

基于 YOLO v10s – SEAM – D2S 的工厂化循环水养殖大西洋鲑检测模型

徐立鸿¹ 杨 伊¹ 韩厚伟²

(1. 同济大学电子与信息工程学院, 上海 201804;

2. 国信东方(烟台)循环水养殖科技有限公司, 烟台 264000)

摘要: 在工厂化循环水养殖环境中,水下目标检测面临捕获图像质量较低及鱼群相互遮挡的挑战。为此,本文提出一种基于改进 YOLO v10s 的水下大西洋鲑检测模型 YOLO v10s – SEAM – D2S,在颈部网络中引入分离增强注意力模块 (Separated and enhancement attention module, SEAM),以增强图像未遮挡区域的特征响应,补偿被遮挡区域的响应损失,提高模型对遮挡目标的检测能力。提出并引入深度空间变换 (Depth-to-space, D2S) 卷积结构,以增加中间特征图像有效信息,提升模型对模糊图像的目标检测性能。在颈部网络中加入分组空间卷积 (Grouped spatial convolution, GSConv),以降低模型计算成本并减少内存占用量。试验结果表明,在工厂化循环水养殖环境下改进 YOLO v10s – SEAM – D2S 模型对水下大西洋鲑目标检测数据集上显著优于原始 YOLO v10s,平均精度均值和精确率分别达到 91.6% 和 84.9%,较原始 YOLO v10s 分别提升 1.3、1.1 个百分点。此外,改进模型在目标遮挡检测方面表现出更强的鲁棒性,与现有方法相比,在检测精度上更具优势,更适用于工厂化循环水养殖环境下水下目标检测任务。

关键词: 工厂化循环水养殖; 水下检测; 大西洋鲑; YOLO v10s

中图分类号: S951.2

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)10-0287-08

OSID:



Atlantic Salmon Detection Model for Industrial Recirculating Aquaculture Based on YOLO v10s – SEAM – D2S

XU Lihong¹ YANG Yi¹ HAN Houwei²

(1. College of Electronic and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China

2. Conson Oriental (Yantai) Recirculating Aquaculture Technology Co., Ltd., Yantai 264000, China)

Abstract: Underwater object detection in industrial recirculating aquaculture systems presents significant challenges due to low-quality captured images and fish occlusions. To address these limitations, an enhanced YOLO v10s-based underwater Atlantic salmon detection method, termed YOLO v10s – SEAM – D2S was proposed. Firstly, a separated and enhancement attention module (SEAM) was incorporated into the neck network to amplify feature responses in non-occluded regions, thereby mitigating response loss in occluded areas and improving the model's robustness in detecting occluded targets. Secondly, a novel depth-to-space (D2S) convolution was introduced to enrich the effective information within intermediate feature maps, enhancing the model's capability to detect objects in blurred images. Finally, grouped spatial convolution (GSConv) was integrated into the neck network to reduce computational complexity, specifically by decreasing floating point operations per second (FLOPs) and memory footprint. Experimental evaluations demonstrated that the proposed YOLO v10s – SEAM – D2S model significantly outperformed the baseline YOLO v10s on an underwater Atlantic salmon detection dataset collected in an industrial recirculating aquaculture environment. The proposed model achieved a mean average precision (mAP) of 91.6% and a precision of 84.9%, yielding respective exhibited superior robustness in detecting occluded targets. Compared with existing state-of-the-art methods, the proposed approach achieved higher detection accuracy and was particularly well-suited for underwater object detection in industrial recirculating aquaculture systems.

Key words: industrial recirculating aquaculture; underwater detection; Atlantic salmon; YOLO v10s

0 引言

鱼类是人类重要的食物来源,根据联合国粮食及农业组织的统计^[1],水产品占动物蛋白总消费量比例已经达到 1/6。在养殖过程,鱼类的福利问题值得被关注,鱼类福利的定义不仅基于鱼类身体健康,同时也应使其免遭精神痛苦^[2-3],很大程度决定了养殖产量和质量^[4],因此,对鱼类进行实时监测非常必要。以往鱼类检测主要依靠人的目视检测或专业人员的经验判断,存在效率低、耗时长、准确率低、主观性强等缺陷^[5]。随着计算机视觉技术发展和智能水产养殖的提出,许多研究者将计算机视觉技术应用于水产养殖^[6-10],鱼类目标检测成为水产养殖智能化的重要部分,也是实现鱼类健康福利情况实时检测的关键技术。然而,水下环境的复杂性和鱼群游动的随机性通常会导致图像质量差,鱼群相互遮挡严重问题^[11-12]。

针对水下拍摄图像质量差问题,通常通过图像增强解决。文献[13-14]在复杂水环境下使用多尺度 Retinex 算法对水体图像进行色彩增强,然后使用 YOLO 进行鱼类检测。覃学标等^[15]利用多种图像增强方法对模糊的水下图像进行增强,将增强后的图像分别输入鱼类检测模型,利用非极大抑制方法获得最终检测结果。上述方法一定程度上解决了图像质量差的问题,但在工厂化循环水养殖中,光照条件更差,传统的图像处理技术很容易受到影响,相比之下深度学习更能提取有效的特征。WANG 等^[16]基于 YOLO v5 采用多头注意力机制同时对输入和输出处于同一层的节点进行特征融合,有效解决了运动模糊的问题。熊海涛等^[17]提出 Swin-RCNN,采用 Swin Transformer 并融入多尺度特征提取层,提高了模型在背景和目标颜色相近情况下对目标的识别能力。注意力机制的引入会使模型在计算成本和内存占用量上付出较大的代价。

针对鱼群相互遮挡问题,ZHAO 等^[18]基于改进的运动影响图和递归神经网络系统地检测、定位和识别局部异常行为。WANG 等^[19]以检测大黄鱼异常行为为背景,提出了一种改进 YOLO X-S,通过修改 CSP 模块,增加坐标关注,解决鱼塘复杂环境遮挡和变形问题。ZHAO^[20]提出一种基于 YOLO v8 和 Deep Sort 算法的异常行为鱼及其数量检测模型,利用数据增强技术改善数据集容易造成模型误检的鱼类遮挡问题。袁红春等^[21]提出 FDC-YOLO v8,在主干网络中使用 FDC 模块以增强模型特征提取能力,引入 FrSAConv 空间注意力模块增强模型对多种特征的感知能力。注意力机制的引入能够有效地

提升模型对目标的局部特征的识别能力。

上述方法一定程度解决了水下鱼类目标检测中图像质量差和鱼群相互遮挡的问题,但数据来源均为实验室环境或开放式环境,在工厂化循环水养殖系统中,养殖池通常具有光照条件差、养殖密度高的特点^[22],导致检测过程图像质量差和鱼群相互遮挡问题更为严重。综上,针对工厂化循环水养殖系统(Recirculating aquaculture systems, RAS)场景大西洋鲑鱼群目标检测的特点,本文提出一种基于改进 YOLO v10s 的大西洋鲑目标检测模型,引入 D2S 卷积结构,增加中间特征图像包含的有效信息量以提升模型对模糊图像的目标检测能力;引入 SEAM 注意力机制,增强未遮挡部位的特征响应补偿被遮挡位置的响应损失,以提高模型在目标被遮挡时的检测能力;将部分卷积结构改为轻量化网络 GSConv,以提高模型在实时目标检测中的性能。

1 材料与方法

1.1 试验材料与数据采集方案

试验对象为工厂化循环水养殖的大西洋鲑鱼。在养殖过程,鱼群正常巡游的方向为逆水流逆时针规律性游动,且在养殖池中分布较为均匀。试验数据在国信东方(烟台)循环水养殖科技有限公司工厂化循环水养殖池采集,如图 1 所示。养殖池半径和深度分别为 3.4 m 和 2.5 m,温度恒定为 15.3℃,氨氮含量控制在 0.5 mg/L 以下,水体溶解氧饱和度为 90%~120%,pH 值为 7.3~7.4,盐度为 2.9%~3.0%,厂房提供 24 h 光照,采用轨道式自动投饵机定时投喂,每天投饵时间为 03:00、09:00、15:00 和 21:00。数据采集时,养殖池中试验鱼群平均体长为 60 cm,平均质量为 2.5~3.0 kg,养殖密度约为 23 kg/m³。



图 1 工厂化循环水养殖池

Fig. 1 Recirculating aquaculture pond

采用 GoPro HERO12 型水下摄像机在养殖池中采集水下图像,通过可折叠式支架固定在距水面 1.6 m 深的池壁,拍摄视角为平视,数据采集时间为每天 10:00—17:00,数据采集场景如图 2 所示。RGB 视频分辨率为 1 920 像素×1 080 像素,帧率为

30 f/s, 存储格式为 MP4。

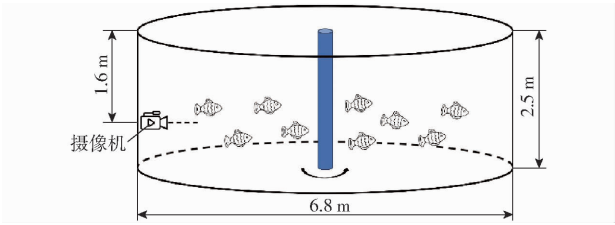


图 2 数据采集场景示意图

Fig. 2 Schematic of data capture scene

1.2 数据集制作

对采集到的视频进行抽帧(每 5 帧抽 1 帧),构建试验所需的大西洋鲑鱼目标检测数据集。为了确保数据的质量,对抽帧后的图像进行筛选,排除因增氧产生大量气泡导致图像质量差和摄像头被遮挡的数据,最终选取 4 000 幅工厂化循环水养殖水下拍摄的鲑鱼群图像,其中包含清晰图像、运动模糊图像和鱼群相互遮挡的图像。在水下拍摄过程,由于水对光的吸收和散射效应严重,光照条件差且光照分布不均匀,拍摄图像具有局部偏亮或偏暗、偏绿色调和噪声较强的特点,图像灰度集中分布在偏低的位置,需要对原始图像进行预处理。对原始图像进行对比度受限的自适应直方图均衡化^[23](Contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE),结合局部图像信息实现局部直方图均衡,提升图像的整体对比度和亮度,并增强图像的局部细节,图像增强效果如图 3 所示。



图 3 CLAHE 图像增强效果

Fig. 3 Image enhancement effect of CLAHE

利用 Labelme 标注软件对图像中大西洋鲑鱼采用多边形边框,进行人工标注,如图 4 所示。标注标签为“fish”,生成包含目标类别和边框信息的 YOLO 格式 txt 文件。将 4 000 幅增强后的图像和对应标签按比例 6:2:2 随机划分为训练集、验证集和测试集,对应的图像数量分别为 2 400、800、800 幅,完成包含 4 000 幅图像的大西洋鲑水下目标检测数据集构建。为了验证模型对模糊图像和遮挡目标的检测性能,构建 2 个各含 100 幅模糊图像和大西洋鲑相互遮挡严重图像的数据集作为测试集。

2 改进 YOLO v10s 的大西洋鲑检测模型

2.1 YOLO v10s 目标检测模型

YOLO v10 是由 WANG 等^[24]于 2024 年提出的

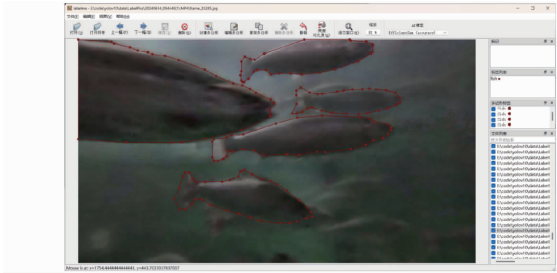


图 4 人工标注实例

Fig. 4 Example of manual marking

新一代实时端到端目标检测算法。YOLO v10 前的算法在检测流程中依赖于非极大值抑制(Non-maximum suppression, NMS)进行后处理,会使推理延迟,并且 NMS 超参数敏感导致性能不稳定,此外,YOLO v10 各模块的设计缺乏全面和彻底检查,导致计算冗余,限制了模型的性能。为了解决这些问题,YOLO v10 从后处理和模型架构 2 个方面进行了优化。在后处理方面,YOLO v10 提出一种无 NMS 训练的一致双重分配策略,减少模型在目标检测推理过程消耗时间,同时具有竞争力的性能和较低的推理延迟。在模型架构方面,YOLO v10 采用整体效率-精度驱动的模型设计策略,对 YOLO 的各组件进行全面优化,极大降低计算量,增强了性能。YOLO v10s 网络结构主要包括:输入端(Input)、骨干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)和头部网络(Head),主要结构如图 5 所示。

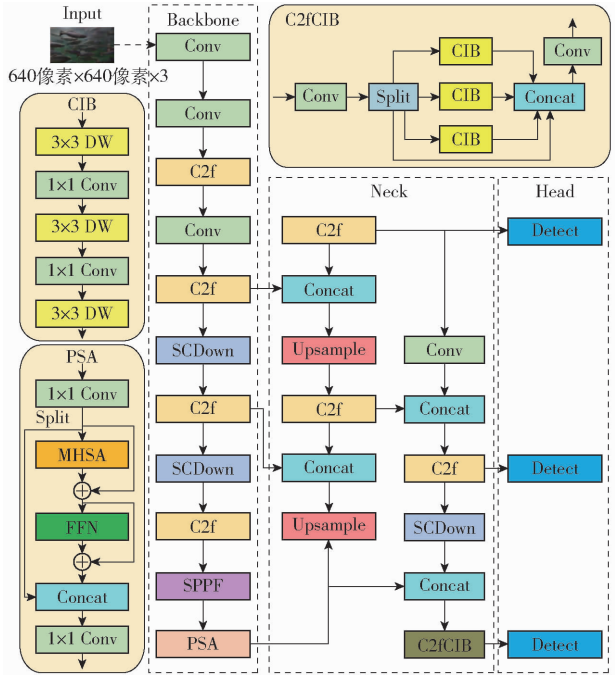


图 5 YOLO v10s 模型结构

Fig. 5 Structure of YOLO v10s model

在 YOLO v10s 基础上进行改进和优化,得到基于 YOLO v10s 的大西洋鲑检测模型。为解决对模糊图像的目标检测问题,在 Backbone 和 Neck 引入

D2S 特征提取卷积模块,丰富中间特征图像的信息以增强模型在模糊图像的目标检测能力;为解决鱼群相互遮挡导致漏检和错检等问题,引入 SEAM 注意力模块,通过增强未遮挡区域的特征响应弥补遮挡区域的响应损失,改善模型对被遮挡目标的检测能力;为减小检测延迟,将 GSConv 引入 Neck 以轻量化模型,提高模型实时目标检测性能。改进 YOLO v10s 模型结构如图 6 所示。

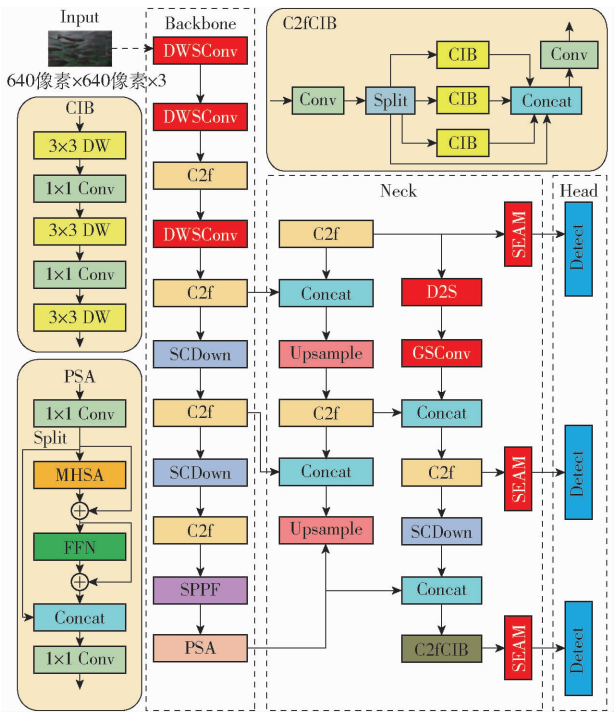


图 6 改进 YOLO v10s 模型结构

Fig. 6 Structure of improved YOLO v10s model

2.2 D2S 特征提取卷积模块

D2S 特征提取卷积模块是一种全新的卷积模块,由步长为 2 的卷积层和深度到空间 (Depth-to-space, D2S) 层组成,将图像变换技术加入到 CNN 内部,增加网络中间特征图的信息量,提升模型模糊图像对目标的检测能力。 $scale$ 为 2 时 D2S 的结构如图 7 所示。

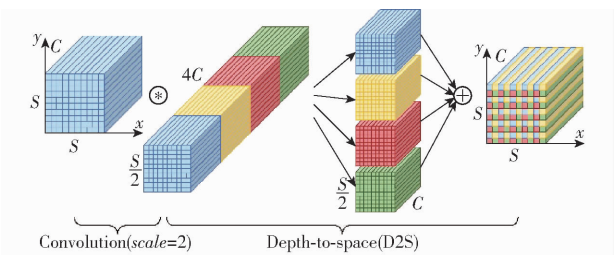


图 7 D2S 模块结构

Fig. 7 Structure of D2S module

当 D2S 模块输入 $S \times S \times C$ 的中间特征图 $\mathbf{X}$ 时,通过步长为 2 的卷积层将中间特征图 $\mathbf{X}$ 的通道数扩充为原来的 $scale^2$ 倍,此时卷积层输出的特征图

$\mathbf{X}_1$ 为 $\frac{S}{2} \times \frac{S}{2} \times scale^2 C$ 。把 $\mathbf{X}_1$ 从通道维度切分为 $scale^2$ 个子特征图,分别为 $f_{0,0}, f_{0,1}, \dots, f_{0,scale-1}, f_{1,0}, f_{1,1}, \dots, f_{1,scale-1}, \dots, f_{scale-1,scale-1}$, 每个子特征图为 $\frac{S}{2} \times \frac{S}{2} \times C$ 。将子特征图从空间维度拆分并重组得到 $S \times S \times C$ 的输出特征图 $\mathbf{Y}$, 其中 $\mathbf{Y}[i:S:scale, j:S:scale] = f_{i,j}$, i, j 取值为 $[0, scale-1]$, 即 $i, j = 0, 1, \dots, scale-1$ 。总之, D2S 模块首先通过卷积操作,使原始中间特征图的空间大小缩小,通道数增加,增大空间维度上有效信息密度;再通过切片和重组,使得最终输出的中间特征图还原为原来的尺寸,但中间特征图在空间维度上的信息密度远大于原始中间特征图。通过这种方法可增加模糊图像中大量背景和模糊部分信息携带量,提升模型在水下环境对大西洋鲑鱼的目标检测能力。

2.3 SEAM 注意力模块

分离增强注意力模块 (Separated and enhancement attention module, SEAM) 由 YU 等^[25] 2024 年在 YOLO - FaceV2 中提出,旨在通过增强未遮挡部位的特征响应补偿被遮挡位置的响应损失,提高模型在对齐误差、局部混叠和特征丢失情况下检测性能。在大西洋鲑工厂化循环水养殖中,由于养殖密度较大,鱼群相互遮挡情况出现非常频繁,对目标检测精度产生很大影响,因此引入 SEAM 模块解决此问题。

SEAM 注意力模块第 1 部分是具有残差连接的深度可分离卷积,是逐深度进行操作的,即逐通道分离卷积。尽管深度可分离卷积能够学习不同通道的重要性并减少参数量,但忽略了通道之间的信息关系。为弥补这一损失,不同深度卷积的输出随后通过逐点卷积进行组合。1 个 2 层全连接网络从每个通道聚合信息,增强通道间的连接性。通过学习被遮挡和未被遮挡目标区域之间关系补偿遮挡引起的信息损失, SEAM 结构如图 8 所示。

2.4 GSConv 卷积模块

分组空间卷积 (Grouped spatial convolution, GSConv) 由 LI 等^[26] 2022 年提出的轻量级卷积结构。GSConv 的核心思想是结合分组卷积和空间卷积以减少计算量,分组卷积将输入的特征图分为多组并对每组进行卷积操作以减少每组卷积的计算量,对每组卷积后的输出进行空间卷积以捕捉跨组特征以提升特征提取能力,如图 9 所示。为解决模糊图像的目标检测和被遮挡大西洋鲑的检测问题,分别引入 D2S 特征提取模块和 SEAM 注意力模块,

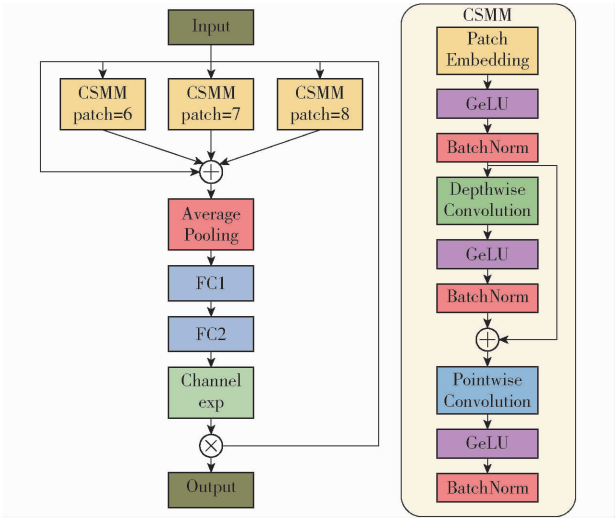


图 8 SEAM 模块结构

Fig. 8 Structure of SEAM module

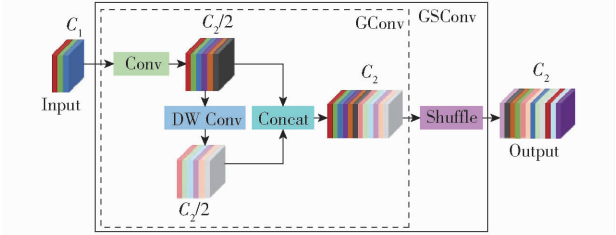


图 9 GSConv 模块结构

Fig. 9 Structure of GSConv module

导致模型运行参数量增加,内存占用量增大,从而降低模型检测速度。因此,引入 GSConv 卷积结构,通过将模型中的部分卷积结构替换为 GSConv 以减小模型计算复杂度和参数量,同时提高模型性能。

3 试验结果与分析

3.1 试验环境、参数配置及评价指标

试验采用 Linux 操作系统,在 Anaconda 集成开发环境和 Pytorch 2.0.1 框架下进行目标检测模型构建,编程语言为 Python 3.9,CUDA 版本为 11.8。硬件环境中,CPU 型号为 Intel (R) Xeon (R) Platinum 8352V CPU @ 2.10 GHz,GPU 型号为 NVIDIA GeForce RTX 4090 (24 GB),运行内存为 90 GB。在模型训练过程中,模型输入尺寸为 640 像

素 × 640 像素 × 3,训练轮次 (Epoch) 为 500,批量大小 (Batch size) 为 16,初始学习率 (Initial learning rate) 为 0.01。

采用精确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R)、平均精度均值 (mean Average Precision, mAP)、浮点运算量 (Floating point operations per second, FLOPs) 和模型内存占用量作为模型性能评价指标。

3.2 消融试验

为验证改进 YOLO v10s 模型有效性,以 YOLO v10s 作为基础网络,在工厂化循环水养殖大西洋鲑水下目标检测数据集上进行验证,评估 D2S 卷积结构、SEAM 注意力模块和 GSConv 卷积结构对模型结构和性能的影响,消融试验结果如表 1 所示。

表 1 消融试验结果

Tab. 1 Ablation test results

SEAM	D2S	GSConv	mAP50/ %	精确率/ %	模型内存 占用量/ MB	浮点运算 量
×	×	×	90.3	83.8	31.2	2.51×10^{10}
√	×	×	90.9	84.0	32.7	2.58×10^{10}
√	√	×	91.3	84.5	35.7	3.16×10^{10}
√	√	√	91.6	84.9	35.4	3.13×10^{10}

注:√表示引入相应模块,×表示未引入。下同。

由表 1 可知,在基础网络中引入 SEAM 注意力模块后,模型内存占用量和浮点运算量增加,与 YOLO v10s 相比分别增加 1.5 MB 和 7×10^8 ,同时,模型性能有一定程度提升,mAP50 和精确率分别增长 0.6、0.2 个百分点。原因是在网络 Neck 部分引入 3 层 SEAM,通过增强未遮挡部位的特征响应补偿被遮挡位置的响应损失,从而提高模型在对齐误差、局部混叠和特征丢失情况下的检测性能。在一些存在遮挡和不完整目标的水下大西洋鲑鱼群图像上对引入 SEAM 注意力模块前后的模型进行测试,结果如图 10 所示。结果表明 SEAM 模块的引入提升了模型对被遮挡目标的检测能力。

在上述基础上,用 D2S 卷积结构替换原始模型中 Conv 结构,模型性能进一步提升,mAP50 和精确

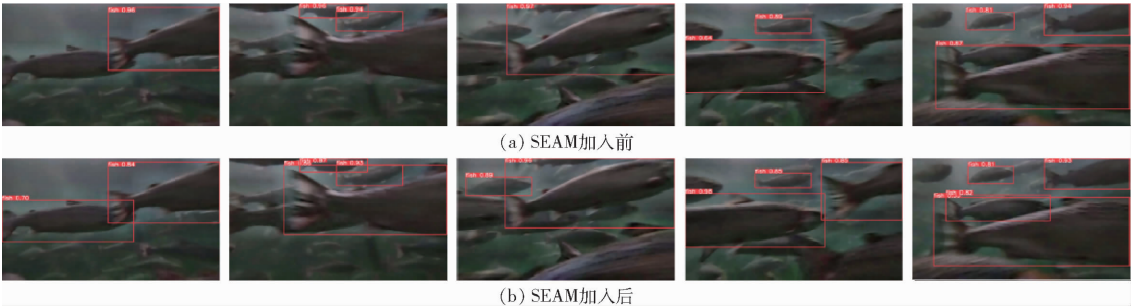


图 10 SEAM 加入前后效果

Fig. 10 Effects before and after adding SEAM

率分别增长 0.4、0.5 个百分点。为缓解上述 2 个模块的加入导致模型内存占用量和计算成本增加,引入 GSConv 替换 Neck 中 Conv 卷积结构。由表 1 可知,GSConv 的加入提升了模型精度,减小了模型内存占用量和浮点运算量。

以 YOLO v10s 为基础网络,综合 SEAM 注意力模块,D2S 卷积结构和 GSConv 卷积结构,与原始的 YOLO v10s 模型相比,精度全面提升,mAP50 和精确率分别增长 1.3、1.1 个百分点,并且在被遮挡目标的检测任务上有明显优势,在模糊图像上的目标检测性能也大幅提升,说明改进模型一定程度上解决了工厂化循环水养殖大西洋鲑水下目标检测图像质量低和遮挡严重问题。

3.3 不同环境下算法检测性能

为验证改进模型在不同环境下,尤其是由投饵、供养等原因或其他异常状况引起气泡增多、鱼类运动加剧而导致摄像头捕获的图像变模糊和鱼群相互遮挡严重时模型的检测性能,在 2 个各含 100 幅模糊图像和大西洋鲑相互遮挡严重图像的测试集上进行验证,结果如表 2 所示,fuzzy 表示模糊图像测试集,occluded 表示遮挡测试集。

表 3 D2S 和 GSConv 在模型不同位置效果
Tab.3 Effect of D2S and GSConv on model at different positions

SEAM	D2S		GSConv		mAP50/%	精确率/%	模型内存占用量/MB	浮点运算量
	Backbone	Neck	Backbone	Neck				
✓	×	×	×	×	90.9	84.0	32.7	2.58×10^{10}
✓	✓	×	×	×	91.0	84.4	33.4	2.97×10^{10}
✓	✓	✓	×	×	91.3	84.5	35.7	3.16×10^{10}
✓	✓	✓	×	✓	91.6	84.9	35.4	3.13×10^{10}
✓	✓	✓	✓	✓	91.0	82.5	35.2	3.05×10^{10}

一个能够丰富中间特征图中所携带信息的卷积结构,使得模型能够从模糊图像获得更多与检测目标相关的信息。当 Backbone 和 Neck 都引入 D2S 模块后,模型 mAP50 和精确率达到 91.3% 和 84.5%,因此,在 Backbone 和 Neck 中都加入了 D2S 卷积模块。但 GSConv 卷积模块的引入并非全部是正向的,当在 Backbone 中引入 GSConv 替代 Conv 时,模型精度出现了下降,因为 Backbone 主要负责特征提取任务,而 GSConv 的轻量化使模型在特征提取过程会丢失一些重要的信息,因此,GSConv 不适合在 Backbone 中使用,这与文献[26]试验结果一致。综上所述最终选择在 Backbone 中引入 D2S 卷积模块,在 Neck 中引入 D2S 和 GSConv 卷积模块。

3.5 不同目标检测算法性能

为了进一步验证改进 YOLO v10s 模型的有效性,与当前主流的单阶段目标检测算法进行对比试

表 2 不同环境下模型性能检测结果
Tab.2 Model performance test results of different environments %

数据集	模型	mAP50	精确率	召回率
fuzzy	YOLO v10s	89.2	83.3	87.0
	本文方法	90.8	84.5	88.9
occluded	YOLO v10s	86.8	80.4	85.7
	本文方法	89.7	81.2	87.3

由表 2 可知,本文模型在 fuzzy 数据集上,相比于原始模型,mAP50、精确率和召回率分别提升 1.6、1.2、1.9 个百分点;在 occluded 数据集上,mAP50、精确率和召回率分别提升 2.9、0.8、1.6 个百分点。因此,本文模型在面对不同环境所引起图像模糊和遮挡严重时具有更优的检测性能。

3.4 D2S 和 GSConv 引入不同位置效果

为验证在网络的不同位置引入 D2S 和 GSConv 卷积模块对网络的影响,基于 YOLO v10s - SEAM 网络在 Backbone 和 Neck 中添加 D2S 模块并用 GSConv 模块替换 Conv 卷积结构,结果如表 3 所示。由表 3 可知,无论在 Backbone 还是在 Neck 中,D2S 的引入对模型性能提升都是正向作用,因为 D2S 是

验,包括 YOLO v6s^[27]、YOLO v9c^[28]、YOLO v10s。不同模型测试结果如表 4 所示。

表 4 不同模型测试结果
Tab.4 Test results of different models

模型	mAP50/%	精确率/%	召回率/%	模型内存占用量/MB	浮点运算量
YOLO v6s	90.4	83.5	85.8	62.8	4.49×10^{10}
YOLO v9c	90.6	82.8	87.3	97.8	1.04×10^{11}
YOLO v10s	90.3	83.8	84.5	31.2	2.51×10^{10}
本文方法	91.6	84.9	88.0	35.4	3.13×10^{10}

由表 4 可知,相较于 YOLO v6s、YOLO v9c、YOLO v10s 模型,本文模型 mAP50、精确率和召回率均表现最佳,分别达到 91.6% 和 84.9% 和 88%,且召回率远高于 YOLO v10s 和 YOLO v6s,略高于模型内存占用量和浮点运算量很大的 YOLO v9c,召回率的大幅领先说明本文方法在被遮挡目标和不完整目

标的检测上具有突出的优越性。与这些模型相比,本文方法 mAP50 分别提升 1.2、1.0、1.3 个百分点,精确率分别提升 1.4、2.1、1.1 个百分点,召回率分别提升 3.2、1.7、3.5 个百分点,模型内存占用量和浮点运算量上虽然因为 SEAM 模块和 D2S 模块的引入而略高于 YOLO v10s 模型,但仍然远低于 YOLO v6s 和 YOLO v9c 模型,分别降低 43.6%、63.8% 和 30.3%、69.9%。图 11 为不同模型在工厂化循环水养殖大西洋检测鲑水下目标检测任务中的效果,图像整体画质较差,比较模糊,其中部分目标被轻微或严重遮挡。图 11 和上述试验结果可以充分证明本文提出的改进 YOLO v10s 模型在解决误检和漏检问题上的有效性。

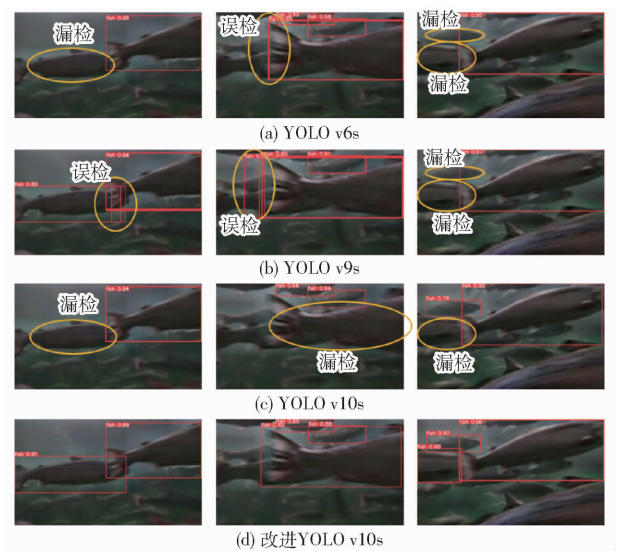


图 11 不同算法检测结果

Fig. 11 Detection results of different algorithms

4 结论

(1)提出一种基于改进 YOLO v10s 的工厂化循环水养殖环境大西洋鲑目标检测模型。D2S 卷积结构增加网络中间特征图内包含的有效信息量,提升

了模型在模糊图像上的目标检测能力。通过引入 SEAM 注意力模块,增强未遮挡部位的特征响应补偿被遮挡位置的响应损失,从而提高模型在目标被遮挡时的检测能力。通过引入 GSConv 卷积结构减小模型的计算复杂度和参数量,同时提高模型的性能。

(2)基于工厂化循环水养殖环境的大西洋鲑水下目标检测任务,采集丰富的视频帧数据,对原始视频数据进行抽帧人工筛选出合适的数据,进行基于 CLAHE 算法的图像色彩增强,再通过 Labelme 对图像进行人工标注。构建了包含 4 000 幅标注图像的数据集和 fuzzy、occluded 测试集。

(3)由消融试验结果可知,SEAM 注意力模块的引入可以显著提升模型对被遮挡或不完整目标的检测能力,D2S 卷积结构的引入能够进一步提升模型的检测精度,但 2 个模块的引入都会增加模型的内存占用量与浮点运算量,引入 GSConv 替代部分卷积结构能减少模型的内存占用量与浮点运算量。改进模型与原始 YOLO v10s 模型相比,模型的平均精度均值和精确率分别提升 1.3、1.1 个百分点,内存占用量与浮点运算量略有增加。在 fuzzy、occluded 测试集上的试验结果验证了模型在不同环境下对模糊图像和遮挡目标的检测性能。

(4)在相同训练环境和参数配置下,本文方法与 YOLO v6s、YOLO v9c、YOLO v10s 模型试验结果表明,本文方法在工厂化循环水养殖环境的大西洋鲑水下目标检测任务上取得了最优效果,平均精度均值上分别提升 1.2、1.0、1.3 个百分点,达到 91.6%,模型内存占用量虽略高于 YOLO v10s,但相比 YOLO v6s 和 YOLO v9c 分别降低 43.6%、63.8%。研究结果证明,本文方法更适用于工厂化循环水养殖中的复杂水下环境实时监测,能够为大西洋鲑的监测提供更有力的技术支持。

参 考 文 献

[1] Agriculture Organization of the United Nations, Fisheries Department. The state of world fisheries and aquaculture, 2024[M]. Food & Agriculture Org., 2024.

[2] COUNCIL F A W. Report on priorities for animal welfare; research and development[M]. FAWC, 1993.

[3] ASHLEY P J. Fish welfare; current issues in aquaculture[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2007, 104(3-4): 199-235.

[4] LIU C, WANG Z, LI Y, et al. Research progress of computer vision technology in abnormal fish detection[J]. Aquacultural Engineering, 2023, 104: 102350.

[5] 彭秋珺,李蔚然,李振波. 基于人工智能的鱼类行为识别研究综述[J]. 农业机械学报,2023,54(增刊1):283-295.

PENG Qiujun, LI Weiran, LI Zhenbo. Review of fish behavior recognition methods based on artificial intelligence[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(Supp.1):283-295. (in Chinese)

[6] 徐立鸿,黄薪,刘世晶. 基于改进 LRCN 的鱼群摄食强度分类模型[J]. 农业机械学报,2022,53(10):236-241.

XU Lihong, HUANG Xin, LIU Shijing. Recognition of fish feeding intensity based on improved LRCN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(10): 236-241. (in Chinese)

[7] LI W, LI F,LI Z. CMFTNet: multiple fish tracking based on counterpoised JointNet[J]. Computers and Electronics in

- Agriculture, 2022, 198: 107018.
- [8] 张铮, 鲁祥, 胡庆松. 基于图像增强与 GC-YOLO v5s 的水下环境河蟹识别轻量化模型研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 124-131, 374.
ZHANG Zheng, LU Xiang, HU Qingsong. Lightweight model for river crab detection based on image enhancement and improved YOLO v5s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 124-131, 374. (in Chinese)
- [9] 郑荣才, 谭鼎文, 徐青, 等. 基于改进 YOLO v7 的鲑鱼检测模型轻量化研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 132-139.
ZHENG Rongcai, TAN Dingwen, XU Qing, et al. Lightweight salmon detection model based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 132-139. (in Chinese)
- [10] 徐立鸿, 黄志尊, 龙伟, 等. 基于 MobileViT-CBAM-BiLSTM 的开放式养殖环境鱼群摄食强度分类模型[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 147-153.
XU Lihong, HUANG Zhizun, LONG Wei, et al. Classification model of fish feeding intensity based on MobileViT-CBAM-BiLSTM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 147-153. (in Chinese)
- [11] 王峰, 雷霖霖, 高淳仁, 等. 国内外工厂化循环水养殖研究进展[J]. 中国水产科学, 2013, 20(5): 1100-1111.
- [12] 王海姮, 侯昊晨, 刘鹰. 循环水养殖系统的研究进展及发展趋势[J]. 水产科学, 2023, 42(4): 735-741.
- [13] ANAS O, WAGEEH Y, MOHAMED H E D, et al. Detecting abnormal fish behavior using motion trajectories in ubiquitous environments[J]. Procedia Computer Science, 2020, 175: 141-148.
- [14] WAGEEH Y, MOHAMED H E D, FADL A, et al. YOLO fish detection with Euclidean tracking in fish farms[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2021, 12: 5-12.
- [15] 覃学标, 黄冬梅, 宋巍, 等. 模糊水下图像多增强与输出混合的鱼类检测方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7): 243-249.
QIN Xuebiao, HUANG Dongmei, SONG Wei, et al. Fish detection method of multiple enhanced and outputs blend for blurred underwater images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(7): 243-249. (in Chinese)
- [16] WANG H, ZHANG S, ZHAO S, et al. Fast detection of cannibalism behavior of juvenile fish based on deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 198: 107033.
- [17] 熊海涛, 林琪, 宣魁, 等. 基于改进 Faster R-CNN 的海参目标检测算法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊2): 204-209.
XIONG Haitao, LIN Qi, XUAN Kui, et al. Sea cucumber object detection algorithm based on improved Faster R-CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Supp. 2): 204-209. (in Chinese)
- [18] ZHAO J, BAO W, ZHANG F, et al. Modified motion influence map and recurrent neural network-based monitoring of the local unusual behaviors for fish school in intensive aquaculture[J]. Aquaculture, 2018, 493: 165-175.
- [19] WANG Z, ZHANG X, SU Y, et al. Abnormal behavior monitoring method of larimichthys crocea in recirculating aquaculture system based on computer vision[J]. Sensors, 2023, 23(5): 2835.
- [20] ZHAO Z. Abnormal behavior fish and population detection method based on deep learning[J]. Frontiers in Computing and Intelligent Systems, 2023, 4(3): 44-48.
- [21] 袁红春, 李春桥. 基于改进可变形卷积的 FDC-YOLO v8 水下生物目标检测方法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 140-146.
YUAN Hongchun, LI Chunqiao. Research on FDC-YOLO v8 underwater biological object detection method improved by deformable convolution[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 140-146. (in Chinese)
- [22] 徐立鸿, 崔钰惠, 刘世晶, 等. 基于帧间深度特征差分的大西洋鲑鱼群活跃度分类模型[J]. 农业机械学报, 2023, 54(11): 259-265.
XU Lihong, CUI Yuhui, LIU Shijing, et al. Classification model of Atlantic salmon activity intensity based on deep feature differencing between frames[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 259-265. (in Chinese)
- [23] ZUIDERVELD K J. Contrast limited adaptive histogram equalization[J]. Graphics Gems, 1994, 4(1): 474-485.
- [24] WANG A, CHEN H, LIU L, et al. YOLO v10: real-time end-to-end object detection[J]. arXiv preprint arXiv: 2405.14458, 2024.
- [25] YU Z, HUANG H, CHEN W, et al. YOLO-Facev2: a scale and occlusion aware face detector[J]. Pattern Recognition, 2024, 155: 110714.
- [26] LI H, LI J, WEI H, et al. Slim-neck by GSConv: a better design paradigm of detector architectures for autonomous vehicles[J]. arXiv preprint arXiv: 2206.02424, 2022.
- [27] LI C, LI L, JIANG H, et al. YOLO v6: a single-stage object detection framework for industrial applications[J]. arXiv preprint arXiv: 2209.02976, 2022.
- [28] WANG C Y, YEH I H, MARK H Y. YOLO v9: learning what you want to learn using programmable gradient information[C]// European Conference on Computer Vision, 2024: 1-21.