

基于卡尔曼滤波的弱小目标实时检测与跟踪

高建伟^a, 李 磊^a, 姚 睿^a, 孙瑾秋^b, 张艳宁^a

(西北工业大学 a. 陕西省语音与图像信息处理重点实验室; b. 精确制导与控制研究所, 西安 710129)

摘 要: 提出一种基于卡尔曼滤波的弱小目标实时检测与跟踪方法。计算每帧图像上所有星点到参考星点的距离, 利用目标与背景恒星运动特性上的差异检测出运动目标。针对漏检问题, 采用卡尔曼滤波算法估计目标在漏检帧上的位置, 通过对图像的重分割寻找丢失目标, 利用目标的运动信息建立连续的目标链。实验结果表明, 该方法能实现高检测率和低虚警率的实时检测。

关键词: 空间图像; 弱小目标; 星点距; 卡尔曼滤波; 实时检测; 目标匹配

Real-time Detection and Tracking for Dim-small Target Based on Kalman Filtering

GAO Jian-wei^a, LI Lei^a, YAO Rui^a, SUN Jin-qi^b, ZHANG Yan-ning^a

(a. Shaanxi Province Key Laboratory of Speech & Image Information Processing;

b. Institute of Precision Guidance and Control, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

【Abstract】 This paper presents a real-time detection and tracking method for dim-small target based on Kalman Filtering(KF). In adjoining frames same reference stars are selected and it calculates the distance of every star to the reference stars. Because the star points in the background have different movement from the targets, the true targets can be found from the stars. To solve the problem of targets loss, KF is used to forecast the position and the picture is segmented to find the lost target, and target chains are built with the movement stability. Experimental results show that the method can perfectly meet the requirements of the real-time space target detection with a high detection probability and a low false alarm rate.

【Key words】 space image; dim-small target; star distance; Kalman Filtering(KF); real-time detection; target matching

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.02.002

1 概述

弱小目标检测在智能检测等领域中有着广泛的应用。在远距离大视场成像系统中, 目标等成像对象在成像图像中只占有 1 个或几个像素, 在形态上呈点状, 且没有结构和纹理信息, 同时, 成像系统内的噪声和背景杂波干扰较强, 使得目标信号相对较弱, 容易被强噪声背景所淹没, 因此, 空间弱小目标^[1]的检测相对于传统目标检测存在诸多难点^[2]。

传统的目标检测方法大多针对大目标, 如帧间差分法^[3-4]、背景减除法以及光流法^[5-7]等。针对天文图像中的弱小目标检测问题, 因成像环境的特殊性, 现有大部分的算法都在传统的运动目标检测方法上进行改进。如文献[8]在传统背景减除法的基础上, 通过隔帧能量累积获得背景掩膜图像, 再将各帧图像与取反的掩膜图像相乘, 消除背景恒星。文献[9]在传统帧间差分法基础上采用三帧差分法, 将第 3 帧分别与第 2 帧和第 1 帧相减, 再将结果相乘增强运动目标, 对检测出的候选目标点进行图像分割从而得到运动目标。这些方法虽然能检测出运动目标, 但都伴随着相当多的虚假目标, 在序列图像处理结束后还需要根据目标在序列图像上的性质设立阈值去除虚假目标, 而且由于空间目标信噪较低, 无法满足高检率下的目标检测需求。

为满足高检测率和低虚警率的要求, 本文基于 2 帧图像中恒星点相同的特点, 对相邻两帧中的恒星点进行配对处理, 在配对结果中, 噪声点由于其离散性成为孤立点。利用 3 帧恒星配对中的公共星点建立目标运动序列, 同时对每个运动目标建立跟踪模型, 当出现目标漏检情况时利用跟踪模

型预测出目标的出现位置, 在此预测位置处进行图像的再处理, 寻找丢失的目标。

2 空间图像及目标运动特性分析

真实三维空间的物体经成像系统后被映射到二维图像空间中, 得到观测图像 $f(t_k, R)$, 其中, $k=1, 2, \dots, t_k$, 表示离散成像时刻; R 表示二维图像空间坐标。

$$R = \{(x_j, y_j) | j \in 1, 2, \dots, N; j \in 1, 2, \dots, M\} \quad (1)$$

由可见光成像物理模型可知, $f(t_k, R)$ 主要由目标、背景和噪声组成, 在数学上可以表示为:

$$f(t_k, R) = s(t_k, r_k) + b(t_k, R) + n(t_k, R) \quad (2)$$

其中, $s(t_k, r_k)$ 表示目标信号; r_k 表示 t_k 时刻目标在二维图像空间 R 中的位置; $b(t_k, R)$ 表示 t_k 时刻背景图像; $n(t_k, R)$ 表示 t_k 时刻由成像传感器引入的噪声。

由空间图像成像特性可知, 空间图像的背景为恒星点, 其大小取决于曝光时间。在成像过程中由于 CCD 及深空背景的影响, 空间图像会产生一些普通图像没有的噪声, 如约翰逊噪声、光子噪声、高能粒子、杂散光等, 大部分噪声在

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60872145, 60903126); 国家“863”计划基金资助项目(2009AA01Z315); 高等学校科技创新工程重大项目培育基金资助项目(708085)

作者简介: 高建伟(1976—), 男, 博士研究生, 主研方向: 图像分析, 空间目标探测; 李 磊, 硕士研究生; 姚 睿, 博士研究生; 孙瑾秋, 讲师; 张艳宁, 教授

收稿日期: 2011-07-15 E-mail: gaojw@nwpu.edu.cn

成像图像上都呈现为点状的亮斑, 其灰度、形状和恒星、目标都很接近, 这大大增加了对目标的检测难度。

对于连续的 k 帧图像, 假设目标的灰度保持不变, 则目标的运动方程可表示为:

$$s(t_k, r_k) = s(t_{k-1}, r_{k-1} + \Delta r_k) \quad (3)$$

其中, $\Delta r_k = (\Delta x_k, \Delta y_k)$ 。由于空间目标的运行轨道固定, 所有的高轨目标都做匀角速度的运动。在 CCD 连续拍摄过程中, 每帧图像的拍摄间隔和曝光时间相同, 若在拍摄区域内有运动目标, 在短时间内可认为目标在视场中做匀速运动。假设目标运动速度为 (v_x, v_y) , 则:

$$\begin{cases} \Delta x_k = v_x(t_k - t_{k-1}) \\ \Delta y_k = v_y(t_k - t_{k-1}) \end{cases} \quad (4)$$

考虑到在各帧时间段内成像传感器本身也要运动, 或即使不运动也可能由于其他因素而导致传感器抖动, 因此, 图像背景可表示为:

$$b(t_k, r_i) = b(t_{k-1}, r_i + \delta(t_k)) \quad (5)$$

其中, $\delta(t_k)$ 表示相对前一帧由于成像传感器抖动而引入的坐标位置偏移。

3 基于卡尔曼滤波器的弱小目标实时检测与跟踪

对空间图像及目标运动特性进行分析后, 发现空间背景下的图像背景和噪声基本都是点状的亮斑, 其形态特征与运动目标非常相近, 无法从形态上对其进行分离, 但目标的运动特性与背景中的恒星和噪声点有着显著的区别。本文采用文献[10]的方法, 基于 2 帧中相同目标点的位置信息求出一帧相对于前一帧的运动参数, 同时获得相邻帧图像中相同的 2 个星点, 并将其做为参考星点。采用计算星点距的方法获得图像上每个星点的运动速度, 利用背景恒星静止而目标运动筛选出候选运动目标。运动目标在经过背景校正后的图像序列中将做匀速运动, 利用此特性采用卡尔曼滤波方法对每个目标进行跟踪, 提高目标的检测率, 并根据目标的运动特性建立目标链, 实现目标匹配。目标检测流程如图 1 所示, 图像序列共有 N 帧。

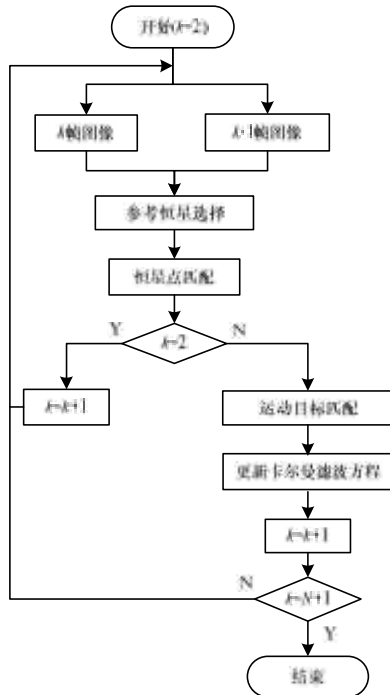


图 1 目标检测流程

3.1 基于帧间星点配对的单帧目标检测

远距离成像图像中主要包含黑暗深空背景、大量背景恒星和噪声以及少量的目标, 而检测的主要任务是定位目标。在成像过程中, 由于搭载成像设备平台的相对运动, 使得图像序列中恒星的位置不断变化。同时, 由于背景对象距离成像设备较远, 可以认为是无穷远, 因此在短时间内背景恒星之间的相对位置几乎保持不变。而目标一般都有自身轨道, 且与背景恒星等轨道具有明显差别, 其相对于周围恒星的相对位置则不断变化。

远距成像图像中目标与恒星间的相对关系如图 2 所示, 其中, 圆圈代表恒星; 实心的为参考恒星; S 代表任意恒星; 多边形 T 代表目标; 方框表示视场。

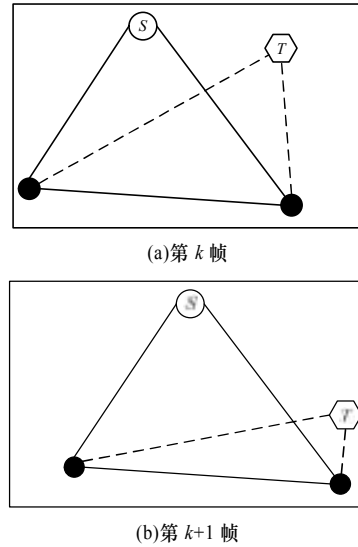


图 2 远距成像图像中目标与恒星间的相对关系

可以发现, 在 2 帧图像之间, 恒星在视场中的位置以及目标在视场中的位置都存在变化。对于恒星 S , 其相对于其他恒星之间的相对距离在 2 帧图像上不变, 而目标 T 相对于恒星的相对距离在 2 帧图像上是变化的。由此得出结论: 在理想状态下, 相邻帧中恒星之间的相对距离始终保持不变, 而目标对恒星的相对距离则不断变化。可利用远距离成像图像中存在的恒星结构稳定的特征作为目标星点的判断依据。

对图像进行分割处理后, 对分割后的二值图像提取连通区域, 获得图像上的所有星点信息。对相邻的第 k 帧和 $k+1$ 帧图像利用背景校正方法获得 2 个参考恒星点, 第 k 帧上参考恒星点为 S_k, P_k , 第 $k+1$ 帧上参考恒星点为 S_{k+1}, P_{k+1} 。对第 k 帧中的某颗恒星 T , 计算其与 S_k, P_k 的距离为 $\Delta dis1, \Delta dis2$, 遍历第 $k+1$ 帧上所有的恒星点, 对每个星点 I , 计算其与 S_{k+1}, P_{k+1} 的距离 $\Delta dis1', \Delta dis2'$ 。选取距离阈值 μ , 若星点 I, T 的星点距满足式(6), 则认为 I, T 为同一星点。对第 k 帧上所有星点采用上述方法寻找其对应星点, 实现相邻帧间星点配对。

$$\begin{cases} |\Delta dis1 - \Delta dis1'| \leq \mu \\ |\Delta dis2 - \Delta dis2'| \leq \mu \end{cases} \quad (6)$$

成功配对的星点都为不动的恒星点, 对每帧图像删除所有的恒星点剩下的星点都为候选目标点, 本文利用目标在图像中匀速运动的特性, 将真目标从候选目标点中筛选出来。对连续的 3 帧图像 $k, k+1, k+2$, 计算出每帧图像上的候选目标点。选取第 k 帧候选目标点中的某星点 T_k , 对第 $k+1$ 帧中的某星点 T_{k+1} , 计算 T_k, T_{k+1} 之间的距离 $dis1$, 对第 $k+2$ 帧

中的某星点 T_{k+2} , 计算 T_{k+1} 、 T_{k+2} 之间的距离 $dis2$, 选取速度阈值 ν , 若 $|dis1 - dis2| \leq \nu$, 则认为 T_k 、 T_{k+1} 、 T_{k+2} 为同一运动目标。对第 k 帧中所有候选目标点采用上述配对方法, 得到连续 3 帧中的运动目标, 未成功配对的候选目标点皆为离散噪声点。

3.2 基于卡尔曼滤波器的运动目标参数估计

卡尔曼滤波器^[11-12]是一个线性递归滤波器, 以系统观测量为输入, 输出系统在下一时刻的预测值, 其基本思想是: 利用前一时刻对当前时刻的预测值和当前时刻的观测值更新状态估计量, 得到对下一时刻的预测值, 以此方式递归预测, 实现对目标的实时跟踪。使用卡尔曼滤波器作为目标预测器, 必须首先建立目标的运动状态方程。

通过背景校正修正因传感器运动造成的图像偏移后, 目标在背景校正后的图像序列中做匀速运动。以目标的质心位置 (x, y) 为跟踪对象, 运动目标的数学模型为:

$$x_k = x_{k-1} + v_{k-1}, \quad v_k = v_{k-1} \quad (7)$$

$$y_k = y_{k-1} + u_{k-1}, \quad u_k = u_{k-1} \quad (8)$$

其中, v_k 、 u_k 分别为目标在第 k 帧上 x 、 y 方向上的帧间运动速度。系统为动态线性模型, 根据卡尔曼滤波器方程, 其状态方程和测量方程为:

$$X_k = AX_{k-1} + W_{k-1}, \quad Z_k = HX_k + V_k \quad (9)$$

其中, X_k 为第 k 帧上目标的状态向量; Z_k 为测量值; W_k 、 V_k 为过程激励噪声和观测噪声; A 、 H 为状态转换矩阵。由目标的运动模型可得:

$$X_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ v_k \\ u_k \end{bmatrix}, \quad Z_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

在目标检测中, 可以认为过程激励噪声和观测噪声均为均值为 0 的高斯噪声。使用卡尔曼滤波器中的时间更新方程和状态更新方程便可递归的预测目标在每帧上的质心位置。

3.3 运动目标匹配

由于空间背景下目标的信噪比较低, 目标在运动过程中可能会被背景噪声掩盖或者被背景恒星遮挡, 导致目标丢失。为提高目标的检测率, 必须对运动目标进行跟踪和预测。同时, 为得到目标在整个序列图像上的运动信息, 必须对检测到的运动目标进行匹配。根据空间图像的性质, 本文提出一种基于星点配对和卡尔曼滤波的目标检测与匹配方法。

在目标检测中建立 3 类目标链 $Out(k)$ 、 $New(k)$ 、 $Run(k)$, 分别存放出现场目标、新出现的目标和正在视场中运动的目标。由于噪声点的离散性, 不会产生连续的虚假目标, 因此虚假目标的目标链都很短, 通过对 $New(k)$ 中目标链大小的限制就可以排除虚假目标。

目标的检测和匹配过程如下(初始化 $k = 2$):

(1) 对第 $k-1$ 帧和第 k 帧采用星点距算法得到候选目标点, 若 $k = 2$, $k = k+1$, 转步骤(1); 若 $k \neq 2$, 转步骤(2)。

(2) 利用第 $k-2$ 帧、第 $k-1$ 帧中的候选目标点进行目标点配对, 筛选出 3 帧中的运动目标, 将 3 帧图像中同一目标构成一目标链, 若 $k = 3$, 将所有目标链存入 $New(k)$ 中,

$k = k+1$, 转步骤(1)。若 $k \neq 3$, 遍历所有的目标链, 对某一目标链 (T_{k-2}, T_{k-1}, T_k) , 搜索 $Run(k)$ 和 $New(k)$ 中的所有目标链, 若 T_{k-2} 或 T_{k-1} 为 $Run(k)$ 中某一目标链中的目标, 说明此目标链与目标链 (T_{k-2}, T_{k-1}, T_k) 在相应帧上有共同的目标, 将 T_k 加入到该目标链中。若 T_{k-2} 或 T_{k-1} 为 $New(k)$ 中某一目标链中的目标, 将 T_k 加入到此目标链中, 若此时该目标链大于阈值 N , 则将此目标链添加进 $Run(k)$ 中, 并利用目标链的起始目标质心作为滤波器的初始估计, 后续目标质心作为检测值建立卡尔曼滤波器方程, 获得滤波器的最新状态。若未能寻找到满足上述条件的目标链, 则目标链 (T_{k-2}, T_{k-1}, T_k) 可能为新出现的运动目标, 或是某目标消失后的再出现目标, 为判断 (T_{k-2}, T_{k-1}, T_k) 的类别, 遍历 $Run(k)$ 中的所有目标链, 对未能在第 k 帧上检测到目标的目标链, 若 T_k 的质心位置与预测位置之间的距离小于阈值 Dis , 且 T_{k-1} 、 T_k 质心间的方向向量与目标链中目标的运动方向之间的夹角小于一阈值 θ , 则认为 (T_{k-2}, T_{k-1}, T_k) 为目标消失后的再出现目标, 将 T_{k-2} 、 T_{k-1} 、 T_k 存放到此目标链中。若 (T_{k-2}, T_{k-1}, T_k) 未能添加到已有的目标链中, 则认为此目标链为新出现的目标, 将其加入到 $New(k)$ 。转步骤(3)。

(3) 遍历 $Run(k)$ 中的所有目标链, 若目标链未能在第 k 帧上检测到目标, 则说明目标在此帧上消失。目标消失的原因一般有 2 种:

- 1) 因为背景噪声的影响, 在图像分割过程中目标丢失;
- 2) 目标被背景恒星遮挡。

对于第 1) 种原因, 可以在预测位置处选择一区域, 对区域内的像素进行重新的分析, 获得一个新的分割阈值。在一般情况下, 这个阈值都比整图分割阈值小, 利用这个新阈值进行图像的重分割, 如果在重分割后的图像上预测位置处有一星点, 则此星点即为检测到的目标, 将此目标添加到目标链中, 如未能通过重分割检测到消失目标, 则利用预测值作为目标在第 $k+1$ 帧上的检测值输出。无论目标序列在第 k 帧上是否检测到目标, 都利用检测值和预测值对目标链的卡尔曼滤波方程进行状态更新和时间更新, 得到目标在第 $k+1$ 帧上的预测位置, 如果此预测位置超出了图像大小, 则说明目标在下帧将出视场, 将目标链添加到 $Out(k)$ 中。转步骤(4)。

(4) $k = k+1$, 转步骤(1)。

对图像序列采用上述目标检测算法后, $Out(k)$ 和 $Run(k)$ 中存放着检测到的目标, 而 $New(k)$ 中存放着由离散噪声点引起的虚假目标。

4 实验结果及分析

为验证本文方法的正确性, 选取了一组由地面天文望远镜拍摄的空间背景图像, 实验在 AMD 双核 2.3 GHz CPU、1 GB 内存的普通配置计算机上进行。图像序列共 44 帧, 分辨率为 1024×1024 像素, 在拍摄过程中由于望远镜的晃动, 图像背景也产生了一定的运动。恒星配对时的搜索框设为 64×64 , $\mu = 1$, $\nu = 1$, 目标检测中目标链大小阈值设为 4, 夹角阈值为 30° , 距离阈值为 1。定义检测率 p_d 和虚警率 p_f :

$$p_d = \frac{k_i}{T_i}, \quad p_f = \frac{e}{\sum_i T_i + e} \quad (11)$$

其中, k_i 为目标 i 实际检测到的个数, 不包括预测目标; e 为检测到的虚假目标个数; T_i 为目标 i 出现的帧数。

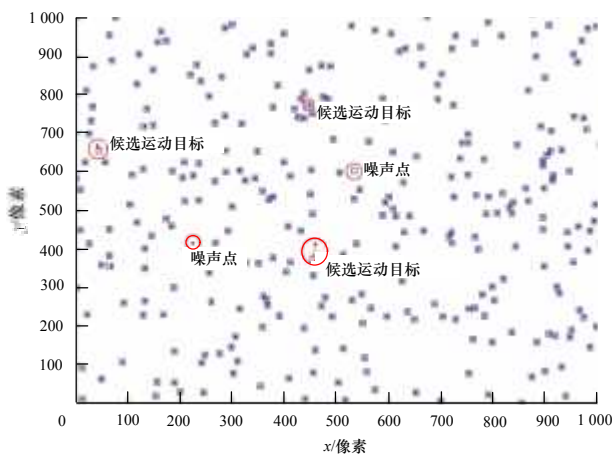
对序列图像的处理过程如图 3 所示。



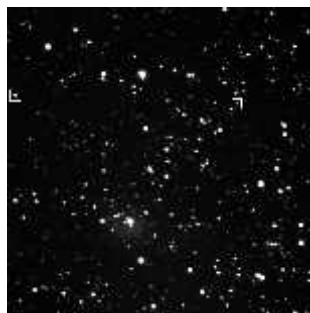
(a)第 35 帧灰度图像



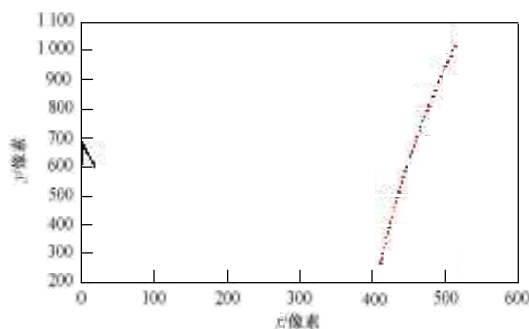
(b)第 35 帧图像二值结果



(c)第 35 帧与第 36 帧的配对结果



(d)第 35 帧目标检测结果



(e)序列图像目标检测结果

图 3 序列图像目标检测过程

对第 35 帧和第 36 帧图像进行图像分割后, 采用星点距的方法进行星点匹配和运动目标筛选, 得到结果如图 3(c)所示, 检测到 3 个候选运动目标, 噪声点成为孤立点。将检测到的候选运动目标添加到已有的目标链中, 检测到 2 个真实目标, 如图 3(d)所示。整个图像序列处理完后, 得到 2 个目标链, 如图 3(e)所示。对处理时间统计后, 得每帧图像的平均处理时间为 768.714 2 ms, 为实时拍摄时间的 2 倍左右, 序列图像的虚警率为 0, 其中, 一个目标的检测率为 100%; 另一个目标的检测率为 90.9%。

5 结束语

本文通过分析空间图像中目标与背景的特性, 提出一种基于卡尔曼滤波的空间弱小目标检测方法。采用星点距对相邻帧图像上的所有星点进行配对, 根据目标与背景运动特性上的区别筛选出不动恒星点。采用卡尔曼滤波算法进行目标跟踪, 当出现目标漏检时以预测位置进行目标重检测, 未检测到时以预测位置为检测位置。在目标的检测过程中利用目标的运动特性建立目标链, 进行目标匹配。实验结果证明了本文方法的有效性。同时, 为提高算法对高密度多目标情况的检测跟踪能力, 下一步将研究适用于空间目标的数据关联算法。

参考文献

- [1] 李克新, 丛明煜, 张伟, 等. 深空背景点目标红外序列图像生成[J]. 光学精密工程, 2009, 17(12): 3062-3068.
- [2] Grossi E, Lops M. Sequential Detection of Markov Targets with Trajectory Estimation[J]. IEEE Trans. on Information Theory, 2008, 54(9): 4144-4154.
- [3] 邓辉斌, 熊邦书, 欧巧凤. 基于隔帧差分区域光流法的运动目标检测[J]. 半导体光电, 2009, 30(2): 300-305.
- [4] 宋立权. 靶场红外测量图像弱信号小目标检测系统的设计与实现[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(6): 1358-1363.
- [5] Horn B, Schunch B. Detemining Optical Flow[J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1-3): 185-203.
- [6] Ince S, Konrad J. Occlusion-aware Optical Flow Estimation[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2008, 17(8): 1443-1451.
- [7] 王学伟, 李德明. 一种空间弱小目标的图像检测方法[J]. 激光与红外, 2009, 39(1): 79-81.
- [8] 罗寰, 王芳, 陈中起, 等. 基于对称差分和光流估计的红外弱小目标检测[J]. 光学学报, 2010, 30(6): 1715-1720.
- [9] 韩建涛, 张月, 陈曾平. 天文图像序列中弱目标的实时检测算法[J]. 光电工程, 2005, 32(12): 1-4.
- [10] Zhu Yu, Hu Weijun, Zhou Jun, et al. A New Starry Images Matching Method in Dim and Small Space Target Detection[C]// Proc. of ICIG'09. Xi'an, China: [s. n.], 2009.
- [11] Sinha A, Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Application of the Kalman-levy Filter for Tracking Maneuvering Targets[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(3): 1099-1107.
- [12] Feng Daowang, Li Teng, Huang Zhitao. Square-root Second-order Extended Kalman Filter and Its Application in Target Motion Analysis[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2010, 4(3): 329-335.

编辑 顾姣健

