

文章编号 1004-924X(2015)12-3446-10

## 采用多伯努利滤波器的过采样点目标检测前跟踪

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:** 为了提高过采样体制下点目标的探测能力, 提出了基于多伯努利滤波器的过采样点目标检测前跟踪方法。分析了时空过采样体制的成像过程, 给出了时空过采样体制下的点目标成像模型, 并将过采样观测过程等效建模为多个单采样线阵同时观测的过程。利用提出的模型, 将单采样条件下的图像处理方法自然地扩展到过采样条件下。然后, 根据等效观测模型, 给出了针对过采样点目标的多伯努利预测和更新过程, 并用序贯蒙特卡罗的方式实现了该检测前跟踪方法。最后, 通过仿真实验验证了本文算法的有效性。实验结果表明: 本文提出的方法能够在图像信噪比 $\geq 3$ 的条件下, 有效检测和跟踪过采样体制下的多个点目标, 目标估计误差 $\leq 0.25$  pixel; 与单采样检测前跟踪相比, 过采样检测前跟踪能够探测目标能量更弱的小目标。因此, 本文方法能够满足高精度天基点目标检测跟踪的需求。

**关键词:** 时空过采样系统; 点目标; 检测前跟踪; 多伯努利滤波器; 序贯蒙特卡罗法

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152312.3446

## Oversampling point target track-before-detect by 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, P. R. China)

\* Corresponding author, E-mail: lm8866@nudt.edu.cn

**Abstract:** A oversampling track-before-detect method for point targets was proposed based on the multi-Bernoulli filter to improve the detection performance of an oversampling system. Firstly, the imaging process was analyzed for the temporal-spatial oversampling system, and an imaging model for the point target was established. Then the temporal-spatial oversampling sensor was equivalent to multiple single-sampling sensors. For this, the image processing method used in single-sampling system could be extended to the oversampling system naturally. Furthermore, the prediction step and update step of Multi-Bernoulli filter were given by this proposed model, and the oversampling track-before-detect method was realized by sequential Monte Carlo method. Finally, the simulation experiment was performed to verify the effectiveness of method proposed. The experimental results show that proposed method can effectively detect and track multi point targets at a signal to noise ratio high than 0.25 pixel in oversampling system and the error of target state estimation is less than 0.25 pixel. In

收稿日期: 2015-07-23; 修订日期: 2015-09-29.

基金项目: 中国博士后科学基金资助项目 (No. 2013M532167); 上海航天科技创新基金资助项目 (No. SAST201303)

comparison with the single-sampling system, the oversampling method can detect and track dimmer targets and meets the requirements of detection and tracking for space point targets.

**Key words:** temporal-spatial oversampling system; point target; track-before-detection; multi-Bernoulli filter; sequential Monte Carlo method

## 1 引 言

点目标检测和跟踪是天基光学监视系统的核心技术,其直接影响整个系统的性能指标。点目标是指当成像系统与目标相距较远时,可近似为点源的目标<sup>[1-3]</sup>。点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。线阵探测器是实现点目标探测的重要载荷,用线阵探测器与一维扫描相结合可实现大覆盖、宽视场侦查监视,在天基光学监视中得到了广泛应用,然而其探测性能却受探测器硬件制造水平的限制。例如,对于一定轨道高度的卫星,其空间分辨力受像元尺寸和光学系统焦距的限制。在一定焦距下,探测器像元尺寸决定了瞬时视场的大小,也决定了空间采样频率的高低。但目前,特别是在国内,依靠减小像元尺寸来提高探测器分辨率,在短期内难以有效实现。基于此,在点目标探测等应用中,越来越多的研究者采用时空过采样技术来获得更高的空间和时间分辨率,以便在不改变像元尺寸和其他光学系统的条件下使线阵探测器时间和空间分辨力成倍提高。在国外,法国 SPOT-5 号卫星<sup>[4]</sup>、欧洲 MSG 卫星<sup>[5]</sup>等均已使用了该技术。在国内,文献[6]从对点目标检测和抗虚警性能方面分析了过采样系统的优势;文献[7]从系统设计的角度给出了过采样扫描系统的优势与弊端;文献[8]从匹配滤波的角度设计了一种适合过采样体制的目标检测算法。

目前,过采样体制下的点目标检测主要集中在传统的先单帧检测后多帧跟踪的方法(Detect-Before-Track, DBT),此类方法在信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)较高时检测效果较好,而在低信噪比复杂背景中将会失效<sup>[9, 10]</sup>。当目标较弱时,单帧图像处理已不能实现对目标的可靠检测与跟踪,此时,需采用检测前跟踪方法(Track-Before-Detect, TBD)对图像序列进行处理。在 TBD 中,先不对单帧图像中有无目标进行判断,而是先对图像中较多的可能轨迹同时进行跟踪,然后根

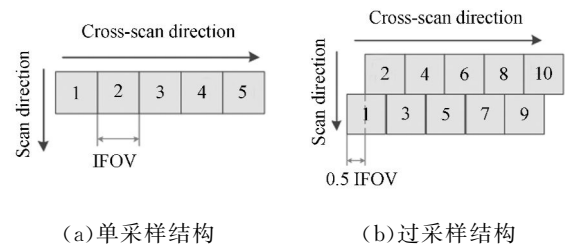
据制定的多帧图像检测门限进行决策。在众多 TBD 方法中, Mahler 提出的基于有限集统计学(Finite-Set Statistics, FISST)的贝叶斯方法,由于避免了传统方法中数据关联的组合爆炸问题,成为当前的研究热点<sup>[11]</sup>。特别是近期提出的多目标多伯努利滤波器已被成功应用于单采样图像中点目标的检测前跟踪<sup>[12]</sup>。该滤波器假设多目标状态为多伯努利随机有限集,并直接用一组时变的伯努利分布拟合多目标状态后验概率密度,通过递推表征伯努利分布的参数集合传递多目标后验概率,从而实现目标状态估计。

本文首先分析了过采样体制下点目标的成像过程,并在此基础上提出了新的过采样点目标成像模型,该模型可将过采样观测过程建模为多个单采样线阵同时观测的结果。然后,基于该模型推导了过采样点目标的多伯努利检测前跟踪算法,并给出了基于序列蒙特卡罗法实现该算法的过程,最后对算法进行了实验验证。

## 2 过采样成像建模

### 2.1 过采样工作原理

过采样探测体制是与传统的单采样体制相对而言的。传统的单采样扫描线阵由一行整齐排列的感光像元组成,如图 1(a)所示,每个感光像元对应一定的瞬时视场角;过采样扫描探测体制下线阵结构如图 1(b)所示,其奇、偶数像元分为两行排列。在单采样体制进行扫描成像时,通过转动扫描摆镜使对应的空间视场在垂直于线阵方向上(即扫



(a) Single-sampling structure (b) Oversampling structure

图 1 单采样和过采样结构图

Fig. 1 Single-sampling structure and oversampling structure

描方向)上下移动,空间视场每移动一个单位瞬时视场(Instantaneous Field Of View, IF-OV)时,完成一次曝光成像,输出一行图像数据。过采样体制的奇偶行感光光线阵内部相邻像元紧密相邻,奇偶行在垂直扫描方向上错开半像元宽度,即可实现空间上的过采样。在进行扫描成像时,过采样体制空间视场在扫描方向上每移动 0.5 个瞬时视场时,完成一次曝光成像,即实现了时间上的过采样。因此这样的过采样探测体制又称“时空过采样”<sup>[6, 13]</sup>。

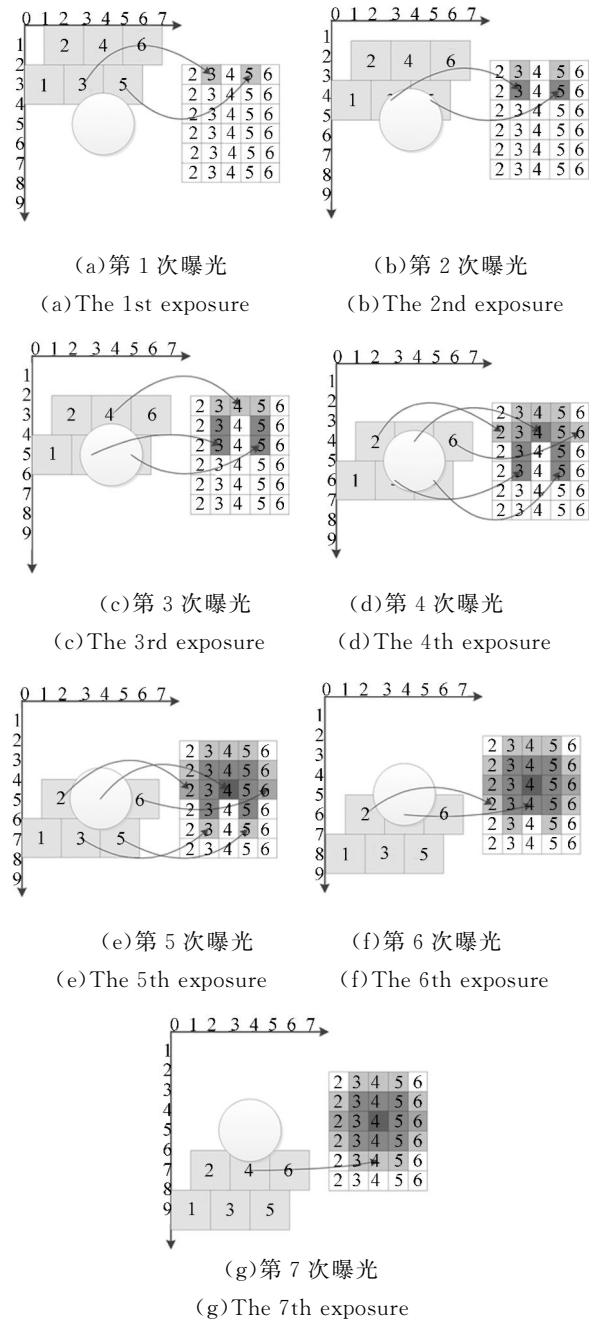


图 2 过采样成像过程图

Fig. 2 Scanning procedure of oversampling system

由成像过程可知,单采样扫描图像是对空间均匀采样成像的结果;过采样由于采用特殊的排列方式,在每次曝光成像时需要利用读出电路数据延迟技术将图像数据按照空间位置关系拼接成一幅整齐图像,图像中任意左右相邻像元对应的空间范围重叠半个像元宽度,任意相邻两行之间重叠半个像元宽度。

为了便于对过采样成像过程进行描述,建立如图 2 所示像平面坐标系。其中单位刻度为半像元对应的尺度,奇偶像元初始排列位置如图 2(a)所示。在该坐标系中,无论奇偶像元,像元中心的横坐标就是该像元在输出的观测图像中的列号,像元中心的纵坐标就是该像元在输出的观测图像中的行号。例如,在观测图像中第 1 行第 1 列像素对应的像元中心坐标为(1,1),第 2 行第 2 列像素对应的像元中心坐标为(2,2)。经过过采样成像后,点目标在像平面上的成像过程如图 2(a)~(g)所示。可以看出,经过过采样成像后,传统的点目标扩散成较大的斑目标。

### 2.2 过采样点目标成像模型

在天基监视系统中,由于观测距离较远,目标可以视为点目标。但受光学系统能量扩散的影响,点目标的能量将扩散到邻近像元。一般,点目标可建模为 2D 高斯模型,其能量密度在像平面的分布函数为<sup>[14]</sup>

$$f(x, y) = \frac{T}{2\pi\sigma_{psf}^2} e^{-\frac{(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2}{2\sigma_{psf}^2}}, \quad (1)$$

其中:( $x_0, y_0$ )为目标投影点的位置坐标,  $T$ 为目标总能量,  $\sigma_{psf}$ 为光学系统的能量扩散标准差。 $\sigma_{psf}$ 越大,目标能量越分散;反之能量分布越集中, $\sigma_{psf}$ 的大小通常与光学系统制造工艺水平有关。点目标的能量分布密度函数如图 3 所示。

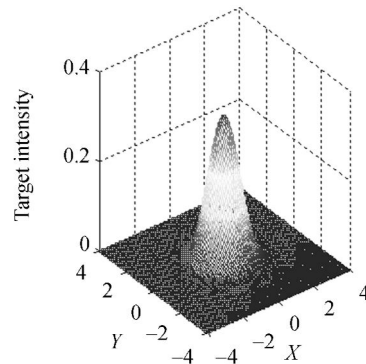


图 3 点目标能量分布密度图

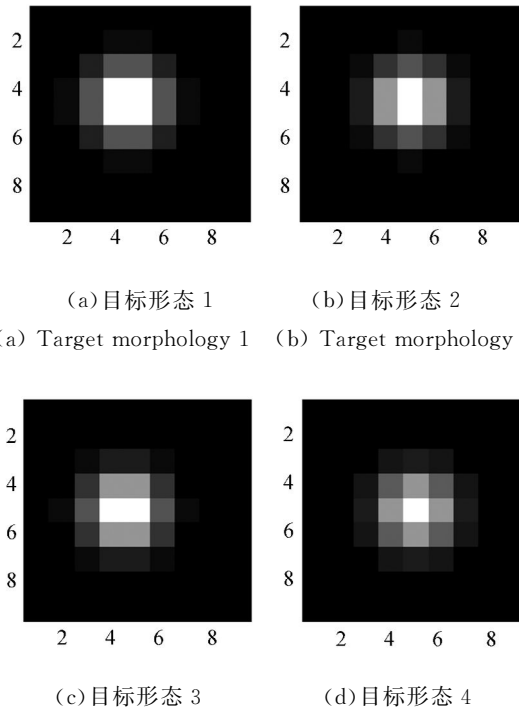
Fig. 3 Intensity distribution density of point target

根据上文建立的像平面坐标系,利用目标能量密度分布函数可以将过采样体制下点目标成像模型表示为式(2):

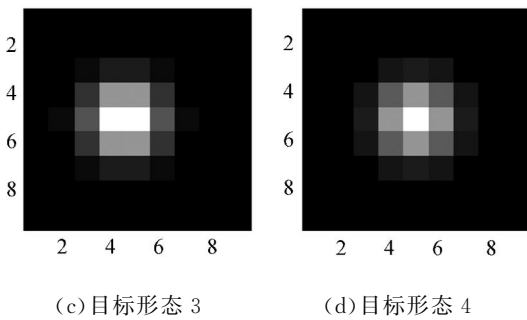
$$I(i, j) = \int_{j-\frac{\Delta}{2}}^{j+\frac{\Delta}{2}} \int_{i-\frac{\Delta}{2}}^{i+\frac{\Delta}{2}} \frac{T}{2\pi\sigma_{psf}^2} e^{-\frac{(x-x_0)^2+(y-y_0)^2}{2\sigma_{psf}^2}} dx dy, \quad (2)$$

式中: $i, j$  和  $I(i, j)$  分别为像素在图像中的行号、列号和该像素的灰度,  $\Delta=2$  为过采样中的像元尺度。从上式可以看出,采用本文建立的像平面坐标系,过采样点目标的成像模型与单采样条件下的十分相似,但在过采样中相邻像元之间存在重叠区域。

根据过采样点目标成像模型,图 4 给出了 4 种典型的点目标形态。值得注意的是,过采样中的目标形态并不仅限于图 4 中的 4 种,其与目标投影位置、光学系统的点扩散函数等因素有关,在此不一一描述。



(a) 目标形态 1 (b) 目标形态 2  
(a) Target morphology 1 (b) Target morphology 2



(c) 目标形态 3 (d) 目标形态 4  
(c) Target morphology 3 (d) Target morphology 4

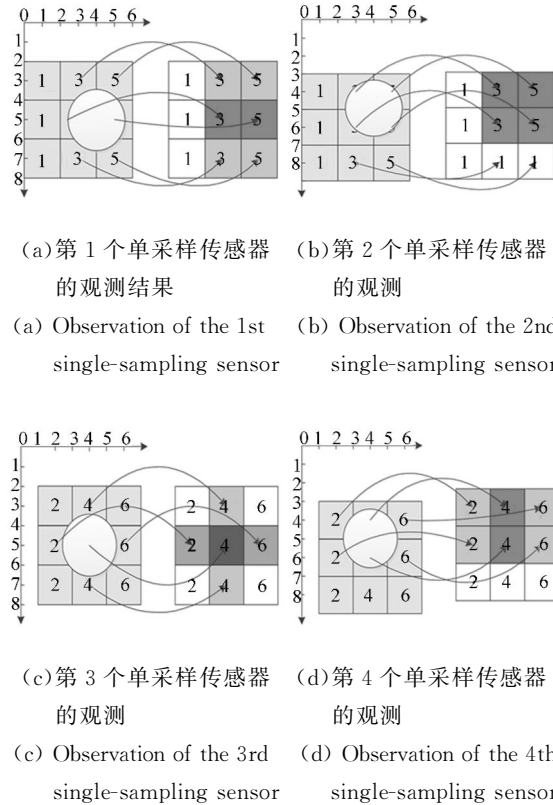
图 4 过采样条件下的几种点目标形态

Fig. 4 Representative target morphologies in over-sampling system

### 2.3 过采样观测的等效建模

虽然过采样点目标成像模型可以较好地建模为式(2),但是,像元对应观测区域存在重叠,本文将过采样传感器对点目标扫描成像的过程分解为

多个单采样传感器扫描成像的过程,如图 5 所示,以便更好地应用现有 TBD 算法。



(a) 第 1 个单采样传感器的观测结果 (b) 第 2 个单采样传感器的观测  
(a) Observation of the 1st single-sampling sensor (b) Observation of the 2nd single-sampling sensor

(c) 第 3 个单采样传感器的观测 (d) 第 4 个单采样传感器的观测  
(c) Observation of the 3rd single-sampling sensor (d) Observation of the 4th single-sampling sensor

图 5 过采样的等效观测

Fig. 5 Equivalent observation for over-sampling sensor

将过采样观测结果等效为 4 个初始位置不同、行间移动距离为 1 个单位 IFOV 的单采样传感器的融合观测结果。图 5 中(a)展示的是图 2 中奇数像元在奇数扫描行的成像结果;(b)展示的是图 2 中奇数像元在偶数扫描行的成像结果;(c)展示的是图 2 中偶数像元在奇数扫描行的成像结果;(d)展示的是图 2 中偶数像元在偶数扫描行的成像结果。将图 5(a)~5(d)分别称为等效传感器 1、等效传感器 2、等效传感器 3 和等效传感器 4 的成像结果。从图中可看出 4 个等效单采样传感器的相邻像元之间在空间和时间上都没有重叠。因此式(2)所代表的过采样点目标成像模型可表示为式(3)、式(4):

$$I(i, j) = \begin{cases} I_1(i_1, j_1), (i, j) \in S_1 \\ I_2(i_2, j_2), (i, j) \in S_2 \\ I_3(i_3, j_3), (i, j) \in S_3 \\ I_4(i_4, j_4), (i, j) \in S_4 \end{cases}, \quad (3)$$

$$I_d(i_d, j_d) = \int_{j_d - \frac{\Delta}{2}}^{j_d + \frac{\Delta}{2}} \int_{i_d - \frac{\Delta}{2}}^{i_d + \frac{\Delta}{2}} \frac{T}{2\pi\sigma_{psf}^2} e^{-\frac{(x-x_{(0,d)})^2 + (y-y_{(0,d)})^2}{2\sigma_{psf}^2}} dx dy, \quad (4)$$

其中:  $S_d$  为第  $d$  个等效单采样传感器包含的像素集合,  $(i, j) \notin \bigcup \sum S_d = \emptyset$ 。过采样图像中像素  $(i, j)$  在第  $d$  个等效单采样图像中对应的像素位置为  $(i_d, j_d)$ 。  $(x_{(0,d)}, y_{(0,d)})$  为目标在第  $d$  个传感器像平面中的位置。

将过采样传感器的观测结果分解为 4 个单采样传感器观测结果的叠加, 使得针对单采样图像的处理方法能够适用于过采样图像。下节中将根据这种等效模型实现基于多伯努利假设的过采样点目标检测前跟踪。

### 3 过采样点目标的检测前跟踪

#### 3.1 过采样点目标的多伯努利滤波器

多伯努利滤波器中通过两个参数描述目标状态空间: 目标存在概率  $r$  和目标空间概率密度  $p(\cdot)$ 。通过对这两个参数的贝叶斯更新, 可联合估计出目标的存在概率和目标状态<sup>[11]</sup>。

在贝叶斯更新过程中, 单目标状态似然概率是一个重要参数, 考虑到点目标扩散效应, 该参数可通过求解目标像素的联合似然比获得。在第  $d \in \{1, 2, 3, 4\}$  个单采样成像中, 目标的能量扩散到邻近空间  $T_d(x)$  中。如果  $i \in T_d(x)$ , 则表示当目标状态为  $x$  时, 像素  $i$  的强度服从  $\varphi_i(y_i, x)$  分布; 反之, 如果  $i \notin T_d(x)$ , 则像素  $i$  的强度服从  $\phi_i(\cdot)$  分布。因此, 目标状态为  $x$  时, 像素  $i$  的灰度值  $y_i$  的概率密度可如下式所示:

$$p(y_i | x) = \begin{cases} \varphi_i(y_i, x) & i \in T(x) \\ \phi_i(y_i) & i \notin T(x) \end{cases}, \quad (5)$$

$$\varphi_i(y_i) = N(y_i; 0, \sigma^2), \quad (6)$$

$$\phi_i(y_i, x) = N(y_i; h_i(x), \sigma^2), \quad (7)$$

其中:  $N(\cdot; \mu, \sigma^2)$  表示均值为  $\mu$ 、方差为  $\sigma^2$  的高斯密度,  $\sigma^2$  与噪声强度有关,  $h_i(x)$  是目标状态为  $x$  时像素  $i$  的灰度值期望。由此在第  $d$  个单采样传感器的观测图像中, 单目标状态似然函数可表示为<sup>[12]</sup>:

$$g_{(d,y)}(x) = \prod_{i \in T_d(x)} \frac{\varphi(y_i, x)}{\phi_i(y_i)}. \quad (8)$$

对于过采样点目标的多伯努利滤波器, 其预测过程与单采样条件下相同, 区别主要表现在更新过程。

过采样点目标状态预测: 假设  $t-1$  时刻目标状态用多伯努利参数  $\pi_{t-1} = \{(r_{t-1}^{(d)}, p_{t-1}^{(d)})\}_{d=1}^{M_t}$  表示, 则预测的多伯努利参数为

$$\pi_{d,t-1} = \{(r_{P,d,t-1}^{(d)}, p_{P,d,t-1}^{(d)})\}_{d=1}^{M_{t-1}} \cup \{(r_{R,t}^{(d)}, p_{R,t}^{(d)})\}_{d=1}^{M_{t-1}}, \quad (9)$$

$$r_{P,d,t-1}^{(d)} = r_{t-1}^{(d)} \langle p_{t-1}^{(d)}, p_{S,t} \rangle, \quad (10)$$

$$p_{P,d,t-1}^{(d)}(x) = \frac{\langle f_{d,t-1}(x | \cdot), p_{t-1}^{(d)} p_{S,t} \rangle}{\langle p_{t-1}^{(d)}, p_{S,t} \rangle}. \quad (11)$$

其中:  $f_{d,t-1}(\cdot | \zeta)$  为在  $t$  时刻此前状态为  $\zeta$  时, 单目标的转移密度;  $p_{S,t}(\zeta)$  为在  $t$  时刻此前状态为  $\zeta$  时, 目标的存活概率;  $\{(r_{R,t}^{(d)}, p_{R,t}^{(d)})\}_{d=1}^{M_{t-1}}$  为在  $t$  时刻新生目标的多伯努利表示。

由于是将过采样建模为多个单采样过程, 因此, 过采样条件下的多伯努利更新过程可等效为多传感器序贯更新的过程。

过采样点目标状态更新: 假设预测的目标状态用多伯努利参数  $\pi_{d,t-1} = \{(r_{d,t-1}^{(d)}, p_{d,t-1}^{(d)})\}_{d=1}^{M_{t-1}}$  表示, 则利用第  $d \in \{1, 2, 3\}$  个单采样传感器观测进行更新后, 多伯努利参数可通过式(12)计算得到:

$$\pi_{(d,d)} = \{(r_{d,t}^{(d)}, p_{d,t}^{(d)})\}_{d=1}^{M_{t-1,d}}, \quad (12)$$

其中

$$r_{d,t}^{(d)} = \frac{r_{d,t-1}^{(d)} \langle p_{d,t-1}^{(d)}, g_{(d,y)} \rangle}{1 - r_{d,t-1}^{(d)} + r_{d,t-1}^{(d)} \langle p_{d,t-1}^{(d)}, g_{(d,y)} \rangle}, \quad (13)$$

$$p_{d,t}^{(d)} = \frac{p_{d,t-1}^{(d)} g_{(d,y)}}{\langle p_{d,t-1}^{(d)}, g_{(d,y)} \rangle}. \quad (14)$$

利用第  $d+1$  个单采样传感器观测结果进行更新时, 将第  $d$  个单采样传感器的更新结果视为后验参数, 则更新后的多伯努利参数如式(15)~(17)所示:

$$\pi_{(d+1,d)} = \{(r_{d+1,d}^{(d)}, p_{d+1,d}^{(d)})\}_{d=1}^{M_{t-1,d+1}}, \quad (15)$$

其中

$$r_{d+1,d}^{(d)} = \frac{r_{d,d}^{(d)} \langle p_{d,d}^{(d)}, g_{(d+1,y)} \rangle}{1 - r_{d,d}^{(d)} + r_{d,d}^{(d)} \langle p_{d,d}^{(d)}, g_{(d+1,y)} \rangle}, \quad (16)$$

$$p_{d+1,d}^{(d)} = \frac{p_{d,d}^{(d)} g_{(d+1,y)}}{\langle p_{d,d}^{(d)}, g_{(d+1,y)} \rangle}. \quad (17)$$

依次利用 4 个等效单采样传感器的观测图像进行更新, 最终结果即为过采样条件下的多伯努利

利更新结果。

### 3.2 过采样点目标 TBD 的 SMC 实现

本节利用序贯蒙特卡罗 (Sequential Monte Carlo, SMC) 方法实现上文中的过采样点目标多伯努利检测前跟踪,流程图如图 6 所示。

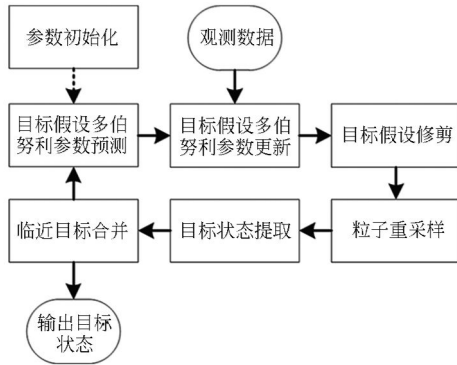


图 6 SMC 多伯努利滤波器流程图

Fig. 6 Flowchart of SMC multi-Bernoulli filter

SMC 预测:假设  $t-1$  时刻,后验多目标状态表示为  $\pi_{t-1} = \{ (r_{t-1}^{(i)}, p_{t-1}^{(i)}) \}_{i=1}^{M_{t-1}}$ , 每个  $p_{t-1}^{(i)}$  包含一系列采样粒子  $\{ \omega_{t-1}^{(i,j)}, x_{t-1}^{(i,j)} \}_{j=1}^{L_{t-1}^{(i)}}$ , 即  $p_{t-1}^{(i)}(x) = \sum_{j=1}^{L_{t-1}^{(i)}} \omega_{t-1}^{(i,j)} \delta_{x_{t-1}^{(i,j)}}(x)$ 。

预测后的多目标密度可以表示为:

$$r_{P,t|t-1}^{(i)} = r_{t-1}^{(i)} \sum_{j=1}^{L_{t-1}^{(i)}} \omega_{t-1}^{(i,j)} p_{S,t}(x_{t-1}^{(i,j)}), \quad (18)$$

$$p_{P,t|t-1}^{(i)}(x) = \sum_{j=1}^{L_{t-1}^{(i)}} \tilde{\omega}_{P,t|t-1}^{(i,j)} \delta_{P,t|t-1}^{(i,j)}(x), \quad (19)$$

$$r_{\Gamma,t}^{(i)} = \text{根据新生目标模型设定}, \quad (20)$$

$$p_{\Gamma,t}^{(i)}(x) = \sum_{j=1}^{L_{\Gamma,t}^{(i)}} \tilde{\omega}_{\Gamma,t}^{(i,j)} \delta_{\Gamma,t}^{(i,j)}(x), \quad (21)$$

SMC 更新:假设在  $t$  时刻,预测的多目标密度可表示为  $\pi_{t|t-1} = \{ (r_{t|t-1}^{(i)}, p_{t|t-1}^{(i)}) \}_{i=1}^{M_{t|t-1}}$ 。每个  $p_{t|t-1}^{(i)}$  包含一系列采样粒子  $\{ (\omega_{t|t-1}^{(i,j)}, x_{t|t-1}^{(i,j)}) \}_{j=1}^{L_{t|t-1}^{(i)}}$ , 即  $p_{t|t-1}^{(i)}(x) = \sum_{j=1}^{L_{t|t-1}^{(i)}} \omega_{t|t-1}^{(i,j)} \delta_{x_{t|t-1}^{(i,j)}}(x)$ , 则用第  $d \in \{1, 2, 3\}$  个单采样传感器进行更新后的多目标密度可表示为:

$$r_{d,d}^{(i)} = \frac{r_{d,t-1}^{(i)} \eta_{d,d}^{(i)}}{1 - r_{d,t-1}^{(i)} + r_{d,t-1}^{(i)} \eta_{d,d}^{(i)}}, \quad (22)$$

$$p_{d,d}^{(i)} = \frac{1}{\eta_{d,d}^{(i)}} \sum_{j=1}^{L_{d,t-1}^{(i)}} \omega_{d,t-1}^{(i,j)} \eta_{d,d}^{(i)}(x_{d,t-1}^{(i,j)}), \quad (23)$$

其中,  $\eta_{d,d}^{(i)} = \sum_{j=1}^{L_{d,t-1}^{(i)}} \omega_{d,t-1}^{(i,j)} g_{(d,y_d)}(x_{d,t-1}^{(i,j)})$ 。

用第  $d+1$  个等效单采样传感器进行更新后的多目标密度可表示为:

$$r_{d+1,d}^{(i)} = \frac{r_{d,d}^{(i)} \eta_{d+1,d}^{(i)}}{1 - r_{d,d}^{(i)} + r_{d,d}^{(i)} \eta_{d+1,d}^{(i)}}, \quad (24)$$

$$p_{d+1,d}^{(i)} = \frac{1}{\eta_{d+1,d}^{(i)}} \sum_{j=1}^{L_{d+1,d}^{(i)}} \omega_{d+1,d}^{(i,j)} \eta_{d+1,d}^{(i)}(x_{d+1,d}^{(i,j)}), \quad (25)$$

其中  $\eta_{d+1,d}^{(i)} = \sum_{j=1}^{L_{d+1,d}^{(i)}} \omega_{d+1,d}^{(i,j)} g_{(d+1,y_{d+1})}(x_{d+1,d}^{(i,j)})$ 。

利用 4 个等效单采样传感器的观测结果序贯更新后获得的目标状态就是本次过采样观测更新后的结果。为了减少计算量可在更新后将存在概率低于  $Th_{low}$  门限的目标假设删除。粒子重采样、状态提取和轨迹合并的过程同文献[12]。其中,在重采样过程中,对每个目标假设对应的粒子集  $\{ \omega_{t-1}^{(i,j)}, x_{t-1}^{(i,j)} \}_{j=1}^{L_{t-1}^{(i)}}$  分别进行重采样。在状态提取中,存在概率高于门限  $Th_{target}$  的目标假设为真实目标。在轨迹合并中,认为目标间距离低于门限  $Th_{merge}$  的为同一个目标。

## 4 仿真测试与性能分析

在下文中,首先对多单采样等效观测的有效性进行验证;然后分别通过单次实验和多次蒙特卡罗实验测试本文算法在多目标检测跟踪中的性能;最后通过与单采样条件下检测前跟踪的对比实验,证实本文方法在点目标探测中的优势。

评价滤波器的跟踪性能既需要考虑估计目标的状态误差,又需要考虑估计目标的势(目标个数)误差。传统的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)等评价方法由于不能够衡量势误差,因此在多伯努利滤波器等算法中已经不再适用。最优子模式指派测度(Optimal Subpattern Assignment, OSPA)具备兼顾目标个数和目标状态的综合评价能力,在目标检测和跟踪性能评估中得到了广泛应用<sup>[12,15]</sup>。在本文中,当估计的目标势与真实目标势一致时,用 RMSE 和 OSPA 给出跟踪精度;当估计的目标势与真实目标势不一致时,用 OSPA 来衡量多目标状态估计性能。对于任意两个有限集  $X = \{ x_1, \dots, x_m \}$  和  $Y = \{ y_1, \dots, y_n \}$ , OSPA 定义为:

$$\bar{d}_p^{(\circ)}(X, Y) = \begin{cases} 0 & , m = n = 0 \\ \left[ \frac{1}{n} \left( \min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^m d^{(\circ)}(x_i, y_{\pi(i)})^p + c^p(n-m) \right) \right]^{1/p} & , m \leq n, \\ \bar{d}_p^{(\circ)}(Y, X) & , m > n \end{cases} \quad (26)$$

其中： $\Pi_n$  表示  $\{1, \dots, n\}$  上所有排列的集合， $d^{(\circ)}(x_i, y_i) = \min(c, d(x_i, y_i))$ ， $c > 0$  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， $d(x_i, y_i)$  为欧式距离， $x_i, y_i$  分别为像平面目标真实位置及其估计值。OSPA 值越小，表明目标数目和状态估计越准确。

表 1 SMC 多伯努利滤波器参数设置

Tab. 1 Parameters of SMC multi-Bernoulli filter

参数项	数值	参数项	数值
单轨迹假设		OSPA 阶数	1
最小粒子个数	2 000	OSPA 截断参数	50
单轨迹假设		目标删除门限	$10^{-7}$
最大粒子个数	3 000	$Th_{low}$	
新生目标	0.03	目标合并门限	3
存在概率		$Th_{merge}$	
新生目标	5	目标提取门限	0.5
状态噪声方差		$Th_{target}$	
新生目标	0.5		
观测噪声方差			

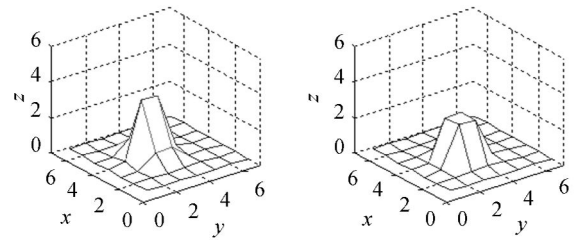
在本文测试场景中，序列长为 30 帧，帧间间隔为 1 s，图像大小为 1 000 pixel × 1 000 pixel。在第 1 帧生成 3 个匀速直线运动目标，一直维持到序列结束；在第 20 帧另生成 3 个目标，同样作匀速直线运动。即在 1~19 帧中同时存在 3 个点目标，20~30 帧中同时存在 6 个点目标。设定光学系统的扩散系数为 1，图像噪声是方差为 1 的高斯白噪声。像平面坐标系同第 2.1 节所示，其中过采样的像元尺度  $\Delta=2$ ，单采样的像元尺度为过采样的一半，即  $\Delta=1$ 。SMC 多伯努利滤波器的具体参数设置如表 1 所示。

仿真测试所用软件为 Matlab 2010(a)，硬件配置为 2.8GHz Intel i5 双核处理器、4GB 内存 PC 机。

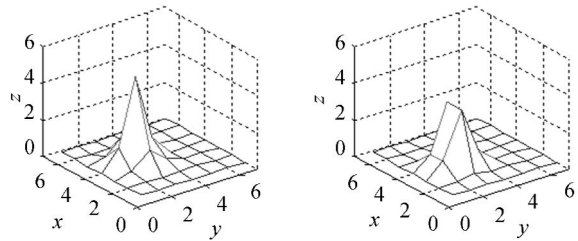
#### 4.1 多单采样等效观测验证

过采样像元初始排列顺序和像平面坐标系如图 2(a)所示，对应的 4 个单采样等效观测过程如图 5 所示。对能量为 10，扩散系数为 1 的点目标

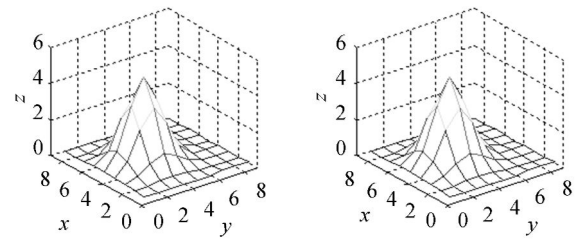
进行成像。



(a) 第 1 个单采样传感器的观测结果  
(b) 第 2 个单采样传感器的观测结果  
(a) Results of the 1st single-sampling sensor  
(b) Results of the 2nd single-sampling sensor



(c) 第 3 个单采样传感器的观测结果  
(d) 第 4 个单采样传感器的观测结果  
(c) Results of the 3rd single-sampling sensor  
(d) Results of the 4th single-sampling sensor



(e) 4 个单采样传感器的合并结果  
(f) 过采样传感器的观测结果  
(e) Union results of 4 single-sampling sensors  
(f) Results of oversampling sensor

图 7 多单采样等效观测验证

Fig. 7 Verification of multiple single-sampling observation

4 个单采样等效观测的成像结果如图 7(a)~(d)所示，4 个单采样等效观测拼成的等效过采样成像结果如图 6(e)所示，由式(2)产生的过采样

成像结果如图 6(f)所示,经比较发现二者一致,这也验证了多单采样等效观测的有效性。

### 4.2 过采样检测前跟踪性能测试

利用 2.1 节介绍的成像过程生成测试序列。图 8 展示了当信噪比为 3 时,测试序列的第 1 帧中 3 个点目标在像平面中的形态,由于目标能量较小,目标已淹没在噪声中。

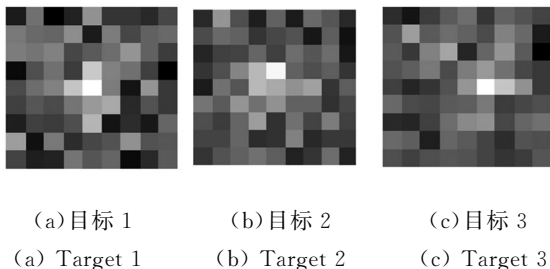
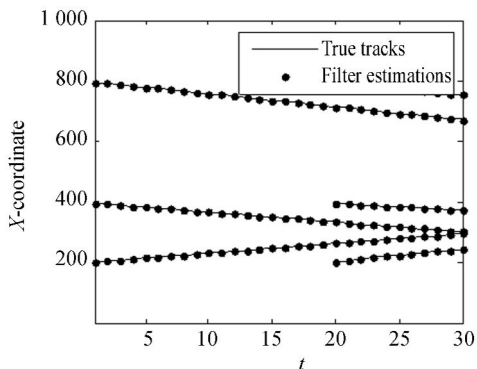


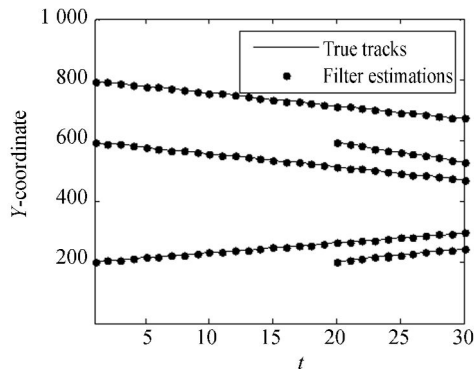
图 8 SNR=3 时测试序列中第 1 帧中的 3 个目标

Fig. 8 Three targets in the 1st frame for test sequence with SNR of 3



(a) X 坐标结果

(a) Results of X-coordinate



(b) Y 坐标结果

(b) Results of Y-coordinate

图 9 SNR=3 时的估计结果

Fig. 9 Estimation results of a test sequence at SNR=3

采用本文算法所得的目标横纵坐标如图 9 (a)、(b)所示。RMSE 如图 10 所示,经计算平均 RMSE 约为 0.25 pixel。从本次测试结果可看出,本文算法能够对多个点目标实现检测跟踪,目标状态估计精度满足在实际应用中目标检测跟踪的需求。

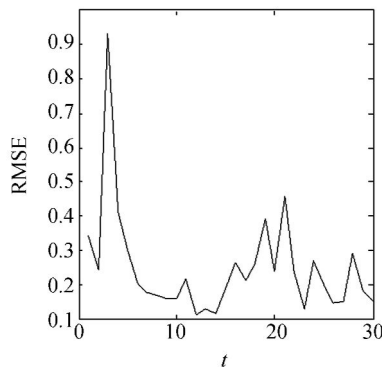


图 10 SNR=3 时的 RMSE

Fig. 10 RMSE at SNR=3

为了进一步验证本文方法的性能,采用蒙特卡罗方法在不同信噪比条件下进行性能测试。每种信噪比条件下,蒙特卡罗次数设为 50 次。统计结果如图 11 所示,随着信噪比的降低,目标状态估计的平均 OSPA 误差逐渐增大;当信噪比分别为 4 和 3 的,平均 OSPA 误差均小于等于 0.5;当信噪比降为 2 时,平均 OSPA 误差较高,大于 12,这是由于已出现目标漏检。

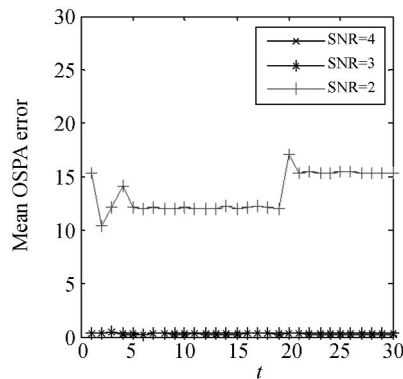


图 11 不同信噪比下平均 OSPA 误差统计

Fig. 11 Statistical results of mean OSPA error at different SNRs

### 4.3 与单采样检测前跟踪性能比较

将本文方法与单采样条件下点目标检测前跟踪进行性能比较。单采样条件下采用文献[12]中

介绍的多伯努利滤波器。在噪声方差为 1 的情况下,测试目标能量  $T$  分别为 30、20、15 时单采样检测前跟踪性能和目标能量  $T$  分别为 10、7、5 时

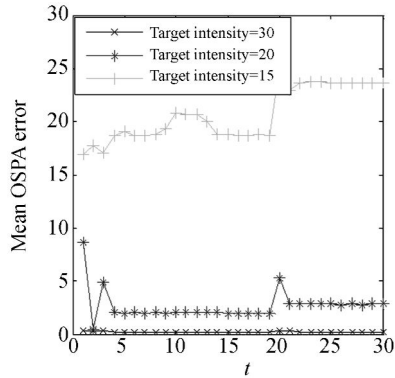


图 12 单采样检测前跟踪性能统计

Fig. 12 Statistical results of single-sampling track-before-detect at different target intensities

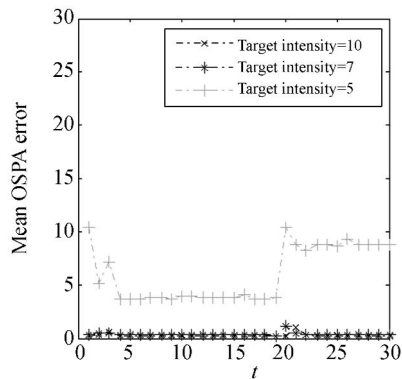


图 13 过采样检测前跟踪性能统计

Fig. 13 Statistical results of oversampling track-before-detect at different target intensities

过采样检测前跟踪性能。每种情况下蒙特卡罗次数均为 50 次,统计的平均 OSPA 误差如图 12 和图 13 所示。从图中可看出,在单采样条件下,当目标能量低于 20 时,漏检现象严重,导致平均 OSPA 误差增大。与之相比,过采样条件下,目标能量大于 7 时都能有效地检测和跟踪目标。这是由于在过采样体制下,相同目标的每个像元都能够收集到更多的目标信号,有利于提高目标在图像中的信噪比。同时,时间和空间过采样也增加了观测次数,达到了多传感器同时观测的效果。

## 5 结 论

时空过采样体制是提高点目标探测能力的新途径,但目前对时空过采样体制下成像模型和点目标检测前跟踪方法的研究较少。本文首先对时空过采样体制下的成像过程进行了分析和建模,并将其等效建模为多单采样线阵同时观测的过程。然后,根据这一等效模型,将基于多伯努利滤波器的检测前跟踪方法应用于过采样场景。最后,通过仿真实验验证了本文算法的有效性。在仿真实验中,对本文算法在不同图像信噪比条件下的性能进行了蒙特卡罗测试。统计结果表明本文方法能够在图像信噪比  $\geq 3$  的情况下有效检测跟踪点目标,目标状态估计误差  $\leq 0.25$  pixel。与单采样检测前跟踪方法的性能比较表明,本文方法能够更好地收集目标能量,在点目标探测领域有广阔的应用前景。考虑到多伯努利滤波器的序贯蒙特卡罗实现计算量较大,下一步的工作将研究如何构建相应的软硬件实时实现平台。

## 参考文献:

- [1] 薛永宏,安玮,张涛,等. 采用扩展 MRF 的红外目标自适应检测方法 [J]. 红外与激光工程, 2013, 42(8): 2288-2293.  
XUE Y H, AN W, ZHANG T, et al.. Adaptive detection method for infrared target using extended MRF [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(8): 2288-2293. (in Chinese)
- [2] 刘可辉,王晓蕊,张卫国. 红外点目标成像信噪比建模分析 [J]. 红外与激光工程, 2014, 43(7): 2143-2147.  
LIU K H, WANG X R, ZHANG W G. Modeling

- and analysis on SNR of infrared point target [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(7): 2143-2147. (in Chinese)
- [3] XIONG Y, PENG J X, DING M Y, 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.
- [4] PETRIE G. The future detection of the spot programme [J]. *GEOinformatics*, 2001, 4: 12-17.
- [5] SCHMETZ J, PILI P, TJEMKES S. An introduction to meteosat second generation (MSG) [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*,

- 2002,83(9):1271.
- [6] 王世涛,张伟,金丽花,等. 基于时-空过采样系统的点目标检测性能分析 [J]. 红外与毫米波学报, 2013, 32(1): 68-72.  
WANG SH T, ZHANG W, JIN L H, *et al.*. Point target detection based on temporal-spatial over-sampling system [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2013, 32(1): 68-72. (in Chinese)
- [7] CASEY E J, KAFESJIAN S L. Infrared sensor modeling for improved system design [C]. *Infrared Imaging Systems: Design, Analysis, Modeling and Testing VII*, 1996, 2743:23-34.
- [8] 张伟,孟祥龙,丛明煜,等. 天基红外扫描图像点目标检测算法 [J]. 红外与激光工程, 2009, 38(5): 921-925.  
ZHANG W, MENG X L, CONG M Y, *et al.*. Algorithm of space point target detection for IR scan images [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2009, 38(5): 921-925. (in Chinese)
- [9] 靳永亮,王延杰,刘艳滢,等. 红外弱小目标的分割预检测 [J]. 光学精密工程, 2012, 20(1): 171-178.  
JIN Y L, WANG Y J, LIU Y Y, *et al.*. Pre-detection method for small infrared target [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(1): 171-178. (in Chinese)
- [10] 孟祥龙,张伟,丛明煜,等. 天基红外图像的点目标检测 [J]. 光学精密工程, 2010, 18(9): 2094-2100.  
MENG X L, ZHANG W, CONG M Y. Detection of point targets in space-based infrared images [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(9): 2094-2100. (in Chinese)
- [11] VO B T, VO B N, CANTONI A. The cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli filter and its implementations [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(2): 409-423.
- [12] VO B N, VO B T, PHAM N T, *et al.*. Joint detection and estimation of multiple objects from image observations [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(10): 5129-5141.
- [13] 董玉翠,陈凡胜,苏晓锋,等. 时空过采样系统及其在点目标检测中的性能仿真 [J]. 光学精密工程, 2014, 22(9): 2498-2507.  
DONG Y C, CHEN F SH, SU X F, *et al.*. Temporal-spatial oversampling system and its performance analysis in point target detection [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(9): 2498-2507. (in Chinese)
- [14] MACUMBER D, GADALETA S, FLOYD A, *et al.*. Hierarchical closely-spaced object (CSO) resolution for IR sensor surveillance [C]. *Proc. of SPIE on signal and data processing of small targets*, 2005, 5913:91304.
- [15] RISTIC B, VO B, CLARK D, *et al.*. A metric for performance evaluation of multi-target tracking algorithms [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(7): 3452-3457.

#### 作者简介:



李 森(1988—),男,山东潍坊人,博士研究生,2012年于国防科技大学获得硕士学位,主要从事红外弱小目标检测、跟踪和识别。E-mail: lm8866@nudt.edu.cn