

引用格式: 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]. 电光与控制, 2022, 29(7): 43-48. LIU X, LIN S, TAO Z Y. Enhancement of underwater images via global feature dual attention fusion generative adversarial network[J]. Electronics Optics & Control, 2022, 29(7): 43-48.

全局特征双注意力融合对抗网络的水下图像增强

刘旭¹, 林森², 陶志勇¹

(1. 辽宁工程技术大学电子与信息工程学院 辽宁 葫芦岛 125000;

2. 沈阳理工大学自动化与电气工程学院 沈阳 110000)

摘要: 针对水下图像存在雾气分布不均、光照不均等问题, 提出了全局特征双注意力融合对抗网络的水下图像增强算法。首先, 利用卷积层不断对输入图像进行下采样, 代替平均池化来提取输入图像的全局特征; 其次, 通过构建全局特征双注意力融合模块, 以适应多变的水体环境, 更有效地增强不同分布程度的水下图像; 最后, 在训练中加入条件信息作为限制, 提升网络的稳定性。实验结果表明, 所提算法与其他经典及最新算法相比具有优势, 表明其具有良好的图像增强效果。

关键词: 水下图像增强; 条件生成对抗网络; 全局特征提取; 注意力机制

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A doi: 10.3969/j.issn.1671-637X.2022.07.008

Enhancement of Underwater Images Via Global Feature Dual Attention Fusion Generative Adversarial Network

LIU Xu¹, LIN Sen², TAO Zhiyong¹

(1. School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125000, China;

2. School of Automation and Electrical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110000, China)

Abstract: Aiming at the problems of heterogeneous fog distribution and uneven illumination of underwater images, an image enhancement method is proposed based on global feature dual attention fusion generative adversarial network. Firstly, the convolutional layers are used instead of average pooling layers to continuously down-sample the input images and extract the global features. Secondly, the global feature dual attention fusion block is constructed, which is adaptive to the changing water environment and can enhance underwater information with various dissemination degrees more significantly. Finally, conditional information is incorporated as a restriction in training to increase the network's stability. The results of experiments demonstrate that the proposed algorithm outperforms the classic and latest algorithms and has fine functionality.

Key words: underwater image enhancement; conditional generative adversarial network; global feature extraction; attention mechanism

0 引言

海洋资源的开发推动了我国国民经济的发展, 具有广阔前景。在复杂的水下环境中进行探索时, 清晰的水下光学图像尤为重要。然而, 光在水中传播时经过吸收和散射, 严重影响了成像过程, 导致图像出现模糊、对比

度变差等问题^[1]。因此, 研究水下图像增强等清晰化技术具有重要意义, 将为水下探测车研究^[2]、水下生物学^[3]、考古学, 以及水下设施检查和维护等奠定基础。

由于水下环境的可变性, 传统的增强方法无法自适应地改善图像的退化效应。随着深度学习的发展, 卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)已用于水下图像处理、图像去雾等低质量图像修复任务^[4]。LI等^[5]提出了一种基于CNN的实时水下图像颜色校正网络, 但该网络仅对特定条件下拍摄的图像有效, 不能适应多变的水下环境; FABBRI等^[6]针对水下自主机器人, 提出了一种水下图像增强网络, 来改善场景视觉质量;

收稿日期: 2021-06-03 修回日期: 2021-08-09

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFB1403303)

作者简介: 刘旭(2000—)男, 辽宁大连人, 本科生。

通讯作者: 林森(1980—)男, 辽宁沈阳人, 博士, 副教授, 硕导。

LI 等^[7]提出了一种基于弱监督颜色迁移的水下图像颜色校正方法,通过学习水下图像和大气图像之间的映射功能,减弱网络训练时对水下配对图像的需求,但其高度依赖于不同场景的训练图像。

然而,光在水中发生散射等因素会导致雾化和色偏区域的局部特征在不同通道或像素中分布不均,大部分基于 CNN 的增强网络对不同通道或像素中的局部特征做相同的处理,对雾化、色偏严重区域效果不明显。针对此问题,本文提出了全局特征双注意力融合对抗网络(Global feature Dual attention fusion Generative Adversarial Network, GfDaf-GAN),根据雾气和光照程度分布情况,将一般区域与严重区域的局部特征分别按像素和通道分离,通过网络学习得到不同的权重,提升网络的增强效果。首先,利用卷积层不断对输入图像进行下采样,代替平均池化提取输入图像的全局特征;然后,针对雾气和光照程度分布不均的问题,提出全局特征双注意力融合模块,有效增强不同类型的水下图像;最后,在网络训练过程中,添加一定的陆地条件信息作为限制,提升网络的稳定性。

1 相关工作

1.1 特征注意力机制

特征注意力机制是将注意力集中于局部关键信息的机制。Squeeze-and-Excitation Network^[8]是一种经典的注意力机制下的深度学习网络,它将特征图中各个通道进行加权,将重要特征通道与信息冗余的特征通道分开。

大多数水下图像增强网络都会平等地对待每幅图像中不同通道和不同像素中的局部特征,但水下图像由于光在水中发生散射等原因,往往都存在着局部特征在不同通道与不同像素中分布不均的情况。为处理这种情况,本文在生成网络中利用注意力机制,按照图像中雾气分布与光散射、反射情况,在不同的像素和通道区域中自适应地学习并得到不同的权重,使网络更加关注雾化、色偏、光照不均等问题严重的区域。

1.2 条件生成对抗网络

由于条件信息具有一定的限制性,cGAN^[9]比原始GAN^[10]具有更好的稳定性和更强大的表达能力,并在图像增强和恢复的任务中有出色的表现。GfDaf-GAN 算法应用条件生成对抗网络,在一定的陆地条件信息作用下,使 GAN 网络模型在水下图像增强任务中得到充分的运用。GfDaf-GAN 算法的流程如图 1 所示。

图 1 中,GfDaf-GAN 算法首先将输入图像 Z 和从室外清晰图像中提取的陆地条件信息 C 输入生成网络(Generator Network)中,得到生成图像 Z' 。然后,将生成图像和拥有陆地条件信息的目标图像 C' 输入鉴别网

络,分别计算对抗损失 L_{GAN} ,L1 损失 L_1 和感知损失 L_{VGG} 。通过 3 种损失函数的线性组合以及生成图像 Z' 的损失 D-Loss(Fake),得到生成网络损失 G-Loss。D-Loss 与 G-Loss 反向传递不断更新网络参数,最终获得色彩鲜明、清晰、去雾效果良好的水下图像。

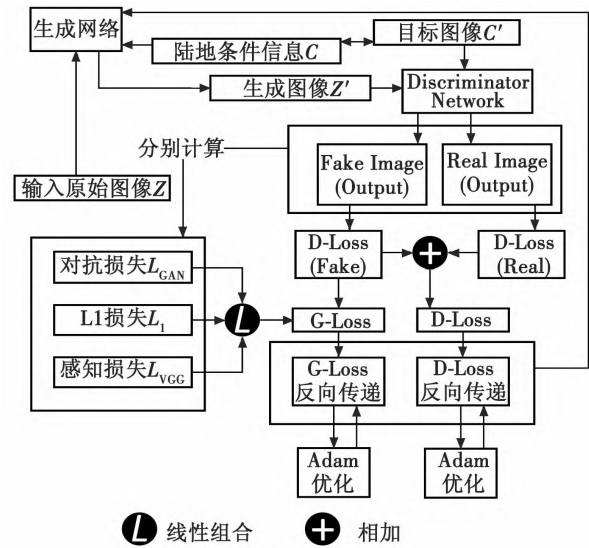


图 1 GfDaf-GAN 算法流程图
Fig. 1 Flow chart of the GfDaf-GAN algorithm

2 本文 GfDaf-GAN 算法

针对水下图像出现颜色偏差、雾化和细节模糊等问题,提出基于全局特征双注意力融合生成对抗网络的水下图像增强 GfDaf-GAN 算法,图 2 为算法的网络结构图。

2.1 生成网络与鉴别网络

如图 2 所示,GfDaf-GAN 的生成网络由全局特征提取模块(Global Feature Extraction Block, GFEB)及全局特征双注意力模块(Global Feature Dual Attention Fusion Block, GFD-AFB)构成,分别完成全局特征的提取和学习任务。鉴别网络采用基于马尔可夫模型的 Patch-GAN^[11]结构,与全局鉴别算法相比,其计算效率更高,应用领域更加广泛。

2.2 全局特征提取模块

不同于平均池化,算法利用卷积层不断对输入进行下采样,图 2 中 GFEB 输出图像维度达到 $1 \times 1 \times 64$ 时,得到图像全局特征 f_g ,即全局特征收集向量(Global Feature-collect vector, GF-cv)。与平均池化相比,逐步下采样的优势在于两个方面:首先,可以自由选择不同分辨率下特征图数量;其次,可以同时提取更多尺度的局部特征,便于其在生成图像时恢复更多的细节信息。同时,GFEB 在逐步下采样的过程中利用了文献[12]中的残差模块(Residual Block),有效避免全局特征在提取过程中部分缺失的情况发生。

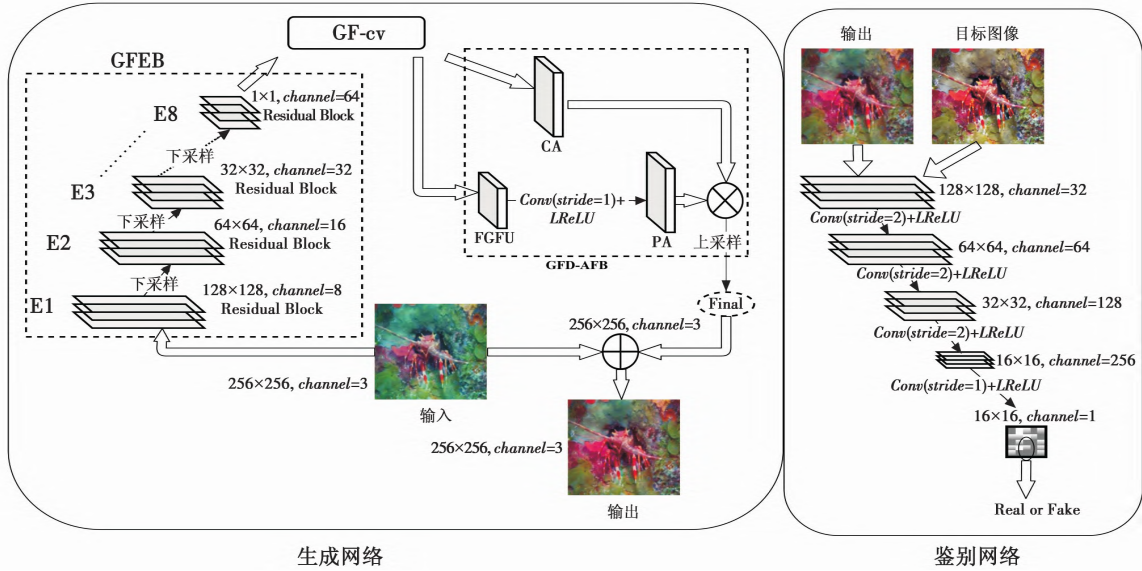


图 2 GfDaf-GAN 算法网络结构图

Fig. 2 Structure of the network of the GfDaf-GAN algorithm

2.3 全局特征双注意力融合模块

GfDaf-GAN 算法生成网络中的 GFD-*AFB* 由通道注意力(Channel Attention, *CA*)、像素注意力(Pixel Attention, *PA*)和全局特征融合单元(Fusion of the Global Features Unit, *FGFU*)构成。

CA 通过全局平均池化的方式,将不同通道的全局特征信息代入由两个连续的卷积层(Convolution Layer, *Conv Layer*)构成的通道滤波器中,即

$$g_U = H_{GPF}(F_I) = X_U(i, j) f_i \quad (1)$$

式中: F_I 代表输入; $X_U(i, j)$ 代表第 U 个通道中 (i, j) 位置的值; H_{GPF} 是全局池化函数。通过式(1)稳定全局特征图 f_g 的大小为 $1 \times 1 \times 64$, 然后将获取到的特征 g_U , 通过两层 *Conv Layer* 和 Sigmoid, 以及 LReLU 激活函数传递(如式(2)所示), 神经元学习得到不同通道下不同的权重值为

$$C_{CA_U} = \sigma_{\text{Sigmoid}}(\text{Conv}(\delta_{\text{LReLU}}(\text{Conv}(g_U)))) \quad (2)$$

式中: σ_{Sigmoid} 代表 Sigmoid 激活函数; δ_{LReLU} 代表 LReLU 激活函数。

最后, 将输入 F_I 与不同通道的权重值 C_{CA_U} 逐一相乘, 得到通道注意力图 $F_{C(I,D)}^*$, 即

$$F_{C(I,D)}^* = C_{CA_U} \otimes F_I \quad (3)$$

FGFU 位于下侧支路, 控制全局特征图 f_g 的大小为 $1 \times 1 \times 64$, 通过 *Conv Layer* 学习不同区域特征对应的权重值, 对其全局特征进行细微调整, 即

$$f_{g-A} = \text{Conv}(f_g, W) \quad (4)$$

f_{g-A} 复制 $H \times W$ 次, 将得到的 f_{g-B} 重新插入不同特征匹配到的通道中, 即

$$f_{g-B} = \text{Copy}(f_{g-A}, n_{\text{num}} = H \times W) \quad (5)$$

$f_{g-C} = \text{Reshape}(f_{g-B}, s_{\text{size}} = (H \times W \times 64)) \quad (6)$
式中, H 和 W 分别为输出特征图的高度和宽度, 本文均设定为 64。

最后, 将具有相同尺寸的单元输入和输出特征图通过维度连接层, 进行特征整合, 即

$$f_{g-Out} = \text{Concat}(f_{g-C}, f_g) \quad (7)$$

为稳定 f_{g-Out} 不同像素点上的特征信息, 本文在 *FGFU* 和 *PA* 中间加入一层 *Conv Layer* 和 LReLU 激活函数, 即

$$f_{g-Out_stable} = \delta_{\text{LReLU}}(\text{Conv}(f_{g-Out})) \quad (8)$$

PA 使网络更加关注不同像素上的关键性信息特征。将稳定后的特征图 f_{g-Out_stable} 作为输入, 通过两层 *Conv Layer* 和 Sigmoid 函数及 LReLU 激活函数传递, 使输出特征图的大小由 $1 \times 1 \times 64$ 变为 $H \times W \times 1$, 式(9)为神经元学习得到不同像素下的权重值, 即

$$P_{PA_{g-Out-A}} = \sigma_{\text{Sigmoid}}(\text{Conv}(\delta_{\text{LReLU}}(\text{Conv}(f_{g-Out_stable})))) \quad (9)$$

然后, 将输入 f_{g-Out_stable} 与不同像素的权重值 $P_{PA_{g-Out-A}}$ 按元素逐一相乘, 得到像素注意力图 $\tilde{F}_{(PA)}$, 即

$$\tilde{F}_{(PA)} = f_{g-Out_stable} \otimes P_{PA_{g-Out-A}} \quad (10)$$

在全局特征双注意力模块的最后, 将 $F_{C(I,D)}^*$ 与 $\tilde{F}_{(PA)}$ 按元素逐一相乘得到全局特征双注意力图 $F_{(CA-PA(FGFU))}$, 即

$$F_{(CA-PA(FGFU))} = F_{C(I,D)}^* \otimes \tilde{F}_{(PA)} \quad (11)$$

*GFD-*AFB** 不平等地处理不同通道和像素中的特征, 减少了网络在冗余信息上的计算量, 使网络更加关注重要信息; 使网络具有覆盖所有像素和通道的能力; 更加灵活地适应复杂水下成像环境, 在去雾等方面具有一定的优势。

2.4 损失函数

2.4.1 对抗损失函数

GfDaf-GAN 算法是基于生成对抗网络模型, 对抗损失函数为

$$L_{GAN} = E_{(a)} [\text{lb } D(a)] + E_{(b)} [\text{lb}(1 - D(G(b)))] \quad (12)$$

式中: b 为退化图像; a 为目标图像; E 为期望。

2.4.2 L1 损失函数

选用 L1 损失^[13] 来减少伪影, 即

$$L_1 = \frac{1}{N} \sum_{p \in P} |x(p) - y(p)| \quad (13)$$

式中: p 代表像素, P 为该像素所代表的色块; $x(p)$ 与 $y(p)$ 分别代表经过处理后图像色块的像素值和目标图像色块的像素值。

2.4.3 感知损失函数

利用感知损失函数^[14] 进行特征重建, 定义为

$$L_{VGG} = \frac{1}{CWH} \sum_{c=1}^C \sum_{w=1}^W \sum_{h=1}^H \left\| V(G(a)^{cwh}) - V(b^{cwh}) \right\|_2^2 \quad (14)$$

式中: H, W, C 分别表示图像高度、宽度和通道数; V 表示 VGG-19 中 Conv4_3 层非线性变换。

2.4.4 整体损失

最后, 确定整体损失为上述 3 种损失的线性组合,

以加快网络参数收敛, 即

$$L = \lambda L_{GAN} + \alpha L_1 + (80 - \alpha) L_{VGG} \quad (15)$$

式中 λ, α 为常数, 分别设置为 2, 26。

3 实验分析与结果讨论

为验证 GfDaf-GAN 算法增强效果, 将其与经典算法和新颖深度学习算法进行对比。通过比较复杂水体环境中不同雾化与不同光照程度的图像, 及 Canny 算子边缘检测结果, 验证算法在不同水体环境下对雾化、光照不均等问题的增强效果, 及图像对比度、纹理细节、轮廓细节增强等方面的作用。

3.1 数据集及实验环境

从 EUVP^[15] 以及 UIEB^[16] 中筛选出的 6000 幅配对图像, 80% 作为 GfDaf-GAN 的数据集, 20% 作为测试集, 并加入 U45^[16] 数据集同样作为测试集, 来体现算法的拓展性。实验基于 Pytorch 框架, 配置为 Intel® Core™ i7-8750H, NVIDIA TITAN Xp 32.0 GiB RAM, 对比实验的配置相同。

3.2 主观评价与定性分析

为验证算法在复杂水体环境下的对比度及纹理细节增强方面的作用, 对 4 幅不同浑浊度与不同色偏程度的代表性水下图像进行实验, 如图 3 所示。

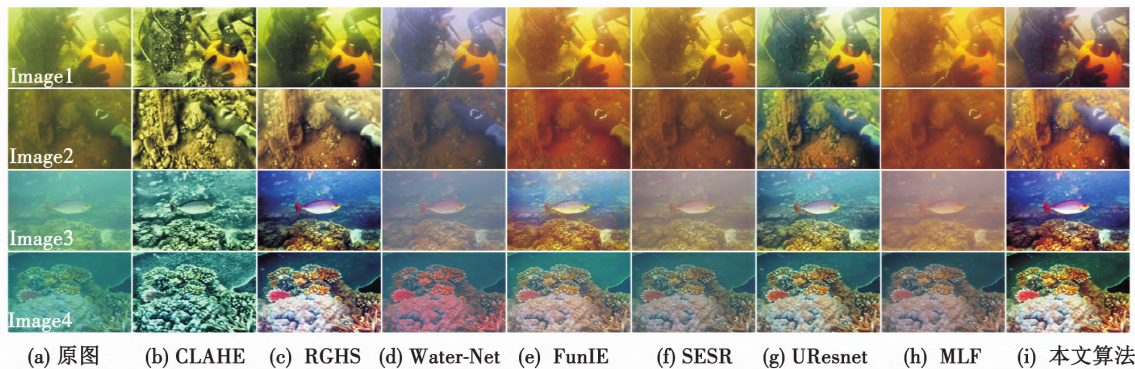


图 3 复杂水体环境下对比实验

Fig. 3 Comparative experiment under complex water environment

将本文算法与限制对比度的自适应直方图均衡化 (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE)^[16]、全局直方图拉伸 (Relative Global Histogram Stretching, RGHS)^[17]、水下图像增强网络 (Underwater image enhancement Network, Water-Net)^[16]、改善视觉感知的快速增强 (Fast underwater Image Enhancement for Visual Perception FunIE)^[15]、增强与超分辨率并行 (Simultaneous Enhancement and Super-Resolution, SESR)^[18]、水下图像增强的深度残差框架 (Underwater Image Enhancement with a Deep Residual Framework, UResnet)^[19] 和基于多级特征融合的图像增强 (Multi-Level Feature fusion-based conditional GAN, MLF)^[12] 等算法进行分析比较。

CLAHE 处理后的图像整体对比度有明显提升, 但

颜色补偿过强, 导致图像细节模糊。FunIE, SESR, MLF 对 Image1 和 Image2 中的绿色色偏基本无效, 在 Image3 和 Image4 中 FunIE 对蓝色色偏有明显改善, SESR 和 MLF 图像雾化现象仍然严重, 视觉效果较差。Water-Net 虽然对图像色偏有一定改善, 但整体偏红色且对比度较差, 在 Image3 中也存在雾化现象。RGHS, UResnet 和本文算法结果图像明显优于其他几种算法, 但 RGHS 对绿色色偏处理效果一般, 在 Image1 和 Image2 中 UResnet 存在黄色色偏, RGHS 图像曝光严重、整体泛白, 在 Image3 和 Image4 中 UResnet 处理后的图像对比度较低, 表明 GfDaf-GAN 算法较其他算法有明显优势。

图 4 所示为选用 Canny 算子进行图像边缘检测实验的结果, 从图 4 观察可知, 本文算法增强后的图像轮

廓清晰,边缘明显且容易辨别,图像纹理细节恢复良好,图像整体层次分明,相比原图提升较大。

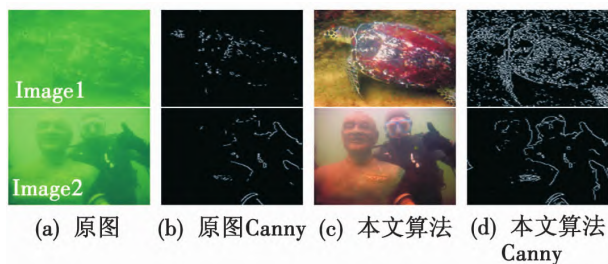


图 4 边缘检测实验

Fig. 4 Edge detection experiment

3.3 客观评价与定量分析

通过水下图像质量评价综合指标(Underwater Co-

lor Image Quality Evaluation ,UCIQE)^[16],水下图像质量测量指标(Underwater Image Quality Measures ,UIQM)^[16]和模糊评价指标(Blur-Metric)^[20]对图像质量进行客观测评与定量分析。UCIQE 和 UIQM 数值越大,表明图像质量越好,Blur-Metric 数值越小,表明图像模糊程度越小。表 1 为图 3 对应各算法处理的 4 幅图像的 UCIQE , UIQM ,Blur-Metric 指标测评均值,加粗数值为最优值。从表 1 可知,本文的 GfDaf-GAN 算法处理后的图像有更好的色彩、清晰度和对比度表现。

为进一步证实本文算法的高效性,比较各深度学习算法的计算量(FLOPs)和参数量(Trainable params),结果如表 2 所示,相比于目前新颖算法,本文算法在计算量和参数量方面均占有明显优势。

表 1 指标评测结果

Table 1 Quantitative results

指标	输入图像	CLAHE	RGHS	Water-Net	FunIE	SESR	UResnet	MLF	本文算法
UCIQE	0.4346	0.5675	0.6379	0.4551	0.5081	0.4554	0.5834	0.4553	0.6462
UIQM	2.9950	3.8374	4.5035	4.1050	4.8717	3.2937	4.3279	4.6593	5.3345
Blur-Metric	0.3498	0.3323	0.3523	0.3514	0.3171	0.3348	0.3489	0.4182	0.2917

表 2 计算量与参数量评测结果

Table 2 FLOPs and parameter evaluation results

指标	Water-Net	FunIE	SESR	UResnet	MLF	本文算法
FLOPs/ 1×10^8	14.29	102.31	16.89	14.37	721.33	13.41
参数量/ 1×10^6	1.09	7.01	1.29	1.18	48.02	1.03

4 结论

针对水下图像中雾气和光照程度分布不均造成的颜色失真、雾化程度高等诸多问题,提出全局特征双注意力融合对抗网络的水下图像增强算法。首先,利用卷积层不断对输入图像进行下采样,进而代替平均池化来提取输入图像的全局特征;其次,通过构建全局特征双注意力融合模块,以适应不同的水体环境;最后,在训练过程中加入一定的陆地条件信息作为限制,提升对抗网络的稳定性。实验结果表明,GfDaf-GAN 算法的指标均值均优于其他对比算法,增强后的图像轮廓清晰,证明 GfDaf-GAN 算法能适应多变的水体环境,能显著改善水下图像雾化和光照不均等问题。在未来工作中考虑在 PA 后加入图像对比度校正矩阵,提升不同像素点的对比度,进而优化 GFD-afb 的处理效果,使网络获得更具视觉表现力的增强图像。

参考文献

[1] SCETTINI R, CORCHS S. Underwater image processing: state of the art of restoration and image enhancement methods [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010, 2010: 746052-1-746052-14.

[2] BONIN F, BURGUERA A, OLIVER G. Imaging systems for advanced underwater vehicles [J]. Journal of Maritime Research, 2011, 8(1): 65-86.

[3] LUDVIGSEN M, SORTLAND B, JOHNSEN G, et al. Applications of geo-referenced underwater photo mosaics in marine biology and archaeology [J]. Oceanography, 2007, 20(4): 140-149.

[4] ZHANG H, PATEL V M. Densely connected pyramid dehazing network [C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 3194-3203.

[5] 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.

[6] FABBRI C, ISLAM M J, SATTAR J. Enhancing underwater imagery using generative adversarial networks [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Brisbane: IEEE, 2018: 7159-7165.

[7] LI C Y, GUO J H, 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.

- [8] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 7132-7141.
- [9] ANTIPOV G, BACCOUCHE M, DUGELAY J L. Face aging with conditional generative adversarial networks [C]//IEEE International Conference on Image Processing(ICIP) . Beijing: IEEE, 2017: 2089-2093.
- [10] YOON J, JORDON J, SCHAAR M. Gain: missing data imputation using generative adversarial nets [C]//International Conference on Machine Learning. Stockholm: PMLR, 2018: 5689-5698.
- [11] LIU J Y, LIU H, ZHENG X Y, et al. Exploring multi-scale deep encoder-decoder and patchGAN for perceptual ultrasound image super-resolution [C]//International Conference on Neural Computing for Advanced Applications. Shenzhen: Springer, 2020: 47-59.
- [12] LIU X, GAO Z, CHEN B M. MLFeGAN: multilevel feature fusion-based conditional GAN for underwater image color correction [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 17(9) : 1488-1492.
- [13] HUANG G, LIU Z, VAN D M L, et al. Densely connected convolutional networks [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI: IEEE, 2017: 4700-4708.
- [14] ZHANG H, SINDAGI V, PATEL V M. Image de-raining using a conditional generative adversarial network [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2019, 30(11) : 3943-3956.
- [15] ISLAM M J, XIA Y, SATTAR J. Fast underwater image enhancement for improved visual perception [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5 (2) : 3227-3234.
- [16] ANWAR S, LI C Y. Diving deeper into underwater image enhancement: a survey [J]. Signal Processing: Image Communication, 2020, 89: 159-169.
- [17] 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. Cham: Springer, 2018: 453-465.
- [18] ISLAM M J, LUO P, SATTAR J. Simultaneous enhancement and super-resolution of underwater imagery for improved visual perception [R]. Los Alamos: arXiv Preprint, 2020: arXiv: 2002. 01155.
- [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] MARZILIANO P, DUFAUX F, WINKLER S, et al. A no-reference perceptual blur metric [C]//International Conference on Image Processing. Rochester: IEEE, 2002: 57-60.
- (上接第 11 页)
- [10] HORIUCHI M, NISHIYAMA H, KATO N, et al. Throughput maximization for long-distance real-time data transmission over multiple UAVs [C]//IEEE International Conference on Communications. Kuala Lumpur: IEEE, 2016: 1-6.
- [11] ALSHAROA A, GHAZZAI H, YUKSEL M, et al. Trajectory optimization for multiple UAVs acting as wireless relays [C]//IEEE International Conference on Communications Workshops. Kansas City: IEEE, 2018: 1-6.
- [12] 张小孟 杨森 宋晓 等. 一种中继无人机快速部署策略 [J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(8) : 1705-1711.
- [13] GOEL R K, MAINI R. Improved multi-ant-colony algorithm for solving multi-objective vehicle routing problems [J]. Transactions on Computer Science & Engineering and Electrical Engineering, 2020, 28(6) : 3412-3428.
- [14] AYAWLI B, APPIAH A Y, NTI I K, et al. Path planning for mobile robots using morphological dilation Voronoi diagram roadmap algorithm [J]. Scientific African, 2021, 12: 745-756.
- [15] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1) : 22-34.
- [16] 毛清华 张强. 融合柯西变异和反向学习的改进麻雀算法 [J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(6) : 1155-1164.
- [17] 安柏义. 多无人机系统协同航迹规划研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2008.