

基于非均匀入射光成像模型的水下图像复原

简梦真^{1,2}, 李旦^{1,2,3*}, 张建秋^{1,2}

¹复旦大学电子工程系, 上海 200433;

²复旦大学电磁波信息科学教育部重点实验室, 上海 200433;

³上海市空间智能控制技术重点实验室, 上海 201109

摘要 针对水下图像模糊、对比度低和颜色失真的问题, 提出一种基于非均匀入射光成像模型的水下图像复原方法。借助小波分解方法可实现在最低频子带抑制介质散射光的同时, 在各高频子带抑制噪声并增强细节。利用动态范围拉伸及直方图匹配方法, 校正了水下非均匀入射光导致的对比度偏差和颜色偏差。实验结果表明: 所提方法能得到清晰度高、对比度均衡和颜色自然的复原图像, 其水下彩色图像质量评价 (UCIQE) 指标的平均值为 0.6240, 优于现有文献报道的算法。

关键词 海洋光学; 水下图像; 非均匀入射光; 图像复原

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.1501003

Underwater Image Restoration Based on Non-Uniform Incident Light Imaging Model

Jian Mengzhen^{1,2}, Li Dan^{1,2,3*}, Zhang Jianqiu^{1,2}

¹Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China;

²Key Laboratory of EMW Information, Fudan University, Shanghai 200433, China;

³Shanghai Key Laboratory of Aerospace Intelligent Control Technology, Shanghai 201109, China

Abstract In this paper, an underwater image restoration method based on non-uniform incident light imaging model is proposed to solve the problems of blurring, low contrast, and color distortion of underwater images. Through wavelet decomposition, we can suppress the scattering light in the lowest frequency subband while reducing the noise and enhancing the details in high-frequency subbands. The contrast deviation and the color deviation caused by underwater non-uniform incident light can be corrected by dynamic range stretching and histogram matching. The experimental results show that the proposed method can restore images with high definition, balanced contrast, and natural colors. The average of the underwater color image quality evaluation (UCIQE) index is 0.6240, which is superior to that of the algorithms reported in the references.

Key words ocean optics; underwater image; non-uniform incident light; image restoration

OCIS codes 010.4450; 100.2000; 100.2980; 330.1690

1 引言

在海洋生物资源、矿藏、能源和地形地貌的探测中, 水下图像是获取信息的重要载体^[1]。然而, 由于

水体对光线的吸收和散射作用, 水下图像存在图像模糊、对比度低及颜色失真问题^[2]。因此, 提高水下图像的清晰度和对比度并实现颜色均衡有助于更精准地获取水下信息^[3-4]。

收稿日期: 2021-03-04; 修回日期: 2021-04-15; 录用日期: 2021-06-01

基金项目: 国家自然科学基金(11827808, 11974082)、上海市科技创新行动计划社会发展科技领域项目(19DZ1205805)、上海航天科技创新基金、珠海复旦创新研究院项目

通信作者: *lidan@fudan.edu.cn

现有文献报道的单幅水下图像清晰化方法可分为非物理模型的图像增强方法、基于物理模型的图像复原方法和深度学习方法^[1]。非物理模型的图像增强方法通过在像素域中提高像素强度值或在变换域中进行滤波操作,实现图像质量的改善。Ancuti 等^[5]提出基于白平衡和对比度增强的图像融合(Fusion)方法,有效校正了图像的色偏和对比度。但此类方法忽略了水下光线传播的物理特性,导致增强后的图像局部区域过亮。基于物理模型的图像复原方法通过建立水下光学成像模型,并借助先验知识来估计模型中的未知参数,进而恢复出更真实的水下场景。He 等^[6]提出可抑制水下介质散射光的暗通道先验(DCP)方法;Galdran 等^[7]提出在人工光源照射区域鲁棒的红色暗通道先验(RDCP)方法;Peng 等^[8]提出能精确估计透射系数的图像模糊和光吸收(IBLA)方法;王国霖等^[9]借助双透射率水下成像模型和灰度世界假设实现了颜色校正。但上述复原方法所使用的水下成像模型都假设入射光是均匀的,忽视了实际入射光的非均匀性,存在复原图像对比度不足且颜色信息恢复不准确的问题^[2]。近年来,深度学习方法被应用于水下图像清晰化处理,利用卷积神经网络(CNN)对水下图像集进行训练,无需借助先验知识就能重建清晰的图像。Pan 等^[10]将 CNN 与混合小波和方向滤波器组(HWD)结合,得到了细节突出的图像。但是,学习类方法存在一些共性问题:所需样本量大、训练耗时较长以及物理机理不明等。

针对上述方法存在的不足,本文建立了一种非均匀入射光水下成像模型,并利用小波变换方法和自然图像的直方图统计特性,提出了一种新的水下图像复原方法。该方法借助小波分解方法可实现在最低频子带抑制介质散射光的同时,在各高频子带抑制噪声并增强细节;利用动态范围拉伸及直方图匹配方法,进一步校正了水下非均匀入射光导致的对比度偏差和颜色偏差,得到了清晰度高、对比度均衡和颜色自然的复原图像。

2 水下图像的成像模型

2.1 传统水下成像模型

在水下图像成像研究中,常用模型为忽略前向散射影响的雾天大气散射模型^[11]:

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

式中: x 表示每个场景点的坐标; $c \in \{r, g, b\}$ 表示红、绿、蓝三通道; $I_c(x)$ 表示观测到的水下图像;

$J_c(x)$ 表示期望的清晰图像; B_c 表示红、绿、蓝三通道中任一通道的水下环境光; $t_c(x)$ 表示每个场景点的透射系数,它与场景深度有关,其表达式^[11]为

$$t_c(x) = \exp[-\beta_c d(x)], \quad (2)$$

式中: $d(x)$ 表示每个场景点的深度; β_c 表示光在水下的衰减系数。

(1)式表明,水下成像主要受两部分影响:1)直接衰减光部分 $J_c(x)t_c(x)$,描述了经水体吸收衰减后到达成像单元的水下物体表面反射光;2)介质散射光部分 $B_c[1 - t_c(x)]$,描述了经水下介质散射后被成像单元捕获的光线,其通常被认为是水下图像模糊的主要原因^[12]。

2.2 非均匀入射光水下成像模型

光在水下传播的过程中,水体对光谱的吸收衰减程度是受水体浑浊程度、水下深度等环境因素影响的^[2]。这就意味着:在水下成像时,照射到不同物体表面的入射光是非均匀的,从而导致图像动态范围降低和对比度下降。此外,不同水体中入射光偏离白光的程度不同,将导致图像产生不同的色偏。而传统成像模型假设入射光是均匀的,因此,传统模型复原得到的图像存在对比度不足且颜色信息恢复不准确的问题^[2]。

由 Retinex 理论^[13]可知,相机实际接收到的光强 $S_c(x)$ 可视为入射至成像物体表面的光强 $L_c(x)$ 和成像物体表面反射系数 $R_c(x)$ 的乘积,即

$$S_c(x) = L_c(x) \cdot R_c(x). \quad (3)$$

(3)式表明,要从相机捕获的图像中恢复出真实图像,就要确定实际的入射光强。(1)式的传统水下成像模型假设入射光是均匀的,因此,不同物体表面的入射光强可归一化为 1。而水下实际入射光是非均匀的,即不同物体表面的入射光光强大小不一致。因此,在(1)式的基础上,增加入射光衰减项 $\lambda_c(x)$ 以描述实际的非均匀入射光,增加加性噪声项 $N_c(x)$ 以描述水下湍流或鱼群游动引起的光扰动,进而提出的非均匀入射光水下成像模型为

$$I_c(x) = [1 - \lambda_c(x)]J_c(x)t_c(x) + B_c[1 - t_c(x)] + N_c(x), \quad (4)$$

式中: $\lambda_c(x)$ 表示随场景坐标 x 变化的入射光衰减项; $1 - \lambda_c(x)$ 表示修正的归一化入射光强; $[1 - \lambda_c(x)]J_c(x)t_c(x)$ 表示新的直接衰减光。当 $\lambda_c(x) = 0$ 、 $N_c(x) = 0$ 时,即入射光均匀且没有加性噪声扰动时,(4)式可退化为传统水下成像模型。

3 非均匀入射光模型下的复原方法

借助(4)式,提出一种新的水下图像复原方法。

该方法首先对图像进行小波分解处理, 实现在最低频子带抑制介质散射光的同时, 在各高频子带抑制噪声并增强细节, 进而得到初步复原图像; 然后, 根据自然图像的直方图统计特性, 对图像进行特定的直方图调整, 以校正非均匀入射光引起的对比度偏差与颜色偏差, 从而得到最终的输出图像。

3.1 水下介质散射与加性噪声的频域特性分析

在频域中, 雾天大气散射所引起的图像模糊主要集中在较低的频谱范围内^[14]。水下介质散射与

雾天大气散射高度相似^[11], 因此, 首先假设水下介质散射光的影响也集中于较低的频谱范围内。接着, 选取 TURBID 数据集^[15]提供的参考图像及其对应的混浊水下图像, 通过观察它们傅里叶变换后的频谱, 以验证上述假设的合理性, 部分观察结果如图 1 所示。

由图 1 可知, 参考图像表现出较多的高频分量, 而混浊水下图像表现出较多的低频分量。因此, 提出的假设是合理的。

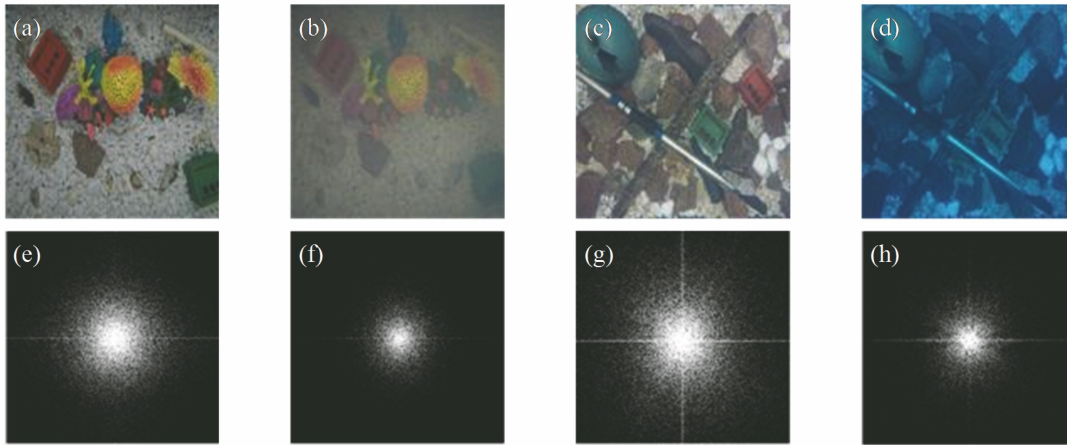


图 1 频谱特性。(a)(c)参考图像;(b)(d)对应的混浊水下图像;(e)(g)参考图像傅里叶变换后的频谱;(f)(h)混浊水下图像傅里叶变换后的频谱

Fig. 1 Characteristics of spectra. (a)(c) Reference images; (b)(d) corresponding turbid underwater images; (e)(g) spectra of reference images after Fourier transforming; (f)(h) spectra of turbid underwater images after Fourier transforming

图像经小波变换后, 加性噪声主要分布在其各高频子带内, 信号能量则集中于最低频子带内^[16]。因此水下图像的小波分解处理为在最低频子带抑制水下介质散射光和在各高频子带抑制噪声并增强细节提供了可能。

3.2 在最低频子带抑制散射光的方法

由于非均匀入射光仅影响直接衰减光, 即(4)式右边第一项, 因此, 可定义该入射光下介质散射光与噪声均得到有效抑制的图像为: $H_c(x) = [1 - \lambda_c(x)]J_c(x)$ 。此时, (4)式可改写为 $I_c(x) = H_c(x)t_c(x) + B_c[1 - t_c(x)] + N_c(x)$ 。

(5)

由 3.1 节知, 加性噪声主要分布在各高频子带内。因此, 忽略高频噪声干扰的最低频子带可表示为

$$I_{c_lp}(x) = H_{c_lp}(x)t_{c_lp}(x) + B_{c_lp}[1 - t_{c_lp}(x)], \quad (6)$$

式中: $I_{c_lp}(x)$ 、 $H_{c_lp}(x)$ 分别表示图像 $I_c(x)$ 与图像 $H_c(x)$ 的最低频子带; B_{c_lp} 表示最低频子带中的环境光; $t_{c_lp}(x)$ 表示最低频子带中的透射系数。由于

各通道的散射光衰减系数相近^[9], 可近似认为 $t_{r_lp}(x) = t_{g_lp}(x) = t_{b_lp}(x)$, 因此, 将透射系数统一表示为 $t_{lp}(x)$ 。

最低频子带中的环境光 B_{c_lp} 和透射系数 $t_{lp}(x)$ 可通过 DCP 方法来估计^[14]。该方法假设图像被分割成限定大小的矩形窗口, 各小窗口内的景深一致, 且至少有一个颜色通道的像素值接近于零, 其描述为

$$H_{\text{dark_lp}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} [\min_c H_{c_lp}(y)] \approx 0, \quad (7)$$

式中: $\Omega(x)$ 表示各局部小窗口; $H_{\text{dark_lp}}(x)$ 表示最低频子带 $H_{c_lp}(x)$ 的暗通道图; y 表示局部小窗口 $\Omega(x)$ 内的像素点。

然而, 当矩形分割后的各小窗口包含图像边缘时, 景深就不一定相同。因此, 在估计最低频子带的透射系数时, 先对图像进行超像素分割^[17], 即将相邻且景深相近的像素点分割至同一窗口, 再用分割后的不规则窗口取代(7)式中限定大小的矩形窗口。

令 S_i 为超像素分割后的第 i 个窗口, 对(6)式两边分别进行局部区域最小值运算, 可得

$$\min_{y \in S_i} \left\{ \min_c \left[\frac{I_{c_lp}(y)}{B_{c_lp}} \right] \right\} = t_{lp}(x) \min_{y \in S_i} \left\{ \min_c \left[\frac{H_{c_lp}(y)}{B_{c_lp}} \right] \right\} + 1 - t_{lp}(x). \quad (8)$$

将(7)式代表的先验知识代入(8)式,可得最低频子带的透射系数 $t_{lp}(x)$ 为

$$t_{lp}(x) = 1 - \min_{y \in S_i} \left\{ \min_c \left[\frac{I_{c_lp}(y)}{B_{c_lp}} \right] \right\}. \quad (9)$$

为获得更加自然的复原图像,可在(9)式中引入参数 ω 来进行调节^[6],即

$$t_{lp}(x) = 1 - \omega \min_{y \in S_i} \left\{ \min_c \left[\frac{I_{c_lp}(y)}{B_{c_lp}} \right] \right\}, \quad (10)$$

式中: ω 的经验取值为 0.95^[6]。

环境光 B_{c_lp} 的计算方法:在 $I_{c_lp}(x)$ 的暗通道图 $I_{dark_lp}(x)$ 中,取像素集中亮度在前 0.1% (像素点个数占比) 的区域为候选区域,将 $I_{c_lp}(x)$ 在候选区域内红、绿、蓝通道的平均值分别作为背景光 B_{r_lp} 、 B_{g_lp} 和 B_{b_lp} ^[6]。其中,暗通道图 $I_{dark_lp}(x)$ 的表达

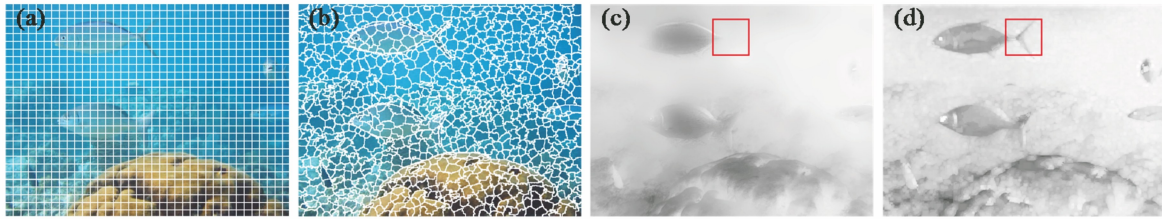


图 2 滤波窗口比较。(a)矩形滤波窗口;(b)超像素分割滤波窗口;(c)图 2(a)对应的透射系数图;(d)图 2(b)对应的透射系数图
Fig. 2 Comparisons of filtering windows. (a) Rectangular filtering window; (b) super-pixel segmentation filtering window; (c) transmission coefficient map corresponding to Fig. 2(a); (d) transmission coefficient map corresponding to Fig. 2(b)

3.3 在各高频子带抑制噪声与增强细节

对图像进行小波分解处理后,各高频子带几乎不受水下介质散射光的影响。因此,对各高频子带系数直接进行软阈值操作即可有效抑制噪声,其表达式^[16]为

$$\eta_r(z) = \text{sgn}(z) \cdot (|z| - \tau), \quad (13)$$

式中: $\eta_r(z)$ 是抑制噪声后的高频系数; z 是原始的高频系数; τ 是阈值; $\text{sgn}(\cdot)$ 是符号函数。

图像经小波分解后,水平、垂直、对角线三个方向的高频细节可分别视为这三个方向上的梯度,且清晰图像与退化图像的梯度^[14]满足

$$\nabla I_\Omega = (\partial_h I_\Omega, \partial_v I_\Omega, \partial_v \partial_h I_\Omega) =$$

$$t_\Omega \cdot \nabla H_\Omega = t_\Omega \cdot (\partial_h H_\Omega, \partial_v H_\Omega, \partial_v \partial_h H_\Omega), \quad (14)$$

式中: ∇I_Ω 表示水下图像 $I_c(x)$ 的局部梯度; ∇H_Ω 表示噪声与散射光均得到抑制的图像 $H_c(x)$ 的局部梯度; t_Ω 表示局部小窗口内的透射系数; $\partial_h I_\Omega = t_\Omega \cdot (\partial_h H_\Omega)$ 、 $\partial_v I_\Omega = t_\Omega \cdot (\partial_v H_\Omega)$ 和 $\partial_v \partial_h I_\Omega = t_\Omega \cdot$

式为

$$I_{dark_lp}(x) = \min_{x \in S_i} [\min_c I_{c_lp}(x)]. \quad (11)$$

此时,将透射系数 $t_{lp}(x)$ 和环境光 B_{c_lp} 代入(6)式,可求得抑制散射光后的最低频子带为

$$H_{c_lp}(x) = \frac{I_{c_lp}(x) - B_{c_lp}}{\max[t_{lp}(x), t_0]} + B_{c_lp}, \quad (12)$$

式中: t_0 是用于防止 $t_{lp}(x)$ 取值过小的常量,通常取值为 0.1。

DCP 方法中的矩形滤波窗口以及超像素分割滤波窗口如图 2 所示。对比图 2(a)、2(b)可知,利用超像素分割能更好地划分出景深相同的各小窗口。因此,在分割出的各小窗口中进行最小值滤波,所估计出的透射系数图 2(d)也比图 2(c)更能反映图像的真实景深信息,图 2(c)和图 2(d)实线框中的鱼尾区域的差异表明超像素分割的 DCP 方法能更精确地估计透射系数,从而更好地抑制了水下介质散射光的影响。

($\partial_v \partial_h H_\Omega$) 分别表示水平、垂直、对角线方向上的细节。

然后,对最低频子带的透射系数 $t_{lp}(x)$ 进行双线性插值^[14],得到各高频子带的透射系数;将抑制噪声后的各高频子带系数除以对应的透射系数,就可以实现各方向上的细节增强。

综上所述,对原始水下图像进行小波分解处理,在最低频子带中采用超像素分割的 DCP 方法抑制水下介质散射光,在各高频子带中利用软阈值方法抑制噪声并增强细节,再进行小波逆变换,可得(5)式所示的初步复原图像 $H_c(x)$ 。

3.4 非均匀入射光的校正

水下非均匀入射光会导致图像动态范围偏低、对比度下降并产生色偏。理论上,通过求解出入射光衰减项 $\lambda_c(x)$ 的函数表达式,就能得到归一化的实际入射光强 $[1 - \lambda_c(x)]$,进而求解出最终的复原图像。然而,由于光谱在不同水体中的衰减情况无

法精确估计,因此很难用某一函数来精确统一描述各种情况中 $\lambda_c(x)$ 的值。

直方图统计特性已被广泛应用于自动曝光^[18]和图像去模糊^[19]等图像处理领域,能有效提升图像的对比度。因此,从自然图像的直方图统计特性出发,对 LIVE 数据库^[20]中的参考图像及另外

收集到的 200 张自然场景下的高对比度无色偏图像进行了统计。通过随机观测发现:在高对比度无色偏图像中,红、绿、蓝三通道的直方图分布区间较宽且形状高度相似。部分观测结果如图 3 所示,从左至右依次为原始图像及红、绿、蓝通道的直方图。

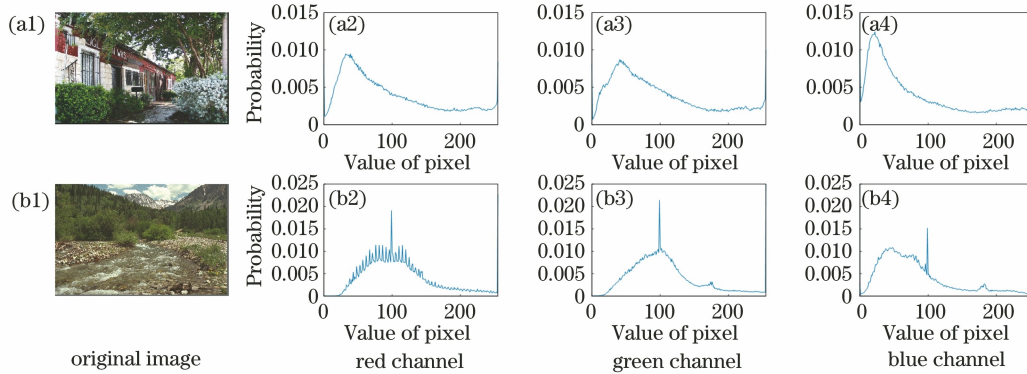


图 3 高对比度无色偏图像直方图。(a1)~(a4) “building2”图像;(b1)~(b4) “stream”图像
Fig. 3 Histograms of high-contrast images without color cast. (a1)~(a4) “building2” image; (b1)~(b4) “stream” image

因此,为了拓展图像的动态范围,首先对初步复原图像 $H_c(x)$ 的各通道进行拉伸,使用的拉伸函数表达式^[21]为

$$S(u) = \begin{cases} 0, & u \leq a_{\min} \\ (u - a_{\min}) \cdot \frac{255}{a_{\max} - a_{\min}}, & a_{\min} < u < a_{\max} \\ 255, & u \geq a_{\max} \end{cases} \quad (15)$$

式中: u 表示各像素点的像素值; a_{\max} 、 a_{\min} 分别表示去除了 0.5%(像素点个数占比)亮度最高的像素集和 0.5%(像素点个数占比)亮度最低的像素集后的像素最大值和最小值。

水下图像的绿通道相对于红通道和蓝通道而言损失更少^[22]。因此,进一步取拉伸后的绿通道直方图为参考直方图,通过直方图匹配方法^[23],将红、蓝通道的直方图匹配成参考直方图,以补偿水下红、蓝通道的衰减,进而满足高对比度无色偏图像直方图统计的要求。

图 4 给出了一个直方图调整示例,图 4(a)和图 4(b)分别为初步复原图像 $H_c(x)$ 和利用所提方法进行直方图调整后的输出图像 $J_c(x)$ 。对比可知,所提方法有效地拓展了图像的动态范围,且输出图像各通道的直方图具有高度相似性,因此,输出图像的颜色和对比度得到了显著改善。

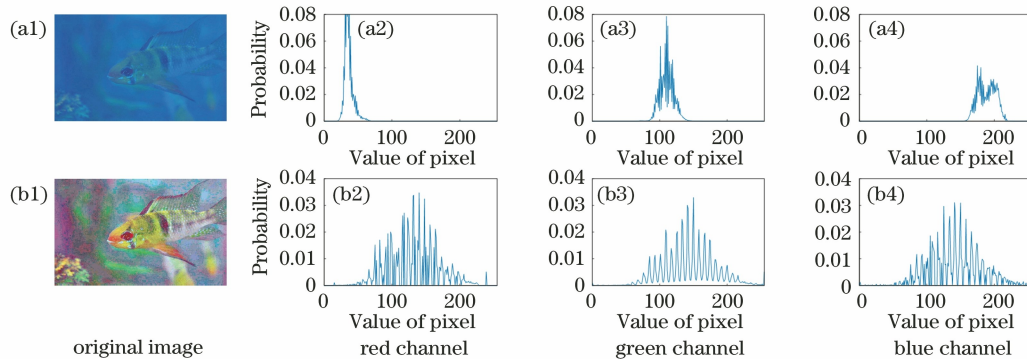


图 4 直方图调整。(a1)~(a4)初步复原图像;(b1)~(b4)输出图像
Fig. 4 Images after histogram adjustment. (a1)~(a4) Preliminary restored image; (b1)~(b4) output image

3.5 算法流程图

基于非均匀入射光水下成像模型的复原流程如

图 5 所示。首先,对原始水下图像进行小波分解;然后,在最低频子带中利用超像素分割的 DCP 方法来

抑制散射光,并在各高频子带中利用软阈值方法来抑制噪声,进一步增强各方向上的细节;接着,进行小波逆变换,得到初步复原图像 $H_c(x)$;最后,对

$H_c(x)$ 的各通道分别进行动态范围拉伸,取拉伸后的绿通道直方图为参考直方图进行直方图匹配,得到最终的复原图像 $J_c(x)$ 。

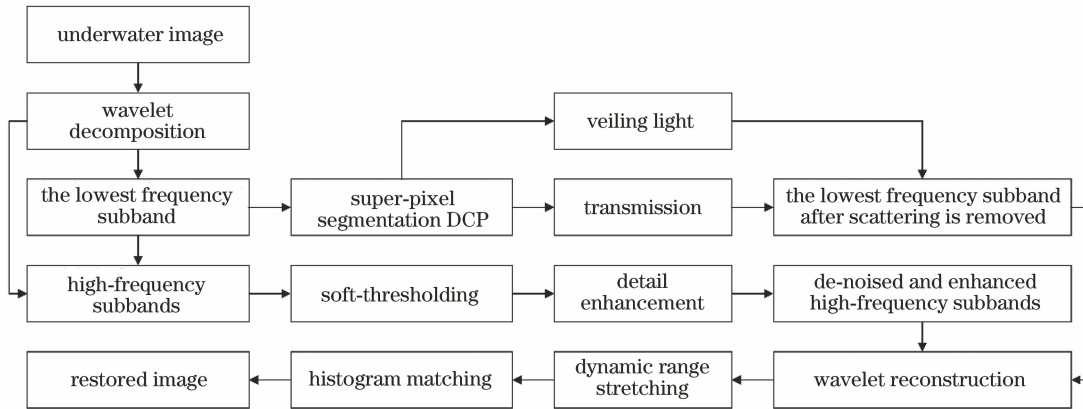


图 5 算法流程

Fig. 5 Flow chart of algorithm

4 实验结果与分析

为验证所提方法的有效性,在无参考水下图像集以及不同浑浊程度的有参考水下图像集中分别进行实验,并与经典的 RDCP 算法^[7]、IBLA 算法^[8]、双透射率算法^[9]、Fusion 算法^[5]及 CNN 结合 HWD 算法^[10]进行比较,综合主观视觉效果和客观评价指标,对算法的性能进行分析。实验过程中,为了计算简便,小波分解采用的是 Haar 小波。由于图像在小波分解后,细节特征集中于层级 1 和层级 2^[24],因此设定分解层级为 2。超像素分割时,为了与数据集中的图像大小相匹配,设置分割窗口数为 500。为抑制介质散射光的影响,先将最低频子带的小波系数值归一化至 $[0, 1]$ 区间,之后再将系数还原。

4.1 无参考水下图像的比较与分析

所使用的水下退化图像来自于文献[25],各算法处理后的结果如图 6 所示。对比各算法的主观视觉效果可知:RDCP 算法复原图像的清晰度较差,且对 Image4 和 Image7 以外的图像的颜色校正失效;IBLA 算法同样在颜色信息恢复时表现不佳,且所得图像的视觉效果过饱和;双透射率算法复原图像的对比度和细节得到了很大的改善,但色彩不鲜明,未能反映出水下场景的真实颜色信息;Fusion 算法尽管得到了较清晰且色偏校正效果较好的图像,但图像局部区域过亮;CNN 结合 HWD 算法复原图像的清晰度较高,且进行边缘增强后细节突出,但整体色彩偏灰,且局部偏暗。而所提模型能更好

地反映水下图像的成像机制,不同类型的水下图像经由所提方法处理后,都能得到清晰度好、对比度高和颜色自然的复原图像。对比图 6 中的 Image2 可以发现,所提方法复原图像中的珊瑚色彩更鲜明。对比图 6 中 Image4 和 Image7 可以发现,所提方法复原图像中的小鱼没有出现局部过亮或过暗的情况。即使是 Image8 这样的深海鱼群图像,所提方法也取得了比其他几种方法更好的视觉效果。

接着,选取水下彩色图像质量评价(UCIQE)^[26]指标对各算法的性能进行客观评价。它是一种综合考虑了色度、对比度和饱和度的加权指标,图像质量越好,则 UCIQE 值越高。图 6 所示图像的 UCIQE 值如表 1 所示,其中,加粗数值表示每幅图像由不同算法处理后的最优值。

由表 1 可知:所提方法处理后的平均 UCIQE 值最高,在除 Image2、Image4 和 Image6 以外的图像上均取得了最高的 UCIQE 值;对 Image2、Image4 和 Image6 图像而言,所提方法处理后的 UCIQE 值是次高,结合图 6 可知,Image2 和 Image6 经 IBLA 算法处理后的 UCIQE 指标最高,Image4 经双透射率算法处理后的 UCIQE 指标最高,但是色偏未能得到有效校正,其 UCIQE 指标偏高的原因是处理后图像的饱和度过高。

综合主观视觉效果和客观评价指标可知:所提方法对无参考的水下图像进行处理,可得到视觉更清晰、对比度更高和色彩更均衡的图像,且平均 UCIQE 值最高。

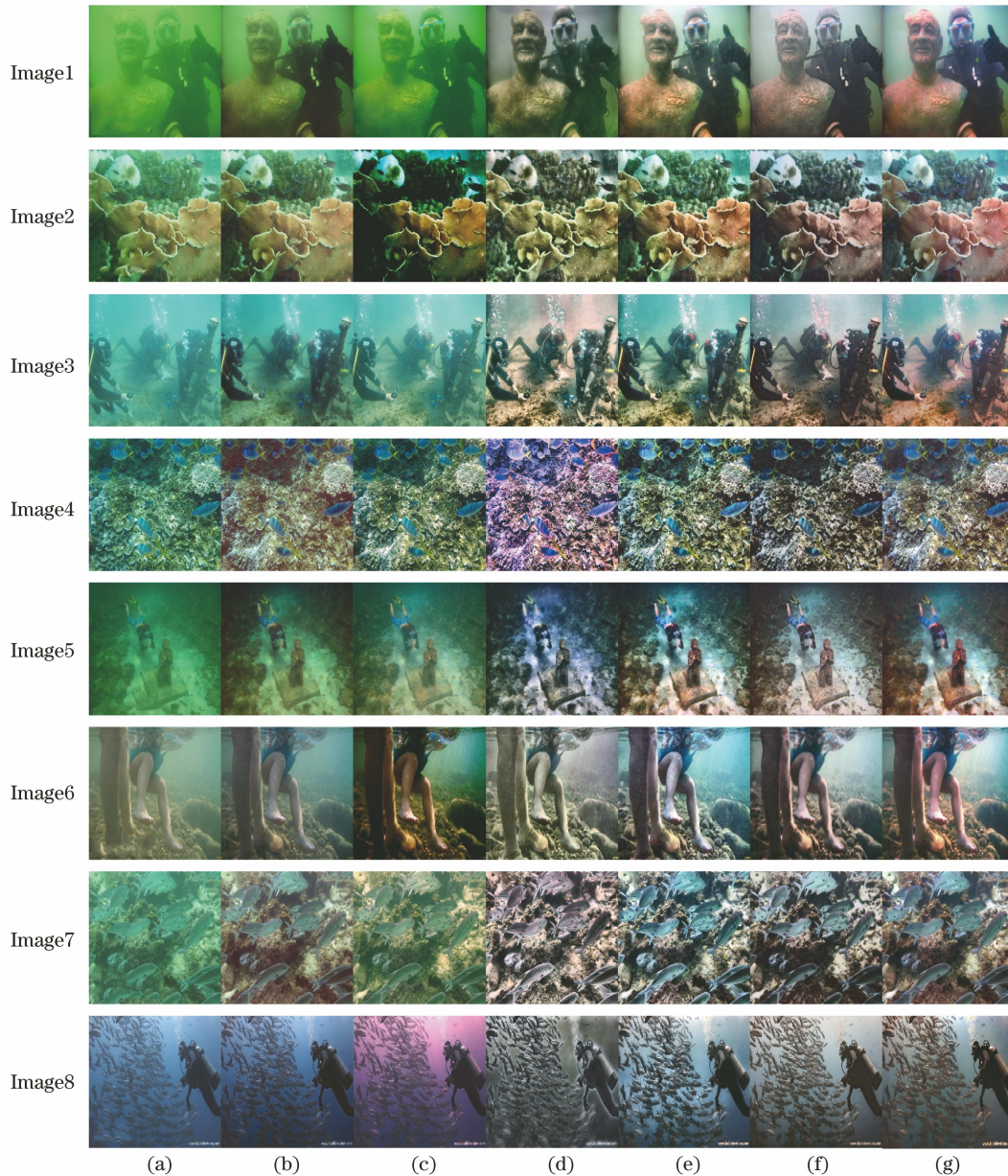


图 6 不同算法的实验结果。(a)原始图像;(b) RDCP 算法;(c) IBLA 算法;(d)文献[9]中的算法;
(e) Fusion 算法;(f) CNN 结合 HWD 算法;(g)所提算法

Fig. 6 Experimental results of different algorithms. (a) Original images; (b) RDCP algorithm; (c) IBLA algorithm; (d) algorithm in Ref. [9]; (e) Fusion algorithm; (f) CNN combined with HWD algorithm; (g) proposed algorithm

表 1 UCIQE 指标定量评价结果

Table 1 Quantitative evaluation results in terms of UCIQE index

Image	Original	Ref. [7]	Ref. [8]	Ref. [9]	Ref. [5]	Ref. [10]	Proposed
1	0.4230	0.5435	0.4890	0.5339	0.6260	0.5632	0.6360
2	0.5816	0.6091	0.6725	0.6074	0.6487	0.6132	0.6511
3	0.4294	0.5613	0.4667	0.5917	0.6214	0.5888	0.6351
4	0.5397	0.5701	0.6035	0.6269	0.6149	0.5863	0.6180
5	0.4355	0.5518	0.5160	0.5770	0.6321	0.5730	0.6341
6	0.4403	0.4929	0.6210	0.5193	0.6121	0.5881	0.6191
7	0.4464	0.5457	0.5147	0.5668	0.6120	0.5829	0.6142
8	0.4909	0.5476	0.5649	0.4937	0.5828	0.5374	0.5845
Average	0.4734	0.5528	0.5560	0.5646	0.6187	0.5791	0.6240

4.2 TURBID 数据集的比较与分析

采用有参考图像的 TURBID 数据集进行实验。其中,“Milk”图像的退化程度随水下环境中所添加牛奶体积的增加而增加。选取参考图像以及浑浊程度为 4、6 和 8 的图像,分别记为 *Img1*、*Img2*、*Img3* 和 *Img4*,各算法处理后的实验结果对比如图 7 所示。

由图 7 可知:RDCP 算法复原图像的颜色偏离参考图像,且随退化程度的增加,色偏越来越严重;IBLA 算法对不同退化程度的图像的复原效果均不理想,且视觉效果过饱和;双透射率算法不能复原出真实场景的颜色信息,对于浑浊程度递增的水下图像,鲁棒性较差;Fusion 算法增强的图像虽然整体

对比度得到了有效提升,但存在砂石局部过亮的问题;CNN 结合 HWD 算法复原图像的整体视觉效果偏灰,且图像中的两个矩形盒子明显局部偏暗;所提方法复原图像的整体亮度和对比度适中,没有出现局部过亮或过暗区域,对于浑浊程度递增的水下图像,鲁棒性较好,且视觉效果与参考图像最为接近。

接着,选取均方根误差(RMSE)^[27]和结构相似度(SSIM)^[27]作为客观评价的依据。其中, RMSE 值越接近 0,则复原图像中噪声越小;SSIM 值越接近 1,则复原图像与参考图像的结构越相似。对不同浑浊程度的图像进行处理,各算法所得图像的 RMSE 和 SSIM 折线图如图 8 所示。

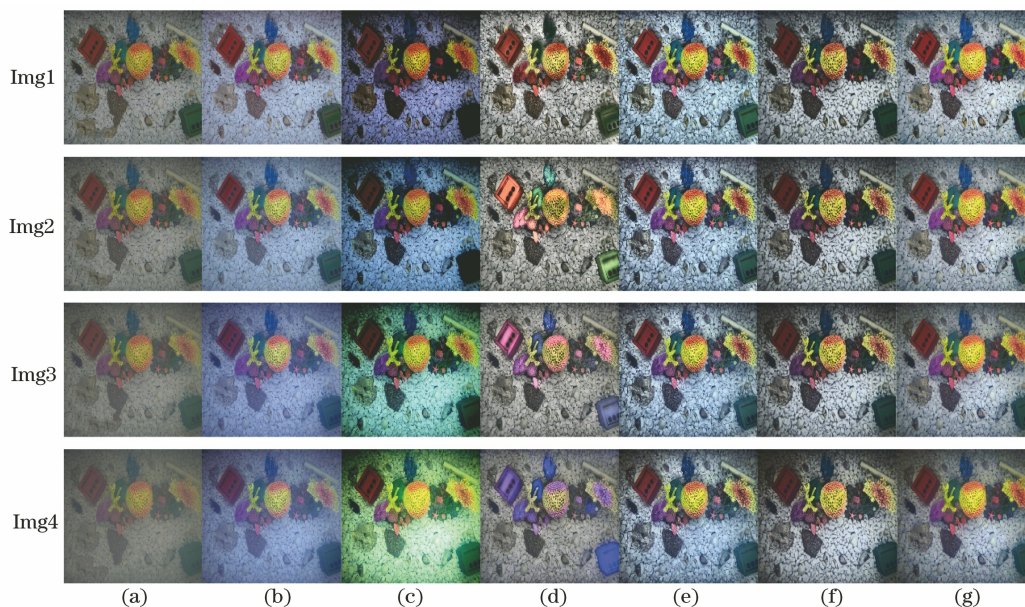


图 7 不同浑浊程度的实验结果。(a)原始图像;(b)RDCP 算法;(c)IBLA 算法;(d)文献[9]中的算法;(e) Fusion 算法;(f) CNN 结合 HWD 算法;(g)所提算法

Fig. 7 Experimental results under different turbidities. (a) Original images; (b) RDCP algorithm; (c) IBLA algorithm; (d) algorithm in Ref. [9]; (e) Fusion algorithm; (f) CNN combined with HWD algorithm; (g) proposed algorithm

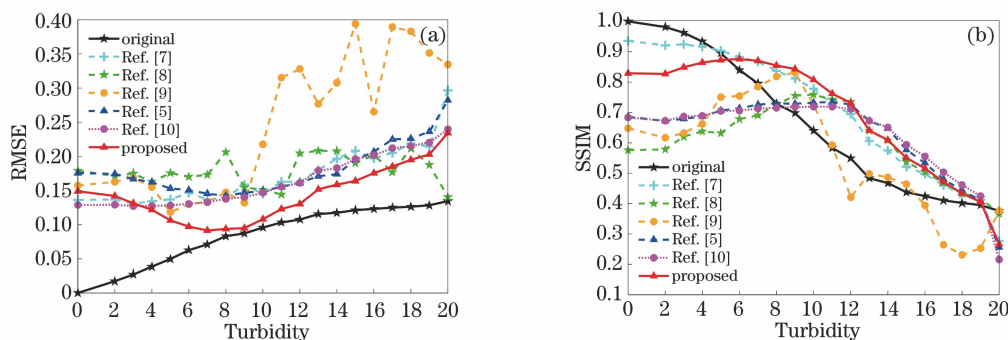


图 8 不同浑浊程度下的数值结果对比。(a) RMSE 指标;(b) SSIM 指标

Fig. 8 Comparison of numerical results under different turbidities. (a) RMSE index; (b) SSIM index

由图 8(a)和图 8(b)可知,所提算法对浑浊程度为 7~12 的图像的处理效果最好,此时, RMSE 值

在各算法中最低且 SSIM 值在各算法中最高,即所提方法复原图像更接近真实参考图像。当浑浊程度

为 0~6 时,所提方法复原图像的 RMSE 值和 SSIM 值不是最优的,然而,所提算法复原图像与参考图像的主观视觉效果最为接近,部分结果如图 7 中的 Img1、Img2 和 Img3 所示。此时,综合主观视觉效果和客观评价指标,所提方法在浑浊程度为 0~6 时也优于其他算法。当浑浊程度高于 12 时,图像退化程度急剧增加,各算法处理后的 RMSE 值均明显增大且 SSIM 值均明显减小,这表明不同算法的性能均明显下降,很难再用这两个指标来评估算法的性能。

综上所述,所提方法对“Milk”图像进行复原,在浑浊程度为 0~12 时均能得到接近于真实参考图像的复原结果,表明所提方法对不同浑浊程度的图像具有较好的鲁棒性。

5 结 论

为了解决水下成像环境中的非均匀入射光及噪声干扰问题,建立了一种非均匀入射光水下成像模型,并基于该模型,利用小波变换方法和自然图像的直方图统计特性,给出了一种新的水下图像复原方法。对无参考及不同浑浊程度的有参考水下图像集进行复原,并与多种经典水下图像复原方法进行对比。实验结果表明:所提方法能复原出清晰度高、对比度均衡和颜色自然的水下图像,且 UCIQE 指标的平均值为 0.6240,优于现有文献报道的算法。

参 考 文 献

- [1] Lin S, Zhao Y. Review on key technologies of target exploration in underwater optical images[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(6): 060002.
林森, 赵颖. 水下光学图像中目标探测关键技术研究综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(6): 060002.
- [2] Guo J C, Li C Y, Guo C L, et al. Research progress of underwater image enhancement and restoration methods[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(3): 273-287.
郭继昌, 李重仪, 郭春乐, 等. 水下图像增强和复原方法研究进展[J]. *中国图象图形学报*, 2017, 22(3): 273-287.
- [3] Cai C D, Huo G Y, Zhou Y, et al. Underwater image restoration method based on scene depth estimation and white balance [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(3): 031008.
蔡晨东, 霍冠英, 周妍, 等. 基于场景深度估计和白平衡的水下图像复原[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(3): 031008.
- [4] Liu Y Z, Chi K C, Lin S. Underwater image restoration based on background light estimation and transmittance optimization [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(14): 141010.
刘玉珍, 迟凯晨, 林森. 基于背景光估计与透射率优化的水下图像复原[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(14): 141010.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] Wang G L, Tian J D, Li P Y. Image color correction based on double transmission underwater imaging model [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(9): 0901002.
王国霖, 田建东, 李鹏越. 基于双透射率水下成像模型的图像颜色校正[J]. *光学学报*, 2019, 39(9): 0901002.
- [10] Pan P W, Yuan F, Cheng E. Underwater image de-scattering and enhancing using Dehazenet and HWD [J]. *Journal of Marine Science and Technology*, 2018, 26(4): 531-540.
- [11] McGlamery B L. A computer model for underwater camera systems[J]. *Proceedings of the SPIE*, 1980, 0208: 221-231.
- [12] Li J M, Hou G J, Pan Z K, et al. Underwater image restoration based on a Laplace operator prior term [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(16): 161026.
李景明, 侯国家, 潘振宽, 等. 基于拉普拉斯算子先验项的水下图像复原[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(16): 161026.
- [13] Land E H, McCann J J. Lightness and retinex theory [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1971, 61(1): 1-11.
- [14] Liu X, Zhang H, Cheung Y M, et al. Efficient single image dehazing and denoising: an efficient multi-scale correlated wavelet approach[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2017, 162: 23-33.

- [15] Duarte A, Codevilla F, Gaya J D O, et al. A dataset to evaluate underwater image restoration methods[C]//OCEANS 2016-Shanghai, April 10-13, 2016, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2016: 1-6.
- [16] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
- [17] Yang M M, Liu J C, Li Z G. Superpixel-based single nighttime image haze removal[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2018, 20(11): 3008-3018.
- [18] Yang H T, Chang Y L, Wang J, et al. A new automatic exposure algorithm for video cameras using luminance histogram[J]. Acta Optica Sinica, 2007, 27(5): 841-847.
杨海涛, 常义林, 王静, 等. 一种基于亮度直方图的自动曝光控制方法[J]. 光学学报, 2007, 27(5): 841-847.
- [19] Yang A P, Wang J B, Yang B W, et al. Joint deep denoising prior for image blind deblurring[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(10): 1010003.
杨爱萍, 王金斌, 杨炳旺, 等. 联合深度去噪先验图像盲去模糊[J]. 光学学报, 2018, 38(10): 1010003.
- [20] Sheikh H R, Sabir M F, Bovik A C. A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(11): 3440-3451.
- [21] Limare N, Lisani J L, Morel J M, et al. Simplest color balance[J]. Image Processing on Line, 2011, 1: 297-315.
- [22] 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.
- [23] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing [M]. Ruan Q Q, Ruan Y Z, Transl. 2nd ed. Beijing: Electronic Industry Press, 2007: 94-102.
拉斐尔·冈萨雷斯, 理查德·伍兹. 数字图像处理 [M]. 阮秋琦, 阮宇智, 译. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2007: 94-102.
- [24] Zhou W, Li D, Zhang J Q. A complementary color wavelet-based measure on color image sharpness assessment for autofocus [J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(8): 1615-1627.
周汶, 李旦, 张建秋. 评价彩色图像自动聚焦清晰度的互补色小波测度[J]. 自动化学报, 2020, 46(8): 1615-1627.
- [25] 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.
- [26] Yang M, Sowmya A. An underwater color image quality evaluation metric [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [27] Sara U, Akter M, Uddin M S. Image quality assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR: a comparative study [J]. Journal of Computer and Communications, 2019, 7(3): 8-18.