

# 基于偏振权重局部对比度的目标检测

赵永强\*, 张景程, 乔新博

(西北工业大学自动化学院, 陕西 西安 710072)

**摘要:** 分焦平面红外偏振探测器输出的是红外偏振马赛克图像, 传统处理流程需要进行去马赛克恢复出四个偏振通道的完整图像, 然后再实现后续的任务。然而, 去马赛克过程会引入误差, 而且计算复杂度高、耗时长。针对如何直接在红外偏振马赛克图像上进行目标检测的问题, 本文提出了一种偏振权重局部对比度的目标检测方法。首先分析了目标与背景的偏振特性差异; 然后设计了红外偏振马赛克图像的斯托克斯矢量计算卷积核; 在此基础上提出了基于偏振权重的偏振度显著图, 在偏振度显著图上利用自适应阈值操作实现目标检测。此外, 利用边缘检测方法进一步优化目标检测结果, 得到更加完整的检测结果。最后, 使用采集的红外偏振马赛克数据集验证了所提出的目标检测算法在复杂背景以及恶劣天气影响下的鲁棒性。

**关键词:** 红外偏振; 目标检测; 偏振度显著图

中图分类号: TP391

文献标识码: A

## Object detection based on polarization-weighted local contrast method

ZHAO Yong-Qiang\*, ZHANG Jing-Cheng, QIAO Xin-Bo

(School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

**Abstract:** The images captured by the Division-of-Focal-Plane (DoFP) infrared polarimeters have checkboard effect. Thus, a polarization demosaicking processing of DoFP images is demanded to recover the full resolution polarization images, based on which, the subsequent tasks are then performed. However, the demosaicking processing is usually time-consuming and may introduce demosaicking errors. To achieve object detection by directly using infrared polarization DoFP image, a polarization-weighted local contrast object detection method is proposed. The difference of polarization characteristics between the object and background is first analyzed. Then, a convolution kernel is designed to calculate the Stokes vector directly from original infrared polarization DoFP images. A polarization-weighted saliency map of the degree of polarization image is also proposed, which is used for object detection with the adaptive thresholding. In addition, an edge detection method is used to refine the target detection results and obtain more complete detection results. The experiment results on the infrared polarization DoFP images dataset demonstrate that the proposed object detection algorithm is robust to the conditions of complex background and bad weather.

**Key words:** infrared polarization, object detection, saliency map of the degree of polarization

### 引言

在复杂背景以及目标与背景达到热平衡后, 传统的红外成像技术将难以区分目标与背景, 使得后续的检测、跟踪等任务难以实现。红外偏振成像技术不仅可以获取目标与背景的红外辐射强度信息,

还能够得到目标与背景的偏振信息。偏振信息能表示目标的理化特性, 即使处于复杂背景或当目标与背景达到热平衡后依然能体现出目标与背景在偏振信息上的差异, 提高目标与背景之间的对比度。随着分焦平面红外偏振探测器的发展, 使得红

收稿日期: 2022-01-16, 修回日期: 2022-07-13

Received date: 2022-01-16, Revised date: 2022-07-13

基金项目: 陕西省重点研发计划(2020ZDLGY07-11), 国家自然科学基金(61771391), 深圳市科技创新委员会基础研究项目(JCYJ20180306171146740, JCYJ20170815162956949)

**Foundation items:** Supported by the Key R & D plan of Shaanxi Province 2020ZDLGY07-11, National Natural Science Foundation of China (NSFC) under Grant 61771391, Science, Technology and Innovation Commission of Shenzhen Municipality under Grants JCYJ20170815162956949 and JCYJ20180306171146740,

作者简介(Biography): 张景程(1997—), 男, 陕西榆林人, 硕士研究生, 主要研究领域为红外偏振目标检测、目标跟踪. E-mail: 821349707@qq.com

\*通讯作者(Corresponding author): E-mail: zhaoyq@nwpu.edu.cn

外偏振视频获取成为现实。分焦平面红外偏振探测器输出的是红外偏振马赛克图像,传统处理流程需要进行去马赛克,该过程通常包含先验引入、插值操作等,会导致去马赛克过程计算复杂度高、耗时长,而且会引入误差<sup>[1]</sup>。

基于红外偏振图像的目标检测方法可以分为基于单偏振参数的方法和基于多参数融合的方法。基于单偏振参数的方法是利用斯托克斯矢量、偏振度等偏振参数来区分目标与背景,这类方法的主要应用场景包括:地雷探测<sup>[2-4]</sup>、野外车辆检测<sup>[5]</sup>、云层飞机目标检测<sup>[6]</sup>等。基于多参数融合的方法是把偏振信息与其他信息融合,利用更多的信息来实现目标的检测。Sadjadi等<sup>[7]</sup>利用红外辐射强度、偏振度、偏振角三通道信息提取目标统计特征,并利用统计特征实现红外偏振目标的检测。Romano等<sup>[8]</sup>利用局部-全局协方差算法,将偏振图像的局部空间统计量与全局统计量进行了比较,实现了在自然场景下人造目标的检测。宫剑等<sup>[9]</sup>对红外偏振图像的偏振度进行翻转,利用距离加权方法实现对海面杂波背景的抑制,并利用最大值稳定区域算法实现海面舰船目标的检测。Li等<sup>[10]</sup>针对沙漠背景的场景,提出了一种改进的核模糊聚类算法对红外图像和偏振图像进行聚类,利用稀疏融合方法将红外图像和偏振图像的目标信息进行融合,实现目标与背景的区分。利用红外偏振图像能有效实现目标检测,但无法直接用于红外偏振马赛克图像,需对马赛克图像进行去马赛克,难以实现实时目标检测。针对这一问题,本文提出了一种基于偏振权重的局部对比度检测方法,偏振度显著图能够迅速关注到场景中偏振度特性较显著的目标,该方法可直接在红外偏振马赛克图上实现目标检测。

## 1 目标与背景偏振特性分析

分焦平面红外偏振相机是将检偏器件通过微纳加工覆盖在焦平面上,焦平面上每个像元对应一个微偏振片。由微纳光栅构成的微偏振片阵列中每2×2个像元为一组,分别测量0°、45°、90°和135°方向的偏振分量<sup>[11]</sup>。使用红外偏振焦平面得到的图像,是入射光四个方向偏振分量的响应周期排列构成的马赛克图像,称为红外偏振马赛克图像。本文使用西北工业大学与北方广微合作研制的红外偏振焦平面GWPL,该相机适用于长波红外波段,其具体技术参数如表1所示。

红外偏振焦平面GWPL的2×2像元组的微偏振

表1 红外偏振焦平面GWPL技术参数

Table 1 Infrared polarization focal plane GWPL technical parameters

名称	技术指标
分辨率	640×512
像元中心距	17 μm
响应波段	8~14 μm
偏振方向	0°, 45°, 90°, 135°
帧频	50 Hz
探测器类型	非制冷型

片排布模式如图1所示,其微偏振片排布为:左上角0°、右上角45°、右下角90°、左下角135°。

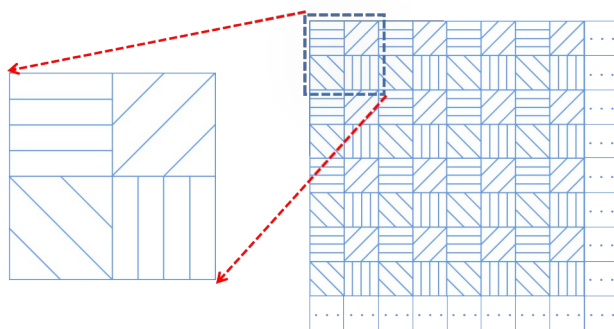


图1 微偏振片阵列和红外偏振马赛克图

Fig. 1 Micro polarizer array and infrared polarization mosaic image

光波的任意偏振态可以由斯托克斯矢量来表示,斯托克斯矢量的表达式如下:

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

其中, $I_0$ 、 $I_{45}$ 、 $I_{90}$ 、 $I_{135}$ 分别表示偏振方向为0°、45°、90°、135°的图像强度; $I_R$ 、 $I_L$ 分别表示右旋、左旋偏振图像的强度; $S_0$ 表示图像的总强度; $S_1$ 为0°偏振图像与90°偏振图像的强度差,表示水平和垂直方向上的线偏振光分量; $S_2$ 为45°偏振图像与135°偏振图像的强度差,表示45°或-45°方向上的线偏振光分量; $S_3$ 为左旋、右旋偏振图像的强度差,表示圆偏振光分量;由于对地观测过程中,圆偏振光分量强度较小,可近似忽略为零。

基于斯托克斯矢量,可以计算出线偏振度(Degree of linear polarization, Dolp)和偏振角(Angle of polarization, Aop):

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

$$Aop = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{S_2}{S_1} \right). \quad (3)$$

为分析目标和背景的偏振特性差异,以车辆为目标建立包含 30 组典型场景的红外偏振马赛克视频数据集,数据集合计 2987 帧视频图像。本数据集是在不同天气、不同时间下采集的数据,例如晴天、雨天、雾天、扬沙以及上午、下午、夜晚。



(a) 红外偏振马赛克图像



(b) 偏振角图像

图2 红外偏振马赛克图像与偏振角图像

Fig. 2 Infrared polarization mosaic image and angle of polarization image

在本文所采集的数据中,背景的场景中物体类别较多,有些背景物体的偏振度特性会与车辆相近,导致检测算法难以较好地实现。但是基于对数据的分析以及相关的偏振应用的研究,在偏振角图像中道路的偏振角特性是明显区别于其他背景的。图2是红外偏振马赛克图像与偏振角图像的对比,从图2(b)可以看出,偏振角图像中道路是明显区别于其他背景的。根据文献[12]的研究,可以得到结论:路面的偏振角近似接近于0(相对于竖直方向)<sup>[12]</sup>。

基于红外偏振马赛克视频数据集,挑选了不同天气和场景的数据对车辆和道路进行偏振度的统计,统计结果如图3所示。通过统计的结果可以发现:道路的偏振度与车辆车窗的偏振度存在差别,车窗的偏振度通常高于道路的偏振度。图3横坐标是归一化的偏振度,纵坐标是偏振度的分布概率。由图3可知,道路的归一化偏振度集中在0~0.1;而车辆车窗的偏振度虽然分布较广,但是明显大于道

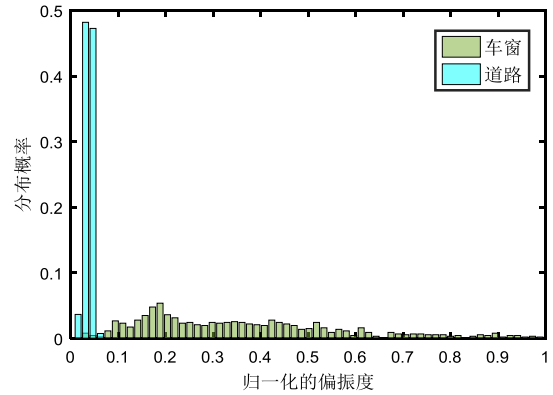


图3 道路和车辆车窗的归一化偏振度分布

Fig. 3 Normalized degree of polarization distribution of road and vehicle windows

路的偏振度,车窗的偏振度总体上要大于道路,因此可以使用偏振度信息区分道路和车辆车窗。

## 2 偏振权重局部对比度检测方法

### 2.1 斯托克斯矢量卷积核设计

为便于在红外偏振马赛克上提取特征,本文设计了计算红外偏振马赛克图像的斯托克斯矢量的卷积核,可以直接在马赛克图上进行偏振参数的解算,以中心像素为 $0^\circ$ 的通道为例进行说明。图4为中心像素为 $0^\circ$ 通道的 $3 \times 3$ 邻域。

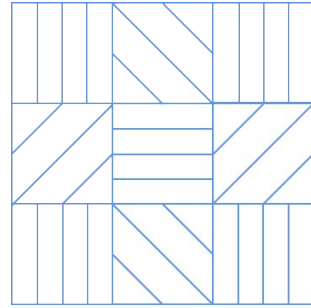


图4 中心像素为 $0^\circ$ 通道的 $3 \times 3$ 邻域

Fig. 4 The  $3 \times 3$  neighborhood of the center pixel with  $0^\circ$  channel

在红外偏振的强度计算中, $0^\circ$ 和 $90^\circ$ 的强度和等于 $45^\circ$ 和 $135^\circ$ 的强度和,数学表达式如下:

$$I_0 + I_{90} = I_{45} + I_{135} \quad (4)$$

利用式(4)可以将 $0^\circ$ 和 $90^\circ$ 的强度和与 $45^\circ$ 和 $90^\circ$ 的强度和相互代替。在红外偏振马赛克图中,设不同通道对应的中心像素求取斯托克斯参数的卷积核为 $f_{S_0}^p(p = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$ 、 $f_{S_1}^p(p = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$ 、 $f_{S_2}^p(p = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$ ,以中心像素为 $0^\circ$ 通道的



3×3邻域为例,  $S_0$  参数为各个通道的像素值之和, 可以采用求取均值的思想来设计卷积核, 所以中心像素为  $0^\circ$  通道求取  $S_0$  参数的卷积核为:

$$f_{S_0}^0 = \begin{pmatrix} \frac{1}{8} & \frac{1}{4} & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{2} & \frac{1}{4} \\ \frac{1}{8} & \frac{1}{4} & \frac{1}{8} \end{pmatrix}, \quad (5)$$

$S_1$  参数为  $0^\circ$  和  $90^\circ$  的像素值之差, 但在 3×3 邻域内还存在  $45^\circ$  和  $135^\circ$  通道, 因此利用式(4)把  $45^\circ$  和  $135^\circ$  之和替换为  $0^\circ$  和  $90^\circ$  之和, 从而存在以下等式:

$$\begin{aligned} S_1 &= I_0 - I_{90} \\ &= \frac{3}{2}I_0 - \frac{1}{2}I_{90} - \frac{1}{2}I_0 - \frac{1}{2}I_{90} \\ &= \frac{3}{2}I_0 - \frac{1}{2}I_{90} - \frac{1}{2}I_{45} - \frac{1}{2}I_{135} \end{aligned} \quad (6)$$

根据式(6)的推导, 可以得到中心像素为  $0^\circ$  通道的 3×3 邻域求取  $S_1$  参数的卷积核为:

$$f_{S_1}^0 = \begin{pmatrix} -\frac{1}{8} & -\frac{1}{4} & -\frac{1}{8} \\ -\frac{1}{4} & \frac{3}{2} & -\frac{1}{4} \\ -\frac{1}{8} & -\frac{1}{4} & -\frac{1}{8} \end{pmatrix}. \quad (7)$$

$S_2$  参数为  $45^\circ$  和  $135^\circ$  的像素值之差, 由于中心像素为  $0^\circ$  通道, 不存在  $45^\circ$  通道的真值, 因此为了尽量减少估计值的引入, 只使用 3×3 邻域内的  $45^\circ$  通道和  $135^\circ$  通道, 因此中心像素为  $0^\circ$  通道的 3×3 邻域求取  $S_2$  参数的卷积核为:

$$f_{S_2}^0 = \begin{pmatrix} 0 & -\frac{1}{2} & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} \\ 0 & -\frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix}. \quad (8)$$

根据上面设计求取斯托克斯的卷积核, 可以得到红外偏振马赛克图像中所有中心像素为  $0^\circ$  通道所对应的斯托克斯矢量, 表达式如下:

$$S = \begin{pmatrix} S_0 \\ S_1 \\ S_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_{S_0}^0 \otimes I \\ f_{S_1}^0 \otimes I \\ f_{S_2}^0 \otimes I \end{pmatrix}, \quad (9)$$

其中,  $I$  为红外偏振马赛克图像。中心像素为  $45^\circ$ 、 $90^\circ$  和  $135^\circ$  角度通道的 3×3 邻域卷积核设计与上述的方法相同, 并且与中心像素为  $0^\circ$  通道的 3×3 邻域有相似的规律。  $45^\circ$ 、 $90^\circ$  和  $135^\circ$  通道的  $S_0$  参数

的卷积核与  $0^\circ$  通道的卷积核关系表达式如下:

$$f_{S_0}^p = \begin{cases} f_{S_0}^0, p = 45^\circ \\ f_{S_0}^0, p = 90^\circ \\ f_{S_0}^0, p = 135^\circ \end{cases}. \quad (10)$$

$45^\circ$ 、 $90^\circ$  和  $135^\circ$  通道的  $S_1$  参数的卷积核与  $0^\circ$  通道的卷积核关系表达式如下:

$$f_{S_1}^p = \begin{cases} f_{S_1}^0, p = 45^\circ \\ -f_{S_1}^0, p = 90^\circ \\ -f_{S_1}^0, p = 135^\circ \end{cases}. \quad (11)$$

$45^\circ$ 、 $90^\circ$  和  $135^\circ$  通道的  $S_2$  参数的卷积核与  $0^\circ$  通道的卷积核关系表达式如下:

$$f_{S_2}^p = \begin{cases} f_{S_2}^0, p = 45^\circ \\ -f_{S_2}^0, p = 90^\circ \\ -f_{S_2}^0, p = 135^\circ \end{cases}. \quad (12)$$

上述斯托克斯计算方式不需要去马赛克的过程, 可以大大减少运算时间, 提高了后续检测任务的速度。

## 2.2 偏振权重局部对比度检测方法

根据目标与背景的偏振特性分析可知, 车辆车窗的偏振度与道路具有明显的差异, 因此本文利用偏振度信息来对车辆目标进行检测。局部对比度信息<sup>[13]</sup>是目标信息和背景信息之间的对比, 它能够更好地突出目标并且抑制背景, 使得目标在检测过程中更加突出。本文利用局部对比度的机理, 提出了基于偏振权重的偏振度显著图。

偏振度显著图是通过局部对比度计算来得到的。局部对比度的计算是通过滑窗操作来增强滑窗中心的目标区域。如图5所示,  $w$  代表整个图像, 区域 0~8 代表滑窗区域, 滑窗中区域 0 代表目标区域, 区域 1~8 代表背景区域。通常设定滑窗大小为目标区域 0 大小的 3 倍。将滑窗从左到右、从上到下滑动遍历整个图像  $w$ , 分成若干个滑窗区域。

在每个滑窗区域中, 9 个区域分别记为  $R_i$ , ( $i =$

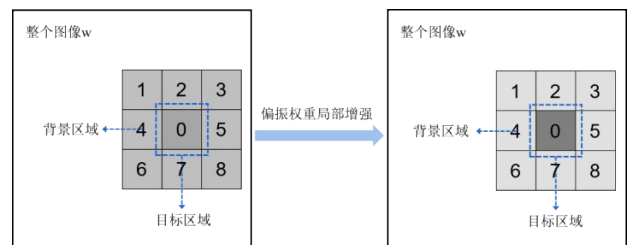


图5 滑窗及偏振权重局部增强

Fig. 5 Sliding window and polarization-weighted local enhancement

0, 1, 2, ..., 8)。中心区域 $R_0$ 中偏振度最大值为:

$$L_{Dolp} = \max(I_{Dolp}^{R_0}) \quad (13)$$

其中, $L_{Dolp}$ 表示滑窗区域的中心区域 $R_0$ 的偏振度最大值, $I_{Dolp}^{R_0}$ 表示滑窗区域的中心区域 $R_0$ 的每个像素的偏振度值。

滑窗区域中每个区域的偏振度平均值 $m_{Dolp}^i$  ( $i = 0, 1, 2, \dots, 8$ )定义如下:

$$m_{Dolp}^i = \frac{1}{N} \sum_{I_{Dolp}^{R_i}} I_{Dolp}^{R_i} \quad (14)$$

其中, $I_{Dolp}^{R_i}$ 表示滑窗区域中区域 $R_i$ 的每个像素的偏振度值, $N$ 表示每个区域 $R_i$ 中的像素总数。

为了对目标区域进一步增强,引入中心目标区域与局部背景区域的偏振度差值作为局部对比度的权重。若中心区域与背景区域的偏振度差值较大,则中心区域为目标的可能性较大,所以权重也较大;反之,若中心区域与背景区域的偏振度差值较小,则中心区域为背景的可能性较大,所以权重也较小。图5为偏振权重增强效果的示意图,图中若中心区域为目标,经过偏振权重计算之后,中心的目标区域相对于背景会更加突出,形成目标区域更加显著的显著图。

定义中心区域的偏振度与背景区域偏振度的差值作为局部对比度的权重,该权重 $\omega_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 8$ )表达式如下:

$$\omega_i = |m_{Dolp}^0 - m_{Dolp}^i| \quad (15)$$

对偏振权重 $\omega_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 8$ )进行归一化并求取均值得到归一化后的偏振权重 $\omega_p$ ,表达式如下:

$$\omega_p = \frac{1}{8} \sum_{i=1}^8 \frac{\omega_i - \omega_{\min}}{\omega_{\max} - \omega_{\min}} \quad (16)$$

其中, $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 分别表示公式(15)计算出的局部滑窗区域权重的最大值和最小值。

因此,引入偏振权重的滑窗区域的偏振度局部显著图为:

$$C_{Dolp} = \omega_p \cdot \min_i \frac{L_{Dolp} m_{Dolp}^0}{m_{Dolp}^i}, (i = 1, 2, \dots, 8) \quad (17)$$

对整个图像进行遍历之后,得到整个图像的偏振度显著图,通过显著图可以快速关注到较为显著的目标。

偏振度显著图中的车辆目标较为显著,而背景得到了较好的抑制。因此,利用阈值操作可以从偏振度显著图中提取出要检测的车辆目标。本文利用自适应阈值操作来对目标与背景进行分割,偏振度显著图的阈值 $Th_{Dolp}$ 定义如下:

$$Th_{Dolp} = \mu_{Dolp} + k\sigma_{Dolp} \quad (18)$$

其中, $\mu_{Dolp}$ 表示偏振度显著图的平均值, $\sigma_{Dolp}$ 表示偏振度显著图的标准差, $k$ 为可调节的常数参数。当 $C_{Dolp}$ 值大于阈值 $Th_{Dolp}$ 时,该像素为目标,反之则为背景。

为了得到更加完整的车辆目标,本文引入边缘检测来对检测结果进行进一步地优化,得到更加完整的车辆目标检测结果。首先对道路上的目标进行边缘检测,然后利用形态学操作对边缘进行闭合,得到一些闭合的边缘检测结果,这些检测结果包含车辆目标以及非车辆目标。利用前面的检测结果作为引导,将边缘检测的结果与局部对比度检测的结果相结合,去除边缘检测结果中的非车辆目标,得到更加完整的车辆目标检测结果。提出的偏振权重局部对比度目标检测算法的基本流程如表2所示:

表2 检测算法流程

Table 2 Flow chart of detection algorithm

算法:偏振权重局部对比度目标检测算法

输入:红外偏振马赛克图像

输出:目标检测结果

步骤1:利用公式(5)、(7)、(8)、(10)、(11)和(12)对红外偏振马赛克图像进行卷积,求出红外偏振马赛克图像的斯托克斯矢量以及偏振度、偏振角参数,利用偏振角参数对背景进行初步的去除;

步骤2:利用公式(16)计算偏振权重,并利用公式(17)得到基于偏振权重的偏振度显著图;

步骤3:在偏振度显著图上利用自适应阈值公式(18)对目标区域进行提取,得到偏振权重局部对比度方法的检测结果;

步骤4:对道路上的目标进行边缘检测,并利用形态学操作得到边缘检测的结果,以步骤3中的检测结果为引导,将二者的检测结果相结合,得到最终的目标检测结果。

整个目标检测算法流程图如图6所示。

### 3 实验结果与分析

本实验利用红外偏振马赛克车辆数据集对算法进行测试。为了验证本文算法的检测效果,将本文的检测结果与HBMLCM算法<sup>[14]</sup>、WSLCM算法<sup>[15]</sup>、RLCM算法<sup>[16]</sup>进行对比。本文的第一组实验是目标对比度增强性能的评价,第二组实验是对算法检测性能的评价。其中,HBMLCM算法、WSLCM算法和RLCM算法是直接对红外偏振马赛克图像上实现的,而本文的算法是在偏振度图像上实现的。

本文在六组不同场景下对算法进行了测试,六

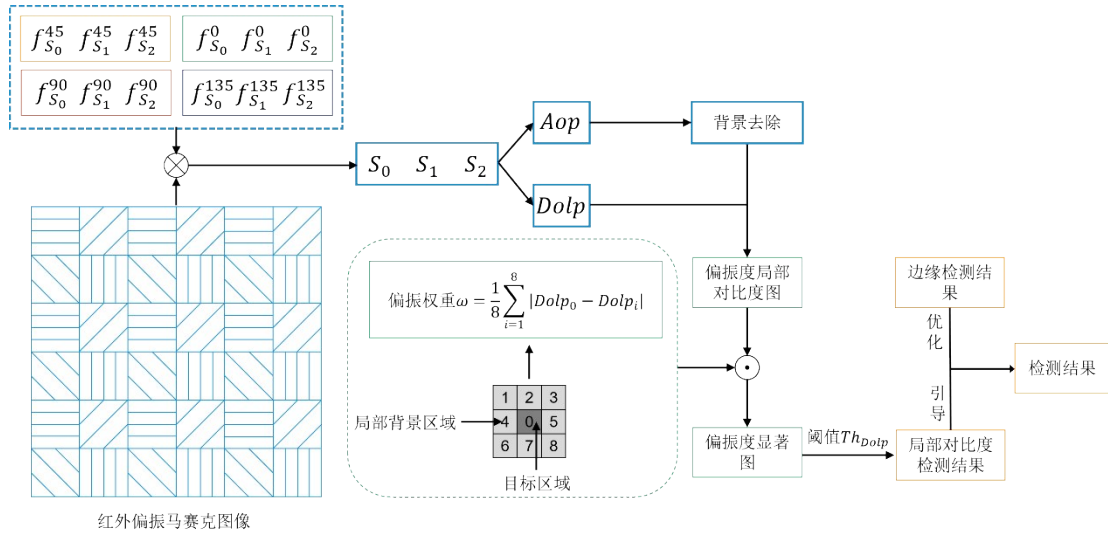


图6 检测算法流程图

Fig. 6 Flow chart of detection algorithm

组场景如图7(a)所示,从上至下依次为场景一到场景六,其中,场景一为阴天,场景二为夜晚,场景三为扬尘天气,场景四为雨天,场景五和六为晴天。为了验证本文算法的目标增强以及背景抑制的性能,本文实验所采用的定量评价指标为信噪比增益(SNRG)<sup>[17]</sup>和背景抑制因子(BSF)<sup>[18]</sup>,定义如下:

$$SNRG = \frac{SNR_{out}}{SNR_{in}} \quad (19)$$

$$BSF = \frac{\sigma_{in}}{\sigma_{out}} \quad (20)$$

其中, $SNR_{out}$ 表示算法处理后的显著图的信噪比, $SNR_{in}$ 表示原始图像的信噪比, $\sigma_{in}$ 、 $\sigma_{out}$ 分别表示原始图像和算法处理后的显著图的标准差。由公式可知,SNRG越大,表示目标区域相比原始图像被增强得越好;BSF越大,表示背景区域被抑制得越好。

如表3所示,本文计算了六个场景的SNRG、BSF值。本文方法相比于RLCM方法和WSLCM方法的SNRG值都较大,说明本文方法可以很好地增强目标区域。HBMLCM方法在部分场景下SNRG大于本文方法,但是BSF小于本文方法,说明HBML-

CM方法在增强目标区域时,对背景区域也进行了增强,没有达到抑制背景的作用,而本文方法既实现了目标区域的增强,也实现了对背景区域的抑制。RLCM方法的BSF较大,但是SNRG值却小于1,这意味着目标区域的对比度是小于原始图像的,BSF值较大的原因是该算法抑制了大多数背景,对于目标与背景红外强度相近的场景会抑制目标区域,所以RLCM方法无法实现对目标区域的增强,会将目标区域与红外强度相近的背景区域同时抑制。由此可知,本文方法在抑制背景以及增强目标方面具有很好的结果。

图7是本文方法与其他方法的显著图,从上到下依次为场景一到场景六。场景一中车辆目标的红外强度虽然较高,但是背景中的楼房红外强度与车辆红外强度相近,对车辆目标的检测会造成很大的影响;场景二中为夜晚,夜晚车辆与背景的红外辐射强度都较低并且相近,所以利用红外强度信息无法实现对车辆目标的检测;场景三为扬尘天气,目标与部分背景的红外强度都较高,难以较好地分开来。场景四为雨天,车辆目标红外强度较弱,

表3 六个场景的SNRG、BSF

Table 3 SNRG,BSF of six scenes

方法	场景一		场景二		场景三		场景四		场景五		场景六	
	SNRG	BSF	SNRG	BSF	SNRG	BSF	SNRG	BSF	SNRG	BSF	SNRG	BSF
本文方法	1.327	4.701	3.017	4.283	1.705	3.805	2.495	3.808	2.034	3.872	2.298	3.572
HBMLCM方法	0.913	0.628	2.539	0.646	2.695	0.649	3.509	0.677	2.316	0.647	2.614	0.607
RLCM方法	0.207	12.391	0.057	9.597	0.091	10.028	0.083	18.427	0	13.808	0.002	13.228
WSLCM方法	0.867	0.363	2.358	0.565	1.056	0.759	1.786	1.205	1.568	0.67	1.576	0.563

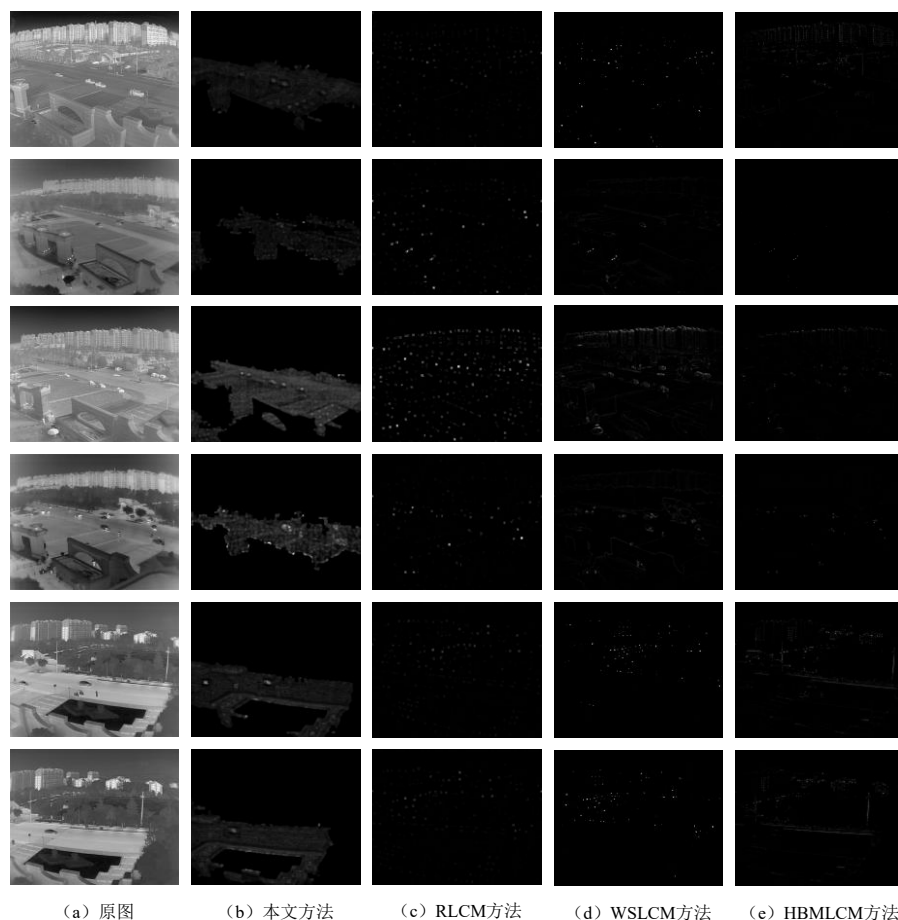


图7 不同方法的显著图

Fig. 7 Saliency maps of different methods

与背景相近;场景五和六是晴天,出现了部分背景的红外强度高于车辆目标的情况。上述的几个场景下,目标的红外强度与背景红外强度相近甚至低于背景,因此单纯利用红外强度信息无法对车辆目标实现检测。

本文的方法是在基于偏振角信息的道路检测上做进一步处理,去除了复杂的背景,有利于车辆目标检测的实现。图7(b)是本文基于偏振权重的偏振度显著图,场景一、三、五和六中车辆车窗部分在整个道路上具有较强的显著性,使用合适的阈值便可以将显著的目标区域提取出来,实现车辆目标的检测。场景二和四分别为夜晚和雨天场景,该场景下图像中噪声较大,导致计算得到的偏振信息也有较大的噪声干扰,减弱了车辆目标的偏振特性,所以显著图中车辆目标相比其他场景较弱。图7(c-e)是其他方法的显著图,其他方法单纯利用红外强度信息计算显著图,导致显著图中较显著的区域为背景中红外强度较高的区域,即使包含部分车辆区域,也难以利用阈值将其区分开来。所以本文基

于偏振权重的偏振度显著图可以较好地增强车辆目标,抑制背景,使得车辆目标在显著图中为显著目标。

然后,对本文检测算法的性能进行比较分析。为了验证本文算法的检测性能,本文实验所采用的检测性能的定量评价指标为检测率 $P_d$ 和虚警率 $P_f$ ,定义如下:

$$P_d = \frac{N_{true}}{N_{all}} \quad , \quad (21)$$

$$P_f = \frac{N_{false}}{N_F} \quad , \quad (22)$$

其中, $N_{true}$ 表示正确检测出的目标数量, $N_{all}$ 表示真实目标的数量, $N_{false}$ 表示错误检测出的目标数量, $N_F$ 表示所有检测出的目标数量。

如表4所示,本文计算了六个场景的检测率 $P_d$ 和虚警率 $P_f$ ,本文方法在场景一、三、六下都具有较高的检测率,场景二和场景四检测率较低,而且出现了错误检测。本文没有列出其他对比算法的检测率 $P_d$ 和虚警率 $P_f$ ,是由于其他算法在车辆目标红



表4 个场景的 $P_d$ 和 $P_f$ Table 4  $P_d$  and  $P_f$  of six scenes

方法	场景一		场景二		场景三		场景四		场景五		场景六	
	$P_d/\%$	$P_f/\%$	$P_d/\%$	$P_f/\%$	$P_d/\%$	$P_f/\%$	$P_d/\%$	$P_f/\%$	$P_d/\%$	$P_f/\%$	$P_d/\%$	$P_f/\%$
本文方法	100	14.2	50	0	80	0	40	33.3	100	0	100	0

外强度与背景相近时算法是失效的,没有检测到车辆目标。

本文方法与其他方法的检测结果如图8所示,从上到下依次为场景一到场景六。图8(b)中场景一、三、五和六中由于车辆目标的偏振度特性较好,因此检测的结果也较好。场景二和场景四中由于噪声的影响较大,导致车辆目标偏振度特性较弱,检测的结果也相对较差,没有检测到全部的车辆目标。此外,本文方法对于路面中间的车辆有很好的检测结果,道路边缘的车辆也可以检测到,但由于本文是对道路的粗略检测,所以道路边缘的车辆检测完整度相对道路中间的车辆较差。图8(c-e)为其他方法的检测结果,由于其他方法只利用红外强度信息对车辆目标进行检测,而场景一到六中背景

复杂,车辆目标的红外强度与背景的红外强度相近甚至低于部分背景,导致利用阈值分割后检测的结果中包含大部分背景,因此这些方法在场景一到场景六是失效的,并未检测到车辆。由此可以看出,本文的检测方法具有很好的检测结果,在复杂背景下也可以实现对车辆的鲁棒性检测。

总的来说,六组场景背景都相对较复杂,背景的红外强度与车辆自身的红外强度相近,有的场景背景红外强度甚至高于车辆目标,单纯使用红外强度信息无法对车辆目标实现检测。而偏振度可以很好地区分目标和背景,因此本文基于偏振权重的局部对比度检测方法可以很好地去掉部分背景,抑制背景的影响,突出要检测的目标,能够对车辆目标实现精确地检测。

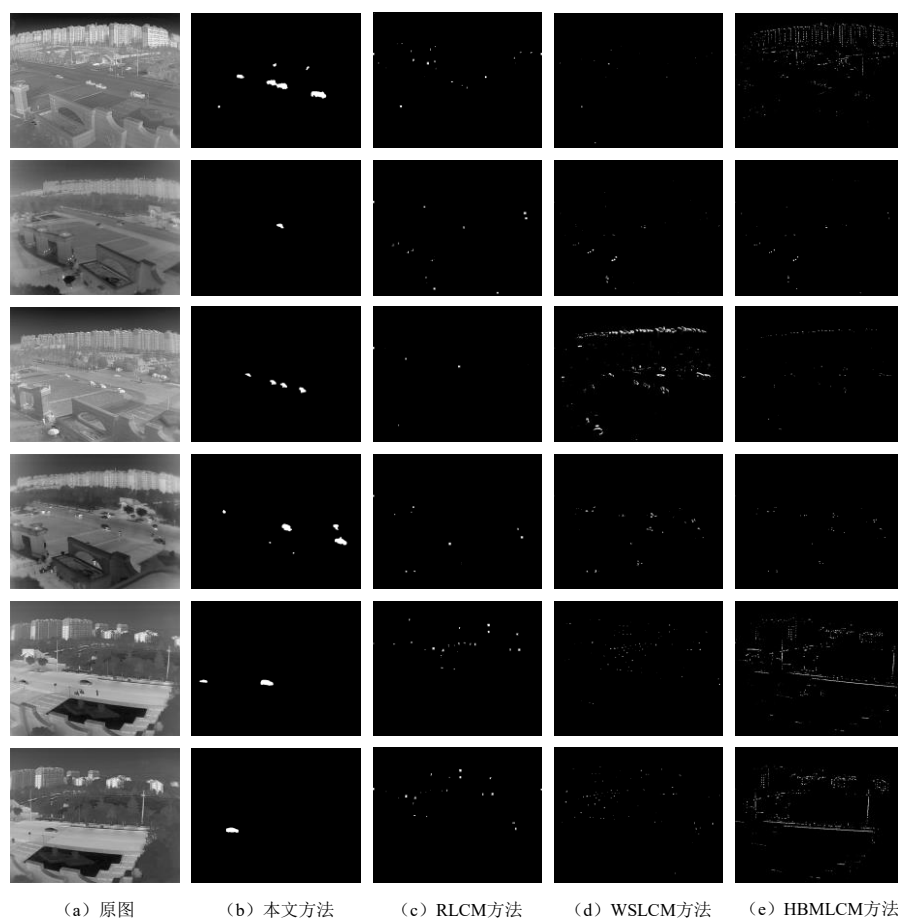


图8 不同方法的检测结果

Fig. 8 Detection results of different methods



## 4 结论

本文针对直接利用红外偏振马赛克图像进行目标检测的问题,提出了一种基于偏振权重的局部对比度方法。首先对车辆车窗、道路和背景的偏振特性进行统计与分析,然后设计了红外偏振马赛克图像斯托克斯矢量计算的卷积核,基于目标与背景偏振特性的分析结果,利用偏振度信息对图像进行局部对比度计算,并且在偏振度局部对比度中引入了偏振权重,得到偏振度基于偏振权重的偏振度显著图。在偏振度显著图上通过自适应阈值操作分割车辆目标与背景,并利用边缘检测方法和形态学操作优化检测结果。实验结果表明,本文所提出的方法在复杂背景以及目标与背景红外辐射强度相近场景下,对车辆目标检测具有较高的检测精度。

## References

- [1] Qiao Xinbo, Chen Lulu, Zhao Yongqiang. Polarization Gradient Histogram for Object Tracking in Infrared Polarization Imaging: A Feature Extraction Method for Polarization Mosaic Image [C]. In 2021 10th International Conference on Computing and Pattern Recognition (ICCP 2021). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2021: 224–230.
- [2] Forssell Goran. Test and analysis of the detectability of personnel mines in a realistic minefield by polarization in the infrared LW region [C]. Defense and Security. International Society for Optics and Photonics, 2004: 187–195.
- [3] Forssell Goran. Passive IR polarization measurements applied to covered surface landmines [C]. Aero Sense 2003. International Society for Optics and Photonics, 2003: 547–557.
- [4] Cremer Frank, Wim De Jong, Klamer Schutte. Infrared polarization measurements and modelling applied to surface laid anti-personnel landmines [J]. *Optical Engineering*, 2002, **41**(5):1021–1032.
- [5] Aron Yoram, Gronau Yuval. Polarization in the LWIR: a method to improve target acquisition [J]. *Proceedings of SPIE*, 2005, **5783**(1): 653–661.
- [6] Bradley Ratliff, Daniel LeMaster, Robert Mack, et al. Detection and tracking of RC model aircraft in LWIR microgrid polarimeter data [J]. *Proceedings of SPIE—The International Society for Optical Engineering*, 2011, **8160**: 25–31.
- [7] Firooz Sadjadi, Cornell Chun. Application of a passive polarimetric infrared sensor in improved detection and classification of targets [J]. *International journal of infrared and millimeter waves*, 1998, **19**(11): 1541–1559.
- [8] João Romano, Dalton Rosario, James McCarthy. Day/night polarimetric anomaly detection using SPICE imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, **50**(12): 5014–5023.
- [9] GONG Jian, LYU Jun-wei, LIU Liang, et al. Ship Target Detection Based on Infrared Polarization Image [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2020, **40**(02): 586–594. (宫剑, 吕俊伟, 刘亮, 等. 红外偏振图像的舰船目标检测. *光谱学与光谱分析*), 2020, **40**(02): 586–594.
- [10] Li Xiaoming, Huang Qincho. Target Detection for Infrared Polarization Image in the Background of Desert [C]. 2017 IEEE 9th International Conference on Communication Software and Networks (ICCSN), 2017:1147–1151.
- [11] Scott Tyo. Hybrid division of aperture/division of a focal-plane polarimeter for real-time polarization imagery without an instantaneous field-of-view error [J]. *Optics Letters*, 2006, **31**(20):2984–2986.
- [12] Li Ning, Zhao Yongqiang, Pan Quan, et al. Full-Time Monocular Road Detection Using Zero-Distribution Prior of Angle of Polarization [C]. European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2020: 457–473.
- [13] Han Jinhui, Ma Yong, Zhou Bo, 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.
- [14] Shi Yafei, Wei Yantao, Yao Huang, et al. High-Boost-Based Multiscale Local Contrast Measure For Infrared Small Target Detection [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, **15**(1): 33–37.
- [15] Han Jinhui, Saed Moradi, Iman Faramarzi, et al. Infrared Small Target Detection Based on the Weighted Strengthened Local Contrast Measure [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, **18**(9): 1670–1674.
- [16] Han Jinhui, Liang Kun, Zhou Bo, 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.
- [17] Jiang Guoqing, Wan Lanjun. Detection of dim and small infrared targets based on the most appropriate contrast saliency analysis [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, **50**(04):265–272. (蒋国清, 万烂军. 基于最恰对比度显著性分析的红外弱小目标检测方法. *红外与激光工程*), 2021, **50**(04):265–272.
- [18] Zhang Shifeng, Huang Xinhan, Wang Min. Algorithm of infrared background suppression and small target detection [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2016, **21**(8):1039–1047. (张世锋, 黄心汉, 王敏. 红外背景抑制与小目标检测算法. *中国图象图形学报*), 2016, **21**(8):1039–1047.