

# 基于图像增强的水下视频鱼类识别方法

杨文静, 陈明, 冯国富\*

上海海洋大学信息学院, 农业农村部渔业信息重点实验室, 上海 201306

**摘要** 受水下强光衰减或散射的影响, 水下图像存在颜色失真、模糊和细节丢失等问题, 严重影响水下目标识别的精度。针对上述问题, 提出一种面向浑浊水域的图像增强方法和 YOLOv4 算法相结合的方案。首先使用改进的带颜色恢复的多尺度 Retinex 算法增强水下图像, 然后采用全卷积生成式对抗网络实现图像颜色校正和细节恢复, 最后通过 YOLOv4 算法对增强后的图像进行鱼目标识别。结果表明, 所提出的图像增强方法与 YOLOv4 算法相结合方案的平均准确率(mAP)可达到 89.59%, 与原始图像经训练得到的平均准确率相比提高了 7.46%, 检测速度达到了 90 frame/s。

**关键词** 成像系统; 水下视频; 图像增强; 全卷积生成式对抗网络; YOLOv4; 目标识别

中图分类号 TP751

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2211002

## Fish Recognition Method for Underwater Video Based on Image Enhancement

Yang Wenjing, Chen Ming, Feng Guofu\*

College of Information Technology, Key Laboratory of Fisheries Information, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China

**Abstract** Affected by strong underwater light attenuation or scattering, underwater images have problems such as color distortion, blur, and loss of detail, which seriously affect the accuracy of underwater target recognition. To address the above problems, this paper proposes a scheme that combines image enhancement for turbid waters and the YOLOv4 algorithm. First, the improved multi-scale Retinex with color restoration is used to enhance the underwater image, and then the fully convolutional generative adversarial network is used to achieve image color correction and detail restoration. Finally, the enhanced image is used for fish target recognition through YOLOv4 algorithm. The results show that the mAP (mean Average Precision) of the proposed method combining the image enhancement method with the YOLOv4 algorithm can reach 89.59%, which is 7.46% higher than that of original image after training, and the detection speed reaches 90 frame·s<sup>-1</sup>.

**Key words** imaging systems; underwater video; image enhancement; full convolution generative adversarial network; YOLOv4; target recognition

**OCIS codes** 110.2970; 100.2980; 100.2960

## 1 引言

水下目标检测已经成为计算机视觉领域的研究热点。但水下环境复杂多变, 水体中有较多悬浮颗

粒、水草等杂质, 造成水质浑浊; 另外不同波长的光在水下传播时颜色衰减程度不同, 导致出现水下图片颜色失真、模糊及细节丢失问题, 使得目标识别准确率较低、特征提取困难。

收稿日期: 2020-12-01; 修回日期: 2021-01-06; 录用日期: 2021-01-21

基金项目: 上海市科技兴农重点攻关项目(2017-02-08-00-03-F00072)、畜禽水产品品质管控与溯源系统开发(2018YFD0701003)

通信作者: \*gffeng@shou.edu.cn

基于图像增强的水下鱼类识别技术目前已卓有成效,水下图像增强技术一般分为基于神经网络的图像增强算法和传统的图像增强算法。基于神经网络<sup>[1-2]</sup>的图像增强算法通过训练网络来恢复图像的细节以达到接近人眼观察的效果。Zuo 等<sup>[3]</sup>提出一种基于生成对抗网络的水下图像增强方法,该方法鲁棒性较强,但推理时间过长。Fu 等<sup>[4]</sup>通过结合深度学习和传统图像增强方法,提出采用两分支网络分别补偿颜色和降低对比度的方法,该方法未考虑局部纹理信息增强,基于传统图像增强算法<sup>[5-6]</sup>有效补偿颜色、提高清晰度。Deng<sup>[7]</sup>基于探索性数据模型的框架探索出一种广义的非锐化屏蔽算法,该方法能够提高图像的对比度和清晰度,但未解决颜色失真问题。Ancuti 等<sup>[8]</sup>在分别经白平衡和双边滤波处理的基础上进行限制对比度自适应直方图均衡化(CLAHE),基于拉普拉斯金字塔融合原理,改善了图像的色彩和细节,而传统方法的效果提升有限。Ancuti 等<sup>[9]</sup>随后又提出一种色彩补偿与白平衡多尺度融合的方法,该方法不仅保留了边缘,还增强了对比度。He 等<sup>[10]</sup>提出了一种图像暗通道先验去雾方法,该方法恢复了图像的细节和清晰度,但图像色彩失真。

当前水下目标检测技术飞速发展,例如:Sung 等<sup>[11]</sup>采用基于卷积神经网络的 YOLO 算法对鱼进行实时检测和分类;Liu 等<sup>[12]</sup>将 YOLOv3 和并行滤波器相结合,对线鱼进行检测与跟踪;Han 等<sup>[13]</sup>采

用基于深度卷积神经网络(CNN)的方法进行水下目标识别;谢万里等<sup>[14]</sup>建立 Faster-RCNN(Faster Region Convolutional Neural Network)濒死鱼检测模型,结合迁移学习方法对濒死鱼进行实时检测。这些目标检测方法的识别精度较高,检测速度较快,有很好的鲁棒性和实用性。

使用传统图像增强算法和目标检测方法已经满足不了高准确率水下视频目标分类和检测的需求。因此快速提高清晰度和识别精度已经成为淡水域鱼监控的重要任务。本文提出一种应用于浑浊水域场景的图像增强方法与 YOLOv4 相结合的算法。首先,应用改进的带颜色恢复的多尺度 Retinex(MSRCR)算法增强图像对比度;然后采用全卷积生成式对抗网络(GAN)实现图像颜色校正和细节恢复,从而有效提取特征并实现高精度的鱼识别,以期淡水域养殖环境条件下鱼类实时监控的研究提供一定的参考。

## 2 基于图像增强的目标识别算法

### 2.1 算法流程

算法的流程图如图 1 所示。首先将水下图像的红、绿、蓝三通道进行分解,采用改进的带颜色恢复的多尺度视网膜增强算法,增强图像的对比度;针对增强的图像,使用全卷积 GAN 实现图像细节恢复和颜色校正;使用 YOLOv4 算法对增强后的图像进行鱼检测识别。

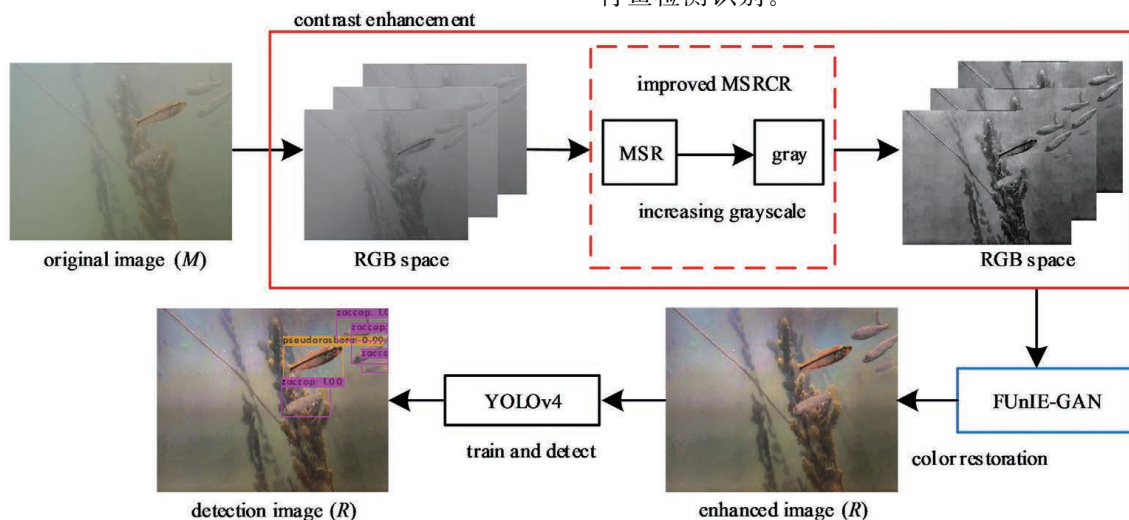


图 1 所提算法的流程图

Fig. 1 Flowchart of proposed method

### 2.2 对比度增强

由于水下图像存在细节模糊、对比度低、色偏的问题,解决这些问题的关键是在动态压缩、边缘增强

和颜色恒常三个方面进行均衡化。而 MSRCR 算法能够减小光线对图像的影响,恢复图像的对比度、清晰度、颜色等信息。Retinex 是一种常用的建立在

科学实验和科学分析基础上的图像增强方法,它由视网膜和皮质组成<sup>[15-16]</sup>。而 MSRCR 算法是对 Retinex 算法的改进,一般将水下图像分解成反射图像和光线照射图像,计算式为

$$M_i(x, y) = R_i(x, y) \cdot I_i(x, y), \quad (1)$$

式中: $M_i(x, y)$ 表示拍摄的水下图像; $R_i(x, y)$ 表示增强后的水下图像; $I_i(x, y)$ 表示环境光的照射图像; $i \in \{R, G, B\}$ 表示图像的三个颜色通道。增强水下图像效果的关键是获取水下图像环境光的照射分量  $I_i(x, y)$ ,依据 Retinex 理论, $I_i(x, y)$ 一般通过对水下图像进行高斯滤波得到:

$$\lg R_i(x, y) = \lg M_i(x, y) - \lg I_i(x, y), \quad (2)$$

$$I_i(x, y) = M_i(x, y) * F(x, y), \quad (3)$$

式中: $F(x, y)$ 是高斯模糊滤波器;“\*”表示卷积运算。

单尺度 Retinex 算法在灰度图像增强上有较好的效果,但是当图像中有大块灰度相似的区域时,整体色彩容易失真。针对单尺度 Retinex 的不足,在单尺度 Retinex 算法基础上又衍生了多尺度视网膜增强(MSR)算法,其优点是可同时实现对图像的动态压缩和边缘增强。MSR 算法在计算  $\lg R_i(x, y)$  时对输入的图像进行不同尺度的高斯模糊,并对每个尺度进行累加平均计算:

$$\lg [R_i(x, y)] = \lg [M_i(x, y)] - \lg [M_i(x, y) * F_n(x, y)], \quad (4)$$

$$F_n(x, y) = P_n \exp [-(x^2 + y^2)/\sigma_n^2], \quad (5)$$

式中: $\sigma_n$ 是确定尺度的高斯函数的标准差; $P_n$ 是保证  $\iint F_n(x, y) = 1$  的系数。而改进的 MSRCR 算法则是在(4)、(5)式的基础上对  $\lg R_i(x, y)$  进行归一化,并通过增强图像的灰度来纠正图像的颜色。其数学表达式为

$$\lg [R_i(x, y)]_{\text{avg}} = \frac{1}{255 \times H \times W} \sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W R_i(x, y), \quad (6)$$

$$K = \frac{1}{3} \sum_{i \in \{R, G, B\}} \lg [R_i(x, y)]_{\text{avg}}, \quad (7)$$

$$R'_i(x, y) = R_i(x, y) \times \frac{K}{[R_i(x, y)]_{\text{avg}}}, \quad (8)$$

$$R_{\text{MSR},i}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N W_n R'_i(x, y), \quad (9)$$

式中: $W, H$ 分别为图像的宽和高; $K$ 表示理想彩色图像的平均值; $\lg [R_i(x, y)]_{\text{avg}}$ 为图像的红、绿、蓝通道的归一化平均值; $R'_i(x, y)$ 表示纠正后的像素值; $N$ 表示尺度总数; $W_n$ 表示每个尺度系数对应的权重; $R_{\text{MSR},i}(x, y)$ 是不同尺度的累加平均。

采用 MSRCR 算法对 MSR 结果进行线性增益和色彩平衡处理,为了将  $R_{\text{MSRCR},i}(x, y)$  的像素值归一化在 0~255 之间,需要计算  $R_{\text{MSRCR},i}(x, y)$  各通道的均值和标准差,通过均值和标准差的差值计算出各通道的最小值  $V_{\text{Min},i}$ ,通过均值和标准差的和计算出各通道的最大值  $V_{\text{Max},i}$ 。相关计算式如下。

$$R_{\text{MSRCR},i}(x, y) = R_{\text{MSR},i}(x, y) \times \left\{ \lg [\beta \times M_i(x, y)] - \lg \left[ \sum_{i \in \{R, G, B\}} M_i(x, y) \right] \right\}, \quad (10)$$

$$R'_i(x, y) = \frac{R_{\text{MSRCR},i} - V_{\text{Min},i}}{V_{\text{Max},i} - V_{\text{Min},i}}, \quad (11)$$

式中: $\beta$ 表示增益因子。

改进的 MSRCR 算法的输入参数为  $M_i(x, y)$ 、 $\sigma_n$  和  $\beta$ ;输出为增强后的图像  $R_i(x, y)$ 。

算法具体步骤为:

1) 对图像的 R、G、B 三通道分别按照步骤 2)~7)处理;

2)  $\lg [R_i(x, y)] = \lg [M_i(x, y)] - \lg [M_i(x, y) * F_n(x, y)]$ ;

3) 重复步骤 2),直到输入所有的尺度系数,并对每一个通道进行归一化;

4) 增益图像的灰度值  $R'_i(x, y) = R_i(x, y) \times \frac{K}{[R_i(x, y)]_{\text{avg}}}$ ;

5) 对步骤 4)的结果进行累加求平均,

$$R_{\text{MSR},i}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N W_n R'_i(x, y);$$

6)  $R_{\text{MSRCR},i}(x, y) = R_{\text{MSR},i}(x, y) \times \left\{ \lg [\beta \times M_i(x, y)] - \lg \left[ \sum_{i \in \{R, G, B\}} M_i(x, y) \right] \right\}$ ;

7) 限制对比度直方图均衡化,输出增强后的图像。

改进 MSRCR 的核心思想是对图像的每一个颜色通道进行三次高斯卷积运算,利用颜色恢复因子和增益因子提高图像对比度、消除色彩失真,通过限制对比度的自适应直方图均衡化降低噪声。

### 2.3 FUnIE-GAN

由于光在水下传播的不同,水下图像会发生畸变。例如,对比度增强后的图像颜色倾向于蓝绿色,这是因为红波在水下容易被吸收。为了解决颜色偏差和清晰度低的问题,采用基于条件生成对抗网络的实时快速水下图像增强模型不断地训练出接近人眼视觉的图像。如图 2 所示,给定失真图像样本  $X$  和期望的增强图像样本  $Y$ ,  $T$  表示随机噪

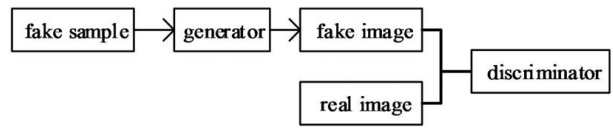


图 2 FUnIE-GAN 的主要流程

Fig. 2 Main flowchart of FUnIE-GAN

声。存在一个映射关系  $G: \{X, T\} \rightarrow Y$ , 生成器和判别器在训练过程中不断学习映射关系,从而提高图像质量。条件对抗损失函数的计算公式为

$$L_{cGAN}(G, D) = E_{X, Y} [\lg D(Y)] + E_{X, Y} \{ \lg \{1 - D[X, G(X, T)]\} \}, \quad (12)$$

式中:  $G$  为生成器,用于最小化  $L_{cGAN}(G, D)$ ;  $D$  为判别器,用于最大化  $L_{cGAN}(G, D)$ ;  $E_{X, Y}$  表示真实图像与失真图像的总误差。

FUnIE-GAN<sup>[17]</sup> 由生成器和判别器组成,生成器经训练得到‘质量不好’的样本与‘质量好’的样本在判别器中迭代地进行博弈。FUnIE-GAN 不断学习全局相似度、图像内容、局部纹理和风格信息,使生成的图像在全局外观和特征上接近真实图像。使用预先训练的 VGG-19 网络提取图像的高阶特征,使用马尔可夫判别器捕捉与局部纹理和风格相关的高频信息。判别器丢弃不符合的图像。

FUnIE-GAN 根据 U-Net<sup>[18]</sup> 的原理设计了生成器网络即编码器-解码器网络,每个编码器的输

出都会连接到对应的解码器。如图 3(a)所示,输入到编码器的水下图像大小为  $256 \times 256 \times 3$ , 编码器只需要学习 256 个大小为  $8 \times 8$  的特征图,解码器则是利用特征图和跳跃连接的输入来学习并生成一个  $256 \times 256 \times 3$  大小的增强图像。编码器-解码器网络是完全卷积的,其每一层采用  $4 \times 4$  滤波器的二维卷积和非线性 Leaky-ReLU 激活函数。而判别器采用马尔可夫判别器,马尔可夫判别器可以保持风格迁移中的超高分辨率、图像清晰化和局部纹理细节。如图 3(b)所示,使用 4 个  $3 \times 3$  的卷积滤波器层将一个输入为  $256 \times 256 \times 63$  的真实图像和生成图像转换成  $16 \times 16 \times 1$  的输出。

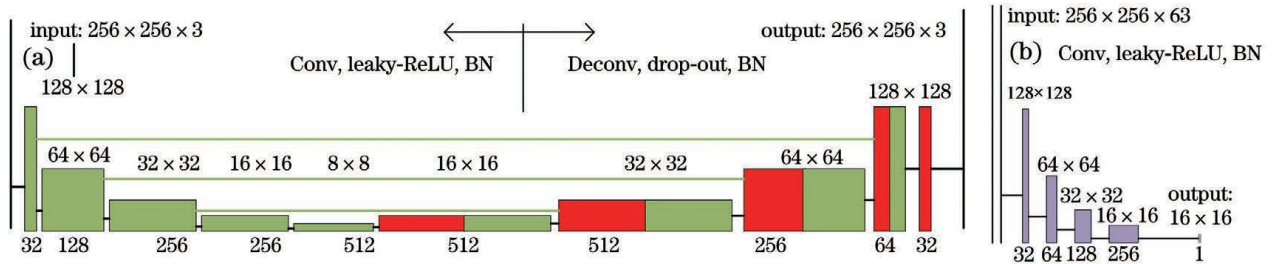


图 3 FUnIE-GAN 的网络结构。(a)生成器(按照 U-Net 原理设计的 5 个编码器-解码器);(b)判别器(马尔可夫判别器模型)

Fig. 3 Network architecture of FUnIE-GAN. (a) Generator (five encoders-decoders designed according to principle of U-Net); (b) discriminator (Markov discriminator model)

### 2.4 基于 YOLOv4 的目标识别

本文采用 YOLOv4 模型进行目标检测与分类, YOLOv4 由 CSPDarknet53 作为骨干网络、空间金字塔池化(SPP)作为 Neck 的附加模块、PANet 作为 Neck 的特征融合模块和 YOLOv3 作为 Head 组成,其网络结构如图 4 所示。输入增强后的水下图像,经过 YOLOv4 网络运算得到目标检测结果。

### 3 实验结果分析

为了保证公正的评价体系,实验平台均采用 ubuntu18.0, python3.6.8 语言编程环境,显卡为 NVIDIA RTX2080Ti,内存为 11 GB。训练学习率设置为 0.0001, 阈值设为 0.5, 批处理大小设为 16, 训练次数设为 60000, 每 10000 次更新一次权重文件,并记录 mAP 结果最好的权重文件。



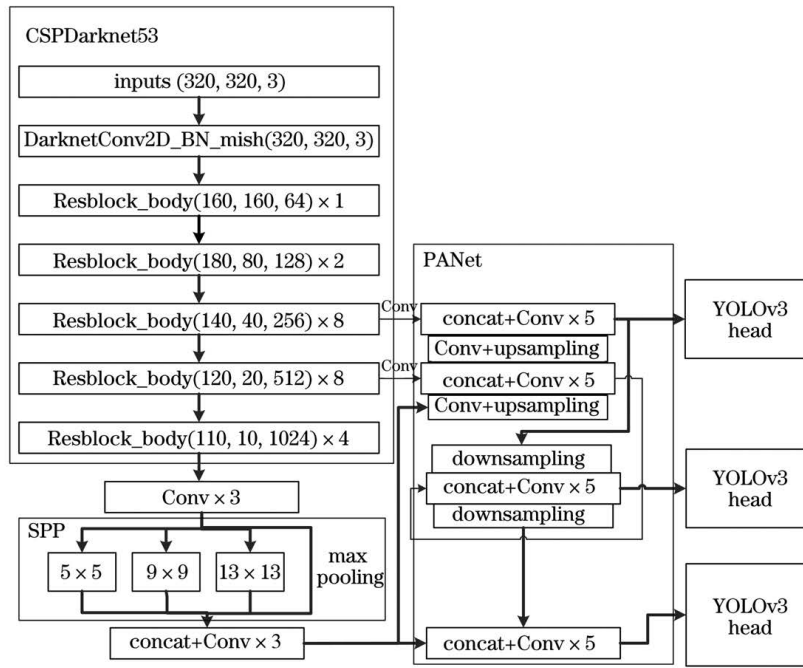


图 4 YOLOv4 网络结构

Fig. 4 YOLOv4 network structure

### 3.1 鱼视频收集和数据集准备

水下视频使用小蚁一代相机在水草较多、水流缓慢的场景拍摄,并在距离相机 1 m 范围内投放适量诱鱼饵料,以吸引更多的鱼,从而方便采集数据。

本文识别的鱼类品种为宽鳍鱲、麦穗、马口鱼三类,采取分帧获取水下视频的方式来建立目标图像数据集,训练集与测试集样本的划分比例为 8:2,即随机选取 1612 张作为训练集样本数、403 张作为测试集样本数,并对每一张图片样本进行人工标注分类。将宽鳍鱲标注为 *zaccop*,麦穗鱼标注为 *pseudorasbora*,马口鱼标注为 *opsarichthys*。

### 3.2 实验分析

为了证明本文方法的有效性,首先以定性和定量的方式将本文方法和其他图像增强方法作对比。其次,使用 Faster-RCNN、YOLOv4、YOLOv3 目标检测算法进行训练和测试,并以 mAP、精度、召回率、检测速度和训练时间作为目标检测的评价指标。选取的比较方法包括:Ancuti 等<sup>[8-9]</sup>提出的多尺度融合算法,He 等<sup>[10]</sup>提出的图像暗通道先验去雾 DCP 算法,Zuiderveld<sup>[19]</sup>提出的 CLAHE 算法,Deng<sup>[7]</sup>提出的广义的非锐化屏蔽(GUM)算法,Drews 等<sup>[20]</sup>提出的水下暗通道先验去雾(UDCP)算法,Zhang 等<sup>[16]</sup>提出的带色彩恢复的多尺度视网膜增强(MSRCR)算法,以及 Islam 等<sup>[17]</sup>提出的 FUnIE-GAN 方法。

#### 3.2.1 水下图像增强结果对比

实验结果如图 5 所示。可以清楚地看出,多尺度融合算法、CLAHE 算法和 GUM 算法都使图像得到了一定程度的色彩增强和对比度增强,但无法同时取得比较好的增强效果。GUM 算法处理后的图像存在细节不明显、整体呈灰白且对浑浊水域背景处理较模糊的问题。MSRCR 算法处理后的图像整体偏暗,视觉效果和图像细节信息不理想,不易被检测。UDCP 算法和 DCP 算法对浑浊水域的水下图像进行处理后,既没有明显提升图像对比度,又对色彩复原效果不佳,整个图像的色彩偏绿,目标纹理特征不够明显,不能很好地解决偏色问题。FUnIE-GAN 算法的色彩平衡效果不佳,导致整体图像偏红,暗区域的对比度较低。而经本文方法处理后的图像的饱和度、亮度、对比度和色彩都得到改善,且图像的细节、目标纹理特征和浑浊水域背景的清晰度也得到了提高。本文方法所得的视觉质量优于其他 7 种方法。

本文引入信息熵<sup>[21]</sup>、平均梯度(AG)、UCIQE、UIQM 四种图像质量评价指标定量验证本文方法的有效性。信息熵用于评价图像所包含的信息量,在一定程度上反映了图像信息的丰富程度。平均梯度是一幅图像的梯度图上所有像素点的均值,它反映了图像中的微小细节反差和纹理变化特征,同时也能反映图像的清晰度。UCIQE 是一种量化水下

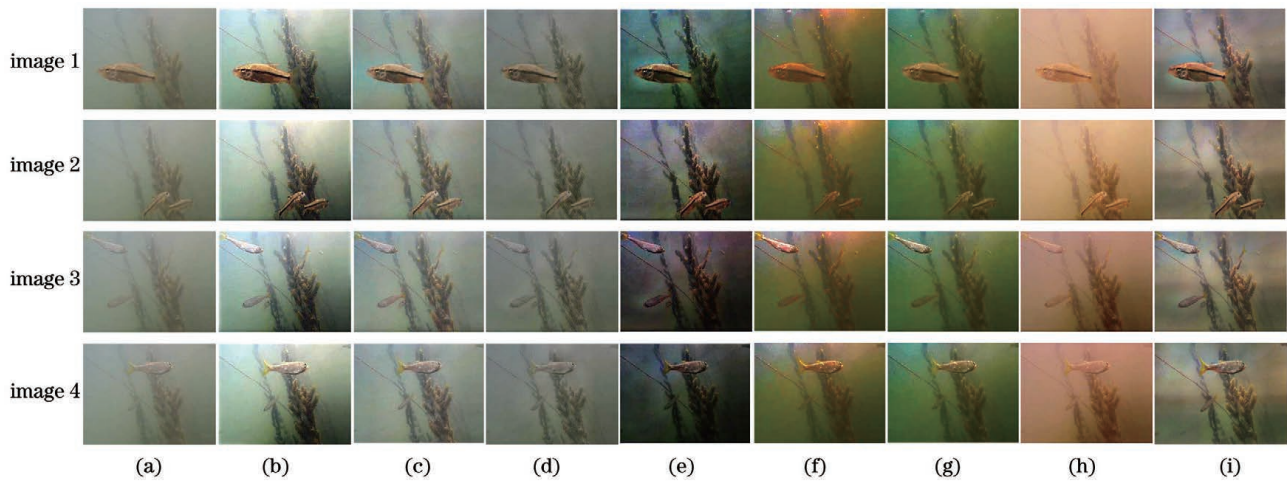


图 5 不同水下图像增强方法的效果图。(a)原图;(b) Ancuti 等<sup>[8]</sup>所提算法;(c) CLAHE<sup>[19]</sup>;(d) GUM<sup>[7]</sup>;(e) MSRCR<sup>[16]</sup>;(f) UDCP<sup>[20]</sup>;(g) DCP<sup>[10]</sup>;(h) FU<sub>n</sub>IE-GAN;(i)本文算法

Fig. 5 Renderings of different underwater image enhancement methods. (a) Original image; (b) method proposed by Ancuti *et al.*<sup>[8]</sup>; (c) CLAHE<sup>[19]</sup>; (d) GUM<sup>[7]</sup>; (e) MSRCR<sup>[16]</sup>; (f) UDCP<sup>[20]</sup>; (g) DCP<sup>[10]</sup>; (h) FU<sub>n</sub>IE-GAN; (i) proposed method

图像的非均匀颜色偏差、亮度、对比度的质量评价指标。UIQM 是一种基于人眼视觉系统激励的无参考水下图像质量评价指标。平均梯度越大,表示图像的清晰度越高;UCIQE 越高,表明图像的色度、饱和度和对比度越高<sup>[22]</sup>。不同水下图像增强算法的效果对比如表 1~4 所示。

表 1 比较 Ancuti 等<sup>[8]</sup>所提算法、CLAHE<sup>[19]</sup>、GUM<sup>[7]</sup>和 MSRCR<sup>[16]</sup>的平均梯度和 UIQM

Table 1 Comparison of AG and UIQM of method proposed by Ancuti *et al.*<sup>[8]</sup>, CLAHE<sup>[19]</sup>, GUM<sup>[7]</sup>, and MSRCR<sup>[16]</sup>

Image	Fig. 5(b)		Fig. 5(c)		Fig. 5(d)		Fig. 5(e)	
	AG	UIQM	AG	UIQM	AG	UIQM	AG	UIQM
1	2.517	3.585	4.369	3.635	3.636	3.721	3.988	3.912
2	3.413	3.575	3.611	3.507	2.785	3.533	3.315	4.546
3	4.211	3.562	3.759	3.552	2.971	3.601	3.968	4.950
4	4.130	2.290	3.550	2.121	2.764	3.349	3.125	3.042
Average	3.568	3.253	3.822	3.204	3.039	3.551	3.599	4.113

表 2 比较 UDCP<sup>[20]</sup>、DCP<sup>[10]</sup>、FU<sub>n</sub>IE-GAN 和所提方法的平均梯度和 UIQM

Table 2 Comparison of AG and UIQM of UDCP<sup>[20]</sup>, DCP<sup>[10]</sup>, FU<sub>n</sub>IE-GAN, and proposed method

Image	Fig. 5(f)		Fig. 5(g)		Fig. 5(h)		Fig. 5(i)	
	AG	UIQM	AG	UIQM	AG	UIQM	AG	UIQM
1	2.917	4.199	3.096	3.752	1.839	2.832	3.944	4.490
2	2.034	4.110	2.271	3.511	2.992	2.843	3.792	4.467
3	2.861	4.284	2.821	3.595	2.946	3.069	3.883	4.501
4	2.545	2.548	2.609	2.008	1.864	1.536	3.768	4.317
Average	2.589	3.785	2.699	3.217	2.410	2.570	<b>3.847</b>	<b>4.444</b>

表 3 比较 Ancuti 等<sup>[8]</sup>所提方法、CLAHE<sup>[19]</sup>、GUM<sup>[7]</sup>和 MSRCR<sup>[16]</sup>的信息熵和 UCIQETable 3 Comparison of information entropy and UCIQE of method proposed by Ancuti *et al.*<sup>[8]</sup>, CLAHE<sup>[19]</sup>, GUM<sup>[7]</sup>, and MSRCR<sup>[16]</sup>

Image	Fig. 5(b)		Fig. 5(c)		Fig. 5(d)		Fig. 5(e)	
	Information entropy	UCIQE	Information entropy	UCIQE	Information entropy	UCIQE	Information entropy	UCIQE
1	6.996	0.774	6.358	0.791	5.862	0.707	7.063	0.311
2	6.851	0.364	5.736	0.385	5.371	0.372	6.684	0.304
3	6.935	0.487	6.044	0.502	5.609	0.434	6.513	0.289
4	6.751	0.682	5.941	0.688	5.426	0.655	6.071	0.326
Average	6.883	0.577	6.019	0.591	5.567	0.542	6.583	0.308

表 4 比较 UDCP<sup>[20]</sup>、DCP<sup>[10]</sup>、FUnIE-GAN 和所提方法的信息熵和 UCIQETable 4 Comparison of information entropy and UCIQE of UDCP<sup>[20]</sup>, DCP<sup>[10]</sup>, FUnIE-GAN, and proposed method

Image	Fig. 5(f)		Fig. 5(g)		Fig. 5(h)		Fig. 5(l)	
	Information entropy	UCIQE	Information entropy	UCIQE	Information entropy	UCIQE	Information entropy	UCIQE
1	6.901	0.328	6.925	0.218	6.975	0.275	7.431	0.793
2	6.938	0.325	6.930	0.233	7.166	0.399	7.117	0.440
3	7.128	0.345	7.063	0.270	7.083	0.236	7.219	0.511
4	7.007	0.312	6.976	0.212	7.096	0.310	7.177	0.694
Average	6.994	0.328	6.974	0.233	7.080	0.305	<b>7.236</b>	<b>0.609</b>

由表 1~4 可以看出,本文方法处理后的图像信息熵、AG、UCIQE、UIQM 的平均值均大于其他 7 种算法,相对于多尺度融合算法、CLAHE 算法和 GUM 算法,本文方法处理后图像的 UCIQE 平均值分别增加约 5.55%、3.05%和 12.36%,其中 GUM 算法处理后的图像存在整体呈灰白且浑浊水域背景较模糊的问题,因此 UCIQE 和 AG 指标相对较差,这表明本文方法在色度、饱和度和对比度得到了明显提升。MSRCR 算法处理后的图像整体偏暗且视觉效果不理想,相对本文方法的信息熵、UIQM 和 UCIQE 的平均值分别降低约 9.02%、7.45%和 49.43%,这表明本文方法增强后图像的信息比 MSRCR 算法丰富。与 DCP 算法、UDCP 算法和 FUnIE-GAN 算法相比,本文方法处理后图像的 AG 平均值分别增加 42.53%、48.59%和 59.63%,其中 FUnIE-GAN 算法处理后图像的暗区域对比度和色彩效果差,因此其 UIQM 和 UCIQE 指标相对较低,这表明本文方法不仅使图像细节信息得到了增强,而且较好地减小色彩偏差。主观评价和客观评价结果表明本文方法在图像对比度、亮度、清晰度及图像信息的丰富程度优于其他 7 种方法。

### 3.2.2 目标检测对比

为了进一步验证本文方法的有效性,通过

YOLOv3、YOLOv4 和 Faster-RCNN(其中 YOLOv3 和 YOLOv4 为基于回归的单阶段网络模型,Faster-RCNN 为基于区域建议的双阶段网络模型。)三种目标检测模型对原图及 8 种算法增强后的水下图像数据集进行训练与测试,mAP 的结果如表 5 所示。高 mAP 值表示目标检测的准确率较高,特征较易提取。通过横向对比结果可以看出,针对不同的目标检测模型,本文方法的检测精度均略高于其他 7 种方法。使用 Faster-RCNN 进行目标检测,本文方法的 mAP 值较原始图像提升了 6.39 个百分点,而 MSRCR 算法和 FUnIE-GAN 算法的 mAP 值分别增加了 3.20 个百分点和 3.26 个百分点;使用 YOLOv3 进行目标检测,本文方法的 mAP 值较原始图像提升了 6.75 个百分点,而 MSRCR 算法和 FUnIE-GAN 算法的 mAP 值分别降低了 1.69 个百分点和 1.82 个百分点;使用 YOLOv4 进行目标检测,本文方法的 mAP 值较原始图像提升了 7.03%,而 MSRCR 算法和 FUnIE-GAN 算法的 mAP 值分别增加了 1.15 个百分点和 1.33 个百分点。通过纵向对比结果可以看出,针对使用本文方法处理的数据集,YOLOv3 的 mAP 值相比 Faster-RCNN 提高了 10.66 个百分点,YOLOv4 的 mAP 值相比 YOLOv3 提高了 7.46 个百分点。

表 5 不同目标检测和图像增强方法的 mAP 对比

Table 5 Comparison of mAP of different target detection and image enhancement methods %

Method	Fig. 5(a)	Fig. 5(b)	Fig. 5(c)	Fig. 5(d)	Fig. 5(e)	Fig. 5(f)	Fig. 5(g)	Fig. 5(h)	Fig. 5(l)
Faster-RCNN	65.08	67.86	68.57	69.78	68.28	68.36	69.65	68.34	71.47
YOLOv3	75.38	75.72	75.84	74.53	73.69	72.75	74.38	73.56	82.13
YOLOv4	82.56	84.33	84.69	84.12	83.71	83.78	84.54	83.89	89.59

为了验证 YOLOv4 检测方法的优越性,选取采用本文方法处理后的数据集,对目前比较流行的检测方法进行纵向对比。比较结果如表 6 所示。从表 6 中可以发现:与 Faster-RCNN 相比,YOLOv3 和 YOLOv4 的效率远高于 Faster-RCNN,精确度

(Precision) 和召回率 (Recall) 相差不大;YOLOv4 的检测效率 (FPS) 相较于 YOLOv3 提高了 13.9%,精度 (Precision) 也提升了 3.3%,且训练时间明显缩短,这也表明 YOLOv4 算法具有更好的分类能力,大大提升了算法的检测效率。

表 6 针对浑浊水域目标的不同检测算法的比较

Table 6 Comparison of different detection algorithms for targets in turbid waters

Method	Precision	Recall	FPS / (frame · s <sup>-1</sup> )	Training time / h
Faster-RCNN	0.95	0.79	12	40
YOLOv3	0.90	0.76	79	37
YOLOv4	0.93	0.91	<b>90</b>	<b>25</b>

图 6 展示了 YOLOv3 和 YOLOv4 的 mAP、交并比 (IOU) 曲线图,图 6(a) 为 YOLOv3、YOLOv4 的 IOU 随着训练过程的变化曲线,图 6(b) 为 YOLOv3、YOLOv4 的 mAP 随着训练过程的变化

曲线。YOLOv4 的 mAP 值高于 YOLOv3 且 YOLOv4 的 IOU 高于 YOLOv3,综上所述,YOLOv4 具有更高的检测精度和更快的检测速度。

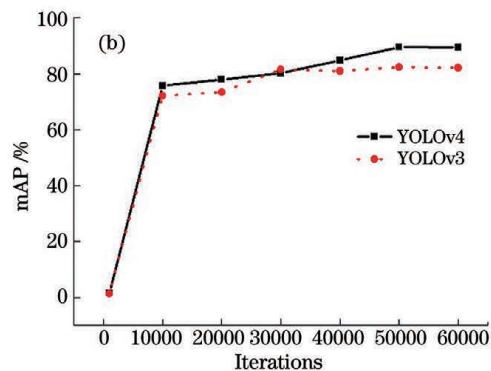
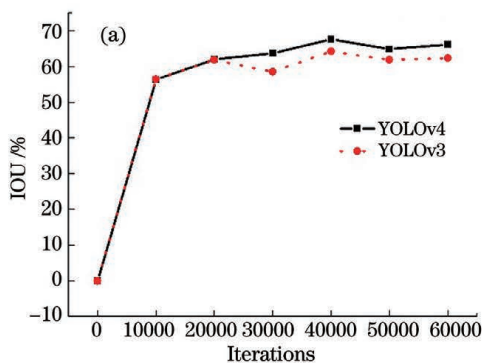


图 6 IOU 和 mAP 随迭代次数的变化曲线图。(a) IOU 随迭代次数的变化曲线;(b) mAP 随迭代次数的变化曲线

Fig. 6 Variations in IOU and mAP with iterations. (a) Variation in IOU with iterations; (b) variation in mAP with iterations

YOLOv4 算法在本文方法处理后的数据集中的目标检测结果如表 7 所示,可以看出训练的迭代次数影响 mAP 的值,当迭代次数达到一定值时,会出现过拟合现象。从图 6(b) 也可看出随着迭代次数的增加,YOLOv4 的 mAP 出现过拟合现象,在迭代次数达到 60000 时,mAP 为 89.43%。YOLOv4 网络参数太多,在小数据集上学习的特征过于详细,样本较少和过度训练导致出现过拟合的现象。

表 7 mAP 随迭代次数的变化

Table 7 mAP varying with iterations

Iterations	mAP / %
1000	1.54
10000	75.70
20000	78.01
30000	80.23
40000	84.78
50000	89.59
60000	89.43



为了测试本文算法的鲁棒性,对渔业养殖鱼塘的实况进行检测,检测结果如图 7 所示。由图 7(b)、

(c)可以看出,麦穗鱼的置信度为 0.86,马口鱼的置信度为 1.00。

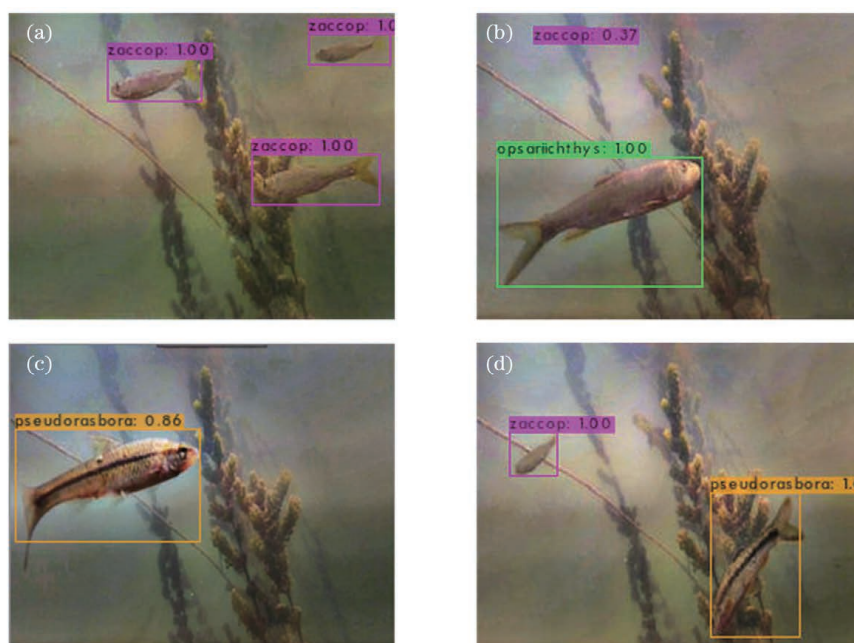


图 7 检测结果。(a)麦穗鱼;(b)麦穗鱼和马口鱼;(c)宽鳍鱻;(d)宽鳍鱻和麦穗鱼

Fig. 7 Detection results. (a) Zaccop; (b) zaccop and opsarichthys; (c) pseudorasbora; (d) zaccop and pseudorasbora

## 4 结 论

为有效地检测出水下视频序列的鱼类目标,利用 MSRCR 算法可提高图像对比度的优点,通过增大水下图像的灰度来纠正图像的颜色;此外,用全卷积 GAN 网络处理水下图像的全局外观和特征信息,以有效校正水下图像的颜色并恢复其细节信息。实验结果表明,相较于本文提到的其他算法,本文方法有一定的优势,较好地恢复水下图像的细节并对颜色进行校正,使水下图像有更好的视觉效果和更高的识别精度。但本文方法也存在一定的局限性,其没有考虑人工照明的影响,可能会出现曝光的现象;另外,本文方法对夜间拍摄图像的识别效果不佳。后续的 YOLOv4 目标识别方法,与现有 YOLOv3、Faster-RCNN 方法相比,不仅识别效果更佳,而且训练时长更短。

## 参 考 文 献

- [1] Jin W P, Guo J C, Qi Q. Underwater image enhancement based on conditional generative adversarial network [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(14): 141002.  
晋玮佩, 郭继昌, 祁清. 基于条件生成对抗网络的水下图像增强 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(14): 141002.
- [2] Zhang Q B, Zhang X H, Han H W. Backscattered light repairing method for underwater laser image based on improved generative adversarial network [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(4): 041004.  
张清博, 张晓晖, 韩宏伟. 基于改进生成对抗网络的水下激光图像后向散射光修复方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(4): 041004.
- [3] Zuo G R, Yin B, Wang X, et al. Research on underwater image enhancement technology based on generative adversative networks[C]//*DEStech Transactions on Computer Science and Engineering*, April 22-23, 2018, Beijing, China. [S.l.: s.n.], 2018.
- [4] Fu X Y, Cao X Y. Underwater image enhancement with global-local networks and compressed-histogram equalization[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2020, 86: 115892.
- [5] Zou P Y, Zhang W D, Shi J Y, et al. Underwater image enhancement algorithm based on fusion of high and low frequency components[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(16): 161010.  
邹沛煜, 张卫东, 史金余, 等. 基于高低频分量融合的水下图像增强算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(16): 161010.
- [6] Cai C D, Huo G Y, Zhou Y, et al. Underwater image restoration method based on scene depth estimation and white balance[J]. *Laser &*

- Optoelectronics Progress, 2019, 56(3): 031008.
- 蔡晨东, 霍冠英, 周妍, 等. 基于场景深度估计和白平衡的水下图像复原[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(3): 031008.
- [7] Deng G. A generalized unsharp masking algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(5): 1249-1261.
- [8] Ancuti C, Ancuti C O, Haber T, et al. Enhancing underwater images and videos by fusion[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE Press, 2012: 81-88.
- [9] Ancuti C O, Ancuti C, de Vleeschouwer C, et al. Color balance and fusion for underwater image enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(1): 379-393.
- [10] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [11] Sung M, Yu S C, Girdhar Y. Vision based real-time fish detection using convolutional neural network [C]//OCEANS 2017-Aberdeen, June 19-22, 2017, Aberdeen, UK. New York: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [12] Liu S S, Li X Y, Gao M S, et al. Embedded online fish detection and tracking system via YOLOv3 and parallel correlation filter[C]//OCEANS 2018 MTS/IEEE Charleston, October 22-25, 2018, Charleston, SC, USA. New York: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [13] Han F L, Yao J Z, Zhu H T, et al. Underwater image processing and object detection based on deep CNN method[J]. Journal of Sensors, 2020, 2020: 1-20.
- [14] Xie W L, Li H Z, Zhou H, et al. Fish dying on the basis of convolution neural network and transfer learning[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2019, 40(2): 186-192.
- 谢万里, 李宏志, 周辉, 等. 基于迁移学习与卷积神经网络网络的鱼濒死预警系统研究[J]. 中国农机化学报, 2019, 40(2): 186-192.
- [15] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. A multiscale Retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(7): 965-976.
- [16] Zhang S, Wang T, Dong J Y, et al. Underwater image enhancement via extended multi-scale Retinex [J]. Neurocomputing, 2017, 245: 1-9.
- [17] Islam M J, Xia Y Y, Sattar J. Fast underwater image enhancement for improved visual perception [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 3227-3234.
- [18] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[M]//Navab N, Hornegger J, Wells W M, et al. Medical image computing and computer-assisted intervention-MICCAI 2015. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2015, 9351: 234-241.
- [19] Zuiderveld K. Contrast limited adaptive histogram equalization [M]//Heckbert P S. Graphics Gems. Amsterdam: Elsevier, 1994: 474-485.
- [20] Drews P L J, Nascimento E R, Botelho S S C, et al. Underwater depth estimation and image restoration based on single images[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2016, 36(2): 24-35.
- [21] Yang M, Sowmya A. An underwater color image quality evaluation metric [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [22] Chen X G, Hu J Q. Underwater image enhancement based on color correction and detail preservation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(24): 241013.
- 陈小国, 胡锦泉. 基于颜色校正和细节保持的水下图像增强[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(24): 241013.