

基于颜色均衡与特征融合的水下图像增强框架

白邵宙¹, 张浩¹, 赵景波^{1*}, 张振楷¹, 元辉²

(1. 青岛理工大学信息与控制工程学院, 山东 青岛 266520; 2. 山东大学控制科学与工程学院, 山东 济南 250061)

摘要: 由于水下环境的复杂性和光线在水中传播时的散射和吸收, 水下图像经常遭受图像模糊、色彩失真和可见度低等问题的困扰。为改善图像的质量, 提出一种基于颜色均衡与特征融合的图像增强框架。首先, 利用四叉树搜索与光衰减特性相结合的方法对暗通道先验参数进行优化, 解决图像模糊的问题; 其次, 对去模糊图像的两个衰减通道进行差异化补偿, 获得颜色均衡图像; 然后, 针对颜色均衡图像细节丢失和对比度较低的问题, 采用引导滤波分解图像并引入非线性拉伸函数改善细节层, 得到细节增强图像; 在限制对比度自适应直方图均衡化的基础上添加归一化伽马校正, 得到对比度增强图像; 最后, 从细节增强图像和对比度增强图像中提取含有不同特征的权重图, 并采用多尺度金字塔策略进行融合, 得到最终增强图像。实验结果表明, 该方法在水下图像质量度量、平均梯度、基于斑块的对比度度量指数上的平均值相较于次优值算法分别提升了 17.6%、76.4% 和 11.2%, 在提升图像质量方面具有良好的鲁棒性, 可以在不同场景下实现多种图像的增强效果。

关键词: 水下图像; 暗通道先验; 颜色均衡; 对比度增强; 细节增强; 特征融合

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0069600

Underwater Image Enhancement Frame Based on Color Balance and Feature Fusion

BAI Shaozhou¹, ZHANG Hao¹, ZHAO Jingbo^{1*}, ZHANG Zhenkai¹, YUAN Hui²

(1. School of Information and Control Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266520, Shandong, China;

2. School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, Shandong, China)

【Abstract】 Owing to the complexity of underwater environments and the scattering and absorption of light, underwater images often suffer from issues such as image blurring, color distortion, and low visibility. To improve image quality, an image enhancement frame based on color balance and feature fusion is proposed. First, the Dark Channel Prior (DCP) parameters are optimized using a method that combines a quadtree search with light attenuation characteristics to address the issue of image blurring. Second, a differential compensation is applied to the two attenuated channels used for the deblurred image for achieving a color balanced image. Subsequently, to address the issues of detail loss and low contrast in color balanced images, guided filtering is employed to decompose the image and a nonlinear stretching function is introduced for improving the detail layer, resulting in a detail enhanced image. Using Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE), normalized gamma correction is added to obtain contrast enhanced images. Finally, weight maps containing different features are extracted from the detail and contrast enhanced images and a multiscale pyramid strategy is adopted for fusion to obtain the final enhanced image. The experimental results demonstrate that compared to the references, this method improves the average values of underwater image quality metrics, average gradient, and patch-based contrast quality index by 17.6%, 76.4%, and 11.2%, respectively. This method exhibits robust performance in improving image quality and can achieve various image enhancement effects.

【Key words】 underwater image; Dark Channel Prior (DCP); color balance; contrast enhancement; details enhancement; feature fusion

0 引言

近年来,随着陆地资源的匮乏,各国开始积极探索蕴藏丰富石油和矿产资源的海洋世界^[1]。获取清晰正确的图像对于海洋勘探具有重要的意义,目前成像技术已广泛应用于资源勘探、生物研究和海洋

军事等领域。然而,水下环境的复杂性导致图像质量严重下降,主要表现为:水对光的吸收导致色彩失真;光遇到悬浮颗粒发生散射效应,降低了清晰度和对比度^[2]。低质量的图像严重影响了信息的获取,阻碍了后续目标检测、图像分割及激光成像^[3]等工作。因此,研究如何利用图像增强技术以获取正确

收稿日期: 2024-03-18 修回日期: 2024-05-07

基金项目: 国家自然科学基金(51475251); 山东省自然科学基金重大基础研究项目(ZR2022ZD38); 山东省重点研发计划(软科学项目)(2023RZA02017); 青岛市科技计划重点研发专项(22-3-3-hygg-30-hy); 青岛市民生计划(22-3-7-xdny-18-nsh)。

通信作者 E-mail: *zhaojingbo6666@163.com

的信息成为当前亟待解决的问题。

为解决上述问题,研究人员提出一系列的图像处理方法,包括图像恢复、图像增强和数据驱动的深度学习方法^[4-5]。图像恢复方法旨在利用物理模型来反演退化过程,以重建清晰的图像。暗通道先验(DCP)算法^[6]在图像去雾中得到广泛应用并表现出良好的增强效果,但直接应用于水下环境其性能会受到限制。YAN 等^[7]提出了基于双透射率估计的新型颜色通道处理方法,能够有效增强图像的细节并恢复自然色彩。ZHOU 等^[8]提出了多色分量和光衰减的图像恢复方法,在色彩校正和纹理恢复方面表现出优异性能。HOU 等^[9]提出了用于非均匀光照水下图像恢复的照明通道稀疏先验引导变分框架,可有效增强图像亮度并校正颜色失真。然而,这些方法依赖于各种先验假设,当先验知识估计不准确时可能会产生显著误差。

图像增强方法不考虑图像退化的物理过程,通过调整像素强度来提升图像质量。PENG 等^[10]提出了自适应色彩补偿和细节优化的衰减图像增强方法,它充分考虑每个通道的衰减水平并根据衰减图像引导色彩校正,获得自然外观的输出图像。ZHANG 等^[11]采用最小颜色损失和局部自适应对比度来增强图像,结果呈现出自然色彩和较高的对比度。AN 等^[12]提出了用于图像增强的混合融合方法,该方法由白平衡校正、可见度恢复、对比度增强和感知融合模块组成,有效地解决了图像可见度低的问题。然而,这些方法仅考虑了图像本身的信息并忽略了成像模型机理,在处理具有复杂物理特性的图像时效果欠佳。

数据驱动的深度学习方法通过学习退化图像与清晰图像的映射关系,在无先验知识的情况下重建清晰图像。LI 等^[13]提出了多色彩空间嵌入的图像增强网络,包括多颜色空间编码器和介质传输引导解码器,有效提升了图像的视觉质量。陈辉等^[14]提出了将白平衡颜色校正与多尺度增强网络相结合的方法,改善了图像模糊和偏色问题。然而,该方法缺乏用于训练水下真实环境的数据集,这使得其难以灵活应对不同水种、不同畸变类型的图像问题。

为克服上述挑战,本文提出一种基于颜色均衡与特征融合的图像增强框架。首先利用改进的暗通道先验算法对退化图像进行去模糊处理;接着根据不同衰减程度的颜色通道,采用不同的补偿方法来解决颜色失真问题;然后采用引导滤波进行细节增强以及采用归一化伽马校正的限制对比度自适应直方图均衡化(CLAHE)进行对比度增强;最后将输

入图像与其优势特征进行融合得到最终增强图像。

1 水下成像模型

根据 Jaffe-McGlamery 光学成像模型,相机在拍摄过程中接收到的光照可表示为 3 个分量的线性叠加:直接衰减分量 $E_D(x)$ 是由物体直接反射到相机的分量;前向散射分量 $E_F(x)$ 是由悬浮颗粒引起的微小角度偏转而间接进入相机的分量;后向散射分量 $E_B(x)$ 是由人造光或周围的光撞击到颗粒并反射到相机的分量。水下光学成像模型如图 1 所示。然而在实际拍摄中相机通常距离目标物体很近,因此可以忽略前向散射分量。光学成像模型可表示为:

$$I_c(x) = E_D(x) + E_B(x) = J_c(x)t_c(x) + B_c[1 - t_c(x)] \quad (1)$$

$$t_c(x) = e^{-\beta d(x)} \quad (2)$$

式中: $I_c(x)$ 为退化图像; c 为颜色通道; $J_c(x)$ 为清晰的图像; B_c 为全局背景光; $t_c(x)$ 为水下介质的透射率; $d(x)$ 为相机与物体间的距离; β 为衰减系数。

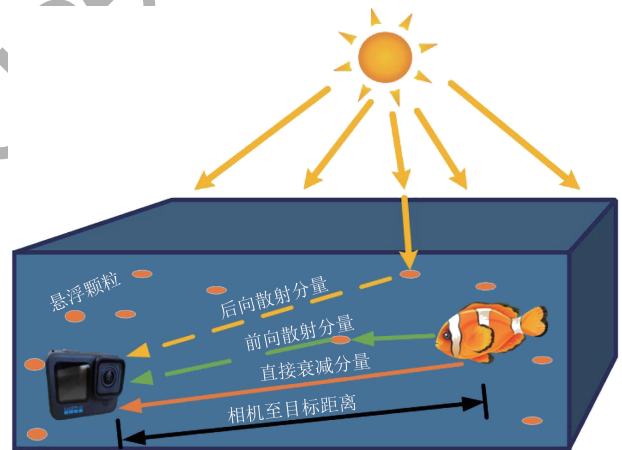


图 1 水下光学成像模型

Fig. 1 The model of underwater optical imaging

2 基于颜色均衡与特征融合的图像增强框架

针对当前水下图像普遍存在的图像模糊、颜色失真、对比度不足和细节丢失等问题,本文提出了一种基于颜色均衡与特征融合的图像增强框架,算法框架如图 2 所示,主要包含以下 5 个步骤:

1) 采用二叉树搜索与光衰减特性相结合的方法,优化暗通道先验的背景光和透射率,实现图像的去模糊处理。

2) 针对不同衰减程度的通道,采用差异化的通道补偿方法并利用基于颜色统计的校正方法消除色偏,获得颜色均衡图像。

3) 利用引导滤波将颜色均衡图像分解成基础层

和细节层,对细节层应用非线性拉伸函数,然后将增强后的细节层与基础层叠加,获得细节增强图像。

4)将颜色均衡图像转换到 HSV 空间,对明度分量 V 应用归一化伽马校正的 CLAHE 算法,获得

对比度增强图像。

5)从两幅图像中提取含有不同优势特征的权重图并归一化处理,然后使用多尺度融合策略将输入图像与归一化权重图相融合,得到最终增强图像。

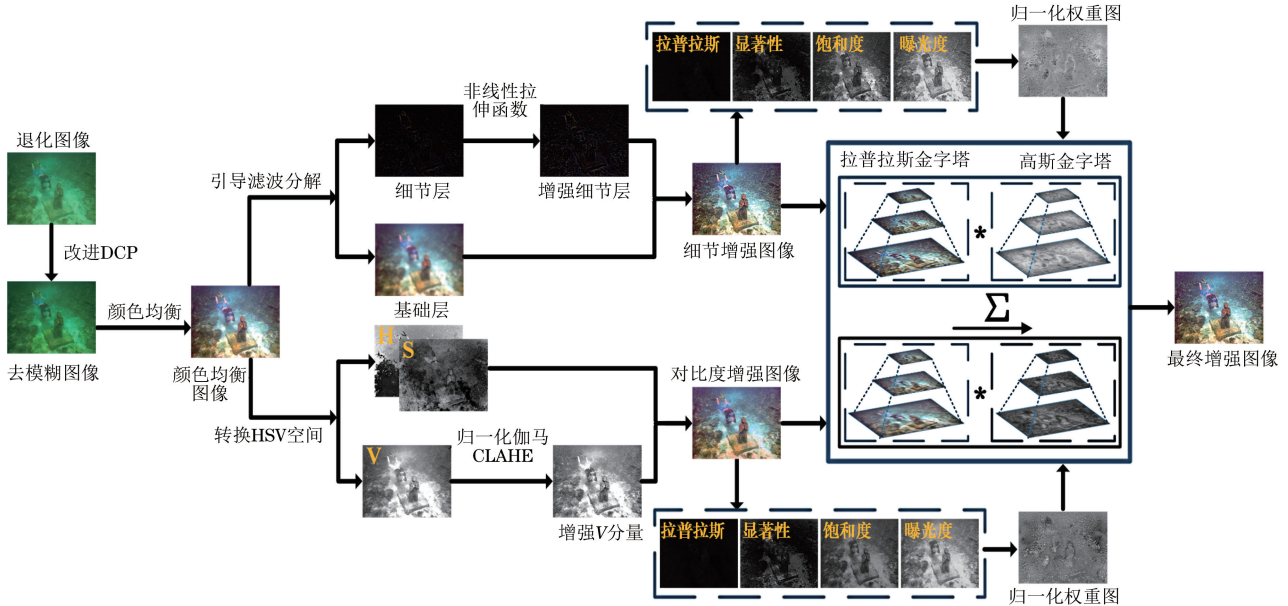


图 2 算法框架

Fig. 2 Algorithm framework

2.1 改进的暗通道先验

在浑浊水下环境中,光线被悬浮颗粒散射,导致图像出现模糊效果,特别是在人工照明的条件下,图像可能被薄雾所覆盖。因此,本文采用四叉树搜索和光衰减特性相结合的暗通道先验算法对退化图像进行去模糊处理。首先利用四叉树搜索的方法估计全局背景光;然后基于光衰减特性建立颜色通道间的透射率关系;最后根据优化后的背景光和透射率恢复图像的可见性。具体步骤如下:

1)全局背景光。

采用四叉树搜索的方法估计全局背景光。首先将退化图像划分为具有相同大小的矩形区域;然后通过计算每个区域像素平均值与标准偏差之间的差值来对区域进行评分;选择得分最高的区域作为下一轮迭代的候选区域,并重复上述步骤。当候选区域的大小小于或等于设定的阈值时,搜索停止。阈值被设定为退化图像总像素数的 1%。如图 3(a)所示,填充区域为最终的候选区域。最后,在该区域中选择与像素(255, 255, 255)最接近的像素点为全局背景光,如图 3(b)所示。

2)透射率。

水对光有选择性吸收作用,导致红色通道的衰减最为显著。基于暗通道先验理论,将红色通道的透射率视为图像的整体透射率,计算表达式为:

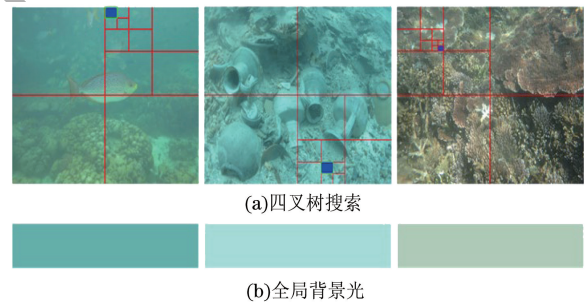


图 3 全局背景光估计

Fig. 3 Global background light estimation

$$t_R(x) = 1 - \min_{c \in \{R, G, B\}} \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{I_c(y)}{B_c} \right) \quad (3)$$

式中: $t_R(x)$ 为红色通道的透射率。将红色通道的透射率作为参考透射率,并通过使用衰减系数的比率来估计绿色、蓝色通道的透射率,即:

$$t_G(x) = [t_R(x)]^{\beta_R/\beta_G} \quad (4)$$

$$t_B(x) = [t_R(x)]^{\beta_R/\beta_B} \quad (5)$$

式中: $t_G(x)$ 、 $t_B(x)$ 分别为绿色、蓝色通道的透射率; β_R 、 β_G 和 β_B 分别为红色、绿色和蓝色通道的衰减系数。根据水的固有属性^[15],不同颜色通道的衰减系数与波长和背景光之间的关系表示为:

$$\frac{\beta_G}{\beta_R} = \frac{B_R(-0.00113\lambda_G + 1.62517)}{B_G(-0.00113\lambda_R + 1.62517)} \quad (6)$$

$$\frac{\beta_B}{\beta_R} = \frac{B_R(-0.00113\lambda_B + 1.62517)}{B_B(-0.00113\lambda_R + 1.62517)} \quad (7)$$

式中： B_R 、 B_G 和 B_B 分别为红色、绿色和蓝色通道的背景光； λ_R 、 λ_G 和 λ_B 分别为红色、绿色和蓝色通道的波长，取值为 620 nm、540 nm 和 450 nm。

3) 图像恢复。

计算了 3 个颜色通道的透射率和背景光后，通过式(8)可获得去雾的清晰图像，即：

$$J_c(x) = \frac{I_c(x) - B_c}{\max(t_c(x), t_0)} + B_c \quad (8)$$

式中： t_0 为透射率的最小阈值，设置为 0.1，防止因透射率太低而导致图像中的某些区域过度曝光。图 4 展示了经过改进的暗通道先验算法处理后的图像效果，可以看出经过该算法处理后的图像成功消除了雾霾，提升了图像的清晰度。

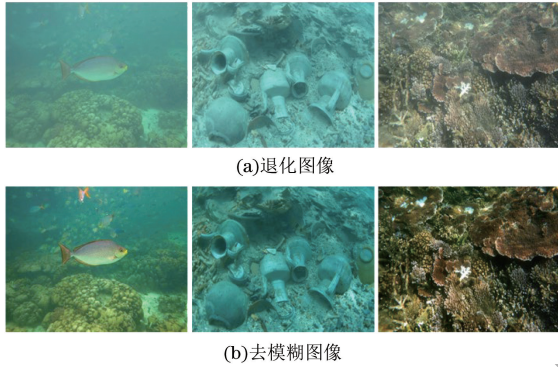


图 4 去模糊图像效果

Fig.4 Deblurring image effect

2.2 颜色均衡

水下环境的复杂性和光照条件的限制导致图像经常出现颜色偏差。灰度世界理论认为图像中的每个通道应具有相同的平均值，不同颜色通道平均值之间的差异反映了不同的衰减程度^[16]。在浑浊的场景或浮游生物溶度较高的区域，绿色通道相比于红色和蓝色通道衰减较弱。而在深水场景中，蓝色通道比红色和绿色通道衰减较弱。

为了改善图像的颜色失真，分别对去模糊图像进行两次补偿。第一次补偿是采用保存良好的通道和次衰减通道的组合项作为对手信息，对严重衰减通道补偿；第二次补偿是采用保存良好通道对次衰减通道补偿。首先，计算每个通道的像素平均值：

$$\bar{J}_c(x) = \sum_{i=1}^N \frac{J_c(x)}{N} \quad (9)$$

式中： $\bar{J}_c(x)$ 为不同颜色通道的像素平均值； N 为像素总数。具有最大像素均值的颜色通道称为保存良好通道 $J_U(x)$ ，将具有中间像素均值和最小像素均值分别称为次衰减通道 $J_M(x)$ 和严重衰减通道

$J_L(x)$ 。衰减通道的补偿表达式为：

$$J_{1,L}(x) = J_L(x) + \left[\frac{\bar{J}_U(x) + \bar{J}_M(x)}{2} - \bar{J}_L(x) \right] \times \frac{J_U(x) + J_M(x)}{2} \quad (10)$$

$$J_{1,M}(x) = J_M(x) + [\bar{J}_U(x) - \bar{J}_M(x)] \times J_U(x) \quad (11)$$

式中： $J_{1,L}(x)$ 和 $J_{1,M}(x)$ 分别为补偿的严重衰减通道和次衰减通道； $\bar{J}_U(x)$ 、 $\bar{J}_M(x)$ 和 $\bar{J}_L(x)$ 分别为 3 个通道的像素平均值。

在某些情况下，补偿后的图像仍然可能存在色偏问题，采用基于颜色统计的校正方法来对补偿后的图像进一步处理。通道补偿后图像 $J_1(x)$ 中每个通道的最大值和最小值分别定义为：

$$J_{1,\max}(x) = \bar{J}_1(x) + \mu \times J_{1,\text{std}}(x) \quad (12)$$

$$J_{1,\min}(x) = \bar{J}_1(x) - \mu \times J_{1,\text{std}}(x) \quad (13)$$

式中： $\bar{J}_1(x)$ 和 $J_{1,\text{std}}(x)$ 为颜色补偿图像通道的平均值和标准差； $\mu = 2$ 为控制图像色彩动态的参数。颜色均衡后图像 $I_1(x)$ 表示为：

$$I_1(x) = \frac{J_1(x) - J_{1,\min}}{J_{1,\max} - J_{1,\min}} \times 255 \quad (14)$$

颜色均衡图像效果如图 5 所示，其中第 1 列图像为原始图像，第 2 列图像为 R 通道图像，第 3 列图像为 G 通道图像，第 4 列图像为 B 通道图像。从伪色彩图中可以看出，颜色均衡后图像的各通道的色彩更加平衡，看起来更加自然。

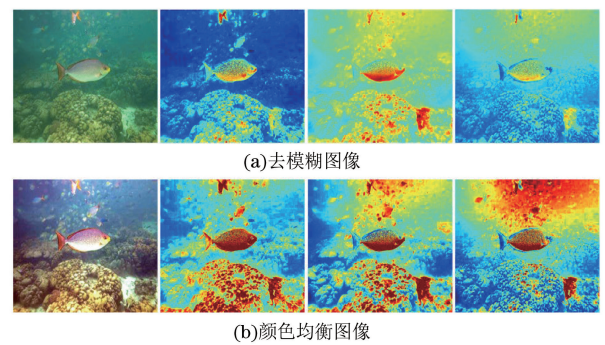


图 5 颜色均衡图像效果

Fig.5 Color balance image effect

2.3 细节增强

尽管颜色均衡后的图像能够有效解决颜色失真问题并在一定程度上恢复了图像的边缘信息，但仍存在细节信息的丢失。引导滤波在边缘保持方面表现出良好的性能，能够避免伪影的产生。因此，采用引导滤波对颜色均衡图像进行分解，获得平滑的基础层和细节层。细节层包含图像的边缘信息和局部

梯度,所以需要对获得的细节分量进行增强。

首先,利用引导滤波获得基础层图像 $B(x)$, 即:

$$B(x) = GF(q, \gamma, \epsilon) * I_1(x) \quad (15)$$

式中: GF 为引导滤波函数; q 为引导图像; γ 和 ϵ 分别为滤波半径和正则化系数,取值 8 和 0.4。

然后,从色彩均衡图像中减去基础层获得细节层 $D(x)$:

$$D(x) = I_1(x) - B(x) \quad (16)$$

为了增强细节层,引入非线性拉伸函数^[17]来映射细节层,表达式为:

$$D_1(x) = \left(\frac{D(x)}{\sigma}\right)^\alpha \times \sigma \times \text{sign } D(x) \quad (17)$$

式中: $D_1(x)$ 为增强后的细节层图像; α 是拉伸控制参数,经实验测试设置为 0.7; $\sigma = \max(D(x))$ 。

最后,将增强的细节层图像与平滑的基础层图像进行相加,得到细节增强图像 $I_2(x)$, 表达式为:

$$I_2(x) = B(x) + D_1(x) \quad (18)$$

图 6 展示了细节增强后的图像效果,可以明显地观察到细节增强图像的纹理更加突出,细节更加清晰。

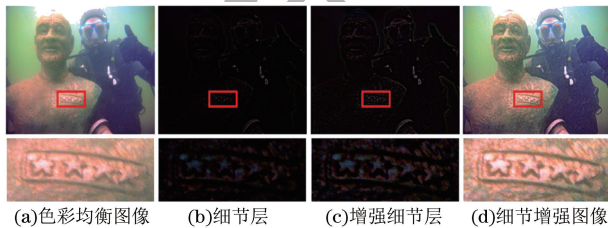


图 6 细节增强图像效果

Fig.6 Detail enhancement image effect

2.4 对比度增强

针对颜色均衡图像中对比度不足和光照不均的问题,采用了基于归一化伽马校正的 CLAHE 算法来增强图像。首先将颜色均衡图像转换到 HSV 颜色空间,以避免颜色分量间的相互作用和不必要的颜色失真;然后将 CLAHE 算法应用于 HSV 空间中的明度分量 V ;CLAHE 算法通过对图像中所有图像块的直方图应用相同的裁剪阈值,有效解决噪声放大的问题,但有时会导致图像亮度过度增强,从而引起对比度失衡。为了解决这一问题,在使用 CLAHE 算法进行对比度增强的同时,引入了归一化伽马校正^[18]方法,以避免对比度较差和亮度过高的现象。

伽马校正是一种简单而有效的全局对比度增强方法,通过改变 γ 值来调整图像的亮度,表达式为:

$$V_1 = V^\gamma \quad (19)$$

式中: V 为颜色均衡图像的明度分量; γ 为经过伽马校正后的明度分量; γ 为伽马参数,为了防止过大导

致图像过度补偿而变暗,因此对伽马校正后的明度分量进行归一化处理,表示为:

$$V_{NGC} = \frac{[V_1 - \min(V_1)]}{[\max(V_1) - \min(V_1)]} \quad (20)$$

式中: V_{NGC} 为归一化伽马校正后的明度分量。归一化伽马校正考虑了图像的完整动态范围,进一步优化了 CLAHE 算法的增强效果,有助于减少亮度差异并改善图像的对比度。

2.5 特征融合

2.5.1 特征权重图的选取

为了提高输出图像的质量,本文采用细节增强图像和对比度增强图像作为融合的输入,并使用特征权重图进行融合,以突显结果中高权重像素。在选择特征权重图时,考虑了拉普拉斯对比度、显著性、饱和度和曝光度 4 种权重。

拉普拉斯对比度权重 W_L 通过突出图像中的高频细节和边缘信息为每个像素分配权重,以增强图像的整体对比度。

显著性权重 W_S 通过增强明暗区域的对比度,突出显示水下场景中识别率较低的目标。该权重结合颜色特征和亮度特征来计算图像中的显著区域,即:

$$W_S = (L - \bar{L})^2 + (a - \bar{a})^2 + (b - \bar{b})^2 \quad (21)$$

式中: L, a, b 为 Lab 空间的 3 个通道。

饱和度权重 W_{Sat} 通过利用高度饱和区域提升图像的色彩鲜艳度,可以表示为每个颜色通道与亮度通道之间的偏差:

$$W_{Sat} = \sqrt{1/3[(R - L)^2 + (G - L)^2 + (B - L)^2]} \quad (22)$$

曝光度权重 W_{Exp} 通过增加融合图像中高度可见区域的比例,使得图像中的像素都处于良好的曝光状态,以保留更详细的信息:

$$W_{Exp} = \exp\left(-\frac{(L - 0.5)^2}{2 \times 0.25^2}\right) \quad (23)$$

由于不同的特征权重图在解决水下图像退化问题中发挥着各自独特的作用,拉普拉斯对比度权重被用于增强图像的整体对比度;显著性权重则提升了显著目标的可见性;饱和度权重图有助于避免图像颜色失真;而曝光度权重评估了图像像素的曝光水平。为了在融合过程中全面考虑这些因素,将每个输入图像的特征权重图合并成一个权重图,并进行归一化操作:

$$\bar{W}_k = W_k + \delta / \sum_{k=1}^2 (W_k + \delta) \quad (24)$$

式中: \bar{W}_k 为归一化权重图; δ 为小正则化项,确保

每个输入对输出有贡献。

2.5.2 图像融合

为了融合不同输入图像的特征并确保每个特征权重图的有效性,同时防止简单线性加权融合引发光晕现象,本文采用多尺度融合策略:

1)将细节增强图像和对比度增强图像分解为拉普拉斯金字塔 $L_l\{I_k(x)\}$, 对应的归一化权重图分解为高斯金字塔 $G_l\{\bar{W}_k(x)\}$ 。

2)将每层拉普拉斯金字塔图像和高斯金字塔图像进行融合,得到多层次的输出图像金字塔。

3)对输出图像金字塔进行上采样,生成最终的增强图像 $I_F(x)$, 计算公式为:

$$I_F(x) = \sum_l U_d \left\{ \sum_{k=1}^2 L_l[I_k(x)] G_l[\bar{W}_k(x)] \right\} \quad (25)$$

式中: l 为金字塔层数, $l=3$; U_d 为上采样算子。

3 实验结果与分析

为了验证所提出的图像增强框架的有效性,本文从主观定性评价、客观定量评价、运行时间和应用测试 4 个方面对增强结果进行评估。通过与多种先进的图像处理算法比较,证明该框架在视觉增强效果方面具有显著的优势性能。

3.1 主观定性评价

从公开数据集中选取了不同场景下的退化图像进行实验,同时将所提出的方法与 6 种先进的图像处理方法进行对比,包括:图像恢复方法,如暗通道先验引导变分框架(UTV)^[19]、背景光统计模型及透射图优化(SMBL)^[20];图像增强方法,如群体智能融合方法(NUCE)^[21]、基于多区间子直方图透视均衡方法(MSPE)^[22];数据驱动方法,如基于全局-局部网络和压缩直方图均衡方法(GLCHE)^[23]、面向对象的感知对抗融合网络(TOPAL)^[24]。实验结果如图 7~图 9 所示。

为了验证图像增强框架的颜色均衡效果,本文选取了 3 种具有不同颜色偏差类型的图像进行处理,分别为绿色、蓝色和黄色图像。在图 7 中,展示了经过方法处理后的图像增强效果及相对应的三色直方图。结果显示:UTV 加剧了各种场景下的颜色失真;SMBL 改善了图像的清晰度和对比度,但是对颜色退化问题的解决并不理想;NUCE 能够有效解决色彩失真问题,但处理后的图像较为模糊;MSPE 提高了图像的色彩饱和度,但对于颜色校正的效果并不显著,且在图像 Im3 中引入了蓝色伪影。GLCHE、TOPAL 能够很好地校正蓝色图像的色彩失真,但不能解决绿色和黄色图像的色偏。

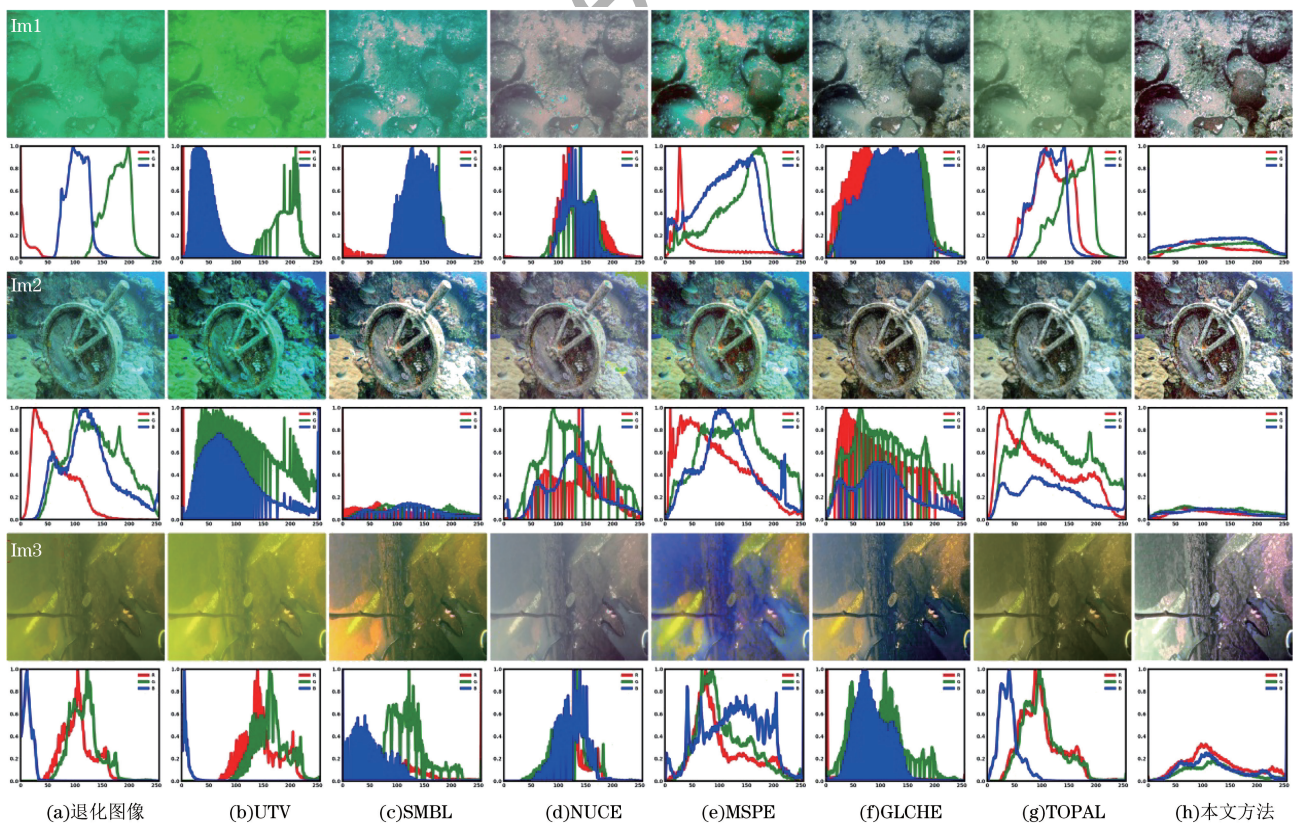


图 7 不同色偏图像的增强效果及对应的三色直方图

Fig.7 Enhancement effects in different color biases images and their tricolor histograms

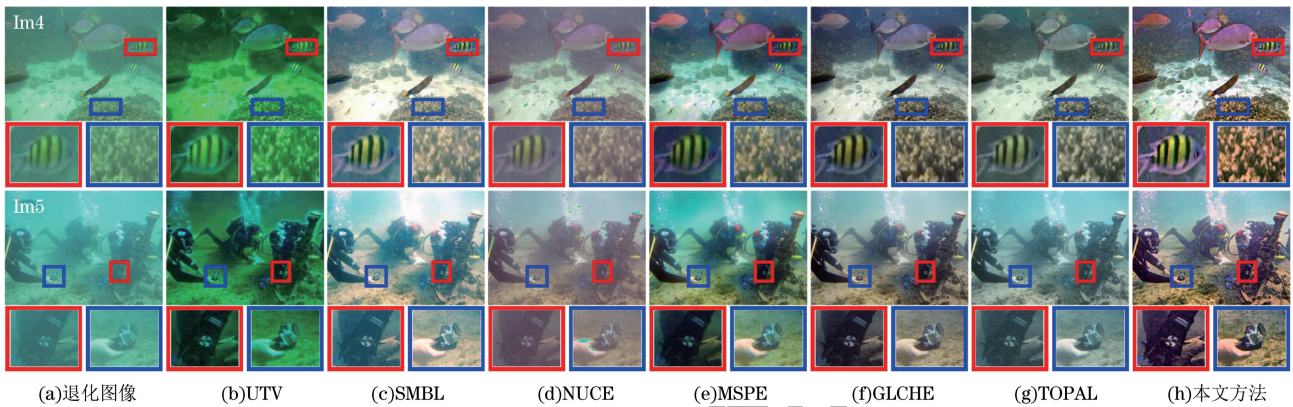


图 8 模糊图像的细节增强效果

Fig. 8 Enhancement effects of blurred images in details

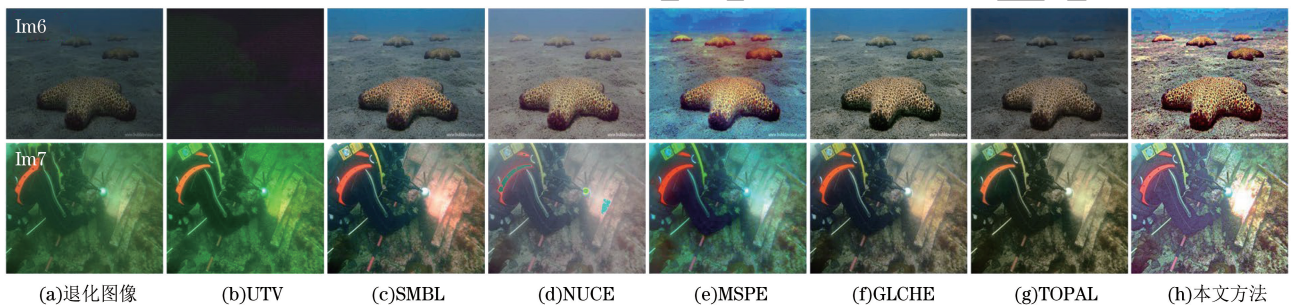


图 9 低照度图像的增强效果

Fig. 9 Enhancement effects of low illumination images

相比之下,本文方法有效消除了色彩失真且生成的场景更加自然。从三色直方图中可以看出,处理后图像的 RGB 颜色通道分布广泛且均匀,进一步证明了该方法在颜色均衡方面的有效性。

图 8 展示了不同方法对模糊图像的细节增强效果。在放大的局部区域中,UTV 未能有效地消除色差,使得局部区域的物体变得模糊不清;SMBL 处理后的图像出现过度曝光现象,导致产生的图像效果不自然;NUCE 使图像出现雾霾现象且在图像 Im5 的局部区域中引入了绿色伪影;MSPE、GLCHE、TOPAL 虽然能够增强图像的细节信息,但处理后的图像偏暗;在本文方法增强图像的局部区域中,鱼和手臂的细节能够显著体现且亮度更加均衡,体现了该方法在细节增强方面的优越性。

图 9 展示了不同方法在低照度条件下的图像增强效果。UTV 在处理低照度图像时效果较差,导致图像 Im6 中目标物体完全消失;SMBL、NUCE 分别在图像 Im7 中产生了红色和蓝色的伪影;MSPE 对于图像的亮度有一定的改善,但仍存在颜色偏差问题。GLCHE、TOPAL 能够有效处理低照度图像,但增强后的图像对比度较低。与其他方法相比,本文方法在低照度条件下表现出更好的增强

效果,提高了图像亮度并增强了对比度。

3.2 客观定量评价

对于客观定量评价,本文采用了无参考和全参考的质量评价指标,客观地分析了不同方法的增强性能。无参考的质量评价指标包括水下图像质量度量(UIQM)^[25]和平均梯度(AG),全参考的质量评价指标采用基于斑块的对比度量指数(PCQI)^[26]。UIQM 综合考虑了色彩度、清晰度和对比度,数值越高表示图像整体质量越好;AG 用于评估水下图像的清晰度,较高的 AG 数值表示图像的清晰度更高,纹理和边缘信息更丰富;PCQI 从客观角度评价人眼对图像的对比度感知,数值越高表示图像对比度越高。

为了清晰地展示多种方法应用于不同水下场景图像(Im1~Im7)得到 UIQM、AG 和 PCQI 数值,将 3 个客观评价指标的数值绘制成折线图,如图 10 所示。从图 10 可以直观地看出,在所有的测试图像中,本文框架增强后图像的 AG 数值明显远高于其他方法,说明增强后的图像可以获得更加丰富的边缘细节信息。并且该框架处理后图像的 UIQM、AG 和 PCQI 均值都高于其他方法,证明了本文框架增强后的图像质量较好,具有良好的清晰度和对比度。

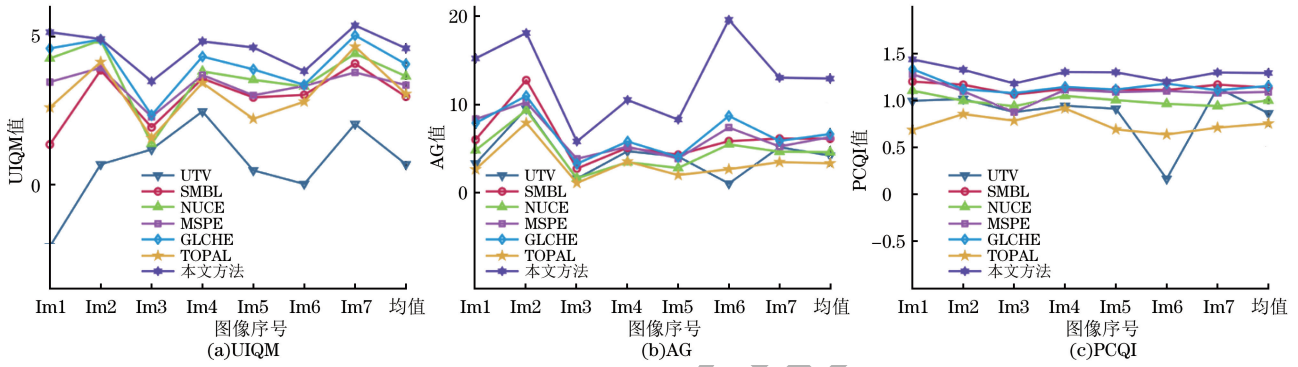


图 10 不同方法的客观评价指标比较

Fig. 10 Comparison of objective evaluation index for different methods

为了进一步验证所提方法的泛化性能,本文针对 UIEB^[27] 和 RUIE^[28] 数据集的图像进行处理。UIEB 是一个大规模的真实世界数据集,包含了来自互联网的 890 张真实世界水下图像。RUIE 数据集由水下图像质量集、水下色偏集和高级任务驱动集 3 个子集组成,总共包含 4 230 张水下图像。表 1 展示了不同图像增强方法在两个数据集中的客观评价指标平均值,其中最优值用粗体标记,次优值则用

下划线标记。在所有的客观评价指标中,本文方法增强后图像的评价指标在 UIEB 和 RUIE 2 个数据集中均高于其他先进的图像处理方法。由多种方法在 2 个数据集中的平均值可知,本文方法的 UIQM、AG、PCQI 平均值分别为 4. 544 0、12. 338 4、1. 268 6。相较于次优值的方法,分别提升了 17. 6%、76. 4%、11. 2%,证明了本文方法在处理不同场景水下图像上都能取得良好的效果。

表 1 公开数据集的平均客观评价指标比较

Table 1 Comparison of average objective evaluation index for public datasets

方法	UIEB 数据集			RUIE 数据集			平均值		
	UIQM ↑	AG ↑	PCQI ↑	UIQM ↑	AG ↑	PCQI ↑	UIQM ↑	AG ↑	PCQI ↑
UTV	2. 172 0	5. 192 0	0. 662 2	1. 281 8	2. 089 7	0. 229 5	1. 726 9	3. 640 9	0. 445 9
SMBL	<u>4. 346 3</u>	6. 927 7	1. 073 4	3. 396 6	6. 024 6	1. 113 2	3. 856 2	6. 476 2	1. 093 3
NUCE	4. 031 3	5. 490 9	0. 952 9	3. 356 3	4. 433 3	1. 062 4	3. 693 8	4. 967 1	1. 007 7
MSPE	3. 238 6	6. 503 7	1. 024 9	3. 580 3	6. 522 3	1. 153 5	3. 409 5	6. 513 0	1. 089 2
GLCHE	3. 795 8	<u>7. 047 0</u>	<u>1. 107 2</u>	3. 928 9	<u>6. 939 9</u>	<u>1. 173 5</u>	<u>3. 8623 5</u>	<u>6. 993 5</u>	<u>1. 140 4</u>
TOPAL	2. 786 0	3. 864 8	0. 747 1	2. 974 6	3. 877 9	1. 014 1	2. 880 3	3. 871 4	0. 944 1
本文方法	4. 500 6	12. 081 5	1. 23 3	4. 587 3	12. 595 2	1. 304 1	4. 544 0	12. 338 4	1. 268 6

3.3 运行时间比较

在算法的应用过程中,运行时间是一个重要的评价标准。为了进行公平的比较,选取了 3 种不同分辨率的水下图像进行实验,并且所有的方法均在同一台 Windows 10 PC 上执行。将每种方法分别在不同分辨率大小的图像上执行 100 次,并取平均值作为运行时间。由表 2 中的数据可知,随着图像分辨率的提高,SMBL、NUCE、TOPAL 的运行时间迅速增加,其实际应用价值有待进一步优化。而本文方法的平均运行时间在所有图像处理算法中排名第 3,略慢于 MSPE。GLCHE 的运行时间虽然远快于本文方法,但由于其是基于深度学习的图像处理方法,需要耗费大量的资源和训练时间且该算法在主观和客观评价上不如本文方法。因此,尽管本文方法在运行时间上略显不足,但仍然具有较好的实

际应用价值。在未来,计划进一步优化算法的运行时间,同时保持或提高图像处理的质量。

表 2 不同方法的平均运行时间

Table 2 Average running time of different methods

方法	分辨率/像素		
	256×256	640×480	960×720
UTV	0. 584 6	3. 317 2	8. 316 8
SMBL	2. 493 8	12. 979 9	29. 459 4
NUCE	1. 761 7	7. 583 6	17. 111 3
MSPE	<u>0. 263 3</u>	<u>1. 705 9</u>	<u>4. 273 3</u>
GLCHE	0. 017 8	0. 073 4	0. 150 5
TOPAL	1. 752 7	7. 223 4	17. 006 2
本文方法	0. 524 9	2. 749 7	6. 514 2

3.4 应用测试

在水下环境中,低质量的图像严重影响各种检

测设备的性能,然而图像增强的目的则是为视觉应用提供高质量的图像,例如特征点匹配、边缘检测、目标识别等。为验证所提出方法的实用性,本文采用了 SURF 特征点匹配和 Canny 边缘检测算法进行应用测试。SURF 特征点匹配通过比较算法处理前后匹配的特征点数量,来评估算法的增强效果。算法的处理效果越好,匹配的特征点数量越多。Canny 边缘检测用于检测图像的边缘细节信息,图像中目标物体的细节信息越丰富,则视觉效果越好。

实验结果如图 11 所示,其中,第 1 列图像为原始图像,第 2 列图像为 SURF 特征点匹配,第 3 列图像为 Canay 边缘检测,可以发现原始图像只能匹配少量的特征点,呈现有限的边缘信息。然而经本文框架处理后的图像匹配的特征点数量明显增加,边缘结果更符合目标的实际轮廓。表 3 统计了不同方法检测到的边缘像素和特征点的数量,可以观察到本文框架处理后的图像检测到的特征点数量和边缘检测的像素数均高于其他先进的方法。实验结果

表明,所提出的方法在计算机视觉相关应用中展现出较好的性能。

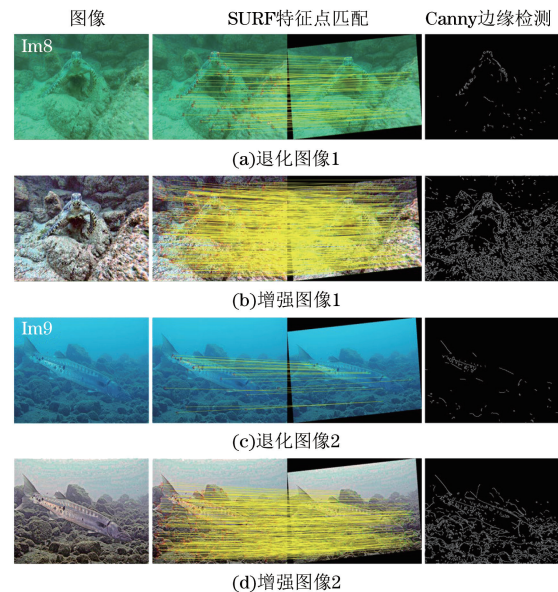


图 11 应用测试实验结果

Fig. 11 experiment results of application test

表 3 不同方法的应用效果

Table 3 Application effects of different methods

参数	序号	原始图像	UTV	SMBL	NUCE	MSPE	GLCHE	TOPAL	本文方法
特征点数	Im8	92	113	349	194	394	378	356	628
	Im9	4	0	139	50	179	300	103	425
边缘检测像素数	Im8	4 035	7 232	9 450	4 590	12 502	13 324	6 157	31 348
	Im9	1 816	4 019	5 380	3 624	6 865	12 856	4 344	24 141

4 结束语

鉴于水下成像环境的复杂性,水下图像经常遭遇图像模糊、颜色失真和对比度降低等问题的困扰。为了解决这些挑战,本文提出一种基于颜色均衡与特征融合的水下图像增强框架,该框架主要包括图像去模糊、颜色均衡、对比度和细节的增强以及特征融合 5 个方面。通过对多种先进的图像处理算法进行主观和客观的比较,证明了该算法在视觉效果和图像增强方面表现出良好的鲁棒性,能有效消除色彩偏差、提高图像对比度并增强纹理细节。尽管该方法在改善图像质量方面取得了一定的成就,但也有些限制和不足之处。首先,该方法在生成图像的色彩丰富度方面仍有改进空间,在恶劣环境下增强的图像可能缺乏真实感或鲜艳度。其次,虽然该方法在运行时间方面表现出了较高的效率,但在处理大规模数据或实时场景时仍有提升的空间。为解决这些问题,计划进一步优化算法结构,以缩短执行时间并提高时效性;同时计划将该方法应用于水下视频处理中,以满足更广泛的应用需求,并在实时场

景下提供高质量的图像增强效果。这些改进计划将有助于进一步提高算法的性能和实用性,从而更好地应对水下图像处理的挑战。

参考文献

- [1] LIN S J, LI Z, ZHENG F H, et al. Underwater image enhancement based on adaptive color correction and improved retinex algorithm [J]. IEEE Access, 2023, 11: 27620-27630.
- [2] HAN R Y, GUAN Y, YU Z B, et al. Underwater image enhancement based on a spiral generative adversarial framework [J]. IEEE Access, 2020, 8: 218838-218852.
- [3] TIAN Z S, YANG G, ZHANG Y C, et al. A range-gated imaging flash Lidar based on the adjacent frame difference method [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2021, 141: 106558.
- [4] YANG J, WANG J. Underwater image enhancement method based on golden jackal optimization [J]. Optics Communications, 2024, 552: 130064.
- [5] ZHANG H, GONG L X, LI X C, et al. An underwater imaging method of enhancement via multi-scale weighted fusion [J]. Frontiers in Marine Science, 2023, 10: 1150593.
- [6] HE K, SUN J, TANG X. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33 (12): 2341-2353.
- [7] YAN X H, WANG G Y, LIN P, et al. Underwater image

- dehazing using a novel color channel based dual transmission map estimation [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2024, 83(7): 20169-20192.
- [8] 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.
- [9] HOU G J, LI N, ZHUANG P X, et al. Non-uniform illumination underwater image restoration via illumination channel sparsity prior [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2024, 34(2): 799-814.
- [10] PENG Y H, YAN Y P, CHEN G Y, et al. An underwater attenuation image enhancement method with adaptive color compensation and detail optimization [J]. *The Journal of Supercomputing*, 2023, 79(2): 1544-1570.
- [11] ZHANG W D, ZHUANG P X, 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.
- [12] AN S M, XU L H, DENG Z C, et al. HFM: a hybrid fusion method for underwater image enhancement [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 127: 107219.
- [13] LI C, ANWAR S, HOU J, et al. Underwater image enhancement via medium transmission-guided multi-color space embedding [J]. *IEEE Transactions on Image Process*, 2021, 30: 4985-5000.
- [14] 陈辉, 王硕, 许家昌, 等. 基于多尺度特征融合生成对抗网络的水下图像增强 [J]. *计算机工程与应用*, 2023, 59(21): 231-241.
- CHEN H, WANG S, XU J C, et al. Underwater image enhancement based on generate adversarial network with multiscale feature fusion [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2023, 59(21): 231-241. (in Chinese)
- [15] ZHAO X W, JIN T, QU S. Deriving inherent optical properties from background color and underwater image enhancement [J]. *Ocean Engineering*, 2015, 94: 163-172.
- [16] 庄子杰, 范之国, 金海红, 等. 基于水体衰减系数反演的水下图像复原方法 [J]. *计算机工程*, 2023, 49(1): 258-269.
- ZHUANG Z J, FAN Z G, JIN H H, et al. Underwater image restoration method based on water attenuation coefficient inversion [J]. *Computer Engineering*, 2023, 49(1): 258-269. (in Chinese)
- [17] ZHANG W D, JIN S L, ZHUANG P X, et al. Underwater image enhancement via piecewise color correction and dual prior optimized contrast enhancement [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2023, 30: 229-233.
- [18] SHI Z H, FENG Y N, ZHAO M H, et al. Normalised gamma transformation-based contrast-limited adaptive histogram equalisation with colour correction for sand-dust image enhancement [J]. *IET Image Processing*, 2020, 14(4): 747-756.
- [19] HOU G J, LI J M, WANG G D, et al. A novel dark channel prior guided variational framework for underwater image restoration [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2020, 66: 102732.
- [20] 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.
- [21] MOHD AZMI K Z, ABDUL GHANI A S, MD YUSOF Z, et al. Natural-based underwater image color enhancement through fusion of swarm-intelligence algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2019, 85: 105810.
- [22] ZHOU J C, PANG L, ZHANG D H, et al. Underwater image enhancement method via multi-interval subhistogram perspective equalization [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2023, 48(2): 474-488.
- [23] FU X Y, CAO X Y. Underwater image enhancement with global-local networks and compressed-histogram equalization [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2020, 86: 115892.
- [24] JIANG Z Y, LI Z X, YANG S Z, et al. Target oriented perceptual adversarial fusion network for underwater image enhancement [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2022, 32(10): 6584-6598.
- [25] 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.
- [26] WANG S Q, MA K D, YEGANEH H, et al. A patch-structure representation method for quality assessment of contrast changed images [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(12): 2387-2390.
- [27] 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*, 2020, 29: 4376-4389.
- [28] 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.