

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205139

# 面向水域场景的热成像人员识别算法研究\*

党相昭<sup>1</sup> 何贇泽<sup>1</sup> 程亮<sup>2,3</sup> 杜闯<sup>1</sup> 刘圳康<sup>1</sup> 杨春利<sup>3</sup> 王磊刚<sup>3</sup> 杨士远<sup>3</sup>(1. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082; 2. 江苏海洋大学海洋工程学院 连云港 222005;  
3. 珠海云洲智能科技股份有限公司 珠海 519085)

**摘要:**针对水域场景夜间能见度极低,难以实现人员目标检测与定位的问题,结合红外热成像技术与深度学习目标检测算法,研究了一种黑暗环境下水域人员目标检测方法。经过多场景实地采集,自主构建了一套热成像水域场景下的人员目标数据集 IR-YZ。在对比经典目标检测方法在 IR-YZ 数据集上的性能的基础上,针对热成像特点与水域环境特点,提出了一种增强型轻量级水上目标检测网络 IWPT-YOLO(infrared water person target-YOLO)。实验结果表明,IWPT-YOLO 算法具有精确、快速、简洁等优势,其模型大小为 93 MB,平均精度 mAP 达到了 85.34%,检测速度达到了 20.975 FPS,比经典算法 YOLOv3 网络与 SSD 网络在模型大小、平均精度与检测速度上均有提高,验证了 IWPT-YOLO 算法对水域场景下的热成像人员目标具有更好的检测性能,更明显的优势。

**关键词:** 红外热成像;目标检测;YOLO;智能救生;无人艇

**中图分类号:** TN98;TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

## Research on thermal imaging personnel recognition algorithm for water scene

Dang Xiangzhao<sup>1</sup> He Yunze<sup>1</sup> Cheng Liang<sup>2,3</sup> Du Chuang<sup>1</sup> Liu Zhenkang<sup>1</sup>Yang Chunli<sup>3</sup> Wang Leigang<sup>3</sup> Yang Shiyuan<sup>3</sup>(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;  
2. School of Ocean Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China;  
3. Zhuhai Yunzhou Intelligent Technology Co., Ltd., Zhuhai 519085, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of the extremely low visibility of water scene low at night, which results in the difficulty in detecting and locating personnel targets, the author combines infrared thermal imaging technology with deep learning object detection algorithm to study an object detection method for people in dark water area. After multi-scene field collection, a set of human target data set IR-YZ in thermal imaging water scene was independently constructed. On the basis of the performance of the IR-YZ data set and compared with the classical object detection methods, environmental characteristics, an enhanced lightweight water object detection network infrared water person target-YOLO is proposed, featuring the characteristics of thermal imaging and water areas. The experimental results show that the IWPT-YOLO algorithm has the advantages of being more accurate, faster and more concise than those of the classical algorithm. The model size is 93 MB, the average precision mAP reaches 85.34%, and the detection speed reaches 20.975 FPS. Compared with the classic algorithm YOLOv3 network and SSD network, the model size, average precision and detection speed are all improved. It verifies that the IWPT-YOLO algorithm has better detection performance and more obvious advantages for the characteristics of thermal imaging and water areas.

**Keywords:** infrared thermal imaging; object detection; YOLO; intelligent lifesaving; unmaned surface vessel

收稿日期: 2022-01-19 Received Date: 2022-01-19

\* 基金项目:湖南省自然科学基金重大项目(S2021JJZDXM0022)、湖南省重点研发计划(S2021GCZDYF0800)、珠海云洲智能科技股份有限公司委托课题(H202191400326)项目资助

## 0 引言

黑暗环境下的水上救援工作是世界级的难题之一,复杂的环境与极低的可见度对人员目标的寻找造成了极大的困难。针对夜间环境与水域场景研究一种精确、快速、智能化的人员目标检测技术具有巨大的实际意义。目前,水域场景的监控措施主要依靠岸上搭载的可见光环扫摄像头,由人工方式对视频内容进行分析。该工作方式不仅成本高昂,而且在夜间检测效果不佳。近年来目标检测技术发展迅速,且逐渐从面向 PC 端发展到如今的面向嵌入式端与移动端。这些模型在理想条件下的识别能力已超过人类本身的平均能力。因此研究基于红外热成像技术与目标检测算法<sup>[1]</sup>的夜间人员识别技术具有重要的研究意义与应用价值。

图像目标检测<sup>[2-3]</sup>是计算机视觉领域的一个热门课题,其旨在对输入图像的特定目标进行定位与识别。传统的目标检测算法存在算法运行速度慢、仅能获取图像低级特征等缺陷,已不能满足如今的应用要求。而深度学习<sup>[4]</sup>尝试让机器模仿人脑的思维方式,利用神经网络实现识别,使复杂的特征提取过程简单化。目前较为先进的目标检测方案主要分为两步法和单步法两类。

两步法的代表性网络为基于区域的卷积神经网络(region based convolutional neural network, R-CNN)系列算法。R-CNN<sup>[5]</sup>将传统的特征换成了深度卷积网络提取的特征,极大地提高了目标检测的准确率。2017年由 Ren 等<sup>[6]</sup>提出的 Faster R-CNN 网络是 R-CNN 系列算法的集大成者, Faster RCNN 将特征提取、特征选择以及特征分类都整合在了一个网络中,并使用 RPN 来代替原来使用分割算法生成候选框的方式,极大提升了检测框生成速度。

单步法的代表性网络为 YOLO(you only look once)系列算法与 SSD(single shot multibox detector)模型。YOLO 算法将目标检测作为一个回归问题进行求解,训练和检测均是在一个单独网络中进行,这种设计思路使模型的检测速度获得了显著提升。2018 年提出的 YOLOv3<sup>[1,7-8]</sup>成为 YOLO 系列算法的集大成者。YOLOv3 采用 Darknet-53 作为主干网络,有效缓解了梯度消失的问题,增强了特征表达能力;采用多尺度的特征融合提升了算法对小目标的检测精度。随后几年间,各种 YOLO 算法的改进型也不断被提出,如 YOLOv4<sup>[9]</sup>、PP-YOLO<sup>[10]</sup>等。SSD<sup>[11-12]</sup>则添加了数据扩增环节,舍弃了全连接层而采用全卷积结构,并为每个网格设定多个具有不同长宽比的先验边界框。但该算法的训练非常依赖经验,而且对小目标的检测效果不理想。

近年来,基于热成像的目标检测算法研究已有很多,曹红燕等<sup>[13]</sup>提出了一种基于特征尺度的目标检测算法,

在热成像行人与车辆目标检测任务中表现出良好的效果。易诗等<sup>[14]</sup>面向车载热像仪,提出了一种目标检测网络 I-YOLO,该网络在 FLIR 数据集中取得了 91% 的平均检测率,验证了基于深度学习目标检测算法在热成像数据上的有效性。王怡雯等<sup>[15]</sup>对红外道路场景的目标检测实验中小目标特征缺失以及网络参数量庞大等问题,改进 YOLOv4 目标检测模型,使其在夜间道路场景下行人的检测准确率达到 98.84%。王悦行等<sup>[16]</sup>面向水面场景设计了针对红外舰船目标检测算法,利用大量仿真红外舰船图像与少量真实红外舰船图像特征自适应迁移学习方法训练红外舰船目标检测网络,在测试集上取得了良好的效果。

但目前相关研究大多针对数据相对易采集,环境相对简单的道路场景。针对水域场景中的热成像目标检测问题的数据集极为缺乏,大多以仿真的形式模拟构建,难以反映真实水域场景的情况,同时,缺少针对水域场景热成像目标检测问题的算法研究。另一方面,目前仍然缺少水域环境中的人员目标数据集,基于仿真方法构建的数据样本难以模拟水域环境的真实情况。针对上述问题,本文通过实地考察采集数据的方法构建了热成像水上人员数据集 IR-YZ,并提出了基于 YOLO 算法的水域场景下夜间人员检测模型 IWPT-YOLO(infrared water person target-YOLO)。

## 1 热成像水上人员数据集创建

本文研究目标检测技术的应用场景为夜间水域环境人员状态的监测以及为无人船智能救生功能提供决策依据。而基于深度学习的目标检测模型的精度又极度依赖数据集的数量与质量。

由于目前尚且没有水域场景下的热成像夜间人员数据集。本团队对全国多地区的水域环境进行实地考察,采用巨哥 MAG62 热像仪、H20 T 热像仪进行数据采集,两种设备均支持以图片和视频的形式保存采集结果,仪器指标如表 1 所示。

表 1 数据采集仪器指标

Table 1 Indicators of data acquisition instruments

| 指标                       | 巨哥 MAG62 | H20T    |
|--------------------------|----------|---------|
| 探测器类型                    | 非制冷焦平面   | 非制冷焦平面  |
| 波长范围/ $\mu\text{m}$      | 7.5~14   | 8~14    |
| 像素数                      | 640×480  | 640×512 |
| 像素尺寸/ $\mu\text{m}$      | 17       | 12      |
| 帧率/Hz                    | 50       | 30      |
| 工作温度/ $^{\circ}\text{C}$ | -20~50   | -20~50  |
| 调色板                      | 铁红、黑白等   | 铁红、黑白等  |

本团队通过将设备搭载于船只、无人机或岸边环扫等多种形式,由不同视角采集了黑暗场景下自然水域场

景中的人员图像,共得原始图像 4 万多张,经过去重、筛选、标注等工作,构建了 IR-YZ 数据集。

IR-YZ 数据集包含热图像 4 186 张。根据实际需求,IR-YZ 的标签包括 3 类:落水人员 (person\_water)、岸上人员 (person\_shore)、船上人员 (person\_boat)。该数据集中的样本包含的丰富的场景,如自然水域场景、海滩场景、人工湖公园场景等,保证了数据的丰富性与多样性。同时,IR-YZ 数据集均匀包含了不同尺度的目标,包含远距离的占像素 10×10 以下的小目标,也包含近距离的大目标。数据集的构成如表 2 所示。

表 2 IR-YZ 数据集构成

Table 2 IR-YZ datasets composition

| 类别           | 图片数   | 标签数   |
|--------------|-------|-------|
| person_shore | 873   | 3 994 |
| person_boat  | 498   | 1 633 |
| person_water | 3 105 | 5 191 |

本数据集还广泛采集了浅水区域互相扭打、自然水域夜间游泳以及以及高水平冬泳运动员模拟溺水挣扎等珍贵的样本数据,为热成像水上安防领域的研究提供了数据支撑。部分数据样本如图 1 所示。

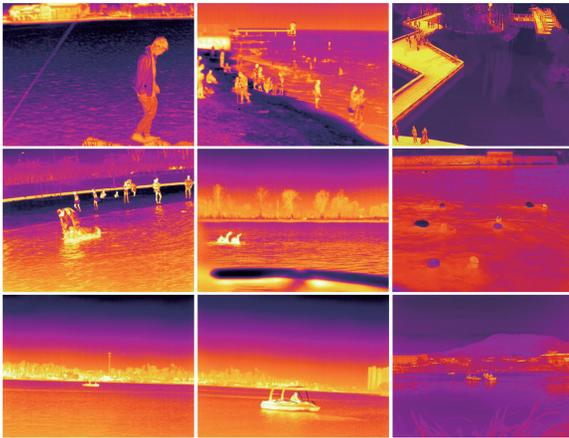


图 1 IR-YZ 数据集样本展示  
Fig. 1 Display of IR-YZ dataset

## 2 热成像水上人员监测方案研究

红外热成像技术的成像原理与常规可见光图像的成像原理不同,常规的目标检测模型不能满足复杂水域环境下人员目标精准监测的需求。主要存在如下几个问题:

1) 由于红外热像仪靠温差成像,当环境温度与目标温度相近时,所得热图像对比度偏低,既容易造成模型的漏识别,又容易造成类别间的误识别与背景环境的误识别。

2) 不同物质的发射率不同导致相同温度下各物质表面辐射的能量不同,进而导致成像效果不同。而不同物质的发射率由本身材质、几何形状、拍摄角度、被摄物体温度等条件所决定。此外,反射温度也会影响热像仪的成像效果。

3) 在实际应用的水域场景中存在大量的小目标与密集目标。IR-YZ 数据集中包含了一定量的 50 m 以外的人员目标,这些目标通常成像为 10×10 pixel 大小以下。部分数据为多船只交汇场景,造成各个船上人员目标重叠部分较大。这些因素十分考验算法性能。

4) 在考虑模型性能的同时也需要考虑模型投入实际使用时的部署问题。目前拟采用英伟达 Jetson Xavier 平台,要求模型权重大小在 180 MB 以下,推理速度每秒帧率 (frame per second, FPS) 在 20 以上。

针对以上问题,本文以 YOLOv3 算法为基础,参考 YOLOv4 等经典改进型,根据实际需要并参考其他优秀目标检测算法,提出了一种轻量级热成像水上目标检测网络 IWPT-YOLO,模型框图如图 2 所示。

### 2.1 数据增强

#### 1) 色域变换

由于热像仪设备针对各种场景设计了不同的调色方式以不同的颜色对比表示温度分布,如铁红、彩虹、黑热、白热等。经本团队实验,以一种调色方式的图像样本训

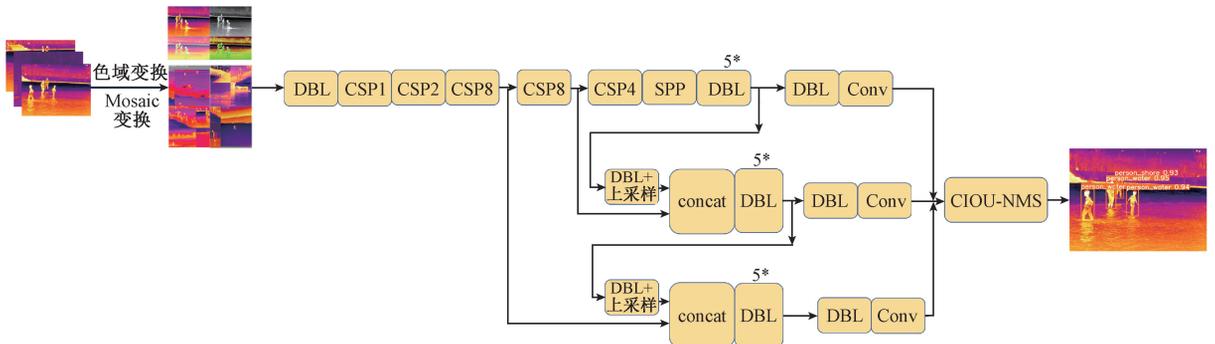


图 2 IWPT-YOLO 结构示意图  
Fig. 2 Structure diagram of IWPT-YOLO

练所得模型在其他调色方式的热图像上不具备良好的性能,因此本文添加色域变换的图像预处理方式,对图像的 RGB 三通道数值进行修改,或修改原图的伽马值、饱和度、亮度<sup>[17]</sup>等,以提升模型对不同调色方式的热图像的泛化性,如图 3 所示。

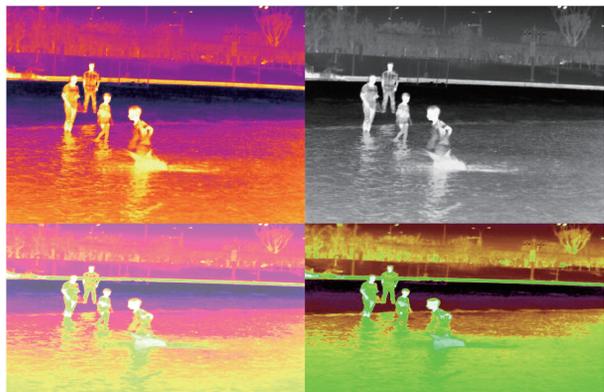


图 3 色域变换数据增强

Fig. 3 Gamut transformation data enhancement

2) 随机 Mosaic 数据增强

Mosaic<sup>[9]</sup>数据增强借鉴了 CutMix<sup>[18]</sup>增强的方法,采用了 4 张图片,对其进行了随机裁剪、缩放、旋转等操作,再形成一张图像。在裁剪拼接图片的时候,随机取得的 4 张图片依次以一个随机位置的十字线裁剪,取对应的部分进行拼接。同时,每个原图对应的目标框也会受十字线裁剪的限制,不会超过原图裁剪范围。

Mosaic 方法如图 4 所示,该方法会使使原图像中的大目标变成小目标,以提升模型识别小目标的能力。但该方法也会使数据集中原有的小目标更小,导致模型的泛化能力变差。因此,本文采用了随机 Mosaic 数据增强的方案,设置增强比例为 0.667,以求在提升模型性能的同时,防止过拟合现象。

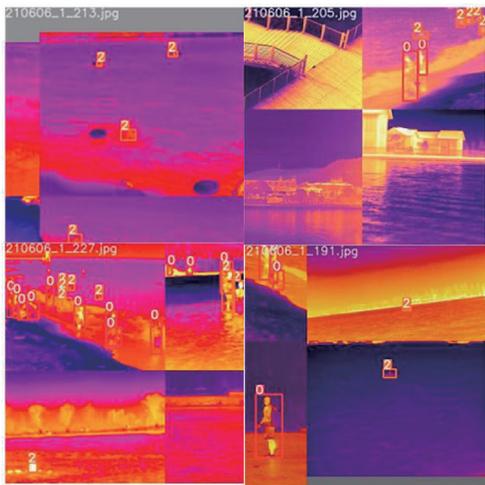


图 4 随机 Mosaic 数据增强

Fig. 4 Random mosaic data enhancement

2.2 CSP 结构

CSP (cross stage partial network) 结构<sup>[19]</sup>如图 5 所示,通过将基础层的特征图划分为两个部分,即将原来的残差块堆叠拆成左右两部分,主干部分继续进行原来残差块的堆叠,另一部分经少量处理直接作为残差边连接到最后,然后通过 CSP 结构将它们合并,可以在能够实现更丰富的梯度组合的同时减少计算量。

CSPNet 解决了其他大型卷积神经网络框架主干网络中网络优化的梯度信息重复问题,将梯度的变化从头到尾地集成到特征图中,因此减少了模型的参数量,既保证了推理速度和准确率,又减小了模型尺寸。

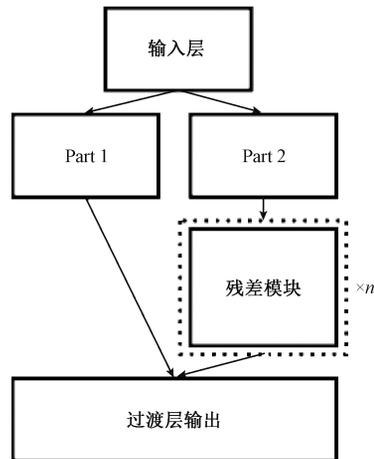


图 5 CSP 结构示意图

Fig. 5 CSP structure diagram

2.3 SPP 结构

空间金字塔池化结构<sup>[20]</sup> (spatial pyramid pooling, SPP)如图 6 所示。SPP 结构一方面有效避免了对图像区域剪裁、缩放操作导致的图像失真等问题;另一方面解决了卷积神经网络对图像重复特征提取的问题,大大提高了产生候选框的速度,且节省了计算成本。

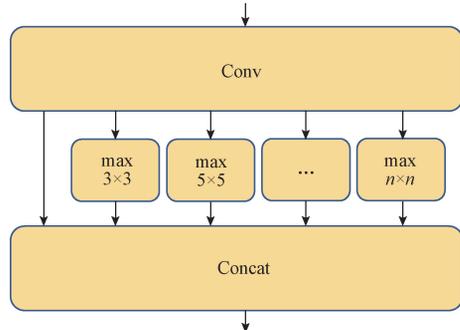


图 6 SPP 结构示意图

Fig. 6 SPP architecture

本文借鉴经典 YOLOv3 改进版本 YOLOV3-SPP,在

检测模块前集成 SPP 模块。再将经过 SPP 模块池化后的特征图重新连接起来传到下一层网络中,实现局部特征和全局特征的融合,丰富最终特征图的表达能力,从而提高模型性能。

## 2.4 CIoU-NMS

在非极大值抑制的环节,得分最高的检测框和其他检测框逐一计算交并比(intersection-over-union, IoU)并过滤掉得分低的检测框。但图像中两个目标距离过近时,由于 IoU 值比较大,往往经过非极大值抑制处理后,只剩下一个检测框,导致漏检。CIoU<sup>[21]</sup>(complete intersection-over-union, CIoU)同时考虑了重叠面积,中心点距离,长宽比等因素。本文采用 CIoU 替换 IoU 用于非极大值抑制环节,以优化检测框的筛选环节。

## 3 实验

本文实验所用 CPU 处理器为 i9-7920X, GPU 处理器为 RTX6000, 软件环境为 Python3.8、Opencv3.4.2、CUDA10.1、CUDNN7.4、Pytorch1.7.1、TensorRT7.0。

训练所用 IR-YZ 数据集,根据 8:2 的比例划分为训练集和测试集,得到训练集 3 347 张,测试集 839 张。设置迭代轮数(epoch)目标为 400,同时监控训练集的损失值,当长时间变化极小时中止(early stopping),确保网络充分训练至收敛。

在本文着眼的黑暗环境下水域环境人员目标检测的任务中,应当优先考虑算法的运行速度和节约运算资源,应优先考虑单阶段的目标检测方法。因此,本文实践了 SSD、YOLOv3、IWPT-YOLO 这 3 个网络,其在 IR-YZ 数据集上检测结果如表 3 所示。主要对网络训练结果的识别速度与识别能力进行评估。识别速度使用 FPS 判定,识别能力使用平均精度(mean average precision, mAP)判定。当预测框与实际框的 IOU 大于 0.5 才纳入计算。

表 3 各网络性能测试对比

Table 3 Comparison of networks performance

| 网络        | mAP/% | FPS    | 模型大小/MB |
|-----------|-------|--------|---------|
| SSD       | 80.17 | 20.11  | 178     |
| YOLOv3    | 84.64 | 20.463 | 117     |
| IWPT-YOLO | 85.34 | 20.975 | 93      |

由对比结果可知,本文所提出的 IWPT-YOLO 算法在黑暗环境下水域环境人员目标检测的任务中明显优于几种经典深度学习目标检测算法。本文模型的 mAP 值与检测速度均有提高,同时模型大小模型大小明显下降。

IWPT-YOLO 在 IR-YZ 测试集上的 mAP 如表 4 所示。由表可知网络性能良好,对不同环境、不同拍摄条件

下的夜间水域场景中的人员目标具有良好的识别效果,平均精度达到了 85.34%。

表 4 IWPT-YOLO 网络的平均精度

Table 4 The Average Precision of IWPT-YOLO detection

| 类别           | 平均精准度 (AP) | mAP     |
|--------------|------------|---------|
| Person_shore | 0.91       | 0.853 4 |
| Person_water | 0.86       |         |
| Person_boat  | 0.79       |         |

网络的混淆矩阵如图 7 所示。为了统计背景误识别、漏检等问题,将空标签类“none”也加入其中。由图 7 可知,类间误识别现象极少,存在部分背景误识别现象。检测结果示例图如图 8 所示。

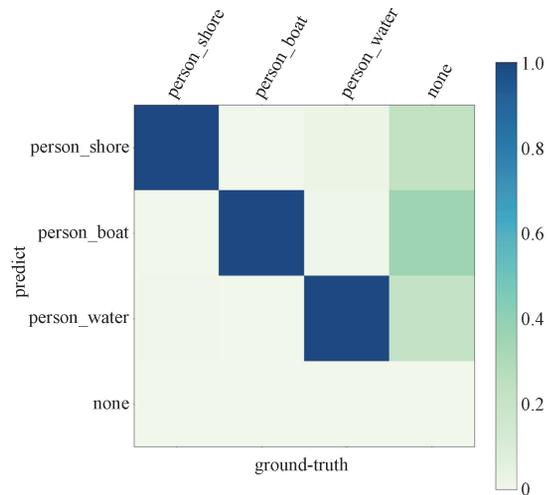


图 7 IWPT-YOLO 网络的混淆矩阵

Fig. 7 The confusion matrix of IWPT-YOLO detection

## 4 结论

本文根据黑暗环境下水域场景中的人员目标检测的难题,提出了红外热成像技术结合深度学习目标检测算法的解决方案。首先,本文构建了一套多场景、多视角、人员样本姿态丰富的水域环境热成像人员数据集。同时,本文根据任务特点,提出了一种轻量级热成像水域人员目标检测模型 IWPT-YOLO。在数据预处理阶段,根据满足热像仪调色方式多样化的需求,本文引入了色域变换的数据增强方式、同时引入随机 Mosaic 数据增强方法,以提升模型的泛化性与小目标检测能力。在网络结构上,本文采用加入了 CSP 结构的 DarkNet53 作为主干提取网络减少网络计算量并提升网络特征提取能力,在检测网络部分引入了 SPP 模块以丰富最终特征图的表达能力以提升模型性能。在后处理阶段,本文引入 CIoU-NMS 的非极大值抑制处理方法,缓解相邻目标中心点距

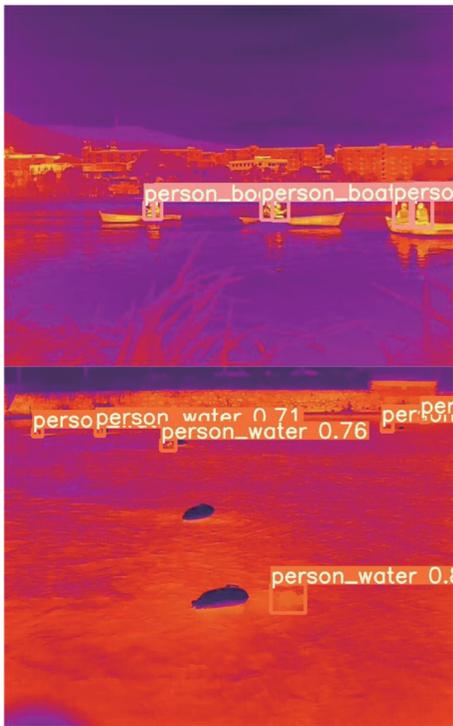


图 8 测试结果示例图

Fig. 8 Example of test results

离过近导致错误过滤检测框的问题。由结果可知,本文所采用方法具有快速、准确、简洁的优势,可以应对夜间水域环境下人员目标检测的难题。

黑暗环境下水域人员目标的识别是一个复杂的研究课题,仍然具有广阔的研究空间。首先,水域环境千变万化,河流、湖泊、海洋各个场景环境差别巨大,水域环境下的数据集扩充工作依然艰巨。此外人员目标具有自身的状态属性,如游泳、溺水等。设计出能准确识别人员状态与行为的算法极具挑战性。最后,研究热图像的预处理技术、优化模型热成像小目标检测性能,利用视频中连续帧图像的动态时序信息来辅助人员目标识别也是潜在的提升方案。

## 参考文献

- [ 1 ] 韩航迪,徐亦睿,孙博,等. 基于改进 Tiny-YOLOv3 网络的航天电子焊点缺陷主动红外检测研究 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 42-49.  
HAN H D, XU Y R, SUN B, et al. Using active thermography for defect detection of aerospace electronic solder joint base on the improved Tiny-YOLOv3 network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11): 42-49.
- [ 2 ] 程旭,宋晨,史金钢,等. 基于深度学习的通用目标检测研究综述[J]. 电子学报, 2021, 49(7): 1428-1438.  
CHENG X, SONG CH, SHI J G, et al. A survey of generic

object detection methods based on deep learning [J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(7): 1428-1438.

- [ 3 ] 王灿,卜乐平. 基于卷积神经网络的目标检测算法综述 [J]. 舰船电子工程, 2021, 41(9): 161-169.  
WANG C, BU L P. Survey of object detection algorithms based on convolutional neural networks [J]. Ship Electronic Engineering, 2021, 41(9): 161-169.
- [ 4 ] 李章维,胡安顺,王晓飞. 基于视觉的目标检测方法综述 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(8): 1-9.  
LI ZH W, HU AN SH, WANG X F. Survey of vision based object detection methods [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(8): 1-9.
- [ 5 ] ZHANG N, DONAHUE J, GIRSHICK R, et al. Part-based R-CNNs for Fine-grained category detection [C]. Springer International Publishing. Springer International Publishing, 2014.
- [ 6 ] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [ 7 ] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement [J]. ArXiv Preprint, 2018, arXiv:1804.02767.
- [ 8 ] 化嫣然,张卓,龙赛,等. 基于改进 YOLO 算法的遥感图像目标检测 [J]. 电子测量技术, 2020, 43(24): 87-92.  
HUA Y R, ZHANG ZH, LONG S, et al. Remote sensing image target detection based on improved YOLO algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(24): 87-92.
- [ 9 ] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[J]. ArXiv Preprint, 2020, arXiv:2004.10934.
- [ 10 ] LONG X, DENG K, WANG G, et al. PP-YOLO: An effective and efficient implementation of object detector[J]. ArXiv Preprint, 2020, arXiv:2007.12099.
- [ 11 ] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. Ssd: Single shot multibox detector [C]. European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 21-37.
- [ 12 ] 刘鸣璋,刘惠义. 基于特征融合 SSD 的远距离车辆检测方法 [J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(2): 28-32.  
LIU M X, LIU H Y. Long-distance vehicle detection method based on feature fusion SSD [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39(2): 28-32.
- [ 13 ] 曹红燕,沈小林,刘长明,等. 改进的 YOLOv3 的红外目标检测算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020,

- 34(8): 188-194.
- CAO H Y, SHEN X L, LIU CH M, et al. Improved infrared target detection algorithm of YOLOv3 [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(8): 188-194.
- [14] 易诗, 聂焱, 张洋溢. 基于红外热成像与 YOLOv3 的夜间目标识别方法 [J]. 红外技术, 2019, 41(10): 970-975.
- YI SH, NIE Y, ZHANG Y Y. Nighttime target recognition method based on infrared thermal imaging and YOLOv3 [J]. Infrared Technology, 2019, 41(10): 970-975.
- [15] 王怡雯, 王学军, 穆应晨. 基于改进 YOLOv4 的道路红外场景下的行人车辆目标检测研究 [J]. 科学技术创新, 2021(28): 72-74.
- WANG Y W, WANG X J, MU Y CH. Research on pedestrian and vehicle target detection in road infrared scene based on improved YOLOv4 [J]. Scientific and Technological Innovation, 2021(28): 72-74.
- [16] 王悦行, 吴永国, 徐传刚. 基于深度迁移学习的红外舰船目标检测算法 [J]. 空天防御, 2021, 4(4): 61-66.
- WANG Y X, WU Y G, XU CH G. Infrared ship target detection algorithm based on deep transfer learning [J]. Space Defense, 2021, 4(4): 61-66.
- [17] 李永盛, 何佳洲, 刘义海, 等. 基于图像检测识别的数据增强技术 [J]. 舰船电子对抗, 2021, 44(1): 66-70.
- LI Y SH, HE J ZH, LIU Y H, et al. Data enhancement technology based on image detection and recognition [J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2021, 44(1): 66-70.
- [18] YUN S, HAN D, OH S J, et al. Cutmix: Regularization strategy to train strong classifiers with localizable features[C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 6023-6032.
- [19] WANG C Y, LIAO H Y M, WU Y H, et al. CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020: 390-391.

- [20] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [21] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression[C]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 12993-13000.

## 作者简介



党相昭, 2020 年于郑州大学获得学士学位, 现为湖南大学硕士研究生, 主要研究方向为红外机器视觉、深度学习。

E-mail: 2825374263@qq.com

**Dang Xiangzhao** received his B. Sc. degree in 2020 from Zhengzhou University.

Now he is a M. Sc. candidate in Hunan University. His main research interests include infrared machine vision and deep learning.



何贇泽(通信作者), 2006 年于西安交通大学获得学士学位, 2008 年于国防科学技术大学获得硕士学位, 2012 年于国防科学技术大学获得博士学位, 现为湖南大学电气与信息工程学院教授, 主要研究方向为新能源设备健康监测、红外机器视觉与人工智能、智能传感与无损检测、电力电子和储能电池健康监测和预警、电力系统在线监测与故障诊断、基于物联网的健康监测。

E-mail: yhe@vip.163.com

**He Yunze** (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2006 from Xi'an Jiaotong University, received his M.Sc. degree in 2008 from National University of Defense Technology, received his Ph. D. degree in 2012 from National University of Defense Technology. Now he is a professor of the School of Electrical and Information Engineering of Hunan University. His main research interests include new energy equipment health monitoring, infrared machine vision and artificial intelligence, intelligent sensing and nondestructive testing, power electronics and energy storage battery health monitoring and early warning, online power system monitoring and fault diagnosis, and health monitoring based on the Internet of things.