

基于改进 YOLOv8n 的水下目标检测算法^{*}

李培坤 李 锋 葛忠显 张 婷

(江苏科技大学海洋学院 镇江 212000)

摘要: 受水体衰减、散射等因素的影响,水下光学图像存在严重的偏色、模糊等问题,严重降质导致目标分辨率较差,进而不利于开展水下目标检测任务。针对以上问题,为了提高水下目标检测的精度,减少误检和漏检的发生率,提出了一种基于改进 YOLOv8n 的水下目标检测算法:ESA-YOLOv8。首先该算法在 C2f 中引入了 ESP 模块改进 Bottleneck 结构,ESP 模块可以优化网络效率,降低 YOLOv8n 模型的参数量和计算量;其次,增加一个小目标检测层以提高对水下小目标的检测能力;最后,将轻量级上采样算子 CARAFE 与注意力机制 ECA 相继引入颈部网络,提高目标检测精度,实现上采样特征融合的增强。实验结果表明,在水下生物数据集 DUO 上,本文设计的 ESA-YOLOv8 算法在模型参数量降低的情况下,mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 分别高达 84.7% 和 65.5%,较基础模型 YOLOv8n 分别提升了 1.7% 和 1.8%。高精度的检测结果和模型参数量的降低证明了改进 YOLOv8n 的有效性和在水下目标检测的应用潜力。

关键词: 目标检测;YOLOv8n;CARAFE;注意力机制

中图分类号: TP391; TN919.8 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4

Underwater target detection algorithm based on improved YOLOv8n

Li Peikun Li Feng Ge Zhongxian Zhang Ting

(Ocean College, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212000, China)

Abstract: Affected by factors such as water attenuation and scattering, underwater optical images suffer from severe color distortion, blurriness, and other issues, resulting in a significant decline in quality and poor target resolution, which in turn is not conducive to carrying out underwater target detection tasks. To address the above problems, in order to improve the accuracy of underwater target detection and reduce the incidence of misdetection and missed detection, this paper proposes an underwater target detection algorithm based on improved YOLOv8n: ESA-YOLOv8. Firstly, the algorithm introduces the ESP module in C2f to improve the Bottleneck structure, the ESP module optimizes network efficiency and reduces the number of model parameters and computations in YOLOv8n; secondly, a small target detection layer is added to improve the detection capability of underwater small targets; finally, the lightweight up-sampling operator CARAFE and the attention mechanism ECA are successively introduced into the neck network to improve the target detection accuracy and realize the enhancement of up-sampling feature fusion. The experimental results show that on the underwater biological dataset DUO, the ESA-YOLOv8 algorithm designed in this paper achieves a mAP@0.5 of 84.7% and a mAP@0.5:0.95 of 65.5%, with a reduction in model parameters. These results represent an improvement of 1.7% and 1.8%, respectively, compared to the base model YOLOv8n. The high accuracy detection results and the reduction in the number of model parameters demonstrate the effectiveness of the improved YOLOv8n and its potential application in underwater target detection.

Keywords: object detection; YOLOv8n; CARAFE; attention mechanisms

0 引言

随着经济和科学技术的发展,海洋资源越来越受到人们的广泛关注^[1]。作为一项关键技术,水下目标检测在海

洋资源开发、海洋科学和水下探测等领域发挥着重要作用^[2],也是近几年发展的热点。然而,相较于地面场景,复杂的水下环境使得水下图像存在噪声大、能见度低、边缘模糊、对比度低、色差等问题,给水下目标检测任务带来了重

大挑战,大大增加了水下目标的检测难度^[3]。

近年来,深度学习的研究与应用正在快速发展,越来越多的研究人员将深度学习方法应用于水下目标检测。目前,基于深度学习的方法在目标检测中主要分为两类^[4]:一类是双阶段目标检测算法,例如 Fast R-CNN^[5]、Faster R-CNN^[6]、Mask R-CNN^[7]等,其检测精度通常较高;另一类是单阶段目标检测算法,如 SSD^[8]、YOLO^[9]系列等算法,其通常具有较快的检测速度和更少的模型参数量。双阶段检测算法在图像上生成可能包含目标的候选区域,接着对候选区域进行分类,判断是否包含目标及其类别,最后对候选区域位置进行边界框回归,调整目标坐标。单阶段检测算法基于回归的思想,无需创建候选区域,它将待检测的图像输入卷积神经网络提取特征图,接着在特征图的基础上结合一组先验框,通过回归调整这些框的位置和大小,直接预测目标的边界框信息,同时对边界框中包含的目标类别进行分类,优化边界框的位置和尺寸,使其更贴合真实目标^[10]。近几年,在检测精度上,单阶段算法逐渐超越了双阶段算法,而且其检测速度更快。因此,目前在水下目标检测环境中,以单阶段算法为研究和应用成为主流。

为了解决 YOLOv8 中的 C2f 模块参数量多、计算量大问题,袁红春等^[11]设计了 C2fGS 模块,在颈部网络使用 C2fGS 模块代替 C2f 模块,有效地减少了模型计算量并保持其准确性,从而更好地应用于水下生物检测。周昕等^[12]对 YOLOv8 算法进行改进,在主干网络中引入可变形卷积 DCN 并设计了空洞卷积空间金字塔模块 ASPF,有效提高了水下目标检测精度。Qu 等^[13]设计了一个轻量级高效部分卷积(LEPC)模块,提高了效率并显著减少冗余计算;通过将具有不同扩展速率的深度可分离卷积集成到 FasterNet 中,增强了模型捕获小目标详细特征的能力。Zhou 等^[14]基于 YOLOv8 框架提出了 UODN 网络,该网络包含跨阶段多分支模块(CSMB)和大核空间金字塔模块(LKSP),有效解决了图像质量差的问题并增强网络对水下物体检测的能力。苏佳等^[15]为提高对小目标的检测能力,在颈部网络增加一个新的检测层并改用解耦头。

上述研究在水下目标检测方面都取得了不错的效果,但是仍旧存在对水下小目标和模糊目标检测精度较低、实时性较差、模型参数量大等问题,水下目标检测的研究仍有进一步探索的空间。针对上述问题,本研究选择对 YOLOv8n 模型进行改进,提出了 ESA-YOLOv8 网络模型。该模型可以在降低参数量的同时保证检测精度,能够很好的应用于水下目标检测领域。本研究的主要工作为:

1) 采用分组卷积和逐点卷积的思想改进 YOLOv8n 网络中的 C2f 模块,在 C2f 中引入 ESP (efficient multi-scale lightweight convolution and pointwise convolution, ESP) 模块,降低 YOLOv8n 的模型参数量和计算量,提高对水下目标的检测精度。

2) 为降低水下小目标出现误检和漏检的发生率,增加一个小目标检测层以提高对水下小目标的检测能力。

3) 在颈部引入轻量级上采样算子(content-aware reassembly of features, CARAFE)与注意力机制(efficient channel attention, ECA),减少上采样过程中的信息损失,提取丰富的语义特征,有效地提高模型对水下模糊目标和小目标的检测精度。

1 YOLOv8 算法原理

YOLOv8 是一种单阶段的实时目标检测算法,利用端到端检测技术高效准确地识别图像中存在的各种目标。YOLOv8 网络结构主要由 3 部分组成:骨干、颈部、头部。输入经过预处理,其中包括了数据增强,然后进入骨干网络进行特征提取,颈部模块整合提取的特征,然后将其转发到检测头进行结果输出。图 1 展示了 YOLOv8 模型结构。

YOLOv8 的骨干网络由卷积层、C2f 和 SPPF(空间金字塔池化)模块组成,YOLOv8 改进了 YOLOv5 的 C3 模块为 C2f 模块,通过采用跨阶段局部网络以获得更丰富的梯度流。SPPF 模块利用金字塔池化来池化输入特征图,生成特定池化大小的子特征图,这些子特征图组合在一起以创建大型特征图,以不同的比例捕获上下文信息;通过扩展感受野,实现了局部特征与全局特征的融合,可以更好地提取特征。

YOLOv8 中的颈部模块采用路径聚合网络和特征金字塔网络(path aggregation network with feature pyramid network, PAN-FPN)设计,通过 PAN 和 FPN 级联增强语义特征。与 YOLOv5 相比,YOLOv8 用 C2f 模块取代了 PAN-FPN 上采样级的 C3 模块,消除了 CBS 1×1 卷积结构,增强了模型对表现出不同大小和形状目标的检测能力。

在头部网络中,YOLOv8 采用解耦头结构,删除了对对象分支,同时只保留了解耦的分类和回归损失,将分类和回归分离。此外,YOLOv8 从基于锚点过渡到无锚点,无需预定义锚点框,使边界框丢失的回归更具挑战性。尽管 YOLOv8 在许多方面进行了改进,但仍存在一些局限性。例如,它检测小目标的能力有待提高,对复杂背景的适应性也需要进一步优化。

2 改进的 YOLOv8 模型

为了提高水下目标检测的精度,并减少误检和漏检的发生率,本文提出了 ESA-YOLOv8 算法,该算法在 C2f 中引入 ESP 模块替换 Bottleneck 中原有的一个卷积,其次增加一个小目标检测层以提高对水下小目标的检测能力,最后在颈部引入轻量级上采样算子 CARAFE 与注意力机制 ECA,提高检测精度,实现上采样特征融合的增强。ESA-YOLOv8 模型的整体结构如图 2 所示,图中 C2f-ESP 表示在 C2f 中引入 ESP 模块。

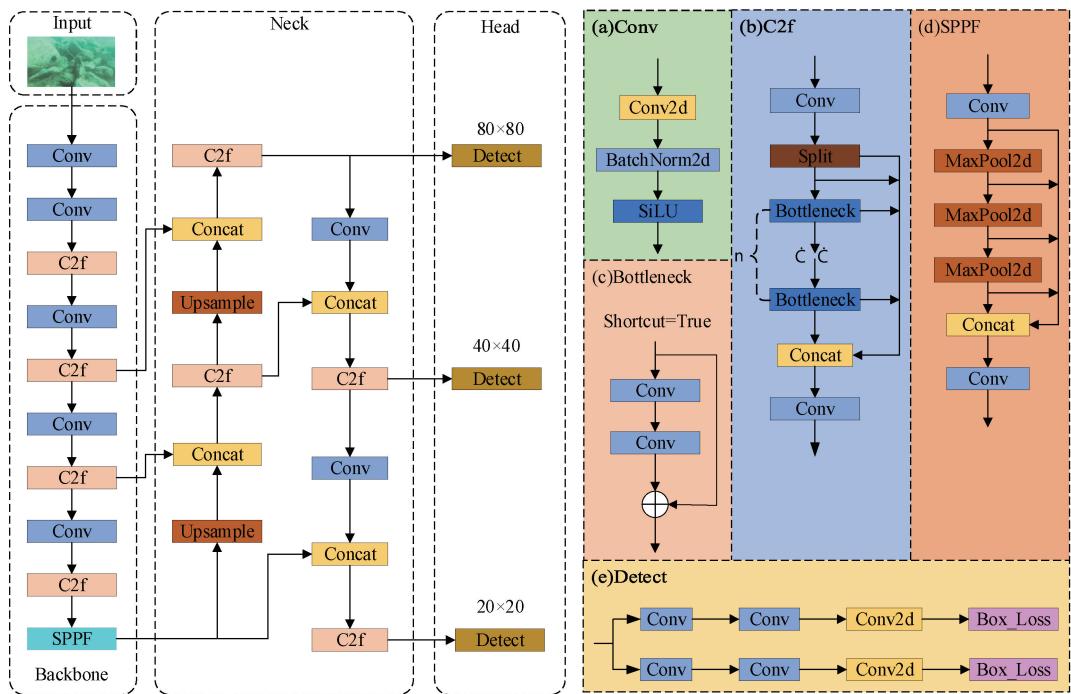


图 1 YOLOv8 模型

Fig. 1 YOLOv8 model

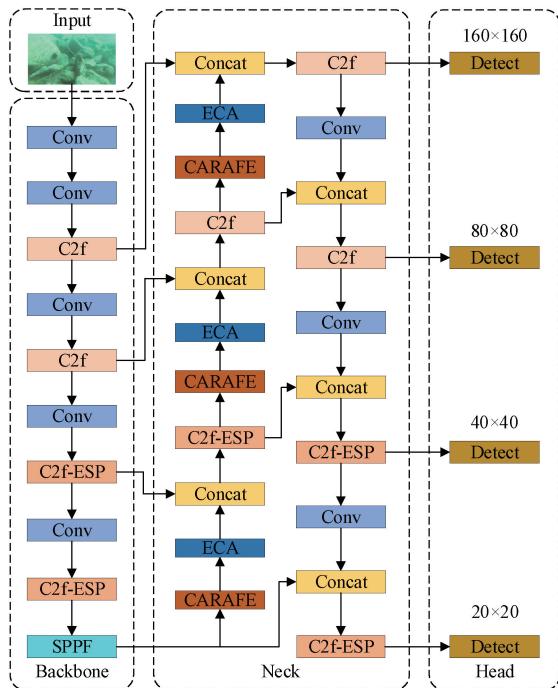


图 2 ESA-YOLOv8 网络结构

Fig. 2 ESA-YOLOv8 network structure

2.1 ESP 模块

在 C2f 中引入 ESP 模块替代 Bottleneck 结构中的第 2 个卷积, 可以降低 YOLOv8n 的模型参数量和计算量。ESP 模块由 EP 模块^[16]改进而来, EP 模块采用 Ghost Net

网络的概念, 其中一半的通道在非工作状态下运行, 这种操作可以减少模块中的参数冗余和计算。本研究提出的 ESP 模块包括两部分: 高效多尺度轻量化卷积 (efficient multi-scale lightweight convolution, EMSLC) 和逐点卷积。EMSLC 模块可以提取图像中不同尺度的特征, 扩大神经网络的感受野; 通过多尺度卷积的方式进行不同感受野下的特征提取, 这使得网络可以从输入图像中获取更多特征信息, 同时 EMSLC 采用分组操作可以降低网络的计算成本。逐点卷积在空间维度方面不会产生影响, 可以实现张量的 w 和 h 值不变, 通过使用逐点卷积可以改变输入张量中的通道数, 以较小的计算成本对通道信息进行重新分配, 从而实现了在保持模型性能的同时, 减少了资源消耗的目的。

图 3 描述了 ESP 模块原理: 首先, 对输入通道执行分组操作, 将通道分成 4 组, 通过分组操作可以减少模块中的参数量和计算量, 从而提高网络效率。左侧第 1 组通道连接到 1×1 Ghost 卷积, 采用 Ghost 卷积可减少计算量并提高网络的计算效率; 第 2 组通道连接到 3×3 普通卷积, 第 3 组通道连接到 5×5 普通卷积, 第 4 组通道连接到 7×7 普通卷积, 这是由于 Ghost 卷积虽然可减少计算量, 但是采用过多的 Ghost 卷积会使得模型特征提取能力下降, 因此其他 3 组通道采用普通卷积的方式。每组通道通过采用不同大小的卷积核可以获取不同尺度的特征, 从而有效减少特征图之间的冗余性和相似性。由于每组通道提取的特征有所不同, 因此通道信息的交换需要利用一个 1×1 的卷积核进行逐点卷积, 这样可以使得不同通道中的特征相关信息之间进行交互, 实现跨通道的特征融合, 增强特

征表达能力,并使得 4 个 $1/4$ 通道合并为一个通道,以获取最终的输出特征图。因此,通过采用 ESP 模块可以有效降低网络的参数和计算量并提高模型的检测结果。在 C2f 结构中引入 ESP 模块前后对比如图 4(a) 和图 4(b) 所示。

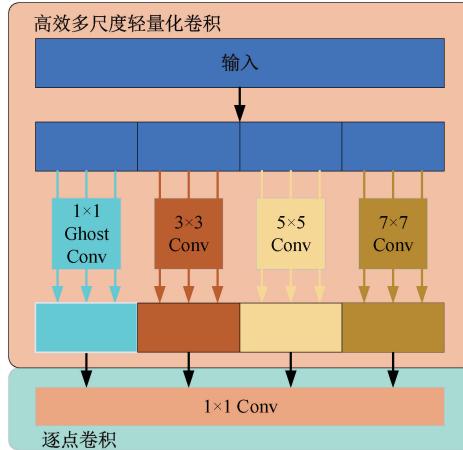


图 3 ESP 模块

Fig. 3 ESP module

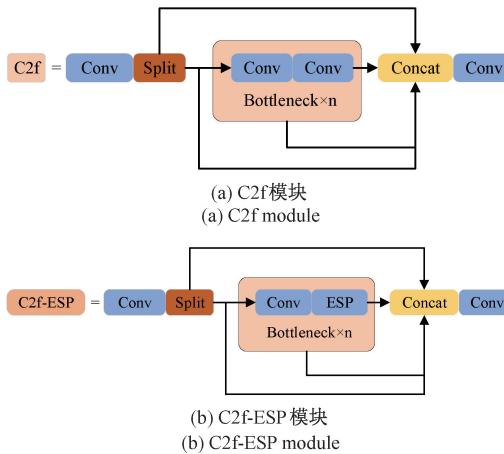


图 4 引入 ESP 模块前后对比图

Fig. 4 Comparison diagram before and after the ESP module is introduced

2.2 小目标检测层

由于水下环境相对于陆地环境更加复杂,容易导致水下目标出现模糊和遮挡等问题,难以对水下小目标进行检测。为了解决这一问题,给原始网络引入一个小目标检测层,其检测头输出的特征图尺寸为 160×160 。YOLOv8n 模型包含 3 个检测头,由于浅层网络有着更高的分辨率,对水下目标位置信息的精准提取十分重要,随着模型网络深度不断加深,水下目标特征也会逐渐丢失,浅层特征图中包含的小目标信息没有被充分利用,导致 YOLOv8n 模型在检测水下小目标时表现不佳。引入的目标检测头与其他 3 个目标检测头结构相同,包含一个检测头和一个分类头。YOLOv8n 模型会将 640×640 尺寸的输入图像生

成为 80×80 、 40×40 和 20×20 尺寸大小的输出特征图,增加的小目标检测头输出的特征图尺寸为 160×160 。增加一个小目标检测层后,能够保留水下小目标的特征信息,防止出现误检现象,有效提高模型的识别率。

2.3 上采样算子 CARAFE

由于水下目标检测所处的环境复杂多变,为了提高模型对水下物体关键特征的提取能力,在 YOLOv8n 颈部网络中引入轻量级上采样算子 CARAFE^[17] 替换 YOLOv8 使用的最近邻上采样操作。CARAFE 相较于 YOLOv8 使用的最近邻上采样操作,其能够有效的搜集更广泛的上下文信息,最大化的保留输入图像的局部区域信息,同时保持轻量级设计^[18],增强对水下小目标的感知,从而提高模型对水下目标特征的识别精度。

CARAFE 由内核预测模块和特征重组模块组成,CARAFE 网络结构如图 5 所示。在内核预测模块,首先将输入的 $H \times W \times C$ 特征图的通道数进行压缩,将通道数压缩到 C_m ,得到 $C_m \times H \times W$ 的特征图,在通道压缩过程中,可以减少参数量和计算成本。其次用一个 $k_{up} \times k_{up}$ 的卷积核进行内容编码生成重组核,得到 $\sigma^2 \times k_{up}^2$ 的特征图,其中 σ 表示上采样的倍数。然后,将通道在空间维度上展开,进行重新排列。最后通过归一化操作使其权重之和为 1。在内容感知模块,对于输出特征图的每个目标位置,将其映射回输入特征图,以目标中心取一个大小为 $k_{up} \times k_{up}$ 的区域,与该点位置预测得到的上采样核做点积^[19],最终生成大小为 $\sigma H \times \sigma W \times C$ 的输出特征图。

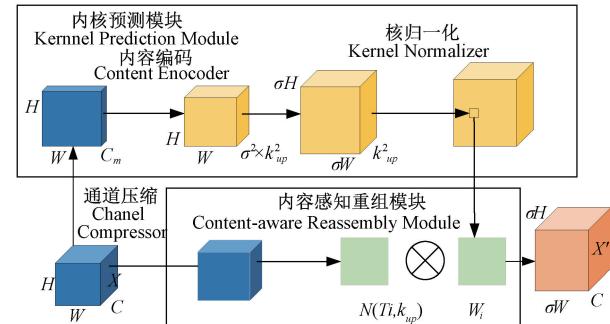


图 5 CARAFE 结构图

Fig. 5 CARAFE structure diagram

2.4 ECA 模块

针对水下小目标生物的特点,为进一步提高水下小目标的检测能力,本研究在每个 CARAFE 操作之后引入注意力机制 ECA^[20]。ECA 是在 SE^[21] 注意力机制的基础上进行改进,SE 模块建立了不同卷积特征通道之间的关联性,使得网络的资源分配更加合理,但是 SE 模块只关注通道维度,通过降维实现降低模型的复杂度。与 SE 相比,ECA 去除了全连接层并用一维卷积代替,使得模型参数变小;其次 ECA 采用不降维的跨通道交互机制,避免了降维操作带来的缺点,有利于学习网络特征^[22];ECA 通过跨通

道交互实现了仅通过增加少量参数便可达到提高目标检测性能的目的。ECA 结构如图 6 所示。在 ECA 模块中, 输入特征图首先通过全局平均池化, 将大小由 $C \times W \times H$ 变为 $1 \times 1 \times C$; 然后执行卷积核大小为 k 的一维卷积操作, 建立局部通道之间的跨通道交互。随后, 通过 Sigmoid 函数得到一维向量; 最后, 将通过 Sigmoid 函数得到的一维向量与平均池化前的输入特征图相乘, 得到最终的特征图。

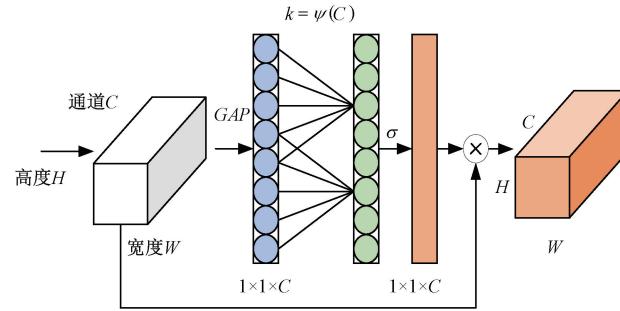


图 6 ECA 结构图

Fig. 6 ECA structure diagram

在 ECA 的结构中 k 与通道数 C 存在映射关系, 具体如式(1)所示。

$$k = \psi(C) = \left\lfloor \frac{\log_2 C + \beta}{\gamma} \right\rfloor_{odd} \quad (1)$$

式中: k 表示卷积核的大小, C 表示通道数, odd 表示为奇数, $\lfloor t \rfloor_{odd}$ 则表示距离 t 最近的奇数。 γ 和 β 分别设置为 2 和 1, 以调整 C 和卷积核之间的比例。

3 实验结果与分析

3.1 数据集

本研究为充分验证改进 YOLOv8n 模型的性能, 采用水下生物数据集 DUO^[23] 进行模型训练及验证。DUO 是 2021 年创建的水下开源数据集, 为近年来 URPC 数据集系列的整合, 删除了近年来 UPRC 数据集中重复或者过于相似的图片。该数据集共包含 7 782 张照片, 其中训练集图片包括 6 671 张, 测试集图片包括 1 111 张。DUO 包含丰富的水下物种信息, 共有 4 类生物: 海胆、海参、扇贝和海星, 数量分别为 50 156、7 887、1 924、14 548, 其中海胆数量最多, 约占总数的 67.3%, 扇贝数量最少, 约占总数的 2.6%, 反映出了水下目标生物的分布不均。DUO 数据集部分图像如图 7 所示。

3.2 实验环境与参数配置

本研究选择在 AutoDL 平台进行实验, 采用操作系统为 Ubuntu 20.04, 采用 CPU 为 18 vCPU AMD EPYC 9754, GPU 为 NVIDIA RTX 3090(24 G), 内存为 60 GB 的服务器, 环境配置为 Cuda11.8 + Pytorch2.0.0 + Python 3.8。训练轮数为 200, 图片尺寸为 640×640 , batchsize 设为 16, 优化器采用 SGD, 初始学习率为 0.01, 权重衰减系数为 0.0005, 动量为 0.937, 训练过程中未使用预训练权重。

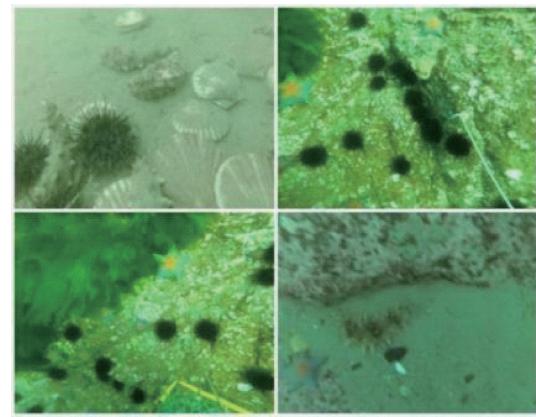


图 7 DUO 数据集部分图像

Fig. 7 Selected images from the DUO dataset

3.3 评价指标

在目标检测任务中, 通常使用精度(P)、召回率(R)、平均精度均值(mean average precision, mAP)评价模型的检测效果, Params 评价模型的参数大小。mAP 是一种广泛用于目标检测的评价指标, 其考虑了各种对象类别之间的差异, 涉及到精度和召回率曲线下的面积。mAP 值越大, 表示模型检测精度越高。相关计算公式为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

式中: TP 表示正确检测出水下目标的样本数量; FP 表示错误检测水下目标的样本数量, P 表示正确检测到的水下目标占检测到的目标总数的比例。

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

式中: FN 表示水下目标漏检的数量, 召回率 R 表示检测到的水下目标占水下目标总数的比例。

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (4)$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i \quad (5)$$

式中: AP 表示每个类别进行目标检测时得出的平均精度, AP 的计算基于 PR 曲线, 即纵轴是 P, 横轴为 R, PR 曲线下方的面积就是 AP。mAP 是对所有类的平均精度取平均值, 是精度和召回率的综合指标, 其中 mAP@0.5 是当 IoU 阈值取值为 0.5 时得出的 mAP 值, 其定义如式(5)所示, 其中 n 表示包含类别特征图片的总数。

3.4 对比实验

以 mAP@0.5、mAP@0.5 : 0.95 和参数量作为评价指标, 通过对不同版本的 YOLO 模型在 DUO 数据集上的表现来验证本文提出的改进模型优越性, 实验结果如表 1 所示。

由表 1 可知, 在水下生物数据集 DUO 上, 本文提出的改进模型 ESA-YOLOv8 的 mAP@0.5 和 mAP@0.5 : 0.95 分别达到了 84.7% 和 65.5%, 较基础模型 YOLOv8n

表 1 改进算法与其他算法对比

Table 1 The improved algorithm is compared with other algorithms

网络模型	mAP@ 0.5/%	mAP@ 0.5:0.95/%	Params/ M
YOLOv3-tiny	74.8	48.7	8.67
YOLOv5n	81.9	59.1	1.77
YOLOv5s	84.6	63.9	7.03
YOLOv6n	81.2	60.1	4.3
YOLOv7-tiny	84.7	61.6	6.02
YOLOv8n	83.0	63.7	3.01
ESA-YOLOv8	84.7	65.5	2.93

提升了 1.7% 和 1.8%。与 ESA-YOLOv8 网络模型相比, 虽然 YOLOv5s 和 YOLOv7-tiny 的 mAP@0.5 分别与其接近和相同, 但是其 mAP@0.5:0.95 却远低于 ESA-YOLOv8, 并且 YOLOv5s 和 YOLOv7-tiny 的参数量明显高于 ESA-YOLOv8。与其他模型 YOLOv3-tiny、YOLOv5n、YOLOv6n 相比, ESA-YOLOv8 模型也具有明显的优势, ESA-YOLOv8 模型的 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 均高于这 3 种模型。ESA-YOLOv8 模型以较低的参数量达到了高精度的检测结果, 有效地证明了 ESA-YOLOv8 模型的有效性和应用潜力。

3.5 消融实验

为了验证改进算法对水下目标检测的优化效果, 以 YOLOv8n 为基准模型进行消融实验, 实验结果如表 2 所示。

表 2 消融实验结果

Table 2 Results of ablation experiments

模型	ESP	P2	CARAFE	ECA	P/%	R/%	mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%	Params/M
1					82.8	76.2	83.0	63.7	3.01
2	√				83.8	76.1	83.3	64.0	2.87
3	√	√			83.9	74.5	83.9	65.0	2.79
4	√	√	√		83.3	76.4	84.4	65.4	2.93
5	√	√	√	√	85.6	74.6	84.7	65.5	2.93

表 2 中 P2 表示添加小目标检测层, 模型 1 表示基础模型 YOLOv8n; 模型 2 表示在 YOLOv8n 基础上, 在骨干网络和颈部中的 C2f 引入 ESP 模块; 模型 3 表示在模型 2 基础上加入小目标检测层; 模型 4 表示在模型 3 的基础上引入轻量级上采样算子 CARAFE; 模型 5 表示在模型 4 的基础上引入注意力机制 ECA。本研究选择在骨干网络的第 3 个和第 4 个 C2f、颈部网络的第 1 个和最后 2 个 C2f 中引入 ESP 模块。首先在 C2f 在引入 ESP 模块后, 检测精度提升了 1%, mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 均提升了 0.3%, 并且其参数量下降了 4.6%, 充分表明了 ESP 模块可以降低模型参数量并提升检测结果。其次在引入 ESP 模块的基础上增加一个小目标检测层后, 其召回率虽有所下降但其 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 较基础模型 YOLOv8n 提升了 0.9% 和 1.3%, 并且其参数量下降了 7.3%。增加上采样算子 CARAFE 后虽然参数量有所上升, 但是其 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 较基础模型提升了 1.4% 和 1.7%。模型 5 表示引入所有提出的改进模块, 即最终的 ESA-YOLOv8 算法。该算法在模型参数量下降的情况下, 其精度较基础模型提升了 2.8%, mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 则分别提升了 1.7% 和 1.8%, 高精度的检测结果和较低的模型参数量证明了本文提出的 ESA-YOLOv8 模型对水下目标检测任务是有效的。图 8(a) 和图 8(b) 分别是 YOLOv8 模型和改进后的 ESA-

YOLOv8 模型在测试集上的检测效果图, 可以看出相较于 YOLOv8n 模型, 改进后的 ESA-YOLOv8 模型检测效果更好, 准确率更高。

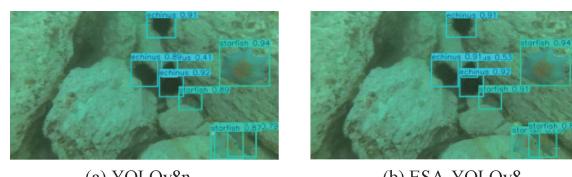


图 8 检测结果对比

Fig. 8 Comparison of test results

4 结 论

本研究基于 YOLOv8n 提出了面向复杂环境下的水下目标检测算法模型: ESA-YOLOv8。该模型在 C2f 中引入了 ESP 模块, 减少了模型参数量和计算量, 使模型参数量和计算量比原来的 YOLOv8n 模型要小, 提高了模型的检测效率。同时增加了一个目标检测层, 提高了模型精度, 降低了水下小目标出现误检的发生率。此外, 将轻量级上采样算子 CARAFE 与注意力机制 ECA 相继引入颈部网络, 进一步提高了模型的检测准确率。实验结果表明, 本文提出的 ESA-YOLOv8 改进模型在水下目标检测效果方面明显优于 YOLOv8n 网络模型, 其对水下生物目标检测

的识别平均精度更高,在模型参数量下降的情况下,其 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 分别达到了 84.7% 和 65.5%,相较于基础模型 YOLOv8n 的精度提升了 2.8%, mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 分别提升了 1.7% 和 1.8%。综上所述,本文方法在水下目标检测研究中有广泛应用潜力,下一步将针对水下数据集中生物分布不均和图像模糊这些方面进行改进。

参考文献

- [1] 梁秀满,李然,于海峰,等.改进 YOLOv7 的水下目标检测算法[J].计算机工程与应用,2024,60(6):89-99.
LIANG X M, LI R, YU H F, et al. Improved underwater object detection algorithm of YOLOv7[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(6): 89-99.
- [2] 陶洋,朱腾,钟邦乾,等. RepViTS-YOLOX:水下模糊及遮挡目标检测方法[J].计算机工程与应用,2024,60(13):200-208.
TAO Y, ZHU T, ZHONG B Q, et al. RepViTS-YOLOX: Underwater blurred and occluded target detection method [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(13): 200-208.
- [3] 徐书波,张明海,宋伟,等. A systematic review and analysis of deep learning-based underwater object detection [J]. Neurocomputing, 2023, 527: 204-232.
- [4] 郭庆梅,刘宁波,王中训,等. 基于深度学习的目标检测算法综述[J]. 探测与控制学报, 2023, 45(6): 10-20,26.
GUO Q M, LIU N B, WANG ZH X, et al. Review of deep learning based object detection algorithms [J]. Journal of Detection & Control, 2023, 45 (6): 10-20,26.
- [5] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]. 2015 IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV), 2015: 1440-1448.
- [6] REN SH Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [7] HE K M, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN[C]. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV), 2017: 2980-2988.
- [8] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]. Computer Vision-ECCV 2016, Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [9] 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: 779-788.
- [10] 唐鲁婷,黄洪琼. 基于 YOLOv7 的轻量化水下目标检测算法[J]. 电光与控制, 2024, 31(9): 92-97.
TANG L T, HUANG H Q. A YOLOv7 based lightweight underwater target detection algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2024, 31(9): 92-97.
- [11] 袁红春,陶磊. 基于改进的 YOLOv8 商业渔船电子监控数据中鱼类的检测与识别[J]. 大连海洋大学学报, 2023, 38(3): 533-542.
YUAN H CH, TAO L. Detection and identification of fish in electronic monitoring data of commercial fishing vessels based on improved YOLOv8 [J]. Journal of Dalian Ocean University, 2023, 38(3): 533-542.
- [12] 周听,李远禄,吴明轩,等. 改进 YOLOv8 的水下目标检测 [J]. 计算机系统应用, 2024, 33 (11): 177-185.
ZHOU X, LI Y L, WU M X, et al. Underwater target detection via improved YOLOv8[J]. Computer Systems & Applications, 2024, 33(11): 177-185.
- [13] QU SH M, CUI C, DUAN J L, et al. Underwater small target detection under YOLOv8-LA model[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 16108.
- [14] ZHOU H, KONG M W, YUAN H X, et al. Real-time underwater object detection technology for complex underwater environments based on deep learning [J]. Ecological Informatics, 2024, 82: 102680.
- [15] 苏佳,冯康康,梁奔,等. CoT-YOLO 水下目标检测算法 [J]. 计算机工程与设计, 2024, 45 (7): 2119-2126.
SU J, FENG K K, LIANG B, et al. CoT-YOLO underwater target detection algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2024, 45(7): 2119-2126.
- [16] ZHANG X R, WANG Y L, FANG H S. Steel surface defect detection algorithm based on ESI-YOLOv8[J]. Materials Research Express, 2024, 11(5): 056509.
- [17] WANG J Q, CHEN K, XU R, et al. CARAFE: Content-aware reassembly of features[C]. 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision(ICCV), 2019: 3007-3016.
- [18] 卢开喜,段先华,陶宇诚,等. KThin-YOLOv7:轻量级的焊接件表面缺陷检测[J]. 电子测量技术, 2024, 47(7): 9-18.
LU K X, DUAN X H, TAO Y CH, et al. KThin-

- YOLOV7:Lightweight inspection of surface defects on welded parts[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(7): 9-18.
- [19] 宋绍京, 陆婷婷, 孙翔, 等. 面向自动驾驶的多任务环境感知算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(24): 157-163.
- SONG SH J, LU T T, SUN X, et al. Multi-task environment perception algorithm for autonomous driving [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(24): 157-163.
- [20] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 11531-11539.
- [21] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7132-7141.
- [22] 张慧敏, 黄炜嘉, 李锋. 基于 Ghost-YOLOv5s 的 SAR 图像舰船目标检测[J]. 火力与指挥控制, 2024, 49(4): 24-30.
- ZHANG H M, HUANG W J, LI F. Ship target detection in SAR images based on Ghost-YOLOv5s[J]. Fire Control & Command Control, 2024, 49(4): 24-30.
- [23] LIU C W, LI H J, WANG SH CH, et al. A dataset and benchmark of underwater object detection for robot picking [C]. 2021 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops(ICMEW), 2021: 1-6.

作者简介

李培坤,硕士研究生,主要研究方向为图像信息处理与机器视觉。

E-mail:473671481@qq.com

李锋(通信作者),副教授,主要研究方向为图像信息处理与机器视觉。

E-mail:Lifengsl@126.com

葛忠显,硕士研究生,主要研究方向为图像信息处理与机器视觉。

E-mail:804512046@qq.com

张婷,硕士研究生,主要研究方向为图像信息处理与机器视觉。

E-mail:2035190997@qq.com