

文章编号 1004-924X(2025)18-2962-18

均值强度差先验驱动的水下图像复原

商家硕, 李 颖*, 袁靖懿, 郭 深, 邢 虎
(大连海事大学 航海学院, 辽宁 大连 116026)

摘要: 针对水体选择性吸收和多次散射造成的水下图像低对比度、严重色偏与细节模糊等退化现象, 提出一种均值强度差先验驱动的水下图像复原模型。首先, 并行计算局部窗口内“蓝~绿、红”与“绿~蓝、红”两条分支的均值强度差, 并取其平均值, 构建噪声鲁棒的三通道耦合衰减先验, 用于强度差估计。随后, 依据“强度差~景深~透射率”链式物理关系, 引入自适应斜率的指数映射, 并结合一阶泰勒展开与差分近似, 精确估计三通道透射图。同时计算强度差最大的像素集合均值, 以估计背景光。最后, 将透射图与背景光代入水下成像模型逆解, 实现色彩自然、细节清晰的图像复原。在真实水下图像数据集 UIEB 与 UCCS 上的定性与定量实验表明, 所提模型在 UIQM, UCIQE, CCF, MWF 等指标上均取得综合最优成绩, 显著提升了色彩还原度、对比度和细节锐度。应用实验显示, 复原图像的关键点检测数量显著增加, 边缘表达更加连贯清晰, 分割结果目标边界更清晰且误检率较低。该模型可自适应不同水体环境, 复原色彩真实、细节清晰的水下图像, 为后续水下视觉感知任务提供可靠的前端数据支撑。

关键词: 水下图像复原; 低质图像增强; 强度差先验; 透射图估计; 背景光估计

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

doi: 10. 37188/OPE. 20253318. 2962

CSTR: 32169. 14. OPE. 20253318. 2962

Underwater image restoration driven by the mean intensity difference prior

SHANG Jiashuo, LI Ying*, YUAN Jingyi, GUO Shen, XING Hu

(Navigation College, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

* Corresponding author, E-mail: yldmu@dlmu.edu.cn

Abstract: Underwater images are degraded by wavelength-dependent absorption and multiple scattering. As a result, they exhibit low contrast, strong color cast, and blurred detail. To address these issues, an underwater image restoration model driven by the mean intensity difference prior (MIDP) was proposed. First, the mean intensity difference between the ‘blue-green, red’ and ‘green-blue, red’ branches was calculated in parallel within each local window and averaged to construct a noise-robust three-channel coupled attenuation prior. Subsequently, based on the physical relationship of the ‘intensity difference – depth map-transmission map’ chain, exponential mapping with an adaptive slope was introduced. The three-channel transmission maps were accurately estimated through a first-order Taylor expansion combined with a finite-difference approximation. Meanwhile, the mean of the set of pixels with the largest intensity

收稿日期: 2025-05-19; 修订日期: 2025-07-10.

基金项目: 国家重点研发计划(No. 2024YFB3908800); 中央高校基本科研业务费专项资金(No. 3132023507); 大连市高层次人才团队创新支持计划(No. 2022RG02)

difference was calculated to estimate the background light. Finally, the transmission maps and the background light were substituted into the inverse underwater imaging model to obtain restored images with natural colors and sharp details. First, image channels were split into two spectral branches: blue-green versus red, and green-blue versus red. Mean intensity differences were computed in parallel for both branches inside every sliding window. The two branch differences were averaged, producing a coupled three-channel attenuation prior for estimating intensity difference. The intensity differences estimated by MIDP were highly robust against image noise and local outliers. Next, a chained physical relation linked intensity difference, scene depth, and transmission map. An exponential mapping with adaptive slope transformed differences into initial transmission map estimation. A first-order Taylor expansion and finite-difference approximation then refined per-channel transmission maps. Pixels with the largest intensity differences were selected, and their mean was used to estimate background light. The estimated transmission map and background light were inserted into the inverse underwater imaging model to restore clear images. The resulting image exhibited natural colors, stronger contrast, and sharper detail. Extensive experiments are conducted on real datasets UIEB and UCCS. Quantitative evaluation shows MIDP obtains the highest combined scores on UIQM, UCIQE, CCF, and MWF. Quantitative evaluation shows that MIDP obtains color fidelity, local contrast, and gradient sharpness rise significantly. Additional application experiments were carried out on three vision tasks. In key-point detection, the restored images yielded many more stable keypoints. In edge detection, the restored images produced clearer and more coherent results. In underwater segmentation mask, the restored images produce tighter mask boundaries and lower false positive rates. These results demonstrate that MIDP adapts to varied water conditions and restores images with high quality. These results also supply high-quality input data for downstream underwater vision tasks.

Key words: underwater image restoration; low-quality image enhancement; intensity difference prior; transmission map estimation; background light estimation

1 引言

随着自主水下航行器和水下机器人在海洋探测、资源勘查、环境监测等领域的广泛应用,水下视觉感知技术的重要性日益凸显。然而,水下环境中的光传播过程受多重因素影响,由于水体对光的选择性吸收和水中悬浮微颗粒对光的多次散射,采集到的水下图像通常表现为能见度低、对比度差、色彩偏移等退化现象^[1-2]。这些退化不仅影响人眼对水下场景的直接感知,也对基于水下图像的目标检测、特征匹配等任务造成了显著干扰,制约了自主水下航行器和水下机器人在复杂水下环境中的稳定自主导航和稳定作业^[3-4]。

为了解决上述问题,诸多国内学者提出了多种水下图像清晰化方法,主要包含基于物理模型的恢复方法^[5-9],非物理模型的增强方法^[10-13]以及基于深度学习的增强方法^[14-20]。

基于物理模型的复原方法,利用物理先验联合估计图像透射率和背景光,然后逆推水下成像模型复原水下图像。Zhou 等人^[7]提出通道强度先验(Channel Intensity Prior, CIP),缓解高亮区域对深度估计的干扰并结合动态深度转换有效提升色彩校正效果。Song 等人^[5]基于水下光衰减先验(Underwater Light Attenuation Prior, ULAP)设计快速场景深度估计模型,实现高效水下图像复原。Mishra 等人^[9]基于暗通道先验估计背景光,将图像映射至 CIELAB 空间优化透射图,并通过主成分分析融合背景光与透射图,实现自然视觉效果。

非物理模型不依赖显式的成像过程模型,而是通过传统图像处理技术对像素分布进行自适应调整。Zhang 等人^[10]利用衰减矩阵校正色偏,结合双直方图和多尺度融合实现全局/局部对比增强,在多个水下图像数据集及弱光、雾霾场景

均取得显著性能提升。Zhang 等人^[11]提出基于衰减图的颜色校正方法,结合信息熵优化的全局对比度、快速积分的局部增强及小波域高低频融合,实现色彩、对比度和细节的协同优化。Liang 等人^[12]构建颜色平衡、细节恢复和对比度恢复三模块协同框架,在多数据集上有效提升了色彩保真度、对比度与细节清晰度,并展现出良好的跨场景泛化性能。

随着卷积神经网络(CNN)、生成对抗网络(GAN)等深度学习技术的飞速发展,研究者们提出了多种基于深度学习的增强方法,直接学习从退化图像到清晰图像的映射关系。Wang 等人^[14]提出自对抗 GAN,通过“原始水下图像—高质量自然图像”配对,克服传统 GAN 对合成样本的依赖,显著提升色彩校正和对比度表现。Zhang 等人^[15]提出 ReX-Net,采用反射率引导机制缓解先验失效,并结合多尺度卷积与通道-空间注意力实现上下文敏感融合,实现无伪影图像重建。Shang 等人^[16]设计亮度引导 Transformer,通过融合自适应增强曲线和双子网多尺度结构,有效平衡局部细节与全局一致性,在多数据集上取得显著优势。

基于物理模型的恢复方法依赖预设先验,一

旦先验假设与实际水体环境不符,极易导致色彩偏差、局部过曝或雾幕伪影等失真现象。非物理模型的传统增强方法缺乏成像机理约束,仅依据图像统计对像素进行调整,难以自适应不同水体条件,常出现增强不足或过度增强的问题。基于深度学习的增强方法受限于真实数据的匮乏,通常以合成图像替代真实样本,易产生域偏差;合成数据中的色彩与细节往往与真实场景不一致,从而影响水下测绘、目标识别等对真实性要求较高的应用。

为了解决上述问题,本文构建了一种均值强度差先验(Mean Intensity Difference Prior, MIDP)驱动的水下图像复原框架,并提出了对应的透射光和背景光估计方法。具体来说,给定单幅退化水下图像,算法首先在局部窗口内计算蓝-对-(绿,红)与绿-对-(蓝,红)的均值强度差,取平均形成强度差。随后利用“强度差-景深-透射率”链式物理关系,构建带有自适应斜率的指数映射,通过一阶泰勒展开得到透射图。同时在强度差最大的 30 个像素上取通道均值,获得背景光。最后将透射图与背景光代入水下成像模型逆变换输出色彩自然、细节完整的复原图像,如图 1 所示。

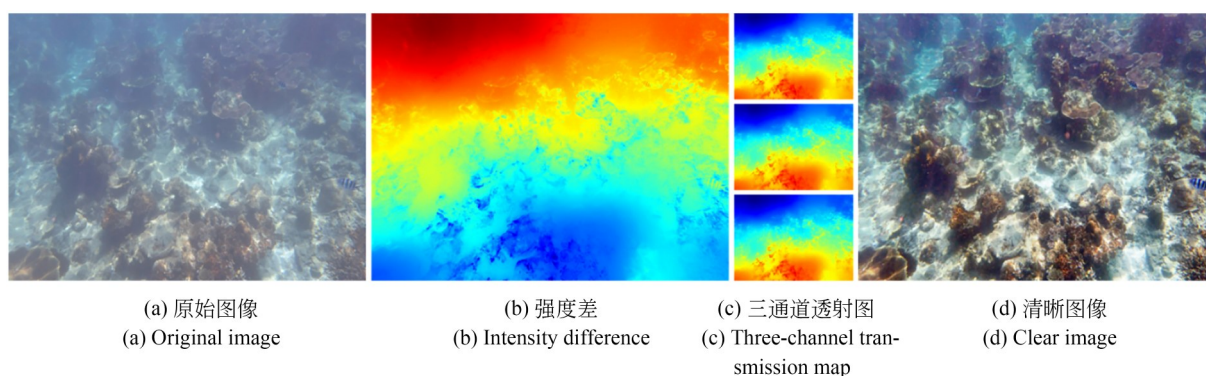


图 1 MIDP 的水下图像复原过程

Fig. 1 Underwater image restoration process of MIDP

本文的创新点如下:

(1) 提出均值强度差先验,通过并行计算三通道的均值强度差来描述通道间的耦合衰减效应。均值滤波器的引入使先验具备了抑制噪声的能力,提升了透射图估计的稳定性。

(2) 针对水下环境光衰特性,本文构建了强度差到透射率的指数映射模型,并在其上叠加一

阶泰勒展开与差分近似。模型利用局部标准差与自适应调节系数实时修正衰减斜率,实现对不同水体光学条件的无参自适应。

(3) 在均值强度差先验驱动的水下图像复原模型内,本文将强度差先验、透射率估计与背景光估计闭环耦合,形成端到端的复原流程。在多个公开水下数据集的综合评测中,本方法在多个

主流指标上均取得显著领先,充分验证了其有效性与普适性。

2 相关工作

2.1 水下成像模型

Jaffe^[21]基于水体对光吸收与散射特性提出的水下成像模型,已被广泛应用于水下图像复原研究,如图 2 所示。对于每个颜色通道 $c \in \{R, G, B\}$ 该模型可表述为式(1):

$$I^c(x) = J^c(x)t^c(x) + B^c(1 - t^c(x)), \quad (1)$$

其中: $I^c(x)$ 表示观测图像在位置 x 处的像素强度; $J^c(x)$ 表示对应位置的无失真场景辐射; B^c 代表背景光; $t^c(x)$ 代表透射图,反映光在水体中传播时的衰减程度,其定义为式(2):

$$t^c(x) = \exp(-\mu^c d(x)), \quad (2)$$

其中: μ^c 为复合衰减系数,由吸收系数 α 和散射系数 β 之和构成,即 $\mu^c = \alpha^c + \beta^c$, $d(x)$ 表示场景深度,即光在水中的传播距离。

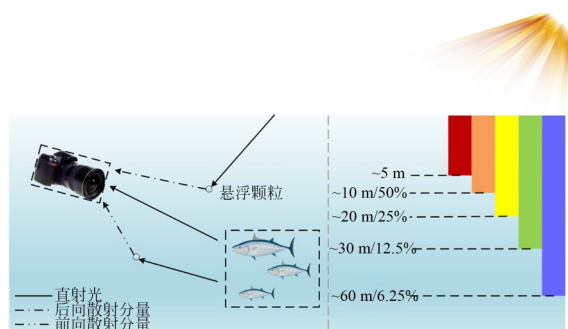


图 2 水下成像模型

Fig. 2 Underwater Imaging Model

2.2 透射图估计方法

He 等人^[22]在大气去雾任务中提出暗通道先验(Dark Channel Prior, DCP),其假设在无雾场景的暗通道图像中至少存在一个极小值,从而可以在单幅图像下估计透射图与背景光。鉴于大气散射模型与水下成像模型在数学形式上的相似性,研究者们提出了多种基于 DCP 的改进和扩展方法,典型方法包括:UDCP^[23],RCP^[24],GDCP^[25],NUDCP^[26],EUDCP^[27]等。

尽管上述方法在一定程度上改善了复原效果,但其忽视波长依赖衰减差异,多以单一通道或全局统计为依据,难以全面刻画水下光学衰减

规律。

为了克服上述局限,Carlevaris 等人^[28]提出了一种基于强度差的传输图估计方法最大强度先验(Max Intensity Prior, MIP),如式(3)所示:

$$D_{MIP}(x) = \max_{y \in \omega(x)} (\max_{C \in R} (I^C(y))) - \max_{y \in \omega(x)} (\max_{C \in \{B, G\}} (I^C(y))), \quad (3)$$

其中: $\omega(x)$ 表示以 x 为中心的局部窗口, $D_{MIP}(x)$ 代表 MIP 估计的强度差。

随后,通过全局归一化校正得到透射图估计,如式(4)所示:

$$t_{MIP}^c(x) = D(x) + \left(1 - \max_x (D(x))\right), \quad (4)$$

其中, $t_{MIP}^c(x)$ 代表 MIP 估计的透射图。

在此基础上,Yu 等人^[29]进一步提出了双透射图方法(Double Transmission Map, DTM),直接利用单像素处三个通道的极差来估计强度差,如式(5)所示:

$$D_{DTM}(x) = \max_{C \in \{R, G, B\}} (I^C(x)) - \min_{C \in \{R, B, G\}} (I^C(x)), \quad (5)$$

其中, $D_{MIP}(x)$ 代表 MIP 估计的强度差。

并将透射图定义为式(6):

$$t_{DTM}(x) = 1 - D_{Yu}(x), \quad (6)$$

其中, $t_{DTM}^c(x)$ 代表 MIP 估计的透射图。

尽管上述方法在一定程度上反映了通道间光学衰减差异,但仍存在以下局限:

(1)颜色通道特征考虑不全面:

MIP 仅利用红通道与蓝绿通道的最大强度差来描述光学衰减,忽略了三通道之间的分布特征及其相互耦合关系,因而在红光或蓝光占优的场景中易产生显著的色偏。

DTM 方法虽然引入了三通道极差信息,但完全依赖单像素响应差值,未建模通道间的相关性和协同作用,难以抑制噪声干扰与局部伪影。

并且两者所采用的极值滤波器对孤立噪点高度敏感,容易放大异常像素。

(2)强度差与透射图映射的物理模型简化:

两种方法均通过线性归一化或一阶归一化将强度差直接映射为透射图,未考虑水体散射系数与光程长度的非线性耦合效应,也未区分不同波段光的吸收与散射差异,难以适应复杂水体环境下的深度和浊度变化。

本文提出的 MIDP 通过对三通道之间的耦

合衰减信息进行强度差建模,避免单通道主导时产生的色偏问题。采用带权局部均值滤波器,以平滑代替极值,提升对孤立噪点的鲁棒性,使透射图边缘更连续、细节更稳定。基于 Lambert-Beer 定律和一阶泰勒展开,将加权均值强度差非线性映射为透射率,实现了强度差与透射图之间的自适应耦合。额外引入自适应扰动量进一步增强了对不同水体环境下全局对比度的适应能力。

3 图像复原方法

3.1 MIDP

为了解决上述问题,本文提出了均值强度差先验 MIDP,其具体定义为式(7)~式(10):

$$D_B(x) = \underset{\substack{y \in \Omega(x), \\ c \in B}}{E} (I^c(y)) - \underset{\substack{y \in \Omega(x), \\ c \in \{G, R\}}}{E} (I^c(y)), \quad (7)$$

$$D_G(x) = \underset{\substack{y \in \Omega(x), \\ c \in G}}{E} (I^c(y)) - \underset{\substack{y \in \Omega(x), \\ c \in \{B, R\}}}{E} (I^c(y)), \quad (8)$$

$$D_M(x) = \frac{D_B(x) + D_G(x)}{2}, \quad (9)$$

其中:局部窗口 $\Omega(x)=50$, $E(\cdot)$ 表示对局部窗口内的像素值取像素平均; $D_B(x)$ 为蓝通道与绿、红之间的均值强度差; $D_G(x)$ 为绿通道与红、红之间的均值强度差; $D_M(x)$ 为均值强度差。

该先验通过分别计算蓝通道与绿、红通道均值差以及绿通道与蓝、红通道均值差,并取其平均,能够同时捕捉三通道之间的耦合衰减信息,避免了单一极差指标导致的色偏和信息丢失。相较于最大值或极差运算对噪点和强光斑的敏感性,均值差分可以有效降低独立高亮或低亮像素对图像复原的干扰。

为了对比 MIDP 与 MIP 及 DTM 在强度差估计上的表现,将三者 in 代表性水下场景下所估计强度差图进行对比,如图 3 所示,可以看到: MIDP 能更精准地突出目标物体边缘及细节,同时在背景平坦区域保持平滑,较好地抑制了随机噪声。

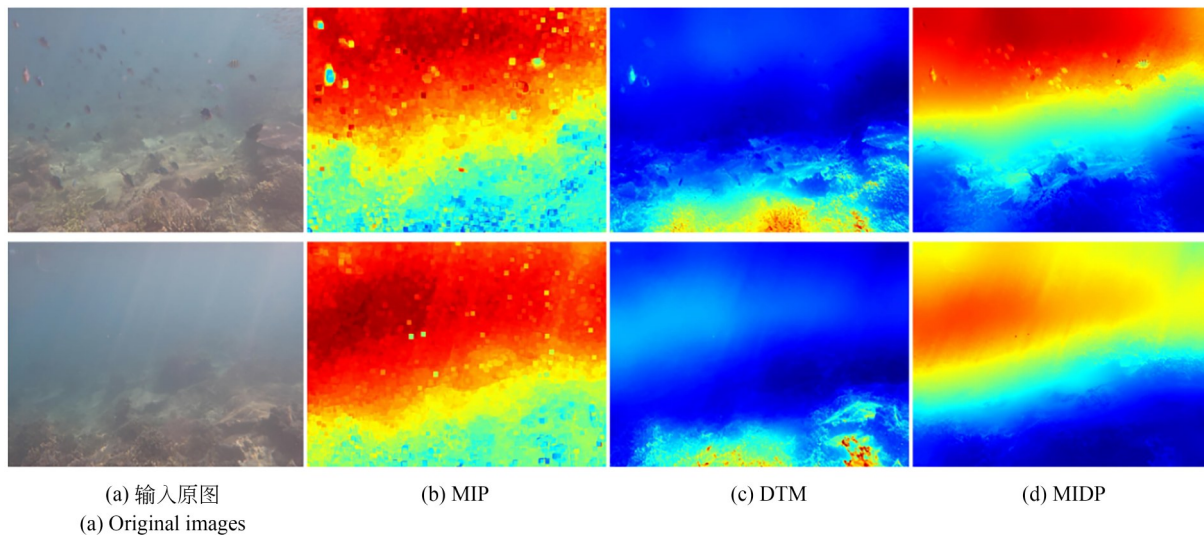


图 3 强度差估计结果

Fig. 3 Intensity difference estimation results

3.2 基于 MIDP 的透射图估计方法

基于光在水介质中传播的固有特性,可知在水下近景点处,由于散射和吸收效应尚不明显,蓝色通道与其他通道之间的强度差较小;而随着场景深度的增加,散射和吸收效应逐渐增强,不同通道之间的强度差会显著增大。结合公式(2)

所描述的透射图和场景深度之间的指数关系,本文引入一个负相关映射函数,将强度差与透射图直接关联,如式(10)所示:

$$t^c(x) = 1 - \exp(g(D_T(x))). \quad (10)$$

为了对 $g(\cdot)$ 进行求解,本文首先在其极值点 $a = \max(D_T(x))$ 处做一阶泰勒展开,如式(11)

所示:

$$g(D_T(x)) \approx g(a) + g'(a)(D_M(x) - a). \quad (11)$$

根据水下光传播性质,当强度差达到最大值时,意味着该点为最远点,对应透射图趋近于1,如式(12)所示:

$$g(a) \rightarrow 0. \quad (12)$$

为了估算 $g'(a)$,本文采用后向差分进行近似,如式(13)所示:

$$g'(a) \approx \frac{g(a) - g(a - \Delta)}{\Delta}, \quad (13)$$

其中, Δ 为微小扰动量。考虑到图像整体对比度变化,本文采用各通道到标准差自适应设定 Δ ,增强算法对不同颜色衰减的泛化能力,如式(14)所示:

$$\Delta = \sigma = \sqrt{\text{var}(I^c(x))}, \quad (14)$$

其中, var 为表示方差。

此外,为了调整整体的映射幅度,本文引入超参数 γ ,并假定式(15):

$$g(a - \Delta) = -\frac{1}{\gamma}. \quad (15)$$

则可以得到式(16):

$$g'(a) = -\frac{1}{\gamma\sigma}. \quad (16)$$

综上,将式(16)映射代入原始透射图估算式(10)~式(11),最终得到:

$$t^c(x) = 1 - \exp\left(\frac{a - D_M(x)}{\gamma\sigma}\right), \quad (17)$$

其中, $\gamma=1.5$ 时,MIDP的恢复效果最佳。

上述推导方法首先保持了水下成像模型中指数衰减的物理特性,便于解释图像退化过程;其次,利用通道强度差对透射图的估计实现了场景深度与光学退化程度的自适应耦合。自适应扰动量的设定,则进一步增强了对不同水体环境下全局对比度的适应能力。

为了进一步评估基于MIDP的透射图估计方法的性能,将MIDP与多种常见的水下图像恢复方法所估计的透射图进行对比,如图所示。由图可以观察到MIDP所估计的透射图描述的场景光衰变化更为连贯,图像细节与结构更为精细。

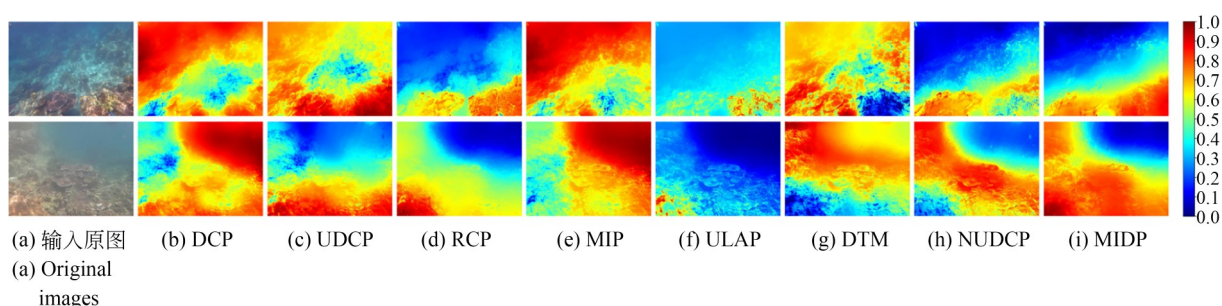


图4 透射图估计结果

Fig. 4 Transmission map estimation results

3.3 基于MIDP的背景光估计方法

由3.1节的分析可见,随着场景深度的增加,像素在各通道之间的强度差会持续增大;背景光对应场景最远处、散射和吸收最强烈的区域,其通道间的强度差也最为显著。因此,我们可以直接利用MIDP来估计背景光。具体而言,本文强度差最大的 K 个像素点来计算背景光,如式(18)和式(19)所示:

$$B^c = E(I^c(y)), \quad (18)$$

$$y \in \arg \max_K (D_M(x)), \quad (19)$$

其中: $E(\cdot)$ 代表集合内像素值的算数平均,当 $K=30$ 时,图像复原效果最佳。

该方法通过强度差最大的区域求平均,既能有效避免局部高亮噪声的干扰,又能保证背景光估计的鲁棒性与准确性。

为了进一步验证所提基于MIDP的背景光估计算法的性能,本文将其与多种典型水下图像恢复方法得到的背景光、恢复结果以及颜色分布进行对比,如图所示。可以观察到,MIDP恢复结果在远景区域色彩过渡更加自然,细节保留更完整,颜色分布更加均匀。

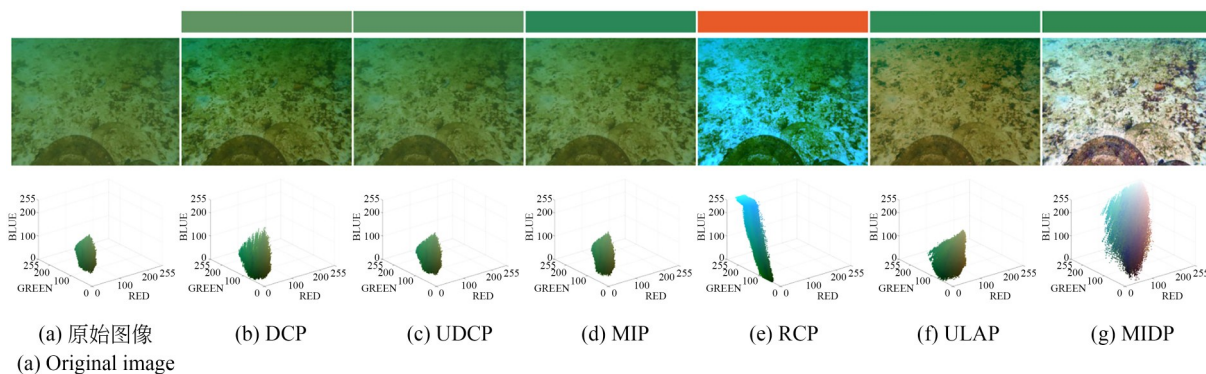


图5 背景光估计结果(第一行),图像复原结果(第二行),颜色分布(第三行)

Fig. 5 Background light estimation results (line1), image restoration results (line2), color distribution (line3)

3.4 清晰图像复原

当透射图和背景光均已通过第3.2节和第3.3节的方法精确估计后,本文利用水下成像模型(式(1))对退化图像进行逆向恢复,得到清晰无失真的水下图像,如式(20)所示:

$$J^c(x) = \frac{I^c(x) - B^c}{\max(t^c(x), t_0)} + B^c, \quad (20)$$

其中: $t_0 = 0.05$ 作为透射图的下限,用于避免分母过小引发的数值不稳定或噪声过大;同时,该下限也确保对极深远或光照极弱区域的适度补偿,避免颜色失真和条纹效应。

4 实验与结果

4.1 实验准备

4.1.1 数据集

为了充分验证本文提出的方法的有效性,本文选择了两个广泛应用的公开数据集进行实验分析,分别为UIEB数据集^[30]和UCCS^[31]数据集。

UIEB数据集包含两个子数据集,分别为UIEBR和UIEBC。其中UIEBR包含890张代表多种真实水下场景图像,用于评估不同方法对多种水下场景的图像增强能力;UIEBC包含了60张严重退化的水下场景图像,用于评估各算法在极端水下退化环境下的恢复性能。

UCCS数据集包含三个子数据集,分别为UCCS-B, UCCS-BG和UCCS-G,每个子数据集均包含100幅图像。其中,UCCS-B中的图像呈现蓝色偏差,UCCS-BG中的图像呈现绿蓝色偏差,UCCS-G图像呈现绿色色偏。UCCS数据集主要用于评估不同方法在恢复自然色彩和提高

图像整体视觉质量方面的能力。

4.1.2 比较方法

为了全面对比所提出方法的性能表现,本文选取了多种代表性方法进行比较实验,具体包括:基于模型的方法:MIP^[25],NUDCP^[5],ULAP^[23];非模型方法ACDC^[10],ACDC^[11];基于深度学习的方法:FUnIE^[14],S-UWNet^[15],MBANet^[16]

4.1.3 实验评价指标

本实验采用了广泛使用的水下图像质量评价指标:水下彩色图像质量评价指标(Underwater Color Image Quality Evaluation, UCIQE)^[32];水下图像质量度量(Underwater Image Quality Measure, UIQM)^[33];色彩对比度雾密度指数(Colorfulness Contrast Fog Density Index, CCF)^[34]。具体而言,UCIQE表示色度标准差,亮度对比度和饱和度均值的线性加权组合,主要评估水下图像的色彩自然度和平衡性,如式(21)所示;UIQM表示色彩失真度、清晰度和对比度的线性加权组合,主要用于评价水下图像的整体视觉质量,如式(22)所示;而CCF表示色彩丰富度、局部对比度和雾密度的线性加权组合,主要衡量图像的对比度与色彩鲜明程度,如式(23)所示。UCIQE, UIQM和CCF的数值越高,表明图像增强效果越佳。

$$\text{UIQM} = c_1 \text{UICM} + c_2 \text{UISM} + c_3 \text{UIConM}, \quad (21)$$

其中:UICM表示色彩失真度,UISM表示清晰度,UIConM表示对比度, $c_1 = 0.0282$, $c_2 = 0.2953$, $c_3 = 3.5753$ 。

$$\text{UCIQE} = k_1 \sigma_c + k_2 \text{con}_l + k_3 \mu_s, \quad (22)$$

其中: σ_c 表示色度标准差, con_l 表示亮度对比度, μ_s 表示饱和度均值, $k_1=0.468\ 0$, $k_2=0.274\ 5$, $k_3=0.257\ 6$ 。

$$\text{CCF} = \lambda_1 \text{CF} + \lambda_2 \text{CT} + \lambda_3 \text{FD}, \quad (23)$$

其中:CF表示色度丰富度,CT表示亮度对比度,FD表示雾密度, $\lambda_1=0.36$, $\lambda_2=0.36$, $\lambda_3=0.28$ 。

此外,为了在同一量纲下,综合评定 UIQM, UCIQE 和 CCF 的整体表现,本文引入一种归一化加权融合指标 (Min-max Weighted Fusion, MWF)。首先针对每个子数据集,按 min-max 归一化将三项原始指标分别归一化到 $[0,1]$ 区间,如式(24)~式(26)所示:

$$\text{UIQM}^* = \min - \max(\text{UIQM}), \quad (24)$$

$$\text{UCIQE}^* = \min - \max(\text{UCIQE}), \quad (25)$$

$$\text{CCF}^* = \min - \max(\text{CCF}), \quad (26)$$

其中: UIQM^* , UCIQE^* 和 CCF^* 为归一化后的指标。

为突出 UIQM 与 UCIQE 在整体视觉质量中的主导作用,同时保留 CCF 对细节结构的衡量能力,设定权重向量为式(27):

$$(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3) = (0.40, 0.35, 0.25). \quad (27)$$

最终对三个指标按权重进行线性加权融合得到 MWF 评分,如式(28)所示:

$$\text{MWF} = \alpha_1 \text{UIQM}^* + \alpha_2 \text{UCIQE}^* + \alpha_3 \text{CCF}^*. \quad (28)$$

4.1.4 实验环境

本文所提出方法及其比较方法均在同一工作

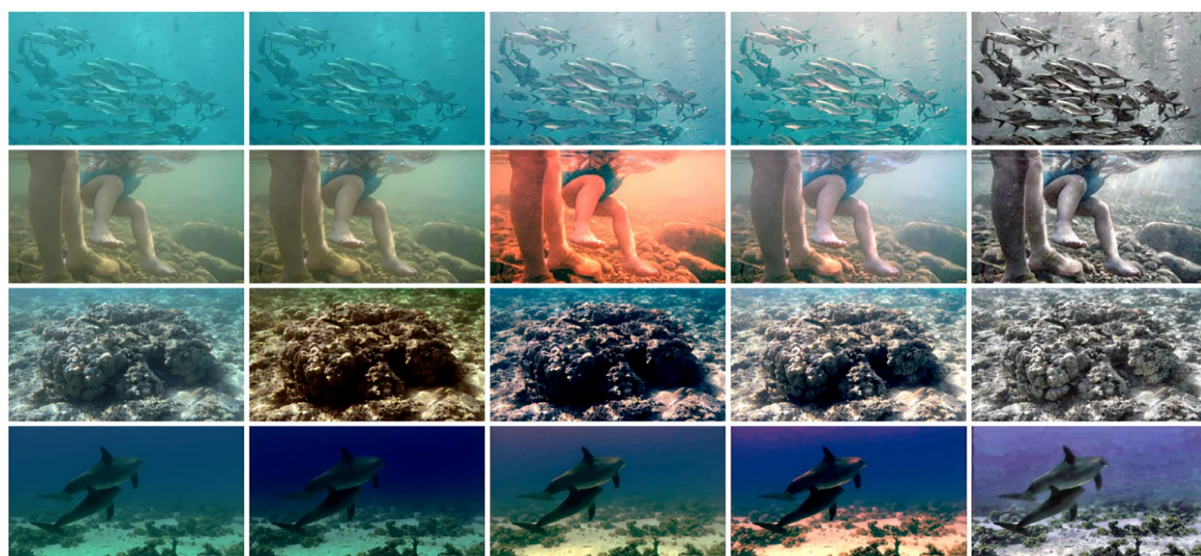
站下进行实验,其配置为 Intel Xeon Gold 4210R CPU,64 GB 内存和 NVIDIA RTX A4000 GPU。

4.2 基于 UIEB 数据集的评估

4.2.1 定性评估

为了直观地评估本文提出的 MIDP 的有效性,本文分别从 UIEBR 数据集中选取了三张多场景的代表性图像,以及从 UIEBC 数据集中选取了一张严重退化的代表性图像进行定性分析,如图 6 所示。

具体而言,MIP 在图 3 的增强过程中引入了不自然的黄色色偏,并在图 4 的严重退化场景中进一步加剧了图像的劣化程度。ULAP 在图 1 至图 4 的处理过程中造成了整体色调的明显偏红现象。NUDCP 在面对图 4 中严重退化的图像时,生成了明显且不自然的红色伪影(彩图见期刊电子版)。ACDC 虽然在一定程度上增强了图像的边缘清晰度,但从图 1 到图 4 的颜色饱和度明显偏低,导致视觉效果不佳。WWPF 在图 1 至图 4 的处理中表现出明显的过度增强现象,尤其在图 3 和图 4 中引入了局部的黑色区域。FUnIE 在图 1 中未能有效提高对比度,并在图 3 和图 4 中产生了红色伪影,降低了图像整体视觉质量。S-UWNet 在图 1 至图 4 中均表现出较为明显的色彩偏红,未能有效校正水下图像的色偏。MBANet 虽然能够在一定程度上增强图像,但整体颜色校正能力不足,图 1 到图 4 的增强结果



(a) 输入原图
(a) Original image

(b) MIP

(c) ULAP

(d) NUDCP

(e) ACDC

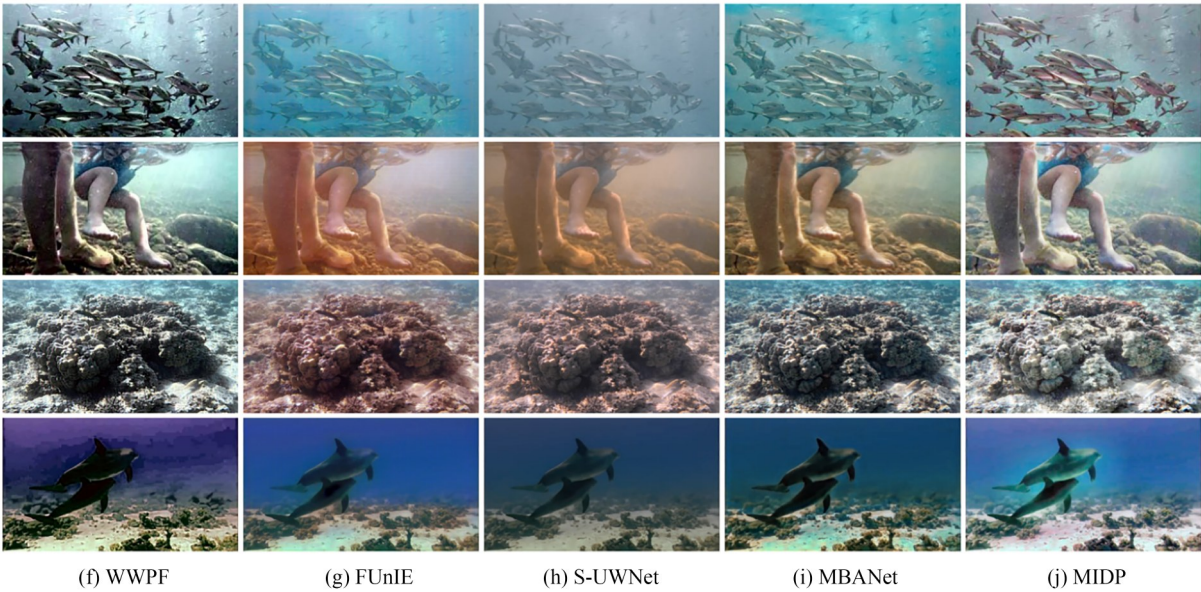


图 6 UIEB 数据集的定性评估结果(第一行-第四行分别代表图 1-图 4)

Fig. 6 Qualitative assessment results on UIEB dataset (The first-fourth rows represent figures 1-4, respectively)

偏暗。

与上述方法相比,本文所提出的方法在图 1 到图 4 中均表现出明显的优势,能够有效地恢复自然色彩,提升图像的对比度与清晰度,同时避免了色偏和伪影等问题,视觉质量明显提高。

4. 2. 2 定量评估

为了定量分析 MIDP 在 UIEB 数据集上的有效性,本文对 MIDP 方法及其比较算法采用 UCIQE, UIQM, CCF 和 MWF 指标在 UIEBR 和 UIEBC 两个子集上进行定量评估,具体结果如

表 1 所示。

在 UIQM 指标方面, MIDP 在 UIEBR 和 UIEBC 子集的得分分别为 3.330 和 2.970, 显著领先于其余方法。这表明 MIDP 能够更精准地补偿波长依赖性的光学衰减和色偏, 呈现更逼真的水下色彩。

在 UCIQE 指标方面, MIDP 在 UIEBC 子集获得最高分 0.601, 证明其在极端退化条件下能够有效同时提升对比度与色度均衡。在 UIEBR 子集中, MIDP 的得分为 0.593, 略低于其他方

表 1 UIEB 数据集的平均评估值(粗体代表最佳值,蓝色代表次佳值)

Tab. 1 Mean assessment values on UIEB dataset (Bold figures indicate the best value; blue figures indicate the second-best value)

Methods	UIEBR				UIEBC			
	UIQM $\uparrow$	UCIQE $\uparrow$	CCF $\uparrow$	MWF $\uparrow$	UIQM $\uparrow$	UCIQE $\uparrow$	CCF $\uparrow$	MWF $\uparrow$
Raw	2.579	0.548	20.512	0.504	2.096	0.518	17.304	0.465
MIP	2.155	0.589	36.56	0.521	1.696	0.540	28.445	0.480
ULAP	2.349	0.611	38.971	0.562	1.740	0.564	31.253	0.519
NUDCP	2.560	0.621	39.601	0.593	2.219	0.583	33.506	0.604
ACDC	3.221	0.548	26.829	0.590	2.945	0.547	19.729	0.604
WWPF	2.841	0.606	38.746	0.613	2.550	0.584	28.421	0.625
FUnIE	3.053	0.583	16.543	0.569	2.850	0.551	15.113	0.578
S-UWNet	2.868	0.558	14.572	0.531	2.340	0.521	12.377	0.477
MBANet	3.090	0.584	19.941	0.582	2.789	0.543	14.025	0.559
MIDP	3.330	0.593	39.641	0.649	2.970	0.601	33.580	0.656

法。原因在于UCIQE通过线性组合色度离差、饱和度 and 对比度来量化质量。MIDP为保持色彩真实度而适度抑制局部过饱和区域,降低了色度离差项,从而使总分略有回落。

在CCF指标方面,MIDP在UIEBR子集和UIEBC子集的分别达到了39.641和33.580,同样优于其他方法。这表明MIDP能够显著提升图像视觉效果,更有效地恢复水下图像细节层次与色彩饱和度。

在MWF指标方面,MIDP在UIEBR子集和UIEBC子集的得分分别为0.649和0.656,显著领先于其他方法。这表明MIDP在提升整体视觉质量方面实现了更均衡且稳定的增强效果。

MIDP在各项定量指标上的领先优势与图6所示的主观视觉对比结果高度一致。其增强图像在色彩还原真实性、局部对比度以及纹理清晰度方面优势显著。

基于上述评估结果,MIDP在UIEB数据集的整体表现显著领先于对比方法,充分验证了其在多场景水下图像增强任务中的有效性。

4.3 基于UCCS数据集的评估

4.3.1 定性评估

为了进一步验证本文所提出MIDP在不同类型色偏下的泛化性能,从UCCS数据集的三个子数据集中分别选取了三张具有代表性的图像(分别代表绿色色偏、蓝绿色色偏以及蓝色色偏)进行定性对比分析,如图7所示(彩图见期刊电子版)。

从增强结果中可以发现,MIP在图1至图3中均表现出较差的亮度增强与色偏校正结果,尤其在图3中出现了明显的局部过暗现象。ULAP同样无法有效提升图像的整体亮度,无法有效校正色偏。NUDCP在图1至图3的增强过程中均引入了明显且不自然的红色伪影。

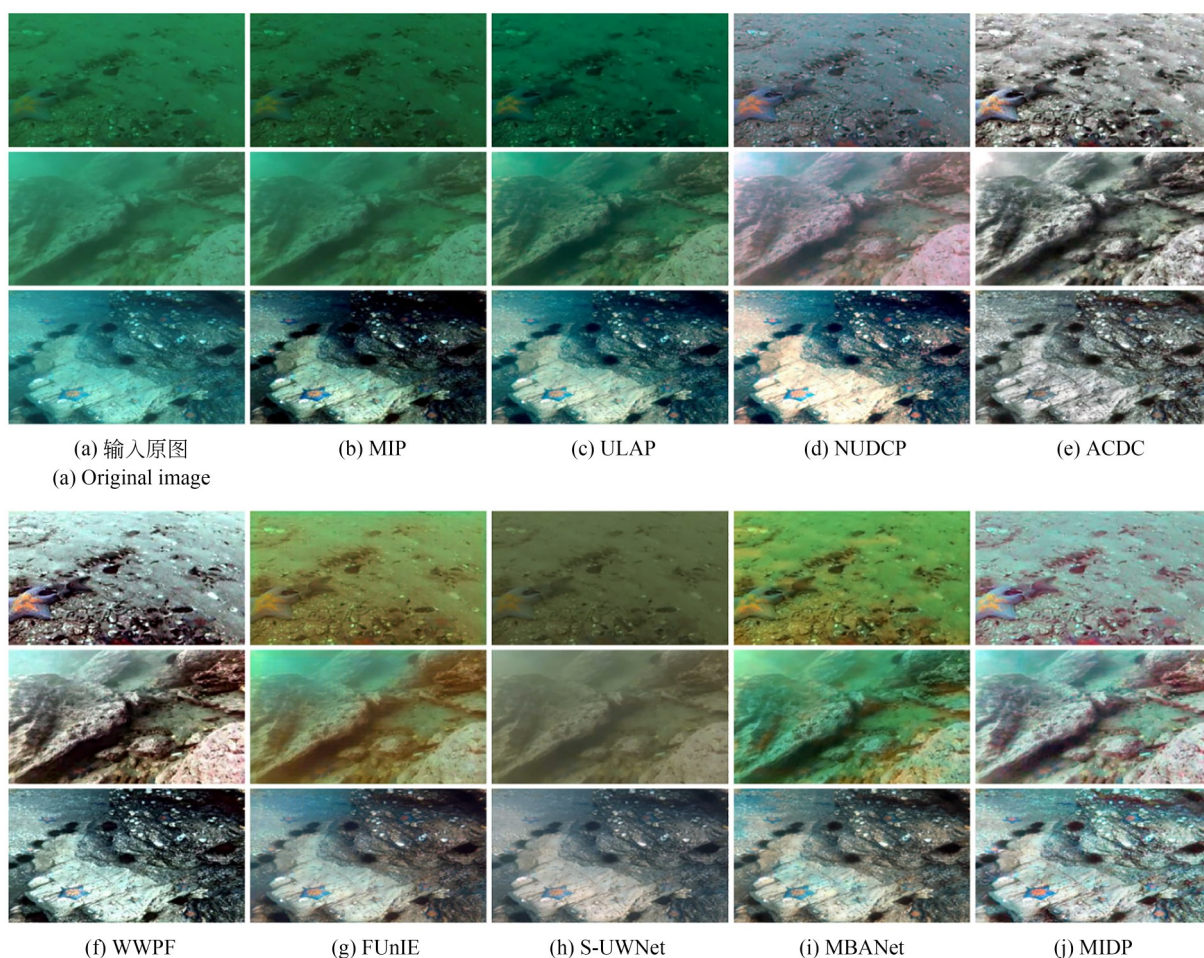


图7 UCCS数据集的定性评估结果(第一行-第三行分别代表图1-图3)

Fig. 7 Qualitative assessment results on UCCS dataset (The first-fourth rows represent figures 1-3, respectively)

ACDC 虽然在一定程度上提高了图像的边缘细节,但增强后的图像整体色彩饱和度明显不足。由于过度增强,WWPF 在图 1 到图 3 中产生了颜色过于鲜艳且不自然地增强结果,降低了图像的真实性。FUnIE 增强后的图像在图 1 和图 2 中表现出明显的整体色调偏黄现象。S-UWNet 未能有效改善图像整体的亮度水平,导致图 1 和图 2 中的增强图像整体偏暗,视觉效果欠佳。MBANet 虽然能够一定程度上增强图像对比度并进行色彩校正,但在图 1 和图 2 的增强结果整体仍然偏绿。

相较于上述比较方法,本文提出的 MIDP 不仅显著提升了图像的整体亮度与对比度,还有效校正了不同类型的色偏。此外,本文方法在细节保留方面也表现突出,增强后的图像视觉质量得到了明显提升。

4. 3. 2 定量评估

为了定量分析 MIDP 在 UCCS 数据集上的有效性,本文采用 UCIQE,UIQM,CCF 和 MWF 和四个评价指标对 MIDP 方法及其比较算法在 UCCS-B 和 UCCS-BG 和 UCCS-G 三个子集进行了全面定量评估,实验结果如表 2 所示。

表 2 UCCS 数据集的平均评估值(粗体代表最佳值,蓝色代表次佳值)

Tab. 2 Mean assessment values on UCCS dataset (Bold figures indicate the best value; blue figures indicate the second-best value)

Methods	UCCS-B				UCCS-BG				UCCS-G			
	UIQM	UCIQE	CCF	MWF	UIQM	UCIQE	CCF	MWF	UIQM	UCIQE	CCF	MWF
	↑	↑	↑	↑	↑	↑	↑	↑	↑	↑	↑	↑
Raw	2.485	0.477	20.011	0.406	2.217	0.507	9.695	0.416	1.964	0.490	8.553	0.345
MIP	2.535	0.516	32.873	0.503	2.345	0.509	10.852	0.450	2.056	0.489	9.308	0.365
ULAP	2.649	0.523	38.291	0.559	2.431	0.532	19.790	0.541	2.040	0.490	15.496	0.386
NUDCP	2.752	0.604	46.506	0.620	2.670	0.566	17.530	0.635	2.664	0.519	14.500	0.560
ACDC	3.191	0.529	29.567	0.648	2.855	0.524	26.298	0.646	2.877	0.520	25.481	0.646
WWPF	3.070	0.569	37.230	0.600	2.020	0.596	31.502	0.647	2.791	0.583	33.290	0.635
FUnIE	3.125	0.508	14.054	0.551	3.104	0.554	9.941	0.627	3.002	0.528	9.614	0.574
S-UWNet	2.857	0.480	13.897	0.485	2.098	0.491	4.893	0.374	2.116	0.484	7.510	0.364
MBANet	3.252	0.533	20.922	0.634	3.043	0.525	16.262	0.597	2.932	0.531	16.215	0.582
MIDP	3.310	0.572	39.239	0.665	2.881	0.601	33.125	0.668	3.110	0.598	35.410	0.654

在 UIQM 指标方面,MIDP 在三个子集的得分分别为 3.310,2.881 和 3.110,在 UCCS-B 和 UCCS-G 子集上取得了最佳的表现。显示其能在蓝色和绿色色偏环境下有效补偿光学衰减与色偏,保持逼真色彩。

在 UCIQE 指标方面,MIDP 在三个子集的得分分别为 0.572,0.601 和 0.598,在 UCCS-BG 和 UCCS-G 子集上取得了最佳表现,在 UCCS-B 子集上取得了次佳的表现。结果表明,面对蓝绿及绿色色偏场景时,MIDP 能更好地平衡对比度与色度。

在 CCF 指标方面,MIDP 在三个子集的得分分别为 39.239,33.125,35.410,在 UCCS-BG 和

UCCS-G 子集上取得了最佳的表现,在 UCCS-B 子集上取得了次佳的表现。这表明 MIDP 在细节层次与饱和度提升上的优势。

在 MWF 指标方面,MIDP 在三个子集的得分为 0.665,0.668 和 0.654,均取得了最佳的表现。这表明 MIDP 在多色偏条件下均能提供均衡且稳定的整体视觉质量提升。

需要指出的是,MIDP 并非在所有情形都取得绝对最高分。在 UCCS-B 子集中,UCIQE 和 CCF 指标获得次佳的得分,主要原因在于 MIDP 为避免过度饱和而主动削弱局部高蓝成分,导致色度离差和对比度增幅受限。而在 UCCS-BG 子集中的 UIQM 没有取得首位,则源于其对波长

依赖衰减的自适应补偿在该子集尚无法同时兼顾红、绿通道的细微色彩平衡。尽管存在这些轻微回落,MIDP在12组评估中依然取得9项最佳,并且综合优势与鲁棒性已得到充分验证。

MIDP定量分析的优异表现同样在图9主观视觉对比中得到了充分印证,其增强图像在色彩还原、局部对比度与纹理细节增强方面的综合优势依旧明显。即便在指标略有回落的蓝色色偏场景,MIDP仍能维持真实色彩和细节层次。

基于上述评估结果,MIDP在UCCS数据集的整体表现显著领先于对比方法,充分验证了其在面对不同色偏条件下的水下图像处理任务中的有效性。

4.4 细节评估

本文从UIEBR数据集中进一步选取了一张细节丰富的图像,并对其中的细节部分进行了裁

剪及放大处理,如图8所示(彩图见期刊电子版)。从细节增强的效果来看,MIP方法未能有效消除细节区域的朦胧感;ULAP方法则使细节区域的整体色调偏红;NUDCP方法虽然能在一定程度上校正细节的色偏,但整体对比度较低;ACDC方法能有效提高细节部分的对比度,但颜色饱和度明显不足;WWPF方法在细节区域出现了明显的过度增强,导致细节呈现出不自然的视觉效果;FUnIE方法同样引入了不自然的红色色调;S-UWNet方法则进一步加剧了细节区域的模糊效应;MBANet方法虽然具备一定的色偏校正能力,但处理后的细节区域亮度明显偏低。与比较方法相比,本文所提出的方法能够显著提升细节部分的清晰度,精确校正色偏,并确保增强后的图像亮度适中,细节呈现自然且整体视觉质量明显提高。

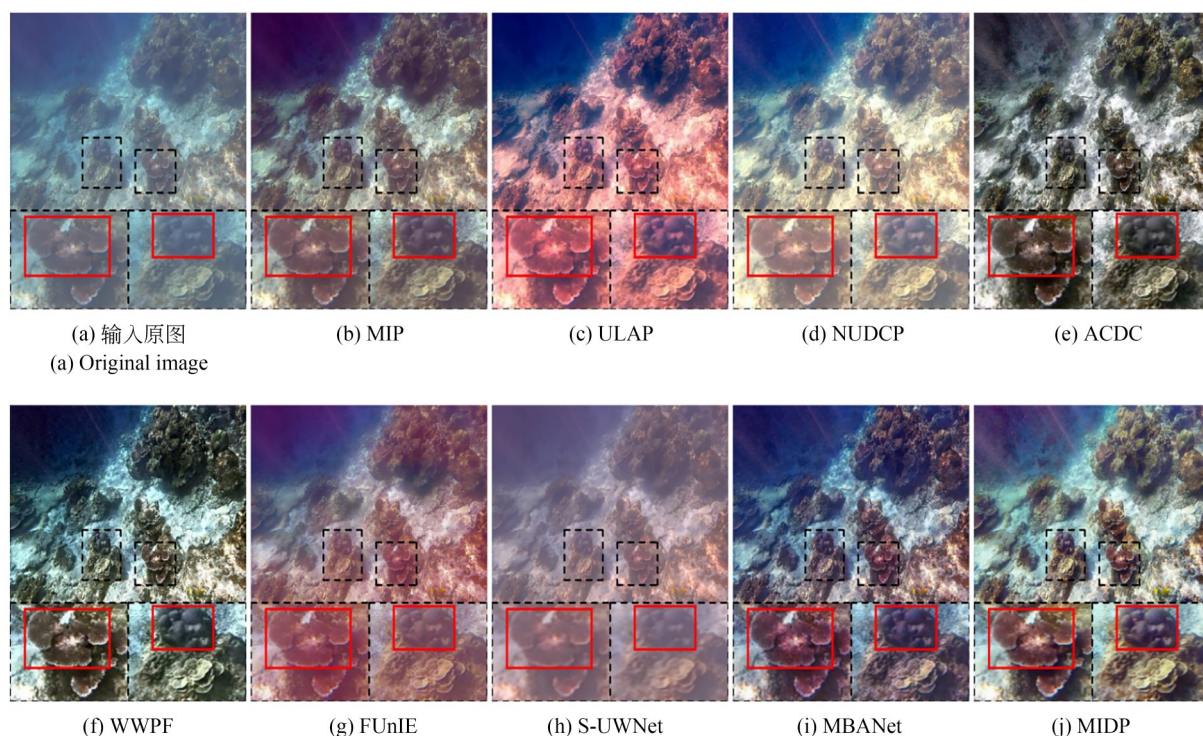


图8 细节评估结果

Fig. 8 Detailed assessment results

4.5 透射图质量评估

透射图估计的精度是衡量图像复原方法效果的关键,为了验证节3.2中各复原方法透射图估计的准确性,本节额外引入无参考边缘评价指标(Edge Preservation Index, EPI)和梯度评价指

标(Average Gradient, AG)对UIEBR数据集进行评估。EPI通过比较透射图输入图像之间的梯度幅值之和,衡量所估透射图对原始边缘信息的保持程度,数值越大表示边缘结构保留越完整。AG通过统计透射图在水平与垂直方向的梯度平

均幅值,用以评估其细节层次与对比度,亦是数值越大越优。两项指标定义如式(29)~式(30)所示:

$$EPI = \frac{\sum |\nabla T|}{\sum |\nabla I| + \epsilon}, \quad (29)$$

$$AG = \frac{\sum_{x,y} \sqrt{(\nabla_x T)^2 + (\nabla_y T)^2}}{(M-1)(N-1)}, \quad (30)$$

其中: ∇T 和 ∇I 分别代表透射图和输入图像的梯度幅值, $\nabla_x T$ 和 $\nabla_y T$ 表示透射图的水平与垂直梯度算子, $\epsilon = 1 \times 10^{-8}$ 为防止除零的微小常数, $M \times N$ 为输入图像尺寸。

表 3 UIEBR 子集透射图的平均评估值

Tab. 3 Mean transmission map assessment values on UIEBR sub-dataset (Bold figures indicate the best value)

Methods	EPI ↑	AG ↑
DCP	0.377	0.093
UDCP	0.456	0.123
RCP	0.416	0.115
MIP	0.411	0.104
ULAP	0.489	0.148
DTM	0.482	0.139
NUDCP	0.505	0.157
MIDP	0.581	0.189

表 3 的统计结果表明,本文提出的 MIDP 在 UIEBR 子集中取得最优 EPI (0.581) 与 AG (0.189) 得分。结合图 4 的可视化结果,可以得到 MIDP 生成的透射图不仅准确反映了场景深度分布,还在真实物体边缘处保持更高的梯度能量和层次细节。

4.6 消融实验

为评估各子模块对 MIDP 整体性能的影响,

在 UIEBR 数据集上开展了四组消融试验,具体说明如下:-w/o I:不使用 MIDP 估计强度差,采用公式(3)计算强度差;-w/o II:不使用 MIDP 估计强度差,采用公式(5)计算强度差;-w/o III:使用基于 MIDP 的透射图估计方法,采用公式(4)估计透射图;-w/o IV:不使用基于 MIDP 的背景光估计方法,采用传统四叉树方法估计背景光;MIDP 完整模型。

图 9 展示了各方法的定性对比,表 4 给出了对应的定量指标。结果表明:在视觉效果方面,完整 MIDP 能够在保持自然色彩的同时显著增强纹理与细节;在客观指标方面,删除任一子模块都会导致性能不同程度下滑,完整 MIDP 在 UIQM,UCIQE,CCF 三项指标上均达到最高。综上所述,四组消融试验充分验证所提出各组件的有效性与协同增益。

表 4 消融实验的平均评估值(粗体代表最佳值)

Tab. 4 Mean assessment values of ablation experiments (Bold figures indicate the best value)

Methods	UIQM ↑	UCIQE ↑	CCF ↑	MWF ↑
Raw	2.579	0.548	20.512	0.504
-w/o I	2.527	0.537	32.239	0.515
-w/o II	2.391	0.539	31.921	0.516
-w/o III	2.923	0.571	33.510	0.582
-w/o IV	3.092	0.581	35.891	0.611
MIDP	3.330	0.593	39.641	0.649

此外,为评估不同 K 值对整体复原效果的影响,在 UIEBR 和 UIEBC 数据集中对背景光估计所选像素数量进行了对比实验。结果如表 5 所示:随着 K 由 10 增加至 30,各项指标持续提升;但当 K 进一步增大至 40 和 50 时,指标反而出现

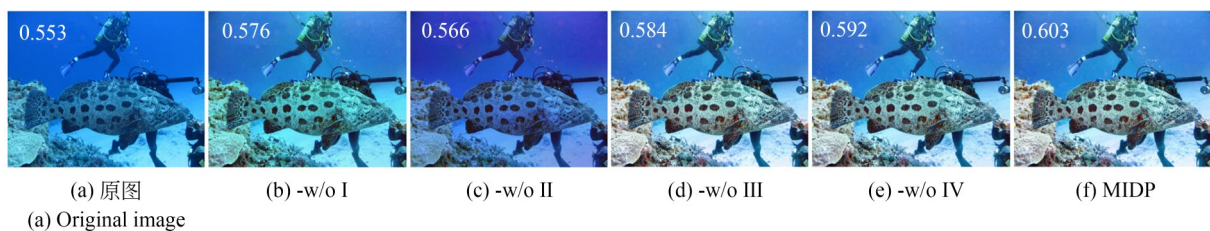


图 9 消融实验结果(左上角代表对应的 UCIQE 值)

Fig. 9 Ablation experiments results (The number in the upper left corner represents the UCIQE value)

回落。该趋势表明,当 $K=30$ (即选取强度差最大的30个像素估计背景光)时在抑制噪声干扰与避免过度平滑之间取得了良好平衡,从而实现了最优的复原效果。此外,UIEBR与UIEBC两个数据集上均取的最佳实验结果进一步验证了 $K=30$ 的稳定性与鲁棒性。

表 5 不同 K 值的在 UIEBR / UIEBC 数据集上的平均评估值 (粗体为最佳值,“/”前后分别对应 UIEBR 和 UIEBC)

Tab. 5 Mean assessment values of different K values (Bold figures indicate the best value, with “/” separating UIEBR and UIEBC)

K	UIQM $\uparrow$	UCIQE $\uparrow$	CCF $\uparrow$	MWF $\uparrow$
10	3.217/2.781	0.582/0.580	38.751/32.120	0.627/0.619
20	3.283/2.810	0.589/0.585	39.429/33.086	0.635/0.628
30	3.330/2.970	0.593/0.601	39.641/33.580	0.649/0.656
40	3.293/2.849	0.590/0.593	39.080/33.292	0.636/0.635
50	3.201/2.685	0.575/0.571	38.260/32.050	0.619/0.614

4.7 应用实验

为了进一步验证本文所提出的 MIDP 方法在实际视觉任务中的有效性,本节将 MIDP 与其他比较方法的增强结果应用于多个高级视觉应用中进行评估,具体包括关键点检测、边缘检测和图像分割。

4.7.1 关键点检测

关键点检测主要用于识别和提取图像中具有

显著性局部特征点,广泛应用于目标识别等任务中。本文采用 SURF^[35]算法对 MIDP 及比较算法在 UIEBR 子集中增强后的水下图像进行关键点检测,结果如表 6 所示。与其他方法相比,MIDP 复原图像的平均关键点数量最高,为 286 个,并且关键点在空间中的分布更为均匀(见图 10)。这表明 MIDP 能够显著提高水下图像的局部对比度和结构细节,有助于后续视觉任务的高质量执行。

表 6 应用实验的平均评估结果 (粗体为最佳值)

Tab. 6 Mean assessment values of application experiments (Bold figures indicate the best value)

	Raw	MIP	ULAP	NUDCP	ACDC	WWPF	FuniE	S-UWNet	MBANet	MIDP
keypoints	51	125	189	251	201	260	90	52	249	286
mIoU (%)	0.709	0.683	0.695	0.683	0.689	0.682	0.673	0.707	0.698	0.710

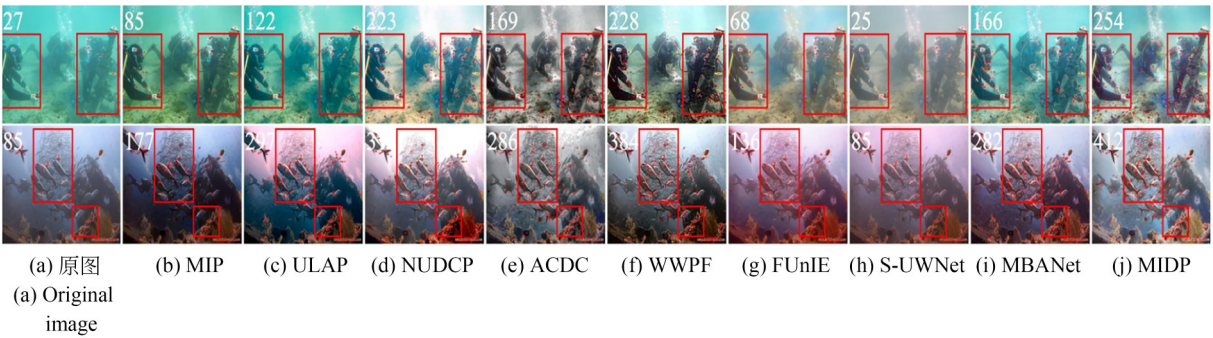


图 10 关键点检测比较结果 (左上角数值代表检测到的关键点数量)

Fig. 10 Key points detection comparison results (The number in the upper left corner represents the number of detecting key points)

4.7.2 边缘检测

边缘检测主要用于识别和提取图像中的轮

廓和结构边界信息,对于场景理解等视觉任务至关重要。本节采用经典的 Canny^[36]边缘检测算法

对 MIDP 及比较算法增强后的图像进行边缘提取,检测结果如图 11 所示。从结果中可以看出,采用 MIDP 复原的图像具有更加清晰、连续且准

确的边缘轮廓。这表明 MIDP 能够在降低水下图像模糊性和噪声的同时,有效增强边缘的可辨识度,有利于后续视觉分析任务的开展。

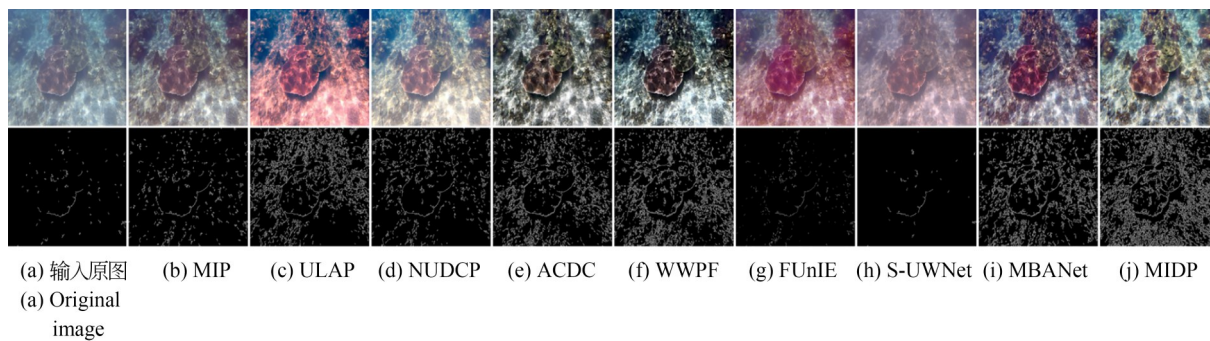


图 11 边缘检测比较结果

Fig. 11 Edge detection comparison results

4.7.3 图像分割

水下图像分割广泛应用于海底勘探等任务^[37-38]。本节将 MIDP 及比较算法在 SUIM^[39]数据集的增强结果采用 FPN^[40]进行训练,随后在对应测试集上统一评估。各方法的 mIoU 统计结果见表 6 所示, MIDP 在 mIoU 指标上取得最高得分。分割可视化示例如图 12 所示,可观察到 MIDP 有效提

升了目标轮廓完整性与类别边界精度。证明了本方法在改善水下图像分割精度方面的有效性。

综上,通过关键点检测,边缘检测和图像分割三个应用实验的验证,进一步证明了本文提出的 MIDP 方法不仅能有效提升水下图像的视觉质量,也能在实际视觉任务中表现出显著的性能优势,体现了良好的应用价值和实际意义。

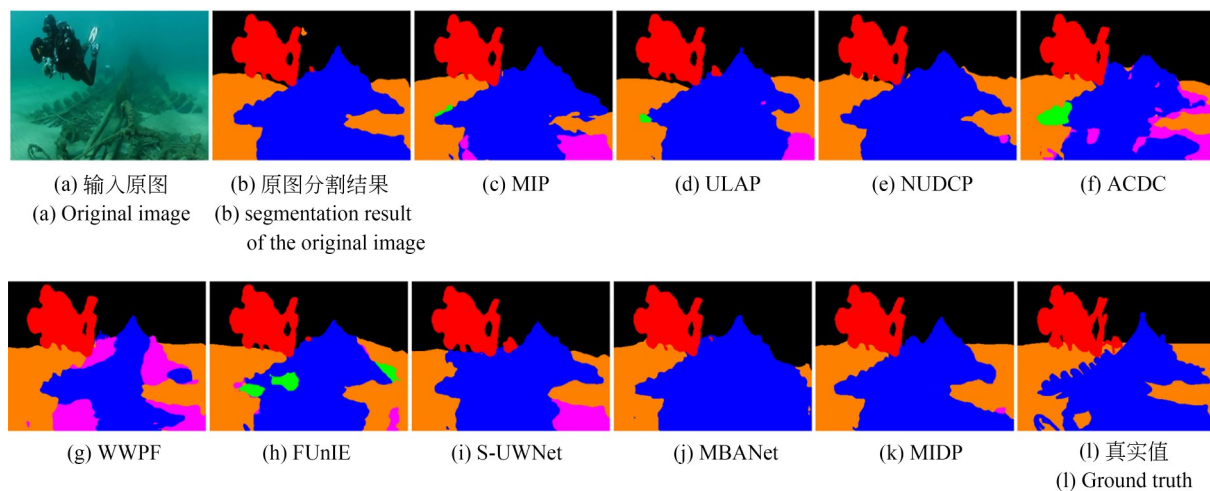


图 12 图像分割比较结果

Fig. 12 Image segmentation comparison results

5 结 论

本文提出了一种均值强度差驱动的水下图像复原模型。MIDP 对衰减较为严重的两条通道

计算均值强度差作为先验,完整刻画了三通道之间的耦合衰减关系,显著提升了在含悬浮颗粒和低照度场景中的稳定性。“强度差-景深-透射图”链式建模,解决了传统先验对噪声敏感以及映射

泛化性不足的局限,实现了对复杂水体衰减规律的精准描述。其次,自适应指数映射与一节泰勒近似相结合,为透射图的估计提供了可靠表达式。与此同时,基于强度差的背景光估计方法有效在不同光照条件下估计背景光。综合 UIEB, UCCS 数据集的大量实验结果显示,本方法在 UIQM, UCIQE, CCF 等多项无参考指标上均领先现有九种代表性算法,并且生成更为色彩自然,细节丰富的图像。在应用方面,可以显著提供关键点和边缘检测性能,为高级视觉任务提供了可靠的数据基础。

尽管如此,所提模型在存在人工光源干扰或大量悬浮颗粒的水域中,仍可能出现透射图估计不准确、背景光误差较大等问题,影响复原效果。未来工作将进一步探索将 MIDP 先验与深度学

习模型融合的可行性:一方面,可将其作为深度学习模型的引导分支,增强特征表达与跨尺度信息交互;另一方面,可将其嵌入输入特征增强模块,提升模型在复杂水体条件下的泛化能力,或纳入损失函数以引入更强的物理约束。同时,可结合多光谱信息,构建端到端的水下感知协同框架,以进一步提升模型在多样化环境中的适应性和鲁棒性。

作者贡献声明:

商家硕:模型构思与论文撰写;

李颖:论文审核与编辑写作;

袁靖懿:实验数据分析与整理;

郭深:实验环境搭建;

邢虎:实验结果核实。

参考文献:

- [1] 柳翠寅,陈元帅,敬腾匀,等. 自适应色彩补偿和多尺度融合的水下图像增强[J]. 光学精密工程, 2025, 33(5): 802-817.
LIU C Y, CHEN Y S, JING T Y, *et al.* Adaptive color compensation and multi-scale fusion for underwater image enhancement [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2025, 33(5): 802-817. (in Chinese)
- [2] FAN J Y, XU J, ZHOU J C, *et al.* See through water: heuristic modeling toward color correction for underwater image enhancement [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2025, 35(5): 4039-4054.
- [3] LI B C, CHEN Z Q, LU L Y, *et al.* Cascaded frameworks in underwater optical image restoration [J]. *Information Fusion*, 2025, 117: 102809.
- [4] WANG Y D, GUO J C, HE W R, *et al.* Is underwater image enhancement all object detectors need? [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2024, 49(2): 606-621.
- [5] SONG W, WANG Y, HUANG D M, *et al.* A Rapid Scene Depth Estimation Model based on Underwater Light Attenuation Prior for Underwater Image Restoration[M]. *Advances in Multimedia Information Processing-PCM 2018*. Cham: Springer International Publishing, 2018: 678-688.
- [6] ZHOU J C, WANG Y Y, LI C Y, *et al.* Multicolor light attenuation modeling for underwater image restoration [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2023, 48(4): 1322-1337.
- [7] ZHOU J C, LIU Q, JIANG Q P, *et al.* Underwater camera: improving visual perception via adaptive dark pixel prior and color correction [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2023: 1-19.
- [8] MISHRA A K, KUMAR M, CHOUDHRY M S. Underwater image enhancement by using transmission optimization and background light estimation via principal component analysis fusion [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2024, 18(4): 3855-3865.
- [9] LIU Q, HE Z X, ZHANG D H, *et al.* DRC: Chromatic aberration intensity priors for underwater image enhancement [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2024, 98: 104065.
- [10] ZHANG W D, WANG Y D, LI C Y. Underwater image enhancement by attenuated color channel correction and detail preserved contrast enhancement [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2022, 47(3): 718-735.
- [11] ZHANG W D, ZHOU L, ZHUANG P X, *et al.* Underwater image enhancement via weighted wavelet visual perception fusion [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2024, 34(4): 2469-2483.
- [12] LIANG Z, ZHANG W D, RUAN R, *et al.* Underwater image quality improvement via color, de-

- tail, and contrast restoration[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2024, 34(3): 1726-1742.
- [13] 林森, 查子月. 结合色彩补偿与双背景光融合的水下图像复原[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(7): 1059-1074.
- LIN S, ZHA Z Y. Underwater image restoration method combining color compensation and dual background light fusion[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(7): 1059-1074. (in Chinese)
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] XUE X W, LI Z X, MA L, *et al.* Investigating intrinsic degradation factors by multi-branch aggregation for real-world underwater image enhancement[J]. *Pattern Recognition*, 2023, 133: 109041.
- [17] WANG H W, YANG M, YIN G, *et al.* Self-adversarial generative adversarial network for underwater image enhancement[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2024, 49(1): 237-248.
- [18] ZHANG D H, ZHOU J C, ZHANG W S, *et al.* ReX-Net: a reflectance-guided underwater image enhancement network for extreme scenarios[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 231: 120842.
- [19] SHANG J S, LI Y, XING H, *et al.* LGT: Luminance-guided transformer-based multi-feature fusion network for underwater image enhancement[J]. *Information Fusion*, 2025, 118: 102977.
- [20] 姚婷婷, 冯子豪, 肇恒鑫. 融合域迁移和注意力机制的水下图像增强[J]. *光学精密工程*, 2025, 33(2): 298-310.
- YAO T T, FENG Z H, ZHAO H X. Underwater image enhancement by integrating domain transfer and attention mechanisms[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2025, 33(2): 298-310. (in Chinese)
- [21] JAFFE J S. Computer modeling and the design of optimal underwater imaging systems[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1990, 15(2): 101-111.
- [22] HE K M, SUN J, TANG X O. Single image haze removal using dark channel prior[C]. 2009 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. June 20-25, 2009, Miami, FL, USA. IEEE, 2009: 1956-1963.
- [23] DREWS P JR, 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, NSW, Australia. IEEE, 2013: 825-830.
- [24] GALDRAN A, PARDO D, PICÓN A, *et al.* Automatic Red-Channel underwater image restoration[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2015, 26: 132-145.
- [25] PENG Y T, CAO K M, COSMAN P C. Generalization of the dark channel prior for single image restoration[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(6): 2856-2868.
- [26] SONG W, WANG Y, HUANG D M, *et al.* Enhancement of underwater images with statistical model of background light and optimization of transmission map[J]. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2020, 66(1): 153-169.
- [27] JIN Z M, MA Y, MIN L H, *et al.* Variational image dehazing with a novel underwater dark channel prior[J]. *Inverse Problems and Imaging*, 2024.
- [28] CARLEVARIS-BIANCO N, MOHAN A, EUSTICE R M. Initial results in underwater single image dehazing[C]. *OCEANS 2010 MTS/IEEE SEATTLE*. September 20-23, 2010, Seattle, WA, USA. IEEE, 2010: 1-8.
- [29] YU H F, LI X B, LOU Q, *et al.* Underwater image enhancement based on DCP and depth transmission map[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79(27): 20373-20390.
- [30] 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.
- [31] LIU R S, FAN X, ZHU M, *et al.* Real-world underwater enhancement: challenges, benchmarks, and solutions under natural light[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2020, 30(12): 4861-4875.
- [32] YANG M, SOWMYA A. An underwater color

- image quality evaluation metric[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [33] PANETTA K, GAO C, AGAIAN S. Human-visual-system-inspired underwater image quality measures[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2016, 41(3): 541-551.
- [34] WANG Y, LI N, LI Z Y, *et al.* An imaging-inspired no-reference underwater color image quality assessment metric[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2018, 70: 904-913.
- [35] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [36] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. SURF: speeded up robust features[C]. *Computer Vision-ECCV 2006. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg*, 2006: 404-417.
- [37] 周玲, 刘庆敏, 金凯杰, 等. 水下图像复原和增强方法研究进展[J]. *中国图象图形学报*, 2025, 30(1): 51-65.
- ZHOU L, LIU Q M, JIN K J, *et al.* Research progress of underwater image restoration and enhancement methods [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2025, 30(1): 51-65. (in Chinese)
- [38] CHENG Z, FAN G D, ZHOU J C, *et al.* FDCE-net: underwater image enhancement with embedding frequency and dual color encoder[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2025, 35(2): 1728-1744.
- [39] ISLAM M J, EDGE C, XIAO Y Y, *et al.* Semantic segmentation of underwater imagery: dataset and benchmark[C]. *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). October 24-January 24, 2021, Las Vegas, NV, USA. IEEE*, 2020: 1769-1776.
- [40] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, *et al.* Feature pyramid networks for object detection[C]. *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. IEEE*, 2017: 936-944.

作者简介:



商家硕(1997—),男,辽宁沈阳人,博士研究生,2022年于沈阳化工大学获得硕士学位,现为大连海事大学交通信息工程及控制专业博士研究生,主要从事水下图像处理方面的研究。E-mail: shuojs757@126.com

通讯作者:



李颖(1968—),女,辽宁锦州人,教授,博士生导师,1997年于日本东北大学获得博士学位,现为海上交通安全与空间信息技术国家重点领域创新团队负责人,主要从事海洋环境感知方面的研究。E-mail: yldmu@dlmu.edu.cn