

自适应水下图像增强算法

杨宁^{1,2,3}, 苏海冰^{1,2,3,4*}, 张涛^{1,2,4}¹中国科学院光电技术研究所, 四川 成都 610209;²中国科学院光场调控科学技术全国重点实验室, 四川 成都 610209;³中国科学院大学电子电气与通信工程学院, 北京 100049;⁴中国科学院大学光电学院, 北京 100049

摘要 针对水下图像因成像环境造成的色彩失真、对比度下降、模糊等问题,提出一种自适应水下图像增强算法。首先,基于Lab色彩空间的局部色偏和全局色偏对衰减颜色进行色彩补偿,再利用灰度世界算法恢复水下图像的色彩平衡。其次,使用自动色阶和伽马校正方法调整各通道信息,以获得高动态范围、高照度的图像。最后,通过反锐化掩膜方法获得高频信息并增强图像细节,从而获得清晰的水下图像。所提算法利用图像的色偏、均方差等统计信息,实现了自适应处理。实验结果表明,所提算法能有效去除水下图像色偏,提高图像对比度与清晰度,提升视觉效果。较之其他算法,其在处理效果及时间上均有优势。

关键词 图像处理; 水下图像增强; 色彩校正; 对比度提升; 细节增强

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231335

Adaptive Underwater Image Enhancement Algorithm

Yang Ning^{1,2,3}, Su Haibing^{1,2,3,4*}, Zhang Tao^{1,2,4}¹Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, Sichuan, China;²National Key Laboratory of Optical Field Manipulation Science and Technology, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, Sichuan, China;³School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;⁴School of Optoelectronics, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract A self-adaptive underwater image enhancement algorithm is proposed to address the issues of color distortion, decreased contrast, and blurring caused by the imaging environment in underwater images. First, based on the local and global color biases in the Lab color space, color compensation is applied to attenuated colors, and thereafter the grayscale world algorithm is used to restore the color balance of underwater images. Second, automatic color scale and gamma correction methods are used to adjust the information of each channel to obtain images with high dynamic range and high illumination. Finally, high-frequency information is obtained through the antisharpening mask method, and image details are enhanced to obtain clear underwater images. The proposed algorithm utilizes statistical information, such as the color deviation and mean square deviation of the image, to achieve adaptive processing. The experimental results show that the proposed algorithm can effectively remove color deviation from underwater images, improve image contrast and clarity, and enhance visual effects. Compared with other algorithms, it has advantages in processing efficiency and time.

Key words image processing; underwater image enhancement; color correction; contrast improvement; detail enhancement

1 引言

水下图像是水下考古、海底环境勘探、海洋资源开

发^[1]等工作的重要信息来源。受水的影响,图像质量欠佳。光线能量在水中呈指数衰减^[2],导致图像亮度下降;水对光的选择性吸收^[3]导致图像颜色失真;水中

收稿日期: 2023-05-19; 修回日期: 2023-06-13; 录用日期: 2023-07-24; 网络首发日期: 2023-08-15

通信作者: *suhaibing@msn.com

存在的悬浮颗粒造成图像对比度下降与模糊,这些现象将影响后续水下目标识别^[4]等工作。目前水下图像处理技术主要分为基于复原的方法和基于增强的方法。

基于复原的方法依赖水下光学成像模型^[5],利用先验等信息逆推导原始场景。Drews等^[6]结合水下特性改进经典的暗通道先验(DCP)算法^[7],在水下去噪、去雾方面取得良好效果。Hou等^[8]基于DCP建立水下全变分模型,获得了较好的复原效果,但未有效处理水下图像色彩失真的问题,这是水下图像复原方法有待解决的问题之一。

基于增强的方法根据成像原理,针对图像退化原因与现象,有规律地调节图像像素值以提高图像的对比度、清晰度,突出图像细节^[9]。伽马校正、直方图均衡^[10]、空间滤波等传统增强技术在处理水下图像时受限。由于水中散射均匀分布,Retinex理论得到应用,如Li等^[11]基于该理论,通过螺旋路径估计照度分量。可水下环境的复杂性导致Retinex方法无法发挥理想的作用。Ancuti等^[12]将经过不同处理的图像进行多尺度融合,产生了较好的处理结果。多种融合策略^[13-15]被广泛尝试,但将融合输入优势最大化的方式仍需探索。深度学习的方法普遍能获得清晰的水下图像,如Li等^[16]通过弱监督颜色转移方法有效纠正图像颜色失真。近期,李晓欢等^[17]基于残差UNet和Mueller矩阵图像恢复水下图像,为水下图像处理提供了新思路。

然而,深度学习的方法需要大量配对的训练数据,且适用性有限。

由于水下图像深度信息获取不易,水下成像建模受阻,基于复原的方法难以独立改善图像色彩失真。水下图像增强方法能较全面、直观地改善图像视觉效果,但对于多因素退化的图像,现有算法难以实现色彩、对比度、细节等的综合提升。同时,现有传统增强算法对处理效率缺乏关注。针对上述问题,本文提出一种高效自适应水下图像增强算法。首先,在Lab色彩空间补偿水下图像各通道的对立色彩信息,并结合灰度世界算法实现图像色彩平衡;其次,通过自动色阶将图像拉伸至高动态范围,再使用伽马校正对评估的低照度图像进行亮度调整;最后,通过反锐化掩膜方法增强图像细节,基于局部均方差、全局均方差放大高频信息,得到清晰的水下色彩平衡图像。所提算法基于图像统计信息,采用精简高效的方式对图像有可能出现的降质现象进行自适应处理。结果表明,该算法能在较短时间内有效改善水下图像的色偏、提高图像对比度、增强图像细节信息,得到视觉效果良好的水下图像。

2 自适应水下图像增强算法

针对水下图像存在的色彩失真、对比度下降、细节丢失等问题,提出一种自适应水下图像增强算法,具体流程如图1所示。

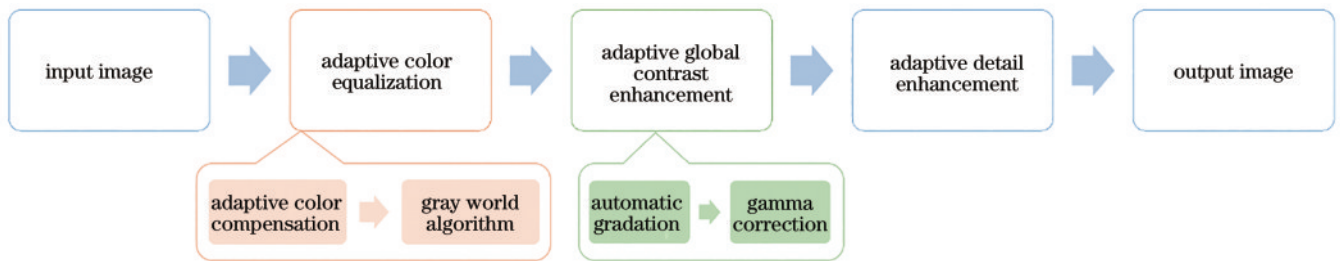


图1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart

首先,对输入的原始水下图像进行自适应色彩均衡处理。先基于Lab色彩空间,利用局部色偏和全局色偏信息对水下图像衰减严重的色彩进行补偿,再利用灰度世界算法去除图像色偏,得到色彩均衡的图像。

其次,对色彩均衡的图像进行自适应全局对比度增强处理。先后使用自动色阶与伽马校正,对色彩均衡图像进行拉伸与亮度调整,得到高对比度、高照度图像。

最后,对上述图像进行自适应细节增强处理。具体是基于反锐化掩膜方法,利用标准差信息将高频信息进行自适应放大后与低频信息融合,得到清晰的水下图像。接下来将详细介绍各个步骤的原理。

2.1 自适应色彩均衡

在水下环境中捕捉的图像极易出现严重的色谱分布不均情况,图像易呈现严重色偏,一般是一个或多个通道上信息的大量丢失导致的。传统颜色校正算法主要基于灰度世界假设或完美世界反射假设^[18-19],前者适用于色彩丰富的图像,后者适用于存在白色物体的图像。水下图像中某些通道信息大量丢失的现象导致这些假设难以适用。Ancuti等^[20]提出一种与灰度世界假设相似的假设,认为自然场景中颜色的空间平均值是中性灰色。基于该假设,在对立色彩空间——Lab色彩空间中,自然场景图像中的 a^* 、 b^* 通道的平均值应该趋近于0。

Lab色彩空间是一种符合人类感知的均匀三维色

空间,各通道值的移动符合人的感知差异;该色彩空间的 a^* 、 b^* 通道是两个对立维度,包含不同光谱分量的部分差值信息,其统计分布部分反映图像中 R、G、B 三个通道分量之间的相关性^[21],若将色偏图像的 a^* 、 b^* 通道的均值移向衰减程度较大的一方,将 a^* 、 b^* 通道的统计均值重置为 0,理论上有助于对立色彩的重建或补偿。而水下图像中主要衰减的色彩一般是 Lab 色彩空间的对立色彩中的一种,与在 RGB 色彩空间利用色彩衰减的比例关系等补偿红、绿通道相比,利用对立色彩补偿水下图像的衰减更具空间优势。

基于 Ancuti 等^[20]的假设,可认为 Lab 色彩空间各颜色通道的全局均值体现了图像色偏强度。所提方法通过在每个像素处的各颜色通道中减去加权的全局色偏强度(即全局均值),实现对对立色彩的补偿。基于以下原则与权重补偿对立色彩的损失:

1) 本地权重。图像每个像素处 a^* 、 b^* 通道值分别减去 a^* 、 b^* 通道的全局平均值,即可将图像 a^* 、 b^* 通道的统计均值重置为 0。但为了避免对显著通道信息的改变,同时避免对对立色彩的过度补偿,应该主要针对具有较小通道值的像素进行补偿,不应改变已经包含显著 a^* 、 b^* 通道分量的像素。也就是说,在绿色、蓝色、红色等信息显著的区域,不应该改变其颜色通道信息。所以对对立色彩的补偿应该与本像素点的 a^* 、 b^* 通道的值(归一化)的绝对大小成反比。定义本地权重为

$$w_1^c(x) = 1 - \frac{1}{128} \times |I^c(x)|, \quad (1)$$

式中: x 为图像中的像素位置; I 为像素值; w_1 为本地权重; c 表示颜色通道, $c \in \{a^*, b^*\}$ 。

2) 局部权重。色偏越严重的局部区域,对立色彩需要的补偿越多;色偏越弱的局部区域,对立色彩的补偿应更少。利用局部色偏强度对补偿进行调整,即对立色彩的补偿与局部权重成正比。局部权重的定义为

$$w_2^c(x) = \frac{\overline{I_a^c(x)}}{\sum \overline{I_a^c(x)}/(mn)}, \quad (2)$$

式中: w_2 为局部权重; Ω 表示图像内大小为 $\Omega \times \Omega$ (Ω 为奇数)的窗口; $\bar{\cdot}$ 表示求均值运算; $\overline{I_a^c(x)}$ 表示以像素点 x 为中心、大小为 $\Omega \times \Omega$ 的窗口内、通道 c 的局部均值; m 、 n 分别为水下图像的长、宽。

计算局部权重时,局部窗口尺寸的选取应根据图像尺寸进行调整。大尺寸窗口所含信息接近全局信息,对图像细节的增强效果不明显,易产生明显的伪影现象;小尺寸窗口内所含的颜色信息相对整幅图像而言太片面,容易出现局部区域过度增强的现象。经实验验证,局部窗口边长 Ω 为图像最小边长的 3% 时,整幅图像增强效果最佳。根据此原则自适应调整局部窗口大小,并在计算局部权重时对图像边缘采用镜面反

射法填充的条件下,对 UIEB 水下图像数据集^[22]的 890 幅水下图像进行测试,有

$$\sum_{mn} \overline{I_a^c} = \overline{I^c} + \epsilon \approx \overline{I^c}, \quad (3)$$

式中: $\overline{I^c}$ 表示图像 c 通道的全局均值; ϵ 为常数。结果显示,数据集中 99.9% 的图像满足 $\epsilon < 10^{-13}$,仅有 1 幅图像满足 $10^{-13} < \epsilon < 10^{-12}$,故 ϵ 可忽略不计。

那么,

$$w_2^c(x) \approx \frac{\overline{I_a^c(x)}}{\overline{I^c}}. \quad (4)$$

通过上述处理,每个像素处经过色彩补偿后的 a^* 、 b^* 通道值如下:

$$I_1^c(x) = I^c(x) - \alpha^c w_1^c(x) w_2^c(x) \overline{I^c}, \quad (5)$$

式中: I_1 表示色彩补偿后的结果图像; α^c 表示通道 c 的调整参数,用于调整对立色彩的补偿水平。对式(5)进行化简,有

$$I_1^c(x) = I^c(x) - \alpha^c \times \left(1 - \frac{1}{128} \times |I^c(x)|\right) \times \overline{I_a^c(x)}. \quad (6)$$

调整参数 α^c 越大,对衰减色彩的补偿越明显。对于水下图像,由于红色通道分量的衰减最为严重,故需要增加对红绿通道(a^* 通道)的校正,而黄蓝通道的校正程度应更轻。实验表明: a^* 、 b^* 通道的调整参数分别取 1.2 和 0.2 时,效果最佳。

在 Lab 色彩空间对水下图像损失色彩的补偿过程中未涉及 L^* 通道的处理,虽然 L^* 通道被称为亮度通道,但实际上也包含光谱信息^[21],所以基于 Lab 色彩空间的色彩补偿存在局限性,需要结合其他色彩空间的白平衡算法以实现色偏去除。对衰减严重的色彩进行补偿后,使用简单的灰色世界算法在 RGB 空间对 I_1 进行后续处理,得到色偏校正的结果图像 I_2 。图 2 展示了自适应色彩均衡的效果,所提方法有效避免了灰色世界算法这一传统白平衡算法应用于水下图像时所产生的红色伪影,改善了红色通道的过度补偿问题,同时校正了水下图像的色彩失真,有效去除了绿色、蓝色、黄色色偏。

2.2 自适应全局对比度增强

通过自动色阶与伽马校正对色偏校正后的图像进行自适应全局对比度增强。由于光强在水下场景被削弱,水下成像亮度范围被压缩,通过自动色阶将最暗与最亮的数值往两端拉伸,保证图像像素值跨度为 255,可提高图像视觉效果。即将像素值大小为前 1% 的数值赋为 255,将像素值大小为后 1% 的数值赋为 0,中间的数值进行均匀拉伸。自动色阶公式为

$$I_3 = \begin{cases} 0 & , I_2(x) \leq s_1 \\ \frac{I_2(x) - s_1}{s_2 - s_1} \times 255 & , s_1 < I_2(x) < s_2 \\ 255 & , I_2(x) \geq s_2 \end{cases} \quad (7)$$

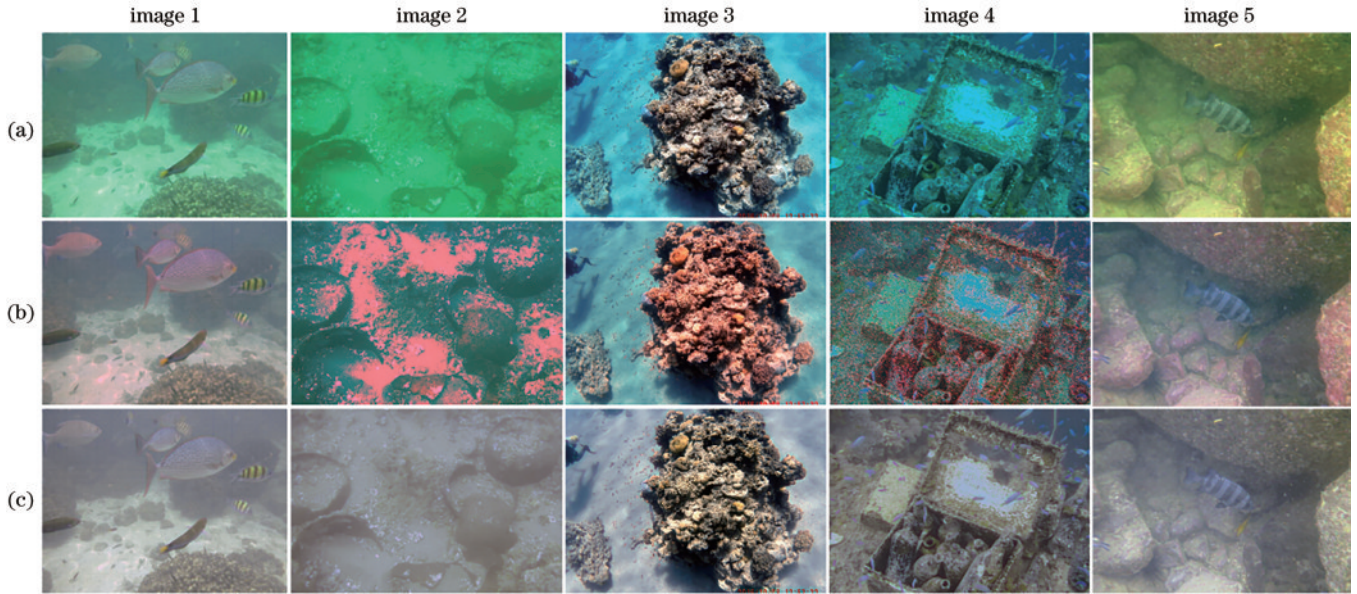


图 2 自适应色彩均衡的结果。(a)原始图像;(b)灰度世界算法的结果;(c)自适应色彩均衡的结果

Fig. 2 Results of adaptive color equalization. (a) Original images; (b) processing results of gray world algorithm; (c) processing results of adaptive color balance

式中: I_3 表示结果图像; s_1 为输入图像 I_2 中像素值大小为前1%的数值; s_2 为后1%的数值。该方式在几乎不影响图像信息的前提下,大幅度地提升了图像的视觉效果,但仍需进一步调节图像中照度过低的区域。

一幅合理的图像中所有像素的平均值应趋近0.5(归一化后)^[23]。欲使伽马校正的结果满足上述假设,则有

$$(\bar{I}_3)^\gamma = \frac{1}{2}, \quad (8)$$

式中: γ 为伽马校正的伽马参数; \bar{I}_3 为图像 I_3 所有像素的均值。将式(8)反演,可得图像 I_3 的自适应伽马校正参数:

$$\gamma = -\frac{0.3}{\log_{10} \bar{I}_3}. \quad (9)$$

基于上述伽马校正参数处理图像 I_3 ,有

$$I_4(x) = I_3(x)^\gamma, \quad (10)$$

式中: I_4 为结果图像。

此操作的目的是非线性增强较暗图像的亮度,不对亮度合理的图像产生影响。用亮度平均值来衡量图像整体亮度的合理性,当 $\bar{I}_3 > 0.4$ 时,认为图像在亮度上满足视觉需求,不再使用自适应伽马校正进行处理。

自适应全局对比度增强基于图像信息调节增强程度,能够良好地适应不同亮度的图像。由于该增强部分涉及像素值的调整,为了不破坏各通道之间的相对关系,应在RGB空间对所有通道进行统一的调整。图3展示了使用自适应全局对比度增强对图2提及的水下图像进行处理的结果,可以清晰地观察到结果图像的可视性得到改善,且对各颜色通道的拉伸并未引

入额外的色偏问题。图4展示了处理亮度明显较低的水下图像的效果,能直观地观察到图像的亮度衰减与不均匀的照明问题均得到有效改善。

2.3 自适应细节增强

基于反锐化掩膜方法^[24]实现图像的细节增强,反锐化掩膜方法先使用低通滤波器对输入图像进行滤波,得到低频图像,再从原输入图中减去低频图像信息即可获得高频信息,最后将高频信息进行有约束地放大后与低频信息融合,即可获得细节增强的图像。该方法可描述为

$$Y = F(X) + \rho \times [X - F(X)], \quad (11)$$

式中: X 表示输入图像; $F(\cdot)$ 表示低通滤波器; ρ 表示增益因子; Y 表示输出图像。

所提方法使用高斯滤波器获得输入图像的低频信息,该滤波器考虑空间信息,可有效避免方块效应。为了在突出局部细节的同时避免边缘等剧烈变化的位置易产生的振铃效应,高频的增益应受到图像 I_4 的局部标准差和全局标准差的限制。此外,需要限制增益的最大倍数,以免产生过度增强的情况,本研究将增益限制在2.5倍以下。所提方法的自适应细节增强过程为

$$I_5 = G(I_4) + \frac{\sigma_g}{\sigma_1(x)} \times [I_4 - G(I_4)], \quad (12)$$

式中: I_5 表示结果图像; $G(\cdot)$ 表示高斯滤波器; σ_g 表示图像 I_4 的全局均值; $\sigma_1(x)$ 表示图像 I_4 中以像素 x 为中心的局部区域的均值(即局部均值)。

图5展示了自适应细节增强的效果,也展示了自适应水下图像增强算法各个步骤对水下图像增强的贡献。从图5中可以清晰地观察到:自适应色彩均衡通

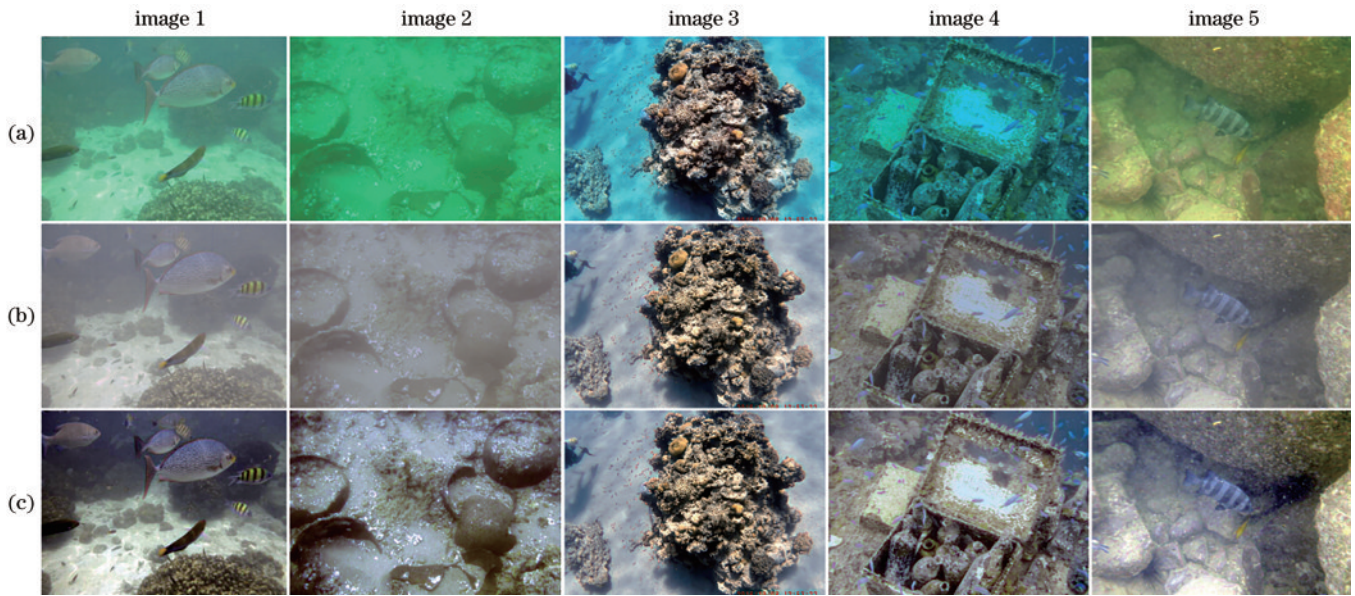


图 3 自适应全局对比度增强结果。(a)原始图像;(b) 自适应色彩均衡的结果;(c)自适应全局对比度增强的结果
Fig. 3 Results of adaptive global contrast enhancement. (a) Original images; (b) processing results of adaptive color equalization; (c) processing results of adaptive global contrast enhancement

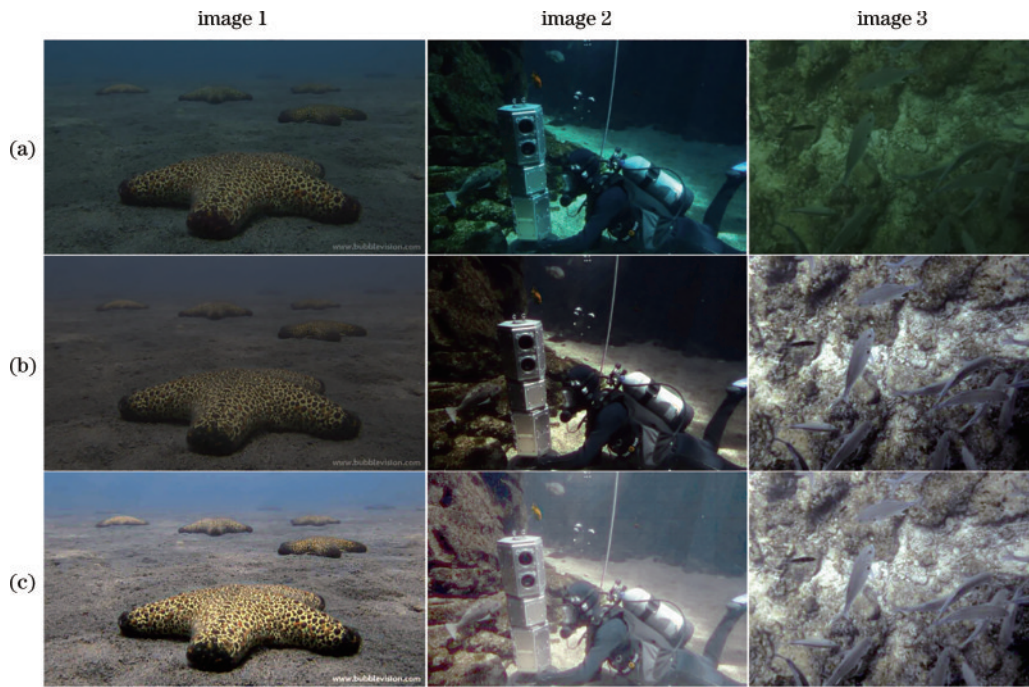


图 4 低光照水下图像的处理结果。(a)原始图像;(b) 自适应色彩均衡的结果;(c)自适应全局对比度增强的结果
Fig. 4 Processing results of underwater images in low light. (a) Original images; (b) processing results of adaptive color equalization; (c) processing results of adaptive global contrast enhancement

过色彩补偿与白平衡有效去除了图像色偏,自适应全局对比度增强通过拉伸图像像素、改善照明使图像变得生动鲜艳,自适应细节增强有效突出了图像中的细节信息。图 5 的结果表明自适应水下图像增强算法具有较好的水下图像处理能力。

3 实验结果与分析

为了验证所提算法的有效性,在水下图像数据集

UIEB^[22]上,将其与经典的水下图像处理技术和最近研究出的水下图像处理技术进行主观与客观的对比。用于对比实验的算法包括 Drews 等^[6]提出的 UDCP 算法、Ancuti 等^[14]提出的融合算法、Hou 等^[8]提出的 UTV 算法、Tunai 等^[13]提出的 L2UWE 算法,以及近期被提出的 ULV^[25]算法。实验在 MATLAB 软件上实现,所使用的计算机 CPU 为 Intel Core i5-12500H,内存为 16 GB,主频为 3.10 GHz。

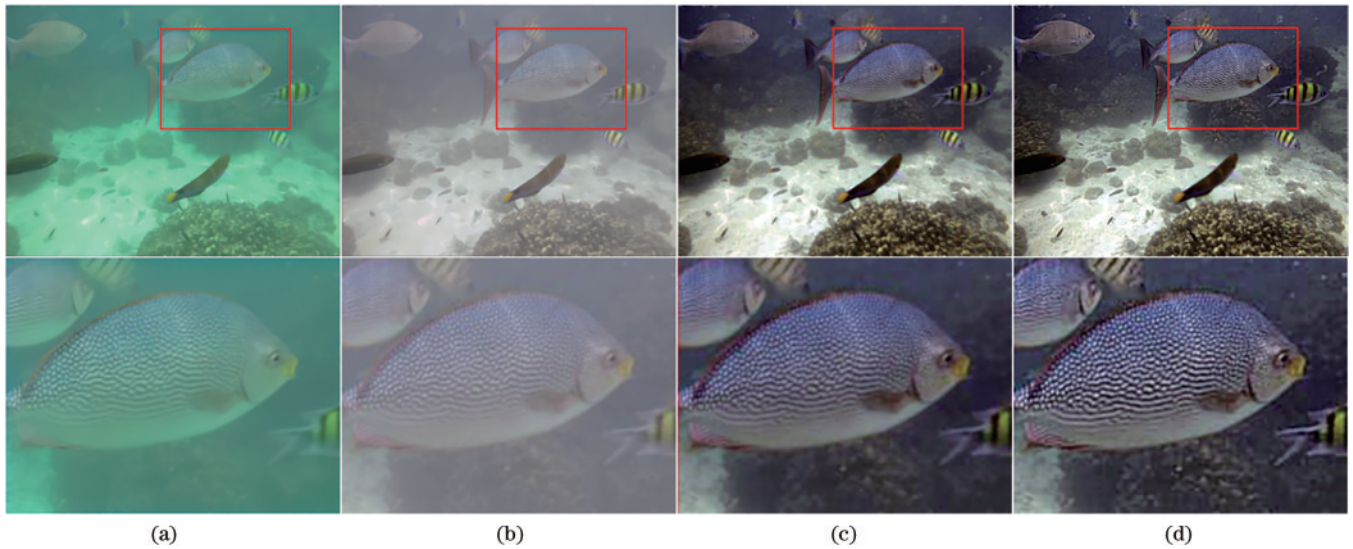


图5 自适应水下图像增强算法的结果。(a)原始图像;(b)~(d)自适应色彩均衡、自适应全局对比度增强和自适应细节增强的结果
Fig. 5 Results of adaptive underwater image enhancement algorithm. (a) Original images; (b)~(d) processing results of adaptive color equalization, adaptive global contrast enhancement, and adaptive detail enhancement

3.1 主观评价

选取水下图像数据集 UIEB 中呈现不同退化特征的多幅图像进行对比实验,从主观上对比与分析不同算法的实验结果,具体如图 6 所示。图 6(a)为原始图像,第 1、2、3 幅图像存在较明显的绿色、黄色或蓝色色偏,并呈现雾状外观,清晰度较低,第 4、5 幅图像的场明显照度不足、能见度低。图 6(b)~(g)为已有方法与所提方法的处理结果。

从图 6(b)、(d)可以看出,基于 DCP 的 UDCP 算法和 UTV 算法都取得了良好的去雾效果,但对于退化的颜色与过暗的场景的处理结果欠佳,甚至在去雾的同时加强了图像色彩的不平衡现象,不能获得令人视觉上满意的处理结果。从图 6(c)可以看出,经典的融合方法的处理结果表现出较好的视觉效果,但仍存在过度增强的现象。例如,图 6(c)的图像 1、2 出现了比较明显的黑晕,图 6(c)的图像 3 中间的水泡呈红色,这些现象极有可能是因为多尺度融合过程中设置的权重图不完美或者融合过程的输入图像的质量有待提高。图 6(e)展示了 L2UWE 方法的处理结果,该方法有效地消除了水下图像中大面积的黑暗,但是在增强细节时出现了不期待的伪影,即产生了不自然的边缘,此外,该方法无法处理水下图像的色偏。从图 6(f)可以观察到,近期提出的 ULV 算法能够有效地完成水下图像去雾,并在提高图像清晰度的同时避免了伪影的产生。但 ULV 算法也未能关注到水下色彩失衡的情况,并且无法有效处理低照度的水下图像。从图 6(g)可以看到,所提方法在避免过度增强的前提下,有效地去除了水下图像的色彩不平衡,也可以有效增强照度不足的场景,并提升图像的清晰度。

3.2 客观评价

选用 UCIQE^[26]、CCF^[27]、信息熵这 3 种评价指标

客观地评价结果图像的质量,以反映各算法的处理性能。UCIQE 是色度、饱和度和对比度的线性组合,CCF 是色彩、对比度和雾密度的线性组合,它们常被用于综合评估水下图像质量,值越大表示图像质量越佳,这两种量化指标在大多情况下符合人的主观感知。信息熵体现了图像信息的丰富程度,其值通常也是越大越好。综合以上评价指标,可以较为客观地评价对比实验的结果。

表 1 为图 6 中 5 幅图像的所有处理结果的定量评价。表 1 中的数据表明,所提方法处理上述水下图像的效果几乎完全优于所有与之对比的方法。与经典 UDCP 方法、经典融合方法和近年提出的 L2UWE 相比,所提方法在各项评价指标上均占优势。其中,所提方法处理 image 3 所得结果图像的 UCIQE 值比经典的 UDCP 方法高出 135%。所提方法处理 image 1 后得到的 CCF 值低于 UTV 方法,但综合主观评价来看,经 UTV 方法处理后的结果图像出现明显严重的偏绿现象。此外,经所提方法处理后,图像的 UCIQE 值、信息熵均高于 UTV 方法。与 ULV 方法相比,所提方法在 CCF 指标上获得了更高的评价,在 UCIQE 和信息熵上也获得更加乐观的评价。表 1 中的评价结果更直观地说明了所提方法的有效性。

为了进一步验证所提方法的有效性和鲁棒性,分别使用 UDCP、融合方法、UTV、L2UWE、ULV 和所提方法对水下图像数据集 UIEB 中的 890 幅图像进行处理,并分别对处理结果进行定量评价,从而比较各方法的客观质量评价结果。水下图像数据集 UIEB 中的水下图像场景多样、退化特征丰富,通过平均定量评价可以较好地验证算法的鲁棒性。表 2 记录了各方法处理 890 幅图像的定量评价指标的平均值。所提方法在 UCIQE、CCF 和信息熵这 3 个客观质量

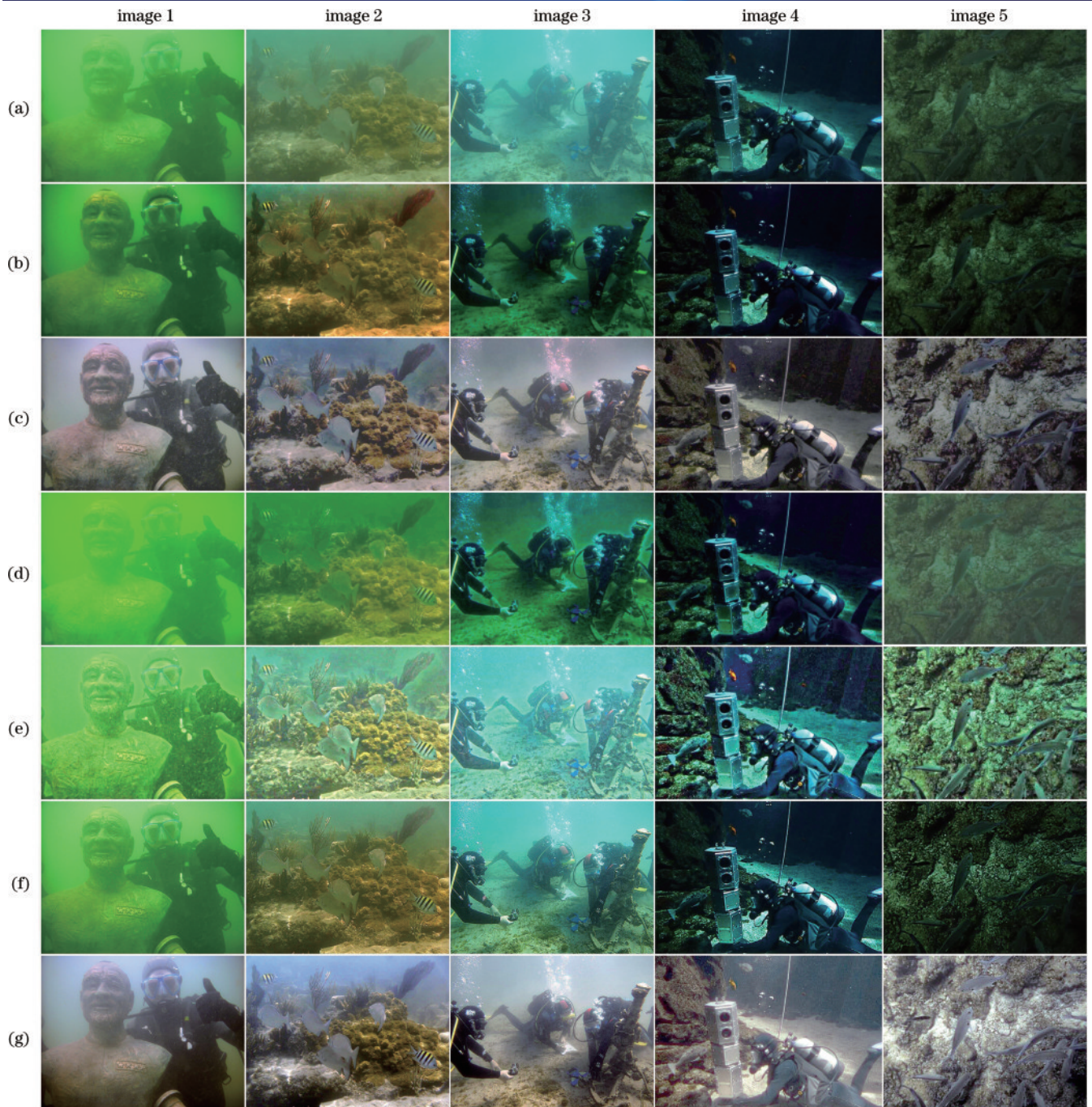


图 6 不同方法结果的主观对比。(a)原始图像;(b)~(g) UDCP、融合方法、UTV、L2UWE、ULV、所提方法的处理结果

Fig. 6 Subjective comparison of results using different methods. (a) Original images; (b)–(g) processing results of UDCP, fusion method, UTV, ULV, L2UWE, and the proposed method

评价指标上获得了优于所有对比方法的分值,其中,在平均 CCF 指标上分别超过经典融合方法和 2023 年新提出的 UTV 方法 57.15% 和 24.16%。表 2 的数据表明,所提方法在水下图像数据集 UIEB 中表现了较优的性能。

表 3 记录了各方法处理水下图像数据集 UIEB 的 890 幅图像所使用的平均时间。数据表明,所提方法

所用的平均时间最短,为 0.3692 s。与对比方法中处理单幅图像所需时间最长的 L2UWE 方法(45.7899 s)相比,所提方法的平均速度大约提升了 123 倍。与算法中处理单幅图像所需时间最短的经典融合方法(1.8405 s)相比,所提方法的平均速度大约提升了 4 倍。表 2、表 3 中的数据综合说明了所提方法的高效性。

表 1 图 6 的客观质量评价
Table 1 Objective quality evaluation of Fig. 6

Metric	Method	image 1	image 2	image 3	image 4	image 5
UCIQE	UDCP ^[6]	0.2587	0.2587	0.2587	0.2587	0.5321
	Fusion method ^[14]	0.4842	0.5132	0.4922	0.5655	0.4753
	UTV ^[8]	0.4024	0.4471	0.5584	0.6078	0.3593
	L2UWE ^[13]	0.2587	0.2587	0.2588	0.2594	0.2587
	ULV ^[25]	0.4759	0.5345	0.5719	0.6285	0.4817
	Proposed method	0.5882	0.6234	0.6072	0.5941	0.5673
CCF	UDCP ^[6]	14.0587	16.7700	16.7085	14.8407	4.5165
	Fusion method ^[14]	14.4589	16.9985	17.5129	20.9758	22.3465
	UTV ^[8]	47.4826	11.5945	21.9772	45.2255	12.4622
	L2UWE ^[13]	16.2607	16.3567	15.2428	18.0635	10.1131
	ULV ^[25]	11.0626	16.5197	20.2411	31.4828	21.4070
	Proposed method	26.1962	37.2615	27.8284	45.4160	33.0953
Information entropy	UDCP ^[6]	7.1943	7.3265	5.7007	5.6244	6.0584
	Fusion method ^[14]	7.4671	7.1428	7.3210	7.1193	7.0869
	UTV ^[8]	6.6584	6.5044	5.5432	5.1010	5.8684
	L2UWE ^[13]	7.7659	7.4358	7.5794	7.2401	7.5575
	ULV ^[25]	7.6663	7.3989	7.8370	6.4850	6.2104
	Proposed method	7.8138	7.7893	7.8355	7.3509	7.6475

表 2 不同方法的平均定量评价
Table 2 Average quantitative evaluation of different methods.

Method	UDCP ^[6]	Fusion method ^[14]	UTV ^[8]	L2UWE ^[13]	ULV ^[25]	Proposed method
UCIQE	0.5973	0.5554	0.5660	0.5590	0.6057	0.6125
CCF	27.4938	22.0796	27.4938	32.6690	27.9457	34.6980
Information entropy	6.7832	7.4114	6.1115	7.5079	7.4537	7.6425

表 3 不同方法的平均运行时间
Table 3 Average running time of different methods

Method	UDCP ^[6]	Fusion method ^[14]	UTV ^[8]	L2UWE ^[13]	ULV ^[25]	Proposed method
Time	37.557	1.8405	3.5818	45.7899	8.0517	0.3692

4 结 论

提出一种自适应水下图像增强算法来处理水下图像存在的色偏、对比度低、模糊、低照度等问题。基于自然场景中颜色的空间平均值是中性灰色的假设,在 Lab 色彩空间补偿衰减的颜色;使用自动色阶和基于平均亮度假设的伽马校正方法实现对比度提升、亮度增强;基于反锐化掩膜方法突出图像细节。自适应水下图像增强算法在处理衰减严重、具有挑战性的水下图像时,体现出优秀的去色偏、对比度增强和细节增强能力,在处理数据集 UIEB 时,也表现出了高鲁棒性和高效的性能。

参 考 文 献

- [1] Sharma V. Enhancement of underwater images[J]. International Journal of Engineering Research and, 2020, V9(8): 27-31.
- [2] Raveendran S, Patil M D, Birajdar G K. Underwater image enhancement: a comprehensive review, recent trends, challenges and applications[J]. Artificial Intelligence Review, 2021, 54(7): 5413-5467.
- [3] 李鑫杰. 水下图像清晰化增强研究[D]. 青岛: 青岛大学, 2022: 6-8.
Li X J. Research on underwater image clarity enhancement[D]. Qingdao: Qingdao University, 2022: 6-8.
- [4] 王明军, 李乐, 易芳, 等. 模拟真实水体环境下目标激光点云数据的三维重建与分析[J]. 中国激光, 2022, 49(3): 0309001.
Wang M J, Li L, Yi F, et al. Three-dimensional reconstruction and analysis of target laser point cloud data under simulated real water environment[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(3): 0309001.
- [5] 邱啟蒙, 张亚加, 高智强, 等. 基于四叉树分级搜索和

- 透射率优化的水下图像复原[J]. 光学学报, 2023, 43(12): 1201002.
- Qiu Q M, Zhang Y J, Gao Z Q, et al. Underwater image restoration based on quadtree hierarchical search and transmittance optimization[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(12): 1201002.
- [6] 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.
- [7] 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. New York: IEEE Press, 2009: 1956-1963.
- [8] 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.
- [9] Gao G X, Lai H C, Jia Z H, et al. Sand-dust image restoration based on reversing the blue channel prior[J]. IEEE Photonics Journal, 2020, 12(2): 3900216.
- [10] Zuiderveld K. Contrast limited adaptive histogram equalization[M]//Graphics gems. Amsterdam: Elsevier, 1994: 474-485.
- [11] Li C L, Tang S Q, Kwan H K, et al. Color correction based on CFA and enhancement based on retinex with dense pixels for underwater images[J]. IEEE Access, 2020, 8: 155732-155741.
- [12] Ancuti C, Ancuti C O, Haber T, et al. Enhancing underwater images and videos by fusion[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE Press, 2012: 81-88.
- [13] Marques T P, Branzan Albu A. L2UWE: a framework for the efficient enhancement of low-light underwater images using local contrast and multi-scale fusion[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), June 14-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 2286-2295.
- [14] Ancuti C O, Ancuti C, De Vleeschouwer C, et al. Color balance and fusion for underwater image enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(1): 379-393.
- [15] 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 Z Y, Chen Q, Zhu D Q. Underwater image enhancement based on color balance and multi-scale fusion[J]. Optics and Precision Engineering, 2022, 30(17): 2133-2146.
- [16] Li C Y, Guo J C, Guo C L. Emerging from water: underwater image color correction based on weakly supervised color transfer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018, 25(3): 323-327.
- [17] 李晓欢, 王霞, 王丛赫, 等. 基于残差 UNet 的水下 Mueller 矩阵图像去散射算法[J]. 光学学报, 2022, 42(24): 2410001.
- Li X H, Wang X, Wang C H, et al. Underwater mueller matrix image desccattering algorithm based on residual UNet[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(24): 2410001.
- [18] van de Weijer J, Gevers T, Gijssenij A. Edge-based color constancy[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(9): 2207-2214.
- [19] 缪仁拉, 郑馨, 江伟. 基于 Lab 空间的白细胞图像偏色校正算法[J]. 电子世界, 2017(15): 153.
- Miao R L, Zheng X, Jiang W. Color cast correction algorithm of white blood cell image based on Lab space [J]. Electronics World, 2017(15): 153.
- [20] Ancuti C O, Ancuti C, De Vleeschouwer C, et al. Color channel compensation (3C): a fundamental pre-processing step for image enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29: 2653-2665.
- [21] 《计量测试技术手册》编辑委员会. 计量测试技术手册第 10 卷[M]. 北京: 中国计量出版社, 1997: 193-223.
- Editorial Committee of 《Technical Manual of Metrology and Testing》. Technical manual of metrology and testing, volume 10[M]. Beijing: China Metrology Publishing House, 1997: 193-223.
- [22] 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.
- [23] Babakhani P, Parham Z. Automatic gamma correction based on average of brightness[J]. Advances in Computer Science, 2015, 4: 156-159.
- [24] Polesel A, Ramponi G, Mathews V J. Image enhancement via adaptive unsharp masking[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(3): 505-510.
- [25] Hao Y L, Hou G J, Tan L, et al. Texture enhanced underwater image restoration via Laplacian regularization [J]. Applied Mathematical Modelling, 2023, 119: 68-84.
- [26] Yang M, Sowmya A. An underwater color image quality evaluation metric[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [27] 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.