

## 基于图像熵线性加权的水下图像增强算法

王亚强, 吴明晖, 耿方琪, 冯业宁, 周 围

上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201600

**摘要:**目的 针对工业环境下水下图像受到水中悬浮物影响, 从而导致图像的清晰度过低以及对比度过高等问题, 提出一种基于图像熵线性加权的水下图像增强算法。方法 该算法基于图像熵理论对白平衡算法、直方图均衡算法和暗通道先验算法进行线性加权, 继而通过实验环境确定调节系数输出高质量图像。在深度为 1 m、1.5 m 和 2 m 的不同水下环境拍摄图像, 对获得的水下图像使用上述三种算法和该算法作对比处理, 处理结果通过 PSNR 和 UIQM 作为评价指标进行评判。结果 实验结果表明: 使用 PSNR 指标评判该算法, 相较于其他三种算法, 水深 1 m 的水下图像质量提高了 22.81%, 水深 1.5 m 的水下图像质量提高了 46.67%, 水深 2 m 的水下图像质量提高了 38.94%, 图像质量综合平均提高了 36.14%; 使用 UIQM 指标评判该算法, 相较于其他三种算法, 水深 1 m 的图像质量提高了 1.02%, 水深 1.5 m 的水下图像质量提高了 0.73%, 水深 2 m 的水下图像质量提高了 1.82%, 图像质量综合平均提高了 1.19%。结论 由此可以证明该算法相对于其他传统算法对图像清晰度有着显著提升, 并且能够适应不同深度的水下环境, 为工业环境下水下图像增强提供了一种新的解决思路。

**关键词:**水下图像增强; 线性加权; 图像熵; 图像融合

**中图分类号:**TP399 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2024.0004.009

### An Underwater Image Enhancement Algorithm Based on Image Entropy Linear Weighting

WANG Yaqiang, WU Minghui, GENG Fangqi, FENG Yening, ZHOU Wei

School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering and Science, Shanghai 201600, China

**Abstract: Objective** Aiming at the problem that the underwater images in the industrial environment are affected by suspended solids in water, resulting in low image clarity and high contrast, an underwater image enhancement algorithm based on linear weighting of image entropy was proposed. **Methods** The algorithm linearly weighted the white balance algorithm, histogram equalization algorithm, and dark channel prior algorithm based on the image entropy theory, and then determined the adjustment coefficient to output high-quality images through the experimental environment. Through taking images in different underwater environments at depths of 1 m, 1.5 m, and 2 m, the obtained underwater images were compared and processed by using the above three algorithms and this algorithm. The processing results were evaluated by PSNR and UIQM as evaluation indicators. **Results** The experimental results showed that the proposed algorithm, judged by the PSNR index, improved the underwater image quality by 22.81% for the water depth of 1m, 46.67% for the water depth of 1.5 m, 38.94% for the water depth of 2 m, and improved the combined image quality by 36.14% on average, compared with the other three algorithms. The proposed algorithm, judged by the UIQM index, improved the image quality by 1.02% for the water depth of 1m, 0.73% for the water depth of 1.5 m, 1.82% for the

收稿日期:2023-03-14 修回日期:2023-04-04 文章编号:1672-058X(2024)04-0069-08

基金项目:上海市自然科学基金项目(21ZR1425900).

作者简介:王亚强(1998—),男,山西忻州人,硕士研究生,从事水下抽污机器人研究。

通讯作者:吴明晖(1976—),男,湖南涟源人,讲师,博士,从事特种机器人机构创新研究. Email: wnhui@yeah.net.

引用格式:王亚强,吴明晖,耿方琪,等.基于图像熵线性加权的水下图像增强算法[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2024,41(4):69—76.

WANG Yaqiang, WU Minghui, GENG Fangqi, et al. An underwater image enhancement algorithm based on image entropy linear weighting[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2024, 41(4): 69—76.

water depth of 2 m, and improved the combined image quality by 1.19% on average, compared with the other three algorithms. **Conclusion** It can be proved that the proposed algorithm has significantly improved the image definition compared with other traditional algorithms, and this algorithm can adapt to different depths of underwater environments, providing a new solution for underwater image enhancement in industrial environments.

**Keywords:** underwater image enhancement; linear weighting; image entropy; image fusion

## 1 引言

随着城市工业化的不断完善,河道以及部分工厂面临着严重的清污任务,因此水下清污机器人的需求也急剧增加。水下清污机器人的环境感知能力是衡量清污任务是否能够完成的重要指标。目前,大多数水下机器人采用视觉作为环境感知的主要手段,但水下成像与空气成像原理略有不同,因为水体介质与水中悬浮物颗粒等对光的散射使得图像的清晰度降低<sup>[1]</sup>,且水下拍摄时光源的不稳定性,常常使得图像亮度差过大<sup>[2]</sup>。本文所应对的工业场景是炼钢厂的冷却塔清污,抽污机器人在工作时会导致水下环境变得异常复杂,从而使得在水下拍摄图像更具挑战性,图像的清晰度会大幅度下降<sup>[3]</sup>。

对此,国内的一些学者对水下图像清晰度、色彩饱和度和对比度失衡等问题提出不同的水下图像增强算法:彭小红等<sup>[4]</sup>结合水下成像物理模型和深度学习对水下图像进行预处理,阐述了现有水下图像增强算法存在的问题;杨福豪等<sup>[5]</sup>利用水体对不同波长光线衰减不一致的特性对图像进行补偿,能够有效降低水下图像的色差,但该算法要根据经验人工设置算法的相关参数,并且不能对不同类型图像自适应增强;朱振杰等<sup>[6]</sup>提出将中值滤波应用到暗原色先验原理中,从而去除水下图像的雾色,增强对比度,但提高对比度也使得色彩失真,且对于图像有一定要求;Ding 等<sup>[7]</sup>提出一种基于扩展水下成像模型的方法,来消除光在水中衰减的问题,能够有效增强水下图像;Li 等<sup>[8]</sup>提出将水下图像分为失真和非失真图像,然后对这两种图像进行对比还原,但对于偏暗的水下图像增强效果有限,一般用于色彩丰富的图片;许丽等<sup>[9]</sup>提出基于不同水下图像,根据图像梯度作为调节 Retinex 算法权重的依据,能够有效去除水下蓝绿色背景,但是其增强效果比较依赖权重的准确性;王永鑫等<sup>[10]</sup>通过同态滤波对未衰减的水下图像进行估计,结合麦克劳林级数对水下成像模型进行展开,推导出了保持颜色恒定的水下图像色彩校正模型,但是该算法只依据图像色度进行处理,对于较暗或者是缺少光源的图像难以处理。虽然上述

算法对于水下图像有一定加强作用,但以上算法所处理的对象都是基于海洋图像进行处理,由于海洋图像受大量藻类植物影响基本都偏蓝绿色,因此上述算法主要是针对偏蓝绿色的图像进行增强。而工业场景下图像清晰度下降主要原因是水体的波动和一些颗粒悬浮物,因此上述算法可能对工业场景所获取的图像增强效果不明显。

本文提出了一种针对工业工作环境下的水下图像增强方法,利用图像信息熵作为加权参考,对直方图均衡算法(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE)、暗通道先验(Dark Channel Prior, DCP),以及白平衡算法(White Balance, WB)进行线性加强融合,能够较好地复原水下图像。

## 2 图像熵线性加权算法原理

### 2.1 算法原理

算法流程如图 1 所示。对原图像使用白平衡算法、直方图均衡算法和暗通道先验算法得到其对应的 3 幅图像;再分别计算处理 3 幅图像的图像熵值,根据处理后 3 幅图像的图像熵值进行归一化且求得每种算法的权值,然后进行线性叠加;最后将叠加后的图像与增益系数  $K$  计算得到最终结果。

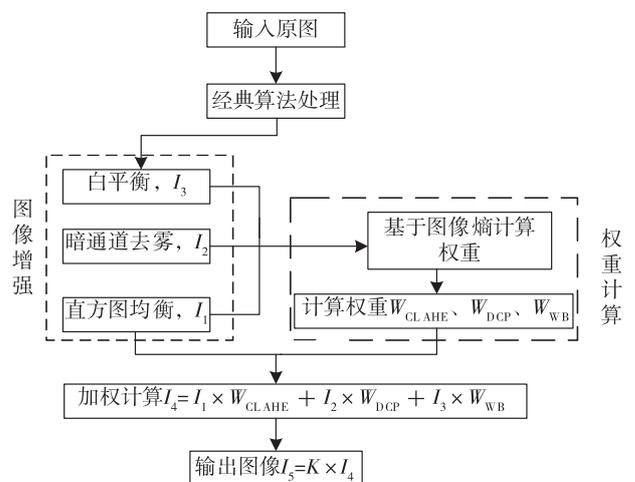


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the algorithm

### 2.2 权重标准

“熵”这一名称是在物理学中提出的,起初是为了

描述系统的混乱程度。经过不断地发展,应用于热力学,后来将这个概念引入了信息系统学,被称为信息熵。信息熵表示一个系统或者事物中所包含信息的多少,从单纯的数学角度考虑,信息熵其实就是事物信息量的期望<sup>[11]</sup>。

在图像系统中,图像的熵是一种特征的统计形式,一般可以通过图像熵来判断图像质量的好坏,图像熵的大小反映了图像包含信息量的多少,图像熵与图像所蕴含信息呈正比关系<sup>[12]</sup>。图像二维熵计算公式如式(1)所示:

$$H = - \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} P(i,j) \log P(i,j) \quad (1)$$

式(1)中, $i$ 是图像中某点对应的像素值, $j$ 是图像中某点对应的 $K$ 领域像素均值, $(i,j)$ 是构成某点像素与领域均值的元组, $P(i,j)$ 是元组 $(i,j)$ 对应的出现概率。

### 3 图像增强算法及其权重计算

#### 3.1 白平衡算法

目前白平衡算法主要有3种实现方式,分别是灰度世界、全反射理论和动态阈值法3种算法。本文选择的是全反射理论算法,该算法原理:图像中亮度最大的像素点相当于镜面,能够完全反射光线,因此通过对比图像中RGB通道的最大值和平均值,就可以得到图像的调节系数,从而对图像的颜色进行校正<sup>[13]</sup>。

$$\begin{cases} R' = k_r \cdot R \\ G' = k_g \cdot G \\ B' = k_b \cdot B \end{cases} \quad (2)$$

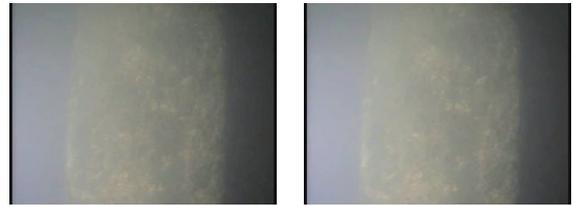
式(2)中, $R, G, B$ 为原始图像颜色值, $R', G', B'$ 为颜色校正后的图像颜色值。完美反射算法的通道调整系数 $k_r, k_g, k_b$ 的计算如(3)所示:

$$\begin{cases} k_r = \frac{R_{\max}}{R_{\text{avg}}} \\ k_g = \frac{G_{\max}}{G_{\text{avg}}} \\ k_b = \frac{B_{\max}}{B_{\text{avg}}} \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中, $R_{\max}, G_{\max}, B_{\max}$ 分别为原始图像 $R, G, B$ 通道的最大值, $R_{\text{avg}}, G_{\text{avg}}, B_{\text{avg}}$ 分别为原始图像 $R, G, B$ 通道的平均值。

但对于水下图像,由于水下混浊度较高且光源不稳定,使得图像的整体 $R, G, B$ 值大幅降低,白平衡完美反射算法相当于对图像亮度进行增强,这也导致经过

白平衡算法处理后的水下图像清晰度提升不明显。如图2所示,其清晰度基本没有变化。



(a) 水下原图 (b) 白平衡算法处理后

图2 水下图像白平衡算法处理

Fig. 2 Underwater image processed with white balance algorithm

#### 3.2 直方图均衡算法

直方图均衡化算法的目的是图像的直方图变得均匀化,其主体思想是根据概率密度函数的均匀扩展重新映射原图像每一个像素的灰度级。其主要流程:从原始图像的直方图构造一个累积直方图<sup>[14]</sup>,同时将此累积直方图归一化为输出图像的强度值;然后,将归一化的累积直方图作为到原始图像的传递映射函数。传递映射函数主要由映射区间和映射函数构成,直方图的概率密度函数和传递映射函数分别对应式(4)和式(5):

$$PDF(q) = \frac{n_q}{N} \quad (4)$$

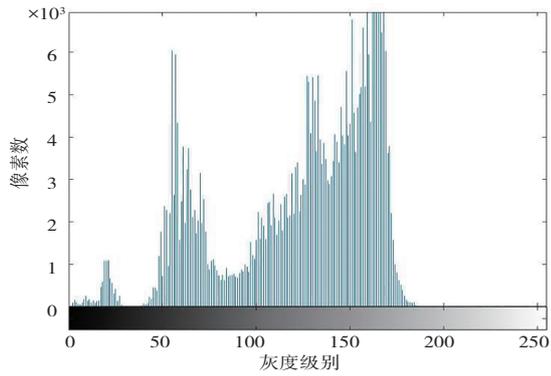
$$CDF(q) = \sum_{i=I_{\text{start}}}^q PDF(i) \quad (5)$$

式(4)中, $q$ 表示图像的某一灰度级, $n_q$ 表示 $q$ 灰度级上像素的个数, $N$ 表示图像的像素个数。式(5)中, $I_{\text{start}}$ 表示某点像素区域的最小灰度级。根据传递映射函数式(5),可得出直方图均衡化的转换公式为

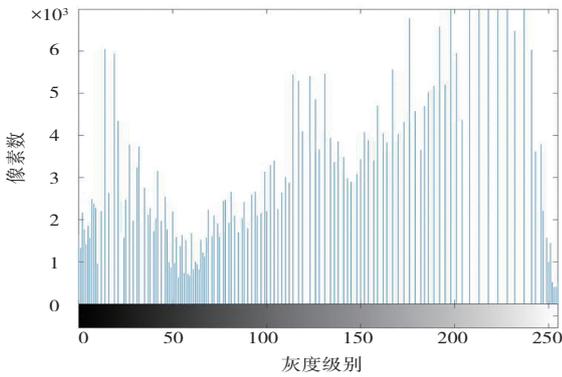
$$F(q) = I_{\text{start}} + (I_{\text{end}} - I_{\text{start}}) \times CDF(q) \quad (6)$$

式(6)中, $I_{\text{end}} - I_{\text{start}}$ 表示映射区间。在传统的直方图均衡化转换公式中, $I_{\text{end}}$ 为255, $I_{\text{start}}$ 为0。

对于水下图像,由于其获取图像时的环境一般,很难有充足的光源,因此图像的像素值会集中在某一段上,如图3(a)—图5(a)所示, $R, G, B$ 的像素值基本集中在120~180之间,这样的图像使用直方图均衡算法能够很好地增强图像的对比度。但是原有水下图像很少有像素点的RGB值能够同时达到255,在经过直方图均衡算法后,水下图像的 $R, G, B$ 有很大一部分集中在200~250之间,如图3(b)—5(b)所示,这就导致图像中很大区域出现亮度过高的情况。直方图均衡算法处理后的水下图像的 $R, G, B$ 值与原图相比差值较大,图像在颜色上的连续性会大大减弱,图像的色差会加重,如图6所示。



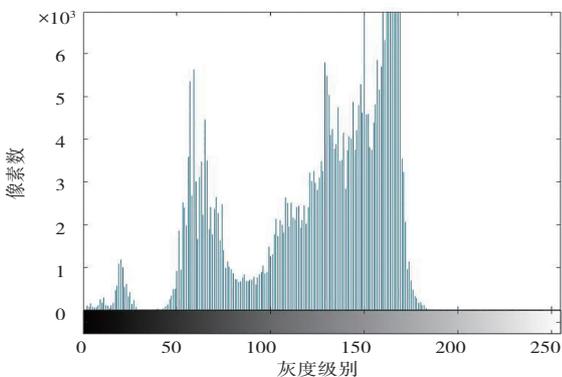
(a) 原图



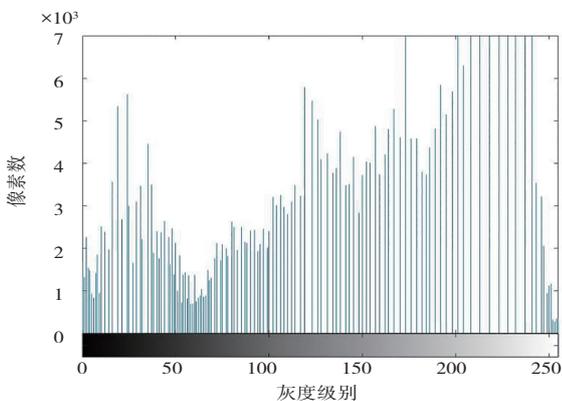
(b) 直方图均衡算法处理后

图 3 水下图像 R 通道直方图

Fig. 3 R channel histogram of underwater images



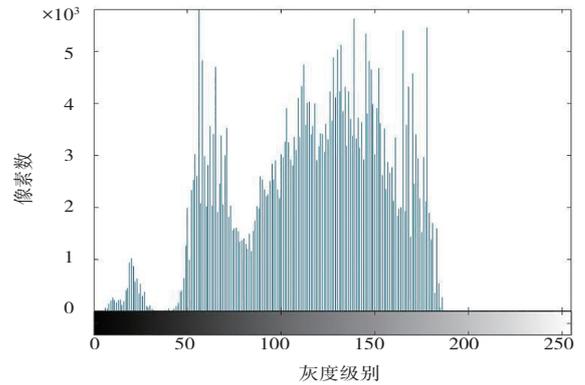
(a) 原图



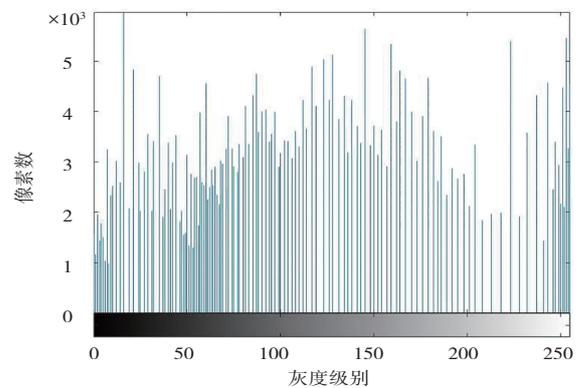
(b) 直方图均衡算法处理后

图 4 水下图像 G 通道直方图

Fig. 4 G channel histogram of underwater images



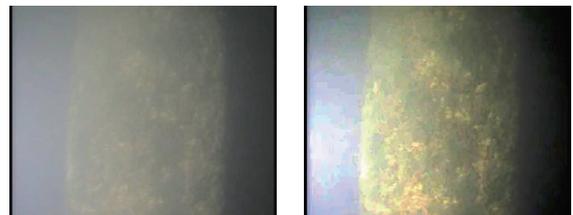
(a) 原图



(b) 直方图均衡算法处理后

图 5 水下图像 B 通道直方图

Fig. 5 B channel histogram of underwater images



(a) 水下原图 (b) 直方图均衡算法处理后

图 6 水下图像直方图均衡算法处理

Fig. 6 Underwater image processed with histogram equalization algorithm

### 3.3 暗通道先验算法

2009 年, He 等<sup>[15]</sup>通过对大量户外无雾图像的观测统计,发现在多数图像非天空区域中,总是存在一些暗像素,即在 RGB 三色通道中,这些像素都至少有一个较低的值。由于这些像素点强度主要取决于空气光的构成,因此可以使用这些像素点对透射率进行估计,从而得到清晰的原图。该算法的主要原理是根据雾天图像成像模型,简化其成像过程如式(7):

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1-t(x)) \quad (7)$$

式(7)中, $I(x)$ 为待去雾图像, $J(x)$ 是无雾图像, $A$ 是全局大气光值, $t(x)$ 是透射率,其表达式如式(8)所示:

$$t(x) = e^{-\beta d} \quad (8)$$

式(8)中, $\beta$ 为与波长相关的参数, $d$ 为深度。结合式(7)和式(8),简单变换可以得到透射率 $t(x)$ 的计算公式:

$$t(x) = 1 - \omega \min_{y \in \Omega(x)} \left[ \min_c \frac{I^c(y)}{A^c} \right] \quad (9)$$

式(9)中, $c$ 为RGB通道中的某一通道。同时暗通道先验算法也假定在清晰无雾图的局部区域中,暗通道值为0。 $\omega$ 为超参数,值通常设置为0.95, $\omega$ 的设置是因为人的视觉系统会受到空气中悬浮物对于光线折射的影响,同时这种影响也是人类视觉系统感知空间深度的重要依据。因此暗通道的计算方式为

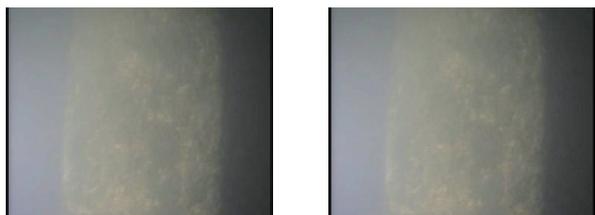
$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{c \in \{R, G, B\}} (\min_{y \in \Omega(x)} (J^c(y))) \quad (10)$$

对于大气光值 $A$ 的求取,He<sup>[15]</sup>等通过对大量的图像进行观察统计后,选择算法中暗通道排序的前千分之一,这些区域通常代表着受到空气中悬浮物和雾影响最大的区域,也是导致图像清晰度大幅降低的区域,在这些区域内选择受到干扰后图像中强度最高的像素作为大气光。将上述求得的透射率和大气光值代入式(11),即可得到最终的无雾图:

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_0)} + A \quad (11)$$

式(11)中, $t_0$ 为超参数,一般取值为0.1, $t_0$ 的设置是避免透射率过小,从而使得图像在部分区域失真。

水下图像与雾天图像有相似之处,主要原因都是因为传感器在获取图像的过程中受到了光折射的影响,但不同的是水下图像通常受到的影响要大于雾天图像。主要原因是水下图像的透射率一般都比在空气中的低,因此通过暗通道先验算法处理后水下图像的特征与水的边缘特征显著性会大幅下降,容易出现边界模糊的现象,如图7所示。在经过暗通道先验算法处理后,柱体的边界与水体对比度下降,使得其边缘特征难以识别,不利于图像的后续处理。



(a) 水下原图 (b) 暗通道先验算法处理后

图7 水下图像暗通道先验算法处理

Fig. 7 Underwater image processed with dark channel prior algorithm

### 3.4 权重计算

根据上述对3种传统算法的分析,白平衡算法主要增强的是图像的亮度,直方图均衡算法主要增强图像的对比度,暗通道先验算法主要是去除水下图像的雾状模糊。线性加权法计算简单易懂,同时较好地保留了图像像素值数据,因此线性加权方式能够较好地保留各算法增强的效果,从而输出优于3种传统算法的水下图像。

由3.1、3.2和3.3节得到对原始图像处理后的水下图像 $I_{\text{CLAHE}}$ 、 $I_{\text{DCP}}$ 、 $I_{\text{WB}}$ ,然后分别计算出处理后水下图像的信息熵 $H_{\text{CLAHE}}$ 、 $H_{\text{DCP}}$ 、 $H_{\text{WB}}$ 。计算对应的权重公式如下:

$$W_i = H_i / (H_{\text{CLAHE}} + H_{\text{DCP}} + H_{\text{WB}}) \quad (12)$$

式(12)中, $W_i$ 为算法所对应的权值, $H_i$ 为对应算法处理图像后的信息熵, $i$ 为图像处理算法。根据公式可得出 $W_{\text{CLAHE}}$ 、 $W_{\text{DCP}}$ 、 $W_{\text{WB}}$ 。从而得出最后的图像结果 $I_{\text{out}}$ :

$$I_{\text{out}} = K (I_{\text{CLAHE}} * W_{\text{CLAHE}} + I_{\text{DCP}} * W_{\text{DCP}} + I_{\text{WB}} * W_{\text{WB}}) \quad (13)$$

式(13)中, $K$ 为调节系数(本文环境下,经过实验, $K$ 取0.9时结果较好)。

## 4 仿真实验与结果分析

### 4.1 水下图像采集场地及设备

本次采集数据实验场地为河道以及水库蓄水池,采集地点环境如图2所示。采集地点选择了3个,深度分别1 m、1.5 m、2 m,如图8所示。

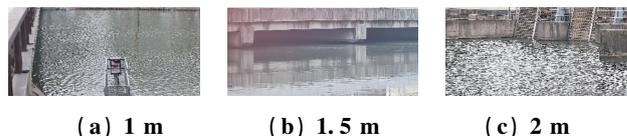


图8 图像采集环境

Fig. 8 Environment of image acquisition

实验采用的图像传感器为SONY,300万像素,采用WIFI传输信号,能够同时连接4台设备,采集图像如图9所示。



(a) 1 m (b) 1.5 m (c) 2 m

图9 水下图像

Fig. 9 Underwater images

## 4.2 评价指标

图像的评价指标分为主观评价指标和客观评价指标,主观评价是通过人眼观测图像,从而对图像的质量进行评判;客观评价是基于图像的特性,通过数学模型计算一些特定图像参数来判断图像质量。主观评价和客观评价指标各有优劣:主观评价主要体现在每个人的个体差异性导致评判结果存在差异,且无法对大量图像进行评判,但能够很好地综合判断图像的质量;客观评价主要体现在一些具体参数数值不符合实际情况,但能够快速处理大量图片。

本文选择两种图像质量指标,分别是峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR),其值用  $F_{\text{PSNR}}$  表示;水下图像测量指标(Underwater Image Quality Measurement, UIQM),其值用  $F_{\text{UIQM}}$  表示。其中 UIQM 指标无须参考图像,且这种评价算法在一定程度上考虑了人类的视觉感受。而 PSNR 是全参考图像指标,需要对评价图像和原图像进行对比完成评估。

PSNR 的主要思想是将经过增强后的图像与原图像做对比,通过二者的相似程度来反映图像质量,其值越大,表示图像增强效果越好。PSNR 表达式如下:

$$F_{\text{PSNR}} = 10 \log \left( \frac{X_{\max}}{R_{\text{MSE}}} \right) \quad (14)$$

式(14)中,  $X_{\max}$  为图像  $X$  的最大像素值,  $R_{\text{MSE}}$  为图像均方误差。

UIQM 主要根据水下图像的清晰度测量指标、色彩测量指标和对比度测量指标等对水下图像进行评价,用所得到的值来区别图像质量,其值越大,表示图像越清晰。UIQM 的表达式如下:

$$F_{\text{UIQM}} = c_1 \times F_{\text{UICM}} + c_2 \times F_{\text{UISM}} + c_3 \times F_{\text{UICoM}} \quad (15)$$

式(15)中,  $F_{\text{UICM}}$  是色彩测量指标,  $F_{\text{UISM}}$  是清晰度测量指标,  $F_{\text{UICoM}}$  是对比度测量指标,系数  $c_1$ 、 $c_2$ 、 $c_3$  用于调整  $F_{\text{UICM}}$ 、 $F_{\text{UISM}}$  与  $F_{\text{UICoM}}$  的权重比值。

## 4.3 结果分析

图 10、图 11 和图 12 是 3 张水下图像经过 CLAHE、DCP、WB 和本文算法处理后的结果。通过观察发现:在使用各种算法对水下图像 1 处理后,CLAHE 算法的处理结果如图 10(a)所示,水下图像的中间区域接近纯白色,而图像的四周边界接近黑色,且颜色变化有着突变;DCP 算法的处理结果如图 10(b)所示,除去图像下侧区域亮度较高,其余区域基本为深蓝色,且图像的对比度过大;WB 算法的处理结果如图 10(c)所示,相较于原图清晰度基本保持不变,整体亮度增加;本文算法

的处理结果如图 10(d)所示,图像的的下侧有所增强,但对比度增强弱于 CLAHE 和 DCP 算法,图像清晰度有所提高。

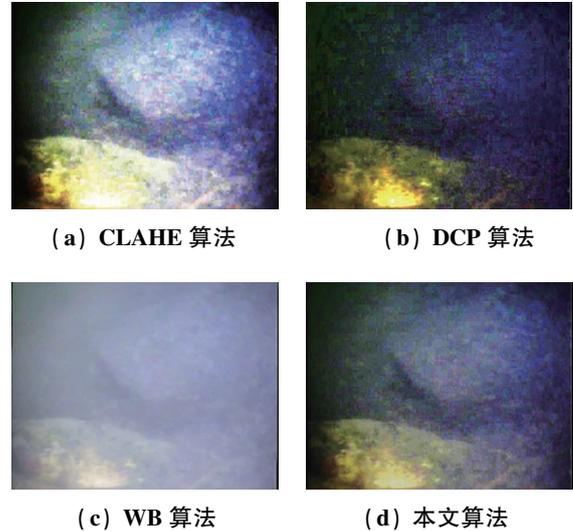


图 10 水下图像 1 增强结果比较

Fig. 10 Comparison of enhancement results of underwater image 1

在对水下图像 2 处理后,CLAHE 算法的处理结果如图 11(a)所示,水下图像的右上角区域接近纯白色,而图像的左侧接近深蓝色;DCP 算法的处理结果如图 11(b)所示,除去图像右上角区域有部分特征,其余区域基本为黑色,特征衰退明显;WB 算法的处理结果如图 11(c)所示,较于原图有着明显的色差;本文算法的处理结果如图 11(d)所示,图像的左侧棱角特征有所增强,图像色彩饱和度有明显提高。

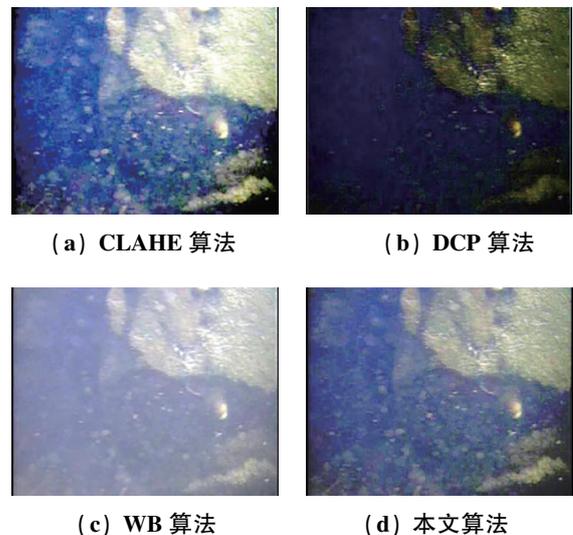


图 11 水下图像 2 增强结果比较

Fig. 11 Comparison of enhancement results of underwater image 2

在对水下图像 3 处理后,CLAHE 算法的处理结果如图 12(a)所示,水下图像的中间区域接近白色,部分特征完全消失;DCP 算法的处理结果如图 12(b)所示,图像的左侧基本为纯黑色,右侧图像偏暗;WB 算法的处理结果如图 12(c)所示,在图像的中下侧与 CLAHE 算法一样出现部分白色区域,其余特征在一定程度上有所加强;本文算法的处理结果如图 12(d)所示,图像的右侧特征增强效果明显,左侧区域的特征增强较弱。

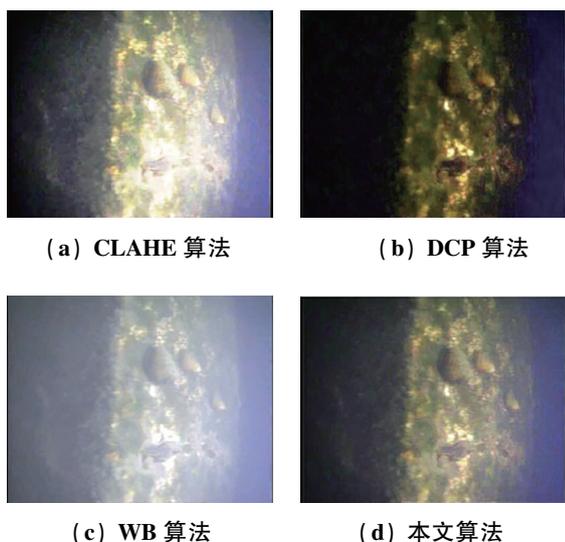


图 12 水下图像 3 增强结果比较

Fig. 12 Comparison of enhancement results of underwater image 3

综合上述分析,CLAHE 算法由于其算法原理,必然会导致水下图像的一些像素点增强到 255,因此会导致图像某区域产生过曝光效应;DCP 算法在图像的增强主要体现在对于暗处区域的加深从而增加对比度,但由于水下图像本来的颜色较暗,导致图片的某些区域特征完全消失;WB 算法在图像的增强主要体现在一定程度上增强图像的亮度,但在图像表面仍有类似雾状效果,从而导致特征难以识别;而本文算法相对于上述 3 种算法表现较为综合,因此从主观评价角度看本文算法对于图像质量优于其他 3 种算法。

表 1 是基于 PSNR 评判指标对 CLAHE、DCP、WB 和本文算法处理相同水下图像后所获得的评价值。通过表中数据可以得出:图像质量从劣到优的排序为 DCP、CLAHE、WB、本文算法。尤其是对于水深为 1.5 m 的水下图像 2,在本文算法处理过后相对于其余 3 种算法的平均值提高了 42%,分析其原因可能是在这个深度上增益系数最合适。综合其余两组实验结果,本文算法平均值为 23.783,远高于其余 DCP、CLAHE

和 WB 算法的平均值 18.634、19.567 和 21.232。使用 PSNR 评价指标对图像质量均值分析,本文算法相对于其余 3 种算法图像质量平均提高了 36.14%。

表 1 基于 PSNR 算法质量评价

Table 1 Quality evaluation based on PSNR algorithm

	CLAHE	DCP	WB	本文算法
水下图像 1	18.184	14.221	19.132	20.606
水下图像 2	18.904	13.549	20.705	25.254
水下图像 3	21.613	13.284	23.860	25.489

表 2 是基于 UIQM 指标对 CLAHE、DCP、WB 和本文算法处理相同水下图像后所获得的评价值。通过表中数据可以发现:经 DCP 算法优化过的图像质量明显优于 CLAHE 算法和 WB 算法,且在水下图像 2 上略优于本文算法。但从人眼视觉观测来看,DCP 算法处理后的水下图像 2 图像特征丢失严重,但在其余图片,本文算法都优于其余 3 种算法,平均图像质量提高了 1.19%。综合以上两种图像评价标准,在水下图像增强中,本文算法优于其他 3 种算法。此外,还通过本算法处理了大量其他水下图像,选取其中具有代表性的结果,如图 13 所示。

表 2 基于 UIQM 算法质量评价

Table 2 Quality evaluation based on UIQM algorithm

	CLAHE	DCP	WB	本文算法
水下图像 1	6.745	6.769	6.647	6.792
水下图像 2	6.609	6.669	6.552	6.658
水下图像 3	6.508	6.718	6.434	6.735

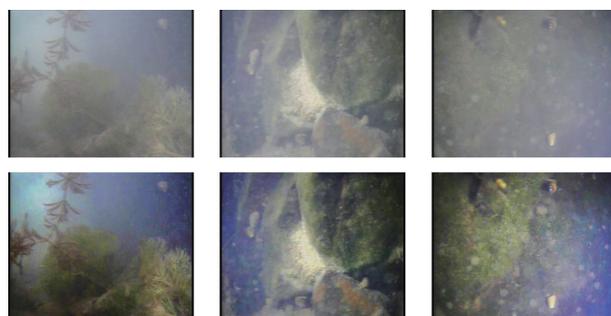


图 13 水下图像增强对比

Fig. 13 Comparison of underwater image enhancements

## 5 结论

提出一种针对水下图像的增强算法,算法以图像熵作为权重基础,结合直方图均衡算法、暗通道先验算

法与白平衡算法,提高了水下图像质量。综合实验结果,使用无参考水下图像质量方法 UIQM 和全参考评价指标 PSNR 作为评估,得到本算法处理后的水下图像质量高于传统算法。经本文算法处理后的图像,更有利于水下作业时的数据采集以及后续分析。

但本文算法中的调节系数和采用的图像增强算法在面对其他水下环境和工作场景时,需要根据环境的特性分析,做出更优选择,使得图像增强效果更好。

### 参考文献(References):

- [1] JAFFE J S. Underwater optical imaging: The past, the present, and the prospects [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2015, 40(3): 683—700.
- [2] 赵欣慰, 金韬, 池灏, 等. 不同光照条件下水下成像背景光的建模与研究[J]. *物理学报*, 2015, 64(10): 110—118.  
ZHAO Xin-wei, JIN Tao, CHI Hao, et al. Modeling and simulation of the background light in underwater imaging under different illumination conditions [J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(10): 110—118.
- [3] 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.
- [4] 彭小红, 梁子祥, 张军, 等. 深度学习驱动的水下图像预处理研究进展综述[J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(13): 43—54.  
PENG Xiao-hong, LIANG Zi-xiang, ZHANG Jun, et al. Review of underwater image preprocessing based on deep learning[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021, 57(13): 43—54.
- [5] 杨福豪, 史启超, 蓝方鸣, 等. 基于色彩衰减补偿和 Retinex 的水下图像增强[J]. *宁波大学学报(理工版)*, 2020, 33(1): 58—64.  
YANG Fu-hao, SHI Qi-chao, LAN Fang-ming, et al. Underwater image enhancement based on color attenuation compensation and retinex [J]. *Journal of Ningbo University (Natural Science & Engineering Edition)*, 2020, 33(1): 58—64.
- [6] 朱振杰, 王红茹. 基于暗原色先验原理的水下图像增强[J]. *图学学报*, 2018, 39(3): 453—462.  
ZHU Zhen-jie, WANG Hong-ru. Underwater image enhancement based on the principle of dark channel prior[J]. *Journal of Graphics*, 2018, 39(3): 453—462.
- [7] DING X, WANG Y, LIANG Z, et al. A unified total variation method for underwater image enhancement [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 255: 109751—109760.
- [8] LI Y, ZHU C, PENG J, et al. Fusion-based underwater image enhancement with category-specific color correction and dehazing [J]. *Optics Express*, 2022, 30(19): 33826—33841.
- [9] 许丽, 陆桂明, 邱贞光. 结合细节信息的自适应 Retinex 算法水下图像增强[J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(11): 224—233.  
XU Li, LU Gui-ming, QIU Zhen-guang. Adaptive Retinex algorithm based on detail selection used in underwater image enhancement [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022, 58(11): 224—233.
- [10] 王永鑫, 刁鸣, 韩闯. 基于同态滤波的水下图像增强与色彩校正模型[J]. *计算机工程与应用*, 2018, 54(11): 30—34, 80.  
WANG Yong-xin, DIAO Ming, HAN Chuang. Underwater image enhancement and color correction model based on homomorphic filter [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(11): 30—34, 80.
- [11] 潘磊. 基于图像熵的密集人群异常事件实时检测方法[J]. *计算机科学与探索*, 2016, 10(7): 1044—1050.  
PAN Lei. Real-time detection method of abnormal event in crowds based on image entropy [J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2016, 10(7): 1044—1050.
- [12] KUMAR A, KUMAR A, VISHWAKARMA A, et al. Multi-level-thresholding for crop image segmentation based on recursive minimum cross entropy using a swarm-based technique [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 203: 107488—107495.
- [13] CHEN S, WEI M. White balance under white-light LED illumination [J]. *Color and Imaging Conference*, 2018, 26(1): 140—144.
- [14] 杨嘉能. 基于直方图均衡的图像增强算法优化研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2021.  
YANG Jia-neng. Research on image enhancement algorithm optimization based on histogram equalization [D]. Urumqi: Xinjiang University, 2021.
- [15] 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.

责任编辑:李翠薇