

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2518587

基于改进 U²-Net 和生成对抗网络的 深海图像增强算法 *

张泽群 张春堂 樊春玲

(青岛科技大学自动化与电子工程学院 青岛 266061)

摘要: 高质量深海图像对研究海洋生物、地形和地质等领域的发展至关重要。针对深海图像存在的颜色失真、图像模糊、对比度低等问题,提出一种以改进 U²-Net 为 GAN 生成器的深海图像增强算法 U²-GAN。首先,在 U-Net 中引入 RSU 模块来构建改进 U²-Net,加强对高层抽象特征和低层细节信息的融合。其次,在改进 U²-Net 的跳跃连接部分引入 DA 注意力机制,强化空间与各通道之间的相互关系,提取水下颜色和纹理细节。然后,将融入 DA 注意力机制的 U²-Net 作为 GAN 网络的生成器,在对抗中提升增强图像的真实性,并且引入边缘损失和感知损失,重构 DS 损失函数,多角度指导网络学习深海图像到目标图像的映射关系。最后,在自建数据集 DSIED 上对 U²-GAN 与 7 种先进水下图像增强算法进行对比。U²-Net 在 PSNR、SSIM、IE、UIQM、UCIQE、PCQI 相较于 Sea-Pix-GAN 提高了 5.6%、3.9%、5.2%、16.0%、7.1%、2.4%,具有更好的水下图像增强效果。

关键词: 深海图像增强;生成对抗网络;U²-Net;注意力机制

中图分类号: TN98 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.60

Deep-sea image enhancement algorithm based on improved U²-Net and GAN

Zhang Zequn Zhang Chuntang Fan Chunling

(College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China)

Abstract: High-quality deep-sea images are essential for the development of marine biology, topography and geology etc. In order to solve the problems of color distortion, image blur and low contrast in deep-sea images, we propose a deep-sea image enhancement network using improved U²-Net as the GAN generator. Firstly, the RSU module is introduced in U-Net to enhance the fusion of high-level and low-level information in the network. Secondly, the DA mechanism is introduced in the skip connection of U²-Net, which is used to enhance the interrelationship between the space and channel of the image, and extract the underwater color and texture details. Then, U²-Net with the DA mechanism, is used as the generator of GAN to enhance the realism of the image in the adversity. In addition, a new loss function with edge loss and perceived loss is reconstructed, called DS-Loss and the mapping relationship between deep-sea images and target images of U²-GAN is guided by DS-Loss from multiple perspectives. Finally, U²-GAN is compared with seven advanced underwater image enhancement algorithms on the self-built dataset DSIED. Compared with the second-place Sea-Pix-GAN, U²-Net improves by 5.6%, 3.9%, 5.2%, 16.0%, 7.1% and 2.4% in PSNR, SSIM, IE, UIQM, UCIQE, and PCQI, demonstrating better underwater image enhancement effects.

Keywords: deep-sea image enhancement; generative adversarial network; U²-Net; attention mechanism

0 引言

随着现代工业的飞速发展以及陆地资源的过度开采,人类逐渐将探索的脚步迈向了海洋,高质量的深海图像可

以为海洋地貌勘探、海洋生物研究等深海探索任务提供重要保障^[1]。但是在深海条件下,光照不足、介质成分不同等因素会导致图像出现细节模糊,同时由于红光和橙光在水中更易被吸收,使图像色彩偏蓝偏绿,出现颜色失真^[2]。以

上问题造成了水下目标检测、海底三维重建等任务难度上升。因此,深海图像的增强具备极大的科研意义。

近年来,深度学习在计算机视觉领域中取得了出色的成就,使用复杂且非线性的神经网络系统实现端对端的建模,可以拥有较强的图像感知能力^[3],因而,深度学习逐渐成为深海图像增强的有力工具。2017 年,Perez 等^[4]提出了基于卷积神经网络(CNN)的水下图像算法,证明了深度学习在水下图像增强领域中的可行性,此后又出现了 UIE-Net^[5]、UWCNN^[6]等水下图像增强的深度学习网络。

Goodfellow 等^[7]提出生成对抗网络(generate adversarial network, GAN),Li 等^[8]将该网络应用于水下图像增强,取得了不错的效果,GAN 结构成为了水下图像增强的主流架构。Islam 等^[9]提出了一种基于全卷积 GAN 的水下图像增强模型 FUNIE-GAN,该模型取得了良好的效果,但由于该网络使用无监督训练,增强结果会出现细节不清等问题。Liu 等^[10]提出了一种物理模型融合网络框架 IPMGAN,通过网络训练学习图像退化模型参数来重建水下图像,但是由于退化模型的局限性,泛化能力较差,且存在边缘过增强问题。Hambarde 等^[11]提出使用深度图恢复水下图像的 UW-GAN,但是对颜色失真严重的近景物体增强时,会损失大量的纹理细节。Bakht 等^[12]在 U-Net 网络的基础上结合双重注意力机制和残差模块提出了 MuLA-GAN,将模型的注意力集中在细节特征,但是对于增强大色偏的图像会出现伪影。以上网络模型对边缘特征恢复均存在一定的缺陷,因此需要一种能够更好恢复纹理细节的增强网络。

Qin 等^[13]受 U-Net 启发,设计了不同层数的残差 U 模块(residual U-blocks, RSU)并加入到 U-Net 的每一层中,

从而构建 U²-Net 网络,相较于直接的卷积、池化操作,RSU 模块可以提前进行高层抽象特征和低层细节特征的融合,从而获得更大的感受野以及更丰富的局部和全局特征,目前常应用于显著性提取和风格迁移领域。Li 等^[14]利用 U²-Net 网络和 CBAM 注意力机制,构建遥感图像海冰提取与分割网络 SC-U²-Net,指出 U²-Net 可以更好地保留局部特征,其独特的 RSU 模块可以减少下采样的特征流失和增强网络整体感知能力,在海冰边缘提取具有不错效果。

此外,Wu 等^[15]在 U-Net 结构的跳跃连接部分加入了注意力机制,用于学习像素之间的信息,但是忽略了各通道之间的关系,增强后的图像仍存在颜色失真。Woo 等^[16]提出的 CABM 注意力机制,将原始图像依次经过通道注意力机制算法和空间注意力机制算法,能够同时提取图像的通道和空间信息,但是这种依次进行注意力算法会导致部分信息的缺失。本文所提出的双重注意力(dual-attention, DA)机制在此基础上进行改进,将两种注意力机制同时进行,有效地避免信息缺失,更好地捕捉通道和空间的特征。

因此,本文提出一种以改进 U²-Net 和 DA 注意力机制为生成器的深海增强网络 U²-GAN,能够捕捉更多细节特征,同时对于颜色失真较重的图像也有很好的增强效果。

1 U²-GAN 网络模型

基于改进 U²-Net 网络的生成对抗网络(U²-GAN)的网络模型如图 1 所示,包含改进 U²-Net 为骨干的生成器、基于 Patch-GAN 的鉴别器和重构的 DS 损失函数。首先,将深海图像输入到生成器以进行特征提取并生成增强图像。然后,鉴别器对生成的图像进行真假识别。最后,通过不断优化损失函数结果,提升增强图像的质量和鉴别能力。

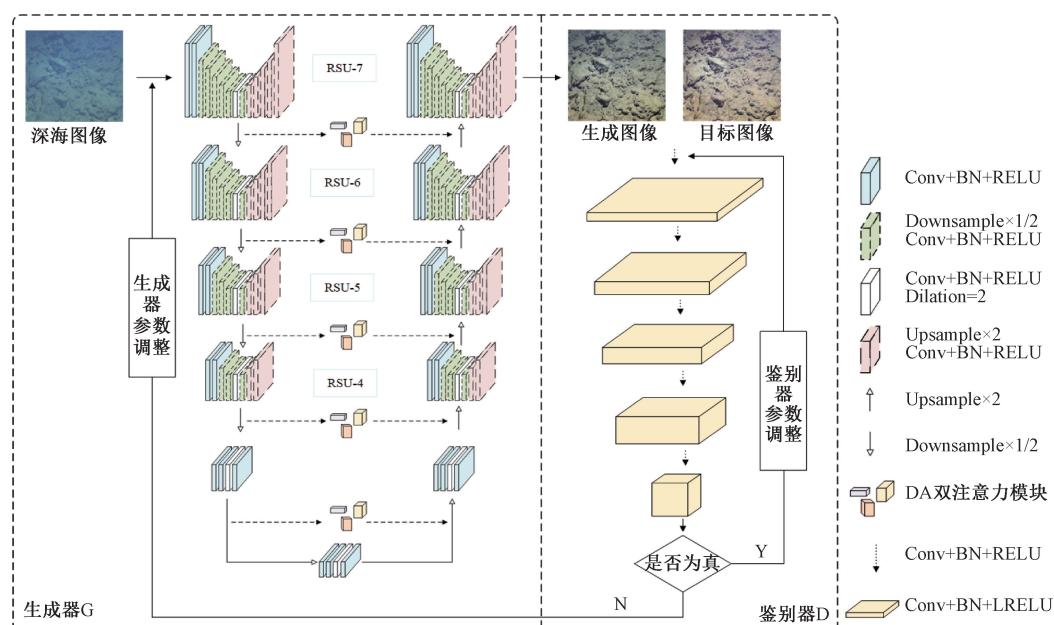


图 1 U²-GAN 网络模型结构

Fig. 1 The U²-GAN network model structure

1.1 生成器 G

本文主要对 GAN 网络的生成器进行改进。在图像增强领域, U-Net 常被作为的 GAN 网络生成器, 其独特的编码器-解码器结构能够提取和重建图像中复杂的特征, 其中, 编码器部分通过多个卷积和下采样层逐步提取图像特征, 获取边界和纹理信息, 解码器部分通过上采样和卷积层逐步恢复图像尺寸。但是在解码和编码的过程中, U-Net 的每一层中仅进行卷积、池化操作, 因此 U-Net 各层的感受野较小, 提取的特征局限在高层抽象特征或低层细节特征中, 导致纹理细节缺失或过强。由于 U²-Net 网络

中的 RSU 模块可以提前进行高层和低层特征融合, 从而更好地处理纹理细节特征, 因此在原有的 GAN 网络生成器, 即 U-Net 中, 引入 RSU 模块, 可以更好地提取高层和低层的特征, 但层数过深或过浅则会导致冗余的计算或者信息的缺失。本文所使用的图像尺寸为 256×256 , 为保证能够提取足够的信息, 同时减少计算量, 本文所构建的网络结构是在由浅到深的 U-Net 解编码层中, 引入 7、6、5、4 层的 RSU 模块(如图 1 所示), 构成了改进 U²-Net 的生成器主体框架。为了能够更好地理解 RSU 模块的架构, 图 2 给出了 5 层的 RSU-5 模块结构示意图。

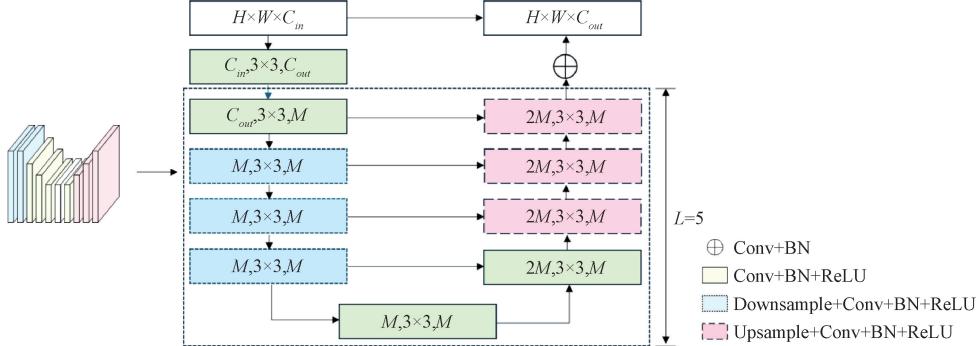


图 2 RSU-5 模块结构

Fig. 2 RSU-5 module structure

此外, 为进一步提升网络增强效果, 在改进 U²-Net 跳跃连接部分引入注意力机制。提出了 DA 注意力机制模块, 用于聚合特征映射的空间和通道信息, 更好地捕捉图像的纹理和背景信息。DA 注意力机制如图 3 所示, 分为上下两个分支, 上分支为通道注意力模块, 引入三维平均池化层和最大池化层, 用来自适应地学习各通道之间权重来增强关键通道。下分支为空间注意力模块, 引入二维平

均池化层和最大池化层, 在通道间用来聚合特征映射的空间信息, 更好地捕捉图像的纹理和背景信息。同时进行两种注意力机制可以避免原始图像的信息缺失。将上下两支注意力机制信息与原图像卷积并结合, 可以避免特征图尺寸发生不必要的调整。最终将双通道结果进行互补学习, 使网络将更多注意力集中在深海图像的纹理细节与颜色特征上。

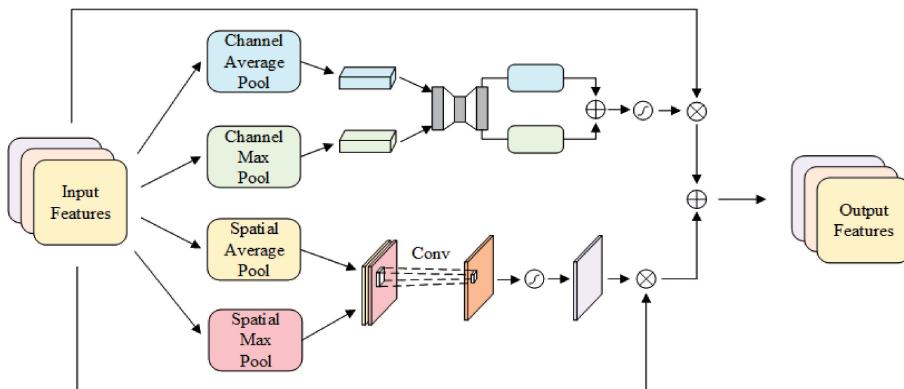


图 3 DA 注意力机制模块

Fig. 3 DA mechanism module

1.2 鉴别器 D

本文鉴别器使用 Patch-GAN^[17] 的鉴别器, 由 4 个全卷积层组成, 通道数依次为 64、128、256 和 512(如图 1), 这些层逐步提取图像的特征信息, 最终输出为一个 $N \times$

N 的矩阵, 通过计算该矩阵的均值来判断图像是真实图像的概率。这种方法不仅考虑了整幅图像的一致性, 还关注局部细节, 同时该鉴别器在参数需求上更少因而效率更高。

1.3 重构损失函数

由于深海图像增强任务存在许多挑战,如纹理不清、色彩失真,增强图像存在伪影、像素不平滑等,传统的GAN网络损失函数往往只包含MSE损失和对抗损失,缺乏对边缘和结构的指导,不足以解决深海图像的复杂问题,因此在此基础上引入感知损失和边缘损失,加强结构信息和边缘信息的融合,重构用于深海图像增强的DS损失函数(deep-sea loss, DS Loss),可以从多个角度训练U²-GAN 网络,更好地反映原始图像与目标图像之间的关系。

1) MSE 损失

均方损失函数(mean square error, MSE)主要用于评估深海目标图像与增强图像之间的相似性来提升增强质量,尽管MSE损失具有很好的适应性和扩展性,但是MSE损失主要关注图像之间的整体特征,忽略了图像之间的结构特征与细节特征,因此需要其他损失函数作为补充^[9]。MSE损失公式为:

$$L_{MSE} = \frac{1}{C_j H_j W_j} \| I^c - I^d \|_2^2 \quad (1)$$

式中: I^c 表示目标图像, I^d 表示经过生成器生成的图像, $C_j H_j W_j$ 指第 j 层特征图的尺寸大小。

2) 感知损失

感知损失函数利用VGG19网络提取图像的特征,可以使深海图像增强网络能够更好地提取图像的语义特征与结构特征,减少网络在编码解码过程中造成的高频特征丢失^[18]。感知损失公式为:

$$L_{con} = \frac{1}{C_j H_j W_j} \| \varphi(I^c) - \varphi(I^d) \|_2^2 \quad (2)$$

式中: φ 是 VGG 网络提取的高级语义信息。

3) 边缘损失

边缘损失使用Sobel算子对深海图像的RGB三色通道进行边缘细节的特征,使得增强后的图像边缘更加清晰,能够有效地提升边缘细节和生成图像质量^[19]。边缘损失公式为:

$$L_{edge} = \frac{1}{C_j H_j W_j} | (I^c \times K_x + I^c \times K_y) - (I^d \times K_x + I^d \times K_y) | \quad (3)$$

式中: K_x 和 K_y 分别表示 x 方向和 y 方向的 Sobel 算子。

4) 对抗损失

对抗损失在GAN网络中发挥着重要的作用,它关注增强图像的高层信息,能够指导生成器生成更加真实的增强图像,并且提高鉴别器的鉴别能力,确保生成图像的风格与目标图像一致^[20]。对抗损失公式为:

$$L_{adv}(D, G) = E_{x \sim p(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (4)$$

式中: $L_{adv}(D, G)$ 是生成器和鉴别器不断更新优化的结果, G 为生成器网络, D 为鉴别器网络, E 表示数学期望,

x 指的是参考图像, z 代表原始图像。

通过对网络多次训练,最终确定参数 $\lambda_1 = 0.5$, $\lambda_2 = 0.3$, $\lambda_3 = 0.2$, $\lambda_4 = 5$ 。网络总损失为四者的线性组合,公式为:

$$L_{total} = \lambda_1 L_{MSE} + \lambda_2 L_{con} + \lambda_3 L_{edge} + \lambda_4 L_{adv} \quad (5)$$

2 评价指标与数据集

2.1 评价指标

水下评价指标主要分为主观评价与客观评价指标。主观评价依赖人的主观感受,通常需要用户满意度测试以及比较测试来反映模型的真实性。客观评价指标则是通过量化图像的各种特性进行分析,以求达到与人类感知一致,同时避免主观个人因素对图像的影响,从而提高评价结果和可信度。

本文的客观评价指标选取全参考指标:峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)、结构相似性(structural similarity index, SSIM),以及无参考指标:信息熵(information entropy, IE)、水下图像质量评价指标(underwater image quality measurement, UIQM)、水下彩色图像质量评价指标(underwater color image quality evaluation, UCIQE)和基于 Patch 的对比度质量指数(patch-based contrast quality index, PCQI)来评价目标图像和增强图像的质量。其中,PSNR 用于评价可视误差,取决于原始图像与生成图像对应像素间的差异^[21];SSIM 用于衡量两幅图像相似度,从亮度、对比度、结构 3 个方面对图像相似性进行评估;IE 反映了图像信息的丰富性^[22];UCIQE 是用来定量评价水下图像非均匀色偏、模糊和低对比度的情况^[23];UIQM 从色彩、清晰度和对比度 3 方面评估图像质量^[24]。PCQI 通常通过将图像划分为局部 Patch,通过评估这些 Patch 的对比度来提供一种更局部的图像质量度量^[25]。

2.2 自建数据集

由于深海拍摄条件较差,存在阴影、光照不均、地理环境复杂等问题,导致深海图像数据集稀缺。目前常用的水下数据集,如 EUVP、UFO-120、U45 等多数为浅海数据集,因此需要重新构建数据集。本文所使用的数据集有两种来源,其中有 1 000 张图像来自深海所拍摄的视频,并通过多种增强算法恢复并进行主观评估,选取目标数据集;另外 500 对图像则是通过在大气环境中拍摄的照片进行随机的增绿、增蓝、雾化等操作,作为仿深海图像,由此构建包含 1 500 对深海增强图像的深海数据集(deep-sea image enhancement dataset, DSIED),如图 4 所示。

3 实验结果及分析

3.1 实验环境

实验环境为 Windows 11 64 位操作系统, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 4060, 16 GB 内存, 基于 Pytorch 深

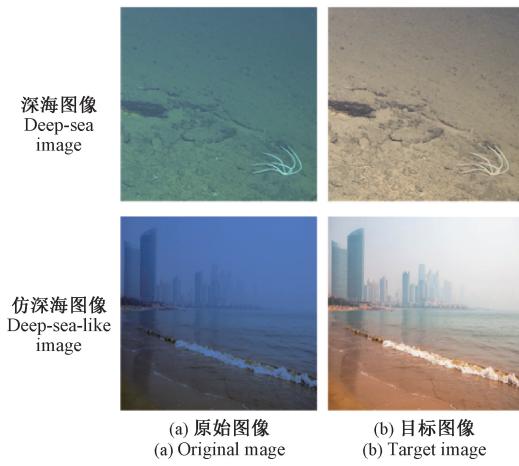


图 4 深海数据集

Fig. 4 Deep-sea image enhancement dataset

度学习框架,使用 Python3.9 语言编写程序。DSIED 数据集包含 1 500 对深海图像,其中训练集:验证集:测试集 = 8:1:1。采用 Adam 优化器,Batch size 为 32,学习轮数为 2 000,学习率设为 0.000 1。

3.2 消融实验

为了更好地验证改进 U²-Net、DA 注意力机制模块和 DS 损失函数的效果,本文在改进 U²-Net 网络的基础上进行消融实验。改进 U²-Net 网络设置为原网络;方法 1 将改进 U²-Net 作为 GAN 网络的生成器,与 Patch-GAN 架构的鉴别器组合为 GAN 网络;在方法 1 中改进 U²-Net 的跳跃连接部分加入 DA 双通道注意力机制模块作为方法 2;在方法 2 的基础上,将传统的 MSE 损失和对抗损失组合替换为文中重构的 DS 损失函数作为方法 3,即本文算法。将这 4 种网络架构分别在相同的数据集、超参数和设备下进行训练与验证,消融实验结果如图 5 所示。

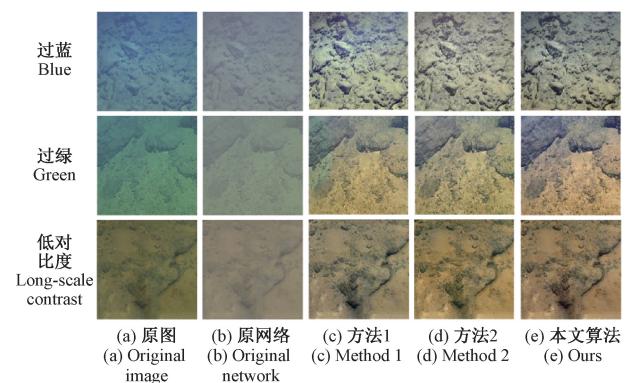


图 5 消融实验对比结果

Fig. 5 The comparison results of the ablation experiments

从图 5 中可以看出,U²-Net 原网络虽然能够生成增强网络,但是对于过蓝、过绿的图像,原网络的增强效果不佳,仍旧存在颜色失真,细节不清等问题。方法 1 对于过绿的图像训练效果不佳,部分区域仍存在过绿的情况,可能是方法 1 对于深海图像整体颜色感知效果不强。方法 2 对于整体颜色恢复效果不错,但细节纹理特征过浅。本文算法引入边缘损失,增强了细节和边缘恢复效果,而感知损失使得图像中的物体结构更加清晰,更符合人类视觉感受。

为了进一步验证 U²-GAN 中各个模块的有效性,对四种不同的网络架构进行定量分析,在测试集上的平均客观评价指标如表 1 所示。通过消融实验可以看出每添加一种模块,图像的质量指标都有所上升,本文算法的 UCIQE、UIQM、IE、SSIM、PSNR、PCQI 6 种指标均排列第一,分别为 0.612、3.482、7.513、0.816、19.658,比原始网络提高了 16.3%、3.33%、0.89%、13.6%、5.70%,证明提出的模块在深海图像增强任务的有效性。

表 1 消融实验的平均客观评价指标

Table 1 The average objective evaluation indicators of the ablation experiment

方法	U ² -Net	GAN	DA	DS-Loss	全参考			无参考		
					PSNR	SSIM	IE	UIQM	UCIQE	PCQI
原网络	√	×	×	×	16.764	0.714	4.919	2.667	0.153	0.612
方法 1	√	√	×	×	17.575	0.697	6.848	4.042	0.310	1.031
方法 2	√	√	√	×	18.993	0.781	6.712	3.913	0.293	1.215
本文算法	√	√	√	√	21.987	0.875	6.859	4.999	0.535	1.245

3.3 U²-GAN 网络结果评价

为了验证 U²-GAN 在深海增强领域的先进性,将本文所提算法与 WaterGAN^[8]、CycleGAN^[26]、FUnIE-GAN^[9]、Raune-Net^[27]、MuLA-GAN^[12]、FW-GAN^[15] 和 Sea-Pix-GAN^[28] 这 7 种先进水下增强算法进行对比验证,主观对比如图 6 所示,平均客观评价指标如表 2 所示。

从图 6 对比试验可以看出,WaterGAN 算法对于增强有色偏的图像效果较差,生成图像颜色较浅,会损失大量

的细节特征;CycleGAN 算法增强后的图像色彩饱和度过高,会出现红色色偏;由于 FUnIE-GAN 算法的网络模型比较浅,缺失了一部分增强区域;Raune-Net 算法生成的增强图像亮度过高,会缺失部分细节特征;MuLA-GAN 算法对于低亮度图像的增强效果较好,但是模型注意力机制集中在细节特征,对于有色偏的图像增强会有伪影;FW-GAN 算法对于增强偏蓝图像后会使图像产生黄色色偏;Sea-Pix-GAN 算法可以有效地去除色偏,但对于增强低对

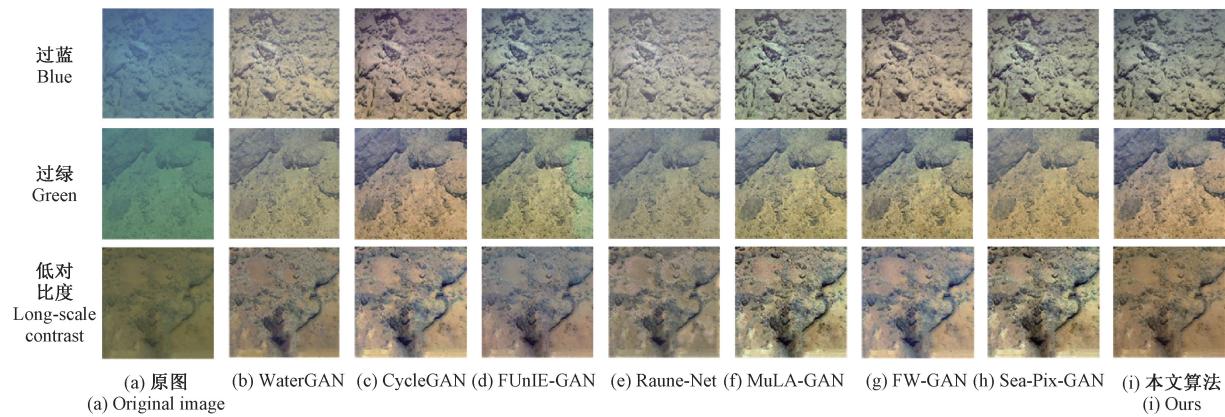


图 6 不同算法对原始图像增强后的结果比较

Fig. 6 Comparison of the results after enhancing the original images using different algorithms

表 2 各算法的平均客观评价指标

Table 2 The average objective evaluation indicators of each algorithm

方法	平均指标					
	PSNR	SSIM	IE	UIQM	UCIQE	PCQI
WaterGAN	18.868	0.744	6.535	3.780	0.285	1.175
CycleGAN	17.253	0.734	6.959	4.042	0.373	1.201
FUNIE-GAN	19.714	0.669	6.704	4.199	0.323	0.960
Raune-GAN	19.253	0.841	6.590	3.766	0.284	1.178
MuLA-GAN	19.515	0.790	7.341	3.507	0.497	0.990
FW-GAN	18.498	0.669	6.618	3.097	0.417	1.186
Sea-Pix-GAN	20.759	0.655	6.759	3.327	0.486	1.114
本文算法	21.987	0.875	6.859	4.999	0.535	1.245

比度图像中的较浅的部分会出现增强效果过强, 导致出现光斑。相比之下, 本文算法对于有色偏的图像不仅能够去除色偏, 保留了纹理细节, 恢复物体真实颜色, 对于低对比度图像能够适当增加均匀的亮度, 恢复纹理细节, 同时对于不同环境的深海图像, 具有较强的泛化能力。

从表 2 可以看出, 本文算法在 6 种指标中均取得最高分, 分别为 21.987、0.875、6.859、4.999、0.535、1.245, 相较于第 2 名提高了 5.6%、3.9%、5.2%、16.0%、7.1%、2.4%, 进一步验证了本文算法的优越性。

此外, 为了验证 U²-GAN 增强的深海图像具有更加丰富的特征和更清晰纹理细节, 采用 SIFT(尺度不变特征变换)特征点匹配来评价深海图像增强算法在特征恢复方面的有效性。因为 SIFT 具有良好的尺度和旋转不变性, 以及对光照变化和噪声的抗干扰能力, 因此可以用于深海图像的关键特征点提取和匹配。

首先需要对原始深海图像和经过增强处理后的图像进行特征点检测, 计算其对应的描述符, 利用 FLANN 匹配器对两幅图像的特征点进行匹配和关联。通过分析匹配的特征点数量、描述符距离和可视化匹配结果, 能够定

量和定性地评估增强算法的效果。选择表 2 中客观评价指标排名第 2 和第 3 的 MuLA-GAN 和 Sea-Pix-GAN 这两种算法与本文算法进行 SIFT 特征点匹配对比, 特征点数量如表 3 所示。从表 3 中可以看出, 本文算法在过蓝、过绿和对比度低 3 种图像的特征点数量分别为 64、41、47, 远多于其他两种算法的特征点数量。图 7 为 SIFT 特征点匹配结果, 可以看出特征点较为集中地分布在物体边缘, 证明物体边缘存在更多的结构信息。以上结果表明, 本文算法能够很好地增强物体边缘轮廓和纹理细节, 恢复细节特征。

表 3 3 种算法的 SIFT 特征点数量

Table 3 The number of SIFT feature points for three algorithms

图像	SIFT 特征点数量		
	MuLA-GAN	Sea-Pix-GAN	U ² -GAN
过蓝	54	57	64
过绿	37	30	41
对比度低	40	33	47

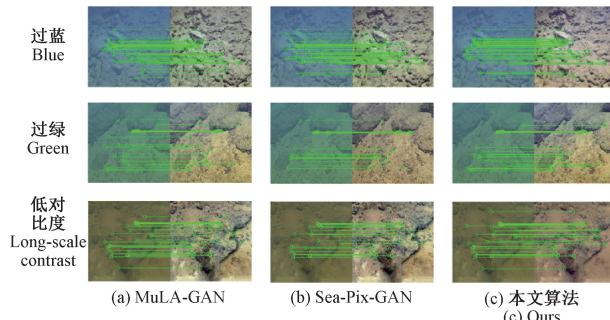


图 7 SIFT 特征点匹配结果对比

Fig. 7 Comparison of SIFT feature point matching results

4 结 论

本文提出了以改进 U²-Net 为生成器的 U²-GAN 网络, 并在生成器引入了 DA 注意力机制, 提升网络对于深海图像整体和细节的特征提取, 同时重构 DS 损失函数, 进一步提升其在边缘细节特征上的增强。此外, 本文利用大量深海图像以及部分陆地图像, 构建了深海图像数据集 DSIED, 其中包含 1 000 对深海原始图像和增强目标图像以及 500 对陆地目标图像和转化为深海风格的原始图像。

实验结果表明, 本文所提出的 U²-GAN 与现有的网络对比, 在主观层面上, 克服了蓝绿色偏较大、亮度不均匀、细节纹理缺失等问题, 使得增强后的深海图像风格更加接近均匀光照下的大气环境; 在客观评价中, 本文所提出的算法在 PSNR、SSIM、IE、UIQM、UCQIE、PCQI 6 种指标中均取得最高分, 分别为 21.987、0.875、6.859、4.999、0.535、1.245, 相较于第 2 名提高了 5.6%、3.9%、5.2%、16.0%、7.1%、2.4%, 证明 U²-GAN 在各种深海条件下的泛用性和有效性。同时使用 SIFT 特征匹配算法进行特征点匹配, U²-GAN 生成的深海增强图像相较于其他两种最新网络所生成的深海增强图像特征点更多, 且大多集中在物体边缘, 表明了 U²-GAN 对模糊的深海图像具有增强边缘特征的效果。

下一步将对增强后的图像进行深海三维重建, 通过输入一段视频或若干张图像对深海地形地貌进行高质量的三维重建, 从而形成一个完整的深海地形三维模型, 以实现对深海地形的进一步探索。

参考文献

- [1] 杜雪, 孙秀娟, 李长安, 等. 基于加权融合的多空间转换水下图像增强方法[J]. 电光与控制, 2021, 28(11): 101-105.
DU X, SUN X J, LI CH AN, et al. Weighted fusion based multi-space transformation method for underwater image enhancement[J]. Electronics Optics and Control, 2021, 28(11): 101-105.
- [2] 王海涛, 林森, 陶志勇. 双注意力机制与改进 U-Net 的水下图像增强[J]. 电子测量技术, 2023, 46(1): 181-187.
WANG H T, LIN S, TAO ZH Y. Underwater image enhancement based on dual attention mechanism and improved U-Net [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(1): 181-187.
- [3] 郭银辉, 张春堂, 樊春玲. 基于生成对抗网络的深海图像增强算法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(12): 173-181.
GUO Y H, ZHANG CH T, FAN CH L. Deep-sea image enhancement algorithm based on generative adversarial network [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(12): 173-181.
- [4] PEREZ J, ATTANASIO A C, Nechyporenko N, et al. A deep learning approach for underwater image enhancement[C]. International Work-Conference on the Interplay Between Natural and Artificial Computation. Cham: Springer International Publishing, 2017: 183-192.
- [5] WANG Y, ZHANG J, CAO Y, et al. A deep CNN method for underwater image enhancement[C]. 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2017: 1382-1386.
- [6] LI CH Y, ANWAR S, PORIKLI F. Underwater scene prior inspired deep underwater image and video enhancement [J]. Pattern Recognition, 2020, 98: 107038.
- [7] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014, 27, DOI:10.3156/JSOFT.29.5.177.2.
- [8] LI J, SKINNER K A, EUSTICE R M, et al. WaterGAN: Unsupervised generative network to enable real-time color correction of monocular underwater images [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 3(1): 387-394.
- [9] 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.
- [10] LIU X, GAO ZH, CHEN B M. IPMGAN: Integrating physical model and generative adversarial network for underwater image enhancement [J]. Neurocomputing, 2021, 453: 538-551.
- [11] HAMBARDE P, MURALA S, DHALL A. UW-GAN: Single-image depth estimation and image enhancement for underwater images [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,

- 2021, 70: 1-12.
- [12] BAKHT A B, JIA Z, DIN M U, et al. Mula-gan: Multi-level attention gan for enhanced underwater visibility[J]. Ecological Informatics, 2024, 81: 102631.
- [13] QIN X, ZHANG Z, HUANG C, et al. U²-Net: Going deeper with nested U-structure for salient object detection[J]. Pattern Recognition, 2020, 106: 107404.
- [14] LI Y J, LI H, FAN D ZH, et al. Improved sea ice image segmentation using U²-net and dataset augmentation[J]. Applied Sciences, 2023, 13(16): 9402.
- [15] WU J J, LIU X L, LU Q H, et al. FW-GAN: Underwater image enhancement using generative adversarial network with multi-scale fusion[J]. Signal Processing. Image Communication: A Publication of the European Association for Signal Processing, 2022, 109: 116855.
- [16] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]. European Conference on Computer Vision(ECCV), 2018: 3-19.
- [17] ISOLA P, ZHU J Y, ZHOU T, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 1125-1134.
- [18] CHEN L, JIANG ZH H, TONG L, et al. Perceptual underwater image enhancement with deep learning and physical priors[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2020, 31 (8): 3078-3092.
- [19] LIU P, WANG G Y, QI H, et al. Underwater image enhancement with a deep residual framework [J]. IEEE Access, 2019, 7: 94614-94629.
- [20] FU F R, LIU P, SHAO Z, et al. A multi-scale evolutionary generative adversarial network for underwater image enhancement[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(7): 1210.
- [21] HOU G J, ZHAO X, PAN ZH K, et al. Benchmarking underwater image enhancement and restoration, and beyond[J]. IEEE Access, 2020, 8: 122078-122091.
- [22] BAKER S, SCHARSTEIN D, LEWIS J P, et al. A database and evaluation methodology for optical flow[J]. International Journal of Computer Vision, 2011, 92: 1-31.
- [23] YANG M, SOWMYA A. An underwater color image quality evaluation metric[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [24] PANETTA K, GAO CH, AGAIAN S. Human-visual-system-inspired underwater image quality measures[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2015, 41(3): 541-551.
- [25] WANG SH Q, MA K, YEGANEH H, et al. A patch-structure representation method for quality assessment of contrast changed images [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(12): 2387-2390.
- [26] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2223-2232.
- [27] PENG W ZH, ZHOU CH H, HU R Z, et al. Raune-Net: A residual and attention-driven underwater image enhancement method [C]. International Forum on Digital TV and Wireless Multimedia Communications. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023: 15-27.
- [28] CHAURASIA D, CHHIKARA P. Sea-Pix-GAN: Underwater image enhancement using adversarial neural network[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2024, 98: 104021.

作者简介

张泽群,硕士研究生,主要研究方向为信息检测与处理。

E-mail:1119802074@qq.com

张春堂(通信作者),硕士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为深度学习、图像处理、模式识别、检测技术与智能装置。E-mail:zct1999@163.com

樊春玲,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为图像信息处理技术和多相流传感系统与流体流动。

E-mail:chunlingfan@qust.edu.cn