文章编号:1007-2780(2026)03-0452-10

霜冰优化算法与多尺度信息融合的水下图像增强

张爱华，王　莹*
(渤海大学 控制科学与工程学院，辽宁 锦州 121013)

摘要:针对水下图像颜色失真、细节丢失严重的问题，提出了霜冰优化算法(rime optimization algorithm，RIME)与多尺度信息融合的水下图像增强方法。首先，基于图像颜色失真问题，创新性地提出融合暗通道先验算法(dark channel prior，DCP)和基于RIME的自适应伽马矫正红色通道补偿框架，以保证水下图像色彩恢复自然。其次，引入限制对比度自适应直方图均衡化(contrast limited adaptive histogram equalization，CLAHE)的方法增强图像对比度。最后，将两条通道增强后的结果采用4种权重和高斯-拉普拉斯金字塔逐层处理，并进行多尺度融合，最终得到视觉质量优异的图像，实验结果显示，该算法的UIQM、UCIQE和SSIM平均值分别可达4.598、0.633和0.671。同时在UIEB、RUIE和EUVP数据集上进行其他对比实验，本文算法的结果均明显优于其他算法，可以得出本文方法在提高水下图像质量效果上更具有优势。

关　键　词:暗通道先验;伽马矫正;霜冰优化算法;多尺度融合
中图分类号:TP391.4　　**文献标识码**:A　　**doi**:10.37188/CJLCD.2026-0007　　**CSTR**:32172.14.CJLCD.2026-0007

Rime optimization algorithm and multi-scale information fusion for underwater image enhancement

ZHANG Aihua，WANG Ying*

(*College of Control Science and Engineering*，*Bohai University*，*Jinzhou* 121013，*China*)

Abstract: To address the issues of color distortion and severe loss of details in underwater images，an underwater image enhancement method based on the rime optimization algorithm (RIME) and multi-scale information fusion is proposed. Firstly，to tackle the problem of color distortion，an innovative adaptive gamma correction red channel compensation framework is introduced，which integrates the Dark Channel Prior (DCP) algorithm and is optimized using RIME，ensuring natural color restoration for underwater images. Secondly，the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) method is applied to enhance image contrast. Finally，the enhanced results from the two channels are processed through a four-weight Gaussian-Laplacian pyramid and fused at multiple scales，ultimately producing images of superior visual quality. Experimental results show that the average values of UIQM，UCIQE，and SSIM achieved by this algorithm reach 4.598，0.633，and 0.671，respectively. Additionally，comparative experiments conducted on the UIEB，RUIE，and EUVP datasets demonstrate that the proposed method significantly outperforms other comparison algorithms，confirming its superior effectiveness in improving the quality of underwater images.

收稿日期:2026-01-13;**修订日期**:2026-02-13.
基金项目:辽宁省教育厅科学计划重点支持项目(No.JYTZD2023176)
Supported by Education Committee Project of Liaoning (No.JYTZD2023176)
*通信联系人，E-mail:2024008050@bhu.edu.cn

Key words：dark channel prior；gamma correction；rime optimization algorithm；multi-scale fusion

1　引　　言

光线在水中传播时，水体对红光波段吸收最强，对蓝、绿光吸收较弱，导致水下图像整体呈现蓝绿色调，红色信息严重缺失。水中的各种活性有机体使光在传播时发生吸收和散射效应，导致获得的图像光照不均、对比度降低和细节模糊等问题[1]。同时后向散射降低了对比度，并在水下图像中产生雾状面纱。此外，水下亮度低，特征提取困难[2]。这些因素严重影响了人类对海洋资源的开发和利用，因此，水下图像增强技术获得了广泛的研究关注[3]。

近年来，国内外学者对图像增强技术进行了大量研究。He 等[4]提出暗通道先验算法，应用于水下图像消除雾状模糊。Peng 等[5]提出一种基于图像模糊和光吸收的水下图像复原模型。通过描述光在水下的衰减过程，估计出场景深度，进而用于水下图像复原。Zhang 等[6]提出一种多尺度加权融合的水下图像增强方法，能够有效抑制图像散射效应和颜色失真。陶洋等[7]基于 Retinex 可变注意力机制，提升了低照度图像清晰度。Li 等[8]提出一种结合改进白平衡（underwater white balance，UWB）技术和建立变分对比度和饱和度增强（variational contrast and saturation enhancement，VCSE）模型框架来提高水下图像的视觉质量。Malathi 等[9]提出改进直方图均衡化的限制对比度自适应直方图均衡化算法，通过将原始的随机分布图转为均匀分布以提高对比度。梁秀满等[10]提出改进颜色线模型，提高图像清晰度。常志文等[11]通过图像块分解融合的方法，增强水下标定图像。吴庆玲等[12]结合张量分解与非 Contourlet 变换提出遥感图像增强方法。

以上方法均对提升水下图像增强做出一定的贡献，但大多都是在单一的问题上做出改进，对水下复杂的情况不能很好地适应。为了解决图像颜色失真和细节缺失等综合问题，本文针对性地提出一种基于多输入融合的水下图像增强模型，有效提升了图像的总体效果。

2　水下图像增强框架设计

本文整体增强框架如图 1 所示。框架中定义了两条输入通道，分别用于矫正图像颜色和增强图像对比度。在第一条输入通道中利用暗通道先验算法去除雾状模糊，再进行基于霜冰优化算法（rime optimization algorithm，RIME）的自适应

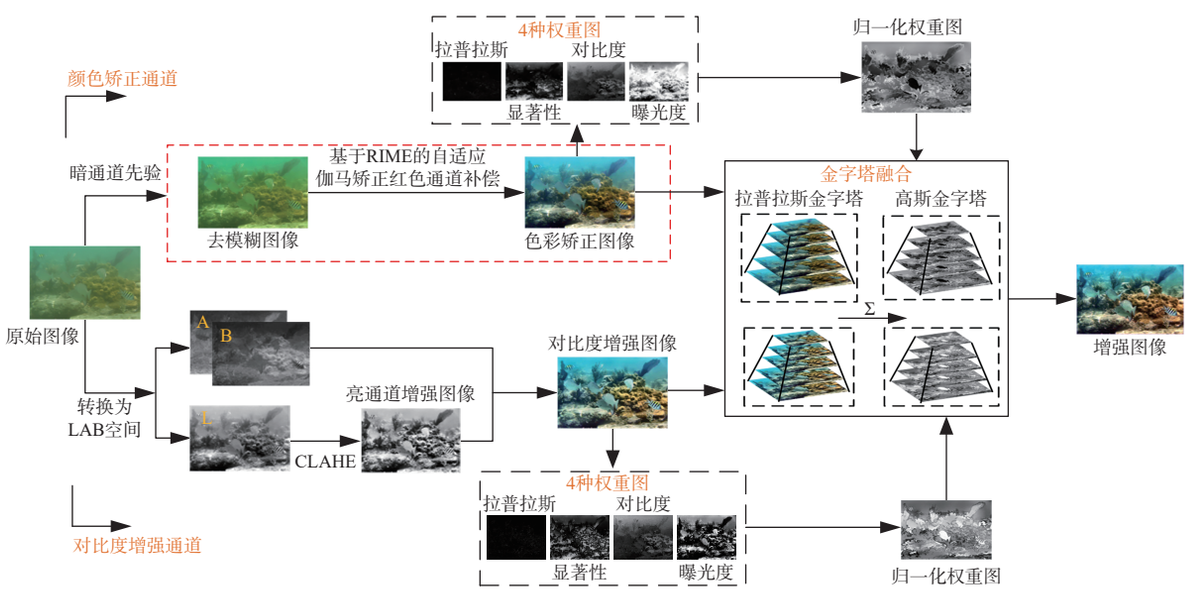


图 1　图像增强框架整体流程图

Fig. 1　Overall flowchart of the image enhancement framework

颜色矫正,恢复图像整体色彩。在第二条输入通道中利用限制对比度自适应直方图均衡化方法增强局部对比度。同时设计了4种权重图,将两通道增强后的图像与权重归一化图像输入到高斯-拉普拉斯金字塔,对每层信息进行分解与重建,得到最终增强图像。

2.1 输入通道设计

2.1.1 颜色校正

水下图片的颜色失真不仅会极大影响图像的视觉感受,也会导致在下一步的视觉任务中精度下降,识别困难,影响后续水下资源的开发。因此本文首先针对水下图像中出现的雾状模糊问题提出采用暗通道先验算法去除雾状模糊,图像建模为:

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

式中,$J(x)$表示成像设备获取的带雾图像,$I(x)$是原始场景的无雾图像,A是与雾霾相关的大气光照分量,$t(x)$是透射率。

光在水下传播时,红色通道削弱严重,但暗通道先验算法并不能弥补红光的根本性信息丢失。因此,本文在暗通道先验算法后进行了红色通道补偿,意在弥补水中缺失的红色信息。红色通道补偿函数为:

$$\tilde{I}_{\mathrm{R}}(x,y)=I_{\mathrm{R}}(x,y)+V_{\mathrm{temp1}}V_{\mathrm{temp2}}, \quad (2)$$

式中,$\tilde{I}_{\mathrm{R}}(x,y)$、$I_{\mathrm{R}}(x,y)$为红色通道补偿前后的图像;$V_{\mathrm{temp1}}$为补偿比例控制项,仅对红通道高度衰减区域执行补偿;V_{temp2}为补偿量。

但在补偿过程中容易出现过补偿现象,所以在进行红色通道补偿的同时,本文算法基于霜冰优化算法自适应地搜索针对红色通道的最佳伽马矫正参数。相较于单独补偿,此方法构成多反馈协同的闭环优化子系统,以达到最优的色彩增强效果。

2.1.2 霜冰优化算法

通过模拟雾化冰的软雾化和硬雾化生长过程,构建了软雾化搜索策略和硬雾化穿透机制[13],实现了优化方法中的探索和利用行为。同时改进选择机制,提出了正向贪婪选择机制以避免陷入局部最优,其软雾化搜索策略可描述为:

$$R_{ij}^{\mathrm{new}}=R_{\mathrm{best},j}+r_1\cdot\cos\theta\cdot\beta\cdot(h(\mathrm{Ub}_{ij}-\mathrm{Lb}_{ij})+\mathrm{Lb}_{ij}),r_2<E, \quad (3)$$

$$\theta=\pi\cdot\frac{t}{10\cdot T}, \quad (4)$$

$$\beta=1-\left[\frac{w\cdot t}{T}\right]/w, \quad (5)$$

$$E=\sqrt{(t/T)}, \quad (6)$$

式中:R_{ij}^{new}是更新后粒子的新位置,表示第i个时间代理中第j个粒子;$R_{\mathrm{best},j}$是当前最优解的第j维;r_1、r_2是0~1的随机数;θ是动态调整的角度参数;t表示当前迭代数;T表示该算法的最大迭代数;β是阶梯递减因子;w默认值为5;h代表黏合度,它是0~1内的随机数;Ub_{ij}和Lb_{ij}分别为逃逸空间的上限和下限;E是附着系数,随迭代增加。

其硬雾化穿透机制可描述为:

$$R_{ij}^{\mathrm{new}}=R_{\mathrm{best},j},r_3<F^{\mathrm{normr}}(S_i), \quad (7)$$

式中:$F^{\mathrm{normr}}(S_i)$是归一化的适应度值,引导粒子向最优解聚集;r_3是随机数,决定是否采用硬霜更新策略。

2.1.3 对比度增强

因为水体的吸收、散射现象,导致图像整体亮度较低[14],图像的边线、纹理信息不清晰,亮暗区域信息模糊。针对上述现象,本文算法在第二条输入通道中增加CLAHE算法增强,不仅能够保留图像细节和维持图像原真性,也为多尺度信息融合和后期实际应用奠定工作基础。

具体来讲,首先将原始图片由RGB转为LAB色彩空间,易分离出亮通道和彩色信息,同时保留较多的彩色信息,转换后只对亮度通道进行图像增强,避免图像发生颜色失真。CLAHE算法将亮度通道分块进行灰度分布限制直方图均衡,从而扩大图像局部区域灰度的动态范围,增加图像整体和局部的明暗对比度,并通过裁切限幅限制灰度值,防止局部区域灰度过亮,形成伪影干扰。

2.2 多尺度融合策略

为避免图像边缘的伪影现象和图像边界的信息丢失,本文提出图像多尺度融合策略[15]。其结合了权重图和金字塔融合策略。设计4种权重图,针对物体能见度降低问题进行改善,有效提高图像整体视觉质量和细节表现力。使用多分辨率金字塔进行图像融合运算,将图像中高频细节部分和低频背景信息部分分别处理,保证图像结构,突出图像的细节信息,同时在视觉上更加自然、真实。

2.2.1　权重设计

为了实现输出图像能够保留输入图像的最优信息，本设计从图像质量评价的不同方面入手，设计了对应互补的4种权重图：拉普拉斯对比度权重、局部对比度权重、显著性权重和曝光权重，分别从图像细节、内容、可视性及曝光4个维度出发增强图像，生成归一化图像为后续进行金字塔融合做准备。

在图像增强中，拉普拉斯对比度权重解决了增强过程中细节模糊、边缘不清晰的问题。拉普拉斯算子变化越大代表该像素的清晰度越高，边缘纹理等细节越丰富，在融合过程中使更清晰的区域占据主导地位。拉普拉斯对比度权重定义为：

$$W_{\mathrm{L}}(x,y)=\left|\nabla^2 I^k(x,y)\right|, \tag{8}$$

式中，$\nabla^2 I^k(x,y)$表示像素(x,y)处亮度通道的拉普拉斯滤波值。

局部对比度权重[16]通过计算一个像素与其周边区域平均值的差异来确定，避免将图像不同区域统一增强，能够优先保留局部对比度高、信息丰富的区域。局部对比度权重可描述为：

$$W_{\mathrm{LC}}(x,y)=\left\| I^k - I^k_{\mathrm{Whc}} \right\|, \tag{9}$$

式中：I^k表示输入的亮度通道，I^k_{Whc}表示低通版本。

根据不同区域的不同信息量，显著性权重能够吸引关注、增强图像的显著信息，抑制图像的不显著信息、噪声和过度增强现象，保证图像显著性特征不丢失。因此定义显著性权重为：

$$W_{\mathrm{s}}(x,y)=\left| I_k(x,y) - I_k^{\mathrm{avg}} \right|, \tag{10}$$

式中，I_k^{avg}为图像的全局平均亮度值，$\left| I_k(x,y) - I_k^{\mathrm{avg}} \right|$表示像素与全局平均亮度之间的对比度。

曝光权重可解决图像由于局部过曝或欠曝导致的细节丢失的问题，同时根据图像的亮暗区域设置不同的权重，防止引入过多的噪声。在图像融合过程中，选择曝光度好、细节丰富、噪声小的像素区域进行融合。曝光权重可以定义为：

$$W_{\mathrm{E}}(x,y)=\exp\left(-\frac{(I^k(x,y)-0.5)^2}{2\sigma^2}\right), \tag{11}$$

式中：$I^k(x,y)$表示输入图像像素位置(x,y)的值，$\sigma=0.25$为高斯分布的标准差[15]。

为了全方面考虑所有因素，将两条输入通道图像的特征图进行合并归一化处理，表达式为：

$$\overline{W}_k = W_k + \delta / \sum_{k=1}^{2}(W_k+\delta), \tag{12}$$

式中：$\overline{W}_k$表示归一化权重图；δ表示小正则化项，确保每个输入对输出有贡献；k表示不同权重类型。像素权重和为1。

4种权重优化图像不同特征，从低级像素特征细节对比度、中级视觉感知显著性到高级曝光舒适度，协同形成了一个全面鲁棒的评价体系，保证输出图像细节完整，色彩自然。

2.2.2　拉普拉斯分解

拉普拉斯金字塔将图像分解为空间频率不同的若干子带，底层包含图像的高频信息，顶层包含图像的低频信息。多尺度分解有针对性地处理不同尺度上的不同层次信息，避免产生生硬接缝与光晕现象。将两通道增强后的图像构建拉普拉斯金字塔，顶层将图像的整体颜色和亮度进行融合，使图像之间过渡平滑；底层融合图像的细节和边缘信息，使图像的细节清晰明了，恢复丢失的分辨率从而保证最终图像细节丰富，色彩和谐。其定义如下：

$$L_i = G_i - \mathrm{upsample}(G_i+1), \tag{13}$$

式中：L_i表示拉普拉斯金字塔中的第i层，G_i表示高斯金字塔中的第i层，upsample代表上采样操作。

2.2.3　高斯分解

高斯金字塔由迭代高斯模糊和降采样产生分辨率逐步减小的图像构成。在顶层抑制细节和噪声，只保留物体的主要轮廓。处理该层小图像时，计算量远小于原图，既对图像进行了初步的处理又降低了计算量，此外，高斯金字塔也是构建拉普拉斯金字塔的基础。输入图像经过高斯核卷积，再通过计算相邻层图像经过上采样后的模糊版本之间的差异，以确定拉普拉斯金字塔的相应层级。

2.2.4　逐层融合

首先将输入图像进行拉普拉斯分解。拉普拉斯金字塔的每一层代表不同的细节信息，用以实现最优的细节保留。对归一化权重图进行高斯分解，使融合决策能平滑地作用在不同尺度的特征上。之后将生成的高斯-拉普拉斯金字塔进行逐层融合，在顶层处理整体基调、色彩与亮度，中间层融合整体结构和轮廓，底层处理细节与边

缘。最后重建融合金字塔，得到最终的增强图像 $I_F(x)$：

$$I_F(x)=\sum_l U_d\left(\sum_{k=1}^{2} L_l\{I_k(x)\}G_l\{\overline{W}_k(x)\}\right), \quad (14)$$

式中：$L_l\{I_k(x)\}$ 表示拉普拉斯金字塔；$G_l\{\overline{W}_k(x)\}$ 表示高斯金字塔；l 表示金字塔层数，本文 l 取值为5；U_d 表示上采样算子。

逐层融合利用顶层权重变化平缓、色彩过渡平滑的特点避免图像边界过度生硬。同时结合多尺度信息与权重图分布，自适应地选择最优源。大尺度图像以色彩自然、曝光均衡的图像为基础。细节尺度在纹理丰富的区域优先选择更清晰的图像，平坦区选择更干净的图像以避免噪声，自适应地保留了图像的优点，抑制其缺点，提升了水下图像的视觉效果。

3 实验与分析

3.1 实验设置

3.1.1 数据集

(1)水下图像增强基准数据集(underwater image enhancement benchmark，UIEB)[16]，其中包含950幅水下图像，本文随机选取300幅用于训练测试，以解决水下吸收、散射导致的图像退化问题。(2)真实场景水下图像增强数据集(real-world underwater image enhancement，RUIE)[17]，本文选用其中的UCCS数据集用于验证色偏校正的性能。(3)增强水下视觉感知数据集(enhancing underwater visual perception，EUVP)[18]，用于监督训练模型的泛化性能。

3.1.2 比较方法

将本文提出的霜冰优化算法和多尺度信息融合的水下图像增强算法与MLLE[6]、Fusion[16]、DCP[4]和MSR[7]算法进行对比实验。通过主观视觉和客观评价指标进行综合比较。

3.1.3 评估指标

选用客观评价指标和可视化分析共同评估增强结果。客观评价指标为水下图像质量测量(underwater image quality measure，UIQM)[19]、水下彩色图像质量评估(underwater color image quality evaluation，UCIQE)[20]和结构相似性(structural similarity index，SSIM)[21]。可视化分析为图像像素分析、特征点数量统计和RGB颜色分布。UIQM从色彩度、清晰度和丰富度3个维度综合评价整体视觉质量，值越高，表明色彩越自然，细节越丰富。UCIQE通过颜色、饱和度和对比度综合评估水下图像整体质量，数据越高，表明饱和度和对比度越好。SSIM考虑了图像的亮度、对比度、结构信息[21]，其值在0～1之间，越接近1表示越接近参考图像。增强图像像素分布与参考图越相似，像素矫正与明暗色彩恢复越好。获得的特征点数量越多，图像对比度与细节纹理提升越明显。RGB颜色分布与参考图相似度越高，证明算法抑制色偏能力越好。

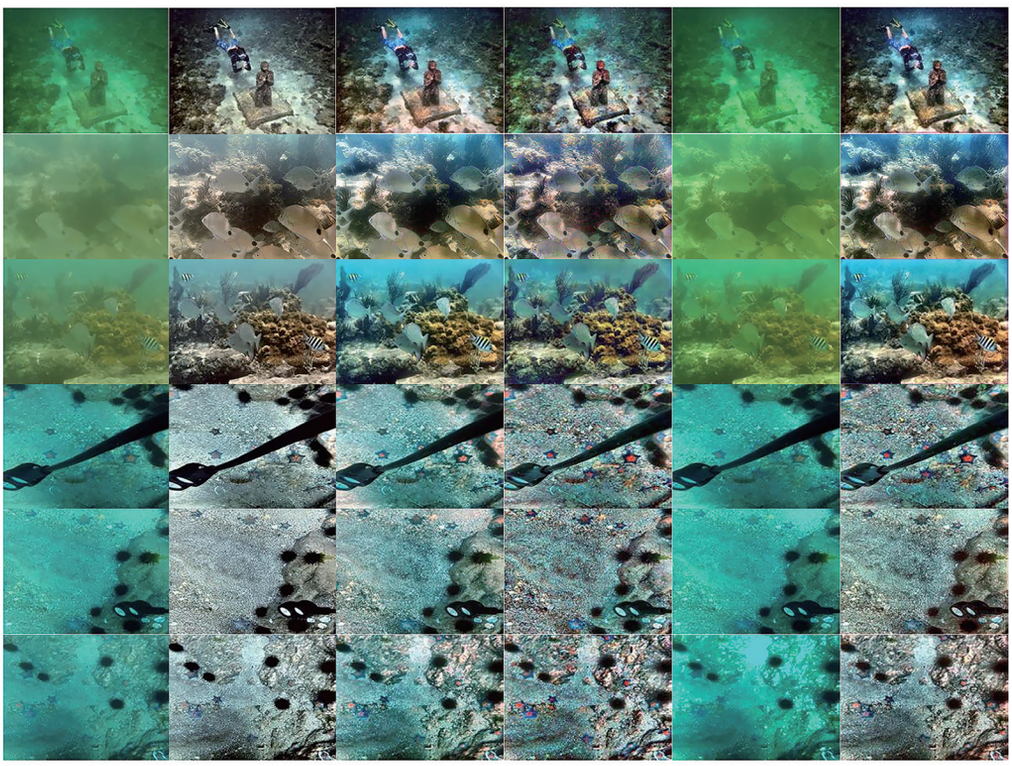
3.2 主观评价

原始图像与各算法增强结果对比图如图2所示，将本文所提算法与对比算法增强后的图片进行比较。MLLE算法有效恢复了图像的蓝绿色偏但存在局部区域亮暗不均，高光区域被过度压缩而失去细节的问题。Fusion算法鲁棒性强，但会产生色晕和局部颜色不协调及色偏现象。MSR算法可突出图像细节，但易引入光晕伪影，颜色恢复生硬。DCP算法能够去雾并提升图像亮度，但图像颜色饱和度不均匀，物体颜色失去平衡感，色偏严重。而本文算法不仅有效矫正了图像的色偏，同时还提升了图像的对比度和细节清晰度，视觉上更符合人眼感知。

3.3 客观评价

将本文算法与每个算法增强后的客观评价指标进行对比，验证其优越性。本文算法的UIQM平均值为4.598(表1)，显著优于其他算法，证明了其在提升图像色彩饱和度、细节和视觉信息的能力。本文算法的UCIQE平均值为0.633(表2)，与其他对比算法有着明显的差距，证明其在矫正图像颜色、提高对比度和色彩均衡上优势明显。本文算法的SSIM平均值达到0.671(表3)，虽然在个别图像上未达到最优结果但在综合评价中占绝对优势，进一步证明本文算法在提升图像质量的同时保留了原图像更多的内容细节[21]，保证了图像内部均衡，避免过度增强导致结构失真。在可视化方面，本文算法的图像像素级质量、细节还原能力和颜色纠正效果上均取得最优结果。

综合多维评价结果，本文算法在得到较好的主观视觉评价结果的同时，客观评价指标也优于其



(a) 原始图像 (a) Original images　(b) MLLE算法 (b) MLLE　(c) Fusion算法 (c) Fusion　(d) MSR算法 (d) MSR　(e) DCP算法 (e) DCP　(f) 本文算法 (f) Ours

图 2　原始图像与各算法增强结果对比图

Fig. 2　Comparison chart of original images and enhanced results of various algorithm

表 1　水下图像质量测量

Tab. 1　Underwater image quality measurement (UIQM)

图像	MLLE	Fusion	MSR	DCP	本文方法
图像 1	4.914	4.489	3.471	4.210	**4.946**
图像 2	4.415	3.806	3.456	3.223	**4.445**
图像 3	4.236	3.437	3.474	3.770	**4.254**
图像 4	4.161	3.604	3.561	3.662	**4.588**
图像 5	4.639	4.318	3.615	3.347	**4.828**
图像 6	4.433	4.096	3.584	3.793	**4.977**
平均值	4.467	3.958	3.527	3.668	**4.598**

注：粗体数字表示最优值

表 2　水下彩色图像质量评估

Tab. 2　Underwater color image quality evaluation (UCIQE)

图像	MLLE	Fusion	MSR	DCP	本文方法
图像 1	0.596	0.636	0.327	0.395	**0.651**
图像 2	0.641	0.641	0.322	0.304	**0.661**
图像 3	0.635	0.656	0.338	0.316	**0.689**
图像 4	0.574	0.590	0.327	0.326	**0.603**
图像 5	0.560	0.579	0.324	0.316	**0.595**
图像 6	0.568	0.584	0.328	0.330	**0.597**
平均值	0.596	0.614	0.328	0.331	**0.633**

注：粗体数字表示最优值

表 3　结构相似性

Tab. 3　Structural similarity index (SSIM)

图像	MLLE	Fusion	MSR	DCP	本文方法
图像 1	0.638	0.690	0.648	0.692	**0.711**
图像 2	**0.692**	0.605	0.527	0.627	0.631
图像 3	0.641	0.628	0.604	0.665	**0.672**
图像 4	—	—	—	—	—
图像 5	—	—	—	—	—
图像 6	—	—	—	—	—
平均值	0.657	0.641	0.593	0.661	**0.671**

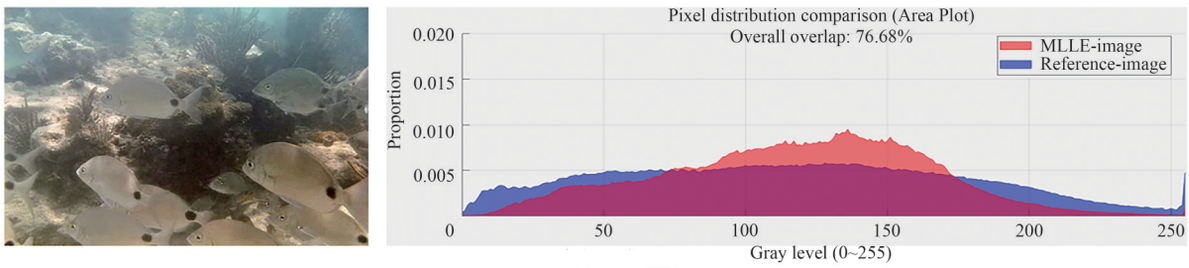
注：粗体数字表示最优值

他比较算法，做到了多维度上的均衡发展，在保持良好增强效果的同时为之后的水下目标检测、识别、分析任务提供了高质量图像支撑。

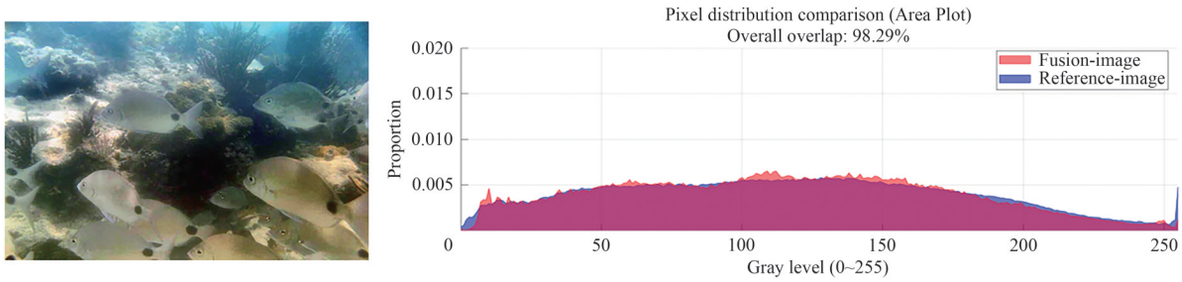
3.4　其他对比分析

本文通过像素分布检验、特征点检验、RGB颜色分布检验3种检验方法来评估本文算法增强性能。

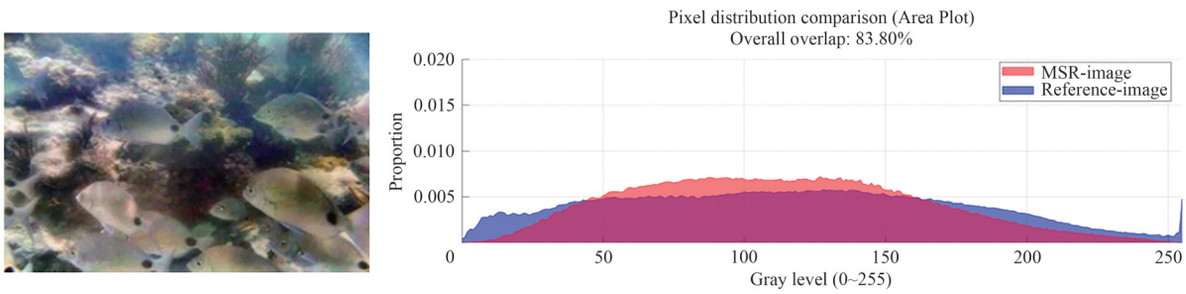
为证明算法的像素级恢复能力，在UIEB数据集中选取色偏严重、纹理模糊、对比度低的水下鱼群图像作为代表，如图3所示，对比各算法与



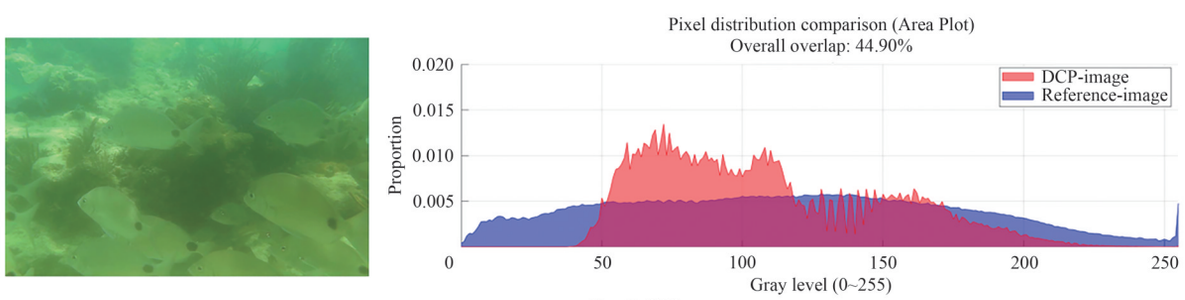
(a) MLLE算法
(a) MLLE



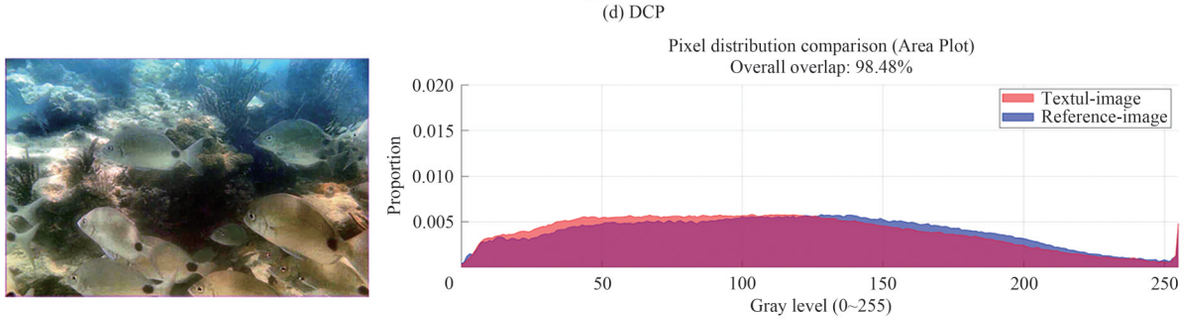
(b) Fusion算法
(b) Fusion



(c) MSR算法
(c) MSR



(d) DCP算法
(d) DCP



(e) 本文算法
(e) Our algorithm

图 3 UIEB 数据集中不同算法增强图像及其与参考图像像素分布对比图

Fig. 3 Enhanced images by different algorithms in the UIEB data set and their pixel distribution comparison with reference image

参考图像的像素分布，其中蓝色代表参考图像素分布，红色代表各算法增强图像素分布。经过比较，MLLE、Fusion、MSR、DCP算法与参考图像素分布相似率分别为76.68%、98.29%、83.80%、44.90%。而本文算法相似度达到98.48%，说明本文算法有极强的像素恢复能力，也证明本文算法能还原最真实的色彩与细节，保证了图像增强结果的自然舒适度。

为了检测图像细节还原效果，使用尺度不变特征转换算法（scale-invariant feature transform，SIFT）在RUIE数据集中检测增强图像特征点数量。如图4所示，本文算法检测出的特征点数量最高，直接说明本文算法还原细节、纹理增强的效果更好，所得到的图像具有更丰富的视觉效果。同时，这也暗示本文算法增强图像可以更好地为图像匹配、三维重建等任务提供支持。

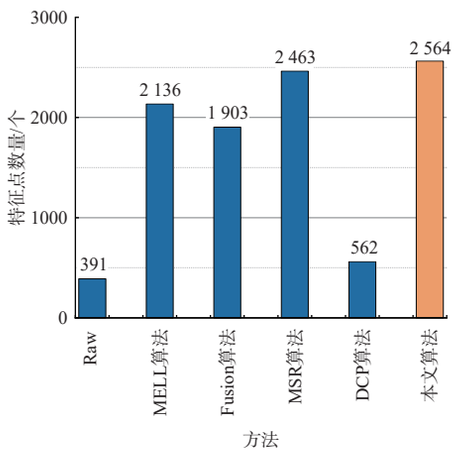


图4　RUIE数据集特征点数平均匹配数量统计

Fig. 4　Statistics on the average number of feature point matches in the RUIE data set

为了验证算法的颜色平衡能力，在数据集EUVP上对增强后图像的RGB通道颜色分布进行量化统计和可视化分析，如图5所示。通过计算各算法与参考图红、绿、蓝3个通道的颜色分布占比可知，MLLE、Fusion、MSR、DCP算法总体相似率为94.81%、94.39%、93.24%、72.38%，本文算法的总体相似率可以高达95.45%，从数据上直观地证明了本文算法在还原色彩效果、保真程度上优于对比方法，同时说明本文算法结果更符合自然图像的统计规律。

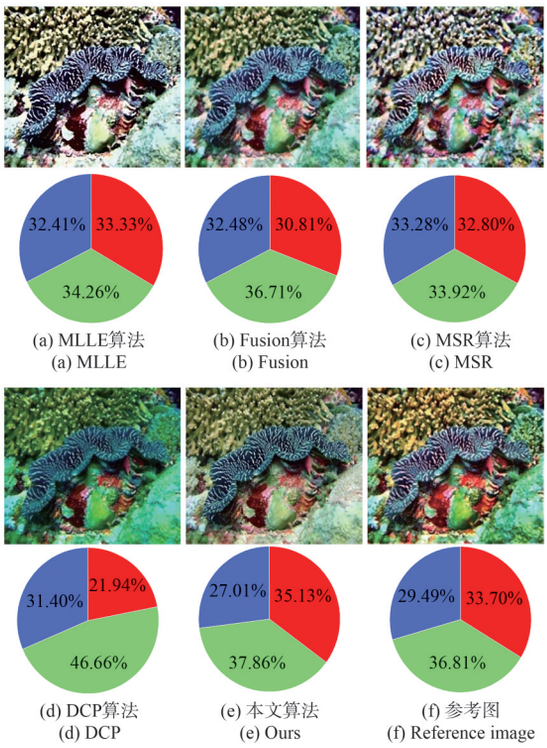


图5　EUVP数据集各算法的增强图像与其对应的RGB通道色彩分布图

Fig. 5　Enhanced images of various algorithms and their corresponding RGB channel color distribution maps on the EUVP data

3.5　实际验证分析

为进一步验证实际水中图像增强效果，本文进行了标准色卡测试，如图6所示，与左上角标准色卡相比，MLLE算法颜色模糊；Fusion算法颜

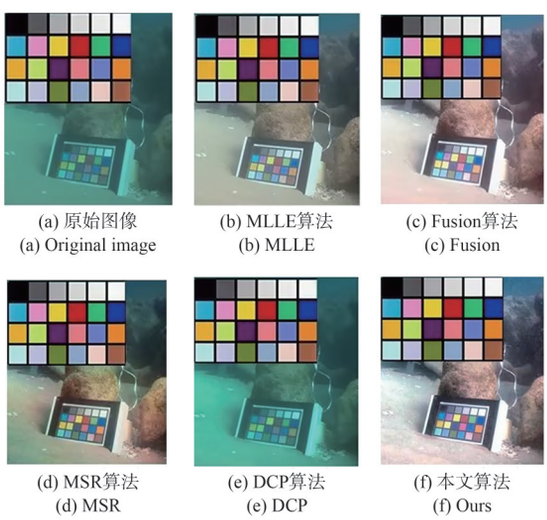


图6　标准色卡测试对比图

Fig. 6　Comparison of standard color card tests

色曝光;MSR、DCP算法有色偏,颜色暗;本文算法颜色鲜艳,与标准色卡更贴合。

3.6 消融实验

本文的消融实验旨在验证每个模块的贡献。将暗通道先验模块、自适应伽马校正模块、限制对比度自适应直方图均衡化模块在RUIE数据集上依次进行消融,从定量和定性两方面考虑了各个模块对强化效果的影响。如表4所示,消融任何模块后UCIQE、UIQM的值均降低,说明图像色彩、对比度均变差,也证明了以上3个模块对图像质量提升的重要作用,说明模块之间的密切协作是提高增强性能的根本原因。

表4 RUIE数据集上关键模块消融实验定量对比分析

Tab. 4 Quantitative comparative analysis of key module ablation study on the RUIE data set

模块	方法1	方法2	方法3	方法4
暗通道先验		√	√	√
自适应伽马矫正	√		√	√
限制对比度自适应直方图	√	√		√
UCIQE	0.607	0.420	0.499	**0.615**
UIQM	4.030	3.873	2.867	**4.093**

注:粗体数字表示最优值

4 结 论

本文提出了一种霜冰优化算法和多尺度信息融合的水下图像增强算法,设置双输入通道分别处理图像,再根据权重和金字塔策略统一融合,用于改善水下图像颜色失真、对比度低、细节模糊等问题。根据测试多个数据集所取得的实验结果可以看出,本算法的UIQM、UCIQE和SSIM平均值分别可达4.598、0.633和0.671,同时在像素色彩恢复和特征点提取上均明显高于其他算法,验证了本文算法针对水下退化图像在图像色彩、兼顾全局的对比度、局部细节的矫正方面取得较好的效果,为下一步实际水下目标检测、识别等任务打下了视觉数据基础。

参 考 文 献:

[1] 柳翠寅,陈元帅,敬腾匀,等. 自适应色彩补偿和多尺度融合的水下图像增强[J]. 光学 精密工程,2025,33(5):802-817.
LIU C Y, CHEN Y S, JING T Y, *et al*. Adaptive color compensation and multi-scale fusion for underwater image enhancement [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(5): 802-817. (in Chinese)

[2] 王驰,沈晨,黄庆,等. 夜间动物图像自监督学习增强与检测方法[J]. 中国光学(中英文),2024,17(5):1087-1097.
WANG C, SHEN C, HUANG Q, *et al*. Self-supervised learning enhancement and detection methods for nocturnal animal images [J]. *Chinese Optics*, 2024, 17(5): 1087-1097. (in Chinese)

[3] 姚婷婷,冯子豪,肇恒鑫. 融合域迁移和注意力机制的水下图像增强[J]. 光学 精密工程,2025,33(2):298-310.
YAO T T, FENG Z H, ZHAO H X. Underwater image enhancement by integrating domain transfer and attention mechanisms [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(2): 298-310. (in Chinese)

[4] 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.

[5] PENG Y T, COSMAN P C. Underwater image restoration based on image blurriness and light absorption [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(4): 1579-1594.

[6] ZHANG H, GONG L X, LI X C, *et al*. An underwater imaging method of enhancement via multi-scale weighted fusion [J]. *Frontiers in Marine Science*, 2023, 10: 1150593.

[7] 陶洋,龚霁霆,周立群. 基于Retinex的可变注意力低照度水下图像增强[J]. 液晶与显示,2025,40(3):481-492.
TAO Y, GONG J T, ZHOU L Q. Variable attention low illumination underwater image enhancement based on Retinex [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2025, 40(3): 481-492. (in Chinese)

[8] LI X J, HOU G J, TAN L, *et al*. A hybrid framework for underwater image enhancement [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 197448-197462.

[9] MALATHI V, MANIKANDAN A. An enhancement of underwater images using DCP and CLAHE algorithm [J]. *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, 2019, 9(2): 2805-2813.

[10] 梁秀满,姚欣哲,刘振东,等. 基于改进颜色线模型的水下图像增强算法[J]. 液晶与显示,2024,39(10):1411-1420.
LIANG X M, YAO X Z, LIU Z D, *et al*. Underwater image enhancement algorithm based on improved color-line model [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2024, 39(10): 1411-1420. (in Chinese)

[11] 常志文,王立忠,梁晋,等. 基于图像块分解融合的水下标定图像增强[J]. 中国光学(中英文),2024,17(4):810-822.
CHANG Z W, WANG L Z, LIANG J, *et al*. Underwater calibration image enhancement based on image block decomposition and fusion [J]. *Chinese Optics*, 2024, 17(4): 810-822. (in Chinese)

[12] 吴庆玲,石强,杜永盛,等. 基于张量分解与非下采样Contourlet变换遥感图像增强[J]. 中国光学(中英文),2024,17(6):1307-1315.
WU Q L, SHI Q, DU Y S, *et al*. Remote-sensing image enhancement based on tensor decomposition and nonsubsampled Contourlet transform [J]. *Chinese Optics*, 2024, 17(6): 1307-1315. (in Chinese)

[13] SU H, ZHAO D, HEIDARI A A, *et al*. RIME: a physics-based optimization [J]. *Neurocomputing*, 2023, 532: 183-214.

[14] GARG D, GARG N K, KUMAR M. Underwater image enhancement using blending of CLAHE and percentile methodologies [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(20): 26545-26561.

[15] 黎克迅,高治军,刘健勇,等. 基于多输入融合的自适应水下图像增强模型[J]. 电子测量技术,2025,48(15):177-184.
LI K X, GAO Z J, LIU J Y, *et al*. Adaptive underwater image enhancement model based on multiple input fusion [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2025, 48(15): 177-184. (in Chinese)

[16] ANCUTI C, ANCUTI C O, HABER T, *et al*. Enhancing underwater images and videos by fusion [C]. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence: IEEE, 2012: 81-88.

[17] LIU R S, 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.

[18] ISLAM J, XIA Y Y, SATTAR J. Fast underwater image enhancement for improved visual perception [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(2): 3227-3234.

[19] 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.

[20] YANG M, SOWMYA A. An underwater color image quality evaluation metric [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(12): 6062-6071.

[21] HORÉ A, ZIOU D. Image quality metrics: PSNR vs. SSIM [C]//*Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition*. Istanbul: IEEE, 2010: 2366-2369.

作者简介:

张爱华,女,教授,2014年于哈尔滨工业大学获得博士学位,主要从事计算机视觉与模式识别方面的研究。E-mail: jsxinxi_zah@163.com

王　莹,女,硕士研究生,2024年于渤海大学获得学士学位,主要从事机器视觉、模式识别的研究。E-mail: 2024008050@bhu.edu.cn