

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210291

双注意力机制与改进 U-Net 的水下图像增强*

王海涛¹ 林森¹ 陶志勇²

(1. 沈阳理工大学信息科学与工程学院 沈阳 110159; 2. 辽宁工程技术大学电子与信息工程学院 葫芦岛 125105)

摘要: 针对现有的水下增强算法存在色彩失真和去雾效果不好等问题,本文提出基于双注意力机制与改进 U-Net 的水下图像增强算法。首先采用颜色校正模块对红、绿、蓝三通道进行处理,减少色偏的影响;然后将通道注意力、空间注意力与 U-Net 网络相融合,对颜色校正后的图像进行去雾、去噪等处理,保留图像纹理细节的同时,实现对比度的增强;最后采用金字塔融合模块将不同分辨率的图像特征进行融合,获得视觉上清晰的图像。实验结果表明,基于 UIEBD 和 UFO-120 测试集,UCIQE、NIQE、SURF 以及信息熵的平均值分别为 0.608 1、4.440 3、31.5 和 7.649 5,所提算法在主视觉质量和客观评价指标上都优于其他经典及新颖算法,增强后水下图像去雾效果良好且在颜色校正方面也具有明显优势,显著提高了水下图像的视觉质量。

关键词: 图像处理;注意力机制;U-Net;金字塔融合

中图分类号: TP391 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.6040

Underwater image enhancement based on dual attention mechanism and improved U-Net

Wang Haitao¹ Lin Sen¹ Tao Zhiyong²

(1. School of Information Science and Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China;
2. School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: The existing underwater enhancement algorithms have some problems such as color distortion and bad defogging effect. Therefore, this paper proposes an underwater image enhancement algorithm based on dual attention mechanism and improved U-Net. Firstly, the color correction module is used to process the red, green and blue channels to reduce the influence of color deviation. Then, the channel attention and spatial attention are fused with the U-Net network, and the images after color correction are defogged and denoised to retain the texture details of the images and enhance the contrast. Finally, the pyramid fusion module is used to fuse the image features with different resolutions to obtain a clear visual image. The experimental results show that based on UIEBD and UFO-120 test sets, the average values of UCIQE, NIQE, SURF and information entropy are 0.608 1, 4.440 3, 31.5 and 7.649 5, respectively. The proposed algorithm is superior to other classical and novel algorithms in subjective visual quality and objective evaluation indexes. The enhanced underwater image has good defogging effect and obvious advantages in color correction, which significantly improves the visual quality of underwater images.

Keywords: image processing; attention mechanism; U-Net; pyramid integration

0 引言

水下图像作为水下信息的重要载体,对于水下环境探测与感知具有不可替代的重要作用。然而由于光的吸收和漂浮颗粒的散射和扩散,目前获得的水下图像往往存在对比度低、颜色失真和清晰度差等现象,给水下生物研究、水下目标检测和海底探测等应用带来巨大的挑战。因此水下

图像增强(underwater image enhancement, UIE)可以通过提高水下图像对比度和减少由散射和衰减引起的退化来提高水下视觉任务的可靠性。

现有的传统 UIE 算法主要分为基于模型的算法和无模型算法。无模型算法通过提高清晰度和对比度来改善水下图像的质量,主要表现为调整给定图像的像素值,且无需显示建模图像的形成过程。调整主要在空间域执行,包括

收稿日期:2022-06-12

* 基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFB1403303)资助

直方图均衡化^[1]、灰色世界算法^[2]、对比度受限自适应直方图均衡化^[3]、具有颜色恢复的视网膜增强算法^[4]、自动白平衡^[5]和颜色恒定性^[6]。空间域算法可以在一定程度上改善视觉质量,但可能会加剧噪声,引入伪影,并导致颜色失真。在目前的工作中,Ancuti 等^[7]提出了一种 UIE 算法,使用多尺度融合策略将对比度增强图像和颜色校正图像混合。然而,这类算法忽略了色彩失真和雾霾效应之间的相互影响,泛化性能较差。基于模型的算法引入水下场景的先验知识或估计物理模型参数(背景光或透射图)以获得清晰的图像。Chi 等^[8]估计衰减过程的模型参数,以获得清晰的图像。Yang 等^[9]提出水下暗通道先验(underwater dark channel prior,UDCP),以处理水中红光的严重衰减。Li 等^[10]提出了一种基于最小信息损失原理和直方图分布的水下图像增强算法,然后再估计传输图。Peng 等^[11]提出了一种基于图像模糊度和光吸收的深度估计算法,该算法用于水下成像模型,以增强水下图像。尽管上述算法取得了相对较好的效果,但图像质量取决于特定的场景和照明条件,甚至与温度和浊度有关,鲁棒性较差。

近年来,越来越多的深度学习方法被应用于图像处理,如图像着色、颜色/对比度调整、去雾等。与其他容易获得地面真值的低层视觉问题不同,获得大量成对的退化水下

图像和相应的地面真值具有挑战性,因此,大多数基于学习的 UIE 算法通常使用合成数据集进行训练。Li 等^[12]融合白平衡、伽马校正和直方图均衡化预处理的图像,以增强图像。Dudhane 等^[13]通过对每个颜色通道的特征赋予不同的权重,提出了一种基于 CNN 的增强算法,获得清晰的图像。目前发表的大多数基于深度学习的算法忽略了颜色和雾状模糊之间的相关性,很少有人考虑设计独特的网络结构来处理颜色校正,更多地依赖数据集或损失函数来解决。因此,本文提出双注意力机制与改进 U-Net 网络(dual attention mechanism and improved U-Net network, DAMIUN),来细化颜色校正和去雾子任务,解决上述问题并获得更好的结果。

1 本文算法

本文基于 CNN 设计了一个双注意力机制与改进 U-Net 的水下增强网络,该网络不依赖于水下成像模型,可通过训练大量数据实现从退化图像到无失真图像直接端到端的水下图像清晰化。所提出的模型分为 3 部分,即颜色校正模块、改进 U-Net 模块和金字塔融合模块,如图 1 所示。此外,通过线性组合多个损失函数使得图像具有更加良好的视觉感观。

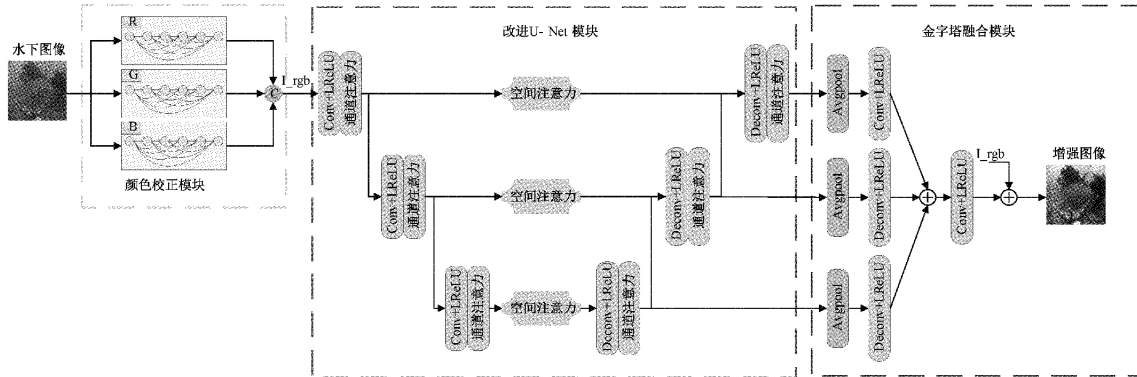


图 1 本文算法框架

注:I_rgb 表示颜色校正模块的输出。

1.1 颜色校正模块

在水下,光的衰减取决于光的波长,会导致不同程度的颜色失真,其中红光吸收最强,蓝绿光吸收最弱。为了减轻色偏的影响,首先将退化图像分解成 R,G,B 三通道,然后利用 6 层卷积的密集连接卷积网络(dense connected convolutional networks,DenseNets)分别对 R,G,B 三通道进行颜色校正,DenseNets 输入输出的特征映射维度都是 1。最后,将处理之后的 R,G,B 三通道在维度上叠加,获得颜色校正之后的特征图像。

1.2 改进 U-Net 模块

对颜色校正之后的图像在不同分辨率下进行细节恢复。改进 U-Net 模块分为编码器和解码器两部分,编码器对 3 个不同分辨率的图像进行编码,输入的分辨率分别为

256×256,128×128,64×64,维度都是 64。解码器对不同分辨率进行恢复,在解码器中,从下到上,将下层的特征相加到上层特征,与编码器形成一个 U 型结构,使不同分辨率的特征学习更充分。在卷积层与反卷积层之后添加通道注意力模块,有效提取图像的纹理、细节和轮廓特征,属于图像的全局特征。同一层的编码解码器,使用跳跃连接将对应的编码特征和解码特征进行融合,有利于特征信息的恢复,中间层使用了空间注意力模块,空间结构特征描述了图像的主要内容,属于图像的局部特征,有效提取图像的全局特征和局部特征对水下图像增强尤为重要。

1)通道注意力

为了有效地提取图像的纹理、细节和轮廓特征,通道注意(channel attention,CA)模块为每个通道分配一个权

重值,并调整不同通道之间的特征,从而保证图像特征的完整性,有助于提升水下图像对比度。CA 模块的目标是以全局方式执行特征重新校准,其中计算每个通道的摘要统计信息 z ,然后用于选择性地强调信息性特征映射,以及抑制无用的特征映射,CA 模块的结构如图 2 所示。将 $U = [u_1, u_2, \dots, u_c]$ 表示为 CA 模块的输入,CA 模块由大小为 $H \times W$ 的通道特征映射组成,则 z 的第 c 个元素由以下公式计算:

$$z_c = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W u_c(i, j) \quad (1)$$

为了对不同类型的特征图给予不同的关注,采用了一种带有 Sigmoid 激活的门控机制来汇总统计信息 α ,该过程如下所示:

$$\alpha = \sigma(W_{CA}^2 * \delta(W_{CA}^1 * z + b_{CA}^1) + b_{CA}^2) \quad (2)$$

其中, σ 和 δ 分别代表 Sigmoid 和 ReLU 函数, $*$ 表示卷积运算。 W_{CA}^n 和 b_{CA}^n 是第 n 个卷积层中的权重和偏差。

通过上述过程,CA 模块能够根据输入的信道统计信息自适应地调制信道特征,并帮助网络提高信道特征的分辨率。

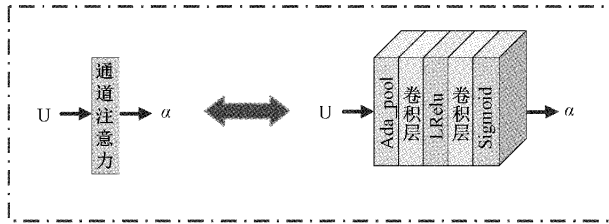


图 2 通道注意力

2) 空间注意力

输入和特征图中包含的信息在空间位置上也不同,因此,为了恢复图像的主要内容,使网络对不同的局部区域具有辨别能力,将更多地关注更重要、更难增强的区域。为了利用输入的特征通道相互依赖性,空间注意(spatial attention, SA)模块使用两层神经网络和一个 Sigmoid 函数来生成空间注意掩膜 β ,如图 3 所示,输入特征被空间调制的过程可以表述为:

$$\beta = \sigma(W_{SA}^2 * \delta(W_{SA}^1 * U + b_{SA}^1) + b_{SA}^2) \quad (3)$$

其中, σ 和 δ 分别代表 Sigmoid 和 ReLU 函数, $*$ 表示卷积运算。 W_{SA}^n 和 b_{SA}^n 是第 n 个卷积层中的权重和偏差。

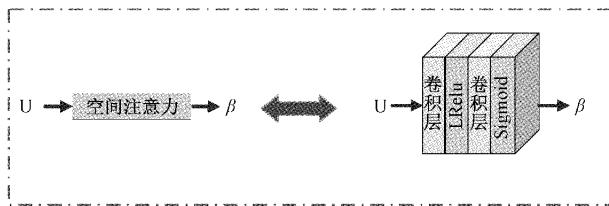


图 3 空间注意力

同时 SA 模块以本地方式自适应调制特征,可以与全局信道调制相互作用,以帮助网络增强代表性。

1.3 金字塔融合模块

将编码解码输出的不同分辨率的图像特征进行融合,获得视觉上清晰的图像。首先对不同分辨率的输入利用平均池化层进行去噪。然后进行上采样,使分辨率恢复到 256×256 ,并将其像素相加。最后,引入一个卷积层,生成一个三维图像特征,为了使恢复的图像色彩更加鲜艳,把色彩校正的输出与生成的三维图像进行叠加,获得视觉上色彩鲜明的水下清晰图像。

1.4 损失函数

本文采用混合损失函数来训练网络,即 Smooth L_1 损失函数^[14]和感知损失函数^[15]的线性组合。

1) Smooth L_1 损失

Smooth L_1 损失结合了 L_1 和 L_2 的优点,即相比于 L_1 损失函数,可以收敛得更快;相比于 L_2 损失函数,对离群点、异常值不敏感,梯度变化相对更小。因此 Smooth L_1 损失具有稳定的梯度,使网络结构更具有鲁棒性。

$$\text{Smooth } L_1 = \begin{cases} 0.5x^2, & |x| < 1 \\ |x| - 0.5, & x < -1 \text{ 或 } x > 1 \end{cases} \quad (4)$$

其中, x 表示 $I^c - I^s$, I^c 表示相应的清晰图像(标签图像), I^s 表示深度学习模型的输出图像。

2) 感知损失

感知损失函数由已完成训练的 CNN 网络中的特征图参数定义,该函数参与训练后得到的图像细节更加逼真,感知损失定义为:

$$L_{\text{vgg}} = \frac{1}{W_{i,j} \times H_{i,j}} \sum_{w=1}^{W_{i,j}} \sum_{h=1}^{H_{i,j}} (\phi_{i,j}(I^s) - \phi_{i,j}(I^c))^2 \quad (5)$$

其中, $\phi_{i,j}$ 为预训练 VGG-19 网络中第 i 个池化层前的第 j 个卷积层输出的特征图, $W_{i,j}$ 和 $H_{i,j}$ 表示特征图的大小,本文 i 取值为 4, j 取值为 3,即选用 VGG_{4,3} 卷积层特征图来定义损失。

3) 整体损失

通过二者线性组合得到的整体损失函数可有效提升网络鲁棒性,该函数定义为:

$$L = \text{Smooth } L_1 + \lambda * L_{\text{vgg}} \quad (6)$$

其中,权重 λ 是一个超参数,用于调整两个损失之间的比例^[16]。为了避免感知损失函数过高影响网络模型对结果的输出,根据训练数据和实验结果,选取权重 λ 取值为 0.05。

2 实验结果

2.1 数据集和训练

1) 数据集: 选用水下生成对抗网络(underwater generative adversarial networks, UGAN)^[17]训练获得 6 000 组图像对作为本文训练集,水下图像增强基准数据集(underwater image enhancement benchmark dataset, UIEBD)^[12]和 UFO-120^[18]数据集作为测试集。

2) 训练细节: DAMIUN 算法训练与测试图像大小皆

为 256×256 , 优化器为 Adam^[19], 批量大小设为 4, 网络实现基于 Pytorch 框架, 使用 RTX2080Ti GPU。

3) 比较算法: 为了验证本文算法有效性, 在实验分析中对比多个经典和新型算法。图像增强方面选用 Fusion 算法^[7], 图像复原方面选用 UDCP 算法^[9], 深度学习领域选用水下图像增强卷积神经网络 (underwater image enhancement convolutional neural network, UWCNN)^[20]

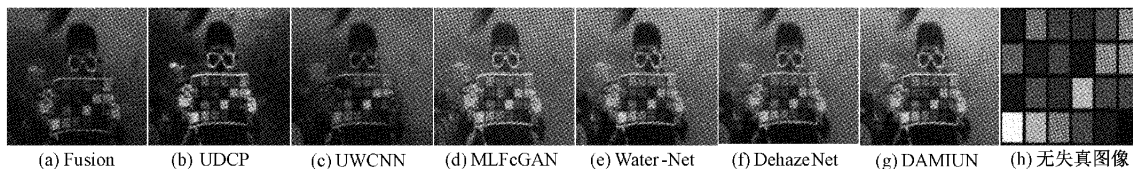


图 4 颜色恢复实验

由图 4 观察可得, Fusion 算法色卡图像中黄色与绿色块颜色相近, 不易区分, 色卡整体颜色加深。UDCP 算法图像出现了明显的色彩失真, 算法鲁棒性低。UWCNN 算法和 DehazeNet 算法色卡图像偏向蓝色, 颜色校正效果较差。Water-Net 色卡图像虽然恢复效果较好, 但整体偏红色。MLFCGAN 色卡图像恢复比较自然, 但相同色系区分

算法, Water-Net 算法^[12]、MLFCGAN 算法^[21] 以及通过端到端直接学习估计透射率与有雾图像的 DehazeNet^[22] 算法。

2.2 主观评价

首先通过色卡颜色恢复实验检测 DAMIUN 算法在颜色校正方面的有效性, 通过对退化图像进行处理, 可有效验证算法的颜色恢复效果, 图 4 为颜色恢复实验结果。

度较低, 无法达到良好的视觉效果。本文算法色卡图像颜色鲜明, 具有良好的视觉效果。

在测试集中挑选具有代表性的水下图像, 进一步验证水下图像的颜色校正和清晰度恢复, 将各算法应用于复杂水下图像中, 退化图像受到不同程度的色彩失真、低照度与浑浊度影响, 处理结果分别如图 5~7 所示。

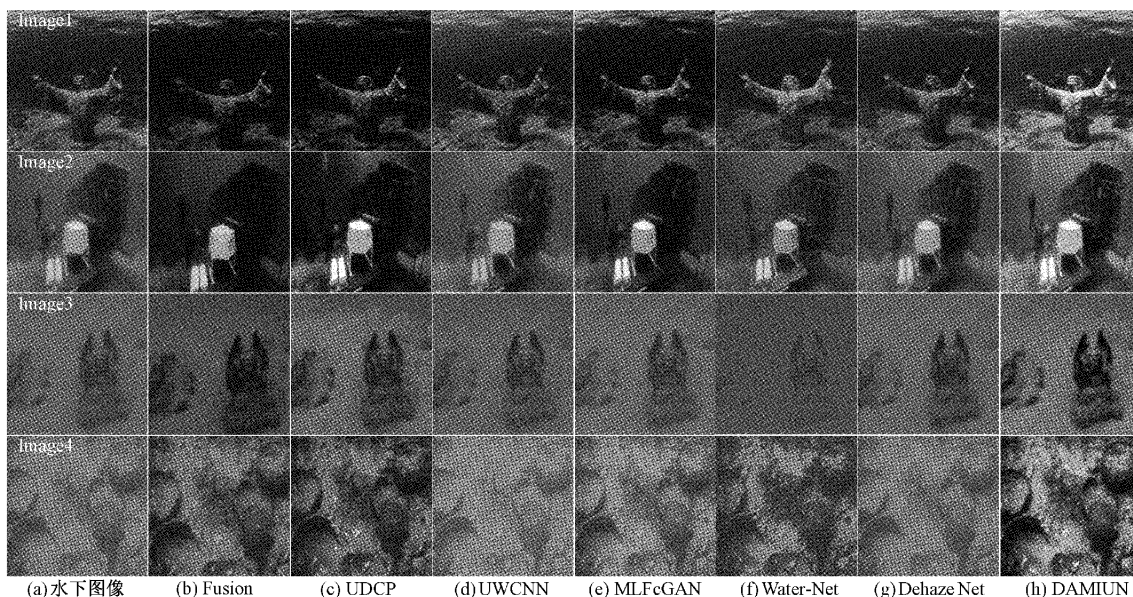


图 5 水下失真图像实验结果

由于水下环境对可见光存在着选择性吸收, 水下图像往往出现蓝绿色偏, 因此本文使用 4 组图像对各算法在去除蓝绿背景方面进行对比分析。由图 5 观察可得, 针对蓝色背景, Fusion、UDCP、UWCNN、MLFCGAN 和 DehazeNet 算法均无法有效去除蓝色色偏, 且 Water-Net 算法在主要对象 (如雕像) 区域可能出现红色偏重的颜色失真; 针对绿色背景, UDCP 和 DehazeNet 算法无法有效去除绿色色偏, Fusion 和 MLFCGAN 算法出现黄色色偏, UWCNN 算法出现蓝色色偏, Water-Net 算法出现红色色偏。与其他算法相比, DAMIUN 算法能有效解决复杂失

真问题, 使增强后的水下图像有更加自然的视觉感知效果。

由于水下背景光照弱, 在图像获取时多采用投射光源或水下发光生物等的影响, 水下图像常出现非均匀光照的情况。由图 6 观察可知, Fusion 算法加剧了图像非均匀光照情况, 暗区域更暗, UWCNN 和 Water-Net 算法不仅没有恢复低照度图像, 还分别引入蓝色和红色色偏, UDCP、MLFCGAN 和 DehazeNet 算法处理后图像亮度提升不明显, 对低照度图像处理效果较差。与其他算法相比, DAMIUN 算法对低照度图像处理效果明显, 无论是暗区

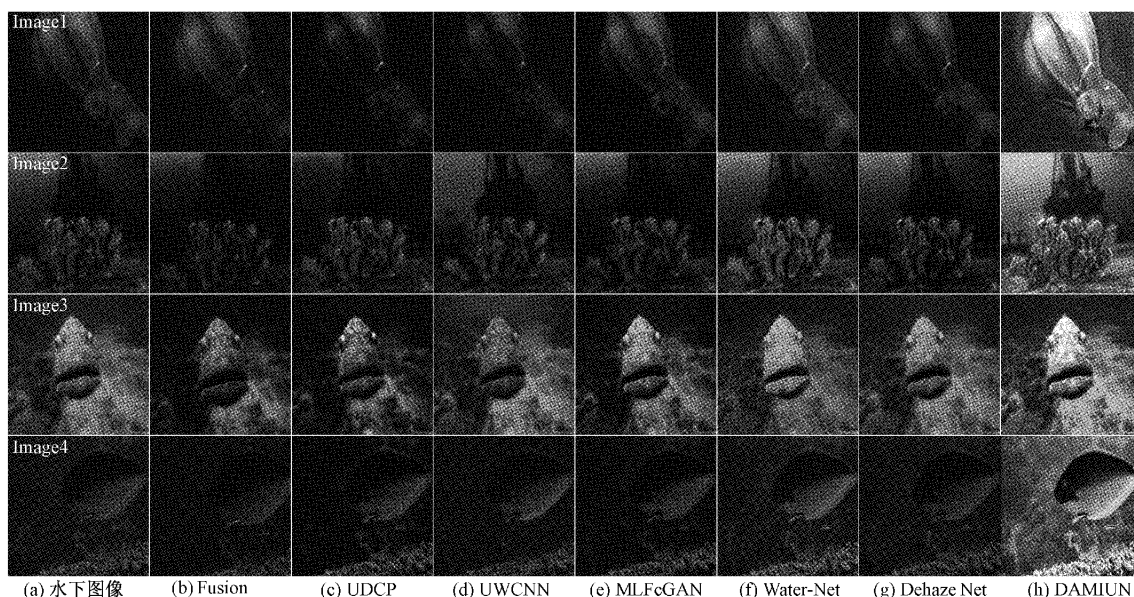


图 6 低照度图像实验效果

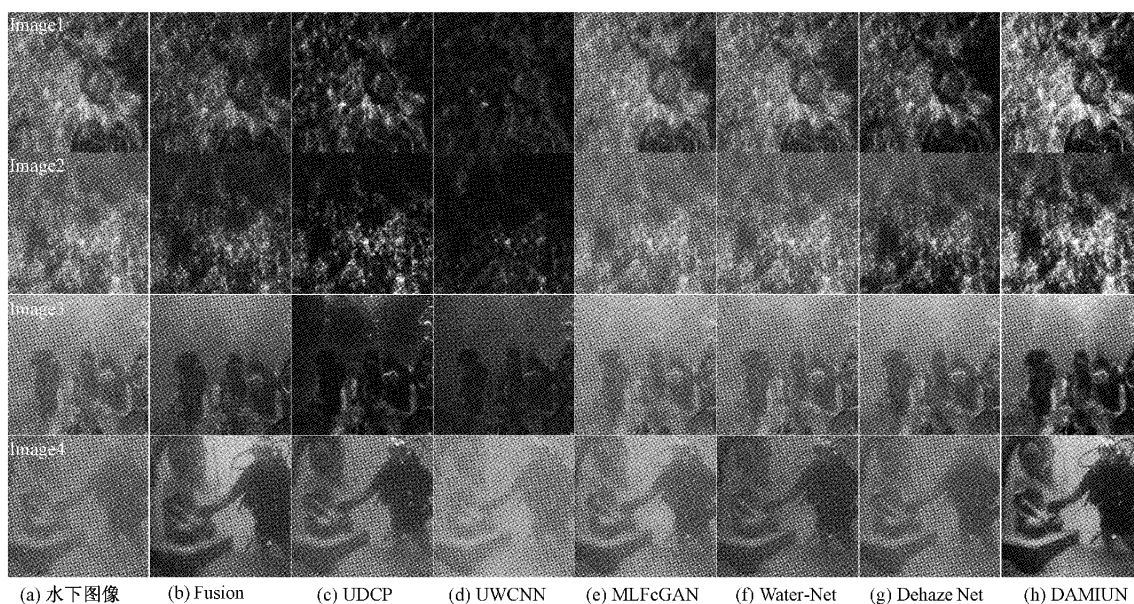


图 7 雾状图像实验结果

域背景还是亮区域主要物体,处理效果均为最优。

水下介质的散射引起图像雾状模糊,雾状模糊多具有变化缓慢的低频性质。由图 7 观察可知,4 组图像由上到下分别为薄雾到浓雾,Fusion、UDCP 和 UWCNN 算法对薄雾处理较好,但对浓雾处理效果不佳,且会引入黄、蓝色偏;MLFeGAN 算法无法去除水下图像雾状模糊,且对无色偏图像引入红色色偏,对绿色背景图像引入黄色色偏;Water-Net 和 DehazeNet 算法同样无法去除雾状模糊,但不会对无色偏图像造成颜色失真;与其他算法相比,DAMIUN 算法不仅可以处理不同程度的雾状模糊,且可以对绿色背景图像实现颜色校正。

综上所述,本文算法结果图像色彩鲜明,亮度与清晰度优于各比较算法,在复杂环境下可有效解决颜色失真、低照度、高浑浊度等退化现象,算法具有强鲁棒性。

2.3 客观评价

为了客观的分析本文方法的性能,通过 4 项客观评价指标对算法图像质量进行进一步的客观评测。

1) 通过水下彩色图像质量评价 (underwater color image quality evaluation, UCIQE)^[23] 指标进行质量测评。UCIQE 采用 CIELab 空间的色度、饱和度与清晰度的加权组合测评水下彩色图像的质量,测评值越高表明图像在色度、饱和度与清晰度之间具有更好的平衡性能。

2) 自然图像质量评价 (natural image quality evaluator, NIQE)^[24] 指标将结果图像与已训练的模型参数进行对比得到测评结果, 该测评值越小图像越接近自然状态。

3) 信息熵^[25] 表示图像信息丰富量, 彩色图像熵是 R, G, B 这 3 个通道信息熵的平均值, 图像的信息熵越大, 信息量越多, 图像质量越好。

4) 特征点匹配^[26] 通过对比处理前后图像的特征点匹配数目, 验证算法的性能, 特征点匹配数目越多, 图像清晰度越好, 测试效果如图 8 所示, 左上角为特征点匹配数。

为了使实验更具说服力, 分别对 2 个测试集全部数据的客观评价结果取平均值, 如表 1 所示。UIEBD 综合 UCIQE、NIQE、信息熵和 SURF 指标均值效果均高于其他算法。UFO-120 数据集 UCIQE、NIQE 虽低于 UDCP 和 Fusion 算法, 但主观效果强于这 2 种算法。综上所述, 本

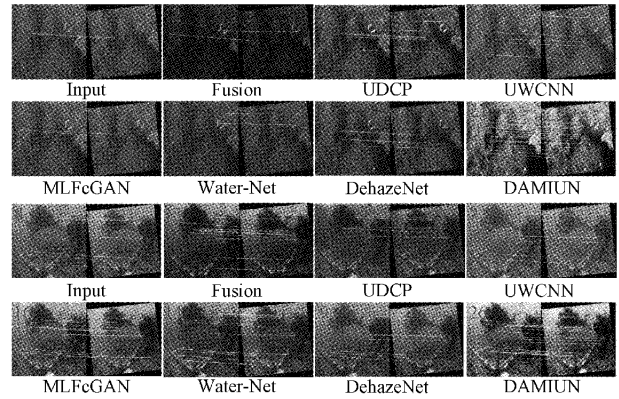


图 8 特征点匹配实验

文算法增强后的水下图像整体效果更自然, 色彩恢复更好。

表 1 各算法不同客观指标对比结果

算法	UIEBD				UFO-120			
	UCIQE	NIQE	信息熵	SURF	UCIQE	NIQE	信息熵	SURF
Fusion	0.514 1	4.826 4	6.992 6	16	0.545 1	4.586 7	7.040 8	24
UDCP	<u>0.599 8</u>	4.558 9	7.025 5	<u>23</u>	0.617 2	4.744 2	7.116 6	<u>35</u>
UWCNN	0.491 8	4.424 8	7.177 1	17	0.537 3	4.970 6	7.290 1	28
MLFcGAN	0.526 0	6.021 3	<u>7.246 8</u>	21	0.590 2	6.139 4	<u>7.401 3</u>	<u>35</u>
Water-Net	0.527 6	5.264 5	7.026 5	15	0.582 9	4.769 9	<u>7.314 7</u>	30
DehazeNet	0.529 7	<u>4.380 5</u>	7.186 1	17	0.574 8	4.780 5	7.273 2	31
DAMIUN	0.601 4	4.217 9	7.632 3	25	<u>0.614 8</u>	<u>4.662 7</u>	7.666 7	38

注: 加粗字体为算法最优值, 划线字体为次优值。

2.4 网络复杂度

为了更好地讨论不同算法的网络复杂度和运行速度, 可以用参数量、浮点运算量 (floating point operations, FLOPs) 和运行速度指标来衡量。参数量和 FLOPs 共同

描述了数据经过复杂网络的计算量, 数值越小, 网络复杂度越低。运行速度采用每秒内可以处理的图片数量来表示, 即画面每秒传输帧数 (frames per second, FPS), 数值越大, 运行速度越快, 实验结果如表 2 所示。

表 2 参数量、FLOPs 和 FPS 实验结果

	Fusion	UDCP	UWCNN	MLFcGAN	Water-Net	DehazeNet	DAMIUN
参数量 (M)	—	—	0.04	48.02	1.09	—	0.74
FLOPs (G)	—	—	2.55	18.29	1 229	—	3.14
FPS	1.09	1.35	0.78	13.64	16.39	1.25	17.15

3 结 论

为解决水下图像色彩偏差及雾化现象, 本文提出了基于双注意力机制与改进 U-Net 的水下图像增强算法, 采用颜色校正模块对 R, G, B 三通道进行色彩恢复, 并通过通道与空间注意力融合 U-Net 网络, 去除雾状模糊, 增强图像细节。最后为了使恢复的图像色彩更加鲜艳, 把色彩校正的输出与生成的三维图像进行叠加, 获得视觉上色彩鲜

明的水下清晰图像。相较于其他对比算法, 本文处理后图像不仅色彩鲜明、细节丰富, 且网络复杂度低于所提出的经典及新颖算法。

参考文献

[1] LI M, LIU J, YANG W, et al. Structure-revealing low-light image enhancement via robust retinex model [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(6): 2828-2841.

- [2] TIAN Y, YANG G, WANG Z, et al. Apple detection during different growth stages in orchards using the improved YOLO-V3 model [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 157: 417-426.
- [3] STIMPER V, BAUER S, ERNSTORFER R, et al. Multidimensional contrast limited adaptive histogram equalization[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 165437-165447.
- [4] GUO X, LI Y, LING H. LIME: Low-light image enhancement via illumination map estimation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 26(2): 982-993.
- [5] HUANG X, XU D, CHEN J, et al. Smartphone-based analytical biosensors [J]. *Analyst*, 2018, 143(22): 5339-5351.
- [6] TSCHANDL P, ROSENDAHL C, KITTLER H. The HAM10000 dataset, a large collection of multi-source dermatoscopic images of common pigmented skin lesions[J]. *Scientific Data*, 2018, 5(1): 1-9.
- [7] ANCUTI C, ANCUTI C O, HABER T, et al. Enhancing underwater images and videos by fusion[C]. *Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2012: 81-88.
- [8] CHIANG J Y, CHEN Y C. Underwater image enhancement by wavelength compensation and dehazing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 21(4): 1756-1769.
- [9] YANG H Y, CHEN P Y, HUANG C C, et al. Low complexity underwater image enhancement based on dark channel prior[C]. *Proceedings of 2011 Second International Conference on Innovations in Bio-inspired Computing and Applications*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 17-20.
- [10] LI C Y, GUO J C, CONG R M, et al. Underwater image enhancement by dehazing with minimum information loss and histogram distribution prior[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(12): 5664-5677.
- [11] PENG Y T, COSMAN P C. Underwater image restoration based on image blurriness and light absorption [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(4): 1579-1594.
- [12] LI C, GUO C, REN W, et al. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 29: 4376-4389.
- [13] DUDHANE A, HAMBARDE P, PATIL P, et al. Deep underwater image restoration and beyond[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2020, 27: 675-679.
- [14] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]. *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 1440-1448.
- [15] ZHANG H, PATEL V M, RIGGAN B S, et al. Generative adversarial network-based synthesis of visible faces from polarimetric thermal faces [C]. *Proceedings of 2017 IEEE International Joint Conference on Biometrics(IJCB)*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 100-107.
- [16] LIU P, WANG G, QI H, et al. Underwater image enhancement with a deep residual framework [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 94614-94629.
- [17] FABBRI C, ISLAM M J, SATTAR J. Enhancing underwater imagery using generative adversarial networks[C]. *Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA)*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 7159-7165.
- [18] ISLAM M J, EDGE C, XIAO Y, et al. Semantic segmentation of underwater imagery: Dataset and benchmark [C]. *Proceedings of International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS)*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2020: 1769-1776.
- [19] 程换新, 蒋泽芹, 成凯. 基于改进 SegNet 模型的斑马线图像语义分割 [J]. *电子测量技术*, 2020, 43(23): 104-108.
- [20] LI C, ANWAR S, PORIKLI F. Underwater scene prior inspired deep underwater image and video enhancement [J]. *Pattern Recognition*, 2020, 98: 107038.
- [21] LIU X, GAO Z, CHEN B M. MLFcGAN: Multilevel feature fusion-based conditional GAN for underwater image color correction [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 17(9): 1488-1492.
- [22] CAI B, XU X, JIA K, et al. DehazeNet: An end-to-end system for single image haze removal[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(11): 5187-5198.
- [23] 王聪, 薛晓军, 李恒, 等. 基于颜色校正和改进二维伽马函数的水下图像增强[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(2): 171-178.
- [24] 蔡国源, 牛玉广, 刘雪菲, 等. 基于图像卷积变分自编码的电站锅炉燃烧稳定性评价方法[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(3): 210-220.
- [25] 戴凤智, 芦鹏, 朱宇璇. 基于多传感器的睡眠监测与评估系统设计[J]. *国外电子测量技术*, 2022, 41(4): 126-133.
- [26] 代成刚, 林明星, 王震, 等. 基于亮通道色彩补偿与融合的水下图像增强[J]. *光学学报*, 2018, 38(11): 1110003.

作者简介

王海涛(通信作者), 硕士, 高级实验师, 主要研究方向为计算机应用, 机器学习。
E-mail: 43817868@qq.com