

文章编号 1004-924X(2026)17-2747-16

基于多模态成像的暗环境伪装目标探测

张国峰¹, 李思远^{2*}, 王 驰¹

(1. 上海大学 机电工程与自动化学院 上海市智能制造与机器人重点实验室, 上海 200444;

2. 深圳职业技术大学 机电工程学院, 广东 深圳 518055)

摘要:暗环境下, 植被遮蔽、背景杂波和低照度噪声会显著削弱伪装目标与周围环境之间的可分性, 导致传统强度成像方法难以实现稳定探测。为提高复杂植被场景中低可见度目标的检测能力, 提出一种融合微光、偏振与光谱信息的多模态成像探测方法。基于目标与植被背景在红光和近红外波段的光谱响应差异, 构建目标分离指数 (Target Separation Index, TSI), 用于增强植被背景下目标区域的显著性。引入偏振特征表征伪装目标表面与土块、枯叶等自然背景之间的反射差异, 并采用 HSV 颜色空间融合策略, 将 TSI、夜视光强图像和偏振信息进行协同融合, 生成目标增强图像。实验结果表明, TSI 能够有效突出被植被遮蔽的目标区域, 但仍易受到土块和枯叶等环境杂波干扰; 所提融合方法能够进一步抑制该类误检, 提高目标与背景的区分度。基于自建数据集的验证结果显示, 融合图像的目标对比度达到 0.924, 检测率达到 0.98。进一步结合 YOLOv10 模型开展应用实验, 结果表明, 相较于单一模态图像, 融合图像能够获得更高的目标检测精度。本文方法充分利用了微光强度、光谱响应和偏振反射特征的互补优势, 可有效提升暗环境植被遮蔽条件下伪装目标的检测性能。

关键词:偏振光谱成像; 植被; 夜间检测; 信息融合

中图分类号:O436.3; TP391 **文献标识码:**A

doi:10.3724/OPE.20263417.2747

CSTR:32169.14.OPE.20263417.2747

Dark environments camouflage target detection based on multimodal imaging

ZHANG Guofeng¹, LI Siyuan^{2*}, WANG Chi¹

(1. Shanghai Key Laboratory of Intelligent Manufacturing and Robotics, School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200444, China;

2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Shenzhen Polytechnic University, Shenzhen 518055, China)

* Corresponding author, E-mail: lisiyuan@szpu.edu.cn

Abstract: Under low-light conditions, vegetation cover, background clutter, and sensor noise can substantially reduce the contrast between camouflaged targets and their surroundings, thereby limiting the reliability of conventional intensity-based imaging methods. To improve the detection of low-visibility targets in complex vegetated environments, a multimodal imaging detection method integrating low-light intensity, polarization, and spectral information is proposed. First, a Target Separation Index (TSI) is con-

收稿日期: 2026-06-10; 修订日期: 2026-07-05.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 62505185); 近地面探测全国重点实验室资助项目 (No. NKLNSD02202503)

structed from differences in the spectral responses of targets and vegetation backgrounds in the red and near-infrared bands, thereby enhancing target saliency. Polarization features are subsequently introduced to characterize reflectance differences between camouflaged target surfaces and natural background elements, including soil clumps and dead leaves. TSI, low-light intensity images, and polarization information are then synergistically fused in the HSV color space to generate target-enhanced images. Experimental results demonstrate that, although TSI effectively highlights vegetation-obscured targets, it remains susceptible to interference from environmental clutter. The proposed fusion method further suppresses such false detections and improves target-background discrimination. Validation using a self-built dataset yielded a target contrast of 0.924 and a detection rate of 0.98. In addition, application experiments with the YOLOv10 model showed that the fused images achieved higher target-detection accuracy than single-modality images. By exploiting the complementary characteristics of low-light intensity, spectral response, and polarized reflectance, the proposed method effectively enhances the detection performance of camouflaged targets under dark, vegetation-obscured conditions.

Key words: polarization spectral imaging; vegetation; nighttime detection; information fusion

1 引 言

目标检测与识别是图像检测领域的重要研究方向,夜间伪装目标检测在诸多领域都具备重要的应用价值^[1]。但伪装目标往往隐匿于自然背景中,且与背景颜色近乎一致。采用传统光强检测方法,很难在复杂背景下有效识别并检出隐蔽目标。因此,夜间复杂自然背景下隐蔽伪装目标的检测,一直是低光照目标检测领域的一大难题^[2]。

目前,依托光学成像技术开展伪装目标检测的主流方式主要包括偏振成像技术^[3]、红外成像技术^[4]以及多/高光谱成像技术^[5]。目标反射与辐射的偏振状态变化和其表面形态、固有属性密切相关,不同类型的目标会呈现出差异化的偏振特征。通常自然环境的偏振度较低,而伪装目标的偏振度偏高^[6]。相关研究表明,偏振检测技术能够在一定程度上抑制背景噪声干扰,提升目标与背景之间的对比度,在伪装目标检测与识别工作中拥有重要应用价值^[7]。偏振成像检测在伪装目标的识别与检测中优势显著,可一旦目标被遮挡,其检测效果便会受到明显影响^[8]。红外成像可依据热辐射差异增强目标,但在远距离、低信噪比和复杂背景下,易受背景杂波干扰,导致虚警或漏检^[9]。但红外检测技术的效果高度依赖成

像分辨率、背景温度以及成像距离,故而难以从红外图像中精准提取出伪装目标^[10-11]。此外,将多光谱成像技术应用于伪装目标检测,可借助多个波段的电磁波捕捉伪装目标与背景的特征差异,有效提升反伪装能力^[12]。同时,高光谱成像技术在伪装目标检测中也能取得良好效果^[13]。例如,伊万科等^[14]研发出一款机载高光谱成像系统,该系统可实时处理原始高光谱数据,实现伪装目标检测。霍多尔等^[15]提出了一种基于高光谱图像像素相似度的伪装目标检测算法。不过,高光谱成像采集的数据量庞大,数据处理过程复杂且耗时较长^[16]。为进一步提升伪装目标检测性能,研究人员开始引入机器学习模型开展目标识别,为伪装目标检测提供有力的技术支撑^[17-18]。譬如,维沃利等^[19]结合 RGB 成像技术与深度学习算法,实现了地面伪装目标的实时智能检测。

然而,没有任何一种单一检测方法,能够在所有工况下都达到理想的检测效果,具体传感器与算法的选择,需要结合实际环境和运行条件而定。基于上述原因,研究人员开始采用多传感器开展多模态融合成像,以此实现更高精度的目标检测^[20-22]。瑞典科学家莱塔利克等^[23]开展了多光学传感器检测伪装目标的可行性试验。试验发现,当伪装目标被自然植被伪装或藏匿在其他物体下方时,检测效果会受到限制。除此之外,夜

间野外环境中,伪装目标常隐藏于灌木丛、杂草等复杂背景中。当低照度、植被遮挡和目标-背景特征相似等因素共同存在时,夜视、偏振、红外及多/高光谱等单一成像方式的目标可分性和检测稳定性均可能受到不同程度的限制。因此,有必要综合利用不同模态在光强、光谱响应和表面偏振特性方面的互补信息,以提高复杂暗环境下伪装目标的探测能力。

将光谱信息与偏振信息相结合,能够更全面地反映不同物质的特性,对于凸显目标细节、优化视觉效果作用突出,有助于提升后续视觉任务的准确率与稳定性^[24-26]。为此,本文针对夜间被自然植被伪装、隐藏的伪装目标检测问题,利用微光成像技术分别获取夜间目标的光强、偏振以及光谱信息,再对光强、偏振与多光谱信息进行融合,提出一种面向暗光环境伪装目标检测的微光-偏振-光谱多模态融合成像方法。实验结果表

明,该融合算法可有效提升伪装目标的对比度与检出率。研究人员在多种场景下对五类金属、塑料材质的伪装目标进行数据采集,并构建了相关数据库。为验证融合图像对目标检测任务的增益效果,本文基于YOLOv10模型^[27]开展了应用实验。结果显示,相较于各类单一成像结果,本文融合图像的检测精度更高,在目标检测任务中综合表现更优。

2 系统和方法

2.1 伪装目标模型与实验场景设计

为验证方法在不同背景下的适用性,实验设置灌木、草地、落叶、水泥地和麦田等室内外场景,如图1所示。五类金属和塑料材质伪装目标(①~⑤)被植被部分遮蔽,并与背景颜色相近,肉眼难以分辨。

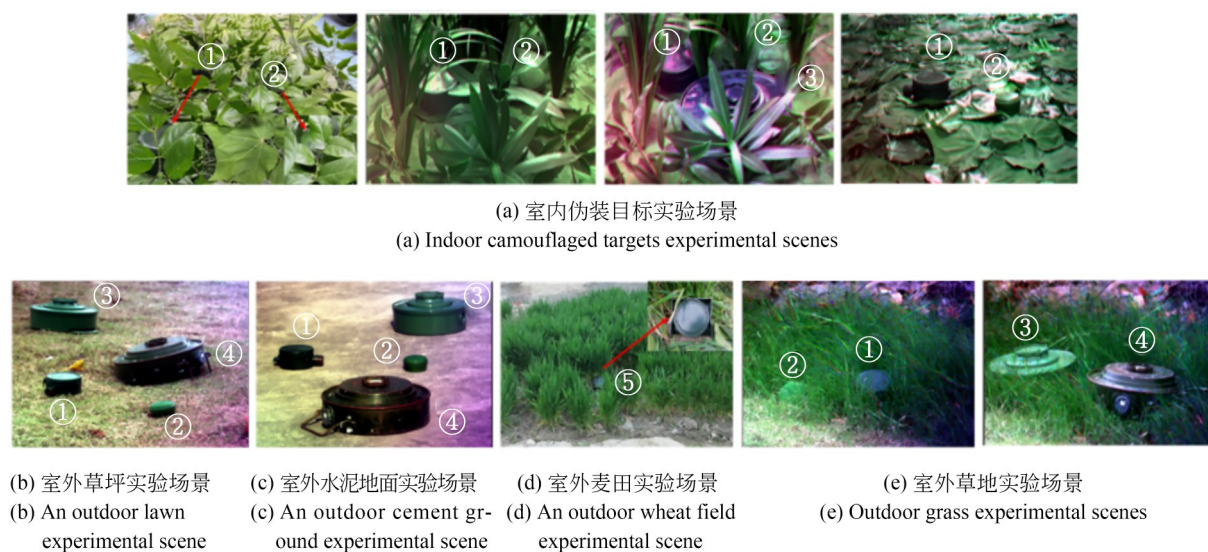


图1 各类实验场景

Fig. 1 Various experimental scenes

2.2 微光偏振多光谱成像系统

如图2所示,搭建微光偏振多光谱成像系统,包括2 048像素×2 048像素的制冷型高灵敏sCMOS相机(pco. edge 4.2),一个安装有窄带滤波片的旋转滤光轮和一个安装有线偏振片的旋转镜架。其中,滤波片分别为Thorlabs公司型号为

FB680-10和FB760-10的红光和近红外波段滤波片。需要说明的是,DoLP和AOP虽为归一化偏振参数,但其计算精度仍取决于各偏振子图像的信噪比。偏振片和窄带滤光片会降低入射能量,本文采用sCMOS相机可以根据照度调整积分时间,保证低照度条件下的有效成像。

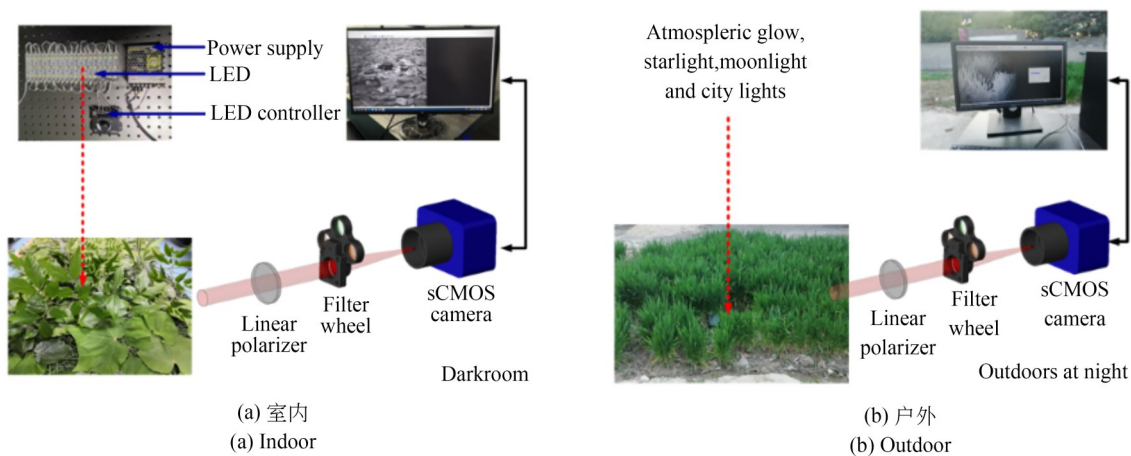


图2 偏振多光谱微光成像系统

Fig. 2 Low-light-level polarization multispectral imaging system

室内实验在暗室中进行,照度分别设置为 0.05, 0.14, 0.53, 4.7 和 192.8 lx, 并利用三个方向分别为 15° , 60° 和 105° 的 LED 光源开展照明角度实验。室外实验无主动光源, 夜间光来自大气辉光、星光、月光和城市灯光, 环境照度约为 0.28 lx。室内外实验的观测距离均为 5 m, 观测角度为 30° , 实验布置如图 3 所示。

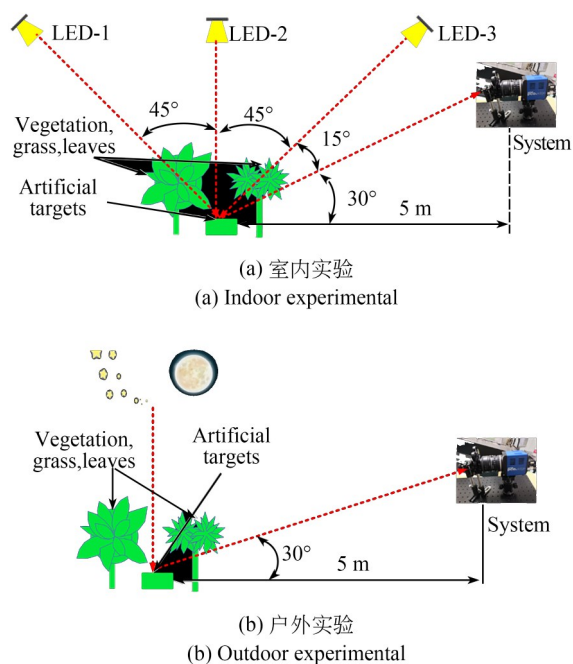


图3 实验场景示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the experimental scene

2.3 方法

2.3.1 斯托克斯成像偏振测量

用 Mueller 矩阵 M 来描述光波偏振态的传输特性。对于任意线性光学系统, 假设其入射光的 Stokes 矢量为 S_{in} , 出射光的 Stokes 矢量为 S_{out} , 当光束通过该线性系统后, 该线性系统对光的作用可以一个 4×4 的 Mueller 矩阵表示, 即:

$$S_{out} = \begin{bmatrix} I_{out} \\ Q_{out} \\ U_{out} \\ V_{out} \end{bmatrix} = M \times S_{in} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \\ m_{41} & m_{42} & m_{43} & m_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{in} \\ Q_{in} \\ U_{in} \\ V_{in} \end{bmatrix}. \quad (1)$$

与参考方向成 α 角的理想线偏振片的 Mueller 矩阵可表示为:

$$M = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & \cos 2\alpha & \sin 2\alpha & 0 \\ \cos 2\alpha & \cos^2 2\alpha & \sin 2\alpha \cos 2\alpha & 0 \\ \sin 2\alpha & \sin 2\alpha \cos 2\alpha & \sin^2 2\alpha & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

出射光强是 α 的函数, 用 I, Q, U 可表示为:

$$I_{out}(\alpha) = \frac{1}{2} (I_{in} + Q_{in} \cos 2\alpha + U_{in} \sin 2\alpha). \quad (3)$$

公式 (3) 表示出射光强 $I_{out}(\alpha)$ 和入射 Stokes 矢量的等量关系, 再代入角度即可解得入射 Stokes 矢量, 本研究选择常用角度 $0^\circ, 60^\circ$,

120°,即:

$$\begin{cases} I = \frac{2}{3}[I(0^\circ) + I(60^\circ) + I(120^\circ)] \\ Q = \frac{2}{3}[2I(0^\circ) - I(60^\circ) - I(120^\circ)] \\ U = \frac{2}{\sqrt{3}}[I(60^\circ) - I(120^\circ)] \end{cases} \quad (4)$$

当得到 I, Q, U 分量后,进一步可以计算得到线偏振度(Degree of Linear Polarization, DoLP)和偏振角(Angle of Polarization, AOP),即:

$$DoLP = \frac{\sqrt{Q^2 + U^2}}{I}, \quad (5)$$

$$AOP = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{U}{Q}\right). \quad (6)$$

2.3.2 偏振图像加权融合

DoLP 和 AOP 都反映了伪装目标物体的纹

理等特征,在 DoLP 和 AOP 图像中,光滑表面的像素值通常大于粗糙表面的像素值。通过融合 DoLP 和 AOP 图像可以将这种差异结合起来,可以大大降低具有粗糙表面的非导体的响应,并增强光滑表面的导体的响应。由于 DoLP 图像和 AOP 图像的值域不同,如果直接将 DoLP 和 AOP 进行融合,融合效果不佳。此时,需要将以上图像归一化处理,让图像的强度处于同一数量级:

$$DoLP^* = \frac{DoLP - \min(DoLP)}{\max(DoLP) - \min(DoLP)}, \quad (7)$$

$$AOP^* = \frac{AOP - \min(AOP)}{\max(AOP) - \min(AOP)}. \quad (8)$$

将归一化后的 $DoLP^*$ 和 AOP^* 进行基于能量特征的加权融合,得:

$$E_{DA} = \frac{\left(\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N DoLP^{*2}(i,j)\right) DoLP^* + \left(\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N AOP^{*2}(i,j)\right) AOP^*}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N DoLP^{*2}(i,j) + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N AOP^{*2}(i,j)}. \quad (9)$$

2.3.3 伪装目标的成像光谱测量

实验环境照度设置为 0.53 lx,成像结果如图 4 所示。图 4(a)为夜视强度图像,由于伪装目标被植被遮挡且处于阴影区域,其灰度响应与周围背景较为接近,因此仅利用夜视强度信息难以准确识别隐藏目标。图 4(b)和图 4(c)分别为 760 nm 和 680 nm 波段图像。绿色植被在红光至近红

外范围内具有典型的红边光谱特征。680 nm 位于叶绿素强吸收区域,植被在该波段的反射响应较低;760 nm 位于红边之后的近红外高反射区域,叶片内部细胞结构产生的多次散射使植被反射响应明显增强。如图 4(b)所示,植被在 760 nm 波段具有较高的响应,而伪装目标的响应相对较低。相比之下,本文所采用的伪装目标不具

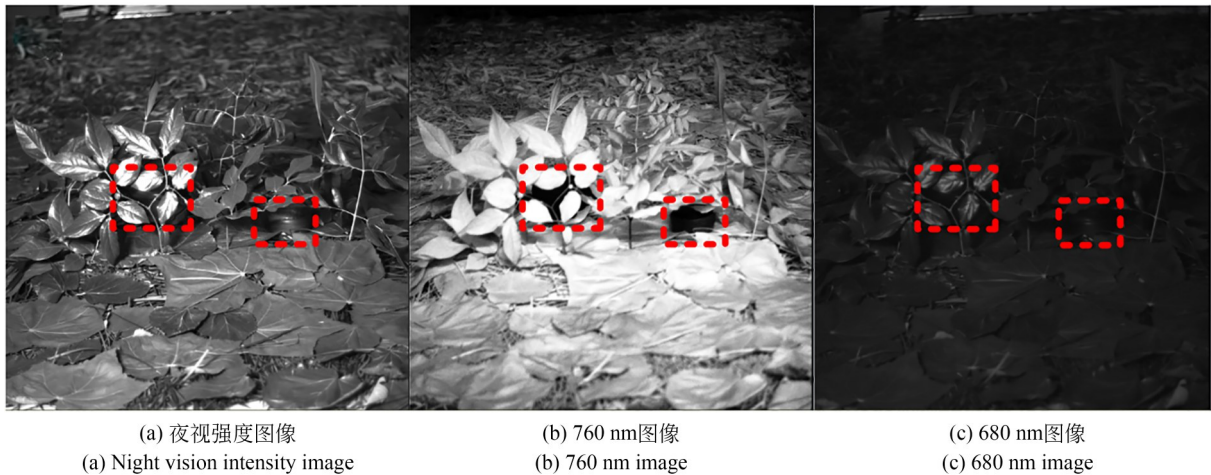


图 4 伪装目标的成像结果

Fig. 4 Imaging results of disguised target

有叶绿素吸收和典型的植被红边跃迁。因此,目标在 680 nm 波段的响应高于其在 760 nm 波段的响应,使其两波段变化趋势与植被存在明显差异。

基于伪装目标与绿色植被在 680 nm 和 760 nm 波段的相对响应差异,本文构建目标分离指数 TSI:

$$TSI = \frac{R_{680 \text{ nm}} - R_{760 \text{ nm}}}{R_{680 \text{ nm}} + R_{760 \text{ nm}}}, \quad (10)$$

其中: $R_{680 \text{ nm}}$ 为 680 nm 波段的反射率值, $R_{760 \text{ nm}}$ 为 760 nm 波段的反射率值。

2.3.4 基于微光-偏振-光谱多模态融合成像的暗环境伪装目标检测方法

如图 5 所示,首先由多角度偏振图像计算 DoLP 和 AOP,并经能量加权得到 EDA;随后由 680 和 760 nm 图像计算 TSI;最后按公式(11)将夜视强度、EDA 和 TSI 映射至 HSV 空间,其中 TSI 用于调制明度分量,经逆变换得到融合图像 F。进一步采用 YOLOv10 评价 F 对目标检测任务的增益:

$$\sum HSV \rightarrow RGB(E_{DA}, TSI, I), TSI = V. \quad (11)$$

$$G = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \left[\sqrt{\frac{(F(i,j) - F(i+1,j))^2 + (F(i,j) - F(i,j+1))^2}{2}} \right], \quad (12)$$

其中: $F(i,j)$ 为图像的第 i 行,第 j 列的灰度值, M , N 为行列数。

$$H = - \sum_{l=0}^L P(l) \log_2 P(l), \quad (13)$$

其中: L 为图像的总的灰度级数, $P(l)$ 表示灰度值为 l 的像素数占图像总像素数的比例。

$$C = \frac{|f_T - f_B|}{f_T + f_B}, \quad (14)$$

其中: C 是对比度, f_T, f_B 分别表示目标区域的平均灰度值和背景的平均灰度值。

2.4.2 目标检测指标

目标检测中常用的评估指标包括精确率(P)、召回率(R)以及平均精度均值(mAP50,即交并比为 0.5 时的平均精度均值)。首先定义混淆矩阵基础术语:真阳性(True Positive, TP)为模型正确检测的目标样本数;假阳性(False Positive, FP)为模型误检为目标的背景样本数;假阴性(False Negative, FN)为模型漏检的真实目标

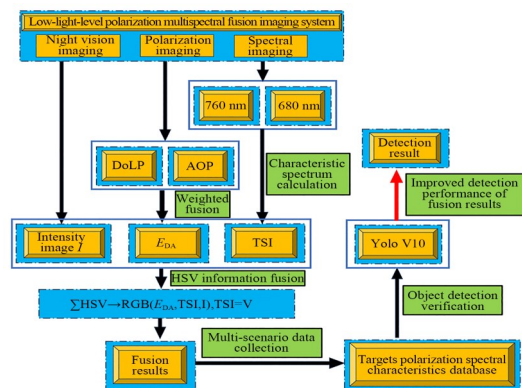


图 5 基于微光-偏振-光谱多模态融合成像的伪装目标暗环境检测方法示意图

Fig. 5 Diagram of the dark environment detection method of camouflaged targets based on low-light-level-polarization-spectral multimodal fusion imaging

2.4 评价指标

2.4.1 图像质量评价指标

为全面评价不同模态图像及融合图像的成像效果,本文分别采用平均梯度 G 、信息熵 H 和目标对比度 C ,从图像清晰度、信息丰富程度以及目标与背景可分性三个方面进行定量分析。

样本数。三个核心指标的数学表达式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (15)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (16)$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{k=i}^N AP(k), \quad (17)$$

其中: N 为检测任务的目标类别总数, $AP(k)$ 为第 k 类目标的平均精度(Precision-Recall 曲线下面积)。本研究中 mAP50 特指将 IoU 匹配阈值固定为 0.5 时计算得到的平均精度均值,是目标检测任务中最常用的基准评估指标。

3 结 果

3.1 室内多照度实验

室内暗室照度设置为 0.53 lx,图 6 和图 7 分别给出了各模态成像结果及其三维分布。由于目标被植被遮挡且处于阴影区域,无夜视强度图

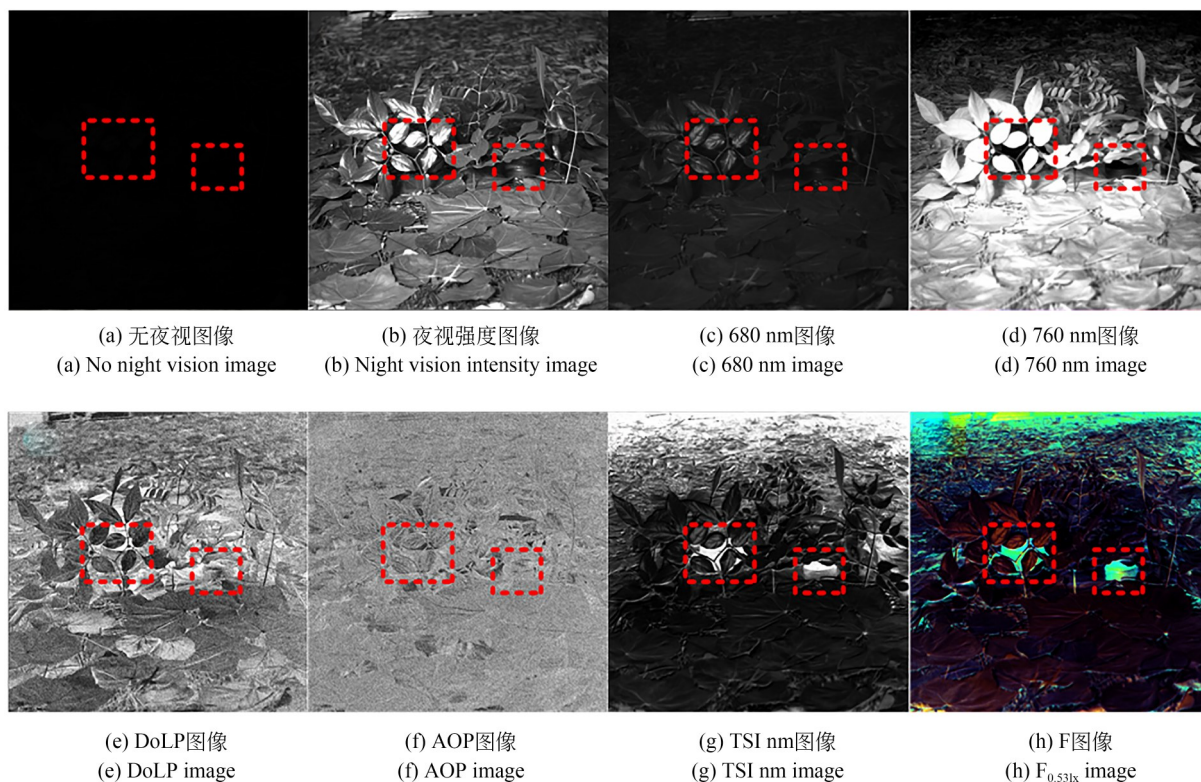


图 6 各模态成像结果

Fig. 6 Results of each modality imaging

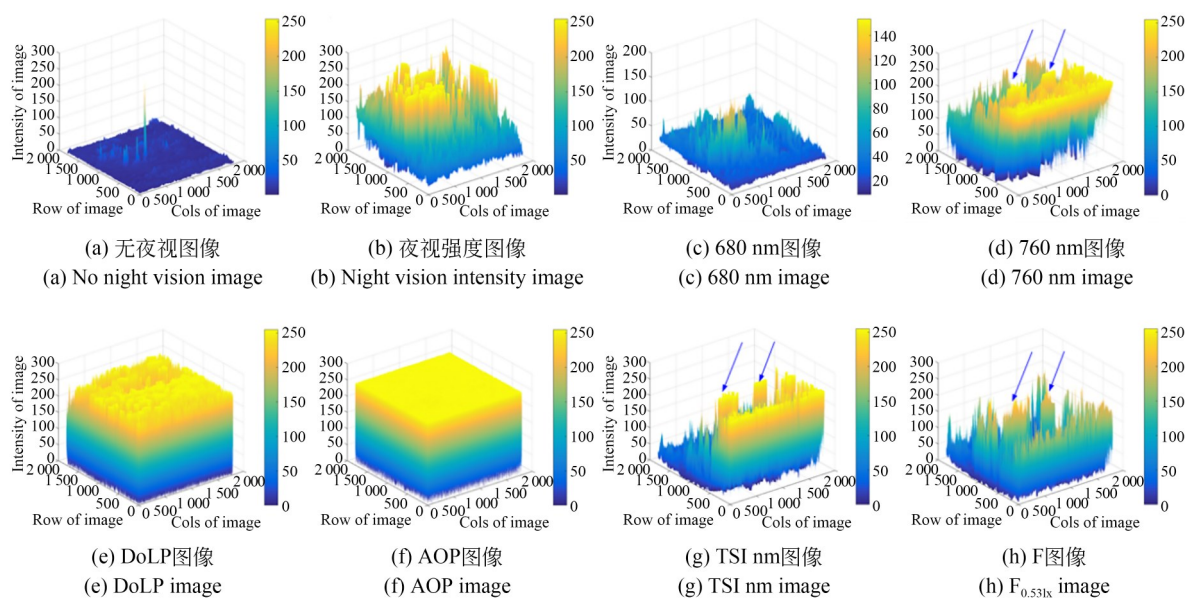


图 7 三维图

Fig. 7 Three-dimensional images

像中几乎无法观察到场景信息,夜视强度图像也难以有效区分目标与背景。DoLP, AOP 和 680 nm 图像中的目标响应同样不明显。相比之下,

760 nm、TSI 及融合图像 $F_{0.53lx}$ 均能突出目标区域。其中, 760 nm 图像的目标对比度为 0.550, TSI 通过增强目标与植被的光谱差异将对对比度

提高至 0.763;融合图像 $F_{0.53\text{ lx}}$ 进一步结合光强、偏振和光谱信息,使目标对比度达到 0.924,表现出更好的目标增强效果。

从表 1 可以看出,融合图像的平均梯度值最大,故融合图像的清晰程度最大;融合图像的信息熵最大,说明融合图像具有更丰富的信息;融合图像的对比度最大,说明伪装目标区域在整幅图像中被突出,有利于伪装目标检测。综上所述,融合算法具有优异的性能。

图 8 比较了不同模态图像的 ROC 曲线。对 I, DoLP, 680 nm, 760 nm, TSI 和 $F_{0.53\text{ lx}}$ 等六种方法进行伪装目标检测能力的比较,将各自的 ROC 曲线绘制到同一坐标中,以直观地鉴别优劣,靠近左上角的 ROC 曲线所代表的目标检测率最准确。可以看到,当 $P_{fa}=0.07(7\%)$ 时, I 和 680 nm 图像无法检测到目标, DoLP 的 $P_d=0.28(28\%)$, 760 nm 的 $P_d=0.45(45\%)$, TSI 的 $P_d=0.74(74\%)$, $F_{0.53\text{ lx}}$ 的 $P_d=0.98(98\%)$ 。因此,融合图像 $F_{0.53\text{ lx}}$ 的目标检测率最高。

图 9、图 10, 和表 2 给出了不同照度下的融合结果和指标。0.14~4.7 lx 条件下目标均具有较好的可分性,其中 0.53 lx 时对比度最高,达到 0.924。照度降低至 0.05 lx 或升高至 192.8 lx 时,对比度分别下降至 0.258 和 0.431,说明过低的信噪比

表 1 评价指标表

Tab. 1 Evaluation index

指标	I	DoLP	680 nm	760 nm	TSI	$F_{0.53\text{ lx}}$
G	3.51	7.47	1.27	6.72	7.65	7.84
H	6.71	7.93	4.63	7.10	6.64	8.46
C	0.096	0.158	0.091	0.550	0.763	0.924

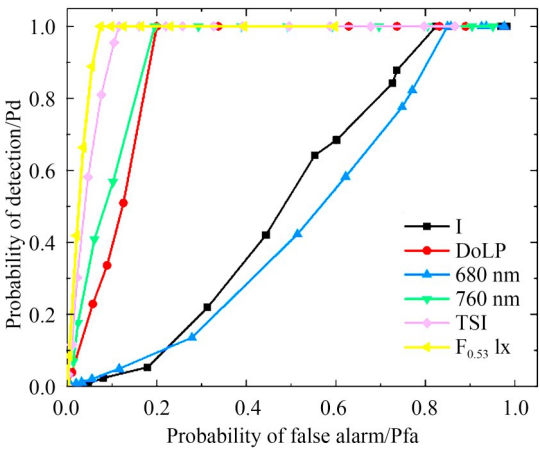


图 8 I 图像、DoLP 图像、680 nm 图像、760 nm 图像、TSI 图像和 $F_{0.53\text{ lx}}$ 图像的 ROC 曲线

Fig. 8 ROC curves of I image, DoLP image, 680 nm image, 760 nm image, TSI image, and $F_{0.53\text{ lx}}$ image

和较强的植被反射均会影响融合性能。

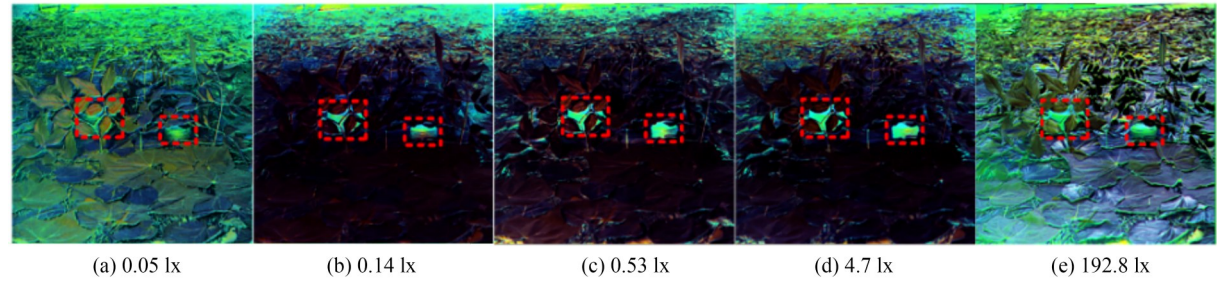
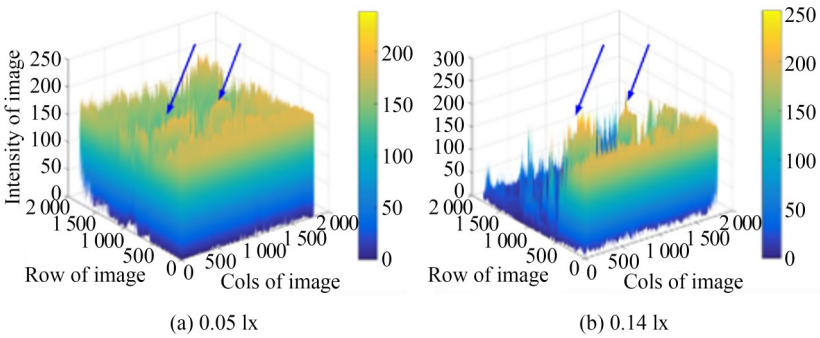


图 9 F 图像
Fig. 9 F images



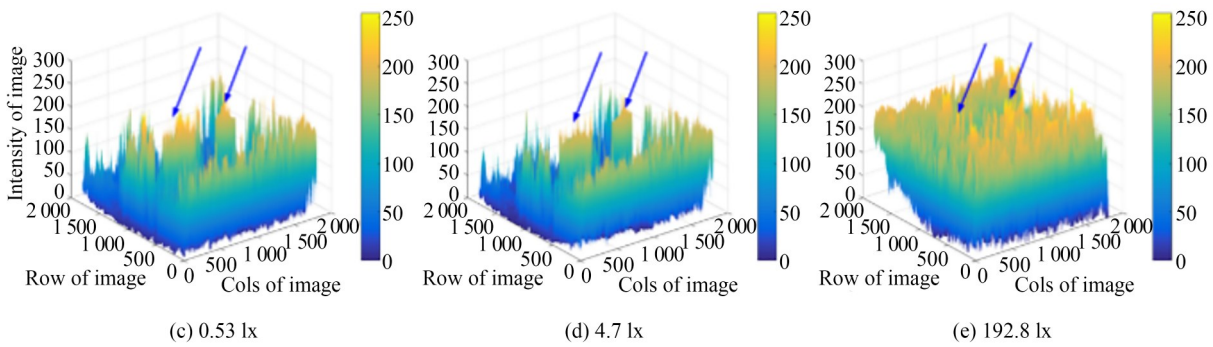


图 10 三维图
Fig. 10 Three-dimensional images

表 2 不同照度评价指标					
Tab. 2 Different illumination evaluation indicators					
指标	$F_{0.05\text{ lx}}$	$F_{0.14\text{ lx}}$	$F_{0.53\text{ lx}}$	$F_{4.7\text{ lx}}$	$F_{192.8\text{ lx}}$
G	21.31	9.77	7.84	6.04	10.00
H	9.23	8.00	8.46	8.40	9.56
C	0.258	0.785	0.924	0.843	0.431

3.2 室内多角度实验

室内暗室 3 个光源全打开。图 11 和图 12 分

别给出了不同模态的成像结果及其三维分布。夜视强度图像、DoLP 图像、AOP 图像和 680 nm 图像均难以有效识别伪装目标;760 nm 图像、TSI 图像和融合图像 F_{all} 能够突出目标区域。其中,760 nm 图像虽能检测到目标,但目标与背景的对比较低,为 0.416;TSI 图像的目标对比度提高至 0.552;融合图像 F_{all} 的目标对比度进一步提高至 0.769,表明所提融合方法能够有效增强伪装目标与背景之间的差异。

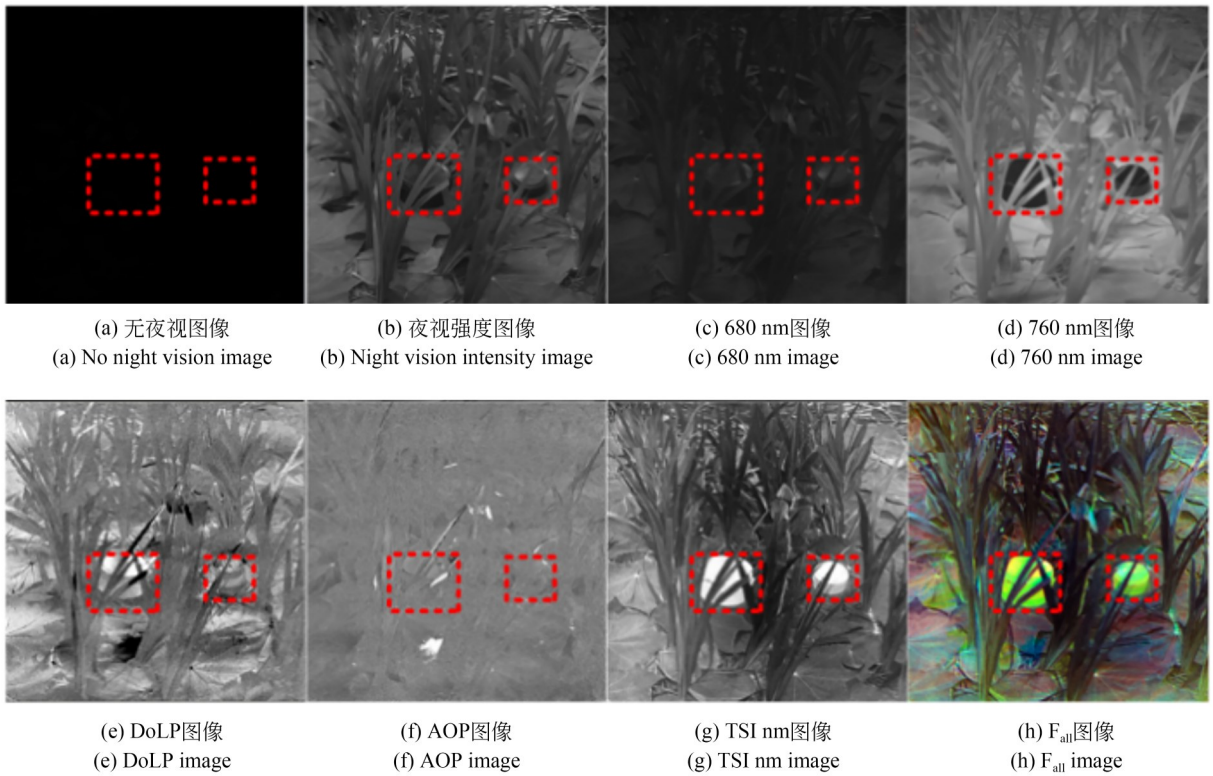


图 11 光源打开的成像结果
Fig. 11 Imaging result after light source is turned on

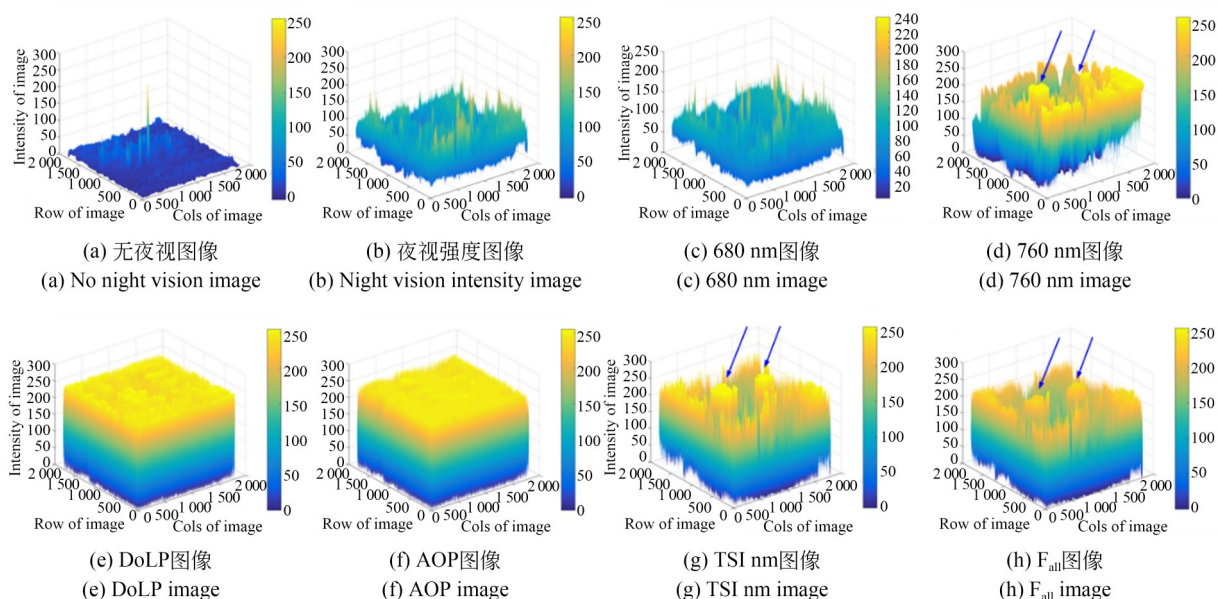


图 12 三维图

Fig. 12 Three-dimensional images

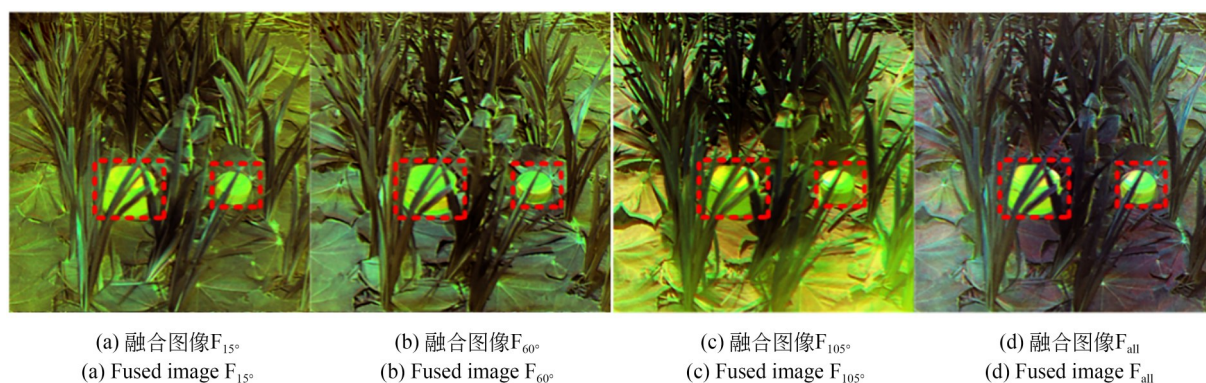


图 13 多角度实验

Fig. 13 Multi-angle experiments

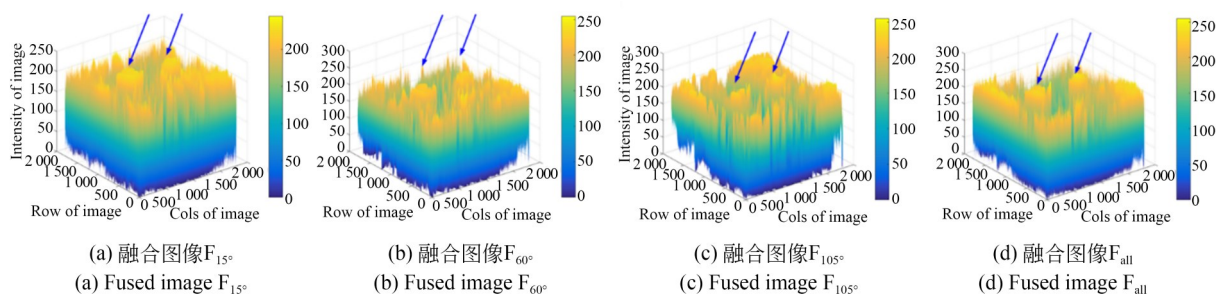


图 14 三维图

Fig. 14 Three-dimensional images

图 13 为多角度实验结果,图 14 的三维分布进一步验证了这一结果,在不同角度下,融合图

像 F 的效果很好,证明了所提算法的优异性能。三个光源全打开时,所检测目标与背景的对比度

最高(对比度:0.769),见表3和表4。

表 3 评价指标表

Tab. 3 Evaluation index table

指标	I	DoLP	680 nm	760 nm	TSI	F _{all}
G	6.24	17.48	5.75	9.92	21.65	25.28
H	6.02	7.94	5.73	6.45	7.56	7.63
C	0.203	0.160	0.039	0.416	0.552	0.769

表 4 不同角度评价指标表

Tab. 4 Table of different angles evaluation indicators

指标	F _{15°}	F _{60°}	F _{105°}	F _{all}
G	21.88	20.16	14.32	24.85
H	7.57	7.60	7.73	7.61
C	0.525	0.528	0.518	0.769

3.3 户外检测实验

户外照度是0.28 lx。如图15所示,红色框

中为目标,蓝色框中为土块和枯叶(彩图见期刊电子版)。可以看到,图15(a)、(c)和(f)无法有效检测到伪装目标,图15(b)、(d)、(e)和(g)都可以检测到伪装目标,但是蓝色框中的土块和枯叶也被检测到,因此土块和枯叶对伪装目标产生干扰。如图15(h)所示,目标可以很好地被检测到,同时目标与蓝色框中的土块和枯叶颜色不同,土块和枯叶产生的干扰被消除,证明了所提算法优异的性能。图16为图15对应的三维图,可以看出, $F_{0.28\text{ lx}}$ 的三维图像得到改善, $F_{0.28\text{ lx}}$ 可以有效检测到伪装目标且目标与背景的对比度最高,见表5。

表 5 评价指标表

Tab. 5 Evaluation index table

指标	I	DoLP	680 nm	760 nm	TSI	F _{0.28 lx}
G	2.23	4.06	2.68	2.45	3.71	5.30
H	7.46	3.41	6.68	7.54	7.26	8.11
C	0.563	0.278	0.109	0.712	0.634	0.829

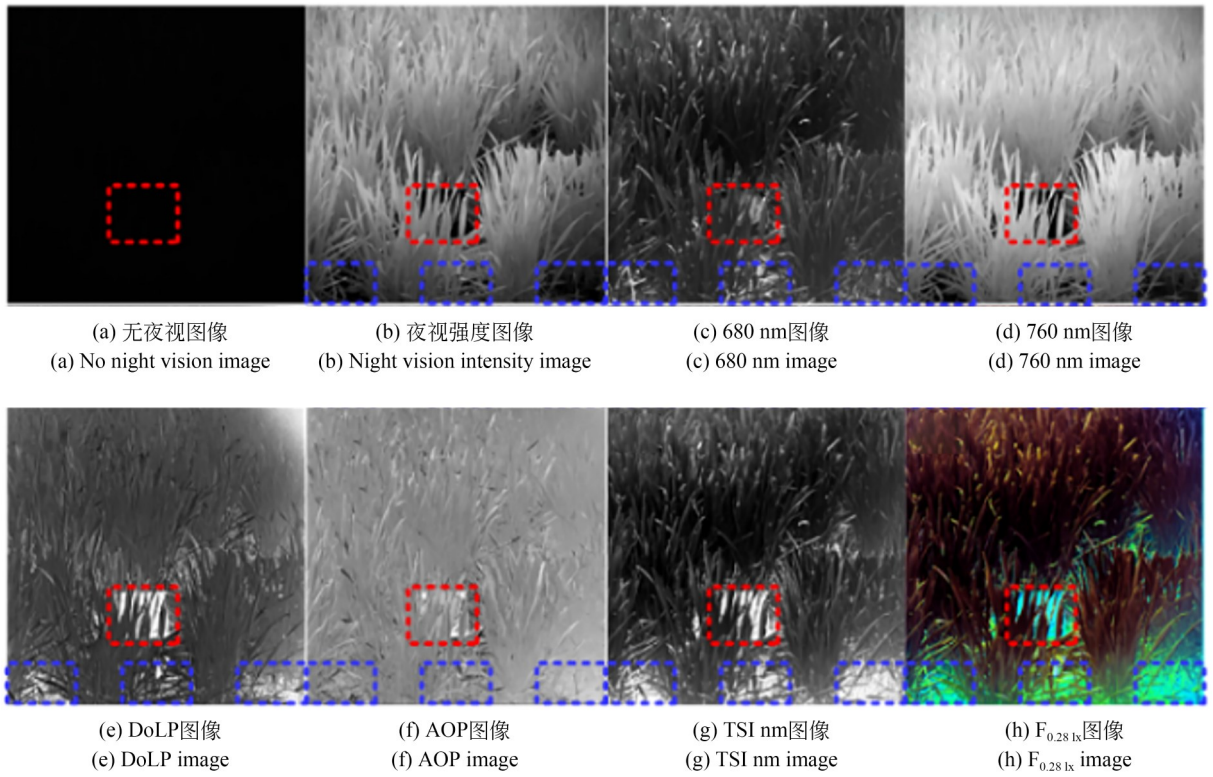


图 15 0.28 lx 下的成像结果
Fig. 15 Imaging results at 0.28 lx

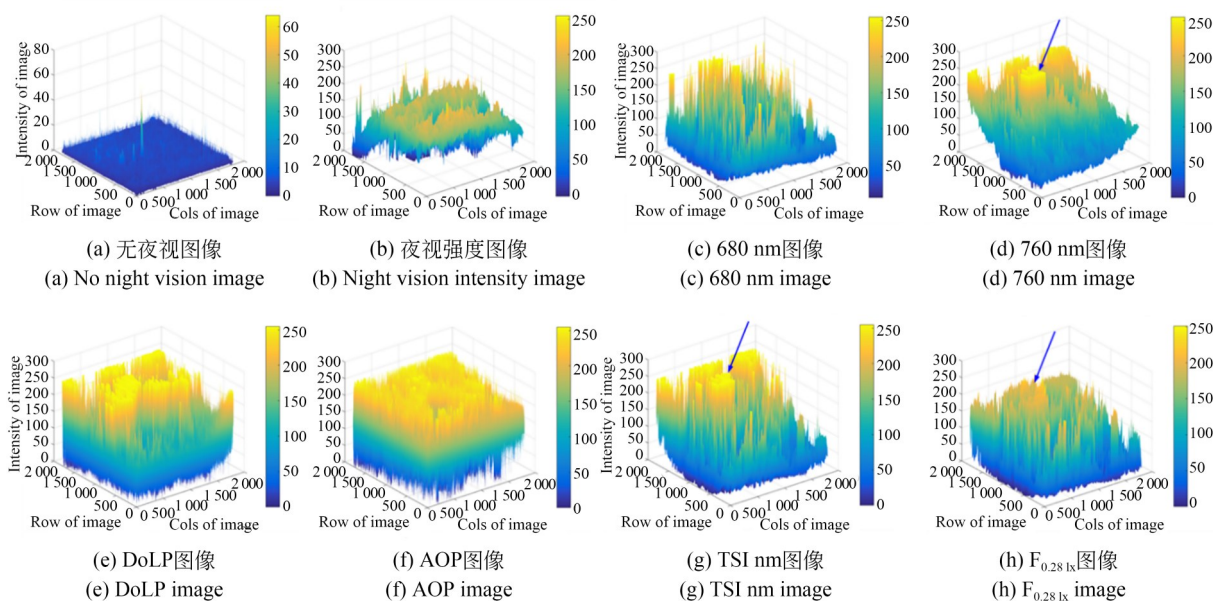


图 16 三维图

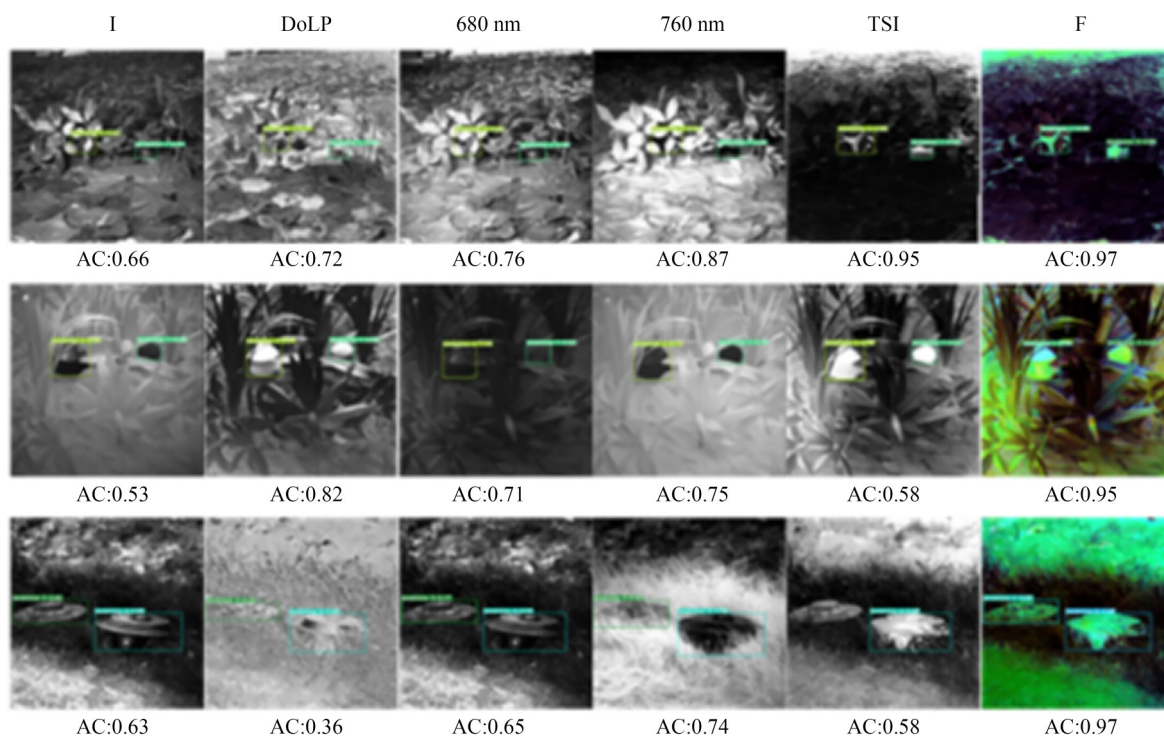
Fig. 16 Three-dimensional images

3.4 目标检测实验

为验证融合图像对后续目标检测任务的增益效果,本文在不同室内外场景中采集五类伪装目标数据,并分别采用夜视强度图像I、DoLP图像、680 nm图像、760 nm图像、TSI图像和融合图像F训练YOLOv10模型。不同模态采用相同的

数据划分和训练参数,检测结果如图17所示,定量评价结果见表6。

由表6可知,760nm图像在单一模态中取得了较高的召回率和mAP50,分别为0.885和0.899,说明近红外响应差异有利于目标检测。DoLP和680 nm图像具有较高的精确率,但召回



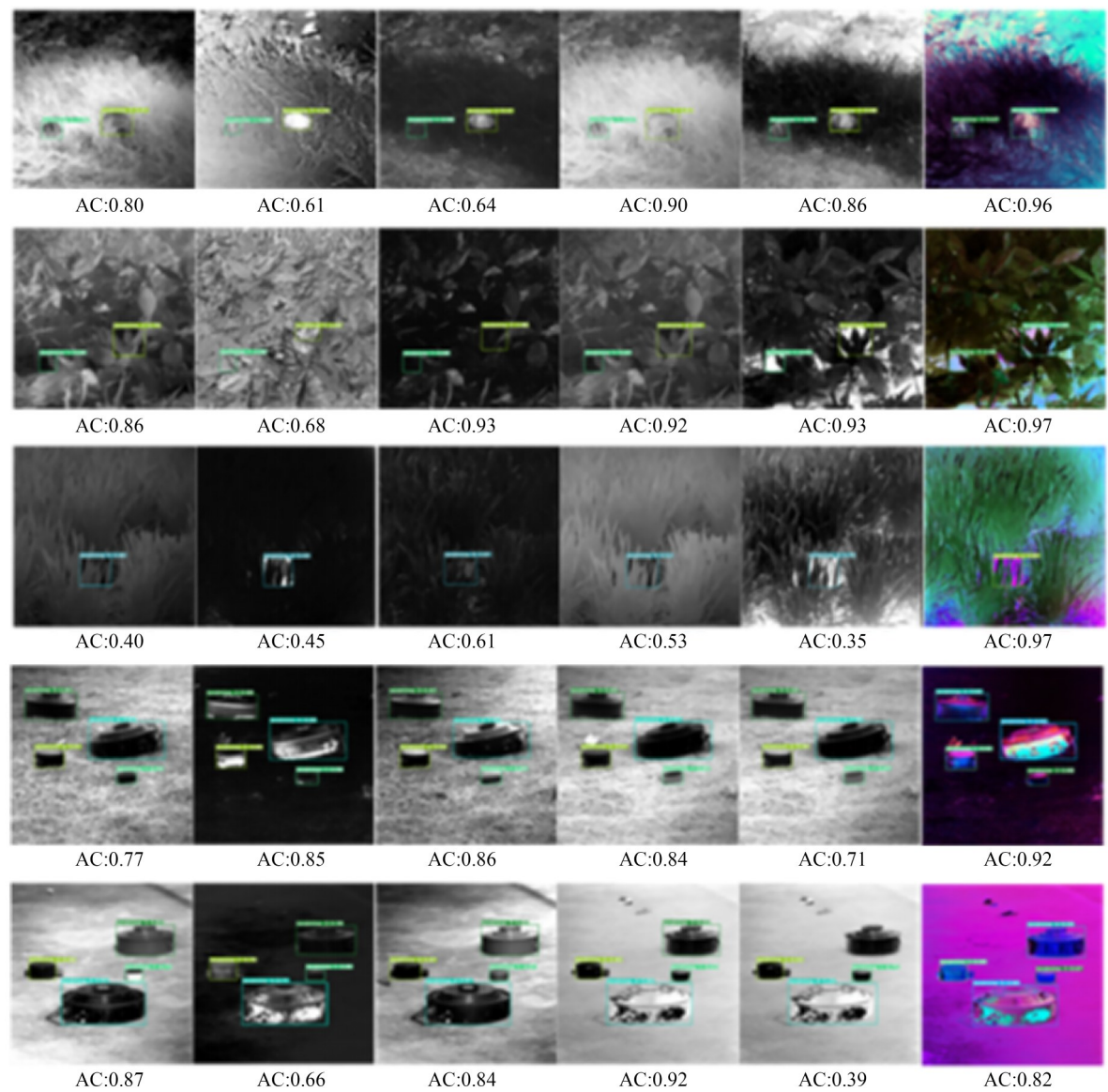


图 17 不同场景下 I、线偏振度、680 nm、760 nm、TSI 以及 F 的检测示例
Fig. 17 Detection examples of I, DoLP, 680 nm, 760 nm, TSI, and F in different scenarios

表 6 目标检测评价指标表

Tab. 6 Target detection evaluation index table

指标	I	DoLP	680 nm	760 nm	TSI	F
P	0.459	0.786	0.809	0.680	0.778	0.960
R	0.712	0.617	0.501	0.885	0.278	0.925
mAP50	0.631	0.746	0.573	0.899	0.523	0.989

率相对较低,表明单一偏振或光谱信息仍容易出现漏检。融合图像 F 综合利用目标的空间结构、光谱响应和表面偏振特征,其精确率、召回率和 mAP50 分别达到 0.960、0.925 和 0.989,均优于各单一模态,说明所提融合方法能够减少背景误

检和目标漏检,为后续智能检测提供更具判别性的图像信息。

4 讨 论

4.1 融合算法对伪装目标检测的机制

如图 6 所示,微光强度图像中目标与植被背景的灰度响应接近,偏振图像也易受到植被偏振响应的干扰,因此单一模态难以稳定突出被遮蔽目标。绿色植被在 680 nm 波段受叶绿素吸收作用,反射响应较低,而在 760 nm 近红外波段反射响应明显升高;人工伪装目标不具有相同的红边

跃迁特征。TSI通过归一化波段差提取两类材料在 680~760 nm 之间的相对光谱变化,并减弱整体照度和阴影变化的影响。因此,目标对比度由 760 nm 图像的 0.550 提高至 TSI 图像的 0.763。

然而,土块和枯叶等背景也可能缺少典型植被红边特征,仅依靠 TSI 仍会产生混淆。本文进一步引入偏振信息,利用人工目标与自然背景在表面粗糙度和反射特性上的差异进行补充区分。最终融合图像的目标对比度提高至 0.924,表明光谱信息主要增强目标与绿色植被的分离,而偏振信息进一步抑制非植被背景杂波。

4.2 照度和角度对融合算法的影响

目前,在极低照度条件下探测隐藏的伪装目标仍受到有效光子数和成像信噪比的限制。为分析照度对所提方法的影响,实验分别设置 0.05, 0.14, 0.53, 4.7 和 192.8 lx 五种照度。如图 9 和图 10 所示,当照度为 0.53 lx 时,融合图像的目标对比度最高,达到 0.924。当照度降低至 0.05 lx 时,虽然目标仍具有一定可见性,但对比度下降至 0.258。这是因为偏振片和窄带滤光片会降低进入探测器的光能,随着环境照度下降,各偏振和光谱子图像的信噪比降低,噪声会进一步传递至偏振参数、TSI 和融合结果。增加积分时间能够补偿部分能量损失,但也会降低时间分辨率,并限制其在快速运动场景中的应用。因此,本文方法更适用于具有基本可用信噪比的静态或低速暗环境场景。

偏振成像受照明角度的影响较大,故为了验证所提算法的鲁棒性,进行不同照明角度下的实验。实验时,照明角度被分别控制为 15°, 60°, 105° 和 3 个光源全打开。从图 13 和 14 中可以看出,在不同角度下,融合图像 F 的效果都很好,证明了所提算法的优异性能。三个光源全打开时,所检测伪装目标与背景的对比度最高(对比度: 0.769),见表 4。

4.3 未来机载伪装目标检测的潜在应用

微光偏振多光谱融合成像检测系统由高灵敏度 sCMOS 微光相机、线偏振片和滤光片构成,可以在低照度环境中获取伪装目标的空间、偏振和光谱信息。目前,该系统只能对夜间伪装目标进行静态检测,测量时需要旋转线偏振片和滤光

轮。在未来,可采用分焦平面偏振探测器、双波段分光或滤光阵列等快照式结构,实现偏振与光谱信息的同步采集,并结合平台稳像、图像配准和机载边缘计算提高动态场景下的探测时效性。

5 结 论

针对夜间被自然植被伪装、遮蔽的目标难以有效探测的问题,本文提出一种基于微光-偏振-光谱多模态融合成像的暗环境伪装目标探测方法,搭建了微光偏振多光谱成像系统,通过室内不同照度、角度实验验证算法鲁棒性,并在真实室外场景中评估其实际探测性能。实验结果表明:目标分离指数 TSI 可实现目标有效探测,但易受到土块、枯叶干扰;融合图像 $F_{0.53\text{ lx}}$ 可消除此类干扰,清晰区分伪装目标与背景,对比度达 0.924。当虚警率为 7% 时, $F_{0.53\text{ lx}}$ 的探测率可达 98%。照度对照实验显示,192.8 lx 条件下植被表面的镜面反射会形成探测干扰,对应探测效果最差;后续将优化算法以消除镜面反射影响,拓宽算法的适用照度范围。低照度虽会提升成像噪声水平,但 0.05 lx 条件下仍可实现良好探测,印证了该算法在低照度环境下的应用潜力;不同光照角度下的实验也证实算法具备良好的稳定性。基于多种室内外场景采集 5 类伪装目标数据,构建专属数据库;基于 YOLOv10 模型开展应用验证,结果表明相较于单一成像结果,本文融合图像在准确率、召回率与 mAP50 指标上均表现更优,目标检测能力更强。

本文提出的算法能够有效探测微光环境中被自然植被伪装、遮蔽的伪装目标。后续将采用快照式偏振与双波段同步成像结构,降低机械切换引起的采集延迟与图像错位,并进一步评估该方法在车载或无人机动态探测场景中的可行性。

作者贡献声明:

张国峰:测量方法提出,论文构思与撰写;

李思远:方法论,获取资助,数据采集和整理;

王 驰:论文审核,提供资源,获取资助。

参考文献:

- [1] ZOU Z X, CHEN K Y, SHI Z W, *et al.* Object detection in 20 years: a survey[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2023, 111(3): 257-276.
- [2] 蒋占军, 吴佰靖, 马龙, 等. 基于金字塔边缘增强的自矫正低光照目标检测[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(20): 3099-3111.
JIANG ZH J, WU B J, MA L, *et al.* A self correcting low-light object detection method based on pyramid edge enhancement[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2024, 32(20): 3099-3111. (in Chinese)
- [3] 沈康宇, 崔博伦, 吕其峰, 等. 用于夜间撒布地雷探测的可见光偏振图像融合[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(15): 2439-2453.
SHEN K Y, CUI B L, LYU Q F, *et al.* Visible-polarized image fusion for nighttime dispersal of mines[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2024, 32(15): 2439-2453. (in Chinese)
- [4] GADE R, MOESLUND T B. Thermal cameras and applications: a survey[J]. *Machine Vision and Applications*, 2014, 25(1): 245-262.
- [5] LI S Y, JIAO J N, WANG C. Research on the detection algorithm of camouflage scattered landmines in vegetation environment based on polarization spectral fusion[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2024, 21: 6011305.
- [6] WANG X, ZHANG Z, GAO J. Polarization-based camouflaged object detection[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2023, 174: 106-111.
- [7] 倪梦瑶, 彭元龙, 胡尚, 等. 电力巡检中的偏振图像特征融合[J]. *光学精密工程*, 2025, 33(8): 1274-1288.
NI M Y, PENG Y L, HU SH, *et al.* Polarized image feature fusion in power inspection[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(8): 1274-1288. (in Chinese)
- [8] XIAO X, SUN S, LIN H Z, *et al.* Ghost imaging utilizing experimentally acquired degree of linear polarization with no prior information[J]. *Optics Express*, 2019, 27(20): 28457.
- [9] 李宁, 郭义放, 焦继超, 等. 基于联合方向梯度和均值对比度的红外弱小目标检测方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2024, 43(1): 106-115.
LI N, GUO Y F, JIAO J CH, *et al.* Infrared small target detection based on associated directional gradient and mean contrast[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2024, 43(1): 106-115. (in Chinese)
- [10] CAO Z Y, KONG X, ZHU Q, *et al.* Infrared dim target detection via mode-klk2 extension tensor tubal rank under complex ocean environment[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 181: 167-190.
- [11] 刘皓皎, 刘力双, 张明淳. 基于YOLOv5改进的红外目标检测算法[J]. *激光技术*, 2024, 48(4): 534-541.
LIU H J, LIU L SH, ZHANG M CH. An improved infrared object detection algorithm based on YOLOv5[J]. *Laser Technology*, 2024, 48(4): 534-541. (in Chinese)
- [12] ISLAM M M, ALAM M S. Mine detection in multispectral imagery using PCA and matched filtering[J]. *Automatic Target Recognition XVIII*, 2008, 6967: 69670D.
- [13] MAKKI I, YOUNES R, FRANCIS C, *et al.* A survey of landmine detection using hyperspectral imaging[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 124: 40-53.
- [14] IVANCO T, ACHAL S, MCFEE J E, *et al.* Real-time airborne hyperspectral imaging of land mines[J]. *Detection and Remediation Technologies for Mines and Minelike Targets XII*, 2007, 6553: 655315.
- [15] KHODOR M, MAKKI I, YOUNES R, *et al.* Landmine detection in hyperspectral images based on pixel intensity[J]. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2021, 21: 100468.
- [16] MILAN BAJIĆ J Jr, BAJIĆ M L. Modeling and simulation of very high spatial resolution UXOs and landmines in a hyperspectral scene for UAV survey[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(5): 837.
- [17] SAFATLY L, BAYDOUN M, ALIPOUR M, *et al.* Detection and classification of landmines using machine learning applied to metal detector data[J]. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 2021, 33(2): 203-226.
- [18] BARNAWI A, BUDHIRAJA I, KUMAR K, *et al.* A comprehensive review on landmine detection using deep learning techniques in 5G environment: open issues and challenges[J]. *Neural Computing and Applications*, 2022, 34(24): 21657-21676.
- [19] VIVOLI E, BERTINI M, CAPINERI L. Deep learning-based real-time detection of surface land-

- mines using optical imaging[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(4): 677.
- [20] KARIM S, TONG G, LI J Y, *et al.* Current advances and future perspectives of image fusion: a comprehensive review [J]. *Information Fusion*, 2023, 90: 185-217.
- [21] 郝帅, 李彤, 马旭, 等. 基于目标增强与蝴蝶优化的红外与可见光图像融合[J]. *光学精密工程*, 2023, 31(23): 3490-3503.
- HAO SH, LI T, MA X, *et al.* Infrared and visible image fusion based on target enhancement and butterfly optimization [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2023, 31(23): 3490-3503. (in Chinese)
- [22] ZHANG X C, DEMIRIS Y. Visible and infrared image fusion using deep learning[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, 45(8): 10535-10554.
- [23] LETALICK D, RENHORN I, STEINVALL O. Multi-optical mine detection system (MOMS): final report [R]. Linköping: Swedish Defence Research Agency, 2009.
- [24] ZHANG G F, LI S Y, CHEN W, *et al.* A study on vegetation specular reflection removal method based on fusion of Mueller matrix polarization parameters and spectral information [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2026, 249: 111880.
- [25] LI S Y, JIAO J N, CHEN J B, *et al.* A new polarization-based vegetation index to improve the accuracy of vegetation health detection by eliminating specular reflection of vegetation [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 4414718.
- [26] ZHAO Y Q, GONG P, PAN Q. Object detection by spectropolarimetric imagery fusion [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(10): 3337-3345.
- [27] WANG A, CHEN H, LIU L H, *et al.* YOLOv10: real-time end-to-end object detection [EB/OL]. 2024: *arXiv*: 2405.14458. <https://arxiv.org/abs/2405.14458>.

作者简介:



张国峰(1999—),男,河北石家庄人,博士研究生,2022年于河南科技大学获得学士学位,主要从事光学成像与融合传感等方面的研究。E-mail: guofengzhang@shu.edu.cn

通讯作者:



李思远(1994—),男,河南开封人,博士,2018年于河南工业大学获得学士学位,2023年于上海大学获得博士学位,主要从事微光偏振多光谱融合检测技术的研究。E-mail: lisiyuan@szpu.edu.cn