

基于改进 YOLOv5s 和 TensorRT 部署的鱼道过鱼监测

李健源¹ 柳春娜^{2,3} 卢晓春¹ 吴必朗^{2,3}

(1. 三峡大学水利与环境学院, 宜昌 443002; 2. 中国水利水电科学研究院, 北京 100038;
3. 中国水利水电科学研究院流域水循环模拟与调控国家重点实验室, 北京 100038)

摘要: 为实现在复杂水体下对鱼道过鱼进行监测,提出了一种基于 YOLOv5s 的改进模型,并用 TensorRT 部署应用于某水电站鱼道现场。首先,针对水下图像模糊、目标检测困难的问题,提出了将 Swin Transformer (STR) 作为检测层,提升了模型对目标的检测能力;其次,针对鱼群密集、图像信息少的问题,将 Efficient channel attention (ECA) 注意力机制作为主干特征提取网络 C3 结构的 Bottleneck,减少了计算参数并提升了检测精度;然后,针对检测目标定位差、回归不收敛的问题,将 Focal and efficient IOU loss (FIOU) 作为模型损失函数,优化了模型整体性能;最后将模型部署在 TensorRT 框架进行优化,处理速度得到了大幅度提升。基于实际采集的复杂水体数据集进行实验,结果表明,本文算法 mAP 为 91.9%,单幅图像处理时间为 10.4 ms,在相同条件下,精度比 YOLOv5s 提升 4.8 个百分点,处理时间减少 0.4 ms。模型使用 TensorRT 部署后单幅图像推理时间达到 2.3 ms,在不影响检测精度的前提下,推理速度提高 4.5 倍。综上,本文算法模型在保证快速检测的基础上,具有较高的准确性,更适用于复杂水体下鱼道过鱼监测。

关键词: 鱼道过鱼监测; YOLOv5s; 损失函数; TensorRT

中图分类号: Q81; TP391 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)12-0314-09 OSID: 

Fish Passage Monitoring Based on Improved YOLOv5s and TensorRT Deployment

LI Jianyuan¹ LIU Chunna^{2,3} LU Xiaochun¹ WU Bilang^{2,3}

(1. College of Hydraulic and Environmental Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002, China
2. China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China
3. State Key Laboratory of Simulation and Regulation of Water Cycle in River Basin, China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China)

Abstract: In order to realize the detection of fish passage in fishway under complex water, an improved model based on YOLOv5s was proposed, and it was deployed and applied to the fishway site of one hydropower station with TensorRT. Firstly, in view of the problems of underwater image blur and target detection difficulty, the Swin Transformer (STR) was proposed as the detection layer, which improved the detection ability of the model for targets. Secondly, in view of the problem of dense fish and little image information, the efficient channel attention (ECA) attention mechanism was used as the Bottleneck of the backbone feature extraction network C3 structure, which reduced the calculation parameters and improved the detection accuracy. Then aiming at the problem of detection target positioning error and non convergence of regression, taking focal and efficient IOU loss (FIOU) as the loss function of the model to optimize the overall performance of the model. Finally, the model was deployed in TensorRT framework for optimization, and the processing speed was greatly improved. Based on the actual collection of complex water body data set, the experiment results showed that the algorithm mAP was 91.9%, and the processing time of a single image was 10.4 ms. Under the same conditions, the precision was 4.8 percentage points higher than that of YOLOv5s, and the processing time was 0.4 ms. After the model was deployed with TensorRT, the reasoning speed reached 2.3 ms/img, a 4.5 times improvement in reasoning speed without affecting detection accuracy. In conclusion, the algorithm model had good effectiveness and superiority, and it was more suitable for fish passage detection in complex water bodies.

Key words: fish passage detection; YOLOv5s; loss function; TensorRT

0 引言

大坝的修建会导致河流纵向连通性消失,产生大坝阻隔效应,影响上下游种群基因交流^[1]、降低河流生物多样性^[2],尤其对洄游性鱼类产生的负面影响最为直接^[3-4]。根据水利水电工程建设项目环境保护要求,需要建立减缓筑坝影响的环境保护措施^[5],实施生态补偿,恢复河流生态系统健康。近些年,水利水电项目逐步开始建设鱼道工程作为大坝的连接通道,以协助鱼类洄游产卵、促进上下游种群基因交流^[6-8],在鱼道的运行过程中需要开展过鱼监测^[9],对验证鱼道的过鱼效果、提高鱼道的过鱼效率、优化运行方式,实现鱼道的科学管理,促进鱼类资源保护具有重要的理论意义。

目前,已有不少国内外学者开展了鱼道过鱼监测研究^[10-14]。总体来看,国内外鱼道过鱼效果按监测方式可分为直接法和间接法两大类,其中人工观测、张网法、堵截法等属于直接法^[15],虽然可以判断过鱼种类和数量^[16],但过度依赖人工操作,效率和准确率较低、对鱼类干扰大,成本高。而声学 and PIT 遥测法等属于间接法^[17-18],通过深度分析采集的数据,开展过鱼效果评估,其中过鱼数量的准确性取决于数据分析方法^[19]。在分析现阶段常采用的监测技术方法差距后可以看出,现有监测技术方法难以满足过鱼监测的准确率和效率要求。

随着计算机视觉等多个领域取得重大突破^[20],越来越多的深度学习算法在众多领域得到应用^[21-23],为提高鱼道过鱼目标监测的准确率和效率提供了可行性。张亦弛等^[24]通过卷积神经网络对水下声呐探测到的图像进行检测,但网络比较单一,检测的准确率比较低;王蓉蓉等^[25]基于水下目标检测特征提取困难、目标漏检等问题,提出了一种改进的 CenterNet 算法,但模型检测速度较低,仅有 7 f/s;王伟等^[26]基于 SSD 目标检测算法,提出用 ResNet 网络代替 VGG 网络作为算法的特征提取网络,提高对水下复杂环境的检测精度和速度;李宝奇等^[27]针对水下光学图像目标检测精度低的问题,提出了 SSD-MV2SDB 网络,有效提升了水下检测精度;陈宇梁等^[28]针对光学图像在水中衰弱严重等问题,提出了 YOLOv5s-underwater 模型,有效提高了检测精度。但以上方法都是基于单一背景下的目标检测,在鱼道工程环境里,水下成像背景复杂,存在泥沙、树枝树叶等杂质漂浮物,大幅增加鱼道过鱼目标的检测难度。而且过鱼季节的天然河流水体浊度高,自然光在水体传播时易受吸收、反射和散射等影响,普遍存在成像效果对比度低、模糊等问题,导致

鱼类特征信息匹配困难。同时,鱼道内的水流具有一定流速,在过鱼季节时,鱼类高速上溯通过鱼道,常伴有密集鱼群遮挡通过等问题,为动态目标的快速检测造成了难度。裴倩倩等^[29]采用 YOLOv3 目标检测模型实现了鱼道内的检测,但不能解决复杂水体环境下的鱼类动态目标快速捕捉、密集鱼群遮挡识别问题,造成漏检、误检等现象。漏检和误检不利于科学评估鱼道过鱼效果,鱼道中常会通过一些珍稀物种^[30],需要在其游动状态对目标进行快速准确检测。为提高检测网络精度,往往会在模型中添加注意力机制^[31-32]或加深网络结构深度^[33]来提升准确率,但随着添加注意力机制和网络的加深,模型的计算参数也会大幅度增加,导致模型处理速度下降^[34-37],满足不了工程现场中实时检测的需求。

基于上述问题,本文针对鱼道水下环境复杂、特征信息匹配困难、准确率和效率低等问题对 YOLOv5s 网络模型进行改进。首先,针对鱼道工程现场复杂水体环境造成的图像模糊、过鱼目标检测困难的问题,提出将 Swin Transformer (STR) 作为检测层,提高模型对全局信息的捕获能力,加强对鱼类特征信息解码,以进一步优化模型的检测性能。其次,针对水下密集鱼群相互遮挡时,被遮挡目标易出现漏检的问题,提出 ECA 注意力机制作为 C3 的 Bottleneck,提高网络对目标特征信息的提取能力,增强不同网络层之间特征信息的传递,提升模型检测精度,降低漏检率。然后,针对水下光学图像存在对比度低,检测目标定位差,造成模型不收敛的问题,利用 Focal and efficient IOU loss (FIOU) 作为模型损失函数,获得更加精确的框定位和使训练损失得到更快收敛,优化模型整体性能。最后,为提高模型的处理速度,将训练好的模型使用 TensorRT 框架部署进行优化,使模型达到最大的推理吞吐量和效率,以实现模型推理加速。

1 模型算法

1.1 YOLOv5 模型

YOLOv5 为一种高效、快速的单阶段目标检测算法,主要由输入端、主干提取网络、颈部网络、检测端 4 部分组成。输入端 (Input) 主要是图像的输入以及 Mosaic 数据增强。主干提取网络 (Backbone) 由卷积层 (Conv)、瓶颈层 (C3) 和快速空间金字塔池化 (Spatial pyramid pooling-fast, SPPF) 构成。颈部网络 (Neck) 采用实例分割框架下的路径聚合网络结构 (Path aggregation network, PANet) 对网络进行特征加强。检测端 (YOLO Head) 将得到的特征图进行解码预测,输出检测目标的类别和位置。

1.2 改进 YOLOv5 模型

鱼类在水体中的姿态、形状会随着游动在不同时刻发生不同变化,为实现复杂水体环境下的动态目标快速检测,对 YOLOv5 模型进行改进,如图 1 所示,具体方案为:①在 Neck 结构,以 Swin

Transformer 模块作为模型的检测层,增强模型对特征信息解码能力。②将 C3 模块的 Bottleneck 用 ECA 注意力机制代替,提高对图像有效特征信息的提取能力。③使用 FIOU 作为模型损失函数,优化模型回归性能。

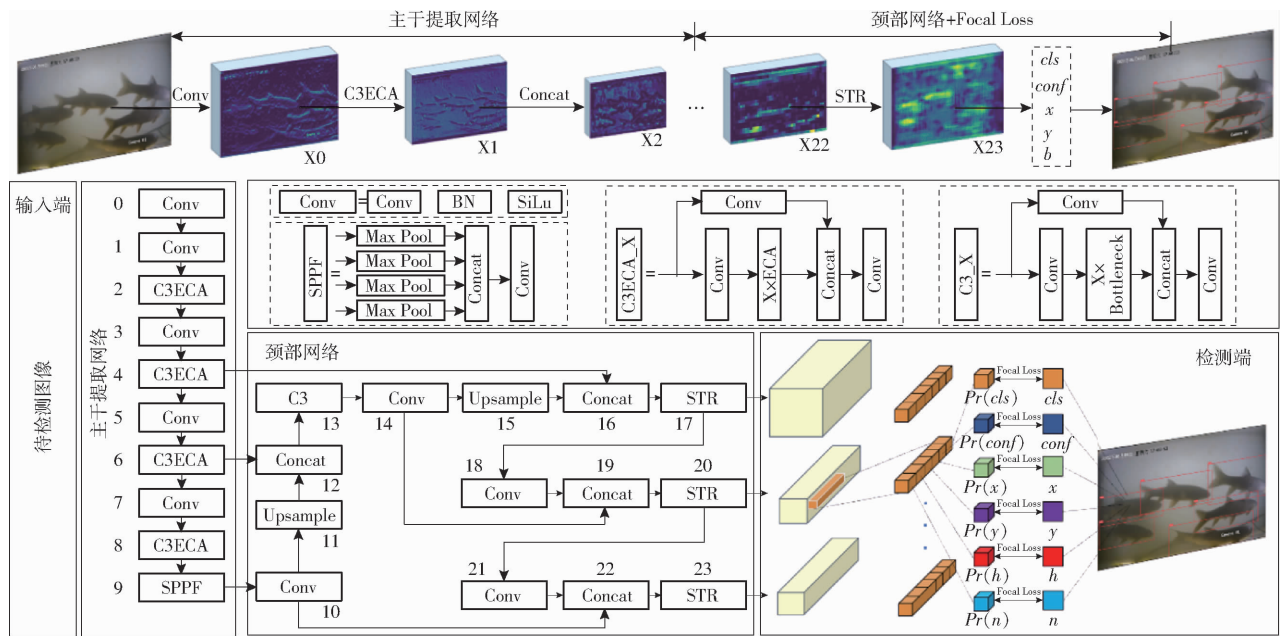


图 1 本文算法框架
Fig.1 Framework of algorithm model

1.2.1 Swin Transformer 模块

Swin Transformer^[38]是一种窗口注意力模块,由窗口多头自注意力模型(Window multi-head self-attention modules, W-MSA)和滑动窗口多头自注意力模型(Shifted-window multi-head self-attention modules, SW-MSA)构成,是 Transformer^[39]结构的变体,如图 2 所示。其中 LN 表示层归一化,MLP 是多层感知器,相邻块之间分别使用了 W-MSA 和 SW-MSA 模块,其利用多头自注意力机制有效运用同层次的多维度信息,有利于在复杂多样的目标场景中检测多尺度目标。因此,本文以 Swin Transformer 作为模型的检测层,通过该结构提高模型对于目标识别的泛化性。自注意力机制是 STR 的核心部分,计算公式为

$$A = \text{Attention}(\boldsymbol{Q}, \boldsymbol{K}, \boldsymbol{V}) = \text{Softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^T}{\sqrt{d_k}}\right)\boldsymbol{V} \quad (1)$$

$$\boldsymbol{Z} = \text{contant}(\boldsymbol{A}_1, \boldsymbol{A}_2, \cdots, \boldsymbol{A}_j) \boldsymbol{W} \quad (2)$$

其中
$$\text{Softmax}(t) = \frac{e^t}{\sum_{j=1}^N e^t} \quad (3)$$

式中 $\boldsymbol{Q}$ ——图像注意力查询向量
 $\boldsymbol{K}$ ——图像注意力键向量
 $\boldsymbol{V}$ ——图像注意力值向量
 d_k ——向量 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{K}$ 的维度

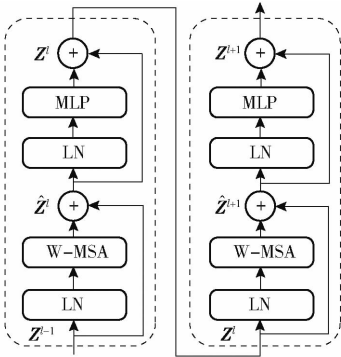


图 2 Swin Transformer 模块
Fig.2 Swin Transformer module

- $\boldsymbol{W}$ ——线性化系数矩阵
- $\boldsymbol{Z}$ ——多头自注意力机制结合不同独立特征空间信息得到的深层次特征
- $\boldsymbol{A}$ ——自注意力机制
- $\text{Softmax}(t)$ ——归一化指数函数
- N ——多类分类器类数
- $\text{contant}(\boldsymbol{A}_1, \boldsymbol{A}_2, \cdots, \boldsymbol{A}_j)$ ——不同自注意力机制容器

1.2.2 ECA 结构

鱼群通过时,易相互遮挡,被遮挡目标有效信息少,为充分挖掘有限信息,减少漏检现象,本文将 Efficient channel attention (ECA)^[40]代替主干网络 C3 模块的 Bottleneck。ECA(图 3,图中 χ 表示特征

图)是一种极其轻量级的通道注意模块,主要提出了一种不降维的局部跨信道交互策略和自适应选择一维卷积核大小的方法,可以减少模型的计算参数量并提升检测精度。自适应卷积核 k 的计算式为

$$k = \psi(C) = \left\lfloor \frac{\ln C + 1}{2} \right\rfloor_{\text{odd}} \quad (4)$$

式中 $|t|_{\text{odd}}$ ——距离 t 最近的奇数

C ——通道数

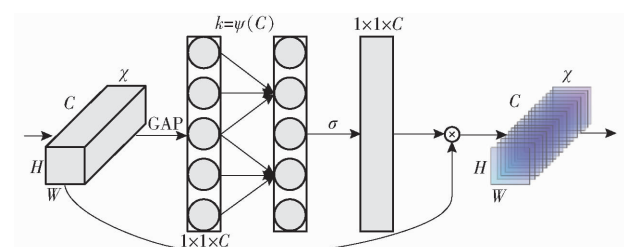


图 3 ECA 注意力机制

Fig. 3 ECA attention mechanism

1.2.3 Focal and efficient IOU loss

YOLO 作为典型的 one-stage 网络模型,为了提高检测速度^[41],相对于 two-stage 目标检测模型^[42],舍弃了生成候选框这一阶段,缺少了对 anchor box 的筛选过程,导致目标定位生成的锚框正负样本不平衡,而且 YOLOv5 原本使用的 Generalized intersection over union loss (GIOU)^[43]在预测框和真实框重合时,无法区分预测框和真实框的位置关系,预测框与真实框之间的误差较大。因此本文使用 Focal and efficient IOU loss(FIOU)^[44]作为模型损失函数,其通过减少易分类样本的权重,使得模型在训练时更专注于难分类的样本,优化目标框定位,提升收敛速度,FIOU 损失计算式为

$$L_{\text{FIQU}} = IOU^\gamma L_{\text{FIQU}} \quad (5)$$

其中

$$L_{\text{EIOU}} = L_{\text{IOU}} + L_{\text{dis}} + L_{\text{asp}} =$$

$$1 - IOU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{R^2} + \frac{\rho^2(w, w^{gt})}{R^2} + \frac{\rho^2(h, h^{gt})}{R^2}$$

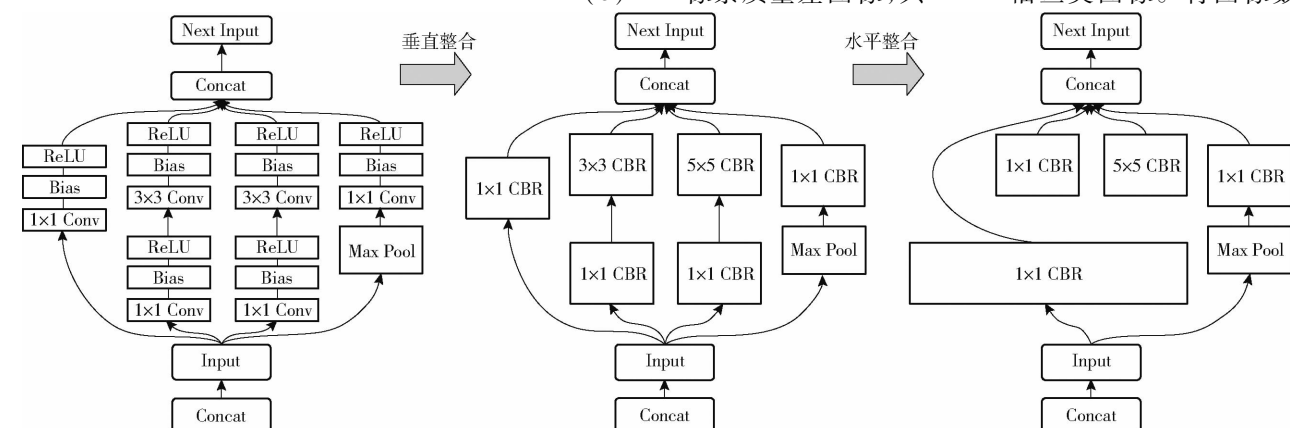


图 4 TensorRT 优化流程图

Fig. 4 TensorRT optimization process

$$\rho^2(b, b^{gt}) = \sqrt{(b_x - b_x^{gt})^2 + (b_y - b_y^{gt})^2} \quad (7)$$

式中 IOU ——边界框与真实框进行交并比

b ——预测框中心点

b^{gt} ——真实框中心点 γ ——超参数

w ——预测框宽度 w^{gt} ——真实框宽度

h ——预测框高度 ρ ——两点间欧氏距离

 h^{gt} ——真实框高度

R_w, R_h ——能够同时包含预测框和真实框的最小闭包区域宽度、高度

R ——能够同时包含预测框和真实框的最小闭包区域的对角线距离

1.3 TensorRT 的加速网络

为提高模型的处理速度,采用 TensorRT 框架部署进行优化。TensorRT 是 NVIDIA 推出的高效推理引擎,其包含 2 个阶段:构建 (build) 和部署 (deployment)。在构建阶段,TensorRT 对神经网络图 (Neural network graph) 进行了几个重要的转换和优化:①消除未使用的输出的层以避免不必要的计算。②将 Convolution、Bias 和 ReLU 层融合形成单个层,主要是垂直层融合和水平层融合,减少计算步骤和传输时间,如图 4 所示。在部署阶段,TensorRT 以最小化延迟和最大化吞吐量运行优化了的网络。将训练好的 .pt 权重通过 C 语言转换为引擎文件 .engine 和动态库 .dll,将其部署在网络中可使模型获得加速推理。

2 数据集与模型评价方法

2.1 复杂水体数据集

深度学习目标需要大量的数据集支撑,且在所需检测场景下,数据采集对该场景的目标检测效果往往具有决定性作用。因此本文数据集分别在西藏自治区某鱼类增殖站、水产科学研究所和某水电站自行采集所得,采集后的数据集经过人工剔除冗余、像素质量差图像,共 3 000 幅鱼类图像。将图像数

据使用 LabelImg 标注后使用脚本转换为 YOLOv5 训练格式文件,并将其按比例 8:2 随机构建训练集和验证集。

2.2 评价指标

为客观评价不同模型算法对鱼类目标的检测性能,采用准确率(Precision)、召回率(Recall)、平均精度均值(mAP)、参数量(Params)以及单幅图像平均处理时间综合衡量模型。准确率可以衡量模型预测正确的比例;召回率衡量模型预测正确的目标比例;平均精度均值衡量模型的整体性能;参数量衡量计算内存资源的消耗;图像平均处理时间衡量模型的实时性。

3 实验

3.1 实验平台

实验基于 Windows 10, CPU 处理器为 Intel(R) i7-11800H、GPU 为 GeForce RTX3080 显卡(显存为 16GB),在 Pytorch 1.9 深度学习框架进行训练,选用 YOLOv5s 模型进行实验,具体环境配置和模型训练参数见表 1。

3.2 消融实验

为验证本文研究对 YOLOv5s 提出 3 种改进策略的有效性和先进性,在相同实验平台的基础上,进行 8 组消融实验,并采用同一验证集进行验证,评估不同改进对模型性能的影响。

通过表 2 可以看出不同的改进策略对原

表 1 实验平台参数配置

Tab.1 Parameter configuration of experimental platform

参数	数值/型号	参数	数值/型号
操作系统	Windows 10	初始学习率	0.01
CPU	Core(TM) i7-11800H	终止学习率	0.1
GPU	GeForce RTX3080	优化器	SGD
CUDA	11.1	优化器动量	0.937
图像尺寸/(像素×像素)	640×640	训练批量	16

YOLOv5s 模型性能均有不同程度的提升,结果表明,模型 B 召回率虽有微小降低,但准确率得到大幅提高,mAP 较模型 A 提升 2.3 个百分点,计算参数量减少 0.62 MB,使得处理时间减少 2.7 ms,证明将 ECA 注意力机制作为主干特征提取网络中 C3 结构的 Bottleneck 在减轻模型计算参数量的同时可以更好地提取目标特征信息,提升检测精度。将 STR 作为检测层,模型召回率得到改善,mAP 提升 3.3 个百分点,模型解码能力得到加强,提升了模型对目标的检测能力。从图 5a 可以看出,模型用 FIOU 作为模型损失函数后,目标框训练损失值得到了有效降低,虽然 mAP 没有得到提高,但检测速度得到了大幅提升,解决了模型不收敛、定位框不准确的问题。从图 5b 可以看出,本文改进的算法较其它模型,整体的 mAP 达到最优,为 91.9%,较 YOLOv5s 提升 4.8 个百分点,且没有为提升检测精度而牺牲检测速度,模型单幅图像检测时间为 10.4 ms。

表 2 消融实验评估

Tab.2 Evaluation form of ablation experiment

模型	C3ECA	STR	FIOU	准确率/%	召回率/%	平均精度/%	参数量/MB	单幅图像平均处理时间/ms
A				84.6	78.2	87.1	7.01	10.8
B	√			90.0	77.3	89.4	6.39	8.1
C		√		86.3	84.6	90.4	7.19	11.0
D			√	80.6	81.3	87.1	7.01	6.7
E	√	√		89.1	82.9	91.4	6.57	12.2
F		√	√	87.4	81.2	90.3	7.19	9.3
G	√		√	86.3	82.7	89.4	6.39	7.2
本文算法	√	√	√	90.3	83.2	91.9	6.57	10.4

注:“√”表示在原 YOLOv5 模型基础上添加的改进策略。

3.3 算法准确性分析

为检验本文算法改进的准确性,随机抽取某水电站鱼道过鱼季节图像作为 YOLOv5s 和本文算法的测试集。图 6 为该水电站鱼道过鱼实际拍摄图的检测结果,图 6a 在密集鱼群相互遮挡时,因图像信息少,YOLOv5s 产生漏检的情况,而本文算法并未发生漏检;图 6b 在微小目标模糊场景下,YOLOv5s 未能检测出图像中间模糊的小目标鱼类,本文算法

成功的检测出小目标鱼类;在图 6c 水下场景复杂,树枝等杂质漂浮物与目标鱼类重叠,容易将鱼类与杂质混淆,在水体浊度较大的情况下,YOLOv5s 将左下的树枝阴影识别成鱼类,而本文算法则完成了正确的检测和识别。

综上,本文算法有效提高了算法在浑浊水体下对目标的检测能力,减少了因鱼群遮挡、模糊和有效信息少造成漏检的情况,并有效提升了模型精度,鲁

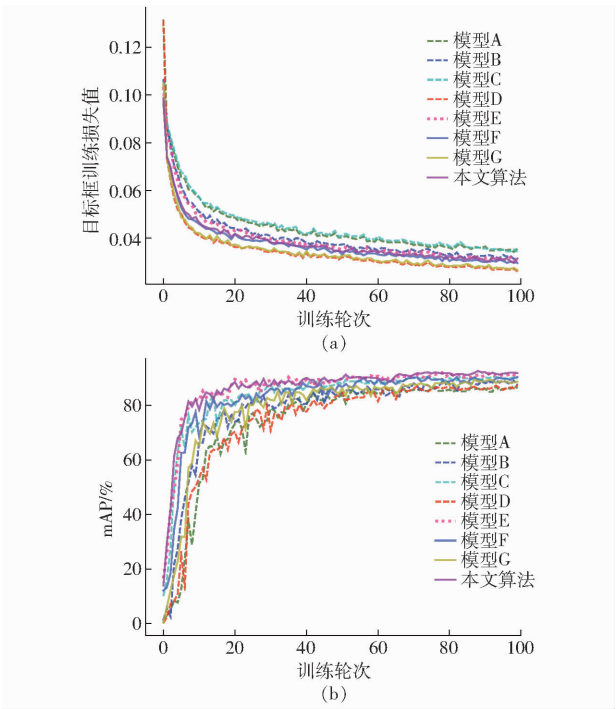


图 5 消融实验训练损失值和 mAP

Fig. 5 Ablation experiment training loss and mAP

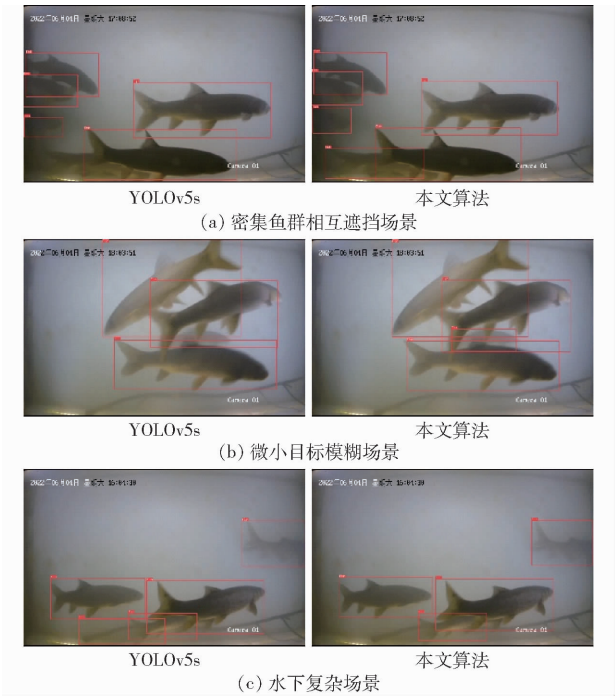


图 6 YOLOv5s 和本文算法检测效果对比

Fig. 6 Comparison between YOLOv5s and proposed algorithm

棒性更强,能够适应复杂的水下环境。

3.4 算法对比实验分析

为进一步验证本文提出的改进算法在复杂水体下鱼道过鱼监测识别能力优于其它目标检测算法,使用相同复杂水体数据集对 SSD、Faster R - CNN、YOLOv4、YOLOv5s 和 YOLOv5x 在同一实验平台进行训练和验证,主要测试其检测精度和速度,结果如表 3 所示。从表 3 可以看出,与其它算法相比,本文

提出的改进 YOLOv5s 算法在 mAP 取得了最优值。YOLOv5x 通过增加网络的深度使得模型的 mAP 得到一定的提升,但模型参数计算量也随着模型深度的增加而增加,导致模型处理速度比 YOLOv5s 增加了一倍。而本文算法在保证处理速度的前提下,提高了模型的 mAP 等各项指标,进一步证明了本文算法在检测性能上具有更高的优势,更适合完成复杂水体下鱼道过鱼目标检测。

表 3 主流算法实验评估结果

Tab. 3 Experimental evaluation results of mainstream algorithms

模型	mAP/%	单幅图像处理时间/ms
SSD	71.4	15.6
Faster R - CNN	80.4	69.4
YOLOv4	86.4	25.4
YOLOv5s	87.1	10.8
YOLOv5x	90.7	22.5
本文算法	91.9	10.4

3.5 TensorRT 部署

目前 YOLOv5 网络模型转 TensorRT 有两种方式:①直接使用 YOLOv5 自带的转换脚本转换成 onnx 形式后直接生成 engine 文件(方式 1),这种比较便捷直接,但模型推理速度优化有一定局限性。②本文的转换方式,首先通过 C 语言对 YOLOv5 进行编译,然后生成 engine 引擎文件和.dll 动态链接库进行部署(方式 2)。选取 100 幅图像分别对推理加速前、方式 1 推理加速以及方式 2 推理加速进行测试,得到的推理效率结果见图 7。从图 7 可以看出,将模型部署为 TensorRT 后推理速度均可得到大幅提升。原始 YOLOv5s 模型每幅图像平均推理时间为 10.8 ms,本文算法为 10.4 ms,使用方式 1 的方法将模型部署为 TensorRT 后,2 个模型的推理速度分别提升 2.6 倍和 2.3 倍,而使用本文的方式将模型部署为 TensorRT,推理速度达到 2.6、2.3 ms,相比转换前,模型推理速度提高 4 倍多,该方式可以有效解决模型检测速度慢或者因改进模型而降低处理速度的问题,优化计算损耗。

3.6 讨论

本文对 YOLOv5s 进行了改进,检测精度和处理速度均为侧重点,表 2 为消融实验验证不同改进对算法的影响。每个改进模块对模型提升的效果均不一样,YOLOv5s 在添加 ECA 模块后(模型 B),其准确率大幅度提升,对目标的特征匹配能力增强,但召回率有所下降。召回率衡量实际为正的样本中被预测为正样本的概率,是不可忽略的一部分。而实验中发现,YOLOv5s 将 STR 作为检测层后能有效提

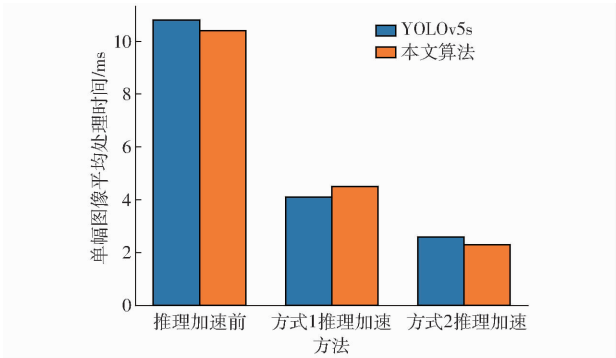


图7 TensorRT 部署推理时间对比

Fig.7 Comparison of TensorRT deployment reasoning time

高模型的召回率(模型 C),因此将两者组合起来后,进行了互补,模型(模型 E)的精确度 mAP 得到了进一步提高,但模型的平均处理速度却降低了,虽然在准确率和召回率提高的情况下,推理速度增加的时间是可以接受的,并不影响在鱼道工程中的过鱼实时检测。但为了不牺牲检测效率提升模型精度,本文对模型的损失函数进行了更换(模型 D),发现 FIOU 作为损失函数后模型的精度提升可以忽略不计,但处理速度却提高 1.6 倍。因此将 3 种改进措施进行组合(本文算法),实验结果表明,本文算法在检测精度、能力、计算消耗和处理速度 4 个指标上均优于 YOLOv5s,在恶劣环境下本文算法具有更好的性能,可以很好地解决水下环境复杂、特征信息匹配困难、准确率和效率低等问题。如图 6 所示,在鱼群遮挡、图像模糊、有效信息少的情况下,与 YOLOv5s 相比,本文算法在目标定位和检测能力等方面都有很大提升。然而,当环境过于复杂、目标鱼类较小时,本文的模型仍然可能存在漏检。如图 8 所示,图像中左边的鱼类头部没有被检测出来。且在实验的过程中发现,虽然对树枝等杂质漂浮物误识别的概率大幅度降低,但该现象还会偶尔发生。出现这种现象可能的原因有:①数据集不够丰富,对训练中没有出现的微小目标鱼类识别困难。②数据集中没有添加负样本,导致将树枝等杂质容易识别成目标鱼类。未来,针对微小目标鱼类识别困难的问题,可以对数据集进行扩充,针对性的添加微小目标鱼类图像,通过提高样本类型的丰富性和实时性来提高模型的鲁棒性;针对误识别的问题,可以在训练集中添加负样本,如添加各种杂质和漂浮物(特别是树枝和树叶)样本,可以避免误

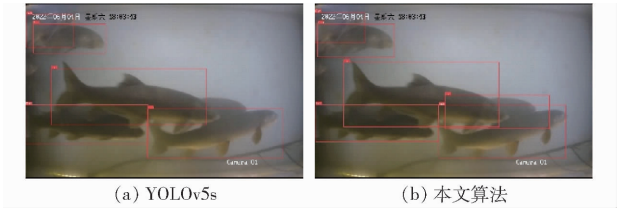


图8 YOLOv5s 和本文算法漏检现象

Fig.8 Missing detection of YOLOv5s and proposed algorithm

检,提高目标鱼类的检测精度。

此外,本文通过 C 语言转换的方式对模型进行 TensorRT 部署,避免不必要的计算,使推理速度大幅度提升。图 9 为本文算法使用 TensorRT 部署前后的检测效果,可以看出两者的检测性能和推理生成的定位框几乎没有任何的差异,故本文方法将模型部署为 TensorRT 不会影响其检测精度。

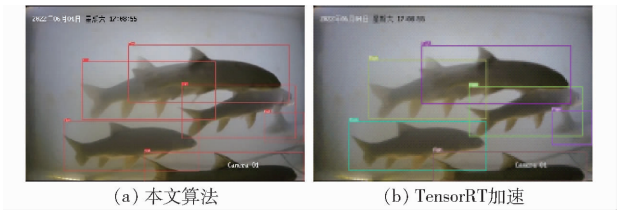


图9 TensorRT 部署前后检测效果

Fig.9 Detection effect before and after TensorRT deployment

4 结论

- (1)为解决传统鱼道监测方式过度依赖人工、对鱼类干扰大以及现阶段技术对复杂水体下的鱼道过鱼监测效率低、准确率差等问题,提出了一种基于 YOLOv5 模型改进的复杂水体鱼道检测算法,并将其部署在 TensorRT 上,相比其它算法模型,本文算法在各指标均表现出强大的优势。
- (2)针对水下环境复杂,检测目标困难的问题,将 STR 作为模型检测层,提高了检测能力;将轻量级注意力 ECA 作为 C3 模块 Bottleneck,加强模型特征提取能力,减轻了计算参数量并提升了模型检测精度;使用 FIOU 作为损失函数,使模型预测框更精确;将本文算法部署于 TensorRT,优化模型结构,降低计算损耗,处理速度得到大幅度提升。
- (3)实验结果表明,本文算法的准确率、召回率、平均精度均值均有提升,mAP 达到 91.9%,较 YOLOv5s 提升 4.8 个百分点,具有更好的检测性能,使用 TensorRT 部署后模型处理时间可以达到每幅图像 2.3 ms,提高 4.5 倍。

参 考 文 献

[1] 陈凯麒,常仲农,曹晓红,等.我国鱼道的建设现状与展望[J].水利学报,2012,43(2):182-188,197.
CHEN Kailin, CHANG Zhongnong, CAO Xiaohong, et al. Present situation and prospect of fishway construction in China[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2012, 43(2):182-188,197. (in Chinese)

- [2] 麻泽龙, 程根伟. 河流梯级开发对生态环境影响的研究进展[J]. 水科学进展, 2006(5):748–753.
MA Zelong, CHENG Genwei. Research progress on the impact of river cascade development on ecological environment[J]. Advances in Water Science, 2006(5):748–753. (in Chinese)
- [3] 陈凯麒, 葛怀凤, 郭军, 等. 我国过鱼设施现状分析及鱼道适宜性管理的关键问题[J]. 水生态学杂志, 2013, 34(4):1–6.
CHEN Kaiqi, GE Huaifeng, GUO Jun, et al. Analysis of current situation of fishing facilities and the key problems of fish channel suitability management in China[J]. Journal of Hydroecology, 2013, 34(4):1–6. (in Chinese)
- [4] 朱瑶. 大坝对鱼类栖息地的影响及评价方法述评[J]. 中国水利水电科学研究院学报, 2005, 3(2):100–103.
ZHU Yao. Effects of DAMS on fish habitat and evaluation methods[J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2005, 3(2):100–103. (in Chinese)
- [5] 特恩彭尼 A W H, 郭恺丽. 水电站洄游鱼类的补救措施[J]. 水利水电快报, 2000(9):15–19.
KANE PENNY A W H, GUO Kaili. Remedial measures for migratory fish in hydropower stations[J]. Express Water Resources & Hydropower Information, 2000(9):15–19. (in Chinese)
- [6] 杨红玉, 李雪凤, 刘晶晶. 国内外鱼道及其结构发展状况综述[J]. 红水河, 2021, 40(1):5–8.
YANG Hongyu, LI Xuefeng, LIU Jingjing. Summary of fishway and its structure development at home and abroad[J]. Hong Shui River, 2021, 40(1):5–8. (in Chinese)
- [7] 曹庆磊, 杨文俊, 周良景. 国内外过鱼设施研究综述[J]. 长江科学院院报, 2010, 27(5):39–43.
CAO Qinglei, YANG Wenjun, ZHOU Liangjing. Review on the research of fish crossing facilities at home and abroad[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2010, 27(5):39–43. (in Chinese)
- [8] 王承恩, 杨桥培, 李英文. 船闸兼做过鱼设施的研究进展及应用[J]. 四川水力发电, 2015, 34(4):78–80, 84.
WANG Cheng'en, YANG Qiaopei, LI Yingwen. Research progress and application of ship lock as fish facility[J]. Sichuan Water Power, 2015, 34(4):78–80, 84. (in Chinese)
- [9] 温静雅, 陈昂, 曹娜, 等. 国内外过鱼设施运行效果评估与监测技术研究综述[J]. 水利水电科技进展, 2019, 39(5):49–55.
WEN Jingya, CHEN Ang, CAO Na, et al. Review on evaluation and monitoring technology of operation effect of fishing facilities at home and abroad[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2019, 39(5):49–55. (in Chinese)
- [10] CHRISTOPHER M B, BRENTON P Z, MARTIN M C. Paired hydraulically distinct vertical-slot fishways provide complementary fish passage at an estuarine barrier[J]. Ecological Engineering, 2017, 98:246–256.
- [11] CASTRO-SANTOS T, SHI X, HARO A. Migratory behavior of adult Sea Lamprey and cumulative passage performance through four fishways[J]. Canadian Journal of Fisheries & Aquatic Sciences, 2017, 74(5):790–800.
- [12] 谭细畅, 黄鹤, 陶江平, 等. 长洲水利枢纽鱼道过鱼种群结构[J]. 应用生态学报, 2015, 26(5):1548–1552.
TAN Xichang, HUANG He, TAO Jiangping, et al. Population structure of fish crossing in the fishway of the Changzhou Water Conservancy Hub[J]. Journal of Applied Ecology, 2015, 26(5):1548–1552. (in Chinese)
- [13] 王珂, 段辛斌, 孙铭帅, 等. 崔家营航电枢纽工程鱼道过鱼效果[J]. 农业工程学报, 2013, 29(3):184–189.
WANG Ke, DUAN Xinbin, SUN Mingshuai, et al. Effect of fish passage over fish in Cuijiaying hydropower hub project[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(3):184–189. (in Chinese)
- [14] MCCORMICK J L, JACKSON L S, CARR F M, et al. Evaluation of probabilistic sampling designs for estimating abundance of multiple species of migratory fish using video recordings at fishways[J]. North American Journal of Fisheries Management, 2015, 35(4):818–826.
- [15] 王义川, 王煜, 林晨宇, 等. 鱼道过鱼效果监测方法述评[J]. 生态学杂志, 2019, 38(2):586–593.
WANG Yichuan, WANG Yu, LIN Chenyu, et al. Review on monitoring method of fish passage effect[J]. Chinese Journal of Ecology, 2019, 38(2):586–593. (in Chinese)
- [16] 祁昌军, 曹晓红, 温静雅, 等. 我国鱼道建设的实践与问题研究[J]. 环境保护, 2017, 45(6):47–51.
QI Changjun, CAO Xiaohong, WEN Jingya, et al. Research on the practice and problem of fishway construction in China[J]. Environmental Protection, 2017, 45(6):47–51. (in Chinese)
- [17] FRANK H J, MATHER M E, SMITH J M, et al. What is “fallback”? metrics needed to assess telemetry tag effects on anadromous fish behavior[J]. Hydrobiologia, 2009, 635(1):237–249.
- [18] COOKE S J, WOODLEY C M, EPPARD M B, et al. Advancing the surgical implantation of electronic tags in fish: a gap analysis and research agenda based on a review of trends in intracoelomic tagging effects studies[J]. Reviews in Fish Biology and Fisheries, 2011, 21(1):127–151.
- [19] CASTRO-SANTOS T, HARO A, WALK S. A passive integrated transponder (PIT) tag system for monitoring fishways[J]. Fisheries Research, 1996, 28(3):253–261.
- [20] 吴宇峰, 李一鸣, 赵远洋, 等. 基于计算机视觉的奶牛体况评分研究综述[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊):268–275.
WU Yufeng, LI Yiming, ZHAO Yuanyang, et al. Review of research on body condition score of dairy cows based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.):268–275. (in Chinese)
- [21] 孙龙清, 孙希蓓, 吴雨寒, 等. 基于 DRN-Faster R-CNN 的复杂背景多目标鱼体检测模型[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊):245–251, 315.
SUN Longqing, SUN Xibei, WU Yuhan, et al. Multi-target fish detection model with complex background based on DRN-Faster R-CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.):245–251, 315. (in Chinese)
- [22] 何东健, 刘建敏, 熊虹婷, 等. 基于改进 YOLO v3 模型的挤奶奶牛个体识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4):250–260.
HE Dongjian, LIU Jianmin, XIONG Hongting, et al. Individual identification of milking cows based on improved YOLO v3 model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4):250–260. (in Chinese)
- [23] 王卓, 王健, 王泉雄, 等. 基于改进 YOLO v4 的自然环境苹果轻量级检测方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8):294–302.
WANG Zhuo, WANG Jian, WANG Xiaoxiong. Lightweight apple detection method in natural environment based on improved YOLO v4[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8):294–302. (in Chinese)

- [24] 张亦弛, 朱晓强. 基于卷积神经网络的水下目标声呐检测系统[J]. 工业控制计算机, 2022, 35(7):115–117.
ZHANG Yichi, ZHU Xiaoqiang. Underwater target sonar detection system based on convolutional neural network[J]. Industrial Control Computer, 2022, 35(7):115–117. (in Chinese)
- [25] 王蓉蓉, 蒋中云. 改进 CenterNet 的水下目标检测算法[J/OL]. 激光与光电子学进展:1–16.
WANG Rongrong, JIANG Zhongyun. Improved CenterNet underwater target detection algorithm [J/OL]. Laser & Optoelectronics Progress:1–16[2022–08–14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20220713.1233.102.html>. (in Chinese)
- [26] 强伟, 贺昱曜, 郭玉锦, 等. 基于改进 SSD 的水下目标检测算法研究[J]. 西北工业大学学报, 2020, 38(4):747–754.
QIANG Wei, HE Yuyao, GUO Yujin, et al. Research on underwater target detection algorithm based on improved SSD[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2020, 38(4):747–754. (in Chinese)
- [27] 李宝奇, 黄海宁, 刘纪元, 等. 基于改进 SSD 的水下光学图像感兴趣目标检测算法研究[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(10):3372–3378.
LI Baoqi, HUANG Haining, LIU Jiyuan, et al. Research on detection algorithm of objects of interest in underwater optical images based on improved SSD[J]. Journal of Electronics and Information, 2022, 44(10):3372–3378. (in Chinese)
- [28] 陈宇梁, 董绍江, 孙世政, 等. 改进 YOLOv5 的弱光水下生物目标检测算法[J/OL]. 北京航空航天大学学报:1–13 [2022–08–14]. DOI:10.13700/j. bh. 1001–5965. 2022.0322.
CHEN Yuliang, DONG Shaojiang, SUN Shizheng, et al. Improved low-light underwater biological target detection algorithm of YOLOv5[J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics:1–13[2022–08–14]. DOI:10.13700/j. bh. 1001–5965. 2022.0322. (in Chinese)
- [29] 裴倩倩, 彭双梅, 刘畅. 基于深度学习的鱼道内鱼类实时检测[J]. 信息通信, 2019(2):67–69.
PEI Qianqian, PENG Shuangmei, LIU Yang. Real-time detection of fish in fishway based on deep learning[J]. Information & Communications, 2019(2):67–69. (in Chinese)
- [30] 陈美群, 李宝海, 周建设, 等. 黑斑斑鳢的生物学研究进展[J]. 安徽农业科学, 2016, 44(3):59–61.
CHEN Meiqun, LI Baohai, ZHOU Jianshe, et al. Biological research progress of prior-level black plaque[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2016, 44(3):59–61. (in Chinese)
- [31] 李小波, 李阳贵, 郭宁, 等. 融合注意力机制的 YOLOv5 口罩检测算法[J/OL]. 图学学报:[2022–09–07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1034.T.20220823.0910.002.html>.
LI Xiaobo, LI Yanggui, GUO Ning, et al. YOLOv5 mask detection algorithm with attention mechanism[J/OL]. Journal of Graphics:[2022–09–07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1034.T.20220823.0910.002.html>. (in Chinese)
- [32] LI S, LI C, YANG Y, et al. Underwater scallop recognition algorithm using improved YOLOv5 [J]. Aquacultural Engineering, 2022, 98:102273.
- [33] 牛洪超, 胡晓兵, 罗耀俊. 基于 M-YOLO 的自动驾驶下目标识别算法[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(8):2213–2220.
NIU Hongchao, HU Xiaobing, LUO Yaojun. Target recognition algorithm under automatic driving based on M-YOLO[J]. Computer Engineering and Design, 2022, 43(8):2213–2220. (in Chinese)
- [34] 邹易清, 苏建功, 夏晓华, 等. 基于改进 YOLO V4 的桥梁缆索表面损伤识别方法[J]. 电子设计工程, 2022, 30(10):172–176, 182.
ZOU Yiqing, SU Jiangong, XIA Xiaohua, et al. Bridge cable surface damage identification method based on improved YOLO V4[J]. International Electronic Elements, 2022, 30(10):172–176, 182. (in Chinese)
- [35] 彭雨诺, 刘敏, 万智, 等. 基于改进 YOLO 的双网络桥梁表观病害快速检测算法[J]. 自动化学报, 2022, 48(4):1018–1032.
PENG Yunuo, LIU Min, WAN Zhi, et al. Rapid apparent disease detection algorithm for dual-network bridges based on improved YOLO[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(4):1018–1032. (in Chinese)
- [36] 张明华, 龙腾, 宋巍, 等. 基于改进 Cascade R-CNN 和图像增强的夜晚鱼类检测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9):179–185.
ZHANG Minghua, LONG Teng, SONG Wei, et al. Night fish detection based on improved Cascade R-CNN and image enhancement[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9):179–185. (in Chinese)
- [37] 郭磊, 王邱龙, 薛伟, 等. 基于改进 YOLOv5 的小目标检测算法[J]. 电子科技大学学报(自然科学版), 2022, 51(2):251–258.
GUO Lei, WANG Qiulong, XUE Wei, et al. Small object detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China(Natural Science Edition), 2022, 51(2):251–258. (in Chinese)
- [38] LIU Z, LIN Y, CAO Y, et al. Swin Transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE Computer Society, 2021: 9992–10002.
- [39] KHAN S, NASEER M, HAYAT M, et al. Transformers in vision: a survey[J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2022, 54(10):1–41.
- [40] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle:IEEE, 2020:11531–11539.
- [41] REDMON J, SANTOSH D, ROSS G, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779–788.
- [42] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137–1149.
- [43] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J Y, et al. Generalized intersection over union: a metric and a loss for bounding box regression[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 658–666.
- [44] ZHANG Y F, REN W, ZHANG Z, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression [J]. Neurocomputing, 2022, 506: 146–157.