

引用格式:

董旺, 张娜娜. 改进YOLOv5s的海产品检测[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2024, 50(6): 129–136.
DONG W, ZHANG N N. Seafood detection using the improved YOLOv5s[J]. Journal of Hunan Agricultural University(Natural Sciences), 2024, 50(6): 129–136.

投稿网址: <http://xb.hunau.edu.cn>



改进YOLOv5s的海产品检测

董旺¹, 张娜娜^{1,2*}

(1.上海海洋大学信息学院, 上海 201306; 2.上海建桥学院信息技术学院, 上海 201315)

摘要: 针对设备移动和相机散焦导致采集到的水下图像模糊、对比度低及目标偏小导致检测精度低的问题, 提出一种改进YOLOv5s的海产品实时检测算法。首先, 对图像进行对比度受限自适应直方图均衡化(CLAHE)预处理, 改善图像对比度低和模糊等问题; 其次, 构建C3_Faster模块替换原C3模块, 降低模型的参数量, 提升模型的检测速度; 再次, 将ACmix注意力模块嵌入到主干网络, 提高模型对小目标的特征提取能力; 最后, 引入WIoU v3替换CIoU作为回归损失函数, 充分考虑低质量目标对损失的影响, 提高模型的泛化性。结果表明: 与YOLOv5s相比, 改进YOLOv5s算法的平均精度均值提高了1.3个百分点, 每秒传输帧数提高10, 模型参数量和计算量分别降低了 8.20×10^5 个和 2.40×10^9 FLOPs, 模型内存仅12.2 MB, 满足轻量化和实时性要求, 在检测精度和速率上具有优势, 适合部署到水下设备中进行实时检测。

关键词: 海产品检测; YOLOv5s; 对比度受限自适应直方图均衡化; 注意力模块; 损失函数

中图分类号: S951.2; TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1007-1032(2024)06-0129-08

Seafood detection using the improved YOLOv5s

DONG Wang¹, ZHANG Nana^{1,2*}

(1.College of Information Technology, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China; 2.College of Information Technology, Shanghai Jian Qiao University, Shanghai 201315, China)

Abstract: To address the issues of blurred, low-contrast underwater images collected due to equipment movement and camera defocusing, as well as the low detection accuracy caused by small target sizes, an improved real-time seafood detection algorithm based on YOLOv5s was proposed. Firstly, contrast limited adaptive histogram equalization(CLAHE) preprocessing was applied to the images to conquer the low contrast and blurriness. Secondly, the C3_Faster module was constructed to replace the original C3 module with an aim to reduce the model's parameter count and to enhance detection speed. Thirdly, the ACmix attention module was embedded into the backbone network to improve the model's ability to extract features from small targets. Finally, WIoU v3 was introduced to replace CIoU as the regression loss function, fully considering the impact of low-quality targets on the loss and improving the model's generalization. The results showed that compared to YOLOv5s, the improved YOLOv5s algorithm achieved an increase in mean average precision by 1.3 percentage points, an increase in frames per second by 10, a reduction in model parameters and computation by 8.20×10^5 and 2.40×10^9 FLOPs, respectively, and a model memory of only 12.2 MB. Meeting the requirements for lightness and real-time performance, the model exhibited advantages in detection accuracy and speed, making it suitable for deployment on underwater equipment for real-time detection.

Keywords: seafood detection; YOLOv5s; contrast limited adaptive histogram equalization(CLAHE); attention module; loss function

收稿日期: 2023-05-23

修回日期: 2024-10-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(51809163)

作者简介: 董旺(1998—), 男, 山东德州人, 硕士研究生, 主要从事计算机视觉和水下目标检测研究, 2514026946@qq.com; *通信作者, 张娜娜, 硕士, 副教授, 主要从事图像处理和目标检测研究, nanazhang2004@163.com

中国拥有丰富的海洋资源,扇贝、海星、海参等海产品一直深受人们喜爱,然而现有的捕捞方式主要是人工捕捞,消耗大量人力物力并且效率低下,同时水下环境复杂多样,无法保证捕捞者的生命安全,因而采用水下机器人捕捞成为一种有效途径。高效的水下目标检测算法^[1]是水下机器人精准捕捞的关键。由于水下环境复杂,受水对光吸收和散射的影响,水下光学图像往往存在对比度低、目标特征模糊、噪声多等问题,海产品检测面临巨大挑战^[2-5]。

早期的水下目标检测算法首先采用滑动窗口或选择性搜索等方法处理图像,获取候选区域,然后人工提取候选区域的目标特征(如 Haar、SURF、HOG),最后利用分类器实现目标识别^[6]。该检测算法需要人工设计各种窗口大小,区域选择策略无针对性,且模型鲁棒性差。随着深度学习的迅速发展,基于卷积神经网络的目标检测算法日益增多^[7],这些算法在检测任务中表现优秀,主要分为一阶段和二阶段目标检测算法,其中,一阶段代表算法有 Fast R-CNN^[8]、Faster R-CNN^[9];二阶段代表算法有 YOLO 系列^[10-11]、SSD 系列^[12]。

近年来,基于深度学习的水下目标检测受到国内外研究者广泛关注。LIN 等^[13]提出 RoIMix 图像增强算法,在 Faster R-CNN 上训练,检测精度获得较大的提升。WANG 等^[14]使用 Res2Net101 网络作为 Faster R-CNN 的主干网络,引入 OHEM 解决正负样本不均衡问题。LIU 等^[15]设计了 ResNet-ACmix 模块以避免特征信息丢失并减少计算量,将模块嵌入到 YOLOv7 中,检测精度获得提升。HU 等^[16]将 ResNet50 作为 SSD 模型的主干网络,采用跨层次融合的思想来强化特征表达,但该方法运算量大且检测速度低,难以达到实时检测效果。LIU 等^[17]在 YOLOv5 主干网络和颈部网络分别引入 Transformer 自注意力机制和坐标注意力机制,以增强网络对水下目标特征提取能力。史先鹏等^[18]用 ShuffleNet 和卷积块构建主干网络,对 YOLOv4 模型进行改进,使其检测精度获得提升,但模型参数量和计算量较大,部署时对内存受限的水下设备不够友好。王蓉蓉等^[19]使用 HRNet 作为 CenterNet 模型的主干网络,构建特征融合模块来提高网络性能,但该模型对真实水下

图像的检测效果存在偏差。黄明发^[20]对 YOLOv5 模型进行改进,将检测层改成四尺度检测结构,改善了小目标漏检问题,但该模型实时性较低。大多研究者在模型轻量化和提高检测精度上展开研究,但忽视了水下目标检测的实时性^[21-23]。

轻量化会使模型精度降低,但只考虑精度又会使参数量增大,为了权衡两者的关系,同时考虑实时性,笔者提出一种改进 YOLOv5s 的海产品实时检测方法,主要包括:①针对水下图像对比度低、目标特征模糊而导致训练的模型难以准确检测到目标的问题,引入对比度受限自适应直方图均衡化(CLAHE)算法对图像预处理;②构建 C3_Faster 模块替换 YOLOv5s 中的 C3 模块,以减少模型的参数量和计算量;③在 YOLOv5s 的主干网络中嵌入 ACmix 注意力模块,增强网络对小目标的特征提取能力,从而提高算法的检测精度;④引入 WIoU v3 作为 YOLOv5s 的回归损失函数,充分考虑低质量目标示例对损失的影响,通过降低损失来提高模型的泛化性。

1 改进YOLOv5s算法

YOLOv5s 在传统光学图像检测中有较好的表现,但该算法在对水下光学图像进行检测时会产生漏检、误检等问题,因此,本研究基于水下光学图像特点,对 YOLOv5s 进行改进,改进 YOLOv5s 网络结构如图 1 所示。输入端采用 CLAHE 算法;主干网络使用 C3_Faster、CBS、SPPF 及 Acmix 模块构建;颈部网络采用特征金字塔网络(FPN)和路径聚合网络(PAN);输出端对颈部网络的 3 个输出分别进行 1×1 卷积操作,再进行非极大值抑制(NMS)算法处理,最终输出检测类别名称、边界框和置信度。

1.1 CLAHE算法预处理

常用的提高水下图像对比度的算法有自适应直方图均衡化(AHE)、CLAHE 和 γ 变换。AHE 算法通过计算图像的局部直方图,重新分布亮度来改变图像对比度,但其有过度放大图像噪声的问题。CLAHE 算法是在 AHE 算法基础上改进而来的,通过加入阈值来抑制图像噪声。 γ 变换通过调整灰度级间的映射关系来改变图像的对比度。这 3 种算法对水下图像的处理效果如图 2 所示。

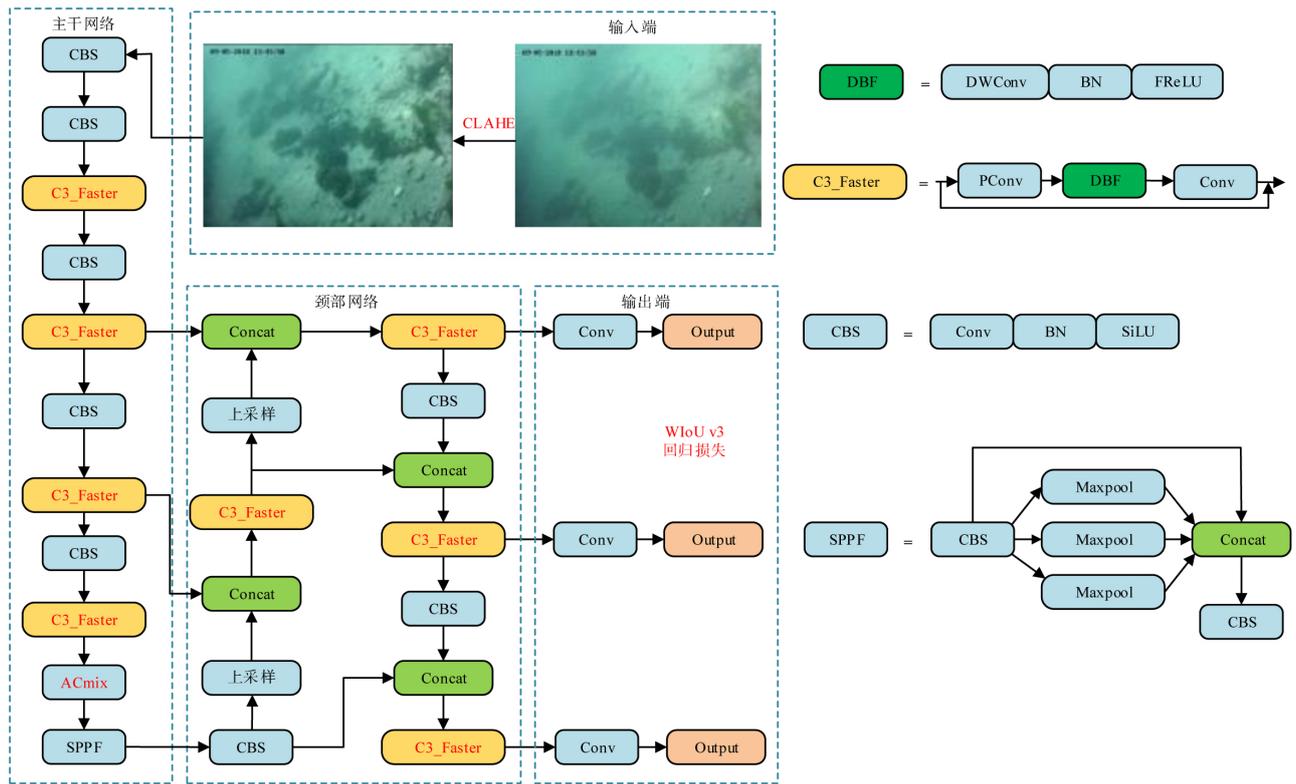
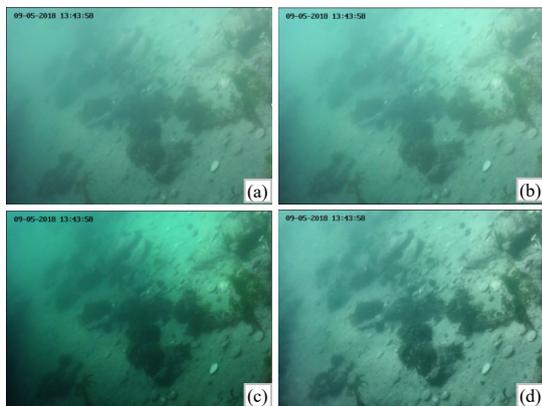


图1 改进YOLOv5s网络结构

Fig.1 Improved YOLOv5s network structure



(a) 原图; (b)、(c)、(d) 分别为 AHE 算法、 γ 变换、CLAHE 算法处理后的图像。

图2 各算法处理后图像

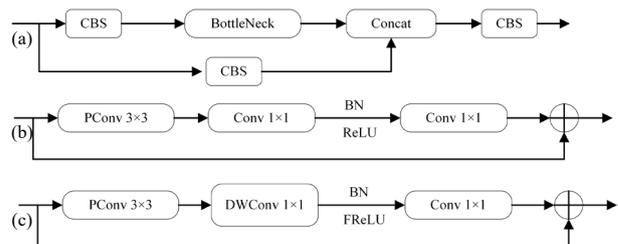
Fig.2 Images after processing by algorithms

图 2(a)是原始图像，容易看出图像存在对比度低、色偏和目标模糊等问题；图 2(b)是 AHE 算法处理后的图像，对比度虽然有所改善，但图像噪声被过度增强，图像部分细节没有得到增强反而变得模糊不清；图 2(c)是 γ 变换处理后的图像，易看出水下图像整体色偏加深，目标颜色突出，但部分细节不清晰；图 2(d)是 CLAHE 算法处理后的图像，该算法增强了图像的整体对比度，也增强了局部对比度，目标特征信息较突出。

1.2 构建C3_Faster模块

C3 模块使用了大量 CBS 卷积模块，参数量较大，由于水下目标大多属于小目标范畴，MobileNet、GhostNet、ShuffleNet 等轻量化主干网络特征提取不充分，导致检测精度下降；因此，需构建既要保证目标特征的充分提取，又要做到轻量化的模型。

CHEN 等^[24]提出的 FasterNet 模型具有较少的参数，且推理速度非常快。本研究中，在 FasterNet 模块的基础上，将 ReLU 激活函数替换成更适合视觉任务的 FReLU 激活函数，将中间层的 1×1 卷积替换成深度卷积(DWConv)，以进一步降低参数量，构建 C3_Faster 模块，其结构如图 3 所示。



(a) C3 模块; (b) Faster 模块; (c) C3_Faster 模块。

图3 C3_Faster模块的结构

Fig.3 Structure of the C3_Faster module

1.3 嵌入ACmix注意力模块

海产品的识别对细节特征提取要求较高,由于水下目标偏小且背景复杂,给网络特征提取带来极大挑战。合理使用注意力机制可以帮助网络加强对有用信息的特征提取,抑制无用信息。PAN等^[25]提出的ACmix模块充分融合了卷积模块和自注意力模块的优点。

YOLOv5s中特征提取的关键是主干网络,主干网络中隐含着容易被忽视的小目标特征信息,然而在网络更深的颈部网络,由于经过层层卷积操作,导致小目标特征信息被淹没;因此,将ACmix注意力模块嵌入到主干网络的C3_Faster模块与SPPF模块之间,既保证了正常尺度目标的特征提取,又对小目标特征信息进行注意力重构,突出重要信息。

1.4 损失函数改进

YOLOv5s默认使用CIoU损失函数,CIoU充分考虑了预测框与目标框的重叠面积、中心点距离以及纵横比对模型训练的影响,但由于水下环境复杂,数据集中包含较多低质量目标,如距离不等、大小不一、目标重叠等都会加剧对低质量目标的惩罚,从而导致模型泛化性下降。

WIoU v3^[26]使用非单调聚焦系数调整预测框,降低了低质量目标框对损失的影响,故本研究中采用WIoU v3损失函数替换CIoU损失函数。

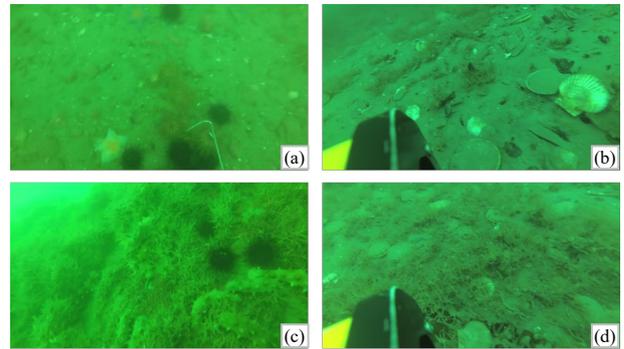
2 试验与分析

2.1 试验准备

2.1.1 试验数据集

试验数据集为2020年全国水下机器人大赛数据集,包含4个类别:海参(holothurian)、海胆(echinus)、海星(starfish)、扇贝(scallop)。该数据集的部分水下图像如图4所示,可以看出图像存在目标模糊(图4(a))、杂质较多(图4(b))、目标细节信息不突出(图4(c))、目标遮挡(图4(d))等问

题,且这4张图像均呈现偏绿色,存在色彩失真的问题。数据集划分为训练集(4379张图像)、验证集(1164张图像)、测试集(800张图像)。



(a)、(b)、(c)、(d) 分别为存在目标模糊、杂质较多、目标细节信息不突出、目标遮挡问题的图像,且均存在色彩失真。

图4 试验数据集中图像示例

Fig.4 Examples of images from the dataset

2.1.2 试验环境与参数设置

试验基于Windows10、Python3.7、Pytorch1.7.1和Cuda11.0搭建深度学习框架,显卡配置为NVIDIA GeForce RTX 2080 SUPER, CPU为Core I7-10700。

模型参数设置:输入图像的尺寸为640×640像素,进行的轮数为200,初始学习率为0.01,采用随机梯度下降(SGD)优化器,批处理大小为16,动量为0.937,权重衰减为0.0005。训练时采用马赛克数据增强策略和余弦退火衰减学习率策略。

2.1.3 评价指标

为验证算法的有效性,主要选取平均精度(AP)、平均精度均值(mAP)、每秒传输帧数(FPS)等指标进行评价。

2.2 改进前后YOLOv5s算法对各类别海产品的检测精度对比

改进前后YOLOv5s算法对各类别目标的检测精度结果如表1所示。改进YOLOv5s算法对海星的检测精度降低了0.4个百分点,但对扇贝、海参、海胆的检测精度分别提高了0.9个百分点、4.3

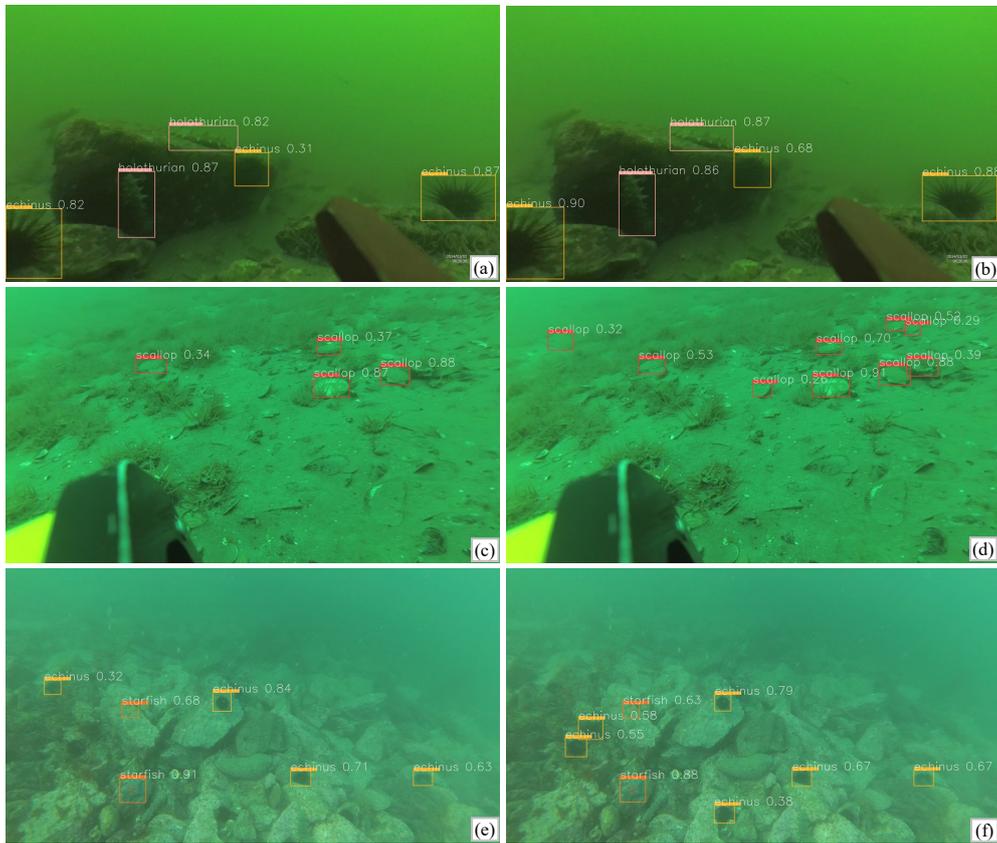
表1 改进前后YOLOv5s算法对各类别海产品的检测精度

模型	AP				mAP
	扇贝	海参	海星	海胆	
YOLOv5s	83.1	71.2	86.1	90.8	82.8
改进 YOLOv5s	84.0	75.5	85.7	91.2	84.1

个百分点、0.4 个百分点，mAP 提升了 1.3 个百分点。这表明改进 YOLOv5s 算法提升了特征提取和多尺度检测的精度，其中对海参的检测精度提升最大。

改进前后 YOLOv5s 算法对各类别海产品的检测结果如图 5 所示。从图 5(a)和图 5(b)的对比可以

看出，改进 YOLOv5s 算法明显提升了检测目标的置信度；从图 5(c)和图 5(d)的对比可以看出，改进 YOLOv5s 算法能检测到受水草遮挡的目标；从图 5(e)和图 5(f)的对比可看出，改进 YOLOv5s 算法能检测到更多的目标，大大降低了漏检率。以上结果说明改进 YOLOv5s 算法在海产品检测时更具优势。



(a)、(c)、(e) YOLOv5s 算法；(b)、(d)、(f) 改进 YOLOv5s 算法。

图5 改进前后YOLOv5s算法对各类别海产品的检测结果

Fig.5 Detection results of YOLOv5s algorithm on various categories of seafood before and after improvement

2.3 CLAHE算法的有效性验证

为验证 CLAHE 算法的有效性，将 CLAHE 与 IAASharpen、IAAEmboss 和 Random Brightness Contrast 等算法进行对比，结果(表 2)表明，与 YOLOv5s 相比，采用图像增强算法的各模型 mAP

表2 不同图像增强算法模型的检测精度

Table 2 Detection accuracies of different image enhancement algorithm models

模型	mAP/%
YOLOv5s	82.8
YOLOv5s+IAASharpen	83.4
YOLOv5s+IAAEmboss	83.4
YOLOv5s+Random Brightness Contrast	83.0
YOLOv5s+CLAHE	83.6

均有提高，可见几种增强算法对水下图像增强有积极作用，采用CLAHE算法的mAP提升幅度最大，说明CLAHE算法更适合对水下图像增强处理。

2.4 ACmix的有效性验证

为验证 ACmix 注意力模块的有效性，分别与通道注意力模块(SE)、混合注意力模块(CBAM)、自注意力模块(Transformer)进行对比，结果(表 3)表明，在主干网络同一位置嵌入注意力模块后，各模型 mAP 均有提升，可见注意力模块在网络特征提取时会使提取到的特征更加丰富，利于目标的准确识别；使用 ACmix 注意力模块后的模型 mAP 提升幅度最大，说明由卷积模块和自注意力模块并行组合的 ACmix 注意力模块更有利于对水

下小目标的特征提取。

表3 不同注意力模块模型的检测精度

Table 3 Detection accuracies of different attention module models

模型	mAP/%
YOLOv5s	82.8
YOLOv5s+SE	83.6
YOLOv5s+CBAM	83.2
YOLOv5s+Transformer	84.0
YOLOv5s+ACmix	84.4

2.5 消融试验

对 YOLOv5s 的改进主要包括：采用 CLAHE 算法预处理、构建 C3_Faster 模块、嵌入 ACmix 注意力模块和引入 WIoU v3 损失函数。为验证各部分的作用，通过消融试验进行对比分析，结果(表 4)表明：未改进(Exp1)时，YOLOv5s 算法的参数量为 7.03×10^6 个，计算量为 1.60×10^{10} FLOPs，mAP 为 82.8%，FPS 为 50；与 YOLOv5s 算法相比，使用 CLAHE 算法对图像预处理(Exp2)，改进算法的 mAP 提高了 0.8 个百分点，可见该算法能有效改善水下图像的对比度，进而降低漏检率来提高检测精度；使用 C3_Faster 模块替换 C3 模块(Exp3)，改进算法的参数量减少了 1.65×10^6 个，计算量降低了 3.60×10^9 FLOPs，但 mAP 降低了 0.2 个百分点，可见牺牲少量精度明显降低了模型的参数量和计算量，同时 FPS 提高了 12；将 ACmix

注意力模块嵌入主干网络(Exp4)，改进算法的参数量和计算量分别增加了 8.30×10^5 个和 1.80×10^9 FLOPs，但 mAP 提高了 1.6 个百分点，可见该注意力模块能有效增强主干网络的特征提取能力，通过提取更多的特征来提高模型的检测精度；引入 WIoU v3 损失函数(Exp5)，改进算法的 mAP 提高了 1.0 个百分点，可见该损失函数能有效缓解低质量目标示例对损失的影响，从而提升检测精度；同时使用 C3_Faster 模块和 ACmix 注意力模块(Exp6)，解决了模型轻量化后检测精度降低的问题，改进算法的参数量减少了 8.20×10^5 个，计算量降低了 2.40×10^9 FLOPs，mAP 提高了 0.8 个百分点；在同时使用 C3_Faster 模块和 ACmix 注意力模块的基础上使用 CLAHE 算法预处理(Exp7)，改进算法的 mAP 较 Exp6 的再提升了 0.2 个百分点，再次证实 CLAHE 算法能够改善水下图像；在同时使用 C3_Faster 模块和 ACmix 注意力模块的基础上引入 WIoU v3 损失函数(Exp8)，改进算法的 mAP 较 Exp6 的再提升了 0.4 个百分点，证明该损失函数能有效降低边界框的回归损失；4 种改进均使用的改进算法(Exp9)的参数量和计算量较 Exp1 的分别降低了 8.20×10^5 个和 2.40×10^9 FLOPs，mAP 提高了 1.3 个百分点，FPS 提高了 10，这证实了改进 YOLOv5s 算法的每个改进点的有效性，算法性能在各方面均具有一定优势。

表4 消融试验结果

Table 4 Ablation test results

序号	CLAHE	C3_Faster	ACmix	WIoU v3	参数量/($\times 10^6$ 个)	计算量/($\times 10^{10}$ FLOPs)	mAP/%	FPS
Exp1					7.03	1.60	82.8	50
Exp2	√				7.03	1.60	83.6	50
Exp3		√			5.38	1.24	82.6	62
Exp4			√		7.86	1.78	84.4	47
Exp5				√	7.03	1.60	83.8	52
Exp6		√	√		6.21	1.36	83.6	59
Exp7	√	√	√		6.21	1.36	83.8	59
Exp8		√	√	√	6.21	1.36	84.0	60
Exp9	√	√	√	√	6.21	1.36	84.1	60

“√”示使用了该部分改进。

2.6 对比试验

为验证改进 YOLOv5s 算法的优越性，将其与 Faster R-CNN、YOLOv4、SSD、CenterNet、YOLOv6、YOLOX、YOLOv7、YOLOv5s 等目前主

流目标检测算法进行对比试验，结果如表 5 所示。

观察表 5 可知，从检测精度上看，改进 YOLOv5s 算法的 mAP 为 84.1%，分别高出 Faster R-CNN、YOLOv4、SSD、CenterNet、YOLOv6、

YOLOX、YOLOv5s 算法的 mAP 10.4 个百分点、16.3 个百分点、26.0 个百分点、12.1 个百分点、2.4 个百分点、1.7 个百分点、1.3 个百分点，与 YOLOv7 相比仅低 0.4 个百分点，表明改进 YOLOv5s 算法具有较低的误检率和漏检率，从而实现了较高的检测精度。YOLOv7 算法检测精度

高的原因可能是其使用模型重参数方法和标签分配策略，且主干网络是由 ELAN 模块构建的高效网络。但 YOLOv7 的 FPS 远低于改进 YOLOv5s 算法的，因此，进行海产品实时检测时，改进 YOLOv5s 算法更具优势。

表5 改进YOLOv5s与其他主流检测算法对比试验的结果

模型	主干网络	参数量/($\times 10^6$ 个)	计算量/($\times 10^{10}$ FLOPs)	内存/MB	mAP/%	FPS
Faster R-CNN	Resnet-50	28.40	93.95	108.0	73.7	13
YOLOv4	CSPDarknet	64.40	5.98	244.0	67.8	31
SSD	VGG16	24.20	3.06	92.1	58.1	52
CenterNet	Resnet-50	32.60	7.02	124.0	72.0	58
YOLOv6	EfficientRep	18.50	4.53	154.0	81.7	30
YOLOX	CSPDarknet	9.00	2.68	34.3	82.4	48
YOLOv7	E-ELAN	37.20	10.52	71.3	84.5	33
YOLOv5s	CSPDarknet53	7.03	1.60	13.7	82.8	50
改进 YOLOv5s	CSPDarknet53	6.21	1.36	12.2	84.1	60

从检测速度上看，改进 YOLOv5s 算法的 FPS 为 60，高于其他检测算法的，可能是由于 YOLOv5s 本身具有实时性检测优势，在此基础上构建的 C3_Faster 模块进一步提高了模型的检测速度，从而在水下实时检测时更具优势。CenterNet 的 FPS 为 58，与改进 YOLOv5s 算法的 FPS 相当，但其 mAP 仅有 72.0%，可能因为 CenterNet 是无锚框检测模型，该模型首先定义多个关键点，然后根据这些关键点之间的距离来进行分组检测目标，而本研究中的目标严重遮挡且小目标数量多，导致模型出现误分组的情况，进而导致检测精度降低。

从模型复杂度上看，改进 YOLOv5s 算法的参数量、计算量、内存分别仅为 6.21×10^6 个、 1.36×10^{10} FLOPs、12.2 MB，远低于其他主流目标检测算法的，表明改进 YOLOv5s 算法明显减少了模型的参数量和计算量，降低了模型的复杂度和计算成本。

3 结论与讨论

针对算法在复杂的水下环境中检测精度低、模型复杂度高、实时性低等问题，笔者提出一种改进 YOLOv5s 的海产品检测算法。与 YOLOv5s 相比，改进 YOLOv5s 算法的鲁棒性更强，复杂度更低，

检测精度更高，且实时性更高。与主流检测算法相比，改进 YOLOv5s 算法也具有较大的优势。未来研究的重点是如何将模型部署到内存有限的水下设备上，并在实际应用中不断完善。此外，该数据集中水草较多，模型检测时容易受其干扰，易产生误检漏检情况，未来可考虑先将数据集中的水草这一类别进行标注，再进行模型训练，以便不断提高模型的泛化性和鲁棒性。

参考文献:

- [1] CHEN L, LIU Z H, TONG L, et al. Underwater object detection using Invert Multi-Class Adaboost with deep learning[C]//2020 International Joint Conference on Neural Networks(IJCNN). Glasgow, United Kingdom: IEEE, 2020: 1-8.
- [2] 史朋飞, 韩松, 倪建军, 等. 结合数据增强和改进 YOLOv4 的水下目标检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(3): 113-121.
- [3] 杜守庆, 陈明, 王俊豪. 基于多尺度特征提取的水下图像增强模型[J]. 渔业现代化, 2022, 49(4): 70-79.
- [4] 林森, 刘美怡, 陶志勇. 采用注意力机制与改进 YOLOv5 的水下珍品检测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(18): 307-314.
- [5] 李辉, 王晓宇, 刘云, 等. 融合多尺度特征和多重注意力的水下目标检测[J]. 农业工程学报, 2022, 38(20): 129-139.
- [6] 权稳稳. 基于视觉的水下目标识别与定位技术研究[D].

- 济南: 山东大学, 2018.
- [7] 王毅腾. 基于深度学习的水下目标检测算法研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2022.
- [8] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV). Santiago, Chile: IEEE, 2015: 1440–1448.
- [9] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[EB/OL]. (2016–01–06). <https://arxiv.org/abs/1506.01497v3>.
- [10] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[EB/OL]. (2020–04–23). <https://arxiv.org/abs/2004.10934v1>.
- [11] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: an incremental improvement[EB/OL]. (2018–04–08). <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [12] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]//LEIBE B, MATAS J, SEBE N, et al. Computer Vision: ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21–37.
- [13] LIN W H, ZHONG J X, LIU S, et al. ROIMIX: proposal-fusion among multiple images for underwater object detection[C]//ICASSP 2020. Barcelona, Spain: IEEE, 2020: 2588–2592.
- [14] WANG H, XIAO N F. Underwater object detection method based on improved faster RCNN[J]. Applied Sciences, 2023, 13(4): 2746.
- [15] LIU K Y, SUN Q, SUN D M, et al. Underwater target detection based on improved YOLOv7[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(3): 677.
- [16] HU K, LU F Y, LU M X, et al. A marine object detection algorithm based on SSD and feature enhancement[J]. Complexity, 2020, 2020: 5476142.
- [17] LIU K, PENG L, TANG S R. Underwater object detection using TC-YOLO with attention mechanisms[J]. Sensors, 2023, 23(5): 2567.
- [18] 史先鹏, 王宏娟. 基于 YOLOv4 改进的轻量级水下目标检测网络[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2023, 44(1): 154–160.
- [19] 王蓉蓉, 蒋中云. 基于改进 CenterNet 的水下目标检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(2): 239–248.
- [20] 黄明发. 基于卷积神经网络的水下图像增强及目标检测算法研究[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2022.
- [21] 蔡达. 水下弱小目标检测算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2022.
- [22] 黄丽华. 水下图像增强与水下生物目标检测研究[D]. 上海: 上海海洋大学, 2022.
- [23] ZHOU J L, YANG Q, MENG H J, et al. An underwater target recognition method based on improved YOLOv4 in complex marine environment[J]. Systems Science & Control Engineering, 2022, 10(1): 590–602.
- [24] CHEN J R, KAO S H, HE H, et al. Run, don't walk: chasing higher FLOPS for faster neural networks [EB/OL]. (2023–05–21). <https://arxiv.org/abs/2303.03667v3>.
- [25] PAN X R, GE C J, LU R, et al. On the integration of self-attention and convolution[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, USA: IEEE, 2022: 815–825.
- [26] TONG Z J, CHEN Y H, XU Z W, et al. Wise-IoU: bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism[EB/OL]. (2023–04–08). <https://arxiv.org/abs/2301.10051v3>.

责任编辑: 邹慧玲
英文编辑: 柳正