

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2026)05-1324-26

论文引用格式: Luo H, Wen J B, Li Z J, Chen D S, Xi M, He J Y and Yang J C. 2026. A review of underwater image enhancement and restoration technology. Journal of Image and Graphics, 31(5):1324-1349(罗虎, 温家宝, 李政键, 陈德盛, 奚萌, 何景逸, 杨嘉琛. 2026. 水下图像增强与复原技术综述. 中国图象图形学报, 31(5):1324-1349)[DOI:10.11834/jig.250479]

水下图像增强与复原技术综述

罗虎, 温家宝*, 李政键, 陈德盛, 奚萌, 何景逸, 杨嘉琛

天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072

摘要: 水下图像处理因其在海洋生物学、地质勘探及军事侦察等领域的广泛应用而备受关注。视觉感知技术能够高密度地获取水下环境信息, 广泛应用于水下机器人救援、海底设施维护以及水下考古等任务。然而, 由于光在复杂水体介质中传播时存在的吸收与散射效应, 所获取的图像往往出现颜色失真、对比度下降和细节模糊等严重退化现象, 显著影响图像质量与可用性。尽管近年来研究人员致力于提升水下图像的视觉质量, 并提出了多种增强方法, 但目前仍缺乏对相关技术的系统化归纳与分类。本文从水下光学成像的退化机理出发, 深入分析光传播特性对成像质量的影响, 并系统回顾现有的水下图像增强与复原方法。以往文献在总结水下图像处理的传统复原与数据驱动方法时, 常忽视超分辨率重建技术这一重要方向, 在此基础上进一步引入该技术从而构建更完整的水下图像处理研究框架。通过梳理不同方法的发展脉络与技术特点, 旨在为该领域后续研究提供系统参考, 并为未来发展方向提出可行性建议。

关键词: 水下图像; 图像增强; 图像复原; 超分辨率(SR); 成像模型

A review of underwater image enhancement and restoration technology

Luo Hu, Wen Jiabao*, Li Zhengjian, Chen Desheng, Xi Meng, He Jingyi, Yang Jiachen

School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract: Underwater image processing has emerged as a rapidly growing research field owing to its broad range of applications in marine biology, geological exploration, underwater archaeology, and military reconnaissance. With the increasing deployment of autonomous underwater vehicles, remotely operated vehicles, and intelligent sensing platforms, the ability to acquire high-quality visual information from challenging aquatic environments has become a critical prerequisite for effective perception, navigation, and decision-making. However, underwater optical imaging remains an inherently ill-posed and complex problem, primarily because light propagation in water is severely affected by absorption, scattering, wavelength-dependent attenuation, and the presence of suspended particles. These effects jointly cause blurring, reduced contrast, severe color casts, and information loss, which significantly deteriorate the visual quality and the utility of underwater imagery for downstream tasks such as detection, recognition, mapping, and semantic understanding. Various enhancement and restoration techniques have been proposed over the past decade to address these degradation factors. Early research efforts were primarily grounded in physical imaging models that aimed to invert the underwater image forma-

收稿日期: 2025-10-13; 修回日期: 2026-01-14; 预印本日期: 2026-01-21

* 通信作者: 温家宝 Wen_Jiabao@tju.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目(62306211, 62403349, 62271345); 中国博士后科学基金项目(2023M742608); 中国博士后基金项目(GZC20231919, GZC20252290)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (62306211, 62403349, 62271345); China Postdoctoral Science Foundation (2023M742608); China Postdoctoral Fellowship Program of CPSF (GZC20231919, GZC20252290)

tion process by incorporating assumptions about water optics, scene depth, or color priors. Representative methods include dark channel prior-based models, wavelength compensation and image dehazing approaches, and polarization-based restoration. These physics-driven techniques provided valuable insights into the fundamental properties of underwater light transmission and served as the theoretical foundation for subsequent developments. However, such approaches often rely on strong assumptions that may not hold in diverse underwater conditions, leading to limited robustness and generalization. The advent of deep learning has brought a paradigm shift to the underwater image enhancement community. Convolutional neural networks (CNNs) have been widely adopted to learn direct mappings between degraded and enhanced images, leveraging large-scale training data to capture nonlinear relationships beyond handcrafted priors. Several landmark works, such as underwater image enhancement network (WaterNet) and underwater image enhancement CNN (UWCNN), demonstrated that CNN-based models could outperform traditional algorithms in objective metrics and subjective perception. To further address the lack of paired ground truth data—a critical bottleneck in supervised learning—researchers introduced generative adversarial networks (GANs) and domain adaptation strategies. Methods like fast and efficient underwater image enhancement model based on conditional GAN (FUnIE-GAN) and unsupervised generative network to enable real-time color correction of monocular underwater images (WaterGAN) exploited adversarial learning to generate realistic enhanced images without requiring pixel-perfect paired supervision. At the same time, semisupervised and self-supervised frameworks introduced perceptual and cycle-consistency losses to align the enhancement process with human visual preferences and cross-domain distributions. More recently, attention mechanisms and transformer architectures have been integrated into underwater image processing, reflecting the broader trend of vision transformers in computer vision. Transformer-based approaches excel at modeling long-range dependencies and global contextual information, which are particularly valuable in handling nonuniform lighting, scattering, and spatially varying color distortions in underwater imagery. Studies have reported that hybrid CNN-transformer designs or pure transformer-based pipelines can effectively balance local detail preservation with global contrast enhancement, yielding superior results across diverse datasets. In parallel, the emergence of diffusion models and frequency-domain learning further expanded the methodological landscape, offering new opportunities for capturing multiscale scattering effects and restoring fine structural details that are typically lost in conventional enhancement methods. Beyond enhancement and restoration, underwater image super-resolution (SR) has gained increasing attention as a complementary research direction. While most enhancement algorithms focus on improving contrast, color fidelity, and dehazing, SR techniques explicitly address resolution limitations caused by imaging sensors and environmental attenuation. By reconstructing high-resolution representations from low-resolution inputs, SR models improve the visibility of small-scale details and textures, which are crucial for scientific analysis and object recognition. Although earlier surveys seldom treated SR as a core category in underwater imaging, recent works have shown its significant potential and practical importance, particularly when combined with enhancement networks in a unified framework. Evaluation of underwater image processing methods is another critical challenge. Standard image quality assessment metrics such as peak signal-to-noise ratio (PSNR) and structural similarity index measure (SSIM) are not always reliable in reflecting perceptual quality in underwater conditions. Domain-specific no-reference metrics, including the underwater image quality measure and the underwater color image quality evaluation, have been proposed to address this gap. More recent learning-driven metrics incorporate perceptual similarity networks or subjective human ratings to better correlate with visual realism and task performance. However, establishing universally accepted benchmarks remains an open problem given the subjective nature of visual quality and the variability of underwater environments. The availability of datasets has played a pivotal role in enabling the development and benchmarking of learning-based methods. Over the past decade, a number of representative datasets, ranging from synthetic datasets like WaterGAN-generated images to real-world collections such as underwater image enhancement benchmark dataset (UIEB), enhancing underwater visual perception (EUVP), UFO-120, and USR-248, have been released. Each dataset emphasizes different aspects, including paired/unpaired structure, subjective annotations, or application-specific degradations, collectively enriching the diversity of evaluation resources. Nonetheless, challenges such as limited scale, diversity, and alignment with real-world operational needs continue to hinder progress, motivating the development of larger, more representative datasets in the coming years.

Key words: underwater image; image enhancement; image restoration; super-resolution (SR); imaging model

0 引言

海洋覆盖了地球约70%的面积,在海底蕴藏着丰富的石油、天然气、磷、硫等重要矿产资源(Evans等,2021),有效勘探与开发利用这些海洋资源已成为世界各国关注的战略焦点。高质量的水下图像与视频数据,为深入了解海洋、利用海洋提供了最直观的信息来源。在此背景下,研究水下成像技术对于探索海洋资源、进行海洋生态研究(Le等,2025)、深海设施维护(Xu等,2025)和水下考古(Joseph等,2025)等领域具有重要意义。

然而,实际水下作业环境对光学成像构成了诸多严峻挑战,如图1所示。例如在浑浊的水域中,存在大量有机生物杂质与无机悬浮颗粒。水体中的杂质颗粒会导致光线在水中传输时发生严重的散射效应。散射会改变光线的传播路径,使得成像系统接收到的目标反射光信号被严重干扰的杂散光所淹没,显著降低图像的信噪比和清晰度,甚至导致图像细节完全丢失(陈龙和丁丹丹,2022)。此外深水环境中虽然水质较为清澈,没有太多的颗粒杂质,但由于光照条件不足,仪器接收的有效目标光信息受到极大限制。根据光的波长选择性吸收理论(周玲等,2025),光在水中传播时,波长较长的红光和橙光在水中衰减最快,而蓝绿光的衰减系数相对较小,穿透能力更强。因此,在缺乏人工补光的中远距离成像中,水下图像常整体偏向蓝绿色调。为了增加水下成像范围,经常使用人工光源。然而,这又可能带来非均匀照明问题,如图像中心区域过曝形成亮斑或引入多余的镜面反射伪影(Mi等,2025;Zhang等,2023b)。

复杂的水下环境会显著影响光信息在水下的传输,导致图像严重失真。例如目标特征模糊、对比度降低以及色彩失真等问题,导致图像中的目标特征难以识别,给后续的目标检测、分割(Chen等,2024b)带来严峻挑战。为了解决增强与检测双重目标之间的矛盾,Fu等人(2023)提出DPNet(dual perception network),一个联合感知学习框架,实现了视觉质量和检测准确率的双重提升,在UEDB(underwater enhancement detection benchmark)数据集上DPNet的平均精度均值(mean average precision, mAP)达到了43.7%,比通用检测器RetinaNet高9.7%,比



图1 水下图像处理面临的挑战

Fig. 1 Challenges faced by underwater image processing

水下检测器CSAM(channel sharpening attention model)高8.4%。Liu等人(2024b)提出了轻量级的UnitModule(lightweight joint image enhancement module),无需额外数据集,通过无监督联合训练,可使YOLOv5-S(you only look once)模型在DUO(detecting underwater objects)数据集上的AP指标提升约2.6%,在URPC(underwater robot professional contest)测试集上提升3.3%。还有研究直接将增强作为预处理加入检测架构中。例如,一项基于YOLOv5的改进检测框架结合了最小色差损失和局部自适应对比度增强技术(Zhang等,2023a)。该方法在URPC2019和URPC2020数据集上分别将mAP提高了3.8%和1.1%。综上所述,水下图像退化对检测任务的影响是显著的,而有效的增强或复原策略不仅可以恢复图像质量,还能显著提升检测模型的性能。

随着传感器、摄像头、水下机器人及相关设备的不断发展,深水探测能力也在持续提升。但上述光学挑战依然使得获取清晰、真实、高对比度的水下视觉数据面临巨大困难。因此,深入研究水下成像的退化机理,并发展有效的图像复原与增强算法,已成为推动海洋科学探索和工程应用发展的一个关键且富有挑战性的课题。图2所展示的多种典型水下图像退化情形,直观地揭示了这一领域问题的复杂性和亟待技术突破的必要性。

目前,关于水下图像增强与修复的研究成果有很多,但是这些研究往往仅适用于单一的水下场景。例如,Dai等人(2020)提出了一种由水下图像还原算

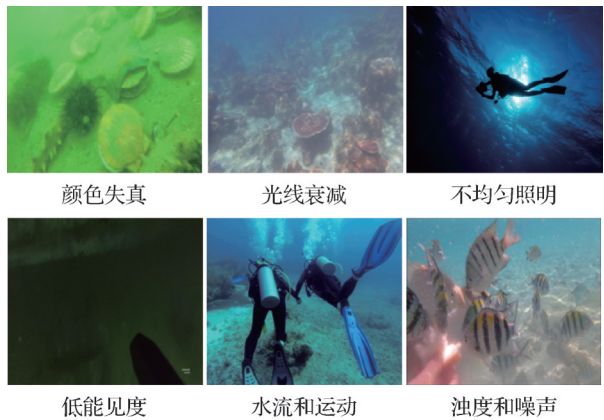


图2 水下图像退化类型

Fig. 2 Types of underwater image degradation

法和色彩平衡算法组成的混合水下图像处理方法, 能够有效地估计单个水下图像的透射图和背景光, 可应用于水下图像的还原, 但是不适用于昏暗的水下场景。王聪等人(2021)将梯度自适应的多尺度 Retinex (retina-cortex) 算法与动态 Gamma 校正算法结合, 最后融合对比度、显著性、饱和度、曝光度四权重得到最终增强图像的方法。该方法计算复杂度较高, 涉及多尺度滤波、引导滤波和自适应 Gamma 校正, 计算时间长。Sun 等人(2021)提出了一种基于强化学习的色彩矫正方法, 将单个水下图像处理过程转换为马尔可夫决策过程, 但该方法难以矫正色彩偏蓝的水下图像。Jian 等人(2021)则从更全面的视角探讨了水下光学处理技术, 涵盖图像去散射、图像降噪、图像修复以及水下视觉技术领域的未来趋势。当前水下视觉研究主要集中在实验池、湖泊、内陆河流等水质条件良好的场景。由于水下环境复杂多样, 各类水域存在显著差异, 鉴于大规模工程作业常在海上进行, 现有研究方法普遍缺乏足够的鲁棒性, 难以应对实际工程应用中的重大挑战。

尽管已有多篇综述回顾了水下图像增强与复原的发展脉络, 但其分类体系仍存在若干不足。首先, 现有综述普遍将方法划分为传统模型驱动方法与深度学习方法, 却较少将超分辨率重建技术纳入水下图像处理框架, 导致研究图谱存在不完整性; 其次, 方法分类与真实水下退化机理之间的关联往往不够明确, 难以帮助读者判断不同技术对色偏、散射、模糊和跨域退化等问题的适用性; 再次, 部分综述在数据集与评价体系的总结亦不够系统, 使读者难以进行方法间的横向对比。

鉴于此, 本文在综合现有研究基础上提出了更

完整、可解释性更强的分类框架, 如图 3 所示。1) 在传统增强和复原深度学习技术流派的基础上, 补充了以往综述中缺乏关注的水下图像超分辨率方向; 2) 结合水下光学退化机理, 进一步构建挑战导向的分类体系, 将方法按照其针对的核心退化问题, 如色偏与光照不均、低对比度与细节丢失、散射与模糊、跨域泛化与数据稀缺等进行系统归纳; 3) 通过将技术演化维度与退化挑战维度联合呈现, 使读者能够更直观地理解不同方法的适用场景、局限性及其在真实任务中的效果。

本文主要贡献如下: 1) 构建了架构和挑战双维度的分类体系: 区别于以往综述单一的分类标准, 本文创新性地建立了网络架构与退化挑战的二维映射图谱。通过系统归纳针对不同退化机理的专用算法, 为研究人员提供了从解决具体问题出发的快速索引路径, 显著增强了综述的实用性与可解释性。2) 填补了水下超分辨率的综述空白: 针对水下成像中高频细节严重丢失的痛点, 本文首次系统地将水下图像超分辨率纳入增强与复原的宏观框架。强调了分辨率提升在水下精细观测任务中的关键作用, 完善了水下图像处理的研究版图。3) 深度梳理了 Transformer 与扩散模型的前沿演进: 本文不仅覆盖了主流的卷积神经网络 (convolutional neural net-

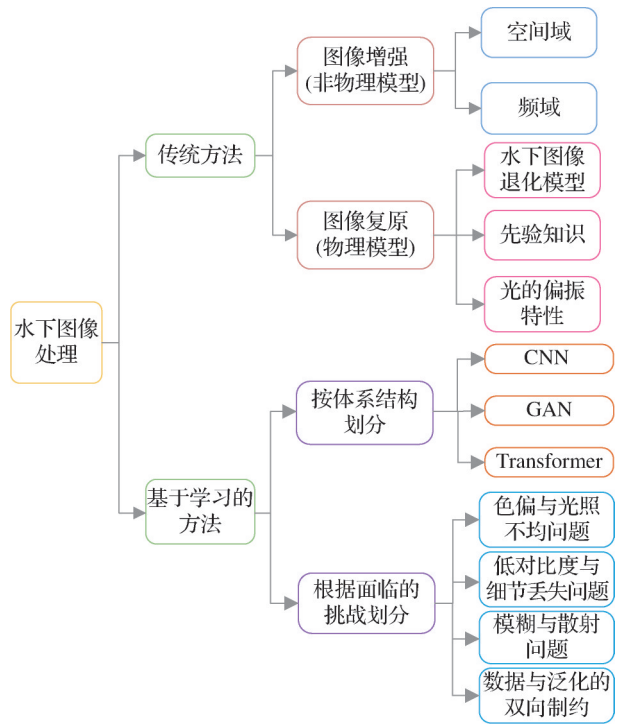


图3 水下图像处理方法分类

Fig. 3 Classification of underwater image processing methods

work, CNN)与生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)方法,而且介绍了Transformer与扩散模型在水下领域的发展脉络。特别是针对Transformer在长程依赖建模和扩散模型在纹理生成上的优势,进行了深入的机理分析与对比,为该领域的未来技术选型提供了前瞻性参考。4)系统整理数据集与评价指标。本文详细总结了发布的典型水下图像数据集,并从年份、规模以及任务适用性等维度进行对比分析。

1 传统水下图像处理方法

1.1 图像增强

1.1.1 空间域

空间域图像增强是数字图像处理中的核心技术,它直接对图像像素进行操作,旨在改善图像的视觉效果。

1)基于直方图的增强方法。直方图均衡化是一类通过调整图像灰度值的分布,通过累积分布函数将灰度分布映射为均匀分布,使灰度级更均匀地覆盖整个动态范围,从而增强图像对比度的算法(Kaur等,2011)。根据处理范围和优化目标的不同,主要分为以下几类:经典直方图均衡化(global histogram equalization, GHE)是最基础的直方图均衡化方法,针对整幅图像的全局灰度分布进行处理,计算简单,能显著提升全局对比度,适用于灰度集中在窄区间的暗图或低对比图,但是全局调整忽略局部细节,可能导致局部过曝或细节丢失,例如大面积明亮区域的细节会被压缩。自适应直方图均衡化(adaptive histogram equalization, AHE)为解决经典HE全局调整的缺陷,AHE采用分块处理策略,针对图像的局部区域单独进行直方图均衡化,将原始图像划分为多个互不重叠的子块,然后对每个子块单独执行经典HE的计算。相比经典HE,AHE能针对性提升局部对比度,但是对噪声敏感,可能放大局部噪声,尤其是纹理单一的子块。对比度受限自适应直方图均衡化(contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE)(Alhajlah, 2023)是AHE的工业级改进版本,核心优化是限制局部对比度,解决AHE的噪声放大问题,是目前最常用的直方图均衡化方法,广泛用于医学影像、监控视频等场景。针对特定场景,HE还有更多细分改进。双直方图均衡化(bi-

histogram equalization, BHE)(Chen和Ramli, 2003)将图像灰度分为暗部和亮部两个子直方图,分别均衡化后合并,适合亮度分布不对称的图像。多尺度直方图均衡化(multi-scale HE, MHE)(Jin等,2001)结合不同尺寸的子块进行均衡化,平衡局部细节和全局平滑性。由于水下环境光照不足,图像的RGB分量能量较低,直接使用直方图均衡化、白平衡及其变体进行图像增强时,容易产生严重伪影和光晕,放大图像内部噪声。

2)基于灰度映射的增强方法。基于灰度映射的增强方法核心是构建输入灰度值到输出灰度值的单值映射函数,通过非线性变换调整像素值,逐像素调整灰度级以改善局部细节或整体亮度。根据映射函数的特性和设计目标,主要可分为线性灰度映射方法和非线性灰度映射方法。对比度拉伸(Negi和Bhandari, 2014)是最基础的线性映射方法,目标是将原始图像的灰度范围扩展到显示器的全动态范围 $[0, 255]$,增强全局对比度。该方法计算极快,适用于灰度集中在窄区间的低对比图像,如雾天监控图和暗部区域模糊的照片。若图像存在极端噪声点如孤立的纯白或纯黑点,会导致灰度阈值范围失真,拉伸效果变差。非线性灰度映射方法可构建对数、幂次、指数等非线性函数,针对性增强特定灰度区间如暗部或亮部区域的细节,比线性映射更灵活。对数变换(Hossain和Alsharif, 2007)核心是压缩高灰度值区间、扩展低灰度值区间,适合增强暗部细节丰富但亮部过曝的图像。伽马校正(Rahman等, 2016)通过伽马值控制映射曲线的曲率,可灵活调整图像的亮度 and 对比度,是显示器校准、图像增强的核心方法之一。

3)基于滤波的增强方法。基于滤波的图像增强方法核心是通过设计特定的滤波器,对图像的像素邻域进行运算,从而突出目标信息、抑制噪声或改善图像视觉效果。从增强目的出发的分类,直接对应图像增强的两大需求:抑制噪声和突出细节。平滑滤波目标是降低图像灰度的突变,抑制高频噪声,使图像更柔和,典型算法包括:均值滤波、高斯滤波、双边滤波和中值滤波。锐化滤波目标是增强图像的边缘和细节,提升清晰度,本质是增强高频分量。例如拉普拉斯锐化(Pham, 2022)直接用拉普拉斯滤波结果叠加到原图,突出细节。非锐化掩膜(Ye等, 2018)则先对原图做平滑得到模糊图,再用原图减去模糊图得到细节图,最后叠加得到原图。

4) 基于 Retinex 理论的增强方法。Retinex 理论模拟了人类视觉系统感知世界的过程。基于 Retinex 理论的图像增强方法核心是通过分离图像中的目标本身的特征信息(即反射分量)和环境光的明暗分布信息(即光照分量),再对光照分量进行校正、对反射分量进行优化,最终生成增强图像。该理论尤其适用于低光照、逆光和色彩暗淡等场景的图像增强。单尺度 Retinex (single-scale retinex, SSR) (Bindhu 和 Maheswari, 2020) 假设图像的对数域可分解为对数反射分量与对数光照分量的叠加,仅用单一尺度的高斯核,计算简单,但是容易丢失细节信息。针对 SSR 单一尺度的缺陷,多尺度 Retinex (multi-scale retinex, MSR) (Zotin, 2018) 采用多个不同尺度的高斯核分别估计光照分量,小尺度保留细节,中尺度平衡明暗,大尺度校正全局光照,最后将得到的多个反射分量进行加权平均。但是该方法未考虑色彩保真,容易出现过度增强现象。带色彩恢复的多尺度 Retinex (MSR with color restoration, MSRCR) (Yan 和 Zhang, 2010) 在 MSR 的基础上增加色彩恢复模块,解决了色彩失真问题,同时实现光照校正和色彩保真,增强后图像的色彩自然度远优于 MSR。

1.1.2 频域

频域增强是基于信号处理理论的图像增强技术,其核心是将图像从直接描述像素灰度分布的域通过傅里叶变换等数学工具转换到描述图像中灰度变化频率的域。在频域中设计特定滤波器对图像的频率成分进行调整,最后再通过逆傅里叶变换将处理后的频域结果转换回空间域,得到增强后的图像。在频域中,高频图像成分通常对应图像中灰度变化剧烈的区域,如物体的边缘、纹理和细节,以及高频噪声,而低频成分则代表对应图像中灰度变化缓慢的区域,如均匀的背景、大面积的平滑色块 (Asmare 等, 2015)。因此,增强高频成分同时抑制低频成分可提升水下图像质量。

基于傅里叶变换的方法强调在频谱上设计低通、高通或带通滤波器来强化边缘对比度或纠正光照不均。同态滤波先通过对数变换分离光照与反射成分,再在频率域中抑制低频、增强高频,从而同时提升局部对比度与改善整体亮度分布;多尺度变换具有良好的频率与空间定位能力,可以在不同尺度与方向上分析图像的细节。通过调整不同尺度下的频率成分,能够对图像细节进行增强。然而,由于细

节增强往往会引起噪声放大,因此在实际应用中,需要通过精心设计的算法或参数控制平衡细节增强与噪声抑制。混合型或自适应频域增强方法根据图像的局部特征动态选择合适的频带,或者结合空间域方法,以在细节增强、伪影抑制和噪声放大之间实现合理的平衡。2016年, Khan 等人 (2016) 提出了一种基于小波融合的方法,通过解决低对比度和色彩失真问题提升含雾水下图像质量。Li 等人 (2012) 提出同态滤波变换方法,利用小波变换对图像进行多尺度分解,从而实现图像的亮度 and 对比度增强。该方法通过将图像的低频部分与高频细节分离,针对性地增强图像的细节,进而提升整体视觉效果,特别是在光照条件较差的场景中。Wang 等人 (2023a) 的研究则提出了 Fourllie 方法,该方法基于傅里叶频率信息增强低光图像。通过利用图像的频域特性,Fourllie 能有效抑制低光图像中的噪声,并增强高频信息,从而提高图像的可见度和细节表现力。这种频域增强方法在低光条件下,能够显著改善图像的清晰度,尤其对于低亮度或过曝的图像具有较好的处理效果。而 Li 等人 (2024b) 提出的 Wavenhancer 方法,通过结合小波变换与 Transformer 架构,提出了一种新型的图像增强方法。Wavenhancer 利用小波变换的多尺度特性和 Transformer 的全局建模能力,实现了图像的高效增强。该方法特别适用于复杂背景下的细节恢复,并能有效提高图像的清晰度与自然感,尤其在图像复原和色彩校正方面展现了优异的性能。

1.2 图像复原

水下图像复原方法基于对水下光学成像物理模型的深入理解,旨在通过逆向估计并补偿光在复杂水体中传播时产生的吸收与散射效应,从而尽可能恢复场景的真实辐射特性与色彩分布。代表性技术路线主要包括以下几类:基于经典水下成像模型的复原方法 (Luo 等, 2022)、暗通道先验 (Liang 等, 2022) 或红通道先验 (Qian 等, 2023) 及其改进算法及基于偏振特性的复原方法 (Wei 等, 2022)。

1.2.1 水下图像退化模型

水中的光束衰减遵循 Lambert-Beer (Mosorov, 2017) 定律,波长较长的红光比波长较短的蓝绿光更易于被水分子吸收,因此水下图像通常呈现蓝绿色调。图4展示了光、透射介质、相机和场景之间的相互作用。

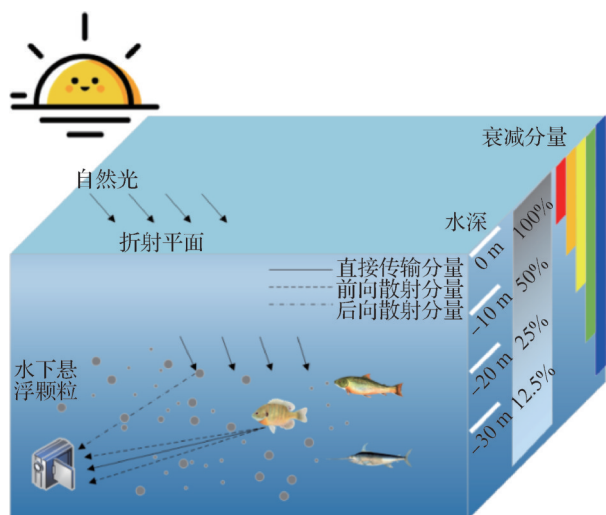


图4 水下图像退化模型及光线衰减示意图

Fig. 4 Schematic diagram of underwater image degradation model and light attenuation

Jaffe-McGlamery 模型(Luo 和 Zhang, 2025)是一种高效且典型的水下成像模型,该模型详细描述了光线在水中传输时与水体的相互作用和进入相机成像的辐射照度成分。该模型假定光源呈球状扩散衰减,根据光线传播方向可以将传感器接收到的图像分量分为3类:目标反射光直接传输分量 ED 、前向散射分量 EF 和后向散射分量 EB 。如图4所示,这3个分量的线性叠加构成了最终的水下图像。具体为

$$ET = ED + EF + EB \quad (1)$$

目标反射光直接传输分量是指照射到目标表面直接反射进入相机的光线,表达式为

$$ED = J_c(x), c \in \{r, g, b\} \quad (2)$$

式中, x 为像素坐标, c 表示红光、绿光和蓝光通道, $J_c(x)$ 表示原始无色偏的清晰水下场景。

由于目标离相机的距离很小,故一般忽略前向散射分量对于成像过程的影响。后向散射分量是指光线在水中传播时,经过悬浮粒子或其他杂质发生大角度散射后,最终到达相机的那部分光线。在水下光学成像中,后向散射分量是影响图像质量和清晰度的关键因素,它会导致部分目标信息的丢失,以及物体边界阴影等问题。后向散射分量的表达式为

$$EB = A_c(1 - t(x)), c \in \{r, g, b\} \quad (3)$$

式中, A_c 为全局环境光, $t(x)$ 为传输介质透射率。

在自然光条件下,水下图像退化模型可表示为

$$I_c(x) = J_c(x)t(x) + A_c(1 - t(x)) \quad (4)$$

式中, $I_c(x)$ 为实际拍摄的水下图像。

尽管 Jaffe-McGlamery 模型长期作为水下成像的经典框架,但大量实验与理论工作揭示了其诸多局限性:对波长依赖性处理不足、将直射与后向散射统一使用相同衰减参数的假设不成立、对空间非齐次和多次散射场景建模不足,以及实际中所需物理量如真实深度和介质参数难以可靠估计等问题。针对 Jaffe-McGlamery 模型的局限性,近年研究主要沿两条路线改进:其一是修正与精细化物理模型,通过区分直射与后向散射的波长依赖性并利用海洋学测量约束参数空间,使得物理反演更为稳健;其二是将物理模型与数据驱动方法结合,利用学习方法估计模型难以直接获得的参数或补偿模型无法覆盖的高阶散射效应。

为此, Akkaynak 和 Treibitz(2018)提出了修正的水下成像模型并给出可测参数空间,并在此基础上发展出基于物理校准的复原方法 Sea-Thru (Akkaynak 和 Treibitz, 2019),首次区分信号衰减系数与反向散射系数,纠正了传统模型中将两者等价的假设。利用深度和范围信息估计反向散射曲线与范围依赖的衰减,从而对每像素的真实反射进行逐像素纠正,显著提升了颜色保真度与跨水体的泛化能力。

同时,多参数模型以及将物理模型与深度学习或统计方法相结合的混合策略相继得以提出。Liu 等人(2022)提出了一种“模拟+筛选+学习”的完整框架,用以提升水下图像增强在真实场景中的泛化性能。其核心在于:首先构建一个包含波长依赖衰减、背景散射以及多种照明模式的简化模型,然后以此模型生成海量模拟图像,并通过颜色偏移相似性与细节保留程度两个准则筛选出符合目标真实场景风格与质量的模拟—清晰对,最后用编码器—解码器结构网络训练增强映射,在低光或散射强的区域增强效果明显提升。

1.2.2 暗通道先验

由于雾霾户外图像与水下图像存在相似性,基于(dark channel prior, DCP)的去雾方法在水下图像增强领域得到广泛应用。暗通道先验的提出源于一个观察:晴天清晰图像中至少有一个颜色通道的像素强度趋于零(He 等, 2011),其核心思想是利用成像过程中的统计特性或视觉经验规则对退化图像进行约束与补偿。但由于水下光学衰减具有波长相关性,直接应用 DCP 往往导致色彩失真。为解决这一

问题,红通道先验(red channel prior, RCP)(Galdran等,2015)被提出,其利用水下图像中红光快速衰减的物理规律,通过补偿红通道缺失改善颜色失衡。同时,研究人员进一步引入色彩线先验(Fattal,2014),该方法基于自然图像颜色分布趋向直线的特性,能够更好地约束透射率估计,提升复原的稳定性。改进的水下暗通道先验(underwater DCP,UDCP)(Drews等,2013)针对蓝绿波段主导的水下环境,去除了红通道以减小估计误差,从而获得更自然的结果。同时,最大红色通道先验(maximum red channel, MRC)(Li等,2016)通过利用图像中红色分量的最大值信息进一步增强色彩表现。研究人员还提出亮通道先验(bright channel prior, BCP)(Gao等,2016)和背景光先验(background light prior)(Peng等,2018),前者利用自然图像中存在高亮像素的统计特性进行约束,后者则通过背景光的估计优化图像复原过程。总体来看,这些先验知识方法从暗通道出发,逐步引入红通道、色彩分布及背景光等多维先验信息,实现了对水下光学退化的更准确建模,并在一定程度上解决了颜色偏移和对比度不足等问题,为后续的物理模型结合深度学习方法奠定了基础。

近年来,基于先验知识的水下图像增强方法开始趋于多样化,从单一统计先验向结合物理模型、现实数据分布以及任务特定先验的复合模型发展。2022年,Han等人(2022)提出对比水下复原框架CWR(contrastive underwater restoration),首次将对比学习与生成对抗网络结合用于无监督水下图像复原,利用水下图像和对比学习约束,突破传统GAN的域对齐局限性,使得模型不仅在色彩和结构上更贴近真实分布,而且增强的泛化能力更强,减少对模拟图像的依赖。随后,Fan等人(2023)构建了物理先验引导的无监督微调框架,将BCP、DCP和CLAHE 3种物理先验转化为损失函数,形成混合优化目标,并使用残差网络弥补真实环境中先验模型的误差,改善颜色偏移与对比度不足问题。接着,Liu等人(2025a)企图更系统地处理浑浊水体问题,所提方法先构建一个适应浑浊环境的衰减先验模型,用层次搜索估计背景光,用多尺度加权融合估计传输率与透射成分,并在恢复之后做白平衡校正。与此同时,在特定应用情境下(如混凝土裂缝检测),Ma等人(2025)将暗通道先验与导向滤波相结合,优

化了背景光与透射率估计,使增强结果在检测任务中效果更佳。总体而言,这些工作显示出几个趋势:一是先验更加物理化与环境化,适应不同浊度、深度的水体;二是先验与学习模型的结合越来越紧密,用网络来估计难以手工设置或测量的先验参数;三是应用导向的先验,如任务特定的视觉需求或者检测任务越来越受重视。

1.2.3 水下偏振成像

光波能够在垂直于其传播方向的多个方向上振动,偏振即为振动的方向。当光进入水中时,会发生多次相互作用,从而在水下环境中形成偏振模式。偏振模式会受到水的成分、浊度以及光照角度等因素的影响。图5展示了从激光器发出的光束会经过偏振器,然后用相机接收目标反射回来的光。通过将带有波片的偏振器旋转 0° 、 45° ,线性偏振器旋转 90° 以及旋转偏振器旋转 135° ,可以获得不同角度的偏振图像。

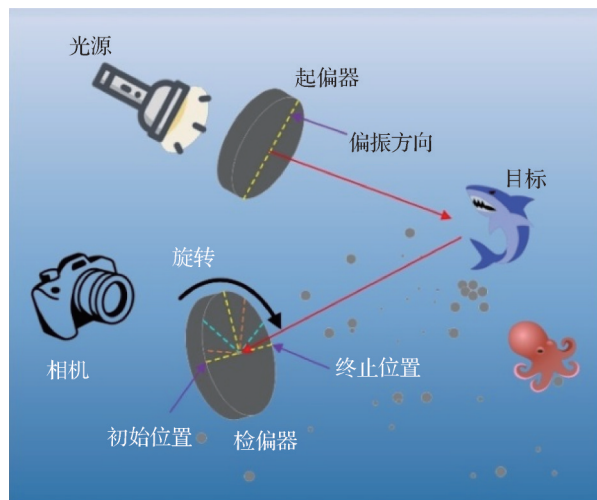


图5 水下偏振成像示意图

Fig. 5 Schematic diagram of underwater polarization imaging

水下图像复原的光学模型依赖于斯托克斯矢量,这是一个 4×4 的矩阵,用于详细描述光的偏振特性。偏振度(degree of polarization, DOP)和偏振角(angle of polarization, AOP)属于偏振信息。根据Li等人(2023),通过旋转偏振器可以得到 M_0 、 M_1 、 M_2 和 M_3 。辐射的总照度为 M_0 ,垂直和水平偏振分量之间的强度差为 M_1 ,偏振器在正负 45° 之间旋转时的强度为 M_2 ,圆偏振光之间的强度差为 M_3 。由于圆偏振分量较弱,仅考虑线偏振分量。具体为

$$\mathbf{M}(x, y) = \begin{bmatrix} \mathbf{M}_0(x, y) \\ \mathbf{M}_1(x, y) \\ \mathbf{M}_2(x, y) \\ \mathbf{M}_3(x, y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I(x, y, 0^\circ) + I(x, y, 90^\circ) \\ I(x, y, 0^\circ) - I(x, y, 90^\circ) \\ 2 \cdot I(x, y, 45^\circ) - \mathbf{M}_0(x, y) \\ I_L(x, y) - I_R(x, y) \end{bmatrix} \quad (5)$$

偏振度 ρ^A 和偏振角 α^A 可表示为

$$\rho^A = \frac{\sqrt{(\mathbf{M}_1^A)^2 + (\mathbf{M}_2^A)^2}}{\mathbf{M}_0^A} \quad (6)$$

$$\alpha^A = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{\mathbf{M}_2^A}{\mathbf{M}_1^A}\right) \quad (7)$$

所有偏振光通过偏振器后的总光强由下式确定,具体为

$$I(x, y, \theta) = \frac{1}{2} [\mathbf{M}_0(x, y) + \mathbf{M}_1(x, y) \cos(2\theta) + \mathbf{M}_2(x, y) \sin(2\theta)] \quad (8)$$

对应最亮图像 $I_{\max}$ 和最暗图像 $I_{\min}$ 的旋转偏振器角度的计算式为

$$\theta_{\max} = \arg \max_{\theta \in [0, 180]} \left[\frac{1}{N} \sum I_p(x, y, \theta) \right] \quad (9)$$

$$\theta_{\min} = \arg \min_{\theta \in [0, 180]} \left[\frac{1}{N} \sum I_p(x, y, \theta) \right] \quad (10)$$

偏振成像图像复原是利用散射光的偏振特性实现场景光与散射光的分离,估算散射光的强度和透射系数,从而增强成像效果。Schechner 和 Karpel (2004)利用水中光散射的偏振效应恢复了水下图像的可见度、场景对比度和色彩校正。但该方法存在明显局限,当散射图像过于强烈时,增强处理后会呈现画面模糊现象。Chen 等人(2014)针对非均匀光照问题,通过判断水下图像中是否存在人工光源区域,对这些区域进行补偿处理,从而消除人工光源对成像的影响。但这种方法可能导致过曝现象。Deng 等人(2023)提出了一种不考虑背景的水下偏振成像方法,以此提高图像对比度。该方法减少了图像采集的处理时间,通过直接使用斯托克斯矢量生成了最优图像对。Gao 等人(2023)考虑了背景区域或先验知识带来的挑战,引入了水下偏振去散射方法,提升了退化图像的质量和清晰度。所提出的模型根据两个水平分解分量的偏振角估计后向散射光的偏振差分强度,并通过采用高斯低通滤波器去除噪声。

偏振成像已被证明是水下背向散射与提高目标对比度的有效手段。早期工作主要基于偏振滤波和

统计先验(Chen 等, 2014; Hu 等, 2021),利用偏振角或偏振度区分高度偏振的散射光与目标反射。随着计算成像思想的发展,研究人员探索了将偏振观测与图像先验或优化框架结合的方案,利用未训练网络和偏振观测进行全场景复原,展示了在没有大规模训练数据情况下利用偏振信息恢复散射污染的潜力(Zhu 等, 2021),并逐步发展出能同时处理静态和动态目标与更高浊度环境的方案(Dong 等, 2022; Yu 等, 2023)。为了在低光或高噪声条件下保持偏振信息的可靠性,出现了自适应参数估计、局部权重融合与硬件加速的实现,使偏振方法能够在视频级别或运动场景中实时运行(Deng 等, 2023)。

2 基于学习的方法

2.1 按体系结构划分

近年来,深度学习凭借其端到端建模能力和强大的特征学习优势,已成为水下图像增强与复原的重要手段。总体而言,基于学习的方法大致可以分为4类:卷积神经网络(CNN)方法、生成对抗网络(GAN)方法、物理模型结合的混合方法以及基于Transformer的新兴方法。

2.1.1 CNN

继传统滤波与物理模型驱动方法之后,CNN成为推动水下图像增强性能跃升的首要方法。早期工作多采用多层卷积结构直接学习从退化图像到清晰图像的端到端映射。Anwar 等人(2018)提出 DUIE (deep underwater image enhancement) 框架,系统地构建合成水下数据并验证 CNN 在多种水质条件下的稳健性,该工作被普遍视为深度学习进入水下增强领域的早期里程碑,开启了基于大规模合成数据与端到端映射的研究范式,尤其适用于先验知识难以获取的深海探测场景。

随后,研究人员为了增强网络的物理可解释性和单纯数据驱动导致的泛化性不足问题,尝试将传统的物理成像模型或统计先验与 CNN 相结合。这一方向的兴起与对经典 Jaffe-McGlamery 物理成像模型的修正密切相关。其中,最具代表性的工作是 Li 等人(2020b)提出的 WaterNet (underwater image enhancement network)。该方法并未直接回归图像,而是创新性地设计了一个 Gated Fusion 网络,根据学习到的置信度图自适应地融合白平衡、伽马校正和

直方图均衡化后的特征。WaterNet 不仅在著名的 UIEB (underwater image enhancement benchmark dataset) 基准上取得了当时的 SOTA (state of the art) 性能, 还有效解决了水下图像中常见的颜色偏移与低对比度共存的难题。同期, Sea-Thru (Akkaynak 和 Treibitz, 2019) 则从物理底层出发, 通过改进成像模型分离了后向散射与直接衰减分量, 虽然其依赖深度信息, 但在恢复物理一致的真实色彩方面表现卓越, 常用于科学考察中的珊瑚礁颜色还原。在此基础上, 研究逐渐转向轻量化与跨水质泛化。Li 等人 (2020a) 的 UWCNN (underwater image enhancement convolutional neural network) 将水下退化分为多种水质类型并采用 U-Net 风格的轻量级 CNN, 证明了“合成多域训练 + 小模型结构”在跨场景增强中的有效性。利用合成数据集进行监督学习, 提升了网络在不同水质条件下的适应性。这类方法在局部特征提取和恢复能力上表现突出, 但在复杂场景下容易出现过度增强或细节缺失。

随后, 研究焦点转向数据集与基准的构建以促进公平评测与模型泛化。UIEB 基准 (Li 等, 2020b) 成为社区常用平台, 推动了 CNN 方法在公平比较与实用部署中的发展。Wu 等人 (2025) 设计了一套基于物理原理的水下图像合成流程, 通过在现有陆地图像数据集上施加多样化的现实水下退化效果, 进一步提升了模型在复杂背景下的鲁棒性。

随着对水下光学特性理解的深入, 单纯的 RGB 空间学习被发现难以应对复杂的水体色偏, 研究者开始探索更精细的架构设计。Ucolor 网络 (Li 等, 2021) 是这一方向的典型代表。该网络摒弃了单一色彩空间, 提出了“多色域编码 + 介质透射率引导”的创新架构, 将 HSV (hue, saturation, value) 和 Lab 色彩空间的特征嵌入到解码过程中, 并利用物理推导的透射率图作为注意力引导。这种设计在保留纹理细节的同时显著提升了色彩保真度, 特别适用于浑浊水体下的目标识别前处理。近年来, 基于 CNN 的方法呈现出两条明显的演进路径: 一方面是架构与任务设计的精细化, 例如多色域残差网络 (Qin 等, 2024)、注意力模块 (Du 等, 2025) 与多尺度上下文融合 (Tao 等, 2024) 等设计被广泛采用, 以提升细节保留与色彩校正的同时降低运算开销; 另一方面是训练范式与损失设计的进化, 包括零参考、无监督损失、对比学习与感知或结构一致性损失的引入, 以

提高在真实数据上的泛化能力。最近的轻量化零参考方法 Zero-UAE (zero reference parameter estimation network) (Liu 等, 2024a) 在不依赖成对标签的条件下, 通过估计参数化的水下自适应曲线并设计专用的无参考损失, 实现了在资源受限平台上的实用化部署。整体而言, CNN 方法已从单纯的像素映射发展为融合物理先验、多色域建模与自监督训练的成熟体系。

2.1.2 GAN

GAN 的引入极大推动了水下图像增强在训练数据不足条件下的发展, 其在图像生成上的强大能力被迁移到水下图像增强领域, 优势在于能够通过判别器约束提升结果的自然性和逼真度。

在 GAN 发展脉络中, WaterGAN (Li 等, 2018) 具有里程碑意义。WaterGAN 首次将空中图像与深度图映射为合成水下图像, 用生成器模拟散射、衰减、颜色漂移等退化过程, 从而构建出可用于训练配对增强网络的数据集。这一思路有效缓解了真实水下图像缺乏成对真值 (ground truth) 的根本性瓶颈, 被后续大量基于合成增强框架的研究所借鉴。

在此基础上, 研究进一步转向利用 CycleGAN、cGAN (condition generative adversarial network) 等框架实现端到端增强。其中, Fabbri 等人 (2018) 将 CycleGAN 用于生成多样化的水下退化样本并结合条件 GAN 实现增强, 展示了 GAN 在无配对场景下保持色彩一致性与结构稳定性的潜力。随后, UWGAN (underwater GAN) 进一步改进了成像模型与生成器结构, 以更真实地模拟颜色偏移与雾化效应, 并将生成的合成数据用于训练色彩恢复网络 (Wang 等, 2019a)。GAN 方法的另一个关键里程碑是 FUnIE-GAN (fast and efficient underwater GAN), 其采用轻量化条件 GAN 结构并结合感知损失、色彩损失与内容一致性损失, 在 EUVP (enhancing underwater visual perception) 数据集上实现较高的实时性与增强质量 (Islam 等, 2020c)。该方法首次使 GAN 增强在水下机器人平台上的在线部署成为可能。

近些年, GAN 框架在多项工作中进一步精简为: 1) 高效轻量化 GAN: 强调速度与计算效率, 如 FE-GAN (fast and efficient GAN) (Han 等, 2023), 通过结构压缩与少量卷积设计提升推理速度, 以满足实时检测与水下作业平台的算力需求; 2) 注意力或多尺度 GAN: 引入多级注意力以同时恢复全局色偏

与局部细节,并与物理模型或先验组合以增强物理一致性与可解释性(Bakht等,2024;郑浩君等,2025)。总体而言,基于GAN的水下图像增强经历了合成器生成配对数据、条件或循环GAN的端到端增强、轻量化或多损失提升以及与物理先验结合的演进路线,当前研究仍在继续推动GAN在泛化性、物理一致性与工程可用性上的改进。

2.1.3 Transformer

自注意力与Transformer架构(Vaswani等,2017)提出以来,其在大尺度关联建模上的优势逐步被移植到视觉与低层恢复任务中。Vision Transformer(Dosovitskiy等,2021)将纯Transformer引入视觉任务,为随后一系列面向图像复原的Transformer设计奠定基础。在图像复原领域,研究人员提出了若干更适合高分辨率复原的Transformer变体:SwinIR(image restoration using swin Transformer)(Liang等,2021)、Restormer(Zamir等,2022)以及U-shaped Uformer(Wang等,2022)。这些架构通过引入局部—全局混合注意力、多尺度U型结构和高效注意力模块,显著提升了去噪、去模糊、超分辨率等任务的性能,为将Transformer应用于水下图像增强提供了前提条件。

与CNN偏重局部建模不同,Transformer具有全局依赖建模能力,能够更好地捕捉水下退化的长程特征。Chen等人(2024d)提出的UWFormer(underwater Transformer)是专为水下场景设计的代表性模型之一,其采用层次化Transformer编码器与频率感知注意力模块,在真实与合成水下图像上均取得稳健表现,并特别强调对低频色偏与高频细节的协同恢复。该类方法为水下图像增强提供了新的发展方向,显示出结合Transformer与物理约束的潜力。Wen等人(2024)在WaterFormer中引入GL-Trans(global local Transformer)模块,针对传统Transformer容易遗失边缘细节的问题进行优化,对真实水下图像增强任务具有较好的适应性。Mishra等人(2025)提出USWformer(underwater sparse wavelet Transformer)、SFormer(sparse wavelet Transformer)架构,强调稀疏注意力与频域、时域融合以在保持增强效果的同时显著降低计算代价,便于嵌入式或实时水下平台部署。

将这些通用复原Transformer迁移到水下图像增强领域后,研究重点分为两条主线:一是直接将已有

复原Transformer按水下数据再训练或改造以处理色偏、衰减与散射问题;二是设计面向水下特性的模块并以半监督或无监督策略缓解合成域与真实域差距。基于第一条路径,已有多项工作采用Swin或Restormer风格的骨干网络并结合色彩校正或传输估计取得稳健效果;基于第二条路径,UWFormer提出非线性频率感知注意力与多尺度融合前馈模块,通过半监督训练专门针对水下低频色偏与高频细节的协同恢复。后续可将Transformer的全局建模能力与物理模型约束或频域先验更紧密地结合,以及在保持复原质量的同时进行模型轻量化与实时优化。

综上所述,基于深度学习的水下图像增强方法经历了基于CNN的局部特征学习、基于GAN的对抗优化、与物理模型结合的可解释增强以及基于Transformer的全局建模的演进过程。未来趋势可能是“Transformer+物理模型约束”的融合框架,并进一步结合多模态信息如声呐与偏振成像,以实现更鲁棒的水下视觉感知。

2.2 按面临的挑战划分

2.1小节从网络架构的角度,系统梳理了CNN、GAN和Transformer在构建水下增强模型时的结构演进与技术范式。然而,在实际应用中,水下视觉任务往往面临特定的物理退化挑战。2.1节关注的是上体方法,本节则聚焦于解决的问题本身。为了更直观地展示不同算法针对特定退化机制的解决方案,可将现有方法重新划分为4类:针对色偏与光照不均的方法、针对低对比度与细节丢失的方法、针对模糊与散射的方法以及解决跨域泛化与数据不足的方法。这种基于问题导向的分类有助于研究人员根据具体的水下场景需求快速定位合适的技术路线。

2.2.1 色偏与光照不均问题

针对水下图像的色偏与光照不均问题,研究由单纯的像素级色彩校正向结合物理先验、半或无监督学习与场景建模的混合策略演进。研究人员(Hu等,2020;Zhang等,2024)通过改进色彩补偿策略与自适应白平衡等经典手段,并将其与深度网络结合,提出了多种针对光谱衰减与空间不均照明的补偿算法,它们在改善整体色偏方面效果明显,但在复杂场景下的泛化能力有限。为解决标注数据匮乏、合成与真实域之间的差距问题,Huang等人(2023)利用半监督或对比学习框架Semi-UIR(semi-supervised

underwater image restoration), 将未标注真实图像纳入训练, 通过可靠库和对比正则化提升了色彩恢复的鲁棒性与真实域泛化性。Xu 等人(2023)将物理成像模型显式嵌入深度网络 PATS-UIENet (physics-aware triple-stream underwater image enhancement

network) 显式估计直接传输、后向散射与环境光分量, 从物理上矫正色偏并提升对光照不均的适应性。为了系统地展示不同算法在应对针对色偏与光照不均时的技术差异, 表 1 详细归纳了各代表性工作的核心策略与局限性。

表 1 针对色偏与光照不均的研究方法概述
Table 1 Summary of research methods for color cast and illumination inhomogeneity

方法分类	代表性工作	核心策略	特点
物理先验结合	Hu 等人(2020); Zhang 等人(2024)	改进色彩补偿策略; 自适应白平衡; 深度网络	改善整体色偏效果明显; 复杂场景泛化能力有限
半监督/对比学习	Semi-UIR (Huang 等, 2023)	将未标注真实图像纳入训练; 对比正则化	解决标注匮乏, 提升真实域泛化性
物理模型嵌入	PATS-UIENet (Xu 等, 2023)	显式估计直接传输; 后向散射与环境光分量	从物理原理上矫正色偏, 适应光照不均
分段色彩校正	Zhang 等人(2023c)	提出分段色彩校正策略并结合双先验优化对比度	可以精细调节局部色偏
多色彩空间编码	Ucolor (Li 等, 2021)	摒弃单一 RGB 输入, 利用多色彩空间编码并结合介质传输图引导解码	显著改善色偏, 保留纹理细节

2. 2. 2 低对比度与细节丢失问题

传统的对比度增强只能改善亮度和颜色, 无法恢复真实细节。针对水下图像中的低对比度与细节丢失问题, 研究路径经历了由“经验滤波或单域增强”向“多域协同建模 + 数据驱动 + 物理约束”演进的过程。早期深度学习工作以端到端的 CNN 和基于 CNN 的 U-Net 变体(Li 等, 2020b)为主, 通过构建合成训练对或利用有限真实对数据学习像素映射来直接提升对比度与恢复细节。随后, UWGAN(Wang 等, 2019a)、FUnIE-GAN(Islam 等, 2020c)等工作通过对抗损失、感知损失与多尺度判别器在去雾与对比度增强上取得了显著的主观视觉提升。然而, 仅靠空间域的像素回归或对抗训练容易产生过度增强、颜色失真或细节伪影。为此, 研究人员(Wei 等, 2023)在网络中分别建模并在重构时有选择地增强或抑制对应频带, 从而既提升整体可见度又保护局部细节, 证明了频域信息对细节恢复的关键作用。

此外, 图像超分辨率(super-resolution, SR)方法也引入到水下图像处理中, 以恢复因退化造成的高频细节缺失。传统超分辨率方法主要分为插值法、重建法和基于学习的方法。尽管这些方法效果显著, 但存在特征提取困难和计算成本高的问题。

研究人员开始将深度学习引入超分辨率处理领

域, 通过优化设计获得具备超分割特性的网络模型。Dong 等人(2014)提出的 SRCNN (super-resolution convolutional network) 方法, 通过在低分辨率图像上进行多次卷积运算来生成超分辨率图像, 进一步提升 SRCNN 的模型训练速度, 最终实现了 FSRCNN (fast super-resolution convolutional network) (Dong 等, 2016)。Kim 等人(2016)提出了 VDSR (very deep super-resolution convolutional network), 该方法结合了残差网络来加速网络训练的收敛速度。Ledig 等人(2017)首次将 GAN 应用于图像超分辨率重建研究, 提出的 SRGAN (super-resolution GAN) 模型通过生成对抗网络增强生成图像的细节并提升真实感。近年来, 水下图像超分辨率 (underwater image SR) 逐渐成为水下视觉研究的热点方向。

在模型设计上, 一类研究强调深层特征反馈与残差学习, 如 VDSR 深残差网络(Chen 等, 2024a)和改进的残差块结构(Xie 等, 2025), 能够逐步细化低分辨率到高分辨率的映射关系, 有效缓解梯度消失并提升纹理还原能力。另一类方法注重空间-频率信息融合, 如引入离散小波变换(Liu 等, 2025b)的模型, 能够同时利用空间域与频域的多尺度特征以恢复高频细节。同时, 部分工作结合注意力机制与特征分离策略, 提升通道与空间特征的表达能

网络对关键纹理与颜色信息的建模(Du 等, 2025; Shi 和 Ding, 2023)。表 2 总结了旨在解决低对比度与细节丢失问题的关键技术。特别是将水下图像超分辨率方法纳入其中,展示了从单纯像素级增强向频域感知与多尺度重建演进的技术脉络。

在任务层面上,部分方法将超分辨率与水下图像增强或复原联合建模,如 SRSRGAN(simultaneous restoration and super-resolution GAN)(Wang 等, 2023b)、RUIESR(realistic underwater image enhancement and super resolution)(Li 等, 2024a)等,不仅实现了分辨率提升,还能同时校正模糊与色偏,增强整

体感知质量。为改善数据退化假设不真实的问题,研究人员提出了真实退化建模与双退化估计模块,以缩小训练与真实应用间的分布差距。

整体来看,水下图像超分辨率的研究呈现出以下趋势:1)由单一的超分辨率任务向与增强、去散射、颜色校正等任务的联合优化发展;2)由传统的卷积网络逐步过渡到结合 Transformer、扩散模型的新型框架。围绕水下图像的低对比度与细节丢失问题,研究重心已从单纯的像素级增强转向频域感知、多尺度重建、物理引导的生成模型以及结合超分辨技术的综合方案。

表 2 针对低对比度、细节丢失与超分辨率的研究方法概述

Table 2 Summary of research methods for low contrast, detail loss, and super-resolution

方法分类	代表性工作	核心策略	特点
端到端增强	WaterNet (Li 等, 2020b); UWGAN(Wang 等, 2019a)	像素映射;对抗损失;感知损失	改善整体色偏效果明显,复杂场景泛化能力有限
频域感知	Wei 等人(2023)	频域分解建模;选择性增强/抑制频带	解决标注匮乏,提升真实域泛化性
水下专用超分	Chen 等人(2024a); Xie 等人(2025)	深层特征反馈;改进残差块	从物理原理上矫正色偏,适应光照不均
空一频域融合	Liu 等人(2025b)	引入离散小波变换	同时利用空间域与频域特征恢复高频细节
联合任务建模	SRSRGAN(Wang 等, 2023b); RUIESR (Li 等, 2024a)	超分;增强/去色偏联合优化	实现分辨率提升与感知质量增强的统一

2. 2. 3 模糊与散射问题

水下图像中的模糊与散射问题由悬浮颗粒的光学散射和多次散射、多径传播以及成像系统与介质交互引起,其本质是水体作为非理想成像介质,打破了空气中目标光信号直接、线性传输至成像系统的理想条件,导致目标原始光学信息在传输与成像过

程中发生能量衰减、干扰叠加与路径失真这三重退化,最终破坏了目标真实光学特性与图像像素信息的一一对应关系。表 3 对模糊与散射的研究方法进行了总结。

早期方法多结合物理模型先验与 CNN 进行端到端复原(Li 等, 2016)。Bakht 等人(2024)提出一种

表 3 针对模糊与散射的研究方法概述

Table 3 Summary of research methods for image blurring and scattering

方法分类	代表性工作	核心策略	特点
特征融合/注意力	MuLA-GAN (Bakht 等, 2024)	多级注意力分析边缘纹理与全局场景	需要重建准确视觉细节的场景
Transformer + 扩散	Zhao 等人(2024)	PA-Diff分支结构:物理先验引导 + Diffusion Transformer	真实复杂海况,减轻由散射引起的严重模糊
偏振成像	UCRNet(Hu 等, 2022)	3D 卷积处理多偏振通道+偏振约束分离散射光	高浊水体或近场强散射场景,恢复被遮蔽细节
同时增强与超分	URSCT-SESR (Ren 等, 2022)	引入 Swin-Transformer 模块,在进行去雾增强的同时执行超分辨率重建	同时解决模糊与分辨率低的问题,纹理恢复极佳
语义注意力引导	SGUIE-Net(Qi 等, 2022)	引入语义注意力引导,区分前景目标与背景散射,进行多尺度感知增强	避免了背景噪声被放大,目标边缘更清晰

擅长捕捉和保存水下图像中的复杂细节水下图像增强框架 MuLA-GAN(multi-level attention GAN),通过分析边缘和纹理等低级信息以及物体形状和全局场景信息等高级信息,重建更准确、视觉上更清晰的水下场景表示。Zhao 等人(2024)将 Transformer 与扩散模型融合,在 PA-Diff (physical-aware diffusion model)分支结构中设计物理先验引导分支与 Diffusion Transformer 分支,以增强高频纹理与边缘恢复能力,即使在真实复杂海况下也能显著减轻由散射引起的模糊。

从硬件角度看,偏振成像通过测量不同偏振通道可分离高度偏振的散射光分量,从而在图像域内抑制后向散射并恢复被遮挡的细节。将偏振信息与深度学习或变分分解结合,近年在高浊或近场强散射场景中展示出良好去散射与去模糊能力。UCRNet (underwater color image restoration CNN) (Hu 等,2022)使用 3D 卷积网络处理多个偏振通道并结合偏振约束来分离散射光与目标信号,从而增强对比并恢复被遮蔽细节,尤其在高浊环境中显著。

2.2.4 跨域泛化与真实数据不足

水下图像增强研究中一个突出的难点是跨域泛化与数据不足问题。合成水下图像与真实水下环境之间存在显著差异,而缺乏成对标注数据更是制约了监督式方法的性能发挥。表 4 总结了基于合成数

据生成、无监督域映射及自监督学习的代表性工作,并重点评估了它们在缩小合成域与真实域之间差距的有效性。

为应对这一问题,研究大致形成了 3 条互补策略。第 1 类策略通过合成配对数据生成来构造监督训练集,WaterGAN(Li 等,2018)等构建从空中图像到“真实”水下图像的生成器,用合成对训练复原网络,从而缓解真实配对标注不足的问题。第 2 类以无配对或无监督域映射为主,通过对抗训练学习源域到目标域的映射,如 UGAN (Fabbri 等,2018)、FUnIE-GAN (Islam 等,2020c)。这类方法的优点是无需配对标签,但在细节保持和物理一致性上可能不稳定。第 3 类策略将注意力放在半监督、自监督或对比学习上,用未标注的真实图像与少量有标注样本联合训练,这些方法在缩小合成域与真实域之间的差距上证实了有效性(Huang 等,2023;Varghese 等,2023)。

综上所述,基于挑战的分类不仅突出了水下图像退化的多样性,也揭示了深度学习方法的演进方向:从色彩校正到细节恢复、从物理先验融合到跨域泛化,再到结合超分辨与 Transformer 的综合性增强。这一脉络为未来方法的设计提供了重要启示,即如何在应对复杂退化机制的同时,兼顾可解释性、计算效率与跨场景适应性。

表 4 对跨域泛化与真实数据不足的研究方法概述

Table 4 Summary of research methods for addressing domain generalization and insufficient real-world data

方法分类	代表性工作	核心策略	特点
合成配对数据	WaterGAN (Li 等,2018)	构建从空中图到合成水下图的生成器	缓解数据不足
无监督域映射	UGAN (Fabbri 等,2018); FUnIE-GAN	对抗训练学习退化域到目标域的映射	无需配对标签
半监督/自监督	Huang 等人(2023);Varghese 等人(2023)	未标注真实图像和少量有标注样本联合训练	有效缩小合成与真实域的差距,提升鲁棒性
对比学习	CLUIE-Net (Li 等,2022)	提出比较学习框架,利用多幅优劣图像进行对比训练	色彩保真度极高,克服了单一伪真值的偏差
内外表征学习	UIERL (Wang 等,2024)	利用外部相关图像信息辅助恢复细节,不完全依赖真值	在无参考条件下细节恢复极其自然

2.3 技术路线总结

表 5 对 2.1 和 2.2 小节的技术路线进行了系统性的归纳,揭示了不同算法之间的演化逻辑和优缺点。早期纯 CNN 方法多为“黑盒”映射,可解释性较

差。随着研究深入,物理模型驱动的深度网络逐渐成为主流,通过将物理公式显式嵌入网络层,显著提升了模型的可解释性与物理一致性。深度学习方法普遍存在高数据集依赖性。相比之下,零参考或半

监督学习策略正在打破这一瓶颈,通过利用未标注的真实数据提升跨水质的泛化能力。虽然 Transformer 在性能上刷新了 SOTA,但其计算的复杂度限制了实时应用。相比之下,轻量级 CNN 在保留大部分性能的同时,更能满足水下机器人对低延迟、低能

耗的严苛要求。
综上所述,不同算法的选择应严格基于应用场景。对于追求视觉效果 的展示型任务, GAN 和 Transformer 是首选。而对于算力受限的实时作业任务,轻量级 CNN 或物理模型结合方法则更为适用。

表 5 技术路线总结与综合对比
Table 5 Summary and comprehensive comparison of technical routes

方法类别	可解释性	数据集依赖	跨域泛化能力	实时性	计算复杂度	核心优势	主要局限
传统物理方法	高	无	低	高	低	无需训练,物理意义明确	依赖人工先验,复杂场景失效
纯 CNN 方法	低	高	中	中	中	局部特征提取强,推理速度较快	易过拟合特定水质
GAN 方法	低	高	中	中	高	视觉感观好,可无监督训练	易产生纹理伪影
Transformer	低	高	高	低	高	长程依赖建模,细节/全局兼顾	算力需求极大
物理+深度学习	中	中	高	中	中	结合物理先验与数据驱动,鲁棒性强	需精确估计物理参数

3 水下图像评价指标与数据集

3.1 图像评价指标

图像质量评价方法通常可分为主观评价和客观评价两大类。主观图像质量评价依赖人类视觉系统,通过组织评测人员对图像进行观测,并根据其主观感受给出质量评分。该方法能够较为真实地反映人类对图像质量的感知结果,然而主观评价过程耗时、成本高,且评测结果易受个体差异和实验条件影响,难以在实际应用中大规模推广。客观图像质量评价则试图模拟人类视觉感知机制,通过构建数学模型或统计特征对图像质量进行定量评估。根据评价过程中是否需要参考图像,客观评价方法可进一步划分为全参考和无参考两类(Wang 等,2019b)。全参考图像质量评价方法假设存在与待评图像对应的高质量参考图像,通过比较二者之间的差异衡量图像退化程度。典型的全参考评价指标包括均方误差(mean squared error, MSE)、峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)、结构相似性指数(structural similarity index measure, SSIM)以及亮度顺序误差(lightness order error, LOE)等。无参考图像质量评价方法则不依赖任何参考图像,而是直接从待评图像中提取颜色、对比度、清晰度和结构信息等特征,对图像质量进行综合评估。由于水下环境下难

以获取与退化图像严格对应的参考图像,无参考评价方法在水下图像处理领域具有更高的实用价值和应用前景。常用的无参考评价指标包括水下颜色图像质量评价指标(underwater color image quality evaluation, UCIQE)、通用图像质量评价指标(universal image quality measure, UIQM)、信息熵(entropy)以及基于感知的图像质量评价指标(perception-based image quality evaluator, PIQE)等。

3.1.1 评价指标的适用性分析

全参考指标依赖于理想的清晰参考图像,常用于合成数据集或配对数据集的评测。MSE 计算简单,但其基于纯像素值的差异计算往往与人眼的视觉感知不一致;PSNR 对水下特有的结构模糊和纹理细节丢失不够敏感。在深海低光照环境中,整体亮度的提升可能会被 PSNR 视为噪声增加,导致评分与主观感受背离;相比 MSE 和 PSNR,SSIM 更符合人类视觉系统对结构信息的感知。但在极度浑浊的水体中,当算法试图从严重的后向散射中恢复潜在结构时,SSIM 可能会因为合成参考图像与恢复后的水下图像在亮度分布上的差异而产生偏差。

鉴于真实水下参考图像获取的困难性,无参考指标在实际应用中更具指导意义。UCIQE 侧重于色彩的丰富度和对比度。然而,其局限性在于容易对过度饱和的图像给予高分;信息熵越高通常代表细节越丰富。但在水下图像中,高熵值具有欺骗性。

水体中常见的悬浮颗粒和传感器噪声也会导致熵值显著增加。因此,在浑浊水域中,单纯的高熵值并不一定代表高质量的清晰度,需结合去噪指标综合判断。

1)针对场景的指标稳定性分析。在悬浮颗粒较多的浑浊水域,去散射和去噪是首要任务。此时熵指标可能因噪声干扰而失效,建议优先采用UIQM中的清晰度分量(underwater image sharpness measure,UISM)结合全参考的SSIM评估结构恢复能力;在深海场景中,色彩信息通常严重衰减甚至丢失。此时侧重色彩评价的UCIQE参考价值降低,应侧重于使用LOE(Akai等,2023)评估光照增强的自然度与对比度改善情况。对于典型的蓝绿色偏现象,UCIQE能较好地反映去色偏效果,但需警惕颜色校正过度导致的红色伪影。

2)基于任务导向的选取建议。对于视觉观测任务,增强目的是为了供人眼观察,如水下摄影、科考

纪录,应优先选择符合人类视觉感知特性的UIQM和UCIQE,并辅以主观打分。而在机器视觉前处理领域,增强是为了后续的目标检测或特征匹配,传统的视觉美观度指标往往与机器识别率不完全正相关。此时,建议引入特征点匹配数量或具体检测任务的mAP提升量作为核心评价依据,而非单纯依赖像素级的PSNR或色彩级的UCIQE。

3.2 数据集

水下数据库是深度学习训练图像的天然数据库,它检验了算法在水下图像和视频增强方面的性能。为推动水下图像增强与复原算法的发展,近十年来研究人员陆续构建了多个具有代表性的数据集,图6展示了不同场景下的水下图像数据集样本。这些数据集既为方法训练提供了丰富素材,也为性能评估建立了统一基准。WaterGAN(Li等,2018)首次提出利用生成网络合成大规模成对水下图像,以缓解真实标注数据不足问题。

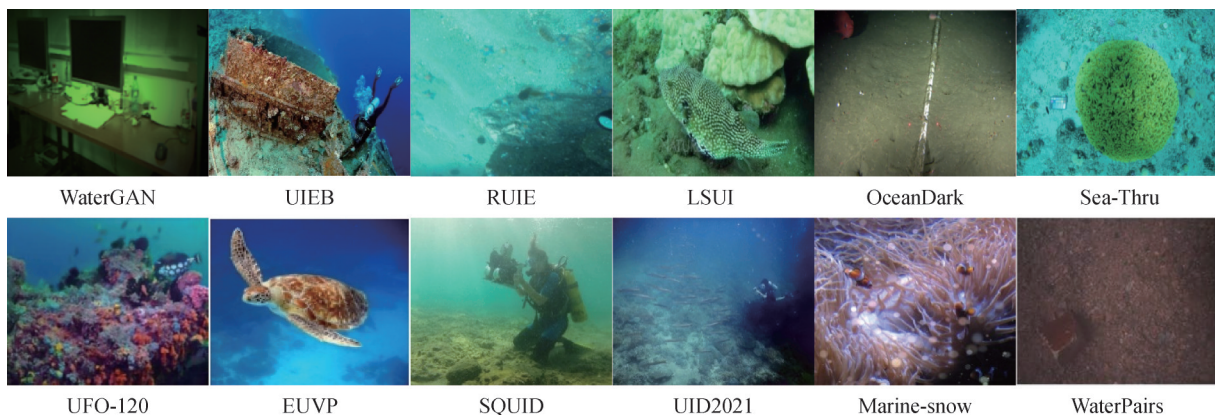


图6 不同场景下的水下图像数据集样本

Fig. 6 Samples of underwater image datasets in different scenarios

水下图像增强基准UIEB(Li等,2020b)提供了890幅成对图像,成为首个公开的水下图像增强基准。RUIE(real-world underwater image enhancement)(Liu等,2020)收录超过4 000幅真实图像,涵盖颜色校正、对比度提升与检测任务。U-45与OceanDark则分别针对小规模增强对比与低光照环境增强提出,拓展了场景多样性(Li等,2019;Porto Marques等,2019)。UFO-120(underwater fine-grained objects)(Islam等,2020b)与USR-248(Islam等,2020a)是两个专门面向水下图像增强与超分辨率任务的重要配对(paired)数据集。UFO-120数据集支持多个放大倍率(2×、3×、4×),不仅评估单图像超分辨率任务,

还可用于增强等任务。USR-248则也是一套大规模配对的超分辨率数据集,低分辨率图像有多个尺度(2×、4×、8×)。由于提供高质量真实图像与多尺度低分辨率样本,因此在评价高频细节复原能力上有良好基准作用。

2019年,数据集规模与任务适用性进一步提升。Sea-Thru(Akkaynak和Treibitz,2019)提供约1 000幅图像,强调基于物理模型的真实颜色复原;EUVP(Islam等,2020c)进一步提供了成对与非成对的混合数据,为无监督与GAN训练提供便利。SQUID(stereo quantitative underwater image dataset)(Berman等,2021)提供成对图像对,用于颜色恢复

与客观评价,提供了不同深度、包含了不同水体浑浊度、不同目标物体等多个水下场景。2023年,Marine-snow(Kaneko等,2023)专门针对海洋雪伪影去除提出,建立了5400对训练样本,为特定退化场景提供了标准测试基准。近年来,研究人员更重视质量评价与下游任务适应性,UID2021(underwater image dataset)(Hou等,2023)聚焦无参考图像质量评价基准,推动评价指标的发展,而WaterPairs(Chen等,2024c)则兼顾图像增强训练与目标检测性能分析,为跨任务性能评估提供了新的视角。以上所提数据集如表6所示,这些数据集的提出不仅为水下图像增强、复原与超分辨率提供了坚实基础,也为跨模态、跨任务的综合研究创造了条件。

尽管上述数据集推动了水下图像增强领域的快速发展,但对比陆地计算机视觉领域,水下数据集在规模、多样性及标注质量上仍存在显著瓶颈,制约了算法泛化能力的进一步突破。

1)现有数据集的共性问题。(1)多样性匮乏。现有数据集多采集自浅海或近岸水域,场景较为单一。

针对深海低光照、极端浑浊、不同水体光学类型以及富含海雪等噪声的复杂场景数据严重缺失。这种数据分布的偏差使得模型难以应对多变的水下作业环境。(2)标注质量与“真值”悖论。与陆地图像不同,水下图像无法获得完美的真值。现有的参考图大多依赖人工挑选或传统算法生成,本质上属于“伪真值”。这种带有主观偏差的标签限制了监督学习算法性能的上限,且难以反映物理层面的真实色彩还原。

2)改进建议与未来方向。(1)基于物理模型的高保真数据增强。采用基于物理成像机理的数据增强策略,将精确的散射模型与深度信息结合,在陆地图像上合成具有多样化衰减系数和水体参数的逼真训练数据,以低成本扩充数据规模。(2)跨域迁移学习。利用陆地图像领域海量的清晰数据或深度估计模型进行预训练,通过迁移学习提取通用的特征表示,再利用少量的真实水下数据进行微调。这能有效缓解水下样本稀缺导致的特征提取能力不足问题。

表6 水下图像数据集总结
Table 6 Summary of underwater image datasets

数据集	参考文献	规模	是否配对	适用范围
WaterGAN	Li等人(2018)	4800+	是	生成训练数据、颜色校正
UIEB	Li等人(2020b)	950	是	图像增强评价基准
RUIE	Liu等人(2020)	4400+	否	颜色校正、对比度提升、检测
U-45	Li等人(2019)	45	否	小规模监督增强对比
OceanDark	Porto Margues等人(2019)	183	否	低光照图像增强
Sea-Thru	Akkaynak和Treibitz(2019)	1000+	否	颜色恢复和图像复原
UFO-120	Islam等人(2020b)	120	是	水下单幅图像超分辨率,可评估在不同放大倍率时细节恢复
EUVP	Islam等人(2020c)	10000+	是	GAN训练、增强、复原
SQUID	Berman等人(2021)	114	否	颜色恢复、定量评估
UID2021	Hou等人(2023)	960+	是	无参考图像质量评估
Marine-snow	Kaneko等人(2023)	5400对	是	专门用于海洋雪去除的训练与基准
WaterPairs	Chen等人(2024c)	3698对	是	既能用于增强训练也能分析增强对检测任务的影响

4 比较分析与讨论

对传统方法与最新学习型方法在水下图像处理领域的应用进行系统对比分析。评估框架综合了客

观指标评价与主观视觉评价,以全面衡量各类技术的增强效果与实用性。在客观评价方面,选取了SSIM、PSNR、UIQM、熵和UCIQE等多维度性能指标,对图像的保真度、结构信息保持度、色彩自然度、细节丰富度及水下场景特异性表现进行量化分析。然

而,客观指标虽然能提供量化依据,却难以完全对应人类的视觉感知体验。因此,主观视觉评价是评估体系中不可或缺的一环,重点关注其色彩自然性、细节清晰度、整体舒适度以及视觉吸引力等主观感受。通过将客观指标与主观评价相结合,从而为不同应用场景下的算法选择提供更具指导意义的依据。

4.1 主观评价

视觉质量涵盖了对图像整体感知的多方面要

素,包括色彩保真度、对比度、细节保留和自然感等。在水下图像增强任务中,这些因素直接决定了增强结果是否符合人眼主观体验。从视觉质量角度来看,水下图像增强的主观评价主要涉及色彩保真度、对比度、细节保持与自然感等因素,这些因素直接决定了增强结果是否符合人眼的视觉体验。不同方法在 UIEB 和 LSUI 数据集上的视觉结果对比结果如图 7 和图 8 所示。

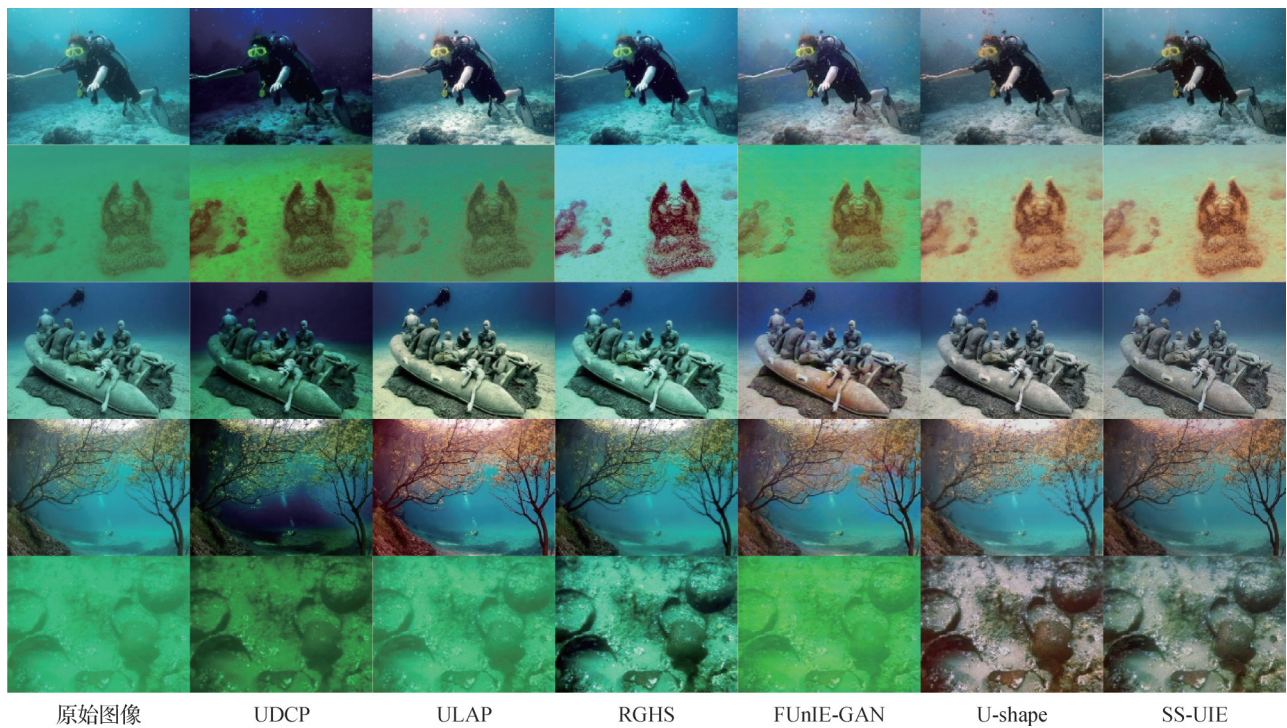


图 7 不同方法在 UIEB 数据集上的视觉结果对比

Fig. 7 Comparison of visual results of different methods on the UIEB dataset

如图 7 和图 8 所示,传统方法在提升图像视觉质量方面存在一定局限。以 UDCP(Drews 等,2013)为例,其在色彩还原方面表现不足,难以有效消除蓝绿色偏移,导致增强结果色彩单一、自然感较差。ULAP (underwater light attenuation prior) (Song 等, 2018)在一定程度上提升了对比度,在恢复过程中为了补偿缺失的红色分量,会通过全局或局部增益提升红通道,但由于缺乏对不同深度、不同水质的精确建模,这种补偿往往过度增强红色。RGHS(relative global histogram stretching) (Huang 等, 2018)方法相较前两者有所改进,在细节锐化与局部对比度方面表现较优,但其整体色彩表现仍存在偏差,尤其在复杂光照条件下容易产生失真。相比之下,基于深度学习的方法在视觉质量上展现出显著优势。FUnIE-

GAN(Islam 等,2020c)作为生成对抗网络代表,能够较好地恢复细节与结构信息,但其生成结果在部分场景中仍会出现轻微的色彩不自然或过度增强的问题,从而影响整体观感。U-shape(Peng 等,2023)方法在综合性能上表现更加均衡,不仅在对比度提升和细节保真度方面取得了显著改善,而且在多种水下环境下都能较为自然地还原场景色彩。进一步来看,SS-UIE (spatial-spectral underwater image enhancement) (Peng 和 Bian,2025)在视觉质量方面的表现最为突出,其增强结果在色彩校正、细节还原以及图像自然度方面均达到最佳水平。尤其在色彩保真度方面,SS-UIE 能有效消除蓝绿偏移,同时保留物体表面纹理,从而获得清晰且真实的视觉效果。

总体而言,传统方法虽然在一定程度上提升了

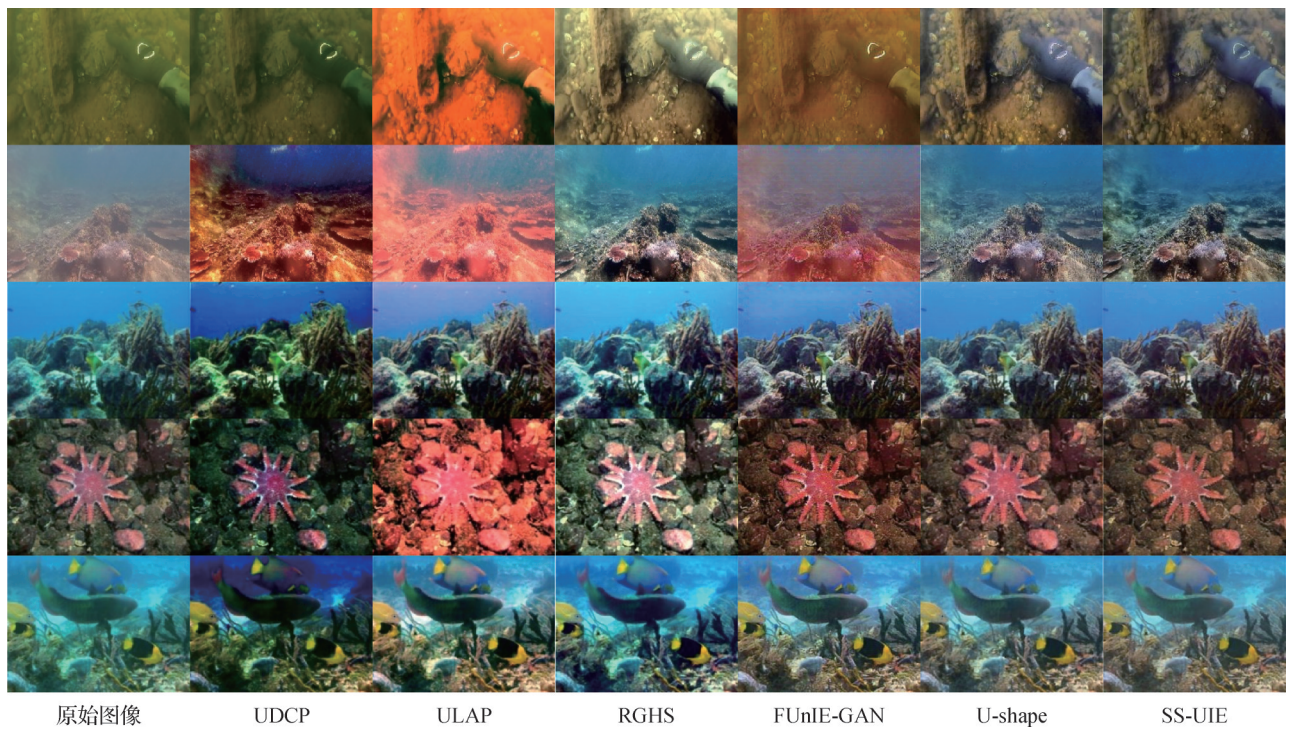


图8 不同方法在LSUI数据集上的视觉结果对比

Fig. 8 Comparison of visual results of different methods on the LSUI dataset

对比度与细节,但在色彩保真和自然感方面存在明显不足;而深度学习方法则在多项视觉质量指标上表现优越,其中,SS-UIE与U-shape的增强效果要优于其他对比方法。这一结果表明,深度学习技术为水下图像增强带来了突破性进展,使增强图像在主观感知与客观指标上均更符合真实水下环境的视觉特征。

4.2 客观评价

为了确保每个评估系统的公平性,所有测试水下图像均以 450×600 像素的大小进行预处理,并使用默认参数对比较方法进行处理。实验在配有16 GB的Nvidia Geforce 3060显卡、CPU i5-12600KF、内存32 GB的台式机上进行。系统版本为Ubuntu 20.04,网络模型的设计和训练采用PyTorch深度学习框架。在评估过程中,使用了公开可用的基准数据集,包括UIEB和LSUI水下图像数据集。

为确保对比结果的可靠性,选取了6种具有代表性的水下图像增强方法,包括传统方法UDCP、ULAP、RGHS,以及深度学习方法FUnIE-GAN、U-shape和SS-UIE在UIEB数据集上进行了系统测试。实验结果涵盖SSIM、PSNR、UIQM、熵与UCIQE等5项典型指标,以全面评估各方法在图像结构保持、细节恢复与色彩校正等方面的性能表现,结果如

表7所示。图9和图10分别为各方法在UIEB数据集上的柱状图结果和归一化指标对比图。

表7 不同方法在UIEB数据集上各指标的评价分数
Table 7 The evaluation scores of each metric on the UIEB dataset by different methods

方法	SSIM	PSNR /dB	UIQM	熵	UCIQE
UDCP	0.714	14.891	2.404	6.714	0.557
ULAP	0.748	17.709	2.750	6.872	0.562
RGHS	0.793	18.199	2.869	7.038	0.609
FUnIE-GAN	0.843	19.975	3.175	7.141	0.685
U-shape	0.868	21.790	3.283	7.283	0.715
SS-UIE	0.875	22.506	3.360	7.320	0.738

注:加粗字体表示各列最优结果。

图9和图10直观反映了不同方法在多维度指标上的差异,使得评估能够覆盖从传统物理先验方法到端到端深度学习模型的全谱系对比。从结果来看,传统方法整体表现有限。UDCP在SSIM与PSNR上得分偏低,说明其在细节保持与结构恢复方面不足,且增强后的图像常呈现单一色调,难以完全消除蓝绿偏移。ULAP在PSNR与UIQM上略优于UDCP,

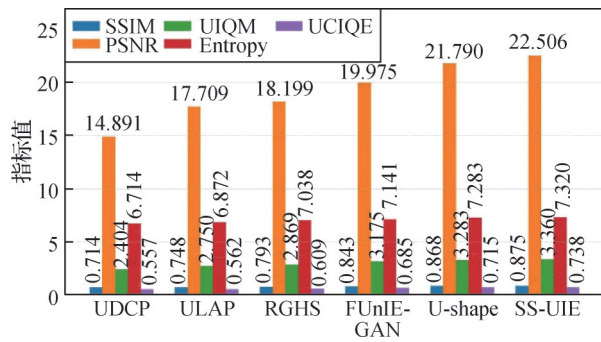


图9 不同方法在UIEB数据集上的评价指标柱状对比图

Fig. 9 The bar comparison chart of evaluation metrics for different methods on the UIEB dataset

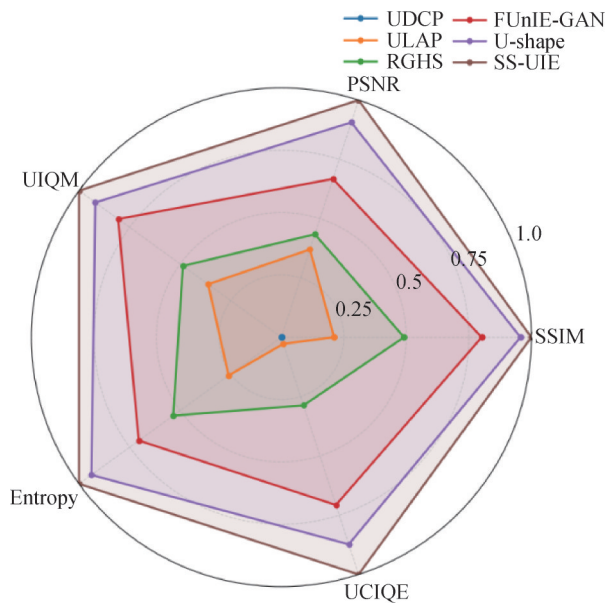


图10 不同方法在UIEB数据集上的归一化指标对比图

Fig. 10 The comparison chart of normalized metrics for different methods on the UIEB dataset

但其对比度提升有限,缺乏对整体色彩分布的二次约束,容易导致局部过饱和和红色无法被抑制(Song等,2018)。RGHS在传统方法中表现最好,能在一定程度上改善对比度与细节锐化,但其色彩还原依然存在偏差,其基于全局直方图统计的增强策略对局部细节的针对性不足,尤其在复杂光照条件下不够稳定。

相比之下,FUnIE-GAN在SSIM和UIQM指标上明显优于传统方法,能够有效恢复细节并增强对比度,但其结果有时会出现轻微的色彩偏移,导致自然感不足。U-shape方法在多项指标上表现均衡,不仅在色彩校正方面更为自然,而且在细节保持上也较为出色。综合性能最优的则是SS-UIE,其在所有指

标上均取得最高分,增强后的图像在色彩保真度、细节恢复和整体视觉自然感上均达到最佳效果。

综上所述,实验结果凸显了深度学习方法在水下图像增强中的突破性进展。传统方法在某些特定场景下仍具备一定参考价值,但整体上难以满足复杂水下环境下的增强需求。而深度学习模型,特别是U-shape与SS-UIE,不仅在客观指标上大幅领先,更在视觉质量与自然感方面表现优异,证明其在水下图像增强任务中的广泛应用潜力。

5 结 语

本文系统梳理了水下图像增强与恢复技术的演进脉络,清晰呈现了领域从物理模型驱动到数据学习驱动的范式转变:传统方法以手工设计的先验,如暗通道、波长补偿为核心,虽然奠定了光传播机制的理论基础,但受限于强假设的适配性;深度学习方法通过数据驱动突破了手工先验的局限,在视觉质量与泛化性上实现跃升。然而,单一技术难以同时解决蓝绿偏、高散射、低分辨率等复合退化问题。基于上述发现,结合领域现存瓶颈,未来研究可重点聚焦以下4个方向:

1)物理模型驱动的深度学习方法。单纯的数据驱动方法容易陷入过拟合,而传统的物理模型又难以适应复杂多变的环境。未来的突破点在于将物理成像模型的先验知识深度嵌入到迁移学习框架中。例如,利用物理公式推导出的传输图作为注意力机制引导网络关注退化严重的区域。这种协同不仅能通过物理约束减少网络对大数据的依赖,还能提升模型在未知水域的泛化能力。

2)基于物理机理的高保真数据合成与迁移。针对数据集规模不足与多样性匮乏的问题,不能仅依赖昂贵的实地采集。未来应致力于利用优化的物理成像模型反向指导数据合成,在陆地图像上模拟出符合深海、浑浊等极端环境光学特性的逼真退化图像。结合跨域迁移学习技术,利用合成数据进行预训练,再利用少量真实数据进行微调,从而低成本解决数据瓶颈。

3)动态场景下的轻量化与实时计算。随着水下机器人作业需求的增加,静态图像增强需向动态视频流处理转型。这一转型需要算法设计与硬件特性的紧密结合。一方面,利用物理先验简化深度网络

的搜索空间,设计参数更少的轻量化模型;另一方面,结合边缘计算设备如NPU(neural processing unit)等硬件加速特性,开发软硬协同的实时增强方案,以满足深海探测等动态任务的低延迟需求。

4)面向任务的全链路优化。图像增强不应是孤立的预处理步骤,而应与目标检测、SLAM(simultaneous localization and mapping)等下游任务协同优化。未来的研究应探索端到端的联合优化策略,使增强算法的输出直接服务于机器视觉的特征提取需求,而非仅仅追求人眼的视觉愉悦度。

参考文献(References)

- Akai M, Ueda Y, Koga T and Suetake N. 2023. Low-artifact and fast backlit image enhancement method based on suppression of lightness order error. *IEEE Access*, 11: 121231-121245 [DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3328534]
- Akkaynak D and Treibitz T. 2018. A revised underwater image formation model//*Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Salt Lake City, USA: IEEE: 6723-6732 [DOI: 10.1109/CVPR.2018.00703]
- Akkaynak D and Treibitz T. 2019. Sea-thru: a method for removing water from underwater images//*Proceedings of 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Long Beach, USA: IEEE: 1682-1691 [DOI: 10.1109/CVPR.2019.00178]
- Alhajlah M. 2023. Underwater image enhancement using customized CLAHE and adaptive color correction. *Computers, Materials and Continua*, 74(3): 5157-5172 [DOI: 10.32604/cmc.2023.033339]
- Anwar S, Li C Y and Porikli F. 2018. Deep underwater image enhancement [EB/OL]. [2025-10-01]. <https://arxiv.org/pdf/1807.03528.pdf>
- Asmare M H, Asirvadam V S and Hani A F M. 2015. Image enhancement based on contourlet transform. *Signal, Image and Video Processing*, 9(7): 1679-1690 [DOI: 10.1007/s11760-014-0626-7]
- Bakht A B, Jia Z K, Din M U, Akram W, Saoud L S, Seneviratne L, et al. 2024. MuLA-GAN: multi-level attention GAN for enhanced underwater visibility. *Ecological Informatics*, 81: #102631 [DOI: 10.1016/j.ecoinf.2024.102631]
- Berman D, Levy D, Avidan S and Treibitz T. 2021. Underwater single image color restoration using haze-lines and a new quantitative dataset. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 43(8): 2822-2837 [DOI: 10.1109/TPAMI.2020.2977624]
- Bindhu A and Maheswari O U. 2020. Color corrected single scale retinex based haze removal and color correction for underwater images. *Color Research and Application*, 45(6): 1084-1093 [DOI: 10.1002/col.22568]
- Chen H N, Zou L, Hong C J and Wu Z K. 2024a. Super-resolution reconstruction algorithm for underwater images based on deep residual learning networks//*Proceedings of the 3rd International Conference on Artificial Intelligence, Internet of Things and Cloud Computing Technology (AIOTC)*. Wuhan, China: IEEE: 224-230 [DOI: 10.1109/AIoT63215.2024.10748326]
- Chen J F, Zhu S D and Luo W L. 2024b. Instance segmentation of underwater images by using deep learning. *Electronics*, 13(2): #274 [DOI: 10.3390/electronics13020274]
- Chen L and Ding D D. 2022. Joint multi-residual learning for underwater image enhancement. *Journal of Image and Graphics*, 27(5): 1577-1588 (陈龙, 丁丹丹. 2022. 多残差联合学习的水下图像增强. *中国图象图形学报*, 27(5): 1577-1588) [DOI: 10.11834/jig.210041]
- Chen L, Dong X R, Xie Y Z and Wang S. 2024c. WaterPairs: a paired dataset for underwater image enhancement and underwater object detection. *Intelligent Marine Technology and Systems*, 2(1): #6 [DOI: 10.1007/s44295-024-00021-8]
- Chen S D and Ramli A R. 2003. Minimum mean brightness error bi-histogram equalization in contrast enhancement. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 49(4): 1310-1319 [DOI: 10.1109/TCE.2003.1261234]
- Chen W W, Lei Y T, Luo S H, Zhou Z Y, Li M X and Pun C M. 2024d. UWFormer: underwater image enhancement via a semi-supervised multi-scale transformer//*Proceedings of 2024 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. Yokohama, Japan: IEEE: 1-8 [DOI: 10.1109/IJCNN60899.2024.10651366]
- Chen Z, Wang H B, Shen J, Li X F and Xu L Z. 2014. Region-specialized underwater image restoration in inhomogeneous optical environments. *Optik*, 125(9): 2090-2098 [DOI: 10.1016/j.ijleo.2013.10.038]
- Dai C G, Lin M X, Wu X J, Wang Z and Guan Z G. 2020. Single underwater image restoration by decomposing curves of attenuating color. *Optics and Laser Technology*, 123: #105947 [DOI: 10.1016/j.optlastec.2019.105947]
- Deng J X, Zhu J P, Li H X, Zhang X Z, Guo F Q and Hou X. 2023. Real-time underwater polarization imaging without relying on background. *Optics and Lasers in Engineering*, 169: #107721 [DOI: 10.1016/j.optlaseng.2023.107721]
- Dong C, Loy C C, He K M and Tang X O. 2014. Learning a deep convolutional network for image super-resolution//*Proceedings of the 13th European Conference on Computer Vision*. Zurich, Switzerland: Springer: 184-199 [DOI: 10.1007/978-3-319-10593-2_13]
- Dong C, Loy C C and Tang X O. 2016. Accelerating the super-resolution convolutional neural network//*Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision*. Amsterdam, the Netherlands: Springer: 391-407 [DOI: 10.1007/978-3-319-46475-6_25]
- Dong Z M, Zheng D F, Huang Y T, Zeng Z P, Xu C H and Liao T D. 2022. A polarization-based image restoration method for both haze and underwater scattering environment. *Scientific Reports*, 12(1):

- #1836 [DOI: 10.1038/s41598-022-05852-1]
- Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, Weissenborn D, Zhai X H, Unterthiner T, et al. 2021. An image is worth 16×16 words: transformers for image recognition at scale//Proceedings of the 9th International Conference on Learning Representations. [s.l.]: OpenReview.net
- Dreus P Jr, do Nascimento E, Moraes F, Botelho S and Campos M. 2013. Transmission estimation in underwater single images//Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. Sydney, Australia: IEEE: 825-830 [DOI: 10.1109/ICCVW.2013.113]
- Du D P, Pan L L, Liang Y, Yang H H, Sui X and Li X. 2025. Underwater image restoration based on a dual-branch super-resolution residual network. *Multimedia Systems*, 31(4): #286 [DOI: 10.1007/s00530-025-01861-y]
- Evans K, Lamont C and Peach K. 2021. 2021 state of the environment report marine chapter — expert assessment — pressure — minerals, oil and gas extraction and production. Australian Ocean Data Network [DOI: 10.26198/kf05-1a73]
- Fabbri C, Islam M J and Sattar J. 2018. Enhancing underwater imagery using generative adversarial networks//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Brisbane, Australia: IEEE: 7159-7165 [DOI: 10.1109/ICRA.2018.8460552]
- Fan X N, Zhou X, Chen H Z, Xin Y X and Shi P F. 2023. An underwater image enhancement model combining physical priors and residual network. *Electronics Letters*, 59(21): #e13001 [DOI: 10.1049/ell2.13001]
- Fattal R. 2014. Dehazing using color-lines. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 34(1): #13 [DOI: 10.1145/2651362]
- Fu C P, Yuan W Q, Xiao J W, Liu R S and Fan X. 2023. Joint perceptual learning for enhancement and object detection in underwater scenarios [EB/OL]. [2025-10-01]. <https://arxiv.org/pdf/2307.03536.pdf>
- Galdran A, Pardo D, Picón A and Alvarez-Gila A. 2015. Automatic red-channel underwater image restoration. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 26: 132-145 [DOI: 10.1016/j.jvcir.2014.11.006]
- Gao C D, Zhao M L, Cao F Y, Wang Z Y, Lu D H, Hu Y Y, et al. 2023. Underwater polarization de-scattering imaging based on orthogonal polarization decomposition with low-pass filtering. *Optics and Lasers in Engineering*, 170: #107796 [DOI: 10.1016/j.optlaseng.2023.107796]
- Gao Y K, Li H B and Wen S H. 2016. Restoration and enhancement of underwater images based on bright channel prior. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016(1): #3141478 [DOI: 10.1155/2016/3141478]
- Han J, Zhou J, Wang L, Wang Y and Ding Z J. 2023. FE-GAN: fast and efficient underwater image enhancement model based on conditional GAN. *Electronics*, 12(5): #1227 [DOI: 10.3390/electronics12051227]
- Han J L, Shoeiby M, Malthus T, Botha E, Anstee J, Anwar S, et al. 2022. Underwater image restoration via contrastive learning and a real-world dataset. *Remote Sensing*, 14(17): #4297 [DOI: 10.3390/rs14174297]
- He K M, Sun J and Tang X O. 2011. Single image haze removal using dark channel prior. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 33(12): 2341-2353 [DOI: 10.1109/TPAMI.2010.168]
- Hossain F and Alsharif M R. 2007. Image enhancement based on logarithmic transform coefficient and adaptive histogram equalization//Proceedings of 2007 International Conference on Convergence Information Technology (ICCIT 2007). Gwangju, Korea (South): IEEE: 1439-1444 [DOI: 10.1109/ICCIT.2007.258]
- Hou G J, Li Y X, Yang H, Li K Q and Pan Z K. 2023. UID2021: an underwater image dataset for evaluation of no-reference quality assessment metrics. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications and Applications*, 19(4): #151 [DOI: 10.1145/3578584]
- Hu H F, Huang Y Z, Li X B, Jiang L B, Che L, Liu T G, et al. 2022. UCRNet: underwater color image restoration via a polarization-guided convolutional neural network. *Frontiers in Marine Science*, 9: #1031549 [DOI: 10.3389/fmars.2022.1031549]
- Hu H F, Qi P F, Li X B, Cheng Z Z and Liu T G. 2021. Underwater imaging enhancement based on a polarization filter and histogram attenuation prior. *Journal of Physics D: Applied Physics*, 54(17): #175102 [DOI: 10.1088/1361-6463/abdc93]
- Hu K, Zhang Y W, Lu F Y, Deng Z L and Liu Y P. 2020. An underwater image enhancement algorithm based on MSR parameter optimization. *Journal of Marine Science and Engineering*, 8(10): #741 [DOI: 10.3390/jmse8100741]
- Huang D M, Wang Y, Song W, Sequeira J and Mavromatis S. 2018. Shallow-water image enhancement using relative global histogram stretching based on adaptive parameter acquisition//Proceedings of the 24th International Conference on Multimedia Modeling. Bangkok, Thailand: Springer: 453-465 [DOI: 10.1007/978-3-319-73603-7_37]
- Huang S R, Wang K Y, Liu H, Chen J and Li Y S. 2023. Contrastive semi-supervised learning for underwater image restoration via reliable bank//Proceedings of 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver, Canada: IEEE: 18145-18155 [DOI: 10.1109/CVPR52729.2023.01740]
- Islam M J, Enan S S, Luo P G and Sattar J. 2020a. Underwater image super-resolution using deep residual multipliers//Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Paris, France: IEEE: 900-906 [DOI: 10.1109/ICRA40945.2020.9197213]
- Islam M J, Luo P G and Sattar J. 2020b. Simultaneous enhancement and

- super-resolution of underwater imagery for improved visual perception//Robotics: Science and Systems 2020. Corvalis, USA: [s.n.] [DOI: 10.15607/RSS.2020.XVI.018]
- Islam M J, Xia Y Y and Sattar J. 2020c. Fast underwater image enhancement for improved visual perception. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 5(2): 3227-3234 [DOI: 10.1109/LRA.2020.2974710]
- Jian M W, Liu X Y, Luo H J, Lu X W, Yu H and Dong J Y. 2021. Underwater image processing and analysis: a review. *Signal Processing: Image Communication*, 91: #116088 [DOI: 10.1016/j.image.2020.116088]
- Jin Y P, Fayad L M and Laine A F. 2001. Contrast enhancement by multiscale adaptive histogram equalization//Proceedings of SPIE 4478, Wavelets: Applications in Signal and Image Processing IX. San Diego, USA: SPIE: 206-213 [DOI: 10.1117/12.449705]
- Joseph N T, Kumar S N and Suriyan K. 2025. State-of-the-art techniques for optical underwater image enhancement. *International Journal of Image and Data Fusion*, 16(1): 1-32 [DOI: 10.1080/19479832.2025.2465532]
- Kaneko R, Sato Y, Ueda T, Higashi H and Tanaka Y. 2023. Marine snow removal benchmarking dataset//Proceedings of 2023 Asia Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC). Taipei, China: IEEE: 771-778 [DOI: 10.1109/APSIPAASC58517.2023.10317279]
- Kaur M, Kaur J and Kaur J. 2011. Survey of contrast enhancement techniques based on histogram equalization. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2(7): 137-141 [DOI: 10.14569/IJACSA.2011.020721]
- Khan A, Ali S S A, Malik A S, Anwer A and Meriaudeau F. 2016. Underwater image enhancement by wavelet based fusion//Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Underwater System Technology: Theory and Applications (USYS). Penang, Malaysia: IEEE: 83-88 [DOI: 10.1109/USYS.2016.7893927]
- Kim J, Lee J K and Lee K M. 2016. Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA: IEEE: 1646-1654 [DOI: 10.1109/CVPR.2016.182]
- Le Gallou I, Cambra E, Amilhat E, Faliex E, Verdoit-Jarraya M and Lagarde R. 2025. Phenology of fish movements between a Mediterranean lagoon and the sea: insights from acoustic camera and fishers' local ecological knowledge. *Regional Studies in Marine Science*, 89: #104293 [DOI: 10.1016/j.rsma.2025.104293]
- Ledig C, Theis L, Huszár F, Caballero J, Cunningham A, Acosta A, et al. 2017. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA: IEEE: 105-114 [DOI: 10.1109/CVPR.2017.19]
- Li C, Li G Y, Tan Y L, Xu X L and Duan H X. 2012. A new image enhancement algorithm via wavelet homomorphic filtering transform. *Journal of Intelligent Systems*, 21(4): 349-362 [DOI: 10.1515/jisys-2012-0015]
- Li C Y, Anwar S, Hou J H, Cong R M, Guo C L and Ren W Q. 2021. Underwater image enhancement via medium transmission-guided multi-color space embedding. *IEEE Transactions on Image Processing*, 30: 4985-5000 [DOI: 10.1109/TIP.2021.3076367]
- Li C Y, Anwar S and Porikli F. 2020a. Underwater scene prior inspired deep underwater image and video enhancement. *Pattern Recognition*, 98: #107038 [DOI: 10.1016/j.patcog.2019.107038]
- Li C Y, Guo C L, Ren W Q, Cong R M, Hou J H, Kwong S, et al. 2020b. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond. *IEEE Transactions on Image Processing*, 29: 4376-4389 [DOI: 10.1109/TIP.2019.2955241]
- Li C Y, Guo J C, Cong R M, Pang Y W and Wang B. 2016. Underwater image enhancement by dehazing with minimum information loss and histogram distribution prior. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(12): 5664-5677 [DOI: 10.1109/TIP.2016.2612882]
- Li H Y, Li J J and Wang W. 2019. A fusion adversarial underwater image enhancement network with a public test dataset [EB/OL]. [2025-10-01]. <https://arxiv.org/pdf/1906.06819.pdf>
- Li J, Skinner K A, Eustice R M and Johnson-Roberson M. 2018. WaterGAN: unsupervised generative network to enable real-time color correction of monocular underwater images. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 3(1): 387-394 [DOI: 10.1109/LRA.2017.2730363]
- Li K, Wu L and Qi Q. 2022. Beyond single reference for training: underwater image enhancement via comparative learning. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 33(6): 2561-2576 [DOI: 10.1109/TCSVT.2022.3225376]
- Li Y F, Ruan R, Mi Z T, Shen X, Gao T Z and Fu X P. 2023. An underwater image restoration based on global polarization effects of underwater scene. *Optics and Lasers in Engineering*, 165: #107550 [DOI: 10.1016/j.optlaseng.2023.107550]
- Li Y Y, Shen L Q, Li M Y, Wang Z Y and Zhuang L H. 2024a. RUIESR: realistic underwater image enhancement and super resolution. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 34(6): 4713-4728 [DOI: 10.1109/TCSVT.2023.3328785]
- Li Z N, Chen X H, Guo S N, Wang S Q and Pun C M. 2024b. WavEnhancer: unifying wavelet and transformer for image enhancement. *Journal of Computer Science and Technology*, 39(2): 336-345 [DOI: 10.1007/s11390-024-3414-z]
- Liang J Y, Cao J Z, Sun G L, Zhang K, Van Gool L and Timofte R. 2021. SwinIR: image restoration using Swin transformer//Proceedings of 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops. Montreal, Canada: IEEE: 1833-1844 [DOI: 10.1109/ICCVW54120.2021.00210]
- Liang Z, Ding X Y, Wang Y F, Yan X H and Fu X P. 2022. GUDCP: generalization of underwater dark channel prior for underwater image restoration. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 32(7): 4879-4884 [DOI: 10.1109/TCSVT.

- 2021.3114230]
- Liu R S, Fan X, Zhu M, Hou M J and Luo Z X. 2020. Real-world underwater enhancement: challenges, benchmarks, and solutions under natural light. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 30 (12): 4861-4875 [DOI: 10.1109/TCSVT.2019.2963772]
- Liu S, Chen P, Chen L, Zheng Y C, Li J R, Shen Z X, et al. 2025a. Turbid underwater image enhancement via attenuation prior formation model. *Journal of Field Robotics*, 42 (6): 2549-2560 [DOI: 10.1002/rob.22525]
- Liu T, Zhu K Y, Wang X Y, Song W B and Wang H. 2024a. Lightweight underwater image adaptive enhancement based on zero-reference parameter estimation network. *Frontiers in Marine Science*, 11: #1378817 [DOI: 10.3389/fmars.2024.1378817]
- Liu X, Zhang K J, Yan Z Q, Huang S P, Gu Z X, Zhang Y, et al. 2025b. SDGDiff: a spectral-domain guided diffusion model for underwater image super-resolution. *Signal, Image and Video Processing*, 19(9): #756 [DOI: 10.1007/s11760-025-04373-4]
- Liu Y D, Xu H P, Zhang B, Sun K L, Yang J C, Li B, et al. 2022. Model-based underwater image simulation and learning-based underwater image enhancement method. *Information*, 13(4): #187 [DOI: 10.3390/info13040187]
- Liu Z Y, Wang B, Li Y, He J X and Li Y F. 2024b. UnitModule: a lightweight joint image enhancement module for underwater object detection. *Pattern Recognition*, 151: #110435 [DOI: 10.1016/j.patcog.2024.110435]
- Luo H Y and Zhang Y W. 2025. Research on underwater image classification and enhancement based on traditional image processing algorithms//*Proceedings of the 5th IEEE International Conference on Electronic Technology, Communication and Information (ICETCI)*. Changchun, China: IEEE: 647-652 [DOI: 10.1109/ICETCI64844.2025.11083989]
- Luo Z H, Tang Z J, Jiang L Z and Ma G Q. 2022. A referenceless image degradation perception method based on the underwater imaging model. *Applied Intelligence*, 52 (6): 6522-6538 [DOI: 10.1007/s10489-021-02815-3]
- Ma Y Z, Chen B H and Fan C X. 2025. Image enhancement by improving the dark channel prior method for underwater concrete crack detection. *China Ocean Engineering*, 39 (3): 573-584 [DOI: 10.1007/s13344-025-0061-2]
- Mi Z T, Jiang S Y, Li Y Y, Wang H B, Fu X P, Liang Z, et al. 2025. A vignetting-correction-based underwater image enhancement method for AUV with artificial light. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 50(1): 213-227 [DOI: 10.1109/JOE.2024.3463840]
- Mishra P, Mehta N, Vipparthi S K and Murala S. 2025. USWformer: efficient sparse wavelet transformer for underwater image enhancement//*Proceedings of 2025 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. Tucson, USA: IEEE: 3372-3382 [DOI: 10.1109/WACV61041.2025.00333]
- Mosorov V. 2017. The Lambert-Beer law in time domain form and its application. *Applied Radiation and Isotopes*, 128: 1-5 [DOI: 10.1016/j.apradiso.2017.06.039]
- Negi S S and Bhandari Y S. 2014. A hybrid approach to image enhancement using contrast stretching on image sharpening and the analysis of various cases arising using histogram//*Proceedings of 2014 International Conference on Recent Advances and Innovations in Engineering (ICRAIE-2014)*. Jaipur, India: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/ICRAIE.2014.6909232]
- Peng L T and Bian L H. 2025. Adaptive dual-domain learning for underwater image enhancement//*Proceedings of the 39th AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Philadelphia, USA: AAAI: 6461-6469 [DOI: 10.1609/aaai.v39i6.32692]
- Peng L T, Zhu C L and Bian L H. 2023. U-shape transformer for underwater image enhancement. *IEEE Transactions on Image Processing*, 32: 3066-3079 [DOI: 10.1109/TIP.2023.3276332]
- Peng Y T, Cao K M and Cosman P C. 2018. Generalization of the dark channel prior for single image restoration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 27 (6): 2856-2868 [DOI: 10.1109/TIP.2018.2813092]
- Pham T D. 2022. Kriging-weighted Laplacian kernels for grayscale image sharpening. *IEEE Access*, 10: 57094-57106 [DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3178607]
- Porto Marques T, Branzan Albu A and Hoeberechts M. 2019. A contrast-guided approach for the enhancement of low-lighting underwater images. *Journal of Imaging*, 5 (10): #79 [DOI: 10.3390/jimaging5100079]
- Qi Q, Li K Q, Zheng H Y, Gao X, Hou G J and Sun K. 2022. SGUENet: semantic attention guided underwater image enhancement with multi-scale perception. *IEEE Transactions on Image Processing*, 31: 6816-6830 [DOI: 10.1109/TIP.2022.3216208]
- Qian J, Kong B and Yang J. 2023. Underwater image clarification based on double-opponency light estimation and red channel prior. *IEEE Access*, 11: 64383-64396 [DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3289222]
- Qin N W, Wu J J, Liu X L, Lin Z Q and Wang Z F. 2024. MCRNet: underwater image enhancement using multi-color space residual network. *Biomimetic Intelligence and Robotics*, 4 (3): #100169 [DOI: 10.1016/j.birob.2024.100169]
- Rahman S, Rahman M M, Abdullah-Al-Wadud M, Al-Quaderi G D and Shoyaib M. 2016. An adaptive gamma correction for image enhancement. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2016 (1): #35 [DOI: 10.1186/s13640-016-0138-1]
- Ren T D, Xu H Y, Jiang G Y, Yu M, Zhang X, Wang B, et al. 2022. Reinforced Swin-Convs transformer for simultaneous underwater sensing scene image enhancement and super-resolution. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: #4209616 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3205061]
- Schechner Y Y and Karpel N. 2004. Clear underwater vision//*Proceedings of 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer*

- Vision and Pattern Recognition. Washington, USA: IEEE: 536-543 [DOI: 10.1109/CVPR.2004.1315078]
- Shi A Y and Ding H M. 2023. Underwater image super-resolution via dual-aware integrated network. *Applied Sciences*, 13(24): #12985 [DOI: 10.3390/app132412985]
- Song W, Wang Y, Huang D M and Tjondronegoro D. 2018. A rapid scene depth estimation model based on underwater light attenuation prior for underwater image restoration//*Proceedings of the 19th Pacific Rim Conference on Multimedia*. Hefei, China: Springer: 678-688 [DOI: 10.1007/978-3-030-00776-8_62]
- Sun S X, Wang H, Wu X H, Li L, Zhang H, Li M J, et al. 2021. Underwater color correction via deep reinforcement learning//*Oceans 2021: San Diego — Porto*. San Diego, USA: IEEE: 1-4 [DOI: 10.23919/OCEANS44145.2021.9706132]
- Tao Y, Tang J H, Zhao X W, Zhou C, Wang C and Zhao Z L. 2024. Multi-scale network with attention mechanism for underwater image enhancement. *Neurocomputing*, 595: #127926 [DOI: 10.1016/j.neucom.2024.127926]
- Varghese N, Kumar A and Rajagopalan A N. 2023. Self-supervised monocular underwater depth recovery, image restoration, and a real-sea video dataset//*Proceedings of 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. Paris, France: IEEE: 12214-12224 [DOI: 10.1109/ICCV51070.2023.01125]
- Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez A N, et al. 2017. Attention is all you need//*Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*. Long Beach, USA: Curran Associates Inc.: 6000-6010
- Wang C, Xue X J, Li H, Zhang G Y, Wang H R and Zhao L. 2021. Underwater image enhancement based on color correction and improved 2D gamma function. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 35(2): 171-178 (王聪, 薛晓军, 李恒, 张国银, 王海瑞, 赵磊. 2021. 基于颜色校正和改进二维伽马函数的水下图像增强. *电子测量与仪器学报*, 35(2): 171-178) [DOI: 10.13382/j.jemi.B2003327]
- Wang C X, Wu H J and Jin Z. 2023a. FourLLIE: boosting low-light image enhancement by Fourier frequency information//*Proceedings of the 31st ACM International Conference on Multimedia*. Ottawa, Canada: ACM: 7459-7469 [DOI: 10.1145/3581783.3611909]
- Wang H Q, Zhong G Q, Sun J X, Chen Y, Zhao Y X, Li S, et al. 2023b. Simultaneous restoration and super-resolution GAN for underwater image enhancement. *Frontiers in Marine Science*, 10: #1162295 [DOI: 10.3389/fmars.2023.1162295]
- Wang N, Zhou Y B, Han F L, Zhu H T and Yao J Z. 2019a. UWGAN: underwater GAN for real-world underwater color restoration and dehazing [EB/OL]. [2025-10-01]. <https://arxiv.org/pdf/1912.10269.pdf>
- Wang Y, Song W, Fortino G, Qi L Z, Zhang W Q and Liotta A. 2019b. An experimental-based review of image enhancement and image restoration methods for underwater imaging. *IEEE Access*, 7: 140233-140251 [DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2932130]
- Wang Z D, Cun X, Bao J M, Zhou W G, Liu J Z and Li H Q. 2022. Uformer: a general U-shaped transformer for image restoration//*Proceedings of 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New Orleans, USA: IEEE: 17662-17672 [DOI: 10.1109/CVPR52688.2022.01716]
- Wang Z Y, Shen L Q, Yu Y H and Hui Y. 2024. UIERL: internal-external representation learning network for underwater image enhancement. *IEEE Transactions on Multimedia*, 26: 9252-9267 [DOI: 10.1109/TMM.2024.3387760]
- Wei Y, Han P L, Liu F and Shao X P. 2022. Estimation and removal of backscattered light with nonuniform polarization information in underwater environments. *Optics Express*, 30(22): 40208-40220 [DOI: 10.1364/OE.471337]
- Wei Y W, Zheng Z R and Jia X Y. 2023. UHD underwater image enhancement via frequency-spatial domain aware network//*Proceedings of the 16th Asian Conference on Computer Vision*. Macao, China: Springer: 21-36 [DOI: 10.1007/978-3-031-26313-2_2]
- Wen J J, Cui J Q, Yang G D, Zhao B Y, Zhai Y, Gao Z, et al. 2024. WaterFormer: a global-local transformer for underwater image enhancement with environment adaptor. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 31(1): 29-40 [DOI: 10.1109/MRA.2024.3351487]
- Wu J Y, Wang T F, Siddique M A B, Islam M J, Fermuller C, Aloimonos Y, et al. 2025. Single-step latent diffusion for underwater image restoration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* [DOI: 10.1109/TPAMI.2025.3599775]
- Xie L, Wang Q, Ji Y Q, Gu Y, Xu G Z, Zhu Z, et al. 2025. FSRN: feature separable reconstruction network for underwater optical image super-resolution. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, E108. A(4): 613-621 [DOI: 10.1587/transfun.2024EAP1038]
- Xu S B, Shen H and Yang Y X. 2025. Rotation invariant sonar image segmentation for undersea cables. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 50(3): 2345-2354 [DOI: 10.1109/JOE.2025.3557927]
- Xu S X, Qi H and Dong X H. 2023. Semi-supervised underwater image enhancement using a physics-aware triple-stream network [EB/OL]. [2025-10-01]. <https://arxiv.org/pdf/2307.11470.pdf>
- Yan J X and Zhang K. 2010. Adaptive color restoration and luminance MSR based scheme for image enhancement//*Proceedings of the 2nd International Conference on Advanced Computer Control*. Shenyang, China: IEEE: 185-188 [DOI: 10.1109/ICACC.2010.5486776]
- Ye J Y, Shen Z Y, Behrani P, Ding F and Shi Y Q. 2018. Detecting USM image sharpening by using CNN. *Signal Processing: Image Communication*, 68: 258-264 [DOI: 10.1016/j.image.2018.04.016]
- Yu T, Wang X L, Xi S X, Mu Q Q and Zhu Z Q. 2023. Underwater polarization imaging for visibility enhancement of moving targets in turbid environments. *Optics Express*, 31(1): 459-468 [DOI: 10.

- 1364/OE.477243]
- Zamir S W, Arora A, Khan S, Hayat M, Khan F S and Yang M H. 2022. Restormer: efficient transformer for high-resolution image restoration//Proceedings of 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans, USA; IEEE: 5718-5729 [DOI: 10.1109/CVPR52688.2022.00564]
- Zhang J, Zhang J S, Zhou K X, Zhang Y H, Chen H D and Yan X Y. 2023a. An improved YOLOv5-based underwater object-detection framework. *Sensors*, 23(7): #3693 [DOI: 10.3390/s23073693]
- Zhang J N, Yu Q and Hou G J. 2024. Underwater image restoration via adaptive color correction and dehazing. *Applied Optics*, 63(10): 2728-2736 [DOI: 10.1364/AO.514749]
- Zhang T C, Li Q, Li Y S and Liu X. 2023b. Underwater optical image restoration method for natural/artificial light. *Journal of Marine Science and Engineering*, 11(3): #470 [DOI: 10.3390/jmse11030470]
- Zhang W D, Jin S L, Zhuang P X, Liang Z and Li C Y. 2023c. Underwater image enhancement via piecewise color correction and dual prior optimized contrast enhancement. *IEEE Signal Processing Letters*, 30: 229-233 [DOI: 10.1109/LSP.2023.3255005]
- Zhao C, Dong C Y and Cai W L. 2024. Learning a physical-aware diffusion model based on transformer for underwater image enhancement [EB/OL]. [2025-10-01]. <https://arxiv.org/pdf/2403.01497.pdf>
- Zheng H J, Wang Z, Zhang J P, Liu S N, Qian C, Tu X Y, et al. 2025. Enhancement of underwater images on improved StarGAN by mixed attention module. *South China Fisheries Science*, 21(1): 185-196 (郑浩君, 王振, 张佳鹏, 刘胜男, 钱程, 涂雪滢, 等. 2025. 基于混合注意力模块改进StarGAN的水下图像增强. *南方水产科学*, 21(1): 185-196) [DOI: 10.12131/20240191]
- Zhou L, Liu Q M, Jin K J, Zhao W Y and Zhang W D. 2025. Research progress of underwater image restoration and enhancement methods. *Journal of Image and Graphics*, 30(1): 51-65 (周玲, 刘庆敏, 金凯杰, 赵文义, 张卫东. 2025. 水下图像复原和增强方法研究进展. *中国图象图形学报*, 30(1): 51-65) [DOI: 10.11834/jig.240050]
- Zhu Y M, Zeng T J, Liu K W, Ren Z B and Lam E Y. 2021. Full scene underwater imaging with polarization and an untrained network. *Optics Express*, 29(25): 41865-41881 [DOI: 10.1364/OE.444755]
- Zotin A. 2018. Fast algorithm of image enhancement based on multi-scale retinex. *Procedia Computer Science*, 131: 6-14 [DOI: 10.1016/j.procs.2018.04.179]

作者简介

罗虎,男,博士研究生,主要研究方向为视觉图像处理。

E-mail: 1024234107@tju.edu.cn

温家宝,通信作者,男,副研究员,主要研究方向为海洋信息处理。E-mail: wen_jiabao@tju.edu.cn

李政键,男,博士研究生,主要研究方向为数据库查询优化和海洋数值模拟。E-mail: lizj@tju.edu.cn

陈德盛,男,工程师,主要研究方向为海洋信息处理和强化学习。E-mail: chendesheng@tju.edu.cn

奚萌,女,助理研究员,主要研究方向为人工智能智能水下无人系统。E-mail: ximeng@tju.edu.cn

何景逸,男,助理研究员,主要研究方向为海洋信息处理和无人系统协同编队。E-mail: seie_hjy@tju.edu.cn

杨嘉琛,男,教授,主要研究方向为人工智能与深度学习、博弈强化学习。E-mail: yangjiachen@tju.edu.cn