

ULCF-Net: 跨尺度结构与色彩融合的水下低照度图像增强算法

陶洋, 谭浩, 周立群*

重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065

摘要 随着拍摄深度的增加, 图像存在亮度过低、色彩偏移和细节模糊等问题, 为此, 设计基于编码、解码结构的水下低照度图像增强算法 (ULCF-Net) 来解决上述问题。首先, 基于半通道傅里叶变换设计亮度提升模块, 结合频域与空间信息增强暗光区域的响应。其次, 在编码、解码结构中引入跨尺度连接, 提升水下光学图像的细节表达。最后, 设计双流多尺度色彩增强模块, 改善不同层级特征的色彩融合效果。在公开水下低照度图像数据集上的实验结果表明, 提出的 ULCF-Net 在亮度、色彩和细节等方面均具有优异的增强效果。

关键词 水下低照度图像; 半通道傅里叶变换; 跨尺度连接; 色彩增强

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP241207

ULCF-Net: An Underwater Low-Illumination Image Enhancement Algorithm Based on a Cross-Scale Structure and Color Fusion

Tao Yang, Tan Hao, Zhou Liqun*

School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Abstract With an increase in the shooting depth, underwater images suffer from issues such as low brightness, color distortion, and blurred details. Therefore, an underwater low-illumination image enhancement algorithm based on an encoding and decoding structure (ULCF-Net) is designed. First, a brightness enhancement module is designed based on a half-channel Fourier transform, which enhances the response in dark regions by combining the frequency domain and spatial information. Second, cross-scale connections are introduced within the encoding and decoding structure to improve the detailed expression of underwater optical images. Finally, a dual-stream multiscale color enhancement module is designed to improve the color fusion effects across different feature levels. Experimental results on publicly available underwater low-illumination image datasets demonstrate that the proposed ULCF-Net exhibits excellent enhancement in terms of brightness, color, and details.

Key words underwater low-illumination image; half-channel Fourier transform; cross-scale connection; color enhancement

1 引言

海洋拥有丰富的资源, 其面积约占地球表面积的 71%^[1]。在水下场景中展开的目标检测、物体跟踪等任务往往需要借助水下相机、水下机器人等设备^[2]。然而, 水体对光线的吸收与散射作用使该类设备采集图像的效果变差^[3]。目前水下图像增强算法主要面向

光照充足的场景, 旨在解决水下图像的颜色偏移、纹理丢失、雾化等问题^[4]。但深海作业时能见度降低, 导致拍摄的水下图像不仅出现色彩偏移、雾化现象, 而且存在局部亮度过低、噪声严重等问题, 已有水下图像增强算法面对此类低光环境下的混合降质关系时, 难以有效改善图像视觉效果。自然场景中的低照度图像增强算法能够均衡调整图像的光照分布, 降低图像的噪声

收稿日期: 2024-04-30; 修回日期: 2024-05-27; 录用日期: 2024-06-03; 网络首发日期: 2024-06-11

基金项目: 国家重点研发计划 (2019YFB2102001)

通信作者: *znhzlq@163.com

干扰,但无法有效解决水下成像过程中引起的色彩失真等问题。因此有必要研究一种水下低照度图像增强算法,以提高水下视觉任务的性能表现。

水下低照度图像增强算法需要解决光线不足导致的全局信息丢失问题、水体对不同波长光线的选择性吸收导致的色彩偏移问题,以及水中悬浮颗粒导致的清晰度差、对比度低等问题。为此,设计基于编码-解码结构的水下低照度图像增强算法(ULCF-Net),旨在统一解决上述问题,主要的贡献如下。

1) 针对光线不足导致的水下图像过暗问题,基于半通道傅里叶变换提出亮度提升模块(BEM),利用图像的幅度和相位分量从全局视野提升亮度信息,并结合像素重组策略来抑制伪影。

2) 针对水下图像细节模糊问题,在编码和解码之间引入跨尺度连接学习多层特征,增强模型对水下复杂多变场景的细节恢复效果。

3) 针对水下图像色彩偏移问题,提出双流多尺度色彩增强模块(DSMCEM),通过双流选择性特征算子来融合多尺度特征,从而增强图像色彩的丰富性。

4) 在公开的数据集上,将所提算法与低照度增强算法和水下图像增强算法进行比较,验证ULCF-Net处理水下低照度图像的优越性能。

2 相关工作

水下低照度图像增强的主要工作是解决全局光线退化、图像细节丢失和色彩偏移等问题。目前针对该类算法的研究较少,与之效果相近的有水下图像增强算法和低照度图像增强算法:水下图像增强算法针对色偏和模糊问题;低照度图像增强算法针对欠曝光问题。

2.1 水下图像增强算法

针对水下图像的色彩偏移问题,Fu等^[5]通过分段线性变换的策略来纠正水下色彩偏移,再利用最佳对比度改进算法解决水下图像的失真问题。Li等^[6]基于最小信息损失原则和先验直方图分布提出水下图像去雾和对比度增强算法。在水下暗通道先验的泛化(GUDCP)^[7]中,从全局角度对水下暗通道先验(UDCP)^[8]网络进行调整,以获得更稳健的水下光线估计,并开发一种白平衡算法来修改图像外观。Wang等^[9]改进U-net,增加互联路径和上下文感知金字塔机制^[10],有效解决水下环境导致的图像色彩畸变、伪影等问题。刘国栋等^[11]利用基于HSV分类、CIELAB均衡与最小卷积区域暗通道先验(DCP)理论的算法来改善水下图像颜色失真等现象。

针对水下图像的细节模糊问题,Guo等^[12]基于生成对抗网络(GAN),在生成器中提供残差多尺度密集块,结合非饱和GAN损失与L1损失来提升算法对水下图像特征的学习能力。Zhao等^[13]提出基于空间-频率交互和梯度映射的框架来增强算法对图像细节和几

何结构的感知能力。Jiang等^[14]提出轻量级的Five A⁺网络,在增强算法细节感知的同时显著降低参数量和计算复杂度。马敏慧等^[15]提出带色彩恢复的多尺度视网膜(MSRCR)与限制对比度自适应直方图均衡化(CLAHE)来获得细节增强的水下图像。

2.2 低照度图像增强算法

为解决夜晚条件下图像的能见度差、受噪声干扰、边缘特征模糊等问题,Qu等^[16]设计编码器-解码器结构的DDNet网络,并提出粗增强模块和基于对数函数的梯度增强模块。R2RNet^[17]基于Retinex理论,通过分解模块获得反射分量和亮度分量,将其分别输入去噪模块和亮度模块并进行处理,得到对比度提升和细节优化的图像。HWMNet^[18]通过改进M-Net并提出半小波注意块来提高低光图像质量。Wang等^[19]在傅里叶域中估计振幅变换映射来改善低光图像亮度,并引入信噪比图来整合全局傅里叶频率及局部空间信息,进而恢复图像细节。韩永成等^[20]针对图像暗部区域细节丢失、亮部区域过度增强等问题提出自适应截断模拟曝光和上下文网络灵活加强融合的增强算法。

2.3 水下低照度图像增强算法

水下图像增强算法往往基于正常光照来改善图像的色彩与细节等特征,但会忽略水下光线退化导致的信息丢失。低照度图像增强算法则在图像色彩未偏移的条件下提升图像的光照强度,减弱噪声,未考虑到水下图像存在的色偏等问题。为同时应对上述问题,Xie等^[21]提出LDS-Net,旨在解决水下的光线昏暗和色彩失真等问题。Huang等^[22]在通道维度获得傅里叶域特征,对幅度和相位分量执行通道方式的变换,水下图像增强和低照度图像增强实验结果表明其做法可改善图像的全局亮度和细节表达。M-Net^[18]结构的多层级拼接和门控特征路径可获得更多的细节信息。Zamir等^[23]提出可防止图像特征融合过程中色彩及纹理信息丢失的特征融合模块。

受上述研究的启发,首先设计BEM,对其中一半输入特征进行操作从而获取通道注意力特征图,通过傅里叶变换将其转换到频域,另一半特征仍保留在空间域,将空间域与通道下的频域加权使网络在保持提取全局特征的同时有效学习局部特征,防止过度增强。然后将跨尺度连接引入类M-Net的编码-解码结构,通过跨尺度连接形式实现特征信息的分享,增强提取出由于上下采样而丢失的信息。最后在解码端设计DSMCEM,利用双流特征算子加强对输出特征的筛选融合和增强,以解决水下亮度过低、细节模糊、色彩偏移等问题。

3 所提算法

为解决水下低照度图像亮度过低、色彩偏移、细节模糊等问题,基于编码-解码结构设计ULCF-Net网络,结构如图1所示。在编码端通过像素洗牌进行下

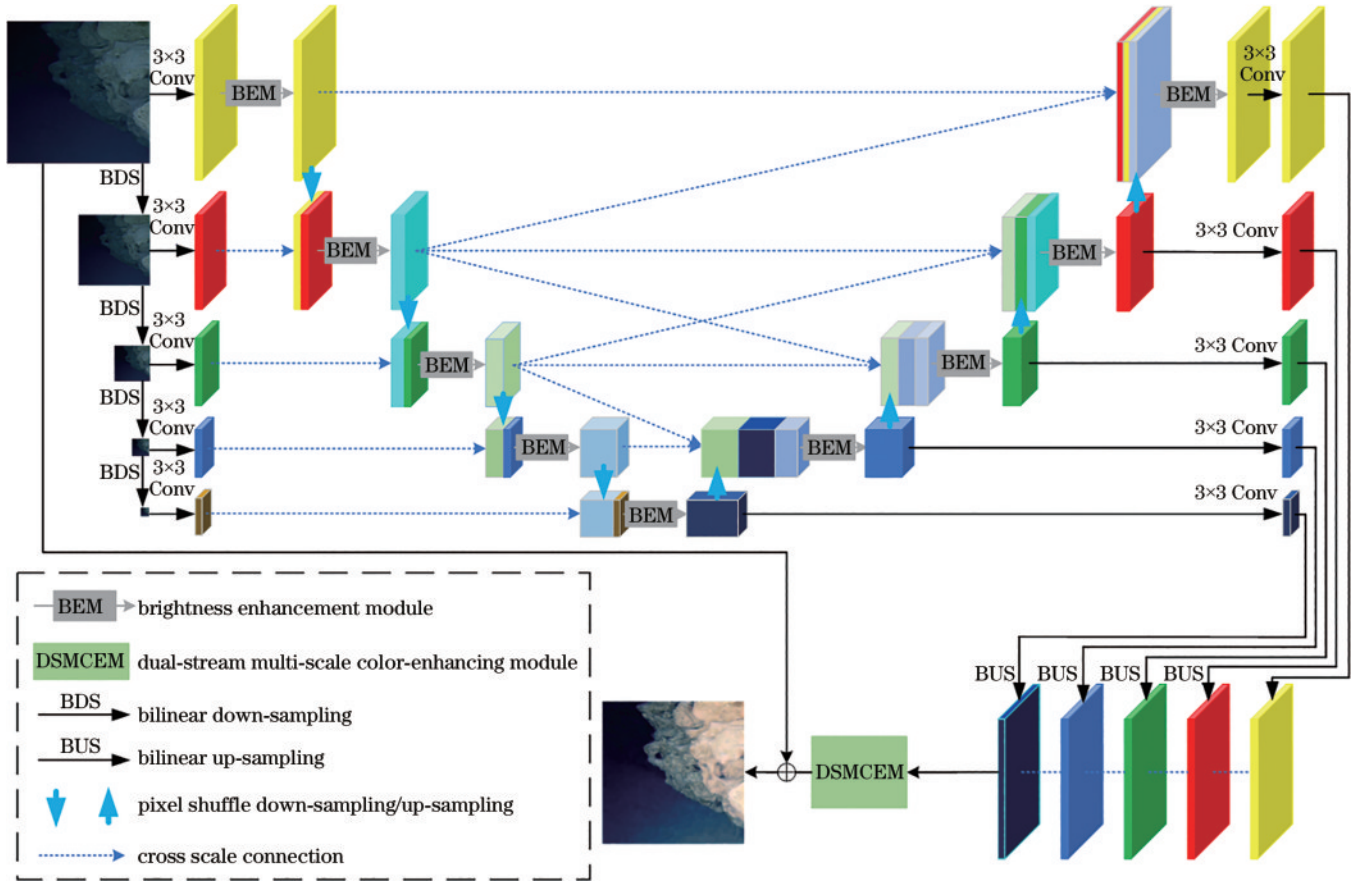


图 1 ULCF-Net 结构

Fig. 1 Structure of ULCF-Net

采样,以逐层卷积的方式提取图像的显著特征。在解码端逐层对图像进行上采样,并通过跳跃连接融合对应层的编码端图像特征。为提升算法对低照度区域的感知质量,设计基于半通道傅里叶变换的 BEM 并将其嵌入编码-解码过程。为增强网络的细节感知能力,在网络中引入跨尺度连接。为改善图像色偏,设计多尺度色彩增强融合模块。

连续 5 次对输入图像 $I \in \mathbb{R}^{3 \times H \times W}$ (其中 H 和 W 为图像在垂直和水平方向的维度) 进行双线性插值下采样,并经过卷积得到不同尺度的初级特征图。将初级特征图输入到 ULCF-Net 网络中,通过 BEM 提取足够且丰富的全局频率信息,恢复全局亮度,同时在编码端 2、3 层增加跨尺度跳跃连接以改善细节模糊。通过多尺度色彩增强模块改善图像蓝绿色调偏重的情况,并将解码端的特征与输入图像逐元素求和,得到增强后的图像 $E \in \mathbb{R}^{3 \times H \times W}$ 。

3.1 BEM

低光环境中采集的水下图像的亮度与对比度普遍较低,影响着主观视觉敏感度。傅里叶空间中的幅度分量可体现全局亮度信息,不同通道表现出不同的光谱信息属性^[18]。利用傅里叶空间的全局感知能力,提出如图 2 所示的 BEM。其中 ReLU 为修正线性单元, LReLU 为 leaky ReLU, C 为特征的通道数。

对特征图 $F_{in} \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ 的通道维度进行拆分,将半通道的输入特征 $F_{in}^{(1)} \in \mathbb{R}^{\frac{C}{2} \times H \times W}$ 通过全局平均池化 (GAP) 操作转换到用全局信息表示的空间,成为全局向量 $x_g \in \mathbb{R}^{\frac{C}{2} \times 1 \times 1}$, GAP 过程表示为

$$x_g = \frac{1}{HW} \sum_{h=0}^{H-1} \sum_{w=0}^{W-1} F_{in}^{(1)}(h, w) \quad (1)$$

式中: (h, w) 为特征图像在空间域的坐标。通常傅里叶变换是将输入信号转换到频域以获得全局统计特性,其正变换公式为

$$F(x)(\mu, \nu) = \frac{1}{\sqrt{HW}} \sum_{h=0}^{H-1} \sum_{w=0}^{W-1} x(h, w) \exp \left[-j2\pi \left(\frac{h}{H} \mu + \frac{w}{W} \nu \right) \right] \quad (2)$$

式中: $F(x)(\mu, \nu)$ 为特征在傅里叶频域的复分量; (μ, ν) 为特征在傅里叶频域下的坐标; j 为虚数单位。幅度分量 $A(x)(\mu, \nu)$ 和相位分量 $P(x)(\mu, \nu)$ 的计算公式为

$$\begin{cases} A(x)(u, v) = \sqrt{R^2(x)(u, v) + I^2(x)(u, v)} \\ P(x)(u, v) = \arctan \left[\frac{I(x)(u, v)}{R(x)(u, v)} \right] \end{cases} \quad (3)$$

式中: $R(x)(\mu, \nu)$ 、 $I(x)(\mu, \nu)$ 分别为 $F(x)(\mu, \nu)$ 的实

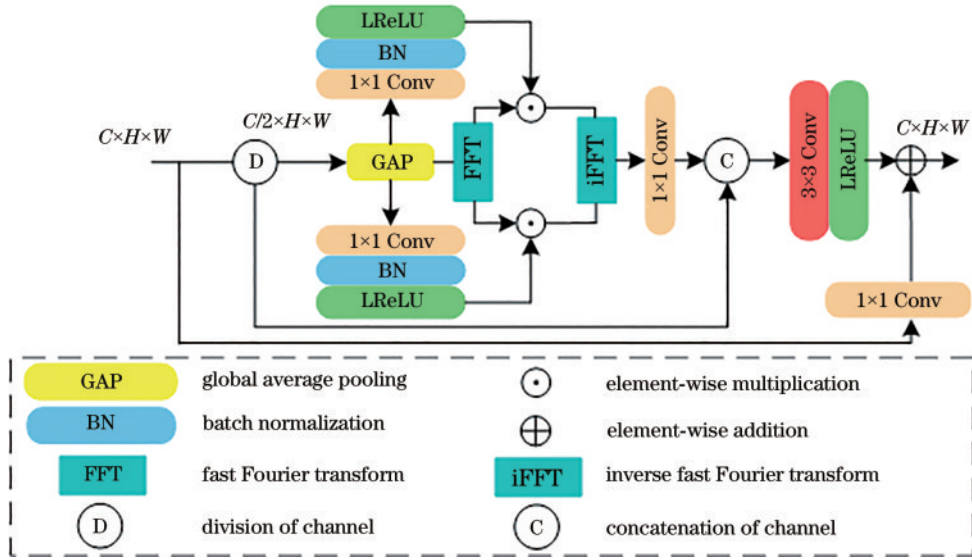


图 2 BEM 结构
Fig. 2 Structure of BEM

部和虚部。

将全局向量 \mathbf{x}_g 的每个位置表示为通道下 $\mathbf{x}(0 : 2/C - 1, 1, 1)$, 并设其通道下傅里叶域的坐标为 z , 则 \mathbf{x}_g 的通道傅里叶变换公式为

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}_g)(z) = \frac{2}{C} \sum_{c=0}^{2/C-1} \mathbf{y}(c) \exp\left[-j2\pi \frac{c}{C} z\right] \quad (4)$$

式中: $\mathbf{y}(c)$ 为空间域特征分量。 $\mathbf{F}(\mathbf{x}_g)(z)$ 的幅度分量和相位分量同时更新为

$$\begin{cases} A(\mathbf{x}_g)(z) = \sqrt{R^2(\mathbf{x}_g)(z) + I^2(\mathbf{x}_g)(z)} \\ P(\mathbf{x}_g)(z) = \arctan\left[\frac{I(\mathbf{x}_g)(z)}{R(\mathbf{x}_g)(z)}\right] \end{cases} \quad (5)$$

同时将 \mathbf{x}_g 作为权重引导频域特征, 提升全局通道感知能力, 因此全局向量 \mathbf{x}_g 经过卷积层再分别与 $A(\mathbf{x}_g)(z)$ 和 $P(\mathbf{x}_g)(z)$ 进行逐元素相乘加权, 过程为

$$\begin{cases} A'(\mathbf{x}_g)(z) = \text{LReLU}\{\text{BN}[\text{Conv}(\mathbf{x}_g)]\} \odot A(\mathbf{x}_g)(z) \\ P'(\mathbf{x}_g)(z) = \text{LReLU}\{\text{BN}[\text{Conv}(\mathbf{x}_g)]\} \odot P(\mathbf{x}_g)(z) \end{cases} \quad (6)$$

式中: Conv 为 1×1 卷积层; \odot 为逐元素相乘。

对傅里叶域特征进行傅里叶逆变换, 扩展特征尺寸, 将其变回空间域后再与未经过频率空间处理的特征 $\mathbf{F}_{in}^{(2)} \in \mathbb{R}^{\frac{C}{2} \times H \times W}$ 结合。结合后的特征图在保留原始局部特征的同时具备全局感知能力, 通过跳跃连接将结合后的特征图与融合特征组合构成残差结构。

3.2 伪影抑制采样模块

傅里叶变换从频域角度增强图像的全局亮度特征, 但同时放大了水下低照度场景中的伪影特征。因此, 利用像素重组策略设计如图 3 所示的伪影抑制采样模块。

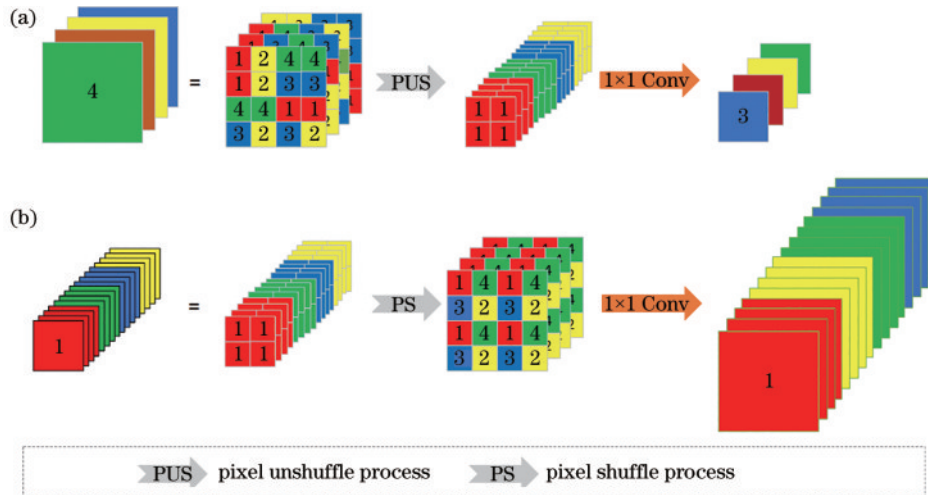


图 3 伪影抑制采样模块结构。(a) 编码端采样过程; (b) 反操作过程

Fig. 3 Structure of artifact suppression sampling module. (a) Process of coding end sampling; (b) process of inverse operation

编码端采样过程如图 3(a)所示,使用像素重组算法将尺寸为 $C \times H \times W$ 的输入特征的空间上相邻特征点变换到通道维度,提升特征图的紧凑程度,抑制相邻特征点冗余表达导致的伪影。反操作过程如图 3(b)所示,将不同通道信息的低分辨率特征通过像素重组算法重新排列,增强特征图的细粒度表达,从提升细粒度表达的角度来抑制原相邻像素点的伪影特征,并经 1×1 卷积层契合到下一阶段的输入形状。

3.3 跨尺度连接

对于图像增强网络,采用编码-解码结构^[15]获得图像不同层次的特征以及高效的数据重建。为避免解码端上采样过程中的细节丢失,在编码端和解码端之间

引入跨尺度连接进行多尺度融合,增强网络的细节感知能力。为验证跨尺度连接的合理性,设计两种程度的连接状态。

图 4(a)为尺度连接的原始版本,其只将对应尺度的信息引入到解码端的输入特征中,为解码端的操作提供多层次的信息,但直连的跳跃连接特征提取能力有限,细节区域信息不够突出,因此需引入跨尺度连接。图 4(b)为一级跨尺度连接,在编码端第 2 层添加跨尺度分支,将编码段第 2 层连接到解码端第 1 层和第 3 层,编码端第 3 层连接到解码端第 2 层。图 4(c)为二级跨尺度连接,在一级连接的基础上增加 1 层编解码的操作,同时编码端第 3 层分别连接到解码端第 2 层和第 4 层。

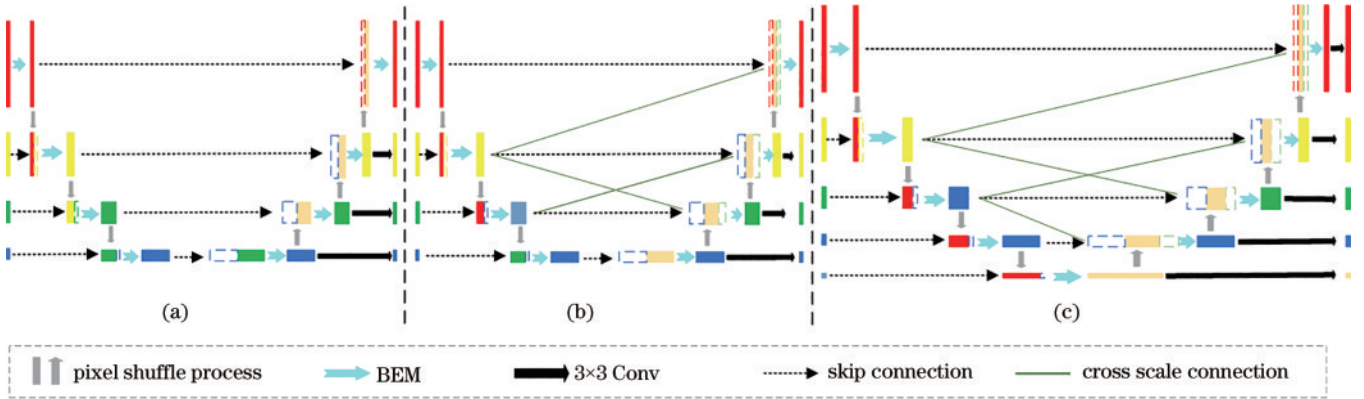


图 4 跨尺度连接。(a)原始跨尺度连接;(b)跨尺度连接 I;(c)跨尺度连接 II

Fig. 4 Cross-scale connections. (a) Original cross-scale connection; (b) cross-scale connection I; (c) cross-scale connection II

3.4 DSMCEM

利用BEM对不同尺寸的特征进行处理后,各层级与各通道中包含的色彩粒度不同,直接融合会影响图像的色彩饱和度,影响色偏的有效纠正。针对此问题,设计如图 5 所示的多尺度色彩增强模块,利用多尺度

图像信息并结合双流选择性核,将多元特征融合为一幅图像。

该模块首先接收来自解码端的多层不同尺寸的特征信息,通过双线性上采样将其统一成同一尺寸后进行逐元素相加,将相加后的特征映射到两个特征空间:

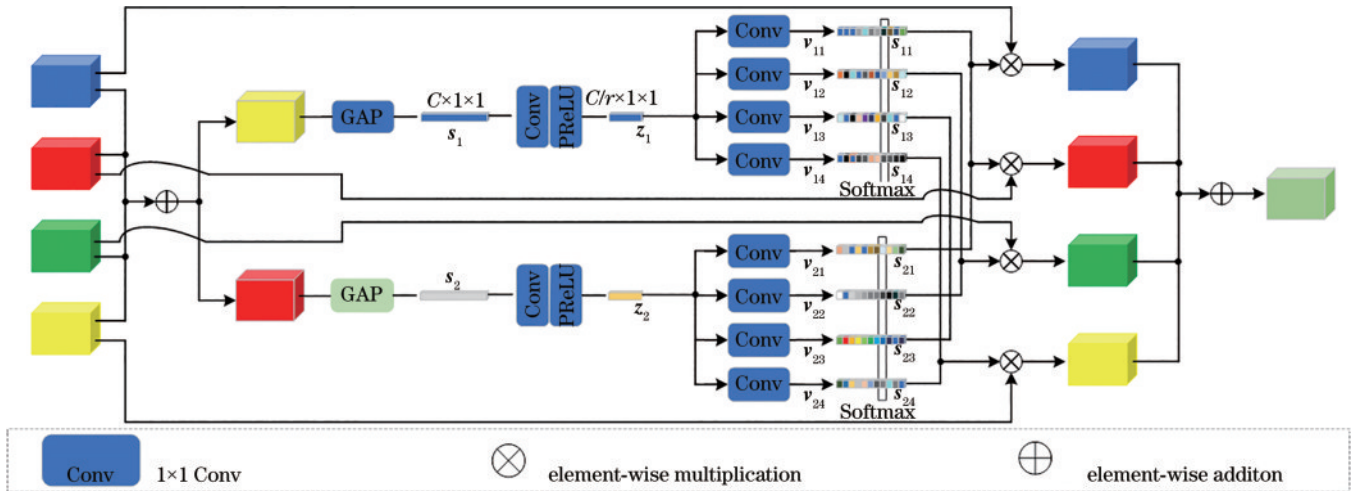


图 5 DSMCEM 结构

Fig. 5 Structure of DSMCEM

$$\mathbf{L}_1 = \mathbf{L}_2 = \mathbf{I}_1 + \text{BUS}(\mathbf{I}_2) + \text{BUS}(\mathbf{I}_3) + \text{BUS}(\mathbf{I}_4) \quad (7)$$

式中: $\mathbf{L}_1, \mathbf{L}_2$ 为相加后的特征; $\mathbf{I}_1, \mathbf{I}_2, \mathbf{I}_3, \mathbf{I}_4$ 为不同尺寸的特征图。之后对 $\mathbf{L}_1, \mathbf{L}_2$ 进行 GAP 操作, 获得尺寸为 $C \times 1 \times 1$ 的通道统计量 \mathbf{s}_1 和 \mathbf{s}_2 , 接下来通过缩减通道的卷积层来生成特征向量 \mathbf{z}_1 和 \mathbf{z}_2 , 尺寸为 $C/r \times 1 \times 1$, 通道缩减因子 (r) 默认为 8。进一步采用通道放大的卷积层获得双流特征描述符 $\mathbf{v}_{11} \sim \mathbf{v}_{24}$, 尺寸为 $C \times 1 \times 1$ 。使用 Softmax 函数得到选择性多尺度激活算子 $\mathbf{s}_{11} \sim \mathbf{s}_{24}$, 对应地重新调整原多尺度特征图 $\mathbf{I}_1, \mathbf{I}_2, \mathbf{I}_3, \mathbf{I}_4$, 提升其特征表达能力。最后将优化后的特征进行逐元素求和从而生成增强图像。调整过程为

$$\mathbf{U} = \mathbf{I}_1 \odot \mathbf{s}_{11} \odot \mathbf{s}_{21} + \mathbf{I}_2 \odot \mathbf{s}_{12} \odot \mathbf{s}_{22} + \mathbf{I}_3 \odot \mathbf{s}_{13} \odot \mathbf{s}_{23} + \mathbf{I}_4 \odot \mathbf{s}_{14} \odot \mathbf{s}_{24} \quad (8)$$

式中: \mathbf{U} 为合并后的增强图像。

4 实验与比较

4.1 数据集

使用目前唯一公开的水下低照度图像数据集 LUIE^[21] 进行实验。该数据集选择 362 幅尺寸为 600 pixel \times 400 pixel 的水下场景图像, 合成 2524 对不同亮度的数据组并将其作为训练集。选择 14 幅有参考合成水下低照度场景图像作为测试集 A, 选择 85 幅无参考真实水下低照度场景图像作为测试集 C。

4.2 实验配置

采用的实验环境是 PyTorch 1.13 和 Python 3.8, 使用单张 GPU V100 显卡进行训练。训练时, 输入图像尺寸为 256 pixel \times 256 pixel, 批量大小设置为 16, 训练轮次设置为 200, 使用 Adam 优化器, 初始学习率设为 1×10^{-4} , 使用余弦退火策略将学习率降低到 1×10^{-6} 。此外, 使用 Charbonnier 损失函数对提出的网络进行端到端优化, 其数学表达式为

$$L_{\text{char}} = \sqrt{\|\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{X}\|^2 + \epsilon^2} \quad (9)$$

式中: $\hat{\mathbf{X}} \in \mathbb{R}^{N \times C \times H \times W}$, $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times C \times H \times W}$ 分别为低照度增强后图像、参考图像; N 为训练批次; ϵ 为常数, 实验中设为 1×10^{-3} 。

4.3 图像评价指标

选取 4 种全参考指标, 包括均方误差 (MSE)、峰值信噪比 (PSNR)、结构相似性 (SSIM) 和学习感知图像块相似度 (LPIPS)。PSNR 和 SSIM 的数值越高、MSE 和 LPIPS 的数值越低, 误差越小, 结果图像越接近参考图像。MSE、PSNR 和 SSIM 的计算公式为

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [\mathbf{x}(i, j) - \mathbf{y}(i, j)]^2 \quad (10)$$

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \cdot \lg \left(\frac{255^2}{E_{\text{MSE}}} \right) \quad (11)$$

$$S_{\text{SSIM}} = \frac{(2u_x u_y + \mu_1)(2\sigma_{xy} + \mu_2)}{(u_x^2 + u_y^2 + \mu_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + \mu_2)} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{x}(i, j), \mathbf{y}(i, j)$ 分别为增强图像、参考图像; m, n 分别为图像在 H, W 维度总量; μ_x, μ_y 分别为增强图像、参考图像的均值; σ_x, σ_y 分别为增强图像、参考图像的方差; σ_{xy} 为增强图像和参考图像的协方差; μ_1, μ_2 为常数, 用来使分母不为 0。

此外选取 2 种无参考指标, 即水下图像质量评价度量 (UIQM)、水下彩色图像质量度量 (UCIQE) 对图像质量进行评价。UIQM 和 UCIQE 的数值越高代表图像质量越好, 计算公式为

$$U_{\text{UIQM}} = c_1 U_{\text{UICM}} + c_2 U_{\text{UISM}} + c_3 U_{\text{UICoM}} \quad (13)$$

$$U_{\text{UCIQE}} = c_1 \sigma_c + c_2 R_{\text{con},1} + c_3 \mu_s \quad (14)$$

式中: c_1, c_2, c_3 为加权系数; U_{UICM} 为色彩测量指标; U_{UISM} 为清晰度测量指标; U_{UICoM} 为对比度测量指标; σ_c 为色彩标准差; $R_{\text{con},1}$ 为亮度对比; μ_s 为饱和度平均值。

4.4 对比实验

将所提算法与前沿的低照度图像增强算法和水下图像增强算法进行对比。低照度图像增强网络有 LAU-Net^[24]、HWMNet^[18]、Retinexformer^[25]、Enlighten Anything^[26]、FourLLIE^[19] 和卷积密集注意力引导网络 (CDAN)^[27], 水下图像增强网络有 Five A^{+[14]}、LDS-Net^[21]、U-shape^[28]、LANet^[29]、STSC (semantic-aware texture-structure feature collaboration)^[30]、Shallow-UWnet^[31], 客观数据指标对比结果分别如表 1 和表 2 所示。

表 1 所提算法与低照度图像增强算法在测试集 A 的对比结果

Table 1 Comparison results on test set A between proposed algorithm and low light image enhancement algorithms

Algorithm	PSNR /dB	SSIM	MSE	LPIPS	UIQM	UCIQE
LAU-Net ^[24]	21.4683	0.8601	0.0078	0.1239	3.1583	0.5993
HWMNet ^[18]	20.2836	0.8374	0.0105	0.1544	3.1796	0.5912
Retinexformer ^[25]	20.7749	0.8565	0.0099	0.1246	3.0783	0.5895
Enlighten Anything ^[26]	15.3281	0.7225	0.0324	0.2683	2.8506	0.5384
FourLLIE ^[19]	21.6478	0.8537	0.0085	0.1273	3.2599	0.6063
CDAN ^[27]	20.9618	0.8676	0.0094	0.1184	3.2080	0.6015
ULCF-Net (proposed)	23.2729	0.8781	0.0053	0.0923	3.1150	0.6106

表 2 所提算法与水下图像增强算法在测试集 A 上的对比结果

Table 2 Comparison results on test set A between proposed algorithm and underwater image enhancement algorithms

Algorithm	PSNR /dB	SSIM	MSE	LPIPS	UIQM	UCIQE
LDS-Net ^[21]	18.1289	0.7950	0.0167	0.1885	3.2921	0.5702
U-shape ^[28]	22.5064	0.7736	0.0066	0.1635	3.2169	0.5807
Five A ⁺ ^[14]	21.8892	0.8562	0.0078	0.1294	3.1693	0.5931
LANet ^[29]	21.3721	0.8316	0.0092	0.1029	3.0498	0.6099
STSC ^[30]	18.5456	0.5483	0.0164	0.1205	3.0935	0.5995
Shallow-UWnet ^[31]	12.8915	0.6448	0.0608	0.2186	2.8725	0.2946
ULCF-Net (proposed)	23.2729	0.8781	0.0053	0.0923	3.1150	0.6106

低照度图像增强算法大多只针对水上图像的亮度提升和减少噪声等需求,未考虑水下场景中水体介质吸收波长导致的色偏问题。ULCF-Net通过双流特征选择性算子对不同通道间的色彩信息进行加权,融合信息特征从而校正图像色彩。由表1可知,ULCF-Net的MSE、UCIQE数值达到最优,分别为0.0053、0.6106,UIQM指标虽未能达到最佳,但也达到了3.1150,表明所提算法在水下图像的色彩效果、细节、饱和度等方面的均衡性。

水下图像增强算法大多在正常光照条件下针对色彩偏移和细节模糊等问题展开研究,未考虑图像能见度过低、局部亮度分布不均匀等问题。ULCF-Net通过傅里叶空间的全局感知能力,从通道维度进

行图像特征的傅里叶变换,增强图像的全局亮度信息。由表2可知,ULCF-Net在PSNR、SSIM、LPIPS等多项客观指标均达到最优,PSNR、SSIM、LPIPS分别为23.2729 dB、0.8781、0.0923,证明所提算法在图像感知度、SSIM等方面更接近参考图像。

为验证水下低照度图像增强的作用,利用ULCF-Net与LDS-Net、Five A⁺、Retinexformer、FourLLIE算法进行特征点匹配实验,匹配特征点越多,代表图像越接近原图。匹配结果如图6所示,图中左上角数字代表匹配到的特征点数,4个场景中的匹配点数值对比表明所提算法增强后的图像更有利于水下弱光作业。

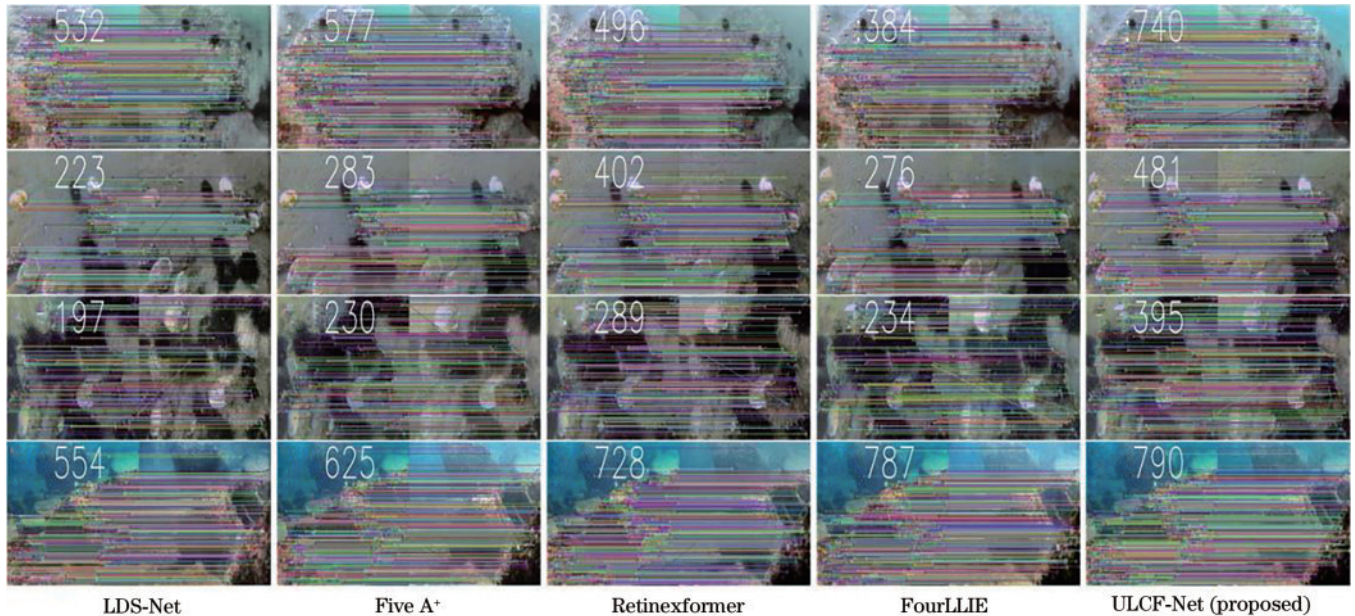


图 6 特征点匹配实验结果

Fig. 6 Experimental results of feature points matching

为验证模型的泛化性,在无参考图像测试集 C 进行如表 3 所示的对比实验。ULCF-Net主要针对与色彩、亮度相关的处理,且网络中傅里叶变换主要通过获取全局频率信息来提升图像的整体亮度,但在局部对比度的处理方面有所欠缺。因此就包含对比度的 UIQM 指标而言,ULCF-Net 的 UIQM 值在进行比较

的 9 个算法中从高到低排名第 6,但仍然高于平均值 (2.3352)。ULCF-Net 的 UCIQE 指标值为 0.5916,比平均值 (0.5745) 高 0.0171,在图像色彩、亮度、饱和度等方面表现优异。相比于水下图像增强算法和低照度图像增强算法,ULCF-Net 在图像色彩、亮度、饱和度上表现均衡,更适用于纷繁复杂的水下低照度场景。

表 3 不同算法在测试集 C 上的客观评价结果
Table 3 Objectively evaluate results on test set C by different algorithms

Algorithm	UIQM	UCIQE
LDS-Net ^[21]	2.7827	0.5672
HWMNet ^[18]	2.4927	0.5898
Enlightn Anything ^[26]	1.5338	0.5591
FourLLIE ^[19]	2.7137	0.5842
CDAN ^[27]	2.4573	0.5758
LAU-Net ^[24]	2.2548	0.5830
STSC ^[30]	2.5992	0.5861
Shallow-UWnet ^[31]	1.8127	0.5335
ULCF-Net (proposed)	2.3703	0.5916

4.5 主观评价

在有参考图像的测试集 A 上,与低照度图像增强算法和 underwater 图像增强算法进行主观视觉对比,可视结果如图 7 和图 8 所示。

如图 7 所示,由于低照度图像增强算法侧重处理暗区域与噪声,未考虑色彩偏移等问题,处理后的增强图像在色彩显示效果上与参考图像存在一定的差距。如图 7(a)中,HWMNet、CDAN 和 Retinexformer 的增强图像全局色调偏冷。图 7(b)中,LAU-Net 的增强图像色彩偏黄,CDAN 的增强图像色彩偏绿,Enlighten Anything 虽然能够提升亮度,但无法有效校正色彩偏移。图 7(e)中 FourLLIE 和 CDAN 的增强图像偏黄。ULCF-Net 算法的增强图像在色彩表现、整体亮度上均有显著改善,视觉感知效果更接近参考图像。

如图 8 所示,水下图像增强算法未考虑亮度过低导致的信息丢失,使增强图像在细节、纹理结构等方面存在不同程度的损失。如图 8(a)的 U-shape 增强图像

的左侧珊瑚礁的边缘轮廓模糊,图 8(e)的 LANet 增强图像的远景细节丢失,礁石与背景难以区分,Five A⁺ 增强后的图像在远处场景对比度低,图 8(c)的 LDS-Net 增强图像上方岩石结构信息紊乱,Shallow-UWnet 虽能校正色彩偏移,但整体亮度明显过低。相比于水下图像增强算法,ULCF-Net 处理后的水下低照度图像不仅校正了色偏,而且整体亮度均衡、细节丰富。

平均 CEIDE2000 指标数值越小代表色差偏移越小,图 7 和图 8 中各算法增强图像与真实图像的平均 CEIDE2000 指标表明 ULCF-Net 的整体色彩恢复表现最好。

为验证模型在水下多种低照度场景的泛化能力,在无参考测试集 C 上将 ULCF-Net 与 2 类增强算法进行主观对比,结果如图 9 所示。案例 1 为光线退化严重场景的增强效果,案例 2 为目标密集场景的增强效果,案例 3 为单一物体场景的增强效果。

在亮度过暗的水下场景中,ULCF-Net 能在提升全局亮度的同时解决图像的色偏和饱和度问题,Shallow-UWnet 在处理过暗图像时,亮度提升效果低于其他算法,FourLLIE 虽然增强了亮度,但是处理图 9(a)时饱和度低,处理图 9(b)时色调偏蓝。在目标密集的水下场景中,ULCF-Net 能高效地保留密集目标中的多处细节信息,Shallow-UWnet 和 STSC 在处理图 9(d)时植物的轮廓信息明显丢失,HWMNet 处理图 9(c)时远处的鱼群信息模糊。在物体单一场景中,ULCF-Net 能有效地恢复物体的结构和纹理细节,LDS-Net 增强图像出现不同程度的网格条纹,FourLLIE 无法有效增强虚化的远景。面对上述多种复杂的水下低照度场景,ULCF-Net 在亮度提升、色彩校正、细节恢复等方面的综合处理效果显著,具有更好的泛化能力。

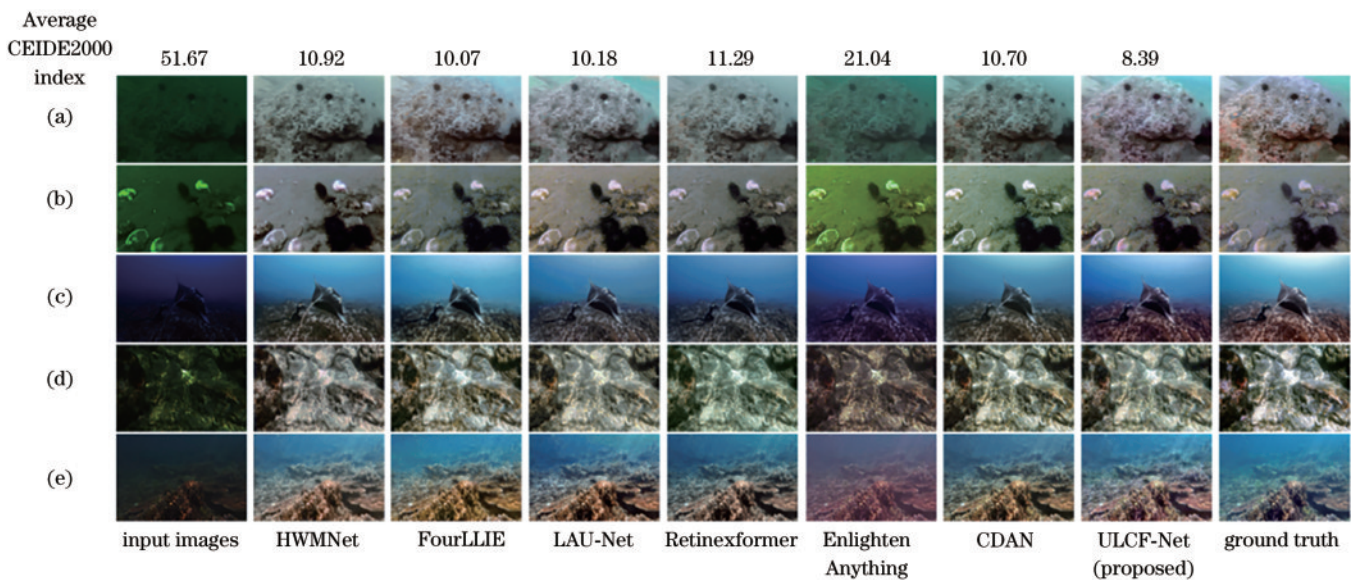


图 7 所提算法与低照度图像增强算法在测试集 A 的主观对比

Fig. 7 Subjective comparison on test set A between proposed algorithm and low light image enhancement algorithms

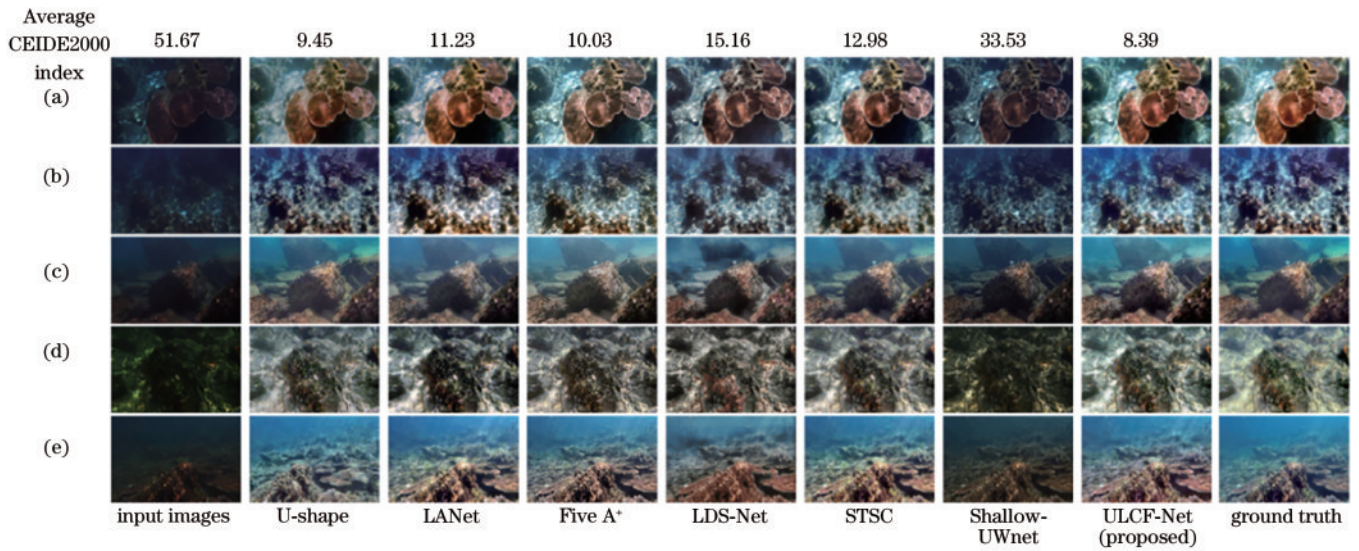


图 8 所提算法与水下图像增强算法在测试集 A 的主观对比

Fig. 8 Subjective comparison on test set A between proposed algorithm and underwater image enhancement algorithms

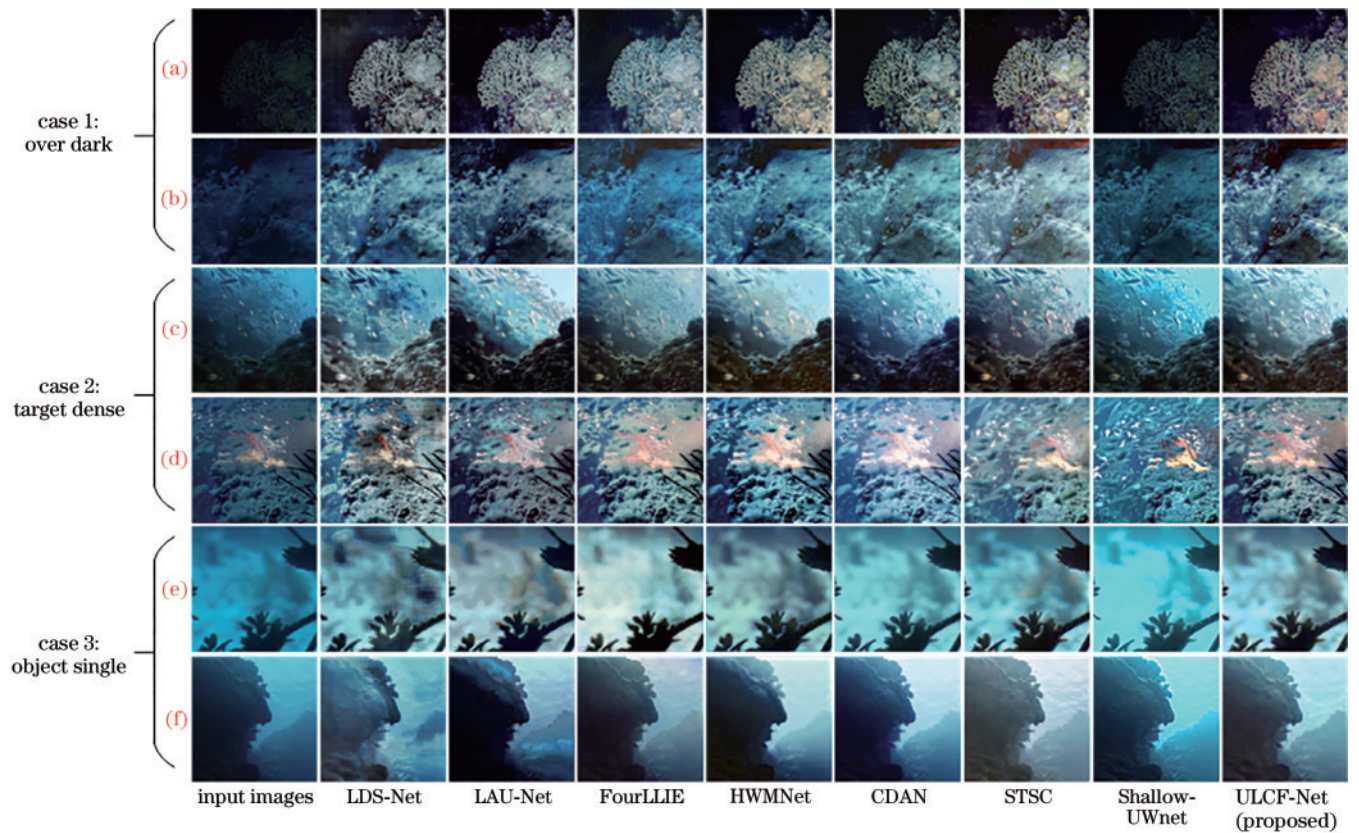


图 9 不同算法在测试集 C 的主观对比结果

Fig. 9 Subjective comparison results on test set C by different algorithms

4.6 消融实验

为验证提出的 ULCF-Net 网络结构的合理性,进行如表 4 和表 5 所示的消融实验。其中“BEM(a)”代表对全部通道进行傅里叶变换,“BEM(b)”代表只对半通道的特征进行傅里叶变换,即所提算法采用的 BEM。

表 4 中,当未采用 BEM 模块时,算法的 PSNR 仅为 15.4485 dB,当采用全部通道或半通道傅里叶变换的 BEM 模块时,算法的整体指标都明显提升。BEM(a)

对全通道进行傅里叶操作后再转换回空间域,会丢失部分原有空间信息,影响后续的色彩校正,而 BEM(b) 的操作既保留了一定的空间信息,又为后续色彩融合提供了更准确的亮度特征。在 BEM(b) 的基础上引入 DMSCEM, PSNR 指标提升明显,而将 DMSCEM 换成 SKFF 则导致次优的结果, PSNR 由 23.2729 dB 降到 22.8939 dB,证明了 DMSCEM 和 BEM(b) 搭配的合理性。表 5 中,在选取两种最优效果的模块基础上

表 4 模块间消融实验

Table 4 Module to module ablation experiment

BEM form		CEM type		PSNR /dB	SSIM	MSE
BEM(a)	BEM(b)	SKFF	DSMCEM			
				15.4485	0.6912	0.0305
✓				17.1021	0.7573	0.0216
✓		✓		19.9057	0.8341	0.0116
✓			✓	19.7985	0.8328	0.0119
	✓			16.8362	0.7656	0.0248
	✓	✓		22.8939	0.8712	0.0059
	✓		✓	23.2729	0.8781	0.0053

表 5 跨尺度连接消融实验

Table 5 Cross-scale connection ablation experiment

Cross-scale connection form			PSNR /dB	SSIM	MSE
Origin	I	II			
✓			22.8718	0.8699	0.0063
	✓		23.1546	0.8701	0.0062
		✓	23.2729	0.8781	0.0053

进行同尺度连接、一级跨尺度连接和二级跨尺度连接的递进实验,结果显示 PSNR、SSIM 指标呈递增趋势, MSE 指标呈递减趋势,表明二级跨尺度连接形式可有效增强算法对细节的感知。总体而言,表 4 和表 5 的消融实验证明了 ULCF-Net 整体结构对水下低照度图像任务的适应性。

5 结 论

设计 ULCF-Net 网络增强水下低照度图像,基于半通道傅里叶变换提升网络的全局亮度调整能力;引入跨尺度连接有效恢复图像细节信息;提出 DSMCEM 改善图像的色偏。通过对比实验表明了所提算法的优越性能,通过消融实验验证了跨尺度连接形式及各模块之间的相容性。但受限于可供有监督训练的成对水下低照度数据集的数量,在未来工作中将考虑零样本算法以减轻算法对数据的依赖。

参 考 文 献

[1] 李学龙. 涉水视觉[J]. 电子学报, 2024, 52(4): 1041-1082.
Li X L. Water related vision[J]. Journal of Electronics, 2024, 52(4): 1041-1082.

[2] Zhou J C, Yang T Y, Zhang W S. Underwater vision enhancement technologies: a comprehensive review, challenges, and recent trends[J]. Applied Intelligence, 2023, 53(3): 3594-3621.

[3] 郭威, 张有波, 周悦, 等. 应用于水下机器人的快速深海图像复原算法[J]. 光学学报, 2022, 42(4): 0410002.
Guo W, Zhang Y B, Zhou Y, et al. Rapid deep-sea image restoration algorithm applied to unmanned underwater vehicles[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(4): 0410002.

[4] 郭银景, 吴琪, 苑娇娇, 等. 水下光学图像处理研究进展[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(2): 426-435.

Guo Y J, Wu Q, Yuan J J, et al. Research progress on underwater optical image processing[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(2): 426-435.

[5] Fu X Y, Fan Z W, Ling M, et al. Two-step approach for single underwater image enhancement[C]//2017 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS), November 6-9, 2017, Xiamen, China. New York: IEEE Press, 2017: 789-794.

[6] 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.

[7] Liang Z, Ding X Y, Wang Y F, et al. GUDCP: 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.

[8] Drews P, Jr, do Nascimento E, Moraes F, et al. Transmission estimation in underwater single images[C]//2013 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, December 2-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2013: 825-830.

[9] Wang P Z, Zhang S K, Zhang K, et al. Underwater image enhancement of nuclear power plant based on U-net model[C]//IECON 2023-49th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, October 16-19, 2023, Singapore, Singapore. New York: IEEE Press, 2023.

[10] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[M]//Navab N, Hornegger J, Wells W M, et al. Medical image computing and computer-assisted intervention- MICCAI 2015. Lecture notes in computer science. Cham:

- Springer, 2015, 9351: 234-241.
- [11] 刘国栋, 冯立辉, 卢继华, 等. 基于分类与最小卷积区域暗通道先验的水下图像恢复[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(4): 0401003.
Liu G D, Feng L H, Lu J H, et al. Underwater image restoration based on classification and dark channel prior with minimum convolutional area[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(4): 0401003.
- [12] Guo Y C, Li H Y, Zhuang P X. Underwater image enhancement using a multiscale dense generative adversarial network[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2020, 45(3): 862-870.
- [13] Zhao C, Cai W L, Dong C Y, et al. Toward sufficient spatial-frequency interaction for gradient-aware underwater image enhancement[EB/OL]. (2023-09-08)[2024-04-12]. <http://arxiv.org/abs/2309.04089v2>.
- [14] Jiang J X, Ye T, Bai J B, et al. Five A⁺ network: you only need 9K parameters for underwater image enhancement[EB/OL]. (2023-05-15)[2024-04-12]. <http://arxiv.org/abs/2305.08824v1>.
- [15] 马敏慧, 王红茹, 王佳. 基于改进的MSRCR-CLAHE融合的水下图像增强算法[J]. 红外技术, 2023, 45(1): 23-32.
Ma M H, Wang H R, Wang J. An underwater image enhancement algorithm based on improved MSRCR-CLAHE fusion[J]. Infrared Technology, 2023, 45(1): 23-32.
- [16] Qu J X, Liu R W, Gao Y, et al. Double domain guided real-time low-light image enhancement for ultra-high-definition transportation surveillance[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(8): 9550-9562.
- [17] Hai J, Xuan Z, Yang R, et al. R2RNet: Low-light image enhancement via real-low to real-normal network[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2023, 90: 103712.
- [18] Fan C M, Liu T J, Liu K H. Half wavelet attention on M-Net+ for low-light image enhancement[C]//2022 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), October 16-19, 2022, Bordeaux, France. New York: IEEE Press, 2022: 3878-3882.
- [19] Wang C X, Wu H J, Jin Z. FourLLIE: boosting low-light image enhancement by Fourier frequency information[C]//Proceedings of the 31st ACM International Conference on Multimedia, October 29-November 3, 2023, Ottawa, ON, Canada. New York: ACM Press, 2023: 7459-7469.
- [20] 韩永成, 张闻文, 何伟基, 等. 基于自适应截断模拟曝光和无监督融合的低照度真彩色图像增强算法[J]. 光子学报, 2023, 52(9): 0910002.
Han Y C, Zhang W W, He W J, et al. Low-light true color image enhancement algorithm based on adaptive truncation simulation exposure and unsupervised fusion [J]. Acta Photonica Sinica, 2023, 52(9): 0910002.
- [21] Xie Y F, Yu Z B, Yu X, et al. Lighting the darkness in the sea: a deep learning model for underwater image enhancement[J]. Frontiers in Marine Science, 2022, 9: 921492.
- [22] Huang J, Zhou M, Li D, et al. Revitalizing channel-dimension fourier transform for image enhancement[EB/OL]. (2024-02-11)[2024-04-12]. <https://openreview.net/forum?id=3tjTJeXyA7>.
- [23] Zamir S W, Arora A, Khan S, et al. Learning enriched features for real image restoration and enhancement[M]//Vedaldi A, Bischof H, Brox T, et al. Computer vision-ECCV 2020. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2020, 12370: 492-511.
- [24] Lim C C, Loh Y P, Wong L K. LAU-Net: a low light image enhancer with attention and resizing mechanisms [J]. Signal Processing: Image Communication, 2023, 115: 116971.
- [25] Cai Y H, Bian H, Lin J, et al. Retinexformer: one-stage Retinex-based transformer for low-light image enhancement [C]//2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), October 1-6, 2023, Paris, France. New York: IEEE Press, 2023: 12470-12479.
- [26] Zhao Q H, Zhang X F, Tang H, et al. Enlighten Anything: when segment anything model meets low-light image enhancement[EB/OL]. (2023-06-17)[2024-04-12]. <http://arxiv.org/abs/2306.10286v4>.
- [27] Shakibania H, Raoufi S, Khotanlou H. CDAN: convolutional dense attention-guided network for low-light image enhancement[EB/OL]. (2023-08-24)[2024-02-05]. <http://arxiv.org/abs/2308.12902v2>.
- [28] Peng L T, Zhu C L, Bian L H. U-shape transformer for underwater image enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2023, 32: 3066-3079.
- [29] 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.
- [30] Wang D, Ma L, Liu R S, et al. Semantic-aware texture-structure feature collaboration for underwater image enhancement[C]//2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 23-27, 2022, Philadelphia, PA, USA. New York: IEEE Press, 2022: 4592-4598.
- [31] Naik A, Swarnakar A, Mittal K. Shallow-UWnet: compressed model for underwater image enhancement (student abstract) [J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2021, 35(18): 15853-15854.