

模糊水下图像多增强与输出混合的鱼类检测方法

覃学标¹ 黄冬梅^{1,2} 宋巍¹ 贺琪¹ 杜艳玲¹ 徐慧芳¹

(1. 上海海洋大学信息学院, 上海 201306; 2. 上海电力大学电子与信息工程学院, 上海 200090)

摘要: 针对模糊水下图像增强后输入鱼类检测模型精度降低的问题,提出了模糊水下图像多增强与输出混合的鱼类检测方法。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得到多个输出,对多个输出进行混合,然后利用非极大抑制方法对混合结果进行后处理,获得最终检测结果。YOLO v3、YOLO v4 tiny 和 YOLO v4 模型的试验结果表明,对比原始图像的检测结果,本文方法的检测精度分别提高了 2.15%、8.35%、1.37 个百分点;鱼类检测数量分别提高了 15.5%、49.8%、12.7%,避免了模糊水下图像增强后输入鱼类检测模型出现精度降低的问题,提高了模型检测能力。

关键词: 模糊水下图像; 鱼类检测; 图像增强; 输出混合

中图分类号: TP391.4; S95 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)07-0243-07 OSID: 

Fish Detection Method of Multiple Enhanced and Outputs Blend for Blurred Underwater Images

QIN Xuebiao¹ HUANG Dongmei^{1,2} SONG Wei¹ HE Qi¹ DU Yanling¹ XU Huifang¹

(1. College of Information Technology, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China

2. College of Electronics and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: The underwater images of aquaculture ponds, rivers and sea inlets were generally fuzzy and low contrast due to the influence of water turbidity and light attenuation in water. However, the existing literature found that the clarity brought by image enhancement cannot directly improve the detection ability of fish detection model, and even the detection accuracy of the model was degraded. An multiple and outputs blend enhanced method was proposed for fish detection. Blurred underwater images were enhanced by various image enhancement methods, and the enhanced images were input into the fish detection model to obtain multiple outputs. Then the mixed results were postprocessed by non-maximal inhibition method to obtain final test results. Compared with the detection results of the original image, the experimental results on YOLO v3, YOLO v4 tiny and YOLO v4 models showed that the detection accuracy of the proposed method was improved by 2.15 percentage points, 8.35 percentage points and 1.37 percentage points, and the number of fish was increased by 15.5%, 49.8% and 12.7%, respectively. The proposed method achieved the purpose of improving the model detection ability, and it can be applied to fish count and fish category detection.

Key words: blurred underwater image; fish detection; image enhancement; outputs blend

0 引言

机器学习方法对水下图像中的鱼类检测成本较低且容易操作,因此被广泛应用于鱼种类的检测^[1-5]、鱼类监测^[6-7]、鱼类分选^[8]、鱼类行为研

究^[9]、鱼类栖息地调查^[10]、鱼群分析^[11-12]和鱼类数量统计^[13]等方面。

当前基于机器学习方法的鱼类检测研究主要有 QIN 等^[14]提出的 DeepFish 模型,在 Fish4 Knowledge 数据集上检测精度为 98.64%; YANG 等^[15]使用

收稿日期: 2021-08-05 修回日期: 2021-09-30
基金项目: 国家自然科学基金项目(61972240)和上海市科委部分地方高校能力建设项目(20050501900,20050500700)
作者简介: 覃学标(1984—),男,博士生,主要从事鱼类目标检测研究,E-mail: xbqin@shou.edu.cn
通信作者: 黄冬梅(1964—),女,教授,博士生导师,主要从事大数据和海洋信息研究,E-mail: dmhuang@shou.edu.cn

YOLO v3 和 Faster R - CNN 模型对海参、扇贝、海胆的图像进行检测,其结果表明 YOLO v3 速度较快而 Faster R - CNN 精度较高;RAZA 等^[16]在自建数据集上使用 YOLO v3 模型开展检测试验,通过增加候选锚框、迁移学习和调整 loss 函数等方式对模型进行改进,与未改进前的模型对比,精度提高了 4.13%。GRAY 等^[17]使用 Mask R - CNN 模型对无人机采集的鲸鱼图像进行检测,并对其体长进行了测量,测量结果与人工测量对比误差为 5%。基于机器学习方法的鱼类检测获得了较高的检测精度和较快的检测速度,广泛应用于各种检测任务中。

养殖池、河道和入海口的水下图像,受水体浑浊度和水中光衰减的影响,普遍具有模糊、对比度低等特点。针对这类图像,一般使用图像增强方法进行处理。经过增强的模糊水下图像变得清晰^[18-19],理想情况下可以提高鱼类检测的精度。但文献[20]发现图像增强带来的这种清晰,并不能直接提高鱼类检测模型的检测能力,甚至模型的检测精度出现了退化。导致这一问题的主要原因是增强方法的局限性,会带来明显的人为噪声^[20]。因此,如何更好地利用水下图像增强方法实现高精度的鱼类检测是值得关注的问题。

本文重点关注在鱼类检测过程中模糊水下图像的前处理和后处理步骤,提出模糊水下图像多增强与输出混合的鱼类检测方法。首先利用多种图像增强方法对模糊水下图像进行增强,然后将增强后的

图像分别输入鱼类检测模型得到多个输出,并对多个输出进行混合,最后利用非极大抑制方法(Non-maximum suppression,NMS)^[21]对混合的结果进行后处理,获得最终检测结果。

1 检测方法

1.1 数据采集与处理

使用 GoPro RX0 型水下摄像机在室外水深 1 m 的养殖池中采集数据。采集时间为 2020 年 5—6 月 13:00—16:00,图像分辨率为 1 920 像素 × 1 080 像素,帧速率为 50 f/s。受水体浑浊的影响,采集的图像均较模糊。视频每 10 帧选出一幅图像,从中取出一条或多条完整轮廓的鱼类图像,得到 3 595 幅鱼类图像。使用 Labellmg 软件将图像中的鱼类目标标注为 fish,按比例 7:3 随机划分为训练集和测试集,即训练集 2 517 幅,测试集 1 078 幅。后续试验对比均以测试集上的结果为准。为保证测试集数据的准确性,由 3 人分别对测试集中鱼的总数量进行计数,取平均数作为人工计数的结果。经过计算,测试集中人工计数鱼的总数为 3 546 条。

1.2 方法设计

本文利用 5 种图像增强方法对模糊水下图像进行增强,将增强后的图像分别输入鱼类检测模型得到多个输出。对多个输出进行混合,然后利用非极大抑制方法对混合的结果进行后处理。图 1 为本文方法的框架。

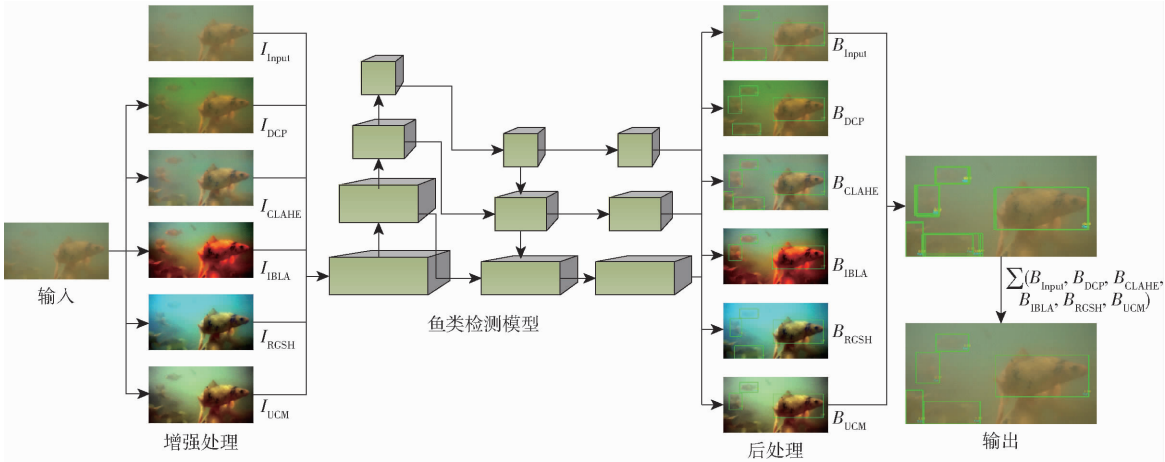


图 1 本文方法框架
Fig. 1 Framework of proposed method

1.2.1 水下图像增强

水下图像增强方法分为增强和复原两类^[18]。图像增强方法通常以水下成像简化模型为基础,可表示为

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)) \tag{1}$$

其中 $t(x) = e^{-\beta d(x)}$

式中 $I(x)$ ——水下图像

$J(x)$ ——清晰图像

A ——背景光强

$t(x)$ ——透射率

β ——衰减系数

$d(x)$ ——景深

图像增强的原理主要是通过估计成像模型中的参数,即透射率 $t(x)$ 和背景光强 A ,然后再代入

式(1)推导出清晰图像 $J(x)$ 。

为了避免单一增强方法增强后出现精度退化的问题,本文选取两种增强效果较好的方法:对比度受限的自适应直方图均衡化方法(Contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE)^[22]和相对全局直方图拉伸方法(Relative global histogram stretching, RGSH)^[19],以及 3 种复原效果较好的方法:暗通道先验(Dark channel prior, DCP)^[23]、无监督色彩校正(Unsupervised colour correction method, UCM)^[24]和基于图像模糊和光吸收的水下图像复原(Image blurriness and light absorption, IBLA)^[25],分别运用上述 5 种方法对模糊水下图像进行预处理,得到多个输入。

CLAHE 是常用的图像增强方法,其基本思想是将图像像素直方图分布在全动态范围内,同时限制直方图的幅值来控制图像整体的对比度。RGSH 同样是改变原图像的直方图分布,但该方法根据原图具体情况对红蓝绿各通道动态范围的取值进行动态限定,从而避免过度增强等情况。DCP 是通过暗通道先验值和透射率对于干扰像素进行校正达到图像还原的目的。UCM 是基于颜色平衡对水下图像进行处理,通过平衡红蓝绿颜色和色相饱和度的分布对图像进行还原。IBLA 是通过水下图像的模糊度和背景光估算图像的透射率,然后依据透射率对图像进行还原。

对于同一输入图像 I_{Input} ,分别使用 DCP、CLAHE、IBLA、RGSH 和 UCM 这 5 种方法增强,增强后的图像分别记为 I_{DCP} 、 I_{CLAHE} 、 I_{IBLA} 、 I_{RGSH} 和 I_{UCM} 。

1.2.2 鱼类检测模型

文献[15-16]表明,YOLO 模型在鱼类检测方面取得了较好的检测结果,故本文选择 YOLO 作为鱼类检测模型。YOLO 由 REDMON 等^[26]提出,广泛应用于各类目标检测任务中,其框架由输入、主干网络、颈部、头部 4 部分组成,图 2 为 YOLO v4^[27]的框架图。

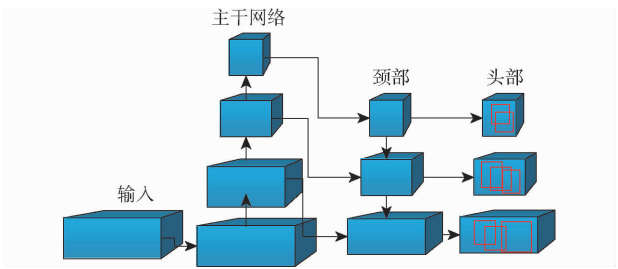


图 2 YOLO v4 模型的框架图

Fig. 2 Structure diagram of YOLO v4

将图像 I_{Input} 、 I_{DCP} 、 I_{CLAHE} 、 I_{IBLA} 、 I_{RGSH} 和 I_{UCM} 分别输入 YOLO v4 模型,记各自输出的检测框为 B_{Input} 、

B_{DCP} 、 B_{CLAHE} 、 B_{IBLA} 、 B_{RGSH} 和 B_{UCM} ,记对应的检测概率为 S_{Input} 、 S_{DCP} 、 S_{CLAHE} 、 S_{IBLA} 、 S_{RGSH} 和 S_{UCM} ,分别得到检测框和检测概率的混合结果集合为

$$B = \{B_{\text{Input}}, B_{\text{DCP}}, B_{\text{CLAHE}}, B_{\text{IBLA}}, B_{\text{RGSH}}, B_{\text{UCM}}\} \quad (2)$$

$$S = \{S_{\text{Input}}, S_{\text{DCP}}, S_{\text{CLAHE}}, S_{\text{IBLA}}, S_{\text{RGSH}}, S_{\text{UCM}}\} \quad (3)$$

1.2.3 混合结果的后处理

设定阈值 N ,使用非极大抑制方法对混合结果 B 进行处理。 N 取 0.3,与检测模型 YOLO v4 的取值一致。

首先,确定 S 中最大的检测概率 S_m ,从 B 中选出该概率对应的检测框 B_m ,予以保留;然后分别计算 B_m 与 B 中剩余检测框 B_i 的交并比 $I_{ou}(B_m, B_i)$,计算公式为

$$I_{ou}(B_m, B_i) = \frac{B_m \cap B_i}{B_m \cup B_i} \quad (4)$$

当 $I_{ou}(B_m, B_i) < N$ 时, B_i 对应的检测框予以保留;反之, B_i 对应的检测框予以删除。如此循环操作得到最终的检测结果。

2 试验

为验证本文方法的有效性,使用采集的 3 595 幅图像分别在 YOLO v3、YOLO v4 和 YOLO v4 tiny 上开展试验,并对试验结果进行分析。试验环境为处理器 AMD 1950X 3.4 GHz,内存 32 GB,显卡 GTX-1080Ti,操作系统 Ubuntu 16.04。

2.1 图像增强峰值信噪比

分别使用 DCP、CLAHE、IBLA、RGSH 和 UCM 方法对测试集进行增强,代码来源于 WANG 等^[18]公布的网站,所有参数均使用默认值。选择 3 幅图像作为样例展示增强后的效果,如图 3 所示。可以观察到,模糊的水下图像经过不同增强方法增强后呈现不同的效果,清晰度得到不同程度的提高。但同时也会导致一些问题,例如,IBLA 造成局部过度曝光,DCP 结果整体偏暗等。

为了更客观地检验图像增强后的效果,引入峰值信噪比(Peak signal to noise ratio, PSNR)对增强后图像相对于原始图像的失真程度进行评价。

表 1 为图 3 中 3 幅样例图像分别使用 DCP、CLAHE、IBLA、RGSH 和 UCM 方法增强后的 PSNR,其值越大增强效果越好。可以看出,CLAHE 方法增强效果最好,IBLA 最差,与观察结果基本一致。

2.2 试验结果

选择平均精度(AP)^[28]、检测数量和检测时间作为本文方法的评价指标。选择 AP50 作为检测精度衡量依据,其定义为预测框与真实框交并比大于 0.5 时视为正确。检测数量为检测概率大于 0.3 目

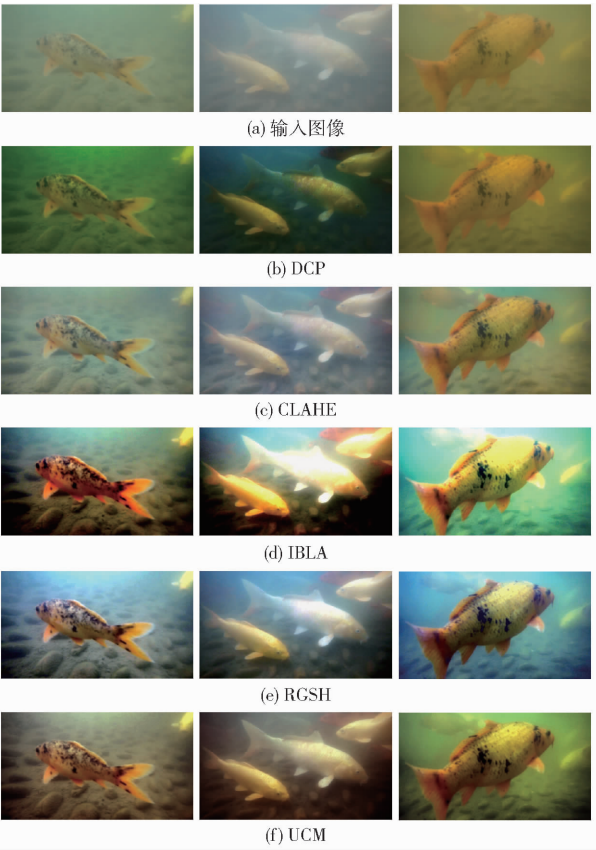


图 3 不同图像增强方法处理后的增强效果
Fig.3 Results of different image enhancements

表 1 样例图像增强后峰值信噪比

Tab.1 Results of PSNR					
增强方法	DCP	CLAHE	IBLA	RGSH	UCM
峰值信噪比	12.90	23.15	11.16	13.61	14.54

标个数。测试集中鱼类数量的真实值以人工计数为准。检测时间为单帧图像的检测时间。应用 δ 来衡量本文方法的提升幅度,其计算公式为

$$\delta = \frac{\Delta}{C} \times 100\%$$

(5)

式中 Δ ——增量
 C ——基准值
 δ ——提升幅度

的将训练集分别输入 YOLO v3、YOLO v4 tiny 和 YOLO v4 模型进行训练,输入图像为原始图像,训练参数使用默认值,均训练到模型收敛。训练结束后,在测试集上开展检测试验,原始图像的检测结果和本文方法的检测结果对比如表 2 所示。

从表 2 中可以看出,对比原始图像的检测结果,本文方法在 YOLO v3 模型上检测精度提高了 2.15 个百分点,检测数量提高了 15.5%;在 YOLO v4 tiny 模型上检测精度提高了 8.35 个百分点,检测数量提高了 49.8%;在 YOLO v4 模型上检测精度提高了 1.37 个百分点,检测数量提高了 12.7%。说明针对

表 2 本文方法试验结果

Tab.2 Experimental results of the proposed method				
模型	AP50/ %	检测 数量/条	δ /%	检测 时间/s
YOLO v3	87.61	2 903	15.5	0.044 172
YOLO v3-mix	89.76	3 353		0.221 000
YOLO v4 tiny	83.40	2 310	49.8	0.002 678
YOLO v4 tiny-mix	91.75	3 461		0.013 400
YOLO v4	93.24	3 016	12.7	0.032 781
YOLO v4-mix	94.61	3 401		0.164 000
人工计数结果		3 546		

模糊水下图像,无论以何种目标检测模型为基础网络,本文方法都能提高模型检测能力。在检测时间上,由于增加增强后图像检测,检测时间出现了较大幅度的增大,YOLO v4-mix 的帧速率为 6 f/s,YOLO v4 tiny-mix 的帧速率为 74 f/s,但仍可以满足鱼类检测的实时性需求。

对比各目标检测模型可以看出,YOLO v4 的目标检测能力明显优于 YOLO v3,精度提升了 5.63 个百分点,检测数量增加了 113 条。为实现快速目标检测,YOLO v4 tiny 对模型进行了压缩,导致其目标检测的能力下降,与 YOLO v4 相比,AP50 下降 9.84 个百分点,与 YOLO v3 相比下降 4.21 个百分点。但是,在本文提出的增强混合框架下,YOLO v4 tiny-mix 的检测能力显著提升,AP50 达到 91.75%,且鱼类检测数量达到 3 461 条,与人工计数结果最为接近。由于本文方法的多个图像增强和检测模型可以并行计算,通过与快速目标检测模型相结合,本文方法在实时鱼类目标检测上具有实用性。

2.3 结果分析

对不同模糊水下图像增强方法对鱼类检测结果产生的影响进行分析,并使用样例图像对本文方法的检测结果进行可视化分析。由于 YOLO v4 模型的检测精度最高,因此在该模型上开展试验。

表 3 为原始图像和分别经过 DCP、CLAHE、IBLA、RGSH、UCM 方法增强后的图像与本文方法检测结果的对比。从表 3 中可以看出,经过 CLAHE 方法增强后图像的检测精度与原始图像的检测精度相近,而经过 DCP、IBLA、RGSH 和 UCM 方法增强后图像的检测精度和检测数量都出现了不同程度的下降。说明单一图像增强方法处理图像不能直接提高模型的检测能力,这一结论与 KONOVALOV 等^[20]使用 CLAHE 增强图像后的检测精度一致。除 CLAHE 外,另外 4 种图像增强方法也得到类似结果。

结合表 1 中对图像增强效果的评价结果可以得出,检测精度退化与水下图像增强方法的效果有一

表 3 单一图像增强后检测结果对比

Tab.3 Detection result of single image enhancement		
输入	AP50/%	检测数量/条
I_{Input}	93.24	3 016
I_{DCP}	92.22	2 682
I_{CLAHE}	92.80	2 847
I_{IBLA}	84.21	2 255
I_{RGSH}	90.67	2 551
I_{UCM}	89.36	2 488
YOLO v4-mix	94.61	3 401
人工计数结果		3 546

定的相关性。IBLA 方法增强后的水下图像的失真最大,增强图像中的鱼类目标检测结果也最差。CLAHE 方法增强后的水下图像的失真最小,增强图像中的鱼类目标检测结果也最好。

本文方法的检测精度和检测数量均优于原始图像的检测结果及单一图像增强方法增强后的检测结果。说明本文方法避免了图像增强后模型精度下降的问题,模型的检测能力得到了提升。

图 4 为原始图像和分别经过 DCP、CLAHE、

IBLA、RGSH、UCM 方法增强后的图像以及本文方法可视化检测结果对比。从图中可以看出,原始图像中未被检出的目标经过增强后被检出。不同图像增强方法的检测结果不同。原始图像中被检出的目标经过增强后未被检出,说明经过不同图像增强方法增强后的检测结果与原始图像的检测结果存在互补性。本文方法保留了增强后图像和原始图像之间漏检的目标,避免了模型精度下降,提高了模型检测能力。

2.4 应用验证

选取实时数据对本文方法进行应用验证。截取 10 min 的视频,以 1 s 为单位对视频中鱼类数量进行检测。由于 YOLO v4 tiny-mix 检测到的数量最高,因此在该模型上开展试验。图 5 为实时检测结果对比。

从图 5 中可以看出,本文方法检测鱼类数量为 9 条,而 YOLO v4 tiny 检测最大值仅为 6 条。本文方法检测结果中 3~5 条占多数,而 YOLO v4 tiny 检测结果中 1~3 条占多数,两者相差较大。说明本文方法有效提高了模型的检测能力,并可以应用于鱼群实时计数的渔业生产中。

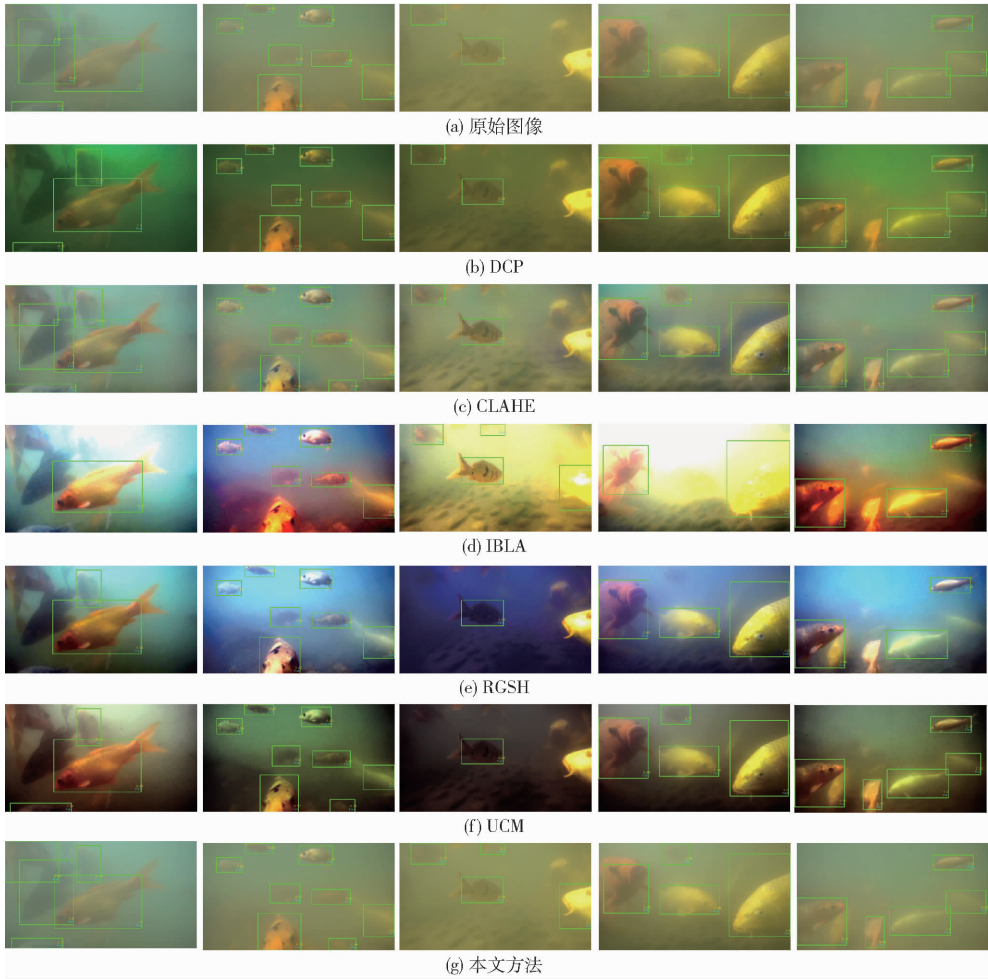


图 4 原始图像和增强后图像检测结果对比

Fig.4 Comparison of detection results before and after image enhancement

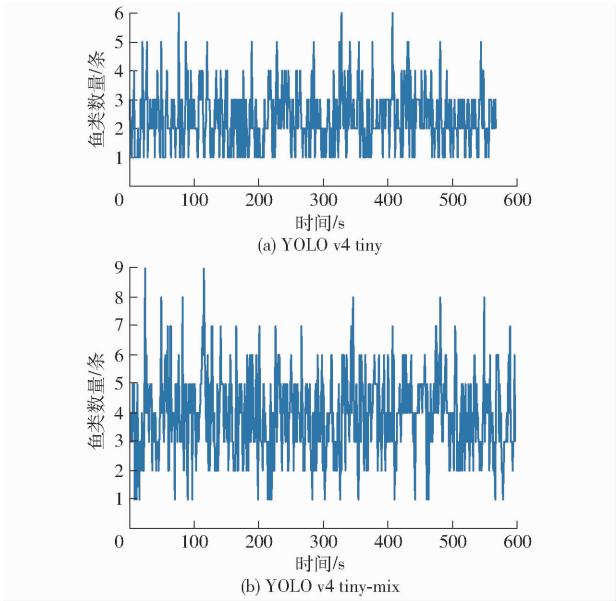


图5 实时检测结果对比

Fig.5 Comparison of real-time detection results

3 结论

(1) 试验表明针对模糊水下图像采用单一水下图像增强方法进行清晰化处理后,不能直接提高鱼类检测模型的检测能力,模型的检测精度下降。

(2) 提出了模糊水下图像多增强与输出混合的鱼类检测方法,在 YOLO v3、YOLO v4 tiny、YOLO v4 模型上的检测精度分别提高了 2.15、8.35、1.37 个百分点,检测数量分别提高了 15.5%、49.8%、12.7%,有效避免了单一水下图像增强造成的精度下降问题,提高了模型检测能力。

(3) 本文提出的多增强与输出混合框架与轻量化快速目标检测模型 YOLO v4 tiny 相结合,能够实现高精度的实时鱼类目标检测,对于鱼群计数和鱼类类别检测等渔业生产具有实际价值。

参 考 文 献

[1] STORBECK F, DAAN B. Fish species recognition using computer vision and a neural network[J]. Fisheries Research, 2001, 51(1):11–15.

[2] 袁红春, 张硕. 基于 Faster R-CNN 和图像增强的水下鱼类目标检测方法[J]. 大连海洋大学学报, 2020, 35(4):612–619.

YUAN Hongchun, ZHANG Shuo. Detection of underwater fish based on Faster R-CNN and image enhancement[J]. Journal of Dalian Fisheries University, 2020, 35(4):612–619. (in Chinese)

[3] GRAY P C, FLEISHMAN A B, KLEIN D J, et al. A convolutional neural network for detecting sea turtles in drone imagery[J]. Methods in Ecology and Evolution, 2018, 10(3):345–355.

[4] ALSMADI M K, OMAR K B, NOAH S A, et al. Fish recognition based on robust features extraction from size and shape measurements using neural network[J]. Journal of Computer Science, 2010, 6(10):1059–1065.

[5] 孙龙清, 刘婷, 陈帅华, 等. 多目标鱼体对象提议检测算法研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(12):260–267.

SUN Longqing, LIU Ting, CHEN Shuaihua, et al. Multi-target fish detection algorithm based on object proposals[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12):260–267. (in Chinese)

[6] SABERIOON M M, CISAR P. Automated multiple fish tracking in three-dimension using a structured light sensor[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2016, 121(1):215–221.

[7] 韩玉冰, 傅泽田, 张小栓, 等. 基于 WSN 的观赏鱼养殖水质环境监测系统研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(1):392–400.

HAN Yubing, FU Zetian, ZHANG Xiaoshuan, et al. Monitoring system of ornamental fish culturing water quality based on wireless sensor network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1):392–400. (in Chinese)

[8] 刘虎, 龚宇, 张彪, 等. 基于 EDEM 的鱼苗分选机设计与工作参数优化[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1):114–121.

LIU Hu, GONG Yu, ZHANG Biao, et al. Design and optimization of working parameters of fry sorting machine based on EDEM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1):114–121. (in Chinese)

[9] COLAS F, TARDIVEL M, PERCHOC J, et al. The ZooCAM, a new in-flow imaging system for fast onboard counting, sizing and classification of fish eggs and meta zooplankton[J]. Progress in Oceanography, 2017, 166(1):54–65.

[10] HSHIAO Y H, CHEN C C, LIN S I, et al. Real-world underwater fish recognition and identification, using sparse representation[J]. Ecological Informatics, 2014, 23(1):13–21.

[11] STOBART B, GARCIACHARTON J A, ESPEJO C, et al. A baited underwater video technique to assess shallow-water mediterranean fish assemblages: methodological evaluation[J]. Journal of Experimental Marine Biology & Ecology, 2007, 345(2):158–174.

[12] SCHMID K, REISFILHO J A, HARVEY E, et al. Baited remote underwater video as a promising nondestructive tool to assess fish assemblages in clearwater amazonian rivers: testing the effect of bait and habitat type[J]. Hydrobiologia, 2017, 784(1):93–109.

[13] 赵德安, 刘晓洋, 孙月平, 等. 基于机器视觉的水下河蟹识别方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(3):151–158.

ZHAO Dean, LIU Xiaoyang, SUN Yueping, et al. Detection of underwater crabs based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(3):151–158. (in Chinese)

[14] QIN H, LI X, LIANG J, et al. DeepFish: accurate underwater live fish recognition with a deep architecture[J]. Neurocomputing, 2016, 187(26):49–58.

[15] YANG H B, LIU P, HU Y Z, et al. Research on underwater object recognition based on YOLOv3[J]. Microsystem

- Technologies, 2021,27(4):1837–1844.
- [16] RAZA K, SONG H. Fast and accurate fish detection design with improved YOLO – v3 model and transfer learning[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2020,11(2):7–16.
- [17] GRAY P C, BIERLICH K C, MANTELL S A, et al. Drones and convolutional neural networks facilitate automated and accurate cetacean species identification and photogrammetry[J]. Methods in Ecology and Evolution, 2019,10(9):1490–1500.
- [18] WANG Y, SONG W, FORTINO G, et al. An experimental-based review of image enhancement and image restoration methods for underwater imaging[J/OL]. arXiv e-prints, 2019. <https://arxiv.org/abs/1907.03246>.
- [19] HUANG D M, WANG Y, SONG W, et al. Shallow-water image enhancement using relative global histogram stretching based on adaptive parameter acquisition[C]//International Conference on Multimedia Modeling. Springer, Cham, 2018: 453–465.
- [20] KONOVALOV D A, SALEH A, BRADLEY M, et al. Underwater fish detection with weak multi-domain supervision[C]//International Joint Conference on Neural Networks. IEEE Computer Society, 2019: 1–8.
- [21] NEUBECK A, GOOL L. Efficient non-maximum suppression[C]//International Conference on Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2006: 850–855.
- [22] ZUIDERBELD K. Contrast limited adaptive histogram equalization[J]. Graphics Gems, 1994,8(1):474–485.
- [23] HE K, JIAN S, TANG X, et al. Single image haze removal using dark channel prior[J]. Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011,33(12):2341–2353.
- [24] IQBAL K, ODETAYO M O, JAMES A E, et al. Enhancing the low quality images using unsupervised colour correction method [C]//International Conference on Systems, Man and Cybernetics. IEEE Computer Society, 2010: 1703–1709.
- [25] PENG Y T, COSMAN P C. Underwater image restoration based on image blurriness and light absorption[J]. IEEE Trans. Image Process, 2017,26(4):1579–1594.
- [26] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[J/OL]. arXiv e-prints, 2018. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [27] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J/OL]. arXiv e-prints, 2020. <https://arxiv.org/abs/2004.10934v1>.
- [28] EVERINGHAM M, GOOL L V, WILLIAMS C, et al. The pascal visual object classes (VOC) challenge[J]. International Journal of Computer Vision, 2010,88(2):303–338.
-

(上接第 112 页)

- [20] 黄小毛, 查显涛, 宗望远, 等. 油菜联合收获割台落粒横流气压收集装置设计与试验[J]. 农业机械学报, 2016, 47(增刊): 227–233.
- HUANG Xiaomao, ZHA Xiantao, ZONG Wangyuan, et al. Design and test of transverse positive pressure airflow collection device for header losses of rape combine harvester[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(Supp.): 227–233. (in Chinese)
- [21] 王新坤, 薛子龙, 徐胜荣, 等. 双喷嘴负压反馈射流喷头水力性能研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(11): 278–284.
- WANG Xinkun, XUE Zilong, XU Shengrong, et al. Hydraulic performance of negative pressure feedback jet sprinkler with double nozzles[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(11): 278–284. (in Chinese)
- [22] 代祥, 徐幼林, 陈骏阳, 等. 射流混药器改进提高混药均匀性及动态浓度一致性[J]. 农业工程学报, 2019, 35(8): 65–74.
- DAI Xiang, XU Youlin, CHEN Junyang, et al. Improved jet mixer injection nozzle enhancing pesticide mixing uniformity and dynamic concentration consistency[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(8): 64–74. (in Chinese)
- [23] 李衍军, 刘瑞, 刘春晓, 等. 气送式排种器输种管内种子速度耦合仿真测定与试验[J]. 农业机械学报, 2021, 52(4): 54–61, 133.
- LI Yanjun, LIU Rui, LIU Chunxiao, et al. Simulation and test of seed velocity coupling in seed tube of pneumatic seed metering device[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4): 54–61, 133. (in Chinese)
- [24] 陈立, 廖庆喜, 宗望远, 等. 油菜联合收获机脱出物空气动力学特性测定[J]. 农业机械学报, 2012, 43(增刊): 125–130.
- CHEN Li, LIAO Qingxi, ZONG Wangyuan, et al. Aerodynamic characteristics measurement of extraction components for rape combine harvester[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(Supp.): 125–130. (in Chinese)
- [25] LEI Xiaolong, HU Hongji, WU Wencheng, et al. Seed motion characteristics and seeding performance of a centralised seed metering system for rapeseed investigated by DEM simulation and bench testing[J]. Biosystems Engineering, 2021, 203: 22–33.
- [26] 王磊, 廖宜涛, 廖庆喜, 等. 气送式油菜播种机集排器供种装置设计与试验[J]. 农业机械学报, 2021, 52(2): 75–85.
- WANG Lei, LIAO Yitao, LIAO Qingxi, et al. Design and test on centralized metering seed feeding device of air-assisted planter for rapeseed[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(2): 75–85. (in Chinese)