

数字图像处理-期末项目报告

——水下图像复原

邓栩瀛 何倩盈 何叶
中山大学 (Sun Yat-Sen University)

摘要

水下图像在水下摄影、海洋勘探和水下文物保护等领域具有重要应用价值，然而，由于水下环境的特殊性，水下图像常常受到湍流、散射、吸收等因素的影响，导致图像质量下降和细节信息丢失。为了提高水下图像的可视性和质量，水下图像复原处理成为了研究的热点之一。本文综述了水下图像复原处理的研究现状和方法。首先，通过介绍水下图像成像原理和水下光学特性，阐述了水下图像退化的原因和现象。然后，详细探讨了水下图像复原的算法和技术，包括基于物理模型的复原方法、基于统计模型的复原方法以及深度学习方法等。对于每种方法，分析了其原理和优缺点，并对其在水下图像复原中的应用进行了评估和比较。本文通过使用暗通道处理、光线矫正以及自适应色彩均衡等相结合的方法来对水下图像进行复原处理，并对复原的结果进行评估和比较，同时对比多种算法，来评估算法的性能以及实用性。此外，本文还讨论了水下图像复原处理的挑战和未来发展方向。挑战包括复杂的水下环境、光学失真的建模和复原算法的实时性等。未来的发展方向包括结合多模态信息、引入先进的深度学习网络和优化算法、设计适用于不同水下环境的复原方法等。最后，我们总结了水下图像复原处理的研究进展，强调了其在水下领域中的重要性和应用前景。水下图像复原处理的研究不仅可以提高水下图像的质量和可视性，还可以为水下摄影、海洋勘探和水下文物保护等领域的实际应用

提供支持和指导。

1. 问题描述

近年来，水下图像在海洋军事、海洋环境保护和海洋工程等科研和工业领域扮演者越来越重要的角色。由于水的折射和水中悬浮颗粒的散射都会对光造成大幅度的衰减，使得在水下拍摄的图片往往具有较大的色偏，导致很多视觉任务失效。请实现一个水下图像复原算法，如图所示，将有色差的水下图像（图 1(a)）转变为接近于自然色彩的图像（图 1(b)）。

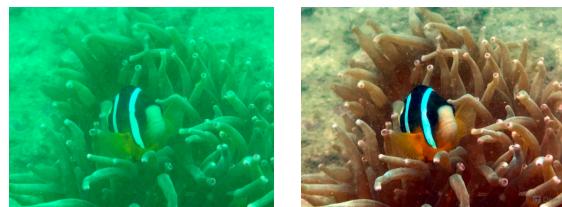


图 1. 样例

2. 问题分析

本次实验的具体任务就是实现水下图像复原算法，将有色差的水下图像转变为接近于自然色彩的图像。不同拍摄环境下出现的图像问题有很多，其中最主要的问题是出现蓝绿色偏、细节模糊和光照不匀等现象。

要解决这些问题，需要有效地调整图片的色彩、光照。我们从直方图均衡化、色彩校正、暗通道先

验等算法入手，这些都是处理水下图片的常见算法。本次实验中，我们主要使用暗通道去雾、光照矫正和自适应色彩均衡算法对图片进行处理。

3. 文献综述

由于复杂的水下环境和照明条件，增强水下图像是一个具有挑战性的问题。通常，水下图像会因波长相关的吸收和散射而退化，包括前向散射(forward scattering) 和向后散射(backward scattering)。此外，海洋雪(marine snow)还引入了噪声，增加了散射的影响。这些不利影响会降低图像的能见度和对比度，甚至造成图像颜色的失真。为了解决这个问题，早期的方法依赖于多个水下图像或使用偏振滤波器，而最近的算法通过只使用来自单个图像的信息来处理这个问题。文章《An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond》[1]提出了一个标准的水下图像数据集，基于该数据集全面研究了现有的主流水下图像增强的算法。水下图像增强算法大致可以分为四组：

1. Supplementary Information-based Methods

在早期阶段，利用来自多个图像或专用硬件设备(如偏振滤波、范围门控成像、荧光成像)的补充信息来提高水下图像的增强效果。与基于补充信息的方法相比，单次水下图像增强已被证明更适合于动态场景等具有挑战性的场景。

2. Non-physical Model-based Methods

基于非物理模型的方法旨在修改图像像素值，以提高视觉质量。Iqbal[2]等人采用在RGB颜色空间和HSV颜色空间中拉伸动态像素范围的方法来提高水下图像的对比度和饱和度。Chani 和 Isa 在 Iqbal 工作的基础上，通过塑造遵循瑞利分布的拉伸过程来减少过度/不足增强的区域。Ancuti[3]提出了一种在多尺度融合策略中将对比增强图像与彩色校正图像相结合的水下图像增强方法。以及一种包括颜色校正算法和对比度增强算法在内的双阶段水下图像增强算法。另一系列方法是基于 Retinex model。Fu 提出了一个 retinex-based method，它包括颜色校正、层分解和增强。

3. Physical Model-based Methods.

基于物理模型的方法认为水下图像的增强是一个逆问题，从给定的图像中估计一个图像形成模型的潜在参数。这些方法通常基于以下预测：(1) 建立一个物理模型；(2) 估计未知模型参数；(3) 解这个逆问题。其中一条研究路线是修改黑暗通道先验(DCP)[4]来进行水下图像增强，另一个研究方向是试图利用水下成像的光学特性[5]。

4. Data-driven Methods.

这些方法可以使用合成的退化图像对和高质量的对应图像进行训练，然而，水下图像形成模型取决于特定的场景和照明条件，甚至与温度和水的浊度有关，因此，很难合成真实的水下图像来进行卷积神经网络的训练。此外，在合成数据集上训练得到的 CNN 模型并不一定能在真实场景下的数据集表现得很好。因此，基于深度学习的水下图像增强方法的性能和数量与最近深度学习在 low-level 视觉问题的成功并不匹配。

最近，Li 等人[6]提出了一种基于深度学习的水下图像增强模型 WaterGAN。WaterGAN 将空中 RGB-D 图像和水下图像样本集作为输入，以对抗性地训练生成网络，输出与空中 RGB-D 对齐的合成水下图像，利用合成的训练数据，作者使用双阶段网络进行水下图像恢复，特别是对彩色铸造的去除。此外，还有 Dense GAN[7]方法，作者将非饱和 GAN 损失与 L1 损失和梯度损失相结合，学习地面真实图像在特征域中的分布。然而，这种方法仍然不能避免来自 GAN 的多个可能输出的限制。

文章《Underwater Single Image Color Restoration Using Haze-Lines and a New Quantitative Dataset》[8]讲述了由于光在水中传播时的不平衡衰减，导致水下图像有颜色失真和对比度的问题，因为陆地图像的光谱衰减程度被认为是均匀的，而水下的衰减随波长而变化。衰减依赖于水体本身以及场景的 3D 结构，这些让颜色复原变得困难。

不像现有的单一水下图像增强技术，因此需要考虑不同水类型的多个光谱剖面。由于水的类型是未知的，需要从现有的水类型库估计不同参数。每种水的类型会导致不同的恢复图像，基于颜色分布自动选择最佳结果。

通过仅估计两个额外的全局参数：红蓝和蓝绿通道的衰减系数，所有的颜色通道拥有相同的衰减系数，问题被简化成单幅图像去雾。

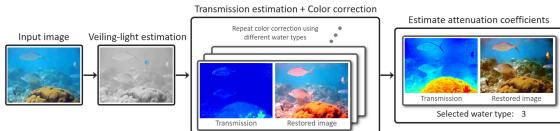


图 2. The proposed color restoration and transmission estimation method

文章《Underwater Image Enhancement by Wavelength Compensation and Dehazing》[9]提到光的散射和颜色变换是水下图像失真的两大原因。

光的散射是入射到物体上的光在到达相机前，被水中的粒子多次反射和偏转引起的。水中粒子的反射和偏转会降低捕捉到的图像的可见度和对比度。颜色变化对应于不同波长的光在水中传播时遇到的不同程度的衰减，从而呈现出以蓝色为主的水下环境。目前没有成熟的水下图像处理技术可以处理水下图像捕获时遇到的光散射和颜色变化失真问题，以及同时可能存在的人工照明干扰。

本文提出了一个系统的去雾算法增强水下图像，补偿传播路径上的衰减差异，同时考虑可能存在的人造光源的影响。具体过程参照图 4：(1) 估计深度图，即物体和相机之；(2) 比较前景和背景的光线强度，来确定图像捕捉过程中是否使用了人造光源；(3) 补偿人造光源的影响，修正水下传播路径到相机过程中的雾化现象和波长衰减差异；(4) 计算背景光中不同颜色通道的剩余能量比，来估计图像场景中的水深；(5) 根据每个光波长对应的衰减量，进行色彩变化补偿，恢复色彩平衡。

文章《Wavelength-based Attributed Deep Neural Network for Underwater Image Restoration》[10]描述了光在水下的不平衡衰减会引起图像低对比度、颜色失真等问题，由波长变化引起的衰减会导致颜色的不对称传播。虽然前人在水下图像复原中的工作使用了深度学习，但以上提到的非对称性还是没有被之前代表性的网络工程解决。文章的第一个创新点是基于通道的传播范围选择相应的感受野，可能对于水下图像复原任务会产生重要的效果。

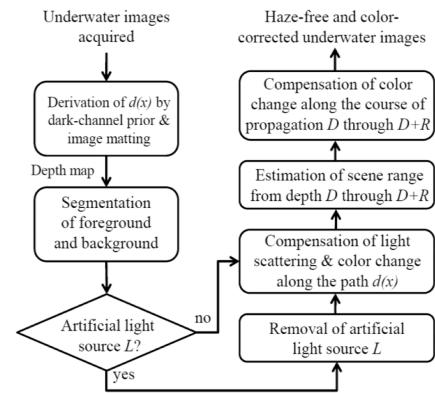


图 3. Flowchart of the WCID algorithm proposed

而且，这样可以抑制不相干的多语义特征，提升模型的表现。第二个创新点是在模型中结合了一个跳过机制，可以自适应性的调整学习到的多语义特征。

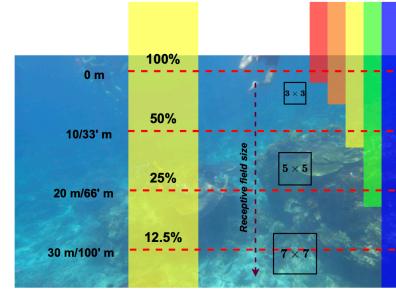


图 4. Wavelength vs. Receptive field size

4. 方法

4.1 暗通道先验去雾. 暗通道先验基于一条日常规律：每一幅图像的 RGB 三个颜色通道中，总有一个通道的灰度值很低，几乎趋向于 0。基于这个几乎可以视作是定理的先验知识 [4]，提出了暗通道先验的去雾算法，具体流程如图 5 所示。

其暗通道的数学表达式为：

$$J^{dark}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} [\min_{y \in \Omega(x)} J^c(y)] \quad (1)$$

式中， J^c 表示图像的每个通道， $\Omega(x)$ 表示以像素 x 为中心的窗口。

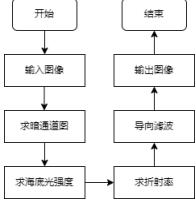


图 5. 暗通道先验去雾流程图

第一步，暗通道先验理论就是使 $J^{dark} \rightarrow 0$ 。先取图像中每一个像素的三通道中的灰度值的最小值，得到一幅灰度图像，再在这幅灰度图像中，以每一个像素为中心取一定大小的矩形窗口，取矩形窗口中灰度值最小值代替中心像素灰度值，从而得到输入图像的暗通道图像。第二步，通过实验获得将最小全球大气光值的最大经验值设为 350，随后找到暗通道图中的最大值和最小值，最后比较最小全球大气光值与暗通道图像最大值，取其中较小的值作为海底光照强度。第三步，为了防止去雾太过彻底，恢复出的景物不自然，应引入参数 $\omega = 0.95$ ，重新定义传输函数为：

$$\tilde{t}(x) = 1 - \omega \min_{y \in \Omega(x)} \left[\min_c \frac{I^c(y)}{A^c} \right] \quad (2)$$

上述推论假设大气 A 为已知量。实际中，可借助于暗通道图从有雾图中获取该值。具体步骤大致为：从暗通道图中按照亮度大小提取最亮的额前 0.1% 像素。然后在原始尤物图像 I 中寻找对应位置最高两点的值，作为 A 值。至此，可以进行无雾图像恢复了。考虑到当透射图 t 值很小时，会导致 J 值偏大，使整张图向白场过度，故设置一个阈值 t_0 ，当 $t < t_0$ 时，令 $t = t_0$ ，最终公式为：

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max[t(x), t_0]} + A \quad (3)$$

第四步，通过引导图对输入图像进行滤波处理，使得最后的输出图像大体上与初始图像相似，但是纹理部分与引导图相似。

4.2 光线矫正. 为解决图 6(a) 的光照不匀问题，使用基于二维伽马函数的光照不均匀图像自适应校正算法 [11]。

Algorithm 1 去雾算法

输入： RGB 图像 m (值范围 $[0,1]$)。

输出： 去雾后的图像 Y 。

```

1: function Defog( $m, r, \varepsilon, w, maxV1$ )
2:    $V1 \leftarrow \min(m, 2)$             $\triangleright$  暗通道图像
3:    $Dark\_Channel \leftarrow$  最小值滤波( $V1, 7$ )
4:    $V1 \leftarrow$  引导滤波( $V1, Dark\_Channel, r, \varepsilon$ )
5:    $A \leftarrow$  计算大气光照( $V1, r, \varepsilon, w, maxV1$ )
6:    $V1 \leftarrow$  值范围限制( $V1 \times w, maxV1$ )
7:   return  $V1, A$ 
8: end function
9: function deHaze( $m, r = 81, \varepsilon = 0.001, w = 0.95, maxV1 = 0.80$ )
10:    $Y \leftarrow$  初始化( $m.shape$ )
11:    $Mask\_img, A \leftarrow$  Defog( $m, r, \varepsilon, w, maxV1$ )
12:    $Y \leftarrow$  颜色校正( $m, Mask\_img, A$ )
13:    $Y \leftarrow$  值范围限制( $Y, 0, 1$ )
14:   return  $Y$ 
15: end function

```



(a) 处理前 (b) 处理后

图 6. 光照校正处理前后

该算法使用 Retinex 的多尺度高斯滤波来求取光照分量，随后使用二维伽马函数针对原图 HSV 空间的 V 分量进行亮度调整。调整后的图像缺乏光照区域的亮度提高，暗部细节更加丰富，且光照充足区域没有出现过曝，光照不匀问题得到了有效解决，光照校正的具体流程如图 7 所示。对图 6(a) 使用光照校正处理后的效果如图 6(b) 所示。

4.3 自适应色彩均衡. Rizzi 等依据 Retinex 理论提出了自动颜色均衡算法 [12]，该算法考虑了图像中颜色和亮度的空间位置关系，进行局部特性的自适

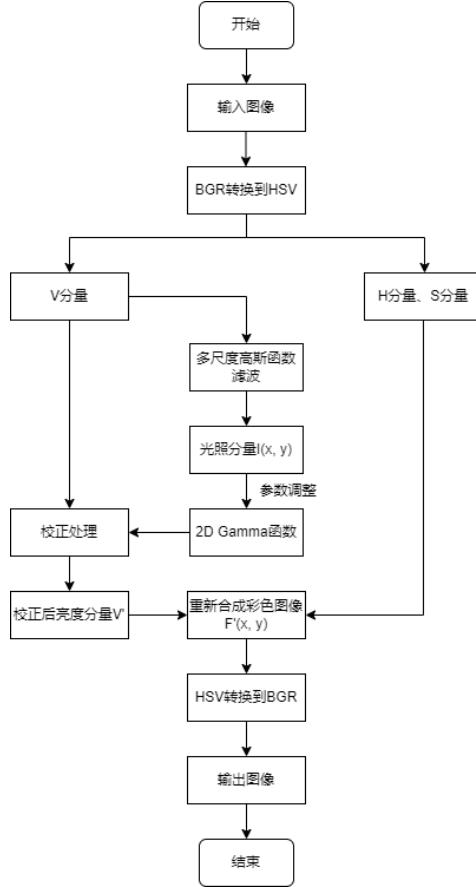


图 7. 光照校正处理流程

Algorithm 2 光照矫正

输入: 图像 img 。

输出: 矫正后的图像 $result_img$ 。

```

1: function AdaptiveLightCorrection(img)
2:    $V \leftarrow$  获取亮度通道(img)
3:   kernel_size  $\leftarrow$  计算卷积核大小(img)
4:    $\gamma \leftarrow$  计算亮度矫正参数(V, kernel_size)
5:   result_img  $\leftarrow$  应用亮度矫正(img,  $\gamma$ )
6:   return result_img
7: end function

```

应滤波，实现具有局部和非线性特征的图像亮度与色彩调整和对比度调整，同时满足灰色世界理论假设和白色斑点假设。ACE 算法包括两个步骤，如下图所示。第一步，对图像进行色彩 / 空域调整，完成

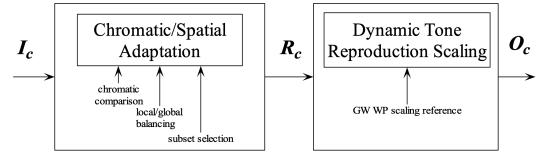


图 8. ACE basic schema

图像的色差校正，得到空域重构图像：

$$R_c(p) = \sum_{j \in Subset, j \neq p} \frac{r(I_c(p) - I_c(j))}{d(p, j)} \quad (4)$$

式中， R_c 是中间结果， $I_c(p) - I_c(j)$ 为两个不同点的亮度差， $d(p, j)$ 表示距离度量函数， $r(*)$ 为亮度表现函数，为奇函数；这一步可以适应局部图像对比度， $r(*)$ 能够放大较小的差异，并丰富大的差异，根据局部内容扩展或者压缩动态范围。一般的， $r(*)$ 为：

$$r(x) = \begin{cases} 1 & x < -T \\ \frac{x}{T} & -T \leq x \leq T \\ -1 & x > T \end{cases} \quad (5)$$

第二步，对校正后的图像进行动态扩展。ACE 算法是对单一色道进行的，对于彩色图片需要对每一个色道分别处理。一种简单的线性扩展可以表示为：

$$O_c(p) = round[127.5 + s_c R_c(p)] \quad (6)$$

其中， s_c 是 $[(m_c, 0), (M_c, 255)]$ 之间的斜率，且 $M_c = max[R_c(p)]$, $m_c = min[R_c(p)]$ 同时，将其映射到 [0,255] 的空间中

$$L(x) = \frac{R(x) - minR}{maxR - minR} \quad (7)$$

通过上面的操作，ACE 可看成是人类视觉系统的简化模型，其增强过程是与人的感知是一致的。然而，上述算法复杂度较高，对于一张像素数为 N 的图像，需要执行 $O(N^2)$ 次非线性映射计算，图像尺寸越大，耗时越多，所以针对上述算法产生了许多加速改进算法。例如：LLLUT 加速策略 [13]，参考 [14] 将 ACE 转换为对规范直方图均衡化的一种平滑和局部修正的方法，并给出了求解最优模型：

$$\begin{aligned} & \operatorname{argmin} \frac{1}{2} \sum_x (I(x) - \frac{1}{2})^2 \\ & - \frac{1}{4M} \sum_x \sum_y \omega(x, y) S_\alpha(I(x) - I(y)) \end{aligned} \quad (8)$$

其中，

$$\begin{aligned} S'_\alpha &= s_\alpha \\ \omega(x, y) &= \frac{1}{\|x - y\|} \\ M &= \max_x R(x) \end{aligned} \quad (9)$$

Algorithm 3 自适应色彩均衡

```

1: function ACE(I, ratio = 4, radius = 3)
2:     height, width, channels ← I.shape
3:     res ← np.zeros(I.shape)
4:     for k in [1, 2, 3] do
5:         Rs           ← cv2.resize(I[:, :, k], (width+1, height+1))
6:         Rf ← ZMIceColor(Rs, ratio, radius)
7:         Rf ← cv2.resize(Rf, (width, height))
8:         Rs ← cv2.resize(Rs, (width, height))
9:         res[:, :, k] ← StretchImage(Rf + ZMIce(I[:, :, k], ratio, radius) - ZMIce(Rs, ratio, radius))
10:    end for
11:    return res
12: end function

```

5. 评价指标

由于水下图像专用评价标准的缺乏，通用图像评价指标在水下图像评价上的应用也十分广泛。均方误差 MSE、峰值信噪比 PSNR 和结构相似性 SSIM 是十分普遍的用于测量图像增强效果的指标。下面我们将采用这三个评价标准对实现的算法进行评价分析。

5.1 均方误差 MSE (Mean Squared Error) . MSE 是预测值 $f(x)$ 与目标值 y 之间差值平方和的均值，公式表示为：

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (f(x) - y)^2}{n} \quad (10)$$

对于图像而言，两个 $m \times n$ 单色图像 I 和 K ，如果一个为另一个的噪声近似，那么它们的均方误差定义为：

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (11)$$

使用 MSE，其优点是 MSE 的函数曲线光滑、连续，处处可导，便于使用梯度下降算法，是一种常用的损失函数。而且，随着误差的减小，梯度也在减小，这有利于收敛，即使使用固定的学习速率，也能较快的收敛到最小值。但也存在一定的缺点，当真实值 y 和预测值 $f(x)$ 的差值大于 1 时，会放大误差；而当差值小于 1 时，则会缩小误差，这是平方运算决定的。MSE 对于较大的误差 (>1) 给予较大的惩罚，较小的误差 (<1) 给予较小的惩罚。也就是说，对离群点比较敏感，受其影响较大。

5.2 峰值信噪比 PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)

. PSNR 是通过 MSE 得出来的，公式如下：

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{MAX_i}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (12)$$

log 中的分子是表示图像点颜色的最大数值，如果每个采样点用 8 位表示，那么就是 255。PSNR 越大，代表着图像质量越好。

5.3 结构相似性 SSIM (structural similarity) . SSIM 是衡量两张图像相似度的指标，可以测量增强后的图像与真实图像之间的差异。假设我们输入的两张图像分别是 X 和 Y ，那么 SSIM 的公式表示为：

$$SSIM(X, Y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\delta_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2\mu_y^2 + C_1)(\delta_x^2\delta_y^2 + C_2)} \quad (13)$$

其中， μ_x 和 μ_y 分别表示 X 和 Y 的平均值； δ_x^2 和 δ_y^2 分别表示 X 和 Y 的方差； δ_{xy} 表示 X 和 Y 的协方差； C_1 和 C_2 是为了防止分母为 0 的常数。SSIM 特点如下：(1) SSIM 具有对称性，即 $SSIM(x,y)=SSIM(y,x)$ 。(2) SSIM 取值范围为 $[0,1]$ ，值越大表示输出图像和无失真图像的差距越小，即图像质量越好。

表 1. Evaluation

Picture No.	MSE	PSNR	SSIM
3	0.034	14.716	0.948
16	0.033	14.839	0.896
47	0.013	18.628	0.890
246	0.015	18.363	0.915
554	0.022	16.505	0.919
2129	0.031	15.033	0.800
2552	0.028	15.603	0.879
5015	0.013	18.997	0.935

5.4 评价指标计算结果. MSE 计算了修复后的图像与原始图像之间的平均像素差的平方。MSE 的数值越小，修复后的图像与原始图像之间的差异越小。根据表 1 的数据，MSE 的数值介于 0.013 到 0.034，从整体上看，MSE 的值相对较小，这表明修复算法在大多数情况下能够准确地还原水下图像。

PSNR 通过计算修复后图像与原始图像之间的峰值信噪比来评估图像的失真程度。PSNR 的数值越大，修复后的图像与原始图像之间的失真越小。根据表 1 的数据，PSNR 的数值在 14.716 到 18.997 之间，从整体上看，PSNR 的值相对较低，这可能意味着修复算法在一些情况下存在一定程度的失真，即修复后的图像与原始图像之间仍存在一些差异。

SSIM 综合考虑了亮度、对比度和结构等因素。SSIM 的数值范围在 0 到 1 之间，越接近 1 表示修复后的图像与原始图像越相似。根据表 1 的数据，SSIM 的数值在 0.800 到 0.948 之间，从整体上看，SSIM 的值相对较高，说明修复算法在大多数情况下能够保持图像的结构相似性。

6. 算法对比

在本实验中，针对颜色校正的问题，我们还尝试了多种不同的算法，试图进一步改善图像偏色的问题，但这会导致处理后的图像发红或发紫，反而破坏了图像的观感，且会对后续图像处理操作造成阻碍，因此这些算法被弃用，选择了效果较好的自适应色彩均衡算法。

6.1 直方图均衡化. 直方图均衡化是一种增强图像对比度的方法，其主要思想是将一副图像的直方图分布通过累积分布函数变成近似均匀分布，从而增强图像的对比度。对比处理前后图像的 RGB 直方图（图 9(b) 和图 10(b)）可以看到，均衡化后的直方图不是均匀分布的。这是由于原始图像 RGB 直方图（图 9(b)）中，直方图的凸起就主要集中在左侧，也就是说这张照片的亮度整体偏低，且主要为红色，均衡化之后对应像素级的像素个数也是很多，于是会造成不平坦。这使得经处理后的图像对比度不自然的过分增强。

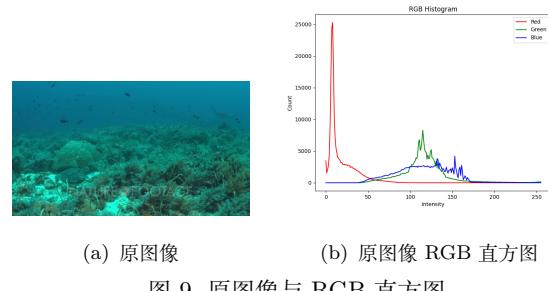


图 9. 原图像与 RGB 直方图

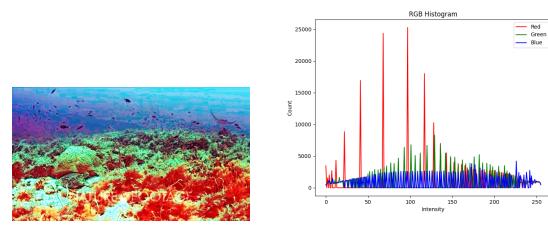
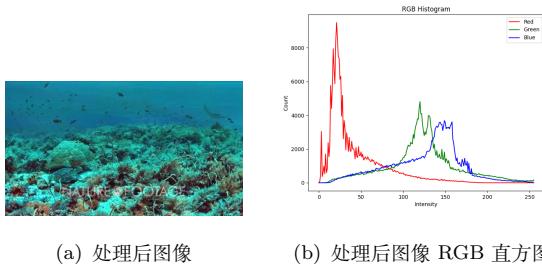


图 10. 处理后图像与 RGB 直方图

6.2 限制对比度自适应直方图均衡化. 限制对比度自适应直方图均衡化（CLAHE）是对标准直方图均衡化的改进版本。CLAHE 将图像分成许多小块，每个小块内进行直方图均衡化，以提高小块内的对比度，增强图像的局部特征。为了避免对比度过度增强的问题，CLAHE 引入了一个对比度限制参数。在每个小块内，直方图均衡化之后，直方图中的像素值可能会超出某个范围。为了限制对比度，CLAHE 通过将这些超过阈值的像素均匀分布到直方图中来

对其进行修正。在应用对比度限制之后，为了确保光滑的过渡，通常使用双线性插值或其他插值方法来处理小块之间的边界。处理后的图像（图 11(a)）与原图像（图 9(a)）相比，颜色增强的并不明显。原图的主要问题是亮度对比度不足，需要拉伸。但是从处理后的图像 RGB 直方图（图 11(b)）可以看出，处理后的直方图峰值仍然集中在左侧，即图片亮度偏暗，对比度增强效果并不明显。

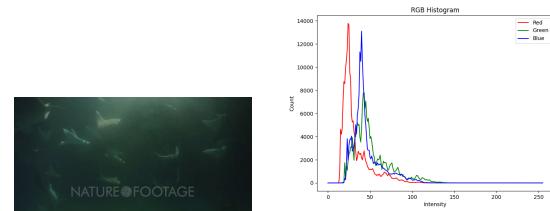


(a) 处理后图像 (b) 处理后图像 RGB 直方图

图 11. 处理后图像与 RGB 直方图

6.3 自动色阶. 自动色阶算法可以自动调整图像的亮度和对比度，使图像看起来更加清晰和鲜明。首先分别统计各通道（红/绿/蓝）的直方图，分别计算各通道按照给定的参数所确定的上下限值。然后按照刚刚计算出的 MinBlue/MaxBlue 构建一个映射表，映射表的规则是，对于小于 MinBlue 的值，则映射为 0；对于大于 MaxBlue 的值，则映射为 255；对于介于 MinBlue 和 MaxBlue 之间的值，则进行线性映射。最后对各通道图像数据进行映射。从原图像（图 12(a)）可以看到，原图像的直方图（图 12(b)）峰值在左侧，整体图像较暗。处理完后的图像（图 13(a)）的上方特别亮。通过分析直方图（图 13(b)）可以看到，在最右侧的地方出现了一个高峰。该算法使得一些像素值被过度拉伸，使得图像中的亮部细节丢失，出现了过曝的情况。

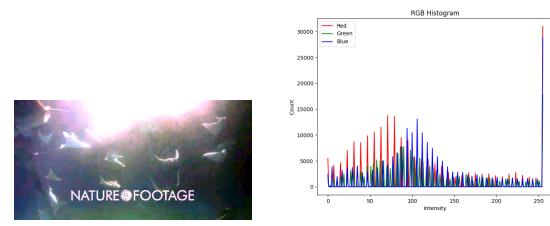
6.4 基于白平衡的颜色校正. 首先对输入图像的每个颜色通道进行灰度值排序，选取图像中亮度较低和亮度较高的像素。这里通过排序后的灰度值，选择亮度的前 10% 和后 10% 的像素，作为 Imin（最低亮度）和 Imax（最高亮度）的阈值，将图像中低



(a) 原图像

(b) 原图像 RGB 直方图

图 12. 原图像与 RGB 直方图

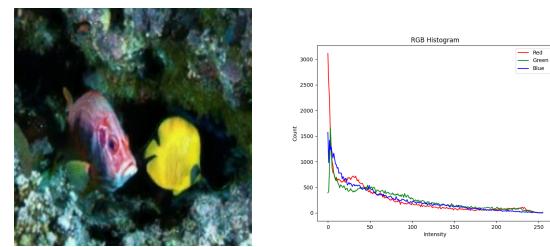


(a) 处理后图像

(b) 处理后图像 RGB 直方图

图 13. 处理后图像与 RGB 直方图

于 Imin 的像素值设为 0，高于 Imax 的像素值设为 255。对选定范围内的像素进行线性映射，将其映射到 0 到 255 的范围。这一步使得亮度的变化更加平滑，不再集中在一个小范围内。处理后的图像（图 15(a)）的黄色区域明显过于饱和了，这是由于该算法是基于整个图像的亮度范围进行白平衡处理的，可能不适用于某些局部区域需要不同亮度范围的图像。这可能导致一些颜色过于饱和。



(a) 原图像

(b) 原图像 RGB 直方图

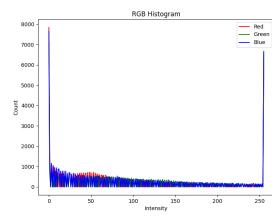
图 14. 原图像与 RGB 直方图

7. 结果分析

水下图像修复，包括色彩还原、提高清晰度等，是一项具有挑战性的任务，旨在提高水下图像的视觉质量和可识别性。在实际操作中，我们主要基于



(a) 处理后图像



(b) 处理后图像 RGB 直方图

图 15. 处理后图像与 RGB 直方图

以下几个方面进行处理：

7.1 图像清晰度. 修复后的水下图像应该具有更好的清晰度，以便更容易识别和分析图像中的对象和细节。可以使用图像质量评估指标（如结构相似性指数（SSIM）和峰值信噪比（PSNR））来量化修复后图像与原始图像之间的清晰度差异。相关结果详见第五部分（评价指标）。

7.2 对比度增强. 由于水下环境中的散射和吸收，图像的对比度通常较低，通过图像修复，从而增强图像的对比度，使得目标和背景更易分辨。在实际操作中，我们使用直方图均衡化等方法来改善图像的对比度，同时也得到了较好的效果。

7.3 色彩校正. 水下图像通常受到水体吸收和散射的影响，导致颜色失真和偏移，需要纠正颜色偏移，使得图像的颜色更接近原始场景，在实际操作中，我们使用了自适应色彩均衡（ACE）等算法来对图像进行色彩校正。

7.4 噪声去除. 由于散射、散射颗粒和相机传感器等因素，水下图像常常包含大量的噪声。通过相关的图像修复算法来减少噪声，并保持图像的细节信息。在评估中，我们使用噪声评估指标（如均方误差（MSE）和结构相似性指数（SSIM））来评估修复后图像的噪声去除效果。相关结果详见第五部分（评价指标）。

7.5 目标恢复. 水下图像通常会出现模糊、失真和遮挡等问题，导致目标无法清晰识别，需要通过相关

修复算法来恢复目标的形状和细节，从而能够更加容易地识别图像中的具体目标。在实际结果中，我们可以发现，原来模糊不清甚至是完全无法识别的目标在图像修复后清晰可见。

图 16-图 23 为修复前后的图像对比展示。



(a) 复原前



(b) 复原后

图 16. pic.3



(a) 复原前



(b) 复原后

图 17. pic.16



(a) 复原前



(b) 复原后

图 18. pic.47



(a) 复原前



(b) 复原后

图 19. pic.246

8. 总结与展望

本算法能够为在水下拍摄的照片还原色彩、提高清晰度。借助暗通道先验算法，能够解决水下图像因大量悬浮颗粒而显得模糊的问题；借助光照校



(a) 复原前 (b) 复原后

图 20. pic.554



(a) 复原前 (b) 复原后

图 21. pic.2129



(a) 复原前 (b) 复原后

图 22. pic.2552



(a) 复原前 (b) 复原后

图 23. pic.5015

正处理算法，能够提高图像暗部的亮度，突出图像的暗部细节；借助自适应色彩均衡算法，能有效解决水下图像蓝绿色偏的问题，较好地为水下图像还原色彩。

由于水下光线复杂，本算法在对水下图像进行复原的过程中，还存在一些不足之处。经过处理后的图像呈现出更为明显的噪声污染，主要表现为细节模糊，我们推测可能的原因包括处理算法在水下环境中的适应性不足，参数设置的不精确性。为了

解决噪声污染加重的问题，我们提出以下改进方向：探索不同的水下图像复原算法，并评估其在特定水下条件下的性能；进一步优化参数设置，以确保算法在不同水下环境中的适应性；考虑引入先进的噪声抑制技术，如深度学习方法。

参考文献

- [1] C. Li, C. Guo, W. Ren, R. Cong, J. Hou, S. Kwong, and D. Tao, “An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 29, pp. 4376–4389, 2019. [2](#)
- [2] M. A. Iqbal and K. H. Talukder, “Detection of potato disease using image segmentation and machine learning,” in *2020 international conference on wireless communications signal processing and networking (WiSP-NET)*. IEEE, 2020, pp. 43–47. [2](#)
- [3] C. Ancuti, C. O. Ancuti, T. Haber, and P. Bekaert, “Enhancing underwater images and videos by fusion,” in *2012 IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. IEEE, 2012, pp. 81–88. [2](#)
- [4] K. He, J. Sun, and X. Tang, “Single image haze removal using dark channel prior,” *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 33, no. 12, pp. 2341–2353, 2010. [2, 3](#)
- [5] N. Carlevaris-Bianco, A. Mohan, and R. M. Eustice, “Initial results in underwater single image dehazing,” in *Oceans 2010 Mts/IEEE Seattle*. IEEE, 2010, pp. 1–8. [2](#)
- [6] J. Li, K. A. Skinner, R. M. Eustice, and M. Johnson-Roberson, “Watergan: Unsupervised generative network to enable real-time color correction of monocular underwater images,” *IEEE Robotics and Automation letters*, vol. 3, no. 1, pp. 387–394, 2017. [2](#)
- [7] Z. Wang, K. Jiang, P. Yi, Z. Han, and Z. He, “Ultra-dense gan for satellite imagery super-resolution,” *Neurocomputing*, vol. 398, pp. 328–337, 2020. [2](#)
- [8] D. Berman, D. Levy, S. Avidan, and T. Treibitz, “Underwater single image color restoration using haze-lines and a new quantitative dataset,” *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 43, no. 8, pp. 2822–2837, 2020. [2](#)
- [9] P. Mathivanan, H. Dhanigaivel, N. Kannan, and P. Kumar, “Underwater image enhancement by wave-

- length compensation and de-hazing,” International Journal of Applied Engineering Research, vol. 14, no. 6, pp. 37–41, 2019. [3](#)
- [10] P. Sharma, I. Bisht, and A. Sur, “Wavelength-based attributed deep neural network for underwater image restoration,” ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications and Applications, vol. 19, no. 1, pp. 1–23, 2023. [3](#)
- [11] 刘志成, 王殿伟, 刘颖, and 刘学杰, “基于二维伽马函数的光照不均匀图像自适应校正算法,” 北京理工大学学报, vol. 36, no. 2, pp. 191–196, 2016. [4](#)
- [12] C. Gatta, A. Rizzi, and D. Marini, “Ace: An automatic color equalization algorithm.” in CGIV, 2002, pp. 316–320. [4](#)
- [13] A. Rizzi and C. Gatta, “A local linear lut method for increasing the speed of generic image filtering algorithms,” Technical report, University of Milano, Milano, Italy, Tech. Rep., 2002. [5](#)
- [14] P. Getreuer, “Automatic color enhancement (ace) and its fast implementation,” Image Processing On Line, vol. 2, pp. 266–277, 2012. [5](#)