

基于多输入融合的自适应水下图像增强模型^{*}

黎克迅 高治军 刘健勇 张萌 张稳舟

(沈阳建筑大学电气与控制工程学院 沈阳 110168)

摘要: 针对水下复杂环境中常见的低光照、颜色失真和模糊等图像退化问题,本文提出了一种基于多输入融合的图像增强模型。首先,通过融合白平衡处理的标准水下输入图像和对比度增强的降噪输入图像,利用图像退化信息,仅依赖原始图像生成相应的权重,有效应对水下介质带来的限制性影响。然后设计了4种权重图,针对光散射和吸收导致的远处物体能见度下降问题进行优化,优化图像的整体视觉质量和细节表现力。最后,通过多尺度融合过程,模型在不同尺度上逐层融合特征,减少伪影并增强图像细节。实验结果表明,所提模型在UIEB、EUVP和RUIE数据集上,UCIQE、UIQM和信息熵的平均值分别为0.660 3、4.556 9、7.434 1,与其他典型及新颖算法相比,所提模型在色彩失真校正、丰富细节缺失、对比度增强、主观视觉判断方面均表现优异,验证了该方法在水下图像增强中的优越性和鲁棒性。

关键词: 水下图像处理;多尺度融合;权重设计;水下成像模型;拉普拉斯算子

中图分类号: TN911.73; TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Adaptive underwater image enhancement model based on multiple input fusion

Li Kexun Gao Zhijun Liu Jianyong Zhang Meng Zhang Wenzhou

(College of Electrical and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China)

Abstract: In response to common image degradation issues in underwater complex environments, such as low light, color distortion, and blurring, this paper proposes an image enhancement model based on multi-input fusion. First, by combining a standard underwater input image with white balance processing and a denoised input image with contrast enhancement, the model generates corresponding weights by utilizing image degradation information and relying solely on the original image to effectively address the restrictive effects of the underwater medium. Four types of weight maps are then designed to optimize the visibility of distant objects, which is affected by light scattering and absorption, thus improving the overall visual quality and detail representation of the image. Finally, through a multi-scale fusion process, the model progressively merges features at different scales, reducing artifacts and enhancing image details. Experimental results show that the proposed model achieves average values of 0.660 3 for UCIQE, 4.556 9 for UIQM, and 7.434 1 for information entropy on the UIEB, EUVP, and RUIE datasets. Compared with other typical and novel algorithms, the proposed model outperforms in color distortion correction, detail enrichment, contrast enhancement, and subjective visual judgment, validating its superiority and robustness in underwater image enhancement.

Keywords: underwater Image processing; Multi-Scale fusion; weight design; underwater imaging model; Laplacian operator

0 引言

海洋蕴含丰富而又无法充分开发的资源,由于智能学科的高速发展,水下机器人被广泛应用于海洋资源的研究领域,以满足对水下遗址的开发。水下图像质量增强是图像处理与机器视觉领域的关键方向,其研究目标是提升复

杂水下环境中采集图像的质量。而在水下环境中,光传播受吸收和散射效应的显著影响^[1],会导致颜色失真、模糊、对比度降低和光线不足^[2]等问题。

诸多学者对此提出了多种增强方法,基于非物理模型方法,王满利等^[3]提出了一种基于扩展大气散射模型(low image extend atmospheric scattering, LIEAS)的低光照图

像增强算法,将伽马校正、主成分分析(principal component analysis,PCA)融合以及亮通道逆大气光值估计相结合,该算法通过优化传输图和校正项,抑制图像过度增强和细节丢失,显著提升图像对比度和自然度。万俊霞等^[4]提出了一种基于图像分割和动态直方图均衡的电润湿显示器图像增强算法,结合 Otsu 和最大熵分割算法,提出了基于方差权重的分割方法,该算法将图像分割为背景区和目标区,针对不同区域重新分配直方图的动态范围,并分别均衡处理。

基于物理模型方法,朱开源等^[5]提出了一种基于在线增强和跨尺度特征重建的雾天目标检测方法(enhanced cross-scale feature reconstruction for foggy object detection, EC-RTDETR),集成在线去雾网络、轻量化特征提取网络、高效加性注意力模块及上下文引导跨尺度特征融合模块。杜道平等^[6]提出了一种改进暗通道的水下图像复原算法,结合梯度图和通道差构建深度图,获取全局环境光,通过平衡衰减的暗通道优化透射图,并使用改进的白平衡算法校正色偏。

基于深度学习方法,Huang 等^[7]提出了一种基于深度感知的水下图像增强方法,采用多尺度输入输出框架,并设计了交叉 Transformer 模块来引导不同阶段特征的交互学习,特别增强了对细节退化区域的关注,还设计了一个特征补充模块,用于弥补深度网络中的信息损失,从而有效增强了水下图像的可视性。丁元明等^[8]提出了一种基于生成对抗网络(generative adversarial network,GAN)的水下图像增强算法,结合 U-Net 特征提取和改进的白平衡算法。该方法通过特征融合改善图像偏色,采用 SSIM 和 L1 损失函数的线性组合优化网络性能。Guo 等^[9]基于多尺度密集生成对抗网络的水下图像增强方法,通过在生成器中引入残差多尺度密集模块,结合多尺度特征提取、密集连接和残差学习提升网络性能,判别器采用光谱归一化技术稳定训练,并使用非饱和 GAN 损失函数结合 L1 损失和梯度损失以

优化图像特征。Xu 等^[10]提出了一种基于图神经网络的融合模型(fusion model based on graph neural network, FUGN),用于水下图像增强。该方法将卷积神经网络和图神经网络结合起来,充分发挥卷积神经网络(convolutional neural networks,CNN)在局部特征提取方面的优势,同时利用 GNN 捕捉长距离的全局上下文信息,克服了传统 CNN 方法在处理长距离特征时的局限性。FUGN 通过将图像划分为多个块,并使用 Sobel 算子和高斯模糊算子计算这些块之间的相似性,构建图的邻接矩阵,从而实现了更精确的图像增强效果。

然而,由于水下环境的复杂性,这些方法通常难以适应各种情境。为了解决复杂水下成像过程中颜色失真与细节丢失等问题,本文提出了一种基于多输入融合的复杂水下图像模型。首先,采用第一输入白平衡处理图像恢复自然色彩,第二输入进行对比度增强突出细节;然后,定义 4 种权重,各个强调图像不同特征,通过归一化确保融合的平衡性;最后,进行多尺度融合,输入图像通过拉普拉斯金字塔分解提取多尺度特征,权重图通过高斯金字塔进行平滑处理,不同尺度上逐层融合,重建最终输出的增强图像。

1 多输入融合图像增强模型

针对水下图像存在色偏、模糊和低亮度等多种图像退化问题,本文模型采用融合方法,充分挖掘图像退化的特征信息,且仅依靠原始图像生成相应的权重指标,从而有效克服水下环境所带来的限制性影响。

本文定义了两个输入,模型流程如图 1 所示,一个是经过颜色校正的标准版本;另一个是对比度增强版本。此外,本文还设计了 4 种权重图,针对光散射和吸收导致的远处物体能见度下降问题进行优化,从而显著提升图像的整体视觉质量和细节表现力。

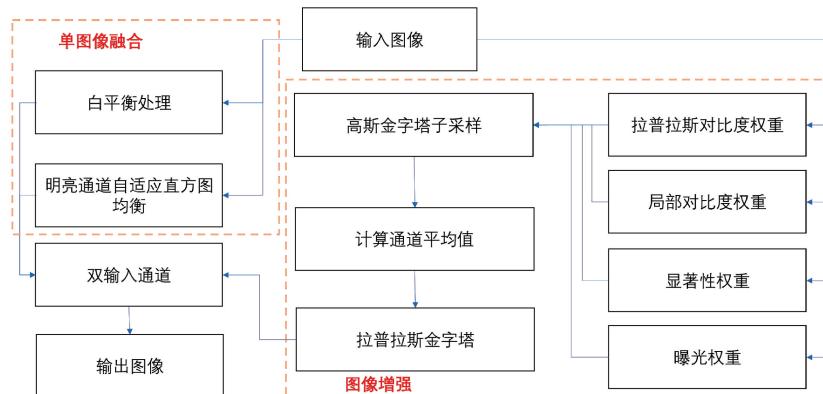


图 1 多输入融合图像增强模型策略图

Fig. 1 Multi-input fusion image enhancement model strategy diagram

1.1 融合过程输入的设计

在应用融合算法时,获得最终结果的良好可见性关键在于通过定制化的输入和权重进行有效表示。为了更有

效地处理水下场景并应对退化图像的挑战,本文聚焦于单一退化图像的处理。因此,当结果的每个部分在至少一个输入图像中展现出理想特性时,通过融合方法生成的结果

能够达到预期的视觉质量。

在本文的单图像融合方法中,融合过程的两个输入均来源于原始退化图像。与复杂的场景物理模型不同,增强方案没有依赖现有的物理模型推导输入,因为这些模型通常过于复杂且难以实际应用。相反,本文采用了更简单且高效的输入策略。第 1 个输入是经过颜色校正的图像版本,而第 2 个输入是对降噪处理后的水下图像进行对比度增强的结果。

1) 基于白平衡输入的优化

针对第 1 个输入,本文采用白平衡技术进行处理,旨在消除由不同光源引起的不必要的偏色。然而,在水深超过 30 英尺的环境中,白平衡效果会受到显著限制,因为部分光谱已经被水体吸收。由于光在水下介质中的传播能力较差,水下场景通常存在对比度不足的问题,这进一步影



图 2 水下色偏图像及其对应直方图

Fig. 2 Underwater color cast images and their corresponding histograms

2) 基于动态滤波和 CLAHE 的优化

针对水下环境中的杂质和特殊光照条件,水下图像常常伴随较高的噪声。为了保留图像边缘的同时去除噪声,采用双边滤波器是一种非迭代的边缘保持平滑滤波器。其公式为:

$$J_s = \frac{1}{k(s)} \sum_{p \in \Omega} f(p-s, \sigma_f) g(D(p, s), \sigma_g) I_p \quad (2)$$

其中, $D(p, s) = I_p - I_s$ 表示像素强度差, $k(s)$ 为归一化因子,且和是高斯核函数。然而,双边滤波器并不能保证时间一致性。针对动态场景,本文在白平衡图像上应用时间双边滤波策略,减少噪声并平滑帧,同时保持时间一

响了图像的清晰度和细节表现。

在本文的融合算法中,光照值是基于场景的平衡亮度进行计算,并通过参数调整来优化图像的亮度和对比度。

$$\mu_t = 0.5 + \lambda \mu_{ref} \quad (1)$$

其中,平均颜色 μ_{ref} 用于估算光源颜色,这是一种基于 Gray-World^[11]假设的常见方法,可通过 Minkowski 范数在 $p=1$ 时计算得到。为了合理分配参数 λ ,本文分析了颜色直方图的密度与分布。当检测到的颜色集合较少时, λ 的值较高;在 $[0, 0.5]$ 范围内, λ 的值与颜色数量成反比递减。通常,默认值 0.2 能生成视觉上令人满意的结果,如图 2 所示,因为大多数水下图像的颜色分布相对均匀。

尽管方法简洁,但白平衡策略能有效消除偏色,同时恢复图像中的白色和灰色区域,使输出效果更加自然。

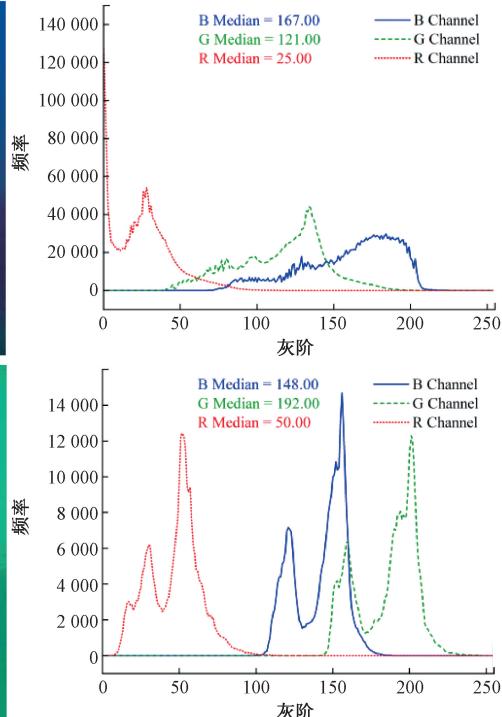


图 2 水下色偏图像及其对应直方图

Fig. 2 Underwater color cast images and their corresponding histograms

致性。为进一步优化,计算小空间邻域的平方差和(sum of squared differences, SSD),公式为:

$$D(p, s) = \sum_{x, y \in \phi} \Gamma(x, y) (I_p - I_s) \quad (3)$$

较大的邻域尺寸(如 3×3 或 5×5)有助于降低单像素噪声影响。在融合框架中,第 2 个输入基于降噪和颜色校正后的图像,通过局部自适应直方图均衡化(contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE)来增强对比度。

1.2 融合权重设计

权重设计是水下图像增强过程中至关重要的一环,旨

在根据恢复图像的预期外观,灵活分配不同区域的权重值,确保融合结果既自然又细腻。由于图像恢复过程与颜色外观紧密相关,单纯通过简单的每像素混合难以有效整合显著性特征、局部和全局对比度以及曝光等信息,并且可能引入伪影。因此,本文设计了 4 种权重融合,拉普拉斯对比度权重突出图像的边缘和细节,局部对比度权重通过增强像素与周围邻域的差异提高细节的可见性,显著性权重强调图像中的重要区域,而曝光权重则保护图像的亮度分布,避免过曝或欠曝。通过合理的权重分配,可以有效提升图像的整体质量,尤其是在复杂水下环境下。

权重分布图如图 3 所示,横轴和纵轴分别表示图像的宽度(Width)和高度(Height)。整个图像被划分为多个小区域,每个单元格中的数字表示对应区域的权重大小。

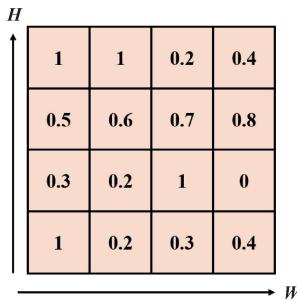


图 3 加权图

Fig. 3 Weighting chart

拉普拉斯权重可以有效强调图像中的边缘和纹理细节,使融合结果更加清晰。

$$W_L(x, y) = |\nabla^2 I_k(x, y)| \quad (4)$$

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

局部对比度权重通过衡量每个像素值与其邻域平均值之间的差异,增强局部对比效果。它主要突出图像中高光和暗影部分的细节,使邻近结构间的层次感更加分明。

$$W_{LC}(x, y) = |I_k(x, y) - I_k^{\omega_{hc}}(x, y)| \quad (5)$$

其中, $I_k^{\omega_{hc}}$ 是像素亮度值的低通滤波版本,采用 5×5 卷积核进行平滑处理, ω_{hc} 是高频截断值(通常为 $\pi/2.75$)。

显著性权重用于突出水下场景中不易被注意的目标区域,通过检测图像的显著性特征,增强融合图像中目标物体的存在感。

$$W_s(x, y) = |I_k(x, y) - I_k^{\text{avg}}| \quad (6)$$

其中, I_k^{avg} 为图像的全局平均亮度值, $|I_k(x, y) - I_k^{\text{avg}}|$ 表示像素与全局平均亮度之间的对比程度。显著性权重优先强调高对比区域,突出背景与目标的差异。

曝光权重用于衡量像素的曝光水平,保护中间亮度区域,使融合结果既不过曝也不过暗。它通过高斯分布模型计算像素的曝光度。

$$W_E(x, y) = \exp\left(-\frac{(I_k(x, y) - 0.5)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

其中, $I_k(x, y)$ 是像素亮度值, $\sigma = 0.25$ 为高斯分布的标准差。亮度值接近 0.5 的像素会获得更高的权重,避免极端亮度值对融合结果的负面影响。

为保证权重的平衡,最终对所有权重进行归一化处理:

$$\bar{W}^k(x, y) = \frac{W^k(x, y)}{\sum_{k=1}^K W^k(x, y)} \quad (8)$$

其中, k 表示不同的权重类型 (W_L, W_{LC}, W_s, W_E), 每个像素位置的权重和为 1, 确保权重在融合过程中的相对平衡。

1.3 多尺度融合过程

增强后的图像 $R(x, y)$ 是通过将定义的输入与每个像素位置的权重进行融合计算得到的。

$$R(x, y) = \sum_{k=1}^K \bar{W}^k(x, y) I_k(x, y) \quad (9)$$

其中, I_k 表示第 k 个输入(在本文中 $k=2$), \bar{W} 为归一化后的权重图。归一化过程保证每个像素位置的权重和为 1, 从而在融合过程中维持不同权重的比例关系。然而,直接使用这一朴素融合方法可能会引入不希望的晕影或伪影。

为了克服这一问题,提出了融合策略。这种方法能够在不同尺度上分别处理图像特性,从而有效减少伪影,增强细节表现,同时保持整体自然性。具体过程如下:

1) 拉普拉斯分解

每个输入图像首先通过拉普拉斯金字塔分解成多个尺度的准带通版本。具体而言,输入图像首先进行高斯核卷积,生成低通滤波版本,随后计算原始图像与低通滤波图像之间的差值。通过这种逐层迭代的方式,提取出不同频率的细节特征,最终形成拉普拉斯金字塔,如图 4 所示。

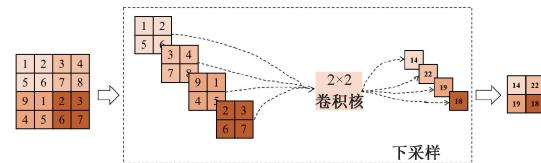


图 4 拉普拉斯金字塔

Fig. 4 The Laplacian pyramid

在水下图像增强过程中,拉普拉斯金字塔不仅能够突出图像的高频信息,还能够避免直接操作原始图像带来的伪影问题。在多尺度融合中,低频部分保持整体结构,而高频部分增强细节,使得最终图像更加清晰自然。

2) 高斯分解

与输入图像类似,每个权重图也通过高斯金字塔分解处理成多尺度版本。高斯分解对权重图进行平滑处理,减少了权重图在边界处的剧烈变化,从而避免在融合过程中引入伪影。

高斯分解将复杂得数据拟合为多个这样得高斯函数的线性组合:

$$F(x) = \sum_{i=1}^n A_i \cdot \exp\left(-\frac{(x - \mu_i)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

其中, A 为高斯函数的幅度, 决定曲线的高度; μ 为均值, 决定高斯曲线的中心位置; σ 为标准差, 控制曲线的宽度。

3) 逐层融合

在拉普拉斯金字塔和高斯金字塔的每一层, 分别对输入图像和权重图进行融合。

$$R_l(x, y) = G_k \{ \bar{W}^k(x, y) \} L_l \{ I_k(x, y) \} \quad (11)$$

其中, L_l 和 G_k 分别表示输入和权重图在第 l 层的拉普拉斯和高斯分解。

逐层融合的过程有效地结合了不同尺度上的细节信息和权重分布, 使得最终结果在多个层面上都表现出较高的清晰度和对比度。通过自底向上的叠加重建所有层的融合结果, 得到最终增强的图像。确保了融合后的图像不仅能保留高频细节, 还能在全局范围内呈现自然的亮度和对比分布。

2 实验结果与分析

为了对水下复杂成像在本文模型上进行应用研究, 在 UIEB^[12]、EUVP^[13] 和 RUIE^[14] 数据集上将模型与 UIEB (underwater image enhancement benchmark)、 L^2 UWE (low-light underwater image enhancer)^[15]、Cycgan (unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks)^[16]、GDCP (very deep convolutional networks for large-scale image recognition)^[17] 和 Fusion (color balance and fusion for underwater image enhancement)^[18] 算法进行对比试验。采用视觉主观评估和客观评价方法, 对实验结果进行综合细致的分析评价。

在 UIEB-test 数据集中选取 1 幅具有代表性的困难样

本输入至模型中, 生成增强后的图像, 如图 5 所示。通过可视化效果可以直观察到, 增强后的图像在整体清晰度、对比度以及细节还原方面都有显著改善。同时, 图像颜色的自然性得到了较好的恢复, 原本因散射和吸收导致的模糊感和偏色问题也得到了有效解决。

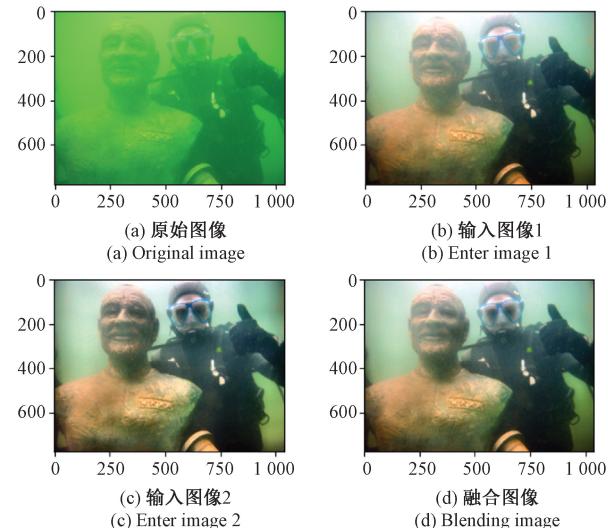


图 5 模型可视化

Fig. 5 Model visualization

2.1 主观评价

图 6 为原始图像与每个算法增强对比图, UIEB 算法细节有所丢失。 L^2 UWE 算法在物理模型上未考虑到色彩恢复的问题, 虽然提高了图像的色彩对比度, 但增强后的效果加剧了蓝绿色偏问题。

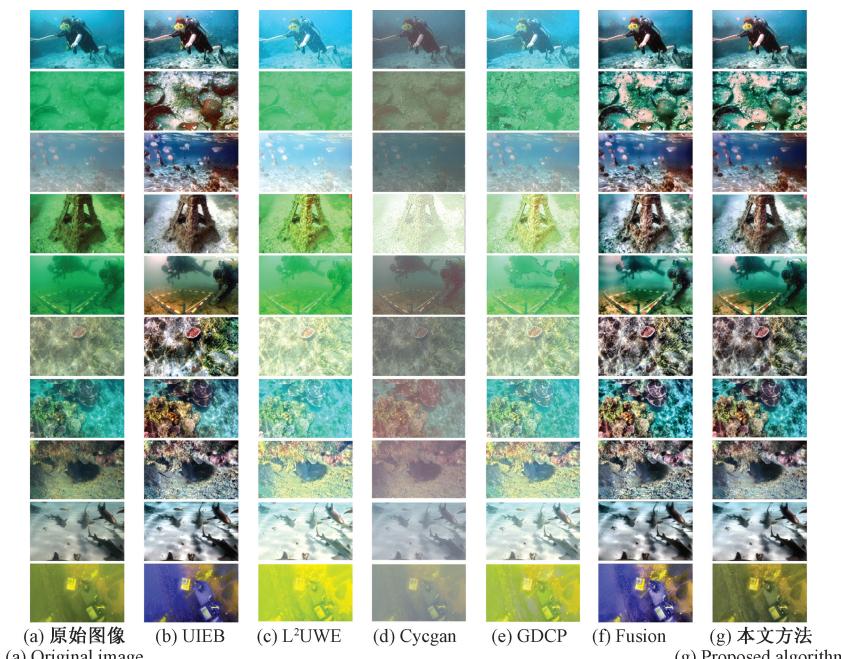


图 6 原始图像与各算法增强结果对比图

Fig. 6 Comparison chart of original images and enhancement results of various algorithms

2.2 客观评价

Cycgan 算法对于退化程度严重的水下泛绿图像效果较差,且会扩大不均匀光照的范围。GDCP 算法对退化图像的色偏、色弱问题都有了较大程度地改善,但图像中一部分物体的清晰度有些许降低。Fusion^[18] 算法虽然有较好的去雾效果,但是部分图片还存在色偏无法改善。本文提出的算法在颜色校正、对比度与细节强化和局部亮度调节等方面均展现出更优越的性能,颜色恢复更加贴近自然,显著提升了图像的可观性。

水下图像质量的评估是图像处理的重要环节,常用的评价指标包括水下彩色图像质量评估 (underwater color image quality evaluation, UCIQE)^[19] 和水下图像质量测量 (underwater image quality measurement, UIQM)^[20]、信息

熵 (information entropy, IE)^[21], 将以这些指标对各算法进行客观评价。其中, UCIQE 综合评估图像色调、饱和度和清晰度, UCIQE 分数越高代表图像在色彩和细节方面表现更好。UIQM 能够表现图像在水下的色彩真实性、细节清晰度和整体对比度, UIQM 分数越高表示在这些方面表现更加优秀。IE 评估图像的复杂以及细节程度, 分数越大表示图像细节更加丰富。

分别对上述算法进行处理的随机十张图像客观评价指标 UCIQE、UIQM、IE, 计算结果分别如表 1、2、3 所示。可以看出, 本文模型的 UCIQE 平均值、UIQM 平均值、IE 平均值表现最好, 可以看出本文模型在增强后图像的色调、清晰度、细节方面和整体对比度等方面具有优势。

表 1 水下彩色图像质量评估

Table 1 Underwater color image quality evaluation (UCIQE)

方法	图像 1	图像 2	图像 3	图像 4	图像 5	图像 6	图像 7	图像 8	图像 9	图像 10	平均值
UIEB	0.470 1	0.454 4	0.465 2	0.437 6	0.440 3	0.485 5	0.493 3	0.439 3	0.402 6	0.331 2	0.441 9
L ² UWE	0.499 3	0.459 2	0.379 0	0.537 3	0.365 0	0.386 1	0.430 2	0.403 6	0.303 4	0.330 5	0.409 4
Cycgan	0.515 0	0.438 7	0.465 3	0.382 0	0.541 9	0.457 4	0.561 2	0.582 1	0.411 3	0.422 9	0.477 8
GDCP	0.525 2	0.556 1	0.534 6	0.461 3	0.522 1	0.408 2	0.523 4	0.502 6	0.454 0	0.508 1	0.499 6
Fusion	0.647 1	0.681 4	0.654 2	0.639 0	0.675 5	0.633 4	0.662 0	0.610 2	0.596 3	0.684 6	0.648 4
本文方法	0.676 2	0.681 0	0.651 3	0.643 6	0.670 1	0.665 2	0.700 1	0.624 2	0.596 5	0.695 0	0.660 3

表 2 水下图像质量测量

Table 2 Underwater image quality measurement (UIQM)

方法	图像 1	图像 2	图像 3	图像 4	图像 5	图像 6	图像 7	图像 8	图像 9	图像 10	平均值
UIEB	4.071 8	3.509 8	4.958 2	4.083 2	4.895 6	2.489 3	4.896 5	4.378 6	4.187 4	2.094 3	3.956 5
L ² UWE	5.209 1	3.183 2	4.567 8	3.298 1	4.393 8	3.056 4	4.298 3	4.548 9	4.745 8	3.068 1	4.036 9
Cycgan	5.419 3	1.228 5	5.440 3	2.084 5	4.758 2	2.985 1	4.673 2	3.852 1	4.854 6	2.893 2	3.818 9
GDCP	4.964 2	2.829 4	4.674 3	2.815 3	3.982 1	2.372 0	3.345 2	4.982 1	3.128 9	2.189 3	3.528 3
Fusion	5.829 3	3.894 2	5.321 8	3.984 5	4.095 3	2.091 4	4.095 2	4.874 4	4.983 2	2.305 7	4.147 5
本文方法	5.567 8	3.945 2	4.985 4	4.018 3	5.289 1	3.948 3	4.096 7	4.782 1	5.071 2	3.865 0	4.556 9

表 3 信息熵

Table 3 Information entropy (IE)

方法	图像 1	图像 2	图像 3	图像 4	图像 5	图像 6	图像 7	图像 8	图像 9	图像 10	平均值
UIEB	7.374 2	7.437 8	7.918 2	7.109 3	7.483 9	7.079 4	7.849 3	7.237 9	7.230 9	7.010 3	7.373 1
L ² UWE	7.209 4	7.234 7	7.208 3	7.084 9	7.289 0	7.058 9	7.586 5	7.329 4	7.193 0	7.009 1	7.220 3
Cycgan	7.394 8	7.109 2	7.329 4	7.087 6	7.238 0	7.345 9	7.359 4	7.234 0	7.032 4	6.984 5	7.211 5
GDCP	7.023 8	7.345 9	7.120 9	7.290 3	7.458 9	7.394 8	7.102 9	7.340 8	6.932 5	6.843 3	7.185 4
Fusion	7.438 9	7.209 3	7.853 4	7.436 9	7.349 2	7.548 2	7.578 9	7.285 9	7.329 1	6.998 5	7.402 8
本文方法	7.238 9	7.247 9	7.847 3	7.458 9	7.523 9	7.238 9	7.685 4	7.347 9	7.548 7	7.102 9	7.434 1

3 结论

本文提出了一种基于多输入融合的水下图像增强模

型,有效解决了复杂水下环境中常见的低光照、颜色失真和模糊等图像退化问题。通过融合经过白平衡处理的标

对比度、局部对比度、显著性和曝光4种权重图,模型能够充分利用图像退化信息,实现对不同特征的精准增强。多尺度融合策略进一步提升了图像的细节表现力和整体视觉质量,减少了伪影的产生。实验结果在UIEB、EUVP和RUIE3个数据集上与6种现有方法的对比中,本文方法在主观视觉效果和客观评价指标(UIQM、UCIQE、IE)上均表现出显著优势,验证了其优越性和鲁棒性。该增强模型不仅提升了水下图像的可观性,还为水下目标识别、定位及其他基于水下视觉的科学研究提供了有力支持,具有广泛的应用前景。

参考文献

- [1] DENG X Y, WANG H G, LIU X. Underwater image enhancement based on removing light source color and dehazing[J]. IEEE Access, 2019, 7: 114297-114309.
- [2] HE X, LI J J, JIA T. Learning hybrid dynamic transformers for underwater image super-resolution[J]. Frontiers in Marine Science, 2024, 11: 1389553.
- [3] 王满利,陈冰冰,张长森.基于扩展大气散射模型的低光照图像增强算法[J].光子学报,2023,52(6):226-243.
- WANG M L, CHEN B B, ZHANG C H S. Low-light image enhancement via extend atmospheric scattering model[J]. Acta Photonica Sinica, 2023, 52 (6): 226-243.
- [4] 万俊霞,林珊玲,梅婷,等.基于图像分割和动态直方图均衡的电润湿显示器图像增强算法[J].光子学报,2022,51(2):240-250.
- WAN J X, LIN S H L, MEI T, et al. Image enhancement algorithm of electrowetting display based on image segmentation and dynamic histogram equalization[J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(2): 240-250.
- [5] 朱开源,吴佰靖,高德勇,等.基于在线增强和跨尺度特征重建的雾天目标检测[J/OL].计算机工程与应用,1-13[2025-02-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20241127.1741.010.html>.
- ZHU K Y, WU B J, GAO D Y, et al. Foggy target detection based on online enhancement and cross-scale feature reconstruction[J/OL]. Computer Engineering and Applications, 1-13[2025-02-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20241127.1741.010.html>.
- [6] 杜道平,李响,梁野,等.改进暗通道的水下图像复原算法[J].电子测量技术,2024,47(5):142-149.
- DU D P, LI X, LIANG Y, et al. Improved underwater image restoration algorithm based on the dark channel[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47 (5): 142-149.
- [7] HUANG ZH X, WANG X Y, XU CH P, et al. Underwater variable zoom: Depth-guided perception network for underwater image enhancement[J]. Expert Systems With Applications, 2025, 259: 125350.
- [8] 丁元明,刘苏睿,杨阳.基于生成对抗网络的水下图像增强[J].舰船科学技术,2023,45(22):143-147.
- DING Y M, LIU S R, YANG Y. Underwater image enhancement based on generative adversarial networks[J]. Ship Science and Technology, 2023, 45(22):143-147.
- [9] GUO Y C, LI H Y, ZHUANG P X. Underwater image enhancement using a multiscale dense generative adversarial network [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2019, 45(3): 862-870.
- [10] XU CH P, ZHOU W H, HUANG ZH X, et al. Fusion-based graph neural networks for synergistic underwater image enhancement [J]. Information Fusion, 2025, 117: 102857.
- [11] THAYER R L. Gray world, green heart: Technology, nature, and the sustainable landscape[M]. New York: Wiley (1st edition), 1994.
- [12] LI CH Y, GUO C, REN W Q, et al. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29: 4376-4389.
- [13] ZHANG W D, ZHUANG P X, SUN H H, et al. Underwater image enhancement via minimal color loss and locally adaptive contrast enhancement [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 31: 3997-4010.
- [14] LIU R SH, 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.
- [15] PENG Y T, CAO K M, COSMAN P C. Generalization of the dark channel prior for single image restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(6): 2856-2868.
- [16] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2223-2232.
- [17] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. ArXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.
- [18] ZHANG W D, WANG Y D, LI CH Y. Underwater image enhancement by attenuated color channel correction and detail preserved contrast enhancement [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2022, 47 (3):

718-735.

- [19] 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.

- [20] 蔡国源,牛玉广,刘雪菲,等.基于图像卷积变分自编码的电站锅炉燃烧稳定性评价方法[J].仪器仪表学报,2022,43(3):210-220.

CAI G Y, NIU Y G, LIU X F, et al. Combustion stability judgment of power plant boiler based on image convolutional variational auto-encoder[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022,43(3): 210-220.

- [21] 戴凤智,芦鹏,朱宇璇.基于多传感器的睡眠监测与评估系统设计[J].国外电子测量技术,2022,41(4):126-133.

DAI F ZH, LU P, ZHU Y X. Design of sleep

monitoring and evaluation system based on multi-sensor[J]. Foreign Electronic Measurement Technology , 2022,41(4):126-133.

作者简介

黎克迅,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、计算机视觉。

E-mail:likexun2001@163.com

高治军(通信作者),博士,教授,主要研究方向为智能信息感知与故障诊断、智慧建筑技术与应用。

E-mail:gzj@sjzu.edu.cn

刘健勇,硕士研究生,主要研究方向为城市固废焚烧过程主蒸汽流量混合预报控制。

E-mail:jyliu007@163.com

张萌,硕士研究生,主要研究方向为建筑火灾的应急疏散。

E-mail:2812388035@qq.com

张稳舟,硕士研究生,主要研究方向为三芯光子晶体光纤的光学特性及传感应用研究。

E-mail:ZhangWenzhou13940542313@163.com