

基于改进 YOLOv7 的漂浮垃圾目标检测

周孟然^a, 范桃春^b, 王宁^b, 蔡睿^b

安徽理工大学 a. 电气与信息工程学院; b. 力学与光电物理学院, 安徽淮南 232001

摘要:目的 针对复杂的内河河道环境, 漂浮垃圾中小目标物体占大多数且易受来自水面和岸边环境反光等因素影响, 造成目标外形模糊, 易被遮挡, 给目标检测带来困难; 提出了一种基于改进 YOLOv7 的河道漂浮垃圾检测算法。方法 首先, 针对河道漂浮垃圾的受环境影响外形发生变化, 通过改进 SPPCSPC 模块, 增强对小目标物体的特征提取能力; 其次, 加入中心化特征金字塔, 通过 ROI(region of interest)与特征金字塔进行加权融合, 方便对于不同尺度目标的检测。最后, 由于针对传统 IoU(intersection over union)对于小目标物体位置偏差非常敏感, 降低了检测性能。采用了 Wasserstein Distance 来替代 IoU 作为检测衡量指标, 通过引入基于 NWD(Normalized Wasserstein Distance)的损失函数, 从而提高检测精度。结果 实验结果表明:改进 YOLOv7 算法模型准确率增加 3.1% 达到 89.7%, 并在 IoU 为 0.5 以及 IoU 在 0.5~0.95 情况下, 平均均值精度分别增加了 6%、4.6%, 分别达到 87.8%、43.4%, 检测结果优于其他经典检测模型。结论 通过实验结果可以看出, 改进后模型在检测精度上有显著提升, 对于实际应用具有一定的参考价值。

关键词:YOLOv7; 小目标检测; EVC Block; SPPCSPC; NWD

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2025.0004.009

Floating Garbage Object Detection Based on Improved YOLOv7

ZHOU Mengran^a, FAN Taochun^b, WANG Ning^b, CAI Rui^b

a. School of Electrical and Information Engineering; b. School of Mechanics and Optoelectronic Physics, Anhui University of Science and Technology, Anhui Huainan 232001, China

Abstract: Objective In complex inland river environments, most floating garbage consists of small targets that are easily affected by reflections from the water surface and riverbanks. This results in blurred and obstructed target shapes, which poses significant challenges for target detection. To address this issue, this paper proposed an improved YOLOv7-based algorithm for detecting floating garbage in rivers. **Methods** Firstly, to address the morphological variations of floating garbage in river environments caused by environmental factors, the feature extraction capabilities for small targets were enhanced through the refinement of the SPPCSPC module. Secondly, the centralized feature pyramid was added, which was weighted and fused with the feature pyramid through ROI (region of interest) to facilitate the detection of targets at different scales. Finally, given that traditional Intersection over Union (IoU) is highly sensitive to positional deviations of small targets, which reduces detection performance, IoU was replaced with Wasserstein Distance as the evaluation metric.

收稿日期:2023-11-30 **修回日期:**2024-01-12 **文章编号:**1672-058X(2025)04-0072-08

基金项目:国家重点研发计划重点专项子课题(2018YFC0604503).

作者简介:周孟然(1965—),男,安徽淮南人,博士,教授,从事矿山机电系统监测、光电信息处理和煤矿安全监测监控研究。

通信作者:范桃春(1997—),男,安徽安庆人,硕士研究生,从事图像处理研究. Email:996235981@qq.com.

引用格式:周孟然,范桃春,王宁,等.基于改进 YOLOv7 的漂浮垃圾目标检测[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2025,42(4):72-79.

ZHOU Mengran, FAN Taochun, WANG Ning, et al. Floating garbage object detection based on improved YOLOv7[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2025, 42(4): 72-79.

A loss function based on Normalized Wasserstein Distance (NWD) was implemented to improve detection accuracy.

Results The experimental results showed that the accuracy of the improved YOLOv7 algorithm model increased by 3.1%, reaching 89.7%. At IoU=0.5, the average mean precision increased by 6%, reaching 87.8%, and for IoU ranging from 0.5 to 0.95, the average mean precision increased by 4.6%, reaching 43.4%. The detection results of this improved model outperform those of other classical detection models. **Conclusion** The experimental results indicate that the improved model significantly enhances detection accuracy, providing valuable insights for practical applications.

Keywords: YOLOv7; small object detection; EVC block; SPPCSPC; NWD

1 引言

水面漂浮垃圾的清理长期以来耗用了大量的人力物力。因此,一种无人船的河道漂浮垃圾的解决方案就有着广阔的应用前景。但是,由于河道水面太阳光的反射以及来自岸边物体干扰,大大影响了检测系统的精准度。

近年来,随着人工智能技术的快速发展,目标检测技术广泛应用到各类场景。^[1]其中小目标检测由于分辨率低,可利用特征少以及易产生聚集效应等问题,成为当前具有挑战性的研究方向。^[2]水面漂浮垃圾目标大多属于小目标物体,属于小目标检测的一个应用方向。

随着深度学习^[3-4]技术的不断发展,基于深度学习^[5]的目标检测相关算法飞速发展,性能大幅度提升。目前基于深度学习的检测算法分为两大类。一种是以 R-CNN^[6]、SPP-Net^[7]、Fast-RCNN^[8]、Faster-RCNN^[9]等为代表的二阶段算法,检测任务通过先进行候选区生成,再对候选区进行目标分类和定位回归两个步骤完成,极大提高了目标检测的精度。单阶段目标检测算法主要以 YOLO 系列^[10-12]、SSD^[13]、DSSD 等为代表,直接提取特征进行目标的分类与定位回归,大大提高了检测效率,对在检测精度上相较于二阶段算法有所欠缺。这些算法在目标检测领域中得到了广泛的应用,研究人员通过针对小目标检测中出现的特征模糊以及易被遮挡等问题,在这些算法的基础上做出了针对性的改进,使得检测效果有了明显提升。马静怡等^[14]将 DenseNet 引入 Faster R-CNN 中,并改进连接方式,提高了对小目标检测精度,但是其样本中缺少中大型目标,对于不同尺度目标检测性能较差。戚玲珑等^[15]通过改进 YOLOv7 中 MP Conv 模块并引入 ACMix 注意力机制,提升了小目标检测性能,引入 WIoU (Wise IoU) 替代 CIoU 使损失函数平稳收敛,但是模型的收敛速度并不高。郝琨等^[16]将 CBAM 机制引入不同尺寸

的检测层中,提出了 CPM-YOLOv3 模型,减少了模型参数,但是对于小目标特征提取效果没有进行提升,导致对于水下小目标的检测精度还不够理想。

上述研究都对小目标检测有着重大意义,但是还都存在着一些不足,部分算法考虑了小目标的检测,却忽略了实际情况下存在不同尺度的物体的检测;部分算法考虑了优化模型的收敛,但是收敛速度不尽如人意;部分算法考虑了对模型参数的优化,检测精度还有待进一步提升。为了解决这些问题,本文提出了一种基于改进 YOLOv7 的小目标检测模型。针对小目标特征少易缺失的问题,通过改进 SPPCSPC 模块,引入注意力机制,缩小池化核实现特征优化,提升了检测精度。对于小目标容易产生聚集或被遮挡等问题,本文引入了中心化特征金字塔 (EVC Block) 模块,对于不同尺度下的物体进行有效的检测,避免了漏检的情况。最后通过更换检测性能衡量指标,改进损失函数,减小了模型对小目标物体的检测偏差,加快了模型的收敛速度,提高了模型的准确性和鲁棒性。

2 模型设计与改进

YOLOv7 是 YOLO (You Only Look Once) 系列的一种基础网络模型,其相较于之前的 YOLO 算法,在进一步提升了检测速度 (FPS) 的同时,也具有较高的检测精度。在 5~120 FPS 的范围内,YOLOv7 的速度和准确性都超过了所有已知的物体检测器,在 30 FPS 的所有已知实时物体检测器中,YOLOv7 的准确性最高,AP (Average Precision) 达到 56.8%。网络结构图如图 1 所示。

针对河道漂浮垃圾检测任务中存在的特征模糊;像素小,缺乏有效特征;以及漂浮垃圾聚集,被遮挡等问题。本文对 SPPCSPC 模块进行改进,加入了 EVC Block 模块并引入了基于 NWD 的损失函数替代 CIoU。改进后的网络结构如图 2 所示。

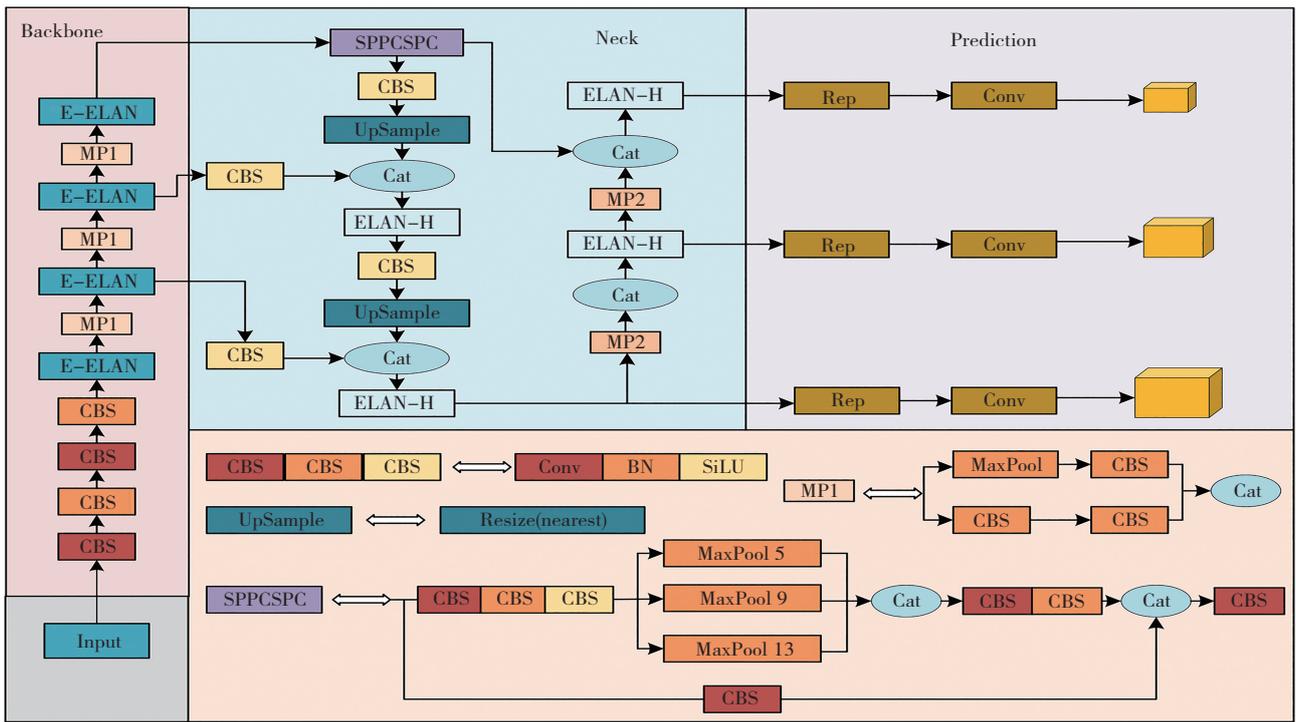


图 1 YOLOv7 网络结构

Fig. 1 The network structure of YOLOv7

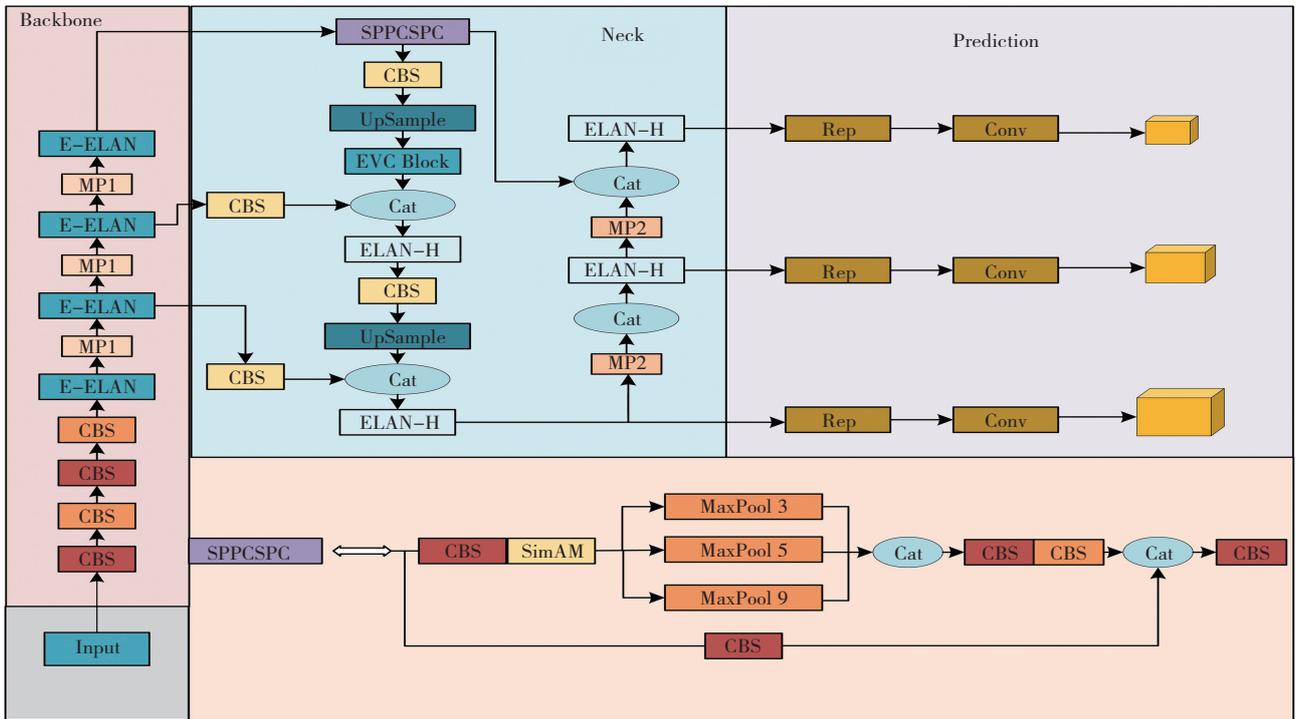


图 2 改进 YOLOv7 网络结构

Fig. 2 The improved network structure of YOLOv7

2.1 SPPCSPCS 模块

相较于传统 SPPCSPC 模块对于目标检测图像的特征提取而言,小目标检测具有可利用特征少,容易产生聚集现象等难点。本文针对河道漂浮垃圾的多尺度性以及聚集性难点,对 SPPCSPCS 模块做了以下改变:

(1) 对于基础卷积模块(CBS)进行改进,只使用

1×1 的卷积核,以保留更多的小目标物体特征的信息。

(2) 加入 SimAM 注意力机制模块,对于像素较小的聚集性漂浮垃圾进行关注,同时有效保留其有效特征。

针对河道漂浮垃圾中小目标检测可利用特征少的问题,本文引入了一种无参数注意力机制(SimAM 注意力机制),该注意力机制能够在不增加原始网络参数的

情况下,为特征图推断三维注意力权重。为了更好地实现注意力,需要评估每个神经元的重要性。在神经科学中,信息丰富的神经元通常表现出与周围神经元不同的放电模式。而且,激活神经元通常会抑制周围神经元,即空域抑制。基于这些神经科学发现,为每个神经元定义了以下能量函数:

$$e_i(w_i, b_i, y, x_i) = (y_i - i)^2 + \frac{1}{M + 1} \sum_{i=1}^{M-1} (y_0 - \hat{x}_i)^2 \quad (1)$$

最小化上述公式等价于训练同一通道内神经元 t 与其他神经元之间的线性可分性。为简单起见,本文采用二值标签,并添加正则项,最终的能量函数定义如下:

$$e_i(w_i, b_i, y, x_i) = \frac{1}{M + 1} \sum_{i=1}^{M-1} (-1 - (w_i x_i + b_i))^2 + (-1 - (w_i x_i + b_i))^2 + \lambda w_2^t \quad (2)$$

式(1)、式(2)中, $i = w_i + b_i$, $\hat{x}_i = w_i x_i + b_i$, 其分别指指输入特征 X 的目标神经元和其他神经元, $X \in \mathbf{R}^{C \times H \times W}$ 。 $M = H \times W$ 指在某个通道上所有神经元的个数, w_i 和 b_i 分别指某个神经元变换时的权重和偏差, e_i 为能量函数值,

y 为某一像素点的标签值, y_t 和 y_0 为目标像素点 t 和其他像素点 x_i 的标签值, i 为空间维度上的索引。

(3) 对于三个最大池化层的池化核进行缩小,原先 5×5 、 9×9 以及 13×13 的池化核缩小为 3×3 、 5×5 以及 9×9 的池化核。通过缩小的池化核,能够更好地适应小目标的特征提取,从而增加检测的准确性。

2.2 EVC Block 模块

YOLOv7 通过特征金字塔(FPN)将输入图片分为多个尺度的特征图,在通过卷积对各个尺度的特征图进行特征提取。面对河道漂浮垃圾小目标检测中目标产生聚集现象,导致部分小目标被遮挡,特征金字塔无法有效获取目标信息,导致检测精度下降的问题。中心化特征金字塔(EVC Block),如图 3 所示,主要是根据目标的大小,形状以及位置等信息给不同目标分配 ROI,对于较小的目标分配较大的 ROI,对于较大的目标分配较小的 ROI。将 ROI 与特征金字塔进行加权融合,把特征金字塔的特征分配到不同目标上。从而解决小目标被遮挡的问题,更方便的检测不同尺度目标。

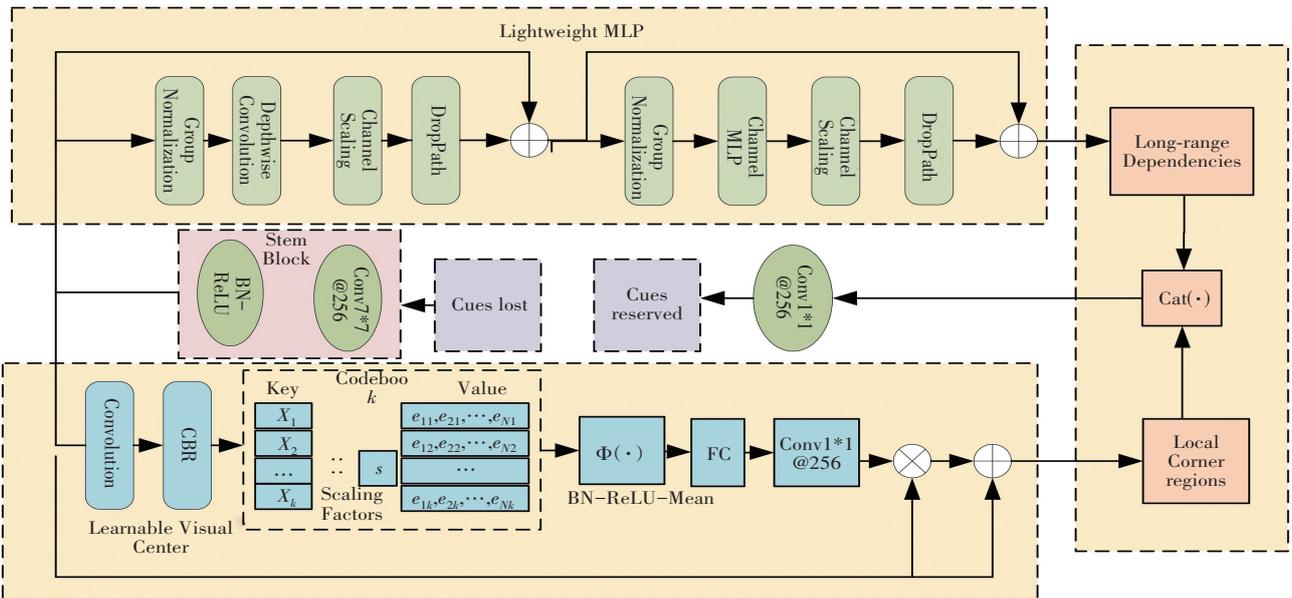


图 3 EVC 模块网络结构

Fig. 3 The network structure of EVC

2.3 基于 NWD 的损失函数

本文针对的是复杂情况下内河河道小目标检测问题,YOLOv7 所使用的 CIoU 无法应对小目标检测所带来的局限性,所以对于 CIoU 进行改进,从而提升 YOLOv7 的检测性能。

交并比(IoU)是用来度量目标检测中预测框和真实框的重合程度,是衡量模型好坏的一个重要指标。当时在小目标检测过程中,由于小目标的像素值非常小,相同程度的像素偏移,相较于大目标,小目标轻微

的位置偏差就会导致 IoU 的大幅度下降。这种现象意味着 IoU 度量对离散位置偏差的目标尺度是变化的,由此产生的影响会对小目标检测带来干扰。

因此,IoU 并不是小目标检测很好的一个度量指标,所以本文引入了一种新的度量指标,用 Normalized Wasserstein Distance (NWD) 来检验 BBOX 的相似性来替代传统 IoU。

首先,对于边界框的高斯分布进行二维建模。对于水平边界框 $R = (c_x, c_y, w, h)$, c_x, c_y, w 和 h 分别表示中心

坐标、宽度和高度。其内接椭圆方程可以表示为

$$\frac{(x-\mu_x)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y-\mu_y)^2}{\sigma_y^2} = 1 \quad (3)$$

二维高斯分布的概率密度函数由下式给出:

$$f(x|\mu, \Sigma) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)\right)}{2\pi |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \quad (4)$$

式(3)、式(4)中, x 、 μ 和 Σ 表示高斯分布的坐标 (x, y) 、均值向量和协方差矩阵。因此当满足 $(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu) = 1$ 时, 水平边界框 R 可建模为二维高斯分布 $N(\mu, \Sigma)$, 其

$$\text{中, } \mu = \begin{bmatrix} c_x \\ c_y \end{bmatrix}, \Sigma = \begin{bmatrix} \frac{w^2}{4} & 0 \\ 0 & \frac{h^2}{4} \end{bmatrix}。$$

在进行高斯归一化 Wasserstein 距离。使用最优传输理论 Wasserstein 距离来计算分布距离。对于两个二维高斯分布 $\mu_1 = N(m_1, \Sigma_1)$ 和 $\mu_2 = N(m_2, \Sigma_2)$, μ_1 和 μ_2 之间的二阶 Wasserstein 距离定义为

$$W_2^2(\mu_1, \mu_2) = \|m_1 - m_2\|_2^2 + \text{Tr}(\Sigma_1 + \Sigma_2 - 2(\frac{\Sigma_1 \Sigma_2 \Sigma_1}{2})^{\frac{1}{2}}) \quad (5)$$

化简后得到:

$$W_2^2(\mu_1, \mu_2) = \|m_1 - m_2\|_2^2 + \|\frac{\Sigma_1 - \Sigma_2}{2}\|_F^2 \quad (6)$$

式(6)中, $\|\cdot\|_F$ 表示弗罗贝尼乌斯范数。

此外, 对于从边界框 $A = (cx_a, cy_a, w_a, h_a)$ 和 $B = (cx_b, cy_b, w_b, h_b)$ 建模的高斯分布 N_a 和 N_b , 由于 $W_2^2 = (N_a, N_b)$ 是距离度量, 不能直接用作相似度度量, 因此对其指数进行归一化, 化简可得 Normalized Wasserstein Distance (NWD):

$$L_{\text{NWD}(N_a, N_b)} = \exp\left(-\frac{\sqrt{W_2^2(N_a, N_b)}}{c}\right) \quad (7)$$

式(7)中, c 为常数。

由于 Wasserstein Distance 对于小目标的聚集产生的重叠的适应性以及对不同尺度目标的不敏感, 通过引入 NWD 来替换 CIoU 作为本文的度量方法, 更加适合对测量小目标的相似性, 从而提高模型的准确率和鲁棒性。

3 仿真实验与结果分析

3.1 实验数据集

FLOW 数据集是全球第一个以无人船视角的内河河道水面漂浮垃圾检测数据集。其中, FLOW-IMG 包含 2 000 张图像和 5 271 个标记目标, 小目标 ($size < 32 \times 32$) 在数据集中所占的比例最大, 超过一半, 可以用来作为小目标检测的数据集。本文按照 6 : 2 : 2 的比例将 FLOW-IMG 数据集划分成训练集、验证集以及测试集(图 4)。



图 4 FLOW-IMG 数据集

Fig. 4 The FLOW-IMG dataset

3.2 实验环境与参数设置

本文实验环境为 Windows11 操作系统下搭建的 Pytorch 1.13.1 深度学习框架 Python 3.7.16, 训练周期 epoch 为 300, 相关配置和模型如表 1 所示。

表 1 实验配置与参数

Table 1 Experimental configuration and parameters

名称	配置	参数	参数值
GPU	RTX 3060	图片像素	720×720
CPU	Core i5-12400F	学习率	0.01
CUDA	11.7	优化器	Adam
Pytorch	1.13.1	批量	4

3.3 性能评价指标

本文通过准确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R)、平均精度准确率 (mean Average Precision, mAP) 作为重要指标来评价模型性能, 检测对于小目标对象的漏检和误检情况。其中准确率、召回率的定义如下:

$$P = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FP}}} \times 100\% \quad (8)$$

$$R = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FN}}} \times 100\% \quad (9)$$

式(8)、式(9)中, N_{TP} 表示正确的预测出正样本; N_{FP} 表示原本为负样本, 但被错误的预测为了正样本; N_{FN} 表示原本为正样本, 但被错误的预测为了负样本。

mAP (mean of Average Precision): 对所有类别的 AP (Average Precision) 值求平均值。AP 可以反映每个类别预测的准确率, mAP 就是对所有类的 AP 求平均值, 用于反映整个模型的准确率。表达式如下:

$$L_{\text{mAP}} = \frac{\sum_{i=1}^n \int_0^1 P(R) dR}{n} \quad (10)$$

式(10)中, n 表示检测类别。mAP@0.5, 这种形式表示在 IoU 阈值为 0.5 的情况下, mAP 的值为多少。mAP@[0.5:0.95] 是值多个 IoU 阈值下的 mAP, 会在区间 [0.5, 0.95] 内, 以 0.05 为步长, 取 10 个 IoU 阈值, 分别计算这 10 个 IoU 阈值下的 mAP, 再取平均值。显然

mAP 越高,模型性能越好。

3.4 实验结果与分析

3.4.1 SPPCSPC 模块消融实验

本文对于原有 SPPCSPC 模块做了以下改进:首先删除了两个基础卷积模块加入了 SimAM 注意力机制,其次缩小了池化核,将(5,9,13)的池化核缩小为(3,5,9)的池化核。依次添加两项改进措施,mAP 为 0.5 分别达到了大大提高了模型精度(表 2)。通过消融实验可以看出模块的叠加使得模型各项性能逐步增加,体现了对于 SPPCSPC 模块改进的合理性。

表 2 SPPCSPC 消融实验结果

模 块	<i>P</i>	<i>R</i>	$L_{mAP@0.5}$	$L_{mAP@0.5;0.95}$
SPPCSPC	86.6	74.8	81.8	38.8
SPPCSPC+SimAM	87.1	78.4	83.4	41.0
SPPCSPC+SimAM+(3,5,9)	87.0	79.3	84.4	42.2

3.4.2 损失函数对比实验

本文引入了基于 NWD 的损失函数,用 Wasserstein Distance(NWD)来检验 BBOX 的相似性来替代传统 IoU。为检验该方法相较于传统 IoU 损失函数给模型性能带来的提升,通过对比经典损失函数,对模型目标检测性能进行对比分析。实验结果如表 3 所示,在 IoU 取值为 0.5 的平均精度下,传统 IoU 损失函数中 SIoU 效果最好,相较于 YOLOv7 原生 CIoU 性能增加了 2.7%,而基于 NWD 的损失函数对于模型性能的提升达到了 4%,其针对小目标物体的平均精度比较中也达到 29%,比其他损失函数都要高。说明本文替换检测指标的合理性,引入基于 NWD 的损失函数大大提高了对于小目标的检测精度。

表 4 消融实验结果

算 法	改进 SPPCSPC	EVC Block	NDW	<i>P</i>	<i>R</i>	$L_{mAP@0.5}$	$L_{mAP@0.5;0.95}$
YOLOv7				86.6	74.8	81.8	38.8
改进 1	✓			87.0	79.3	84.4	42.2
改进 2		✓		89.1	80	85.8	42.0
改进 3	✓	✓		89.8	80.4	86.9	42.2
改进 4			✓	89.1	80.0	85.8	42.0
改进 5	✓		✓	89.8	80.4	86.9	42.2
改进 6		✓	✓	89.0	82.2	87.1	42.9
本文	✓	✓	✓	89.7	81.6	87.8	43.4

3.4.4 本文方法与其他主流算法性能对比

为了进一步测试本文算法相较于目前主流的一阶段和二阶段主流目标检测算法对于小目标检测的性能

表 3 损失函数对比实验结果

损失函数	<i>P</i>	<i>R</i>	$L_{mAP@0.5}$	$L_{mAP@0.5;0.95}$	$L_{mAP@0.5;0.95}$ (small)
CIoU	86.6	74.8	81.8	38.8	27.8
GIoU	85.4	69.1	76.1	34.8	23
SIoU	87.9	78.8	84.5	42.2	29
NWD	89.1	80.0	85.8	42.0	29.5

3.4.3 模型消融实验

本模型对于 YOLOv7 做出了各项改进措施对小目标检测性能起到了良好的提升效果,通过消融实验,进行数据整理与分析可知:

(1) 改进后的 SPPCSPC 结构,使之更好地适应小目标的特征提取,从而增加检测的准确性。召回率增加了 4.5%,平均精度、准确率分别增加了 2.6%、3.4%。

(2) 改进 2 增加了 EVC Block 模块,增加了对于小目标物体特征提取的性能,准确率、召回率分别提升了 2.5%、5.2%。

(3) 将改进 4 在模型中增加了基于 NWD 的损失函数的设计,通过引入新的指标来代替 IoU,取得了显著的效果。使得各项指标都有很大提高,mAP@0.5、mAP@0.5;0.95 分别提升了 4%、3.2%。

(4) 将三种改进两两搭配,模型的性能都在其基础上有不错的提升,说明改进效果优异。

(5) 将三种改进引入模型中,模型准确率达到 89.7%,上升了 3.1%;召回率达到 81.6%,上升了 6.8%;而平均精度准确率 mAP@0.5 和 mAP@0.5;0.95 分别达到 87.8%、43.4%,增幅达到 6%、4.6%。说明了改进后的 YOLOv7 模型对于小目标检测的显著提升。

优势,下面采用相同的实验环境以及参数配置,使用 FLOW-IMG 数据集导入 Faster-RCNN 算法、SSD 算法、YOLOv5 以及 YOLOv7 算法模型中去,来检测并分析不

同算法相较于本文算法的性能。由表 5 的结果可知,相较于其他主流检测方法,本文提出的改进算法在检测精度上具有显著的优势。

表 5 各算法性能指标结果

Table 5 Results of performance indicators for each algorithm /%

算 法	$L_{mAP@0.5}$	$L_{mAP@0.5:0.95}$
Faster-RCNN	51.6	21.8
SSD	83.1	40.4
YOLOv5	81.5	40.2
YOLOv7	81.8	38.8
本文	87.8	43.4
YOLOv8	85.6	42.3

3.5 改进前后模型实验对比

YOLOv7 改进前后模型对于 FLOW-IMG 数据集内河道漂浮垃圾检测得出结果分析得出的 P-R 曲线对比图 5 可知, X 轴表示召回率, Y 轴表示准确率, 曲线与坐标轴包围形成的面积表示模型的平均准确率, 且改进后的 YOLOv7 模型的 P-R 曲线完全包围了改进前模型的曲线, 说明了改进后检测模型性能优于前者。以及通过改进前后的 Loss 曲线对比图, 如图 6 所示可知, 相较于改进前, 改进后模型的 Loss 值下降幅度明显, 同时曲线收敛更加迅速。关于改进前后 YOLOv7 模型对数据集目标检测的效果对比分析, 从图 7、图 8 可以看出, 改进后的检测模型对于检测到的目标的置信度普遍上升了。由图 9 可以看出, 对于原模型误检和漏检的目标, 改进后的模型仍可以正确的区分并检测出来, 说明改进后的 YOLOv7 模型对于小目标检测的精准度大大的提高。

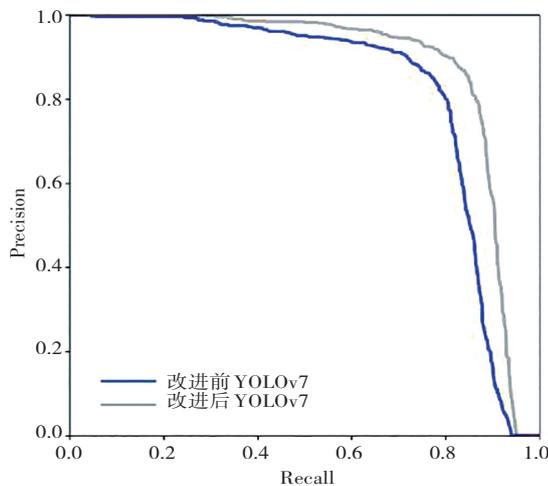


图 5 改进前后网络模型 P-R 曲线对比

Fig. 5 The comparison of P-R curves of network models before and after improvement

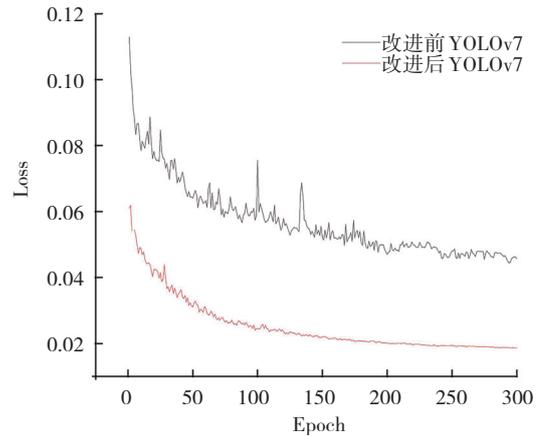


图 6 Loss 曲线对比

Fig. 6 The comparison of loss curves



图 7 YOLOv7 模型检测效果

Fig. 7 Detection effect of YOLOv7 model



图 8 改进 YOLOv7 模型检测效果

Fig. 8 Detection effect of improved YOLOv7 model

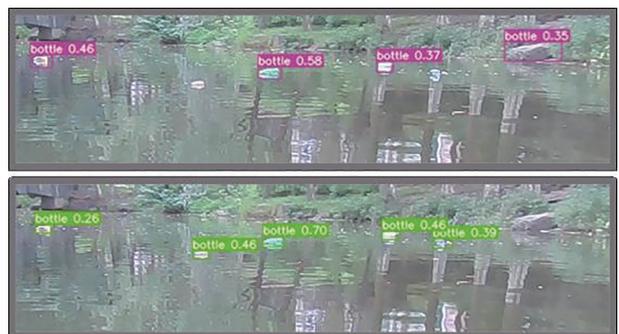


图 9 YOLOv7 改进前(上)与改进(下)小目标检测效果对比

Fig. 9 Comparison of small target detection effect before (up) and after (down) the improvement of YOLOv7

4 结论

小目标检测一直是目标检测领域的热点问题之一,本文所采用的无人船视角下内河河道漂浮垃圾数据集含有大量小目标样本,但是由于来自岸边和水面反光、小目标聚集以及特征信息较少等挑战。使得目标检测难度显著增加。本文在YOLOv7的基础上,经过多种改进方法的应用,提出了针对小目标的改进YOLOv7模型。在SPPCSPC模块中加入SimAM注意力机制并缩小池化核,从而针对小目标特征进行有效提取。其次加入EVC Block对于多尺度图像特征和ROI进行加权融合,兼顾各个尺度特征信息。最后,由于传统IoU对于小目标离散位置偏差的敏感性,导致容易出现干扰,因此本文引入了一种基于NWD的损失函数,使得收敛速度更快的同时也大大提升了模型的精度。

本文改进后的算法,进一步提升精度的同时也减少了漏检和误检的情况,但是算法网络的计算量还是很大的,下一步试着优化网络结构,用轻量化的网络进行替换,对数据集规模进行扩充和优化。在保证检测精度和速度的提升的同时,更加高效的对河道漂浮垃圾进行检测。

参考文献(References):

- [1] 潘晓英,贾凝心,穆元震,等.小目标检测研究综述[J].中国图象图形学报,2023,28(9):2587-2615.
PAN Xiao-ying, JIA Ning-xin, MU Yuan-zhen, et al. Survey of small target detection [J]. Journal of Image and Graphics, 2023, 28(9): 2587-2615.
- [2] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B, MCALLESTER D, et al. Object detection with discriminatively trained part-based models[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2010, 32(9): 1627-1645.
- [3] 刘洪江,王懋,刘丽华,等.基于深度学习的小目标检测综述[J].计算机工程与科学,2021,43(8):1429-1442.
LIU Hong-jiang, WANG Mao, LIU Li-hua, et al. A survey of small target detection based on deep learning [J]. Computer Engineering and Science, 2021, 43(8): 429-1442.
- [4] GANAIE M A, HU M, MALIK A K, et al. Ensemble deep learning: A review[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 115: 105151.
- [5] 周志华.机器学习[M].北京:清华大学出版社,2016:18-32.
ZHOU Zhi-hua. Machine learning [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 18-32.
- [6] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//Proc of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [7] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015(4): 1904-1916.
- [8] GIRSHICK R. Fast r-cnn[C]//Proc of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440-1448.
- [9] 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.
- [10] 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) Las Vegas NV, 2016: 779-788.
- [11] REDMON J, FARHADI A. Yolo9000: Better, faster, stronger [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, 2017: 6517-6525.
- [12] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: an incremental improvement [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 89-95.
- [13] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]//Computer Vision-ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11-14, 2016, Proceedings, Part I 14. Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [14] 马静怡,崔昊杨,张明达,等.基于改进Faster RCNN的小尺度入侵目标识别及定位[J].中国电力,2021,54(3):38-44.
MA Jing-yi, CUI Hao-yang, ZHANG Ming-da, et al. Small scale intrusion target recognition and location based on improved Faster RCNN [J]. Electric Power, 2021, 54(3): 38-44.
- [15] 戚玲珑,高建瓴.基于改进YOLOv7的小目标检测[J].计算机工程,2023,49(1):41-48.
QI Ling-long, GAO Jian-ling. Small object detection based on improved YOLOv7 [J]. Computer Engineering, 2023, 49(1): 41-48.
- [16] 郝琨,王阔,王贝贝.基于改进Mobilenet-YOLOv3的轻量级水下生物检测算法[J].浙江大学学报:工学版,2022,56(8):1622-1632.
HAO Kun, WANG Kuo, WANG Bei-bei. Lightweight underwater biological detection algorithm based on improved Mobilenet-YOLOv3 [J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Edition, 2022, 56(8): 1622-1632.

责任编辑:代小红