

推扫型光学传感器的目标联合检测跟踪算法

张寅生¹, 盛卫东^{2*}, 安玮², 刘昆¹

(1. 国防科技大学 航天科学与工程学院, 湖南 长沙 410073;
2. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:为了从扫描图像序列中检测弱小运动目标并对其状态参数进行估计,提出一种基于随机有限集理论的目标联合检测跟踪算法.根据推扫型光学传感器的扫描特性,建立目标在像平面的运动模型和测量模型.将目标状态和量测数据描述为随机有限集合,将目标的联合检测跟踪问题建模为目标状态集的贝叶斯最优估计问题,并依据随机有限集理论推导出贝叶斯滤波的预测和更新表达式.从算法实现的角度,利用高斯混合技术实现算法的递推滤波.仿真结果表明,该算法适应杂波的能力强,对漏检的影响更小,可以有效完成推扫型光学传感器的目标检测跟踪任务.

关键词:推扫型光学传感器;随机有限集;联合检测跟踪;高斯混合
中图分类号:TN911.7 **文献标识码:**A

Joint target detection and tracking algorithm for shave-scan optical sensor

ZHANG Yin-Sheng¹, SHENG Wei-Dong^{2*}, AN Wei², LIU Kun¹

(1. College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
2. School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: A random finite sets (RFS) theory based joint detection and tracking algorithm was proposed for detecting dim small moving target and estimating its state parameters from scan image sequences. By analyzing the scan characteristics of shave-scan optical sensor, a target dynamic model and observation model were established, respectively. Then target state and measurements was described as a RFS variable. The joint detection and tracking problem was modeled as a Bayesian optimal estimation problem. Prediction and updating formulas of this algorithm were derived using RFS theory. The algorithm implementation problem was taken into account. A Gaussian mixture (GM) implementation is presented. Simulation results show that this algorithm can depress clutters strongly while has small influence on missing detections. It can accomplish the target detection and tracking task efficiently for shave-scan optical sensor.

Key words: shave-scan optical sensor, random finite set, joint detection and tracking, Gaussian Mixture
PACS: 42.30.Va

引言

推扫型光学传感器具有视场大、覆盖范围宽等优点,在军用和民用领域得到了广泛应用,如红外搜索跟踪系统、天基跟踪监视系统等^[1].由于传感器通常距离目标较远,面临的是信噪比低、杂波密度高、背景复杂的环境,其像平面内的弱小运动目标检

测与跟踪问题一直是研究的热点和难点.

目标检测旨在从图像序列中判断目标是否存在,目标跟踪则是对已存在目标的位置、速度等状态参数进行估计.目标检测与目标跟踪在传统上被作为两个独立的问题分别考虑,并且都取得了大量研究成果^[2-3],前者如M/N逻辑法、Hough变换法等,后者如最近邻方法(Nearest Neighbor, NN)、概率数

收稿日期:2013-10-28,修回日期:2014-09-08

基金项目:中国国防科技预研项目(9140A22030111KG01)

Foundation items: Supported by Chinese Defense Advance Research Program of Science and Technology(9140A22030111KG01)

作者简介 (Biography):张寅生(1974-),男,江苏姜堰人,国防科技大学博士研究生,主要研究领域为飞行器总体设计与分析. E-mail: zzyyss7495@sina.com

* **通讯作者 (Corresponding author):** E-mail: shengweidong1111@sohu.com

Received date: 2013-10-28, **revised date:** 2014-09-08

据关联方法(Probability Data Association, PDA)等。在弱信噪比条件下,目标检测和跟踪倾向于联合进行,即通过降低单帧检测门限使弱小目标在每一帧尽可能被探测得到,然后利用目标和杂波在时域、空域上的差异性,通过多帧数据关联,从而实现目标的存在性以及状态参数的联合估计,典型方法如积分概率数据关联方法(Integrated PDA, IPDA)^[4]、多假设跟踪方法(Multiple Hypothesis Tracking, MHT)^[3]、最大似然概率数据关联方法(Maximum Likelihood PDA, ML-PDA)^[5]等。然而,由于上述算法依赖于复杂的数据关联技术,因此算法性能必将受到数据关联误差的影响。

与基于数据关联的方法不相同,Mahler 基于随机有限集(Random Finite Set, RFS)理论,首次为多源多目标信息融合提供了一种系统的贝叶斯建模框架,可以回避数据关联问题,也避免了数据关联误差对算法性能的影响,该理论为目标检测、目标跟踪、传感器调度、分布式融合等问题提供了一种统一的、科学的、纯贝叶斯的最优处理方法^[6]。近年来,随着目标密度函数矩近似技术的提出^[7,8],将 RFS 理论应用于多目标跟踪领域已越来越受到国内外学者的重视^[9-13]。文献[14]即提出利用高斯混合概率假设密度滤波器(Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density, GM-PHD)来解决扫描型光学传感器的像平面多目标跟踪问题。然而,PHD 滤波器由于仅递推目标密度函数的一阶矩,忽略了高阶矩信息,在低信噪比条件下跟踪精度易受影响^[7]。在天基光学监视系统中,探测对象为具有高温尾焰信号的弹道导弹、运载火箭等目标,这类目标在时间、空间上通常难以形成密集多目标环境,而是单目标情况,因此光学传感器上的单目标检测跟踪问题较普遍^[2,3]。本文结合这一应用需求,尝试基于 RFS 理论来推导目标联合检测跟踪算法的严格递推公式,包含目标密度函数的全部信息,以提高低信噪比条件下的目标跟踪性能。文章最后进行了 Monte Carlo 仿真,并与传统基于数据关联的 IPDA 算法以及 GM-PHD 进行了性能对比,对比结果验证了本文算法的性能优势。

1 推扫型光学传感器的目标运动模型和测量模型

推扫型光学传感器通过扫描镜的往返摆动,实现对特定区域的覆盖,如图 1 所示。

1.1 推扫模式下的目标运动模型

传感器的扫描周期记为 T_s ;第 k 帧中,状态变量

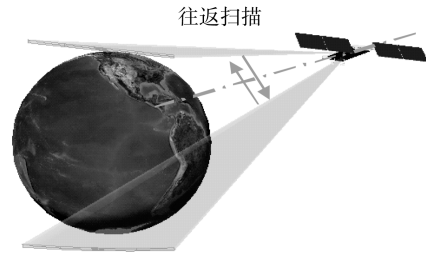


图 1 推扫模式示意图

Fig. 1 Sketch of shave-scan type

记为 $\mathbf{x}_k = (t'_k, \tilde{\mathbf{x}}_k^T)^T$, t'_k 为目标被扫描的时刻, $\tilde{\mathbf{x}}_k = (x_k, y_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k)^T$ 为 t'_k 时刻位置速度矢量, $k \cdot T_s \leq t'_k < (k+1) \cdot T_s$ 。

下面推导状态变量 \mathbf{x}_k 的运动模型。通常情况下,目标在像平面的运动假定为匀速运动^[14],即

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k+1} = F_k(\Delta)\tilde{\mathbf{x}}_k + C_k(\Delta)\mathbf{w}_a \quad (1)$$

其中, $\Delta = t'_{k+1} - t'_k$ 为目标前后两帧被扫描到的时间间隔; $F_k(\Delta)$ 为状态转移矩阵。 $C_k(\Delta)\mathbf{w}_a$ 可以整

体考虑,其协方差矩阵为 $\tilde{\mathbf{Q}}_k = \sigma_a^2 \begin{pmatrix} \frac{\Delta^4}{4} \mathbf{1}_2 & \frac{\Delta^3}{2} \mathbf{1}_2 \\ \frac{\Delta^3}{2} \mathbf{1}_2 & \Delta^2 \mathbf{1}_2 \end{pmatrix}$, σ_a

为加速度噪声。

对于推扫型光学传感器,帧间扫描间隔 Δ 与扫描的去程和回程有关,不失一般性,假设 k 为偶数时表示去程,为奇数时表示回程,下面结合推扫特性,对 Δ 分别求解。

● k 为偶数情况

根据以上假设可知,第 k 帧为去程扫描,第 $k+1$ 帧为回程扫描。线阵通常假定为匀速推扫,本文忽略线阵反转的时延。假设线阵在推扫方向(也就是 Y 轴方向)的视场宽度为 FOV_{in} , Y 轴范围为 $\left(-\frac{FOV_{in}}{2}, \frac{FOV_{in}}{2}\right)$,则 t'_k, t'_{k+1} 的表达式为:

$$\begin{cases} t'_k = k \cdot T_s + \frac{T_s}{FOV_{in}} \cdot \left(y_k + \frac{FOV_{in}}{2}\right) \\ t'_{k+1} = (k+1) \cdot T_s + \frac{T_s \cdot \left(\frac{FOV_{in}}{2} - y_{k+1}\right)}{FOV_{in}} \end{cases} \quad (2)$$

结合式(1)、式(2),推导后可得,

$$\Delta \cong T_s \left(1 - \frac{2y_k}{FOV_{in}}\right) \quad (3)$$

● k 为奇数情况

求解 Δ 的方法与 k 为偶数时相同,下面只给出推导结果。

$$\Delta \cong T_s \left(1 + \frac{2y_k}{FOV_{in}} \right), \quad (4)$$

综合式(3)、式(4),则

$$\Delta = \begin{cases} T_s \left(1 - \frac{2y_k}{FOV_{in}} \right), k \text{ 为偶数} \\ T_s \left(1 + \frac{2y_k}{FOV_{in}} \right), k \text{ 为奇数} \end{cases}, \quad (5)$$

将式(5)代入式(1),可以得到推扫模式下状态变量 \mathbf{x}_k 的最终运动模型.

$$\begin{cases} t'_{k+1} = t'_k + \Delta + w_t \\ \tilde{\mathbf{x}}_{k+1} = F_k(\Delta)\tilde{\mathbf{x}}_k + C_k(\Delta)\mathbf{w}_a \end{cases}, \quad (6)$$

其中, w_t 为时间转移误差,均方根为 σ_{t_s} .

1.2 推扫模式下的测量模型

本文考虑的像平面量测是以一定概率检测到的目标量测,以及以一定过门限率得到的虚警(或杂波).第 k 帧中,量测数据包括位置 \tilde{z}_k 和扫描到该位置的时刻 t_k ,记为 $\mathbf{z}_k = (t_k, \tilde{z}_k^T)^T$.对于任意一个量测 \mathbf{z}_k ,既可能源于目标,也可能源于杂波.

如果 \mathbf{z}_k 源于目标,则测量方程为

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{n}_k, \quad (7)$$

其中, \mathbf{H} 为测量矩阵; \mathbf{n}_k 为测量噪声,假设服从零均值高斯分布,协方差阵为 $\mathbf{R}_k = \text{diag}(\sigma_t^2, \sigma_x^2, \sigma_y^2)$, σ_t 、 σ_x 和 σ_y 分别为时间测量误差、X 方向和 Y 方向位置测量误差的标准差.

杂波在观测区域内通常假定服从均匀分布,杂波个数服从泊松分布^[3,6-8].记 V 为观测区域的面积,则杂波量测 \mathbf{z} 的似然函数为

$$c(\mathbf{z}) = \frac{1}{V}, \quad (8)$$

观测区域内杂波个数为 m_n 的概率为

$$P\{m_n\} = e^{-\lambda V} \frac{(\lambda V)^{m_n}}{m_n!}, m_n = 0, 1, \dots, \quad (9)$$

其中, λ 为杂波强度.在光学传感器像平面内, $\lambda = \frac{P_F}{L^2}$,其中 P_F 为过门限率, L 为像素尺寸.在此取一个像素为一个标准单位,则 $\lambda = P_F$.

2 基于 RFS 理论的目标联合检测跟踪算法

基于 RFS 理论的目标联合检测跟踪算法本质上属于最优贝叶斯滤波算法.记 $f_{k|k-1}(X|X')$ 是目标的状态转移密度, $g_k(Z_k|X)$ 是目标的似然函数,贝叶斯滤波为^[7]:

$$f_{k|k-1}(X|Z^{(k-1)}) = \int \left\{ f_{k|k-1}(X|X') \cdot f_{k-1|k-1}(X'|Z^{(k-1)}) \right\} \delta X', \quad (10)$$

$$f_{k|k}(X|Z^{(k)}) = \frac{g_k(Z_k|X) \cdot f_{k|k-1}(X|Z^{(k-1)})}{\int g_k(Z_k|X) f_{k|k-1}(X|Z^{(k-1)}) \delta X}. \quad (11)$$

X_k 一旦求出,即可获得第 k 帧的目标个数以及每一个目标的状态.

本节利用 RFS 统计理论,对推扫型光学传感器的目标联合检测跟踪算法进行理论推导.令 RFS $X = \emptyset$ 表示目标不存在, $X = \{\mathbf{x}\}$ 表示目标存在,且状态为 \mathbf{x} ,则目标的联合检测跟踪问题等同于对 X 的求解问题.关键是对目标状态和量测数据建模为 RFS 模型.

2.1 推扫模式下的目标运动模型

记第 $k-1$ 帧的目标状态集为 Ξ_{k-1} , X_{k-1} 是 Ξ_{k-1} 的一个实现,在单目标情况下,有

$$X_{k-1} = \{\mathbf{x}_{k-1}\} \cap \emptyset^{p_{k-1}}, \quad (12)$$

其中 p_{k-1} 为第 $k-1$ 帧的目标存在概率;如果目标存在,则 \mathbf{x}_{k-1} 表示其状态; \emptyset^p 是一个离散型的 RFS,定义为:

$$\Pr(\emptyset^p = T) = \begin{cases} 1 - p, \text{ if } T = \emptyset \\ p, \text{ if } T = X \end{cases}. \quad (13)$$

第 $k-1$ 帧预测以后,目标状态集 $\Xi_{k|k-1}$ 可以建模为:

$$\Xi_{k|k-1} = \begin{cases} S_k(X_{k-1}), \text{ if } X_{k-1} = \{\mathbf{x}_{k-1}\} \\ \Gamma_k, \text{ if } X_{k-1} = \emptyset \end{cases}, \quad (14)$$

其中, $S_k(X_{k-1})$ 表示从第 $k-1$ 帧预测的目标状态集; Γ_k 表示在第 k 帧重新进入探测范围的目标状态集. $S_k(X_{k-1})$ 、 Γ_k 分别如下:

$$S_k(X_{k-1}) = \left\{ \varphi_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) \right\} \cap \emptyset^{p_S(\mathbf{x}_{k-1})}, \quad (15)$$

$$\Gamma_k = \{\mathbf{x}_{b,k}\} \cap \emptyset^{p_B}, \quad (16)$$

式(15)中, $\varphi_{k-1}(\cdot)$ 为目标的状态转移方程,见式(6); $p_S(\cdot)$ 为目标保持概率;式(16)中, $\mathbf{x}_{b,k}$ 为目标重新进入探测范围以后的状态, p_B 为重新进入的概率.

利用文献[6]介绍的 RFS 统计学理论构造信任质量函数 $\beta_{k|k-1}(S|X_{k-1})$,在此基础上即可求解目标的状态转移密度 $f_{k|k-1}(X|X_{k-1})$.下面只给出 $f_{k|k-1}(X|X_{k-1})$ 的推导结果,其中 $f_{k|k-1}(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1})$ 为传统的单目标状态转移密度, $b_k(\mathbf{x}_k)$ 为目标重新进入探测范围后的状态分布密度.

$$f_{k|k-1}(X|\{\mathbf{x}_{k-1}\}) = \begin{cases} 1 - p_S(\mathbf{x}_{k-1}), \text{ if } X = \emptyset \\ p_S(\mathbf{x}_{k-1}) f_{k|k-1}(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}), \text{ if } X = \{\mathbf{x}_k\} \end{cases}, \quad (17)$$

$$f_{klk-1}(X|\emptyset) = \begin{cases} 1 - p_B, & \text{if } X = \emptyset \\ p_B b_k(\mathbf{x}_k), & \text{if } X = \{\mathbf{x}_k\} \end{cases} \quad (18)$$

2.2 基于 RFS 理论的测量模型

记第 k 帧的测量集为 Σ_k , 则 Σ_k 可以建模为,

$$\Sigma_k = Y_k(X_k) \cup C_k \quad (19)$$

其中, $Y_k(X_k)$ 表示第 k 帧中来自于目标的量测集, C_k 表示第 k 帧中来自于杂波的量测集. 通常情况下, C_k 假定服从泊松分布, 且与目标量测不相关; 在单目标情况下, $Y_k(X_k)$ 为:

$$Y_k(X_k) = \{h_k(\mathbf{x}_k)\} \cap \emptyset^{p_D(\mathbf{x}_k)} \quad (20)$$

其中, $h_k(\cdot)$ 为目标的测量方程, 见式(7); $p_D(\cdot)$ 为目标检测概率.

与运动模型的分析思路类似, 测量模型中需要通过构造信任质量函数 $\beta_{klk}(S|X_k)$ 来求解目标的似然函数 $g_k(Z|X_k)$, 下面只给出 $g_k(Z|X_k)$ 的推导结果, 其中 $L_z(\mathbf{x}_k)$ 为传统的单目标似然函数, λ 为杂波强度, V 为观测区域的面积, $c(z)$ 为杂波的空间分布密度, 见式(8).

$$g_k(Z|\{\mathbf{x}_k\}) = e^{-\lambda \left(\prod_{z \in Z} \lambda c(z) \right)} \begin{pmatrix} 1 - p_D(\mathbf{x}_k) + \\ p_D(\mathbf{x}_k) \sum_{z \in Z} \frac{L_z(\mathbf{x}_k)}{\lambda V c(z)} \end{pmatrix} \quad (21)$$

$$g_k(Z|\emptyset) = e^{-\lambda \left(\prod_{z \in Z} \lambda V c(z) \right)} \quad (22)$$

2.3 基于 RFS 的贝叶斯滤波

贝叶斯滤波即递推求解 $f_{klk}(X|Z^{(k)})$, 本质是递推求解目标的存在概率 p_{klk} 以及后验概率密度 $f_{klk}(\mathbf{x})$ [6], 具体如下:

$$\dots \rightarrow \begin{matrix} p_{k-1|k-1} & \text{prediction} & p_{k|k-1} & \text{update} & p_{k|k} & \rightarrow \dots \\ f_{k-1|k-1}(\mathbf{x}) & \rightarrow & f_{k|k-1}(\mathbf{x}) & \rightarrow & f_{k|k}(\mathbf{x}) & \rightarrow \dots \end{matrix} \quad (23)$$

记第 $k-1$ 帧的更新结果为 $f_{k-1|k-1}(X|Z^{(k-1)})$, 目标存在概率为 $p_{k-1|k-1}$, 目标状态的后验概率密度为 $f_{k-1|k-1}(\mathbf{x})$. 将式(17)、式(18)代入式(10), 根据集合积分的定义, 则

$$f_{klk-1}(X|Z^{(k-1)}) = \int f_{klk-1}(X|X') f_{k-1|k-1}(X'|Z^{(k-1)}) \delta X' \\ = \begin{cases} (1 - p_{k-1|k-1})(1 - p_B) + \\ p_{k-1|k-1} \int (1 - p_S(\mathbf{x}')) f_{k-1|k-1}(\mathbf{x}') d\mathbf{x}', & \text{if } X = \emptyset \\ (1 - p_{k-1|k-1}) p_B b_k(\mathbf{x}) + \\ p_{k-1|k-1} \int \left\{ p_S(\mathbf{x}') f_{k-1|k-1}(\mathbf{x}') \cdot \right. \\ \left. f_{klk-1}(\mathbf{x}|\mathbf{x}') \right\} d\mathbf{x}', & \text{if } X = \{\mathbf{x}\} \end{cases} \quad (24)$$

因此, 预测的目标存在概率 p_{klk-1} 为:

$$p_{klk-1} = \int f_{klk-1}(\{\mathbf{x}\} | Z^{(k-1)}) d\mathbf{x} \\ = (1 - p_{k-1|k-1}) p_B + \quad (25)$$

$$p_{k-1|k-1} \int p_S(\mathbf{x}') f_{k-1|k-1}(\mathbf{x}') d\mathbf{x}'$$

预测的目标状态概率密度 $f_{klk-1}(\mathbf{x})$ 为:

$$f_{klk-1}(\mathbf{x}) = \frac{f_{klk-1}(\{\mathbf{x}\} | Z^{(k-1)})}{\int f_{klk-1}(\{\mathbf{x}\} | Z^{(k-1)}) d\mathbf{x}} \\ = \frac{(1 - p_{k-1|k-1}) p_B b_k(\mathbf{x})}{p_{klk-1}} + \quad (26) \\ \frac{p_{k-1|k-1} \int p_S(\mathbf{x}') f_{k-1|k-1}(\mathbf{x}') f_{klk-1}(\mathbf{x}|\mathbf{x}') d\mathbf{x}'}{p_{klk-1}}$$

获得量测集 Z_k 以后, 将式(21)、式(22)和式(26)代入式(11)中, 则

$$f_{klk}(X|Z^{(k)}) \\ = \frac{g_k(Z_k|X) \cdot f_{klk-1}(X|Z^{(k-1)})}{\int g_k(Z_k|X) \cdot f_{klk-1}(X|Z^{(k-1)}) \delta X} \\ = \frac{e^{-\lambda \left(\prod_{z \in Z} \lambda c(z) \right)}}{\kappa} \begin{cases} 1 - p_{klk-1}, & \text{if } X = \emptyset \\ \xi(\mathbf{x}), & \text{if } X = \{\mathbf{x}\} \end{cases} \quad (27)$$

其中, κ 为归一化常数; $\xi(\mathbf{x}) = (1 - p_D(\mathbf{x}) + p_D(\mathbf{x}) \sum_{z \in Z} \frac{L_z(\mathbf{x})}{\lambda V c(z)}) p_{klk-1} f_{klk-1}(\mathbf{x})$.

因此, 更新的目标存在概率 p_{klk} 为:

$$p_{klk} = \frac{1 - f_{klk-1}[p_D] + \sum_{z \in Z} \frac{f_{klk-1}[p_D L_z]}{\lambda V c(z)}}{p_{klk-1} - f_{klk-1}[p_D] + \sum_{z \in Z} \frac{f_{klk-1}[p_D L_z]}{\lambda V c(z)}} \quad (28)$$

其中, $f_{klk-1}[p_D] = \int p_D(\mathbf{x}) f_{klk-1}(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$, $f_{klk-1}[p_D L_z] = \int p_D(\mathbf{x}) L_z(\mathbf{x}) f_{klk-1}(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$.

更新的目标状态概率密度 $f_{klk}(\mathbf{x})$ 为:

$$f_{klk}(\mathbf{x}) = \frac{\left(1 - p_D(\mathbf{x}) + p_D(\mathbf{x}) \sum_{z \in Z} \frac{L_z(\mathbf{x})}{\lambda V c(z)} \right) \cdot f_{klk-1}(\mathbf{x})}{1 - f_{klk-1}[p_D] + \sum_{z \in Z} \frac{f_{klk-1}[p_D L_z]}{\lambda V c(z)}} \quad (29)$$

获得 $f_{klk}(X|Z^{(k)})$ 以后即可联合估计目标的存在概率及状态参数. 具体如下:

首先判断目标的存在性. 如果 p_{klk} 大于某一个常数 τ ($0.5 < \tau < 1$), 则认为目标存在, 即

$$p_{klk} \underset{\text{target not exist}}{\overset{\text{target exist}}{\geq}} \tau, \quad (30)$$

其次估计目标状态. 如果判断目标存在, 则

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{klk}^{\text{MaM}} &= \arg \sup_{\mathbf{x}} f_{klk}(\{\mathbf{x}\} | Z^{(k)}) \\ &= \arg \sup_{\mathbf{x}} \left(\frac{1 - p_D(\mathbf{x}) + p_D(\mathbf{x}) \sum_{z \in Z} \frac{L_z(\mathbf{x})}{\lambda Vc(z)}}{1 - p_D(\mathbf{x}) + p_D(\mathbf{x}) \sum_{z \in Z} \frac{L_z(\mathbf{x})}{\lambda Vc(z)}} \right) \cdot f_{klk-1}(\mathbf{x}). \quad (31) \end{aligned}$$

注: 如果令 $p_{0|0}$ 、 $p_S(\mathbf{x})$ 和 $p_D(\mathbf{x})$ 均恒等于 1, 且没有杂波量测, 即 $C_k = \emptyset$, 则不难得出 p_{klk-1} 和 p_{klk} 也恒等于 1, 此时, 式(26)和式(29)退化为标准的贝叶斯滤波.

从上述推导过程可以看出, 新方法判断目标存在和进行目标跟踪是联合完成的, 而传统方法需要分前后两个阶段分别进行. 同时, 该方法不需要进行数据关联, 可以避免复杂的数据关联误差对算法性能的影响.

3 基于高斯混合的目标联合检测跟踪算法实现技术

式(25)、式(26)、式(28)和式(29)一起构成了目标联合检测跟踪算法的递推公式, 通常得不到闭式解, 本节利用 GM 技术解决算法的实现问题. GM 是指利用一组具有一定权重的高斯集来近似后验概率密度 $f_{klk}(\mathbf{x})$, 通过传播高斯集从而实现后验概率密度的迭代更新. 首先给出基本假设条件^[9-12].

● 目标保持概率、检测概率与目标状态无关, 且为常量, 即 $p_S(\mathbf{x}) = p_S$, $p_D(\mathbf{x}) = p_D$

● 目标重新进入探测范围后的状态分布密度 $b_k(\mathbf{x})$ 假定为 GM 模型

$$b_k(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{a_k} \beta_k^i N_{B_k^i}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_b^i), \quad (32)$$

其中, a_k 为高斯项个数, β_k^i 、 \mathbf{x}_b^i 和 B_k^i 分别为第 i 个高斯项的权重、均值和协方差阵.

● 运动模型和测量模型为线性高斯模型, 记为

$$f_{klk-1}(\mathbf{x} | \mathbf{x}') = N_{Q_{k-1}}(\mathbf{x} - \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}'), \quad (33)$$

$$L_z(\mathbf{x}) = N_{R_k}(z - \mathbf{H}_k \mathbf{x}), \quad (34)$$

其中, \mathbf{F}_{k-1} 为状态转移矩阵; \mathbf{H}_k 为测量矩阵; \mathbf{Q}_{k-1} 为过程噪声矩阵; \mathbf{R}_k 为测量噪声矩阵.

1) 预测: 假定第 $k-1$ 帧的目标存在概率为 $p_{k-1|k-1}$, 目标状态的后验概率密度为 $f_{k-1|k-1}(\mathbf{x})$, 且 $f_{k-1|k-1}(\mathbf{x})$ 为 GM 模型, 即

$$\begin{aligned} f_{k-1|k-1}(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^{n_{k-1|k-1}} \omega_{k-1|k-1}^i N_{P_{k-1|k-1}^i}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{k-1|k-1}^i) \\ &(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{k-1|k-1}^i), \quad (35) \end{aligned}$$

其中, $n_{k-1|k-1}$ 为第 $k-1$ 帧的高斯项个数; $\omega_{k-1|k-1}^i$ 、 $\mathbf{x}_{k-1|k-1}^i$ 和 $P_{k-1|k-1}^i$ 分别为第 i 个高斯项的权重、均值和协方差阵.

将式(35)代入式(25), 则 p_{klk-1} 为:

$$\begin{aligned} p_{klk-1} &= (1 - p_{k-1|k-1}) p_B + \\ &p_{k-1|k-1} p_S \sum_{i=1}^{n_{k-1|k-1}} \omega_{k-1|k-1}^i, \quad (36) \end{aligned}$$

将式(35)代入式(26), 并结合式(36), 则 $f_{klk-1}(\mathbf{x})$ 为:

$$\begin{aligned} f_{klk-1}(\mathbf{x} | Z^{(k-1)}) &= \sum_{j=1}^{a_k} \omega_{\beta, klk-1}^j N_{B_k^j}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_b^j) + \\ &\sum_{i=1}^{n_{k-1|k-1}} \omega_{S, klk-1}^i N_{P_{S, klk-1}^i}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{S, klk-1}^i), \quad (37) \end{aligned}$$

其中,

$$\begin{cases} \omega_{\beta, klk-1}^j = \frac{(1 - p_{k-1|k-1}) p_B \beta_k^j}{p_{klk-1}} \\ \omega_{S, klk-1}^i = \frac{p_{k-1|k-1} p_S \omega_{k-1|k-1}^i}{p_{klk-1}} \\ \mathbf{x}_{S, klk-1}^i = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1|k-1}^i \\ \mathbf{P}_{S, klk-1}^i = \mathbf{Q}_{k-1} + \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1|k-1}^i \mathbf{F}_{k-1}^T \end{cases}. \quad (38)$$

2) 更新: 将 $f_{klk-1}(\mathbf{x})$ 重新记为:

$$\begin{aligned} f_{klk-1}(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^{n_{klk-1}} \omega_{klk-1}^i N_{P_{klk-1}^i}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{klk-1}^i) \end{aligned} \quad (39)$$

当获得量测集 Z_k 以后, 将式(39)代入式(28), 则更新的 p_{klk} 为:

$$p_{klk} = \frac{1 - f_{klk-1}[p_D] + \sum_{z \in Z_k} \frac{f_{klk-1}[p_D L_z]}{\lambda Vc(z)}}{p_{klk-1}^{-1} - f_{klk-1}[p_D] + \sum_{z \in Z_k} \frac{f_{klk-1}[p_D L_z]}{\lambda Vc(z)}}, \quad (40)$$

其中,

$$f_{klk-1}[p_D] = p_D \sum_{i=1}^{n_{klk-1}} \omega_{klk-1}^i, \quad (41)$$

$$\begin{aligned} f_{klk-1}[p_D L_z] &= p_D \sum_{i=1}^{n_{klk-1}} \omega_{klk-1}^i N_{S_{klk-1}^i}(z - \mathbf{H}_k \mathbf{x}_{klk-1}^i) \\ &(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{klk-1}^i). \quad (42) \end{aligned}$$

式(42)中, $S_{klk-1}^i = \mathbf{H}_k P_{klk-1}^i \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k$.

将式(39)代入式(29), 则 $f_{klk}(\mathbf{x})$ 为:

$$\begin{aligned} f_{klk}(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^{n_{klk-1}} \omega_{klk}^i N_{P_{klk-1}^i}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{klk-1}^i) + \\ &\sum_{i=1}^{n_{klk-1}} \sum_{z_j \in Z_k} \omega_{klk}^{i,j} N_{P_{klk}^{i,j}}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{klk}^{i,j}), \quad (43) \end{aligned}$$

其中,

$$\left\{ \begin{array}{l} \omega_{klk}^i = \frac{(1 - p_D)\omega_{klk-1}^i}{\kappa'} \\ \mathbf{x}_{klk}^{i,j} = \mathbf{x}_{klk-1}^i + K_k^i \mathbf{v}^{i,j} \\ \mathbf{P}_{klk}^{i,j} = (\mathbf{I} - K_k^i \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{klk-1}^i \\ \omega_{klk}^{i,j} = \frac{p_D \omega_{klk-1}^i N_{S_{klk-1}^i}(\mathbf{v}^{i,j})}{\lambda V_c(\mathbf{z}_j) \kappa'} \\ K_k^i = \mathbf{P}_{klk-1}^i \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_{klk-1}^{-1} \\ \mathbf{v}^{i,j} = \mathbf{z}_j - \mathbf{H}_k \mathbf{x}_{klk-1}^i \\ \mathbf{S}_{klk-1}^i = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{klk-1}^i \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \\ \kappa' = 1 - f_{klk-1}[p_D] + \sum_{z \in Z_k} \frac{f_{klk-1}[p_D L_z]}{\lambda V_c(\mathbf{z})} \end{array} \right. \quad (44)$$

3) 高斯项管理及状态估计: 第 k 帧更新以后, 通常还需要采用高斯项裁减 (Pruning) 与合并 (Merging) 技术, 以限制高斯个数快速增长。

此后, 结合式 (30)、式 (31) 即可判断目标是否存在. 如果判断目标存在, 则权重最大对应的高斯项为目标状态的估计结果. 此外, 通过对每一个高斯项引入唯一的编号, 还可以保持航迹的延续性^[6].

4 仿真试验

仿真场景采用地球静止轨道卫星作为观测平台, 卫星位于 ($E100^\circ, N0^\circ$); 推扫型光学传感器的半视场宽度为 10° , 像元分辨率取 $20 \mu\text{rad}$, 扫描周期 T_s 取 6 s , 扫描方向如图 1. 由于扫描监视区域很广, 仿真中只考虑包含目标的部分区域, 如图 2 所示. 目标生成于第 3 帧, 结束于第 28 帧, 其中第 10 帧和第 20 帧由于遮挡未被探测到, 形成漏检。

目标运动模型和测量模型分别如式 (6)、式 (7) 所示, 运动模型中加速度噪声 σ_a 取 0.1 pixel/s^2 , 测

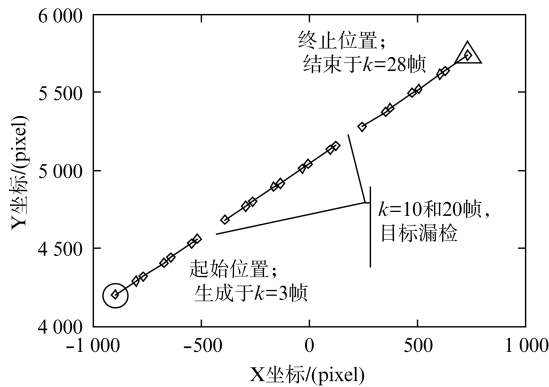


图 2 X-Y 平面的目标航迹, 开始、测量和结束时刻的位置分别为 \circ 、 \diamond 和 Δ

Fig. 2 Target track in x-y plane, start, detection and stop positions are shown by the symbols of \circ , \diamond and Δ , respectively

量模型中时间测量误差 σ_t 取 $100 \mu\text{s}$, 位置测量误差 σ_x 和 σ_y 取 1 pixel . 杂波模型假定为泊松模型, 杂波强度 $\lambda = 12.5 \times 10^{-6} \text{ pixel}^{-2}$, 该场景下 $V = 4 \times 10^6 \text{ pixel}^2$, 因此单帧的平均杂波数为 50。

在 GM 实现方式中, 目标检测概率 $p_D = 0.95$, 保持概率 $p_S = 0.98$, 重新被探测概率 $p_B = 0.2$, 判决门限 $\tau = 0.6$, 目标重新被探测后状态分布密度 $b_k(\mathbf{x}) = N_{B_k}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_b)$, $\mathbf{x}_b = (-900, 4200, 0, 0)^T$, $B_k = \text{diag}([20^2, 20^2, 15^2, 15^2])$, 最大高斯项个数 $J_{\max} = 100$, 高斯项裁减门限 $T_{\text{prune}} = 10^{-5}$, 高斯项合并门限 $T_{\text{merge}} = 4$ 。

在上述参数设置下, 利用 STK 软件获取目标被检测的时刻, 在此基础上生成目标的像平面位置, 并根据目标检测概率产生漏检, 根据过门限率产生杂波点. 图 3 给出了本文算法的一次仿真结果。

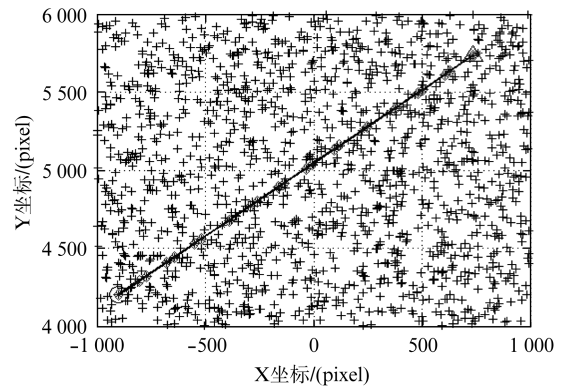


图 3 估计结果, “+”为杂波点, “◇”为测量的目标位置, “*”为估计的目标位置

Fig. 3 Results of simulation. “+” are clutters, “◇” are target detection positions, “*” are estimated positions

从图 3 可以看出, 该算法能够将目标从密集杂波中检测出来, 并在目标漏检时仍然对目标进行稳定、精确的跟踪。

下面采用 Monte Carlo 方法对算法进行性能仿真, 仿真次数取 200, 采用的性能评价指标是最优子模式指派 (Optimal Subpattern Assignment, OSPA) 统计量^[16,17]. OSPA 既可以反映各目标状态的估计误差, 又可以同时反映目标个数的估计误差, 其数值越小表示估计性能越高. OSPA 的定义如下:

$$\bar{d}_p^{(c)}(X, Y) = \begin{cases} 0, & m = n = 0 \\ \left(\frac{1}{n} \left(\min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^m d^{(c)}(x_i, y_{\pi(i)})^p + c^p(n-m) \right)^{1/p} \right), & m \leq n \\ \bar{d}_p^{(c)}(Y, X), & m > n \end{cases} \quad (45)$$

其中, $X = \{x_1, \dots, x_m\}$, $Y = \{y_1, \dots, y_n\}$; Π_n 表示 $\{1, \dots, n\}$ 上所有排列的集合; $d^{(c)}(x, y) = \min(c, d(x, y))$; $d(x, y) = \|x - y\|$ 为状态 x, y 之间的距离; p 为阶数, 用于惩罚目标状态参数的估计偏差; c 为截断参数, 用于惩罚目标个数的估计偏差. 仿真中, $p = 2, c = 10$ pixel.

为验证本文算法的性能优势, 与传统基于数据关联的 IPDA 算法^[4]以及基于 RFS 理论的一阶矩近似的 GM-PHD^[14,15]进行性能对比. 在上述参数设置下, 图 4 给出了三种算法的平均 OSPA 随时间的变化曲线.

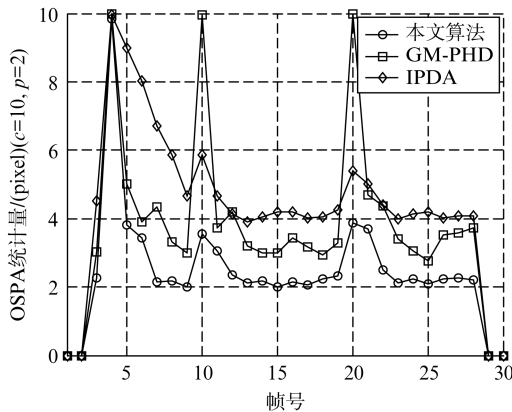


图 4 平均 OSPA 随时间的变化曲线

Fig. 4 Curve of averaged OSPA versus time

从图 4 可以看出, 本文算法的平均 OSPA 小于 GM-PHD, 进一步小于 IPDA. 原因是该算法的递推公式包含了目标密度函数的全部信息, 而 GM-PHD 仅包含了目标密度函数的一阶矩信息, 忽略了高阶矩信息, 因此该算法性能优于 GM-PHD, 而 IPDA 由于受数据关联误差的影响, 精度更低. 三种算法在第 3、第 4 帧的 OSPA 很大, 原因是目标在第 2 帧生成以后, 第 3、第 4 帧还处于轨迹初始阶段, OSPA 通常较大^[12-15]. 从第 5 帧开始, 本文算法和 GM-PHD 算法的 OSPA 迅速收敛, 即只需用 3~4 帧就可从复杂的杂波环境中检测出目标, 表明这两种算法均具有快速的目标检测能力. 目标在第 10 帧、第 20 帧由于遮挡未被探测到, 此时 GM-PHD 的误差迅速增大, 原因是 GM-PHD 忽略了目标密度函数的高阶矩信息以后, 导致目标个数估计易受漏检的影响, 结论与文献^[6]一致, 而本文算法仍然可以获得良好的性能.

下面进一步仿真分析目标漏检对算法性能的影响. 保持场景中其他参数不变, 当目标检测概率 p_D

分别取 0.6、0.7、0.8、0.9 时, 表 1 给出了 p_D 不同时的平均 OSPA 统计结果.

表 1 目标检测概率 p_D 不同时的平均 OSPA 对比

Table 1 Averaged OSPA against different target detection probability p_D

p_D	本文算法	GM-PHD	IPDA
	OSPA(pixel)	OSPA(pixel)	OSPA(pixel)
0.6	4.41	7.37	9.63
0.7	4.03	6.98	8.98
0.8	3.28	6.14	7.63
0.9	3.07	4.94	6.66

从表 1 可以看出, 在 p_D 相同的情况下, 本文算法的性能优于 GM-PHD, 进一步优于 IPDA, 原因与图 1 相同, 不重述. 该场景下, 当 p_D 从 0.9 降至 0.8 时, 本文算法的平均 OSPA 从 3.07 增加至 3.28, 仅增加了约 0.2, 而 GM-PHD 增加了约 1.2, IPDA 增加了约 1. 可见, 本文算法适应漏检的能力优于 GM-PHD 和 IPDA.

算法性能还受杂波密度的影响. 保持其他参数不变, 当杂波强度 λ 从 2.5×10^{-6} (pixel^{-2}) 逐渐增加到 50×10^{-6} (pixel^{-2}), 对应的单帧平均杂波数依次为 10、50、100、150 和 200, 表 2 给出了 λ 不同时的平均 OSPA. 同时, 为了对比算法计算效率, 表 2 还给出了平均单帧耗时的统计结果, 其中计算机配置为 Intel CPU 2.13 G, 内存 2 G, 仿真软件 Matlab (R2007b).

表 2 杂波密度 λ 不同时的平均 OSPA 及平均单帧耗时对比

Table 2 Average OSPA and time cost per frame against different clutter density λ

λ (pixel^{-2})	本文算法		GM-PHD		IPDA	
	OSPA (pixel)	单帧耗时 (s)	OSPA (pixel)	单帧耗时 (s)	OSPA (pixel)	单帧耗时 (s)
2.5×10^{-6}	2.16	0.13	3.62	0.28	3.92	0.06
12.5×10^{-6}	2.83	0.75	4.48	2.63	5.25	0.10
25.0×10^{-6}	3.14	2.06	4.58	9.64	7.29	0.15
37.5×10^{-6}	3.46	4.14	4.79	21.26	9.03	0.19
50.0×10^{-6}	3.63	6.28	4.99	41.62	9.65	0.23

从表 2 可以看出, 在 λ 相同的情况下, 本文算法的平均 OSPA 优于 GM-PHD, 进一步优于 IPDA. 当 λ 从 2.5×10^{-6} (pixel^{-2}) 增加到 50×10^{-6} (pixel^{-2}) 时, 本文算法的平均 OSPA 从 2.16 增加到 3.63, GM-PHD 从 3.62 增加到 4.99, 而 IPDA 从 3.92 增加到 9.65, IPDA 已基本失效. 可见, 本文算法和 GM-PHD 均具有较好的杂波适应能力, 而 IPDA 适应杂波的能力相对较弱. 原因是在强杂波环境下, IPDA 算法中的数据关

联误差较大,进而影响了算法性能.从计算效率的角度考虑,本算法的平均单帧耗时小于 GM-PHD,但大于 IPDA,原因是 GM-PHD 产生了可能一个以上目标的高斯项,本文算法产生了至多一个目标的高斯项,而 IPDA 始终只有一个高斯项,从高斯项个数的角度,GM-PHD 大于本文算法,远大于 IPDA,而高斯项个数与计算耗时密切相关.

5 结论

研究了推扫型光学传感器像平面的目标联合检测跟踪问题.结合扫描相机的推扫特性建立了目标运动模型和测量模型,基于 RFS 理论推导了目标联合检测跟踪算法的严格递推公式,并应用高斯混合技术实现了算法的递推滤波.由于该算法可以避免数据关联问题,因此相对于传统方法,可以避免数据关联误差对算法性能的影响.同时,该算法包含了目标密度函数的全部信息,而 GM-PHD 仅包含了一阶矩信息,因此该算法性能也优于 GM-PHD.仿真结果表明,该算法比 IPDA 算法具有更好的杂波适应能力,比 GM-PHD 具有更好的漏检适应能力.

考虑到天基光学跟踪监视系统主要为分布式多传感器系统,分布式的多传感器融合性能应比仅单传感器情况更高,因此,将该算法从单传感器推广到多传感器是下一步的研究内容.

References

- [1] LIU Xing. Air and Space Defense Information Systems and Integration Technology[M]. Beijing: National Defence Industry Press(刘兴.防空防天信息系统及其一体化技术.北京:国防工业出版社),2009: 36-41.
- [2] BAR-SHALOM Y, BLAIR W D. Multitarget-Multisensor Tracking Applications and Advances[M]. London: Artech House, 2000.
- [3] BLACKMAN S, POPOLI R. Design and Analysis of Modern Tracking Systems[M]. London: Artech House, 1999.
- [4] MUSICKI D, EVANS R, STANKOVIC S. Integrated probabilistic data association [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1994, **39**(6): 1237-1241.
- [5] CHUMMUN M R, BAR-SHALOM Y, KIRUBARAJAN T. Adaptive early-detection ML-PDA estimator for LO targets with EO sensors [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, **38**(2): 694-706.
- [6] MAHLER R. Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion[M]. London: Artech House, 2007.
- [7] MAHLER R. Multitarget bayes filtering via first-order multitarget moments [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, **39**(4): 1152-1178.
- [8] MAHLER R. PHD filters of higher order in target number [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, **43**(4): 1523-2543.
- [9] CARMÍ A, SEPTIER F, GODSILL S J. The Gaussian mixture MCMC particle algorithm for dynamic cluster tracking [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, **48**(10): 2454-2467.
- [10] GRANSTRÖM K, LUNDQUIST C, ÖRGÜNER U. Extended target tracking using a Gaussian Mixture PHD filter [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, **48**(4): 3268-3286.
- [11] PANSHA S A, BA-VGU Vo, TUAN H D, et al. A Gaussian mixture PHD filter for jump markov system models [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, **45**(3): 919-937.
- [12] POLLARD E, PLYER A, PANNETIER B, et al. GM-PHD filters for multi-object tracking in uncalibrated aerial videos[C]. Seattle: 12th International Conf. on Information Fusion, 2009: 1171-1178.
- [13] LIU W F, HAN C Z, LIAN F, et al. Multitarget state and track estimation for the probability hypothesis density filter [J]. *Journal of Electronics*, 2009, **26**(1): 2-12.
- [14] SHENG Wei-dong, XU Dan, ZHOU Yi-yu, et al. Gaussian-mixture probability hypothesis density filter based multitarget tracking algorithm for image plane of scanning optical sensor [J]. *Acta Aeronautica et astronautica sinica*(盛卫东,许丹,周一宇,等.基于高斯混合概率假设密度滤波的扫描型光学传感器像平面多目标跟踪算法.航空学报),2011, **32**(3): 497-506.
- [15] VO B N, MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2006, **54**(11): 4091-4104.
- [16] 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.
- [17] JUANG R, BURLINA P. Comparative performance evaluation of GM-PHD filter in clutter[C]. Seattle: 12th International Conf. on Information Fusion, 2009: 1195-1202.
- [5] Donoho D L. Compressed sensing[J]. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 2006, **52**(4): 1289-1306.
- [6] Hanxi L, Chunhua S, Qinfeng S. Real-time visual tracking using compressive sensing[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011, 1305-1312.
- [7] Zhang K,Zhang L, Yang M H. Real-time compressive tracking [C]. in *Computer Vision-ECCV*, 2012, Springer, 864-877.
- [8] Kong Jun, Tang Xinyi, Jiang Min. Object location technique for moving target based on multi-scale feature extraction[J]. *J. Infrared Millim. Waves*(孔军,汤心溢,蒋敏,基于多尺度特征提取的运动目标定位研究,红外与毫米波学报)2011, **30**(1): 21-26.
- [9] Lindeberg T. Scale-space theory: A framework for handling image structures at multiple scales [C]. in *Proc. CERN School of Computing*, 1996, 27-38.

(上接 105 页)