, 0]^T, \mathbf{0}_2\}, \quad (34)$$

$$\mathbf{P}_{b,k}^{\text{GIW}(j)} = \text{diag}(5, 10), \quad (35)$$

$$\nu_{b,k}^{\text{GIW}(j)} = 7, \quad \mathbf{V}_{b,k}^{\text{GIW}(j)} = 10^2 \mathbf{I}. \quad (36)$$

GIW-PHD 算法中扩散预测的时间衰减常数  $\tau = 10$ 。设 OSPA 中参数  $p = 2, c_{\text{pos}} = 60 \text{ m}, c_{\text{axis}} = 20 \text{ m}$  和  $c_{\text{area}} = 600 \text{ m}^2$ 。图 3 给出了单次仿真的对比

图, 从图中不难发现, GIW-PHD 算法对目标形状总是欠估计, 且对形状变化不敏感, 而 RHM-PHD 算法则可以几乎准确地勾勒出目标扩散形状, 同时质心位置估计精度也比前者有所提高。

执行 100 次蒙特卡罗仿真后, 结果如图 4 所示。从图中可以看出, 两个算法均可以准确估计群目标个数, 然而所提算法在质心位置估计精度有所提高的同时, 大幅度提升了目标扩散形状的估计精度, 而 GIW-PHD 算法则无法有效估计目标扩散形状, 尤其当目标扩散长轴变大时, 该算法估计结果发散, 即不能捕获这一变化趋势。

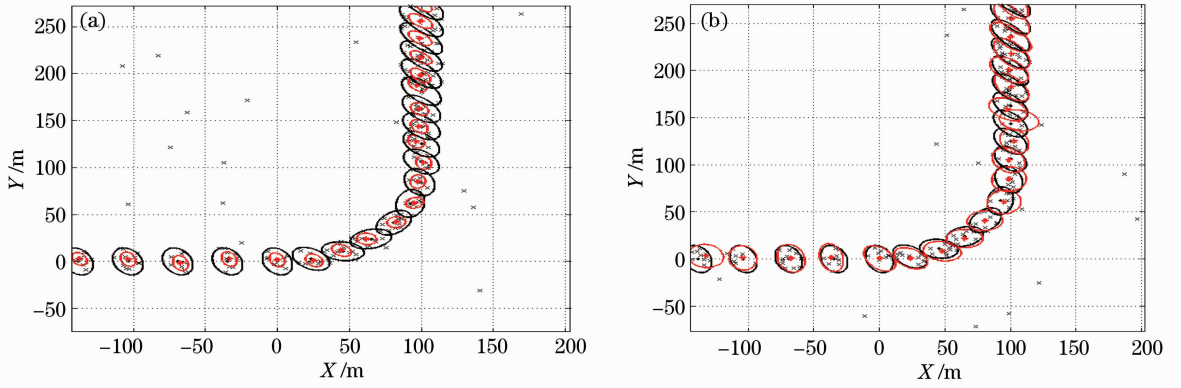


图 3 单次仿真结果局部对比图。(a) GIW-PHD; (b) RHM-PHD

Fig. 3 Comparison of zoomed images of methods for single simulation. (a) GIW-PHD; (b) RHM-PHD

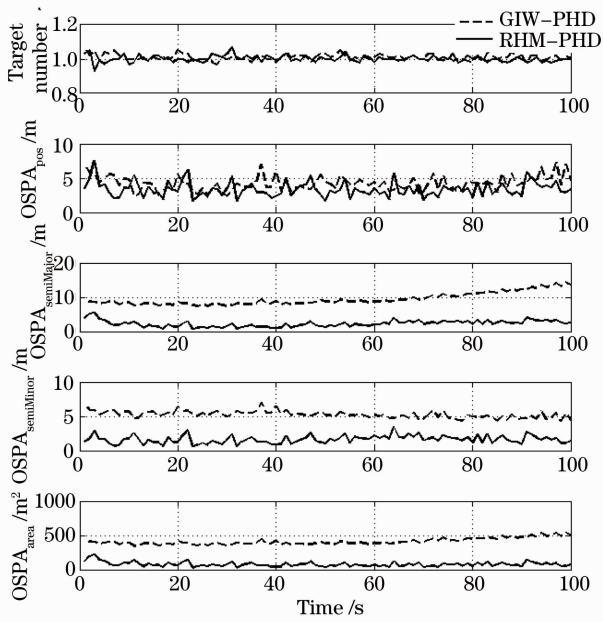


图 4 实验一 100 次蒙特卡罗仿真结果

Fig. 4 Simulation results after 100 Monte Carlo simulations for experiment 1

## 5.2 仿真实验二:多群目标

观测区域不变,考察具有交叉、融合、分裂的多个群目标。群 3 在仿真开始 30 s 后融合进群 2,使得群 2 的扩散形状变大;第 50 s 时,群 1 和群 2 交叉;第 70 s 后,群 4 从群 1 中分裂出来,同时群 1 扩散变小。各群不同时刻形状参数见表 1,目标产生量测泊松率均为 10。

表 1 多个群目标不同时刻参数表 $[a/m, b/m, \phi/(\circ)]$

Table 1 Parameters of each group targets in key moments  $[a/m, b/m, \phi/(\circ)]$

Time /s	Group 1	Group 2	Group 3	Group 4
0~30	15,10,30	10,8,45	10,8,-45	—
30~70	15,10,30	10,15,25	—	—
70~100	10,8,25	10,15,25	—	8,5,-45

设 RHM-PHD 和 GIW-PHD 新生目标个数为  $J_b = 3$ , 权重  $\omega_{b,k}^{(j)} = 0.1$ , 除初始位置外,其余新生目标强度参数与(32)~(36)式一致。此外 RHM-PHD 的分裂目标强度参数为(GIW-PHD 无分裂目标强度)

$$J_{\beta,k} = 1, \quad \tau_{\beta,k}^{(j)} = 0.05, \quad (37)$$

$$F_{\beta} = \mathbf{I}_7, \quad Q_{\beta} = \text{diag}(0.1, 0.1, 0.01, 10, 10, 5, 5). \quad (38)$$

执行 100 次蒙特卡罗仿真后,结果如图 5 所示。当群目标发生融合、交叉和分裂,即两个群相互邻近时,算法性能出现起伏,而本文算法对此更为敏感,

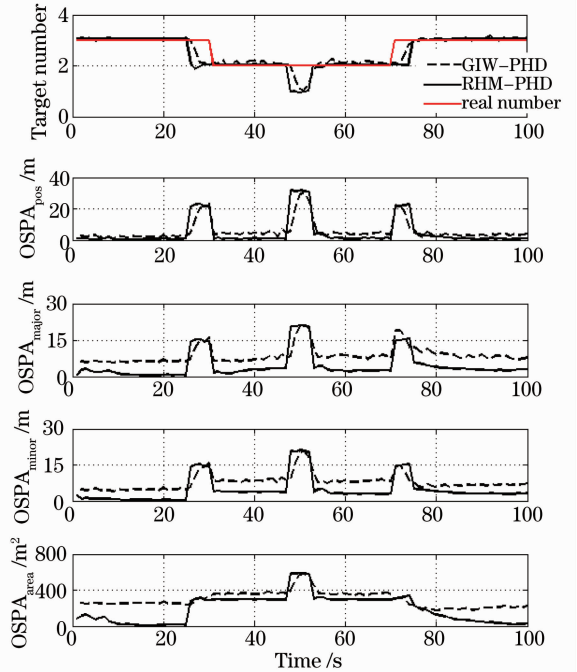


图 5 实验二 100 次蒙特卡罗仿真结果

Fig. 5 Simulation results after 100 Monte Carlo simulations for experiment 2

即当两个群融合和交叉时,本文算法比 GIW-PHD 提前 1 s 左右将其融合为一个群,而分裂时,本文算法又滞后 1 s 左右才检测出分裂事件,从而导致位置和形状估计在这些时刻比 GIW-PHD 要略高。尽管两种算法处理的是同一种量测划分结果,但 RHM-PHD 在更新高斯项时认为邻近的两个群产生的量测属于同一群的可能性更大,而赋予了较高的权值,而对正确划分的权值较小。目标形状估计上,本文算法虽然在融合、交叉和分裂后误差有所增加,但仍具有收敛趋势,而 GIW-PHD 算法则无法收敛。同时,GIW-PHD 对扩散椭圆长短半轴的估计误差几乎是本文算法的 2 倍。

### 5.3 仿真实验三:复杂目标群

由于很难获取真实的弹道导弹防御系统的观测数据,因此这里利用 STK8.0 仿真软件参考美国天基

系统<sup>[27-28]</sup>设计了一个假想场景:一枚弹道导弹在进入中段飞行后,以相对于再入弹头 2~6 m/s 的速度在空间任意角度释放 20 枚球状诱饵(如图 6 所示)。

观测卫星及星载红外光学传感器参数与美国公布的星座参数一致<sup>[28]</sup>,见表 2 和表 3。

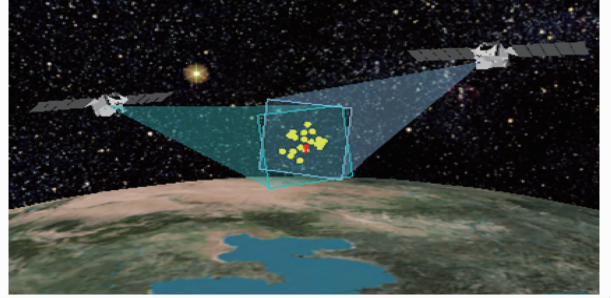


图 6 弹道导弹场景假想示意图

Fig. 6 Fictitious ballistic missile scene

表 2 观测星座参数设置

Table 2 Parameters of walker constellation

Number of satellites	Orbit number	Height of orbit /km	Orbit inclination /( $^{\circ}$ )
28	4	1596	77.8

表 3 星载红外跟踪传感器参数

Table 3 Parameters of tracking sensor on the space-based satellite

Focal /cm	Pixel number	Length of pixel / $\mu\text{m}$	Energy on detector <sup>[1]</sup>	SNR	Maximum distance of detection
134	128 $\times$ 128	60	0.46	$\geq 10$	$\leq 6000$

根据红外传感器探测特性<sup>[3,29]</sup>和弹头诱饵的辐射特性<sup>[30]</sup>,生成了一系列像平面仿真图,如图 7 和 8 所示,展示了中段目标群在其飞行过程中的扩散过程。可以看出目标群在其释放后很长一段时间内都处于相互邻近的状态,且在像平面呈现为簇状像斑,

无法通过传统的多目标跟踪算法实现对群中每个目标的跟踪。因而,将群目标视作一个扩展目标,跟踪其质心和扩散程度是十分必要的,当群中目标逐渐扩散开来后,再将跟踪重心偏向于对单个目标的跟踪,稳定跟踪后可进一步实现真假弹头识别和精确打击。

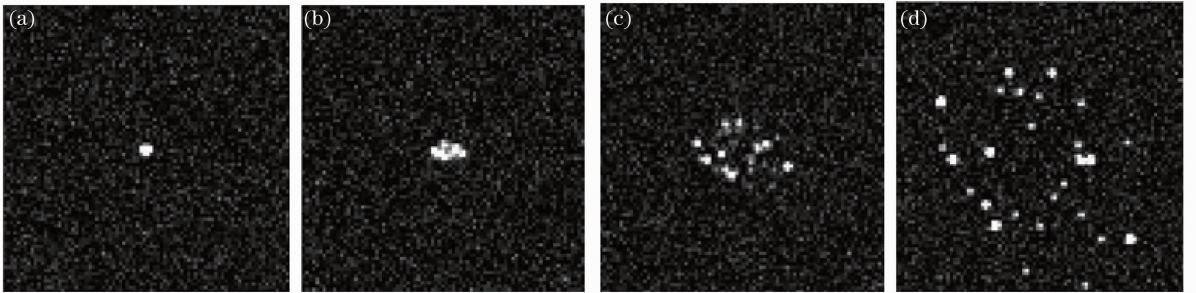


图 7 红外像平面群目标扩散示意图。(a) 50 s; (b) 200 s; (c) 500 s; (d) 800 s

Fig. 7 Sketch map of extension of group targets on the image plane. (a) 50 s; (b) 200 s; (c) 500 s; (d) 800 s  
将所提算法应用于该仿真场景,考察对中段目标群的跟踪。仿真参数设置为

$$\mathbf{m}_{b,k}^{\text{RHM}(j)} = [1, 1, 0, 64, 64, 0, 0]^T, \quad (39)$$

$$\mathbf{P}_{b,k}^{\text{RHM}(j)} = \text{diag}(0.1, 0.1, 0.001, 0.1, 0.1, 0.01, 0.01), \quad (40)$$

$$\mathbf{Q}_{\beta} = \text{diag}(0.1, 0.1, 0.01, 0.5, 0.5, 0.1, 0.1), \quad (41)$$

$$\zeta_{b,k}^{\text{GIW}(j)} = \{\mathbf{x}_0, \mathbf{X}_0\} = \{[64, 64, 0, 0]^T, \mathbf{0}_2\}, \quad (42)$$

$$\mathbf{P}_{b,k}^{\text{GIW}(j)} = \text{diag}(1, 1), \quad (43)$$

$$\nu_{b,k}^{\text{GIW}(j)} = 7, \quad \mathbf{V}_{b,k}^{\text{GIW}(j)} = 0.5\mathbf{I}_2, \quad \tau = 15. \quad (44)$$

为了能更清晰地看出整个跟踪过程,选取目标群释放后第 50、200、500、800 s 的估计结果,如图 9 所示,图中“×”为单帧量测,“△”和椭圆分别为质心位置和扩散范围估计结果。

初始时,该算法仅能跟踪群整体的质心和扩散形状,如图 9(a)所示;当目标逐渐分散开后,能迅速捕获分裂出的小团目标或单个目标,同时保留对剩余群体的整体跟踪,如图 9(b)所示;直至最后目标完全分裂开后实现对单个目标的精确跟踪,如图 9(c)、(d)所示。这一现象与文献[1,6]对目标群跟踪的描述是一致的。图 10 为 100 次蒙特卡罗仿真结果,从图中可以看出两种算法在估计的目标个数上相当,但在 380~450 s 之间 RHM-PHD 对目标个数的估计略低于 GIW-PHD,这是由于前者对邻近目标不敏感造成的;稳定跟踪后算法位置估计

精度要高于 GIW-PHD。

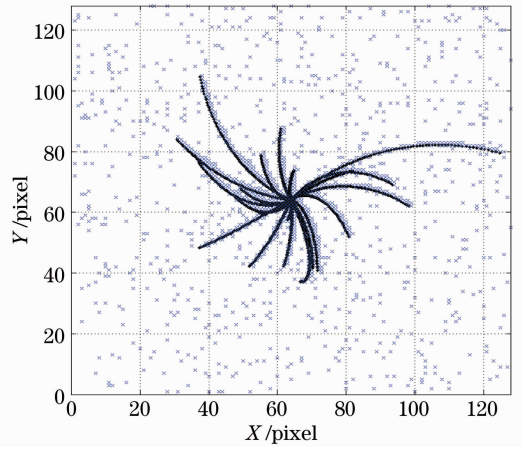


图 8 红外像平面群目标真实轨迹(实线为目标真实轨迹,“×”为量测)

Fig. 8 True trajectories of group targets on the image plane (solid lines are trajectories and crosses are measurements)

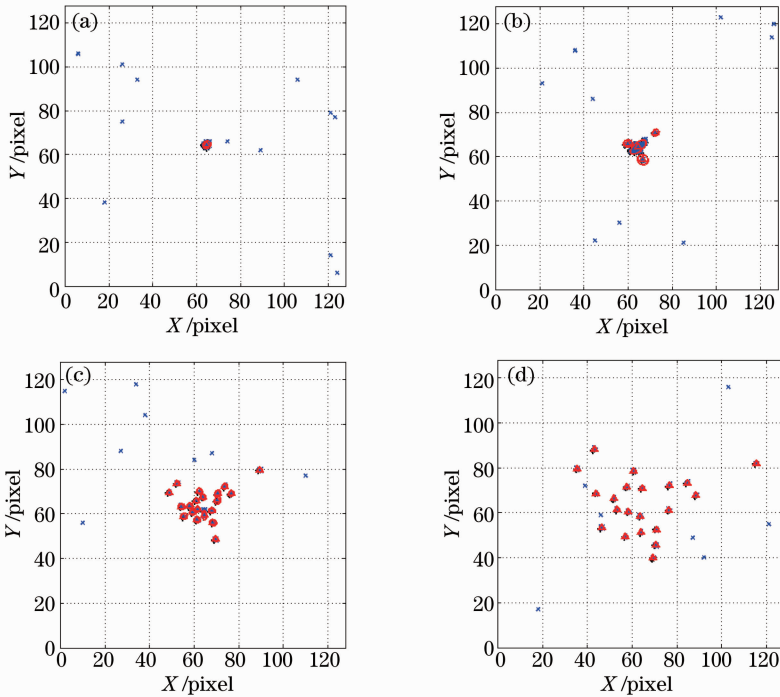


图 9 单次仿真不同时刻群目标估计结果。(a) 50 s; (b) 200 s; (c) 500 s; (d) 800 s

Fig. 9 Simulation results of group targets at different time during one simulation. (a) 50 s; (b) 200 s; (c) 500 s; (d) 800 s

## 6 结 论

针对天基光学传感器对群目标跟踪的问题,本文提出了一种将描述目标形状的随机超曲面模型与扩展目标高斯混合 PHD 滤波算法相结合的新型滤

波算法。在单群和多群目标场景下,验证了所提算法的有效性和适应性,并通过与 GIW-PHD 算法相比较,表明所提算法在提高群质心状态估计精度的同时,大幅度提升了对目标形状的估计性能,并能够



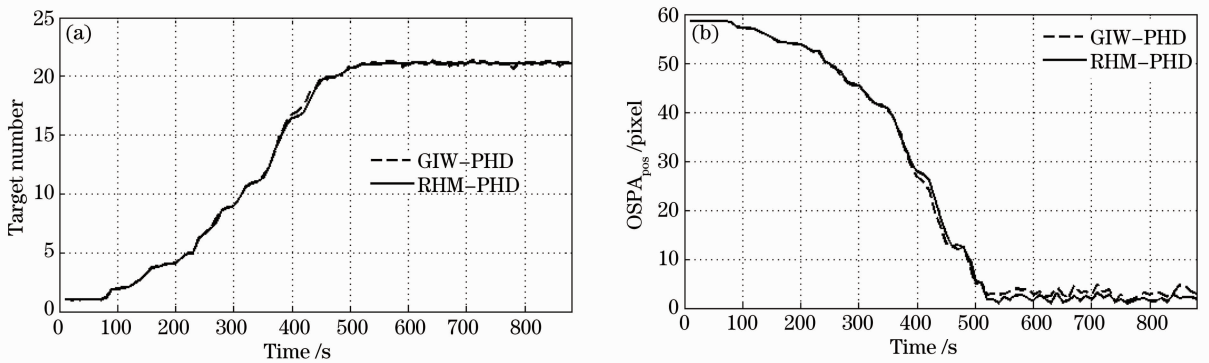


图 10 蒙特卡罗仿真结果。(a)目标个数;(b)OSPA

Fig. 10 Results after 100 Monte Carlo simulations. (a) Target number; (b) OSPA

有效捕获目标形状变化。最后,通过构建一个假想的弹道导弹场景,生成红外图像数据,将所提算法应用在该场景下,实现了对群目标的有效跟踪。

### 参 考 文 献

- 1 O E Drummond, S S Blackman, G C Petrison. Tracking clusters and extended objects with multiple sensors [C]. SPIE, 1990, 1305: 362–375.
- 2 M A Zimmer, M J Tsai. Tracking of a single cluster of closely spaced objects using one and two passive optic [C]. SPIE, 1992, 1698: 268–280.
- 3 Lin Liangkui, Xie Kai, Xu Hui, *et al.*. Research on infrared imaging simulation of midcourse ballistic object target complex [J]. *J Infrared and Millimeter Waves*, 2009, 28(3): 218–223. 林两魁, 谢 恺, 徐 晖, 等. 中段弹道目标群的红外成像仿真研究[J]. *红外与毫米波学报*, 2009, 28(3): 218–223.
- 4 Lin Liangkui, Xu Hui, Long Yunli, *et al.*. An algorithm of cluster tracking for midcourse ballistic object group by infrared multi-sensor based on probability hypothesis density filtering [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(2): 0228001. 林两魁, 徐 晖, 龙云利, 等. 基于概率假设密度滤波的中段弹道目标群红外多传感器跟踪方法[J]. *光学学报*, 2011, 31(2): 0228001.
- 5 Lin Zaipin, Zhou Yiyu, An Wei, *et al.*. Track-before-detect algorithm based on probability hypothesis density smoother [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(10): 1012001. 林再平, 周一宇, 安 玮, 等. 基于概率假设密度滤波平滑器的检测前跟踪算法[J]. *光学学报*, 2012, 32(10): 1012001.
- 6 M J Waxman, O E Drummond. A bibliography of cluster (group) tracking [C]. SPIE, 2004, 5428: 551–560.
- 7 S Gadaleta, M Klusman, A Poore, *et al.*. Multiple frame cluster tracking [C]. SPIE, 2002, 4728: 275–289.
- 8 S Gadaleta, A Poore, S Roberts, *et al.*. Multiple hypothesis clustering multiple frame assignment tracking [C]. SPIE, 2004, 5428: 294–307.
- 9 K Gilholm, S Godsill, S Maskell, *et al.*. Poisson models for extended target and group tracking [C]. SPIE, 2005, 5913: 230–241.
- 10 K Gilholm, D Salmond. Spatial distribution model for tracking extended objects [J]. *IEEE Proc Radar, Sonar Navig*, 2005, 152(5): 364–371.
- 11 R P S Mahler. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments [J]. *IEEE Trans Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(4): 1152–1178.

- 12 R P S Mahler. PHD filters for nonstandard target I: extended targets [C]. 12th International Conference on Information Fusion, 2009. 915–921.
- 13 K Granstrom, C Lundquist, U Orguner. Extended target tracking using a Gaussian-mixture PHD filter [J]. *IEEE Trans Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(4): 3268–3286.
- 14 K Granstrom, C Lundquist, U Orguner. Tracking rectangular and elliptical extended targets using laser measurements [C]. 14th International Conference on Information Fusion, 2011.
- 15 C Lundquist, K Granstrom, U Orguner. Estimating the shape of targets with a PHD filter [C]. 14th International Conference on Information Fusion, 2011.
- 16 K Granstrom, U Orguner. A PHD filter for tracking multiple extended targets using random matrices [J]. *IEEE Trans Signal Processing*, 2012, 60(11): 5657–5671.
- 17 J W Koch. Bayesian approach to extended object and cluster tracking using random matrices [J]. *IEEE Trans Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(3): 1042–1059.
- 18 M Baum, U D Hanebeck. Random hypersurface models for extended object tracking [C]. *IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, 2009. 178–183.
- 19 M Baum, B Noack, U D Hanebeck. Extended object and group tracking with elliptic random hypersurface models [C]. 13th Conference on Information Fusion, 2010.
- 20 M Baum, U D Hanebeck. Shape tracking of extended objects and group targets with star-convex RHM [C]. 14th International Conference on Information Fusion, 2011.
- 21 M Baum, M Feldmann, D Franken, *et al.*. Extended object and group tracking: a comparison of random matrices and random hypersurface models [C]. *GI Jahrestagung*, 2010, 176(2): 904–906.
- 22 S J Julier, J K Uhlmann. Unscented filtering and nonlinear estimation [J]. *Proc IEEE*, 2004, 92(3): 401–422.
- 23 B O S Teixeira, L A B Törres, L A Aguirre, *et al.*. On unscented Kalman filtering with state interval constraints [J]. *J Process Control*, 2010, 20(1): 45–57.
- 24 J Lan, X R Li. State estimation with nonlinear inequality constraints based on unscented transformation [C]. 14th International Conference on Information Fusion, 2011.
- 25 S J Julier, J K Uhlmann. Reduced sigma point filters for the propagation of means and covariances through nonlinear transformations [C]. *Proc American Control Conference*, 2002, 2: 887–892.
- 26 D Schuhmacher, Ba-Tuong Vo, Ba-Ngu Vo. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters [J]. *IEEE Trans Signal Processing*, 2008, 56(8): 3447–3457.
- 27 SBIRS Transformational Capability [OL]. <http://www.gwu>.

- edu/~nsarchiv/NSAEBB/NSAEBB235/new54.pdf, 2006.
- 28 Status of the Space Based Infrared System Program [OL]. <http://www.gwu.edu/~nsarchiv/NSAEBB/NSAEBB235/42.pdf>, 2005.
- 29 Zhang Liang, Qiu Zhen'an, Yang Xiaoru, *et al.*. Research of infrared micro-scanning technology [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2012, 49(4): 042302.
- 张 良, 仇振安, 杨小儒, 等. 红外系统微扫描技术研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2012, 49(4): 042302.
- 30 Liu Jiangwei, Shi Jiaming, Dang Kezheng, *et al.*. Simulation and experiment research on emissivity of infrared stealth coating [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2012, 49(1): 012001.
- 刘姜伟, 时家明, 党可征, 等. 红外隐身涂层发射率的仿真计算[J]. *激光与光电子学进展*, 2012, 49(1): 012001.

栏目编辑: 何卓铭