

文章编号:1007-2780(2022)06-0768-09

基于改进条件生成对抗网络的水下图像增强方法

彭晏飞, 李 健*, 顾丽睿, 张曼婷

(辽宁工程技术大学 电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

摘要: 光在水中传播使得红色光衰减严重, 从而导致水下图像在颜色上出现偏绿或偏蓝的颜色色差。针对这一红色光衰减现象, 提出了一种改进条件生成对抗网络的方法来对水下图像进行增强处理。首先使用动态阈值对原始图像进行初步颜色校正, 之后利用条件生成对抗网络在编码与解码连接处引入链接块学习水下图像与正常图像之间的映射关系来实现水下图像的色彩恢复, 再使用双边滤波算法进行图像去噪, 提高图像的可视性。在损失函数中引入 L_1 与 L_2 损失结合对图像颜色进行学习, 同时加入焦点损失来解决样本比例高度不平衡现象。实验结果表明, 此方法在水下图像的颜色失真和模糊方面都有很好的增强效果, 获得了较好的视觉效果。

关键词: 水下光学图像; 图像增强; 条件生成对抗网络; 残差网络

中图分类号: TP751.1; TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/CJLCD.2021-0327

Underwater image enhancement method based on improved conditions generate adversarial networks

PENG Yan-fei, LI Jian*, GU Li-rui, ZHANG Man-ting

(School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University,
Huludao 125105, China)

Abstract: The propagation of light in water severely attenuates red light, this leads to green or blue color difference of the underwater image. Against this red light attenuation phenomenon, a method of improved conditional generation adversarial network is proposed to enhance the underwater images. Raw images are firstly corrected for preliminary color using a dynamic threshold. Then, the color recovery of the underwater image is achieved by generating confrontation network using the condition and introducing the link block to learn the mapping relationship between the underwater image and the normal image. The image denoising is performed using a two-sided filtering algorithm to improve image visibility. The combination of L_1 with L_2 loss is introduced to learn image color, and the focus loss is added to solve the high imbalance of the sample proportion. This method has an excellent enhancement in both color distortion and blur of

收稿日期: 2021-12-17; 修订日期: 2022-01-09.

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61772249); 辽宁省高等学校基本科研项目(No. LJKZ0358); 辽宁工程技术大学双一流学科创新团队资助项目(No. LNTU20TD-27)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No. 61772249); Basic Scientific Research Project of Liaoning Provincial Colleges and Universities(No. LJKZ0358); Double First-class Discipline Innovation Team Funded by Liaoning Technical University (No. LNTU20TD-27)

*通信联系人, E-mail: 1044946077@qq.com

underwater images, and good visual effects are obtained.

Key words: underwater optical images; image enhancement; conditions generate adversarial network; residual network

1 引言

由于陆地资源急剧消耗,对海洋资源的探索愈发刻不容缓。拍摄的水下图像在获取海洋资源信息中具有不可替代的作用,例如海洋石油勘探、海洋沉船探索^[1]等。然而太阳光在水中传播时会受到水中介质的影响,会导致太阳光中的红色光的衰减最为严重,因此拍出的图像会呈现偏蓝或偏绿的颜色色差。这一现象影响了对水下图像的利用,因此对水下图像的增强必不可少。

近年来,水下图像的增强方法有很多种。对水下图像的增强大致可分为物理模型^[2]、非物理模型^[3]和学习^[4]这3种方法。基于物理模型的方法是对水下图像的色彩衰减过程采用数学建模,获取模型参数,并执行反转衰减过程以获得清晰的水下图像。王晓琦等人^[5]采用灰度世界补偿通道矫正色偏,结合小波分解对水下图像进行增强。基于非物理模型的方法通过调整图像像素值改善视觉质量。何笑等人^[6]提出了融合引导滤波与小波变换结合的算法,在保留图像细节的同时克服了光照不均匀对图像的影响。基于学习的方法近年来逐渐成为研究热点,如循环生成对抗网络^[7]采用不成对的数据集训练网络模型,实现对图像的增强处理,但是,得到的图像结构信息与输入图像的差距明显。因此, Li等^[8]给出一种弱监视颜色补偿方法,通过计算输入图像和网络生成图像之间的结构相似性来补偿内容信息,但未对生成的图像进行颜色校正。Fu等人^[9]从CNN出发,考虑远程上下文信息,提出一种基于图卷积网络(GCNs)模型,将传统的CNN和GCN融合为单一框架。

本文对传统条件生成对抗网络(Conditional-GAN)进行改进,在编码与解码过程中引入链接块,链接块由5层残差块组成,并在编解码的每层对应卷积处加入了跳跃连接结构。对水下图像进行处理时,先将原始图像使用动态阈值算法进行全局颜色校正,将校正后图像输入到改进后CGAN网络模型中进行训练,之后将网络模型生

成好的图像采取双边滤波处理,使处理后的图像拥有较好的视觉效果。同时使用 L_1 与 L_2 损失结合和焦点损失函数,用来解决图像颜色色差和样本不平衡问题。此方法可有效去除水下图像的颜色失真,消除图像模糊,获得了较好的图像增强效果。

2 相关理论

白平衡是相机领域一个非常重要的概念,可以解决一系列的颜色恢复和色调问题。白平衡是由电子图像通过再现真色而产生的。在专业成像领域,对白平衡的使用很早。能准确反映物体颜色状态的相机图像的获取有手动白平衡、自动白平衡等方法。动态阈值算法^[10]归属于自动白平衡算法。与传统的算法不同,动态阈值使用图像统计而不是临时假设来估计参考白点。

生成式对抗网络(GAN)是深度学习领域研究热点之一^[11]。生成对抗网络最早是由Goodfellow于2014年提出的。GAN可看作为一个由随机噪声 z 到输出图像映射的模型,而条件生成对抗网络^[12]与传统GAN相比则添加了条件信息,条件信息 y 作为生成网络和判别网络的输入。本方法中 y 为水下图像。将随机噪声 z 与条件信息 y 同时输入到生成网络中,生成网络输出增强后的水下图像。将真实图像 x 与条件信息 y 一起输入到判别网络中,判别网络输出判别概率,概率在 $[0, 1]$ 。CGAN的网络模型优化可以总结为二元极小极大值的对抗过程,目标函数 $V(D, G)$ 可表示为

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log D(x|y)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log (1 - D(G(z|y)))], \quad (1)$$

式中: $E(\cdot)$ 表示分布函数的期望值,真实数据为 x , $P_{\text{data}}(x)$ 表示真实图像分布, $P_z(z)$ 表示定义在低维的噪声分布, $G(z)$ 为生成分布, $D(x)$ 为判别网络判断真实图像是否真实的概率^[13]。CGAN模型如图1所示。

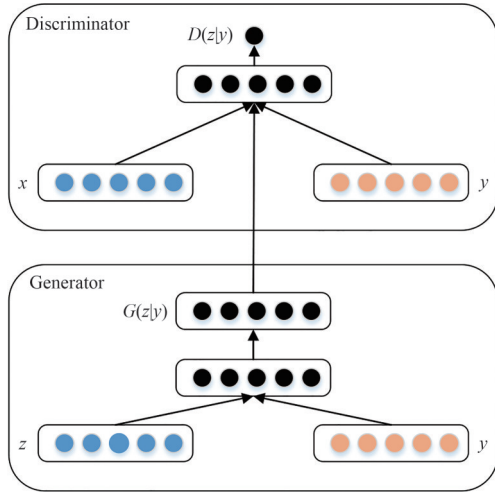


图 1 CGAN 模型

Fig. 1 CGAN model

残差网络 (ResNet) 是由 Microsoft Research 4 位专家提出的卷积神经网络^[14]。他们研究发

现,伴随着网络层数加深,网络发生退化现象。当网络发生退化时,浅层网络能够获得比深层网络更优秀的训练结果。因此若把浅层特征传输至深层,那么效果不比浅层的网络效果差。在浅层与对应的深层之间可以采用一条直接映射获得此效果。基于使用直接映射这种方式来连接网络不同层的思想,残差网络由此被提出。

3 本文方法

本文方法首先对水下图像使用动态阈值算法进行全局的颜色初步矫正,之后将处理后图像和正常图像输入到改进的条件生成对抗网络中进行训练,最后将训练好的图像进行双边滤波去噪处理,进而使网络中生成的图像更接近正常图像,拥有更好的视觉效果。本文方法整体流程如图 2 所示。

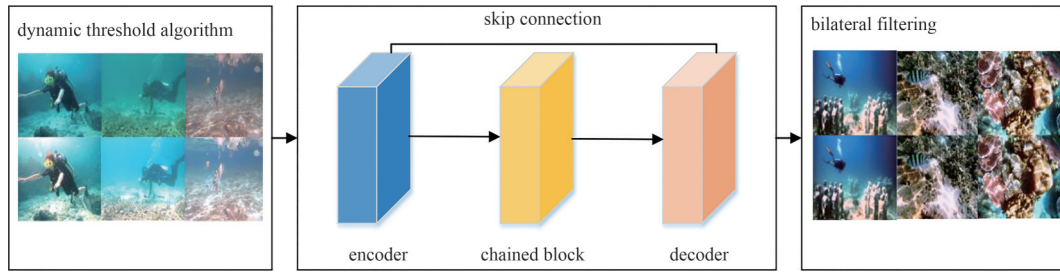


图 2 本文算法流程图

Fig. 2 Algorithm flow chart of this paper

3.1 动态阈值算法

3.1.1 白点检测

将图像从 RGB 色彩空间转换到 YCrCb 色彩空间,并且对图像进行划分,各区域为 100×100 像素,之后计算各区域的 Cb 、 Cr 分量平均值 Mb 、 Mr ,然后使用如式(2)和式(3)计算各区域的 Cb 、 Cr 分量绝对差的累加值 Db 、 Dr 。

$$Db = \sum_{i,j} (|Cb(i,j) - Mb|) / N, \quad (2)$$

$$Dr = \sum_{i,j} (|Cr(i,j) - Mr|) / N, \quad (3)$$

其中 N 为每个区域的像素数。

若 Db 、 Dr 的值较小,则忽略此区域,因为此区域的颜色分布平均。统计其他区域的 Mb 、 Mr 、 Db 、 Dr 的平均值作为图像的 Mb 、 Mr 、 Db 、 Dr 值。使用式(4)和式(5)初步确定白色参照点。

$$|Cb(i,j) - (Mb + Db \times \text{sign}(Mb))| < 1.5 \times Db, \quad (4)$$

$$|Cr(i,j) - (1.5 \times Mr + Dr \times \text{sign}(Mr))| < 1.5 \times Dr. \quad (5)$$

对于初步确定属于白色参照点的像素,按数值大小取亮度值前 10% 为最终的白色参照点。

3.1.2 白点调整

首先计算白色参考点亮度值的平均值分别为 R_{aver} 、 G_{aver} 、 B_{aver} ,使用公式(6)~(8)计算每个通道的增益。

$$R_{\text{gain}} = Y_{\text{max}} / R_{\text{aver}}, \quad (6)$$

$$G_{\text{gain}} = Y_{\text{max}} / G_{\text{aver}}, \quad (7)$$

$$B_{\text{gain}} = Y_{\text{max}} / B_{\text{aver}}, \quad (8)$$

其中, Y_{max} 为 YCrCb 色彩空间中 Y 分量在图像中的最大值。

最后再使用公式(9)~(11)计算最终每个通道的颜色值。

$$R' = R \times R_{\text{gain}}, \quad (9)$$

$$G' = G \times G_{\text{gain}}, \quad (10)$$

$$B' = B \times B_{\text{gain}}, \quad (11)$$

其中 R 、 G 、 B 为在原始的颜色空间中值。

经过动态阈值算法处理后的水下图像会在全局范围内进行颜色修正,如图3所示。



图3 图像预处理。(a) 原始水下图像; (b) 动态阈值预处理后的水下图像。

Fig. 3 Image pre-processing. (a) Original underwater image; (b) Underwater image after dynamic threshold pre-processing.

3.2 CGAN 模型

本文受传统的CGAN模型的启发。由于随机噪声 z 作为生成网络输入会导致每次生成的图像有很大差异,因此本文将作为约束条件的随机噪声去除,将模型输入的条件信息 y 即原始的水下图像作为生成网络的唯一输入。本文的CGAN

模型如图4所示。

将正常的水下图像输入进生成网络,经过生成网络的增强输出生成图像。再将正常清晰的图像与生成的图像同时输入到判别网络中,由判别网络输出0~1的概率值,并且计算误差,更新参数。

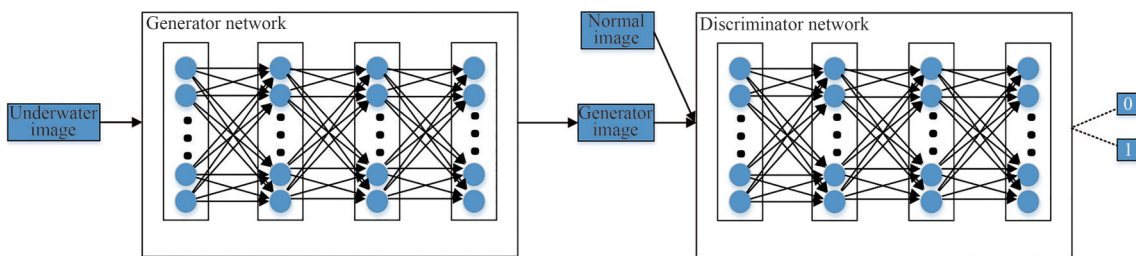


图4 本文CGAN模型

Fig. 4 CGAN model of this paper

3.2.1 生成网络

本文使用的生成网络在不丢失图像重要信息的前提下对图像进行增强。设计生成器时采用U-Net模型^[15]。模型中包含提取图像信息的下采样过程和还原图像信息的上采样过程,即编码和解码。U-Net模型与传统编码-解码模型不同,在网络结构中引入跳跃连接,可以缓解在解

码时的信息冗余,也可以减轻梯度无法到达浅层网络而发生的梯度消失问题。同时在编码与解码之间引入链接块,链接块由5层残差网络组成,对图像不同的相似特征进行提取和组合。本文的生成器结构如图5所示。

生成器网络采用跳跃连接结构,将模型浅层与深层进行连接,对浅层与其对应的深层提取的

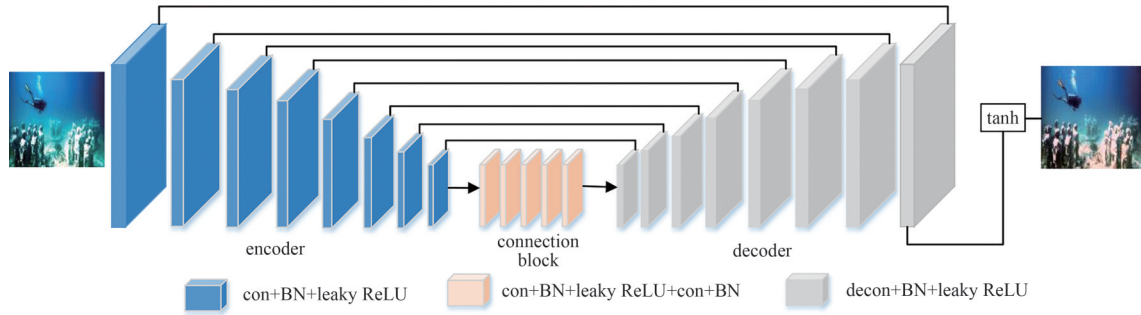


图 5 生成器结构

Fig. 5 Generator structure

特征进行融合。在编码过程中引入批处理归一化层和 LeakyRelu 激活函数。批处理归一化层旨在提高网络泛化能力,防止过拟合;LeakyRelu 激活函数目的在于加速收敛。在解码过程中采用批处理归一化层和 LeakyRelu 激活函数的同时,加入 Dropout 操作^[16],防止数据冗余,加快网络训练速度。最后将生成的结果经过 Tanh 函数处理后输出,得到生成图像。

3.2.2 判别网络

判别网络用以鉴别生成网络所生成的图像和正常清晰图像,最大程度地将生成图像与真实图像区分开来,同时判别图像真假。本文所使用的判别网络是一个 5 层卷积的二分类模型。在判别网络中同时引入 LeakyRelu 激活函数和批处理归一化层,目的就是加速收敛,控制过拟合。在进行 5 层卷积操作后通过 sigmoid 函数处理^[17],将结果归一化为 (0, 1) 区间。若判别器输出在 (0.5, 1) 区间,则判别器判别输入的图像为真;反之,则判别输入的图像为假;若输出的结果在 0.5,则说明判别器无法判别生成器所生成的图像^[13]。判别器结构如图 6 所示。

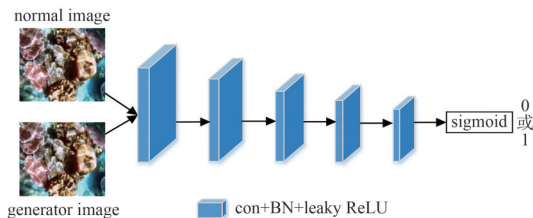


图 6 判别器结构

Fig. 6 Discriminator structure

3.3 损失函数

设 $\{I_i, i=1, 2, \dots, N\}$ 和 $\{J_i, i=1, 2, \dots, N\}$ 分别表示正常

水下图像与对应清晰图像。CGAN 使用目标函数训练,损失函数为

$$L_A = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln[1 - D(I_i, \tilde{J}_i)], \quad (12)$$

式中: $D(\cdot)$ 表示判别网络; $\tilde{J}_i$ 表示生成器 G 增强后的图像。同时,为了保留结构并且矫正图像色彩与质量引入 L_1 正则化与 L_2 正则化结合得到 $L_{L_1+L_2}$,公式定义为

$$L_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\|Q(I_i) - J_i\|_1 + \lambda \|\nabla Q(I_i)\|_1], \quad (13)$$

$$L_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\|Q(I_i) - J_i\|_2^2 + \lambda \|\nabla Q(I_i)\|_2^2], \quad (14)$$

$$L_{L_1+L_2} = L_1 + L_2, \quad (15)$$

式中: $\|\nabla Q(I_i)\|_1$ 与 $\|\nabla Q(I_i)\|_2^2$ 表示总变差正则化; $\|Q(I_i) - J_i\|_1$ 与 $\|Q(I_i) - J_i\|_2^2$ 表示内容方向的损失; λ 表示正则化权重^[13]。

由于样本类别不同,不同类别样本量不同,样本量少的类别很难从样本中提取规则。就算解决了样本的分类问题,也很容易发生有限的样本导致过拟合现象。由此采用焦点损失函数缓解样本不平衡性。函数定义为

$$L_F = -\xi(1 - p_i)^\gamma \ln p_i, \quad (16)$$

式中: $-\ln p_i$ 表示交叉熵损失函数, ξ 表示权重因子, γ 为调质因子。经过多次测试,在本算法中 $\gamma=2, \xi=0.25$ 。

最后,将 CGAN 原始损失、 $L_{L_1+L_2}$ 损失以及焦点损失函数结合,得出本文生成对抗网络所使用的损失函数,定义为

$$f_{\text{loss}} = L_A + L_{L_1+L_2} + L_F. \quad (17)$$

3.4 双边滤波去噪

为了获得更好的人眼视觉效果,本文对生成

后的图像进行去噪操作。通过采用双边滤波算法对图像进行去噪可以获得良好的视觉体验。双边滤波是一种非线性的滤波方法,它是结合图像的空间邻近度和像素值相似度的一种折中处理,同时考虑空域信息和灰度相似性,达到保留边缘信息同时进行去噪的目的^[18]。双边滤波的公式如式(18)所示:

$$g(i,j)=\frac{\sum_{(k,l)\in S(i,j)} f(k,l)\omega(i,j,k,l)}{\sum_{(k,l)\in S(i,j)} \omega(i,j,k,l)}, \quad (18)$$

式中: $g(i,j)$ 表示输出点, $S(i,j)$ 是指以 (i,j) 为中心的 $(2N+1)(2N+1)$ 大小范围, $f(k,l)$ 代表多个输出点, $\omega(i,j,k,l)$ 代表经过两个高斯函数获得的值。如图7所示,可以看出经过双边滤波算法处理过的图像消除了噪声,同时边缘信息保存良好。

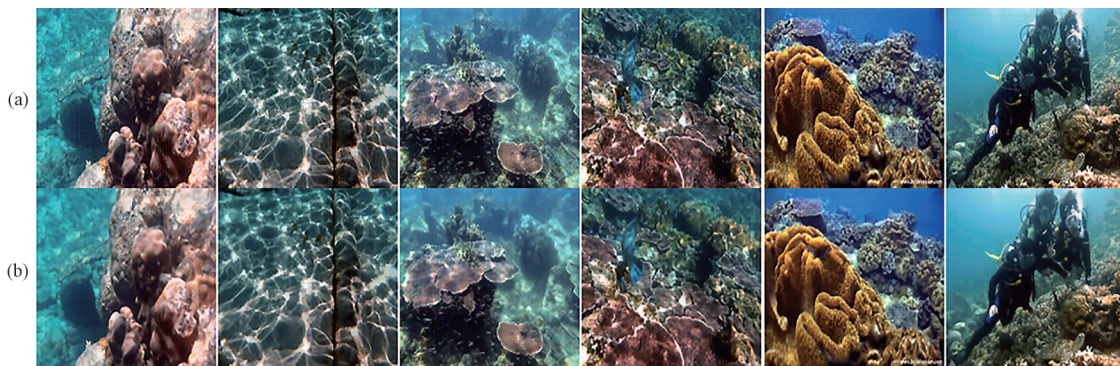


图7 处理前(a)后(b)图片对比

Fig. 7 Image comparison before (a) and after (b) processing

4.3 实验结果对比

4.3.1 消融实验

双边滤波作为无监督的增强方法,可在一定程度上提高主观效果,但会牺牲客观评价指标,因此本文增加消融实验来验证双边滤波算法对客观评价指标的提高,实验结果见表1。

4.3.2 主观评价

UIEB数据集中所包含图片是在不同的海水水压以及海水浑浊度中拍摄的。在损失函数中引入焦点损失函数是为了使处于不同水压和浑浊度中拍摄的图片在模型训练中不会发生过拟合现象。为验证本文方法的实际优化效果,我们将本文方法与Fusion-based、Retinex-based、Histogram prior、Blurriness-based、GDGP方法进行对比。从UIEB数据集中随机选取3张真实的

4 实验与分析

4.1 实验环境及参数设置

本实验在Pycharm仿真平台进行代码编写,CPU为AMD R5-3600,内存为16 GB,GPU为Nvidia 1 650 s。模型参数中epoch设置为200,batchsize值设置为1,优化算法选用Adam算法,学习率调整为0.000 2。编程语言上选用python语言,在Tensorflow深度学习框架下进行实验,网络训练时间约为36 h,测试时间约为5 min。

4.2 数据集使用

本实验所使用的数据集为UIEB^[19],此数据集中包含890张原始的水下图像以及相对应的高质量参考图像,同时还含有60张用来测试的水下图像,此数据集总计含有950张水下图像。

表1 不同算法的客观评价对比

Tab. 1 Comparison of different algorithms' objective evaluation

Method	MSE($\times 10^3$)	PSNR/dB	SSIM
Fusion-based	1.128 0	17.607 7	0.772 1
Retinex-based	1.292 4	17.016 8	0.607 1
Histogram Prior	1.701 9	15.821 5	0.539 6
Blurriness-based	1.911 1	15.318 0	0.602 9
GDGP	4.016 0	12.092 9	0.512 1
消融实验	0.539 4	20.804 5	0.754 9
Ours	0.526 0	22.008 5	0.797 1

水下图像进行增强,从主观评价上进行对比,如图8所示。

从图8可以看出Fusion-based处理后的图像在色彩上有些偏暗;Retinex-based方法处理后得

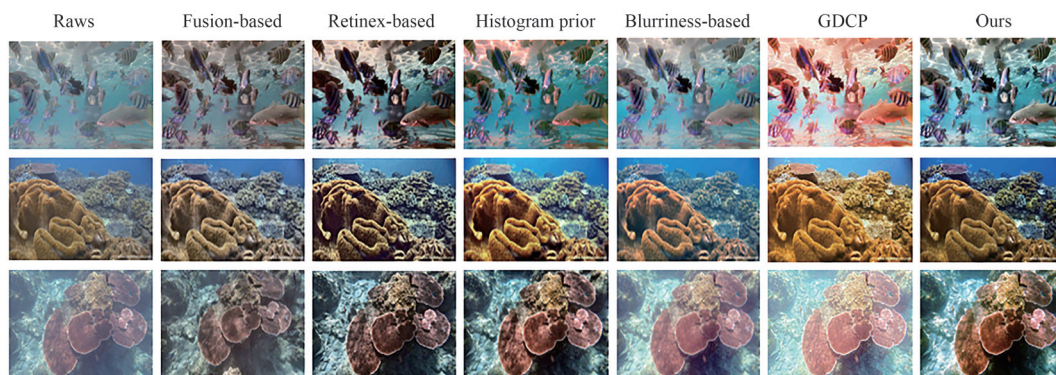


图8 不同算法的主观对比

Fig. 8 Subjective comparison of the different algorithms

到的图像细节丢失从第一张图可以明显看出；Histogram prior、Blurriness-based 和 GDCP 这 3 种方法处理后的图像都有不同程度的颜色失真。最后一列是本文方法对于这 3 张图像的处理，颜色合适不存在失真现象，拥有较好的视觉效果。

4.3.3 客观评价

在客观评价中，选择均方误差(MSE)、峰值信噪比(PSNR)、结构相似度(SSIM)^[13]作为指标来说明算法的性能，评价指标如表 1 所示。

MSE 反映增强后的图像与原图像的差距，值越小，增强后的图像越接近原图像。PSNR 反映的是图像的失真程度，值越高，失真越少。SSIM 反映了图像的结构信息完整度，其值可以作为对比原图像与增强后的图像结构相似度的指标^[20]。由表 1 可以看出，本文算法在 3 个指标的数据上均优于另外 5 种算法。结合主观以及客观评价得出，本文方法在视觉上效果良好，增强

后的图像更接近真实图像。

5 结 论

对于水下图像的颜色失真与模糊问题，本文利用深度学习原理，采用动态阈值、改进条件生成对抗网络与双边滤波算法三者相结合的方法对水下模糊图像进行增强。网络中采用 U-Net 结构，编码解码中引入链接块来对图像不同的相似特征进行组合，同时采用批处理归一化层和 LeakyRelu 激活函数来防止过拟合。在损失函数中加入 L_1 与 L_2 结合损失函数对颜色和结构进行恢复以及焦点噪声损失函数以消除类别不平衡的问题。通过对主观以及客观评价的分析，本文算法在进行水下原始图像增强的过程中，避免了颜色失真问题，同时也消除了图像的噪声影响，有效地对水下图像进行了增强。

参 考 文 献:

- [1] 孙东洋,刘辉,张纪红,等. 基于深度卷积神经网络的海洋牧场岩礁性生物图像分类[J]. 海洋与湖沼, 2021, 52(5): 1160-1169.
SUN D Y, LIU H, ZHANG J H, *et al.* Classification of reef biological images of marine ranch based on deep convolution neural network [J]. *Oceanologia et Limnologia Sinica*, 2021, 52(5): 1160-1169.
- [2] 陈骁,舒艺沅,沈润杰,等. 基于水下成像物理模型的生成对抗网络[J]. 系统仿真技术, 2021, 17(2): 73-77, 108.
CHEN X, SHU Y H, SHEN R J, *et al.* Generative adversarial networks based on underwater imaging physical model [J]. *System Simulation Technology*, 2021, 17(2): 73-77, 108.
- [3] 何笑,王刚,吐尔洪江·阿布都克力木,等. 基于小波变换的水下图像增强算法[J]. 数学的实践与认识, 2020, 50(21): 164-170.
HE X, WANG G, TURGUNJAN A, *et al.* Underwater image enhancement algorithm based on wavelet transform [J]. *Mathematics in Practice and Theory*, 2020, 50(21): 164-170.
- [4] 刘旭,林森,陶志勇. 全局特征双注意力融合对抗网络的水下图像增强[J/OL]. 电光与控制, <https://kns.cnki>.

- net/kcms/detail/41.1227.TN.20210913.1423.004.html.
- LIU X, LIN S, TAO Z Y. Enhancement of underwater images for global feature dual attention fusion generative adversarial network [J/OL]. *Electronics Optics & Control*, <https://kns.cnki.net/kcms/detail/41.1227.TN.20210913.1423.004.html>.
- [5] 王晓琦,赵宣植,刘增力. 基于颜色恒常性和多尺度小波的水下光学图像增强[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(16): 1601002.
- WANG X Q, ZHAO X Y, LIU Z L. Underwater optical image enhancement based on color constancy and multi-scale wavelet [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(16): 1601002.
- [6] 何笑,王刚,贺欢. 融合引导滤波和小波变换的水下图像增强算法[J]. *计算技术与自动化*, 2021, 40(1): 114-118.
- HE X, WANG G, HE H. Underwater image enhancement algorithm combining guided filtering and wavelet transform [J]. *Computing Technology and Automation*, 2021, 40(1): 114-118.
- [7] 李庆忠,白文秀,牛炯. 基于改进CycleGAN的水下图像颜色校正与增强[J]. *自动化学报*, 2020, 46(10): 1-11.
- LI Q Z, BAI W X, NIU J. Underwater image color correction and enhancement based on improved cycle-consistent generative adversarial networks [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(10): 1-11.
- [8] LI C Y, GUO J C, GUO C L. Emerging from water: underwater image color correction based on weakly supervised color transfer [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2018, 25(3): 323-327.
- [9] FU X Y, QI Q, ZHA Z J, *et al.* Successive graph convolutional network for image de-raining [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2021, 129(5): 1691-1711.
- [10] 王达,赵冬青,储成群. Bayer彩色自动白平衡算法设计及其FPGA实现[J]. *激光杂志*, 2021, 42(10): 74-77.
- WANG D, ZHAO D Q, CHU C Q. Design and FPGA implementation of Bayer color automatic white balance algorithm [J]. *Laser Magazine*, 2021, 42(10): 74-77.
- [11] 林懿伦,戴星原,李力,等. 人工智能研究的新前线:生成式对抗网络[J]. *自动化学报*, 2018, 44(5): 775-792.
- LIN Y L, DAI X Y, LI L, *et al.* The new frontier of AI research: generative adversarial networks [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(5): 775-792.
- [12] MIRZA M, OSINDERO S. Conditional generative adversarial nets [J]. *arXiv*: 1411.1784, 2014.
- [13] 彭晏飞,杜婷婷,高艺,等. 基于条件生成对抗网络的低照度遥感图像增强[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(14): 141015.
- PENG Y F, DU T T, GAO Y, *et al.* Low-illumination remote sensing image enhancement based on conditional generation adversarial network [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(14): 141015.
- [14] WU S T, ZHONG S H, LIU Y. Deep residual learning for image steganalysis [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(9): 10437-10453.
- [15] 李微,毕晓君. 改进U-Net网络的水下图像增强[J]. *应用科技*, 2021, 48(3): 34-40.
- LI W, BI X J. Underwater image enhancement based on improved U-Net model [J]. *Applied Science and Technology*, 2021, 48(3): 34-40.
- [16] 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*. Cham: Springer, 2015: 234-241.
- [17] 贾绪仲. 基于深度学习的图像去雾方法研究[D]. 株洲:湖南工业大学, 2018.
- JIA X Z. Image dehazing using deep learning [D]. Zhuzhou: Hunan University of Technology, 2018.
- [18] 闵信军. 基于灰度共生矩阵和视觉信息的布匹瑕疵检测方法研究[D]. 镇江:江苏大学, 2018.
- MIN X J. Research on detection methods of fabric defects based on gray level co-occurrence matrix and visual information [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2018.
- [19] LI C Y, GUO C L, REN W Q, *et al.* An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 29: 4376-4389.
- [20] 马红强,马时平,许悦雷,等. 基于深度卷积神经网络的低照度图像增强[J]. *光学学报*, 2019, 39(2): 0210004.
- MA H Q, MA S P, XU Y L, *et al.* Low-light image enhancement based on deep convolutional neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(2): 0210004.

作者简介:



彭晏飞(1975—),男,黑龙江五常人,博士,教授,2019年于辽宁工程技术大学获得博士学位,主要研究方向为智能信息处理、计算机视觉等。E-mail: pengyf75@126.com



李 健(1998—),男,辽宁大连人,硕士研究生,2020年于辽宁工程技术大学获得学士学位,主要从事图像增强的研究。E-mail: 1044946077@qq.com