

# 基于局部极值度量的短波红外偏振空中无人机目标检测

杨争焯<sup>1,2</sup>, 公劲夫<sup>1,2</sup>, 辛剑桥<sup>1,2</sup>, 王世勇<sup>1\*</sup>, 吴滢跃<sup>1\*</sup>, 康华超<sup>3</sup>

(1. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;

2. 中国科学技术大学, 北京 100049;

3. 光电对抗测试评估技术重点实验室, 河南 洛阳 471003)

**摘要:** 无人机检测在民用及军事领域均具有重要价值, 然而传统红外探测系统易受背景杂波的干扰。红外偏振成像技术通过将偏振数据与红外成像相结合, 为解决该问题提供了新途径。但偏振图像与红外图像的差异性为目标提取引入新的问题, 因此本研究引入了一种基于尺度自适应局部极值度量(ALEM)的新型检测算法。该算法引入改进SUSAN算子快速提取感兴趣区域, 估计该区域内潜在目标的特征尺度, 并针对偏振图像特性提出ALEM算法, 通过分析像素邻域特征实现对比度测量。基于真实场景偏振图像数据集的实验结果表明: 该算法的信杂比增益相较于基准方法提高了2.7倍, 背景抑制因子提高了8.6倍, 且能以20 fps运行, 它具有优异的检测性能、鲁棒性和实时检测的能力。

**关键词:** 红外偏振; 红外小目标检测; 局部极值度量; 信杂比

**中图分类号:** TP391.4

**文献标识码:** A

## 引言

随着小型无人机技术逐渐成熟, 它的应用越来越广泛, 但针对无人机的监测难度大, 最新基于红外的无人机探测技术对于军事侦察、反恐和机场安保等应用至关重要<sup>[1-5]</sup>。然而, 基于红外辐射强度的无人机探测面临着一些新挑战, 比如无人机通常飞行高度低, 探测算法易于受到建筑物等地面杂波的干扰。此外, 无人机体积小, 产生的热量极少, 与背景的红外对比度低<sup>[6-7]</sup>。

为了解决上述局限性, 将偏振信息引入红外探测领域, 是一种具有潜力的解决方案。偏振成像可同时捕捉目标辐射强度和偏振数据。偏振信号主要取决于材料特性和光照角度<sup>[8-9]</sup>, 与强度关系不大, 因此在目标强度较低、背景噪声较高的条件下仍然有效, 有助于增强自然背景下的人工目标探测效能<sup>[10-12]</sup>。

为探索偏振信息在目标探测中的有效性, 现有研究在多场景实验中进行了验证。Michalson<sup>[13]</sup>使用中波和长波偏振相机对森林背景下的装甲车和建筑物等人工目标进行了成像实验。Michalson在不同时段及气象条件下采集偏振图像数据, 实验结果表明, 偏振信息可显著提升夜间和恶劣天气条件

下的目标探测能力。Ming Wei<sup>[14]</sup>和Dai Qian<sup>[15]</sup>分别针对无人机飞行过程进行了图像采集。Wei发现无人机的偏振度显著高于建筑物, 这表明偏振信息有助于无人机目标探测。Qian通过将跟踪算法应用于红外和偏振视频, 验证了偏振成像在复杂背景下对目标跟踪性能的提升作用。上述研究验证了偏振信息在提高小型无人机目标探测性能方面的潜力。

在此基础上, 有学者提出了基于偏振成像的目标检测算法。Huang Qinchao等人<sup>[16]</sup>提出了一种基于偏振度图像的空间滤波方法, 采用阈值分割方法实现小型无人机目标的检测, 并进一步利用核化相关滤波器(KCF)算法实现目标跟踪。Romano<sup>[17]</sup>提出了一种基于形态学算子的检测算法, 测试表明偏振信息在低照度和低信噪比(SCR)情况下, 仍保持良好的性能。赵永强等人<sup>[18-20]</sup>提出了道路偏振角的零分布先验。基于此, 该团队提出了一种适用于夜间低照度条件下的道路检测和跟踪方法。Liu<sup>[21]</sup>和Zhang<sup>[22]</sup>分别提出了场景偏振信息的完全偏振分量与完全非偏振分量的分解方法, 基于完全偏振分量实现目标检测。Zhang的算法主要针对地面装甲车辆目标, 而Liu的算法则针对无人机目标。

调研发现现有算法未能充分利用偏振强度、偏振度和偏振角三分量信息的潜力,并且在这些分量中,偏振角最难以利用。因为偏振角取值具有相对性,0°方向是人为设定的参考点,并且偏振角的最大(180°)和最小(0°)值表示相同的角度。所以偏振角的绝对数值没有意义,需要计算相邻像素的偏振角差异,才能有效利用偏振角信息。此外,偏振角反映了三维空间中曲面法线的方位角<sup>[23]</sup>。因此,在偏振角图像中,复杂几何结构的物体表现为灰度快速变化的高频纹理,该特性导致偏振角图像中虚警率升高。

鉴于偏振角图像的复杂性,现有的偏振目标检测算法主要基于偏振度图像进行检测,而对偏振角特征的利用不足。然而,在小型无人机检测场景中,天空背景的偏振角变化平缓<sup>[24]</sup>,与目标的偏振角形成显著对比。这种显著差异为偏振角特征在无人机检测中的应用提供了理论依据。基于偏振角图像的上述特性,我们提出了一种快速鲁棒的小目标检测算法。本研究详细介绍了该算法的检测步骤和方法细节,并针对红外偏振无人机真实场景数据开展测试,结果表明该算法在信杂比增益、背景抑制因子和运行效率方面相较于基准方法都有显著提高,算法具有优异的检测性能、鲁棒性和实时检测的能力。

## 1 偏振图像分析

偏振成像设备有多种结构形式,包括分时成像系统、分振幅成像系统、分孔径成像系统和分焦平面(division of focal plane, DoFP)成像系统等。其中,DoFP作为一种新型偏振成像结构,由于结构紧凑、可以实时成像的优点得到研究者的关注。该技

术在焦平面前放置包含0°,45°,90°,135°四个偏振方向微偏振片阵列实现偏振探测,如图1所示。探测器获取原始偏振马赛克图像后,通过解马赛克算法重建四个偏振方向的子图。

斯托克斯矢量是表征光线偏振状态的常用方法,可以完整描述光的偏振特性:

$$S = \begin{pmatrix} S_0 \\ S_1 \\ S_2 \\ S_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{2}(I_0 + I_{45} + I_{90} + I_{135}) \\ I_0 - I_{90} \\ I_{45} - I_{135} \\ I_R - I_L \end{pmatrix} \quad (1)$$

$I_0, I_{45}, I_{90}, I_{135}$ 分别表示四个方向的偏振子图, $I_R$ 和 $I_L$ 分别表示右旋和左旋圆偏振分量,鉴于自然场景下光的圆偏振分量通常可忽略不计,因此在计算中将 $I_R$ 和 $I_L$ 设为0。利用斯托克斯矢量,可以计算线偏振度(Degree of Line Polarization, DoLP)和线偏振角(Angle of Line Polarization, AoLP)。DoLP表示线偏振光强度与总光强的比值,AoLP表示光线偏振方向:

$$DoLP = \frac{\sqrt{S_1^2 + S_2^2}}{S_0} \quad (2)$$

$$AoLP = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{S_2}{S_1}\right) \quad (3)$$

根据菲涅尔定律,物体漫反射光的偏振度取决于天顶角,偏振角由方位角确定<sup>[25]</sup>。局部天空区域的大气偏振度与偏振角呈现缓变特征,且云层对大气偏振特征的扰动可忽略<sup>[24]</sup>。基于目标和背景在DoLP与AoLP图像中的上述特征差异,可以实现无人机有效探测。

本研究采集了城市低空环境下的无人机偏振图像数据。经标注目标位置后,最终构建包含四组序列、总计444帧的数据集。数据集以城市天空为

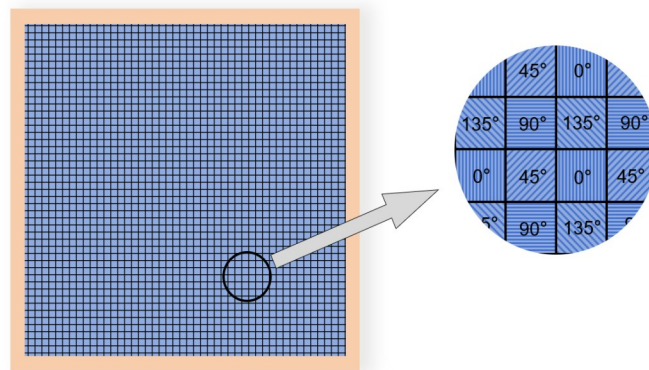


图1 DoFP偏振相机的焦平面示意图

Fig. 1 Illustration of the MPA of a DoFP polarization camera

背景,背景包含云层、建筑物、植被等杂波。图2展示了数据集中的典型样本。

通过定量分析图像中目标信号的显著程度,分别计算数据集中四个图像序列平均信杂比(signal-to-clutter ratio, SCR)和像素信杂比<sup>[26]</sup>(Pixel-wise signal-to-clutter ratio, PSCR):

$$SCR = \frac{|\mu_t - \mu_b|}{\sigma_b + \epsilon} \quad (4)$$

$$PSCR = \frac{\sum_{(x,y) \in target} |I(x,y) - \mu_b|}{N_t \cdot (\sigma_b + \epsilon)} \quad (5)$$

上式中, $\mu_t$ 和 $\mu_b$ 分别表示目标区域和局部背景区域的灰度均值, $\sigma_b$ 表示局部背景区域灰度标准差, $\epsilon$ 为极小常数,避免分母为0。 $I(x,y)$ 表示位置 $(x,y)$ 处的像素值, $N_t$ 表示目标区域像素总数。SCR用于表征灰度均匀目标的信号强度,而PSCR用于目标内部灰度不均匀的场景。统计结果如表1所示。

三类图像的SCR值较为接近,但AoLP图像的PSCR显著高于其它两类图像,表明AoLP图像中目标信号相对显著,且目标区域存在明显的灰度非均匀性。本文基于偏振角图像的上述特征,提出了面向低空无人机目标的检测算法。

## 2 算法原理

图3展示了ALEM算法的整体流程。针对复

表1  $S_0$ , DoLP和AoLP图像的平均SCR和PSCR

Table 1 Mean SCR and PSCR of  $S_0$ , DoLP, and AoLP images

图像序列	图像类型	SCR	PSCR
序列1	$S_0$	0.824	1.083
	DoLP	1.515	2.590
	AoLP	2.334	10.11
序列2	$S_0$	1.470	1.686
	DoLP	2.423	3.280
	AoLP	1.977	6.182
序列3	$S_0$	1.277	1.340
	DoLP	0.704	2.080
	AoLP	0.904	4.106
序列4	$S_0$	1.246	1.350
	DoLP	1.621	2.544
	AoLP	1.210	3.736

杂场景下的无人机检测需求,算法包含三个主要处理阶段。第一阶段提出快速SUSAN算子抑制AoLP图像中的平坦背景,提取ROI,如图3(b)所示。第二阶段基于ROI内像素间的空间分布特征估计潜在目标尺度,如图3(c)所示。第三阶段提出尺度自适应局部极值度量(scale-adaptive local extreme measure, ALEM),实现ROI内的高频杂波抑制与无人机目标增强,最终输出检测结果,如图3(d)到3(h)所示。下文将依次阐述各处理阶段的实现细节。

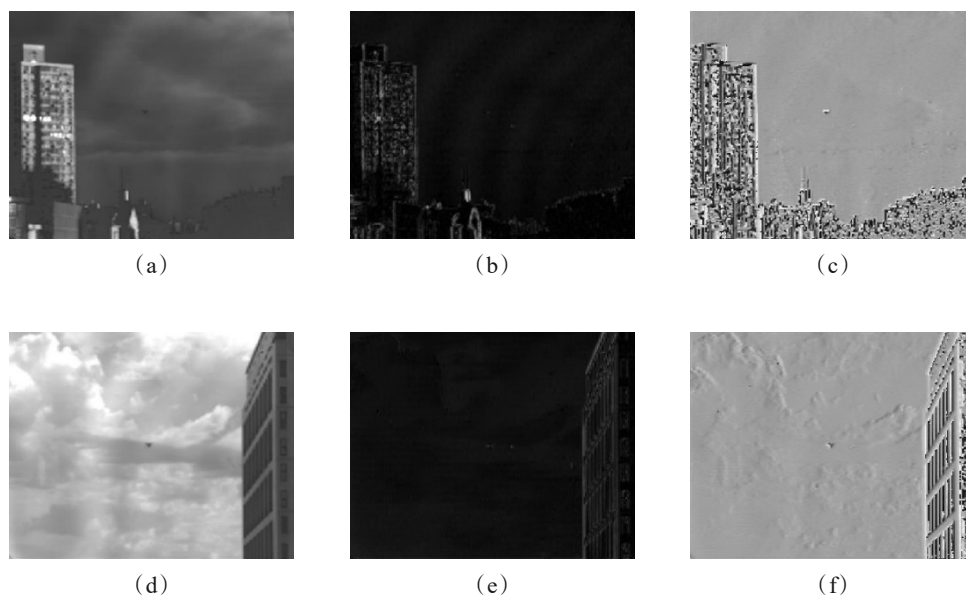


图2 数据集中的图像,(a)和(d)是 $S_0$ ,(b)和(e)是DoLP,(c)和(f)是AoLP

Fig. 2 Images in the dataset: (a) and (d) are  $S_0$ , (b) and (e) are the DoLP, (c) and (f) are the AoLP

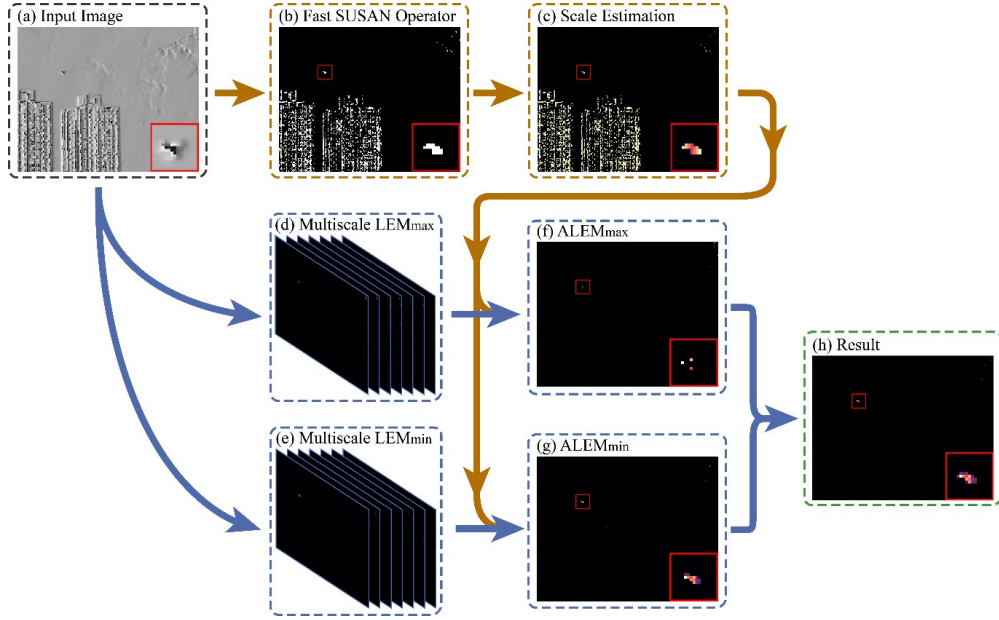


图3 ALEM算法的流程图

Fig. 3 Flowchart of the proposed method

## 2.1 快速SUSAN算子

AoLP图像包含两类背景杂波:平坦的天空背景杂波和地面背景高频杂波。本文提出了快速SUSAN算子,可以在目标检测前高效滤除AoLP图像中的平坦背景杂波。AoLP图像中的无人机目标和高频杂波可以视为角点区域,而平坦的天空背景可以视为非角点区域。因此SUSAN角点检测算法适用于识别AoLP图像中的平坦背景。然而传统SUSAN算子采用圆形窗口,需遍历所有像素并与邻域内全部像素进行灰度比较,计算复杂度高。本文设计了八方向稀疏采样窗口,仅需对中心像素周围的8个等间距特征点进行灰度比较,如图4所示。该采样策略在保持全向性的同时提高了计算效率。

快速SUSAN算子的计算流程包含三个步骤。首先通过比较中心像素与邻域像素的灰度差异,确定局部相似像素集合(univalue segment assimilating nucleus, USAN)。当邻域像素与中心像素的灰度差小于预设阈值时,判定该像素为USAN区域成员:

$$G(x, y; x_0, y_0) = \begin{cases} 1, & \text{if } |I(x_0, y_0) - I(x, y)| \leq t \\ 0, & \text{if } |I(x_0, y_0) - I(x, y)| > t \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $G(x, y; x_0, y_0)$  表示  $(x_0, y_0)$  为中心像素时,模板中的点  $(x, y)$  是否属于USAN区域。  $I(\cdot)$  表示坐标处的灰度值,  $t$  是判断属于USAN区域的阈值。对于AoLP图像,设置阈值  $t = 0.2$  可以有效地区分目标与背景。然后计算USAN区域的面积:

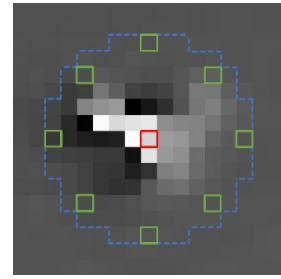


图4 快速SUSAN算子模板。红色像素表示中心像素,蓝色虚线表示传统SUSAN算子模板,绿色像素表示快速SUSAN算子模板

Fig. 4 Template of the fast SUSAN operator. The red pixel denotes the central pixel. The blue dashed line denotes the template used by the traditional SUSAN operator. The green pixels denote the template used by the fast SUSAN operator

$$n(x_0, y_0) = \sum_{(x, y)} G(x_0, y_0; x, y) \quad (7)$$

其中  $n(x_0, y_0)$  表示中心像素是  $(x_0, y_0)$  时,USAN区域包含的像素总数。最后计算快速SUSAN算子的检测结果  $R(x_0, y_0)$ :

$$R(x_0, y_0) = \begin{cases} 1, & \text{if } n(x_0, y_0) \leq 2 \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (8)$$

$R(x_0, y_0)$  表示快速SUSAN算子在  $(x_0, y_0)$  的检测结果。当不超过2个邻域像素属于USAN区域时,中心像素被判定为目标点。检测结果如图5所示:

快速SUSAN算子仅需8个采样点即可实现图

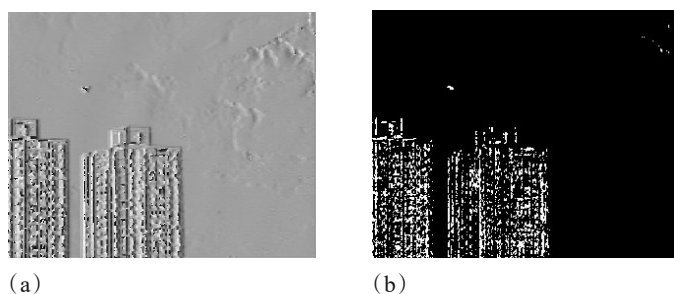


图5 使用SUSAN算子提取ROI。(a)是原始AoLP图像,(b)是快速SUSAN算子的结果

Fig. 5 ROI extraction results using the SUSAN operator: (a) the original AoLP image, (b) the output of the fast SUSAN operator.

像中平坦背景的有效分割。为验证快速SUSAN算子的性能,在本文第三节设计了消融实验。在完成ROI提取后,ALEM算法将进一步检测ROI区域中的真实目标。

## 2.2 目标尺度估计

目标尺度估计为ALEM算法提供自适应窗口尺寸信息,本节提出一种基于ROI的尺度估计方法。定义ROI内像素尺度为该像素点与其邻域ROI最远点之间的切比雪夫距离,如图6所示。

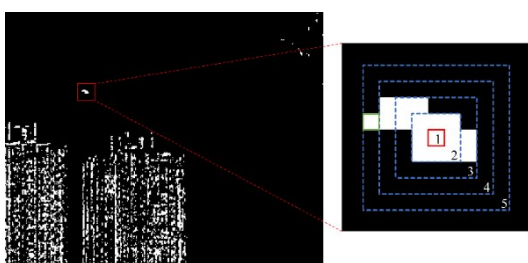


图6 ROI尺度估计示意图。右图中红色矩形表示中心像素,蓝色矩形表示距离,绿色矩形表示最远像素

Fig. 6 Illustration of ROI image scale estimation. The red rectangle indicates the central pixel, the blue rectangles represent distance measurements, and the green rectangle denotes the pixel with the greatest distance

尺度估计的具体步骤如下,首先设置目标可能的最大尺寸 $r_{max}$ ,基于 $r_{max}$ 生成切比雪夫距离模板B,如图7所示。其中,切比雪夫距离由下式定义:

$$d(x,y; x_0,y_0) = \max(|x_0 - x|, |y_0 - y|) \quad (9)$$

然后通过形态学算子计算ROI图像中所有像素的尺度估计结果:

$$SM = (ROI \oplus B) \odot ROI \quad (10)$$

其中, $SM$ 表示尺度估计结果, $\oplus$ 符号表示灰度形态学膨胀, $B$ 表示切比雪夫距离模板。 $\odot$ 符号表示图像按像素相乘。式(8)首先通过膨胀算子同步计算

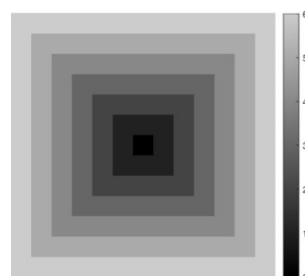


图7 切比雪夫距离模板, $r_{max} = 7$

Fig. 7 Chebyshev distance template,  $r_{max} = 7$

ROI中每个点的尺度,然而该运算同时会计算ROI外像素的尺度,因此通过像素级乘法消除ROI外像素的干扰。最终得到尺度估计结果,如图8所示。

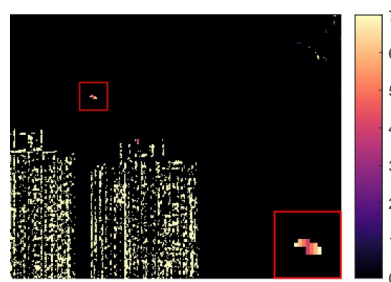


图8 尺度估计结果,目标区域在右下角显示

Fig. 8 Results of scale estimation, with a magnified view of the target area in the corner

## 2.3 尺度自适应局部极值度量

快速SUSAN算子能有效抑制平坦背景杂波,然而ROI中仍存在部分高频杂波干扰。传统的红外检测方法通过引入邻域像素信息,利用像素邻域对比度特征实现杂波抑制<sup>[27-28]</sup>。然而,由于图像特征差异,此类方法难以直接应用于AoLP图像。为解决此问题,提出局部极值度量(local extreme measure, LEM)作为AoLP图像的对比度计算指标。

LEM的原理如图9(a)所示。将检测窗口分为

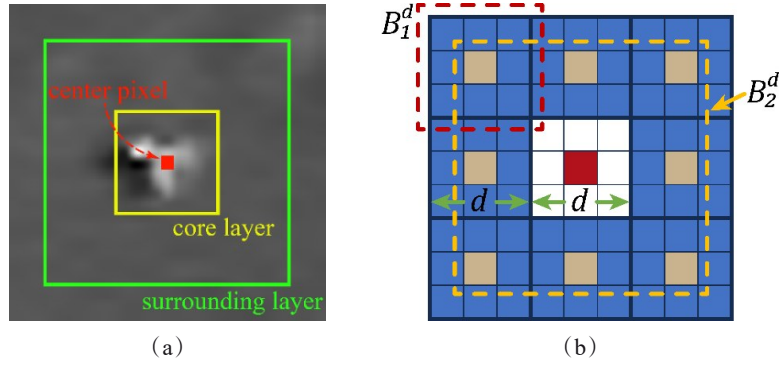


图9 LEM窗口示意图。(a)LEM的三层窗口,(b)LEM窗口的结构,蓝色区域、白色区域、红色像素分别表示周围层、核心层和中心像素

Fig. 9 Illustration of the LEM principle. (a) Tri-layer window of the LEM, (b) The structure of the LEM window, blue areas, white areas, and red pixels represent surrounding layers, core layers, and center pixel respectively

三层:中心像素、核心层和周围层。LEM包含局部极大值度量( $LEM_{max}$ )和局部极小值度量( $LEM_{min}$ )两个指标。分别用于量化中心像素相对于背景的亮度显著性与暗度显著性。LEM的计算首先将滑动窗口分为9个形状相同的子块 $B_1^d$ ,如图9(b)所示。其中,外围8个子块组成周围层,中心子块为核心层。 $B_2^d$ 表示周围层8个子块的中心像素, $d$ 表示窗口尺寸。首先通过形态学算子获取周围层极值:

$$\begin{aligned} I_{max}^d &= (I \oplus B_1^d) \ominus B_2^d \\ I_{min}^d &= (I \ominus B_1^d) \oplus B_2^d \end{aligned} \quad (11)$$

其中, $I_{max}^d$ 和 $I_{min}^d$ 分别表示核心层尺寸为 $d$ 时,周围层的极值图像。 $I$ 表示AoLP图像, $B_1^d$ 和 $B_2^d$ 表示图9(b)中所示的结构元素, $\oplus$ 和 $\ominus$ 分别表示形态学膨胀和腐蚀算子。式(11)利用两步形态学算子计算周围层极值,显著降低计算复杂度:形态学算子的计算复杂度与结构元素尺寸成正比,若采用整个周围层作为单一结构元素,复杂度为 $O(8d^2)$ ,而两步形态学运算的复杂度为 $O(d^2 + 8)$ 。

然后基于 $I_{max}^d$ 和 $I_{min}^d$ 计算LEM:

$$\begin{aligned} LEM_{max}(x_0, y_0; d) &= I(x_0, y_0) - I_{max}^d(x_0, y_0) \\ LEM_{min}(x_0, y_0; d) &= I_{min}^d(x_0, y_0) - I(x_0, y_0) \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $(x_0, y_0)$ 表示当前坐标, $d$ 表示核心层尺寸。此外,所有负值LEM均置零以保证对比度有实际意义。LEM能有效检测AoLP图像中的无人机目标。天空背景的偏振角变化平缓,而无人机的偏振角变化剧烈,因此LEM响应较高。杂波区域的灰度变化剧烈,导致LEM响应较低。

尽管LEM能有效增强目标并抑制背景杂波,但

其性能受窗口尺寸影响。在目标区域,周围层应避免包含目标区域的极值像素。而在杂波区域,周围层需要最大化以引入更多杂波像素。因此,结合2.2节的尺度估计结果作为核心层半径参数,提出了尺度自适应LEM(scale-adaptive LEM, ALEM):

$$\begin{aligned} ALEM_{max}(x_0, y_0) &= LEM_{max}[x, y; SM(x, y) \cdot 2 + 1] \\ ALEM_{min}(x_0, y_0) &= LEM_{min}[x, y; SM(x, y) \cdot 2 + 1] \end{aligned} \quad (13)$$

在目标区域,ALEM令核心层恰好覆盖最远目标像素,避免目标像素进入周围层的同时最小化周围层尺寸,降低背景杂波的干扰。在杂波区域,ALEM最大化周围层的尺寸以引入更多背景像素抑制杂波。

## 2.4 ALEM检测结果融合

最后,融合 $ALEM_{max}$ 和 $ALEM_{min}$ 的检测结果生成置信度图。在AoLP图像中,灰度值0和1对应偏振角从 $0^\circ$ 到 $180^\circ$ 的连续变化,所以AoLP图像中的亮像素和暗像素通常在空间上邻接,并分别在 $ALEM_{max}$ 和 $ALEM_{min}$ 中表现为强响应。基于该图像特征,设计如下增强规则,以增强 $ALEM_{max}$ 和 $ALEM_{min}$ 在空间上邻接的点的响应:

$$g_{bl} = (ALEM_{max} * K_{mean}) \odot (ALEM_{min} * K_{mean}) \odot H(ALEM_{max} + ALEM_{min}) \quad (14)$$

其中, $g_{bl}$ 表示双边对比度置信度图,\*表示卷积运算, $K_{mean}$ 表示 $3 \times 3$ 的均值滤波卷积核, $\odot$ 表示图像按像素相乘。 $H(\cdot)$ 表示Heaviside阶跃函数,该函数在输入为正时输出1,否则输出0,作为阈值机制。式(14)中,两次卷积操作将 $ALEM_{max}$ 和 $ALEM_{min}$ 的值扩散至其8邻域,若 $ALEM_{max}$ 与 $ALEM_{min}$ 中的点8邻接,

其响应值在按像素相乘时得到增强。否则,因乘以0而输出为0。最终,将  $g_{bl}$ ,  $ALEM_{max}$  和  $ALEM_{min}$  相加,得到置信图  $g$ :

$$g = g_{bl} + ALEM_{max} + ALEM_{min} \quad (15)$$

ALEM算法的完整流程如算法1所示,算法输入AoLP图像  $I$  和目标最大尺寸  $r_{max}$ , 输出置信图  $g$ 。

算法1 ALEM算法	
<b>输入:</b> AoLP图像 $I$ , 目标尺寸上限 $r_{max}$	
<b>输出:</b> 置信图 $g$	
<b>提取ROI:</b>	
1:	利用 $r_{max}$ 生成8像素的快速SUSAN算子模板
2:	利用公式(6)(7)(8)提取ROI
<b>估计目标尺度:</b>	
3:	利用 $r_{max}$ 和公式(9)生成切比雪夫距离模板
4:	利用公式(10)计算尺度图SM
<b>计算LEM:</b>	
5:	for $d = 2$ to $r_{max}$ do
6:	利用 $d$ 生成结构元素 $B_1^d$ 和 $B_2^d$
7:	利用公式(11)(12)计算 $LEM_{max}$ 与 $LEM_{min}$
8:	end for
<b>基于LEM,计算ALEM:</b>	
9:	利用公式(13)与尺度图SM,计算 $ALEM_{max}$ 和 $ALEM_{min}$
<b>融合 <math>ALEM_{max}</math> 与 <math>ALEM_{min}</math> 结果:</b>	
10:	利用(14)(15)生成置信图 $g$

### 3 实验与分析

本章分为五个部分,首先详细介绍了实验设置、数据集、评价指标与对比算法;然后定性和定量对比分析了对比算法与ALEM算法;随后通过消融实验,对比分析了不同ROI提取方法对检测结果的影响;最后对比了红外偏振角图像与红外强度图像中的无人机目标检测结果,验证所提算法与传统红外小目标检测方法的互补性。

#### 3.1 实验设置

##### 3.1.1 数据集

实验采用中国科学院上海技术物理研究所研制的红外短波偏振成像系统<sup>[29]</sup>,该系统的详细参数

如表2所示:

表2 红外短波偏振成像系统参数

Table 2 Parameters of infrared shortwave polarization imaging system

名称	设计参数
图像分辨率	320×256
图像帧频	50 Hz
成像波段	0.9 μm ~ 1.7 μm
曝光时间	0.1 ms ~ 9.75 ms
偏振方向	0°, 45°, 90°, 135°
探测器类型	非制冷

制作的数据集包含四组图像序列,基于  $Xin$ <sup>[30]</sup> 的去马赛克算法重建AoLP图像,数据集中的目标为DJI精灵4pro无人机,图像背景包含天空、云层及地面景物。数据集的详细信息如下表所示:

##### 3.1.2 评价指标

为评估算法性能,采用小目标检测领域广泛采用的评价指标。信杂比增益(signal-to-clutter ratio gain, SCRG)用于量化算法增强目标的能力:

$$SCRG = \frac{SCR_{out}}{SCR_{in}} \quad (16)$$

其中  $SCR_{out}$  和  $SCR_{in}$  分别表示输入图像和检测结果图像中目标的SCR。为更准确地描述AoLP图像信杂比,基于PSCR的定义提出了PSCRG:

$$PSCRG = \frac{PSCR_{out}}{PSCR_{in}} \quad (17)$$

SCR和PSCR的计算公式见(4)(5)。SCRG和PSCRG越大,表明目标增强效果越显著。目标分割定位精度越高。背景抑制因子(background suppression factor, BSF)评估算法抑制背景杂波的能力,定义如下:

$$BSF = \frac{\sigma_{in}}{\sigma_{out} + \epsilon} \quad (18)$$

其中  $\sigma_{in}$  和  $\sigma_{out}$  分别表示输入图像和输出图像中背景区域的标准差,  $\epsilon$  为极小常数避免分母为0。BSF越大表明算法对背景的抑制能力越强。SCRG和

表3 红外偏振无人机数据集描述

Table 3 Details of the infrared polarization-based UAV target dataset

序列编号	总帧数	分辨率	目标尺寸	目标描述	背景描述
序列1	128	252 × 316	7 × 5	中距离无人机	远处建筑,树木和干净天空
序列2	128	252 × 316	8 × 5	中距离无人机	近处建筑和密集的云层
序列3	60	252 × 316	6 × 5	远距离无人机	远处建筑和大块云层
序列4	128	252 × 316	11 × 7	近距离无人机	远处建筑和大块云层

BSF用于评估算法输出的置信图的质量。为评估整体检测性能,需引入两个补充指标:检测概率(True Positive Rate, TPR)和虚警率(False Positive Rate, FPR):

$$\begin{aligned} \text{TPR} &= \frac{\text{检测到的真实目标数}}{\text{真实目标总数}} \\ \text{FPR} &= \frac{\text{检测到的错误像素数}}{\text{图像中像素总数}} \end{aligned} \quad (19)$$

接收者操作特性曲线(receiver operating characteristic, ROC)反映了算法在不同阈值上的性能。该曲线以TPR为纵轴,以FPR为横轴绘制。曲线接近左上角表示算法检测率高,且虚警率低。

### 3.1.3 对比算法

ALEM算法与多种红外小目标检测算法进行对比评估。8种对比算法及参数设置如表4所示。DoG属于基于空间滤波的经典检测算法。MPCM、RLCM、MLCM-LEF、DNGM、MS-ADMD是基于HVS模型的检测算法,此类算法在性能和效率之间有良好的平衡。FRKW作为一种新型检测算法,基于图像聚类原理;PSTNN和NTFRA采用低秩稀疏矩阵分解(low-rank and sparse matrix decomposition, LRS)框架,该类算法虽然计算复杂度较高,但检测性能优异。

### 3.2 定性分析

图10展示了所有方法的检测结果。在对比算法中,基于LRS的PSTNN和NTFRA算法放大了高频杂波,并且在部分场景中存在漏检。这种现象归因于建筑背景的高频杂波更符合此类算法对小目标的低秩先验建模。基于HVS的算法也面临类似的问题,虽然此类算法可以保留目标,然而图像中的高频噪声更符合对比度显著性机制,因此结果中

目标的显著性低于背景杂波,导致虚警率升高。DoG算法利用传统的高通滤波器处理图像,增强了目标的同时也增强了杂波。FKRW虽然抑制了背景噪声,但未检测出目标,这是因为偏振角图像中噪声信号比目标信号更强,并且FKRW倾向于保留最强的信号。与上述算法相比,ALEM算法在所有场景中均检测到目标,并且LEM的对比度机制设计有效地抑制了建筑背景的虚警。

### 3.3 定量分析

为定量评估ALEM算法性能,计算所有算法的平均SCRG、PSCRG和BSF,并绘制四个图像序列的ROC曲线。如表5和图11所示。

在序列1、2、4中,ALEM算法的SCRG显著优于对比算法,较对比算法的均值提升2.7倍。该结果得益于ALEM算法较强的背景杂波抑制能力,输出图像背景噪声水平显著低于对比算法。在序列3中,ALEM的SCRG仅次于RLCM,原因在于RLCM算法的目标增强机制存在膨胀效应,即通过牺牲目标几何形状信息来提升检测显著性。DNGM、ADMD和FKRW等算法的PSCRG指标均小于1,表明其难以充分利用目标区域的像素信息。而ALEM算法在所有序列中的PSCRG表现最优,较对比算法的均值提升8.0倍,表明ALEM算法能够有效利用AoLP图像中的对比度信息。BSF指标量化各个算法抑制背景杂波的能力。ALEM算法在所有序列中的BSF均为最高,较对比算法该指标的均值提升8.6倍,验证了ALEM算法抑制高频杂波的能力。

ROC曲线反映算法的整体性能。在所有图像序列中,所提出的算法的虚警率均在 $1 \times 10^{-3}$ 以下,明显低于其他方法。仅在序列1中,由于ALEM算法受接近目标的强杂波影响,检测概率略低于RL-

表4 算法的参数设置

Table 4 Parameter settings in different methods

算法	缩写	参数设置
Difference of gaussian <sup>[31]</sup>	DoG	window size: $7 \times 7$ , $\sigma_1 = 0.5$ , $\sigma_2 = 10$ .
Multiscale patch-based contrast measure <sup>[32]</sup>	MPCM	local window size: $N = [3, 5, 7, 9]$ .
Relative local contrast measure <sup>[33]</sup>	RLCM	$K1 = [2, 5, 9]$ , $K2 = [4, 9, 16]$ .
Multiscale absolute directional mean difference <sup>[34]</sup>	MS-ADMD	window size: $[3, 5, 7, 9]$ .
Double-neighborhood gradient method <sup>[35]</sup>	DNGM	window cell size: $3 \times 3$ .
Partial sum of the tensor nuclear norm <sup>[36]</sup>	PSTNN	patch size: $40 \times 40$ , sliding step: 40, $\lambda = 0.7 / \sqrt{\max(n_1, n_2) \times n_3}$ .
Nonconvex tensor fibered rank approximation <sup>[37]</sup>	NTFRA	patch size: $40 \times 40$ , sliding step: 40, $\lambda = L / \sqrt{\max(n_1, n_2) \times n_3}$ .
Facet kernel and random walker <sup>[38]</sup>	FKRW	window size: $11 \times 11$ , $K=4$ , $p=6$ , $\beta=200$ .
Proposed method	ALEM	max target radius: $r_{max} = 6$ .

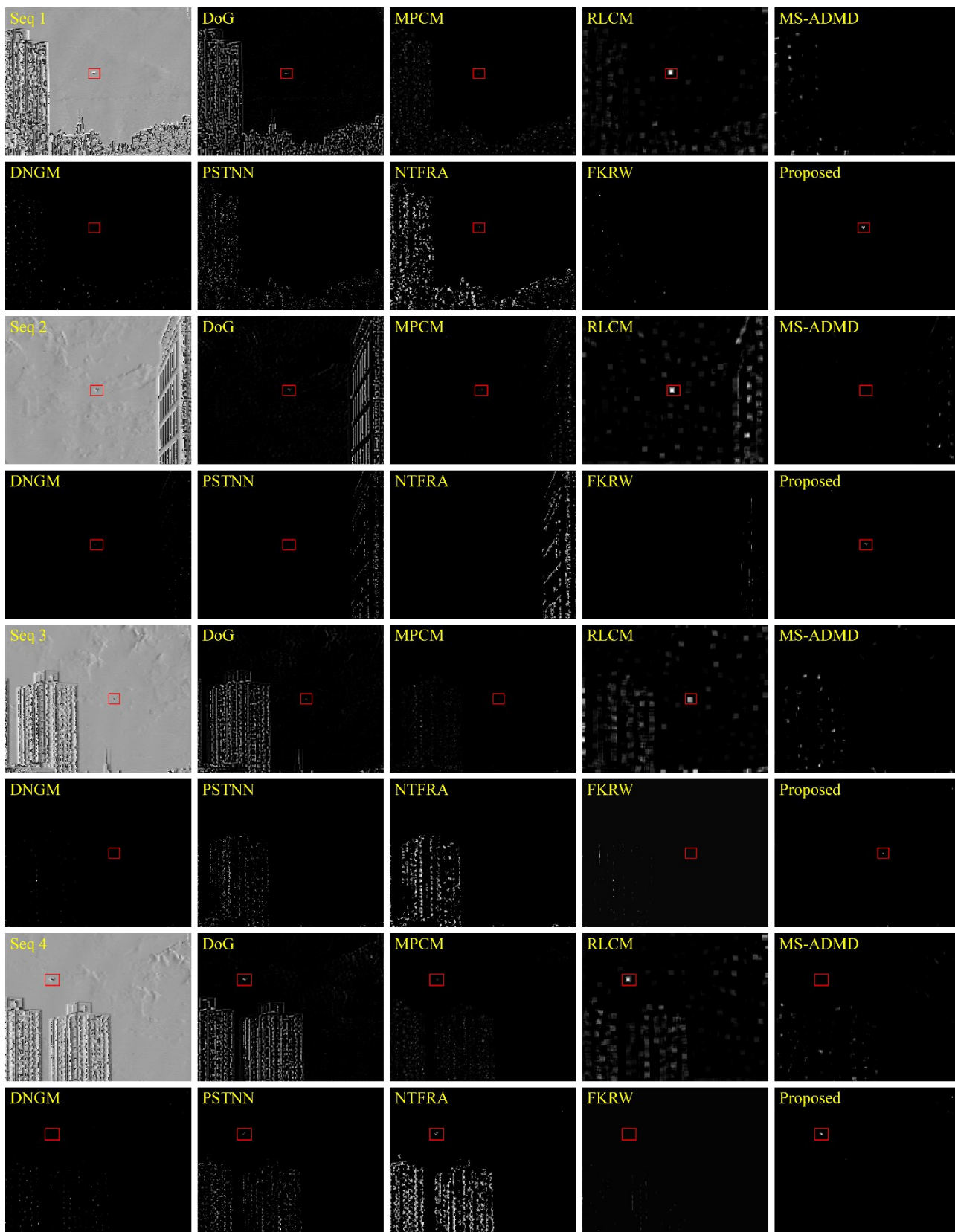


图 10 所有算法的检测结果,检测到的目标用红色矩形标出

Fig. 10 Detection results of all methods, with the detected targets highlighted with red bounding boxes

表5 各个图像序列的平均SCRG、PSCRG和BSF

Table 5 Average SCRG, PSCRG, and BSF across image sequences

序列	指标	Proposed	DoG	MPCM	RLCM	DNGM	ADMD	PSTNN	NTFRA	FKRW
序列1	SCRG	163.2	18.28	22.18	36.02	9.741	1.002	7.589	34.89	6.51E-13
	PSCRG	10.07	1.014	1.351	1.518	0.5719	0.03548	0.6449	2.373	4.05E-14
	BSF	76.12	1.222	4.798	3.584	9.697	8.517	2.197	1.093	16.29
序列2	SCRG	55.36	3.475	10.37	9.818	5.55	0.6131	7.298	20.22	4.35E-15
	PSCRG	15.26	1.052	2.942	2.486	1.411	0.1332	1.915	5.428	1.32E-15
	BSF	54.57	1.123	5.436	2.525	10.06	6.337	2.265	1.337	8.719
序列3	SCRG	226	204.7	116.2	776.5	105.8	1.033	16.27	15.22	5.42E-02
	PSCRG	8.816	1.169	0.955	4.453	0.3528	0.0209	0.3296	0.4853	4.05E-03
	BSF	16.21	1.087	4.64	2.055	8.398	7.091	2.082	0.9448	9.110
序列4	SCRG	47.96	3.085	7.082	16.74	3.947	0.5281	5.628	23.42	4.11E-04
	PSCRG	12.25	0.9009	1.969	4.167	0.8381	0.1422	1.555	6.383	1.33E-04
	BSF	16.99	1.05	4.472	2.243	7.301	5.617	2.066	0.8765	8.971

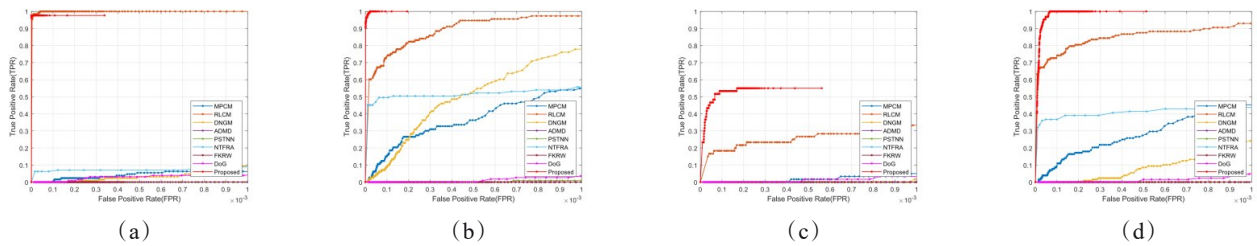


图11 4组序列的ROC曲线。(a)序列1(b)序列2(c)序列3(d)序列4

Fig. 11 ROC curves for the four sequences: (a) Seq. 1, (b) Seq. 2, (c) Seq. 3, and (d) Seq. 4.

CM算法。在其余3个序列中,ALEM算法的检测性能均优于对比算法。

最后评估所有算法的计算效率。实验平台为: Intel Core i7-11800H @ 2.30 GHz, 8 GB RAM, Windows 11 操作系统, MATLAB R2023a。结果如表6所示。

从上表可以看到,得益于算法各阶段中的优化,ALEM算法能达到20 fps的实时处理速度,在性能与复杂度间保持了良好的平衡。

### 3.4 消融实验

为验证预处理模块有效性,开展消融实验评估不同预处理策略对检测结果的影响。

相比固定尺寸的LEM对比算法,ALEM算法的检测性能更优。BSF指标提升尤为显著,表明快速SUSAN算子可以有效去除平坦背景,并且尺度估计

机制进一步增强了检测性能。快速SUSAN算子的预处理效果也优于传统SUSAN算子。虽然传统SUSAN算子利用了更多的邻域信息,但对目标检测贡献有限。而快速SUSAN算子在ROI中保留部分背景高频杂波,为尺度估计阶段提供了更丰富的像素分布信息,从而获得更好的检测效果。此外,快速SUSAN算子使算法的运行效率提升了4倍。实验还发现窗口尺寸显著影响检测性能,较大窗口能带来性能提升,验证了邻域信息的重要性。

### 3.5 与红外强度目标检测算法的对比

本节对比ALEM算法与基于强度图像的算法。如图12所示,评价指标为输出图像的SCR。纵轴表示ALEM算法在偏振角图像中的检测结果,横轴表示对应的强度图像中8个对比算法的最优结果。每个散点代表单帧图像的检测效果。散点分布越接

表6 各个算法的平均时间花费

Table 6 Average time usage by each method

算法	proposed	DoG	MPCM	RLCM	DNGM	ADMD	PSTNN	NTFRA	FKRW
时间花费(s)	0.049 0	0.003 17	0.040 2	2.057	0.003 08	0.006 27	0.241	1.503	0.161

表 7 消融实验结果

Table 7 Ablation experiment results

预处理方法	SCRG	PSCRG	BSF	时间 (s)
无预处理,固定尺寸 LEM	92.32	6.202	27.80	0.005 4
传统 SUSAN 算子( $r_{max} = 3$ )	31.10	1.588	11.95	0.165 8
传统 SUSAN 算子( $r_{max} = 6$ )	77.14	7.547	24.00	0.227 7
快速 SUSAN 算子( $r_{max} = 3$ )	71.46	6.013	20.74	0.039 8
快速 SUSAN 算子( $r_{max} = 6$ )	93.12	10.43	38.82	0.049 0

近左上角,说明 ALEM 算法的检测效果越优,虚线上方的点表示偏振角度的检测效果优于红外强度的检测效果。

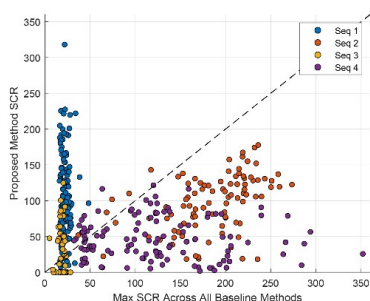


图 12 ALEM 算法与基准方法在 SCR 指标上的比较。

Fig. 12 Comparison of the proposed method and the baseline method on SCR.

由图 12 可知,序列 1 和序列 3 适合使用偏振角信息检测,而序列 2 和序列 4 更适合在红外强度图像中检测。实验表明,ALEM 算法可与红外强度小目标探测技术互补增强,实现红外强度-偏振角的双模态小目标探测。此外,在序列 2 和序列 4 代表的场景中,ALEM 算法的 SCR 仍接近强度图像检测结果,表明基于偏振角图像的检测可提供补充增强效果。

#### 4 结论

本文提出了一种针对红外偏振图像的小目标检测算法。通过分析偏振图像特征,本研究指出偏振角在小目标探测中可以发挥重要作用,而偏振角信息在现有的研究中尚未得到充分利用。

本研究基于 AoLP 图像的独特特性,设计了三阶段的小目标检测算法:首先采用快速 SUSAN 算子,高效抑制平坦背景,同时保留目标和少量高频杂波;然后采用目标尺度估计方法,能够自适应确定目标检测所需的局部窗口尺度;最后采用 ALEM 算法,针对 AoLP 图像特征设计了局部对比度量机制,旨在增强目标并抑制背景杂波。

针对自建的 4 组序列红外偏振数据集实验表明,ALEM 算法具有优异的检测性能和鲁棒性。在对比算法几乎失效的复杂场景中,该算法仍能保持优秀的检测性能。此外,算法的运行效率较高,可实现 20 fps 的实时检测。分析也表明,本算法与红外强度小目标探测技术互补增强,可实现红外强度-偏振角的双模态小目标探测,偏振多模态小目标检测仍有进一步探索的空间。

当前研究主要针对无人机与地面背景分离的典型场景,尚未涵盖目标与建筑物等复杂背景混杂的场景,单模态偏振特征的局限性和小尺寸目标纹理信息的不足可能影响检测性能。因此未来工作将通过跨模态互补特性增强的多模态特征融合框架,实现复杂背景下小目标的鉴别能力。

#### References

- [1] Shi X, Yang C, Xie W, et al. Anti-Drone System with Multiple Surveillance Technologies: Architecture, Implementation, and Challenges [J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(4): 68-74.
- [2] Park S, Kim H T, Lee S, et al. Survey on Anti-Drone Systems: Components, Designs, and Challenges [J]. IEEE Access, 2021, 9: 42635-42659.
- [3] Fang H, Ding L, Wang L, et al. Infrared Small UAV Target Detection Based on Depthwise Separable Residual Dense Network and Multiscale Feature Fusion [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-20.
- [4] Mo Y, Kang X, Zhang S, et al. A Robust Infrared and Visible Image Registration Method for Dual-Sensor UAV System [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1-13.
- [5] Zhao J, Zhang J, Li D, et al. Vision-Based Anti-UAV Detection and Tracking [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(12): 25323-25334.
- [6] Andraši P, Radišić T, Muštra M, et al. Night-time Detection of UAVs using Thermal Infrared Camera [J]. Transportation Research Procedia, 2017, 28: 183-190.
- [7] Yan X, Fu T, Lin H, et al. UAV Detection and Tracking in Urban Environments Using Passive Sensors: A Survey [J]. Applied Sciences, 2023, 13(20): 11320.
- [8] Guo L, Cao E, Gu G, et al. Target recognition method based on polarization parameters [C]//Han S, Tan J. International Symposium on Optoelectronic Technology and Ap-

- plication 2016. Beijing, China, 2016: 101552N.
- [9] Fu Q, Zhang Y, Li Y, et al. Analysis of infrared polarization imaging characteristics based on long wave infrared zoom system[J]. *Frontiers in Physics*, 2023, 11.
- [10] Yang M, Xu W B, Li J W, et al. Field studies of polarized reflectance characteristics of natural and manmade objects [C]//Fifth Symposium on Novel Optoelectronic Detection Technology and Application: Vol. 11023. SPIE, 2019: 189-195.
- [11] Islam M N, Tahtali M, Pickering M. Man-made object separation using polarimetric imagery[C]//Valenta C R, Kimata M. SPIE Future Sensing Technologies. Tokyo, Japan: SPIE, 2019: 50.
- [12] Tan C, Wang S, Gao S. Analysis of the operating distance of infrared polarimetric imaging system considering the non-ideality of the detector[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2023, 42(6): 876-884.  
(谭畅, 王世勇, 高思莉. 考虑探测器非理想性的红外偏振成像系统作用距离分析[J]. *红外与毫米波学报*), 2023, 42(6): 876-884.
- [13] Michalson J L, Romano J M, Roth L. Stokes vector analysis of LWIR polarimetric in adverse weather[C]//SPIE Optical Engineering + Applications. San Diego, California, USA, 2011: 81600N.
- [14] Wei M, Zhang Y, Shi Z G, et al. Analysis of visible/infrared polarization characteristics of small UAV with complex background of buildings[C]//Su R. 2020 International Conference on Image, Video Processing and Artificial Intelligence. Shanghai, China: SPIE, 2020: 77.
- [15] Dai Q, Ning Y, Zhang W, et al. Experimental research on UAV target tracking in complex background based on polarization imaging[C]//Eighth Symposium on Novel Photoelectronic Detection Technology and Applications: Vol. 12169. SPIE, 2022: 732-737.
- [16] Huang Q, Ren S, Zhu H, et al. Research on polarization imaging detection and tracking method of low-speed and small UAV targets[C]//Zhu S, Yu Q, Su J, et al. Eighth Symposium on Novel Photoelectronic Detection Technology and Applications. Kunming, China: SPIE, 2022: 674.
- [17] Romano J M, Rosario D, Niver E. Morphological Operators for Polarimetric Anomaly Detection[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(2): 664-677.
- [18] Li N, Zhao Y, Pan Q, et al. Full-Time Monocular Road Detection Using Zero-Distribution Prior of Angle of Polarization [C]//Vedaldi A, Bischof H, Brox T, et al. Computer Vision - ECCV 2020. Cham: Springer International Publishing, 2020: 457-473.
- [19] Li N, Zhao Y, Pan Q, et al. Illumination-invariant road detection and tracking using LWIR polarization characteristics [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 180: 357-369.
- [20] Zhao Y, Zhang J, Qiao X. Object detection based on polarization-weighted local contrast method [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2023, 42(1): 102-110.  
(赵永强, 张景程, 乔新博. 基于偏振权重局部对比度的目标检测[J]. *红外与毫米波学报*), 2023, 42(1): 102-110.
- [21] Liu X, Wang L. Infrared linear polarization small target enhancement algorithm in the cloudy background[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2023, 40(5): 859.
- [22] Zhang Y, Shi Z G, Qiu T W. Infrared small target detection method based on decomposition of polarization information [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2017, 26(3): 033004.
- [23] Cui Z, Larsson V, Pollefeys M. Polarimetric Relative Pose Estimation [C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). 2019: 2671-2680.
- [24] Hegedüs R, Åkesson S, Horváth G. Polarization patterns of thick clouds: overcast skies have distribution of the angle of polarization similar to that of clear skies [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2007, 24(8): 2347.
- [25] Li X, Liu F, Shao X. Research progress on polarization 3D imaging technology [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2021, 40(2): 248-262.  
(李轩, 刘飞, 邵晓鹏. 偏振三维成像技术的原理和研究进展[J]. *红外与毫米波学报*), 2021, 40(2): 248-262.
- [26] Tunç S, İlgin H A. Pixel-Wise Signal-to-Noise Ratio: A Novel Metric for Quantifying the Detectability of Targets in Infrared Images [J]. *Traitement du Signal*, 2023, 40(1): 207-215.
- [27] Han J, Ma Y, Zhou B, et al. A Robust Infrared Small Target Detection Algorithm Based on Human Visual System[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(12): 2168-2172.
- [28] Han J, Moradi S, Faramarzi I, et al. A Local Contrast Method for Infrared Small-Target Detection Utilizing a Tri-Layer Window[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 17(10): 1822-1826.
- [29] Li X, Gong H, Shao X, et al. Recent advances in short wavelength infrared InGaAs focal plane arrays [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2022, 41(01): 129-138.  
(李雪, 龚海梅, 邵秀梅, 等. 短波红外 InGaAs 焦平面研究进展[J]. *红外与毫米波学报*), 2022, 41(01): 129-138.
- [30] Xin J, Li Z, Wu S, et al. Demosaicking DoFP images using edge compensation method based on correlation [J]. *Optics Express*, 2023, 31(9): 13536-13551.
- [31] Wang X, Lv G, Xu L. Infrared dim target detection based on visual attention [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2012, 55(6): 513-521.
- [32] Wei Y, You X, Li H. Multiscale patch-based contrast measure for small infrared target detection [J]. *Pattern Recognition*, 2016, 58: 216-226.
- [33] Han J, Liang K, Zhou B, et al. Infrared Small Target Detection Utilizing the Multiscale Relative Local Contrast Measure [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(4): 612-616.
- [34] Moradi S, Moallem P, Sabahi M F. Fast and robust small infrared target detection using absolute directional mean difference algorithm [J]. *Signal Processing*, 2020, 177: 107727.
- [35] Wu L, Ma Y, Fan F, et al. A Double-Neighborhood Gradient Method for Infrared Small Target Detection [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 18(8): 1476-1480.
- [36] Zhang L, Peng Z. Infrared Small Target Detection Based on Partial Sum of the Tensor Nuclear Norm [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(4): 382.
- [37] Kong X, Yang C, Cao S, et al. Infrared Small Target Detection via Nonconvex Tensor Fibered Rank Approximation [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 1-21.
- [38] Qin Y, Bruzzone L, Gao C, et al. Infrared Small Target Detection Based on Facet Kernel and Random Walker [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(9): 7104-7118.

## Shortwave infrared polarization-based aerial small-UAV target detection via a scale-adaptive local extreme measure

Yang Zheng-Ye<sup>1,2</sup>, Gong Jin-Fu<sup>1,2</sup>, Xin Jian-Qiao<sup>1,2</sup>, Wang Shi-Yong<sup>1\*</sup>, Wu Ying-Yue<sup>1\*</sup>, Kang Hua-Chao<sup>3</sup>

(1. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

3. Key Laboratory of Electro-Optical Countermeasures Test and Evaluation Technology, Luoyang, 471003, China)

**Abstract:** Unmanned aerial vehicle (UAV) detection holds significant value in both civilian and military domains; however, conventional infrared detection systems remain vulnerable to background clutter interference. Infrared polarization imaging technology offers a novel solution by integrating polarization data with infrared imaging. However, the differences between polarization and infrared images introduce new problems to target extraction. Therefore, we propose a new detection algorithm based on a scale-adaptive local extreme measure (ALEM). The algorithm introduces an enhanced SUSAN operator to quickly extract regions of interest (ROIs) while estimating potential target scales within these regions. Then, we present the ALEM algorithm, which is specifically designed to exploit the unique characteristics of polarization images. The algorithm effectively measures contrast by analyzing pixel neighborhood features within polarization images. Experimental results based on a real-world polarization image dataset demonstrate that: the signal-to-noise ratio gain of the algorithm is increased by 2.7 times, the background suppression factor is increased by 8.6 times, and it can run at 20 fps. It exhibits excellent detection performance, robustness, and the capability for real-time detection.

**Key words:** infrared polarization, small infrared target detection, local extreme measure, signal-to-clutter ratio