

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205950

# 基于通道量化与红色先验融合的 水下光学图像清晰化\*

林 森 周天飞 查子月

(沈阳理工大学自动化与电气工程学院 沈阳 110159)

**摘要:**水下图像通常存在对比度低以及颜色失衡等现象,导致图像纹理信息不清晰,针对此类问题,提出基于通道量化与红色先验融合的水下光学图像清晰化方法。首先,设计两种输入图像版本,图像一通过颜色通道直方图量化重新分配像素值,调整对比度;图像二为实现色彩均衡,将红色通道先验代入成像模型,用于估计背景光、直接分量透射率和后向散射透射率。然后,针对各输入图像设计3种权重图,包括亮度图、饱和度图和显著图。最后,利用多尺度融合策略,将局部对比度提升和颜色校正图像与其归一化权重图进行融合。在多个数据库上通过主观和客观指标进行实验评价,结果表明,本文算法在呈现高对比度的同时,能够恢复出更多的色彩和细节信息,有效提升水下图像质量,与各经典及新颖算法相比具有优势。

**关键词:**水下光学图像;通道量化;红色先验;权重图;多尺度融合

**中图分类号:** TP391.41; TN919.8

**文献标识码:** A

**国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Underwater optical image sharpening based on fusion of channel quantization and red prior

Lin Sen Zhou Tianfei Zha Ziyue

(School of Automation and Electrical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China)

**Abstract:** Underwater images usually have problems such as low contrast and color imbalance, which lead to unclear image texture information. Aiming at finding a solution, an underwater optical image sharpening method based on fusion of channel quantization and red prior is proposed. First, two input image versions are designed. Image 1 adjusts the image contrast by quantifying the color channel histogram and redistributes the pixel value. In image 2, in order to achieve color equalization, the red channel prior is substituted into the underwater imaging model to estimate the background light, direct component transmittance and backscattered transmittance. Then, three weight maps are designed for each input image, including brightness map, saturation map and saliency map. Finally, the multi-scale fusion strategy is used to fuse the image after local contrast enhancement and color correction with its normalized weight map. The experimental evaluation carried out on multiple databases by subjective and objective indicators shows that the proposed algorithm can recover more color and detail information while presenting high contrast, effectively improve the quality of underwater images, and has advantages over other classical and novel algorithms.

**Keywords:** underwater optical images; channel quantization; red prior; weight graph; multi-scale fusion

## 0 引言

随着资源结构和生态系统的调整,人类逐渐将发展重心转移到海洋当中。水下图像作为海洋信息的重要载体和表达形式,在水下环境感知和监测中发挥着不可替代的重要作用。一般来说,水下图像可分为声呐和光学

图像。其中,声呐图像是利用声呐设备对声波信息进行接收与转换,进而实现远距离目标的定位与探测。但水下机器人作业依赖于近距离环境信息,对目标场景的精细度要求较高,而声呐图像很难达到此要求,所以光学图像是获取信息的主要来源<sup>[1-2]</sup>。然而,水中存在的大量微粒介质(泥土、细沙、小型微生物等)具有较强的吸收和散射光学特性,光线在传播时受到较大的衰减作用,使得

图像存在分辨率与对比度低、细节特征模糊、颜色失真等问题<sup>[3]</sup>。因此,提升退化图像对比度、校正色彩、增强纹理细节信息、达到图像可视化清晰效果具有重要研究意义和实用价值。

目前,应用于水下图像清晰化的方法包括基于非物理模型的图像增强、基于物理模型的图像复原以及深度学习<sup>[3]</sup>。图像增强通常直接针对像素点进行处理,Thepade 等<sup>[4]</sup>通过构造阈值进行对比度限幅的局部直方图均衡(contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE),提升对比度来改善视觉效果。Ancuti 等<sup>[5]</sup>对退化图像进行颜色补偿和白平衡获取两种版本,分别用于单一通道色彩增强和提升细节信息,与相关权重融合获得清晰效果。Zhang 等<sup>[6]</sup>将高斯低通滤波器应用于 L 通道,基于最优均衡阈值策略对低频分量处理,用 S 形函数的双区间直方图对高频分量进行增强。Pan 等<sup>[7]</sup>提出一种基于 Retinex 的光照图增强方法,将亮度增强函数和自适应对比增强函数分别用于提升照射分量的亮度和对比度,根据 Retinex 理论,将调整后的照度图乘以反射图来获得增强图像。基于图像复原的方法需要建立水下成像模型,然后通过求得参数分量反演退化过程,复原后图像更具真实性。Dreus 等<sup>[8]</sup>基于 Yu 等<sup>[9]</sup>提出的暗通道先验(dark channel prior, DCP)单幅去雾算法,考虑水体对波长最长的红光吸收最为严重,提出适用于水下的暗通道先验算法(underwater dark channel prior, UDCP)。Akkaynak 等<sup>[10]</sup>认为不同波长光信号的衰减系数在场景中分布不均匀,取决于目标对象范围与反射率,通过图像中最暗的像素及其已知范围信息计算后向散射,然后,估计空间变化光源获得与距离相关的衰减系数。Bekerman 等<sup>[11]</sup>针对透射率和背景光估计的方法作出改进,采用非线性最小二乘曲线拟合计算背景光,通过雾霾-线等式估计初始透射率,再将估计的透射率进行正则化,以加强平滑性和克服噪声。近几年,基于深度学习的水下图像处理逐渐成为研究热点。Li 等<sup>[12]</sup>提出一种弱监督的颜色转换方法来校正颜色,该方法放宽对水下图像训练的需要,并允许在未知的位置拍摄图像。为了减少低级特征与高级特征之间的语义差异,Han 等<sup>[13]</sup>在编码器之间添加残差路径块,并采用深度监督机制改进梯度传播。Islam 等<sup>[14]</sup>提出了基于 U-Net 框架的 FUINe-GAN,为获得丰富的特征信息,将剩余的连接添加到生成器中。

上述算法在细节增强和颜色校正方面均取得一定效果,但仍存在某些缺陷,未考虑复杂成像环境中模糊、失真等多种现象带来的综合影响。例如,虽然 CLAHE 算法<sup>[4]</sup>实现对比度有效提升的方式比较简单,但存在颜色失真,噪声被过度放大的缺点;Ancuti 等<sup>[5]</sup>提出的融合算法未能有效去除表面雾化现象;UDCP 算法<sup>[8]</sup>处理之后会不同程度地出现红色过饱和,使整体图像呈红色;深度

学习类方法存在一些共性问题,比如网络结构复杂、样本需求量大以及训练时间较长。

综上所述,本文针对水下图像由于吸收衰减引起的对比度低、色彩失衡、细节信息模糊等综合性问题,提出基于通道量化与红色先验融合的水下光学图像清晰化方法。主要贡献为:1)设计两种版本的输入图像。版本一为通道量化图像,确定 R、G、B 三通道的正负向饱和状态,根据该状态划分的中间灰度区进行线性拉伸,得到对比度增强的效果。版本二根据图像复原模型,分析水下光传输物理机制估计背景光、直接和后向散射透射率,反演成像得到色彩校正图像。2)计算两种版本图像的亮度权重、饱和度权重和显著性权重,归一化两组权重值,获得同一场景的目标特征和信息后,将各算法通过多尺度融合得到清晰图像。3)经过主观和客观评价,定性、定量与多种经典、新颖算法进行对比与分析。结果表明,该方法基于水下成像模型,利用复原算法,同时结合融合方法,可以适用于不同海洋环境中的退化图像,有效地解决了图像的颜色失真和细节信息缺失等问题,提高了局部对比度效果,具有显著优势。

## 1 算法描述

水下成像过程中会受杂质和水体对光的吸收与散射作用的影响,导致获取的图像存在多种退化现象。本文提出的基于通道量化与红色先验融合的水下光学图像清晰化方法,主要优势在于能够同时兼顾非物理模型计算复杂度小,以及物理模型鲁棒性强的优势。算法流程如图 1 所示。

### 1.1 对比度增强

理想对比度的水下图像能够呈现更多细节信息,因此,本文通过基于颜色通道直方图量化调整退化图像,增强其对比度,改善视觉质量。像素点的灰度值等于 0 时亮度很低,随灰度值的增加图像亮度逐渐升高,直到等于 255 时最亮,为此定义图像的正负向饱和状态。正向饱和状态表示为灰度值等于 255 的像素点大于总数的 1%;同理,负向饱和状态即为值等于 0 的像素点大于总数 1%。接着,将处于不同正负向饱和状态下的 R、G、B 三通道分别划分暗区和亮区,其过渡部分是中间灰度区,该区占总像素数比例最大,对此区域划分最小边界  $V_{\min}$  与最大边界  $V_{\max}$ ,定义 4 种情况如下:

1) 通道未发生饱和。正常采集到的水下图像中,处于暗区和亮区的像素点较少,暗区部分像素值接近于 0,亮区部分像素值接近于 255,大部分像素点处于中间灰度区域,是图像主体部分。因此,定义像素值靠近 0 的前 1% 点为暗区,像素值靠近 255 的后 1% 的点为亮区。在通道累计直方图中  $P=0.15$  处得到  $V_{\min}$ ,  $P=0.95$  处为  $V_{\max}$ 。

2) 通道发生负向饱和。暗区部分为像素值等于 0 的点,像素值后 1%的点划分为亮区。从灰度值等于 1 开始累计直方图,同理,  $P = 0.15$  为  $V_{\min}$ ,  $P = 0.95$  处为  $V_{\max}$ 。

3) 通道发生正向饱和。暗区部分为像素值的前 1%点,像素值等于 255 的点为亮区。累计直方图到灰度值等于 254,边界取值同上。

4) 通道同时发生正向和负向饱和。暗区部分为像素值等于 0 的点,亮区为像素值等于 255 的点。累计直方图从灰度值等于 1 开始直到 254,边界取值同上。

使用式(1)对区域  $[V_{\min}, V_{\max}]$  内像素点进行灰度线性拉伸:

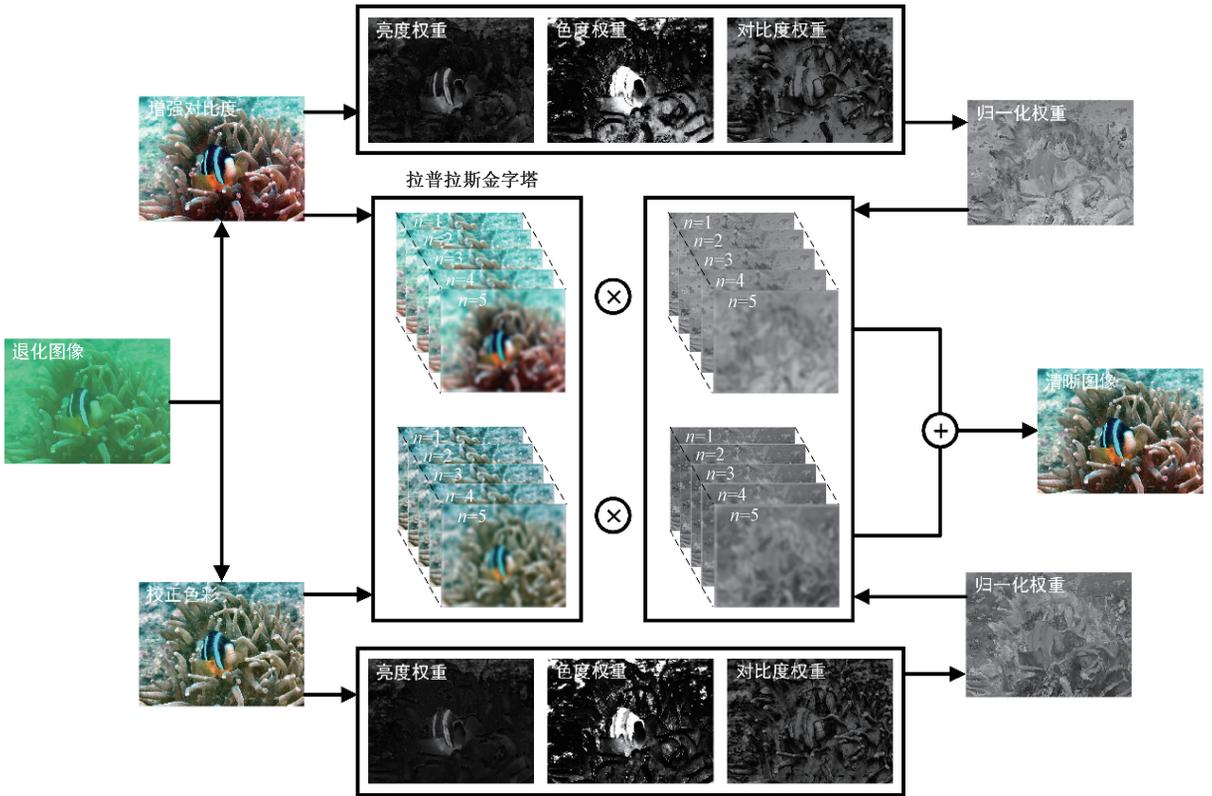


图 1 算法流程

Fig. 1 Algorithm flow chart

$$\begin{cases}
 J_{\text{out}}(x, y) = 0.05 \frac{J(x, y)}{V_{\min}}, J(x, y) < V_{\min} \\
 J_{\text{out}}(x, y) = 0.05 + \frac{0.9(J(x, y) - V_{\min})}{V_{\max} - V_{\min}}, V_{\min} \leq J(x, y) \leq V_{\max} \\
 J_{\text{out}}(x, y) = 0.95 + \frac{0.05(J(x, y) - V_{\max})}{1 - V_{\max}}, J(x, y) > V_{\max}
 \end{cases} \quad (1)$$

图 2 所示分别为退化图像和对比度增强之后的各通道直方图,观察图可知,经过通道量化算法处理之后,R、G、B 三通道灰度级尽可能等概率分布,明暗区域的差异范围明显扩大,强度分布相比退化图像更为均匀,对比度得到有效地提升。

### 1.2 色彩校正

退化水下图像的对比度经过非物理模型的增强算法后明显高于原始值,接着,通过基于物理模型的红色先验双透射率复原算法校正色彩失真的图像。Jaffe-

McGlamery<sup>[15]</sup>提出水下光学成像模型,如图 3 所示。模型由直接传输、前向散射和后向散射 3 个分量组成,而前向散射相比直接传输和后向散射分量影响较小,在实际应用中忽略前向散射,模型公式为:

$$I(x, y) = J(x, y)t_D(x, y) + [1 - t_B(x, y)]A_c \quad (2)$$

式中:  $I(x, y)$  为获取的原始退化图像,  $J(x, y)$  为复原后的清晰图像,  $t_D(x, y)$  与  $t_B(x, y)$  分别为直接传输和后向散射透射率,  $A_c$  为背景光。估计模型中的背景光、直接传输和后向散射透射率,可求得清晰图像。

考虑到背景光所在区域同时存在像素值局部变化缓

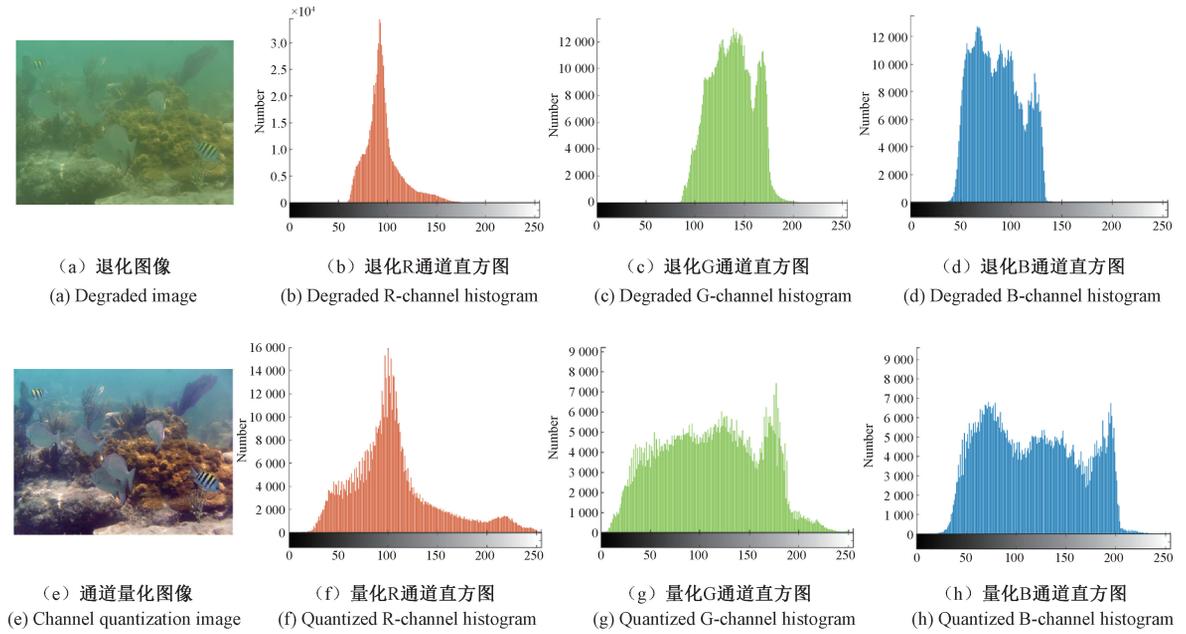


图2 各通道直方图

Fig. 2 Each channel histogram

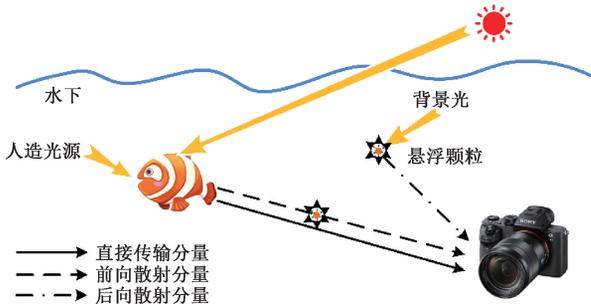


图3 水下光学成像系统

Fig. 3 Underwater optical imaging system



(a) 退化图像 (b) 背景光区域  
(a) Degraded image (b) Backlight area

图4 背景光估计

Fig. 4 Background light estimation

慢与色偏严重的特点,为避免水中白色物体以及人造光源干扰作用,通过四叉树分级搜索方式<sup>[16]</sup>确定背景光所在区域。将图像划分为4个大小相同的矩形,分别计算其灰度值与标准差之差,值最高的部分即为预选背景光区域。重复迭代此过程直到像素块大小为 $15 \times 15$ ,如图4框中目标区域。在最终选定区域,最小化与纯白像素点的欧氏距离,距离最小点的值即为背景光值:

$$d = \| (B_R(x), B_G(x), B_B(x)) - (255, 255, 255) \| \quad (3)$$

式中:  $B_R(x)$ 、 $B_G(x)$  和  $B_B(x)$  分别为目标区域内各像素点在R、G、B三通道的值。

在去雾暗通道先验算法中,清晰自然的图像至少存在一点,该点在R、G、B其中一个通道的像素值趋近于0。然而暗通道先验并不适用于水下模型,归因于水体及杂质对光有吸收作用,使得不同波长的光在传输时衰减程

度不一致,红色光失真尤为严重。因此,Galdran等<sup>[17]</sup>提出红色暗通道先验(red dark channel prior, RDCP),公式为:

$$J^{RDCP}(x) = \min \left\{ \min_{y \in \Omega(x)} [1 - J_R(y)], \min_{y \in \Omega(x)} [J_G(y)], \min_{y \in \Omega(x)} [J_B(y)] \right\} \approx 0 \quad (4)$$

其中,  $J^{RDCP}(x)$  为红色先验值,  $\Omega(x)$  是以  $x$  为中心点的局部区域,  $J_R(y)$ 、 $J_G(y)$  和  $J_B(y)$  分别为清晰水下图像对应通道的像素值。将式(4)代入成像模型公式(2)中,得到后向散射透射率:

$$t_B(x) = 1 - \min \left\{ \frac{\min_{y \in \Omega(x)} [1 - I_R(y)]}{1 - A_R}, \frac{\min_{y \in \Omega(x)} [I_G(y)]}{A_G}, \frac{\min_{y \in \Omega(x)} [I_B(y)]}{A_B} \right\} \quad (5)$$

直接分量透射率根据其与前向散射分量透射率的关系求得,公式为:

$$t_D^c(x) = t_B(x) \frac{\sigma_D^c}{\sigma_B^c} \quad (6)$$

式中:  $c \in \{R, G, B\}$ ,  $t_D(x)$  为直接透射率,  $\sigma_D$  为直接分量衰减系数,  $\sigma_B$  为后向散射衰减系数, 衰减系数随光线波长变化而变化。

如图 5 所示各通道透射率及其热力图, 根据不同颜

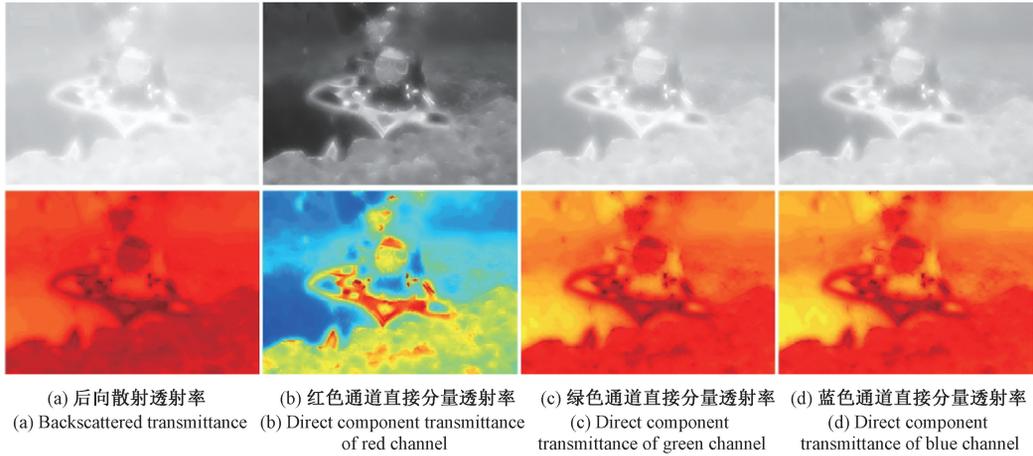


图 5 透射率估计

Fig. 5 Transmittance estimation

### 1.3 权重与融合

获取对比度提升和色彩校正两种输入版本图像之后, 求取与输入图像对应的权重图, 包括亮度图、饱和度图和显著图, 具体方式如下:

1) 亮度图  $W_L$  是求取 R、G、B 三通道与均值的标准差, 在亮度较好区域分配高像素值, 在颜色灰暗和低对比度区域分配低像素值, 有效抑制图像局部曝光现象, 平衡图像亮度。

2) 饱和度  $W_E$  即为颜色的强度或纯度, 控制图像的鲜艳程度, 用于补偿亮度图中降低的颜色。计算公式为:

$$W_E = \exp\left(-\frac{(S(x) - S_{\max})^2}{2\eta^2}\right) \quad (7)$$

式中:  $S(x)$  是图像 HSV 空间中  $x$  点的饱和度,  $S_{\max}$  是饱和度范围最大值, 标准差  $\eta$  用于控制公式的敏感性, 值越小越敏感, 通常取值在 0.2~0.3 范围内效果较好<sup>[18]</sup>, 为保证融合效果本文取  $\eta = 0.3$ 。

3) 显著图  $W_S$  关注图像中变化剧烈区域, 比如物体边缘突变信息, 这些区域信息在图像中更具关键性, 表达式为:

$$W_S = \|I_{\text{mean}} - I_{\text{whc}}\| \quad (8)$$

式中:  $I_{\text{mean}}$  为输入图像的像素平均值,  $I_{\text{whc}}$  为去除高频信号的模糊图像。

最后, 采用金字塔式分解融合的方法将同一目标图像的两种版本作优势信息归并, 生成高质量图像。基于

色差区分前景与背景内容, 红色重点强调前景信息, 分析可知该图可以准确反映景深, 水下光线传播时符合红色光衰减最为严重的规律。最后将求得的背景光、直接分量和后向散射分量透射率代入成像模型(2)中求得色彩校正之后的图像。

金字塔式的分解依次降低图像分辨率并将其顺序排列, 两种输入图像分解为拉普拉斯金字塔, 各输入图像对应的归一权重图分解为高斯金字塔。基于塔式的融合是将输入图像和权重图的同一级合并, 重构新的金字塔得到清晰化图像。用公式表示为:

$$J_n(x, y) = \sum_{k=1}^K G_n \{ \overline{W}_k(x, y) \} L_n \{ I_k(x, y) \} \quad (9)$$

式中:  $n$  为金字塔层数, 经验取值  $n = 5$  时<sup>[18]</sup>, 更接近于水下图像的纹理特征。  $J(x, y)$  为输出图像,  $k$  为输入版本图像序号,  $G$  和  $L$  分别表示高斯和拉普拉斯分解,  $I(x, y)$  和  $\overline{W}(x, y)$  分别为输入图像及其归一化权重。

## 2 实验与分析

为了检测算法的效果, 将本文方法与多种经典、新颖方法进行对比与讨论。本节实验中使用的的水下图像数据集源于 UIEB<sup>[19]</sup>、EUVP<sup>[14]</sup> 和 RUIE<sup>[20]</sup>, 这些数据均来自真实水下环境, 包括绿色、蓝色和蓝绿色的失真场景。对比实验包括基于增强、复原、深度学习的代表性算法, 如 CLAHE<sup>[4]</sup>、L<sup>2</sup>UWE<sup>[21]</sup>、UDCP<sup>[9]</sup>、Ucolor<sup>[22]</sup> 和 WaterNet<sup>[19]</sup>。实验结果分析从主观评价与客观评价指标展开。

### 2.1 主观评价

为验证算法对退化图像的颜色校正效果, 首先进行

色卡恢复实验。色卡处于水下时受周围复杂环境的影响发生不同程度的退化,实验通过对两组不同环境中的严重失真色卡进行恢复,包括深度绿色水域和蓝色水域的退化手持色卡,讨论算法对颜色校正的效果。实验结果如图6和7所示,第1列为不同环境海域中拍摄到的色卡,之后为经过各对比算法处理之后的色卡图。观察可知,CLAHE算法有微弱的去雾效果,颜色恢复效果表现欠佳; $L^2UWE$ 在蓝色水域中的色卡恢复良好,但在绿色

水域几乎没有得到校正;UDCP不论在何种水域均会导致色差更为严重;Ucolor和Water-Net算法均有一定的色卡校正能力,但颜色不够明亮;结合所提方法结果与各对比算法可知,本文方法在绿色和蓝色色偏海域中获得的色卡图均有较好的颜色复原效果,色彩鲜明且色系区分度较高,但针对严重绿色雾化现象的退化色卡仍有进一步改进的空间。

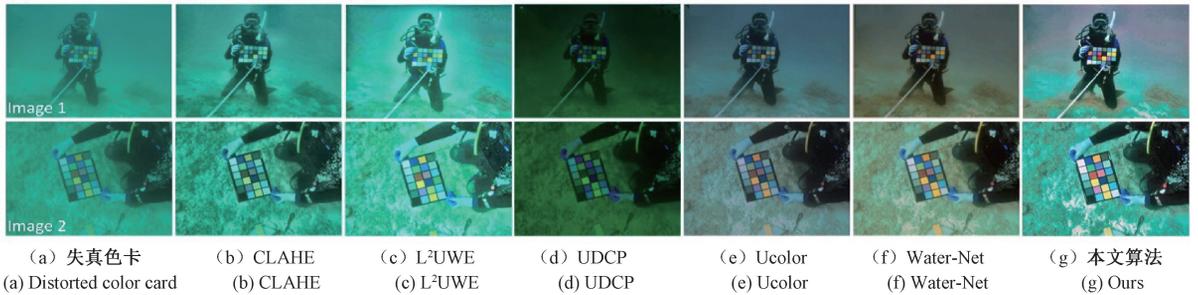


图6 绿色海域色卡恢复实验

Fig. 6 Color card recovery experiment in the green water area

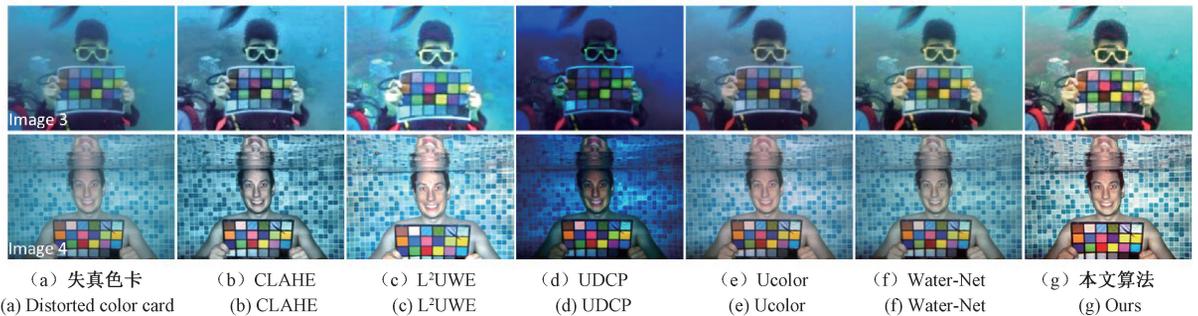


图7 蓝色水域色卡恢复实验

Fig. 7 Color card recovery experiment in the blue water area

然后,验证算法对退化图像的信息恢复程度,进行梯度检测实验。该检测基于图像灰度值具有不连续性的基本性质,梯度可以衡量图像灰度的变化率,形成一幅纹理模式图。模糊图像的物理轮廓变化不明显,即边缘灰度变化不强烈,而清晰图像灰度变化强烈,层次感强,纹理信息更加丰富。实验结果如图8所示,第1行为原退化图像以及各对比算法,第2行为对应第1行的梯度检测图,第3行为局部放大图,便于更好的观察细节。

通过梯度实验对比,其他算法恢复图像不够清晰,多余的噪声导致纹理边缘模糊,细节之处不够精细,使得主要边缘的检测变得复杂。经所提算法处理的图像边缘轮廓得到明显增强,图8中目标物体均被恢复,能够减少图像无关细节的影响的同时,增强感兴趣区域,如Image 1放大区域中的鱼和Image 2中的摆件的轮廓。证明该方

法可以有效恢复图像的细节信息,提高图像的视觉效果。

水下图像中的浓雾严重影响了实际信息的提取,对其进行处理是具有挑战性的内容之一。为进一步验证方法在不同复杂水域环境中的增强效果与鲁棒性,分别在UIEB、EUVP和RUIE数据集中选取两张不同明暗程度和色彩饱和度的代表性图像,与现有算法进行对比与分析,实验结果如图9、10、11所示。

根据图9、10、11可以看出,CLAHE算法不能改善3种水域的退化现象,去除浓雾的能力较低。 $L^2UWE$ 算法在对较低绿色失真现象处理时表现出较高的优势,如Image 2和3,但在失真较为严重的图像中表现欠佳。UDCP算法处理之后图像的整体颜色加深,浑浊度明显增强。Ucolor解决了色彩失真,但是图像亮度有待提高。Water-Net可以去除部分雾化现象,但色彩恢复过度导致整体偏蓝色调。相比而言,经过本文算法处理之后的图

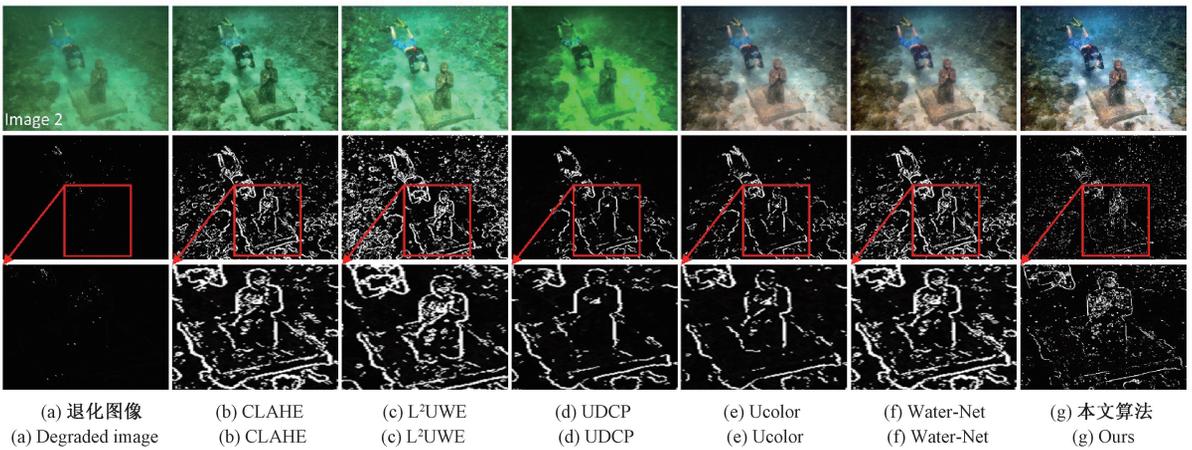
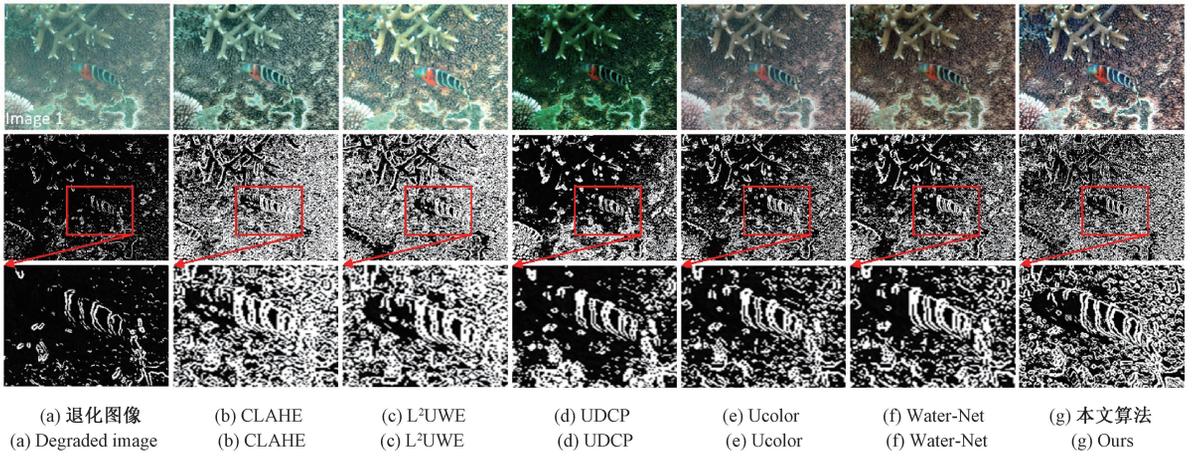


图 8 梯度测试

Fig. 8 Gradient test

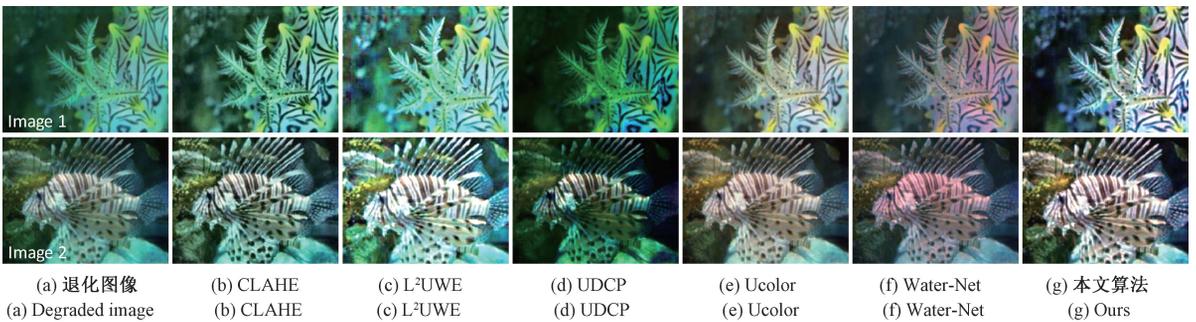


图 9 数据集 EUVP 对比实验

Fig. 9 Comparison experiment of EUVP dataset

像,在颜色失真、高浊度和低亮度影响的代表性水下图像中均表现出显著提高图像质量的能力,清除浓雾的同时校正色彩与亮度,细节信息得到有效恢复。

### 2.2 客观评价

主观评价证明,本文方法具有良好的色彩和细节信息恢复能力。接下来,通过客观指标进一步评价算法的

效果,包括水下彩色图像质量评价<sup>[23]</sup> (underwater color image quality evaluation, UCIQE)和频域无参考的水下图像质量评估<sup>[24]</sup> (reference-free underwater image quality assessment metric in frequency domain, FDUM)。

1) UCIQE 方法用于量化水下图像的不均匀颜色模糊和低对比度。将图像从 RGB 颜色空间转换为 CIELAB 空间。然后,计算色调、饱和度和清晰度的加权组合,评

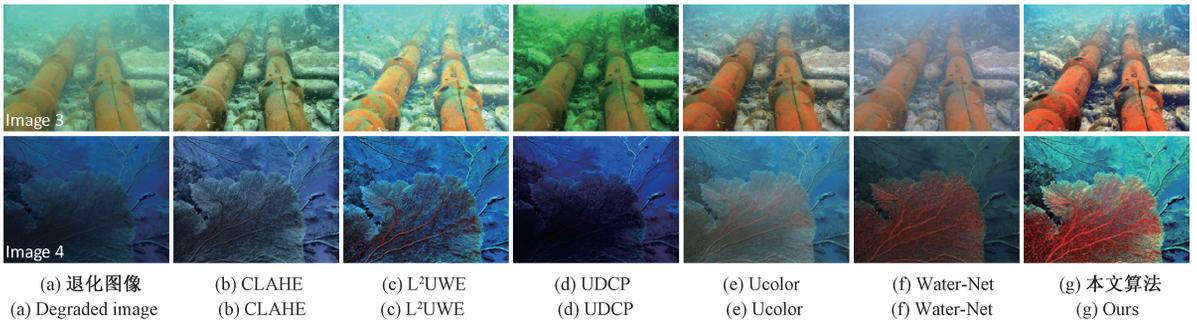


图 10 数据集 UIEB 对比实验

Fig. 10 Comparison experiment of UIEB dataset

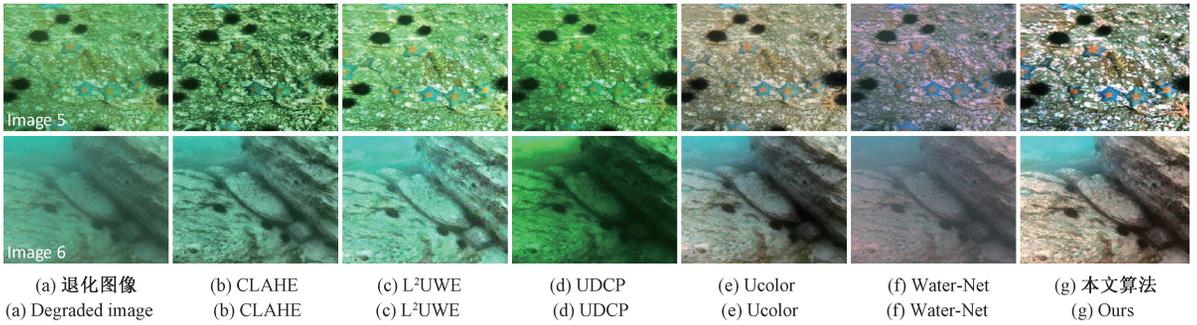


图 11 数据集 RUIE 对比实验

Fig. 11 Comparison experiment of RUIE dataset

价值越高,在三分量之间的平衡就越好。用公式表示为:

$$UCIQE = \lambda_1 \times C_\sigma + \lambda_2 \times L + \lambda_3 \times S_{\text{mean}} \quad (10)$$

式中:  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  和  $\lambda_3$  分别对应于色度的标准差  $C_\sigma$ 、亮度对比度  $L$  和饱和度的平均值  $S_{\text{mean}}$  的权重系数,分别取值<sup>[23]</sup> 0.468 0, 0.274 5, 0.257 6。

2) FDUM 是无参考质量评价度量方法,该值与图像质量成正比。由成像模型可知,水下图像是直接分量和散射部分的线性组合,其中直接传输效应对应色彩部分,后向散射对应对比度部分,前向散射对应锐度部分。因此,将色彩、对比度和锐度测量通过加权求和融合,得到最终的 FDUM 度量:

$$FDUM = \omega_1 \times C_{\text{color}} + \omega_2 \times C_{\text{contrast}} + \omega_3 \times S_{\text{sharp}} \quad (11)$$

式中:  $\omega_1$ 、 $\omega_2$  和  $\omega_3$  为对应于颜色  $C_{\text{color}}$ 、对比度  $C_{\text{contrast}}$  和锐度  $S_{\text{sharp}}$  测量值的加权系数,分别取值为<sup>[24]</sup> 0.298 2, 0.443 9, 0.028。

使用上述指标对图 9、10 和 11 中的各对比算法进行质量评估如表 1 所示(加粗字体为最优值),并将该表绘制成折线图,更加直观地展现算法的性能,如图 12 所示。从 UCIQE 值和 FDUM 值的比较结果来看,本文算法在选定的代表性图像上都取得了最佳性能,验证了算法在实际水下环境中的优越性。总体而言,该方法在图像颜色、锐度和对比度方面都优于其他对比方法。

表 1 基于 UCIQE 和 FDUM 指标的水下图像质量评估

Table 1 Underwater images quality assessment based on UCIQE and FDUM indicators

	CLAHE		L <sup>2</sup> UWE		UDCP		Ucolor		Water-Net		本文	
	UCIQE	FDUM	UCIQE	FDUM	UCIQE	FDUM	UCIQE	FDUM	UCIQE	FDUM	UCIQE	FDUM
Image 1	0.559	0.500	0.564	0.557	0.588	0.503	0.566	0.396	0.536	0.415	<b>0.685</b>	<b>0.836</b>
Image 2	0.593	0.536	0.608	0.657	0.603	0.500	0.597	0.465	0.579	0.484	<b>0.643</b>	<b>0.670</b>
Image 3	0.566	0.634	0.561	0.741	0.594	0.621	0.603	0.657	0.501	0.444	<b>0.677</b>	<b>0.870</b>
Image 4	0.499	0.631	0.581	0.966	0.488	0.596	0.502	0.542	0.514	0.564	<b>0.693</b>	<b>1.290</b>
Image 5	0.466	0.353	0.481	0.436	0.544	0.388	0.567	0.415	0.442	0.262	<b>0.598</b>	<b>0.554</b>
Image 6	0.542	0.614	0.539	0.575	0.548	0.581	0.550	0.473	0.512	0.493	<b>0.598</b>	<b>0.717</b>

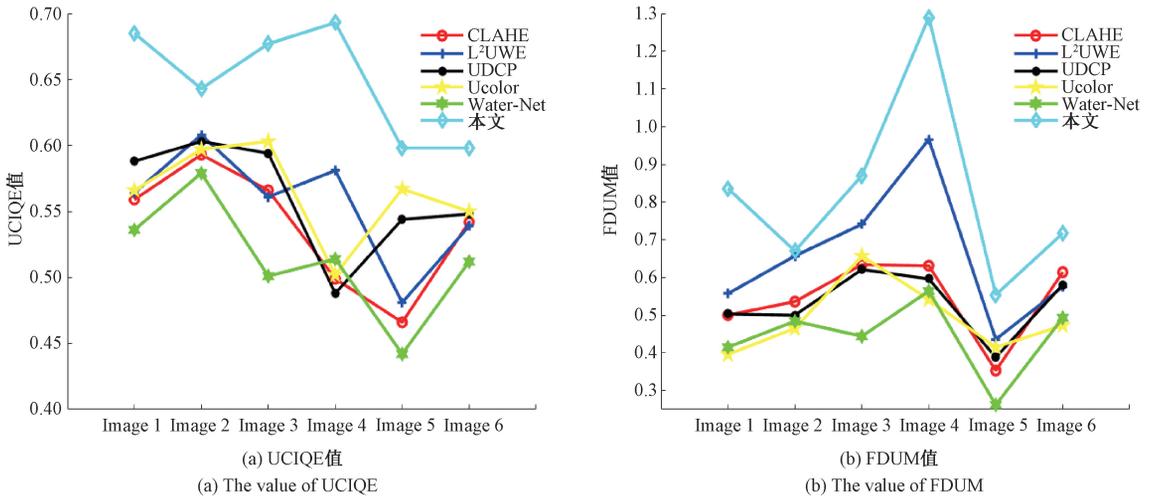


图 12 基于 UCIQE 和 FDUM 指标的水下图像质量评估

Fig. 12 Underwater images quality assessment based on UCIQE and FDUM indicators

为进一步检测算法在不同数据集上的鲁棒性,求取不同方法在数据集 EUVP(包含 515 张退化图像)、数据集 UIEB(包含 950 张退化图像)和数据集 RUIE(包含

4 230 张退化图像)数据集上的平均值,如表 2 和图 13 所示。

表 2 基于数据集的 UCIQE 和 FDUM 平均值

Table 2 Average values of UCIQE and FDUM based on datasets

	CLAHE		L <sup>2</sup> UWE		UDCP		Ucolor		Water-Net		本文	
	UCIQE	FDUM	UCIQE	FDUM	UCIQE	FDUM	UCIQE	FDUM	UCIQE	FDUM	UCIQE	FDUM
EUVP	0.576	0.561	0.587	0.641	0.602	0.553	0.582	0.483	0.570	0.516	<b>0.633</b>	<b>0.652</b>
UIEB	0.548	0.647	0.559	0.740	0.597	0.691	0.570	0.567	0.532	0.564	<b>0.626</b>	<b>0.811</b>
RUIE	0.467	0.367	0.480	0.439	0.546	0.459	0.526	0.355	0.446	0.295	<b>0.611</b>	<b>0.652</b>

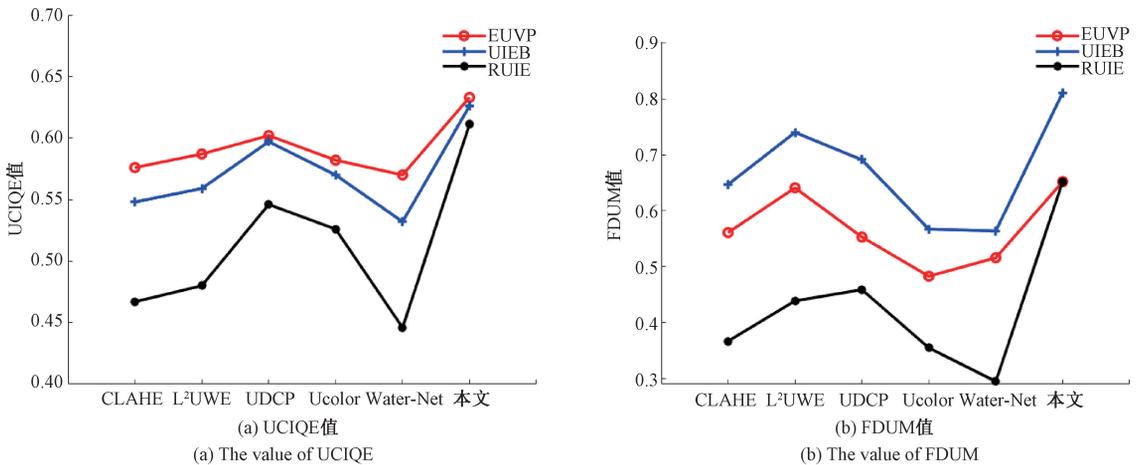


图 13 基于数据集的 UCIQE 和 FDUM 平均值

Fig. 13 Average values of UCIQE and FDUM based on datasets

最后,通过 SURF 验证算法特征点的匹配性应用效果。特征点匹配是计算机视觉算法的基本任务之一,对识别水下目标等操作具有重要意义,图像纹理特征越清晰,匹配点就越多。实验选用一组代表性图像做对比,如

图 14 所示,对应特征点匹配数目如表 3 所示。可见,经本文处理后的图像可以匹配到更多的局部特征点,表明本文方法更具优势。

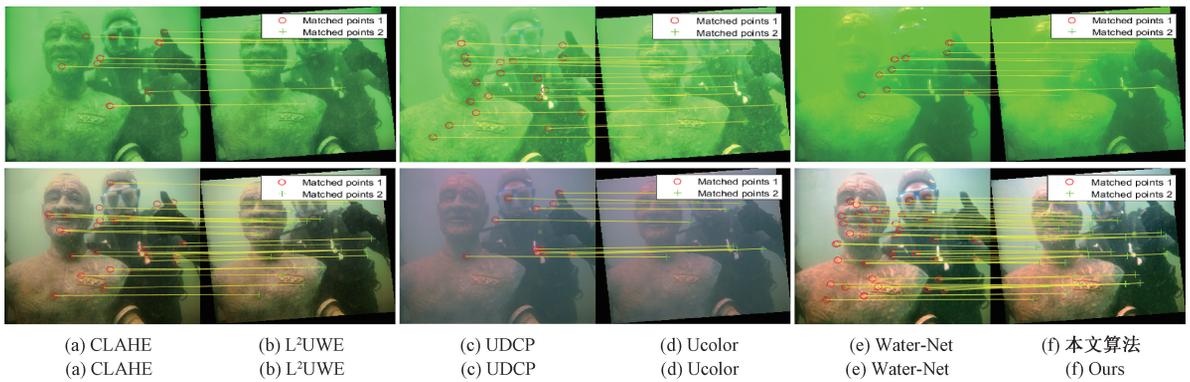


图 14 特征点匹配

Fig. 14 Feature point matching

表 3 特征匹配点数

Table 3 Feature matching points

方法	特征点数
CLAHE	13
L <sup>2</sup> UWE	20
UDCP	12
Ucolor	31
Water-Net	12
本文算法	45

### 3 结 论

针对水下环境中的图像存在模糊、对比度低和颜色失真的问题,本文分析研究了现有的增强方法,考虑图像退化的特点,提出一种基于通道量化与红色先验融合的水下光学图像清晰化方法。首先,对各通道进行灰度线性拉伸增强对比度;然后,在搭建的双透射率水下成像模型上,根据四叉树分级搜索确定背景光值,基于红色先验得到后向散射和直接分量透射率,得到颜色校正的图像;接着,根据处理结果对输入版本图像做权重提取,使得图像亮度、色度和饱和度进一步加强,为多尺度融合得到清晰自然的图像做准备;最后,对不同水域环境获取的数据集进行增强,并与多种经典新颖算法做对比。结果表明,所提方法增强后的水下图像评价指标 UCIQE 和 FDUM 均高于各对比方法,不仅对比度均衡、颜色清晰,而且细节丰富,更符合人眼视觉感知,同时具有良好的去除浑浊雾化效果。但因重置退化图像的直方图分布,使得少数重度绿色退化图像去雾效果偏弱,在未来的工作中,将继续研究能够消除密集和不均匀雾化的方法。

#### 参考文献

[ 1 ] WU F P, LIANG J Y, LI S P. Fast image segmentation algorithm based on salient features model and spatial-frequency domain adaptive kernel [ J ]. Instrumentation, 2022, 9(2): 33-46.

[ 2 ] 喻俊志,孔诗涵,孟岩. 水下视觉环境感知方法与技术[ J ]. 机器人, 2022, 44(2): 224-235.  
YU J ZH, KONG SH H, MENG Y. Methods and technologies for visual perception of underwater environment[ J ]. Robot, 2022, 44(2): 224-235.

[ 3 ] 陈哲,周旭,沈洁. 基于梯度先验的水下图像恢复[ J ]. 仪器仪表学报, 2022, 43(8): 39-46.  
CHEN ZH, ZHOU X, SHEN J. Underwater image restoration based on gradient prior[ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(8): 39-46.

[ 4 ] THEPADE S D, PARDHI P M. Contrast enhancement with brightness preservation of low light images using a blending of CLAHE and BPDHE histogram equalization methods [ J ]. International Journal of Information Technology, 2022, 14(6): 3047-3056.

[ 5 ] ANCUTI C O, ANCUTI C, VLEESCHOUWER C D, et al. Color balance and fusion for underwater image enhancement [ J ]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(1): 379-393.

[ 6 ] ZHANG W, DONG L, ZHANG T, et al. Enhancing underwater image via color correction and Bi-interval contrast enhancement [ J ]. Signal Processing Image Communication, 2021, 90: 116030.

[ 7 ] PAN X X. Low-light image enhancement method based on Retinex theory by improving illumination map[ J ]. Applied Sciences, 2022, 12(10): 5257.

[ 8 ] 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.

[ 9 ] YU K, CHENG Y, LI L, et al. Underwater image restoration via DCP and Yin-Yang pair optimization[ J ]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(3): 360.

[ 10 ] AKKAYNAK D, TREIBITZ T. Sea-thru: A method for removing water from underwater images [ C ]. IEEE/CVF

- Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, 2019: 1682-1691.
- [11] BEKERMAN Y, AVIDAN S, TREIBITZ T. Unveiling optical properties in underwater images [C]. 2020 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP). IEEE, 2020: 1-12.
- [12] LI C, GUO J, GUO C. Emerging from water: Underwater image color correction based on weakly supervised color transfer [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018, 25(3): 323-327.
- [13] HAN Y, HUANG L, HONG Z, et al. Deep supervised residual dense network for underwater image enhancement [J]. Sensors, 2021, 21(9): 3289.
- [14] ISLAM M J, XIA Y, SATTAR J. Fast underwater image enhancement for improved visual perception [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 3227-3234.
- [15] 王聪, 薛晓军, 李恒, 等. 基于颜色校正和改进二维伽马函数的水下图像增强 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2): 171-178.
- WANG C, XUE X J, LI H, et al. Underwater image enhancement based on color correction and improved 2D gamma function [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2): 171-178.
- [16] 张学峰, 马行, 穆春阳. 基于四叉树的 SIFT 与 K-D 树融合的图像匹配研究 [J]. 电子测量技术, 2021, 44(22): 121-127.
- ZHANG X F, MA X, MU CH Y. Research on image matching based on quadtree fusion of SIFT and K-D tree [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(22): 121-127.
- [17] GALDRAN A, PARDO D, PICON A, et al. Automatic red-channel underwater image restoration [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2015, 26: 132-145.
- [18] 胡振宇, 陈琦, 朱大奇. 基于颜色平衡和多尺度融合的水下图像增强 [J]. 光学精密工程, 2022, 30(17): 2133-2146.
- HU ZH Y, CHEN Q, ZHU D Q. Underwater image enhancement based on color balance and multi-scale fusion [J]. Optics and Precision Engineering, 2022, 30(17): 2133-2146.
- [19] LI C, GUO C, REN W. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29: 4376-4389.
- [20] LIU R, FAN X, ZHU M. 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.

- [21] MARQUES T P, ALBU A B. L<sup>2</sup>UWE: A framework for the efficient enhancement of low-light underwater images using local contrast and multi-scale fusion [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020: 538-539.
- [22] LI C, ANWAR S, HOU J, et al. Underwater image enhancement via medium transmission-guided multi-color space embedding [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 4985-5000.
- [23] YANG M, SOWMYA A. An underwater color image quality evaluation metric [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [24] YANG N, ZHONG Q, LI K, et al. A reference-free underwater image quality assessment metric in frequency domain [J]. Signal Processing Image Communication, 2021, 94(12): 116218.

## 作者简介



E-mail: lin\_sen6@126.com

**Lin Sen** received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2003, M. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2006 and Ph. D. degree from Shenyang University of Technology in 2013, respectively. Now he is an associate professor in Shenyang Ligong University. His main research interests include image processing, machine vision and biometric recognition.



**周天飞** (通信作者), 2020 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 现为沈阳理工大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。  
E-mail: zhoutianfei2022@163.com

**Zhou Tianfei** (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2020. Now she is a M. Sc. candidate at Shenyang Ligong University. Her main research interest includes image processing.



**查子月**, 2020 年于安徽师范大学获得学士学位, 现为沈阳理工大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。  
E-mail: 2238467682@qq.com

**Zha Ziyue** received her B. Sc. degree from Anhui Normal University in 2020. Now she is a M. Sc. candidate at Shenyang Ligong University. Her main research interest includes image processing.