

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2315117

改进暗通道的水下图像复原算法

杜道平 李响 梁野 高洪涌

(大连海洋大学信息工程学院 大连 116023)

摘要: 水下光学环境的特殊性导致了正常拍摄的水下图像存在雾化现象、偏色和低对比度,现有复原方法存在深度图上局部错估和透射图不精确的问题。为了更好的提升水下图像的质量,提出了一种能够平衡衰减、精确估计全局环境光的改进暗通道的水下图像复原算法。通过梯度图和通道差构建深度图,获取全局环境光;通过平衡衰减的暗通道,得到更精确的透射图;通过白平衡算法校正色偏,进一步改善图像质量。为了验证算法的有效性,在 UIEBD 数据集和 RUIE 数据集上进行了实验评估,UIQM 指标分别为 1.560 和 1.668,UCIQE 指标分别为 0.470 和 0.364。实验结果表明,本文提出的改进能有效提升水下图像的复原效果。

关键词: 平衡衰减;深度估计;暗通道先验;颜色校正

中图分类号: P391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Improved dark channel algorithm for underwater image restoration

Du Daoping Li Xiang Liang Ye Gao Hongyong

(School of Information Engineering, Dalian Ocean University, Dalian 116023, China)

Abstract: The particularity of the underwater optical environment causes fog, color cast, and low contrast in normally captured underwater images. Existing restoration methods suffer from local misestimation in the depth map and inaccuracy in the transmission map. In order to better improve the quality of underwater images, an improved dark channel underwater image restoration algorithm that can balance attenuation and accurately estimate global ambient light is proposed. Construct a depth map through gradient maps and channel differences to obtain global ambient light; obtain a more accurate transmission map by balancing the attenuated dark channel; correct color casts through a white balance algorithm to further improve image quality. In order to verify the effectiveness of the algorithm, experimental evaluations were conducted on the UIEBD data set and RUIE data set. The UIQM index was 1.560 and 1.668 respectively, and the UCIQE index was 0.470 and 0.364 respectively. Experimental results show that the improvements proposed in this article can effectively improve the restoration effect of underwater images.

Keywords: balance attenuation; depth map estimate; dark channel a priori; color correction

0 引言

水下资源丰富,探索和开采海洋资源是诸多国家关注的重点方向。水下图像拍摄是获取水下信息的主要方式,由于水下环境的特殊性,得到的图像会存在严重的质量退化问题。水体对光的吸收和散射效应导致水下光学图像表现为色偏严重、光照不均、细节模糊和对比度低等问题。由于可见光中红、绿、蓝3种颜色的光在水体中衰减率不同,当红色光被水体大量吸收时,水下图像通常表现为蓝绿色调。如果水中存在大量悬浮颗粒物如泥沙、藻类等,这些物质会吸收掉蓝色光谱或反射其他光谱,使水中的光线偏向黄色,导致拍摄的水下图像中出现黄色偏色。

水下图像复原对水下场景的探测十分重要,面对水下

图像的退化现象。近年来,许多学者提出了很多水下图像优化方案和其改进,有基于统计直方图^[1-2]、基于暗通道^[3-6]、基于偏振成像^[7-8]、基于深度学习^[9-10]等的复原。基于深度学习的图像复原需要大量的数据集来进行训练,基于偏振技术的图像复原需要同一场景的多张图像,而基于统计直方图的方法不涉及退化过程的建模,相对来说基于暗通道的图像复原对数据集的要求最低,而且涉及退化模型,能够实现很好的去雾效果。

由于暗通道先验的效果优越,近年来出现了许多基于暗通道的改进方法。文献[11]提出了一种暗通道先验与粒子群融合的去雾改进算法,该方法提高了程序的执行速度,虽然未涉及图像的色彩校正;文献[12]提出了多尺度视网

膜增强算法,用于色彩恢复和暗通道先验去除雾化的沙尘暴图像复原,该方法对于色彩损失较小的场景复原效果较好,但在面对水下图像的严重偏色时效果一般;文献[13]提出了一种基于蓝色通道的自动红色通道算法的改进方法,该方法在色彩校正上有所提升,但去除雾化方面能力有所欠缺;文献[14]采用了一种自适应的暗通道先验,并结合最大值滤波和高斯低通滤波获得了局部水光,从而有效地提高图像的清晰度,然而对于较暗区域的效果较差;文献[15]提出一种基于SLIC的透射率优化方法,可以得到清晰的复原图像,但程序复杂度较高且耗时较长。

基于暗通道先验的图像复原最早应用于图像去雾领域^[3],因去除雾化效果良好,被扩展用于水下图像复原。其中较为经典的改进方案有,2014年Galdran等^[4]提出的基于红通道的水下图像复原(RDCP),该方法解决了红通道过度衰减的问题,但没有涉及蓝绿通道的衰减过度情况,且环境光的估计不准确;2018年Peng等^[5]提出的基于广义暗通道的水下图像复原(GDCP),该方法同时考虑了三通道的衰减,且提出了利用深度图来估计环境光方法,但只用一种深度先验获取的深度图存在局部错估,导致一些图像的环境光会估计错误,最终造成复原效果不理想;2021年Zhou等^[6]提出的基于单幅图像的深度图和光照估计的水下图像恢复,该方法提供了更为精确的深度图估计方法,但过于复杂。本文提出了一种利用梯度图和通道差相结合的方式获取深度图的方案,并引入平衡衰减的方式来优化透射图的估计过程,最终获得了更好的复原效果。

暗通道复原利用水下成像的经典Jaffe-McGlamey^[16]简化模型,目标在镜头前的最终成像 $I(x)$ 是由直接分量、前向散射分量、后向散射分量之和叠加而成,将直接分量和前向散射分量作为原始信息,整个退化过程如式(1)所示。

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

其中, $J(x)$ 是无失真的图像; $t(x)$ 为光的透射率,表示光在介质中的吸收和反射; A 为环境光强度; $J(x)t(x)$ 为光在水中传播的直接分量; $A(1-t(x))$ 为后向散射分量。

同时,透射率 $t(x)$ 是距离的函数,满足: $t(x) = e^{-\beta d(x)}$, $d(x)$ 为目标与成像点的距离; β 为水下环境吸收系数和散射系数之和,随光的波长变化。由于水下环境中,不同波长的光衰减速度不同,所以需要单独考虑红绿蓝三个通道的退化情况,通常使用下标 c 来表示颜色通道 $c = \{r, g, b\}$ 。

常见的环境光选择方法包括:1)场景中具有最大深度点的像素值^[5];2)具有最大暗通道值的点的原始像素值或暗通道中0.1%的点对应原始像素的平均值;3)基于四叉树搜索的方法^[16-17];4)利用神经网络方法求全局环境光^[18]。

暗通道先验的本质是,对于户外真实图像,至少有一个颜色通道具有些像素强度非常低,接近于零满足:

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (\min_c J(y)) = 0 \quad (2)$$

有了以上先验条件后,就可以实现单张图像的消除雾化。首先DCP中选择场景中具有最大亮度的前0.1%像素点的均值表示环境光 A_c 。然后引入暗通道先验求解透射图 $t(x)$ 。

$$t(x) = 1 - \min_{y \in \Omega(x)} (\min_{c \in \{r, g, b\}} \frac{I_c(y)}{A_c}) \quad (3)$$

最后,将 $I(x)$ 、 $t(x)$ 、 A_c 代入式(1)就可以得出去雾化后的原始场景图像。

$$J(x) = A_c + \frac{I_c(x) - A_c}{t(x)} \quad (4)$$

由于水下场景的特殊性,后来提出了暗通道先验的改进方案,效果较好的方案是将红通道进行翻转利用($1 - I_r(x)$)代替图像的红通道。

1 本文方法

1.1 面临的主要问题

水下图像复原要解决的最主要的问题是,环境光的雾化现象,雾化现象造成整个图像模糊、对比度低,如图1(a);由于衰减率不同造成的偏色情况,偏色现象导致整个图像色调单一,失去了物体原来的色彩,如图1(b);损失通道的数据丢失问题,由于透射率不同造成损失最大的通道会存在场景缺失现象,如图1(c)。

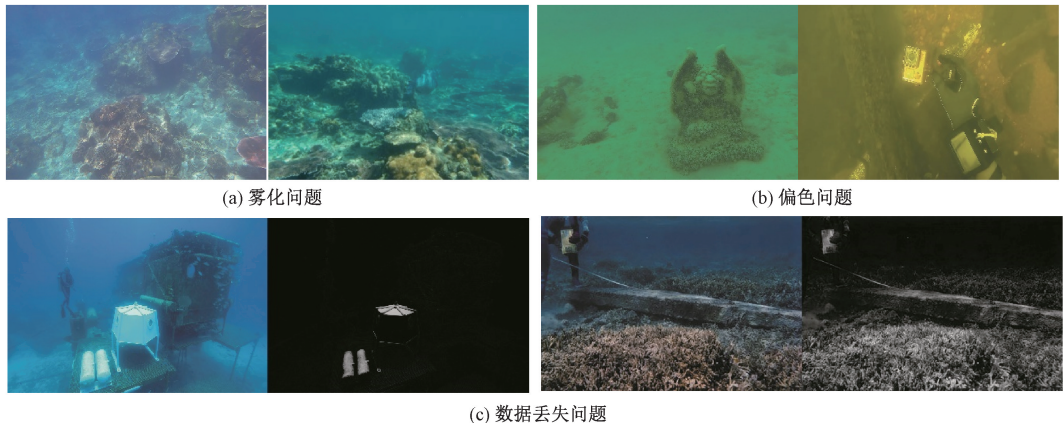


图1 低质量水下图像

1.2 深度图的获取

本次研究为了实现更出色的复原效果,从多个方面优化了复原过程。提出了一种结合梯度图和通道差的方法来获取深度图,以获得准确的全局环境光值;

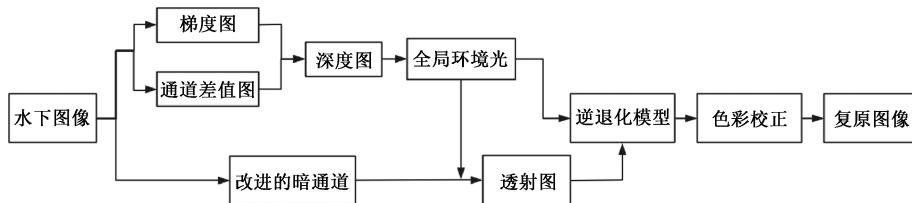


图 2 算法流程图

利用梯度图和通道差共同得到的深度图可以帮助消除图像中深度局部错估的问题,从而更准确地获取全局环境光的值。全局环境光 A 的估计对于判断雾化程度至关重要,并且在透射图的计算中也需要使用全局环境光。平衡衰减的核心在于获取暗通道时平衡 3 个通道的衰减,以获得更准确的透射率估计。这种方法结合了梯度图和通道差的优势,能够更好地解决图像深度估计中的局部错误,并提高全局环境光的估计准确性,进而改善透射图的计算效果。通过平衡 3 个通道的衰减,可以更准确地估计透射率。

为了更好的拟合退化模型,本方选择使用场景中深度最大像素点的灰度值来估计全局环境光 A_c 。现有的深度估计方法有,基于梯度估计深度图^[5],该先验理论基础是在水下环境中随着深度的增加,雾化现象逐渐加深,一次深度越深场景的梯度越小。但该方法只能粗略估计深度图而且并不是梯度越小深度就越深,在前景中也有梯度很小的区域,会出现前景被远估的情况。如图 3,右侧是利用梯度估计得到的深度图,深度越深图像越亮,由于红线圈中区域梯度较小,造成该区域的深度被过度的估计造成深度图估计错误。



图 3 基于梯度估计的深度图

基于颜色变换估计深度图^[5],该理论的基础是在水下环境中随着深度法增加,色彩会因为环境光或衰减的原因成线性变化。该方法需要对图像的 3 个通道进行线性回归建模,同时在高亮和阴影区域会出现深度的错估。如图 4,右侧是利用颜色变化估计得到的深度图,深度越深图像越亮,显然红线圈中区域的估计是错误的。

基于通道差估计深度图^[19],该理论的基础是不同波长在水下环境的衰减率不同,随着深度的增加,通道差会逐渐变大。但是通道差估计出的深度图也会受高亮和阴影

在暗通道获取过程中引入了三通道平衡衰减的概念,从而得到更合理的透射图;针对颜色校正方案进行了调整,以确保色彩更真实、自然。本文的算法流程图如图 2。

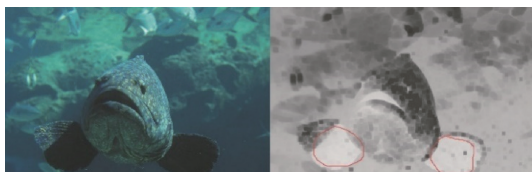


图 4 基于颜色变换估计的深度图

区域的影响,阴影区域的深度会被低估。如图 5,右侧是利用通道差估计得到的深度图,深度越深图像越亮,显然红线圈中阴影区域的深度估近了。



图 5 基于通道差估计的深度图

本文选择使用梯度图和通道差相结合的方式估计深度图,利用梯度图得到的深度图,改善通道差获得的深度图,得到最终的深度图。首先分别利用梯度和通道差计算图像的深度,利用 Sobel 算子分别求出 3 个通道的梯度图,取 3 个通道的最大值作为整个图像的梯度图,公式如下:

$$G(x) = \max_{c \in \{r, g, b\}} (\max_{y \in \Omega(x)} \text{Sobel}(I_c(y))) \quad (5)$$

获得梯度图后优化小梯度区域,利用分阈值处理法将低于 0.05 的梯度利用邻域的最大梯度进行替代,在重复以上操作将 0~0.6 的梯度进行邻域的最大梯度替代。然后将梯度图拉伸到 0~1。使用 $D_1 = 1 - G_1(x)$ 作为有梯度图估计得来的深度图。

利用通道差获取深度图,首先将 D_1 利用阈值进行分割的 B_w ,其中将大于 0.94 的区域作为背景置“1”,其余部分作为前景置“0”。然后利用 r, g, b 三个通道作差,得到三张差值图并分别拉伸到 0~1 的范围,公式如下:

$$\begin{aligned} D_{r1}(x) &= I_b(x) - I_r(x) \\ D_{r2}(x) &= I_b(x) - I_g(x) \\ D_{r3}(x) &= I_g(x) - I_r(x) \end{aligned} \quad (6)$$

然后,将差值图利用最值进行融合, B_w 中近景区域选

择最小值融合,远景区选择最大值融合,公式如下:

$$D_2(x) = B_w \max_{i=1,2,3} (D_{wi}(x)) + \overline{B_w} \min_{i=1,2,3} (D_{wi}(x)) \quad (7)$$

得到深度图 $D_2(x)$ 后,将 D_2 作为最终的深度图 D ,选择其中前 0.1% 的像素的均值作为全局环境光的取值。

1.3 平衡衰减的暗通道

透射图 $t(x)$ 的获取,由于红绿蓝三色光在水下环境中的衰减率不同,造成水下图像在红绿蓝三通道上呈现不同的强度数值,传统的暗通道不适用于水下环境。因此,学者们提出了很多适合水下环境的水下暗通道改进方案,如水下红通道、广义暗通道、蓝绿通道衰减比等。他们都是利用暗通道求解透射图,由式(3)得到,这个过程都默认暗通道的透射率是一致的。显然,这些方案存在缺陷,即三个通道的透射率并不相同,所以由3个通道较暗区域拼接而成的暗通道 $J^{\text{dark}}(x)$ 的透射率作为最小损失通道的透射图是有些欠缺的。

因为水下光衰减是指数衰减过程 $t(x) = e^{-\beta d(x)}$,其中 β 只和传播介质有关, $d(x)$ 是场景到摄像机的距离。为了平衡不同通道的衰减情况,选择先对每个通道求透射图,然后利用环境光区域的透射率 ($T_c, c \in \{r, g, b\}$) 平衡衰减获得最小损失通道的透射图。首先利用3个通道的均值判断红绿蓝三通道的损失情况,确定最小损失通道 $C3$ 、次损失通道 $C2$ 、最大损失通道 $C1$,即 $\overline{R}, \overline{G}, \overline{B}$ (从小到大) $\rightarrow C1, C2, C3$ 。然后利用指数衰减公式,能够得到以下结论(假设最小损失通道为 g 通道):

$$\begin{aligned} t_g(x) &= e^{-\beta_g d(x)} \\ t_r(x) &= e^{-\beta_r d(x)} = (e^{-\beta_g d(x)})^{\frac{\beta_r}{\beta_g}} = (t_g(x))^{\lambda_r} \\ t_b(x) &= e^{-\beta_b d(x)} = (e^{-\beta_g d(x)})^{\frac{\beta_b}{\beta_g}} = (t_g(x))^{\lambda_b} \end{aligned} \quad (8)$$

其中,规定平衡衰减因子为: $\lambda_r = \log_{T_g}(T_r), \lambda_g = 1, \lambda_b = \log_{T_g}(T_b)$,同理可得其他两通道为最小损失通道的情况。最终的暗通道估计方案为,先利用式(3)求每个通道的透射图,然后利用环境光区域的透射率估计平衡衰减因子 λ 。然后在3个透射图中选择最大值作为最小损失通道的透射图,用来实现平衡衰减的目的。由于通道的损失问题造成透射率估计不理想,选择使用 GDPC 中的取绝对值的方式求透射图,具体推导如下:

$$\begin{aligned} t(x) &= 1 - \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} \left(\frac{I_c(y)}{A_c} \right) \right) = \\ &= \max_{c \in \{r, g, b\}} \left(\max_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{A_c - I_c(y)}{A^c} \right) \right) = \\ &= \max_{c \in \{r, g, b\}} \left(\max_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{|A_c - I_c(y)|}{\max(A_c, 1 - A_c)} \right) \right) \\ \widehat{t}_{c3}(x) &= \max_{c \in \{r, g, b\}} \left(\max_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{|A_c - I_c(y)|}{\max(A_c, 1 - A_c)} \right)^{-1/\lambda_c} \right), \\ i &\in \{r, g, b\} \end{aligned} \quad (9)$$

求出最小损失通道的透射图后,代入式(8)推导其他两通道的透射图。

求得透射图 $\widehat{t}(x)$ 和环境光 A_c 后,将透射率拉伸到 $0.2 \sim \max(\widehat{t}(x))$ 。然后代入式(4),可得复原后的图像。

1.4 颜色校正

对于数据丢失问题的补救和图像的偏色校正。灰度世界算法^[20]可以同时解决这两个问题,但是有时候会出现过度补偿的情况。为了解决这个问题,本文选择使用改进的灰度世界算法来处理复原的图像。色彩校正的具体方案是,首先通过三个通道的均值 ($\overline{R}, \overline{G}, \overline{B}$) 判断水下图像的色彩偏情况,之后利用均值最大的通道调整其他通道的灰度值,从而实现补偿衰减的目的。公式如下:

$$\begin{aligned} \overline{R}, \overline{G}, \overline{B} (\text{从小到大}) &\rightarrow C1, C2, C3 \\ J_{ci}(x) &= J_{ci}(x) + (J_{c3}(x) - J_{ci}(x)) \cdot \\ &(1 - J_{ci}(x)) \cdot J_{c3}(x) \end{aligned} \quad (10)$$

其中, c 表示颜色通道, $i \in \{1, 2, 3\}$ 。 $J_{ci}(x)$ 表示当前要处理的颜色通道,等式左侧表示校正后的新值。它由两部分组成,原像素值和色彩补偿部分 $(J_{c3}(x) - J_{ci}(x)) \cdot (1 - J_{ci}(x)) \cdot J_{c3}(x)$ 。其中 $(J_{c3}(x) - J_{ci}(x)) \cdot J_{c3}(x)$ 表示当前通道和最小损失通道的差值,利用该部分作为色彩补偿以提升损失通道的像素值; $(1 - J_{ci}(x))$ 作为一个权重,当前通道的色彩损失越大,该值越大,即 $(1 - J_{ci}(x))$ 和损失程度是正相关的,因此使用该值作为权重调节补偿是合理的。

通过以上方案得到的图像进一步锐化细节、改善整体的亮度后得到的最终结果即为复原的图像。通过以上方式得到的退化参数更准确,图像清晰化效果更优异。

上述3点改进,综合考虑了复原过程中的多个关键方面。优化了退化模型中的参数估计,这有助于提高环境光的准确性和复原效果。改善了色彩校正的过度补偿问题,能进一步优化图像质量。这些改进的实施有望使得图像复原过程更加全面和精准,从而得到更加清晰、真实的图像。

1.5 算法实现

以下将算法实现分成3个部分描述:整体复原算法、深度图的获取算法、透射图的估计算法。整体复原算法部分描述了算法的整体实现,深度图的获取算法和透射图的估计算法分别描述了使用梯度图和通道差相结合获取深度图,和平衡衰减方式得到透射图的具体实现。

整体复原算法描述了算法的整体流程,为更好的拟合退化模型,算法中选择先进行图像的雾化去除,再进行颜色校正;色彩校正过程是使用白平衡算法进行实现,没有涉及水下退化过程,先执行雾化去除能更好的估计退化模型的参数。上述部分的算法实现如表1所示,其中步骤1深度图的获取由深度图的获取算法部分展示,步骤4的实现由透射图的估计算法部分展示。

表 1 整体复原算法

算法:整体复原算法

输入:原始图像 $I(x)$

输出:复图像 $J(x)$

1: $D \leftarrow$ 深度图($I(x)$)

2: $P = \operatorname{argmax}_{x \in 0.1\%} (D)$

3: $A_c = (\operatorname{size}(P))^{-1} \sum_{x \in P} I_c(x)$

4: $t(x) \leftarrow$ 透射图($I(x), A_c$)

5: $J(x) = \frac{(I_c(x) - A_c)}{t(x)} + A_c$

6: $C1, C2, C3 \leftarrow \operatorname{sort}(\bar{R}, \bar{G}, \bar{B})$

7: $J_{ci}(x) = J_{ci}(x) + (J_{c3}(x) + J_{ci}(x)) (1 - J_{ci}(x)) J_{c3}(x)$

8: return $J(x)$

整体复原算法中,深度图 D 的获取是为了更好的估计全局环境光,单中深度图先验的估计存在自身法不足,使用梯度图和通道差相结合的方式估计的深度图,能够弥补两种深度先验的不足,从而得到更准确的全局环境光的估计值。具体的算法实现如表 2 所示。

表 2 深度图的获取算法

算法:深度图的获取

输入:原始图像 $I(x)$

输出:深度图 D

1: $C1, C2, C3 \leftarrow \operatorname{sort}(\bar{R}, \bar{G}, \bar{B})$

2: $G = \max_{c \in \{r, g, b\}} (\operatorname{sobel}(I_c(x)))$

3: G 优化小梯度区域

4: $G_1 = \frac{G - \min(G)}{\max(G) - \min(G)}$

5: $D_1 = 1 - \maxFilter(G_1)$

6: $B_w \leftarrow D_1 > 0.94$

7: $D_v(x) = I_{b,g}(x) - I_{r,g}(x)$

8: $D_2(x) = B_w \max_{i=1,2,3} (D_{wi}(x)) + \bar{B}_w \min_{i=1,2,3} (D_{wi}(x))$

9: return D_2

整体复原算法中,透射图 $t(x)$ 使用平衡衰减的方式得到。不同频率光的衰减率不同,导致了水下图像的 3 个色彩通道的衰减有强弱的区分。现有的方法都忽略了暗通道获取时不同颜色通道衰减的差异,为了获取更合理的暗通道,进而估计出更准确的最小损失通道的透射率;本文提出了平衡衰减的透射率获取方法,使用全局环境光区域的透射率调整暗通道,获得最小损失通道的透射图。然后,利用衰减平衡因子获取其余两个通道的透射图,得到最终的三通道透射图。具体的算法实现如表 3 所示。

表 3 透射图估计算法

算法:透射图估计

输入:原始图像 $I(x)$, 全局环境光 A

输出:透射图 $t(x)$

1: $C1, C2, C3 \leftarrow \operatorname{sort}(\bar{R}, \bar{G}, \bar{B})$

2: $\lambda_c = \log_{\max(A_c)} (A_c)$

3: $t_{c3}(x) = \max\left(\frac{(A - I)}{\max(A, 1 - A)}\right)^{-1/\lambda}$

4: $t_{ci}(x) = t_{c3}(x)^{\lambda_i}, i \in \{1, 2\}$

5: $t(x) \leftarrow t_{ci}(x), i \in \{1, 2, 3\}$

return $t(x)$

2 实验结果与分析

2.1 评价指标以及数据集

对于复原效果的评价,本文通过主观评价指标和客观评价指标两种评价方法来对图像进行评估。主观评价以人的直接视觉感受进行测评,来对图像质量进行判断,这种方法的可靠性强,能够得到最准确的结果,但需要大量的测评消失主观误差。客观评价是使用得到认可的评价指标,来判断图像的质量,该方法能够进行定量的比较,但受评价指标的限制,往往只能比较图像的某些特征的优劣,不能做到全面的比较。客观实验中使用 UIQM^[21] 和 UCIQE^[22] 指标进行测评,UIQM 方法是从色彩度量、清晰度度量、对比度度量 3 个方面综合评价图像的质量,UCIQE 是从色度、饱和度、对比度上进行评测,利用两种方法能很好的评价图像的质量。

实验的图像均选自开源数据集 UIEBD 数据集^[23] 和 RUIE 数据集^[24]。UIEBD 数据集 (underwater image enhancement benchmark dataset) 包含 890 对真实水下图像和其对应的增强参考图像,共计 1780 张图像。能够真实的反应水下图像特征,包括颜色失真、模糊和噪声等。RUIE 数据集 (real-world underwater image enhancement) 中数据采集于黄海外海海域,涵盖了不同的照明、景深,模糊度和色偏等多种场景。

为验证算法的普遍性和有效性,本节将使用西方方法和现有的其他水下图像复原方法进行实验对比。实验的软件环境为:matlab2018 和 python3.9.16;硬件平台为:Windows 10 with Intel(R) Core(TM) i5-8300H CPU@ 2.30 GHz,8.00 GB。

2.2 主观评价

为了更好的体现算法的普遍适用性,主观实验的数据均选自公开数据集,选取了多种场景的若干水下图像进行对比。对比算法分别为 UDCP^[25]、GDGP^[5]、Water-Net^[26]、参考文献[27],进行对比的 UDCP^[25]、GDGP^[5]、Water-Net^[26] 程序来自网络;参考文献[27]为复现程序;以上程序的对比图像均为同一实验设备进行复原。

通过图6中图像的观察,能够发现第2列使用UDCP方法复原的图像虽然雾化去除上做的不错,但缺乏色彩校正,因此,存在严重的色偏问题,同时在亮度和细节方面也没有其他算法的效果好;第3列使用GDPC的结果,存在曝光、色彩校正不足的情况,第1行和第4行依旧有色偏现象;第4和第5列的结果,在细节、亮度上的处理也有欠缺;

第4列的图像,在去除雾化上有所不足,没有其他方法复原的图像清晰;第5列,在亮度上的处理有所欠缺,复原的图像普遍有局部过量的情况。本文复原算法复,无论是在雾化的处理上,还是整体的亮度上,都比其他方法的效果要更好,复原的图像与其他图像相比,能够得到更多的细节、更好的亮度效果。

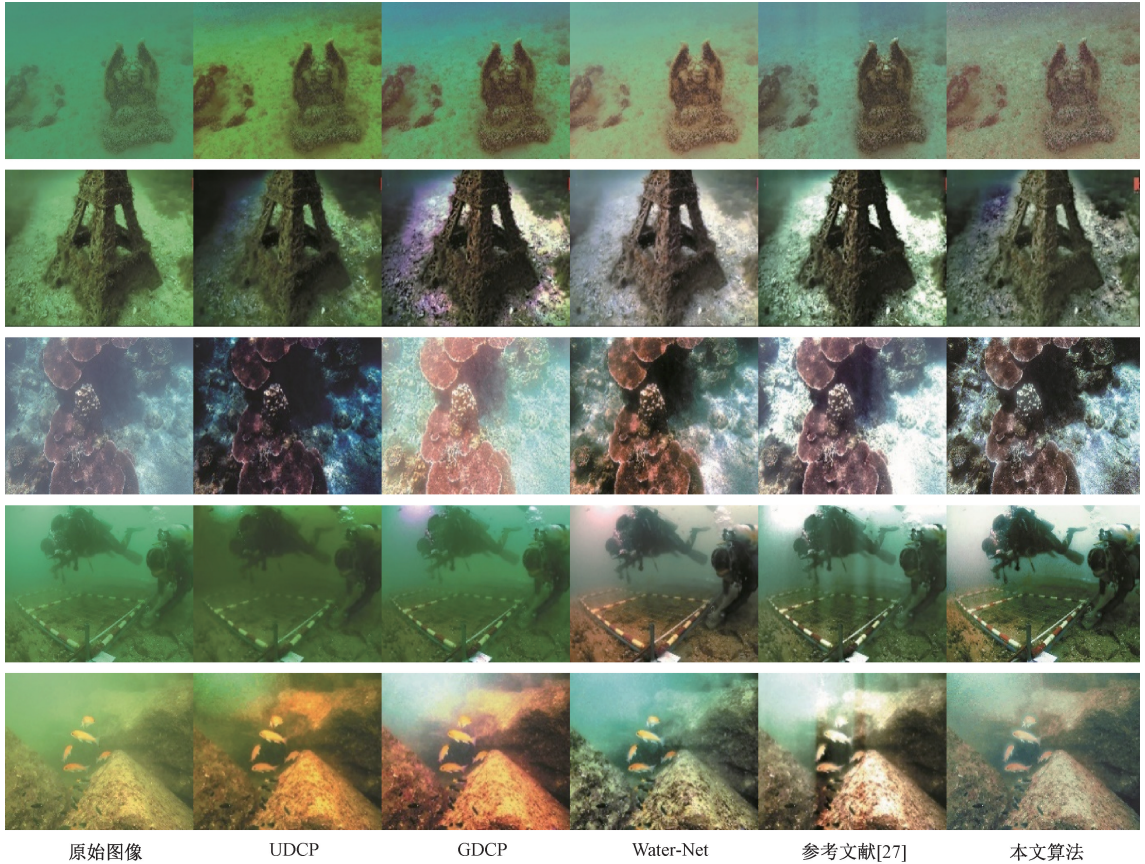


图6 不同方法的复原效果展示

通过实验的比较,能够很好地体现出新方法的优势。在去除雾化上,本文算法消除了水下图像整体的模糊问题,是场景中物体的边缘和细节能更好的呈现,这对其他的图像处理任务中十分有帮助;在颜色校正上,偏色能很好的得到处理,复原后的图像更符合自然环境下的色彩效果;在亮度上,既没有过亮、也没有过暗的问题。综上所述,验证了使用梯度图和通道差相结合的方式得到的深度图,以及经过平衡衰减的投射图,能够提升图像的复原效果,且改进的色彩校正能很好的消除退化造成的色偏。

为了更好的比较各复原算法的效果,进行了以下主观比较实验。从UIEBD数据集和RUIE数据集中抽选了48张图像,分别使用以上方法进行复原,得到共240张图像;根据图像的不同分为48组,由15位同学通过视觉比较。每位同学从中任选8组图像,按照色彩、光照、清晰度进行分类,将图像分为最好(1张)、较好(2张)、一般(2张)3个等级,最终统计每个算法各等级数量的总数量进行比较,

观察算法的复原效果。由表4可以看出,取每行数据的最大值能够得到表格最右列的评价,本文算法效果最好,其中本文算法在最好中占的比例超过了75%,一般中占得比例不到1%,综上所述可以看出本文算法在主观视觉上得到了很好的认可,视觉效果最好。

表4 直观实验结果

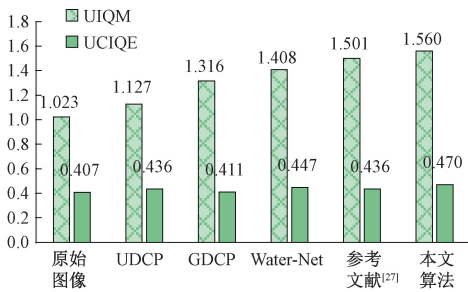
	最好	较好	一般	评价
UDCP	0	15	105	视觉效果一般
GDPC	1	32	87	视觉效果一般
Water-Net	14	90	16	视觉效果较好
参考文献[27]	13	77	30	视觉效果较好
本文算法	92	26	2	视觉效果最好

2.3 客观评价

实验选择的客观评价指标为UIQM^[21]和UCIQE^[22],

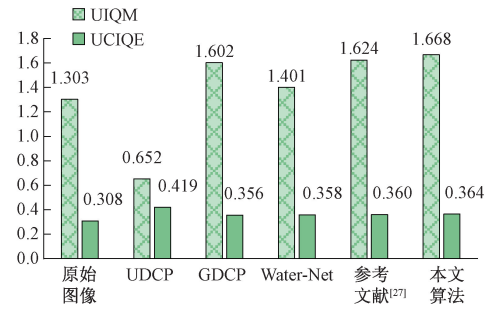
通过两个无参考的水下图像评价指标能够很好的反映复原图像的质量好坏,两个标准的数值越大,表示图像质量越好。

本次实验,选择随机的从 UIEBD 数据集和 RUIE 数据集中分别抽取各 50 张图片。利用 UDCP、GDGP、Water-



(a) UIEBD数据集质量评价

Net、参考文献、本文算法获得对应的复原图像,然后分别使用 UIQM 和 UCIQE 指标计算图像统计平均值,来验证本文算法的复原效果,实验结果如图 7,图 7(a)表示的是 UIEBD 数据集中 50 张图像的质量评价均值,图 7(b)表示的是 RUIE 数据集中 50 张图像的质量评价均值。



(b) RUIE数据集质量评价

图 7 不同方法复原的图像质量评价

分析图中数据可以发现,本文算法在 UIQM 和 UCIQE 上均表现良好,相较参考文献得到了明显提升。UDCP 方式在 RUIE 数据集上虽得到了较好的 UCIQE 值,但其没有涉及颜色校正且主观效果并不突出。相较而言,本方法能得到指标更好的复原效果。实验表明结合深度图和平衡衰减的方式得到的退化参数,能更好的实现水下图像复原任务,有效提升图像的清晰度。

2.4 失败案例

由于退化模型的局限性和本人设计的不足,仍然有些水下图像会存在复原不理想的情况,下面是一些不理想的复原效果图。

水光问题,退化模型在去雾效果上很好,但水光现象无法去除,如图 8(a);目前多数方法都没有涉及水光的消除,如何消除水光有待进一步探索。偏色问题,现有的颜色校正方法对水下色偏的处理都不是很理想,如图 8(b);如何设计更好的颜色校正算法,是很好的研究方向。黑暗环境问题,退化模型对黑暗环境的适用性稍差,如图 8(c);现有的退化模型不能拟合黑暗环境中环境光的衰减,造成复原失败,构建出更合理的退化模型,扩展模型的适用范围,也是水下图像复原研究的重要方向。



(a) 水光问题

(b) 偏色问题

(c) 黑暗环境问题

图 8 失败案例

3 结 论

本文提出了一种改进暗通道的水下图像复原的方案,来应对现有方法中的深度图错估和透射图估计不精确的

问题。利用两种水下场景的深度先验相结合的方式获得深度图,避免单个方法估计的弊端,进一步获取全局环境光的估计;利用平衡衰减的方法获得图像的最小损失通道的透射图,进一步得到图像中的透射率信息;再利用改进的色彩校正方法得到最终的复原图像。该方法能够很好的处理水下图像的雾化、偏色等问题,并在 UIEBD 和 RUIE 数据集上得到了验证。大量实验表明,本文提出方法能够有效的实现水下图像的清晰化。

参考文献

- [1] 黄冬梅,王龔,宋巍,等.不同颜色模型下自适应直方图拉伸的水下图像增强[J].中国图象图形学报,2018,23(5):640-651.
- [2] ZHOU J, PANG L, ZHANG D, et al. Underwater image enhancement method via multi-interval subhistogram perspective equalization [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2023, 48(2): 474-488.
- [3] 张驰宇,贾银亮,梁康武.基于暗通道的单幅图像快速去雾算法[J].电子测量技术,2017,40(10):143-147.
- [4] GALDRAN A, PARDO D, PICON A, et al. Automatic red-channel underwater image restoration[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2015, 26(1): 132-145.
- [5] PENG Y T, CAO K, COSMAN P C. Generalization of the dark channel prior for single image restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(6): 2856-2868.
- [6] ZHOU J, YANG T, REN W, et al. Underwater image restoration via depth map and illumination estimation based on a single image [J]. Optics Express, 2021, 29(19): 29864-29886.

- [7] 齐鹏飞. 基于偏振模型的水下图像复原方法研究[D]. 天津:天津大学,2021.
- [8] 张卓,张学武,石孙凤,等. 基于红蓝通道先验主动光源偏振水下图像复原算法[J]. 计算机测量与控制,2022, 30(10):253-261.
- [9] CHEN L, JIANG Z, TONG L, et al. Perceptual underwater image enhancement with deep learning and physical priors[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2021, 31(8): 3078-3092.
- [10] 周露珊,赵磊,李恒,等. 基于轻量级密集残差网络的水下图像增强[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(1): 70-77.
- [11] 田昊,王小玉. 融合暗通道先验与粒子群算法的去雾改进算法[J/OL]. 北京邮电大学学报,1-6[2024-03-22]. <https://doi.org/10.13190/j.jbupt.2023-045>.
- [12] 牛宏侠,王春智,梁乐观,等. 基于改进暗通道先验的沙尘图像清晰化算法[J]. 吉林大学学报(理学版),2023, 61(6):1407-1418.
- [13] SEQUEIRA G, MEKKALKI V, PRABHU J, et al. Hybrid approach for underwater image restoration and enhancement[C]. 2021 International Conference on Emerging Smart Computing and Informatics (ESCI), IEEE, 2021.
- [14] KE K, ZHANG C, TANG Q, et al. Single underwater image restoration based on descattering and color correction[J]. Journal for Light-and Electronoptic, 2022, DOI: 10.1016/j.ijleo.2022.169009.
- [15] 杨梦杰. 基于暗通道先验的水下图像复原算法研究[D]. 大连:大连海事大学,2023.
- [16] 王柯俨,黄诗芮,李云松. 水下光学图像重建方法研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(5): 1337-1358.
- [17] ZHOU J, WANG Y, ZHANG W, et al. Underwater image restoration via feature priors to estimate background light and optimized transmission map[J]. Optics Express, 2021, 29(18): 28228-28245.
- [18] WU S, LUO T, JIANG G, et al. A two-stage underwater enhancement network based on structure decomposition and characteristics of underwater imaging[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2021, 46(4): 1213-1227.
- [19] CARLEVARIS-BIANCO N, MOHAN A, EUSTICE R M. Initial results in underwater single image dehazing[C]. Oceans 2010 Mts/IEEE Seattle. IEEE, 2010.
- [20] 李晓川,黄成强,祝永新,等. 基于暗通道先验和灰度世界的自动白平衡算法改进[J]. 工业控制计算机,2018, 31(11):90-92.
- [21] 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.
- [22] YANG M, SOWMYA A. An underwater color image quality evaluation metric[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [23] LI C, GUO C, REN W, et al. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, DOI: 10.1109/TIP.2019.2955241.
- [24] LIU R, 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.
- [25] DREWS P, NASCIMENTO E, MORAES F, et al. Transmission estimation in underwater single images[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops,2013.
- [26] CHEN L, TONG L, ZHOU F, et al. A benchmark dataset for both underwater image enhancement and underwater object detection[J]. ArXiv Preprint,2020, ArXiv:2006.15789.
- [27] 杨彤雨. 基于成像距离的水下图像复原方法研究[D]. 大连:大连海事大学,2022.

作者简介

杜道平,硕士研究生,主要研究方向为水下图像复原。

E-mail: 2640138619@qq.com

李响(通信作者),副教授,研究生导师,主要研究方向为集成电路设计、视觉检测装置设计与图像分析、智能检测仪器与信号处理。

E-mail: lixiang@dlou.edu.cn

梁野,硕士研究生,主要研究方向为嵌入式。

E-mail: liangye0920@163.com