

基于稳健主成分分析和多点恒虚警的红外弱小目标检测

马铭阳^{1,2}, 王德江^{1*}, 孙翥¹, 张涛¹

¹中国科学院长春光学精密机械与物理研究所航空光学成像与测量重点实验室, 吉林 长春 130033;

²中国科学院大学光电学院, 北京 100049

摘要 针对红外图像中由复杂背景和目標多形态带来的单帧检测暗弱小目标比较困难的问题, 提出了一种先进行阈值分割粗提取, 后进行多点信噪比精检测的算法。在粗提取阶段, 提出了改进的基于稳健主成分分析(RPCA)的阈值分割算法, 利用邻域稀疏度均值与整幅稀疏图像均值的比值进行阈值分割, 从而进一步剔除孤立噪点和背景云层边缘的杂波。在精检测阶段, 提出了基于统计特性的多点恒虚警检测算法, 统计候选点在邻域内每个像元的信噪比, 利用虚警率门限和统计数量阈值筛选目标点, 从而克服由小目标能量弥散带来的多形态特征问题。实验结果表明, 所提算法在复杂背景下的探测率达到 95.6%, 与利用单像元和邻域像元均值计算信噪比的方法相比, 虚警率分别降低了 56.1% 和 47.1%。

关键词 图像处理; 弱小目标检测; 稳健主成分分析; 阈值分割; 恒虚警检测

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201939.0810001

Infrared Dim-Small Target Detection Based on Robust Principal Component Analysis and Multi-Point Constant False Alarm

Ma Mingyang^{1,2}, Wang Dejiang^{1*}, Sun He¹, Zhang Tao¹

¹Key Laboratory of Aviation Optical Imaging and Measurement, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China;

²School of Optoelectronics, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract To address the difficulty in detecting a dim-small target in single frame image caused by the complex background and polymorphism of the target, a method of rough extraction for threshold segmentation and precise detection for multi-point signal-to-noise ratio (SNR) is proposed. In the rough extraction stage, an improved threshold segmentation algorithm based on robust principal component analysis (RPCA) is proposed. The ratio of the mean value of the neighborhood sparseness to the mean value of the whole sparse image is used for the threshold segmentation, so as to further eliminate the isolated noise and the edge clutter of background cloud. In the precise detection stage, a multi-point constant false alarm detection algorithm based on statistical characteristics is proposed. The SNR of each pixel of candidate points in the neighborhood is obtained, and then the target point is extracted based on the false alarm rate threshold and statistical quantity threshold. The problem of polymorphic features caused by the dispersion of target energy will be overcome. Experimental results show that the detection probability of this algorithm reaches 95.6% under complex background, and the false alarm rate is 56.1% and 47.1% lower than that of single pixel and neighboring pixel based SNR computing methods, respectively.

Key words imaging processing; dim-small target detection; robust principal component analysis; threshold segmentation; constant false alarm detection

OCIS codes 100.3008; 100.5010; 040.3060

收稿日期: 2019-02-20; 修回日期: 2019-03-21; 录用日期: 2019-04-01

基金项目: 国家自然科学基金(61675202, 61627819)

* E-mail: wangdj@ciomp.ac.cn

1 引 言

红外弱小目标检测技术一直是红外搜索与跟踪系统的核心问题^[1]。远距离探测和快速周扫的工作方式使得目标成像尺寸小、图像帧间重合率低,同时复杂分布的云层又使得背景中存在大量的杂波,造成较高的虚警率,严重影响探测效果。因此,研究出强杂波背景下红外弱小目标单帧检测算法是目前亟待解决的问题^[2]。

为提高对红外弱小目标的探测能力,需要对图像进行阈值分割,获取疑似目标。传统的目标检测算法有局部滤波^[3-4]、局部块对比^[5]和形态学顶帽算法^[6]。局部滤波只对信噪比较高的目标有较好的处理效果;形态学顶帽算法的效果取决于结构元素的尺寸与形状,但远距离成像条件下无法获知小目标的先验信息,不能选取统一的结构元素;Genin 等^[7]采用三维块匹配(BM3D)算法分割目标,但在复杂云层背景中很难选取多个相似度极高的小区域,从而造成虚警点过多;程焱等^[8]采用多尺度极值点检测目标,但云层边缘和探测器噪声也表现为局部的极值,导致较高的虚警率;王文秀等^[9]采用深度学习的方法检测红外目标,但在被动红外探测中很难提前获取目标的大量样本。

稳健主成分分析(RPCA)方法因同时兼顾了背景和目标特性的优点而备受研究人员的广泛关注^[10-13]。图像中大面积背景信号的灰度值因变化缓慢而表现出较强的线性相关性,小目标因所占像元较少而表现出稀疏性。RPCA 算法根据此特性将原图像分割为低秩和稀疏的两幅图像,进而分割出小目标。虽然该方法可以大量抑制背景信号,但会将一些同样具有稀疏性的高强度噪声误判为目标点,导致结果图像中保留较多的虚警点。

本文针对复杂背景下分割小目标困难的问题,采用了先粗提取再精检测的方法。在粗提取阶段,针对 RPCA 算法分割时易受到稀疏性噪声干扰的问题,对后续的阈值分割进行了改进。对稀疏图像进行均值滤波,平滑孤立的噪点,同时进行阈值分割。在精检测阶段,基于统计的多点恒虚警检测(MCFAR)算法被提出。将单个像元作为目标点,统计候选点邻域内所有像元的信噪比,当统计个数和信噪比同时达到阈值时,认为该点为目标点。该方法在保证每个像元具有相同虚警率的同时,提高了探测率。最后给出了本文算法在强杂波背景中提取 100 km 外飞机目标的结果。

2 小目标特性分析

由于探测距离较远,目标在探测器上所成的像受限于光学系统的点扩展函数,因此小目标不会成像在单一像元上,而是形成与艾里斑能量分布相似的弥散斑。在目标不具有明显特征的情况下,信噪比成为了描述小目标检测的重要指标^[14],其定义为

$$R_{sn} = \frac{\eta - m_b}{\sigma}, \quad (1)$$

式中: η 为目标区域的灰度均值; m_b 为背景区域的灰度均值; σ 为背景区域的灰度标准差。因此,要计算目标的信噪比,需先确定目标的尺寸。

在实际成像过程中,小目标的形态会受到姿态信息、扫描速度和大气湍流等干扰因素的影响,导致目标尺寸在 3×3 个像元附近变化,且能量会发生任意方向的扩散。图 1 是由 FILIR 公司生产的长波红外探测器拍摄到的 100 km 外飞机目标的能量分布情况,其中图 1(a)~(c)分别表示目标能量发生横向扩散、不发生扩散和四周扩散的情况,图 1(e)~(f)为对应的目标能量的三维灰度分布。

选取不同的目标尺寸,统计连续 100 帧图像中小目标的信噪比(SNR),得到如图 2 所示的变化曲线。圆圈表示将最亮点记为目标(单点计算信噪比),星号表示将目标尺寸设定为最亮点的 2×2 邻域(邻域均值计算信噪比),加号表示将目标尺寸设定为最亮点的 3×3 邻域(邻域均值计算信噪比)。从图中可以看出,目标的能量可能向任意方向扩散,导致邻域内能量分布不均匀,给目标检测中的信噪比计算带来了很大困难。

综合上述分析,红外弱小目标检测的难点可总结为以下两点:1)目标亮度较弱,很难从背景中分割出目标,导致分割结果中存在大量的候选点;2)目标能量扩散方向具有随机性,无法统一目标尺寸,导致无法通过计算信噪比的方法提取目标。

针对粗提取阶段图像分割中剔除孤立噪点、云层边缘等能量较强噪声困难的问题,提出了一种基于稳健主成分分析(RPCA)改进的阈值分割方法,对 RPCA 分割结果中的稀疏图像做进一步处理,先统计整幅稀疏图像的均值,再选取小邻域内均值与整幅稀疏图像均值之比达到阈值的点记为候选点。针对后续利用信噪比精确检测目标时难以克服小目标能量扩散带来的多形态特征的问题,提出了一种基于统计的多点恒虚警检测方法,首先确定检测的虚警率,确定阈值信噪比,再以单像元为目标尺寸,

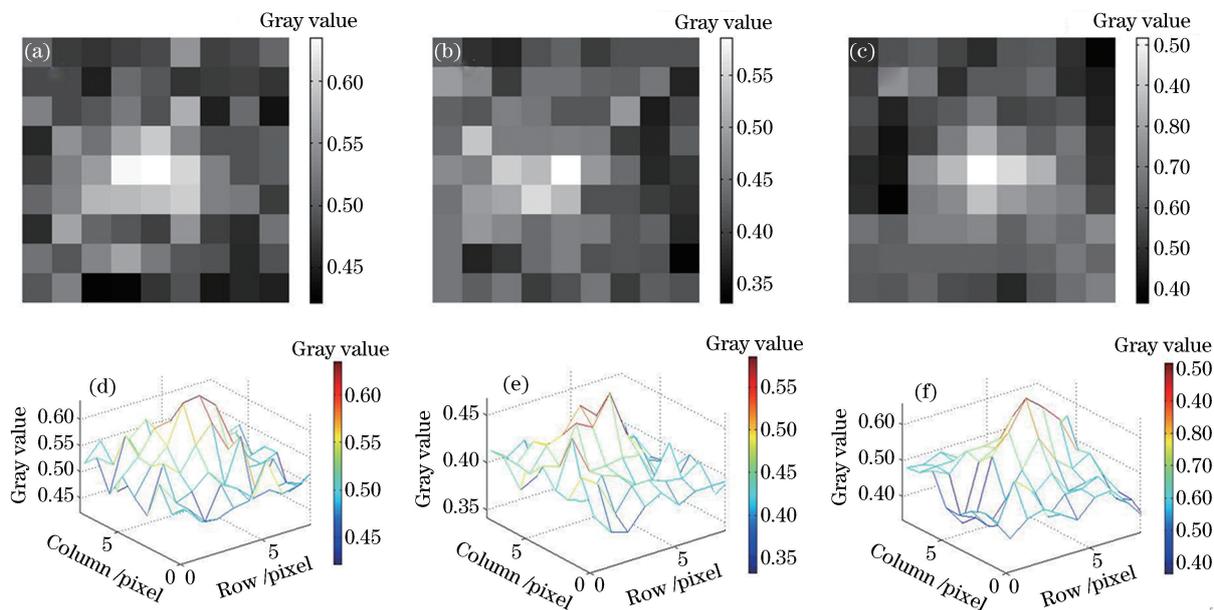


图 1 小目标的能量扩散情况。(a)横向扩散;(b)不发生扩散;(c)四周扩散;(d)~(f)图 1(a)~(c)的三维分布图
Fig. 1 Energy diffusion of small target. (a) Transverse diffusion; (b) non-diffusion; (c) peripheral diffusion;
(d)-(f) three-dimensional distributions of Figs. 1(a)-(c), respectively

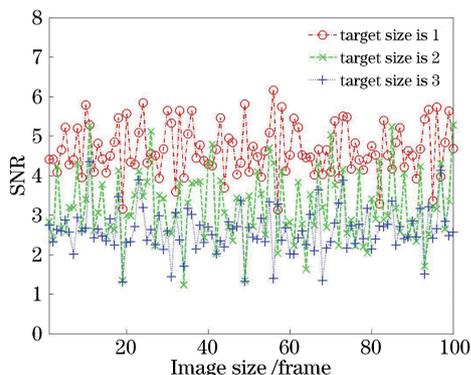


图 2 连续 100 帧图像中小目标的 SNR

Fig. 2 SNR of small target in successive 100 frames

计算每个候选点在邻域内所有像元的信噪比,统计达到阈值信噪比的像元个数来筛选候选点,精确定位弱小目标的位置。本文算法的具体流程如图 3 所示。

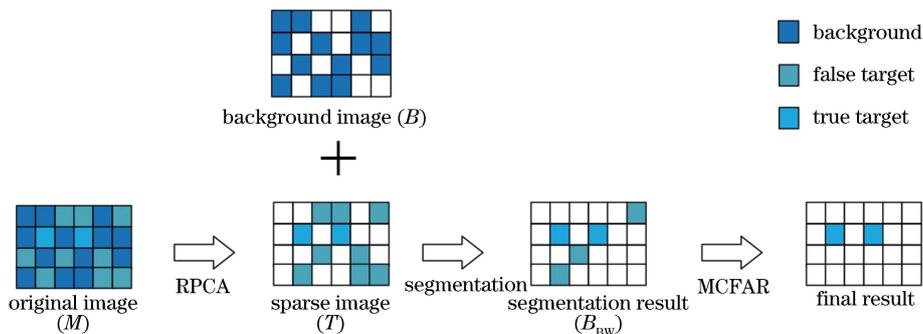


图 3 本文算法流程图

Fig. 3 Flow chart of proposed method

3 基于 RPCA 改进的阈值分割

传统的 RPCA 算法将图像分割问题转变为最优化的求解问题,即在原图像中恢复一个具有最小秩的矩阵表示背景图像,用一个非零元素最少的矩阵表示前景图像^[15]。该过程可表示为

$$\begin{cases} \min_{B,T} [R_{\text{rank}}(B) + \xi \| T \|_0] \\ \text{s.t. } B + T = M \end{cases}, \quad (2)$$

式中: R_{rank} 为背景的秩; ξ 表示噪声的权重; M 、 B 和 T 分别代表原始红外图像、背景图像和前景图像; $\| \cdot \|_0$ 表示 0 范数。对于该方程的迭代求解,本文采用交替方向乘法(ADMM)^[16-17]。

但传统的分割方法只考虑了背景灰度连续分布的特性和目标的小尺寸特性,当红外图像中的背景杂波较强时,也会存在大量的小尺寸噪声,如探测器

噪声、云层边缘杂波等,这些噪声信号因表现出稀疏性而被分割到目标图像中。

本文根据目标与杂波在邻域内能量分布的不同,提出了基于RPCA改进的阈值分割方法。小目标的能量在邻域内发生扩散,因此邻域内像元的稀疏性均很强。但孤立点噪声的能量只存在于单一像元上。云层边缘的能量也可能发生扩散,但因其灰度缓慢变化,所以其邻域像元的稀疏性要弱于目标。因此,采用稀疏图像的邻域均值与整幅稀疏图像均值的比值作为衡量标准,设计以 W 为模板大小的滤波窗口对稀疏图像进行均值滤波,选取稀疏度高于整幅稀疏图像均值一定倍数的点记为目标点。

对RPCA的改进主要有两种方式:1)在迭代内改进;2)对稀疏图像做进一步处理。如在迭代内进行改进,需利用阈值算子。阈值算子可表示为

$$P_{\epsilon}[T] = \begin{cases} T, & \bar{T}^w(x, y) > \epsilon \times \bar{T}_f \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

式中: f 为图像帧数; $\bar{T}_f^w(x, y)$ 为稀疏图像 T 在点 (x, y) 处邻域 W 内的均值; \bar{T}_f 为第 f 帧稀疏图像的均值; ϵ 为分割阈值,该阈值定义为目标在邻域 W 内的稀疏度均值与整幅稀疏图像均值的比值。当点 (x, y) 为孤立噪点或云层边缘点时, ϵ 趋近于1,但当该点为目标点时, ϵ 的值可近似看作是小目标在稀疏图像中的信噪比,其取值范围可以参考图2中曲线的变化范围。

但这种大量的均值计算不宜放在迭代中,并且还需对结果图像进行二值化处理,因此本文提出的改进算法采用第2种方式对RPCA的分割结果进行进一步处理,同时做阈值分割。

为提高算法的运算速率,可同时进行均值滤波和阈值分割,分割方法可表示为

$$I(x, y) = \begin{cases} 1, & \bar{T}_f^w(x, y) > \epsilon \times \bar{T}_f \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

综上所述,本文提出的基于RPCA改进的阈值分割算法根据目标在小邻域内能量扩散的特性,可以大量剔除孤立噪点和云层边缘这类同样具有稀疏性的虚警点,同时进行二值化处理,选取少量候选点完成目标的粗提取。

4 基于信噪比的目标精检测

4.1 恒虚警检测

对于分割中得到的候选点,可以根据信噪比进行筛选。传统的检测方式需要满足的恒虚警准

则^[18]为

$$P_{fa} = \frac{1}{2} \left[1 - e_{\text{erf}} \left(\frac{T_{\text{TNR}}}{\sqrt{2}} \right) \right], \quad (5)$$

$$P_d = \frac{1}{2} \left[1 - e_{\text{erf}} \left(\frac{T_{\text{TNR}} - R_{\text{sn}}}{\sqrt{2}} \right) \right], \quad (6)$$

$$T_{\text{TNR}} = \frac{\eta - m_b}{\sigma}, \quad (7)$$

式中: P_{fa} 为虚警率; P_d 为单点探测率;误差函数 $e_{\text{erf}} = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^{\eta} \exp(-t^2) dt$; T_{TNR} 为阈值信噪比; R_{sn} 为目标信噪比,可通过(1)式计算得到; η 为每个像元的灰度值; m_b 为背景杂波的平均灰度值,由于目标尺寸足够小,一般认为目标和杂波具有相同的标准差 σ 。

在传统的恒虚警检测中,无论是采用图4(a)所示的单像元计算信噪比,还是采用邻域均值计算信噪比,为保证较低的虚警率,只能设定较高的 T_{TNR} ,从而最终导致探测率过低,出现漏检现象。其原因主要在于无法克服因小目标能量扩散带来的多形态特征的影响。基于统计的多点恒虚警方法可将信噪比的统计信息加入算法中,可以在剔除虚警点的同时保证邻域内所有像元较高的探测率。

4.2 基于统计特性的多点恒虚警检测

针对小目标能量扩散的特性,提出一种基于统计的多点恒虚警检测方法。采用单像元计算信噪比的方式,计算候选点在邻域内所有像元的信噪比,统计满足阈值信噪比的像元个数,用统计方法克服小目标的多形态特征。此方法在保持虚警率的同时还可以提高探测率。

所提算法满足两点假设:1)小目标的能量在像面上满足高斯分布;2)像元之间的检测为相互独立事件。

为直观地描述多点恒虚警检测,设计了如图4(b)所示的滑动窗口。 T_{TNR} 区域表示目标窗口,background区域表示背景。从小目标特性分析可知,目标成像尺寸约在 3×3 范围内,考虑到小目标的尺寸和缩小阈值的动态调节范围,模板中的目标窗口不能大于目标尺寸,所以将模板中目标区域设计为 2×3 的横向窗口。为保证每个像元具有相同的虚警率,需要给每个像元设置相同的阈值信噪比,记作 T_{TNR1} 。

将目标窗口内每个像元均视为目标点,分别计算 N 个像元的信噪比,当有 M 个像元的信噪比达到阈值时,认定该点为目标,计算公式如下:

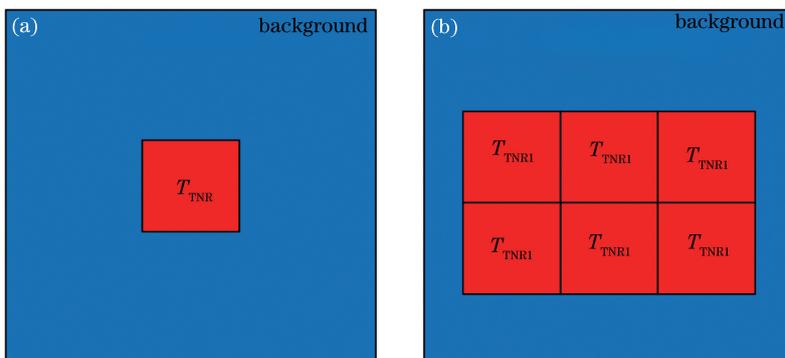


图 4 不同像元下恒虚警检测窗口。(a)单像元;(b)多像元

Fig. 4 Constant false alarm detection windows of different pixels. (a) Single pixel; (b) multi-pixel

$$n_{\text{number}}^l = \begin{cases} 1, & \frac{I(l) - \mu_b}{\sigma} > T_{\text{TNR}}, \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

$$B_{\text{BW}}(x, y) = \begin{cases} 1, & \sum_{l=1}^N n_{\text{number}}^l \geq M, \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $I(l)$ 表示滑窗内第 l 个点的强度值; μ_b 、 σ 分别表示滑窗内背景的均值和方差; T_{TNR} 表示受虚警率控制的阈值信噪比; B_{BW} 表示阈值分割后的二值图像; (x, y) 表示候选点的位置。

基于统计的多点恒虚警检测可以克服由能量扩散带来的目标多形态的问题。该方法只统计邻域内达到阈值的个数,而没有强行规定目标尺寸,允许目标在邻域内存在多种形态的能量分布。图 5 显示了在 $M=3$ 时可能检测出的几种典型的能量分布。

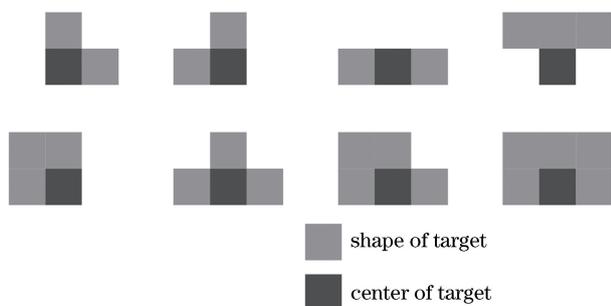


图 5 $M=3$ 时目标的典型能量分布

Fig. 5 Typical energy distribution of target when $M=3$

当引入统计特性后,探测率不仅与阈值信噪比、目标信噪比有关,还与小目标弥散斑所占像元的数量(即阈值 M)有关。单点探测率 P_d 由(6)式得出,根据像元间相互独立的假设,得到多点探测率的计算式为

$$P_D = \sum_{l=M}^N \frac{N!}{l! (N-l)!} P_d^l (1-P_d)^{N-l}, \quad (10)$$

式中: N 为窗口内像元个数; M 为阈值个数,它的选取与目标占有的像元个数有关,所以 $M \leq N$,允许阈值 M 小于目标所占像元数。根据(9)式可以得到多点探测率与单点探测率随 M 的变化曲线,如图 6 所示。

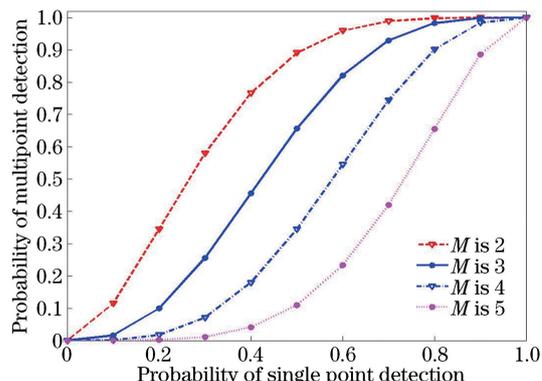


图 6 不同 M 值对探测率的影响

Fig. 6 Effect of M value on probability of detection

由图 6 可知, M 值的选取会影响目标的探测率。选取 $M=3$ 和 $M=4$,得到如图 7 所示不同阈值信噪比下探测率随信噪比的变化曲线。图例中的 S 表示单点恒虚警(CFAR)检测, M 表示多点恒虚警检测。

由小目标特性分析可知,目标在邻域像元之间的信噪比相差较大。以图 2 统计的 100 km 外的飞机目标为例,目标最亮点的信噪比在 4~6 之间,而邻域内其他像元的信噪比在 2~3 之间。如图 7 中虚线与实线的变化所示,当采取较低的检测门限时,传统检测算法的探测率会受到大幅变化的信噪比的影响,而改进的恒虚警检测算法可以一直保持较高的探测率。

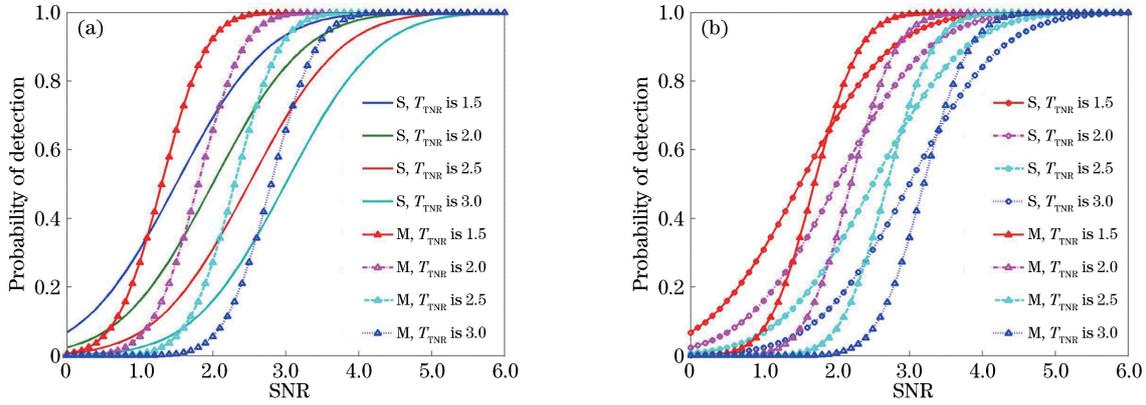


图 7 不同 M 值下信噪比对探测率的影响。(a) $M=3$; (b) $M=4$

Fig. 7 Effect of SNR on probability of detection at different M values. (a) $M=3$; (b) $M=4$

综上所述,所提基于统计特性的多点恒虚警检测算法,通过统计候选点邻域内单像元的信噪比,可以克服因小目标能量扩散随机性带来的多形态特征检测困难的问题,并在保持每个像元恒定虚警率的同时,提高探测率。

5 实验结果

5.1 实验参数

为验证所提算法的有效性,选取背景杂波较强的红外弱小目标图像进行处理。在图像分割中认为探测器的分辨率越高,越容易求取背景秩和目标 0 范数的最小值,因此设定噪声权重 $\xi = \frac{1}{\sqrt{\max(m, n)}}$,其中 m, n 分别代表图像行和列的数目。 T 的初始值为 0。由图 2 可知,目标信噪比的变化范围为 1.8~4.0,因此设置 $\epsilon = 3.5, T_{\text{TNR}} = 1.8$,根据图 7 中实线的变化范围,设置 $M = 4$ 来提高算法的探测率。

选用目标检测概率 R_{DR} 和虚警率 R_{FAR} 作为算法的评价指标, R_{DR} 和 R_{FAR} 分别表示为

$$R_{\text{DR}} = \frac{N_c}{N_t} \times 100\%, \quad (11)$$

$$R_{\text{FAR}} = \frac{N_f}{N_f + N_t} \times 100\%, \quad (12)$$

式中: N_c 为正确检测出的目标个数; N_t 为序列中实际的目标总数; N_f 为虚警个数。

5.2 实验结果分析

为验证所提算法的有效性,利用 FLIR 公司生产的长波红外相机和转台搭建实验平台,在 11 楼高的实验室拍摄从长春龙嘉国际机场起飞的民航客机,因拍摄位置较高,可以设置相机的仰角为 0° ,将摆角设置为 $\pm 30^\circ$,相机光学系统 F 数为 2,探测器分辨率为 $640 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$,像元尺寸为 $15 \mu\text{m}$ 。

所提算法的实验结果如图 8 所示。图像中的小目标为 100 km 外的飞机目标,其中图 8(a)和图 8(b)图像中的背景杂波由拍摄时引导雷达的电磁干扰引起,图 8(c)和图 8(d)图像中的背景杂波由复杂云层引起。这些杂波的存在均使得小目标被埋没。利用本文提出的基于 RPCA 改进的分割算法进行处理,结果如图 8(e)~(h)所示,由图可知阈值分割后可以得到一些候选点,再通过多点恒虚警检测提取目标,剔除虚警点,检测结果如图 8(i)~(l)所示。所有提取出的目标点均用方块标出。原图中待检测的小目标参数如表 1 所示。

5.3 对比分析

将本文改进的图像分割算法分别与文献[6-7]中的算法进行对比,结果如图 9 所示。原图中目标用矩形框标出,分割结果图像中目标用圆圈标出,其中图 9(a)和图 9(b)为原始图像,图 9(c)和图 9(d)为本文算法的分割结果,图 9(e)和图 9(f)为顶帽变换分割结果,图 9(g)和图 9(h)为 BM3D 算法的分

表 1 图 8 中目标的相关参数

Table 1 Related parameters of targets in Fig. 8

Parameter	Fig. 8(a)		Fig. 8(b)		Fig. 8(c)	Fig. 8(d)
R_{sn}	1.827	2.78	2.227	2.347	3.72	3.88
Location	(269,143)	(316,182)	(242,91)	(312,127)	(79,93)	(105,219)

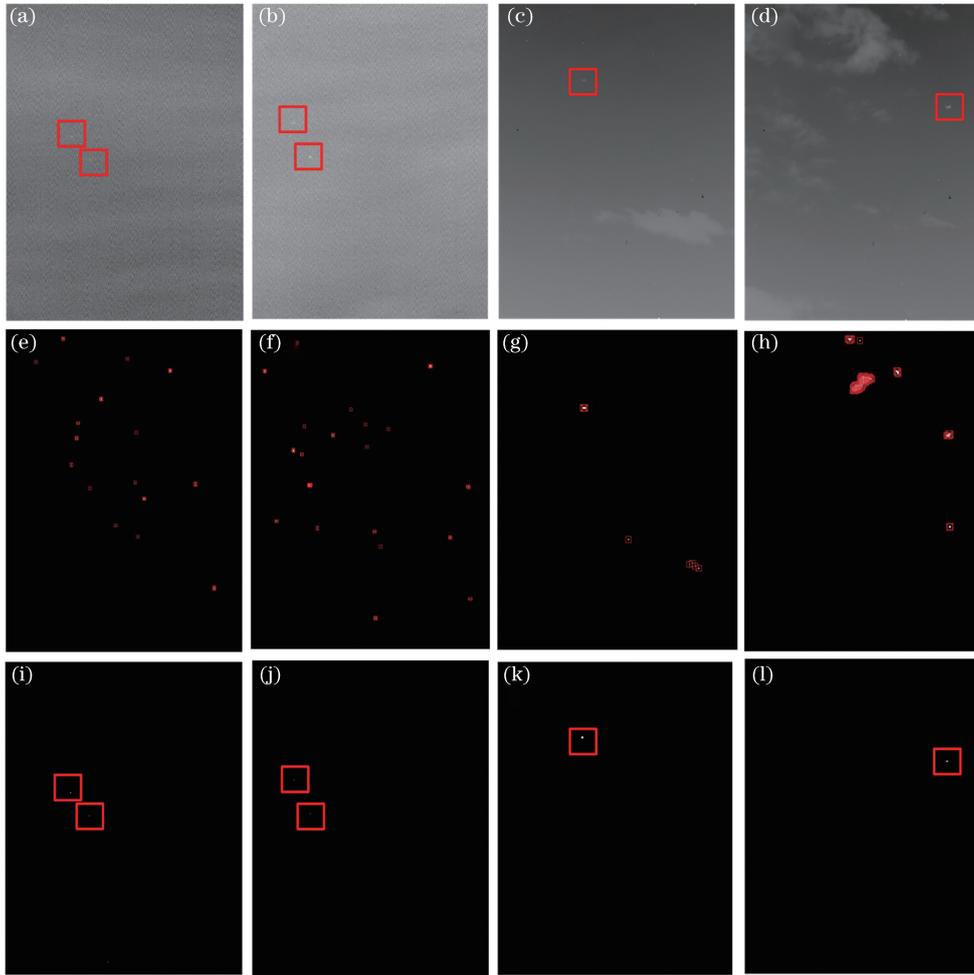


图 8 本文算法处理结果。(a)~(d)原图像;(e)~(h)基于 RPCA 改进的阈值分割算法的结果;(i)~(l)多点恒虚警检测结果
 Fig. 8 Results of proposed algorithm. (a)-(d) Original images; (e)-(h) results of improved threshold segmentation algorithm based on RPCA; (i)-(l) results of multi-point constant false alarm detection

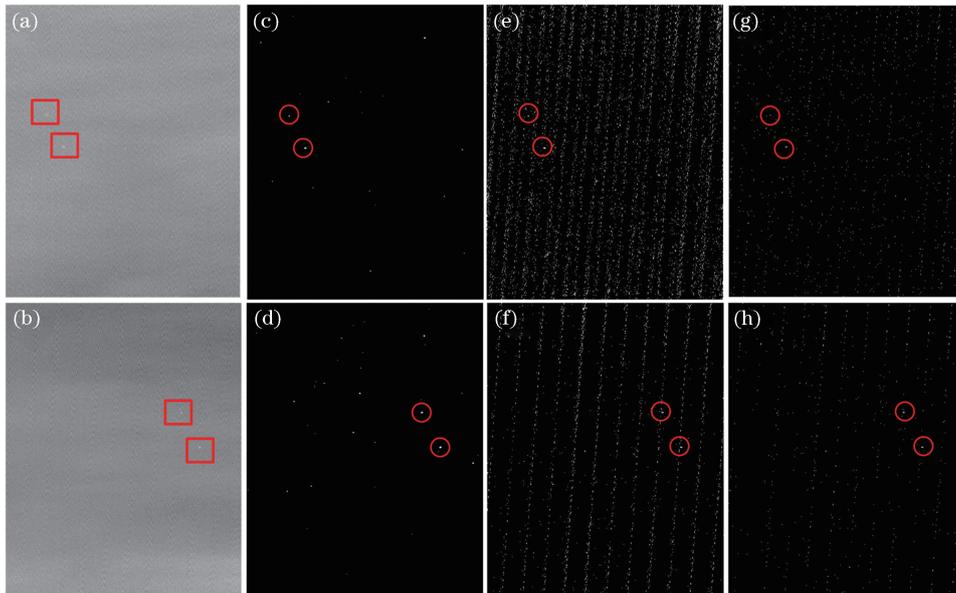


图 9 不同算法的处理结果。(a)(b)原图;(c)(d)基于 RPCA 改进的算法;(e)(f)顶帽变换算法;(g)(h) BM3D 算法
 Fig. 9 Processing results of different algorithms. (a)(b) Original images; (c)(d) improved algorithm based on RPCA; (e)(f) top hat transformation algorithm; (g)(h) BM3D algorithm

割结果。通过对比可以看出,本文基于 RPCA 改进的图像分割算法得到的虚警点较少。

图 9 原图中的目标信息如表 2 所示。

表 2 图 9 中目标的相关参数

Table 2 Related parameters of targets in Fig. 9

Parameter	Fig. 9(a)		Fig. 9(b)	
	R_{sn}	2.23	2.35	2.57
Location	(242,91)	(312,127)	(239,380)	(314,420)

每种分割算法的候选点个数如表 3 所示,通过对比结果可以看出本文算法的候选点较少。

为验证本文提出的基于统计的多点恒虚警检测算法,先使用 RPCA 分割提取候选点,再分别使用

本文方法、CFAR 和基于邻域均值的恒虚警 (ACFAR)方法检测小目标,并对结果进行对比。其中,基于统计和均值的滑窗大小如图 4 所示,实验结果如图 10 所示。原图中目标用矩形框标出,实线圈表示处理结果中的真实目标,虚线圈表示虚警点。

表 3 分割算法的候选点个数

Table 3 Number of candidate points for segmentation algorithms

Frame	Improved RPCA	Top hat algorithm	BM3D algorithm
Fig. 9(a)	34	5001	1249
Fig. 9(b)	22	5353	1143

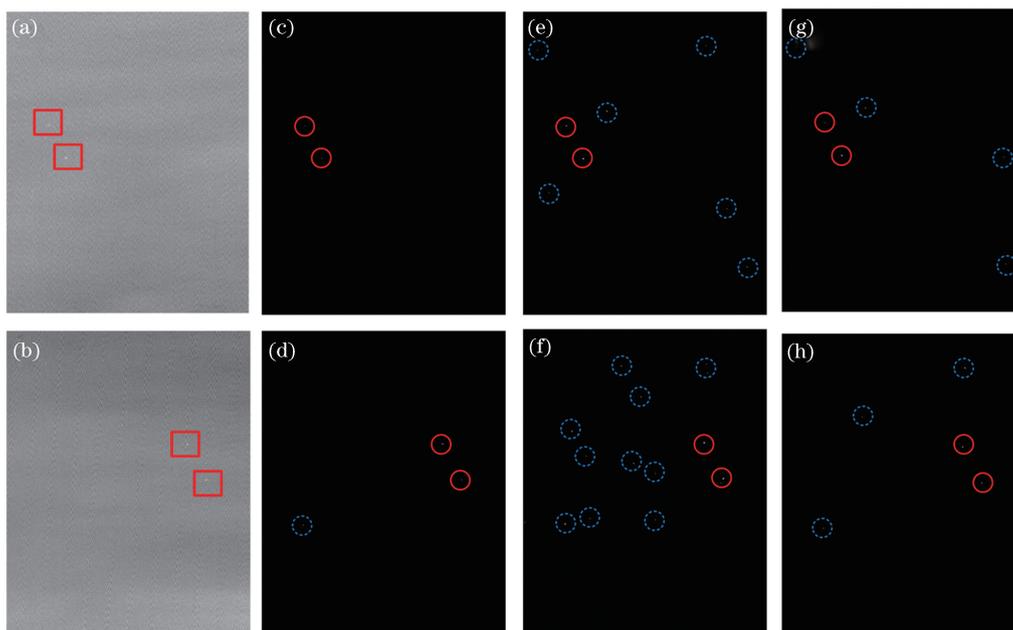


图 10 不同恒虚警检测算法的结果。(a)(b)原始图像;(c)(d) MCFAR 算法;(e)(f) CFAR 算法;(g)(h) ACFAR 算法
Fig. 10 Results of different constant false alarm detection algorithms. (a)(b) Original images; (c)(d) MCFAR algorithm; (e)(f) CFAR algorithm; (g)(h) ACFAR algorithm

利用相同阈值处理连续 250 帧图像,对比各算法的虚警率和探测率,结果如表 4 所示。

表 4 不同恒虚警检测算法的结果

Table 4 Results of different constant false alarm detection algorithms

Method	$R_{DR}/\%$	$R_{FAR}/\%$
Improved RPCA+CFAR	80.0	93.9
Improved RPCA+ACFAR	67.6	84.9
Improved RPCA+MCFAR	95.6	37.8

从上述结果可以看出,本文提出的基于 RPCA 阈值分割和多点恒虚警的小目标检测算法的稳健性更强。本文算法的虚警点分别为 BM3D 算法和顶

帽变换算法的 1/140 和 1/40。与基于统计的多点恒虚警检测与均值检测、单点检测相比,本文算法的探测率分别提高了 28%和 15.6%,虚警率分别降低了 47.1%和 56.1%。

6 结 论

提出了一种基于 RPCA 阈值分割和多点恒虚警单帧检测红外弱小目标的方法。在 RPCA 分解的基础上,利用稀疏图像中每个像元的邻域均值进行阈值分割,粗略提取一些候选点,再通过统计候选点在邻域内达到阈值信噪比的个数,精确地检测目标。实验表明,本文提出的基于 RPCA 改进的阈值

分割算法,可以在强背景杂波中精确检测出暗弱小目标。本文算法的虚警点分别为 BM3D 算法和顶帽变换算法的 1/140 和 1/40。与邻域计算信噪比和单点计算信噪比检测方法相比,本文算法的探测率提高了 15% 以上,虚警率降低了 47% 以上。但对于 RPCA 算法在求解速度上的优化问题,还需在后续工作中进行深入研究。

参 考 文 献

- [1] Wang D B. Research on infrared weak small targets detection and tracking technology under complex backgrounds[D]. Xi'an: Xidian University, 2010: 1-10.
汪大宝. 复杂背景下的红外弱小目标检测与跟踪技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010: 1-10.
- [2] Liu R, Wang D J, Jia P, *et al.* Point target detection based on omnidirectional morphology filtering and local characteristic criterion[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(11): 1104001.
刘让, 王德江, 贾平, 等. 基于全方位形态学滤波和局部特征准则的点目标检测[J]. *光学学报*, 2017, 37(11): 1104001.
- [3] Chen J Y, Reed I S. A detection algorithm for optical targets in clutter [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1987, AES-23 (1): 46-59.
- [4] Li A D. The research on technology of infrared small target detection based on compressive sensing [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2015: 20-30.
李安冬. 基于压缩感知的红外弱小目标检测技术研究[D]. 湖南: 国防科技大学, 2015: 20-30.
- [5] Wang G, Chen Y G, Yang S C, *et al.* Detection of infrared dim small target based on image patch contrast[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(5): 1424-1433.
王刚, 陈永光, 杨锁昌, 等. 采用图像块对比特性的红外弱小目标检测[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(5): 1424-1433.
- [6] Deshpande S D, Er M H, Venkateswarlu R, *et al.* Max-mean and max-median filters for detection of small targets[J]. *Proceedings of SPIE*, 1999, 3809: 74-83.
- [7] Genin L, Champagnat F, Le Besnerais G. Background first- and second-order modeling for point target detection[J]. *Applied Optics*, 2012, 51(31): 7701-7713.
- [8] Cheng G, Guo L, Han J W, *et al.* Infrared dim small target detection based on morphological band-pass filtering and scale space theory[J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(10): 1015001.
程堃, 郭雷, 韩军伟, 等. 基于形态学带通滤波和尺度空间理论的红外弱小目标检测[J]. *光学学报*, 2012, 32(10): 1015001.
- [9] Wang W X, Fu Y T, Dong F, *et al.* Infrared ship target detection method based on deep convolution neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38 (7): 0712006.
王文秀, 傅雨田, 董峰, 等. 基于深度卷积神经网络的红外船只目标检测方法[J]. *光学学报*, 2018, 38 (7): 0712006.
- [10] Toet A. Detection of dim point targets in cluttered maritime backgrounds through multisensor image fusion [J]. *Proceedings of SPIE*, 2002, 4718: 118-129.
- [11] Yuan X M, Yang J F. Sparse and low-rank matrix decomposition via alternating direction methods [J]. *Pacific Journal of Optimization*, 2009, 9 (1): 167-180.
- [12] Sun X L, Hou W, Yu Q F, *et al.* Small infrared target detection using frequency-spatial cues in a single image [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2014, 23(4): 043003.
- [13] Zheng C Y, Li H. Small infrared target detection based on harmonic and sparse matrix decomposition [J]. *Optical Engineering*, 2013, 52(6): 066401.
- [14] Sun J G. Research on algorithm of infrared small target detection and tracking in image sequence[D]. Changchun: University of Chinese Academy of Sciences, 2014.
孙继刚. 序列图像红外小目标检测与跟踪算法研究[D]. 长春: 中国科学院大学, 2014.
- [15] Wang Z M, Yang X M, Gu X F. Small target detection in a single infrared image based on RPCA [J]. *Acta Armamentarii*, 2016, 37(9): 1753-1760.
王忠美, 杨晓梅, 顾行发. 基于鲁棒主成分分析的红外图像小目标检测[J]. *兵工学报*, 2016, 37(9): 1753-1760.
- [16] Min G, Zhang X W, Zou X, *et al.* Mask estimate through Itakura-Saito nonnegative RPCA for speech enhancement [C]//2016 IEEE International Workshop on Acoustic Signal Enhancement (IWAENC), September 13-16, 2016, Xi'an, China. New York: IEEE, 2016: 16409739.
- [17] Li M, Wang Q, Li J, *et al.* Complex morphology small targets detection based on spatical-temporal sparse recovery in infrared surveillance system [J]. *Proceedings of SPIE*, 2016, 9796: 97961A.
- [18] Qian W X. Key techniques on infrared small target detection and track in the complex background[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2010: 49-53.
钱惟贤. 复杂背景下红外小目标探测与跟踪若干关键技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2010: 49-53.