

基于分类与最小卷积区域暗通道先验的水下图像恢复

刘国栋¹, 冯立辉^{1*}, 卢继华^{2**}, 崔建民¹¹北京理工大学光电学院, 北京 100081;²北京理工大学集成电路与电子学院, 北京 100081

摘要 为了解决水下图像在复杂水体中表现的画面模糊和颜色失真的问题,提出了一种基于HSV分类、CIELAB均衡与最小卷积区域暗通道先验(DCP)的水下图像恢复算法。基于H与S阈值将水下图像分为高饱和度失真图像、低饱和度失真图像及浅水图像等3类。分类后的水下图像分别经CIELAB均衡及自适应图像增强恢复,其中水下成像系统参数通过最小卷积区域DCP估计。实验结果表明,所提算法在图像恢复效果、评价质量和实时性指标上均优于对比算法,其中峰值信噪比和结构相似指数值分别平均提升了26.88%和17.3%,水下彩色图像质量评价提升了4.3%。

关键词 海洋光学; 图像阈值分类; 颜色均衡; 光学模型参数估计; 峰值信噪比; 水下彩色图像质量评价

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP220651

Underwater Image Restoration Based on Classification and Dark Channel Prior with Minimum Convolutional Area

Liu Guodong¹, Feng Lihui^{1*}, Lu Jihua^{2**}, Cui Jianmin¹¹School of Optics and Photonics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;²School of Integrated Circuits and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

Abstract To address the issue of picture blur and color distortion in underwater images of complex water bodies, an underwater image restoration algorithm based on HSV classification, CIELAB equalization, and minimum convolution region dark channel prior (DCP) is proposed. By the thresholds of H and S, the underwater photos are separated into high saturation distortion, low saturation distortion, and shallow water images. Then, the underwater image is recovered using CIELAB equilibrium and adaptive image enhancement, where the system parameters of the categorized underwater image are estimated by minimum convolutional area DCP. The experimental findings demonstrate that the suggested solution is superior to the comparison algorithms in image restoration effect, evaluation quality, and real-time performance indicators. The average peak signal-to-noise ratio and structural similarity values are increased by 26.88% and 17.3% on average, respectively, and the underwater image quality measurement value is increased by 4.3%.

Key words oceanic optics; image classification based on thresholds; color equalization; estimation of optical model parameters; peak signal-to-noise ratio; underwater color image quality evaluation

1 引言

水下图像恢复对于海洋资源探测具有重大意义。水下图像存在严重颜色失真、模糊和对比度低等问题,影响海洋资源勘探。水下图像的失真是由于水体对光的吸收、散射及波段不同导致的传输距离差异造成的,这使得光在水下漫反射继而引起图像产生雾状模糊和颜色失真。当水下存在水草或悬浮生物时,这两种情

况更加明显,致使采集的水下图像并不能直接应用于水下资源的探测^[1-3]。现有的算法参考大气成像下的图像增强算法,并根据水下图像的特点改进增强算法,对不同的情况进行针对性的处理^[4-6]。

近年来,涌现了许多水下图像增强和恢复的算法,如基于神经网络(NNs)及基于图像形成模型(IFM)的暗通道先验(DCP)类算法^[7]。机器学习方面:文献[8]以单幅图像为输入产生高质量的恢复图像,利用图像

收稿日期: 2022-01-27; 修回日期: 2022-03-12; 录用日期: 2022-03-30; 网络首发日期: 2022-04-10

基金项目: 国家自然科学基金(62075012)

通信作者: *lihui.feng@bit.edu.cn; **lujihua@bit.edu.cn

的不同位置特征验证了神经网络的泛化能力;文献[9]提出了一种基于卷积神经网络(CNN)的水下图像增强框架,该网络采用像素中断策略进行颜色校正和去雾;文献[10]利用生成对抗网络(GAN)生成了一个包含深度的真实水下图像的大型训练数据集,用于水下图像的颜色校正。IFM成像模型方面:文献[11]提出了一种基于IFM提取水下图像背景光(BL)的方法,基于光传输特性增强图像;文献[12]对全水下光传输模型进行简化,从退化的水下图像中提取透射图(TM),同时基于区域背景估计保证最优增强性能;文献[13]利用随深度改变的颜色变量估计背景光,并通过计算场景环境光差估计透射图,再利用自适应色彩校正消除模糊;Drews等^[14]提出了水下暗通道先验(UDCP)模型,该模型通过去除R通道对暗通道的影响来估计透射图,并以此来恢复水下图像;Carlevaris-Bianco等^[15]提出了一种最大强度先验(MIP)算法,该算法利用图像RGB颜色通道在水中衰减的差异来估计场景深度,并使用该深度计算透射图和背景光;Song等^[16]提出了一种水下光衰减先验(ULAP)模型对场景深度进行估计,通过与深度学习的结合,该模型得到了场景深度的相关参数,从而实现了对系统参数的估计。Peng等^[17]提出了一种图像模糊和光吸收(IBLA)算法,该算法从不同的场景区域选取系统参数背景光和深度图,并使用一种S模型对参数进行融合,从而估计出系统参数并最终完成对图像的恢复。

上述算法都是基于深度学习或是其他先验模型的软抠图算法,复杂度较高、训练时间较长,且均有适用范围的限制。基于此,本文提出了一种基于HSV-CIELAB分类均衡与最小卷积区域暗通道先验的水下图像恢复算法。首先,通过HSV颜色空间的阈值

判别,将水下图像分为高饱和度失真、低饱和度失真和浅水图像,再针对不同类别图像进行CIELAB色域下的颜色均衡,消除水下图像的颜色失真。接着,使用最小卷积区域DCP估计系统的IFM模型参数,并对原图的暗通道进行卷积获取图像的背景光参数,再使用引导滤波对均衡图像的暗通道进行透射图估计。最后,使用阈值判决的限制对比度自适应直方图均衡(CLAHE)算法对去雾图像进行增强^[18],从而得到恢复图像。为了验证所提算法的有效性,以Li等^[19]提出的数据库作为参考图像,针对不同种类图像,将所提算法与UDCP算法^[14]、MIP算法^[15]、ULAP算法^[16]和IBLA算法^[17]进行了对比。使用的评估参数为峰值信噪比(PSNR)、结构相似指数(SSIM)和水下彩色图像质量评价(UCIQE)^[20]。实验结果表明,所提算法的评价指标较对比算法均有一定的提升。所提算法具有复杂度低、适用性强及恢复效果良好的优势。

2 IFM 及 DCP 相关研究工作

水下图像恢复通常通过分析水下成像和光传播原理建立有效的退化模型,然后通过一些先验知识推导出所构建物理模型的关键参数,最后通过保留补偿处理来恢复图像^[21],水下成像模型原理如图1所示。图1视场中的摄像机所成的像为3种类型光的叠加:从拍摄目标反射的直接透射光、场景中经过悬浮粒子散射的光及来自大气光并被悬浮颗粒反射的光^[22]。图1右侧展示了水对不同波长光的吸收效果及水下光学成像原理,当光在水中传播时,波长较长的红光比波长较短的绿光和蓝光在水中传播的距离更短,因此水下图像一般都偏绿色或蓝色。

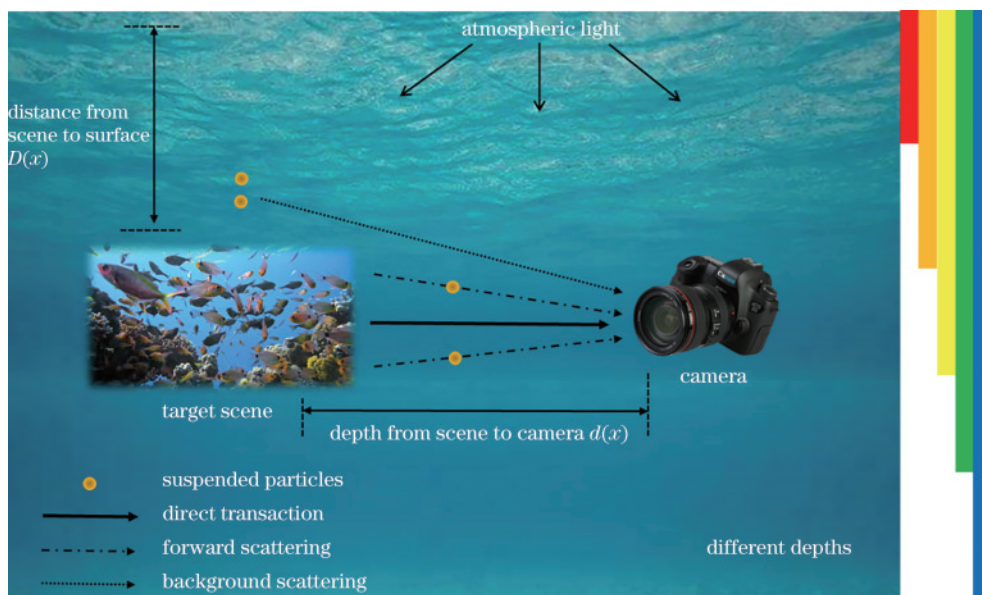


图1 水下成像模型原理图

Fig. 1 Schematic diagram of underwater formation model

简化的 IFM 成像模型被视为恢复水下图像的有效典型水下图像模型:

$$I(x) = J(x)t(x) + A[1 - t(x)], \quad (1)$$

式中: $I(x)$ 为摄像机获取到的有雾图像; $J(x)$ 为理想的无雾图像; A 是背景光的值; $t(x)$ 为透射图。由式(1)可以看出, 只要估计出了 IFM 的两个关键光学参数: 背景光和透射图, 就能够得到恢复图像^[23]。

根据暗通道先验理论, 除了天空, 暗通道趋近于 0。根据 IFM 和 DCP 模型, 只要能得到背景光和透射图, 就能恢复图像。选择原始图像中最亮的前 0.1% 像素的像素平均值作为背景光, 估计出的透射图为

$$\tilde{A} = I^c \left[\arg \max_{x \in P_{0.1\%}} \sum_c I^c(x) \right], \quad (2)$$

$$\tilde{t}(x) = 1 - \min_{x \in \Omega} \left[\min_{c \in \{R, G, B\}} \frac{I^c(x)}{\tilde{A}^c} \right], \quad (3)$$

式中: $I^c(x)$ 指的是观察图像中颜色通道 $c \in \{R, G, B\}$ 中的像素 x ; Ω 指图像中的一个块; \tilde{A}^c 指的是估计出来的背景光在不同颜色通道内的值。由于在水下图像中 R 通道的衰减程度远远大于 G 和 B 通道, DCP 算法并不能直接用于水下图像恢复。因此, 衍生出了 MIP、UDCP 及 ULAP 等算法。

2.1 基于 IFM 模型的对比算法

上述算法均基于 IFM 模型, 只是计算暗通道或背光的方法略有不同: MIP 算法计算 R 通道的最大值与 G、B 通道最大值的差值作为图像的暗通道, 将透射图里最小值作为图像的远景点, 并在这个位置取背景光; UDCP 在去除掉红色通道后估计暗通道; ULAP 通过深度学习的方法, 计算出深度图, 并在去除 0.1% 的最远点的情况下, 选择原始水下图像中强度最高的像素; IBLA 基于水的固有光学性质计算出深度图, 利用图像模糊度和方差来估计背景光; 而所提算法以原始图像中每个像素的 R 通道与 G、B 通道的最大差值作为暗通道, 背景光的选取是对透射图进行卷积运算后, 取结果的最小值, 同时所提算法还在 DCP 前进行了颜色均衡。

2.2 基于 CIELAB 空间的算法

所提图像复原算法的创新点之一在于 CIELAB 下的颜色均衡, 类似的算法也有相关的学者提出: 文献[24]提出了一种基于 Retinex 模型^[25]的水下图像增强算法。该算法在 RGB 色域处理图像的偏色问题, 将经过颜色校正的图像映射到 CIELAB 颜色空间, 然后使用 L 分量构建模型:

$$\arg \min_{R, I} \|RI - L\|_2^2 + \alpha \|DI\|_2^2 + \beta \|DR\|_1 + \gamma \|I - I_0\|_2^2, L \leq I, \quad (4)$$

式中: R, I 是 Retinex 模型中的反射部分和光照部分; L 是 CIELAB 中的亮度分量; α, β, γ 是自由正参数; D 是水平方向和垂直方向上的差分算子。在多次迭代计算

R, I 后, 采用基于直方图均衡的方法来解决模糊和曝光不足的问题, 使用 CLAHE 来增强 R 通道。最后, 再将增强的 R, I 结合在一起, 得到增强的 L 分量。然后将新的 CIELAB 颜色空间转换为 RGB, 以获得最终的增强彩色图像。

文献[26]针对浅水图像增强提出了一种基于自适应参数获取的相对全局直方图拉伸(RGHS)算法, 该算法包括对比度校正和颜色校正两部分。在 RGB 颜色空间中, 首先均衡 G 和 B 通道, 然后使用双边滤波消除噪声的影响, 增强图像的局部信息。颜色校正通过拉伸 L 分量并修改 CIELAB 颜色空间中的 a、b 分量, L 应用于线性滑动拉伸, 使直方图均匀分布, 最后使用 S 型曲线对 a、b 进行拉伸:

$$p_x = I_x \left(\varphi^{1 - \frac{I_x}{128}} \right), \chi \in \{a, b\}, \quad (5)$$

其中, I_x 和 p_x 分别表示输入和输出图像; χ 表示 a、b 分量; φ 是经验值, 文献[26]中设为 1.3。在 CIELAB 完成自适应拉伸处理后, 通道被合成并转换回 RGB, 从而实现对比度增强和颜色校正。

文献[27]提出了一种在 CIELAB 空间中自适应颜色校正的单幅图像增强方法, 该方法通过 CLAHE 去除雾霾, 然后自适应估计 a 通道中的颜色曲线以去除色调, 其中 a 通道的颜色通过一种基于优势峰特性的自适应估计得到。通道中的颜色曲线由穿过原点的直线上的 10 个等距点表示, 根据插值获得的曲线实现图像恢复。

以上 3 种算法均基于 CIELAB 空间进行图像恢复, 但都与所提算法有所不同: 一方面是目的不同, 所提算法使用 CIELAB 实现图像颜色均衡; 此外, 所提算法通过 a、b 分量与 L 分量的关系进行均衡, 并不会改变原图的照明情况, 还改进了 DCP 算法, 使对背景光的估计更加准确。

3 HSV-CIELAB 分类均衡与最小卷积区域 DCP 方法

水体环境中图像失真程度由于不同水体对不同波段光的选择性吸收和水中不同种类悬浮物而不同, 进而造成了图像失真。采用 HSV-CIELAB 分类与均衡得到水下恢复图像的流程如图 2 所示。

从图 2 可以看出: 原始图像经 HSV 变换后进行分类, 一方面, 经过 CIELAB 平衡后基于 DCP 获得图像的透射图估计; 另一方面, 使用最小卷积区域, 在获取暗通道图像后, 对暗通道进行卷积, 以卷积图的最小值位置点的灰度值作为背景光, 再将透射图估计结果和背景光结合, 得到去除模糊的图像后进行阈值判决的 CLAHE 增强, 最终得到恢复的水下图像。

3.1 HSV 分类

将输入的水下图像进行 HSV 色域变换, 计算图像 HSV 各个通道的平均值, 根据阈值将图像分成高饱和

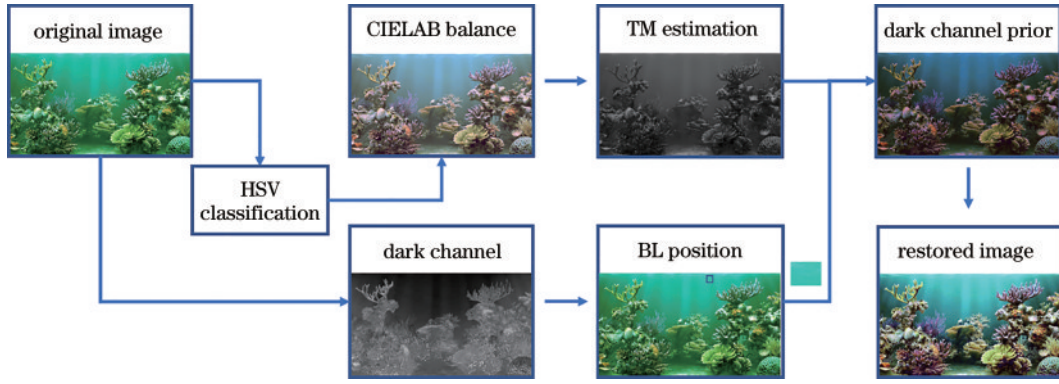


图 2 基于 HSV-CIELAB 分类均衡与最小卷积区域暗通道先验算法流程图

Fig. 2 Flowchart of HSV-CIELAB classification equalization and minimum convolution area DCP

度失真、低饱和度失真及浅水图像。运用颜色空间对水下图像进行判决与分类时,受悬浮物和水体影响较大的水下图像:图像 H 分量平均值位于 53~171 之间, S 分量的平均值能够达到 0.85 以上,将这类图像定义为高饱和度失真图像;图像 H 分量平均值位于 53~171 之间, S 分量的平均值在 0.35~0.85 之间时,认为该图像失真程度较小,定义为低饱和度失真图像;而其他情况即 S 分量在 0.35 以下的图像定义为浅水图像。

3.2 CIELAB 颜色均衡

将水下图像映射到 CIELAB 色域下矫正原始图像,即根据图像不同程度的失真,对其进行色域均衡。CIELAB 模型有 3 个通道,分别表示颜色的亮度 L、颜色在红色到绿色之间的位置 a 和颜色在黄色和蓝色之间的位置 b。

图 3 和图 4 为 CIELAB 颜色均衡的对比图。图 3(a) 为原始图像和其 RGB 三通道的灰度图,图 3(b) 为经过 CIELAB 颜色均衡后的图形。图 4(a)、(b)、(c) 分别为原图的 L、a、b 通道的直方图,图 4(d)、(e)、(f) 分别为均衡后图像的 L、a、b 通道的直方图。从图 3(a) 和图 4(a)、(b)、(c) 可以看出,当图像存在严重颜色失真

时,图像的 R 通道几乎为 0,图像 LAB 直方图分量 a、b 集中分布在偏离中值的某一区域内,这表示原始图像的像素主要分布在蓝色或绿色区域。图 4(f) 的 b 通道的灰度值集中分布在 75 左右。并且当图像类别为高饱和度失真时,这种情况更为严重,所以需要矫正图像颜色分布。首先将图像从 RGB 颜色空间转换为 LAB 颜色空间,接着在 LAB 色域对图像进行颜色均衡,均衡过程可描述为

$$\begin{cases} L^*(x) = L(x) \\ a^*(x) = a(x) - \left[(\bar{a} - 128) \left[\frac{L(x)}{255} \right] \omega_a \right] \\ b^*(x) = b(x) - \left[(\bar{b} - 128) \left[\frac{L(x)}{255} \right] \omega_b \right] \end{cases}, \quad (6)$$

式中: $L(x)$ 、 $a(x)$ 、 $b(x)$ 为原始图像的分量; $L^*(x)$ 、 $a^*(x)$ 、 $b^*(x)$ 为矫正后图像的分量; \bar{a} 、 \bar{b} 为输入图像 a、b 通道的平均值; ω_a 、 ω_b 分别为两个通道的补偿系数,该系数由图像的颜色失真程度决定。如果图像为高饱和度失真图像,则 ω_a 、 ω_b 的值分别为 1.1 和 1.4,如果图像为低饱和度失真图像,则 ω_a 、 ω_b 的值分别为 1.2 和 1.8。

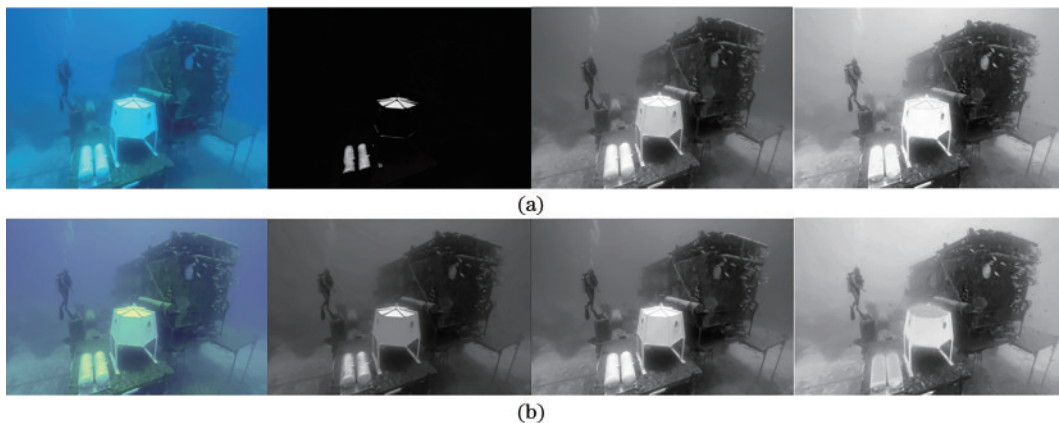


图 3 CIELAB 颜色均衡结果图。(a)原图的 RGB 通道灰度图;(b)均衡后图像 RGB 通道灰度图

Fig. 3 CIELAB color equalization results. (a) RGB channel grayscale of raw image; (b) RGB channel grayscale of balanced image

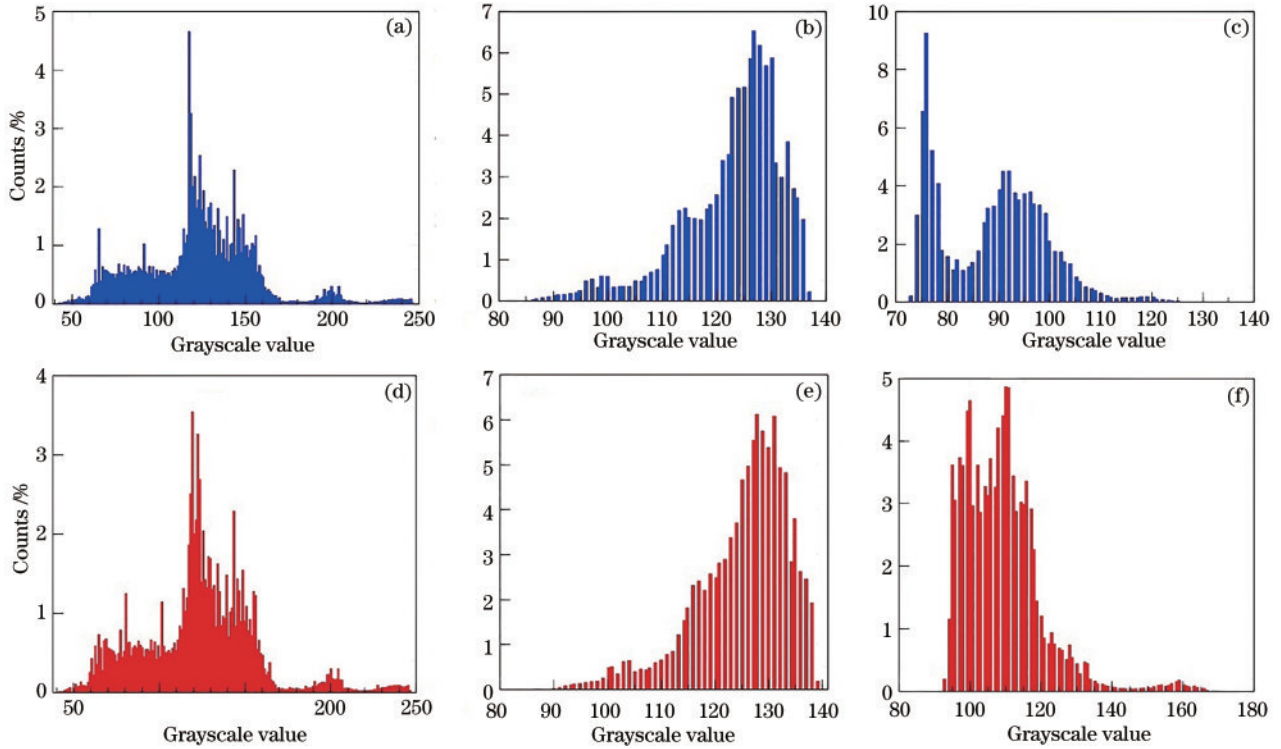


图 4 图像的 LAB 直方图对比。(a)原图 L 通道;(b)原图 a 通道;(c)原图 b 通道;(d)均衡后图像 L 通道;(e)均衡后图像 a 通道;(f)均衡后图像 b 通道

Fig. 4 Comparison of LAB histograms of images. (a) Channel L of raw image; (b) channel a of raw image; (c) channel b of raw image; (d) channel L of balanced image; (e) channel a of balanced image; (f) channel b of balanced image

经过均衡后再将图像转换为 RGB, 可得到颜色校正后的图像 $I_{CIE}(x)$, 图像经过初步的直方图迁移, 使得输入图像的 a 通道及 b 通道围绕中值分布, 如图 4(f) 所示, 均衡后图像的 b 分量的值在中值附近分布, 同时其他通道的分布不受影响。CIELAB 颜色均衡初步地校正了图像的颜色失真, 补偿了 R 通道, 使得 RGB 的 3 个通道的分量值在同一水平, 如图 3(b) 所示。所提算法的创新点之一为 CIELAB 域颜色均衡, 从图 4 可以看出, 经过初步的颜色均衡, 输入图像的 LAB 分布中 a 分量及 b 分量围绕中值分布, 这样就能够补偿原始图像的 R 通道, 并且尽量保留原始图像的光照情况。

如果在颜色均衡的部分直接对 a、b 分量进行 CLAHE 直方图均衡, 则会导致合成的图像出现假彩色, 如图 5 所示。出现这种问题的原因在于 a、b 分量也能够表示颜色的亮度, 如果直接对其均衡, 原图像的极值会对直方图的新分布产生影响, 还会改变原本的 L 分量的分布。而所提算法是根据原始图像的照度分量 a、b 均衡的, 不会改变原始图像的照度的分布, 从而实现了原始图像的颜色均衡。

3.3 基于最小卷积区域 DCP 的参数估计

当存在人工补光或是在浅水中拍摄的情况下, 前景物体会比背景光更亮, 这种情况下使用 DCP 选取背景光会因物体及悬浮物质影响导致估计偏差。而 MIP 算法选取其暗通道最远点的方式会导致估计深度图错

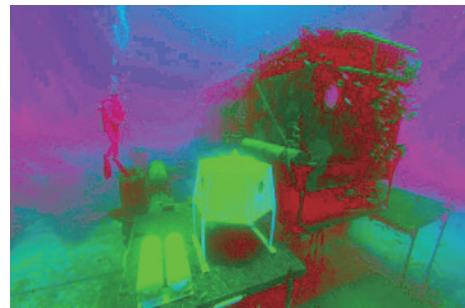


图 5 合成出现的假彩色图像

Fig. 5 Composite false color image

误^[28]。因此, 为了正确估计背景光, 同时减小前景物体或悬浮物影响, 本实验组提出了一种最小卷积区域的算法来选取背景光。首先以原始图像中每个像素的 R 通道与 G、B 通道最大差值作为原始图像的暗通道 $D(x)$:

$$D(x) = I^R(x) - \max_{c \in \{G, B\}} I^c(x). \quad (7)$$

得到暗通道 $D(x)$ 后, 使用归一化均值滤波器 $h(\eta)$ 对 $D(x)$ 进行卷积运算, 得到灰度图的卷积图 $G(x)$:

$$G(x) = D(x) \otimes h(\eta), \quad (8)$$

式中: η 为滤波器的卷积核, 卷积核的初始大小为 7×7 。若所得结果图 $G(x)$ 的最小值不小于 255, 则减小卷积核 η 。不断循环这个过程, 直到 $G(x)$ 的最小

值小于 255。得到 $G(x)$ 最小值的位置,取对应原图位置像素的灰度值作为背景光:

$$\tilde{A} = \text{mean} \sum_{c \in \{R, G, B\}} I^c \left[\arg \min_{\min G(x) < 255} G(x) \right] \quad (9)$$

图 6 为背景光估计示意图。从图 6(c)可以看出,卷积计算消除了前景物体信息,同时将面积较大背景区域信息保留下来。对该时刻得到的 $G(x)$ 进行最小值搜索,并将该最小值位置作为选取背景光的位置。

图 7 为背景光估计示例,图中圆圈为所提算法所

估计背景光的位置,这些位置的选取在一定程度上都能代表图中的背景光。得到背景光后,再结合 $I_{\text{CIE}}(x)$ 进行 DCP 估计,可得到系统透射图:

$$\tilde{t}(x) = 1 - \min_{x \in \Omega} \left[\min_{c \in \{R, G, B\}} \frac{I_{\text{CIE}}^c(x)}{\tilde{A}} \right] \quad (10)$$

基于最小卷积区域 DCP 的参数估计模型能在原始水下图像的最大背景光区域选取背景光,减少悬浮粒子对背景光估计干扰的同时,减小系统的复杂度。

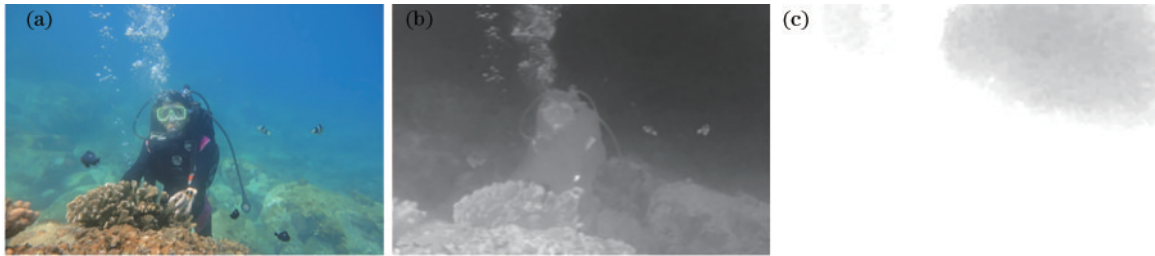


图 6 背景光估计。(a)原图;(b)暗通道 $D(x)$;(c)卷积图 $G(x)$

Fig. 6 Backlight estimation. (a) Original image; (b) dark channel $D(x)$; (c) convolution image $G(x)$



图 7 最小卷积区域 DCP 算法背景光估计示例

Fig. 7 Example of backlight estimation with minimum convolution area DCP algorithm

3.4 基于阈值判决的限制对比度自适应直方图均衡增强

得到经成像模型恢复的图像后,由于去除了与透射图和背景光的相关能量,恢复出来的图像亮度较低,同时由于恢复图像的亮度不一致,仅使用相同程度增强并不能适用所有的情况,会造成增强后的图像对比度低或图像过曝的情况。为了能使得恢复图像得到较为合适的增强,本实验组提出了一种阈值判决的 CLAHE 增强算法。首先对恢复图像和原图像进行 HSV 变换,接着对比两张图的亮度及两图 V 通道的值:如果恢复图像的 V 通道的值与原图差距较大,大于

设置的阈值,那么需要提升增强系数,并使用 CLAHE 对恢复图像进行增强;如果差距较小,小于阈值,则减小增强系数,使用 CLAHE 算法得到最终的水下恢复图像。

4 图像恢复结果与分析

4.1 图像恢复效果视觉对比

对于高饱和度失真图像来说,颜色失真是最为严重的问题,而偏蓝图像相较于偏绿图像的颜色失真更重。原因在于偏蓝图像 RGB 通道的 RG 通道分量退化得更为严重,因此需要更大程度的颜色矫正,但在矫

正过程中容易造成新的颜色失真。将所提算法与UDCP^[14]、MIP^[15]、ULAP^[16]和IBLA^[16]算法进行了对比,并从视觉上分析了所提算法的优势。图8为不同算法的视觉结果,分别选取了高饱和度失真、低饱和度失真及浅水图像。

从图8(a)可以看出,ULAP和IBLA算法红色色块失真最为严重,而所提算法在增强图像对比度的同时并未引入红色色块失真;从图8(b)可以看出,MIP算法引入黄色颜色失真,其他3种算法恢复效果良好;从图8(c)可以看出,所提算法处理结果与ULAP、IBLA和MIP算法处理结果较为相似,而UDCP算法

保留了部分的背景散射光,所提算法保留部分背景散射光的同时还限制了曝光度,令图像更加地柔和自然;从图8(d)可以看出,UDCP算法虽然模糊去除效果较好但存在色偏,ULAP和IBLA算法能够恢复图像,但引入了较大范围的红色斑块,所提算法与MIP都实现了图像恢复与增强;从图8(e)、(f)可以看出,ULAP和IMP算法都能较好地处理浅水图像,但UDCP算法的结果亮度过高,IBLA算法对于低照度类型图像处理效果较差,而所提算法所得结果不但保留了背景光的自然颜色,使处理的结果更加自然,同时解决了光的漫散射影响,提高了图像的清晰度和对比度。

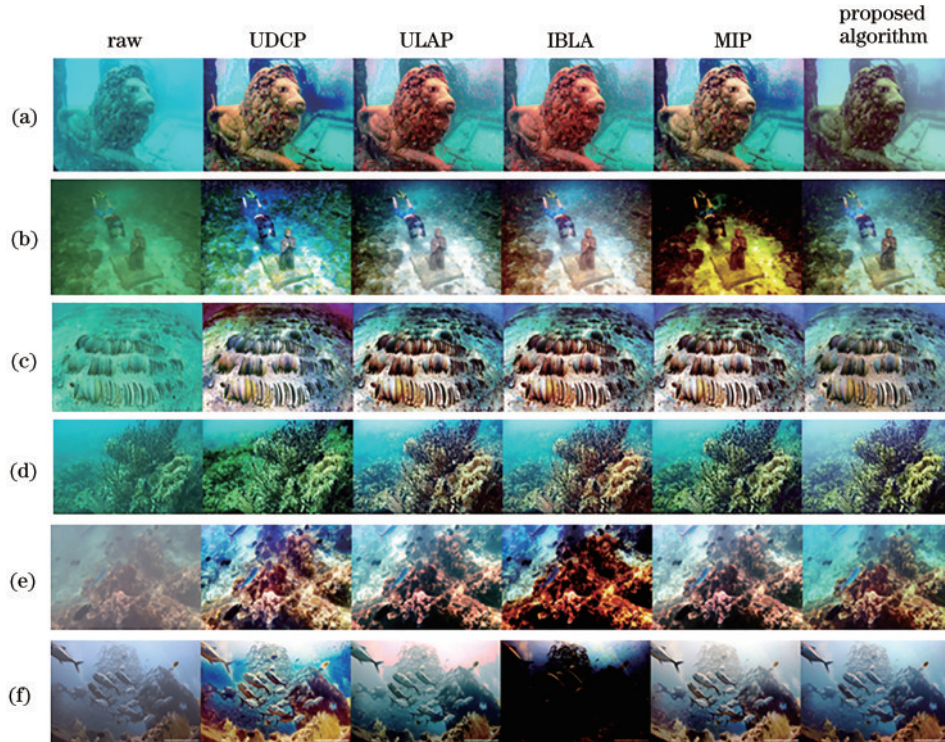


图8 不同算法的视觉结果对比。(a)(b)高饱和度失真图像;(c)(d)低饱和度失真图像;(e)(f)浅水图像

Fig. 8 Comparison of visual results of different algorithms. (a) (b) High-saturation distorted images; (c) (d) low-saturation distortion images; (e) (f) shallow water images

4.2 图像质量有参评估

为进一步定量地评价所提算法与其他现有算法,从带有参考图像的水下图集中选取了9幅水下图像及其对应参考图像^[19]。参考图像Reference为无失真图像,image(a)、(b)、(c)为高饱和度失真的水下图像,image(d)、(e)、(f)、(g)、(h)为低饱和度失真的水下图像,image(i)为浅水图像。使用PSNR和SSIM指标对图像的结果进行定量评价:PSNR越高,说明输出图像在能量强度分布上越接近参考图像;SSIM分别从亮度、对比度、结构等3方面度量图像相似性,SSIM越高,表示增强后的图像在图像结构和纹理方面与参考图像更相似^[29]。对于大小为 $x \times y \times 3$ 的参考图像 J 和对比算法输出图像 J^* ,其均方误差(MSE)为

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{3xy} \sum_{k=1}^3 \sum_{i=0}^{x-1} \sum_{j=0}^{y-1} [J(i, j, k) - J^*(i, j, k)]^2, \quad (11)$$

得到均方误差后,就可以得到PSNR:

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \lg \left[\frac{\max^2(J)}{E_{\text{MSE}}} \right]. \quad (12)$$

SSIM的表达式为

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}, \quad (13)$$

式中: μ_x 、 μ_y 和 σ_x^2 、 σ_y^2 分别为 x 、 y 的均值和方差; σ_{xy} 为 x 、 y 的协方差;两个常数 $c_1 = (k_1L)^2$ 、 $c_2 = (k_2L)^2$, L 为图像的RGB通道值范围的最大值, $k_1 = 0.01$ 、 $k_2 = 0.03$ 为默认值。

从图9可以看出,所提算法与其他几种算法均能实现对水下图像的恢复与增强,如果从适用范围和恢

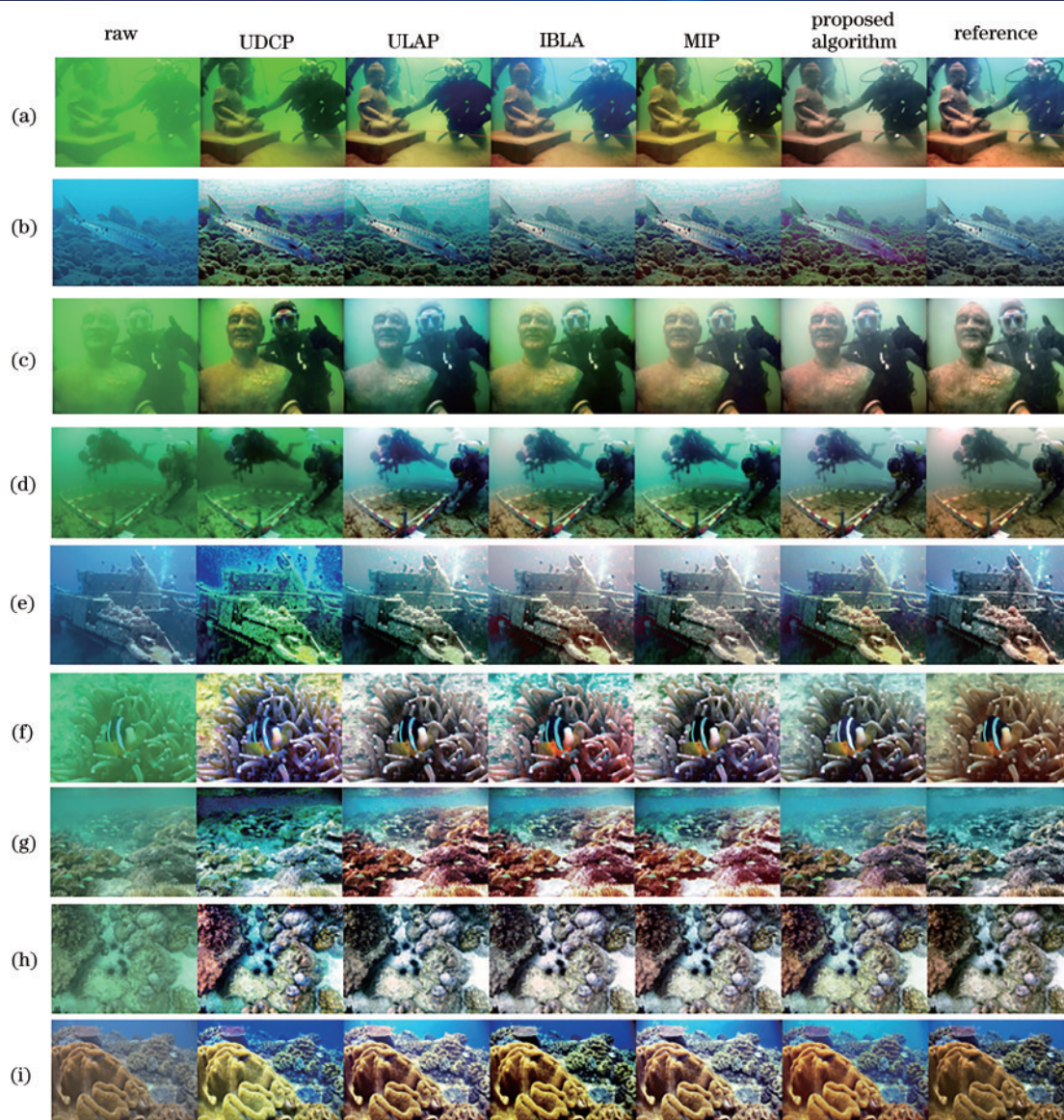


图 9 不同算法增强结果及与参考图像的对比。(a) (b) (c)高饱和度失真图像;(d) (e) (f) (g) (h)低饱和度失真图像;(i)浅水图像
Fig. 9 Enhancement results of different algorithms and comparison with reference images. (a) (b) (c) High-saturation distorted images;
(d) (e) (f) (g) (h) low-saturation distorted images; (i) shallow water image

复效果这两个角度分析,所提算法具有更高的普适性和有效性,在不同情景下,均能实现水下图像恢复且恢复效果和参考图像更为接近。

有了参考图像后,根据 PSNR 和 SSIM 进行有参考图像的质量评价,输出的结果如表 1 和表 2 所示。表 1 和表 2 中输出结果对应于图 9 的顺序,根据参考图像计算得出各个算法输出图像的 PSNR 与 SSIM 参数值。

从表 1 可以看出,所提算法输出图像的 PSNR 值较其他所有对比算法输出均有提升,比 UDCP 算法的提升值最大,为 50.8%,比 IBLA 算法提升最小,为 14.49%。所提算法输出图像的 SSIM 值对比其他算法也有所提升,比 UDCP 算法提升值最大,为 28.18%,比 MIP 算法的提升值最小,为 11.04%。所提算法在 PSNR 评价得到的评价系数的平均值较其他对比算法提升了 26.88%,而在 SSIM 的评价标准下得

到系数的平均值较其他对比算法提升了 17.3%。

4.3 图像质量无参评价

除了使用有参评价外,还使用了无参评价指标 UCIQE。UCIQE 为无参评价参数,质量对比更加客观,UCIQE 结合图像属性测度可以有效地获得图像的整体质量。对于水下图像,由于对不同波长的光的吸收速率不同导致了颜色的透射,前向散射效应一般会导致图像特征的模糊,后向散射效应一般会限制图像的对比度。据此,选择色彩、锐度和对比度等主要因水介质特性而退化的属性作为评价整体水下图像质量的属性。

所提算法与 UDCP、ULAP、IBLA、MIP 及参考图像的 UCIQE 值对比如表 2 所示。从表 2 可以看出:在高饱和度颜色失真[对应 Image(a)~(c)]情况下,所提算法输出图像比其他算法的 UCIQE 平均值要提升了

表 1 不同算法的 PSNR 和 SSIM 评价质量
Table 1 PSNR and SSIM evaluation quality of different algorithms

Algorithm	Parameter	UDCP	ULAP	IBLA	MIP	Proposed algorithm
Image (a)	PSNR	10.8911	18.8947	18.7877	15.4244	19.1593
	SSIM	0.4892	0.7377	0.7694	0.6969	0.7298
Image (b)	PSNR	12.9269	17.5037	20.7304	19.3203	21.1145
	SSIM	0.6779	0.7033	0.8295	0.7530	0.8716
Image (c)	PSNR	12.5384	16.5213	17.4517	19.1754	21.9297
	SSIM	0.6335	0.6913	0.6356	0.8048	0.8136
Image (d)	PSNR	10.3364	17.0962	19.3123	16.6283	21.8104
	SSIM	0.6046	0.7937	0.8463	0.7732	0.8943
Image (e)	PSNR	15.7936	18.8630	17.6148	17.7478	22.7959
	SSIM	0.5197	0.8053	0.8704	0.8502	0.8880
Image (f)	PSNR	15.8219	17.3456	16.4539	16.7591	18.3918
	SSIM	0.7315	0.8510	0.8077	0.7959	0.8590
Image (g)	PSNR	11.1105	15.9795	16.3614	16.1424	20.3412
	SSIM	0.6959	0.8365	0.8351	0.8262	0.8878
Image (h)	PSNR	18.0405	21.3973	20.7642	21.1455	22.7646
	SSIM	0.8391	0.9116	0.9283	0.9338	0.9188
Image (i)	PSNR	13.5442	13.6196	15.8227	13.5737	18.6227
	SSIM	0.7319	0.7633	0.6139	0.7566	0.8931

表 2 不同算法的 UCIQE 的参数
Table 2 Parameters of UCIQE of different algorithms

Algorithm	UDCP	ULAP	IBLA	MIP	Proposed algorithm	Reference
Image (a)	0.4629	0.5340	0.5622	0.5275	0.5710	0.5777
Image (b)	0.5751	0.5827	0.6099	0.6105	0.5934	0.5778
Image (c)	0.4869	0.5527	0.4744	0.5451	0.5756	0.5718
Image (d)	0.4592	0.5712	0.5502	0.5109	0.5746	0.5581
Image (e)	0.5319	0.5738	0.5912	0.5887	0.5829	0.6139
Image (f)	0.5386	0.5849	0.5906	0.5545	0.5837	0.5031
Image (g)	0.5570	0.5817	0.5864	0.5898	0.6081	0.6074
Image (h)	0.5818	0.6022	0.5680	0.5862	0.5685	0.5670
Image (i)	0.5244	0.5465	0.5315	0.5498	0.5541	0.5287

6.68%；在低饱和度颜色失真[对应 Image(d)~(h)]情况下,所提算法对比其他算法的 UCIQE 值提升了 3.24%；在低照度[对应 Image(i)]情况下,所提算法 UCIQE 值对比其他算法提升了 2.99%。所提算法的 UCIQE 平均值为 0.5791,参考图像的 UCIQE 的平均值为 0.5673,平均值提升了 2.08%。所提算法对比其他算法平均值提升了 4.3%。

5 结 论

通过 HSV 阈值将水下图片分类为高饱和度、低饱和度和失真及浅水图像,经最小卷积区域 DCP 模型估计背景光和透射图;在进行 CIELAB 空间均衡修正原图的色偏后进行图像去雾;使用阈值判决的 CLAHE 算法对恢复图像进行增强,提升图像的对比度,得到恢复

的水下图像。实验结果表明,对比有参估计,所提算法的 PSNR 和 SSIM 值分别平均提升了 26.88% 和 17.3%。对比无参估计的结果,所提算法结果对比参考图像 UCIQE 值提升了 4.3%。因此,从视觉角度和图像成像质量评价参数上来看,所提算法在不同场景下均能得到稳定的水下恢复图像。

参 考 文 献

- [1] Hambarde P, Murala S, Dhall A. UW-GAN: single-image depth estimation and image enhancement for underwater images[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 5018412.
- [2] Tao Y, Dong L L, Xu L Q, et al. Effective solution for underwater image enhancement[J]. Optics Express, 2021, 29(20): 32412-32438.

- [3] Yuan J Y, Cao W, Cai Z C, et al. An underwater image vision enhancement algorithm based on contour Bougie morphology[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(10): 8117-8128.
- [4] 简梦真, 李旦, 张建秋. 基于非均匀入射光成像模型的水下图像复原[J]. *光学学报*, 2021, 41(15): 1501003.
Jian M Z, Li D, Zhang J Q. Underwater image restoration based on non-uniform incident light imaging model[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(15): 1501003.
- [5] 钱立进, 金海红, 范之国, 等. 抑制视场光源干扰的水下图像复原方法研究[J]. *光学学报*, 2021, 41(18): 1801001.
Qian L J, Jin H H, Fan Z G, et al. Underwater image restoration method suppressing interference of light source in field of view[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(18): 1801001.
- [6] 桂心远, 张然, 成昊远, 等. 基于神经网络和偏振成像的多浑浊度水下图像恢复[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(4): 0410001.
Gui X Y, Zhang R, Cheng H Y, et al. Multi-turbidity underwater image restoration based on neural network and polarization imaging[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(4): 0410001.
- [7] 魏郭依哲, 陈思遥, 刘玉涛, 等. 水下图像增强和修复算法综述[J]. *计算机应用研究*, 2021, 38(9): 2561-2569, 2589.
Wei G, Chen S Y, Liu Y T, et al. Survey of underwater image enhancement and restoration algorithms[J]. *Application Research of Computers*, 2021, 38(9): 2561-2569, 2589.
- [8] Perez J, Attanasio A C, Nechyporenko N, et al. A deep learning approach for underwater image enhancement [M]//Vicente J M F, Álvarez-Sánchez J R, de la Paz López F, et al. *Biomedical applications based on natural and artificial computing. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2017, 10338: 183-192.
- [9] Wang Y, Zhang J, Cao Y, et al. A deep CNN method for underwater image enhancement[C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing, September 17-20, 2017, Beijing, China. New York: IEEE Press, 2017: 1382-1386.
- [10] Li J, Skinner K A, Eustice R M, et al. WaterGAN: unsupervised generative network to enable real-time color correction of monocular underwater images[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, 3(1): 387-394.
- [11] 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.
- [12] Wang N, Zheng H Y, Zheng B. Underwater image restoration via maximum attenuation identification[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 18941-18952.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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. New York: IEEE Press, 2010: 11695644.
- [16] 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]//Hong R C, Cheng W H, Yamasaki T, et al. *Advances in multimedia information processing-PCM 2018. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2018, 11164: 678-688.
- [17] Peng Y T, Cosman P C. Underwater image restoration based on image blurriness and light absorption[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(4): 1579-1594.
- [18] Huang W C, Yang Z, Jiao S B, et al. Research on color image defogging algorithm based on MSR and CLAHE [C]//2020 Chinese Automation Congress (CAC), November 6-8, 2020, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2020: 7301-7306.
- [19] 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.
- [20] Yang M, Sowmya A. An underwater color image quality evaluation metric[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [21] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [22] Chiang J Y, Chen Y C. Underwater image enhancement by wavelength compensation and dehazing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(4): 1756-1769.
- [23] 林继强, 郁梅, 徐海勇, 等. 基于光衰减先验和背景光融合的水下图像复原[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(8): 0810013.
Lin J Q, Yu M, Xu H Y, et al. Underwater image restoration based on light attenuation prior and background light fusion[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(8): 0810013.
- [24] Fu X Y, Zhuang P X, Huang Y, et al. A retinex-based enhancing approach for single underwater image[C]//2014 IEEE International Conference on Image Processing, October 27-30, 2014, Paris, France. New York: IEEE Press, 2014: 4572-4576.
- [25] 张彩珍, 康斌龙, 李颖, 等. 基于差异通道增益及改进 Retinex 的水下图像增强[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(14): 1410004.
Zhang C Z, Kang B L, Li Y, et al. Underwater image enhancement based on differential channel gain and improved retinex[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(14): 1410004.

- [26] Huang D M, Wang Y, Song W, et al. Shallow-water image enhancement using relative global histogram stretching based on adaptive parameter acquisition[M]// Schoeffmann K, Chalidabhongse T H, Ngo C W, et al. MultiMedia modeling. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2018, 10704: 453-465.
- [27] Hegde D, Desai C, Tabib R, et al. Adaptive cubic spline interpolation in CIELAB color space for underwater image enhancement[J]. Procedia Computer Science, 2020, 171: 52-61.
- [28] 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.
- [29] Setiadi D R I M. PSNR vs SSIM: imperceptibility quality assessment for image steganography[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(6): 8423-8444.