

基于改进 U-Net 的水下图像增强算法*

孙凌宇 李文清 徐英杰 陈凯楠 李洋

(河北工业大学机械工程学院 天津 300401)

摘要: 针对水下退化图像存在颜色失真、模糊雾化、对比度低等问题,提出了一种新的基于改进 U-Net 的水下图像增强算法。设计一种新的残差注意力结构和边缘检测模块并将其引入到 U-Net 网络中,构建改进后的水下图像增强算法。实验结果表明,本文提出的算法在校正水下色偏和增强对比度方面均得到了很好的效果,IE 值较原始图像平均提高了 14.2%,UCIQE 值较原始图像平均提高了 24%。消融实验结果表明,本文提出的残差注意力结构、边缘检测模块和损失函数均对水下图像增强起到了积极的效果。

关键词: 水下退化图像;图像增强;残差块;注意力机制;损失函数;消融实验

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Underwater image enhancement algorithm based on improved U-Net

Sun Lingyu Li Wenqing Xu Yingjie Chen Kainan Li Yang

(School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

Abstract: A new underwater image enhancement algorithm based on improved U-Net is proposed to address the problems of color distortion, fuzzy fogging, and low contrast in underwater degraded images. A new residual attention structure and edge detection module are designed and introduced into the U-Net network to construct the improved underwater image enhancement algorithm. The experimental results show that the algorithm proposed in this paper obtains good results in both correcting the underwater color bias and enhancing the contrast, with an average improvement of 14.2% in the IE value compared with the original image and an average improvement of 24% in the UCIQE value compared with the original image. The results of the ablation experiments show that the residual attention structure, edge detection module, and loss function proposed in this paper have positive effects on underwater image enhancement.

Keywords: underwater degraded images; image enhancement; residual block; attention mechanism; loss function; ablation experiments

0 引言

随着对海洋的不断开发与探索,水下机器人成为人类探索海洋、认识海洋的先进手段之一,其中在复杂的海洋环境中拥有高效的水下环境感知能力是水下机器人能够精确实现后续作业的关键所在^[1-2]。然而,由于水中细微颗粒和水介质对光线产生散射和吸收作用,导致水下拍摄的图像会存在颜色失真和模糊等问题,从而影响水下机器人后续目标检测等任务。

目前水下光学图像的增强算法一般分为 3 种:第 1 种是基于非物理模型的传统图像增强方法,这种方法不依赖水下成像物理模型,直接应用于水下退化图像,根据需求采用相应的图像处理方法调整像素值来改善视觉效果,获得

增强后的水下图像。Malathi 等^[3]通过改进直方图均衡化提出限制对比度自适应直方图均衡化(contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE)算法,该算法通过非线性的拉伸像素值,将原始的随机分布直方图转换为均匀分布,从而提高图像的对比度。Hitam 等^[4]使用欧几里得范数合并 CLAHE 方法处理后的 RGB 和 HSV 颜色模型,提出了一种用于水下图像增强的复合 CLAHE 颜色模型。Sun 等^[5]提出的小波变换将图像分为低频和高频部分,分别对低频和高频进行计算,然后实行逆小波运算得到增强后的图像。但是基于非物理模型的传统图像增强方法在处理水下图像时效果往往不太好,常常会放大噪声以及引入伪影。第 2 种是基于物理模型的传统图像增强方法,

其基本思想是根据水下环境的物理特性构建数学模型,通过估计模型参数重构退化前的清晰图像。Drews 等^[6]针对水下情况提出水下暗通道先验算法,仅对衰减较少的蓝色和绿色通道使用暗通道先验估计场景深度,从而恢复水下图像。Cheng 等^[7]基于暗通道去雾算法提出了一种红色通道先验算法来估计水下物理模型参数,达到复原水下图像的目的。Li 等^[8]通过构建最小信息原则估计透射图达到复原水下图像的目的。Peng 等^[9]通过光的吸收和模糊程度估计场景深度,然后恢复水下图像。然而基于物理模型的方法通常需要考虑水下图像的光学特性,依赖于环境假设和先验知识,受到参数估计准确性的限制,数学模型有很大的局限性,很难针对不同的环境设计一个统一的物理模型,导致这种方法的环境适应能力普遍较弱。第 3 种是基于深度学习的水下图像增强方法,近年来,深度学习在计算机视觉和自然语言处理等各个领域应用广泛^[10]。深度学习算法具有强大的特征学习和表征能力,可以自主学习图像中的关键特征,通过数据驱动的方法,端到端的拟合出水下退化图像与水下增强图像之间的复杂映射关系^[11],能够更好的描述水下图像的内容和结构。近年来,陆续有许多研究者提出应用于水下图像增强的深度学习方法,Perez 等^[12]首次提出基于卷积神经网络的水下图像增强方法,利用成对的退化和恢复的水下图像训练端到端的映射模型。Wang 等^[13]提出 UIE-Net,通过颜色校正网络输出各通道的吸收系数,通过去雾网络输出光衰减投射图,通过两个网络分支恢复图像。Li 等^[14]提出了一种用于水下图像增强的门控融合卷积神经网络架构,Water-Net 模型通过卷积神经网络预测白平衡、伽马校正、白平衡处理后图像的置信度,然后进行融合得到增强后的水下图像。Li 等^[15]提出了一种基于卷积神经网络的图像增强模型,该模型利用合成的十个不同的海洋图像数据库,为每种水下图像类型训练相应的 UWCNN 模型。Liu 等^[16]提出了一种基于深度残差的卷积神经网络框架,该 Resnet 模型是一种用于水下图像增强的强监督学习方法。Fabbri 等^[17]提出 UGAN 网络

模型,先利用 CycleGAN 生成退化水下图像,然后 UGAN 通过学习成对数据之间的映射关系提升图像清晰度。Li 等^[18]提出基于 CycleGAN 的弱监督颜色校正模型,使用结构损失代替对抗损失,实现水下图像的颜色校正。总的来说,基于深度学习的水下图像增强方法在当前的研究中具有巨大的潜力,为解决水下视觉任务中的挑战提供了有效的解决方案。然而,上述基于深度学习的算法均采用单一的卷积核图像进行特征提取,并未考虑到不同尺度的特征图对水下图像增强的重要性不同。

为了有效解决上述问题,本文构建了一种基于改进 U-Net 的水下图像增强网络模型。在 U-Net^[19]网络的基础上,设计了一种新的残差注意力块,旨在通过引入多尺度特征提取机制,从不同空间尺度的特征图中提取关键信息,扩展每个网络层的感受野,使网络自适应地聚焦于图像中的重要区域。同时设计了一个边缘检测模块,旨在增强网络对图像边缘细节的感知和提取能力。此外,本文还采用了组合损失函数,以推动网络生成的图像更接近目标图像。

通过对测试数据集的客观和主观评价指标的详细分析发现,我们的方法相对于其他方法在水下退化图像的颜色和对比度恢复方面表现更出色。

1 本文方法模型

该网络框架主要由编码器、解码器、残差注意力结构、边缘检测模块组成,如图 1 所示。首先,将退化的水下图像输入到由卷积层、ReLU 层和最大池化层组成的编码器中,对图像进行一个初步的特征提取。随后将提取到的特征图输入到残差注意力结构中,对图像深层特征进行提取。在解码之前执行了一个卷积操作,目的是为了降低特征图维度,方便后续进行特征拼接。编码器将每层下采样之前得到的特征图与解码器上采样操作后的重建特征进行拼接,得到重建后的特征图。最后与经过边缘检测模块提取的输入图像边缘特征融合生成最后的水下增强图像。

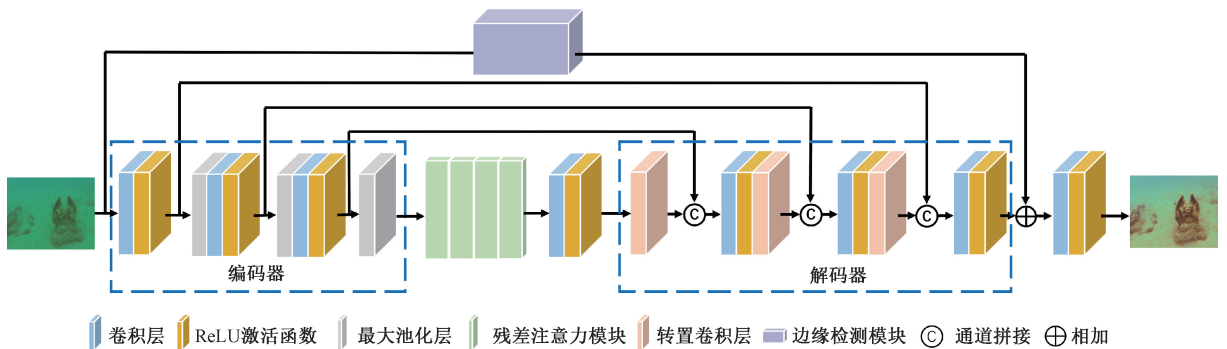


图 1 本文模型结构

本文模型中每个普通卷积采用的都是 3×3 的卷积核,步长为 1,填充为 1 个像素,如表 1 所示,这样的参数设置有助于保证输入图像的分辨率与输出图像的分辨率相

同。第 1 个编码器接收三通道数据作为输入,生成 32 个通道特征图,经过第 2 个编码器变为 64 个特征图,经过第 3 个编码器变为 128 个特征图,并将其传输到残差注意力

模块中,经过残差注意力模块提取高级特征后输出 128 个特征图,卷积后经过 3 个解码器输出 32 个特征图,然后与

边缘检测模块提取的边缘特征融合,再经过一个卷积层输出最终的水下增强图像。

表 1 模型中卷积层的配置

名称	卷积核数量	卷积核尺寸	步长	填充	输出特征图数量
编码器 1/2/3	32/64/128	3×3	1	1	32/64/128
残差注意力模块 1/2/3/4	128	1×1,3×3	1	1	128
卷积层	256	3×3	1	1	256
解码器 1/2/3	128/64/32	3×3	1	1	128/64/32
卷积层	3	1×1	1	1	3

1.1 U-Net 基础框架

网络中的编码器、解码器和跳跃连接是受 U-Net 网络启发。U-Net 网络是一种卷积神经网络架构,主要创新之处在于其对称的编码器和解码器结构,有助于将全局信息与局部信息结合,跳跃连接有助于帮助网络捕捉不同层级信息,U-Net 网络可以使用很少的数据集产生更精确的结果。因此,本文的基础架构由编码器、解码器和跳跃连接组成。在本文提出的模型中,编码器主要负责提取输入图像的特征信息,由卷积层、激活函数和最大池化层三部分组成,编码器通过三次卷积和下采样来提取图像特征,同时减小特征图尺寸。解码器负责将编码器减小的特征图尺寸还原到原始输入图像尺寸,解码器和编码器对称,由转置卷积层、卷积层和激活函数三部分组成,解码器通过三次转置卷积和卷积操作增大特征图尺寸来恢复图像的细节信息。

跳跃连接是 U-Net 网络中的关键操作之一,它建立了编码器与解码器之间的直接联系,允许特征图在不同层级之间传递。跳跃连接将编码器中的低级特征传递到解码器中,有助于在解码器中融合浅层特征和深层特征,可以更好的保留图像的细节信息。

1.2 残差注意力结构

由于 U-Net 网络通常用于图像分割任务,对于图像增强任务来说网络较浅,细节和全局特征未被完全提取利用,无法很好的捕捉水下图像中的复杂特征。因此设计了一种新的残差注意力块,如图 2 所示,并将原始 U-Net 网络中的瓶颈层替换为由 4 个残差注意力块组成的残差注意力结构,解决原始 U-Net 网络瓶颈层缺乏对多尺度特征的有效利用,导致其对水下图像增强任务效果不佳的问题。在残差块中引入多尺度特征提取机制,通过设置 1×1 和 3×3 卷积核,使得每层卷积层能够接受并融合来自前一层的多尺度特征信息,有助于获得不同的感受野,实现从不同尺度的特征图中提取信息。最终,这些不同尺度的特征被合并以丰富网络的表示能力,从而有助于提高模型性能。

残差注意力块引入了通道空间注意力机制^[20](convolutional block attention module, CBAM),如图 3 所

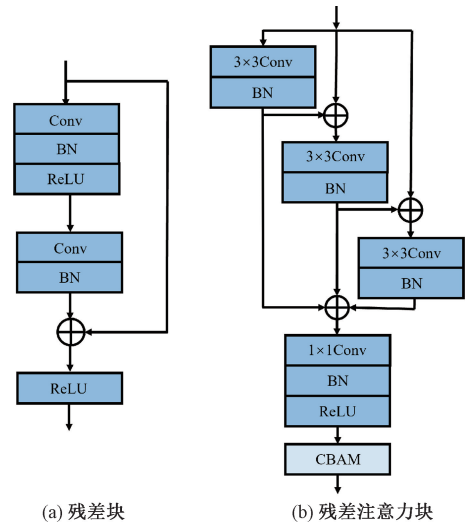


图 2 残差块与残差注意力块

示,CBAM 由通道注意力机制和空间注意力机制组合而成,其结合能够在特征图上实现自适应的增强或抑制不同通道和空间位置的特征信息。通道注意力机制在特征图的通道维度上执行操作,首先通过压缩特征图的空间维度,然后在通道维度上学习权重,这允许模型更加关注包含重要信息的通道,从而提高了对输入特征中关键通道的感知能力。空间注意力机制则关注特征图中的不同位置。它具备自适应性,能够有选择性地关注或抑制不同的位置信息,这种机制有助于模型区分特征图上不同位置的重要性,从而增强了对关键空间位置的感知。通过结合这两个机制,CBAM 既考虑了通道信息的重要性,也考虑了不同空间位置的贡献,这有助于模型更好地理解输入特征,并自适应地强化或减弱通道和位置上的特征,以提高模型性能。

1.3 边缘检测模块

由于水中光线的折射效应,水下图像通常会失去大量细节信息,尤其是在边缘信息方面^[21]。为了应对这一问题,本文设计了一种改进的边缘检测模块,将边缘检测模块引入网络中,通过融合多尺度边缘细节信息,使得增强后图像更加清晰,如图 4 所示。该边缘检测模块由三层卷

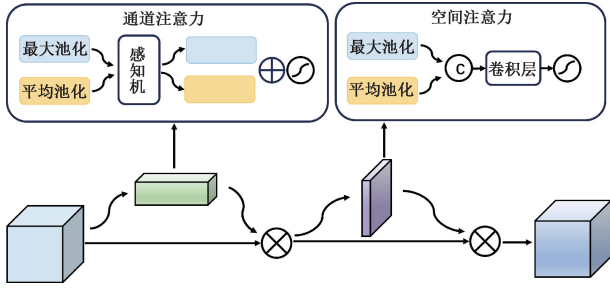


图 3 CBAM 模块

积组成,输入为水下退化图像,选择使用拉普拉斯算子作为边缘检测算子,然后通过卷积操作对图像进行处理,以提取图像的边缘特征,最后将 3 个卷积层的输出结果进行融合,得到最终的边缘特征图。边缘检测模块在增强图像质量方面具有重要作用,它通过融合不同尺度的边缘信息以获得更全面的边缘信息,从而实现噪声的去除和边缘细节的提升。

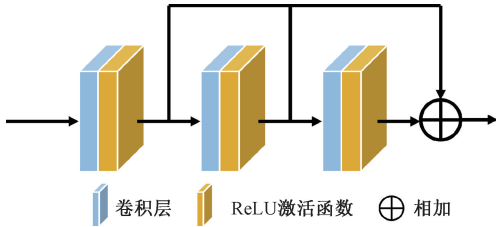


图 4 边缘检测模块

1.4 损失函数

损失函数是网络学习的有效驱动因素,文献[22]研究了不同损失函数对图像处理的影响,研究表明损失函数的选择对结果的质量有很大的影响。因此选取合适的损失函数可以使得网络能够更快、更准确的接近目标图像^[23]。而单一损失函数很难监督模型训练,为了能够更好的恢复水下图像颜色信息,还能满足人眼视觉特性的需求,本文构造了一个由 SmoothL1 损失函数和 MSSSIM 损失函数加权组成而成的多项损失函数作为本文模型的约束损失函数。

SmoothL1 损失用来衡量模型的输出与真实图像之间的差距,与传统的 L1 损失相比,SmoothL1 损失在遇到噪声或者异常值时表现的更加稳定,因此使用 SmoothL1 损失可以更好的恢复水下图像的颜色信息。SmoothL1 损失表示方法如下:

$$SmoothL_1 = \begin{cases} 0.5(x - y)^2, & |x - y| < 1 \\ |x - y| - 0.5, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: x 为清晰的标签图像, y 为模型的输出图像。

MSSSIM 损失是结构相似性误差损失的均值,结构相似性误差损失从照明度、对比度、结构 3 部分来度量模型输出与真实图像之间的结构相似性。利用 MSSSIM 损失有助于恢复水下图像的颜色和纹理信息,减少图像模糊与

失真。MSSSIM 损失表示方法如下:

$$L_{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1) + (\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (2)$$

$$L_{MSSSIM}(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L_{SSIM}(x, y) \quad (3)$$

式中: x 代表清晰图像, y 代表模型输出图像、 C_2 为常数, C_1 在本文中设置为 0.012, C_2 设置为 0.032; μ_x 和 μ_y 代表均值, σ_{xy} 表示协方差, σ_x^2 和 σ_y^2 代表方差。

综上,本文网络模型整体的损失函数可表示为:

$$L_{loss} = \sigma L_{MSSSIM} + (1 - \sigma) SmoothL_1 \quad (4)$$

2 实验结果与分析

在本节中,首先介绍了实验所用的数据集,并介绍了实验的环境与参数设置。然后将本文提出的方法与其他先进方法进行对比,包括基于非物理模型的方法、基于物理模型的方法和基于深度学习的方法。最后,针对残差注意力结构、边缘检测模块和损失函数进行了消融实验,进一步验证了本文方法的有效性。

2.1 数据集

本文提出的水下图像增强算法是以数据为驱动的,网络通过学习数据与标签之间对应的映射关系,得到目标图像,因此数据集在训练过程中至关重要。本文选用 EUVP^[24] 数据集中 2 185 对图像作为训练集,130 张图像作为验证集,UIEB^[25] 数据集中 60 张水下退化图像作为测试集。我们将其他先进方法与本文提出的方法在测试集上进行了定性和定量的全面研究,以及对本文提出的方法进行了消融实验。

2.2 实验设置

本文方法基于 Pytorch 深度学习框架,在 Windows11 操作系统,GPU 型号是 NVIDIA GeForce RTX 3050 上进行训练和评估。在训练和评估过程中,输入图像大小皆为 256×256 ,批量大小设置为 4,学习率设置成 0.000 2,使用 Adam 优化器,一共训练 500 个 epoch。

2.3 水下图像质量评价

图像质量评价是比较各种图像处理算法性能优劣的重要指标,因此建立有效的图像质量评价机制具有重要的意义。目前在水下图像增强算法中应用广泛的图像质量评价方法有主观评价和客观评价两种^[26]。主观质量评价是基于人的主观感知,按照视觉感受对模型输出图像质量的好坏进行评价。客观质量评价是通过分析和计算评价指标来评估图像质量的好坏,根据有无参考图像可分为全参考、部分参考和无参考 3 种。由于本文采用的测试数据集中无真实数据做参考,因此质量评价采用的是主观评价以及客观评价中的无参考评价指标信息熵 (information entropy, IE) 和水下彩色图像质量评价 (underwater color image quality evaluation, UCIQE)^[27]。

IE 是一种测量信息量的度量指标,表示信息的丰富程

度,信息熵越大,信息量越丰富,图像质量越好。因此,在图像处理领域中可以利用 IE 来评估图像的整体质量。其计算公式如下:

$$IE = - \sum_{i=1}^N p(x_i) \log p(x_i) \quad (5)$$

式中: x_i 表示随机变量的输出, $p(x_i)$ 表示输出的概率。

UCIQE 是一种常用的水下图像质量评价指标,是色彩浓度、饱和度和对比度的线性组合,用于评估水下图像的色彩失真、对比度等因素对图像质量的影响,并给出相应的评分,UCIQE 评分越高,表示水下图像质量越好。UCIQE 具有较高的稳定性和可靠性,其计算公式如下:

$$UCIQE = c_1 \times \delta + c_2 \times conl + c_3 \times \mu \quad (6)$$

式中: δ 为色彩浓度度标准差, $conl$ 为亮度的对比度, μ 为饱和度的平均值, C_1 、 C_2 和 C_3 为线性组合的权重值,本文取值为 0.468 0、0.274 5 和 0.257 6。

2.4 实验结果对比

为了验证本文算法的有效性,在 UIEB 测试数据集上选取了 6 张不同场景、不同风格的水下图像作为评价对象进行了定性和定量的比较。本节将本文提出的方法与

MMLE^[28]、UDCP^[6]、UWCNN^[15]、UGAN^[17]、FU_nIEGAN^[24]、Shallow-UWnet^[29]、CWR^[30] 几种具有代表性的先进水下图像增强方法进行比较。在比较过程中,采用的均是作者在源代码中提供的训练参数,以确保结果的客观性和可信度。

1) 定性比较

图 5 给出了本文提出方法与其他几种先进方法对水下退化图像处理后的结果。MMLE 算法有效去除了蓝绿色偏,但是获得的图像颜色不自然。UDCP 算法加剧了色偏的影响,且增强后的图像亮度降低,图像整体偏暗。UWCNN 算法有效去除了绿色色偏,但是对蓝色色偏校正效果不明显,且引入了红色伪影。UGAN 算法可以有效校正图像颜色并增加图像对比度,但是出现了局部增强过度的情况,导致部分区域增强后颜色失真。FU_nIEGAN 有效去除了绿色色偏并提高了亮度,但是对于图 5 第 4 行蓝色调的图像增强后呈现了绿色调风格。Shallow-UWnet 算法增强后的图像存在饱和度低的问题,且并未恢复图像的真实颜色。CWR 算法有效去除了蓝绿色偏,但是在图 5 第 4 行图像中引入了大量红色伪影。

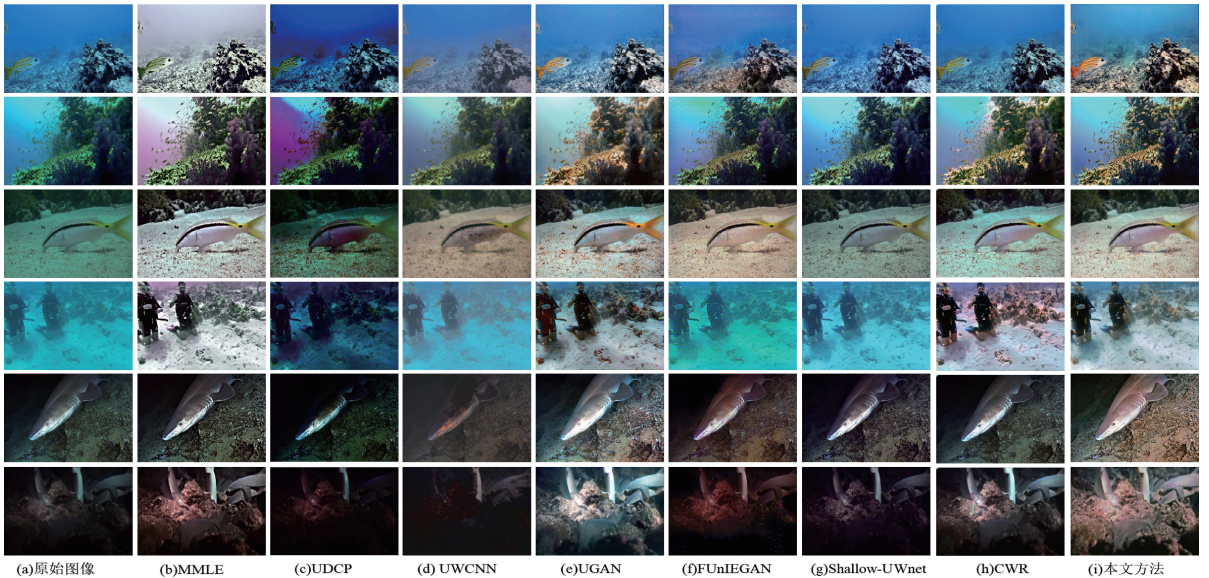


图 5 不同方法在 UIEB 测试集上的处理结果

相比之下本文提出的方法可以有效的去除水下蓝绿色偏,恢复图像真实颜色,增强对比度的同时提高图像清晰度。从人的主观感知角度来评价,本文提出的算法在颜色校正、对比度和清晰度方面均优于其他几种算法,处理后的图像真实自然。

2) 定量比较

为了更加全面地评估本文提出的水下图像增强方法的有效性,还采用了 IE 和 UIQE 两种常用的质量评价方法进行定量比较。计算选择的 6 张不同场景、不同风格水下图像的 IE 和 UIQE 值。具体来说,IE 评价方法通过计算图像像素的信息熵来评估图像的信息量和复杂程度,从

而反映图像的质量;UIQE 评价方法通过计算增强后图像的亮度、对比度和色彩饱和度等指标,来评估图像增强方法对图像质量的改善程度。评价结果如表 2 所示,将 IE 和 UIQE 评分排名第一名的方法进行了加粗显示,以便读者直观地了解各方法的表现。

根据表 2 中 IE 和 UCIQE 两种质量评价方法的计算结果来看,本文提出的算法在图像上的量化结果几乎都排第一名。从这两个指标的计算结果来看,可以明显看出本文改进的算法在图像处理效果上明显超过了其他对比算法。在 IE 指标的比较中,本文提出的算法在所有图片的处理中都表现出了显著优势,说明本文提出的算法在还原

表 2 不同算法在 UIEB 测试集上的定量比较

方法	评价指标	原始图像	MMLE	UDCP	UWCNN	UGAN	FUnIEGAN	Shallow-UWnet	CWR	本文方法
(a)	IE	7.571 2	7.383 8	6.371 3	7.262 4	7.757 3	7.769 4	7.504 5	7.629 9	7.799 4
	UCIQE	0.538 6	0.532 2	0.667 7	0.487 3	0.634 9	0.612 0	0.605 8	0.609 5	0.673 1
(b)	IE	7.450 2	7.675 6	7.027 0	7.535 1	7.675 9	7.670 6	7.667 0	7.844 9	7.909 5
	UCIQE	0.640 5	0.589 0	0.647 3	0.599 2	0.629 2	0.604 9	0.626 7	0.637 6	0.649 2
(c)	IE	7.248 4	7.664 5	6.817 0	7.349 8	7.648 8	7.472 2	7.256 8	7.611 4	7.672 3
	UCIQE	0.443 6	0.540 2	0.544 5	0.509 6	0.572 3	0.555 9	0.512 9	0.513 5	0.596 3
(d)	IE	5.992 1	7.813 3	5.870 8	7.193 1	7.712 1	7.330 7	7.340 5	7.796 7	7.759 6
	UCIQE	0.421 9	0.537 9	0.528 3	0.441 5	0.575 9	0.503 4	0.490 8	0.556 5	0.557 3
(e)	IE	6.796 6	6.946 7	5.726 2	5.654 7	7.575 3	6.824 3	6.753 5	6.921 8	7.610 1
	UCIQE	0.556 4	0.575 0	0.597 6	0.423 8	0.619 3	0.563 2	0.587 6	0.554 2	0.623 6
(f)	IE	5.930 1	6.781 7	5.012 2	4.702 9	7.586 7	5.567 3	5.940 2	6.912 5	7.628 6
	UCIQE	0.449 1	0.553 4	0.466 3	0.430 1	0.602 5	0.554 9	0.556 8	0.574 8	0.635 2

图片信息丰富度方面更出色。而在 UCIQE 指标的比较中, UGAN 和本提出的算法均出现了排名第一的情况,说明两者对于恢复水下图像颜色方面均表现出色。但是由图 5 可以观察到 UGAN 存在颜色过度增强以及出现红色伪影的情况,因此本文提出的算法在增强水下图像方面存在优势。

2.5 消融实验

为了验证本文提出的算法中残差注意力结构、边缘检测模块和损失函数的有效性,对此进行了消融实验,实验结果如图 6 所示,分别是原始退化图像,消除残差注意力结构的图像,消除边缘检测模块的图像、消除 SmoothL1 损失的图像、消除 MSSSIM 损失的图像以及本文方法增强后

的图像。表 3 展示了消融实验在 IE 和 UCIQE 上的平均值,最佳结果加粗显示。从主观感知角度和客观指标方面均能看出,我们的完整方法性能最好。其中,残差注意力结构能有效提高模型特征提取能力,有利于去除水下色偏和提高图像对比度。边缘检测模块能够防止细节信息丢失,提高增强效果。SmoothL1 损失能够有效减少图像中的噪声和失真。MSSSIM 损失能够确保增强后图像与原始图像的结构和纹理细节保持一致。我们的方法增强后的 IE 和 UCIQE 值均最高,这说明同时添加上述四个组件获得的图像信息量更丰富、能有效提高图像的清晰度、对比度和色彩校正效果。

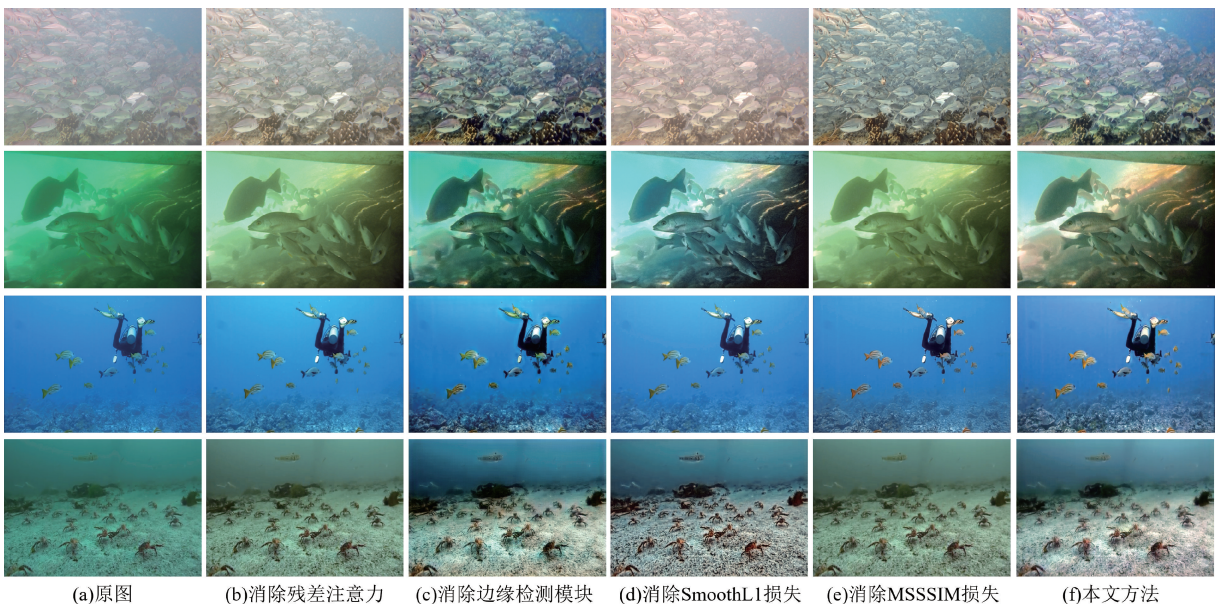


图 6 消融实验的定性结果

表 3 消融实验的定量比较

	残差注意力结构	边缘检测模块	SmoothL ₁ 损失	MSSSIM 损失	IE	UCIQE
无残差注意力结构		✓	✓	✓	7.300	0.577
无边缘检测模块	✓		✓	✓	7.383	0.613
无 SmoothL ₁ 损失	✓	✓		✓	7.356	0.608
无 MSSSIM 损失	✓	✓	✓		7.351	0.612
本文方法	✓	✓	✓	✓	7.794	0.635

3 结 论

本文提出了一种新的基于改进 U-Net 的水下图像增强算法,设计了一种残差注意力块,通过融合不同尺度的特征以及关注通道和空间上的重要信息,有效提高了模型的学习能力。此外,提出一种改进的边缘检测模块,通过提取图像中不同尺度的边缘信息,增强图像的边缘细节。相较于其他对比算法,本文提出的算法增强后的图像色彩真实、对比度高、细节丰富,且在 IE 指标和 UCIQE 指标上优于其他对比算法。消融实验结果表明,本文提出的残差注意力模块和边缘检测模块均能提高水下图像质量,可以应用于水下图像处理领域。鉴于本文提出的模型在参数数量和计算量方面较大,会对实际水下部署造成影响,因此接下来的研究将在本文提出的模型基础上进行轻量化处理。

参考文献

- [1] 李硕,吴园涛,李琛,等.水下机器人应用及展望[J].中国科学院院刊,2022,37(7):910-920.
- [2] 喻俊志,孔诗涵,孟岩.水下视觉环境感知方法与技术[J].机器人,2022,44(2):224-235.
- [3] MALATHI V, MANIKANDAN A. An enhancement of underwater images using dcp and clahe algorithm[J]. International Journal of Recent Technology and Engineering, 2019, 8(4).
- [4] HITAM M S, YUSSOF W N, AWALLUDIN E A, et al. Mixture contrast limited adaptive histogram equalization for underwater image enhancement[C]. International Conference on Computer Applications Technology, 2013: 1-5.
- [5] SUN J, WANG W. Study on underwater image denoising algorithm based on wavelet transform[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2017, 806(1).
- [6] DREWS J R, NASCIMENTO E, MORAES F, et al. Transmission estimation in underwater single images[C]. IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. IEEE, 2013.
- [7] CHENG C Y, SUN C C, CHANG H H. Underwater image restoration by red-dark channel prior and point spread function deconvolution [C]. Proc of IEEE

International Conference on Signal and Image Processing Applications. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2015: 110-115.

- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] LU H M, LI Y J, CHEN M, et al. Brain intelligence: go beyond artificial intelligence[J]. Mobile Networks and Applications, 2018, 23(2): 368-375.
- [11] 方明,刘小哈,付飞蚬.基于注意力的多尺度水下图像增强网络[J].电子与信息学报,2021,43(12): 3513-3521.
- [12] PEREZ J, ATTANASIO A C, NECHYPORENKO N, et al. A deep learning approach for underwater image enhancement [C]. Proc of International Work-Conference on the Interplay Between Natural and Artificial Computation. Cham: Springer, 2017: 183-192.
- [13] 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), 2017: 1382-1386.
- [14] 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: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2019, 29: 4376-4389.
- [15] LI C Y, SAEED A, FATIH P. Underwater scene prior inspired deep underwater image and video enhancement [J]. Pattern Recognition, 2020, 98: 107038.
- [16] LIU P, WANG G Y, 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]. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Brisbane, Australia, 2018; 7159-7165.
- [18] LI C Y, GUO J C, GUO C. Emerging from water: Underwater image color correction based on weakly supervised color transfer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018, 25(3): 323-327.
- [19] OLAF R, PHILIPP F, THOMAS B. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [J]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015, 2015, 9351: 234-241.
- [20] 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.
- [21] MEENAAKUMARI M, RAMYA S B. Underwater image enhancement and object detection using edge preserving and multiscale contextual neural network[J]. International Journal of Engineering and Advanced Technology, 2019, 8: 377-383.
- [22] ZHAO H, GALLO O, FROSIO I, et al. Loss functions for image restoration with neural networks[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2017, 3(1): 47-57.
- [23] 张介滨,曾上游,雷松樞. 基于改进 U-net 多尺度注意力的多曝光图像融合算法[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(10): 8-14.
- [24] 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.
- [25] 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: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2019, 29: 4376-4389.
- [26] 周露珊,赵磊,李恒,等. 基于轻量级密集残差网络的水下图像增强[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(1): 70-77.
- [27] YANG M, SOWMYA A. An underwater color image quality evaluation metric[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [28] ZHANG W, ZHUANG P, SUN H H, et al. Underwater image enhancement via minimal color loss and locally adaptive contrast enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 31: 3997-4010.
- [29] NAIK A, SWARNAKAR A, MITTAL K. Shallow-UWnet: Compressed model for underwater image enhancement [J]. ArXiv Preprint, 2021, ArXiv: 2101.02073.
- [30] HAN J, SHOEIBY M, MALTHUS T, et al. Underwater image restoration via contrastive learning and a real-world dataset[J]. Remote Sensing, 2022, 14(4297), DOI:10.48550/arXiv.2106.10718.

作者简介

孙凌宇(通信作者),博士,教授,主要研究方向为机器人控制与感知、图像处理与识别等。

E-mail:sunly7810@126.com