

引用格式:侯旺,梅风华.基于拓扑不变性的深空背景暗弱目标检测方法[J].电光与控制,2019,26(3):12-15,29. HOU W, MEI F H. Dim target detection under deep space background based on topological invariance[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(3):12-15, 29.

基于拓扑不变性的深空背景暗弱目标检测方法

侯旺, 梅风华

(中国人民解放军92728部队,上海 200436)

摘要:通过分析深空背景图像的特点,提出一种基于拓扑不变性的深空背景暗弱目标检测方法。首先,使用基于拓扑不变性的图像匹配方法以首帧图像为基准对序列图像进行匹配;然后,进行背景滤除;最后,利用基于Hough变换的方法对图像进行暗弱目标检测,从而获取目标信息。为验证提出算法的有效性,使用STK软件制作若干幅半仿真序列图像进行实验。结果表明:提出的算法对空间碎片的检测能力超过了SMP和SBV两种算法;算法的计算效率与SMP算法相当,比SBV算法高。

关键词:深空背景;拓扑不变;图像匹配;弱小目标检测;Hough变换

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.03.003

Dim Target Detection Under Deep Space Background Based on Topological Invariance

HOU Wang, MEI Feng-hua

(No. 92728 Unit of PLA, Shanghai 200436, China)

Abstract: Based on the characteristic analysis of images under deep space background, a new method for dim target detection under deep space background was proposed based on topological invariance. Firstly, the image matching method based on topology invariance was adopted to match the sequential images with the first-frame image as baseline. Then, the background of the sequential images was removed. Finally, the method of Hough transform was used to detect the dim target in the image, so as to obtain target information. In order to verify the effectiveness of the proposed method, a series of semi-simulating sequential images were made by using the STK software, and an experiment was carried out. The results showed that: 1) The detection ability of the proposed algorithm exceeds that of SMP and SBV; and 2) The computational efficiency of the proposed algorithm is equal to that of the SMP algorithm, and is higher than that of the SBV algorithm.

Key words: deep space background; topological invariance; image matching; dim target detection; Hough transform

0 引言

随着空间技术的发展与科技的进步,人类在空间的活动受到越来越多的重视,空间碎片对于人类在空间的航天器发展而言是一项重大挑战^[1]。另外,在军事领域,军用卫星等系统已被用于监测和识别空间物体^[2-3]。但是,自动目标识别技术在深空背景下是非常困难的任

务,不仅因为目标和恒星的图像特征相同^[4-6],而且目标的运动对检测的影响也很大。深空背景下的暗弱目标检测正在成为一项关键的技术^[7-8]。

典型的检测系统包括3个过程:1)提取整个图像上的疑似目标区域的目标粗检测阶段;2)通过从检测阶段提供的疑似目标区域中滤除杂波来识别真实目标的杂波抑制阶段;3)计算一组特征并确定目标的检测阶段^[9]。

为了解决小目标检测问题,一些学者提出了基于多级假设检验(MHT)检测暗弱目标的算法,如基于动态规划的算法和基于速度滤波器的算法等^[10-12],这些算法可分为跟踪前检测(TBD)和检测前跟踪(DBT)两

收稿日期:2018-03-28 修回日期:2018-04-19

基金项目:“十二五”装备预先研究项目

作者简介:侯旺(1985—),男,山西太原人,博士,工程师,研究方向为光学、图像处理。

种方法。基于 TBD 方法的高效相关信号处理的发展成为暗弱目标检测问题的关键点。一些学者还提出了基于背景抑制的算法,如时间滤波算法和空间滤波算法,以解决暗弱目标检测问题。这些算法将目标信号的模型与图像背景相结合,并结合目标和背景统计数据的先验知识增强滤波图像数据的信噪比,即要兼顾实时性和检测性能,本文采用基于 Hough 变换的方法进行弱小目标轨迹的检测。

另外,当背景没有移动时,很多算法检测背景中的暗弱目标的能力较强。但是在深空背景中应用暗弱目标检测时,拍摄的背景始终会随着相机的运动而变化,严重影响目标的检测效果。于是,迫切需要研究一种在相机运动条件下的暗弱目标检测算法。

1 基于拓扑不变性的深空图像匹配方法

本文提出一种基于拓扑不变性的深空背景暗弱目标检测方法。首先,天文图像中的恒星点从遥远的太空传递至天文观测镜,可认为传播距离为无穷远。同时,经过大气衰减、传播以及光扩散的作用,星点成像在像平面上的形状可用高斯形状表示。具体函数表达式为

$$f(x,y) = g \cdot \exp\left\{-\frac{[(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2]}{2\sigma^2}\right\} \quad (1)$$

式中: g 为恒星的峰值强度; x_0 和 y_0 为星点在图像中的像素位置; σ 为星点的弥散半径。

图 1 为 5 幅待检测目标的序列图像(这些图像使用仿真软件 STK 生成),由于在非跟踪状态下,相机存在一定旋转和平移,因此无法利用差图像的方法将恒星背景直接滤除,还需要使用图像匹配的方法首先进行恒星点的匹配。为方便检测,分别使用第 1 幅图像与后续的图像进行匹配。每次匹配时,两幅图像的几何变换关系为

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中: x_1, y_1 分别表示第 1 幅图像的像素点的坐标;对应的第 i 幅图像上像素点的坐标为 (x_i, y_i) ; θ 为 2 幅图

$$\begin{cases} \gamma_1 = \varepsilon_{20} + \varepsilon_{02} \\ \gamma_2 = (\varepsilon_{20} - \varepsilon_{02})^2 + 4\varepsilon_{11}^2 \\ \gamma_3 = (\varepsilon_{20} - 3\varepsilon_{12})^2 + 3(\varepsilon_{21} - 3\varepsilon_{03})^2 \\ \gamma_4 = (\varepsilon_{30} + \varepsilon_{12})^2 + (\varepsilon_{21} + \varepsilon_{03})^2 \\ \gamma_5 = (\varepsilon_{30} + 3\varepsilon_{12})(\varepsilon_{30} + \varepsilon_{12})[(\varepsilon_{30} + \varepsilon_{12})^2 - 3(\varepsilon_{21} + \varepsilon_{03})^2] + (3\varepsilon_{21} - \varepsilon_{03})(\varepsilon_{21} + \varepsilon_{03})[3(3\varepsilon_{30} + \varepsilon_{12})^2 - (\varepsilon_{21} + \varepsilon_{03})^2] \\ \gamma_6 = (\varepsilon_{20} - \varepsilon_{02})[(\varepsilon_{30} + \varepsilon_{12})^2 - (\varepsilon_{21} + \varepsilon_{03})^2] + 4\varepsilon_{11}(\varepsilon_{30} + \varepsilon_{12})(\varepsilon_{21} + \varepsilon_{03}) \\ \gamma_7 = (3\varepsilon_{21} - \varepsilon_{03})(\varepsilon_{30} + \varepsilon_{12})[(\varepsilon_{30} + \varepsilon_{12})^2 - 3(\varepsilon_{21} + \varepsilon_{03})^2] + (3\varepsilon_{12} - \varepsilon_{30})(\varepsilon_{21} + \varepsilon_{03})[3(\varepsilon_{30} + \varepsilon_{12})^2 - (\varepsilon_{21} + \varepsilon_{03})^2] \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\varepsilon_{pq} = \alpha_{pq} / \alpha_{00}^{1+(p+q)/2}$, α_{pq} 为横坐标的 p 阶、纵坐标的 q 阶中心矩。

在第 1 幅图像中求取完特征向量后,与第 i 幅图

像之间的旋转角; a, b 为 2 幅图像之间的平移量。

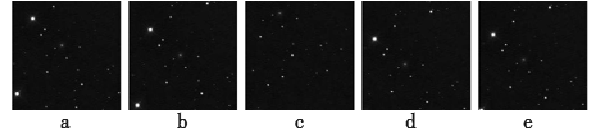


图 1 待检测序列深空图像

Fig. 1 Deep space image sequence to be detected
进行匹配之前,首先对每幅图像进行二值分割及聚类提取质心的工作,如图 2 所示。质心提取算法为

$$\begin{cases} x_g = \frac{\sum_x \sum_y f^2(x,y)x}{\sum_x \sum_y f^2(x,y)} \\ y_g = \frac{\sum_x \sum_y f^2(x,y)y}{\sum_x \sum_y f^2(x,y)} \end{cases} \quad (3)$$

式中, x_g 和 y_g 分别为目标质心的横坐标和纵坐标。

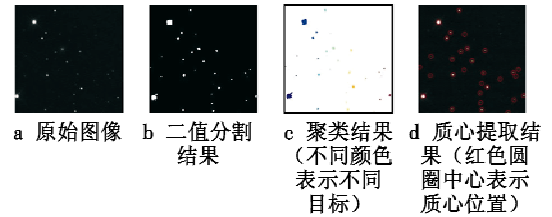


图 2 第 1 帧图像的二值分割及聚类提取质心结果

Fig. 2 Results of binary segmentation and clustering extraction of the centroid of the first-frame image

在处理后的图像中,计算每个点的基于拓扑不变的特征向量,定义 $\Phi = (\gamma_i, g, d_j), i=1, \dots, 7, j=1, 2, 3$ 。其中: γ_i 为 7 个 Hu 矩值,反映了星图中不随旋转和平移变化的局部区域特征; d_j 为当前目标与距离它最近的 3 个目标的距离值,按照由小到大的方式依次排列。为直观显示这些特征量,绘制如图 3 所示的示意图。其中,最大的圆圈标注了当前计算的星点,与其距离最近的 3 个星点也用小圆圈进行了标注,星点位于圆圈的圆心位置,正方形框表示用来计算 Hu 矩的区域。当前星点的最大强度值用峰值强度计算。Hu 矩的计算方程为

像中的特征向量进行比较,获取最相似的特征向量作为匹配点。图 4 所示为首帧图像与第 2 帧图像的特征向量对应结果。

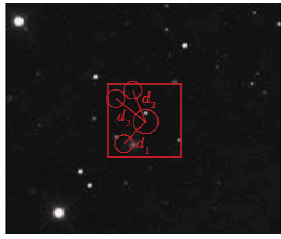


图 3 第 1 帧图像的特征向量示意图

Fig. 3 The feature vector of the first-frame image

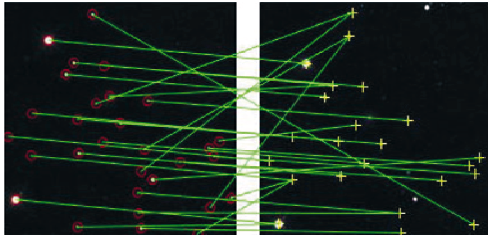


图 4 第 1 帧图像与第 2 帧图像的特征向量对应结果

Fig. 4 The correspondence of the feature vector between the first and the second frame images

随机抽样一致性方法(RANSAC)是一种从数据样本中剔除异常数据的算法,这些异常数据可能由噪声、错误导致。在深空背景下,这些异常数据一般的来源是噪声。该算法假设存在一组正确的变换模型,本文中模型选取仿射模型运行算法。在完成特征向量选取工作后,使用 RANSAC 剔除对应错误的特征向量,使用大多数对应准确的特征向量解算 2 幅图像之间的变形参数,结果见图 5,并求解获得旋转和平移参数。最后在 2 幅图像中以首帧图像为基准,滤除对应的恒星星点,剩余的信息为可能存在的弱小目标点及噪声点,结果见图 6。

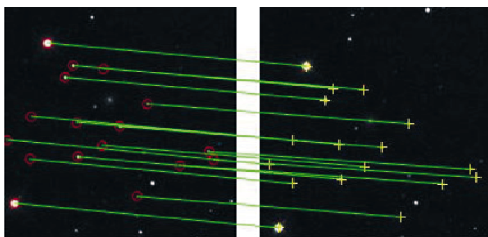


图 5 第 1 帧图像与第 2 帧图像的 RANSAC 结果

Fig. 5 The RANSAC results of the first and the second frame images

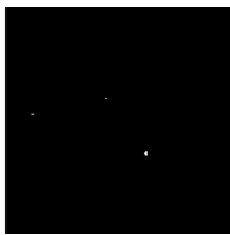


图 6 第 1 帧图像与第 2 帧图像的滤除背景结果

Fig. 6 Background filtering results of the first and the second frame images

2 基于 Hough 变换的暗弱目标检测方法

在 2 帧图像进行完背景滤波后,逐一将多幅图像与首帧图像进行背景滤波,将全部的背景滤波图以首帧为基础叠加起来,形成一帧总背景滤波图,在这帧图像中进行弱小目标运动轨迹检测。如图 7 所示,本文采用 Hough 变换方法进行检测。由图可见,空间碎片弱小目标的运动轨迹被准确地提取出来。

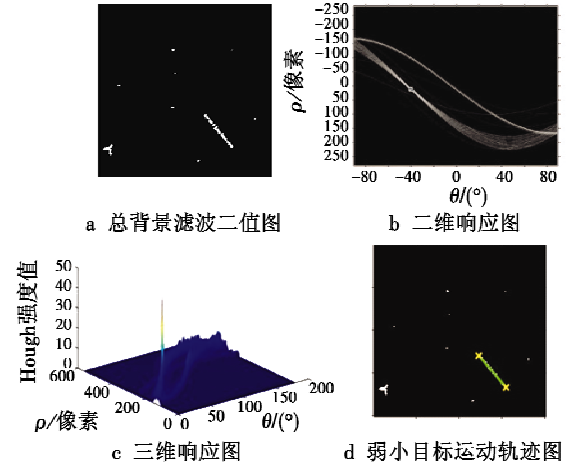


图 7 检测拼接图、Hough 检测两幅响应图及检测结果

Fig. 7 Detection image, two response maps of Hough detection, and detection results

3 本文算法的流程图

本文算法流程如图 8 所示,从视频中提取 N 帧连续图像后,以首帧作为基准,剩余 $N - 1$ 帧图像逐一与其进行处理,处理的过程为基于拓扑不变性的星点匹配并进行背景滤波,最后将这些背景滤波图叠加起来,在总叠加图中进行 Hough 变换,求取响应值最大的位置作为弱小目标的运动轨迹。

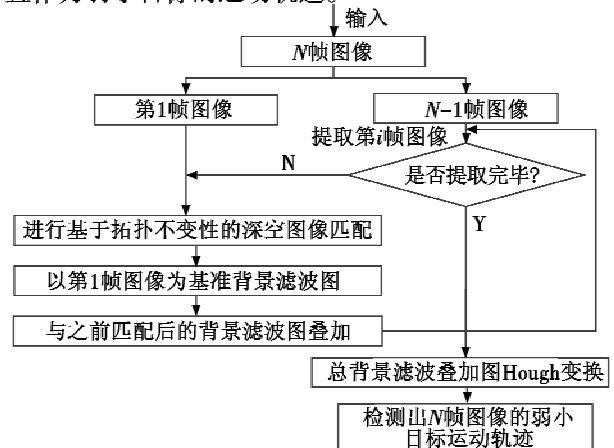


图 8 本文算法的流程图

Fig. 8 Flow chart of the proposed algorithm

4 实验

本文的研究对象为序列深空图像的碎片目标,但这项研究的资料中国内外公开发表的图像数据较少,很难获得。通过分析调研,决定采用美国 AGI 公司的卫星系统分析工具包(STK 软件)制作仿真视频序列以提供深空背景下碎片运动的影像资料用于弱小目标检测。

本文中利用 STK 软件的部分功能(仿真场景创建功能)生成待检测的序列图像。

使用 STK 软件,首先选取合适的星空区域,同时加入空间碎片的运动轨迹,然后设置搜集图像的卫星运动轨迹,包括位置、速度和姿态等信息,最后设置星载相机的各项参数。

本文中采用的观测卫星的轨道高度为 60 000 km,轨道倾斜角为 30°,圆形轨道。由于空间碎片的运动缓慢,采集的序列图像检测速度很慢。为便于验证算法,人为降低序列图像帧的采样率,以满足快速验证算法的需求。图 9 所示为 STK 生成的深空图像。



图 9 STK 生成深空图像示意图

Fig. 9 Deep space image generated by STK

为检验提出的算法性能,在同一个环境下(8 GiB 内存,64 位 Windows10 操作系统,CPU 为 i7-6500U,主频 2.50 GHz),进行序列帧图像的处理。改变空间碎片的信号强度,即改变该物体的信噪比,并绘制如图 10 所示的 ROC 曲线,显示在不同信噪比下算法的性能。可见随着目标信噪比的提高,算法的检测能力越来越强,与算法的性能相符。

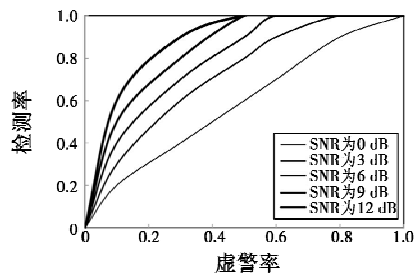


图 10 不同 SNR 下算法的 ROC 曲线

Fig. 10 ROC curves under different SNR conditions

为对比本文算法和近些年文献提出的检测方法性能,绘制如图 11 所示的检测率 - 信噪比曲线比较图。

随着信噪比的增加,检测率也会相应增加,在同一信噪比下,检测率越高,算法性能越好。采用蒙特卡罗方法进行多次实验,形成曲线。对比 SBV^[13] 和 SMP^[4] 算法可知,本文算法的性能最好。

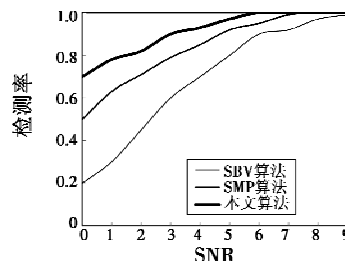


图 11 本文算法与 SBV 和 SMP 算法性能对比

Fig. 11 The performance comparison between the proposed algorithm,SBV and SMP

表 1 为本文算法与 SBV 及 SMP 3 种算法平均每幅图像的处理耗时对比。由结果可知,本文算法耗时与 SMP 算法相当,远小于 SBV 算法的耗时,这是因为本文算法及 SMP 算法利用了局部特征匹配方法对深空图像进行匹配及配准,极大地提升了算法的运行效率。

表 1 3 种算法平均每幅图像处理耗时

Table 1 Average time of three algorithms for processing one image

序列	序列图像数	SBV 算法/s	SMP 算法/s	本文算法/s
1	51	13.7	2.5	3.2
2	53	12.1	3.4	2.7
3	74	14.2	3.8	2.9
4	72	16.3	2.6	3.4
5	95	20.9	4.3	3.7

5 结论和下一步工作

本文提出了一种深空背景下弱小目标检测算法。先利用基于拓扑不变的原理对两幅深空图像进行匹配,进而对 2 幅图像进行背景滤除,在序列图像中以第 1 幅图像为基准重复上述过程,最后得到一幅大图。在处理后的图像上进行 Hough 变换,检测弱小目标的运动轨迹,为有效验证本文算法,使用 STK 软件进行仿真,进行多组实验。结果表明,本文算法可有效检测深空图像中的弱小目标,性能超过一些传统的方法及近些年提出的较新方法。下一步工作是研究更加鲁棒的、适应性更好的图像匹配及目标检测算法。

参考文献

[1] 沈同圣,郭少军,奚晓梁,等. 星空运动小目标轨迹检测超时控制[J]. 光电工程,2016,43(6):1-6.
 [2] 王敏,赵金宇,陈涛. 基于距离矩阵的星图运动目标检

- [2] XIANG C, FENG D Z, LV H, et al. Robust adaptive beamforming for MIMO radar[J]. *Signal Processing*, 2010, 90(12):3185-3196.
- [3] 王勇. MIMO 雷达稳健的自适应波束形成方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2012.
- [4] 谭志浩,金伟,贾维敏. MIMO 雷达迭代最差性能最优鲁棒波束形成算法[J]. *信号处理*,2018,34(2):192-200.
- [5] 熊孝华,杨安会. 现代雷达信号处理及发展趋势研究[J]. *中国高新技术企业*,2011(13):23-24.
- [6] 李茂仙,董天临,黄高明. 一种针对分布 MIMO 雷达的高效干扰功率分配方法[J]. *火力与指挥控制*,2017,42(4):26-31.
- [7] HUANG L, ZHANG J, XU Z, et al. Robust adaptive beamforming with a novel interference-plus-noise covariance matrix reconstruction method[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(7):1643-1650.
- [8] DU L, LI J, STOICA P. Fully automatic computation of diagonal loading levels for robust adaptive beamforming[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(1):449-458.
- [9] VOROBYOV S A, GERSHMAN A B, LUO Z Q. Robust adaptive beamforming using worst-case performance optimization;a solution to the signal mismatch problem[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, 51(2):313-324.
- [10] LI J, STOICA P, WANG Z S. On robust Capon beamforming and diagonal loading[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, 51(7):1702-1715.
- [11] VOROBYOV S A, CHEN H, GERSHMAN B. On the relationship between robust minimum variance beamformers with probabilistic and worst case distortionless response of constraints[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(11):5719-5724.
- [12] JIN W, JIA W M, YAO M L, et al. Robust adaptive beamforming based on iterative implementation of worst-case performance optimization[J]. *Electronics Letters*, 2012, 48(22):1389-1391.
- [13] NAI S E, SER W, YU Z L, et al. Iterative robust minimum variance beamforming[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(4):1601-1611.
- [14] 虞泓波,冯大政,解虎. MIMO 雷达迭代降维稳健波束形成方法[J]. *西安电子科技大学学报*,2016,43(1):30-35.

(上接第 11 页)

Institute of Technology, 2013.

- [8] 马宇申. 基于 ADS-B 的空中交通预警防撞技术研究[D]. 天津:中国民航大学,2014.
- [9] 李仙颖. 基于 ADS-BIN 的终端区避撞仿真平台设计与实现[D]. 天津:中国民航大学,2016.
- [10] 罗文田,赵泽荣,张德银. 基于 ADS-B 的飞机预警避撞算法研究[J]. *控制工程*,2011,18(4):559-563.
- [11] 戴超成,肖刚,敬忠良. 采用 ADS-B 的冲突飞机选择算法[J]. *电光与控制*,2011,18(10):11-14,19.
- [12] XIAO G, XU Y, DAI C, et al. A selection algorithm for conflict aircrafts and performance analysis based on ADS-B [C]//*Digital Avionics Systems Conference (DASC)*, IEEE, 2011:1D3-1-1D3-6.
- [13] HWANG S S, SPEYER J L. Collision detection system based on differential carrier-phase global positioning system broadcasts[J]. *Journal of Aircraft*, 2009, 46(6):2077-2089.

(上接第 15 页)

测[J]. *光学精密工程*,2017,25(7):1954-1960.

- [3] 王敏,赵金宇,陈涛,等. 基于时空域的暗弱空间运动点目标检测算法[J]. *电子与信息学报*,2017,39(7):1578-1584.
- [4] 张健,娄树理,任建存. 基于时序多帧投影的空间目标检测算法[J]. *激光与红外*,2015,45(1):88-93.
- [5] 张健,奚晓梁,周晓东. 基于运动信息的星图中空间目标检测算法[J]. *系统工程与电子技术*,2014,36(5):838-845.
- [6] 周苑,张健民,林晓. 基于加权 LoG 算子的红外弱小目标检测方法研究[J]. *应用光学*,2017,38(1):114-119.
- [7] 刘帅,王铎,孙腾飞. 基于 SUSAN 算子的白天红外星目标检测[J]. *红外技术*,2013,23(9):571-574,586.
- [8] 王鲲鹏,马超伟,侯旺,等. 凝视观测图像空间弱小目标检测方法[J]. *应用光学*,2014,35(4):614-618.
- [9] 蒲静松,许东,刘乙君,等. 星空背景下红外弱小目标的快速检测[J]. *激光与红外*,2017,47(4):513-518.
- [10] 乔立永,徐立新,高敏. 红外目标识别图像复杂度度量方法综述[J]. *红外技术*,2013,35(2):88-96.
- [11] 周冰,王永仲,应家驹. 弱小目标检测技术浅析[J]. *红外技术*,2007,29(1):30-33.
- [12] 张惠娟,梁彦,程咏梅,等. 运动弱小目标先跟踪后检测技术的研究进展[J]. *红外技术*,2006,28(7):423-430.
- [13] CHU P L. *Efficient detection of small moving objects*[D]. Lexington:Massachusetts Institute of Technology, 1989.