

基于 ECA 的 YOLOv5 水下鱼类目标检测^①



曹建荣¹, 庄园¹, 汪明¹, 韩发通¹, 郑学汉¹, 高鹤^{1,2}

¹(山东建筑大学 信息与电气工程学院 山东省智能建筑技术重点实验室, 济南 250101)

²(山东正晨科技股份有限公司, 济南 250101)

通信作者: 汪明, E-mail: xclwm@sdjzu.edu.cn

摘要: 针对水下图像模糊、颜色失真, 水下场景环境复杂、目标特征提取能力有限等导致的水下鱼类目标检测精度低的问题, 提出一种基于 YOLOv5 的改进水下鱼类目标检测算法. 首先, 针对水下图像模糊、颜色失真的问题, 引入水下暗通道优先 (underwater dark channel prior, UDCP) 算法对图像进行预处理, 有助于在不同环境下正确识别目标; 然后, 针对水下场景复杂、目标特征提取能力有限问题, 在 YOLOv5 网络中引入高效的相关性通道 (efficient channel attention, ECA), 增强对目标的特征提取能力; 最后, 对损失函数进行改进, 提高目标检测框的准确度. 通过实验证明改进后的 YOLOv5 在水下鱼类目标检测中精确度比原始的 YOLOv5 提高了 2.95%, 平均检测精度 ($mAP@0.5:0.95$) 提高了 5.52%.

关键词: YOLOv5; 深度学习; 鱼类目标检测; 注意力机制; 水下图像

引用格式: 曹建荣, 庄园, 汪明, 韩发通, 郑学汉, 高鹤. 基于 ECA 的 YOLOv5 水下鱼类目标检测. 计算机系统应用, 2023, 32(6): 204–211. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/9149.html>

ECA-based YOLOv5 Underwater Fish Target Detection

CAO Jian-Rong¹, ZHUANG Yuan¹, WANG Ming¹, HAN Fa-Tong¹, ZHENG Xue-Han¹, GAO He^{1,2}

¹(Shandong Provincial Key Laboratory of Intelligent Building Technology, The School of Information and Electrical Engineering, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China)

²(Shandong Zhengchen Technology Co. Ltd., Jinan 250101, China)

Abstract: To address the low accuracy of underwater fish target detection caused by blurred and color-distorted underwater images, complex underwater scenes, and limited target feature extraction ability, this study proposes an improved underwater fish target detection algorithm based on YOLOv5. Firstly, in response to the blurring and color distortion of underwater images, the underwater dark channel prior (UDCP) algorithm is introduced to pre-process the images, which is helpful for correctly identifying the target in different environments. Then, considering the problems of complex underwater scenes and limited target feature extraction ability, the study introduces an efficient correlation channel, i.e., efficient channel attention (ECA), into the YOLOv5 network to enhance the feature extraction ability of the target. Finally, the loss function is improved to enhance the accuracy of the target detection box. Experiments show that the accuracy of the improved YOLOv5 in underwater fish target detection is 2.95% higher than that of the original YOLOv5, and the average detection accuracy ($mAP@0.5:0.95$) is increased by 5.52%.

Key words: YOLOv5; deep learning; fish target detection; attention mechanism; underwater image

① 基金项目: 国家自然科学基金 (62073196); NSFC-山东联合基金 (U1806204)

收稿时间: 2022-12-06; 修改时间: 2023-01-06; 采用时间: 2023-02-03; csa 在线出版时间: 2023-04-23

CNKI 网络首发时间: 2023-04-24

我国渔业资源虽然丰富,但是目前我国的渔业资源呈衰退趋势^[1],通过水下图像进行水下鱼类检测对指导海洋捕鱼业的可持续发展和渔业资源勘测具有重要意义。目前,获取水下信息的方式主要有两种:水下声呐技术和水下光学成像技术。与水下声呐技术相比,水下光学成像技术具有目标检测直观、成像分辨率高、信息量大等优点,更适用于近距离目标检测。近年来,大部分水下探测都依赖于潜水员。长期的潜水作业和复杂的水下环境给他们的健康带来了很大的负担。通过搭载摄像头的水下机器鱼对海洋渔业资源的探索可以提高效率,实现对深水环境的广泛探测。因此,开展仿生机器鱼搭载摄像头对水下鱼类进行搜寻、实时监测方面的研究更有意义,具有更好的应用前景。鱼类的准确定位和高效识别是实现水下智能作业的关键^[2]。现有的目标检测算法在复杂的水下环境中精度有限,水下目标检测任务存在许多困难。在复杂的水下环境中准确、快速地对目标进行检测是亟待解决的问题。

目标检测包括识别和定位任务。目标检测算法可分为基于传统机器学习的目标检测算法和基于深度学习的目标检测算法两大类。基于传统机器学习的目标检测算法,其目标检测模型主要有信息区域选择、特征提取和分类3个阶段,传统检测方法效果差,速度慢。基于深度学习的目标检测算法,分为以下3类:(1)基于区域建议的目标检测算法,如R-CNN^[3],Fast R-CNN^[4],Faster R-CNN^[5];(2)基于回归的目标检测算法,如YOLO^[6]、SSD^[7];(3)基于搜索的目标检测算法,如基于视觉注意的AttentionNet^[8]、基于强化学习的算法^[9]等。最近几年,还出现了NAS-FPN、EfficientDet、YOLOF等新算法^[10]。

目前水下目标检测的方法主要分为两类^[11]:(1)基于候选区域的水下目标检测算法;(2)基于回归思想的水下目标检测算法。Zheng等人提出了一种基于图像增强和深度网络的目标检测算法,该算法首先对图像数据进行增强以获得较好的对比度,然后采用深度学习算法将目标与背景分离,以提高目标的检测性能^[12]。Zeng等人提出了一种将对抗性遮挡网络(AON)添加到标准Faster R-CNN检测算法中的方法,在水下数据集上的mAP提升为4.2%^[13]。李庆忠等人基于改进YOLO和迁移学习的水下鱼类目标实时检测算法,对海底鱼类小目标和重叠目标具有更好的检测性能^[14]。王伟等人针对水下复杂环境中存在的目标检测准确率低、实

时性差的问题,提出一种基于改进SSD的目标检测算法^[15]。叶赵兵等人针对水下目标检测任务中图像模糊、背景复杂以及目标小而导致误检和漏检问题,提出一种改进YOLOv3-SPP的水下目标检测算法,平均检测精度由79.58%提升到88.71%^[16]。陈宇梁等人针对浅海水下图像存在颜色失真、图像毛糙、局部过曝和尺寸差异大等导致的浅海水下生物目标检测精确度低的问题,提出一种基于YOLOv3网络的浅海水下生物目标检测识别方法^[17]。Lei等人将Swin Transformer当作YOLOv5的基本骨干网,通过改进多尺度特征融合的路径聚合网络(PANet)方法,在不同检测层的基础上改进了置信度损失函数,使网络更有能力检测目标^[18]。

YOLOv5是YOLO系列中性能和通用性较强的一款模型,在检测速度和精度上比上述算法更具优势。YOLOv5是继YOLOv3之后被广泛运用于工业检测的算法,能够在保持较高精确率的同时满足实时性要求^[19]。YOLOv5在正常场景下的目标检测精确度和速度都有较好的效果,但是YOLOv5对水下小目标检测效果较差,因此针对水下目标的特点,通过改进YOLOv5算法提高水下鱼类目标检测具有重要意义,本文针对这类问题进行研究,提出改进的YOLOv5水下鱼类目标检测算法。

首先,针对水下图像经常存在图像模糊和颜色不协调等质量问题,本文利用UDCP算法^[20]对数据集进行预处理,提高水下图像清晰度,使得检测模型可以检测到更多的目标;然后,针对检测目标容易出现局部过曝以及小目标难以检测的问题,在YOLOv5网络中加入ECA^[21]注意力机制,增强特征提取能力;最后,为增强预测框的适应能力,提高目标框的准确度,引入 IoU^α (family of power intersection over union losses)^[22]损失函数。

1 YOLOv5 模型框架

YOLOv5算法是一种端到端的神经网络模型,它只使用一个卷积神经网络对整个图像进行分割,并预测边界盒和每个网格所属的类别,从而在快速检测图像的同时保证了较高的准确性。YOLOv5的网络结构主要分为主干(backbone)、颈部(neck)、头部(head)这3个组成部分。YOLOv5网络结构如图1所示。

1.1 Backbone

YOLOv5主要由Focus、CBL、CSPDarknet53和

SPP 结构组成. Focus 进行切片操作, 将原始 $608 \times 608 \times 3$ 的图像变成 $304 \times 304 \times 12$ 的特征图. CSP1_X 对图片进行下采样, 既可以保持高精度又可以减少计算.

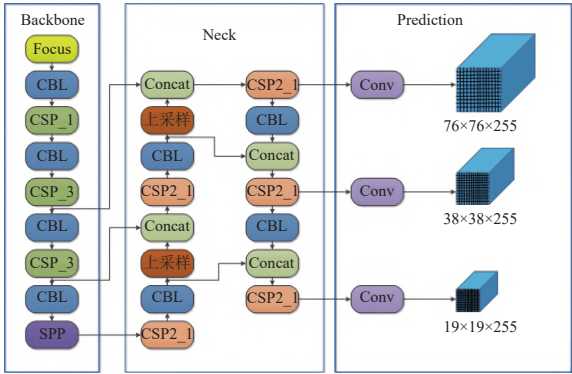


图1 YOLOv5 模型结构图

1.2 Neck

Neck 旨在混合组合图像特征并将图像特征传递给预测层的一系列网络层. 采用 FPN 连接 PAN 结构, 从而提高模型的鲁棒性. FPN 利用自上而下的方式通

过对特征图进行上采样融合, PAN 结构采用自底向上的方式通过对特征图进行下采样融合^[23].

1.3 Head

Head 主要作用是图像特征的预测、边界框的生成和类别的预测.

YOLOv5 提供了 4 种模型, 根据特征图的宽度和网络的深度, 分为 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x. 其中, YOLOv5s 检测速度最快且网络最小, 本文选择 YOLOv5s 作为训练和检测模型.

2 改进的 YOLOv5 目标检测框架

本文将 YOLOv5 和注意力机制 ECA 模块相结合, 首先分别在 Backbone 中 CSP1_1、CSP1_3、SPP 之后引入了 ECA 注意力机制模块, ECA 注意力机制用一维卷积实现局部跨通道交互, 提取通道的依赖关系, ECA 更加简便, 对网络速度的影响更小. 然后, 使用 IoU^α 损失函数代替 YOLOv5 本身的损失函数 GIOU. 改进之后的 YOLOv5 算法总体框架如图 2 所示.

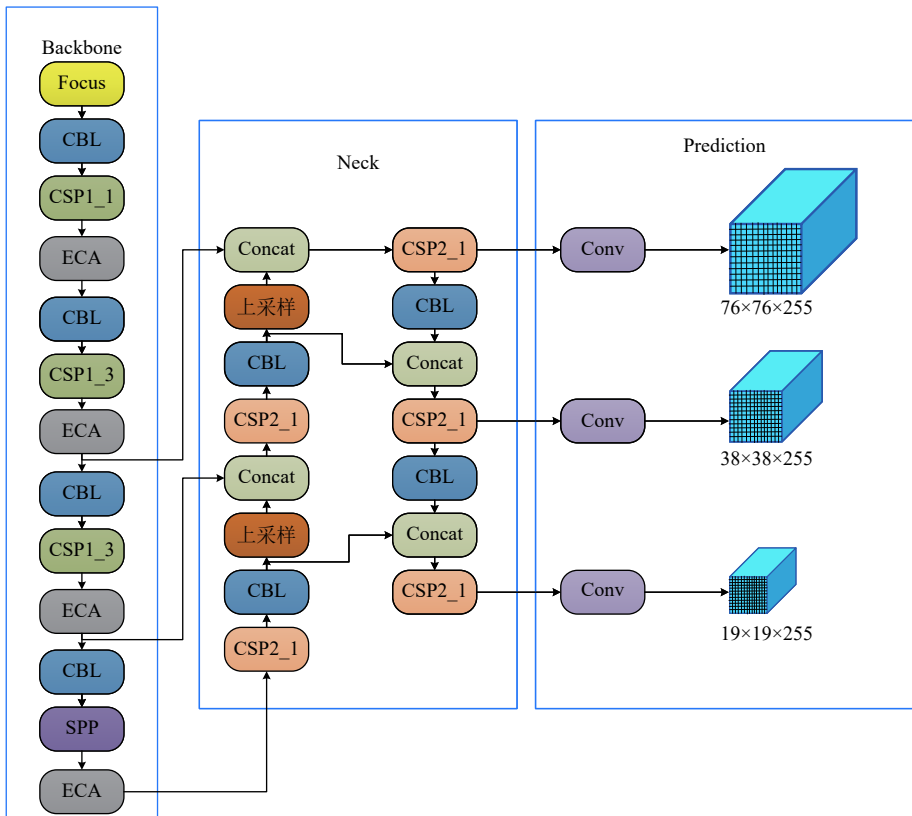


图2 改进之后的总体框架

2.1 UDCP 水下图像增强算法

DCP (dark channel prior) 算法最初是由 He 等人^[24]

提出的, 用于地面雾化图像的恢复, 基于光在水中和雾中传播的相似特性, 可以对一些图像进行恢复. 通过对

水下图像执行去雾操作来确定范围。

在 DCP 的基础上, Drews 等人^[20] 专门针对水下图像提出了 UDCP (underwater dark channel prior), 考虑到当光在水中传播时红光的衰减速度远快于蓝光和绿光, 它消除了红光的影响, 进一步提高了 DCP 算法的有效性。

UDCP 仅应用于绿色和蓝色通道, 这是由于难以对红色通道的行为进行建模。这种现象主要与红色通道中的高吸收效应有关。UDCP 算法暗通道的计算公式:

$$J^{\text{UDCP}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in G, B} J^c(y) \right) \quad (1)$$

其中, J^{UDCP} 为暗通道图像, J^c 是每个颜色通道的场景辐射度, 定义以 x 为中心的局部补片 $\Omega(x) = 15 \times 15$ 。UDCP 算法应用了 DCP 算法的透射率计算方法, UDCP 的透射率计算公式如下:

$$\tilde{t}(x) = 1 - \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in G, B} \frac{I^c(y)}{A^c} \right) \quad (2)$$

其中, A 为大气光值。

2.2 ECA 注意力机制

通道注意力机制在提高深度卷积神经网络的性能方面具有很大的潜力。ECA 是用于深度卷积的高效通道注意力模块, 它避免了降维并有效地捕获跨通道交互。ECA 结构图如图 3 所示, 在不降低维度的渠道全局平均池化之后, ECA 通过考虑每个通道及其相邻通道来捕获本地跨通道互动。这种方法不但保证了效率, 而且保证了效果。内核尺寸 K 表示局部跨通道交互的程度, 即有多少邻近通道参与一个通道的注意力预测。

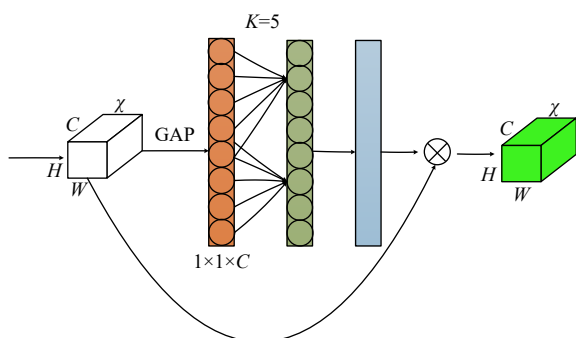


图3 ECA 模块

ECA 通过大小为 K 的一维卷积为每个通道生成权值:

$$\omega = \sigma(C1D_K(y)) \quad (3)$$

其中, $C1D$ 表示一维卷积, y 表示通道, σ 表示 Sigmoid 激活函数。通道维数越大, 局部跨通道交互的范围就越大。通道维数 C 和 K 之间的映射关系如下:

$$C = \phi(K) \approx \exp(\gamma \times K - b) \quad (4)$$

给定通道维数 C , 自适应确定内核大小 K :

$$K = \Psi(C) = \left\lceil \frac{\log_2(C)}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rceil_{\text{odd}} \quad (5)$$

其中, $\lceil \cdot \rceil_{\text{odd}}$ 表示距离 t 最近的奇数, γ 的值设置为 2, b 的值设置为 1。

2.3 IoU $^\alpha$ 损失函数

YOLOv5 中使用的是广义交并比 ($GIoU$) 作为损失函数, $GIoU$ 示意图如图 4 所示, 对于两个边界框 X 、 Y , 先算出 X 、 Y 最小外接矩形 Z , 再计算差集占 Z 总面积的比值, 最后用 X 和 Y 的 IoU 减去这个比值, 公式如下:

$$GIoU = IoU - \frac{Z - (X \cup Y)}{Z} \quad (6)$$

$$GIoU_{\text{Loss}} = 1 - \left(IoU - \frac{Z - (X \cup Y)}{Z} \right) \quad (7)$$

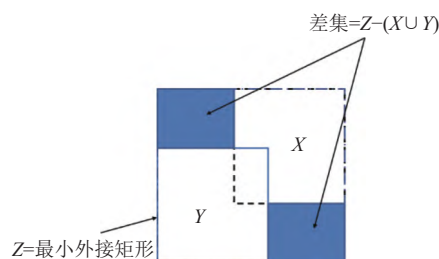


图4 $GIoU$ 示意图

当预测框与目标框重叠时, $GIoU$ 损失函数无法区分两个预测框相交的不同之处。所以本文用 IoU^α 损失函数代替 $GIoU$ 损失函数, 可以提高目标损失和梯度自适应加权的边界框的回归精度, 提高模型的检测性能。

通常 IoU 损失函数定义为 $IoU_{\text{Loss}} = 1 - IoU$, 首先应用 Box-Cox^[25] 变换将 IoU 损失函数推广到 IoU^α 损失函数, 公式如下:

$$IoU_{\text{Loss}}^\alpha = \frac{1 - IoU^\alpha}{\alpha}, \alpha > 0 \quad (8)$$

通过调整 IoU^α 中的参数 α , 可以推导出现有损失函数中的大部分 IoU , 例如 $\log(IoU)$, IoU , IoU^2 。 IoU_{Loss}^α 有如下性质。

1) 秩序保持性。 IoU_{Loss}^α 保留了 IoU 和 IoU 损失函

数的顺序:

$$\begin{aligned} IoU(B_i, B^{gt}) &< IoU(B_j, B^{gt}) \Leftrightarrow \\ IoU_{Loss}(B_i, B^{gt}) &> (B_j, B^{gt}) \Leftrightarrow \\ IoU_{Loss}^\alpha(B_i, B^{gt}) &> (B_j, B^{gt}) \end{aligned}$$

其中, B_i 和 B_j 是两个不同模型的预测框, B^{gt} 是 B_i 和 B_j 对应的相同的真值框。

2) 相对损失重新加权. 与 IoU_{Loss} 相比, IoU_{Loss}^α 通过 $\omega_{L_r} = \frac{IoU_{Loss}^\alpha}{IoU_{Loss}} = 1 + \frac{IoU - IoU^\alpha}{1 - IoU}$ 自适应地重新加权所有对象的相对损失, 其中 $\omega_{L_r}(IoU = 0) = 1, \lim_{IoU \rightarrow 1} \omega_{L_r} = \alpha$ 。

3) 相对梯度重新加权. 与 IoU_{Loss} 相比, IoU_{Loss}^α 自适应地重新加权所有物体的相对梯度, 其方法为 $\omega_{\nabla_r} = \frac{|\nabla_{IoU} IoU_{Loss}^\alpha|}{|\nabla_{IoU} IoU_{Loss}|} = \alpha IoU^{\alpha-1}$, 当 $0 < \alpha < 1$ 时, 其转折点为 $IoU = \alpha^{\frac{1}{1-\alpha}} \in (0, \frac{1}{e})$, $\alpha > 1$ 时, 其转折点为 $IoU = \alpha^{\frac{1}{1-\alpha}} \in (\frac{1}{e}, 1)$ 。

3 实验与分析

3.1 实验环境及数据集

本文进行的实验环境为 Windows 操作系统, AMD Ryzen 7 5800H(CPU), 16 GB 随机存取内存 (RAM), RTX 3060 Laptop(GPU), 6 GB 显示内存, 深度学习框架为 PyTorch。

本文所使用的野生鱼类数据集 (labeled fishes in the wild), 由 NOAA 渔业局提供 (<https://swfscdata.nmfs.noaa.gov/labeled-fishes-in-the-wild/>), 该数据集包括鱼类, 无脊椎动物和海底的图像, 这些图像是使用部署在远程操作车辆 (ROV) 上的摄像系统收集的, 用于渔业调查。其中鱼类图片有 1 326 张, 含有标注信息的是 928 张, 对这 928 张图片进行数据增强。首先, 使用 UDCP 算法将图像进行预处理, 使图像变得更加清晰; 然后通过旋转、翻转、对比度变换等方法扩充数据集, 最终数据集为 8 352 张。取其中 835 张图片作为验证集, 剩余 7 517 张图片作为训练集进行训练。如图 5 所示。

3.2 评价指标

本文采用精确度 (precision, P)、召回率 (recall, R) 和平均精确度 (mean average precision, mAP) 这 3 种评价指标对模型进行评价。

精确度是指在识别的图片中, TP 真阳性 (true positive) 所占的比例, 直观反映模型错检程度, 其公式如下所示:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (9)$$

其中, P 是指 precision, FP 假阳性是指 false positive。

召回率是指被正确识别的图片中, TP 所占的比例, 直观反映模型漏检程度, 其计算公式如下所示:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

其中, R 是指 recall, FN 假阴性是指 false negative。

平均精确度包含 $mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5:0.95$ 两种, $mAP@0.5:0.95$ 就是将 mAP 的 IoU 阈值从 0.5 以 0.05 为步长增长到 0.95 并取 mAP 的平均值, 其计算公式分别为式 (11) 和式 (12):

$$mAP@0.5 = \frac{1}{C} \sum_{k=1}^C AP@0.5_k \quad (11)$$

$$mAP@0.5:0.95 = \frac{1}{10} (mAP@0.5 + mAP@0.55 + \dots + mAP@0.95) \quad (12)$$

相比较来说, $mAP@0.5:0.95$ 更加考虑整体情况, 所以本文采用 $mAP@0.5:0.95$ 来评价预测框与标注框的拟合精确度。

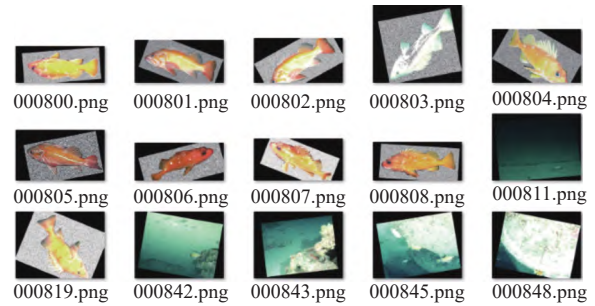


图5 数据增强后的数据集图片

3.3 实验结果及分析

将改进之前的 YOLOv5 模型, 与图像增强之后的 YOLOv5-UDCP 模型、仅加入 1 层 ECA 模块的 YOLOv5-ECA1 模型、使用 IoU^α 改进了损失函数的 YOLOv5- IoU^α 模型、加入 4 层 ECA 模块的 YOLOv5-ECA4 模型和本文提出的改进了框架和损失函数的 YOLOv5-FISH 模型通过数据集进行对比实验。

通过表 1 可以看出, 本文改进的 YOLOv5 和改进之前的 YOLOv5 模型在水下鱼类目标检测方面, 各指标均有所提高。其中, YOLOv5- IoU^α 模型的精确度相较于改进之前的 YOLOv5 精确度提高了 1.8%, 召回率提高了 1.39%, 因为对原损失函数进行了改进, 提高了预

测框的准确度,提高模型的检测性能,从而提高了对水下鱼类目标检测的精确度.由于对图像进行了增强,使图像变得清晰,有助于在不同环境下正确识别目标,从而提高了检测精确度,YOLOv5-UDCP模型精确度提高了0.66%,召回率提高了0.51%.YOLOv5-ECA1模型精确度提高了0.79%,召回率提高了0.66%,由于添加了注意力机制模块,增强了模型对中小目标的提取能力.YOLOv5-ECA4相较于YOLOv5-ECA1增加了网络的深度和广度,使得YOLOv5-ECA4精确度提高了1.92%,召回率提高了1.43%.本文提出的改进方式YOLOv5-FISH相较于改进之前的YOLOv5模型精确度提高了2.95%,召回率提高了2.14%.4种优化方式其 $mAP@0.5:0.95$ 指标相较于改进之前YOLOv5均有所提高,说明提高了对水下鱼类目标的检测能力,所以本文提出的YOLOv5-FISH在对于水下鱼类图像进行目标检测时有更好的效果.

综合以上分析结果表明,通过对损失函数进行改进,增强了目标检测鲁棒性,提高了目标检测的精确度和召回率.Backbone层添加ECA注意力机制模块,增加了网络的广度和深度,增强了对小目标的特征获取能力,进一步提高了算法的检测能力.

为进一步验证本文提出的YOLOv5-FISH算法对水下鱼类目标检测的能力优于其他算法,使用同样的数据集对目前几种检测效果较好的算法进行对比,实验结果如表2所示.

表1 改进的YOLOv5和YOLOv5的实验结果详情

模型	<i>P</i>	<i>R</i>	$mAP@0.5:0.95$
YOLOv5	0.9623	0.9401	0.7217
YOLOv5-UDCP	0.9689	0.9452	0.7279
YOLOv5-ECA4	0.9815	0.9544	0.7625
YOLOv5- <i>IoU</i> ^α	0.9803	0.954	0.768
YOLOv5-ECA1	0.9702	0.9467	0.7241
YOLOv5-FISH	0.9918	0.9615	0.7769

表2 YOLOv5-FISH算法和其他算法结果对比

算法	<i>P</i>	<i>R</i>	$mAP@0.5:0.95$
YOLOv2	0.756	0.8132	0.6786
YOLOv3	0.9023	0.8674	0.7013
YOLOv4	0.8976	0.886	0.6917
YOLOv5-FISH	0.9918	0.9615	0.7769

通过表2可以看出,YOLOv5-FISH对于水下鱼类目标检测的精确度和召回率均高于其他算法,证明本文提出的算法在水下鱼类目标检测上有更好的效果.

3.4 检测效果

随机抽取测试集中的图片进行检测,结果如图6所示.

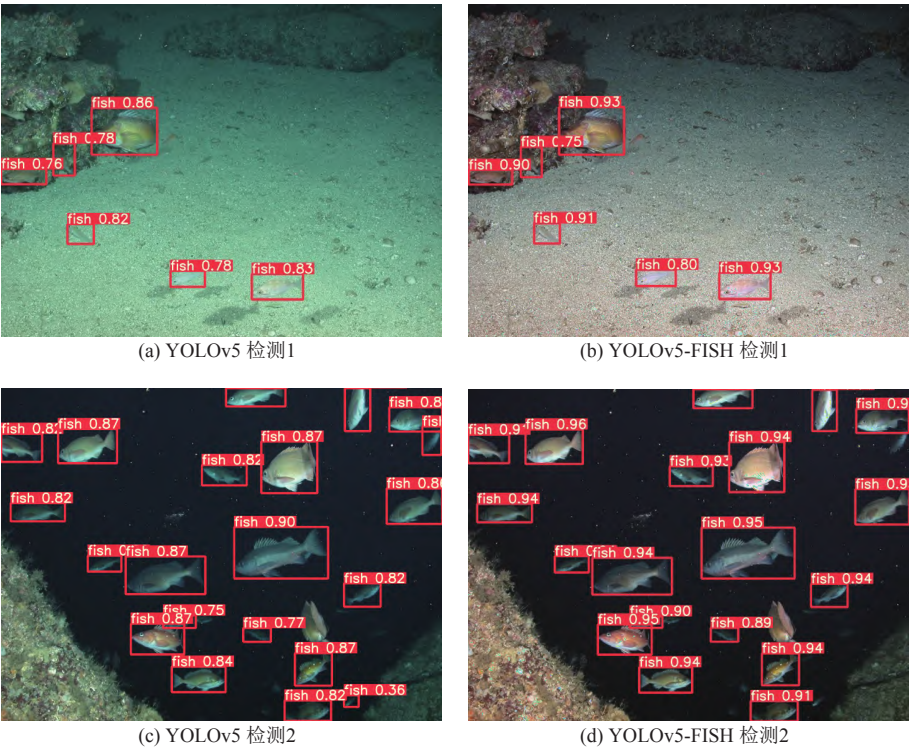


图6 YOLOv5和YOLOv5-FISH的检测结果

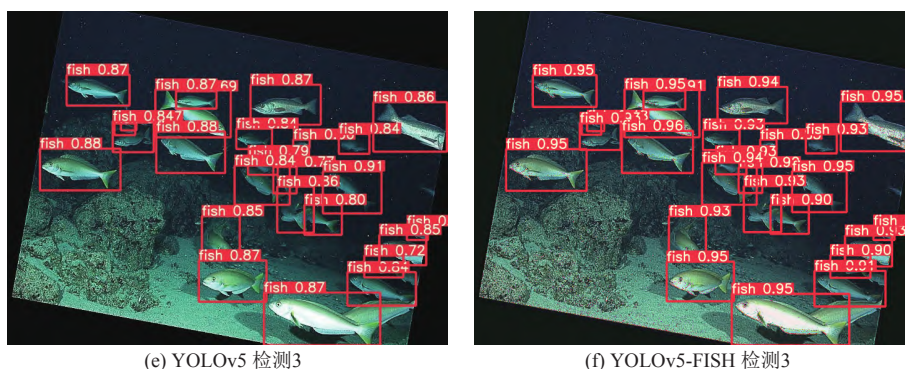


图6 YOLOv5 和 YOLOv5-FISH 的检测结果(续)

如图6所示,图6(a)和图6(b)分别为改进前 YOLOv5 和 YOLOv5-FISH 的检测效果.可以看出,改进之前的 YOLOv5 模型虽然能将水下鱼类目标检测出来,但是预测值基本都在 0.87 以下,而通过本文提出的算法进行检测,可以看出在预测框的预测值,大部分均高于改进之前的 YOLOv5 模型,而且大多数预测值都在 0.93 以上,证明了本文提出的改进模型的有效性.

4 结论与展望

针对目前常用的目标检测算法对水下鱼类目标检测中精度低、召回率低的问题,本文提出改进的 YOLOv5 水下鱼类目标检测算法.针对水下图像模糊和物体曝光等问题,本文在 YOLOv5 中加入了 ECA 注意力模块,提出了 YOLOv5-FISH 算法.针对数据集有限,且鱼类目标尺寸差异大等问题,为提高预测精确度,引入新的损失函数,有效提高了检测精确度.下一步工作将改进后的 YOLOv5-FISH 算法搭载到实验室的机器鱼进行实际应用,以机器鱼代替人工进行水下作业.

参考文献

- 李继龙, 曹坤, 丁放, 等. 基于渔获物统计的中国近海鱼类营养级结构变换及其与捕捞作业的关系. 中国水产科学, 2017, 24(1): 109–119.
- 张琳, 葛艳, 杜军威, 等. 改进 FCOS 网络的海洋鱼类目标检测. 计算机系统应用, 2023, 32(3): 309–315. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.008965]
- Girshick R, Donahue J, Darrell T, *et al.* Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus: IEEE, 2014. 580–587.
- Girshick R. Fast R-CNN. Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago: IEEE, 2015. 1440–1448.
- Ren SQ, He KM, Girshick R, *et al.* Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137–1149. [doi: 10.1109/TPAMI.2016.2577031]
- Redmon J, Divvala S, Girshick R, *et al.* You only look once: Unified, real-time object detection. Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016. 779–788.
- Liu W, Anguelov D, Erhan D, *et al.* SSD: Single shot multibox detector. Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision. Amsterdam: Springer, 2016. 21–37.
- Yoo D, Park S, Lee JY, *et al.* AttentionNet: Aggregating weak directions for accurate object detection. Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago: IEEE, 2015. 2659–2667.
- 刘全, 翟建伟, 章宗长, 等. 深度强化学习综述. 计算机学报, 2018, 41(1): 1–27. [doi: 10.11897/SP.J.1016.2019.00001]
- Fan LT, Jin C, Zhang S. Research on multi-source detection method of underwater target based on improved evidence theory. Proceedings of the 5th International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE). Zhengzhou: IEEE, 2018. 482–485.
- 谢富, 朱定局. 深度学习目标检测方法综述. 计算机系统应用, 2022, 31(2): 1–12. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.008303]
- Zheng YL, Yu MX, Ma ZA, *et al.* Underwater target detection based on deep neural network and image enhancement. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 2029: 012145. [doi: 10.1088/1742-6596/2029/1/012145]
- Zeng LC, Sun B, Zhu DQ. Underwater target detection based

- on faster R-CNN and adversarial occlusion network. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2021, 100: 104190. [doi: [10.1016/j.engappai.2021.104190](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2021.104190)]
- 14 李庆忠, 李宜兵, 牛炯. 基于改进 YOLO 和迁移学习的水下鱼类目标实时检测. *模式识别与人工智能*, 2019, 32(3): 193–203.
- 15 王伟, 贺昱曜, 郭玉锦, 等. 基于改进 SSD 的水下目标检测算法研究. *西北工业大学学报*, 2020, 38(4): 747–754. [doi: [10.3969/j.issn.1000-2758.2020.04.008](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-2758.2020.04.008)]
- 16 叶赵兵, 段先华, 赵楚. 改进 YOLOv3-SPP 水下目标检测研究. *计算机工程与应用*, 1–12. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20220629.1121.009.html>. (2022-06-30).
- 17 陈宇梁, 董绍江, 朱孙科, 等. 改进的 YOLOv3 浅海水下生物目标检测. *计算机工程与应用*, 1–10. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20220705.1953.024.html>. (2022-07-06).
- 18 Lei F, Tang FF, Li SH. Underwater target detection algorithm based on improved YOLOv5. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2022, 10(3): 310. [doi: [10.3390/jmse10030310](https://doi.org/10.3390/jmse10030310)]
- 19 黎学飞, 童晶, 陈正鸣, 等. 基于改进 YOLOv5 的小目标检测. *计算机系统应用*, 2022, 31(12): 242–250. [doi: [10.15888/j.cnki.csa.008835](https://doi.org/10.15888/j.cnki.csa.008835)]
- 20 Drews Jr P, Nascimento ED, Moraes F, *et al.* Transmission estimation in underwater single images. *Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*. Sydney: IEEE, 2013. 825–830.
- 21 Wang QL, Wu BG, Zhu PF, *et al.* ECA-Net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks. *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Seattle: IEEE, 2020. 11531–11539.
- 22 He JB, Erfani S, Ma XJ, *et al.* Alpha-IoU: A family of power intersection over union losses for bounding box regression. *arXiv:2110.13675*, 2021.
- 23 田枫, 贾昊鹏, 刘芳. 改进 YOLOv5 的油田作业现场安全着装小目标检测. *计算机系统应用*, 2022, 31(3): 159–168. [doi: [10.15888/j.cnki.csa.008359](https://doi.org/10.15888/j.cnki.csa.008359)]
- 24 He KM, Sun J, Tang XO. Single image haze removal using dark channel prior. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(12): 2341–2353. [doi: [10.1109/TPAMI.2010.168](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2010.168)]
- 25 Box GE, Cox DR. An analysis of transformations. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 1964, 26(2): 211–243. [doi: [10.1111/j.2517-6161.1964.tb00553.x](https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1964.tb00553.x)]
- (校对责编: 牛欣悦)