

引用格式: MIAO Shuzhuo, FAN Cunbo, WEN Guanyu, et al. Multistage Hypothesis Testing[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(11):1110003

苗澍苗, 范存波, 温冠宇, 等. 基于自适应空间滤波多级假设检验的空间目标识别方法[J]. 光子学报, 2021, 50(11):1110003

基于自适应空间滤波多级假设检验的空间目标识别方法

苗澍苗^{1,2}, 范存波¹, 温冠宇¹, 高健¹, 赵国海¹

(1 中国科学院国家天文台长春人造卫星观测站, 长春 130117)

(2 中国科学院大学, 北京 100049)

摘 要: 针对目前空间目标检测技术存在目标识别难度大、虚警率高、算法效率低等问题, 提出了一种基于自适应空间滤波多级假设检验(ASMHT)算法的空间目标识别方法, 用于提取光电观测系统在恒星跟踪模式下的空间目标, 包括目标粗筛选与目标精筛选两过程。目标粗筛选使用尺度空间高斯差函数得到预处理后星图中各候选目标的尺度值, 并将目标尺度值作为空间滤波窗口的尺度大小, 利用连续多帧空间滤波窗口内不同种类目标的灰度分布特征代替灰度相关准则, 去除无像移的背景恒星和随机噪声, 筛选出疑似运动目标。目标精筛选使用改进的多级假设检验方法, 通过建立疑似运动目标速度搜索窗极大提高了算法效率, 最后依据轨迹特征筛选出空间目标。空间目标仿真星图结果表明, 与现有空间目标识别方法相比, ASMHT 算法具备空间目标低信噪比条件下的目标识别能力, 且综合检测性能最好, 在相同的虚警率下可获得更高的检测率。真实星图测试比较结果表明, ASMHT 算法计算复杂更低, 实现了更加精确的空间目标识别。

关键词: 空间目标检测; 目标识别; 空间滤波; 尺度空间理论; 多级假设检验

中图分类号: TP751.1

文献标识码: A

doi:10.3788/gzxb20215011.1110003

Space Target Recognition Method Based on Adaptive Spatial Filtering Multistage Hypothesis Testing

MIAO Shuzhuo^{1,2}, FAN Cunbo¹, WEN Guanyu¹, GAO Jian¹, ZHAO Guohai¹

(1 Changchun Observatory/NAO, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130117, China)

(2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Considering that the current space target detection technology has some problems in target recognition, which are high false alarm rate and low algorithm efficiency, a space target recognition method based on Adaptive Spatial Filtering Multistage Hypothesis Testing (ASMHT) algorithm was proposed, which is used to extract space targets from star image in the sidereal tracking mode in photoelectric observation system. The method includes two processes of target coarse screening and target fine screening. Target coarse screening uses Gaussian difference function based on the scale space to get the scale value of each candidate target in the preprocessed image. The scale value is also set to the size of the spatial filtering window, and the gray correlation criterion is replaced by the gray distribution characteristics

基金项目: 国家自然科学基金委与中国科学院天文联合基金项目(No.U1731240), 国家自然科学基金委面上项目(No.11973064), 吉林省与中国科学院科技合作高新技术产业化专项资金项目(No.2020SYHZ0049)

第一作者: 苗澍苗(1993—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为偏振探测与空间目标识别技术。Email:miaosz16@163.com

导师(通讯作者): 范存波(1967—), 男, 研究员, 本科, 主要研究方向为卫星激光测距及空间目标探测。Email:fanchb@cho.ac.cn

收稿日期: 2021-04-15; **录用日期:** 2021-05-17

<http://www.photon.ac.cn>

as the accordance of different kinds of targets in the spatial filtering window. The background stars without image motion and random noise are removed, and the suspected moving targets are screened out. The improved multistage hypothesis testing method is used in target fine screening, in order to greatly improve the efficiency of the algorithm, the speed window of candidate targets are established and the space targets are selected according to the trajectory characteristics. The experimental results of space target in simulation image show that, compared with the existing space target recognition methods, the ASMHT algorithm has the ability of target detection under the condition of space targets in low SNR, and the comprehensive detection performance is the best, which can also obtain higher detection rate under the same false alarm rate. Real star image test results show that the ASMHT algorithm has lower computational complexity and achieves more accurate space target recognition.

Key words: Space target detection; Target recognition; Spatial filtering; Theory of scale-space; Multistage hypothesis testing

OCIS Codes: 100.4999; 110.2960; 110.2970; 110.6770

0 引言

空间目标监视是保障在轨航天器工作安全,保证人类正常开展深空探测活动的重要手段^[1-3]。空间目标探测主要通过光电观测^[4],雷达观测^[5]等方式实现,其中,光电观测因具有能耗小,成本低的优势应用广泛^[6]。光电观测可以提供空间目标的位置信息、光谱信息、光度信息等,深入研究空间目标识别方法对于提高空间目标检测率,提高光电观测系统工作效率具有重要意义。

空间目标检测是在星图序列中搜索并定位空间目标的过程,主要包括图像预处理与运动目标检测两个步骤^[7]。图像预处理的目的是消除图像中的随机噪声,抑制杂散光引入的图像背景非均匀性,提高后续运动目标检测的准确率。运动目标检测的目的是从复杂的星图背景中依据运动特征提取空间目标。由于受光电观测系统振动、帧内稳像控制、大气扰动等因素影响,图像序列中的背景恒星可能会产生不同程度的随机像移,其运动特征与空间目标具有高度相似性,导致如多级假设检验法、最大值-均值法、Top-hat算法等传统目标检测方法无法有效区分背景恒星与空间目标^[8-9]。为提高空间目标检测率,YANAGISAWA T等提出了多帧累加的检测方法,降低了大气扰动对目标检测的影响^[10]。FUJITA K等提出利用改进的光流法估计连续图像中各个目标的运动轨迹,通过轨迹筛选检测出空间目标^[11]。XI J B改进了传统多级假设检验算法,提出了基于时间索引的多级拟假设检验法实现空间目标检测^[12]。AHMADI K利用多目标粒子群优化技术减少了传统多级假设检验算法中的分支结构,高效地找到目标的最优路径^[13]。但上述方法需搜索图像中所有候选目标的运动轨迹,当星图目标过多时,存在计算复杂度高的问题,此外,现有大多数空间目标检测方法对于产生像移的背景恒星与空间目标的区分能力不足,导致虚警率较高。

针对现有空间目标识别技术存在的不足,为降低运算复杂度的同时提高目标检测率,提出了一种基于自适应空间滤波多级假设检验(Adaptive Spatial Filtering Multistage Hypothesis Testing, ASMHT)算法的空间目标识别方法,用于提取光电观测系统在恒星跟踪模式下的空间目标。在ASMHT算法中,主要通过三种方法提高了算法效率,降低了虚警率:1)利用尺度空间高斯差函数计算出预处理后图像中不同目标的尺度大小,将其作为空间滤波的窗口尺度,依据目标在滤波窗口内的灰度分布差异性,将不同图像序列中的目标共分为三类,通过判断阈值去除无像移的背景恒星以及残留的背景噪声,筛选出疑似运动目标;2)以空间目标在图像上的空间分布特征代替灰度相关准则判别目标种类,节约计算成本;3)改进了传统多级假设检验算法,仅处理疑似运动目标,利用前后两帧图像中同一目标质心的像移距离建立目标速度搜索窗,避免遍历目标邻域内的每个像素,进一步提高算法效率。最后,分别使用仿真星图和真实空间目标图像验证了ASMHT算法的性能及有效性。

1 基于自适应空间滤波多级假设检验空间目标识别算法

本文提出的基于自适应空间滤波多级假设检验(Adaptive Spatial Filtering Multistage Hypothesis Testing, ASMHT)算法的空间目标识别方法示意图如图1所示,星图预处理采用中值滤波方法估计图像的非均匀性背景,并将原始图像与背景估计图像作差消除图像非均匀性,抑制图像噪声。空间运动目标检测

过程采用ASMHT算法,分为目标粗筛选以及目标精筛选两个步骤。粗筛选使用基于尺度空间高斯差函数的空间滤波法滤除星图中无像移的背景恒星及随机噪声,得到疑似空间目标。精筛选采用改进的多级假设检验法,依据运动目标轨迹特征筛选出空间目标。

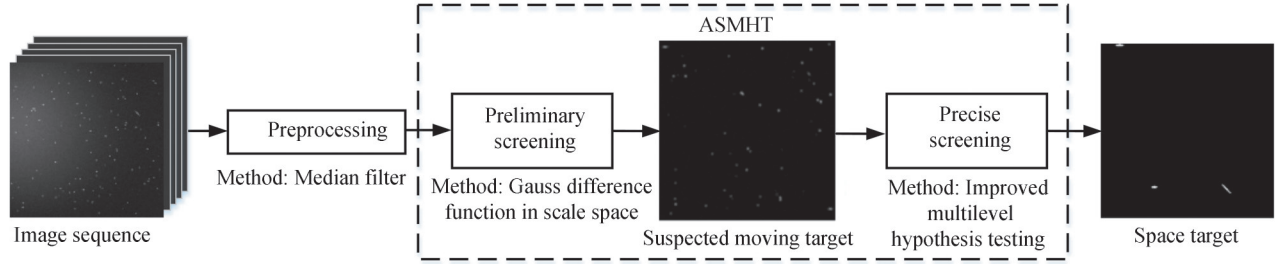


图1 基于ASMHT算法的空间目标识别方法示意图

Fig.1 Schematic diagram of space target recognition method based on ASMHT algorithm

1.1 基于尺度空间高斯差函数的星图目标粗筛选

在恒星跟踪模式下,背景恒星与空间目标以近似圆状或条状光斑的形态显示在图像中,为提高检测算法效率,本文选取连续多帧星图中的第一帧图像,依据第一帧图像中每个光斑的大小获取对应的空间域滤波窗口尺度,克服传统空间滤波中需采用固定尺度的滤波窗口导致滤波算法自适应性差的问题。

在尺度空间理论中,规范化后的高斯拉普拉斯(Laplace of Gaussian, LOG)算子可有效检测出图像中各目标的光斑尺度。为便于将LOG算子应用于星图检测,使用高斯差函数(Difference of Gaussian, DOG)近似表示规范化后的LOG算子。DOG算子定义如式(1)所示,使用不同尺度的高斯函数与星图进行卷积,进而将相邻两层图像的尺度作差,获取图像中每个光斑响应的极值点^[14]。

$$D(x, y, \sigma) = [G(x, y, k\sigma) \otimes I(x, y)] - L(x, y, \sigma) \quad (1)$$

式中, σ 为尺度因子; k 为尺度因子系数,在实际应用中需根据光斑像素数目适当调整; $G(x, y, k\sigma)$ 代表高斯核函数, $I(x, y)$ 表示图像上某像素点的灰度值; $L(x, y, k\sigma)$ 表示尺度因子为 $k\sigma$ 的尺度空间,它由相应尺度的高斯核函数与原图像卷积得到,如式(2)所示。

$$L(x, y, k\sigma) = \left(\frac{1}{2\pi k\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2k\sigma^2}} \right) \otimes F(x, y) \quad (2)$$

由于高斯差函数 $D(x, y, \sigma)$ 与规范化后LOG算子间的关系与热扩散函数类似,因此,规范化后的LOG算子表达式为^[15]

$$\frac{\partial G}{\partial \sigma} = \sigma \nabla^2 G \quad (3)$$

在空间目标图像中,式(3)的求导过程可用求取尺度分别为 $k\sigma$ 和 σ 的相邻两幅目标图像的高斯差表示,即

$$G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma) \approx (k-1)\sigma^2 \nabla^2 G \quad (4)$$

从式(4)可以看出,采用不同尺度的高斯函数与原图像分别卷积并作差可获得高斯差函数图像序列,该方法不仅可以提高运算效率,也可以继承LOG算子的特性。为得到光斑的尺度值,需计算高斯差函数的极值点,极值点计算方法如图2所示。

假设高斯差函数图像序列中包含五组图像,首先提取中间层某候选运动目标的质心坐标,依据式(5)计算该质心在其 3×3 邻域内的像素点与相同坐标下前后四层的像素点中的极大值,并记录极大值所在的高斯图像对应的尺度 σ ,根据 $d = 2\sqrt{2}\sigma$ 估算出图像中对应目标的尺度值。

$$\text{DOG}(x, y, \sigma) = \max \{ D(x, y, \sigma), \sigma = \sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \dots, \sigma_n \} \quad (5)$$

利用尺度空间高斯差函数得到第一帧星图中所有候选目标的尺度后,将其尺度数值作为空间滤波的窗口尺度,在后续图像中的同一质心坐标位置生成自适应空间滤波窗口,不同种类目标在连续多帧滤波窗口内的变化示意图如图3所示。

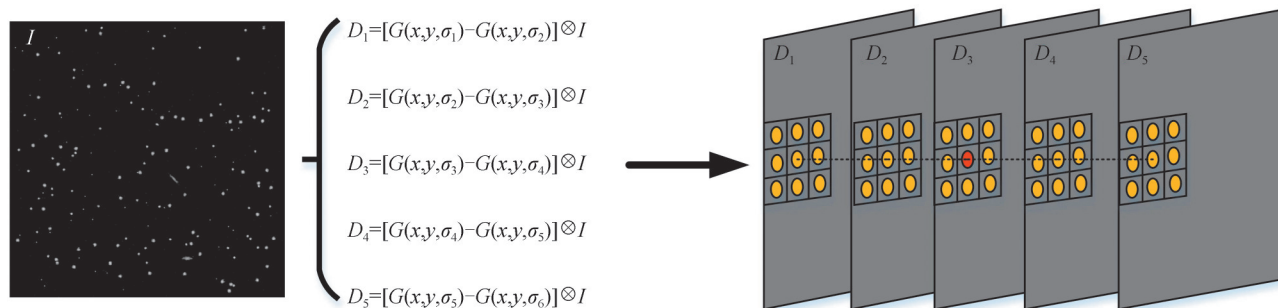


图2 DOG 极值点计算方法

Fig.2 The calculation method of the DOG extreme point

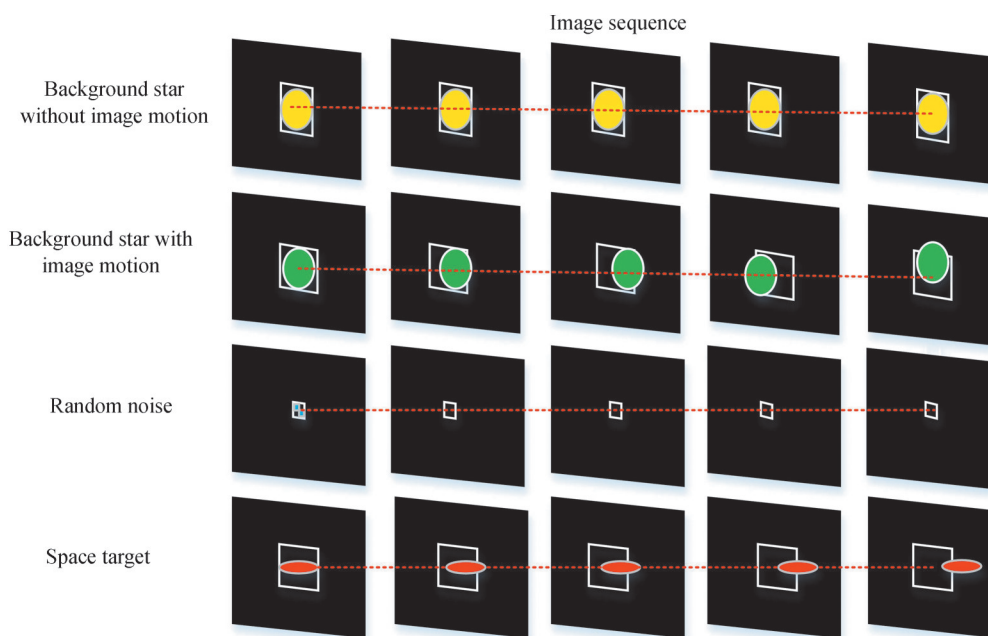


图3 不同种类目标在连续多帧滤波窗口内的变化示意图

Fig.3 Schematic diagram of the changes of different types of targets in the continuous multi-frame filtering window

从图3可以看出,在每个目标的滤波窗口内,在背景恒星无像移的情况下,恒星在连续多帧滤波窗口内的灰度分布无明显变化。当由于大气扰动等因素导致背景恒星产生随机像移时,恒星在滤波窗口内灰度分布变化较大。噪声点在图像序列中具有随机性,通常不会出现在每帧图像的同位置,且占有的像素数目少。而空间目标因具有连续运动特征导致滤波窗口内的灰度分布特征变化明显。

传统空间域滤波算法均依据滤波窗口内的灰度相关准则^[16]筛选目标,当图像分辨率高,目标数目多时,灰度相关准则会增加算法运算负担。为提高算法运行效率,ASMHT算法根据四种目标在滤波窗口内的空间分布特征代替灰度相关法进行判断。当背景恒星产生随机像移时,其在图像序列中的运动特征与空间目标具有相似性,在粗筛选过程中,自适应空间滤波法无法准确区分产生像移的背景恒星与空间目标,为降低漏检率,将产生像移的背景恒星与空间目标暂归为一类,即疑似运动目标,在精筛选过程中再进行精确判别。因此可将粗筛选过程的目标分类结果表示为

C_1 : 无像移的背景恒星

C_2 : 随机噪声

C_3 : 疑似空间目标

设一图像序列中共有 n 帧连续图像,某候选目标在连续多帧滤波窗口内的非零像元数目分别为 z_1, z_2, \dots, z_n ,采用如式(6)所示判断准则对该目标进行分类。

$$\begin{cases} s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2}{n-1}} \leq \lambda \Rightarrow C_1 \\ s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2}{n-1}} > \lambda \begin{cases} z_1 + z_2 + \dots + z_n \leq \delta \Rightarrow C_2 \\ z_1 + z_2 + \dots + z_n > \delta \Rightarrow C_3 \end{cases} \end{cases} \quad (6)$$

首先计算该目标在连续滤波窗口内像素数目的标准差 s , 若标准差波动小于等于 λ 个像素单元, 则将此目标判定为无像移的背景恒星; 若不满足此判决条件, 表示该目标在连续滤波窗口内的灰度分布变化明显, 为进一步区分随机噪声与疑似运动目标, 通过统计连续滤波窗口内的总像素数目进行二次判断, 若同一目标在所有滤波窗口内的非零像元总数小于等于 δ , 则认为该候选目标为随机噪声, 否则判定为疑似空间目标。在阈值设定过程中, 选取较严格的 λ 值与 δ 值虽然可以降低虚警目标的数量, 但当目标信噪比低时, 会产生较高的漏检率。鉴于粗筛选的目的是去除无像移的背景恒星与随机噪声, 在 ASMHT 算法中, 为避免增加低信噪比空间目标的漏检率, 将筛选阈值 λ 与 δ 分别设定为较宽松的 1.5 与 3, 尽可能保留疑似空间目标, 在后续精筛选过程中再做进一步判别。

1.2 基于改进多级假设检验的目标精筛选

传统多级假设检验算法利用树形结构将图像序列关联起来, 通过计算灰度累计值并进行阈值判断对判别树中的每一层节点进行筛选从而找出运动目标轨迹^[17]。但传统多级假设检验法的计算量随着图像数目, 像素数目的增加几何式增长。此外, 应用于星图目标检测时, 背景恒星与空间目标的灰度区分度低, 造成算法虚警率高。为解决上述问题, ASMHT 算法在粗筛选中已通过基于尺度空间高斯差函数的粗筛选方法得到了疑似空间目标及对应的目标尺度, 因此在改进多级假设检验中, 无需对第一帧图像中的每个像素点都进行处理, 只需以疑似运动目标的质心作为根节点, 以目标尺度值作为自适应检测窗尺度, 仅处理检测窗内的像素点, 降低计算复杂度。然后通过计算前两帧中满足阈值判断条件的两个质心坐标的像素距离得到候选目标速度窗, 从而预测出当前帧图像中质心坐标可能出现的位置, 避免在每一帧图像中均给出较大的搜索范围, 进一步提高算法的检测效率。

改进多级假设检验算法示意图如图 4 所示, 首先定义两种假设: H_1 是候选目标在运动轨迹上; H_2 是候选目标不在运动轨迹上。

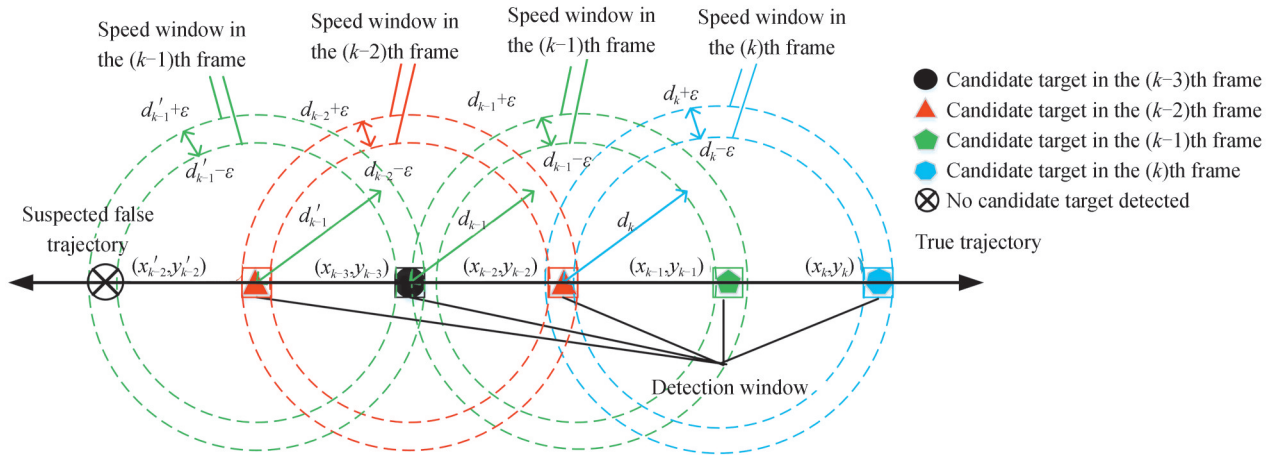


图 4 改进多级假设检验算法示意图

Fig.4 Schematic diagram of improved multistage hypothesis testing method

假设当前帧第 k 帧图像中某候选空间目标的质心坐标为 (x_k, y_k) , 使用尺度空间高斯差函数得到的自适应检测窗尺度为 $m \times m$, 与该目标相关联的前一帧图像的候选空间目标的质心坐标为 (x_{k-1}, y_{k-1}) , 检测窗内该目标的非零像素数目为 P_{k-1} , 依据式(7)计算当前目标检测窗内的非零像素数目 P_k 。 P_k 初始值为 0, X 表示像素点灰度值, 当 m 为奇数时, 采用向上取整的原则避免遗漏目标像素点。

$$\begin{cases} \sum_{i=-m/2}^{m/2} \sum_{j=-m/2}^{m/2} X(x_k+i, y_k+i) \neq 0 \Rightarrow P_k = P_k + 1 \\ \sum_{i=-m/2}^{m/2} \sum_{j=-m/2}^{m/2} X(x_k+i, y_k+i) \neq 0 \Rightarrow P_k = P_k + 1 \end{cases} \quad (7)$$

第 k 帧图像的速度窗尺度范围根据前两帧图像检测到的候选目标的像移距离得到,如式(8)所示。

$$d_k = \sqrt{(x_{k-1} - x_{k-2})^2 + (y_{k-1} - y_{k-2})^2} \quad (8)$$

为降低漏检率,需引入误差系数 ϵ ,即速度窗取值范围为 $(d_k - \epsilon, d_k + \epsilon)$ 。得到当前帧候选目标像素点在检测窗内的非零像素数目后,与第 $k-1$ 帧图像中的候选目标在检测窗内的非零像素数目进行比较,判决准则如式(9)所示。

$$\begin{cases} a \cdot P_{k-1} < P_k < b \cdot P_{k-1} \Rightarrow H_1 \\ \text{otherwise} \Rightarrow H_2 \end{cases} \quad (9)$$

由于同一目标在不同图像中的像素数目可能因高斯噪声水平发生变化,为提高算法鲁棒性,本文 a 取 0.8, b 取 1.2。完成当前帧目标检测后,对于满足阈值判断条件的候选目标,存储其质心坐标位置,并以该质心坐标作为新的节点坐标,在下一帧图像中继续检测与其关联的候选目标质心。考虑到在真实星图中,可能出现空间目标在某帧图像中缺失的情况,导致运动轨迹不连续,因此无法仅依据当前帧图像中没有检测出关联目标,就将该目标从判别树中删除。在 ASMHT 算法中,采用如图 5 所示方法对目标轨迹进行筛选。

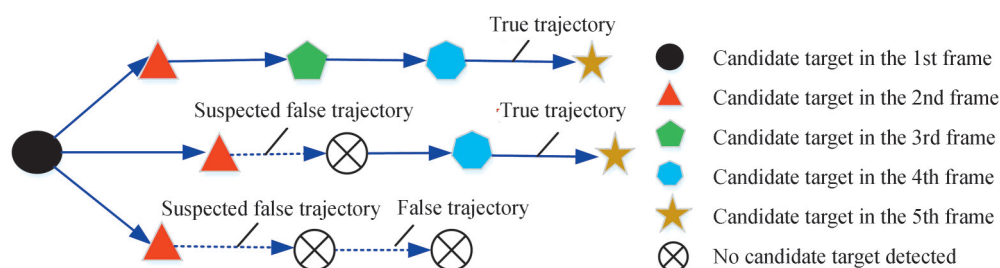


图 5 目标轨迹筛选方法

Fig.5 Screening method of the target trajectory

若在当前帧图像中未检测到与上一帧候选目标关联的运动目标,则将该目标轨迹标记为疑似非目标轨迹,然后依据当前帧速度窗的尺度值,预测出在出现运动轨迹不连续的情况下,下一帧中目标可能出现的像素点范围,若在下一帧图像中仍未找到关联目标,则从判别树中删除与该目标关联的根节点,在后续图像中不再检测与该根节点有关的运动轨迹,否则继续检测与该根节点关联的运动轨迹,直至完成图像序列中所有帧图像的搜索。在完成图像序列中所有图像的检测后,采用每条候选轨迹计分的方式,若检测到一条轨迹则计分为“1”,否则计分为“0”,根据每条候选目标轨迹的总分进行筛选得到空间目标检测结果,其中轨迹总分的判别阈值需根据图像序列中图像帧数适当调整。

2 仿真星图测试实验

2.1 基于尺度空间高斯差函数的星图目标粗筛选算法有效性验证

在开展恒星跟踪模式下的仿真星图目标粗筛选实验过程中,为便于验证基于尺度空间高斯差函数目标粗筛选算法的有效性,在每组仿真图像序列中添加无像移的背景恒星、虚假运动目标以及仿真实空间目标。其中,采用随机的方式获取虚假运动目标在连续多帧图像中的像移距离,由于其运动特征与产生随机像移的背景恒星具有相似性,因此可同时模拟产生像移的背景恒星对目标检测的影响。根据式(6)所示判决准则,为降低漏检率,在粗筛选过程中将虚假运动目标与空间目标均被归类为疑似空间目标。

首先使用三组图像序列开展性能测试,每组仿真星图包含 5 帧连续图像,每组图像序列中无像移的背景恒星总数分别为 140、110、80 个,虚假空间目标数目分别为 60、90、120 个,每组图像中空间目标的数目均设置为 3 个。完成星图预处理后,使用基于尺度空间高斯差函数的空间滤波算法筛选出疑似空间目标,筛选结果如图 6 所示。

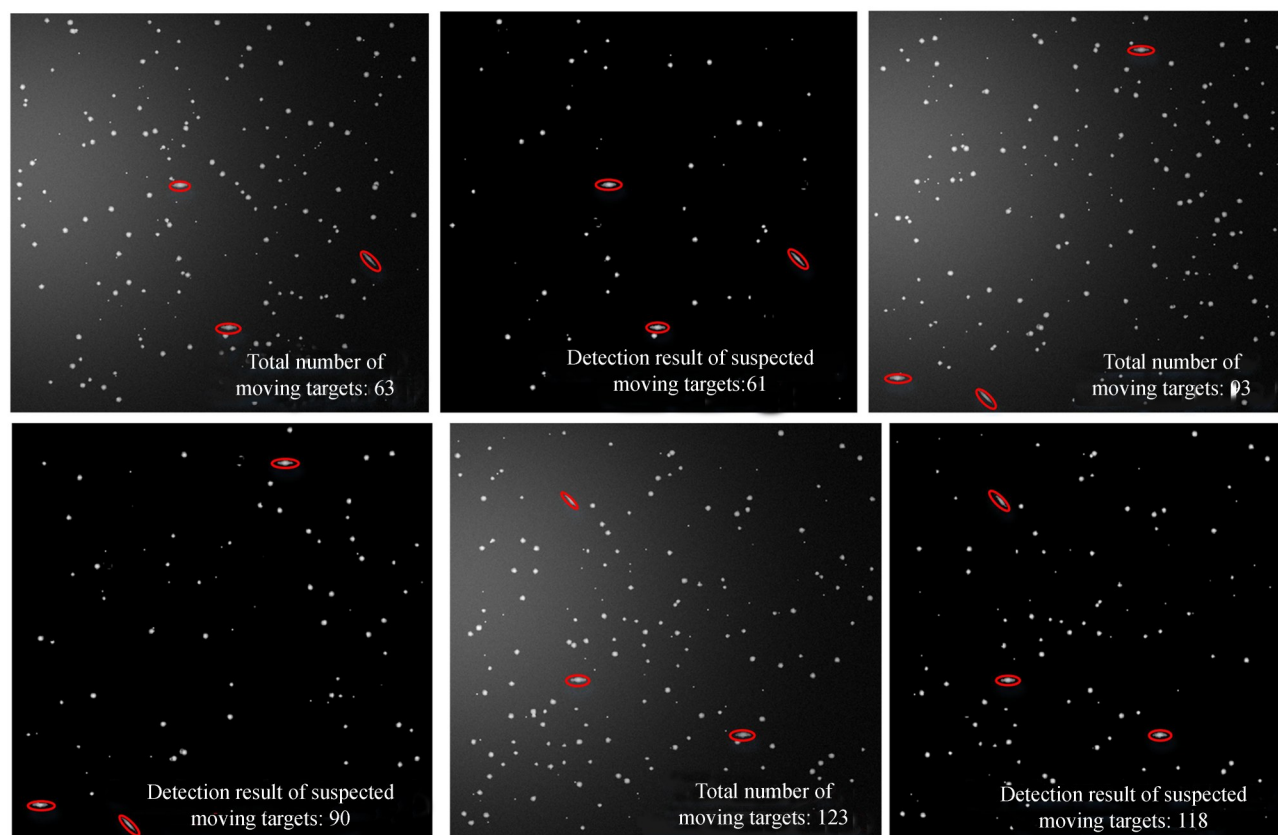


图6 基于尺度空间高斯差函数的空间滤波算法筛选结果

Fig.6 Preliminary screening results of spatial filtering algorithm based on DOG

图6筛选结果表明,当虚假运动目标数目为63、93、123时,疑似空间目标的检测率分别为96.82%、96.77%、95.93%,且仿真空间目标在粗筛选后均保留下来。为进一步验证算法有效性,将仿真星图中无像移的背景恒星数目范围设置为100~300,步进为50,虚假空间目标(Fake Space Target, FST)的数目范围设置为30~150,步进为30,每组星图中均添加3个不同轨道高度的仿真空间目标(Space Target, ST),每组图像序列仿真10次,统计疑似空间目标(Suspected Space Target, SST)筛选结果,如表1所示。

表1 疑似空间目标筛选结果统计

Table 1 Statistics of suspected space target screening results

Total number of SST	FST after screening	Detection rate of FST/%	ST after screening	Detection rate of ST/%	Total detection rate of SST/%
330	288	96	30	100	96.36
630	579	96.5	29	96.66	96.5
930	862	95.77	30	100	95.91
1 230	1 150	95.83	30	100	95.93
1 530	1 443	96.2	29	96.6	96.2

从表1可以看出,基于尺度空间高斯差函数的空间滤波算法能有效检测出图像中的疑似空间目标,针对仿真空间目标的检测率平均可达98.64%,疑似空间目标检测准确率平均可达96.18%,表明该算法能够满足空间目标粗筛选需求,且具有较高的准确性。

2.2 ASMHT算法性能测试实验

使用仿真星图开展ASMHT算法的性能测试实验。更改仿真星图中空间目标的信噪比,测试ASMHT算法在空间目标低信噪比条件下的识别能力,并将本文目标识别方法与现有经过改进的空间目标识别方法进行比较,包括文献[10]中的多帧累加法、文献[11]中改进的光流法以及文献[12]中基于时间索引的多级假设检验算法。选择测试工作曲线(Receiver Operating Characteristic, ROC)及曲线下面积(Area Under

Curve, AUC)来评价四种算法的空间目标检测性能。ROC曲线用来表示在不同虚警率下空间目标的检测率, AUC为ROC曲线下面积的积分,反映了目标识别算法的综合性能, AUC值越大,算法的综合性能越好。

首先,定义仿真空间目标信噪比如式(10)与式(11)所示。

$$\text{SNR}_i = \frac{S_e}{\sqrt{S_e + \sigma_R^2 + N_d}} \quad (10)$$

$$\text{SNR} = \frac{\sum_{i=1}^{N_0} \text{SNR}_i}{N_0} \quad (11)$$

式中, SNR_i 为仿真星图中单个像素单元的信噪比, S_e 为单个像素中的信号电子数; σ_R 为探测器读出噪声, N_d 为暗电流噪声。式(11)中, SNR表示仿真空间目标的信噪比, N_0 表示仿真目标所占像素数。

设相机曝光时间为3 s,此时 $\sigma_R=2.7$, $N_d=300$,通过更改信号电子数产生信噪比分别为2、4、6的仿真空间目标,每种信噪比包含20组图像,每组图像包含连续5帧空间目标运动图像。分别统计不同信噪比下,四种检测算法的检测结果,记录每组图像成功检测到的空间目标数量及虚警目标数量等,绘制ROC曲线。ROC曲线测试结果如图7所示。

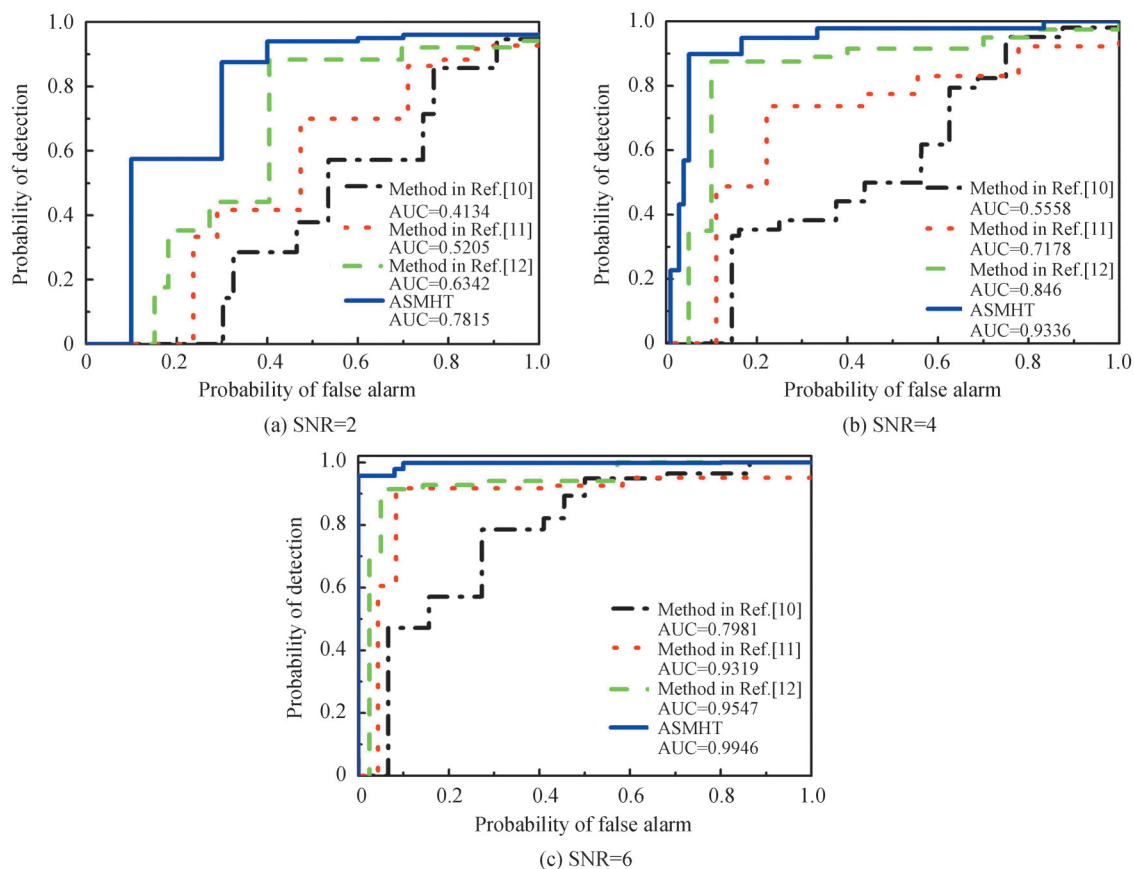


图7 不同信噪比下ROC曲线测试结果

Fig.7 ROC curve test results under different SNR

从ROC曲线测试结果可以看出,虽然四种检测方法的检测率均随着目标信噪比的降低而减少,但在不同信噪比下,ASMHT算法的AUC值最大,分别为78.15%、93.36%和99.46%,表明ASMHT算法综合检测性能最好。当信噪比为2时,在虚警率 $P_f=0.402$ 时,ASMHT算法检测率达到94.14%,此时其它三种方法的检测率分别为28.57%、41.66%和85.35%;当信噪比为4时,在虚警率 $P_f=0.1667$ 时,ASMHT算法检测率达到95.15%,其它三种方法的检测率分别为33.35%、48.78%和87.5%;当目标信噪比为6时,在虚警率 $P_f=0.08$ 时,ASMHT算法的检测率达到95.69%,其它三种方法的检测率分别为47.14%、60.52%和91.39%。

测试结果表明,ASMHT算法具备低信噪比空间目标的识别能力,且在相同的虚警率下,ASMHT算法可获得更高的检测率。

3 真实星图测试实验

在使用仿真星图验证了ASMHT算法对于低信噪比空间目标识别能力的基础上,使用实测星图进一步验证ASMHT算法的优势,并与文献[10]中的多帧累加法、文献[11]中改进的光流法以及文献[12]中基于时间索引的多级假设检验算法进行比较。

真实空间目标星图采用长春站40cm口径光电观测系统采集,该系统采用折射式光学结构,系统焦距为60cm,跟踪误差小于3"。图像采集相机使用型号为Marana 4.2B-11的sCMOS相机,该相机像元尺寸为 $11\mu\text{m}\times 11\mu\text{m}$,共包含 2048×2048 个像素单元,量子效率高于0.95,适用于天文成像。采集目标对象的星等范围为9~14等星,包括低轨与中高轨道目标,其中低轨目标曝光时间约为80ms~300ms,中高轨道目标约1500ms。每帧图像分辨率为 $1024\text{px}\times 1024\text{px}$ 。真实星图测试集包含400幅图像,每组图像序列中至少包含5幅连续图像。完成图像预处理后,使用ASMHT算法检测图像中的空间目标,其中四组低轨道与中高轨道的目标识别结果如图8所示。

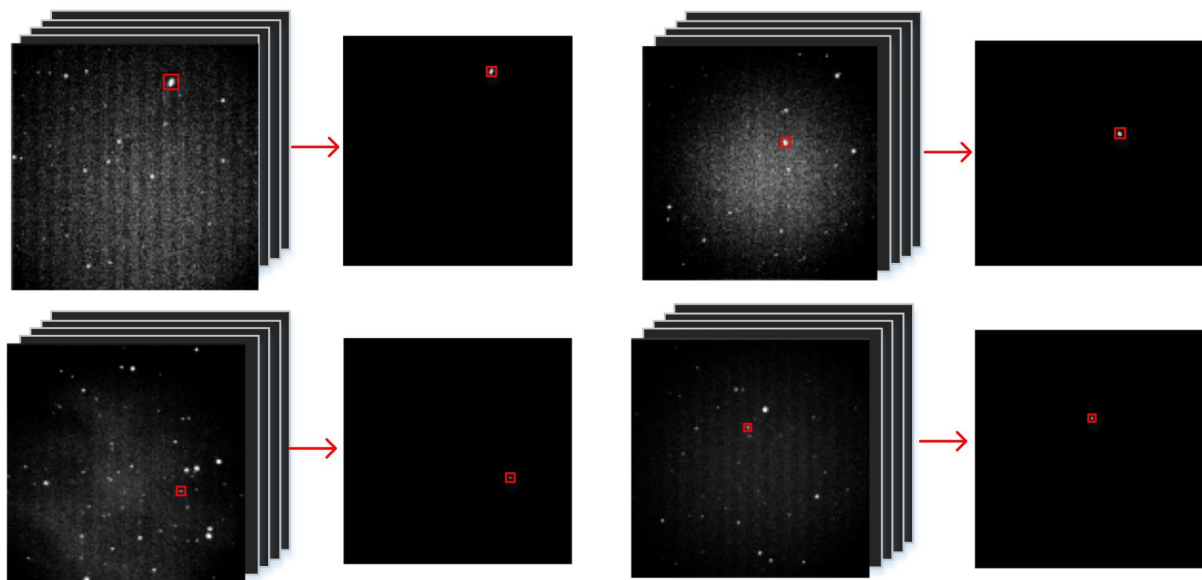


图8 基于ASMHT算法的部分真实星图测试结果

Fig.8 Part of the real star map test results based on ASMHT algorithm

真实星图采用检测率、虚警率以及算法效率作为性能评价指标,四种方法比较结果如表2所示。

表2 空间目标筛选结果统计

Table 2 Statistics of space target screening results

	Detection rate/%	False alarm rate/%	Average processing time/s
Method in Ref.[10]	92.08	57.23	0.97
Method in Ref.[11]	90.2	10.91	18.72
Method in Ref.[12]	91.14	5.58	4.3
ASMHT	94.49	2.05	1.96

从真实星图比较实验结果可以看出,ASMHT算法的检测率与虚警率均优于其他三种目标识别方法,与仿真星图测试结果相符。文献[10]中的方法主体运算结构为累加运算,并通过阈值筛选提取空间目标,与其它三种方法相比,其计算复杂度最低,处理时间最短,但该方法无法准确区分空间目标与产生随机像移的背景恒星,导致目标虚警率高,鲁棒性差。文献[11]中的方法需估计图像序列中所有目标的轨迹信息,导致计算复杂度较高。文献[12]中的方法虽然可以有效提高目标检测效率,但在假设检验阶段需结合目标

运动的先验信息,当单帧图像出现运动速度不同的目标时影响目标检测的准确率。而ASMHT算法首先对空间目标进行粗筛选,得到了疑似空间目标,并通过建立速度窗搜索符合轨迹判别标准的真实空间目标,在降低算法运算量的同时实现了更加精确的空间目标识别。

4 结论

为提高空间目标检测率的同时提高算法效率,提出了一种基于ASMHT算法的空间目标识别方法,用于提取恒星跟踪模式下的空间目标。利用尺度空间高斯差函数得到图像中不同空间目标的尺度信息,并根据无像移的背景恒星、随机噪声以及疑似空间目标在连续空间滤波窗口内不同的灰度分布特征对目标进行分类,筛选出疑似空间目标。在改进的多级假设检验方法中,建立帧间速度搜索窗实现空间目标精筛选,同时克服了空间目标轨迹不连续导致的漏检问题。分别使用仿真星图和真实星图验证了ASMHT算法的有效性与性能,验证结果表明,ASMHT算法可实现低信噪比条件下的空间目标识别,在低虚警率下具有更高的目标检测率,可更加高效地筛选出真实空间目标。

参考文献

- [1] LIU D, WANG X D, LI Y H, et al. Space target detection in optical image sequences for wide-field surveillance[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2020, 41(20): 7846-7867.
- [2] JORGE N, ANNA N, FRANCISCO J, et al. Improving space debris detection in GEO ring using image deconvolution[J]. *Advances in Space Research*, 2015, 56: 218-228.
- [3] HAN Yi, CHEN Ming, XIE Jianfeng, et al. Simulation & validation of ground-based optical-telescope imaging on target craft[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2019, 48(12): 1214002.
韩意, 陈明, 谢剑锋, 等. 地基光学望远镜对目标飞行器成像的仿真与验证[J]. *红外与激光工程*, 2019, 48(12): 1214002.
- [4] TYLER H, STEPHEN C, JAE J, et al. Improving space domain awareness through unequal-cost multiple hypothesis testing in the space surveillance telescope[J]. *Applied Optics*, 2015, 54(17): 5481-5494.
- [5] BEKHTI B, FROLICH A, GRENZ O, et al. First studies towards a cryo-cooled phased array radar system for space surveillance[J]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2019, 502: 012294.
- [6] LI Zhenwei. Research in optoelectronic observation technologies for space objects[D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics Chinese Academy of Sciences, 2014.
李振伟. 空间目标光电观测技术研究[D]. 长春: 中国科学院研究生院(长春光学精密机械与物理研究所), 2014.
- [7] LI M Y, YAN C X, HU C H, et al. Space target detection in complicated situations for wide-field surveillance[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 123658-123670.
- [8] WANG H L, WANG J Q, DING H F, et al. Moving target detection based on the improved Gaussian mixture model background difference method[J]. *Advanced Materials Research*, 2012, 482: 569-574.
- [9] KWAN C, BUDAVARI B. Enhancing small moving target detection performance in low-quality and long-range infrared videos using optical flow techniques[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(24): 4024.
- [10] YANAGISAWA T, NAKAJIMA A, KIMURA T, et al. Detection of small GEO debris by use of the stacking method[J]. *Transactions of the Japan Society for Aeronautical & Space Sciences*, 2002, 44(146): 190-198.
- [11] FUJITA K, HANADA T, KITAZAWA Y, et al. A debris image tracking using optical flow algorithm[J]. *Advances in Space Research*, 2012, 5(49): 1007-1018.
- [12] XI J B, WEN D S, OKAN K, et al. Space debris detection in optical image sequences[J]. *Applied Optics*, 2016, 55(28): 7929-7940.
- [13] AHMADI K, SALARI E. Small dim object tracking using a multi objective particle swarm optimisation technique[J]. *Image Processing Iet*, 2015, 9(9): 820-826.
- [14] FAN X S, XU Z, ZHANG J, et al. Dim small targets detection based on self-adaptive caliber temporal-spatial filtering[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 85: 465-477.
- [15] LOWE D G. Distinctive image features from Scale-Invariant key points[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [16] PANG Wen. Research on space-based visible-light space target detection and recognition[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2014: 16-23.
庞文. 天基可见光空间目标检测识别研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2014: 16-23.
- [17] NOVIKOV A, PÉREZ P. Optimal multistage sequential hypothesis testing[J]. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 2019, 7(5): 1-12.

Foundation item: Joint Research Fund in Astronomy under Cooperative Agreement between the National Natural Science Foundation of China and Chinese Academy of Sciences(No.U1731240), Surface Project of National Natural Science Foundation of China(No.11973064), Special Fund for High Tech Industrialization of Science and Technology Cooperation between Jilin Province and Chinese Academy of Sciences(No.2020SYHZ0049)