

文章编号 1004-924X(2025)07-1141-11

基于多分支残差注意力网络的水下图像增强

程竹明*, 李佳轩, 黄三傲, 韩立超, 王培珍

(安徽工业大学 电气与信息工程学院, 安徽 马鞍山 243032)

摘要:针对水下图像存在的颜色失真、对比度低、细节模糊等问题,提出一种基于多分支残差注意力网络的水下图像增强算法。该网络在编码器和解码器的前后分别引入多分支色彩增强模块,用来自适应校正图像的颜色偏差,在网络颈部设计了残差注意力模块,以减少编码器和解码器之间的特征丢失,从而增强图像细节;最后,构造了联合特征损失函数,确保网络能够学习到图像的丰富特征,在改善图像色彩的同时可以有效保留边缘信息。分别利用LUSI和EVUP两种测试集与6种先进方法进行了对比,实验结果表明:通过本文算法增强后的图像在主观感受和客观评价上均取得了最优指标,在LUSI测试集上,平均峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)分别达到27.420 dB,0.885,与次优方法相比提高了3.9%和0.8%;在EVUP测试集上,PSNR和SSIM分别达到26.159 dB和0.851,与次优方法相比提高了3.3%和1.3%。该算法具有良好的图像质量增强效果与稳定性,可以为水下工程中的图像分析提供一种有效的方法。

关键词:水下图像增强;深度学习;残差注意力模块;多分支色彩增强模块;注意力机制;联合损失函数

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A

doi:10.37188/OPE.20253307.1141 **CSTR:**32169.14.OPE.20253307.1141

Underwater image enhancement based on multi-branch residual attention network

CHENG Zhuming*, LI Jiaxuan, HUANG San'ao, HAN Lichao, WANG Peizhen

(School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology,
Maanshan 243032, China)

* Corresponding author, E-mail: czm602@ahut.edu.cn

Abstract: To address color distortion, low contrast, and blurred details in underwater images, a novel enhancement algorithm based on a multi-branch residual attention network is proposed. Initially, a multi-branch color enhancement module is integrated before and after the encoder and decoder to adaptively correct image color deviations. Subsequently, a residual attention module is incorporated at the network's bottleneck to mitigate feature loss between the encoder and decoder, thereby improving image detail preservation. A composite feature loss function is employed to facilitate comprehensive feature learning and effective retention of edge information. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm achieves superior performance in both subjective perception and objective evaluation metrics. Specifically, the average peak signal-to-noise ratio (PSNR) and structural similarity index (SSIM) on the LUSI test set reach 27.420 dB and 0.885, representing improvements of 3.9% and 0.8%, respectively, over the

收稿日期:2024-09-03;修订日期:2024-11-23.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51574004);安徽省高校自然科学基金重点项目(No. KJ2019A0085)

next best method. On the EVUP test set, PSNR and SSIM attain 26.159 dB and 0.851, with enhancements of 3.3% and 1.3%, respectively. These results confirm the algorithm's effectiveness and robustness in underwater image quality enhancement, offering a valuable approach for image analysis in underwater engineering applications.

Key words: underwater image enhancement; deep learning; residual attention module; multi-branch color enhancement module; attention mechanism; joint loss function

1 引 言

在海洋探索、水下生物学研究、水下考古以及水下机器人等领域,通常需要利用水下图像处理技术来帮助捕捉和解析水下世界的视觉信息。然而,由于含有溶解杂质和悬浮物的水介质对光有着较强的吸收和散射作用,水下图像存在伪影、色彩失真以及细节模糊等质量问题^[1]。因此,如何增强水下图像的质量,提升其视觉效果,在实际工程中显得尤为重要。

目前,水下图像增强方法主要分为三种:基于非物理模型的增强方法、基于物理模型的增强方法和基于深度学习的增强方法^[2-3]。其中,基于非物理模型的方法无需构建复杂的成像模型,通过直方图均衡化^[4]、白平衡^[5]调整以及像素分布调整^[6]等手段,通过直接调整图像的像素值来改善视觉效果,消除环境光的影响,从而实现水下图像增强。胡振宇等^[7]提出了一种基于多尺度融合策略的图像增强方法,能够有效校正水下图像颜色,增强图像细节,但在图像清晰度、色彩过渡等方面的提升效果欠佳。Zhao等^[8]提出一种基于潜在低秩分解和图像融合技术的图像增强算法,用来提升水下图像的视觉效果和色彩质量,然而水下环境多变且复杂,此方法难以恢复出高质量的图像。基于非物理模型的方法虽然实现简单且快捷,但是在实际应用中会出现过度增强以及引入人工噪声等问题,从而增大处理难度。基于物理模型的方法的核心在于构建退化模型,通过估算水下光照和透射率的模型参数逆向推演并修复因退化过程造成的图像质量下降,最终实现水下图像增强。Drews等^[9]提出了一种水下暗通道先验算法,利用衰减较少的蓝绿通道估计场景深度,有效提升了水下图像的增强效果。文献[10]提出了一种估计透射率的水下暗通道先验方法,用来实现水下图像增强。基于物理模型

的方法在处理水下图像时需要充分考虑其光学特性,并依赖于特定的环境假设和先验知识,因此,这类方法在对水环境的适应性方面受到一定的限制。

近年来,随着人工智能技术的快速发展,将深度学习方法应用于水下图像增强,降低水下环境对图像的影响,可以弥补传统方法的不足,因此得到了广泛的关注^[11-12]。Pradhan等^[13]设计了一种深度卷积神经网络架构,该架构通过卷积块融合了原始图像与增强图像的特征,并引入感知与结构相似性损失校正,有效保留了水下图像的细节,但是对低光照水下环境的效果有待进一步提升。Liu等^[14]提出了一种水下图像增强网络,通过多尺度融合与并行关注模块捕捉空间和通道信息,同时利用自适应学习模块保留浅层细节并提取关键特征,提升了水下图像质量,但是对颜色失真和纹理模糊的处理效果有待增强。Li等^[15]提出的水下图像增强方法,通过引入自注意驱动模块来增强水下图像质量。夏晓华等^[16]提出了综合多尺度信息和注意力机制的生成对抗网络模型用来增强水下图像质量,在恢复图像细节、增加图像对比度和清晰度等方面均有较好的表现,但网络冗余度较高。Zhao等^[17]提出了一种深度学习模型,该模型通过引入残差密集块和对比正则化技术,有效解决了传统模型对原始图像层次特征利用不足的问题。王欣等^[18]提出了基于双重残差混合注意力模块的水下图像增强方法,有效提高了图像对比度,恢复了图像颜色,并增强了纹理细节,但在复杂环境下该方法的处理效果有待验证。

残差网络具有易优化、收敛速度快、分类精度高等优点,因此成为深度学习领域的研究热点。但是,将它应用于复杂水环境下的图像增强,在处理图像的纹理细节、颜色校正以及实现颜色与纹理信息的一致性等方面仍有很大的提升空间。针对上

述问题,本文提出一种基于多分支残差注意力网络的增强算法,以水下图像为输入,通过多分支色彩增强模块(Multi-Channel Enhancement Module, MCEM)自适应校正颜色偏差,利用残差注意力模块(Residual Attention Module, RAM)进行深入的特征学习从而增强图像的纹理细节,构造联合特征损失函数,在改善图像色彩的同时能够保留边缘信息。

2 水环境对成像的影响

由于水下环境比较复杂,不同的水体对光的传输具有不同的影响,从而使得水下图像退化情况各异。光在水中传输时的衰减与水对光的吸收和散射以及水中介质对光线的散射等有关。

由 Lambert-Beer 定律可知,光在水中的衰减如下:

$$E_r = E_o e^{-cr}, \quad (1)$$

式中: E_r 代表经过距离 r 中光照强度; E_o 代表水下环境中发生衰减的初始光照强度; c 代表水中的衰减系数; r 为光在水中传输的距离。

c 由吸收系数 a 和散射系数 s 组成。因此,式(1)可表达如下:

$$E_r = E_o e^{-cr} = E_o e^{-ar} e^{-sr}, \quad (2)$$

式中: 散射系数 s 表示散射函数 $\beta(\theta)$ 在所有散射

角度 θ 上的和。散射函数的积分形式可表示为散射系数,即:

$$s = 2\pi \int_0^\pi \beta(\theta) \sin \theta d\theta. \quad (3)$$

在可见光中,由于红光的波长最大,频率相对较低,因此在水下传输时衰减较快,相比而言蓝光和绿光则衰减较慢。当水深大于 6 m 时红光基本消失,此时拍摄出的图像通常呈现出绿色或蓝色。此外,光的衰减还会造成图像细节模糊、对比度下降等问题。

3 算法模型

本文构建的算法模型结构如图 1 所示,主要由卷积层、编码器、MECM、RAM 以及解码器构成。首先,第一个卷积层接收原始图像的三通道数据作为输入,生成 64 个特征图,再经过 MECM 提取特征并保持为 64 个特征图;其次,编码器采用 4×4 的卷积核(步长为 2,填充为 1 个像素),经过两次下采样后变为 256 个特征图;接着,将特征图传入 RAM 中提取高级特征,卷积后再经过解码器中转置卷积的两次上采样操作,输出 64 个特征图;然后,经过 MECM 生成 64 个新的特征图;最后,经过卷积层处理后输出质量增强的水下图像。算法模型的具体参数配置如表 1 所示。

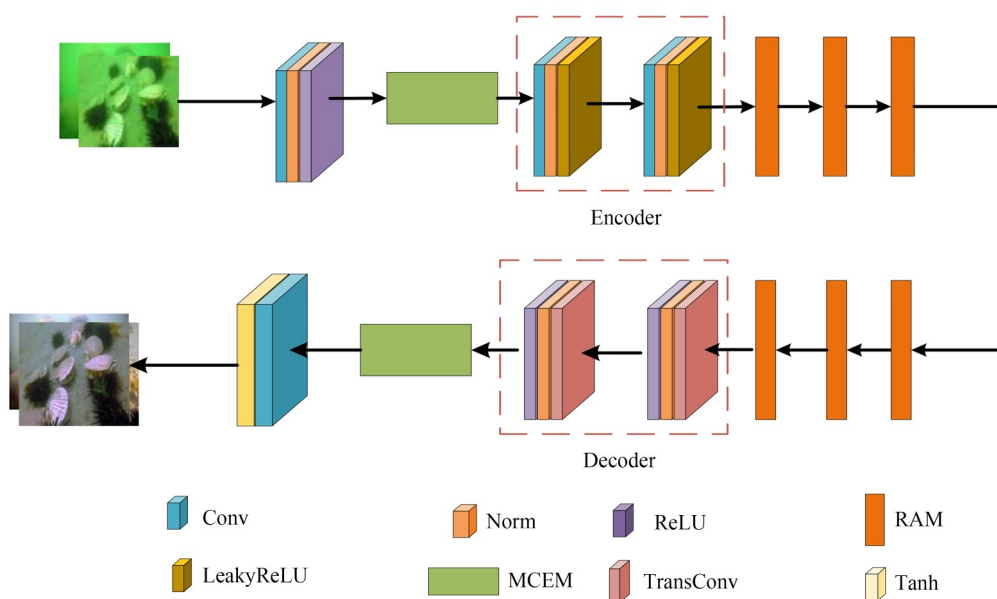


图1 基于多分支残差注意力网络的增强算法模型结构

Fig. 1 Model structure of underwater image enhancement based on multi-branch residual attention network

表 1 模型中卷积层的配置

Tab. 1 Configuration of convolutional layers in model

Name	Quantity of convolutional kernel	Size of convolutional kernel	Step length	Filling	Quantity of output feature map	Size of output feature map
Convolutional layer	64	3×3	1	1	64	256×256
MCEM	64	1×1	1	0	64	256×256
Encoder 1/2	128/256	4×4	2	1	128/256	128×128/64×64
Residual attention module 1/2	256/256	3×3	1	1	256/256	64×64
Decoder 1/2	128/64	4×4	2	1	128/64	128×128/256×256
MCEM	64	1×1	1	0	64	256×256
Convolutional layer	3	7×7	1	3	3	256×256

3.1 多分支色彩增强模块

为了更好地处理水下图像由于光衰减率差异而导致的颜色失真问题,受文献[19]启发,在网络的编码器端和解码器端前后分别增加了MCEM,如图2所示。

MCEM的工作原理如下:将输入特征图 A 沿着通道维度拆分为 A_1, A_2, A_3, A_4 四个部分,分别对应 R, G, B 三个颜色通道和一个保留通道;然后,每个通道的特征图各自经过 1×1 逐点卷积层进行特征提取,再经过实例归一化层进行规范化处理;最后,通过 1×1 输出卷积层将特征图转换回原始通道空间;MCEM 将三个颜色通道的处理结果与保留通道相加,并将四个通道的特征图重新拼接起来,形成最终的输出特征图。具体原理如下:

$$\begin{cases} A_1^{\text{out}} = PW_{\text{Conv2}}(Norm(PW_{\text{Conv1}}(A_1))) \\ A_2^{\text{out}} = PW_{\text{Conv2}}(Norm(PW_{\text{Conv1}}(A_2))) \\ A_3^{\text{out}} = PW_{\text{Conv2}}(Norm(PW_{\text{Conv1}}(A_3))) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $PW_{\text{Conv1}}, PW_{\text{Conv2}}$ 分别表示 1×1 逐点卷积, $Norm$ 表示实例归一化, $A_1^{\text{out}}, A_2^{\text{out}}, A_3^{\text{out}}$ 分别对应 R, G, B 三个输出通道特征图。

$Output = Con(A_1^{\text{out}} + A_2^{\text{out}} + A_3^{\text{out}} + A_4^{\text{out}})$, (5)
式中: A_4^{out} 表示保留通道特征图, Con 表示拼接操作。

MCEM 通过引入分支增强策略和实例归一化技术,在保持原始图像信息的基础上,对 R, G, B 三个颜色通道进行针对性的增强处理,可以有效改善水下图像的颜色失真问题,提高图像的色彩准确性和视觉质量。

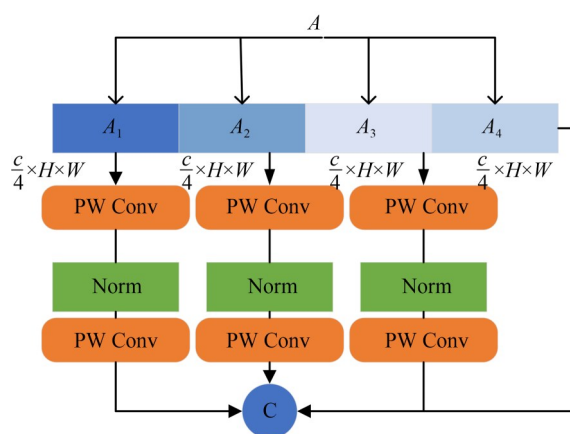


图 2 多分支色彩增强模块

Fig. 2 Multi-branch color enhancement module

3.2 残差注意力模块

在网络的解码器和编码器之间设计 RAM, 不仅可以显著加速模型的收敛速度,还能有效提取图像的高级特征,从而提升模型的整体性能^[20]。

RAM 的具体结构如图 3 所示。首先,模块通过卷积层 (3×3 卷积核、步幅与填充均为 1) 生成包含 256 个特征通道的特征图。随后,这些特征图经过批量归一化层进行标准化处理,并利用 ReLU 激活函数引入非线性特性。接着,采用卷积层 (参数同上) 将经过初步处理的特征图生成另一组 256 个特征通道的特征图,这组特征图同样经过 Norm 层进行标准化。然后,通过残差连接,将输入的特征图与经过两次卷积处理的特征图相加,形成完整的残差模块。最后,通过注意力机制模块来关注图像的重要信息。

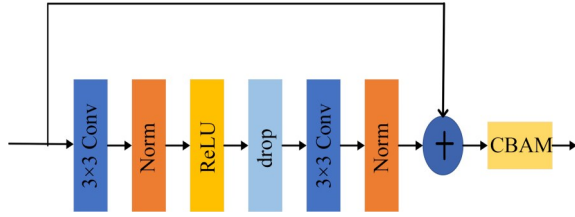


图3 残差注意力模块

Fig. 3 Residual attention module

注意力机制模块(Convolutional Block Attention Module, CBAM)是通道注意力机制模块(Channel Attention Module, CAM)与空间注意力机制模块(Spatial Attention Module, SAM)的结合,同时学习通道和空间注意力,旨在特征图上实现自适应的特征增强或抑制^[11],其结构如图4所示。

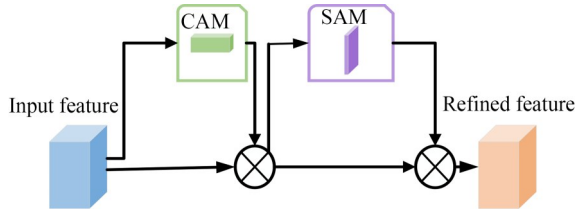


图4 CBAM模块

Fig. 4 CBAM module

CAM首先并行地对输入特征图执行最大池化操作与平均池化操作,然后将这些特征图输入信息共享网络(Multilayer Perceptron, MLP)中进行信息的交流与融合,完成信息共享后,对得到的特征图执行元素级别的相加操作,从而融合不同通道的信息。具体操作过程如式(6)和图5所示。

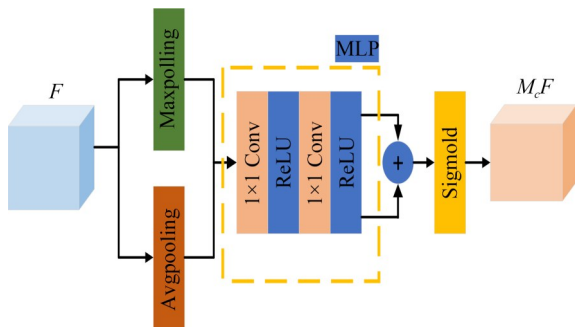


图5 通道注意力机制

Fig. 5 Channel attention mechanism

$$M_c F = \sigma \left\{ MLP \left[AvgPool(F) \right] + MLP \left[MaxPool(F) \right] \right\}, \quad (6)$$

式中: F 为输入特征图;AvgPool为平均池化操作;MaxPool为最大池化操作;MLP为多层感知机; σ 为Sigmoid激活函数。

为了弥补通道注意力机制可能导致特征位置信息损失的不足,引入空间注意力机制。如图6所示,SAM首先对带有通道注意力权重的特征图进行最大池化和平均池化,将此矩阵与原始特征图相乘,得到空间注意力特征图,以突出图像中关键的空间位置信息。相应计算如式(7)所示:

$$M_s F = \sigma \left\{ Conv \left[AvgPool(F'); MaxPool(F') \right] \right\}, \quad (7)$$

式中: F' 为输入特征图;Conv卷积操作。

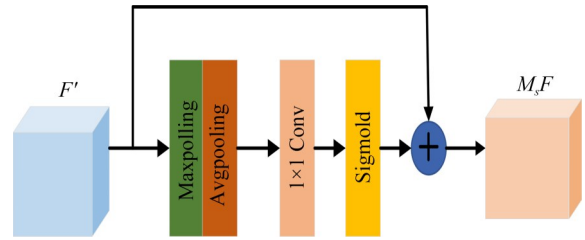


图6 空间注意力机制

Fig. 6 Spatial attention mechanism

3.3 损失函数

为了提升水下图像色彩恢复和细节增强的效果,本文依据所构建网络的特性,结合像素损失、结构相似性损失和语义内容感知损失^[21],构造了联合特征损失函数,旨在从多个维度上逼近目标图像。

3.3.1 像素损失

像素损失被设计用来衡量模型生成的输出图像 x_i 与参考图像 y_i 在RGB颜色通道上像素值之间的差异。本文利用像素之间的绝对距离来表示两张图像之间的差异,定义为:

$$Loss_{\pi} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i(m) - x_i(m)|, \quad (8)$$

式中: m 表示图像中的像素点; N 代表像素的数量。

3.3.2 结构相似性损失

结构相似性指数度量(Structural Similarity

Index Measure, SSIM)是图像增强中量化图像间相似性的重要指标。本文将它作为损失函数的一部分,以促使模型生成图像与真实图像结构相近的增强结果。SSIM值越接近1,表示相似性越高,损失函数则设计为1减SSIM值,以指导网络优化。SSIM可表达为:

$$L_{SSIM} = 1 - \frac{1}{M} \sum_{p=1}^M a_{SSIM}(p), \quad (9)$$

式中: M 为图像中像素数, p 为像素块的中间像素值。 $a_{SSIM}(p)$ 的表达式为:

$$a_{SSIM}(p) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}, \quad (10)$$

式中: μ_x, μ_y 为图像的平均像素值; σ_x, σ_y 为像素值的标准差; σ_{xy} 为两个图像像素的协方差; c_1, c_2 为常数。

3.3.3 语义内容感知损失

本文引入语义内容感知损失,以进一步提升图像细节并校准图像颜色。将模型生成的图像 x_i 与参考图像 y_i 输送至预训练的VGG-19网络block5_conv2层,从而获得两者的高级特征表示 $\varphi(x_i)$ 和 $\varphi(y_i)$ 。语义内容感知损失被定义为 $\varphi(x_i)$ 和 $\varphi(y_i)$ 之间距离的均值,这种损失函数有助于捕捉和比较图像的内容差异,具体表达为:

$$L_{scont} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\varphi(y_i) - \varphi(x_i)\|. \quad (11)$$

为了优化模型的训练效果,算法中采用像素损失、结构相似性损失以及语义内容感知损失3种损失函数的加权组合作为整体损失函数,可表示如下:

$$L = \lambda_1 L_{l1} + \lambda_2 L_{SSIM} + \lambda_3 L_{scont}, \quad (12)$$

式中: $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 代表不同的权重系数,分别决定了像素损失、结构相似性损失和语义内容感知损失在最终损失计算中的相对重要性。

4 实验与结果分析

4.1 实验条件

实验选择大规模水下图像(LSUI)数据集作为训练样本,任意抽取其中的3 879张图像及其对应的3 879张参考图像来训练网络,所有图像

在输入网络时都被调整为固定尺寸 256×256 。测试数据集则选用LUSI400, EUVP_Test515进行全面评估,其中,LSUI400包含400对测试样本^[22], EUVP_Test515则提供了515对测试样本^[21]。

实验基于Pytorch深度学习框架以及Windows10操作系统。主机配置为Intel(R)Core(TM)i5-12400F(2.50 GHz)、16 GB内存空间, GPU型号为NVIDIA GeForce RTX 4060。选择Adam作为优化器, β_1 为0.9, β_2 为0.999,学习率设为0.000 1,dropout率为0.2,批量大小设为4,一共训练100个epoch。三个权重系数分别设定为: $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 0.7, \lambda_3 = 0.3$ 。

4.2 主观定性评估

为验证本文算法的有效性,将它分别与基于物理模型的暗通道先验复原(underwater dark channel prior, UDCP)^[23]、水下光衰减先验(underwater light attenuation prior, ULAP)^[9]以及基于深度学习的FUnIE-GAN^[24], Water-Net^[25], U-GAN^[26], U-shape Transformer^[22]6种先进方法进行实验对比。任意抽取上述两种测试集所获得的部分实验结果,分别如图7和图8所示。

从图中第2行可以看出,UDCP方法虽然保留了图像的纹理特征,但是由于大气光成分的存在,增强后的图像整体偏深绿色,背景变得非常暗;图7的第3行使用ULAP方法增强后,图像色偏并没有得到有效校正,颜色失真比较严重;Water-Net方法虽然提高了图像的亮度和清晰度,但是图7中第4行的(e)图和图8中第4行的(d)图均存在局部色偏;FUnIE-GAN方法增强了图像的真实色彩和清晰度,但出现了一定的红色偏差,如图7中第5行的(e)图和图8中第5行的(d)图;利用U-GAN方法增强的水下图像在颜色校正和亮度上整体表现较好;U-shape Transformer方法提高了水下图像的对比度和清晰度,但图8中第7行(d)图的色彩恢复不佳;第8行是利用本文算法处理后的结果,可以看出,与6种先进方法相比,本文算法在提高图像的整体对比度和纹理细节的同时,有效去除了色偏,使得图像更加符合人的视觉效果。

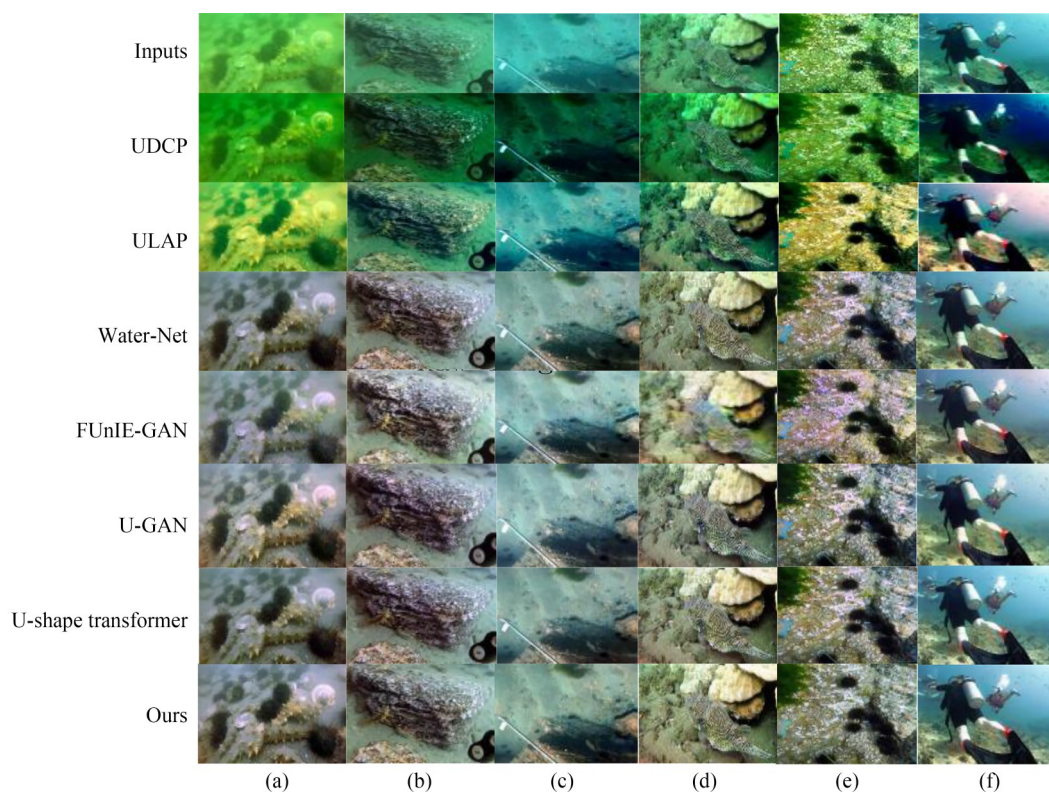


图 7 LUSI400测试集实验结果对比

Fig. 7 Comparison of experiment results for LUSI test set

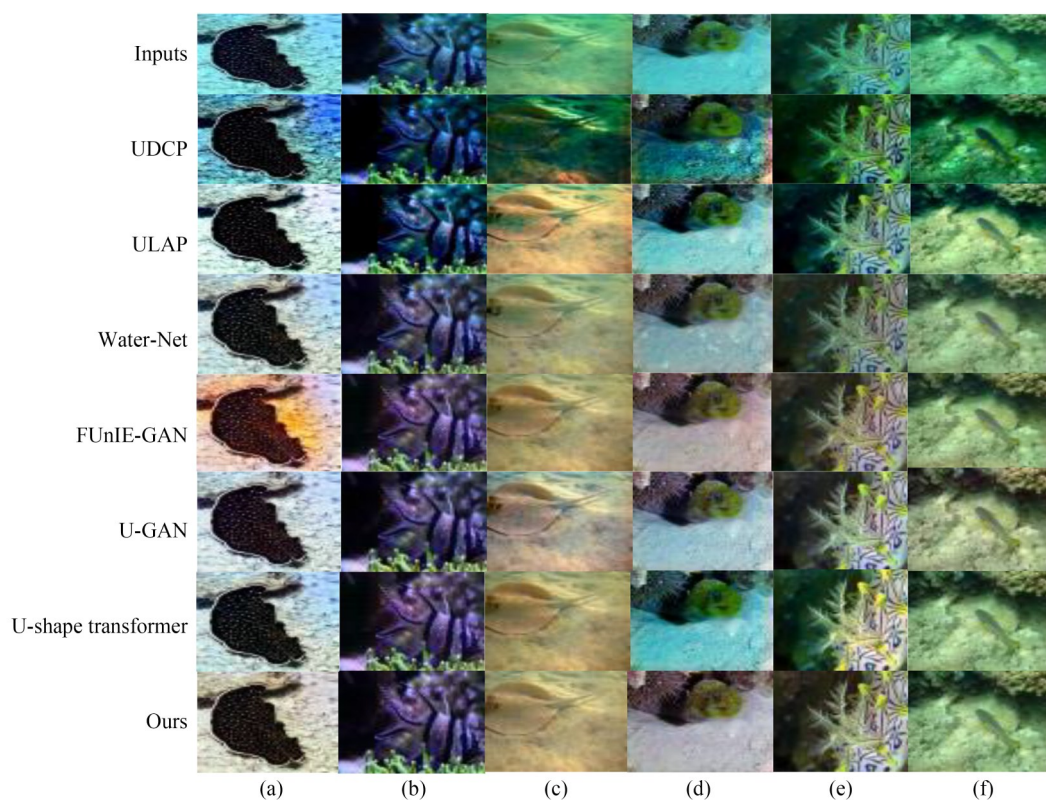


图 8 EUVP515测试集实验结果对比

Fig. 8 Comparison of experimental results for EUVP515 test set

4.3 客观定性评估

本文采用两种全参考图像质量评价指标进行客观评价,即峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和结构相似度 SSIM。其中, PSNR 是峰值信号的能量与噪声平均能量之间的比值,侧重于像素点间的误差,基于误差敏感性对图像质量进行评估,因此 PSNR 越高代表图像质量越好;SSIM 综合考虑了图像的亮度、对比度以及结构信息,可以更加全面地衡量图像的相似度。SSIM 在 0~1 之间,该值越接近 1,表明图像的相似度越高,图像失真越小。

同样利用 LUSI400 和 EUVP515 两种测试集进行实验,所得到的平均得分分别如表 2 和表 3 所示。由表 2 和表 3 可知,经过本文算法增强的图像在 PSNR 和 SSIM 两项指标上均优于 6 种先进方法,说明图像的清晰度、对比度以及饱和度特征相对更好。从实验数据可以看出,与基于深度学习的 Water-Net 方法相比,本文算法处理后的图像 PSNR 分别提高了 1.031 dB 和 0.843 dB,SSIM 分别提高了 0.007 和 0.011;而与表现最差的 UD-

CP 方法相比,本文算法的表现更加优异,PSNR 分别提高了 14.587 dB 和 11.640 dB,SSIM 分别提高了 38.08% 和 33.61%。

4.4 消融实验

4.4.1 网络结构消融实验

为了验证算法中各关键组件的有效性,利用 LUSI400 测试集进行了消融实验,结果如表 4 所示。其中,表中的第 2 列、第 3 列、第 4 列分别表示从本文算法中各自单独去掉 MCEM, RAM 和 CBAM 之后 PSNR 和 SSIM 两个客观评价指标的平均得分。从表 4 可以看出,本文算法的实验结果表现出最佳性能。相比去掉 MCEM, RAM 和 CBAM 的方法,本文算法的 PSNR 指标分别提高了 1.119, 3.433, 0.736 dB, SSIM 指标分别提高了 0.184, 0.238, 0.151。其原因在于 MCEM 提升了模型的特征提取能力,有助于纠正水下图像的色偏和对比度;RAM 有效防止了图像细节信息的丢失,进一步增强了图像的质量;CBAM 通过注意力机制使得网络可以侧重关注能提高图像质量的至关重要的特征,如颜色、纹理和细节等,因而有助于网络生成更加清晰的水下图像。

表 2 LUSI400 测试集评价指标的平均得分
Tab.2 Average scores of evaluation metrics for LUSI400 test set

Method	PSNR/dB	SSIM
ULAP	17.813	0.750
UDCP	12.833	0.548
U-GAN	24.934	0.852
Water-Net	26.389	0.878
FUnIE-GAN	23.308	0.831
U-shape Transformer	26.221	0.836
Ours	27.420	0.885

表 3 EUVP515 测试集评价指标的平均得分
Tab.3 Average scores of evaluation metrics for EUVP515 test set

Method	PSNR/dB	SSIM
ULAP	19.626	0.735
UDCP	14.519	0.565
U-GAN	23.481	0.813
Water-Net	25.316	0.840
FUnIE-GAN	24.180	0.803
U-shape Transformer	25.236	0.822
Ours	26.159	0.851

表 4 网络结构消融实验结果
Tab.4 Ablation experiments results of network structure

Method	PSNR/dB	SSIM
w/o MCEM	26.301	0.701
w/o RAM	23.987	0.647
w/o CBAM	26.684	0.734
Ours	27.420	0.885

注:w/o 表示 without

4.4.2 损失函数消融实验

本文所采用的总损失函数是由像素损失、结构相似损失、语义内容感知损失以及联合特征损失函数构成的,其中各部分对应的权重系数对实验结果有着不同影响。利用 LUSI400 数据集对超参数 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 不同取值时的情况进行验证,所得 PSNR, SSIM 指标的平均值如表 5 所示。从表中可见,当 $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 0.7, \lambda_3 = 0.3$ 时,两项指标的平均值得分均取得最优。可见,本文所设置的损失函数超参数能够有效地优化网络模型,从而可以更好地实现图像增强的效果。

表 5 不同权重系数的损失函数的评价指标平均值
Tab. 5 Average evaluation index values of loss functions with different weight coefficients

Distribution of weight coefficients	PSNR/dB	SSIM
$\lambda_1=0,\lambda_2=0.7,\lambda_3=0.3$	26.453	0.736
$\lambda_1=1,\lambda_2=0,\lambda_3=0.3$	27.165	0.728
$\lambda_1=1,\lambda_2=0.7,\lambda_3=0$	26.636	0.803
$\lambda_1=1,\lambda_2=0.7,\lambda_3=0.3$	27.420	0.885

4.5 算法运行性能测试

为了进一步评估本文所提算法的运行性能,分别在运行时间、参数量、浮点参数量上与其他方法进行对比,其中ULAP,UDCP两种方法在CPU上运行,U-GAN,Water-Net,FUnIE-GAN,U-shape Transformer 4种方法在GPU上运行。利用测试集LUSI400进行实验,结果如表6所示。其中,平均运行时间为每种方法各执行400次测试后所取的时间平均值。由表6可见,本文算法的运行时间在7种方法中排名第2;参数量和浮点参数量在5种深度学习方法中分别排名第2和第3,虽然单项指标均非最优值,但是整体比较均衡,运行的综合性能相对良好,因此实际应用效果也比较理想。

表 6 不同模型的运行性能分析
Tab. 6 Operational performance analysis of different models

Method	Time/s	Parameter/M	FLOPs
ULAP	0.174	-	-
UDCP	2.475	-	-
U-GAN	0.053	57.17	38.97G
Water-Net	0.680	24.81	193.73G
FUnIE-GAN	0.023	7.01	10.23G
U-shape Transformer	0.071	65.64	66.21G
Ours	0.042	8.46	51.71G

4.6 应用测试

边缘信息作为图像中局部像素变化最显著的区域,其丰富程度直接关联到图像细节信息的保留,对于后续的高层语义信息提取和识别至关重要。为了展示本文算法在增强水下图像后对后续视觉检测的促进作用,利用Canny边缘检测

算法对两幅原始图像和经过增强处理的图像进行对比,结果如图9所示。

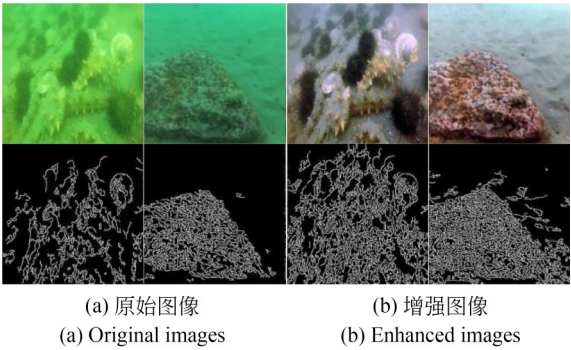


图 9 边缘检测结果
Fig. 9 Edge detection results

从图9可以看出,两幅原始图像通过算法增强后均表现出更丰富的边缘信息,显著提升了对图像细节信息提取的能力,更加有利于后续视觉任务的执行。

5 结 论

本文针对水下图像所存在的问题,提出了一种基于多分支残差注意力网络的增强算法。该网络主要由卷积层、编码器、MECM、RAM以及解码器构成,通过引入多分支色彩增强模块,有效地改善了水下图像的颜色失真问题;设计残差注意力模块,用来关注颜色通道和空间上的重要信息,实现对水下图像的特征提取,从而增强图像细节;构造联合特征损失函数,使得算法在改善图像色彩的同时还能兼顾到边缘信息的保留。利用两种测试集进行实验验证,结果表明,相比于6种先进算法,经过本文算法增强后的水下图像色彩更加真实、对比度高、细节丰富,具有良好的质量增强效果。与次优方法相比,在LUSI测试集上PSNR和SSIM分别提高了3.9%和0.8%;在EVUP测试集上,PSNR和SSIM分别提高了3.3%和1.3%。此外,将本文算法应用于处理工作环境比较恶劣的核电站水下设备的图像数据集,测试结果显示处理效果也非常理想,呈现出很强的稳定性。后续研究中,将收集其他复杂水下环境的图像,进一步验证本文算法的有效性。

作者贡献声明:

程竹明:方法的提出与论文撰写;

李佳轩:模型的设计,实验以及数据分析;

黄三傲:论文审核;

韩立超:实验数据分析;

王培珍:提供实验条件与论文审核。

参考文献:

- [1] 巩文哲,褚金奎,成昊远,等. 基于无监督学习和注意力机制的水下偏振图像融合[J]. 光学精密工程, 2023, 31(21): 3212-3220.
GONG W ZH, CHU J K, CHENG H Y, *et al.* Underwater polarization image fusion based on unsupervised learning and attention mechanisms [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2023, 31(21): 3212-3220. (in Chinese)
- [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.
YU J ZH, KONG SH H, MENG Y. Methods and technologies for visual perception of underwater environment [J]. *Robot*, 2022, 44(2): 224-235. (in Chinese)
- [3] 严浙平,曲思瑜,邢文. 水下图像增强方法研究综述[J]. 智能系统学报, 2022, 17(5): 860-873.
YAN ZH P, QU S Y, XING W. An overview of underwater image enhancement methods[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2022, 17(5): 860-873. (in Chinese)
- [4] HENKE B, VAHL M, ZHOU Z L. Removing color cast of underwater images through non-constant color constancy hypothesis [C]. 2013 8th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA). September 4-6, 2013. Trieste, Italy. IEEE, 2013: 20-24.
- [5] GURAKSIN G E, KOSE U, DEPERLIOGLU O. Underwater image enhancement based on contrast adjustment via differential evolution algorithm [C]. 2016 International Symposium on INnovations in Intelligent SysTems and Applications (INISTA). August 2-5, 2016. Sinaia, Romania. IEEE, 2016: 1-5.
- [6] ABDUL GHANI A S, MAT ISA N A. Underwater image quality enhancement through integrated color model with Rayleigh distribution[J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 27: 219-230.
- [7] 胡振宇,陈琦,朱大奇. 基于颜色平衡和多尺度融合的水下图像增强[J]. 光学精密工程, 2022, 30(17): 2133-2146.
HU ZH Y, CHEN Q, ZHU D Q. Underwater image enhancement based on color balance and multi-scale fusion [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(17): 2133-2146. (in Chinese)
- [8] ZHAO W F, RONG S H, LI T Y, *et al.* Enhancing underwater imagery via latent low-rank decomposition and image fusion[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2023, 48(1): 147-159.
- [9] DREWS P, NASCIMENTO EDO, MORAES F, *et al.* Transmission estimation in underwater single images[C]. 2013 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. December 2-8, 2013. Sydney, Australia. IEEE, 2013: 825-830.
- [10] LIANG Z, DING X Y, WANG Y F, *et al.* GUD-CP: generalization of underwater dark channel prior for underwater image restoration [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2022, 32(7): 4879-4884.
- [11] 袁国铭,刘海军,李晓丽,等. 纹理感知联合颜色直方图特征的水下图像增强[J]. 光学精密工程, 2024, 32(13): 2112-2127.
YUAN G M, LIU H J, LI X L, *et al.* Underwater image enhancement using joint texture perception and color histogram features [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(13): 2112-2127. (in Chinese)
- [12] 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. (in Chinese)
- [13] PRADHAN P, MAZUMDER A, MANDAL S, *et al.* Fusion-UWnet: multi-channel fusion-based deep CNN for underwater image enhancement [C]. OCEANS 2021: San Diego-Porto. September 20-23, 2021. DiegoSan, CA, USA. IEEE, 2021: 1-5.
- [14] LIU S B, FAN H J, LIN S, *et al.* Adaptive learning attention network for underwater image enhancement [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(2): 5326-5333.

- [15] LI K Q, FAN H T, QI Q, *et al.* TCTL-net: template-free color transfer learning for self-attention driven underwater image enhancement [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2024, 34(6): 4682-4697.
- [16] 夏晓华, 钟预全, 胡鹏, 等. 综合多尺度信息和注意力机制的水下图像增强[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(10): 1582-1594.
- XIA X H, ZHONG Y Q, HU P, *et al.* Underwater image enhancement synthesizing multi-scale information and attention mechanisms [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(10): 1582-1594. (in Chinese)
- [17] ZHAO H L, YUAN H C. Residual dense blocks and contrastive regularization integrated underwater image enhancement network [J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 113017-113026.
- [18] 王欣, 石慧. DRHA-UIE: 基于双重残差混合注意力模块的水下图像增强方法[J]. *电子学报*, 2023, 51(9): 2398-2407.
- WANG X, SHI H. DRHA-UIE: an underwater image enhancement method based on dual residual hybrid attention block [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2023, 51(9): 2398-2407. (in Chinese)
- [19] JIANG J, YE T, BAI J, *et al.* Five A+ Network: You only need 9K parameters for underwater image enhancement [J]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2023: arXiv:2305.08824.
- [20] HAN Y L, HUANG L H, HONG Z H, *et al.* Deep supervised residual dense network for underwater image enhancement [J]. *Sensors*, 2021, 21(9): 3289.
- [21] 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.
- [22] PENG L T, ZHU C L, BIAN L H. U-shape transformer for Underwater image enhancement [C]. *Computer Vision-ECCV 2022 Workshops. Cham: Springer Nature Switzerland*, 2023: 290-307.
- [23] DREWS P L J, NASCIMENTO E R, BOTELHO S S C, *et al.* Underwater depth estimation and image restoration based on single images [J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2016, 36(2): 24-35.
- [24] EDGE C, ISLAM M J, MORSE C, *et al.* A generative approach for detection-driven underwater image enhancement [J]. 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2012.05990.
- [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*, 2019, 29: 4376-4389.
- [26] FABBRI C, ISLAM M J, SATTAR J. Enhancing underwater imagery using generative adversarial networks [C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2018: 7159-7165.

作者简介:



程竹明(1975—),男,安徽安庆人,博士,副教授,2005年于安徽工业大学获得硕士学位,2022年于南京航空航天大学获得博士学位,主要研究方向为机器视觉、复杂信号分析与处理。E-mail: czm602@ahut.edu.cn