

基于网络解析的像元耦合偏振成像目标检测算法

姜黎玮^{1,2}, 韩裕生^{1,2}

(1. 中国人民解放军陆军炮兵防空兵学院信息工程系, 安徽 合肥 230031;

2. 偏振光成像探测技术安徽省重点实验室, 安徽 合肥 230031)

摘要:偏振成像目标检测对于人造目标检测有着重要意义。像元耦合是以四个方向的偏振强度数据作为一个超像元的偏振成像方法。对超像元进行偏振参量解析,会使图像的分辨率变为原始图像的四分之一,不利于小目标的检测。像元耦合图像的偏振参量解析会产生噪声,对小目标的检测造成干扰。本文提出了一个以YOLOv5s为网络基础,添加偏振信息解析模块(Covcat)的目标检测算法。该算法实现了端到端进行像元耦合偏振成像的目标检测,用网络实现偏振解析,利用多卷积信息融合提高特征提取能力,提高目标的平均检测精度(mAP)。使用对空无人机数据集对算法进行验证,实验表明,相比于使用偏振参量解析出的强度图、偏振度图和偏振角图,该算法的平均检测精度分别提升了4个百分点、5个百分点和12个百分点。

关键词:深度学习;偏振成像;像元耦合;YOLOv5;目标检测

中图分类号:TP751;O436 文献标识码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2023.06.024

Pixel-coupled polarization imaging target detection algorithm based on network analysis

JIANG Li-wei^{1,2}, HAN Yu-sheng^{1,2}

(1. Department of Information Engineering, PLA Army Artillery Air Defense Force College, Hefei 230031, China;

2. Key Laboratory of Polarized Light Imaging Detection Technology of Anhui Province, Hefei 230031, China)

Abstract: Polarization imaging target detection is of great significance for man-made target detection. Pixel coupling is a polarization imaging method using polarization intensity data in four directions as a super-pixel. The polarization parameters of super-pixels reduce the resolution of the image to a quarter of the original image, which is not conducive to the detection of small targets. The polarization parameter analyses of the pixel coupled image generate noise, which can interfere with the detection of small targets. In this paper, a target detection algorithm based on YOLOv5s network with the addition of a polarization information analysis module(Covcat) is proposed. The algorithm achieves end-to-end pixel-coupled polarization imaging target detection, using network for polarization analysis, multi-convolution information fusion to improve feature extraction ability, and average detection accuracy(mAP) of targets. The algorithm is verified by using the aerial drone data set, showing that the average detection accuracy of the algorithm is improved by 4 percentage points and 5 percentage points and 12 percentage points compared with the intensity, polarization and polarization angles maps obtained using polarization parameters.

Keywords: deep learning; polarization imaging; pixel coupling; YOLOv5; object detection

1 引言

偏振成像目标检测是一种基于目标偏振特性进行探测的光学侦察手段。传统光学成像的目标检测手段利用光的强度信息和光谱信息进行探测识别,在目标与背景相似度高时,就很难进行区分,但是偏振信息对于人造目标有着很好的敏感性,可以有效地提高目标和背景的区分度,军事上常用于对伪装目标的识别^[1-2]。偏振成像目标检测使用了更高维度的光学信息,对于目标的检测可以提供更多的特征信息,在目标检测领域有着很高的应用前景。

近年来,随着深度学习的快速发展,目标检测领域取得了巨大的突破,基于深度学习的目标检测算法在偏振目标检测中也有了广泛的应用。寻华生等^[3]使用解析后的偏振度图,利用 YOLOv5s 作为网络框架,添加注意力机制和特征融合操作,实现了对低照度下的多目标检测。王慧敏等^[4]使用偏振角图,通过对图像进行去噪、修复、显著性增强等操作提高图像质量和对比度,利用显著性优化神经网络提高目标检测的准确性。这些方法都是基于偏振解析后的图像再结合深度学习框架进行目标检测。像元耦合偏振图像的解析方式会产生噪声^[5],这会对目标检测造成影响,使用网络进行偏振解析可以减少噪声的干扰。庄秋实等^[6]使用神经网络来提取散斑中的偏振信息特征,实现偏振态的高分辨率识别。赵永强等^[7]使用残差网络实现对偏振解析图像的超分辨率重构,提高目标的检测效果。这些方法表明了网络解析偏振信息的可行性和优势,但这些算法都是分开对图像进行处理,不能实现端到端的目标检测。

本文提出了一种基于网络解析的像元耦合偏振成像目标检测算法,使用偏振解析模块结合深度学习目标检测框架,实现端到端的目标检测。偏振解析模块使用多卷积信息融合提高偏振信息提取能力,同时利用网络解析减小噪声干扰,提升检测效率,提高网络的检测能力。

2 像元耦合偏振成像原理

偏振成像有多种实现方式,主要有 4 种:分时偏振成像、分振幅偏振成像、分孔径偏振成像、分焦平面偏振成像。像元耦合偏振成像也称为分焦平面偏振成像。偏振信息很难保证空间信息和时域信息的一致性,几乎不可能获得同一时刻下的不同方向的

偏振信息,所以上述方法都是舍弃了其中一种来获得相对准确的偏振信息,例如分时偏振成像就是保证了空间的一致性,但失去了时域的一致性;像元耦合偏振成像则是保证了时域的一致性,但失去了空间的一致性。现阶段已经有不少算法去研究如何对不准确的偏振信息进行配准^[8-9],这些操作可以提高偏振图像的可视化能力,但并不一定利于端到端的目标检测,本文算法直接对像元耦合偏振图像进行处理,去除人为操作对图像的影响,实现端到端的偏振目标检测。

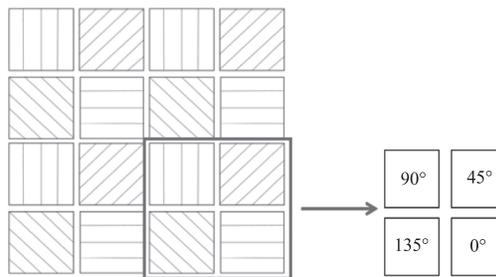


图1 像元耦合偏振相机像元阵列图

Fig. 1 Pixel array diagram of coupled polarization camera

如图 1 所示,像元耦合偏振相机以 0°、45°、90° 和 135° 四个方向的偏振强度数据为一个超像元,并以 2 × 2 为单元进行周期排列。后续再使用偏振参量解析算法以超像元为一个点进行偏振参量图像输出,常用的偏振解析参量有 I、Q、U、DOP、AOP 等,分别为光强、水平方向偏振强度分量、45° 方向偏振强度分量、偏振度和偏振角。计算公式如下:

$$\begin{cases}
 I = \frac{1}{2}(I_{0^\circ} + I_{45^\circ} + I_{90^\circ} + I_{135^\circ}) \\
 Q = I_{0^\circ} - I_{90^\circ} \\
 U = I_{45^\circ} - I_{135^\circ} \\
 DOP = \frac{\sqrt{Q^2 + U^2}}{I} \\
 AOP = \frac{1}{2} \arctan^{-1} \frac{U}{Q}
 \end{cases} \quad (1)$$

解算完偏振参量后,就可以直接输出偏振参量图像了,不过一般情况下,由于偏振参量数值过低,需要进行归一化操作,才可以达到良好的可视化效果。由超像元可知,四个方向的偏振信息是有空间上的偏差的,这就导致了运算会出现误差,该方法处理的偏振参量图像会出现噪声,对目标检测造成影响,尤其是小目标,同时由于空间分辨率的减小,又

大大降低了小目标的检测率。一个实现像元耦合偏振图像端到端的目标检测算法,就可以很好的解决这一问题,更好的利用像元耦合偏振图像的优势,提高偏振图像的检测能力。

3 目标检测算法网络框架

基于深度学习的目标检测算法主要分为两类:单阶段和两阶段,各自的代表算法分别为 YOLO 系列^[10-13]和 RCNN 系列,本文设计的偏振网络解析模块为通用模块,不受网络框架的影响,相当于一个特征提取层。本文使用 YOLOv5s 作为算法网络架构方便进行实验验证算法的可靠性。

YOLOv5 由四个部分组成,分别为输入端、backbone、neck 和 head。其中,输入端包含了数据增强、自适应锚框计算、图像预处理等操作;backbone 采用了 focus 下采样(如图 2 所示)、CBL 结构、C3 结构、SPPF 池化金字塔结构提取特征;neck 主要是进行图像多尺度特征融合;head 包含了损失函数和 NMS 对候选框进行筛选,下面简单介绍 YOLOv5 的结构组成:

CBL 模块封装了卷积层、BachNorm 层和 SiLu 激活层,为一个基本的卷积操作。

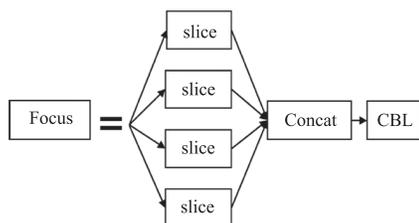


图 2 Focus 结构
Fig. 2 Focus structure

该模块为 YOLOv5 新加的,将图像按 2×2 切为 4 个部分,再进行通道维度的拼接,最后再进行卷积操作,这样图像的特征信息没有减少,还提高了网络的速度。

本文重点修改这部分的结构,通过增加卷积模式提高偏振信息的提取能力。该层可以将原始 1 维的像元耦合图像转化为 4 维的偏振方向图像进行特征学习,但是由于没有进行插值运算,空间信息会有所缺失,本文利用四种不同的卷积方案融合,提高图像数据的利用率,减少降分辨率带来的影响,在输入端得到更多的偏振特征信息,提高网络对偏振信息的提取能力。

图 3 为 YOLOv5s 的整体结构图,包括了图像尺

寸和特征通道的变化,由于像元耦合偏振相机得到的图像为一维,所以对模型的输入通道数进行了修改,将 RGB 三维通道改为了一维输入,减小了一定的计算负担。

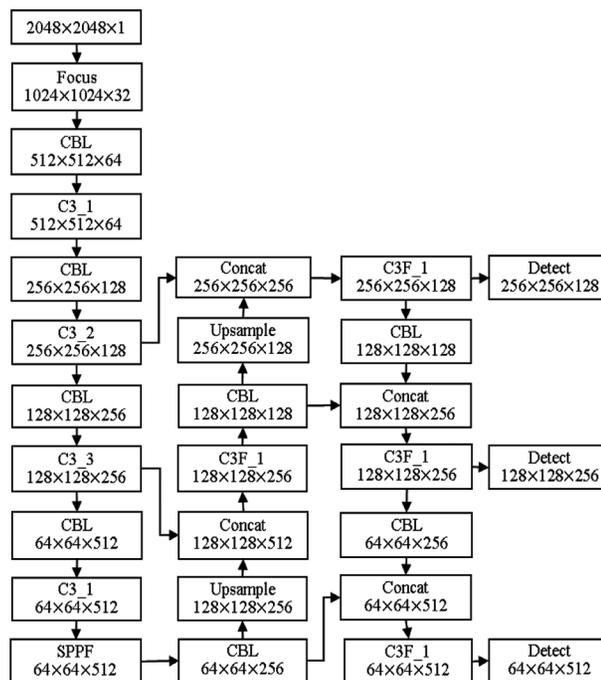


图 3 YOLOv5s 结构
Fig. 3 YOLOv5s structure

4 像元耦合偏振解析模块

本文提出 Covcat 模块,在网络前端直接处理像元耦合偏振原始图像,作为特征提取层,与目标检测网络框架相结合,实现像元耦合偏振图像端到端的目标检测。

4.1 模块相关原理

像元耦合偏振相机得到的图片是一种周期性的阵列图像,所以并不能当作一般的图像进行处理,一般的尺寸缩放和裁剪方法都不能直接进行使用,使用卷积操作时,也必须采用特定的卷积核。但是 YOLOv5 的 Focus 结构却可以直接进行操作,如图 4 所示。Focus 结构将图像转变为了一个 4 维图像,每一维分别为 0° 、 45° 、 90° 和 135° 四个方向的偏振强度图,相应的点刚好对应了一个超像元,这样就可以由网络来直接学习四个方向的偏振特征之间的关系。经过后续网络结构的卷积操作,得到四个偏振方向强度之间的非线性关系,可以将 4 维特征映射到更高维的特征,这个可以由输出特征图的个数来决定。四个偏振方向强度之间的非线性关系由网络的深度和宽度来决定,网络学习到的特征与损失函

数有关,对于检测网络来说,输出特征图为计算机可识别的特征,不一定具备可视化能力,但一定是网络计算出的利于检测效果的特征图。使用网络解析偏振信息,可以不被限制在偏振度和偏振角等某一个维度信息,可以解算出更多维的非线性关系为网络检测提供更多特征图,提高检测能力。

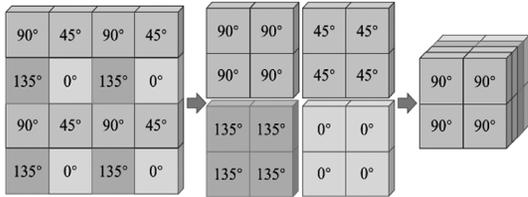


图4 Focus 结构处理像元耦合偏振图像

Fig. 4 Focus structure processing pixel coupled polarization image

使用 Focus 结构虽然可以直接对像元耦合偏振图像进行处理,但还是进行了空间分辨率下降的操作,每个点上的偏振信息也不能得到很好的解析,如何更多的利用图像偏振信息是算法的核心要点。这里本文选择使用 2×2 的卷积核进行运算,之后再通过 1×1 的卷积模块,这样就相当于对偏振信息进行了两次非线性操作,提高了偏振特征的提取能力,由于 2×2 的卷积操作需要两倍下采样,还是会丢失空间信息,所以使用多个卷积操作进行特征提取,让网络提取到更多的空间特征。根据卷积模块的数量和层数,本文设计了多种模块,并进行了对比实验,来验证模块的性能。所有模块都是直接替换 Focus 层,加在网络的前端。

4.2 covcat 模块

使用 2×2 的卷积核可以有 4 种不同的卷积方案,对应于像元耦合偏振图像的 4 种不同的排列方案,如图 5 所示。4 种卷积方案对应于 4 种填充方案,分别为 $(0,0)$ 、 $(1,0)$ 、 $(0,1)$ 、 $(1,1)$ 填充,对应于 a,b,c,d,即对不同边分别进行填充操作。这 4 种卷积方案相结合,就可以很好的提取空间信息,同时减小下采样所造成的信息缺失。

结合 4 种不同的卷积操作可以减少空间信息的损失,但是会造成图像尺寸的不匹配,原始图像尺寸为 2048×2048 ,经过 4 种不同卷积操作后,图像尺寸分别变为 1024×1024 、 1025×1025 、 1024×1025 和 1025×1025 ,这会对后续的 Concat 操作造成影响,这里不能直接对尺寸进行修改,为了减少对图像空间信息就影响,本文使用的操作是,现将图像进行一次上

采样,再使用一次池化操作恢复分辨率,这里选用的池化操作为 3×3 的最大池化,根据不同的填充操作可以对分辨率进行调整,让图像尺寸统一为 1024×1024 ,具体操作如图 6 所示。其中 $(3,2,(0,0))$ 的 3 为核的尺寸,2 为步长, $(0,0)$ 为填充方法。

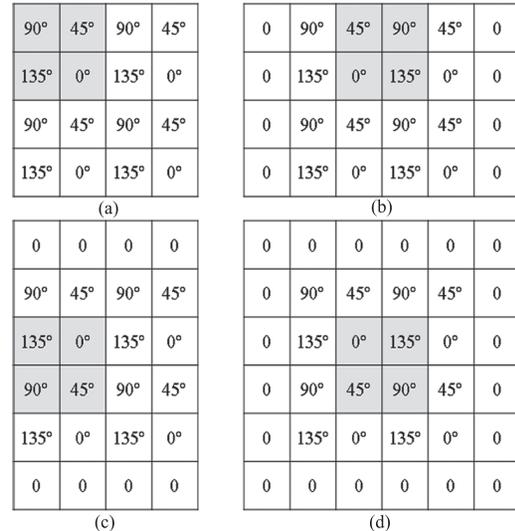


图5 4 种不同的卷积方案

Fig. 5 Four different convolution schemes

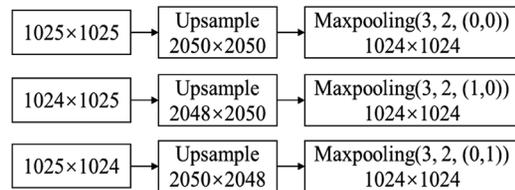


图6 分辨率调整操作

Fig. 6 Resolution adjustment operation

如图 7 所示,基本模块确定后,本文根据不同卷积数量和卷积层数分为了 cov4cat、cov2cat、cov4cat-2、cov2cat-2 几种不同的模块。其中 $CBL(2,2,(0,0))$ 为以 2×2 为核,步长为 2, $(0,0)$ 为填充的卷积操作。Up-down 即为图 6 所示的图像分辨率调整操作。

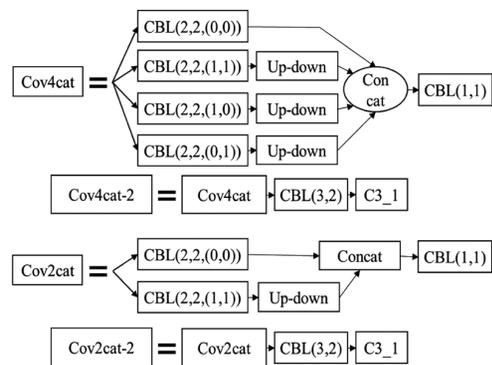


图7 Covcat 结构

Fig. 7 Covcat structure

这里 1×1 的卷积操作是为了提高偏振信息的提取能力,这里可以根据需要进行调整,增加特征维度和深度都会对网络信息提取能力造成影响,这里是根据数据进行的调整,一层效果最佳,特征维度为 16。Con4cat-2 对图像多进行了一次下采样操作,是为了统一偏振解析所造成的分辨率下降,导致探测层的感受野的不同。因为原始图像尺寸为 2048×2048 ,这是本文算法的输入尺寸,但是偏振解析图像尺寸为 1024×1024 ,为统一最后的感受野,就再中间加了一层下采样作为对照。Con2cat 就是只用两个卷积操作进行拼接,也是作为对照,验证空间信息是否存在冗余,为后期模型的轻量化做准备。

这里介绍的模块都由卷积模块构成,卷积就包含了特征维数,使用模块解析偏振数据可以将 4 个偏振方向数据映射到更高的维度,包含的信息也多于单一的偏振强度信息和偏振角度信息。该模块作为输入端可以为网络提供更多的特征信息用于目标检测。

5 实验分析

5.1 实验环境

具体的环境配置参数为:操作系统是 Ubuntu 18.04、CPU 为 i7-3770K、GPU 为 RTX3090、内存 32 GB、Python3.7、Pytorch1.10.2、CUDA11.3。YOLOv5 的训练参数为:batch-size 为 16、epochs 为 300、优化器为 SGD,统一初始化权重。由于像元耦合图像的特殊性,不方便进行数据增强,所以训练时统一去除了数据增强模块,方便控制变量。

5.2 数据集

数据集使用装备了 SonyIMX250MYR 芯片的 FLIRBFS-U3-51S5PC-C 相机进行采集,图像原始尺寸为 2448×2048 。数据集主要为单目标无人机对空数据,目标种类只有两种,分别为 DJI Air 2 和精灵 Phantom 4 Pro,标注时统一为 uav。由于目标种类有限,为增加数据多样性,采用了不同背景进行数据采集,背景基本为天空背景,部分含有城市背景。偏振信息会随着时间和方向的变化而改变,在同一地点采集时,等间隔时间、不同方向、不同天气进行采集,丰富了偏振数据的多样性。

数据获取方式为:相机进行每秒 25 帧拍摄,对无人机由近到远再到近的过程进行采集,最远距离到显示器上肉眼无法观测到无人机为止。拍摄过程中操作无人机以不同轨迹进行飞行,这一系列操作可以得到不同尺度和不同姿态的无人机数据。最后获得数据 10 万余张,从中抽取了 8500 张进行标注,其中 2000 张作为训练集,6500 张作为最终的测试集。因为天空背景和无人机的种类少,数据来源于视频帧,数据之间的相似性高,用于训练的样本不能过多,以免出现模型过拟合,使用的测试集较大是为了更好的验证模型的性能,减少数据不同造成的不稳定性。对于深度学习来说测试集应小于训练集,但那适用于大基数数据且数据相关性不高,本文使用 2000 张数据训练,如果使用几百张数据测试,不能很好的测试模型性能,这一点已经使用实验进行验证,使用大的测试集检测结果波动更小,所以最终使用 6500 张数据作为测试集来测试模型性能。数据集图像采集后为配合网络训练,将图像裁剪为 2048×2048 后再使用 LabelImg 进行标注。

5.3 实验结果与分析

本文使用目标检测算法常用的精确率(Precision)、召回率(Recall)、mAP@0.5(平均精度)、mAP@0.5:0.95 和 GFLOPS 来评价模型好坏。其中,精确率为正确检测的物体个数占总检测个数的百分比。召回率为正确检测的物体的个数占测试集中物体的总数的百分比。以召回率为横坐标,准确率为纵坐标,在一定阈值的基础之上形成的曲线称为 P-R 曲线,P-R 曲线与坐标轴围成的面积为平均精度(AP)。mAP@0.5 代表在 IOU 阈值为 0.5 时的平均 AP,mAP@0.5:0.95 代表在 IOU 阈值为从 0.5 到 0.95,步长为 0.05 时各个 mAP 的平均值。mAP@0.5 主要用于体现模型的识别能力,mAP@0.5:0.95 由于要求的 IOU 阈值更高,主要用于体现定位效果以及边界回归能力,GFLOPS 则是评价模型的计算复杂度。

实验过程为使用设计的偏振解析模块替换 YOLOv5s 原本的 Focus 层,使用相同的实验环境,相同的参数,相同的训练集进行模型训练,最后使用测试集进行模型效果评估。

表 1 模型检测结果
Tab. 1 Model test results

	P	R	AP ¹	AP ²	G
2 × 2	0.954	0.967	0.968	0.522	15.1
2 × 2 - 2	0.956	0.961	0.963	0.511	4.7
cov4cat	0.957	0.975	0.977	0.538	15.4
cov4cat - 2	0.959	0.966	0.972	0.529	4.8
cov2cat	0.958	0.969	0.971	0.525	15.3
cov2cat - 2	0.956	0.963	0.965	0.519	4.8
focus	0.946	0.956	0.953	0.514	15.8
I	0.921	0.948	0.931	0.453	15.8
DOP	0.919	0.902	0.92	0.445	15.8
AOP	0.903	0.811	0.851	0.395	15.8

如表 1 所示, AP¹ 为 mAP@0.5, AP² 为 mAP@0.5:0.95, G 为 GFLOPS。2 × 2 的意思是只使用一个卷积方案, 即填充为 (0, 0) 的卷积操作。可以看出, focus 层就可以提升一定的模型性能, 相比于传统解析得到的强度图, 偏振度图和偏振角图, mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 都要提升不少性能指标。这里的偏振解析图像是处理后再进入网络的, 在实际应用中还要加上解析模块, 这会加重模型的负担, 降低实时检测性能。由表 1 可以得到, cov4cat 模块的性能最好, cov2cat 模块的性能其次, 这说明, 更多的空间信息的确可以提高图像的特征提取能力, cov4cat 与 cov2cat 相比增加了感受野且没有增加太多的模型负担, 性能约有一个百分点的提升。由数据可知, 多进行一次下采样可以大大减小模型复杂度, 并且检测性能并没有太大的下降, 在对算法的实时性要求高时, 是可以进行尝试的, 也解释了感受野对网络性能的影响。可以看出 mAP@0.5:0.95 的值都普遍偏低, 这是由于数据集中包含了大量的小目标, 标注框可能与真实值有一定偏差, 预测框与标注框的 IOU 值的偏差就会变大, 最主要的原因就是小目标的像素点过少, 很难进行准确的检测, 在 IOU 为 0.5 时, 这种影响较小, 数值就较好。

实验检测效果如由图 8 所示, (a), (e) 为像元耦合图像, (b), (f) 为偏振角图, (c), (g) 为强度图像和 (d), (h) 为偏振度图, 可以看出偏振角图和偏振度图是很不稳定的, 图像中有着大量噪声, 很容易误检和漏检, 强度图则过于单一, 特征不明显, 不利于检测与背景相似度大的目标。在检测过程中, 会

导致目标的置信度偏低。综合来看, 使用像元耦合偏振图像直接进行目标检测是可以提升检测效果的。

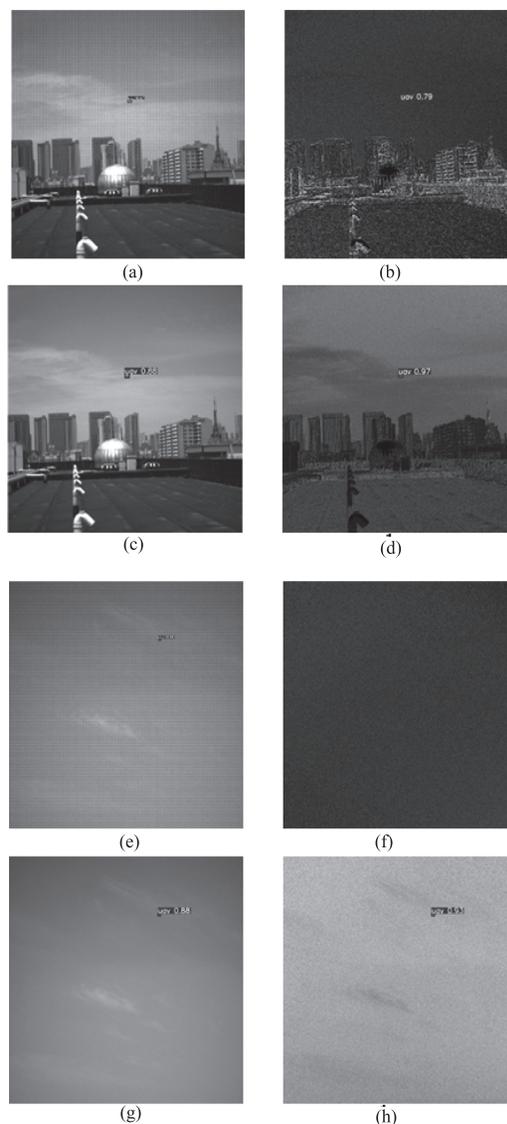


图 8 不同背景的检测效果对比

Fig. 8 Comparison of detection effects of different backgrounds

6 结论

本文提出了一个可以端到端进行像元耦合偏振图像目标检测的算法模块, 该模块不需要对偏振原始图像进行解析, 减少了噪声干扰, 同时使用多卷积信息融合充分利用了图像空间信息, 提高了对小目标的检测能力。偏振图像具备更多的光学信息, 相比于仅使用强度和光谱信息的图像, 在目标检测领域有着自己独有的优势。传统的偏振参量解析算法可以提高目标与背景的对对比度, 更利于人眼识别, 不过对于像元耦合的偏振图像来说, 解析算法会出现噪声, 对小目标检测造成干扰, 直接使用网络提取偏

振特征就可以很好的解决,少了人工提取特征的过程,提高了输入端的特征维数来提高最终的检测性能。通过对空无人机数据集验证,该方法可以提高偏振目标检测算法的检测精度,为像元耦合偏振成像目标检测算法提供新的思路。

参考文献:

- [1] Wang Xiaolong, Wang Feng, Liu Xiao, et al. Hyperspectral polarization characteristics of typical camouflaged targets in desert background[J]. *Advances in Lasers and Optoelectronics*, 2018, 55(5): 198 - 207. (in Chinese)
王小龙, 王峰, 刘晓, 等. 荒漠背景下典型伪装目标的高光谱偏振特性[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(5): 198 - 207.
- [2] Xu Wenbin, Chen Weili, Li Junwei. A camouflaged target recognition method based on long-wave infrared hyperspectral polarization characteristics[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(1): 235 - 240. (in Chinese)
徐文斌, 陈伟力, 李军伟. 长波红外高光谱偏振特性的伪装目标识别方法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(1): 235 - 240.
- [3] Xun Huasheng, Zhang Jingjing, Liu Xiao, et al. Multi-target detection algorithm in low illumination scene based on polarized image[J]. *Infrared Technology*, 2022, 44(5): 483 - 491. (in Chinese)
寻华生, 张晶晶, 刘晓, 等. 基于偏振图像的低照度场景多目标检测算法[J]. *红外技术*, 2022, 44(5): 483 - 491.
- [4] Wang Huimin, Huo Guanying, Zhou Yaqin, et al. Underwater salient target detection based on polarization imaging and salient area self-compensation[J]. *Computer Application Research*, 2022, 39(7): 2210 - 2216. (in Chinese)
王慧敏, 霍冠英, 周亚琴, 等. 基于偏振成像和显著区域自补偿的水下显著目标检测[J]. *计算机应用研究*, 2022, 39(7): 2210 - 2216.
- [5] Yin Jiaqi, Wang Shiyong, Li Fanming. Denoising algorithm of fractional plane polarization image based on improved principal component analysis[J]. *Journal of Optics*, 2021, 41(7): 64 - 73. (in Chinese)
尹佳琪, 王世勇, 李范鸣. 基于改进主成分分析的分焦平面偏振图像去噪算法[J]. *光学学报*, 2021, 41(7): 64 - 73.
- [6] Zhuang Qiushi, He Zewen, Zhang Chunxu, et al. Polarization identification of transmission scattering media based on deep learning[J]. *Acta Optics Sinica*, 2021, 41(22): 226 - 235. (in Chinese)
庄秋实, 何泽文, 张春旭, 等. 基于深度学习的透过散射介质偏振识别[J]. *光学学报*, 2021, 41(22): 226 - 235.
- [7] Zhao Yongqiang, Li Ning, Zhang Peng, et al. Infrared polarization perception and intelligent processing[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(11): 9 - 15. (in Chinese)
赵永强, 李宁, 张鹏, 等. 红外偏振感知与智能处理[J]. *红外与激光工程*, 2018, 47(11): 9 - 15.
- [8] Wu Chenqi, Zhang Ran, Fan Yuanyi, et al. Convolution interpolation method for polarization detection system at split focal plane[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, 48(8): 178 - 186. (in Chinese)
吴晨奇, 张然, 樊元义, 等. 分焦面偏振探测系统的卷积插值方法[J]. *光子学报*, 2019, 48(8): 178 - 186.
- [9] Zhang Junchao, Chen Xuanlai, Luo Haiibo, et al. Polarization image interpolation algorithm based on tensor non-negative sparse decomposition[J]. *Acta Optics Sinica*, 2021, 41(14): 67 - 76. (in Chinese)
张俊超, 陈溅来, 罗海波, 等. 基于张量非负稀疏分解的偏振图像插值算法[J]. *光学学报*, 2021, 41(14): 67 - 76.
- [10] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2016.
- [11] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement[J]. *arXiv*:1804.02767, 2018.
- [12] Bochkovskiy A, Wang C, Liao H M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. *arXiv*:2004.10934, 2020.
- [13] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2016.