

基于场景深度估计和背景分割的水下图像复原

李靖怡¹, 侯国家^{1*}, 张孝嘉¹, 鹿婷¹, 王永芳²

¹青岛大学计算机科学技术学院, 山东 青岛 266071;

²临沂大学信息科学与工程学院, 山东 临沂 276000

摘要 针对水下图像对比度低、颜色失真、可见度低等问题,提出了一种基于场景深度估计和背景区域分割的复原方法。首先,利用多方向斜梯度算子和各颜色通道的衰减差估计图像的场景深度。然后,利用场景深度估计过程中得到的梯度和色差信息将图像的背景与前景区域分离,并分别在背景和前景区域估计背景光和透射率。在得到背景光和透射率图后,基于水下成像模型对前景区域进行场景恢复,同时采用在 HSV 颜色空间直方图拉伸的方法对背景区域进行对比度增强。最后,通过设置过渡区域权重图对前景和背景进行融合得到最终的复原结果。实验结果表明,所提方法能更准确地估计背景光和透射率,在对比度增强、色彩修正及清晰度提升等方面具有良好的性能。与经典的方法对比,所提方法在 UIQM、UCIQE、FDUM 和 FADE 等 4 个客观质量评价指标上的提升均超过 15%。

关键词 图像处理; 水下图像复原; 水下成像模型; 场景深度; 背景区域分割

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP212986

Underwater Image Restoration Based on Scene Depth Estimation and Background Segmentation

Li Jingyi¹, Hou Guojia^{1*}, Zhang Xiaojia¹, Lu Ting¹, Wang Yongfang²

¹College of Computer Science & Technology, Qingdao University, Qingdao 266071, Shandong, China;

²School of Computer Science & Engineering, Linyi University, Linyi 276000, Shandong, China

Abstract Underwater images often suffer from low contrast, color distortion, and poor visibility. To solve these problems, herein a novel underwater image restoration method based on scene depth estimation and background segmentation is proposed. First, the scene depth is estimated using multiple oblique gradient operators and attenuation difference among color channels. Then, according to the image gradient and color difference information, the degraded underwater image is divided into the foreground region and the background region. Accordingly, the background light (BL) is estimated in the background region and transmission maps are obtained using the estimated scene depth map. Subsequently, the scene radiance of the foreground region is recovered based on the underwater image formation model, and the background region is enhanced by performing histogram stretching in the HSV color space. Finally, the foreground and background are fused using a weight map of the transition region to obtain the final restoration result. Experimental results show that the proposed method can estimate the background light and transmittance with significantly greater accuracy, and achieves satisfactory contrast enhancement, color correction, and sharpness improvement. Compared with several classical methods, the proposed method affords 15% better performance on average in terms of the following four image quality evaluation metrics: UIQM, UCIQE, FDUM, and FADE.

Key words image processing; underwater image restoration; underwater image formation model; scene depth; background region segmentation

1 引言

由于复杂的成像环境和光照条件,水下图像存在

对比度低、颜色失真、模糊和光照不均匀等问题^[1]。光的吸收和散射是影响水下成像质量的主要因素,如光对光的选择性吸收造成水下图像颜色失真,水中悬浮

收稿日期: 2021-11-17; 修回日期: 2022-01-26; 录用日期: 2022-03-14; 网络首发日期: 2022-03-24

基金项目: 国家自然科学基金(61901240)、山东省自然科学基金(ZR2019BF042, ZR2019PF005)

通信作者: hgjouc@126.com

颗粒对光的散射作用导致水下图像呈现雾感。为了恢复图像中丢失的有效信息,提升水下图像的视觉效果,研究人员提出了诸多水下图像清晰化算法,主要包括基于图像增强的方法、基于图像复原的方法及深度学习的方法。

早期的研究往往直接应用传统的图像增强方法,如白平衡算法^[2]、对比度受限的自适应直方图均衡算法^[3]、基于 Retinex 理论的算法^[4]及基于图像融合的算法^[5]等对水下图像进行清晰化处理。这类方法侧重于恢复人眼视觉质量,能够有效地校正图像色偏、增强对比度,但由于未考虑水下成像的物理原理而直接对图像像素进行调整,增强结果不一定能正确反映水下场景的真实色彩。

基于成像模型的水下图像复原方法,综合考虑了光在水中传播的特性和水下成像理论,通过估计成像模型中的参数来获得理想的清晰图像。由于水下成像模型与大气雾天成像模型极为相似,基于暗通道先验的方法被广泛应用于水下图像复原中。Drews 等^[6]将蓝、绿通道作为暗通道的候选通道,提出了水下暗通道先验(UDCP)方法。Galdran 等^[7]提出了一种基于红通道先验(RCP)的方法,该方法通过翻转红通道来改进暗通道算法并引入饱和度分量来消除人工光源带来的影响。此外,Peng 等^[8]提出了一种基于图像模糊和光照吸收(IBLA)的复原方法来估计水下背景光和透射率图。Song 等^[9]提出了一种基于水下光衰减先验(ULAP)的场景深度估计方法来提升水下图像质量。与图像增强的方法相比,水下图像复原方法可以恢复更加真实的场景信息,但上述方法通常依赖于特定的先验假设,在处理一些极端情况下(如非均匀光照、浑浊水域)的水下图像时,容易出现先验假设失效问题,导致复原效果不够理想。

近年来,基于卷积神经网络(CNN)^[10-11]和生成对抗网络(GAN)^[12-14]的深度学习开始应用于水下图像恢复,并取得了较好的视觉增强效果。Li 等^[11]基于水下场景先验将室内场景图像合成不同类型仿真水下图像数据集,然后训练多个轻量化的 UWCNN 模型用于不同类型水下图像增强进而扩展到水下视频增强领域。Fabbri 等^[12]选择质量较高的水下图像作为参考图像,使用 CycleGAN 将其渲染为退化严重的水下图像。Guo^[13]提出了一种基于多尺度密集生成对抗网络的水下图像增强方法(UWGAN),该方法不依赖于任何先验假设直接恢复图像细节特征。宋巍等^[14]提出了一种基于红色通道直方图拉伸和 GAN 的方法来增强水下图像。与传统方法相比,基于神经网络的方法通常需要大量成对数据进行模型训练,而获取水下场景的 ground-truth 图像十分困难,需要建立仿真水下数据集作为训练样本,由于合成图像与真实水下图像之间存在内容、结构纹理等方面的差距,当面对不同退化场景时,恢复结果的鲁棒性可能会降低。另一方面,基于

GAN 的方法虽然结合了传统图像增强方法和深度学习方法的优点,但大部分方法未考虑水下图像成像机理对图像质量的影响。

考虑到现有水下图像复原方法主要解决透射率优化问题,在对水下背景光求解时普遍采用基于整幅图像的搜索策略,可能会将前景区域中的像素作为背景光值,造成背景光的估计值不准确,影响复原结果。本文结合水下图像成像特点,提出了一种新的基于场景深度估计和背景分割的复原方法。借助多方向斜梯度算子和各颜色通道的衰减差估计场景深度,来优化透射率的估计,并利用梯度、色差等信息将图像背景与前景区域进行分离,以确保在背景区域中估计背景光值,有效避免了前景中明亮物体的干扰,最后分别对前景和背景区域进行场景恢复和色彩修正,同时设置过渡区域权重图对前景和背景进行融合得到最终复原图像。

2 水下成像模型

McGlamery^[15]提出的水下成像模型将相机接收到的光定义为直接分量、后向散射分量和前向散射分量的线性叠加:直接分量描述了在传播过程中光从物体表面反射产生的衰减;后向散射分量表示背景光在遇到水中的悬浮粒子后发生的散射;前向散射分量代表了光从场景反射到相机时发生的小角度散射。当相机距离场景较近时,前向散射可以忽略,故而现有的水下图像复原方法往往仅考虑直接分量与后向散射分量对图像质量造成的退化影响,水下成像模型可描述为

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

式中: $I_c(x)$ 表示拍摄到的水下退化图像; $J_c(x)$ 是待恢复清晰图像; B_c 是全局背景光; $t_c(x)$ 是透射率。对式(1)进行变形,可以得到清晰图像的计算公式:

$$J_c(x) = \frac{I_c(x) - B_c}{\max[t_0, t_c(x)]} + B_c, \quad (2)$$

式中: t_0 是为了避免部分透射率为 0 而引入的最小阈值。式(2)中,背景光 B_c 通常表示为无限远区域中最亮点的像素值。由于透射率 $t_c(x)$ 与场景点到相机的距离有关,可以将其定义为衰减系数 β^c 和场景深度 $d(x)$ 的函数:

$$t_c(x) = \exp[-\beta^c d(x)]. \quad (3)$$

因此,要恢复出清晰的水下图像 $J_c(x)$, 需要先估计背景光 B_c 和透射率 $t_c(x)$ 。

3 所提算法

为了更加准确估计水下背景光和透射率,本研究提出了一种新的场景深度估计和背景分割的水下图像复原算法。所提算法流程如图 1 所示。

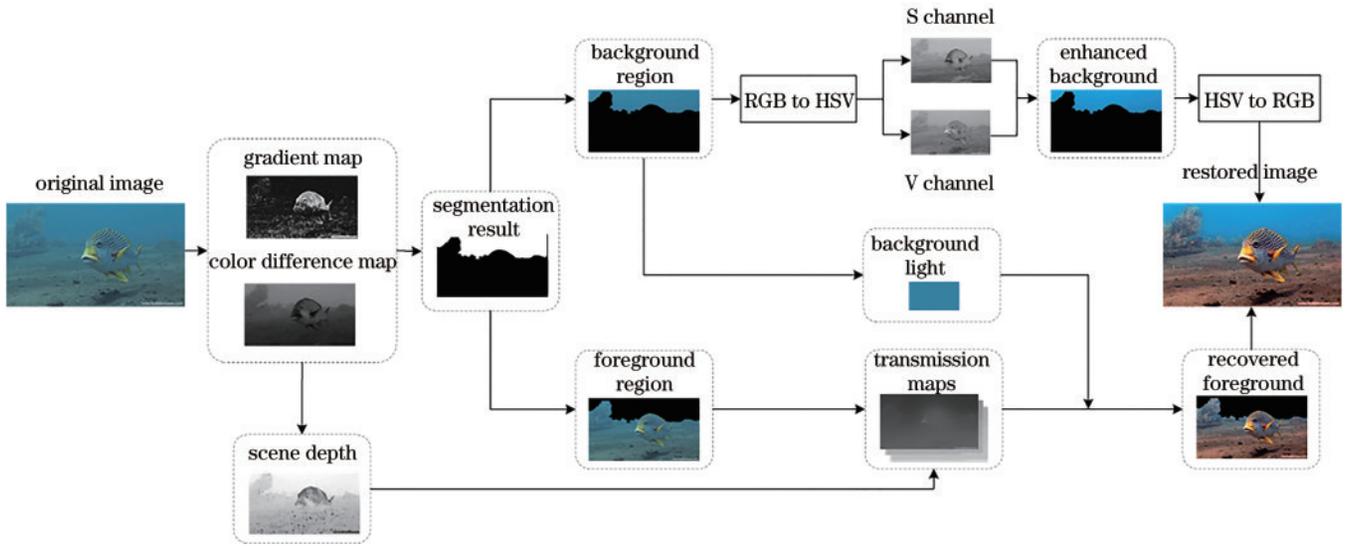


图 1 所提算法流程

Fig. 1 Flowchart of proposed method

3.1 场景深度估计

由于拍摄到的水下图像易受到光的散射影响,较远处场景点所在区域比近处场景点更平滑且包含更少的纹理细节。根据图像梯度信息与场景深度的关系,首先计算图像的梯度通道作为场景深度的粗略估计。图像的梯度通道可描述为

$$G_{\text{mag}} = |\nabla I(x, y)| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}, \quad (4)$$

式中:对于离散图像, G_x 和 G_y 是由水平和垂直方向的两个模板与图像像素的某个邻域进行卷积运算得到的。经典的梯度算子只反映了图像像素沿 x 轴和 y 轴方向的灰度值变化,忽略了其他方向的变化。Li 等^[16]提出了一种用于提取图像各个方向边缘的多方向斜梯度算子(MOGO),该算子考虑中心像素与邻域内的所有像素,在 3×3 的块中得到一个集成的梯度算子, G_x 和 G_y 分别定义为

$$\begin{cases} G_x = 8 \\ G_y = \sum_{k=1}^8 f_c - f_k \end{cases} \quad (5)$$

式中: f_c 是中心像素; $f_k (k = 1, 2, \dots, 8)$ 代表 f_c 周围的 8 个像素。假设图像深度在较小的图像块中是恒定的,采用形态学中的膨胀运算和孔洞填充方法对梯度通道

边缘之间存在的空洞进行处理,如图 2(b)所示,并定义基于梯度通道的初始深度图:

$$d_{G_{\text{mag}}}(x) = 1 - \text{Strch}[G_{\text{modify}}(x)], \quad (6)$$

$$\text{Strch}(V) = \frac{V - \min(V)}{\max(V) - \min(V)}, \quad (7)$$

式中: $G_{\text{modify}}(x)$ 是 $G_{\text{mag}}(x)$ 经膨胀运算和孔洞填充后的梯度图; $\text{Strch}(\cdot)$ 是拉伸函数,可将 $G_{\text{modify}}(x)$ 像素值拉伸到 $[0, 1]$ 。

由于水对光的吸收具有选择性,在水下环境中,不同颜色的光会随着水深的增加而逐渐衰减且衰减速度与波长相关。对水下图像而言,随着场景深度增加,红色通道衰减速度将快于绿色或蓝色通道的衰减速度。在较近的场景区域,3 个通道的衰减程度相对适中,强度值差异不显著;在较远的场景区域,绿色或蓝色通道的强度值增加,而红色通道的强度值则急剧降低,导致蓝绿通道与红色通道的强度值相差较大。为了得到更加可靠的深度图,利用 3 个通道的强度值差异来估计场景深度的变化,基于色差的初始深度图可描述为

$$d_{\text{light}}(x) = \text{Strch} \left\{ \max_{x \in \Omega} [I_G(x), I_B(x)] - \max_{x \in \Omega} I_R(x) \right\}. \quad (8)$$

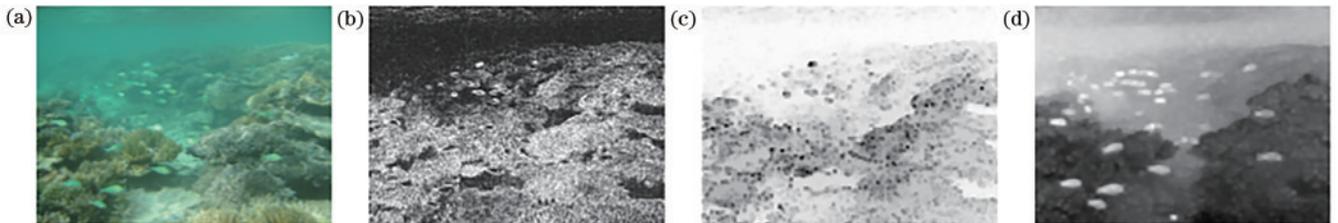


图 2 场景深度估计。(a) 原始图像; (b) 梯度图; (c) 基于梯度的深度图; (d) 基于色差的深度图

Fig. 2 Depth map estimation. (a) Original image; (b) gradient map; (c) estimated depth map based on gradient; (d) estimated depth map based on color difference

图 2(c)、(d) 分别是基于图像梯度信息和色差信息得到的初始场景深度。需要注意的是,上述两种场景深度的估计方法仅考虑了最近场景点到最远场景点的相对距离,为了获得更加准确的场景深度,还需要计算场景点到相机的距离 d_0 ,假设背景光 B_c 已知, d_0 计算方法为

$$d_0 = 1 - \max_{x, c \in \{R, G, B\}} \left[\frac{|B_c - I_c(x)|}{\max(B_c, 1 - B_c)} \right]. \quad (9)$$

将式(6)、(8)、(9)计算得到的场景深度图进行融合,并乘以距离转换系数就可以得到实际的场景-相机距离,

$$d(x) = D_\infty \times [d_0 + \omega d_{\text{light}} + (1 - \omega) d_{G_{\text{mag}}}], \quad (10)$$

$$\omega = S[\text{avg}(I_R), 0.1], \quad (11)$$

式中: D_∞ 是一个恒定的比例系数,可将场景深度 $d(x) \in [0, 1]$ 映射到实际距离,参照文献[8]并经实验验证,取 $D_\infty \approx 8\text{m}$; ω 是用来平衡 d_{light} 和 $d_{G_{\text{mag}}}$ 两幅场景深度图的权重系数,可借助于 S 函数由红色通道的均值确定。当整个场景中红通道信息很少时 $[\text{avg}(I_R) \ll 0.1]$, 依赖红通道信息进行场景深度估计, d_{light} 会失效,这种情况下 ω 接近于零,将只使用梯度信息估计场景深度 $d_{G_{\text{mag}}}$ 。

3.2 背景区域分离和背景光估计

背景光作为水下成像模型的重要参数,直接影响复原图像的效果,然而一般方法很难直接在图像中找到最远处的像素点。对于大气雾天图像,暗通道在一

定程度上能够反映图像的场景深度,因此大气光常被估计为暗通道值较高且原始像素较亮的像素值。但水下与大气成像环境不同,光的衰减特性亦不同,水下背景光的选取极易受到前景区域中较亮物体的干扰。考虑到背景光与场景物体反射光无关,而与水下环境散射光相关的特性,所提方法在已估计的场景深度基础上,实现背景与前景分离,将无穷远的背景区域作为背景光估计的候选区域,以确保背景光值的准确性。

通常情况下,水下图像的背景区域多呈现蓝绿色且趋于平滑。针对以上特点,根据第 3.1 节中估计场景深度的梯度和色差特征,将前景中的物体与背景的水体分离。为了更好地描述算法的求解过程,给出一幅图例(如图 3 所示),具体的求解方法如下。

假设背景区域的梯度值接近于 0,为了准确地分割出背景区域,用高斯滤波器对梯度图 $G_{\text{mag}}(x)$ 进行增强,如图 3(b1)、(b2) 所示,并采用 Canny 算子对增强后的图像进行边缘检测,如图 3(b3) 所示。然后,采用形态学膨胀操作对边缘检测后的结果进行二值化,图 3(b4) 给出了形态学操作后的分割结果图。最后,计算蓝绿通道中的最大值 $m(x)$ 与红通道值 $v(x)$ 的差值 $D(x)$,这一过程如图 3(c1)~(c3) 所示。为了保证背景区域分割的完整性,设定阈值 $\beta = 0.4 \times m(x)$ 对前景与背景区域的像素进行区分,当 $D(x)$ 高于阈值时,该像素点属于背景区域,否则属于前景区域,如图 3(c4) 所示。

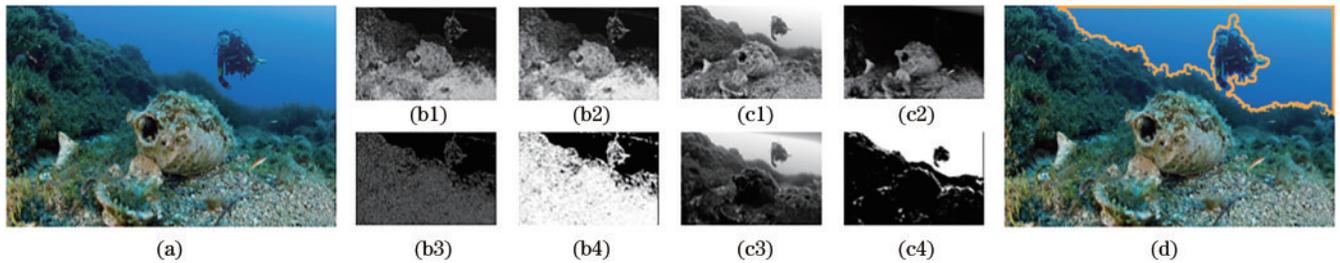


图 3 背景分割结果。(a) 原始图像;(b1) 图像梯度;(b2) 增强后的梯度;(b3) 边缘信息;(b4) 基于梯度的分割结果;(c1) 蓝绿通道最大值;(c2) 红通道;(c3) 通道间颜色差;(c4) 基于色差的分割结果;(d) 背景光候选区

Fig. 3 Results of background region segmentation. (a) Original image; (b1) gradient map; (b2) enhanced gradient map; (b3) edge information; (b4) initial detection only using gradient information; (c1) maximum value of G-B channel; (c2) R channel; (c3) difference between two channels; (c4) initial detection only using color difference; (d) candidate region of background light

在得到上述两个初始分割图之后,进一步将具有低梯度值和高颜色差值的像素点标记为背景区域并利用形态学运算来填补空隙和消除散点。然后找到最大的连通区域作为背景区域。最后,为了避免将一些小面积的前景区域误认为背景区域,只保留面积占比不低于整幅图像 5% 的区域。这样,所有像素将被划分为两类,白色区域代表背景区域,黑色区域代表前景区域,最终得到一幅二值图像。

图 3(d) 给出了背景分割的最终结果,轮廓线所包围的区域为背景光候选区域,以该区域内像素的均值作为背景光值。考虑到有些图像不包含背景区域,直接选择深度图中最远的前 1% 的像素点,并计算这些像素点的平均值作为背景光的值。

为了验证所提背景光估计方法的优越性,将其与

$$I_{\text{det}}(x) = \begin{cases} 1, & \text{background} \\ 0, & \text{foreground} \end{cases}. \quad (12)$$

两种常用的背景光选取策略^[7,9]进行对比实验,结果如图 4 所示。图 4(a)是原始水下退化图像,图 4(b)~4(d)分别是采用文献[7]方法、文献[9]方法和所提方法估计的背景光及其相应的复原结果,其中图 4(b)选取红通道内最亮像素点的像素值作为背景光,图 4(c)

选取深度图中最远处 0.1% 的像素点中最高像素值作为背景光。从图 4 可以看出,背景光估计值越低,复原后的图像越亮,从而导致场景曝光过度。另外,如果背景光 B_c 中一个颜色通道的估计值与其他通道相差较大,那么该颜色成分在复原结果中也会明显增加。

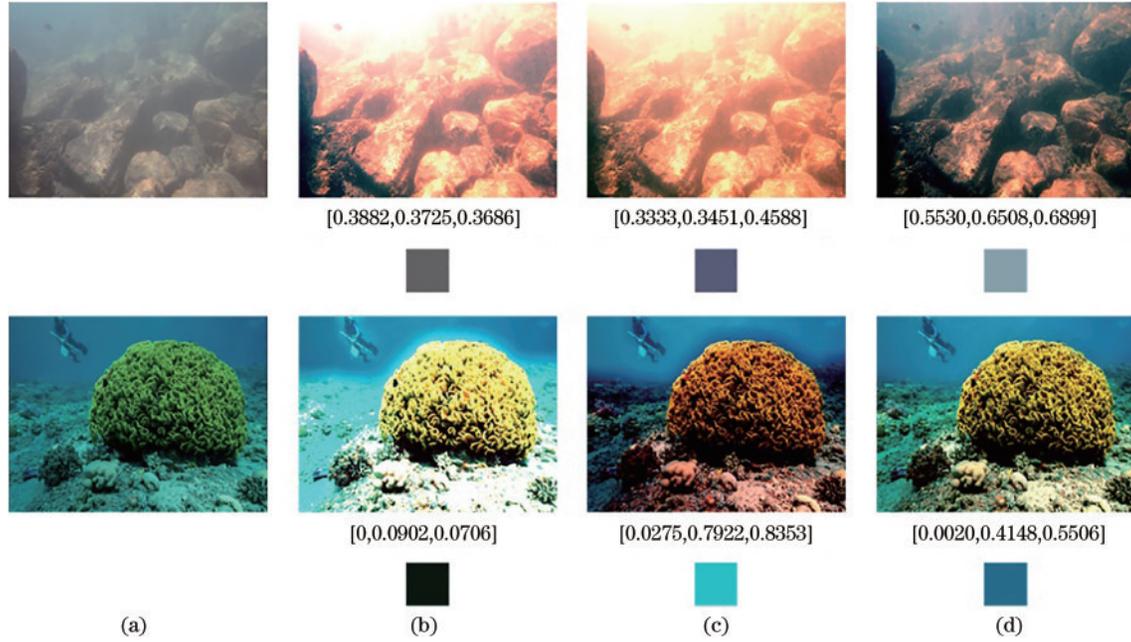


图 4 不同背景光估计策略对比。(a) 原始水下图像;(b)~(d) 文献[7]方法、文献[9]方法及所提方法背景光估计与复原结果
Fig. 4 Comparison of different background light estimation strategies. (a) Original underwater images; (b)~(d) estimated background light and corresponding restored results using method of reference [7], method of reference [9], and proposed method

3.3 透射率估计

由式(3)可知,在得到场景深度 $d(x)$ 后,还需要计算各通道的衰减系数,才能得到 3 个通道的透射率图。式(3)可等价

$$t_c(x) = \text{Nrer}(c)^{d(x)}, \quad (13)$$

$$\text{Nrer}(\lambda) = \begin{cases} 0.8 - 0.85, & \lambda = 650 - 750 \mu\text{m} (\text{red}) \\ 0.93 - 0.97, & \lambda = 490 - 550 \mu\text{m} (\text{green}), \\ 0.95 - 0.99, & \lambda = 400 - 490 \mu\text{m} (\text{blue}) \end{cases} \quad (14)$$

式中: $\text{Nrer}(c)$ 是归一化剩余能量比,取决于不同光的波长和水的类型^[17]; 参数 $\text{Nrer}(\text{red})$ 、 $\text{Nrer}(\text{green})$ 、 $\text{Nrer}(\text{blue})$ 的取值采用经验值^[9], 分别设置为 0.83, 0.95, 0.97。为了避免产生块状效应,进一步采用导向滤波对 3 个通道的透射率图进行细化。

然而,对于包含大量背景区域的水下图像,当背景区域的深度为无穷远时,透射率的值趋于零。过低的透射率容易受到背景区域噪声影响,可能导致复原后的水下图像出现失真现象。尽管可以通过设置一个 t_0 来抑制这一问题,然而如果 t_0 值设置较高会导致部分区域去雾效果不佳。因此,对背景区域和前景区域采取了不同的增强和复原策略。

对于图像前景区域的恢复,将估计得到的背景光

和透射率代入水下成像模型,依据式(2)得到清晰的前景:

$$J_c^{\text{foreground}}(x) = \frac{I_c(x) - B_c}{\max[t_c(x), t_0]} + B_c. \quad (15)$$

考虑到背景区域通常不包含纹理细节,采用一种简单的直方图拉伸增强算法,在 HSV 空间中拉伸图像的饱和度 S 和明度 V,以提高背景区域 $J^{\text{background}}$ 的对比度。

由于在背景区域和前景区域使用了不同的处理方法,得到的增强和复原图像像素值在边界处往往存在较大差异。为了使恢复图像看起来更加自然,采用均值滤波对背景分割结果 $I_{\text{det}}(x)$ 的边界进行平滑处理。得到新的结果 $I'_{\text{det}}(x)$ 可以视为一幅加权图像,以实现背景和前景的融合,从而获得最终的复原图像:

$$J^{\text{out}}(x) = (1 - I'_{\text{det}}) \times J^{\text{foreground}} + I'_{\text{det}} \times J^{\text{background}}. \quad (16)$$

4 实验结果与分析

从水下图像数据集 UIEB^[18] 中收集了大量不同场景的水下退化图像,并与目前较为流行的水下图像复原方法进行主观和客观对比实验。选用的对比方法包括 Galdran 等^[7] 提出的 RCP 算法, Peng 等^[8] 提出的 IBLA 算法, Song 等^[9] 提出的 ULAP 算法及 Li 等^[11] 提

出的 UWCNN 算法。

4.1 主观对比

为了验证所提方法的有效性,选择了多幅不同退化场景的水下彩色图像进行主观对比分析,如图 5(a)

所示,第 1、2 幅图像为低对比度场景,第 3、4 幅为存在明显雾感和色偏的退化场景,第 5、6 幅为光照不足场景。图 5(b)~5(f)为其他 4 种对比方法与所提方法的复原结果。

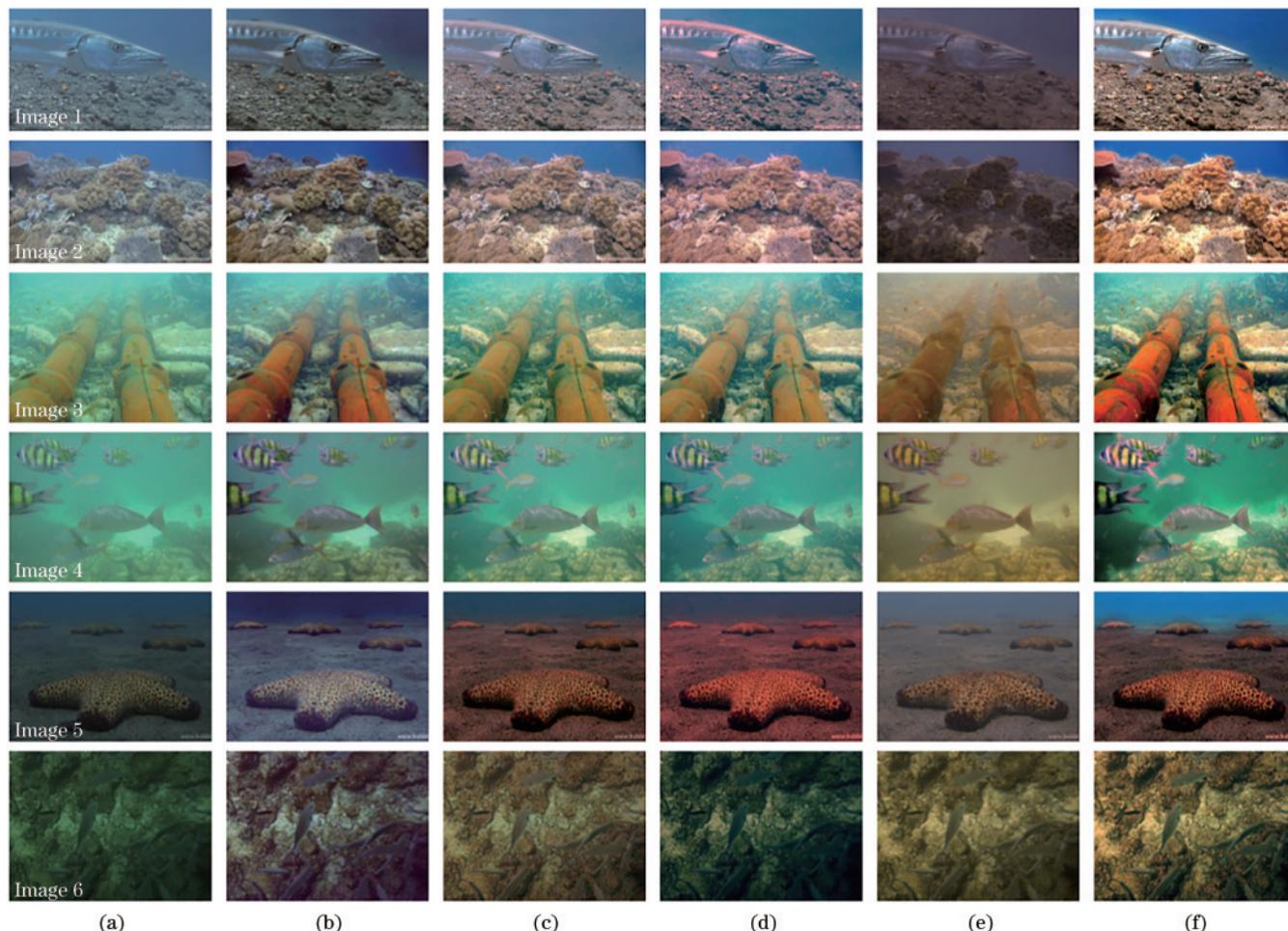


图 5 不同复原方法主观效果对比。(a) 原始图像;(b)~(f) RCP、IBLA、ULAP、UWCNN 及所提方法复原结果

Fig. 5 Comparison of restored results using different methods. (a) Original images; (b)~(f) restored results by RCP, IBLA, ULAP, UWCNN, and proposed method

从图 5 可以看出:RCP 方法能够有效去除图像雾感但复原后的图像对比度增强不够明显,且对大部分场景的颜色校正失效;IBLA 方法复原后的图像虽然对比度略有提升,也没有出现明显的色偏,但无法有效恢复存在明显雾感的场景清晰度;ULAP 方法由于考虑了水对光的选择性吸收,对比度提升较为显著,但存在红通道被过分增强,部分图像颜色失真严重且视觉效果过饱和的问题,对于低光照的图像,如 Image 6,该方法估计的背景光值过高导致了恢复的结果整体偏暗;UWCNN 方法能有效消除绿色色偏,但去雾效果一般,另外,偏蓝场景复原结果中出现了不自然的红色色偏,这可能是在网络训练时使用了特定类型的仿真数据集过度补偿红色通道所导致的。相比之下,所提方法在有效去除水雾的同时能较好地恢复色彩平衡,恢复后的图像整体亮度提升,对比度和清晰度也得到较大的改善,尤其是较远场景区域的细节更加清晰,说

明估计的透射率和背景光值更加准确。

4.2 客观对比

在客观对比实验方面,选择了 UIQM^[19]、UCIQE^[20]、FDUM^[21]和 FADE^[22]等 4 种无参考图像质量评价算法来评估算法的性能。UIQM 指标基于人眼视觉系统激励将色彩、清晰度和对比度等 3 种水下图像质量特性进行线性组合。UCIQE 基于 CIELab 空间的统计特征,反映了在恢复图像色度、对比度和饱和度的综合性能。FDUM 在量化图像颜色度量中将空域和频域相结合,利用暗通道先验衡量后向散射造成的低对比度,并使用清晰度来评估前向散射造成的模糊程度。FADE 基于无雾图像的统计特征,利用有雾、无雾图像的统计偏差来反映结果图像的雾浓度。UIQM、UCIQE 和 FDUM 的值越大表明图像的质量越高,FADE 的值越小代表图像中的雾越少。

表 1 给出了图 5 中 6 幅不同场景的水下图像经各

表 1 客观质量评价指标对比
Table 1 Comparison of different quality evaluation metrics

Metric	Method	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4	Image 5	Image 6
UIQM	RCP	1.3302	1.4185	1.1620	0.9088	1.5060	1.5306
	IBLA	1.3382	1.3450	1.1763	0.9417	1.6645	1.4470
	ULAP	1.4922	1.3578	1.2203	1.0191	1.6680	1.6725
	UWCNN	1.0780	1.1509	0.9204	0.7838	1.3863	1.4114
	Proposed method	1.5166	1.4809	1.4404	1.1794	1.7633	1.5853
UCIQE	RCP	0.5019	0.5806	0.6068	0.5001	0.5225	0.4888
	IBLA	0.5197	0.5787	0.5884	0.4916	0.5861	0.4843
	ULAP	0.5770	0.5953	0.5917	0.4922	0.6163	0.4932
	UWCNN	0.4357	0.4631	0.5034	0.4595	0.4907	0.5036
	Proposed method	0.6643	0.6753	0.7182	0.6124	0.6393	0.6604
FDUM	RCP	0.5021	0.5345	0.5055	0.3165	0.5552	0.3278
	IBLA	0.5895	0.5811	0.5083	0.3541	0.8788	0.3372
	ULAP	0.7749	0.6142	0.5310	0.3953	0.9367	0.4126
	UWCNN	0.2967	0.2862	0.2913	0.2466	0.5453	0.3209
	Proposed method	0.9132	0.7820	0.7346	0.5223	1.1151	0.5506
FADE	RCP	0.6511	0.3969	0.4806	1.1197	0.3915	0.3208
	IBLA	0.7155	0.4913	1.3956	0.9377	0.3255	0.3194
	ULAP	0.4921	0.4629	0.4245	0.7758	0.3664	0.2438
	UWCNN	1.2032	0.8691	0.5235	0.9187	0.7373	0.2824
	Proposed method	0.3741	0.3061	0.2714	0.5971	0.2870	0.2006

对比方法复原后的客观评估结果。从表 1 可以看出,所提方法的 UIQM 值大部分高于其他对比方法,说明处理后的图像色彩、对比度提升明显,细节恢复较好。虽然 Image 6 的分值低于 ULAP 方法,但综合主观对比实验来看,采用 ULAP 方法复原后的结果图像色调明显偏绿且图像整体较暗。另一方面,所提方法在 UCIQE 和 FDUM 指标上均高于其他对比方法,UCIQE 指标的分值都维持在 0.6 以上,即所提方法能更好地平衡图像色度、饱和度和对比度。从 FADE 值亦可以看出,所提方法复原后的图像雾浓度最低,表明该方法可以实现良好的去雾效果。

为了进一步验证所提方法的有效性和鲁棒性,从 UIEB 图库中随机选取了 100 幅水下退化图像,经各对比方法复原后计算各评价指标的平均值,结果如表 2 所示。表 2 数据表明,所提方法的平均性能均优于其他对比方法,在 UIQM、UCIQE、FDUM 和 FADE 等 4 个客观质量评价指标上的提升均超过 15%。

在进行大量不同场景的水下图像实验的过程中,所提方法存在个别场景复原效果欠佳的现象。主要原因是式(1)中的模型是在严格均匀光照的假设下建立

表 2 客观质量评价指标平均值对比
Table 2 Comparison of average values of different quality evaluation metrics

Method	RCP	IBLA	ULAP	UWCNN	Proposed method
UIQM	1.3416	1.2180	1.2238	1.0473	1.3952
UCIQE	0.5660	0.5577	0.5520	0.4690	0.6272
FDUM	0.5713	0.5148	0.5206	0.3052	0.7023
FADE	0.4508	0.5871	0.5596	0.7486	0.4092

的,大多数水下场景都符合这一假设,但因光照不足而引入的人工光源则违背了这一假设,这也是目前大部分算法未考虑的问题。图 6 给出两幅存在严重非均匀光照的场景示例,受人工光源影响,整个场景照明总体上是可变的。从图 6 可以看出,使用恒定的背景光值恢复图像会导致人工光照的区域曝光过度现象。此外,人工光源增强水下散射效应,干扰水下图像的梯度分布^[23],引起的色偏也可能造成深度图估计不准,从而导致整幅图像复原效果欠佳。

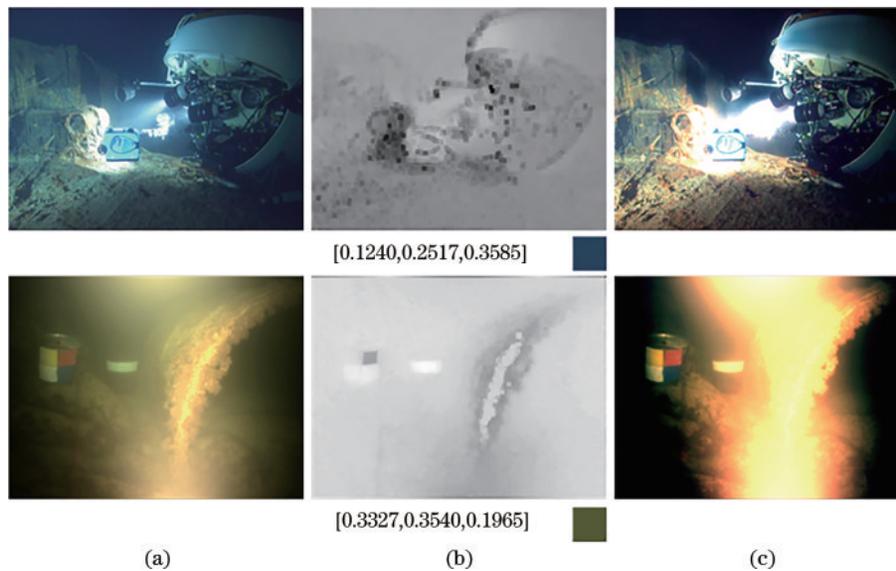


图 6 所提方法不适用的场景。(a) 非均匀光照场景;(b) 场景深度图及背景光估计;(c) 复原结果

Fig. 6 Failure cases of proposed method. (a) Scenes with non-uniform illumination; (b) scene depth and background light estimation; (c) restored results

5 结 论

提出了一种基于场景深度估计和背景区域分割的水下图像复原方法,该方法借助水下图像梯度信息和色差信息估计场景深度并根据场景深度计算 3 个通道的透射率。在得到的场景深度的基础上,将水下图像的前景区域和背景区域分离,实现在背景区域进行背景光的估计,避免了前景区域物体的影响。在恢复清晰的水下场景时,对不包含纹理细节的背景区域采用直方图拉伸的方法提升对比度和修正色彩。同时,将估计得到的背景光和透射率代入水下成像模型求解来消除后向散射对前景区域的影响。最后,利用平滑处理后的分割结果作为加权图像对背景和前景区域进行融合,避免了边界处不自然的过渡。实验结果表明,所提方法能很好地适应不同的水下场景,能够明显提升水下图像的对比度、清晰度并消除色偏。但该方法针对非均匀光照场景的复原效果欠佳,在未来工作中,将针对此类退化场景的图像复原问题展开研究。

参 考 文 献

- [1] 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.
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.
- [2] Li X J, Hou G J, Tan L, et al. A hybrid framework for underwater image enhancement[J]. IEEE Access, 2020, 8: 197448-197462.
- [3] Ma J X, Fan X N, Yang S X, et al. Contrast limited adaptive histogram equalization-based fusion in YIQ and HSI color spaces for underwater image enhancement[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, 32(7): 1854018.
- [4] 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.
- [5] 代成刚, 林明星, 王震, 等. 基于亮通道色彩补偿与融合的水下图像增强[J]. 光学学报, 2018, 38(11): 1110003.
Dai C G, Lin M X, Wang Z, et al. Color compensation based on bright channel and fusion for underwater image enhancement[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(11): 1110003.
- [6] Drews P L J, Jr, 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] 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] 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.
- [10] 徐岩, 孙美双. 基于卷积神经网络的水下图像增强方法

- [J]. 吉林大学学报(工学版), 2018, 48(6): 1895-1903.
- Xu Y, Sun M S. Enhancing underwater image based on convolutional neural networks[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2018, 48(6): 1895-1903.
- [11] Li C Y, Anwar S, Porikli F. Underwater scene prior inspired deep underwater image and video enhancement [J]. Pattern Recognition, 2020, 98: 107038.
- [12] Fabbri C, Islam M J, Sattar J. Enhancing underwater imagery using generative adversarial networks[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 21-25, 2018, Brisbane, QLD, Australia. New York: IEEE Press, 2018: 7159-7165.
- [13] Guo Y C, Li H Y, Zhuang P X. Underwater image enhancement using a multiscale dense generative adversarial network[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2020, 45(3): 862-870.
- [14] 宋巍, 邢晶晶, 杜艳玲, 等. 基于预处理图像惩罚的生成对抗网络水下图像增强[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(12): 1210024.
- Song W, Xing J J, Du Y L, et al. Underwater image enhancement based on generative adversarial network with preprocessed image penalty[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(12): 1210024.
- [15] McGlamery B L. A computer model for underwater camera systems[J]. Proceedings of SPIE, 1980, 0208: 1-11.
- [16] Li Z K, Ding L X, Wang Y. Score level fusion method based on multiple oblique gradient operators for face recognition[J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75(2): 819-837.
- [17] 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.
- [18] 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: 4376-4389.
- [19] 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.
- [20] Yang M, Sowmya A. An underwater color image quality evaluation metric[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [21] Yang N, Zhong Q H, Li K, et al. A reference-free underwater image quality assessment metric in frequency domain[J]. Signal Processing: Image Communication, 2021, 94: 116218.
- [22] Choi L K, You J, Bovik A C. Referenceless prediction of perceptual fog density and perceptual image defogging [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24 (11): 3888-3901.
- [23] 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.