

DOI: 10.13382/j.jemi.B2206029

# 改进 YOLO v7 算法下的监控水域环境人员识别研究\*

吴兴辉<sup>1</sup> 何贇泽<sup>1</sup> 周辉<sup>1</sup> 程亮<sup>2,3</sup> 丁美有<sup>1</sup>

(1. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410006; 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:** 基于水域监控系统智能化的发展需求,提出了一种监控水域环境下人员识别算法。在水域场景数据采集、数据清洗与标记后,自主构建了一套监控水域场景下的人员类别数据集 YZ-Water4,共 8 092 张图片和 24 011 个标签。基于目标检测算法 YOLO v7 的性能基础,针对水域场景特点,提出了适用于水域环境的目标检测算法 YOLO-WA (you only look once-water area)。首先,使用更适合视觉任务的 FReLU 激活函数取代 YOLO v7 算法中激活函数;其次将注意力机制融合到算法网络骨架中,提升算法的特征提取能力;最后,选择 SIOU 损失函数替换 YOLO v7 算法中的 CIOU 损失函数以优化算法训练过程。实验结果表明, YOLO-WA 与原算法相比,在水域人员类别数据集上识别精确率由 82.3% 提升到 86.9%,召回率由 92.0% 提升到 92.8%,平均精度从 88.4% 提高到 90.6%,检测速度达到了 85 fps,满足实时运行的精度与速度要求。

**关键词:** 水域人员识别; YOLO-WA; 注意力机制

**中图分类号:** TP183; TN29 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

## Research on the personnel recognition in monitored water area based on improved YOLO v7 algorithm

Wu Xinghui<sup>1</sup> He Yunze<sup>1</sup> Zhou Hui<sup>1</sup> Cheng Liang<sup>2,3</sup> Ding Meiyou<sup>1</sup>

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410006, China;  
2. School of Ocean Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China;  
3. Zhuhai Yunzhou Intelligent Technology Co., Ltd., Zhuhai 519085, China)

**Abstract:** Based on the development demand of intelligent water area monitoring system, a personnel recognition algorithm for monitored water area is proposed. After data collection of the water area scene, data cleaning and labeling, a personnel category dataset YZ-Water4 under the monitored water area scene was independently constructed, with a total of 8 092 images and 24 011 tags. Based on the performance of the object detection algorithm YOLO v7 and the characteristics of the water area scene, object detection algorithm YOLO-WA (you only look once-water area) for water environment is proposed. First, the FReLU activation function which is proposed for visual tasks is used to replace the activation function in YOLO v7 algorithm. Secondly, the attention mechanism is integrated into algorithm to improve the feature extraction ability of the algorithm. Finally, SIOU loss function is chosen to replace CIOU loss function in YOLO v7 algorithm to optimize the training process. The experimental results show that compared with the original algorithm, YOLO-WA has increased the precision rate from 82.3% to 86.9%, recall rate from 92.0% to 92.8%, mean average precision from 88.4% to 90.6%, and the processing speed is 85 frame per second, meeting the accuracy and speed requirements of real-time run.

**Keywords:** personnel recognition; YOLO-WA; attention mechanism

## 0 引言

湖泊、江河、水库等水域是人们生活、工作的重要活动区域和未来发展的空间。人类在水域环境下活动范围的增大和频率的增加给水域环境安全治理带来了复杂多变的需求,在面积较大的水域部署水域监控系统以提升水域环境管理能力的需求越来越大。近年来,随着人工智能在机器视觉技术上的发展与应用,水域监控系统智能化、无人化会成为未来的发展趋势<sup>[1]</sup>,提升监控环境下人员识别能力是作为智能救生系统、水域生态环境保护系统等水域监控系统的基础。水域环境下人员的高精度识别能力有助于水域监控系统实现全时全面的精准监管,相比人工巡查等传统方式节省人力,同时避免人为疏忽导致的人员非法下水甚至溺水事故发生。

目前基于深度学习方法的监控环境下人员识别正在快速发展与应用,例如基于目标检测技术进行人员异常行为检测,但这些主要基于室内监控场景如电梯、教室、工厂车间等<sup>[2-5]</sup>。目前基于室外水域场景应用的研究较少,一些研究人员基于机器视觉方法进行泳池内的人员行为识别<sup>[6-7]</sup>,但这些适用于背景简单的室内场景的方法检测精度一般。针对江河湖泊等水域,研究者目前主要聚焦于水域中落水人员的检测,陕西科技大学的陈晗等<sup>[8]</sup>基于方向梯度直方图特征及支持向量机的方法实现基于落影图像检测的落水人员识别,武汉科技大学的许晓峰等<sup>[9]</sup>基于 YOLO v3 实现了落水人员检测。单一类别人员检测并没有考虑到监控水域下人员类别不一的实际情况,不能有效帮助提升水域监控系统下人员管理能力。室外监控水域环境下的多人员多类别实时检测具有重要的应用价值与发展前景,基于计算机视觉技术实现智能化的人员分析与预警是实现水域监控系统中人员安全管理、智能救援等功能的技术基础。

因此,本文通过实地采集监控水域场景数据,建立水域场景数据集,提出一种基于 YOLO v7 改进的 YOLO-WA 算法,实现监控水域环境下人员类别的精确识别。本文首先是使用针对视觉任务的激活函数 FReLU 激活函数取代原 YOLO v7 使用的 SiLU 激活函数;同时在网络骨干结构中融入注意力机制提升算法的特征提取能力;之后选择 SIOU 损失函数替换 CIUO 损失函数来优化算法收敛过程,最后通过对比试验和水域场景实地测试来验证了本文改进算法的有效性。

## 1 基于 YOLO v7 网络算法改进

传统目标检测算法依赖精巧的手工特征设计与提取,随着深度学习时代的到来,Girshick 提出的目标检测

网络 RCNN(region-based convolutional neural network)<sup>[10]</sup>相比传统算法精度更高速度更快。在此之后基于深度学习方法的目标检测算法在发展中分为单阶段目标检测与双阶段目标检测算法。双阶段目标检测算法是一个“从粗到细”的过程,算法在第 1 阶段产生目标候选框,在第 2 阶段对候选框进行类别分类与边框回归。单阶段目标检测算法中则是端到端“一步完成”,其中 2015 年 Redmon 等<sup>[11]</sup>提出的 YOLO v1 算法直接将图像划分为若干区域并同时预测每个区域的边界框和概率,相比双阶段算法极大提升了检测速度。YOLO 系列是先进的单阶段目标检测算法框架,已成功应用于如交通<sup>[12]</sup>、医学<sup>[13]</sup>、工业检测<sup>[14]</sup>等机器视觉任务,在不断优化中已发展到 YOLO v7。

本文基于 YOLO v7 改进后的算法 YOLO-WA 在模型训练阶段沿用 YOLO v7 的 Mosaic 数据增强<sup>[15]</sup>。Mosaic 数据增强阶段会随机抽取训练集中 4 张图片进行随机缩放、剪切与排布等方式形成新图作为网络输入,图 1 所示为 Mosaic 数据增强后的 4 张图片,每张增广后的图像由 4 张图片拼接而成。Mosaic 数据增强的使用既丰富了图片背景,提升了数据的多样性,缓解模型训练过程中数据缺乏与场景单一问题,又使得小目标在网络中得到更多训练,增强 YOLO 系列算法对小目标的识别能力。

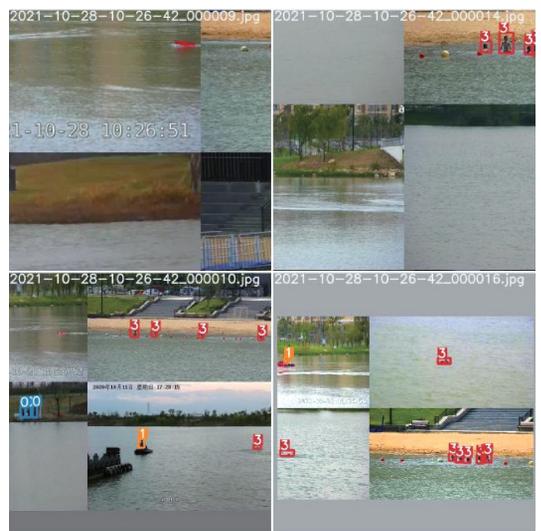


图 1 Mosaic 数据增强

Fig. 1 Mosaic data augmentation

YOLO-WA 由骨干部分及中间层预测层组成,其结构如图 2 所示。网络的骨干部分对图像进行深度卷积操作,获得特征信息,主要采用 ELAN 模块、MP 模块和 CBAM(convolutional block attention module)模块,其结构如图 2 右下方各模块具体结构图所示。ELAN 模块通过控制最短最长的梯度路径,使得网络可以有效地学习和收敛,并且具有更强的鲁棒性。模块有两条分支,其中一



等因素,算法对输入图像的语义特征信息提取不够导致目标往往不能被很好地识别检测出来,造成了一定的误检漏检情况。因此本文在 YOLO v7 的骨干结构中加入注意力机制 CBAM 模块以提升算法的特征提取能力,降低数据中无关目标和背景对人员检测的干扰,提升识别准确率<sup>[20]</sup>。

CBAM 模块结合了通道注意力与空间注意力,输入的特征图沿着两个独立的维度依次计算出注意力图,然后将注意力图乘以输入特征图进行自适应特征细化,其结构如图 3 所示。

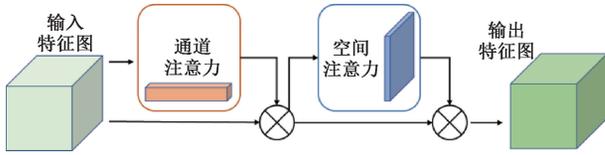


图3 CBAM 结构

Fig. 3 Structure of CBAM

通道注意力模块利用特征图通道间关系,采用全局平均池化和最大池化聚合特征图空间信息以减少信息丢失,生成的通道注意力图侧重于提取检测目标的轮廓信息特征,通道注意力图计算公式如下:

$$M_c(F) = \sigma(MLP(AvgPool(F))) + MLP(MaxPool(F)) = \sigma(W_1(W_0)(F_{avg}^c)) + W_1(W_0)(F_{max}^c) \quad (3)$$

式中:  $\sigma$  为 Sigmoid 函数;  $F_{avg}^c$  为平均池化特征;  $F_{max}^c$  为最大池化特征;  $W_0 \in R^{C \times r \times C}$ ,  $W_1 \in R^{C \times C/r}$ ,  $r$  为衰减率。

通道注意力模块之后,再接入空间注意力模块。通道注意特征图与初始输入相乘得到空间注意力模块的输入。模块通过卷积操作并同样使用全局平均池化和最大池化两种池化方法聚合位置信息,拼接之后再利用卷积及 Sigmoid 激活函数得到一个具有空间注意力的空间矩阵,最后与通道注意特征图相乘得到新的特征图。其计算公式为:

$$M_s(F) = \sigma(f^{7 \times 7}([AvgPool(F)]; [MaxPool(F)])) = \sigma(f^{7 \times 7}([F_{avg}^s; F_{max}^s])) \quad (4)$$

式中:  $\sigma$  为 Sigmoid 函数;  $F_{avg}^s$  为平均池化特征,  $F_{avg}^s \in R^{1 \times H \times W}$ ;  $F_{max}^s$  为最大池化特征,  $F_{max}^s \in R^{1 \times H \times W}$ ;  $f^{7 \times 7}$  为卷积核大小为  $7 \times 7$ 。

### 1.3 损失函数的改进

在算法的训练中,损失函数的选取在很大程度上影响算法的学习能力与最优权重效果,合适的损失函数有助于提高算法收敛速度和精确率。

YOLO 系列的损失函数由边框回归损失、置信度损失和分类损失 3 部分组成。针对边框回归损失, YOLO v7 采用 CIOU 损失函数,避免了前几代 YOLO 算法中采用 GIOU 损失函数时 GIOU 损失会在特殊情况如

预测框被真实框完全包围退化成为 IOU 损失的问题。但 CIOU 损失函数和 GIOU 损失函数都没有考虑到真实框与预测框之间不匹配的方向,这种不足导致收敛速度较慢且效率较低。

因此,YOLO-WA 采用了 SIOU 损失函数, SIOU 损失由角度损失 (angle cost)、距离损失 (distance cost)、形状损失 (shape cost)、IoU 损失 (IoU cost) 共同构成,其公式为:

$$L_{box} = 1 - U_{i,o} + \frac{\Delta + \Omega}{2} \quad (5)$$

式中:  $\Delta$  为距离损失,  $\Omega$  为形状损失。

相比其他 IOU 损失函数, SIOU 损失函数在边框回归中考虑距离、形状和 IOU 外,引入了所需回归的向量角度即匹配的方向,重新定义了距离损失,有效降低了回归的自由度,从而加速网络的收敛,进一步提升回归的准确性<sup>[21]</sup>。

## 2 水域环境人员类别数据集

本文数据由团队与珠海云洲智能科技股份有限公司合作,实地采集水域景区监控视频得到。原始数据通过视频抽帧、基于结构相似度去重筛选等工作后得到图片数据。随后根据 YOLO v7 数据集格式,使用数据集标签制作软件 LabelImg 对图片数据进行标注与审核。

本文算法用于监控水域环境下的人员行为管控,有效发现和劝阻违规、不安全行为人员,因此本文在数据集人员类别设置上将人员类别分为岸上人员、乘船人员、水中工作人员、水中游客 4 类,数据集名称命名为 YZ-Water4。岸上人员和乘船人员数据由游客和少量工作人员构成,水中工作人员数据为景区水域身着工作服的巡检员、清洁员等,水中游客数据由安全水域戏水游泳游客、禁止下水水域真人模拟游客落水场景数据组成,水中游客类别的建立有助于后续应用中结合监控点位,保障游客生命安全与及时发现禁止下水水域的违规游客。

YZ-Water4 数据集共 8 092 张图片, 24 011 个标签。数据集的构成如表 1 所示,作为多目标检测任务,数据集来源于监控下多人员场景,因此同一图片可能包含多个人员多个类别,图片数统计的数值为至少含有一个该类目标的图片之和,数据集中不同类别目标的图片数量与标签数量存在较大差异。数据集人员示例如图 4 所示,展示有乘船人员、水中落水游客、岸上的人、水中戏水游客、水中工作人员等,可以看出不同监控点位拍摄出的图片背景变化较大,所需检测人员的目标大小不一,这对算法识别能力提出了较高的要求。

表 1 数据集 YZ-Water4 构成

Table 1 Dataset YZ-Water4 composition

类别名	标签	图/张	标签/个
岸上人员(0)	person_shore	2 367	5 894
乘船人员(1)	person_boat	2 276	3 418
水中工作人员(2)	person_water_worker	1 180	4 489
水中游客(3)	person_water_visitor	4 180	10 210



图 4 数据集 YZ-Water4 示例

Fig. 4 Display of the dataset YZ-Water4

### 3 实验与结果分析

#### 3.1 实验条件

本文实验在基于 Python 语言和 PyTorch1.8 框架搭建的深度学习环境下进行算法的训练与测试,CPU 处理器为 i9-10900X,GPU 处理器为 Nvidia RTX3090。本文将数据集训练集与验证集的图片比例设置为 9:1。

训练时,算法对训练集图片进行 Mosaic 数据增强、自适应填充和缩放等操作,迭代世代(epoch)值设为 400,同时采用早停法监控训练集的损失值,当损失长时间变化极小时中止网络训练以避免网络在训练集上的过拟合。批训练大小 36,初始学习率 0.001,动量参数 0.9,权重衰减参数 0.0005,采用自适应矩阵估计动量法(Adam)进行损失优化。

测试时,本文对算法的识别速度与识别能力进行评估。识别速度使用每秒识别图像数量(FPS)判定,识别能力使用精确率(Precision)、召回率(Recall)和平均精度 mAP(mean average precision)判定。FPS 越高说明网络检测速度越快,精确率表示检测正确的框与预测框数量占比,用于衡量网络预测结果的准确度,召回率表示检测正确的框与实际标注框数量占比,用于衡量网络的标注框的检出能力,mAP 是所有类别精度的平均值,是综合精确率与召回率的指标,mAP 越高说明网络整体识别能力越好。本文将检出框与标注框的交并比(intersection over union, IoU)大于 50%归为框坐标预测正确结果。

#### 3.2 实验结果分析

在替换 YOLO v7 激活函数与损失函数,融合 CBAM

模块后形成本文 YOLO-WA 算法,将 YOLO-WA、YOLOv7 算法训练得到的最佳权重对测试集进行识别检测,并进行精度与速度的比较。此外,为研究不同改进思路对算法性能的影响,本文实验中做了 3 种改进方法与 YOLOv7 算法的识别精度与速度的比较。为避免单次网络训练测试的偶然误差,本文各模型均进行了 3 次训练与精度测试,算法检测识别结果与精度均方误差 MSE (mean square error)如表 2 所示。

表 2 算法性能对比

Table 2 Comparison of algorithms performance

算法	Precision	Recall	mAP	FPS	MSE
YOLO v7	82.3%	92.0%	88.4%	86	0.0009
YOLO v7_FReLU	86.2%	92.2%	90.1%	79	0.0004
YOLO v7_CBAM	87.3%	91.4%	89.5%	84	0.0015
YOLO v7_SIOU	84.6%	92.6%	90.3%	95	0.0008
YOLO-WA	86.9%	92.8%	90.6%	85	0.0007

由表 2 可以看出,本文提出的基于 YOLO v7 的 3 种改进方法都提升了 mAP。激活函数替换为 FReLU 函数后,算法精确率与召回率都有明显提升,验证了该函数适用于视觉任务,但算法处理速度下降。融合 CBAM 的方法下,算法的精确率提升最大,可见加入注意力机制后降低了算法的误检,算法召回率和处理速度基本保持不变。IOU 损失函数替换为 SIOU 函数后,算法的召回率提升明显,精确率稍有提升,但处理速度更快。在集成 3 种改进方法后,YOLO-WA 算法在保持原算法处理速度情况下,精确率和召回率精度达到了最高,相比 YOLO v7 算法精确率由 82.3% 提升到 86.9%,召回率由 92.0% 提升到 92.8%,mAP 值从 88.4% 提高到 90.6%。

表 3 为本文 YOLO-WA 算法的各类别测试结果表,可以看出算法对于水中工作人员检出性能最佳,达到了 95.3%。从识别精度来看,算法类别识别能力较为均衡,其中识别精度最高的水中工作人员达到了 94%,识别效果较差的岸上人员也有 83%的精度。相比 YOLO v7 算法,YOLO-WA 在各类别精确率上均有提升,算法目标检出率更高,误检更少。

表 3 YOLO-WA 测试效果

Table 3 Test performance of YOLO-WA (%)

Categories	Precision	Recall	AP
person_water_worker	90.1(+1.9)	95.3(+0.9)	94(+1.4)
person_water_visitor	89.2(+4.3)	95.2(+0.5)	93(+1.6)
person_boat	91.0(+2.6)	92.3(+0.3)	92(+1.2)
person_shore	76.1(+4.5)	87.2(+0.8)	83(+2.5)

注:括号内部表示在该指标下相比 YOLO v7 的提升效果。

图 5 和 6 为 YOLO v7 改进前后算法在测试集效果对比图,其中对比图的上方为 YOLO v7 算法预测结果,下方为本文改进后算法预测结果。在 YOLO v7 算法预测下,对比场景 1 存在左上角岸边人员漏检,而改进后的算

法准确识别到原算法漏检人员。在 YOLO v7 算法预测下,对比场景 2 存在左上角救生圈误识别为船上人员,而改进后的算法消除了原算法误检情况,可以看出改进后的算法目标检出率更高,误检更少。图 7 为本文 YOLO-WA 算法具体的各类别检测结果,可以看出改进后算法整体检测性能好,误检数量与比例较低,在实际应用中低误检率有利于系统识别功能的稳定。



图 5 算法预测对比 1

Fig. 5 Algorithm prediction comparison 1



图 6 算法预测对比 2

Fig. 6 Algorithm prediction comparison 2

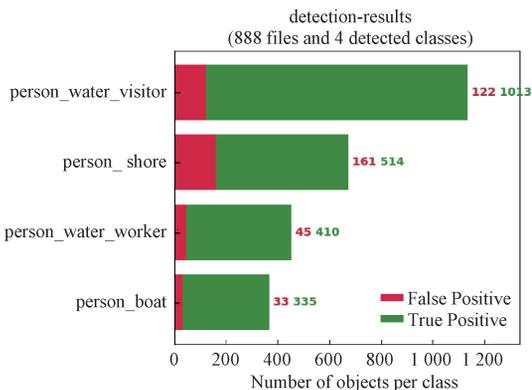


图 7 YOLO-WA 测试结果

Fig. 7 Detection results of YOLO-WA on val dataset

图 8 为本文 YOLO-WA 算法的混淆矩阵,显示了各类别检测情况统计及占该类别的比例。横轴坐标 0~3 为标注类别号,纵轴坐标 0~3 为预测类别号。图中预测类别与标注类别坐标相同方格属于算法预测正确情况,其余预测类别与标注类别不同的方格属于类别混淆情况。此外,考虑到数据集中存在无人场景作为负样本,故将空标签“none”纳入标注类别统计,最右侧一列为背

景误识别情况即不存在目标的区域被误检为相关类别。从预测结果来看算法识别精度较高,整体混淆情况较少,存在少量比例的类别混淆和部分的岸上人员等背景误识别。

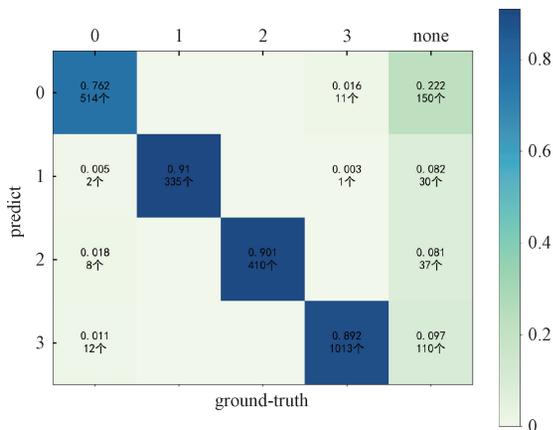


图 8 YOLO-WA 测试集混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix of YOLO-WA on val dataset

### 3.3 实际测试

在将算法部署到水域景区监控系统后台服务器后,在实际测试过程中,算法的运行速度支持服务器端实时检测,算法对于动作差异较大的 4 类别人员识别精度维持在较高水准,对陌生场景表现出良好的适用性,满足实际应用场景的需求。在算法稳定部署后,算法支持基于实际误报情况酌情添加训练数据进行模型迭代,不断适应应用场景降低算法误检漏检。在实际测试中,对于不同监控点位场景图,如图 9 所示,算法准确检测出乘船人员、水中落水游客、岸边人员、水中工作人员等,算法的人员类别识别能力可为后续水域监控系统中实现违规人员下水预警、落水游客预警与智能救援等水域人员安全管理提供技术支持。

## 4 结 论

针对监控水域环境下人员类别识别的需求,本文建立了水域场景数据集,基于 YOLO v7 算法改进实现并提升了监控水域下人员类别识别效果。通过选择 SIOU 损失函数和 FReLU 激活函数分别替换原算法中的 CIUO 损失函数和 SiLU 激活函数以及融合 CBAM 注意力模块形成本文算法,并进行对比实验,改进后的方法在基本保持速度的同时提升了召回率和平均精度,在实测中算法目标检出率更高,误检更少,在识别精度上更明显的优势。在后续研究工作中,会尝试基于具体应用场景优化网络输出,进行目标跟踪和前后多帧关联的方法来进行算法的性能提升与轻量化。



图 9 算法实际场景预测图

Fig. 9 Prediction results of algorithm in outdoor scene

## 参考文献

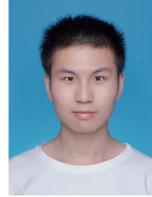
- [ 1 ] 程亮, 吴兴辉, 江云华, 等. 基于无人船视觉的水域人员类别识别算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8): 43-51.  
CHENG L, WU X H, JIANG Y H, et al. Person category identification algorithm in water environment based on unmanned ship vision [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8): 43-51.
- [ 2 ] 任丹彤, 何赟泽, 刘贤金, 等. 面向智慧工厂的双光融合车间人员行为识别方法[J]. 测控技术, 2022, 41(8): 9-15.  
REN D T, HE Y Z, LIU X J, et al. Personnel behavior recognition method of dual light fusion for smart factory [ J ]. Measurement & Control Technology, 2022, 41(8): 9-15.
- [ 3 ] 张明明. 基于深度学习的教室视频中学生异常行为检测研究[D]. 武汉:华中师范大学, 2021.  
ZHANG M M. Research on abnormal behavior detection of middle school students in classroom video based on deep learning [ D ]. Wuhan: Central China Normal University, 2021.
- [ 4 ] 朱孝慈. 基于深度学习的电梯智能监控系统研究与设计[D]. 南京:东南大学, 2021.  
ZHU X C. Research and design of elevator intelligent
- monitoring system based on deep learning [ D ]. Nanjing: Southeast University, 2021.
- [ 5 ] 孟勃, 刘雪君, 王晓霖. 基于四元数时空卷积神经网络的人体行为识别[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(11): 2643-2650.  
MENG B, LIU X J, WANG X L. Human body action recognition based on quaternion spatial-temporal convolutional neural network [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(11): 2643-2650.
- [ 6 ] 方之愉. 基于计算机视觉的泳池智能辅助救生系统研究[D]. 北京:北京工业大学, 2018.  
FANG ZH Y. Research on intelligent auxiliary life-saving system of swimming pool based on computer vision [ D ]. Beijing: Beijing University of Technology, 2018.
- [ 7 ] 乔羽. 基于 Mask R-CNN 泳池中溺水行为检测系统的设计与实现[D]. 青岛:青岛大学, 2019.  
QIAO Y. Design and implementation of drowning behavior detection system in swimming pool based on mask R-CNN [ D ]. Qingdao: Qingdao University, 2019.
- [ 8 ] 陈晗, 周强. 一种基于倒影图像检测的水域落水人员判断方法[J]. 电脑知识与技术, 2018, 14(26): 175-178.  
CHEN H, ZHOU Q. Method for judging water falling personnel based on reflection image detection [ J ]. Computer Knowledge and Technology, 2018, 14(26): 175-178.
- [ 9 ] 许晓峰, 陈姚节, 刘恒. 基于 YOLO v3 的落水人员检测[J]. 计算机技术与发展, 2022, 32(8): 49-54.  
XUN X F, CHEN Y J, LIU H. Detection of people falling into water based on YOLO v3 [ J ]. Computer Technology and Development, 2022, 32(8): 49-54.
- [ 10 ] GUPTA S, GIRSHICK R, ARBEL E Z P, et al. Learning rich features from RGB-D images for object detection and segmentation [ C ]. European Conference on Computer Vision, 2014.
- [ 11 ] REDMON J, FARHADI A, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [ C ]. Computer Vision & Pattern Recognition, 2016.
- [ 12 ] 汪辉, 高尚兵, 周君, 等. 基于 YOLOv3 的多车道车流量统计及车辆跟踪方法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(2): 42-46.  
WANG H, GAO SH B, ZHOU J, et al. Multi lane traffic flow statistics and vehicle tracking method based on YOLOv3 [ J ]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39(2): 42-46.
- [ 13 ] 郑雯, 张标标, 吴俊宏, 等. 适于多尺度宫颈癌细胞检测的改进算法[J]. 光电子激光, 2022, 33(9): 948-958.

- ZHENG W, ZHANG B B, WU J H, et al. Improved algorithm of multi-scale cervical cancer cells detection [J]. Photoelectron Laser, 2022, 33(9): 948-958.
- [14] 田勇, 周曾鹏, 田劲东, 等. 结合高光谱和机器学习的无线充电金属异物检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8): 238-247.
- TIAN Y, ZHOU Z P, TIAN J D, et al. Metal object detection in wireless charging systems combining hyperspectral imaging and machine learning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8): 238-247.
- [15] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. ArXiv Preprint, arXiv: 2004.10934, 2020.
- [16] WAN C Y, LIAO H, WU Y H, et al. CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020: 390-391.
- [17] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 37(9): 1904-1916.
- [18] 马晓东, 魏利胜, 刘小辉. 基于新型 YOLO v5 算法的磁悬浮球精确识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8): 204-212.
- MA X D, WEI SH L, LIU X H. Accurate identification of magnetic levitation ball based on novel YOLOv5 algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8): 204-212.
- [19] 于方程, 张小俊, 张明路, 等. 基于改进 CenterNet 的自动驾驶小目标检测[J]. 电子测量技术, 2022, 45(15): 115-122.
- YU F CH, ZHANG X J, ZHANG M L, et al. Automatic driving small target detection based on improved CenterNet [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(15): 115-122.
- [20] 范玉莹, 何贇泽, 孙高森, 等. 无人机图像风力发电机轮毂中心检测与跟踪[J]. 中国测试, 2022, 48(7): 90-96.
- FAN Y Y, HE Y Z, SUN G S, et al. Wind turbine hub

center detection and tracking based on UAV images [J]. China Measurement & Test, 2022, 48(7): 90-96.

- [21] 王英邴. 基于 YOLOv5 的施工现场安全帽佩戴监测算法[J]. 信息技术与信息化, 2022(7): 33-36.
- WANG Y L. Safety helmet wearing monitoring algorithm on construction site based on YOLOv5 [J]. Information Technology and Informatization, 2022(7): 33-36.

## 作者简介



**吴兴辉**, 2020 年于郑州大学获得学士学位, 现为湖南大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、深度学习。

E-mail: hnuwxh@163.com

**Wu Xinghui** 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 image processing 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仪器科学与技术系主任、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 the director and professor of the Department of Instrument Science and Technology, College of Electrical and Information Engineering, 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.