

基于四叉树分级搜索和透射率优化的水下图像复原

邱启蒙, 张亚加, 高智强, 邵建龙*

昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南昆明 650500

摘要 针对不同场景下获得的水下图像存在色偏、细节模糊和对比度低等问题,提出一种基于四叉树分级搜索和透射率优化的水下图像复原方法。首先,建立双透射率水下成像模型,将透射率定义为直接分量透射率和后向散射分量透射率;然后,利用红通道补偿算法对原图像进行预处理,并利用四叉树分级搜索、改进暗通道先验和无退化像素点方法分别估计背景光强度、后向散射分量透射率和直接分量透射率;最后,通过逆求解成像模型,并采用满足瑞利分布的直方图拉伸获得复原图像。实验结果表明,与其他水下图像复原方法相比,所提方法对在强干扰环境下采集的水下图像有着更强的颜色失真校正以及模糊信息增强的能力。

关键词 海洋光学; 水下图像复原; 双透射率; 红通道补偿; 四叉树; 暗通道先验

中图分类号 TP391 **文献标志码** A

DOI: 10.3788/AOS221598

1 引言

海洋环境蕴含着丰富的生物、化学、矿产和能源资源,在当今全球粮食、能源供应紧张和人口迅速增长的矛盾下,开发利用海洋资源已成为全球共同探索的课题。作为探索和传输海洋信息的主要手段,水下视频图像的采集与分析无疑成为近年来的研究热点。为了解决光在水下传播时受吸收和散射作用而产生的图像色偏、对比度低以及边缘细节模糊等问题^[1-2],科研人员不断探索出针对采集的水下图像进行清晰化的方法^[3],并且将其投入到实践中以提高水下图像的应用价值。

围绕水下图像的清晰化处理,根据处理方式的不同将已有方法分为两类:基于图像增强的方法和基于图像复原的方法。其中,基于图像增强的方法不考虑水下物理成像过程,主要运用数字图像处理方法[如白平衡、直方图均衡化(HE)、限制对比度直方图均衡化(CLAHE)方法,以及有别于传统方法的基于图像融合^[4-6]、Retinex理论^[7-8]和变换域处理^[9-10]的方法]来改善图像的质量。此类方法能有效提高图像的对比度和清晰度,但没有考虑水下光学成像特点,导致图像局部过度增强以及主观评价较差。相较于图像增强的方法,基于图像复原的方法依赖水下成像物理模型,通过利用图像的先验信息反演出未降质的图像。传统方法主

要包括暗通道先验(DCP)方法^[11]及其改进方法^[12-17],但上述方法在均衡图像色彩方面的效果并不理想。在过去几年中,研究者们提出了拟合背景光散射分量^[18]和抑制不均匀光照^[19]的方法,在雾化图像上取得了较好的恢复效果。但在不同的场景或不同的失真情况下,上述复原方法所使用的水下成像模型都忽略了直接分量和后向散射分量中透射率的差异,导致模型的鲁棒性较差。另外,在参数求解过程中,场景中的悬浮粒子、人造光照射以及暗淡背景光都容易干扰这些方法对背景光强度和透射率(深度图)参数的准确估计。

针对上述问题,本文搭建了具有强鲁棒性的双透射率水下成像模型,并提出一种红通道补偿算法,利用该算法对原图像进行预处理,以减少环境干扰。在获得预处理图像后,通过四叉树分级模型搜索背景光,通过改进暗通道先验方法估算后向散射分量透射率,并通过无退化像素区域获得直接分量透射率。为了消除不均匀光照对成像结果的影响,对图像在CIELab空间中的亮度分量进行了满足瑞利分布的直方图拉伸。实验结果证明,所提方法应用在不同的水下场景时,能有效校正图像颜色、突出细节纹理、提高图像对比度。

2 水下成像模型

2.1 传统水下成像模型

在大气散射成像模型的基础上,常用的水下成像

收稿日期: 2022-08-11; 修回日期: 2022-09-07; 录用日期: 2022-10-10; 网络首发日期: 2022-10-21

基金项目: 国家自然科学基金(61971208)

通信作者: *sj-long@163.com

模型忽略了前向散射的影响,可表示为

$$I_c(x) = J_c(x)t_c(x) + B_c^\infty[1 - t_c(x)], c \in \{R, G, B\}, \quad (1)$$

式中: x 为像素坐标; c 为R、G、B任一颜色通道; $I_c(x)$ 为观测到的水下图像; $J_c(x)$ 为复原后的清晰图像; B_c^∞ 为全局背景光; $t_c(x)$ 为透射系数。当介质均匀分布时,透射系数可进一步表示为

$$t_c(x) = \exp[-\beta \cdot z(x)], \quad (2)$$

式中: β 为衰减系数; $z(x)$ 为相机到场景的距离。

式(1)表明,成像过程主要受两个因素的影响:

1)直接衰减分量 $J_c(x)t_c(x)$,表示相机直接接收的物体反射光;2)后向散射分量 $B_c^\infty[1 - t_c(x)]$,表示被水中悬浮物和水分子从各个角度散射到相机的入射光。

2.2 双透射率水下成像模型

在传统模型基础上,Akkaynak等^[20]归纳了直接衰减分量和后向散射分量的透射率计算中参数之间的依赖关系,提出一个鲁棒性强的水下成像模型,即

$$I_c = J_c \exp[-\beta_c^{\text{forward}}(\mathbf{v}_{\text{forward}}) \cdot \mathbf{z}] + B_c^\infty \{1 - \exp[-\beta_c^{\text{back}}(\mathbf{v}_{\text{back}}) \cdot \mathbf{z}]\}, \quad (3)$$

式中: z 为场景深度; B_c^∞ 为全局背景光;向量 $\mathbf{v}_{\text{forward}}$ 和 \mathbf{v}_{back} 分别为直接衰减系数 β_c^{forward} 与后向散射衰减系数 β_c^{back} 参数之间的相关性。

$$\begin{cases} \mathbf{v}_{\text{forward}} = \{z, \rho, E, S_c, a\} \\ \mathbf{v}_{\text{back}} = \{E, S_c, b, a\} \end{cases}, \quad (4)$$

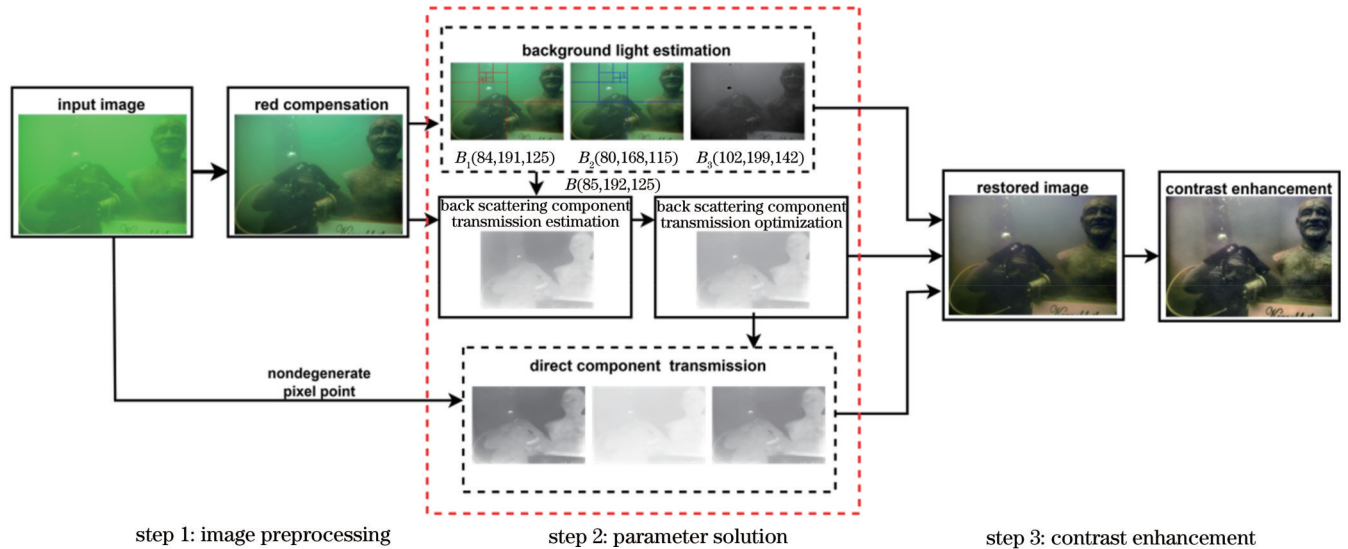


图1 算法流程

Fig. 1 Algorithm flow

3.1 图像预处理

波长较长的光线在水体中传输时,会随着水深的下降而产生剧烈的衰减,使得采集到的水下图像存在颜色失真的问题。通常情况下,与红通道相比,绿、蓝通道采集的图像在水下保存得较好。去马赛克算法^[7]

式中: ρ 为物体反射率; E 为光照强度; S_c 为相机传感器光谱响应; a 为光吸收系数; b 为光散射系数。然而,该模型在反演退化过程需要一系列必须手动测量的参数和准确的深度信息,因此未能引起广泛的关注。根据文献^[21]的结论,本研究忽略了部分参数对成像结果的影响,定义了双透射率水下成像模型,即

$$I_c(x) = H_c(x)t_c^{\text{forward}}(x) + B_c^\infty[1 - t_c^{\text{back}}(x)], \quad (5)$$

式中: $H_c(x) = [1 - \lambda_c(x)]J_c(x)$,其中 $\lambda_c(x)$ 为入射光衰减项,描述非均匀入射光的影响; $t_c^{\text{forward}}(x) = \exp(-\beta_c^{\text{forward}} \cdot z)$ 为直接分量透射率,其中 β_c^{forward} 为直接衰减系数,本研究仅考虑该系数随光的波长变化而产生的影响; $t_c^{\text{back}}(x) = \exp(-\beta_c^{\text{back}} \cdot z)$ 为后向散射分量透射率,其中 β_c^{back} 为后向散射衰减系数,该系数与光的波长弱相关^[20]。忽略此弱相关后,可得:

$$t_c^{\text{back}}(x) = t_R^{\text{back}}(x) = t_G^{\text{back}}(x) = t_B^{\text{back}}(x). \quad (6)$$

3 模型求解

本研究将基于双透射率水下成像模型完成退化图像的逆求解,其流程如图1所示。从图1可以看到,图像复原过程分为3个步骤:图像预处理、参数求解和不均匀光照处理。与传统模型相比,双透射率成像模型扩展了透射率变量,从而增加了算法的时间复杂度。因此,本研究利用二叉树算法和改进暗通道先验算法快速完成参数求解。

中使用色彩滤波阵列(CFA)插值将不完整颜色样本重建为全色图像。受此启发,本研究设计了红通道补偿函数,将绿通道和蓝通道按不同比例补偿给红通道,补偿公式为

$$\tilde{I}_R(x, y) = I_R(x, y) + V_{\text{temp1}}V_{\text{temp2}}, \quad (7)$$

式中: $I_R(x, y)$ 、 $\tilde{I}_R(x, y)$ 为红通道补偿前后的图像; $V_{\text{temp}1}$ 为补偿比例控制项, 仅对红通道高度衰减区域执行补偿; $V_{\text{temp}2}$ 为补偿量。

$$\begin{cases} V_{\text{temp}1} = \frac{\alpha I_G(x, y) + (1 - \alpha) I_B(x, y)}{I_R(x, y) + I_G(x, y) + I_B(x, y)}, \\ V_{\text{temp}2} = [\alpha \bar{I}_G + (1 - \alpha) \bar{I}_B] - I_R(x, y) \end{cases} \quad (8)$$



图 2 图像预处理结果。(a)原图;(b)预处理图像

Fig. 2 Image preprocessing results. (a) Original image; (b) preprocessed image

3.2 参数求解

3.2.1 背景光

为避免水下人造光源和白色物体对背景光估计的干扰, 分析背景光值是从远离相机的平滑区域获得的, 其周围的色差大, 亮度变化缓慢。因此, 本研究提出一种基于平滑度、最大色差和最大亮度的背景光估计方法。

首先, 采用四叉树分级搜索方法将输入图像平均分为 4 个区域, 并根据每个区域的最小方差值选择是否继续迭代, 从而找到方差最小的区域 S_1 , 并选取该区域的平均值作为背景光候选 B_1 。

$$S_1(i) = \sum_{x \in \Omega(i)} [G_i(x) - \bar{G}_i]^2, \quad (9)$$

$$B_1 = \frac{1}{mn} \sum_{x \in \Omega(v)} I_c(x), \quad (10)$$

式中: $G_i(x)$ 和 \bar{G}_i 分别为 $i \in \{1, 2, 3, 4\}$ 区域图像的灰度图和平均灰度图; $\Omega(i)$ 为每次迭代中生成的第 i 个区域; $\Omega(v)$ 为最小方差区域; m, n 为最小方差区域的像素数。

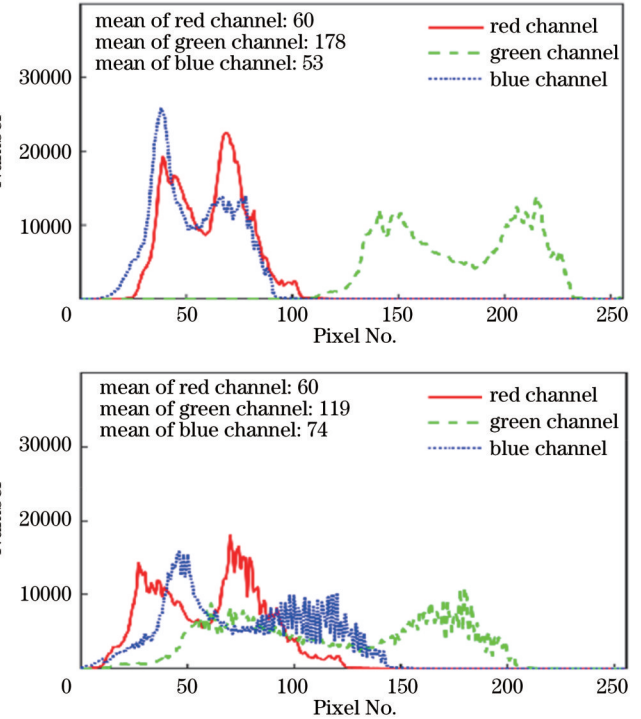
然后, 继续采用四叉树分级搜索方法找到色差最

大的区域 S_2 , 并选取该区域的平均值作为背景光候选 B_2 。

$$S_2(i) = \sum_{x \in \Omega(i)} [|I_R(x) - I_G(x)| + |I_R(x) - I_B(x)|], \quad (11)$$

$$B_2 = \frac{1}{mn} \sum_{x \in \Omega(w)} I_c(x), \quad (12)$$

式中: $I_R(x)$ 、 $I_G(x)$ 、 $I_B(x)$ 分别为图像的红、绿、蓝通道; $\Omega(w)$ 为最大色差区域。较大的 S_2 值表明远景中的红光衰减比近景更严重, 同时最大色差搜索域也避免了白色物体的干扰。



最后, 为反映水下环境的景深效果, 以亮、暗通道的视差^[17]得到场景深度图, 并选取深度图中前 0.1% 像素所在图像的三通道平均值作为背景光候选 B_3 。

$$J_{\text{depth}}(x) = I_{\text{max}}(x) - I_{\text{min}}(x), \quad (13)$$

$$B_3 = \frac{1}{|P_{0.1\%}|} \sum_{x \in P_{0.1\%}} J_{\text{depth}}(x), \quad (14)$$

式中: $J_{\text{depth}}(x)$ 为深度图; $P_{0.1\%}$ 为深度图中前 0.1% 像素位置; I_{max} 为三通道均值最大的通道图像; I_{min} 为三通道均值最小的通道图像。针对不同的水下环境, 提出

一种自适应权重的背景光估计方法,表示为

$$\alpha = \frac{1}{1 + \exp(-s \cdot A_{\text{grl}} - \sigma_m)}, \quad (15)$$

$$\beta = \frac{1}{1 + \exp(-s \cdot A_{\text{El}} - \sigma_n)}, \quad (16)$$

$$B = \alpha B_3 + (1 - \alpha)[(1 - \beta)B_1 + \beta B_2], \quad (17)$$

式中: A_{grl} 为灰度图平均值; A_{El} 为利用彩色图像分割算法^[22]对输入图像边缘分割后的平均值; s 为经验常数,设为32;固定阈值 $\sigma_m = 0.5$ 、 $\sigma_n = 0.15$; α 表示灰度值大于0.5的像素数占比; β 表示目标边缘强度均值大

于0.15的像素数占比。

从图3(a)可以看到,当图像更亮时,灰度图中有更多点的像素值大于0.5,而 B_3 选取深度图前0.1%像素的平均值,因此在式(17)中占有更大的权重。从图3(b)可以看到,当拍摄大面积近景目标时,目标轮廓更显著,此时使用平滑度估计的背景光 B_1 错误地估计在佛像表面,而使用最大色差估计的背景光 B_2 则正确估计在无穷远处,因此 B_2 在式(17)中占有更大权重。从图3(c)可以看到,当背景区域平坦时,基于平滑度估计的背景光 B_1 在式(17)中占有更大权重。

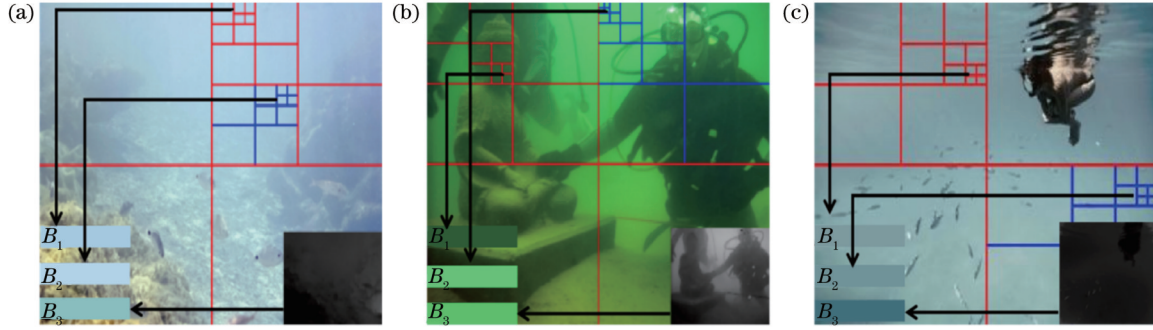


图3 背景光估计结果。(a)高亮度图像;(b)近景图像;(c)远景图像

Fig. 3 Background light estimation results. (a) High brightness image; (b) close image; (c) distant image

3.2.2 后向散射分量透射率

通过对大量自然无雾图像的统计,He等^[11]发现图像非天空的局部区域中至少有一个像素的红、绿、蓝通道值很低,其数学定义为

$$J_c^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \omega(x)} \left[\min_{c \in \{R, G, B\}} J_c(y) \right] \approx 0, \quad (18)$$

式中: J_c^{dark} 为暗通道图像; $J_c(y)$ 表示以 x 坐标为中心的滤波窗口 ω 内红、绿、蓝通道的图像。对式(5)使用相同滤波窗口,可以得到:

$$t_c^{\text{forward}}(x) \min_{y \in \omega(x)} \left[\min_{c \in \{R, G, B\}} \frac{H_c(y)}{B_c^\infty} \right] + 1 - t_c^{\text{back}}(x). \quad (19)$$

将式(18)代入式(19),得到

$$t_c^{\text{back}}(x) = 1 - \min_{y \in \omega(x)} \left[\min_{c \in \{R, G, B\}} \frac{I_c(y)}{B_c^\infty} \right], \quad (20)$$

式中: $\min_{y \in \omega(x)} \left[\min_{c \in \{R, G, B\}} I_c(y) \right]$ 表示环境的景深信息,但是水体对光的选择性吸收导致水下图像的红通道值过小,使得求解的透射率 t_c^{back} 过大。因此,本研究将3.2.1节中利用亮暗通道视差得到的场景深度图用于透射率的计算,可表示为

$$t_{c, \text{coarse}}^{\text{back}}(x) = 1 - \frac{J_{\text{depth}}(x)}{B_c^\infty}, \quad (21)$$

式中: $t_{c, \text{coarse}}^{\text{back}}(x)$ 为粗糙的后向散射分量透射率。当场景中存在人工照明时,高照度区域的透射率会被估计

得过小,容易造成红通道补偿过度。因此,将光源饱和度和分量用于亮度信息提取,用公式表示为

$$\text{sat}[I_c(i, j)] = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left\{ 1 - \frac{\min[I_c(i, j)]}{\max[I_c(i, j)]} \right\}, \quad (22)$$

式中: $\text{sat}[I_c(i, j)]$ 表示对图像 $I_c(i, j)$ 的亮度信息提取; M 、 N 为图像的宽度和高度; $\max[I_c(i, j)]$ 和 $\min[I_c(i, j)]$ 分别为 (i, j) 坐标处红、绿、蓝通道的最大值和最小值。为避免图像产生块状效应,选择引导滤波^[23]进行后续处理,最终得到的后向散射分量透射率为

$$t_{c, F}^{\text{back}}(x) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \min[F I_{c, \text{coarse}}^{\text{back}}(i, j), \lambda \text{sat}(i, j)], \quad (23)$$

式中: λ 为拟合参数,本研究默认 $\lambda = 0.5$; F 为引导滤波算子。细化前后的图像如图4所示。

3.2.3 直接分量透射率

由式(5)可知,从退化图像中获得直接分量透射率 $t_c^{\text{forward}}(x)$,需要已知未退化像素区域,但是在色偏严重且对比度低的水下图像中无法直接获得未退化像素区域。文献[24-25]中使用灰度世界算法求得未退化的背景区域,但当图像色彩单一时,背景处会引入红色伪影。为避免图像过度补偿,本研究采用一种新的白平衡算法^[4]对原图进行处理,并选取背景光区域为未退化像素区域 $H_c(x_0)$,将 $H_c(x_0)$ 代入式(5)得到

$$t_c^{\text{forward}}(x) = \frac{I_c(x) - B_c^\infty [1 - t_{c, \text{coarse}}^{\text{back}}(x)]}{H_c(x_0)}. \quad (24)$$

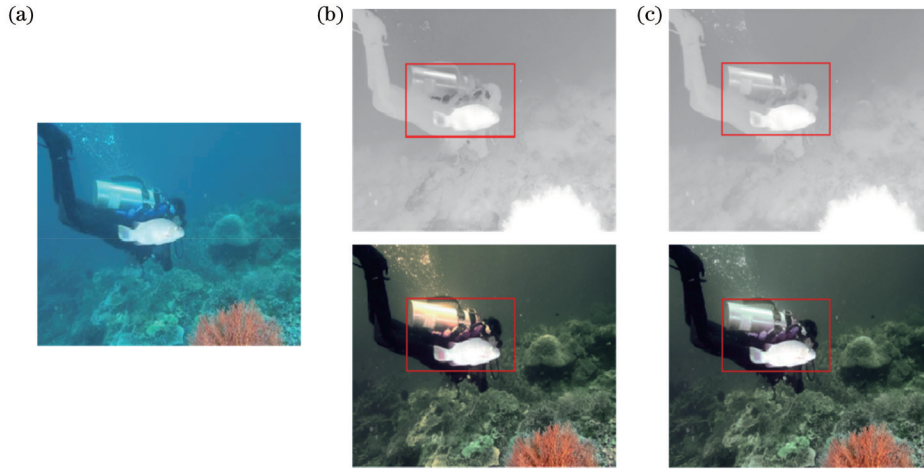


图 4 细化结果。(a)原图;(b)后向散射分量透射率;(c)后向散射分量透射率细化结果

Fig. 4 Refinement results. (a) Original image; (b) back scattering component transmittance; (c) refinement results of back scattering component transmittance

为了获得完整区域的 $J(x)$, 根据直接分量透射率和后向散射分量透射率在景深 z 上的相关性, 进一步计算得出:

$$\beta_c^D / \beta_c^B = \ln [t_c^D(x_0)] / \ln [t_c^B(x_0)], \quad (25)$$

$$t_c^{\text{forward}}(x) = \exp[-\beta_c^{\text{forward}} \cdot z(x)] = \left\{ \exp[-\beta_c^{\text{back}} \cdot z(x)] \right\}^{\beta_c^{\text{forward}} / \beta_c^{\text{back}}}. \quad (26)$$

图像透射率结果如图 5 所示。从图 5(c)~(e) 可以看出, 透射率均与场景深度成反比, 且反映了不同波长光在传输过程中的衰减程度, 其中红光衰减最快, 绿光衰减最慢。

3.3 不均匀光照处理

直接分量透射率估计过大或者过小会导致复原图像出现过增强或失真现象, 因此, 根据实验经验, 将其截取在 0.2~0.8 范围内, 并由式(5)得到初始复原图像:

$$H_c(x) = \frac{I_c(x) - B_c^\infty [1 - t_c^{\text{back}}(x)]}{\min\{\max[t_c^{\text{forward}}(x), 0.2], 0.8\}}. \quad (27)$$

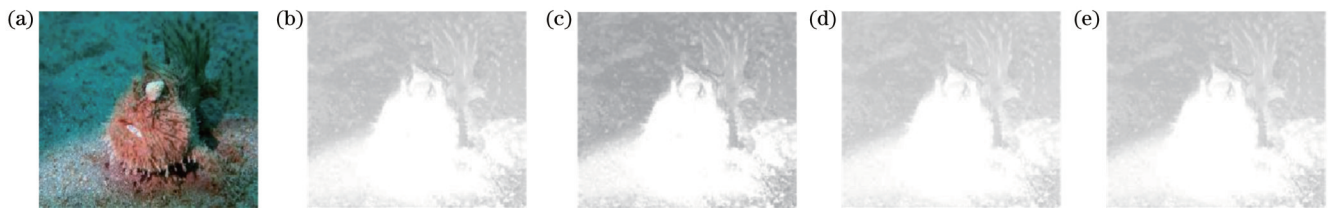


图 5 图像透射率结果。(a)原图;(b)后向散射分量透射率;(c)红通道直接分量透射率;(d)绿通道直接分量透射率;(e)蓝通道直接分量透射率

Fig. 5 Image transmittance results. (a) Original image; (b) back scattering component transmittance; (c) direct component transmittance of red channel; (d) direct component transmittance of green channel; (e) direct component transmittance of blue channel

4 实验结果与分析

为了评估所提方法的性能, 要求实验图像中包含各种深度、各种极端条件和各种目标的水下图像。因

水下非均匀入射光会导致图像动态范围降低以及暗像素集中。理论上, 通过求出入射光衰减项 $\lambda_c(x)$ 的值, 就能求解出最终的复原图像。然而, 由于无法精确估计不同波长光在不同水体中的衰减情况, 因此很难统一描述各种情况下的 $\lambda_c(x)$ 值。

通过对大量的水下参考图像进行统计, 发现红、绿、蓝通道的直方图符合瑞利分布^[26]。考虑到复原图像 $H_c(x)$ 的亮度较低, 将其转换到 CIELAB 空间, 通过直方图匹配方法^[27], 将瑞利分布的直方图作为参考直方图, 对 L 通道进行拉伸。瑞利分布的概率分布函数 (PDF) 为

$$f_{\text{PDF}} = \frac{L(i, j)}{k^2} \exp[-L^2(i, j)/(2k^2)], \quad (28)$$

式中: L 为复原图像在 CIELAB 空间中的亮度分量; k 为分布参数, 本研究默认为 0.6。图 6 给出了直方图拉伸示例。

此, 对数据集 UIEB^[28] 和 RUIE^[29] 中的图像按成像场景分为颜色失真图像 (红光衰减剧烈)、雾化图像以及具有人造光的图像, 图 7 给出了分类的部分图像。将所提方法与 5 种具有代表性的方法在颜色校正实验和不

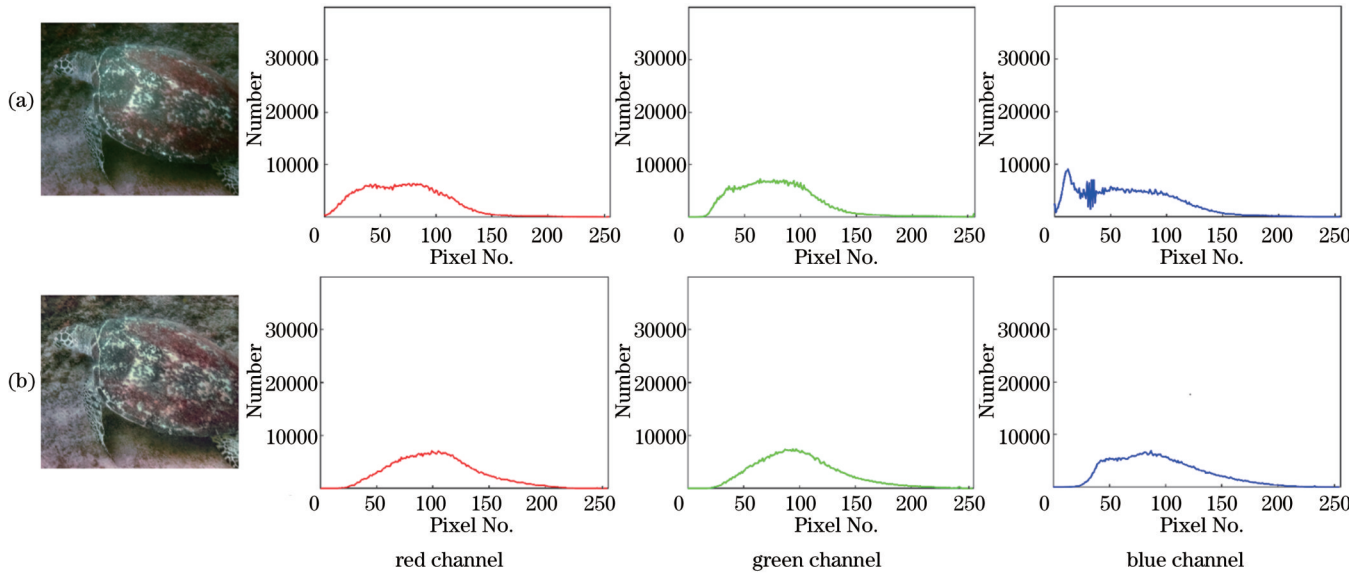


图 6 直方图拉伸。(a)初始图像;(b)最终结果
Fig. 6 Histogram stretch. (a) Initial images; (b) final results



图 7 实验中使用的部分数据集图像。(a)颜色失真图像;(b)雾化图像;(c)具有人造光图像;(d)参考图像
Fig. 7 Partial dataset images used in the experiment. (a) Color distortion images; (b) fog images; (c) images with artificial light; (d) reference images

同场景恢复效果实验进行比较,这 5 种代表性方法分别为 RDCP^[12]、UDCP^[13]、GDCP^[14]、LBLA^[15] 和 RWRH^[7]方法。

4.1 主观定性评估

4.1.1 模型有效性分析

在所提方法中,双透射率水下成像模型的逆求解对图像复原效果具有重要的影响,为了验证本文模型的有效性,进行了以下消融实验:1)所提模型透射率没有差异(w/o TM);2)所提模型没有入射光衰减项(w/o LLT);3)所提模型没有透射率差异和入射光衰减项(w/o TM & LLT)。分别对 UIEB 和 RUIE 中的两幅代表性水下图像进行实验,各部分定性结果如图 8 所示。

从图 8 可以观察到:w/o TM 实验产生的图像具有更清晰的细节,但不能去除背景光散射,表明双透射率能更准确地描述水下光衰减特性;w/o LLT 实验产生的图像亮度分布不均匀,表明入射光衰减项能改善图像的亮暗差,使图像的视觉效果更自然;w/o TM & LLT 实验产生图像的整体对比度和饱和度明显降低,表明基于传统水下成像模型的图像复原效果并不理想。从以上结果可得出,本文模型选取的变量对复原结果均具有积极影响。

4.1.2 颜色校正对比

为了验证所提方法的颜色校正性能,进行了水下色板颜色校正实验。如图 9 所示,标准颜色板第一行包括了灰度值为 0~255 的 6 种灰度色块,第二、三行包

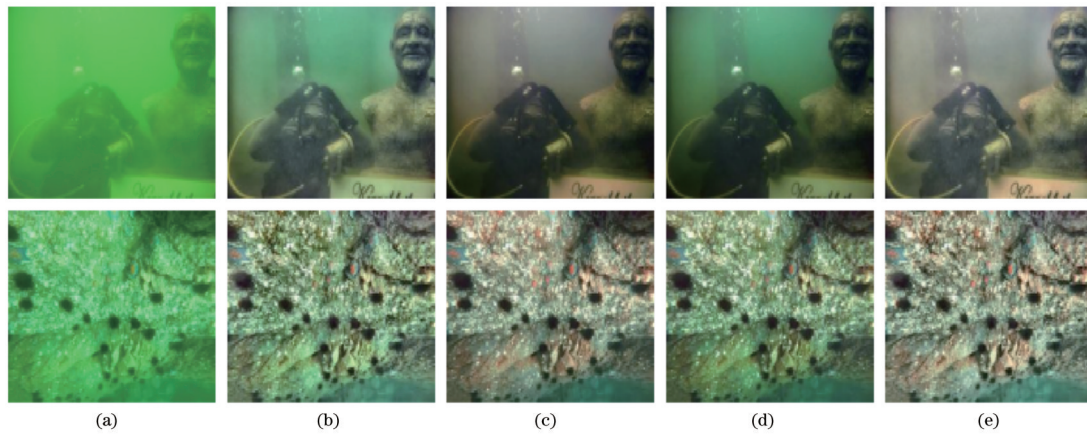


图 8 消融实验结果。(a)原图;(b) w/o TM;(c) w/o LLT;(d) w/o TM & LLT;(e)所提方法

Fig. 8 Results of ablation experiment. (a) Original images; (b) w/o TM; (c) w/o LLT; (d) w/o TM & LLT; (e) proposed method

括了 12 种不同颜色的色块。图 9(a)为水下自然光照条件下拍摄的色板图,并且在图 10 中给出了不同方法

处理后的色块与标准色块的色差对比,其值越小,表明色块越接近真实颜色。

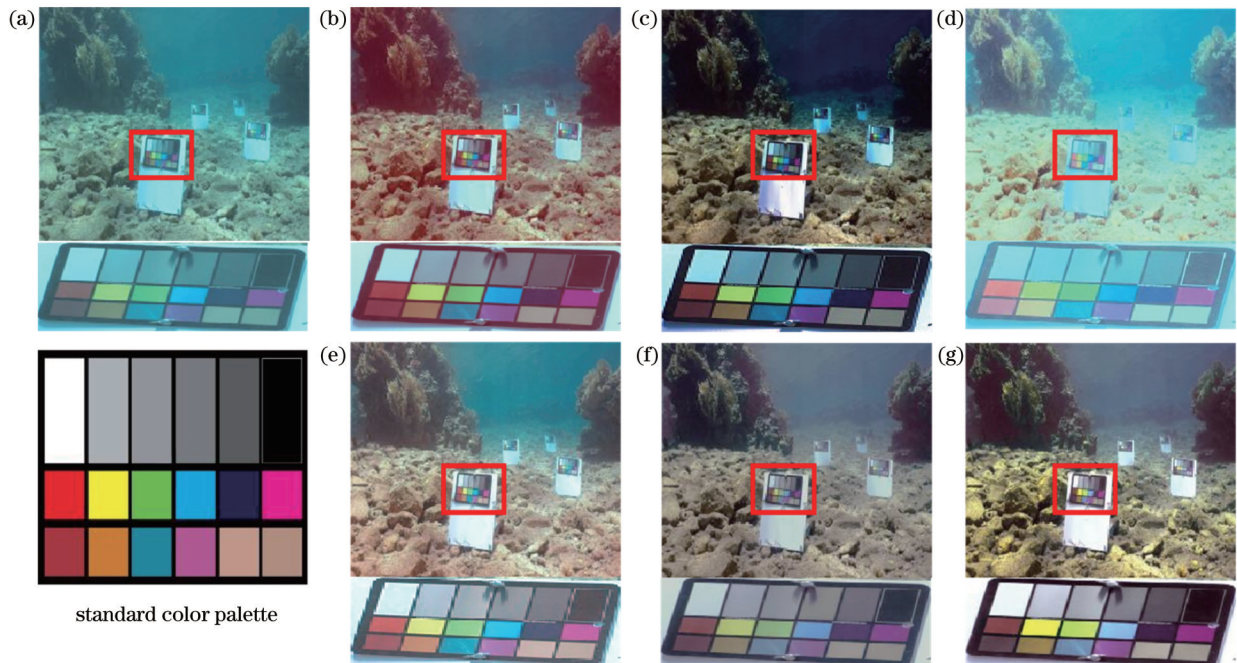


图 9 颜色校正结果对比。(a)原图;(b) RDCP;(c) UDCP;(d) GDCP;(e) LBLA;(f) RWRH;(g)所提方法

Fig. 9 Comparison of color correction results. (a) Original image; (b) RDCP; (c) UDCP; (d) GDCP; (e) LBLA; (f) RWRH; (g) proposed method

从图 9 和图 10 可以看出:RDCP 方法对颜色恢复过度,使得色块受红色色偏干扰,因此在偏红色块中色差最小;UDCP 方法虽然去除了图像模糊,且细节也得到了明显增强,但是处理后色块的整体色调偏暗蓝,在蓝色色块中色差最小;GDCP 方法加剧了图像的失真,使得所有色块均存在较大色差;LBLA 和 RWRH 方法处理的图像整体呈现薄雾感,使得色块颜色不鲜明;所提方法则准确地恢复了灰度色块,且彩色色块恢复结果较为自然,但在色偏纠正的同时降低了蓝色分量,因此其恢复效果与标准色板相比并不显著。

4.1.3 恢复效果对比

将 3 组不同场景的图像作为测试图像,以比较 5 种方法的性能。为体现所提方法在细节恢复上的优越性,增加了图像的重要细节放大实验,结果如图 11~13 所示。从图 11、图 12 可以看出:RDCP 和 RWRH 方法虽然可以有效解决图像的色偏问题,但是处理后的边缘并不突出,这样会导致结果愈加模糊;UDCP、GDCP 和 LBLA 方法的色偏校正效果不明显,主要原因是此类方法没有使用颜色校正类算法处理图像,使其应用到红光衰减剧烈的失真图像时,更容易加剧图像的失

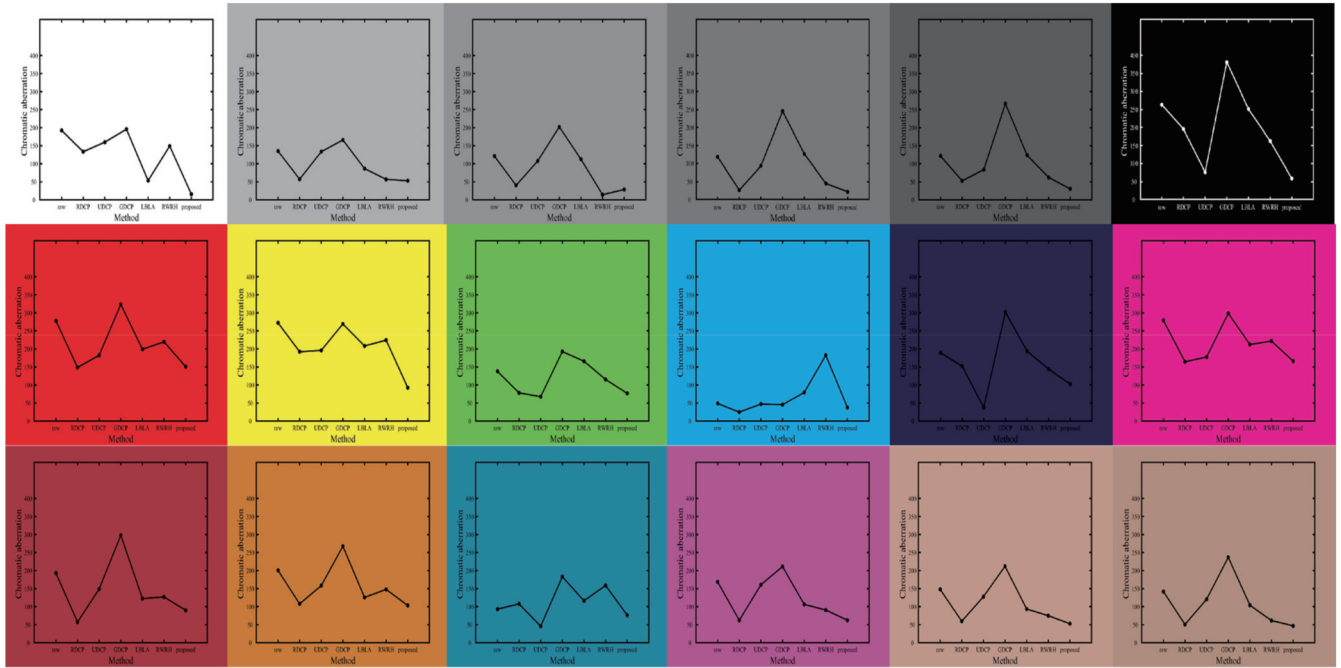


图 10 标准颜色板各色块的色差对比测试结果

Fig. 10 Color difference comparison test results of each color block of the standard color palette

真程度,进而导致重要的细节信息丢失。从图 13 可以看出,当应用场景受到人造光照射时:RDCP、UDCP、GDCP 和 LBLA 方法都错误增强了较暗的背景,使得图像整体颜色变深,绿色苔状物丢失颜色信息;RWRH

方法虽然可以准确去除背景色偏,但是对细节处理较粗糙,不能还原真实的水下场景;所提方法不仅能够准确地校正不同场景下图像的颜色畸变,而且对细节信息的还原也更为准确,边缘轮廓也更加清晰。

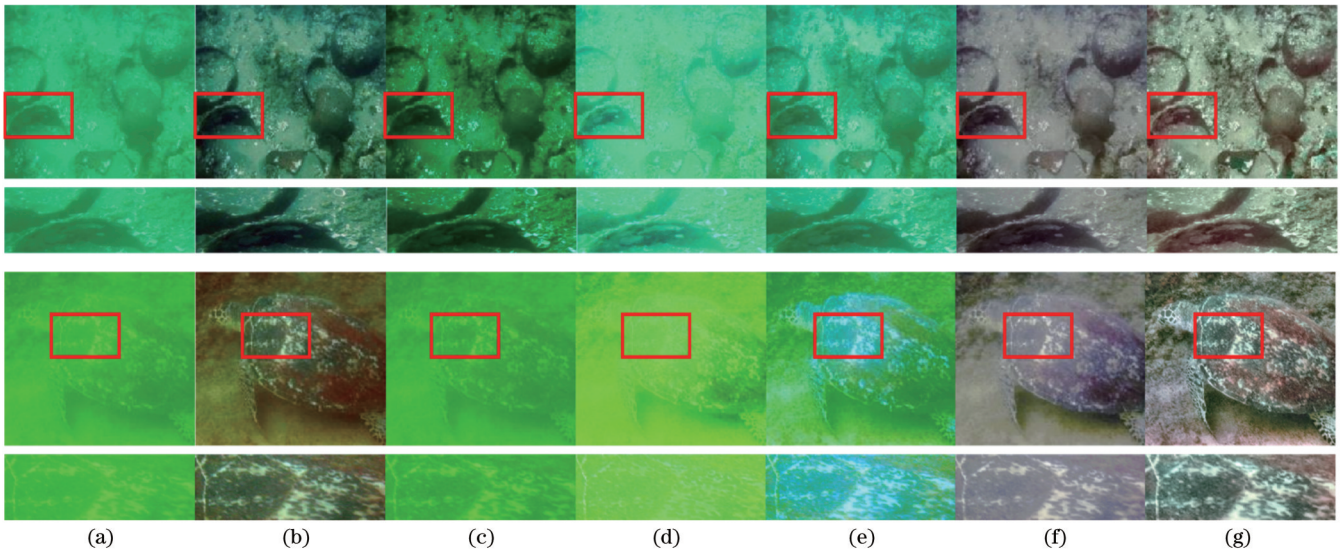


图 11 颜色失真图像比较。(a)原始图像;(b) RDCP;(c) UDCP;(d) GDCP;(e) LBLA;(f) RWRH;(g)所提方法

Fig. 11 Comparison of color distortion images. (a) Original images; (b) RDCP; (c) UDCP; (d) GDCP; (e) LBLA; (f) RWRH; (g) proposed method

4.2 客观定量评估

选取水下图像质量评价指标(UIQM)^[30]、自然图像质量评价指标(NIQE)^[31]和图像信息熵(entropy)来客观评估复原图像的质量。UIQM使用色彩度、清晰度和对比度的加权线性组合评价图像的综合质量,权

重分别设置为 0.0182、0.2953 和 3.5753,其中对比度权重占比最大。UIQM 值越大,图像的视觉效果越好。NIQE 主要对比预先训练成功的模型参数与实验图像参数,与图像的自然性负相关,预先训练使用的参考图像来自 UIEB 数据集,如图 7(d)所示。NIQE 值越小,

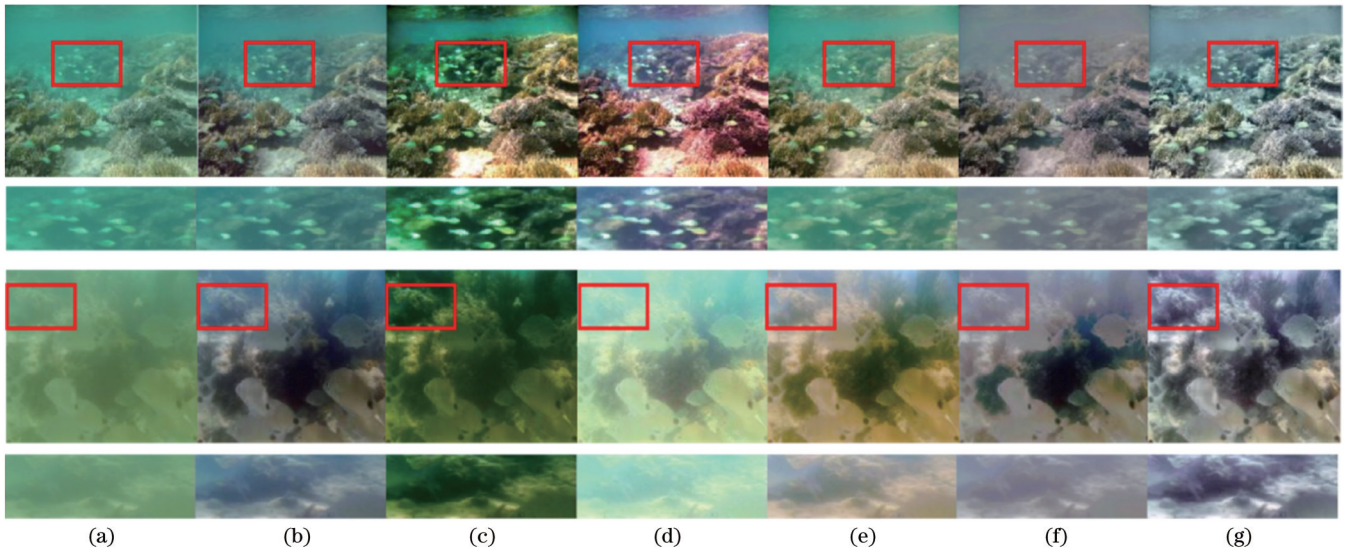


图 12 雾化图像比较。(a)原始图像;(b) RDCP;(c) UDCP;(d) GDCP;(e) LBLA;(f) RWRH;(g)所提方法
Fig. 12 Comparison of atomization images. (a) Original images; (b) RDCP; (c) UDCP; (d) GDCP; (e) LBLA; (f) RWRH;
(g) proposed method

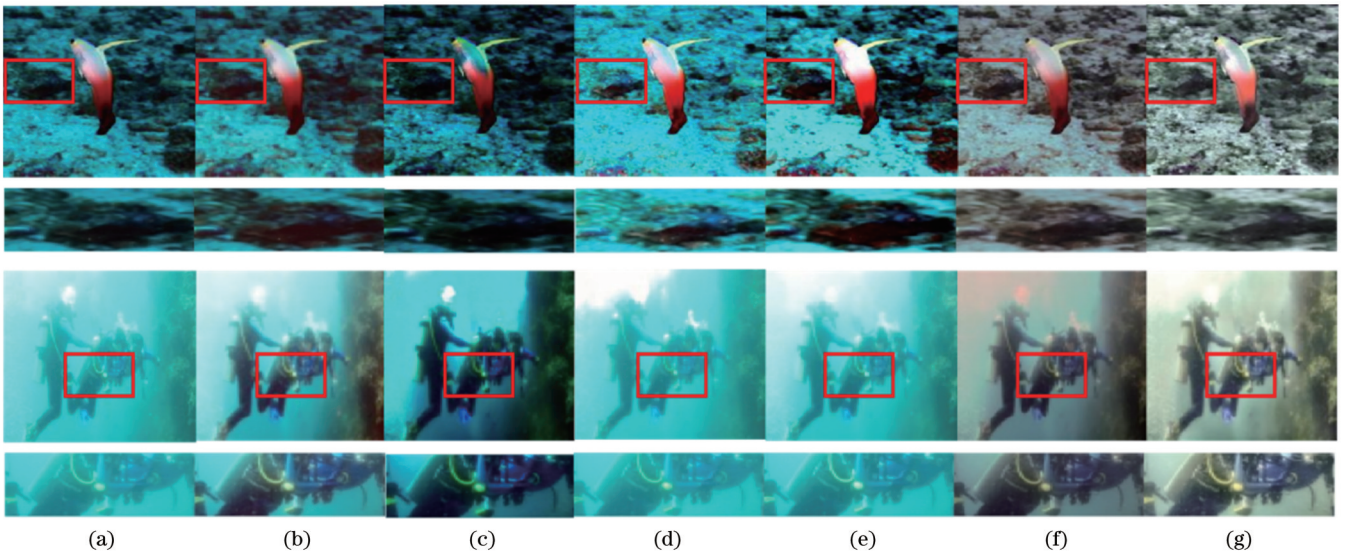


图 13 受到人造光照射的图像比较。(a)原始图像;(b) RDCP;(c) UDCP;(d) GDCP;(e) LBLA;(f) RWRH;(g)所提方法
Fig. 13 Comparison of images exposed to artificial light. (a) Original images; (b) RDCP; (c) UDCP; (d) GDCP; (e) LBLA; (f) RWRH;
(g) proposed method

图像越接近自然状态,更贴合人类的视觉观感。信息熵反映了待评价图像的平均信息量,其值越大,表明图像包含的信息量越大,细节越丰富。

对复原图像质量的分析结果如表 1~3 所示,其中加粗数值为最优值。将 6 种方法按照评估质量分为 3 个等级。第一等级包括 RWRH 和 UDCP 方法,这两种方法的 3 个指标最大平均度量占比较小,表明存在色偏和模糊的图像,不利于指标评估。第二等级包括 RDCP、LBLA 和 GDCP 3 种方法。RDCP 方法在 UIQM 上均优于 LBLA 和 GDCP 方法,虽然在第一幅雾化图像中 GDCP 方法复原图像的指标度量处于最

高等级,但是从图 11(d)可以看出,该方法过度增强了红色分量,使 UIQM 错误地将其估计为对比度高和色彩饱和的图像。LBLA 和 GDCP 方法在 NIQE 中平均度量皆大于 RDCP 方法,这是因为 NIQE 训练所用的参考图像亮度较高,使得高亮度的待评估图像能获得更高的指标值。对于图像信息熵,这 3 种方法的结果相近,表明其细节信息的处理结果相似。第三等级包括所提方法。所提方法的所有指标平均度量均为最优值,尤其信息熵中的每项指标均为最优,该结论在 4.1.3 节细节放大实验中得到了很好的验证。综上所述,所提方法展现出较好的性能。

表 1 UIQM 指标定量评价结果

Table 1 Quantitative evaluation results of UIQM index

Image No.	Original	RDCP	UDCP	GDCP	LBLA	RWRH	Proposed
1	0.5803	3.8156	2.9091	0.0448	1.2660	1.1984	4.9269
2	1.5153	4.8464	1.4402	1.3559	1.1981	1.0347	5.0406
3	3.1570	3.9106	3.5585	5.0758	1.3601	1.2397	4.4701
4	2.0576	3.5915	3.3891	2.5204	0.7471	0.7359	4.0040
5	2.5273	3.7141	2.6706	1.9531	1.5134	1.1315	4.2791
6	0.4356	2.5247	1.1845	0.4042	0.8999	0.9064	3.7879
Average	1.7122	3.7338	2.5253	1.8924	1.1641	1.0411	4.4181

表 2 NIQE 指标定量评价结果

Table 2 Quantitative evaluation results of NIQE index

Image No.	Original	RDCP	UDCP	GDCP	LBLA	RWRH	Proposed
1	4.3694	3.7608	4.4438	3.3513	3.5237	3.8841	2.9661
2	7.9489	5.4665	7.3776	5.2037	4.8776	4.9649	4.7370
3	2.5498	2.4191	2.2614	2.1149	2.3179	2.4336	2.0462
4	7.7675	5.5617	5.3319	4.9357	5.3731	5.6443	4.7192
5	6.0356	5.9184	5.9872	4.8841	5.2457	6.0016	4.9291
6	4.4971	4.6032	4.2685	4.0821	4.1805	4.6308	3.6473
Average	5.5280	4.6216	4.9451	4.0953	4.2531	4.5932	3.8408

表 3 信息熵指标定量评价结果

Table 3 Quantitative evaluation results of entropy index

Image No.	Original	RDCP	UDCP	GDCP	LBLA	RWRH	Proposed
1	7.3555	7.3477	5.9985	7.4607	7.3682	6.9092	7.4924
2	6.7400	6.9671	6.5819	6.9766	6.9899	6.7502	7.4372
3	7.3035	7.2526	7.4306	7.7030	7.5638	6.9302	7.6081
4	6.6763	7.1024	6.9050	6.9757	7.4490	7.0918	7.4884
5	7.4079	7.5274	6.1195	7.3906	6.5641	7.5039	7.6971
6	7.1657	7.2985	5.4894	7.0088	6.7342	7.1984	7.6443
Average	7.1082	7.2493	6.4208	7.2526	7.1115	7.0640	7.5604

5 结 论

针对不同水下场景获得的图像存在色偏、细节模糊和对比度低的问题,提出一种基于二叉树分级搜索和透射率优化的水下图像复原方法。该方法建立了一个鲁棒性强的双透射率水下成像模型,并基于该模型,提出一种红通道补偿算法对原图像进行预处理,通过预处理图像完成模型求解,实现水下图像的复原。主观和客观评价结果表明,与常见的水下图像清晰化方法相比,所提方法应用在不同水下场景采集的图像时,色彩均衡表现更加出色,细节信息还原更为真实。在所提方法中,双透射率水下成像模型的建立对图像复原具有至关重要的作用,在模型求解前,预处理手段能提高参数估算的准确性,但会降低算法的运行效率。如何更为快速和准确地对水下图像进行降噪处理将是未来的重要研究工作之一。

参 考 文 献

- [1] Li C Y, Anwar S, Hou J H, et al. Underwater image enhancement via medium transmission-guided multi-color space embedding[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 4985-5000.
- [2] Cui T W, Song Q J, Tang J W, et al. Spectral variability of sea surface skylight reflectance and its effect on ocean color[J]. Optics Express, 2013, 21(21): 24929-24941.
- [3] Anwar S, Li C Y. Diving deeper into underwater image enhancement: a survey[J]. Signal Processing: Image Communication, 2020, 89: 115978.
- [4] 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.
- [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] 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.

- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] Dewangan S, Sharma A K. Image smoothening and sharpening using frequency domain filtering technique[J]. IJETER, 2017, 5(4): 169-174.
- [10] Mathur M, Goel N. Enhancement of nonuniformly illuminated underwater images[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2021, 35(3): 2154008.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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. 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.
- [17] 汤忠强, 周波, 戴先中, 等. 基于改进 DCP 算法的水下机器人视觉增强[J]. 机器人, 2018, 40(2): 222-230. Tang Z Q, Zhou B, Dai X Z, et al. Underwater robot visual enhancements based on the improved DCP algorithm[J]. Robot, 2018, 40(2): 222-230.
- [18] 王丹, 张子玉, 赵金宝, 等. 基于场景深度估计的自然光照水下图像增强方法[J]. 机器人, 2021, 43(3): 364-372. Wang D, Zhang Z Y, Zhao J B, et al. An enhancement method for underwater images under natural illumination based on scene depth estimation[J]. Robot, 2021, 43(3): 364-372.
- [19] 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.
- [20] Akkaynak D, Treibitz T. A revised underwater image formation model[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 6723-6732.
- [21] Akkaynak D, Treibitz T. Sea-thru: a method for removing water from underwater images[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2019: 1682-1691.
- [22] Lei T, Jia X H, Zhang Y N, et al. Superpixel-based fast fuzzy C-means clustering for color image segmentation[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2019, 27(9): 1753-1766.
- [23] He K M, Sun J. Fast guided filter[EB/OL]. (2015-05-05)[2022-06-08]. <https://arxiv.org/abs/1505.00996>.
- [24] 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. 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.
- [25] 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. 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.
- [26] Ghani A S A, Isa N A M. Underwater image quality enhancement through integrated color model with Rayleigh distribution[J]. Applied Soft Computing, 2015, 27: 219-230.
- [27] 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. 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.
- [28] 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.
- [29] 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.
- [30] 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.
- [31] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a "completely blind" image quality analyzer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3): 209-212.

Underwater Image Restoration Based on Quadtree Hierarchical Search and Transmittance Optimization

Qiu Qimeng, Zhang Yajia, Gao Zhiqiang, Shao Jianlong*

Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming
650500, Yunnan, China

Abstract

Objective As the primary means of exploring and transmitting ocean information, the acquisition and analysis of underwater video images have undoubtedly become a research hotspot for many scholars in recent years. To solve the

problems of color shift, low contrast, and blurred edge details caused by absorption and scattering of light propagating underwater, researchers have clarified underwater images based on enhancement and restoration methods. By employing digital image processing techniques, enhancement-based methods improve the quality of images from the spatial domain or transform domain, such as histogram equalization, white balance, and wavelet transform. Recovery-based methods restore image clarity by solving the underwater imaging model. The main methods include improving the dark channel prior (DCP), fitting the background light scattering component, and suppressing inhomogeneous illumination. However, the above-mentioned enhancement methods do not consider the physical propagation properties of underwater light, resulting in localized over-enhancement of the images and poor subjective evaluation. The underwater imaging model adopted in the recovery method ignores the difference in transmittance between the direct attenuation component and the back scattering component, resulting in poor robustness of the model. In addition, during the parameter solution, the complex underwater environment tends to interfere with the correct estimation of the background light and transmittance parameters by these methods. Therefore, this paper builds a more robust underwater imaging model. To reduce the interference caused by the image distortion to the parameter solution, it preprocesses the original image for red channel compensation and completes the model solution through the preprocessing image, realizing the restoration of the underwater image.

Methods Based on the traditional underwater imaging model, this paper investigates the parameter dependence of transmittance in the direct attenuation component and the back scattering component and builds a dual transmittance underwater imaging model. In solving the model, firstly, a red channel compensation algorithm is designed for preprocessing the image through the pixel correlation among the three channels to reduce the interference of color distortion to the parameter solution. Then, based on the quadtree hierarchical search algorithm, three background light candidates are obtained using smoothness, color difference, and luminance features to search, and the background light values are selected for the color channels according to the input image's luminance and edge intensity. The transmittance of the back scattering component is obtained by improving the dark channel prior and adding the saturation component refinement, and degradation-free pixel points are employed to obtain the direct component transmittance. Finally, the recovered image is obtained by inversely solving the imaging model and using histogram stretching satisfying the Rayleigh distribution to eliminate the effect of inhomogeneous illumination on imaging.

Results and Discussions The test dataset is classified into color distorted images, fogged images, and images with artificial light by imaging scenes, and classified images as research objects. First, an ablation study is performed to verify the proposed model's validity. The results in Fig. 8 show that the dual transmittance can more accurately describe the underwater light attenuation characteristics, and the incident light attenuation term can improve the image's overall brightness and darkness difference. Then, the underwater color correction experiment of the color plate (Figs. 9 and 10) is further carried out and compared with the common underwater image restoration algorithm. Figs. 9 and 10 indicate that the proposed method accurately restores the colors of grayscale color blocks and color blocks. Finally, three sets of classified images are selected for testing (Figs. 11, 12, and 13), and the results of all methods are evaluated by UIQM, NIQE, and entropy metrics. The experimental results show that the proposed method can not only accurately correct the color distortion of the images in different scenes but also restore the detailed information more accurately, with precise edge contours.

Conclusions This study builds a robust underwater imaging model with dual transmittance for the problem of color shift, blurred details, and low contrast in the images obtained in different underwater scenes. A red channel compensation algorithm is proposed to preprocess the source images based on this model which is solved through the preprocessed image to restore the underwater image. The experimental results of subjective and objective indexes show that compared with common underwater image clarification methods, the proposed method performs better in terms of color balance and more realistic detail information restoration when applied to images collected from different underwater scenes. In this paper, building the dual transmittance underwater imaging model plays a crucial role in image recovery. Before solving the model, the preprocessing means can improve the parameter estimation accuracy but will reduce the operational efficiency of the algorithm. It will be essential to work in the future on how to perform the noise reduction process for underwater images more quickly and accurately.

Key words ocean optics; underwater image restoration; double transmittance; red channel compensation; quadtree; dark channel prior