

DOI:10.16136/j.joel.2022.04.0617

联合多通道均衡与多尺度融合的水下图像增强方法

姜良伟¹, 全海燕¹, 钱俊兵^{2*}

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500; 2. 昆明理工大学 民航与航空学院, 云南 昆明 650500)

摘要: 针对不同场景水下退化图像出现的颜色失真和低对比度等问题, 提出了一种联合多通道均衡与多尺度融合的水下图像增强方法。首先利用绿色通道补偿红通道并通过区域红通道均值二次加强红通道, 其次利用自适应平台直方图均衡扩展 R、G、B 3 通道灰度级范围并重新分配灰度值, 最后将经过 Gamma、GUM 和 CLAHE 算法处理的亮度 V(Value) 分量进行多尺度融合。实验结果表明, 本文算法简单而有效, 能够明显改善图像雾化现象和蓝绿外观, 增强图像清晰度, 且在多种场景下均表现出较强的泛化适应能力。

关键词: 水下图像增强; 红通道补偿; 自适应平台直方图均衡; 多尺度融合; 灰度级扩展

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2022)04-0373-10

Underwater image enhancement method combining multi-channel equalization and multi-scale fusion

JIANG Liangwei¹, QUAN Haiyan¹, QIAN Junbing^{2*}

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China; 2. Faculty of Civil Aviation and Aeronautics, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China)

Abstract: Aiming at the problems of color distortion and low contrast of underwater degraded images in different scenes, an underwater image enhancement method combining multi-channel equalization and multi-scale fusion is proposed. Firstly, the green channel is used to compensate the red channel and then the red channel is strengthened again through the regional red channel mean. Secondly, the self-adaptive platform histogram equalization is used to expand the gray-level range of R, G and B channels and redistribute the gray values. Finally, the V channel processed by Gamma, GUM and CLAHE algorithms is fused at multiple scales. The experimental results show that the proposed algorithm is simple and effective, which can significantly improve the haze and blue-green appearance of the image, enhance the image definition, and show strong generalization adaptability in a variety of scenes.

Key words: underwater image enhancement; red channel compensation; self-adaptive platform histogram equalization; multiscale fusion; gray-level extension

1 引言

水下目标识别是海洋勘探领域研究的热点问题^[1], 海洋内鱼类种群数量庞大, 而部分鱼类形状、颜色相似且不易区分。利用人工潜水拍摄或水下机器人等方式采集数据, 通过长期监测观察,

研究某时段水域的鱼类等物种变化, 能够为保护该区域生物多样性提供依据。然而, 由于水下复杂环境以及光在水内传播时发生严重衰减, 水下图像易出现雾化、颜色失真、低对比度等现象并且不易辨认。此外, 采集的图像视频中经常会出现多个鱼类种群混杂并同时被相机捕获的情况, 给

* E-mail: 1226160701@qq.com

收稿日期: 2021-09-01 修订日期: 2021-09-30

基金项目: 国家自然科学基金(61861023, 41364002)资助项目

区分不同鱼群增加了难度。因此,借助图像处理新技术提升水下退化图像质量具有较大的研究和应用价值。

在水下图像增强领域中,许多学者基于传统方法开辟了新的研究思路。FU等^[2]基于Retinex理论提出新的变分视网膜模型分解反射率和光照,通过组合使用增强的反射率和照明来获得最终的增强图像,但Retinex方法易导致光晕现象。在此基础上,FU等^[3]又提出了基于图像颜色校正和改进对比度的“两步法”单幅图像增强方法,无需考虑成像条件先验知识,但也导致针对部分偏蓝水体图像的增强效果不佳。ANCUTI等^[4]在色彩校正和白平衡技术基础上对图像进行两分量的多尺度融合,实现较好的增强效果。近年来,基于暗通道先验的水下图像复原也取得很大进展。EMBERTON等^[5]提出了一种用于光源估计的语义白平衡方法,该方法依据水的主色来解决水下场景中存在的光谱失真。DREWS等^[6]提出一种新的应用水下暗通道先验的方法并解决了水下图像恢复和深度估计问题。LEE等^[7]提出一种连续颜色校正和超像素暗通道先验的方法并在主客观质量上均取得很好的效果。然而,由于模型的简化导致估计出现一定的偏差,基于暗通道先验的方法易出现颜色偏暗等现象。

针对图像增强和复原过程中出现的色彩失真和低清晰度问题,本文利用红通道二次补偿和自适应平台直方图均衡实现R、G、B多通道均衡,并将不同方法处理所得的V分量权重图进行多尺度融合,从而有效地提升水下退化图像的质量。

2 水下退化图像

由于光在水下传播时易发生衰减现象,加上复杂环境中颗粒杂质等引起的浑浊遮挡^[5],水内采集的图像数据多出现雾化、光照不均和颜色失真等图像退化问题。光在水下传播的过程如图1所示。结

合图1可知水对光的吸收在不同的光谱区域具有明显的选择性^[8],长波长的红光最易被吸收,而蓝绿光的波长短,衰减最少^[9]。

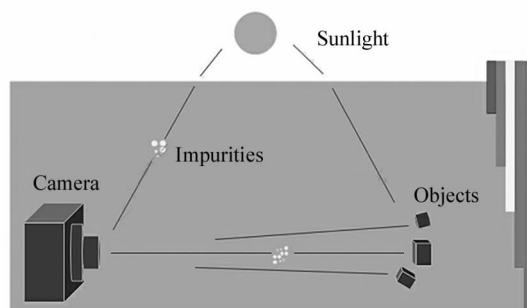
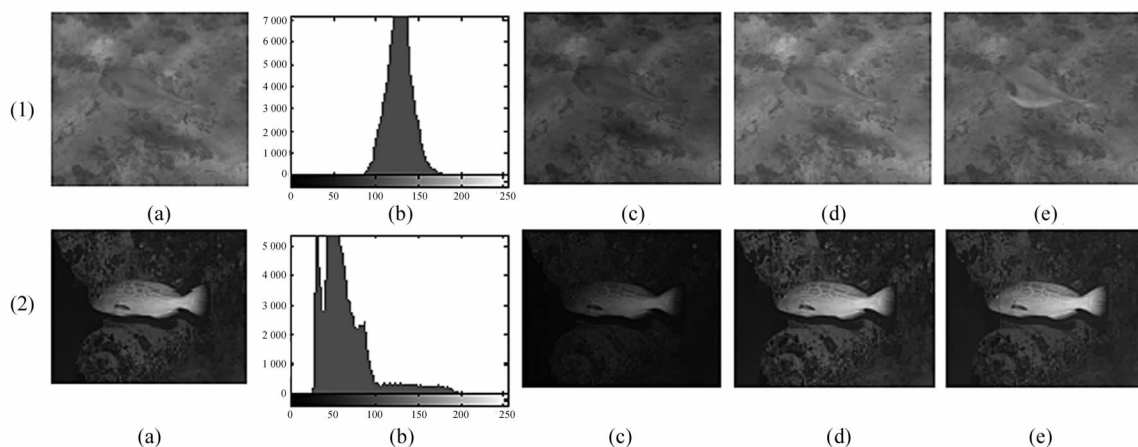


图1 光在水下传播的过程

Fig. 1 The process of light propagation under water

水下不同场景退化图像及直方图和通道分解图如图2所示,(1)~(4)分别为水下雾化、光照不均、颜色偏蓝、颜色偏绿等场景,(a)~(e)分别为不同场景对应的原图、直方图、R通道、G通道、B通道。直方图横坐标表示灰度级,纵坐标表示像素数。由直方图可知,(b)(1)直方图灰度级范围较小且在中间区域内像素数量急剧增加。(b)(2)低灰度级的像素数量偏多,而高灰度级像素数量很少。(b)(3)、(b)(4)的中高灰度级的像素数明显偏多,灰度级分布范围更广泛,且原图呈现明亮的蓝绿色外观。由5组图像对应的(c)、(d)、(e)3通道可见,R通道包含信息最少,而G通道和B通道在水下保存更好,尤其是G通道所含信息最丰富、亮度最高。

由不同场景水下退化图像的分析可见,图像整体偏蓝绿色、对比度低,直方图分布不均匀且中低灰度级像素偏多,红通道所含信息最少。因此,为提升图像对比度和色彩丰富度,可以尝试通过补偿红光损失以增强红通道,并改进直方图均衡算法以扩展图像灰度级。



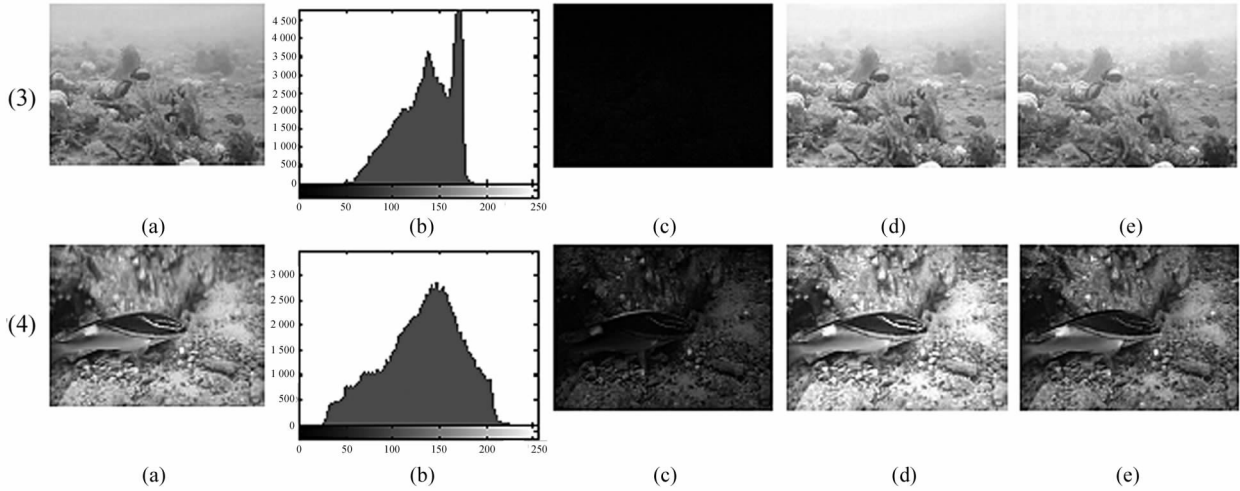


图 2 水下不同场景退化图像及其直方图和通道分解图:(1) 雾化场景;(2) 光照不均场景;(3) 颜色偏蓝场景;
(4) 颜色偏绿场景;(a) 原始图像;(b) 直方图;(c) R 通道;(d) G 通道;(e) B 通道

Fig. 2 Degraded images of different underwater scenes and their histograms and channel decomposition diagram:

(1) Haze scene; (2) Uneven illumination scene; (3) Blue-dominated underwater scene; (4) Green-dominated underwater scene;
(a) Original image; (b) Histogram; (c) R channel; (d) G channel; (e) B Channel

3 本文算法

Jaffe-McGlamery 水下成像模型将水下成像的光学过程看作是直接分量、前向散射分量、后向散射分量的线性相加^[4,10-11]。因此,许多研究通过反演水下成像模型以恢复退化图像。然而,据文献[4],在非均匀人工照明和选择性颜色吸收的情况下,去雾模型及其扩展方法在光照不均和深度场景中表现不佳。

图3所示为本文所提算法流程图,其基本思想

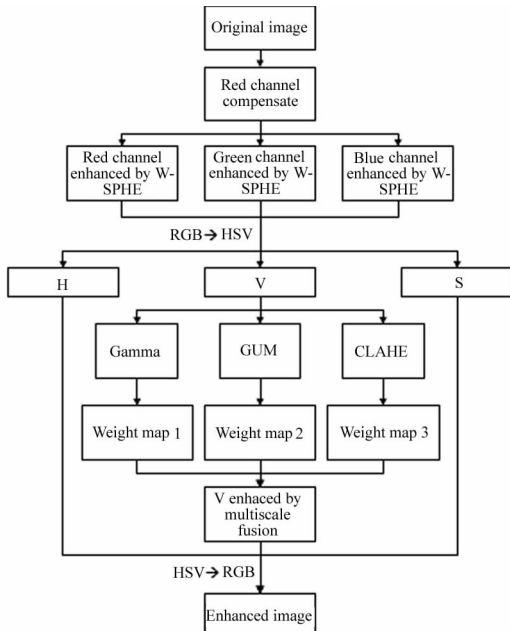


图 3 所提算法流程图

Fig. 3 Flow chart of the proposed algorithm

是利用红通道二次补偿和自适应平台直方图均衡(self-adaptive platform histogram equalization based on wavelet denoising, W-SPHE)实现多通道均衡,改善由于光照不均和光在传播过程中衰减引起的图像色彩失真问题,再通过 Gamma、GUM 和 CLAHE 等算法处理 V 分量并进行多尺度融合,从而增强图像清晰度。

3.1 多通道均衡

3.1.1 红通道二次补偿

由图 1 和 2 可见,红光易被吸收,图像红通道亮度低,而绿通道保存相对更好。与红通道相比,绿通道包含了与之相反的颜色信息^[4]。此外,实验发现直接采用传统直方图均衡法会产生明显的红色伪影现象。因此,本文采用通过绿通道补偿红通道的方式改善图像色彩失真问题,基于像素的一次补偿公式^[4]可以表示为:

$$I_{rc}(x) = I_r(x) + \alpha \cdot (\bar{I}_g - \bar{I}_r) \cdot (1 - I_r(x)) \cdot I_g(x), \quad (1)$$

式中, $I_{rc}(x)$ 表示补偿后的红通道; $I_r(x)$ 、 $I_g(x)$ 分别表示图像红通道和绿通道, $\bar{I}_r$ 、 $\bar{I}_g$ 表示分别图像红通道和绿通道的均值, α 表示补偿尺度并取值为 1。

补偿过程中设置均值求取范围为 5,即通过分块方式补偿红通道的各个区域。由于红通道本身含有重要信息,为避免过度补偿,增强应主要影响通道值较小的部分。

一束光投射到物体粗糙表面时会发生漫反射现象,光线会向不同方向反射。漫反射现象如图 4 所

示,红色虚线区域的漫反射导致部分光线无法进入相机,而其他区域的反射光线则可能进入相机。本文考虑通过区域红通道均值加强红通道,降低光的不规则反射对图像质量的影响。另外,蓝光和绿光在水下传播时仍存在不同程度地衰减,采用绿色通道补偿红色通道时仍存在一定的误差。因此,在式(1)基础上增加补偿加强项并设置加强尺度 β ,则红通道的二次补偿计算可以表示为:

$$I_{rc}(x) = I_r(x) + \alpha \cdot (I_g - I_r) \cdot (1 - I_r(x)) \cdot I_g(x) + \beta \cdot I_r. \quad (2)$$

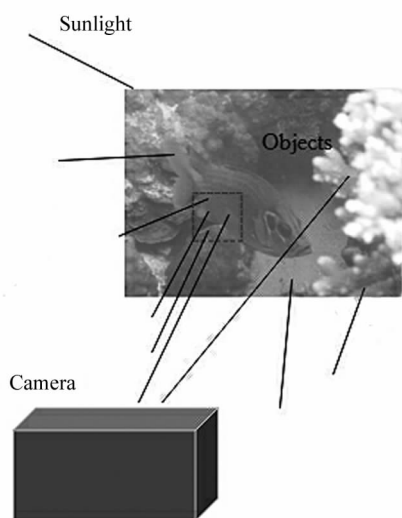


图4 漫反射现象

Fig. 4 Diffuse reflection

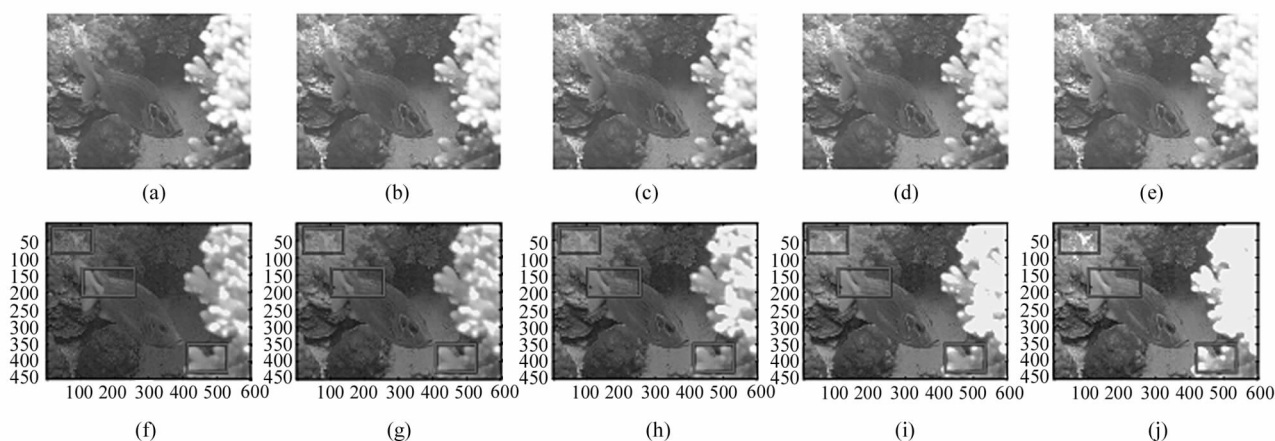
红通道补偿结果如图5所示,(a)为原始图像,(b)为一次补偿结果图,(c)—(e)分别为 β 取值0.1、0.3和0.5时的二次补偿结果图,(f)—(j)为相应的颜色缩放的红通道灰度图,能够直观反映亮度变化,颜色越鲜艳,表示其亮度越高。一次补偿后图像仍呈现较明显的蓝绿色,而二次补偿图像色彩更丰富,且红通道对比度更高,亮度提升更大。根据图5红通道二次补偿加强项不同的加强尺度结果, β 取值0.1时加强不明显,取值0.5时则出现局部过度加强,而由(d)和(i)可见, β 取值0.3时红通道补偿效果最佳,结果图颜色更加自然,因此红通道二次补偿过程中选取加强尺度 β 为0.3。

3.1.2 自适应平台直方图均衡

在图像采集过程中噪声干扰也是影响图像质量的重要因素。利用小波阈值^[12]对红通道二次补偿图像作去噪预处理,其过程包括:首先对图像进行2层小波分解并设定阈值;其次对高频系数分别进行水平和垂直方向上的软阈值量化处理;最后获得小波重构图像。

自适应平台直方图均衡算法通过计算阈值和重新分配灰度对去噪图像的直方图进行修正^[13],从而提升图像对比度和亮度,过程如下:

1) 获得图像的统计直方图,并分离出直方图非零部分。

图5 红通道补偿结果:(a) 原始图像;(b) 一次补偿结果图;(c) $\beta=0.1$ 时的二次补偿结果图;

(d) $\beta=0.3$ 时的二次补偿结果图;(e) $\beta=0.5$ 时的二次补偿结果图;(f)—(j) 与(a)—(e) 对应的颜色缩放的红通道灰度图

Fig. 5 Results of red channel compensation:(a) Original image;(b) Primary compensation result;

(c) Secondary compensation result when $\beta=0.1$;(d) Secondary compensation result when $\beta=0.3$;

(e) Secondary compensation result when $\beta=0.5$;(f)—(j) color scaled red channel gray images corresponding to (a)—(e)

2) 其次求解直方图中局部极大值的均值作为阈值,并基于式(3)对直方图进行修正:

$$H(i) = \begin{cases} H(i), & H(i) \leq Z \\ Z, & H(i) > Z \end{cases}, \quad (3)$$

式中, $H(i)$ 表示第 $i(i=0, \dots, 255)$ 灰度级的直方图, Z 表示计算所得的阈值。

3) 统计获取累计直方图, 重新分配图像灰度, 其表达式为:

$$P(k) = \frac{\sum_{i=0}^k H(i) \times 255}{\sum_{i=0}^{255} H(i)}, \quad (4)$$

式中, $P(k)$ 表示第 $k(k=0, \dots, 255)$ 灰度级对应的重新分配的灰度。通过查表进行灰度值替换从而获得增强图像。

多通道均衡效果图如图6所示, (1)、(3)、(5)分别为原图、红通道二次补偿结果图和结合红通道补

偿和平台直方图均衡的多通道均衡结果图, (2)、(4)、(6)分别为其相应的直方图, (a) — (d) 分别为彩色原图和相应 R 通道、G 通道和 B 通道。由效果图可见, 水下退化图像经过红通道二次补偿后图像的蓝绿色外观得到初步改善, 红通道亮度提升。而经过多通道均衡后图像颜色更加丰富明亮, 各个通道显示的信息明显增多。通过对比直方图可见, 除灰度级范围得到扩展和低灰度级像素数量减少以及高灰度级像素有明显增加外, 多通道均衡结果图的直方图分布趋势总体仍与原图保持一致。因此, 自适应平台直方图均衡通过自适应地选取平台阈值在改善直方图分布的同时还能较好地保留和增强图像细

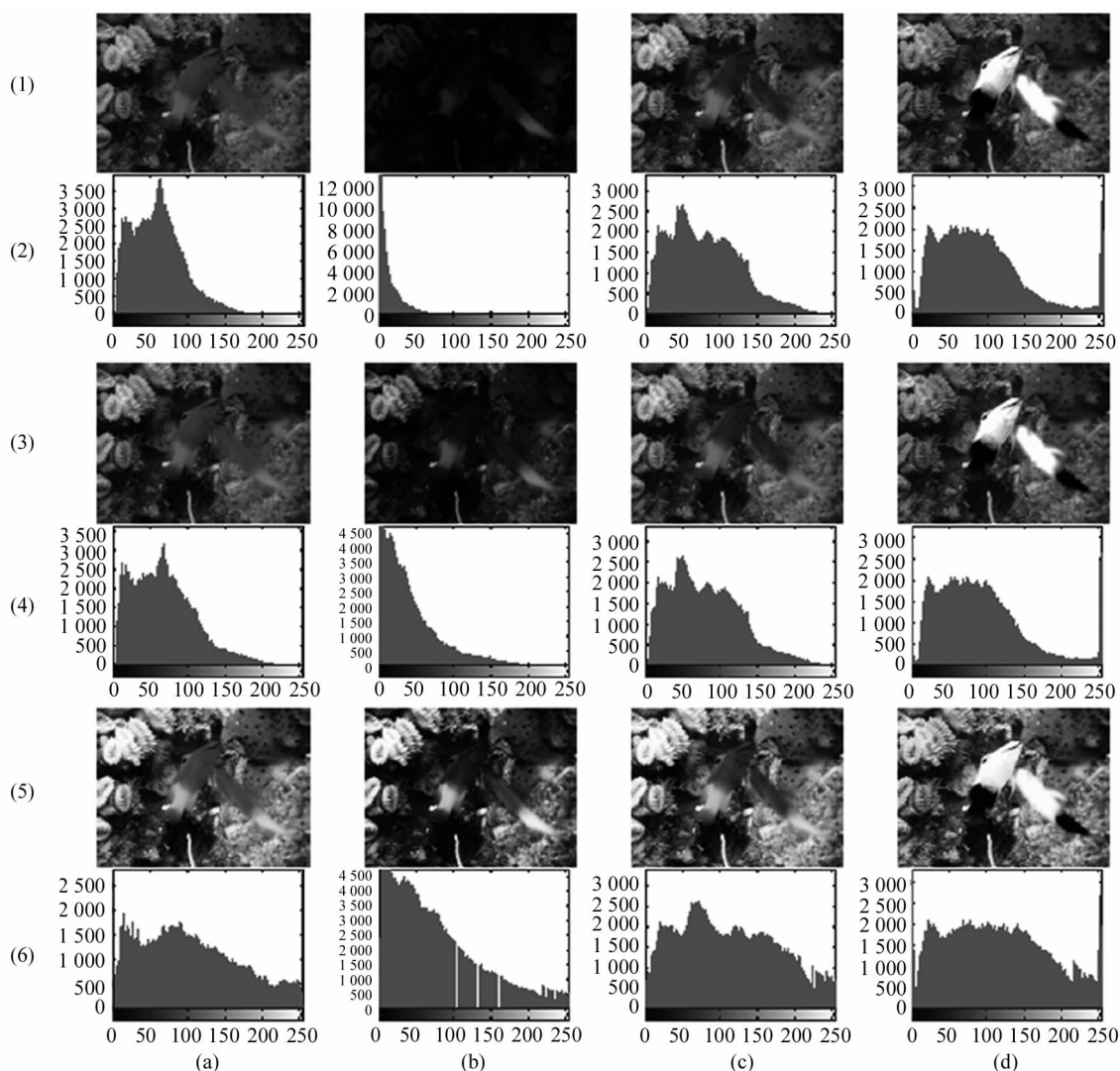


图6 多通道均衡效果图: (1) 原始图像; (3) 红通道二次补偿结果图; (5) 结合红通道补偿和平台直方图均衡的多通道均衡结果图; (2) (4) (6) 直方图; (a) 彩色原图; (b) R 通道; (c) G 通道; (d) B 通道
Fig. 6 Effect of multi-channel equalization: (1) Original image; (3) Secondary compensation result of red channel; (5) Multi-channel equalization result combining red channel compensation and W-SPHE; (2) (4) (6) Histogram; (a) Color image; (b) R channel; (c) G channel; (d) B Channel

节,并且红通道二次补偿可作为自适应平台直方图均衡的一种通道预均衡手段,进一步提升了图像对比度和亮度。

3.2 V分量多尺度融合

图像的多尺度融合是一种基于拉普拉斯金字塔和高斯金字塔的不同权重图融合增强方法^[14,15]。经过多通道均衡的水下退化图像的颜色失真和亮度暗淡问题已得到明显的改善。为提升图像的清晰度,本文在多通道均衡基础上通过 Gamma、GUM 和 CLAHE 等算法处理 V 分量并获得相应权重图,再利用多尺度融合算法得到增强后的 V 分量。

由于光照不均和光在水下传播过程的衰减,退化图像中存在暗区域和亮区域。基于直方图均衡的图像增强会引起部分灰度值过度拉伸和暗区域的过度增强。因此,对 V 分量应用 Gamma 校正算法^[14],则校正后的 V 分量可以表示为:

$$V_1(x, y) = 255 - (255 - V(x, y))^\gamma, \quad (5)$$

$$\gamma = \frac{N - m}{N}, \quad (6)$$

式中, $V(x, y)$ 表示输入 V 分量, $V_1(x, y)$ 表示校正后的 V 分量, γ 表示适应因子,它取决于低像素值的像素数量, N 为像素总数, m 为像素值低于 50 的像素数量。

GUM 算法是一种利用边缘保持滤波器解决光晕效应和改善图像对比度和细节的广义反锐化掩蔽方法^[16]。GUM 算法增强后的 V 分量表示为:

$$V_2(x, y) = h(t(x, y)) \oplus [\gamma(d(x, y)) \otimes d(x, y)], \quad (7)$$

式中, $V_2(x, y)$ 表示输出 V 分量, $t(x, y)$ 表示经过边缘滤波器产生的图像信号, $h(t(x, y))$ 表示图像经过自适应直方图均衡处理的输出, $d(x, y)$ 表示细节图

像的幅度, $\gamma(d(x, y))$ 表示自适应增益。

传统直方图均衡算法易导致图像颜色失真和局部过亮现象,而 CLAHE 算法通过对每个邻域应用对比度限制过程实现自适应的直方图均衡^[17,18]。利用 CLAHE 算法对图像的 V 分量进行增强处理,能够有效提升图像的对比度和边缘细节。

为了减小对颜色的干扰,本文算法仅对 HSV 色彩空间的 V 分量进行多尺度融合。因此,首先选用曝光度作为权重图,其计算式表示为:

$$W_l(x, y) = \exp\left(-\frac{(V_k(x, y) - 0.5)^2}{2\sigma^2}\right), \quad (8)$$

式中, $W_l(x, y)$ 为曝光度权重图, $V_k(x, y)$ 表示第 k 个输入 V 分量, σ 表示标准差并取值为 0.25。

为使结果一致,将得到的每一个权重图除以所有权重图之和,得到归一化权重图。

$$\bar{W}_k(x, y) = \frac{W_l(x, y)}{\sum_k W_l(x, y)}, \quad (9)$$

式中, $\bar{W}_k(x, y)$ 表示归一化权重图。

若直接将权重图和输入融合,易产生晕圈现象。为避免这一问题,V 分量的多尺度融合过程如图 7 所示,通过多尺度融合算法将输入 V 分量的权重图分解为高斯金字塔,同时将输入 V 分量分解为拉普拉斯金字塔,融合 V 分量计算可以表示为:

$$V_l(x, y) = \sum_k G_l\{\bar{W}_k(x, y)\} L_l\{V_k(x, y)\}, \quad (10)$$

式中, $V_l(x, y)$ 表示输出的融合 V 分量, $G_l\{\bar{W}_k(x, y)\}$ 表示归一化权重 $\bar{W}_k(x, y)$ 的高斯金字塔, $L_l\{V_k(x, y)\}$ 表示归一化输入 V 分量的拉普拉斯金字塔, l 表示金字塔等级,并设置为 5。

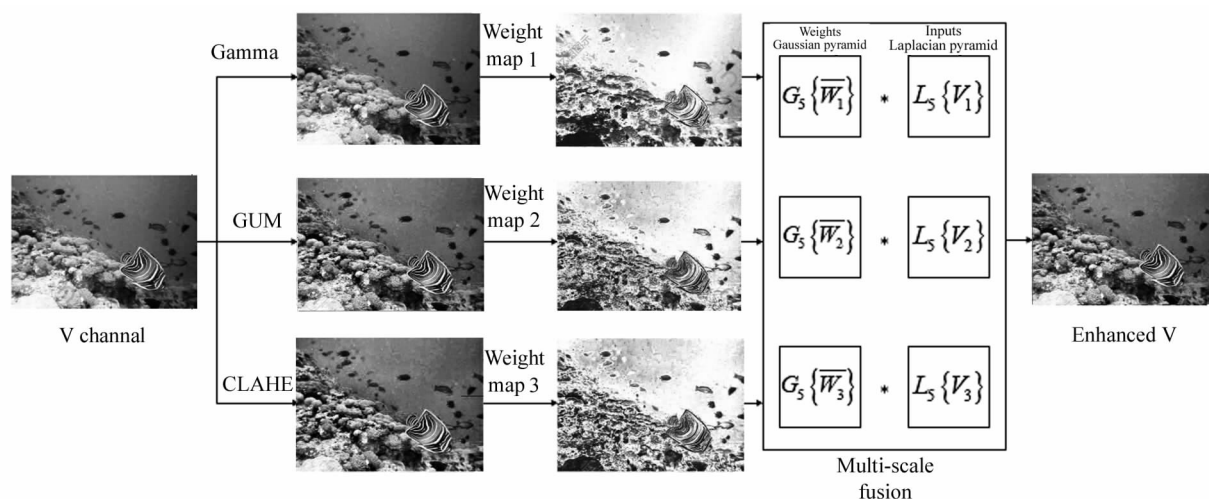


图 7 V 分量的多尺度融合过程

Fig. 7 Multiscale fusion process of V channel

4 实验结果与分析

针对不同水下退化场景,本文通过对比多种水下图像处理算法来验证本文所提算法有效性和适应能力。所用实验数据选自 underwater photography-fish database(fishdb)水下鱼类数据集。选用的水下图像处理算法包括水下暗通道去雾算法(underwater dark channel prior,UDCP)^[6]、基于波长补偿和去雾

的增强算法(wavelength compensation and image dehazing,WCID)^[19]、“两步法”增强算法(two-step method)^[3]和图像融合算法(fusion method)^[4]。

4.1 主观对比分析

不同算法的水下退化图像增强效果如图8所示,实验基于4组共8幅不同水下退化场景图像进行5种算法的处理,其中(1)、(2)分别为雾化场景,(3)、(4)分别为光照不均场景,(5)、(6)分别为颜色偏蓝

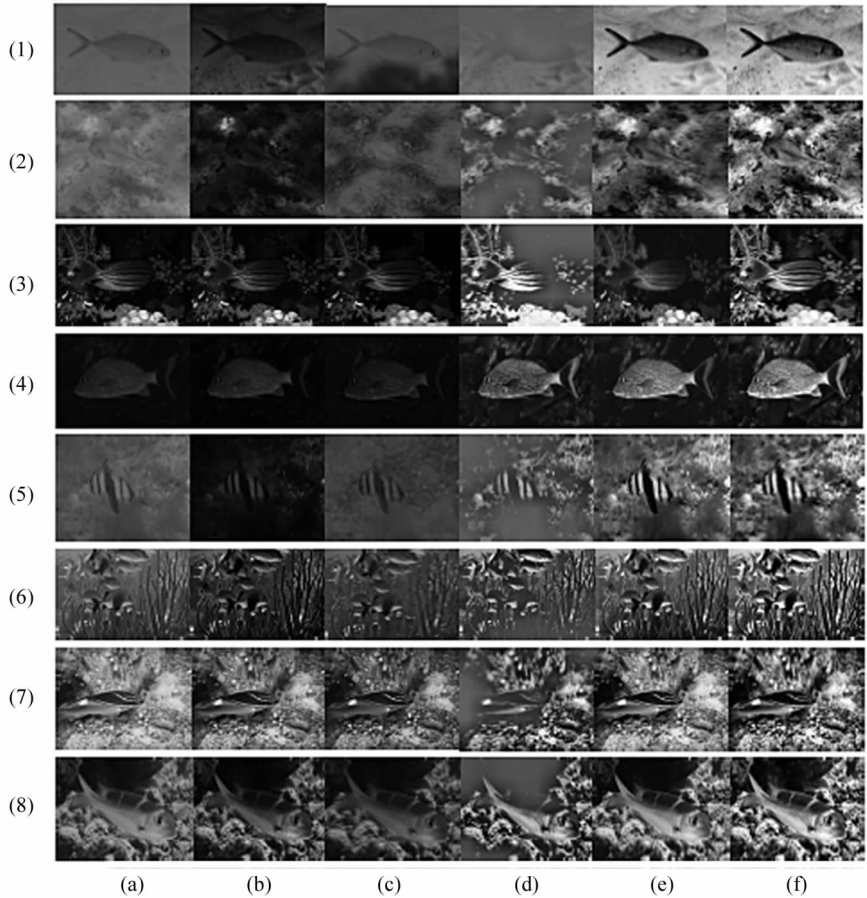


图8 不同算法的水下退化图像增强效果:(1)(2)雾化场景;(3)(4)光照不均场景;(5)(6)颜色偏蓝场景;(7)(8)颜色偏绿场景;(a)原始图像;(b)水下暗通道去雾算法;(c)基于波长补偿和去雾的增强算法;(d)“两步法”增强算法;(e)图像融合算法;(f)本文算法

Fig. 8 Enhancement results of underwater degraded images based on different algorithms:
(1)(2) Haze scenes; (3)(4) Uneven illumination scenes; (5)(6) Blue-dominated underwater scenes;
(7)(8) Green-dominated underwater scenes; (a) Original image; (b) UDCP; (c) WCID; (d) Two-step method;
(e) Fusion method; (f) Proposed algorithm

场景,(7)、(8)分别为颜色偏绿场景。

由结果图可见,UDCP 算法对雾化图像表现出色,但未能提升光照不均图像的亮度,并导致图像整体色彩浓重偏暗现象。WCID 算法有一定的去雾效果,但结果图出现局部色彩偏差,特别是对于水下蓝绿图像呈现较严重的红色伪影。“两步法”增强算法

对于雾化和蓝绿图像效果不理想,但如图(d)(4)所示其虽能提升光照不均图像的亮度,且图像信息明显增加,却导致色彩明显失真。图像融合算法能够较好地去除图像雾化和蓝绿外观,但亮度和对比度仍较低。而本文算法明显改善了雾化现象,不同场景结果图中鱼类的色彩恢复更加自然,条纹和沙石

藻类边缘细节得到增强,清晰度亦明显提升,但在光照不均场景下(f)(3)珊瑚处亮度略高且纹路不清晰。

4.2 客观对比评价

为进一步检验算法性能,本文采用4种客观评价指标定量分析结果图像。UCIQE (underwater color image quality evaluation)^[20]是一种表征图像色偏、模糊和对比度的水下图像质量评价指标,其值越大,则图像质量越高,色彩越自然。信息熵(information entropy)用于计算图像的平均信息量,其值越大,图像所显示的内容越多。平均亮度(average

luminance)反映图像整体亮度,其值与图像整体呈现的明亮效果成正比。NRSS (no-reference structure similarity)^[21]是一种反映图像纹理和边缘细节的无参考图像质量评价指标,其值越大,图像越清晰。

水下雾化、光照不均、颜色偏蓝和颜色偏绿等4种场景退化图像的客观评价指标结果如表1—4所示。由表中数据可知,4种场景下不同算法的客观评价指标数据表明,本文所提算法所得各项指标多数都优于其他算法。综合主观视觉感知,说明所提算法针对不同退化图像的泛化适应能力更强,增强效

表1 水下雾化图像的客观评价指标对比

Tab. 1 Comparison of evaluation index values of underwater haze scenes

Underwater degraded images	Original images/Methods	UCIQE	Information entropy	Average luminance	NRSS
Haze scenes	Original image	0.295 4	1.542 2	0.465 1	0.107 4
	UDCP	0.473 1	2.275 6	0.240 6	0.116 6
	WCID	0.423 7	2.087 6	0.370 2	0.125 9
	(1) Two-step method	0.300 6	0.816 8	0.516 6	0.116 1
	Fusion method	0.525 8	2.755 1	0.660 0	0.121 5
	Proposed algorithm	0.554 8	2.886 5	0.670 2	0.155 1
	Original image	0.336 5	1.925 4	0.500 3	0.142 0
	UDCP	0.460 7	2.153 2	0.157 9	0.101 1
	WCID	0.393 5	2.196 5	0.347 0	0.130 3
	(2) Two-step method	0.408 5	1.999 2	0.467 9	0.147 8
	Fusion method	0.553 0	2.827 8	0.406 6	0.145 7
	Proposed algorithm	0.589 2	3.216 5	0.500 0	0.152 1

表2 水下光照不均图像的客观评价指标对比

Tab. 2 Comparison of evaluation index values of uneven illumination images

Underwater degraded images	Original images/Methods	UCIQE	Information entropy	Average luminance	NRSS
Uneven illumination scenes	Original image	0.614 6	2.541 2	0.186 4	0.121 6
	UDCP	0.612 0	2.453 9	0.173 7	0.125 8
	WCID	0.616 0	2.311 8	0.148 3	0.130 8
	(3) Two-step method	0.550 3	3.109 8	0.478 5	0.094 9
	Fusion method	0.586 7	2.326 2	0.249 0	0.120 3
	Proposed algorithm	0.653 2	3.193 0	0.344 2	0.119 3
	Original image	0.445 0	1.382 8	0.100 8	0.082 7
	UDCP	0.454 9	1.478 4	0.068 9	0.076 5
	WCID	0.435 7	1.345 3	0.084 4	0.080 5
	(4) Two-step method	0.524 4	2.189 3	0.231 2	0.100 8
	Fusion method	0.598 0	2.131 9	0.234 6	0.074 7
	Proposed algorithm	0.658 0	2.724 8	0.276 9	0.126 5

表 3 颜色偏蓝水下图像的客观评价指标对比

Tab. 3 Comparison of evaluation index values of blue-dominated underwater images

Underwater degraded images	Original images/Methods	UCIQE	Information entropy	Average luminance	NRSS
Blue-dominated underwater scences	Original image	0.353 5	2.091 3	0.402 9	0.089 8
	UDCP	0.450 5	1.902 5	0.097 1	0.055 3
	WCID	0.444 6	1.698 3	0.339 5	0.086 3
	(5) Two-step method	0.415 8	2.030 2	0.472 2	0.094 5
	Fusion method	0.542 1	2.726 7	0.467 1	0.095 1
	Proposed algorithm	0.579 3	2.998 6	0.478 1	0.107 1
	Original image	0.487 6	2.923 6	0.374 8	0.233 1
	UDCP	0.592 0	2.718 8	0.234 0	0.206 9
	WCID	0.568 2	2.778 5	0.317 1	0.216 7
	(6) Two-step method	0.505 5	2.997 7	0.357 4	0.255 3
	Fusion method	0.565 2	2.985 2	0.414 1	0.249 9
	Proposed algorithm	0.598 0	3.333 1	0.468 7	0.257 4

表 4 颜色偏绿水下图像的客观评价指标对比

Tab. 4 Comparison of evaluation index values of green-dominated underwater images

Underwater degraded images	Methods	UCIQE	Information entropy	Average luminance	NRSS
Green-dominated underwater scences	Original image	0.489 7	3.296 5	0.515 1	0.167 3
	UDCP	0.530 3	3.183 7	0.411 9	0.176 6
	WCID	0.548 9	3.078 4	0.364 7	0.161 2
	(7) Two-step method	0.565 7	3.041 3	0.453 2	0.186 5
	Fusion method	0.548 6	3.164 2	0.534 7	0.167 0
	Proposed algorithm	0.573 5	3.359 2	0.497 7	0.193 6
	Original image	0.531 9	2.999 4	0.321 4	0.151 8
	UDCP	0.569 6	2.744 5	0.245 4	0.137 9
	WCID	0.574 7	2.836 5	0.260 4	0.153 4
	(8) Two-step method	0.552 5	3.146 2	0.369 2	0.138 8
	Fusion method	0.560 1	3.084 4	0.407 4	0.156 9
	Proposed algorithm	0.586 0	3.355 4	0.446 8	0.165 4

果更好。

5 结 论

本文分析了不同场景下图像的各通道直方图，通过联合多通道均衡与多尺度融合实现水下退化图像的增强。利用红通道二次补偿来降低红光损失的色偏影响，并通过自适应平台直方图均衡扩展灰度级范围并重新分配灰度值，再利用 Gamma、GUM 和 CLAHE 等算法对 V 分量处理并获得相应的权重图，进而通过 V 分量的多尺度融合方法增强图像清晰度。主客观实验结果表明，本文所提算法能够改善图像颜色失真问题，提升对比度和亮度，突出图像边缘和细节，并且对不同场景水下退化图像均有明显增强效果，具有良好的泛化适应能力，能够为鱼类

种群分析等水下目标识别研究的图像增强预处理方法提供参考。本文所提算法对于部分场景图像的局部亮度提升略高，需进一步改善。

参考文献：

[1] WANG S G, HU Q, CHEN Y L, et al. Research on underwater target recognition method based on deep learning [J]. Ship Science and Technology, 2020, 42(23): 141-145.
王升贵, 胡桥, 陈迎亮, 等. 基于深度学习的水下目标识别方法研究[J]. 舰船科学技术, 2020, 42(23): 141-145.
[2] FU X, ZHUANG P, YUE H, et al. A retinex-based enhancing approach for single underwater image [C]//2014 IEEE International Conference on Image Processing, October 27-30, 2014, Paris, France. New York: IEEE, 2015.

- [3] FU X, FAN Z, MEI L, et al. Two-step approach for single underwater image enhancement[C]//2017 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, November 6-9, 2017, Xiamen, China. New York: IEEE, 2017.
- [4] ANCUTI C O, ANCUTI C, VLEESCHOUWER C D, et al. Color balance and fusion for underwater image enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 27(99): 379-393.
- [5] EMBERTON S, CHITTKA L, CAVALLARO A. Underwater image and video dehazing with pure haze region segmentation[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2018, 168: 145-156.
- [6] DREWS P, NASCIMENTO E R, BOTELHO S, et al. Underwater depth estimation and image restoration based on single images[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2016, 36(2): 24-35.
- [7] LEE H S, MOON S W, EOM I K. Underwater image enhancement using successive color correction and super-pixel dark channel prior[J]. Symmetry, 2020, 12(8): 1220.
- [8] NIE Y, HE Z Y. Underwater imaging and real-time optical image processing under illumination by light sources with different wavelengths[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(7): 67-73.
聂瑛, 何志毅. 不同波长光源照明的水下成像及光学图像实时处理[J]. 光学学报, 2014, 34(7): 67-73.
- [9] HUANG Y, LIU M, YUAN F. Color correction and restoration based on multi-scale recursive network for underwater optical image[J]. Signal Processing: Image Communication, 2021, 93.
- [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, June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE, 2019: 1682-1691.
- [11] LIN J Q, YU M, XU H Y, et al. Underwater image restoration based on light attenuation prior and background light fusion[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(8): 160-169.
林继强, 郁梅, 徐海勇, 等. 基于光衰减先验和背景光融合的水下图像复原[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(8): 160-169.
- [12] ZHANG H, ZHOU X L. Method for image denoising based on wavelet transform and total variational model[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(11): 3504-3507+3520.
张弘, 周晓莉. 基于小波阈值和全变分模型的图像去噪[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(11): 3504-3507+3520.
- [13] CHEN C N, TIAN R, WANG Y N. Low illumination image enhancement method based on self-adaptive plateau histogram equalization[C]//The 9th National Academic Conference on Information Acquisition and Processing, August 6, 2011, Dandong, Liaoning, China. Beijing: Editorial Office of Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 284-286.
陈春宁, 田睿, 王毅楠. 基于自适应平台直方图均衡化的低照度图像增强算法[C]//第九届全国信息获取与处理学术会议, 2011-08-06, 中国辽宁丹东. 北京:《仪器仪表学报》杂志社, 2011, 284-286.
- [14] WANG Q, FU X, ZHANG X P, et al. A fusion-based method for single backlit image enhancement[C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing, September 25-28, 2016, Phoenix, AZ, USA. New York: IEEE, 2016.
- [15] MARQUERS T P, ALBU A B. L²UWE: a framework for the efficient enhancement of low-light underwater images using local contrast and multi-scale fusion[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE, 2020: 538-539.
- [16] DENG G. A generalized unsharp masking algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2011, 20(5): 1249-61.
- [17] SHI Z, FENG Y, ZHAO M, et al. Normalised gamma transformation-based contrast-limited adaptive histogram equalisation with colour correction for sand-dust image enhancement[J]. IET Image Processing, 2020, 14(4).
- [18] ZHU J Q, ZHOU L L, YAN J J, et al. Underwater image restoration method combining improved red channel prior and power Law correction-based CLAHE algorithm[J]. Infrared Technology, 2021, 43(7): 696-701.
朱佳琦, 周丽丽, 闫晶晶, 等. 结合改进红通道先验与幂律校正 CLAHE 的水下图像复原方法[J]. 红外技术, 2021, 43(7): 696-701.
- [19] 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.
- [20] MIAO, YANG, ARCOT, et al. An underwater color image quality evaluation metric[J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2015.
- [21] XIE X F, ZHOU J, WU Q Z. No reference quality index for image blur[J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(4): 921-924.
谢小甫, 周进, 吴钦章. 一种针对图像模糊的无参考质量评价指标[J]. 计算机应用, 2010, 30(4): 921-924.

作者简介:

钱俊兵 (1976—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事流体传动与控制、智能制造和水下图像处理方面的研究。