

【引用格式】王岳川, 侯国家, 马佳琦, 等. 基于 YOLO12 的轻量化水下小目标检测方法[J]. 数字海洋与水下攻防, 2025, 8 (4): 417-423.

基于 YOLO12 的轻量化水下小目标检测方法

王岳川, 侯国家*, 马佳琦, 崔宇昊

(青岛大学 计算机科学技术学院, 山东 青岛 266071)

摘要 随着自主水下机器人技术的快速发展, 如何在资源受限的平台上实现高精度、实时性的水下小目标检测成为亟需解决的问题。针对现有方法在水下小目标识别中的性能瓶颈, 设计一种基于 YOLO12 的轻量化检测算法。通过引入 GhostNet 模块, 显著减少网络参数冗余; 采用轻量级共享卷积检测头, 提升多尺度特征提取能力; 并结合 LAMP 剪枝算法在保持检测精度的基础上进一步压缩模型规模。水下小目标图像目标检测试验结果表明: 所提方法在 DUO 和 RUOD 2 个数据集上, 精度基本保持的同时, 相比于 YOLO12 计算量平均降低 54.34%, 模型大小平均降低 77.69%, 参数量平均减少 79.18%。该方法体现出显著的鲁棒性与良好的环境适应性, 能够有效支撑自主水下机器人在复杂水域中对小尺度目标的高效识别, 具有较高的工程应用前景。

关键词 YOLO12; 水下小目标检测; 轻量化网络; LAMP 剪枝

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **文章编号** 2096-5753(2025)04-0417-07

DOI 10.19838/j.issn.2096-5753.2025.04.005

A Lightweight Underwater Small Object Detection Method Based on YOLO12

WANG Yuechuan, HOU Guojia*, MA Jiaqi, CUI Yuhao

(College of Computer Science & Technology, Qingdao University, Qingdao 266071, China)

Abstract With the rapid development of autonomous underwater vehicle (AUV) technology, achieving high-precision and real-time detection of small underwater objects on resource-constrained platforms has become an urgent challenge. To address the performance bottlenecks of existing algorithms in underwater small object detection, a lightweight object detection method based on YOLO12 is proposed. The GhostNet module is introduced to significantly reduce parameter redundancy and a lightweight shared convolution detection head (LSCD) is employed to enhance multi-scale feature extraction. The LAMP pruning algorithm is integrated to further compress the model size while maintaining detection accuracy. Experimental results demonstrate that compared to YOLO12, our method maintains competitive accuracy while achieving average reductions of 54.34% in FLOPs, 77.69% in model size, and 79.18% in parameters across both DUO and RUOD datasets. The experimental results show a strong robustness and deployment adaptability of the proposed method, effectively supporting the efficient recognition of small-scale targets by AUV, and indicating great potential for practical engineering applications.

Key words YOLO12; underwater small object detection; lightweight network; LAMP pruning

收稿日期: 2025-05-16

作者简介: 王岳川 (2000-), 男, 硕士生, 主要从事图像处理研究。

*通信作者: 侯国家 (1986-), 男, 博士, 副教授, 主要从事图像/视频处理及质量评价、模式识别研究。

基金项目: 山东省自然科学基金“低光照条件下视觉增强与感知”(ZR2024MF125); 国家自然科学基金“水下图像盲复原非局部变分法及质量评价”(61901240)。

0 引言

随着水下机器人技术的迅猛发展,水下目标探测和识别已成为现代海洋军事技术的重要研究方向之一。面对复杂的海洋作战环境,自主式水下机器人(Autonomous Underwater Vehicle, AUV)凭借其优异的自主性、隐蔽性及远距离作业能力,在水下军事侦察、区域监测、水雷探测和战场环境感知等军事任务中发挥着日益突出的作用。

然而,相比于陆地上的设备,AUV受到其自身携带的电池容量、数据存储空间及计算资源的影响,极大地限制其在复杂水下环境中实时、高效地执行目标检测任务的能力。传统的水下目标检测方法在复杂动态水下环境中表现不稳定、实时性差。近年来,以深度学习技术为代表的卷积神经网络如SSD^[1]、YOLO^[2]、RetinaNet^[3]、EfficientDet^[4]等极大地提升了目标检测任务的性能^[5],已逐步替代传统方法。然而,深度学习模型所需的巨大计算资源与存储空间成为其在AUV平台部署的一大障碍。因此,实现水下目标检测模型的轻量化与高效化成为海洋军事领域亟待解决的关键问题。模型轻量化是通过网络结构优化、模型参数压缩和剪枝设计等手段,降低CNN模型的计算复杂度,减少对硬件资源的需求,以确保模型能够在资源有限的水下平台中实现实时精确的目标识别与定位。

目前,针对水下小目标识别研究十分火热,例如,HUA等人^[6]提出一种结合特征增强与渐进式聚合策略的检测算法,有效缓解复杂背景对小目标检测的干扰。DAI等人^[8]提出一种结合图像增强和跨域协同机制的水下目标检测网络,通过门控特征融合与跨域特征交互策略,有效提升目标检测的鲁棒性与准确率。CHEN等人^[8]提出SWIPENET加CMA检测框架,结合高分辨率超特征图生成与抗噪训练机制,在多个数据集上提升了小目标检测性能。杨文静等人^[9]提出一种结合图像增强与目标检测的水下鱼类识别方法,利用改进的多尺度Retinex算法与生成对抗网络提升图像质量,并通过YOLOv4实现高精度目标识别。轻量化技术近些年来也被广泛应用于水下研究当中。ZHANG等人^[10]提出

LiteEnhanceNet轻量级网络,采用深度可分离卷积与轻量级注意力机制,在增强图像质量的同时显著降低模型复杂度。黄珍伟等人^[11]提出一种基于改进RetinaNet的水下目标检测方法,通过将骨干网络替换为DenseNet并使用深度分离可变形卷积,压缩网络规模并提升检测速度。引入CBAM注意力机制增强特征表达,显著提高复杂水下环境中的检测精度,在自建的水下目标检测数据集中mAP值达到81.9%。LIU等人^[12]在YOLOv8n模型的基础上提出PDSC-YOLOv8n网络,通过引入Ghost卷积、GSConv等模块降低模型大小,并采用GAM与CBAM注意力机制等增强特征表达,改善图像质量,在保持模型轻量化的前提下提升在RUOD水下数据集上的mAP表现。

本研究针对水下小目标检测的实际需求,提出一种改进的YOLO 12轻量化算法。该算法基于GhostNet的特性,对原YOLO 12网络进行优化,其中采用GhostNet替代A2C2f模块,从而实现主干网络的轻量化。此外,采用LSCD模块替换原有的检测头,以提高网络性能并减少参数量。通过进一步应用LAMP剪枝技术,成功压缩网络的参数。相较于原YOLO 12算法,在原有精度几乎不变的情况下,算法的参数和计算量被大幅压缩,这使得该算法更适合在水下操作平台如AUV中部署。

1 小目标检测轻量化网络

本研究提出的轻量化视觉检测算法是基于YOLO12神经网络模型^[12]小参数量版本YOLO12s进行改进,对主干网络和检测头的特征提取方式进行优化设计,以取得适用于水下机器人的轻量化、高精度的目标检测网络。

1.1 基线网络

YOLO12神经网络模型是对YOLO系列进行改进的最新模型。该网络引入区域注意力方法,通过对特征图进行分区处理,减少计算复杂度,并在保持较大感受野的同时提高检测效率。网络使用残差高效层聚合网络,通过引入块级残差连接和缩放技术,解决训练过程中权重波动较大的问题。YOLO12网络的优化注意力结构,结合FlashAttention技术和

7×7 可分离卷积,使得模型在多种视觉任务中的表现更加优秀,尤其是在小目标检测方面,相比于前代 YOLO 模型, YOLO12 能够提供更精细的检测结果。

1.2 Ghost Bottleneck 模块轻量化

YOLO12 的 Backbone 包含多个卷积层、C3k2 模块和 A2C2f 模块的组合,通过这些模块分层次提取、融合和增强图像特征,使得模型能够获取更丰富的图像信息,提升模型检测效果。

在 YOLO 模型中,较深层通常包含较多参数和大量输出通道。这些层会消耗大量计算资源和内存。并且较深层会存在大量的信息冗余,对较深层替换对后期特征提取影响较小。故替换较深层实现轻量化为最优选择,本文将 Backbone 的第 8 层 A2C2f 替换为 Ghost Bottleneck^[12], 输入的特征经过 2 个阶段:第 1 阶段将卷积核减少为原有卷积核数量的一半,生成特征图。第 2 阶段通过小开销的计算方式如 3×3 的卷积克隆得到剩余部分的特征图,即:

$$Y = [X * f, \varphi_i(X * f)], \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中: X 为输入数据,通常是特征图; f 为卷积核; $*$ 为卷积操作符,表示对输入数据 X 和

卷积核 f 进行卷积操作; $\varphi_i(X * f)$ 为第 i 个线性变换操作,用于生成额外的 Ghost 特征图,通过对 $X * f$ 进行廉价的线性变换操作得到; Y 为输出特征图,包括初始特征图 $X * f$ 和通过廉价线性变换生成的多个 Ghost 特征图; $i = 1, 2, \dots, n$ 表示可以有多个线性变换生成不同的特征图。本文将 Ghost Bottleneck 引入了 YOLO12 结构并用于水下小目标检测的相关研究。通过这一改动,在保持精度基本不变的情况下, YOLO12 的参数量显著降低。

1.3 LSCD 模块轻量化

YOLO12 的传统检测头模块采用多个单独的卷积操作用于不同尺寸的特征提取和目标检测,生成每个锚点的边界框坐标、类别概率以及物体的定位信息。这导致其计算复杂度较高并且在推理阶段占用内存较高,因此不适合部署在资源受限的设备上。SGL-YOLO^[12]在 YOLOv8 结构的水下检测中提出并应用了 LSCD 检测头,来减少计算复杂度并降低资源占用。受此启发,本文将轻量级共享卷积检测头 (LSCD)^[12]应用于 YOLO12 结构之中,用于替换原有的目标检测头模块,其结构如图 1 所示。

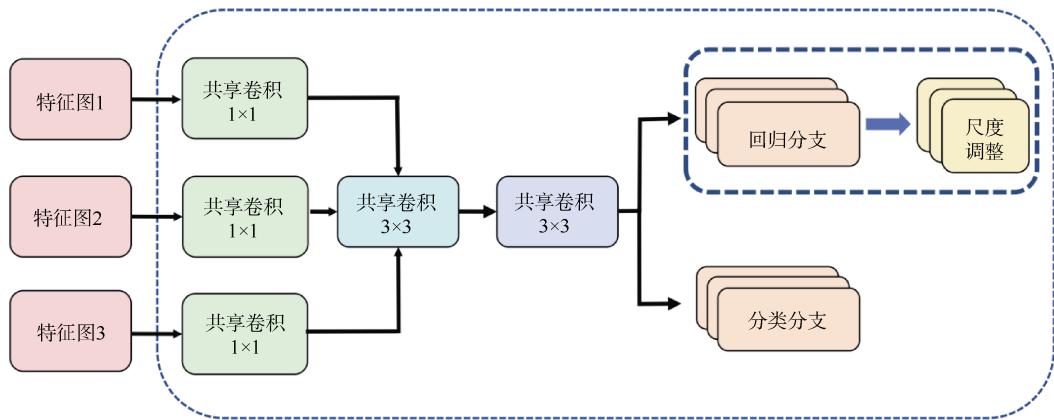


图 1 LSCD 检测头模块图
Fig. 1 LSCD detection head module

图 1 中: 特征图 1 为网络第 14 层输出; 特征图 2 为网络第 17 层输出; 特征图 3 为网络第 20 层输出; 共享卷积 1×1 为降低计算复杂度; 共享卷积 3×3 为提取更深层次的语义特征; 分类分支为预测目标类别; 回归分支与尺度调整模块为调整边界框

位置,通过尺度补偿提升精度。

LSCD 核心思想为用参数共享的卷积替换普通卷积,通过减少卷积层实现轻量化。用同一组卷积核在特征金字塔网络输出的不同尺寸特征图进行特征提取。Backbone 提取到的特征分别先通过 1×1 的

共享卷积来降低计算量, 然后通过 2 组 3×3 的共享卷积进一步特征提取。 3×3 卷积过程所有尺度的特征图共享卷积核, 避免冗余计算并减少模型参数。

特征进入回归分支和类别分支, 分别用于预测目标的边界框位置和类别, 在进行回归任务中, 再次通过特征缩放, 来调整目标回归的尺度, 从而能够在不同尺度的特征图上进行有效的目标预测, 提升对不同尺寸物体的检测精度。

通过在特征金字塔网络的不同尺度特征图上共享卷积核, 有效地保持对多尺度目标的检测精度。此外, LSCD 模块通过引入可学习的尺度调整机制, 增强模型对不同尺寸目标的适应能力, 进一步提升检测性能。这一改进使得模型在资源受限的设备上部署成为可能。

2 LAMP 算法剪枝

本文为进一步压缩和加速改进的轻量级网络, 同时尽量保持模型精度, 因此采用 LAMP (层自适应幅度剪枝) 技术^[12]。算法通过结构化剪枝, 使用依赖图^[12]来确定不同节点之间的剪枝依赖关系, 进而确定哪些节点在剪枝时必须被作为一组同时处理。依赖图通过以下公式构建, 即:

$$D(f_i, f_j) = B(\text{adj}(f_i, f_j) \vee \text{sch}(f_i, f_j)) \quad (2)$$

式中: $D(f_i, f_j)$ 为依赖判断函数, 表示节点 f_i 与节点 f_j 之间是否存在剪枝依赖关系; $B(\cdot)$ 为判断函数, 括号内成立时取值为 1; $\text{adj}(f_i, f_j)$ 为判断层间节点是否存在直接连接关系。为判断层内节点是否采用了相同剪枝策略。通过 $\text{sch}(f_i, f_j)$ 该函数可以识别出存在依赖的节点对, 从而构建依赖图, 获得剪枝分组。通过这种整组裁剪的方式, 可以确保结构一致性和模型正确性。在剪枝过程中, 由于 LSCD 检测头对精度有着直接影响, 本文选择跳过检测头以保持精度。

与传统的剪枝方法不同, LAMP 只需设定全局稀疏率, 层间稀疏率由算法自动调节, 且对大部分的模型都适用。其基本原理是通过衡量剪枝对模型输出的影响, 自动为每个组确定剪枝比例, 从而优化剪枝过程。具体而言, 是基于每个组的重要性计算出得分, 得分较高的连接被认为对网络输出影

响更大, 因此应优先保留。计算公式为

$$\text{score}(u; W) := \frac{(W[u])^2}{\sum_{v \geq u} (W[v])^2} \quad (3)$$

式中: $\text{score}(u; W)$ 为第 u 个连接的得分; $(W[u])^2$ 为第 u 个连接权重的平方和; $\sum_{v \geq u} (W[v])^2$ 为从第 u 个连接开始加该层所有后续连接的权重平方和。LAMP 方法通过将剪枝过程与全局稀疏性目标结合, 实现了高效的分组剪枝。该方法通过贪心策略逐步移除得分最低的分组通道, 直到达到预设的整体稀疏性限制。在这一过程中, 无需预先设定每一层的剪枝比例, 而是根据实际权重的分布动态调整剪枝比例, 从而有效优化剪枝效率。通过这一机制, LAMP 在压缩模型的同时, 尽可能减少了精度损失, 提升了剪枝操作的精确性和实用性。

由于剪枝过程中可能造成模型精度的损失, 为确保模型性能, LAMP 会对剪枝后的网络进行重新训练。重新训练的目标是恢复剪枝过程中损失的精度, 这一过程通过微调优化模型的参数, 提升模型的性能表现。

3 实验设置与结果分析

3.1 实验数据集

为评估改进的 YOLO12 轻量化算法的有效性和鲁棒性, 本节分别在 2 个公开水下目标检测数据集 DUO 和 RUOD 上进行试验。

实验所采用的公开数据集 DUO, 是 URPC 数据集的整合, 对历年发布的 URPC 数据集中重复的数据进行删除, 有误的标签进行重置。该数据集数据采自水下机器人在自然海洋环境中拍摄的视频截取而来, 共计 7 782 张图像, 包含海参、海胆、海星和扇贝 4 个种类, 涵盖真实的海底场景, 典型图像展示如图 2 所示; RUOD 数据集是专为水下目标检测任务设计的高质量数据集。该数据集旨在解决现有水下图像数据集在多样性、真实性和挑战性方面的不足。数据集包含有 14 000 张高分辨率水下图像, 采集自百度, 谷歌等图像分享网站, 共包含 10 类水下目标, 分别为: 鱼类、海胆、海星、扇贝、海参、海龟、水母、珊瑚、鱿鱼和潜水员。数据集均通过随机划分的方式分为训练集、验证

集和测试集合, 比例约为 7:2:1。典型图像展示如图 3 所示。

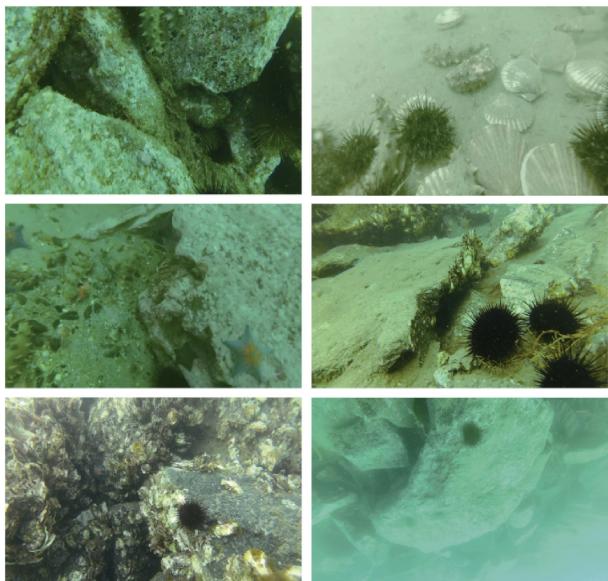


图 2 DUO 数据集样例
Fig. 2 Examples of DUO dataset



图 3 RUOD 数据集样例
Fig. 3 Examples of RUOD dataset

3.2 实验相关平台与训练参数设置

为公平比较, 本实验均采用统一平台及软件环境。硬件平台为 Intel Core i7-11700 CPU @ 3.60 GHz 处理器和 NVIDIA GeForce RTX 3090 显卡的服务器。软件环境为 Ubuntu20.04、cuda11.8、python3.8。

进行算法训练时, 设置输入图像尺寸为 640×640, 初始学习率为 0.01, 优化器为 SGD, 批处理大小为 32, 训练轮次为 300, 使用 YOLO 神经网络时全程开启网络自带的数据增强进行训练。

3.3 实验结果与分析

在本次实验中, 我们采用了 TIAN 等人于 2025 年提出并开源的 YOLO12 模型版本^[12], github 链接为: <https://github.com/sunsmarterjie/yolov12/tree/main>。采用的评价指标有 mAP@50, 即在交并比 (IoU) 阈值为 0.5 时的平均精度。FLOPs 表示模型在处理单张图像时所需的浮点运算次数。Weight 表示模型权重文件的大小, 可直观反映模型在存储设备中的占用空间。Params 用于衡量模型的结构规模, 参数量越小意味着模型越轻量, 更加便于在资源受限的边缘设备中运行。

本文将所提算法与 SSD^[12]、Deformable DETR^[12]、YOLOv5s、YOLOv7-tiny^[12]、YOLOv8s 和 YOLO12s^[12]目标检测算法进行了对比, 其中 YOLOv5s 与 YOLOv8s 尚无正式论文, 本文所用对比模型均来源于其官方仓库。在 DUO 数据集的实验结果如表 1 所示, 其中, 本算法为本研究提供的改进的 YOLO12 轻量化算法。由结果可知, 本文提出的轻量化算法相比于基线网络 YOLO12s, 在 DUO 数据集上, 精度略有提升的前提下, 实现 FLOPs 降低 54.59%, 权重降低 77.42%, 参数量减少 78.79%。相比于其他算法, 本算法在保持精度领先的同时, 具备更小的模型规模与更低的计算复杂度。例如, 相比于精度接近的 YOLOv7-tiny 和 YOLOv8s, 本算法的 FLOPs 分别减少约 31.54%

表 1 DUO 数据集客观实验
Table 1 DUO dataset objective experiment

网络	mAP@50/%	FLOPs/GB	权重/MB	参数量/个
SSD	76.3	61.34	96.6	24.15M
Deformable DETR	80.1	51.06	480	39.83M
YOLOv5s	82.3	15.8	14.4	7.02M
YOLOv7-tiny	83.6	13	12.4	6.02M
YOLOv8s	83.1	28.4	22.5	11.13M
YOLO12s	84.5	19.6	18.6	9.1M
本算法	85.1	8.9	4.2	1.93M

和 68.66%，模型权重仅为 33.87% 和 18.67%。此外，本算法的参数量也远小于 YOLOv7-tiny 与 YOLOv8s，减少了 67.94% 和 82.66%。本文变化量的计算均采用了比较原始模型与本算法模型在各指标上的差值，并以原始模型为基准，计算得到的比重。上述结果表明，本文所提出的方法在检测性能和模型轻量化之间实现更优的平衡，具有更强的实际部署能力与应用价值。

DUO 数据集的场景种类和目标种类较为单一，为进一步验证本文提出算法的鲁棒性，本文还将其与其他算法在 RUOD 数据集上进行对比，在 RUOD 数据集的实验结果如表 2 所示，比较可知，我们的轻量化算法相比于基线网络 YOLO12s，在 RUOD 数据集上，实现 FLOPs 降低 54.08%，

表 2 RUOD 数据集客观实验
Table 2 RUOD dataset objective experiment

网络	mAP@50/%	FLOPs/GB	权重/MB	参数量/个
SSD	80.8	61.94	96.6	24.95M
Deformable DETR	83.3	51.06	480	39.83M
YOLOv5s	85.9	15.8	14.5	7.04M
YOLOv7-tiny	84.6	13.1	12.3	6.03M
YOLOv8s	86.5	28.5	22.6	11.13M
YOLO12s	84.9	19.6	18.6	9.1M
本算法	85.8	9.0	4.1	1.86M

权重降低 77.96%，参数量减少 79.56%。实验表明本算法在其他数据集上依旧保持良好性能，算法具有良好的通用性和鲁棒性。

全部试验结果表明，在引入 GhostNet 模块、LSCD 模块和 LAMP 剪枝算法后，算法可以在保证检测精度基本不变甚至略有提高的前提下，更加高效且紧凑地提取关键特征，显著降低模型冗余，提升推理速度与部署灵活性。上述改进策略进一步验证轻量化主干网络、结构优化检测头与剪枝技术在水下小目标检测中的协同优势，为算法在 AUV 等资源受限平台中的实际应用提供有力支撑。

3.4 消融实验

为验证各改进模块对所提方法整体检测性能与轻量化效果的贡献，本文在 RUOD 数据集上开展消融实验，逐步引入 GhostNet、LSCD 检测头

及 LAMP 剪枝算法，测试对：mAP、FLOPs、权重、参数量指标的影响。实验结果表明，各个模块的引入对模型的轻量化均产生了积极影响，结果如表 3 所示。

表 3 网络消融实验
Table 3 Network ablation experiment

模型	mAP@50/%	FLOPs/GB	权重/MB	参数量/个
YOLO12s 基线	84.9	19.6	18.6	9.1 M
基线+GhostNet	86	17.7	13.8	6.72 M
基线+LSCD	86	18.3	18	8.8 M
基线+LAMP	85.72	9.7	4.16	3.19 M
本算法	85.8	9.0	4.1	1.86 M

4 结束语

本文针对 YOLO12 基线网络在水下小目标检测中存在模型冗余度高、部署效率低等问题，提出一种轻量化的改进算法。该算法综合引入 GhostNet 主干网络以减少特征提取阶段的冗余计算，采用 LSCD 检测头替代原有检测结构以提升对小目标的表征能力，并通过 LAMP 剪枝策略进一步压缩模型规模。理论分析与实验结果均表明，在保证检测精度不下降的前提下，改进算法显著降低参数量和 FLOPs，压缩模型大小，适用于资源受限的水下操作平台（如 AUV）部署场景。本研究不仅验证轻量化结构与剪枝机制在水下视觉感知任务中的有效性，也为相关领域提供可推广的模型优化思路。

参考文献

- [1] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]// 14th European Conference on Computer Vision-ECCV 2016. Amsterdam: ECCV Committee, 2016.
- [2] 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. Las Vegas: IEEE, 2016.
- [3] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[C]// 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice: IEEE, 2017.
- [4] TAN M X, PANG R M, LE Q V. EfficientDet: Scalable and efficient object detector[C]// 2010 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE, 2020.

- [5] ROUT D K, KAPOOR M, SUBUDHI B N, et al. Underwater visual surveillance : A comprehensive survey[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 309: 118367.
- [6] HUA X, CUI X P, XU X H, et al. Underwater object detection algorithm based on feature enhancement and progressive dynamic aggregation strategy[J]. *Pattern Recognition*, 2023, 139: 109511.
- [7] DAI L H, LIU H, SONG P H, et al. A gated cross-domain collaborative network for underwater object detection[J]. *Pattern Recognition*, 2024, 149: 110222.
- [8] CHEN L, ZHOU F X, WANG S K, et al. SWIPENET: Object detection in noisy underwater scene[J]. *Pattern Recognition*, 2022, 132: 108926.
- [9] 杨文静, 陈明, 冯国富. 基于图像增强的水下视频鱼类识别方法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(22): 1-10.
- [10] ZHANG S, ZHAO S L, AN D, et al. LiteEnhanceNet: A lightweight network for real-time single underwater image enhancement[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 240: 122546.
- [11] 黄珍伟, 陈伟, 王文杰, 等. 基于改进 RetinaNet 网络的水下机器人目标检测与实验[J]. *计算机工程与科学*, 2024, 46 (2): 264-271.
- [12] LIU Q, ZHANG X, HUANG J, et al. PDSC-YOLOv8n: A lightweight underwater object detection network based on YOLOv8n[J]. *Sensors*, 2024, 24 (5): 1823.
- [13] TIAN Y J, YE Q X, DOERMANN D. YOLOv12: Attention-centric real-time object detectors[C]// 2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco: IEEE, 2025.
- [14] HAN K, WANG Y H, TIAN Q, et al. GhostNet: Features from Cheap Operations[C]// 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE, 2020.
- [15] ZENG J Y, ZHONG H. YOLOv8-PD: An improved road damage detection algorithm based on YOLOv8n model[C]// 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco: IEEE, 2024.
- [16] LEE J, PARK S, LYM S, et al. Layer-adaptive sparsity for the magnitude-based pruning[C]// 9th International Conference on Learning Representations. Online: ICLR Committee, 2021.
- [17] FANG G F, MA X Y, SONG M L, et al. DepGraph: Towards any structural pruning[C]// 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver: IEEE, 2023.
- [18] LI M H, PANG H L, JIANG C H. SGL-YOLO: Lightweight underwater object detection algorithm based on feature fusion[EB/OL]. [2025-06-08]. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-6510637/v1>.
- [19] ZHU X Z, SU W J, LU L W, et al. Deformable DETR: Deformable transformers for end-to-end object detection [EB/OL]. [2025-05-08]. <https://arxiv.org/abs/2010.04159>.
- [20] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]// 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver: IEEE, 2023.

(责任编辑: 张曼莉)