

水下退化图像恢复技术:研究现状与未来趋势*

查富生, 吕品, 郭伟, 王鹏飞, 孙立宁

哈尔滨工业大学 / 机器人技术与系统国家重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150001

摘要: 高质量的水下视觉图像输入先验信息对于水下机器人完成多种作业任务至关重要。文中首先分析水下图像退化成因, 从原理上解释常见的图像退化类型, 并引出了退化恢复的两种途径: 水下图像增强和水下相机标定。其次, 系统梳理了水下图像增强方法的研究现状、现有水下数据集以及水下图像质量评价体系。随后, 总结了水下相机标定方法及其优点与不足。最后, 对水下退化恢复技术的未来研究趋势进行综述, 涉及增强算法的鲁棒性和泛化能力、多传感器融合与高级视觉任务集成等领域。

关键词: 水下机器人; 水下图像增强; 水下相机标定; 深度学习

中图分类号: P74 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-0137(2026)01-0001-12

Underwater image restoration technology: Current research status and future trends

ZHA Fusheng, LÜ Pin, GUO Wei, WANG Pengfei, SUN Lining

Harbin Institute of Technology / State Key Laboratory of Robotics and Systems, Harbin 150001, China

Abstract: High-quality underwater visual image input prior information is crucial for underwater robots to accomplish various operational tasks. This paper first analyzes the causes of underwater image degradation, explaining different types of common image degradation from theoretical principles, and introduces two approaches to degradation recovery: underwater image enhancement and underwater camera calibration. Secondly, it systematically reviews the current research status of underwater image enhancement methods, existing underwater datasets, and underwater image quality evaluation systems. Subsequently, it summarizes underwater camera calibration methods, along with their advantages and limitations. Finally, the paper presents future research trends in underwater degradation recovery technology, including the robustness and generalization capability of enhancement algorithms, multi-sensor fusion, and integration with high-level vision tasks.

Key words: underwater robot; underwater image enhancement; underwater camera calibration; deep learning

通过声学或视觉传感器对水下环境进行准确感知是水下机器人实现智能自主作业的关键所在。声学感知主要依赖多波束声呐、测扫声呐和合成孔径声呐等声学设备, 适合于远距离的水下感知。而

在水下机器人近距离作业的场景中, 视觉感知展现出显著的优势。首先, 视觉相机的成本较低且体积小, 便于集成到水下机器人上; 其次, 由于光线比声波传播速度快, 因此视觉系统能够提供更快的反

* 收稿日期: 2025-07-22

录用日期: 2025-09-03

网络首发日期: 2025-09-23

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFB4601800)

作者简介: 查富生(1974年生), 男; 研究方向: 水下机器人感知; E-mail: zhafusheng@hit.edu.cn

全文阅读



ZR20250138

馈频率,从而便于实时任务的部署;最重要的是,视觉所获取的图像包含更丰富的纹理信息,具有更高的分辨率,适合于较为精细的水下作业任务。

然而,获取高质量的水下视觉信息面临着严峻挑战,主要表现在:1)水下场景浑浊度高、颜色单一、背景复杂、光照不均等因素引发的图像质量退化问题,包括水下图像模糊、对比度降低、色偏、不均匀照明等失真;2)水下相机防水外壳带来的多介质光路偏析引发的像素畸变问题,这需要专门的水下相机标定技术来解决。

因此,亟需探索水下退化图像复原技术,改善并增强图像质量,提升机器人的智能感知能力。本文将系统总结水下退化图像处理技术的研究现状,包括水下图像增强和水下相机标定技术。并详细分析各类方法的优势与局限,最后对未来的研究方向进行了展望。

1 水下图像退化成因

水下环境复杂多变,造成了水下图像的多种退化情况,但归根结底可分为两类:1)水中悬浮微粒对光的散射、水介质对不同波长光的选择性吸收、人工光源引入、拍摄抖动等因素造成的图像模糊、对比度低、色彩失真(蓝绿色调)、不均匀照明等退化情况,这些属于图像像素的退化。2)由于许多水下相机都是将相机套上防水外壳的配置,相机镜头前的防水玻璃会造成光线折射畸变效应,导致获取的图像像素位置出现偏差(Shortis et al., 2009)。

1.1 水下成像模型及退化类型

自然界水体可以理解作为一种成分复杂的混合物,包含有大量的悬浮微粒和有机混合物(Bonin et al., 2011)。由于水体的吸收作用和杂质微粒的散射,到达相机成像平面的光线在水中传播的过程中会产生光线能量损失及偏转,进而造成图像层面上的退化。

光的吸收作用是水下图像质量退化的主要原因之一,它是指水分子、溶解性有机物和无机盐等将光能转化为其他形式能量的光能衰减过程。不同波长的光在水中的吸收衰减特性不同,红光由于波长(约 620~750 nm)较长,其衰减程度相对较大,传播距离超过 5 m 后基本完全衰减;而绿光(约 495~570 nm)和蓝光(约 450~495 nm)波长较短,其衰减程度较小,可传播到更远距离。这种水介质对不同颜色光的不均匀衰减现象,导致水下图像呈现出显著的色偏特征,通常表现为青绿色或蓝色色调

(魏郭依哲等, 2021),严重影响了图像的真实色彩还原。光在水中的吸收衰减特性如图 1 所示。

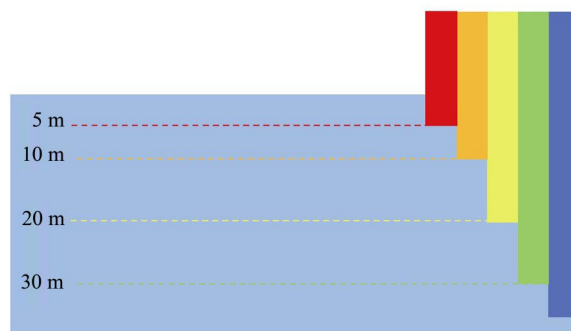


图 1 光在水中的吸收衰减特性

Fig. 1 Absorption and attenuation characteristics of light in water

散射效应是造成退化的另一重要因素,它是指光线与水中悬浮颗粒(如浮游生物、矿物质颗粒等)发生碰撞后改变传播方向的现象,散射强度与水体浑浊度、悬浮颗粒大小的分布及浓度密切相关。不同的水域具备不同的散射情况,这种差异使得不同水域环境下的图像增强策略需要相应调整:浑浊水体更需要注意去雾和对比度提升,而清澈水体则应着重于细节保持和色彩还原。

除此之外,随着深度的增加,水体中自然光强度显著减弱,导致水下目标物体的照明不足,常需利用人工辅助光源来增加场景的亮度。但人工光源通常以点光源形式照明外界,照明效果往往存在不均匀性,易引发水下图像的照明不均匀现象。

吸收作用、散射效应以及人工光源引入等因素共同构成了水下图像退化的理论基础。常见的水下图像退化可归纳为 3 种(如图 2 所示),包括图像模糊及雾化、色彩偏差、不均匀照明现象。水中悬浮混合物引发的光散射现象是水下图像模糊及雾化的主要原因。不同波长的光在水中的吸收衰减特性不同,引发色彩偏差。人工辅助光源的不均匀特性则是图像不均匀照明现象的主要原因。

许多学者试图将这些水下图像退化现象用一个统一物理模型来描述,其中比较经典的为



图 2 三种常见的水下图像退化类型

Fig. 2 Three common types of underwater image degradation

McGlamery (1980) 提出的水下成像模型 (IFM, image formation model), 它描述的水下光成像过程如图3所示。

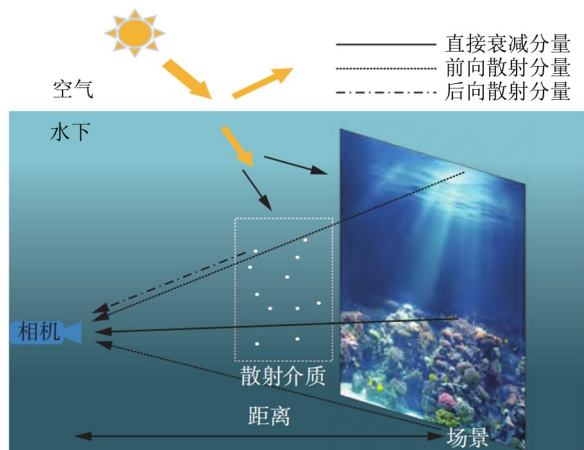


图3 水下成像过程

Fig. 3 Underwater imaging process

IFM将水下图像表示为直接衰减分量 $D_\lambda(x)$ 、前向散射分量 $F_\lambda(x)$ 与后向散射分量 $B_\lambda(x)$ 的相加, 即 $I_\lambda(x) = D_\lambda(x) + F_\lambda(x) + B_\lambda(x)$ 。直接衰减分量表示被水下物体反射而未发生散射的光, 其引发图像的低对比度、颜色失真。前向散射分量表示物体反射光到达相机的过程中射入微粒而发生小角度散射的光, 后向散射分量表示周围环境的背景光经微粒散射后进入相机的光。前向散射分量和后向散射分量引发图像模糊、噪声。

根据 Beer-Lambert-Bouguer 定律, 水下光的衰减程度与传播距离成指数关系。相关研究表明, 当物体与相机距离不大时, 前向散射分量远远小于后向散射分量, 因此可忽略不计。IFM 可表示为直接衰减分量和后向散射分量之和, 即

$$I(x) = J(x)e^{-\beta_\lambda z} + B_c^z(1 - e^{-\beta_\lambda z}),$$

其中 $J(x)$ 为理想的未退化水下图像; $I(x)$ 为退化水下图像; β_λ 为衰减系数, 与波长 λ 相关; z 为场景深度; B_c^z 为水下全局背景光。

根据是否借助 IFM 或类似模型, 水下图像增强可分为基于物理模型和基于非物理模型的方法。前者通过一些先验假设解算模型参数, 进而反演出未退化图像(增强图像)。后者通过经典图像处理技巧(如直方图均衡、白平衡和滤波方法等)对退化图像进行增强。除此之外, 通过深度学习建立退化图像和增强图像的映射也已经成为水下图像增强方法的主流。最后, 通过设计专用的水下传感器,

实现水下图像的去退化, 也是一种可取的方法。

1.2 多介质折射带来的像素畸变

水下相机通常由相机和防水外壳构成, 光进入到水下相机成像平面前需经过水、防水外壳(通常是玻璃介质)、空气3种介质。不同介质的折射率不同, 因此会发生多介质折射现象, 如图4所示。非线性的水下成像过程不能够通过空气中线性成像模型来描述, 因此在水中拍摄的图像会发生像素位置畸变。为了消除多介质折射引起的图像像素畸变的影响, 水下相机标定技术成为关键环节。水下相机标定通过不同的途径补偿介质折射引起的畸变, 为水下三维定位、场景重建等任务提供更准确的成像几何约束。

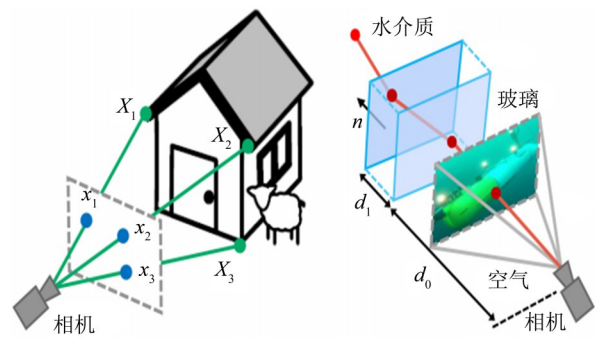


图4 水下折射过程

Fig. 4 Underwater refraction process

2 水下图像增强

水下图像增强是指通过传统或学习的方法, 对水下图像的可视化效果进行改善, 丰富图像信息特征, 加强图像的可辨别性。本部分先阐述水下图像增强方法的研究现状, 随后介绍现有的水下数据集, 最后给出水下图像质量的评价指标。

2.1 研究现状

目前, 水下图像增强方法主要分为4种类型: 基于非物理模型、基于物理模型、基于深度学习和基于特殊硬件的方法, 如图5所示。各类方法的特点等如表1所示。

2.1.1 基于非物理模型的方法 基于非物理模型的方法不考虑水下图像退化的实际物理成像过程, 而是基于现有的图像增强技术, 直接对图像的像素进行变换操作, 从而改善图像的质量。主要包括基于空域、基于滤波和信号处理、基于 Retinex 和基于图像融合的增强算法4类。

基于空域的图像增强方法是通过像素空间的指定分布, 以达到图像对比度增强、去模糊的目标。

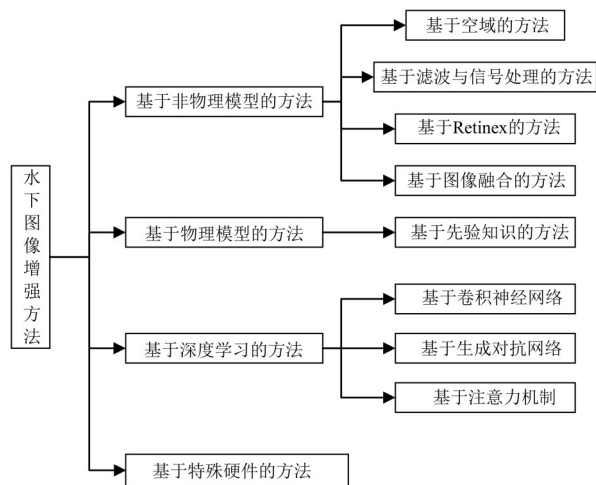


图 5 水下图像增强方法的分类

Fig. 5 Classification of underwater image enhancement methods

作为典型的空域图像增强算法,直方图均衡化(HE, histogram equalization)通过改变图像直方图的分布特征,将直方图进行全局均匀拉伸,从而实现图像对比度的提升(Hummel, 1977)。然而,对于模糊分布复杂的图像,直方图均衡化效果有限。为改善这一问题,Pizer et al.(1987)提出了自适应直方图均衡化(AHE, adaptive histogram equalization)方法,通过对图像局部区域的灰度进行多次重新分布,改善了图像局部对比度。为解决AHE引发的噪声放大问题,对比度受限自适应直方图均衡化(CLAHE, contrast limited adaptive histogram equalization)通过约束图像的局部对比度上限,以改善这一现象(Zuiderveld, 1994)。除直方图均衡化类方法之外,常用的空域增强有很多,如色彩恒常(Zhang et al., 2016)、伽马校正(Ju et al., 2019)、灰度世界假设(Buchsbaum, 1980)等。仝灼银等

(2017)提出了基于多颜色空间的自适应对比度综合处理方法,提高了图像对比度并改善了光照不均的问题。Peng et al.(2022)提出了创新性的水下图像增强技术,采用基于物理的双色性模型(PDM)对传统的直方图均衡化进行近似处理,并通过凸优化方法有效恢复水下图像的色彩失真并提升对比度。基于空域的方法实现简单,但可能导致图像过度增强,且对不同场景的自适应能力较差。

基于滤波和信号处理的方法通过滤波、信号变换处理等方式对图像进行变换,达到图像去噪、对比度增强的目的。Abdul Ghani(2018)提出了一种结合同态滤波与图像融合的技术,解决了水下图像的低质量问题。Iqbal et al.(2020)介绍了一种使用Laplacian分解增强水下图像的方法,通过拉普拉斯变换将图像划分为低频和高频子带,低频子带被去雾和归一化以实现白平衡,而高频子带被放大以保留边缘细节;随后,通过融合两种处理后的图像来获得增强图像。Luan et al.(2014)提出通过同态滤波对水下图像进行非均匀光照校正,随后利用对比度增强算法提升图像对比度,最后对图像进行小波变换,抑制前面步骤产生的图像噪声。Muniraj et al.(2023)提出了一种先进的水下图像增强技术,该技术集成了优化的颜色校正流程、自适应查找表(LUT)以及快速局部拉普拉斯滤波器(FLLF),以增强水下图像的视觉效果。通过在LAB颜色空间中对亮度和色度分量进行细致的颜色校正,再利用基于概率阈值的自适应LUT增强对比度,该方法显著提升了图像的清晰度和色彩准确性,同时有效控制了光晕和伪影。此外,通过直方图归一化进一步平衡色彩。基于滤波和信号处理的方法擅长去除图像噪声,增强边缘特征,但存在计算复杂度高、参数自适应性差的缺点。

表 1 水下图像增强方法的特点

Table 1 Summary of characteristics of underwater image enhancement methods

方法	核心思想	代表性算法	计算复杂度	实时性	主要优势	主要局限	使用场景
基于非物理模型的方法	直接处理图像统计特征	直方图均衡、白平衡	低	高	简单快速、易实现、无需先验知识	缺乏物理依据、效果不稳定、场景适应性差	计算资源有限、实时性要求高的场景
基于物理模型的方法	借助水下图像成像模型	DCP、MIP	中等	中等	可解释性强	参数估计难度大、模型假设可能不符合实际	水质较为稳定、需要高质量恢复的环境
基于深度学习的方法	利用数据驱动建立映射关系	CNN、GAN、Transformer	高	中等	效果好、泛化性强	依赖大量训练数据、训练不稳定	数据充足、计算资源丰富的应用场景
基于特殊硬件的方法	通过专用设备改善成像质量	偏振成像、立体结构、事件相机	依硬件而定	依硬件而定	获取额外信息、突破软件方法瓶颈	设备成本高、操作复杂、便携性差	专业水下勘测、科研等高要求场景

基于 Retinex 理论,学者提出了大量的算法来应对水下颜色失真、模糊等情况。Jobson et al.(1997a, 1997b)提出了多尺度 Retinex 和带有颜色复原的多尺度 Retinex 算法。Mercado et al.(2017)提出了一种基于多尺度 Retinex 和反向颜色损失的深海暗图像增强方法。多尺度 Retinex 广泛应用于水下图像增强,但 Retinex 最初是针对陆上情况设计的,没有考虑水下的颜色衰减,作者创新性地通过 Beer-Lambert 估算光衰减百分比,并加在水下图像上。田会娟等(2020)通过 YCbCr 颜色空间转换、Retinex 原理和 Gamma 校正等步骤,实现低照度图像的有效增强。Dai et al.(2019)提出了一种双用图像增强算法,该算法基于 Retinex 理论和变分技术,实现了水下图像去噪的目标。基于 Retinex 的方法能够很好地处理光照不均匀的问题,提高图像的颜色保真度,但是计算量较大、对参数选择敏感,需要较长的处理时间。

基于融合的图像增强方法是采用不同的算法对单一输入图像进行增强,获得多个增强图像,然后基于一定的融合规则将多个图像进行融合,从而达到颜色校正、对比度增强以及细节增强的目的。Ancuti et al.(2012)首先生成颜色校正图像和对比度增强图像,随后通过多权重多尺度融合,生成最终的增强图像。岳成海等(2025)首先结合全局照度与色彩通道特性进行像素级光照估计与校正,随后通过高斯模糊估计散射分量,并利用多尺度滤波残差法消除,最后采用多尺度金字塔进行图像融合,实现图像细节信息突出并减缓不均匀照明的问题。基于融合的方法具有广泛的应用前景,能够有效应对水下图像中存在的低对比度、模糊及色彩偏差等多种缺陷,但在设计融合策略时需谨慎,以避免产生伪影和不自然的视觉效果。

基于非物理模型的方法实现简单、计算效率高,适合实时处理场景,但缺乏物理依据导致处理效果不稳定,且参数设置较为经验化。未来应着重提升算法的自适应性,并探索更有效的特征提取方法以增强处理效果的鲁棒性。

2.1.2 基于物理模型的方法 基于物理模型的方法主要考虑水下成像物理模型,通过分析水下图像的退化机理并充分利用水下场景的假设先验信息,估计成像模型参数并反演退化过程,进而恢复出清晰且自然的水下图像,其流程如图 6 所示。

针对大气图像去雾任务,He et al.(2009)提出了暗通道先验方法(DCP, dark channel prior)。由于

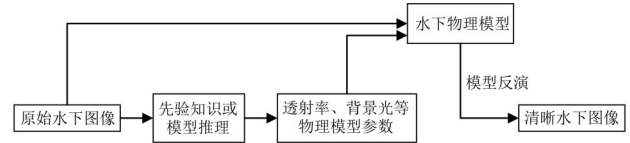


图 6 基于物理模型的方法

Fig. 6 Physical model-based methods

水下成像雾化机理与大气中情况相似,DCP 也用于水下去雾任务。DCP 模型的主要思想是:在没有雾气的区域,图像的暗通道应该非常接近于零。因此,在整个图像中找到暗通道,然后利用暗通道强度来估计雾的程度,最终实现去雾效果(向丹等, 2025)。Chiang et al.(2011)基于 DCP 思想实现水下图像去雾,并通过补偿衰减通道的衰减量来校正颜色失真,最终使增强的图像具有鲜明的色彩分布。Li et al.(2016)将 DCP 和亮度调整策略相结合,通过 DCP 获得的去雾水下图像具有低亮度特征,随后利用新颖的亮度调整策略增强图像的对比度,最终的增强图像提升了全局对比度并且很好地保留了图像细节和边缘信息。杨润等(2024)首先通过颜色补偿解决图像色偏,随后利用图像锐化和暗亮双通道算法,提升图像对比度并去除图像模糊,最后结合多尺度融合将多结果图像进行融合,最终得到可见度良好的增强图像。

基于 DCP 的方法在实际部署中可能会存在一些困难,例如算法运行效率较低,以及在图像复原过程中可能导致图像亮度降低,这些问题在一定程度上限制了其在某些场景下的应用效果。因此,其他的先验方法接连被提出来,比如最大强度先验(MIP)(Carlevaris-Bianco et al., 2010)、红色通道先验(RCP)(Galdran et al., 2015)、水下光衰减先验(ULAP)(Song et al., 2018)等。当部署使用时,应根据实际的水下环境特性针对性地选择先验方法,实现水下复原的目的。基于物理模型的方法具有良好的原理可解释性,恢复的图像比较真实,能够针对不同水下环境有针对性地设计增强策略,但需要对水下环境有较为准确的先验知识,且算法的设计和计算过程较为复杂。

基于物理模型的方法具有可解释性强的优点,但模型参数估计难度大,且模型假设与实际情况可能存在偏差。未来应关注更精确的物理模型构建,以及与深度学习结合以提升参数估计的准确性。

2.1.3 基于深度学习的方法 基于学习的方法利用深度学习网络架构,建立学习模型,完成水下图

像增强任务。由于其优越的非线性学习能力,基于学习的水下图像增强方法逐渐成为目前研究的主流,它可分为两种思路:1)直接利用深度学习模型来估计物理参数,随后根据退化模型恢复出干净的图像;2)设计端到端的图像增强模块,直接实现退化图像到增强图像的映射。前者采用基于物理模型的方法,通过构建网络框架提取水下图像的透射图和背景光等模型参数,最后将物理参数输入到水下成像模型,实现水下图像的还原。后者属于基于非物理模型的方法,设计端到端的网络框架,通过数据集训练,实现退化图像的增强。基于学习的水下图像增强方法大致可分为基于 CNN、基于 GAN 和基于 transformer 3 种。

在基于 CNN 的方法上, Li et al. (2019) 提出了 WaterNet, 首先构建了一个水下图像增强基准 (UIEB), 随后提出了 WaterNet 门控融合网络, 它使用伽马校正图像、对比度改进图像和白平衡图像作为联合输入来增强水下图像。 Wang et al. (2021) 首次提出融合 RGB 与 HSV 双色彩空间的水下图像增强网络, 通过 RGB 像素级处理、HSV 全局调整和注意力融合的 3 模块架构, 实现端到端增强, 扩展实验证明了该方法在主观和客观指标上的优越性。 Zhu (2025) 提出了一种基于颜色选择和边缘增强的创新性网络 CENet, 通过多个模块显著提高了水下图像增强性能。具体来讲, 通过密集嵌套通道选择模块融合多尺度特征, 增强模型对严重衰减颜色通道的注意力; 通过边缘细化模块融合预测图像的浅层细节信息和边缘信息; 最后, 利用梯度感知校正器来细化图像的边缘纹理特征。在 LSUI 数据集上的卓越表现证明了 CENet 的优越性能。

在与生成对抗网络相结合上, Fabbri et al. (2018) 首先使用 CycleGAN (Zhu et al., 2017) 将清晰的水下图像渲染成模糊的水下图像-真值对, 随后利用生成对抗网络框架增强水下图像。 Li et al. (2018) 提出了 WaterGAN, 首先通过无监督对抗网络将空气中的配对 RGB-D 图像转换为对齐的逼真水下退化图像, 得到水下合成数据集; 随后, 设计了单目水下图像恢复模块, 实现了退化图像的颜色校正。 Desai et al. (2021) 提出了一种以深度为线索的合成数据集生成方法, 对陆上 RGB-D 数据集进行渲染得到水下配对图像; 随后, 利用条件生成对抗网络 GAN 对数据集进行训练, 经测试增强效果良好。 Wang et al. (2019) 提出了 UWGAN, 通过无监督生

成对抗网络与改进 IFM, 实现了空气清新图像到逼真水下图像的转换以及水下图像增强数据集的合成, 并采用充分训练后的 U-Net 进行了颜色恢复和去雾。

也有些方法将注意力机制结合到水下图像增强网络中, Gu et al. (2022) 首次将基于图像 transformer 的方法应用在水下图像中, 并在水下成像数据集 UFO-120 中进行验证, 达到了比较好的效果。 Tang et al. (2022) 提出一种基于神经架构搜索 (NAS) 的神经网络框架。它能够自动设计深度模型, 从而可以处理严重退化的图像, 例如浑浊的水或极暗的场景。作者将 NAS 机制应用到 transformer 中, 提出一种可选择的 transformer 结构。多头自注意力模块被视为可选单元, 可以使用不同的自注意力模块来替换原始模块, 从而派生出不同的 transformer 结构。该操作能够进一步扩大搜索空间并提高深度模型的学习能力, 在广泛使用的水下数据集上进行了实验, 增强的效果良好。 Li et al. (2021) 将多颜色空间嵌入思想引入到网络设计中, 首先利用多颜色空间编码器网络, 将多种颜色空间特征合并至统一的结构表征; 并设计了解码器网络, 增强质量下降区域的有效恢复。实验表明, 模型在多种水下数据集中增强质量较好。 Lv et al. (2025) 提出基于多退化知识整合的水下图像增强模型 UMIENet, 模型中的注意力模块能够有效捕捉图像全局特征信息, 在多个水下数据集上的优越表现与充分的消融实验表明 UMIENet 在同类水下图像增强方法中达到了先进水平。

近年来, 部分强化学习方法开始将水下图像增强算法整合到强化学习模型中, 借助训练实现最优效果。 Wang et al. (2023a) 提出了一种基于强化学习的水下图像增强与目标检测联合框架, 该框架支持可配置视觉增强功能。该方法以水下图像特征作为状态变量, 将目标检测改进效果作为奖励机制, 通过迭代训练实现最佳参数配置。另外, Wang et al. (2023b) 开发了水下图像增强协议, 包含 7 种独特的图像增强算法。具体而言, 水下图像的多颜色空间特征集构成状态变量, 协议的参数设计作为动作变量, 无参考视觉偏好得分则作为奖励机制, 通过强化学习策略, 协议能够对所有 7 个技术进行最优参数配置, 以到达卓越的水下图像增强效果。

这些深度学习方法有效地恢复了图像细节, 减少了雾化和散射的不利影响, 并增强了图像的清晰度和色彩饱和度。深度学习方法具有强大的特征

学习能力和良好的处理效果,但存在训练数据依赖性强、泛化能力有限等问题。未来应重点解决数据集构建难题,探索半监督、自监督等训练策略,并提升模型的可解释性和轻量化水平。

2.1.4 基于特殊硬件的方法 基于硬件的方法利用专用的硬件,比如距离门控成像系统(Tan et al., 2005)、偏振光镜头(Han et al., 2017; Hu et al., 2018)、立体相机、事件相机等,提高水下图像的可视度,达到图像去散射、复原的目的。Namer et al. (2009)借鉴独立成分分析技术,估计偏振光图像中背景光的偏振度和强度,进而估计出景深图,实现图像恢复。Rosser et al. (2014)通过两个摄像机建立场景立体结构,对光衰减特性与立体结构的关联加以分析,使用立体结构先验知识实现水下模糊细节的复原。事件相机是一种具有高动态范围和低延迟特性的新型生物传感器,其输出的事件流包含细粒的明暗区域细节,因此有学者将事件相机与传统RGB相机相结合,实现图像增强任务。Bi et al. (2022)创新地结合事件相机与传统相机的互补优势,有效恢复了图像中光照不均区域的细节。Bi et al. (2024)提出了一种将RGB信号与事件信号相融合的多退化水下图像增强框架,同步解决色彩退化、雾化模糊与光照不均的问题。基于特殊硬件的方法直接在图像捕获阶段减少退化因素的影响,增强效果较为明显,但需要昂贵和复杂的硬件支持,不便于携带和部署,且可能不适用于所有的水下环境。

基于特殊硬件方法能获取额外的成像信息,突破传统软件方法的性能上限,但设备成本高、操作复杂。未来应致力于降低硬件成本、提升系统集成度,并加强与软件算法的协同优化,实现更实用的解决方案。

2.2 现有水下数据集

高质量的水下数据集对于增强算法的效果验证、模型验证等至关重要,表2总结了近年来常用的水下图像增强数据集。

2.3 水下图像质量评价指标

水下图像质量评价体系可分为主观评价和客观评价两种。主观评价侧重于人们的感知能力和经验,该方法通过邀请观察者直接观察图像,并根据他们的观感给出相应的评分。这种方法能够捕捉到人眼对细节、对比度、色彩等视觉元素的敏感性,以及图像的整体自然度和真实感。主观评价的结果通常更加符合最终用户的实际体验,但受限于

观察者的个体差异和环境条件,可能存在一定的主观性和不确定性。

客观评价依赖数学模型对图像质量进行量化分析,这类评价指标得益于其一致性和可重复性,使得不同图像处理技术之间的比较变得可行。客观评价又可分为全参考评价指标和无参考评价指标两类。全参考评价指标是指有真值图像作为标准的指标,常见的有MSE、PSNR、SSIM(Wang et al., 2004)和PCQI(Wang et al., 2015)等。无参考评价指标是指没有真值图像作为标准的指标,常见的有UCIQE(Yang et al., 2015)、UIQM(Panetta et al., 2016)、AG(Yakhdani et al., 2010)、IE(Tsai et al., 2008)、dipIQ(Ma et al., 2017)、NFERM(Gu et al., 2015)和BRISQUE(Mittal et al., 2012)等,其中UCIQE和UIQM最常用见于水下图像增强文献中。

3 水下相机标定

针对水下成像中的折射畸变问题,主要形成了物理辅助法、辅助平面相机标定法、焦距补偿折射法、折射吸收法和几何折射矫正法共5种典型的水下相机标定方法。这些方法的特点如表3所示。

物理辅助法(Schechner et al., 2005; Treibitz et al., 2009)的核心思想是通过光学设备改变成像路径。研究者设计了特制的光学元件,通过特定的几何结构和针对性的表面设计,将相机透镜的成像中心迁移至折射面。这种方法在理论上可以从源头消除折射影响,但其实际应用受到诸多制约,比如光学元件加工工艺难度高、制造成本高昂等,且需要针对不同的相机硬件与应用场景设计不同的光学装置,比较繁琐。辅助平面相机标定法(Kwon et al., 2006)通过引入额外的标定板作为辅助工具,通过标定板确定入射光线的方向向量,利用得到的这一额外增加量对水下相机进行参数标定,这在实际应用中增加了额外的工程复杂度。焦距补偿折射法(Ferreira et al., 2005)将折射效应等效为焦距变化,即入射光线延长线与光轴的交点视为折射后的成像点,然后通过后移成像平面(等效延长焦距)来补偿。基于Snell定律,焦距变化与入射角度非线性相关,导致大角度入射时成像误差增大,因此该方法仍存在一定局限性。折射吸收法(Meline et al., 2010; Menna et al., 2013)采用一种独特的视角,将折射导致的像素偏移视为镜头畸变的一种表现形式,通过标定算法来矫正图像畸变效应。该方法虽

表2 水下图像增强数据集总结

Table 2 Summary of underwater image enhancement datasets

数据集	年份	数量	内容	来源	真实环境
Labeled Fishes(Cutter et al., 2015)	2015	7 000+	鱼类与其他近海滩物种	NOAA 渔业 https://swfscdata.nmfs.noaa.gov/labeled-fishes-in-the-wild	是
Port Royal(Li et al., 2018)	2015	18 091	自然和人造物场景	皇家港口的科学研究 https://github.com/kskin/data	否
SQUID(Berman et al., 2020)	2018	57对	珊瑚礁、岩石和沉船等	特拉维夫大学 http://csms.haifa.ac.il/profiles/tTreibitz/datasets/ambient_forward-looking/index.html	是
UIEBD(Li et al., 2019)	2019	890	海洋环境和生物	香港城市大学 https://li-chongyi.github.io/proj_benchmark.html	是
RUIE(Liu et al., 2020)	2019	4 000+	扇贝、海胆、海带	大连科技大学 https://github.com/dlut-dimt/RealworldUnderwater-Image-Enhancement-RUIE-Benchmark	是
EUVP(Islam et al., 2020b)	2020	20 000	海洋环境和生物	明尼苏达大学 http://irvlab.cs.umn.edu/resources/euvp-dataset	否
UFO-120(Islam et al., 2020a)	2020	1 620	海洋环境和生物	明尼苏达大学 https://irvlab.cs.umn.edu/resources/ufo-120-dataset	是
MABLS(Song et al., 2020)	2020	500	鱼类、珊瑚	上海海洋大学 https://github.com/wangyanckxx/Enhancement-of-Underwater-Images-with-Statistical-Model-of-BL-and-Optimization-of-TM	是
DUO(Liu et al., 2021)	2021	7 782	扇贝、海胆、海星	大连理工大学 https://github.com/chongweiliu/DUO	是
LSUI(Peng et al., 2023)	2023	4 729对	海洋环境、岩石、生物	北京理工大学 https://lintaopeng.github.io/code/	是
UIDEF(Chang et al., 2023)	2023	9 200	珊瑚、岩石、海星	中国石油大学 https://github.com/LaibinChang/UIDEF.git	是
UMDKI(Lv et al., 2025)	2025	7 245	水下样式的室内场景	哈尔滨工业大学 https://github.com/DW-sword/UMIENet	否

表3 水下相机标定方法总结

Table 3 Summary of underwater camera calibration methods

方法	核心原理	技术特点	优势	局限性	适用场景	代表性工作
物理辅助法	通过光学设备改变成像路径,将成像中心迁移至折射面	使用特制光学元件消除折射	从源头上消除折射效应,理论基础扎实	光学元件加工难度大,需要定制化设计	高精度要求的专业场景	(Schechner et al., 2005; Treibitz et al., 2009)
辅助平面标定法	引入额外标定板确定入射光线方向	用辅助标定板提供额外约束	精度较高,原理简单	操作繁琐,增加部署复杂度	实验室环境	(Kwon et al., 2006)
焦距补偿折射法	将折射效应等效为焦距变化	通过后移成像平面补偿折射	实现简单,计算效率高	大角度误差大,精度有限	小视场角应用	(Ferreira et al., 2005)
折射吸收法	将折射偏移视为镜头畸变	复用传统相机标定框架	易于实现,框架成熟	难以准确描述非均匀折射,精度受限	一般精度要求场景	(Meline et al., 2010; Menna et al., 2013)
几何折射校正法	建立精确的折射成像模型	通过几何分析消除畸变	可解释性强,适用面广	精确模型构建复杂,计算量大	高精度三维重建	(陈少佳, 2017; 陈旭阳等, 2019; 张文明等, 2013; Agrawal et al., 2012; Chen et al., 2014; Gedge et al., 2011; Gu et al., 2022; Qiu et al., 2021)

然可以复用现有的相机标定框架,但由于折射对不同像素点的影响是非均匀的,所以难以用统一的畸变参数进行准确描述。几何折射校正法(陈少佳, 2017; 陈旭阳等, 2019; 张文明等, 2013; Agrawal et al., 2012; Chen et al., 2014; Gedge et al., 2011; Gu et al., 2022; Qiu et al., 2021)通过几何分析建立了精确的水下光学折射成像模型,并通过数学手段和假设约束消除光路畸变的影响。几何折射校正法可解释性高,是目前研究最多的方法,但如何将复杂的折射过程用几何模型精确建立是一个挑战。

4 未来的研究趋势

虽然水下退化图像恢复技术发展较为成熟,但依然存在一些不足,未来研究趋势如下:

1)增强算法的鲁棒性和泛化能力。大多数图像增强算法只针对特定的水下环境特性进行设计,在泛化方面表现出局限性,无法适用于未知的水下环境。因此,适用于水下多退化影响、能根据部署场景进行鲁棒性切换的增强算法值得探索。

2)多传感器融合。在水下环境中,视觉相机善于捕捉近距离场景的精细纹理信息,而声学传感器不受高浑浊的水下退化环境影响。各类传感器都有其独特的优势与不足,如何有效整合不同传感器的多模态信息以实现融合感知,进而推动水下图像增强和水下相机标定,将成为未来的研究热点。

3)与高级视觉任务集成。现有方法主要集中于增强水下图像的视觉质量,而没有考虑水下图像

增强和恢复任务与高级视觉任务之间的基本关系。因此,对恶劣图像质量的增强常常无法有效促进后续的计算机视觉应用。因此,探索多任务学习范式,利用高级视觉任务来驱动水下图像质量优化是比较有前景的方向。

4)水下图像质量评价体系尚不完善。主观评价体系通常需要大量的人工评估,费时费力且成本过高,无法准确量化图像的实际质量。现有的客观评价指标常无法准确表征实际的水下图像质量,容易对不同图像增强算法之间的效能评估造成误判。因此,建立广泛接受的、能够准确衡量水下图像质量的客观评价指标是一个亟需解决的难点。

5)水下图像增强数据集不充分。虽然目前开源了许多水下图像增强数据集,但它们的内容比较单调,无法实际表征水下复杂的环境特征,这种不充分的数据集使得训练后的水下图像增强模型无法很好地适应于不同的复杂实际海域。因此,构建完善、通用的水下图像增强数据集是未来的一个研究趋势。

6)仿生视觉的开发。经过亿万年的进化和演变,水生生物具备独有的水下感知能力,因此可进行仿生学研究,开发仿生视觉传感器与感知算法。

7)水下相机标定算法不成熟。目前有许多关于水下相机标定的研究,但缺乏开源且适用于多种水下复杂环境的统一描述(如标定工具箱等),水下相机标定领域还处于不成熟阶段。

参考文献:

陈少佳, 2017. 基于折射模型的水下双目视觉系统标定方法的研究[D]. 秦皇岛:燕山大学.

陈旭阳, 贺昱曜, 宗瑞良, 等, 2019. 基于光线折射模型的水下图像转换算法研究[J]. 西北工业大学学报, 37(3): 471-478.

田会娟, 蔡敏鹏, 关涛, 等, 2020. 基于YCbCr颜色空间的Retinex低照度图像增强方法研究[J]. 光子学报, 49(2):167-178.

全灼银, 赵连玉, 李学平, 等, 2017. 基于不同颜色模型对比度校正的水下降质图像处理[J]. 天津理工大学学报, 33(3):20-25.

魏郭依哲, 陈思遥, 刘玉涛, 等, 2021. 水下图像增强和修复算法综述[J]. 计算机应用研究, 38(9): 2561-2569+2589.

向丹, 周泽彬, 高攀, 2025. 水下图像增强研究进展综述[J]

OL]. 量子电子学报. (2025-07-02) [2025-07-22]. <https://kns.cnki.net/kns8s/AdvSearch?crossids=YST4HG0%2CLSTPFY1C%2CJUP3MUPD%2CMPMFIG1A%2CWQ0UVIAA%2CBLZOG7CK%2CPWFIRAGL%2CEMRPGLPA%2CNLBO1Z6R%2CNN3FJMUV>.

杨润, 刘增力, 赵宣植, 2024. 基于颜色校正和暗亮双通道先验的水下图像增强算法[J]. 红外技术, 46(9): 984-993.

岳成海, 徐会希, 吕凤天, 等, 2025. 基于光照补偿与金字塔融合的水下图像增强方法[J]. 水下无人系统学报, 33(1):46-55.

张文明, 王鑫, 张强, 等, 2013. 基于粒子群标定的多介质折射成像定位算法[J]. 光学学报, 33(5):171-176.

ABDUL GHANI A S, 2018. Image contrast enhancement using an integration of recursive-overlapped contrast

- limited adaptive histogram specification and dual-image wavelet fusion for the high visibility of deep underwater image[J]. *Ocean Eng*, 162:224–238.
- AGRAWAL A, RAMALINGAM S, TAGUCHI Y, et al, 2012. A theory of multi-layer flat refractive geometry [C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Providence, RI, USA: 3346–3353.
- ANCUTI C, ANCUTI C O, HABER T, et al, 2012. Enhancing underwater images and videos by fusion[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Providence, RI, USA: 81–88.
- BERMAN D, LEVY D, AVIDAN S, et al, 2020. Underwater single image color restoration using haze-lines and a new quantitative dataset [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 43(8):2822–2837.
- BI X, WANG P, GUO W, et al, 2024. RGB/Event signal fusion framework for multi-degraded underwater image enhancement[J]. *Front Mar Sci*, 11:1366815.
- BI X, WANG P, WU T, et al, 2022. Non-uniform illumination underwater image enhancement via events and frame fusion[J]. *Appl Opt*, 61(29):8826–8832.
- BONIN F, BURGUERA A, OLIVER G, 2011. Imaging systems for advanced underwater vehicles [J]. *J Marit Res*, 8:65–86.
- BUCHSBAUM G, 1980. A spatial processor model for object colour perception[J]. *J Frankl Inst*, 310(1):1–26.
- CARLEVARIS-BIANCO N, MOHAN A, EUSTICE R M, 2010. Initial results in underwater single image dehazing [C]// *Oceans 2010 MTS/IEEE*. Seattle, WA, USA:1–8.
- CHANG L, SONG H, LI M, et al, 2023. UIDF: A real-world underwater image dataset and a color-contrast complementary image enhancement framework [J]. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*, 196:415–428.
- CHEN X, YANG Y H, 2014. Two-view camera housing parameters calibration for multi-layer flat refractive interface[C]//*IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Columbus, OH, USA:524–531.
- CHIANG J Y, CHEN Y C, 2011. Underwater image enhancement by wavelength compensation and dehazing [J]. *IEEE Trans Image Process*, 21(4):1756–1769.
- CUTTER G, STIERHOFF K, ZENG J, 2015. Automated detection of rockfish in unconstrained underwater videos using haar cascades and a new image dataset: Labeled fishes in the wild [C]// *IEEE Winter Applications and Computer Vision Workshops*. Waikoloa, HI, USA: 57–62.
- DAI C, LIN M, WANG J, et al, 2019. Dual-purpose method for underwater and low-light image enhancement via image layer separation [J]. *IEEE Access*, 7: 178685–178698.
- DESAI C, TABIB R A, REDDY S S, et al, 2021. RUIG: Realistic underwater image generation towards restoration [C]//*IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Nashville, TN, USA: 2181–2189.
- FABBRI C, ISLAM M J, SATTAR J, 2018. Enhancing underwater imagery using generative adversarial networks [C]// *International Conference on Robotics and Automation*. Brisbane, QLD, Australia: 7159–7165.
- FERREIRA R, COSTEIRA J P, SANTOS J A, 2005. Stereo reconstruction of a submerged scene [C]// *Pattern Recognition and Image Analysis*. Berlin, Heidelberg: Springer:102–109.
- GALDRAN A, PARDO D, PICÓN A, et al, 2015. Automatic red-channel underwater image restoration [J]. *J Vis Commun Image Represent*, 26:132–145.
- GEDGE J, GONG M, YANG Y H, 2011. Refractive epipolar geometry for underwater stereo matching [C]//*2011 Canadian Conference on Computer and Robot Vision*. John's, NL, Canada:146–152.
- GU C, CONG Y, SUN G, et al, 2022. MedUCC: Medium-driven underwater camera calibration for refractive 3-D reconstruction[J]. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst*, 52(9):5937–5948.
- GU K, ZHAI G, YANG X, et al, 2015. Using free energy principle for blind image quality assessment [J]. *IEEE Trans Multimed*, 17(1):50–63.
- HAN P, LIU F, YANG K, et al, 2017. Active underwater descattering and image recovery[J]. *Appl Opt*, 56(23): 6631–6638.
- HE K, SUN J, TANG X, 2009. Single image haze removal using dark channel prior [C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Miami, FL, USA:1956–1963.
- HU H, ZHAO L, LI X, et al, 2018. Underwater image recovery under the nonuniform optical field based on polarimetric imaging [J]. *IEEE Photonics J*, 10(1): 6900309.
- HUMMEL R, 1977. Image enhancement by histogram transformation[J]. *Comput Graph Image Process*, 6(2): 184–195.
- IQBAL M, RIAZ M M, SOHAIB ALI S, et al, 2020. Underwater image enhancement using Laplace decomposition[J].*Geosci Remote Sens Lett*, 19:1500105.

- ISLAM M J, LUO P, SATTAR J, 2020a. Simultaneous enhancement and super-resolution of underwater imagery for improved visual perception[J]. arXiv:2002.01155.
- ISLAM M J, XIA Y, SATTAR J, 2020b. Fast underwater image enhancement for improved visual perception [J]. IEEE Robot Autom Lett, 5(2):3227–3234.
- JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODDELL G A, 1997a. Properties and performance of a center/surround retinex [J]. IEEE Trans Image Process, 6(3):451–462.
- JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODDELL G A, 1997b. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes [J]. IEEE Trans Image Process, 6(7):965–976.
- JU M, DING C, GUO Y J, et al, 2019. IDGCP: Image dehazing based on gamma correction prior [J]. IEEE Trans Image Process, 29:3104–3118.
- KWON Y, CASEBOLT J B, 2006. Effects of light refraction on the accuracy of camera calibration and reconstruction in underwater motion analysis[J]. Phys Biomech, 5(2): 315–340.
- LI C, ANWAR S, HOU J, et al, 2021. Underwater image enhancement via medium transmission-guided multi-color space embedding [J]. IEEE Trans Image Process, 30:4985–5000.
- LI C, GUO C, REN W, et al, 2019. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond [J]. IEEE Trans Image Process, 29:4376–4389.
- LI J, SKINNER K A, EUSTICE R M, et al, 2018. WaterGAN: Unsupervised generative network to enable real-time color correction of monocular underwater images[J]. IEEE Robot Autom Lett, 3(1):387–394.
- LI X, YANG Z, SHANG M, et al, 2016. Underwater image enhancement via dark channel prior and luminance adjustment [C]// Oceans 2016 MTS/IEEE. Shanghai, China: 1–5.
- LIU C, LI H, WANG S, et al, 2021. A dataset and benchmark of underwater object detection for robot picking [C]// IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops. Shenzhen, China: 1–6.
- LIU R, FAN X, ZHU M, et al, 2020. Real-world underwater enhancement: Challenges, benchmarks, and solutions under natural light [J]. IEEE Trans Circuits Syst Video Technol, 30(12):4861–4875.
- LUAN X, HOU G, SUN Z, et al, 2014. Underwater color image enhancement using combining schemes [J]. Mar Technol Soc J, 48(3):57–62.
- LV P, ZHA F, WANG X, et al, 2025. UMIENet: Underwater image enhancement based on multi-degradation knowledge integration[J]. Opt Lasers Eng, 193:109069.
- MA K, LIU W, LIU T, et al, 2017. dipIQ: Blind image quality assessment by learning-to-rank discriminable image pairs [J]. IEEE Trans Image Process, 26(8): 3951–3964.
- McGLAMERY B L, 1980. A computer model for underwater camera systems [C]//DUNTLEY S Q. Ocean Optics VI, 0208:221–231.
- MELINE A, TRIBOULET J, JOUVENCEL B, 2010. A camcorder for 3D underwater reconstruction of archeological objects [C]// Oceans 2010 MTS/IEEE. Seattle, WA, USA:1–9.
- MENNA F, NOCERINO E, TROISI S, et al, 2013. A photogrammetric approach to survey floating and semi-submerged objects [C]// Videometrics, Range Imaging, and Applications XII ; and Automated Visual Inspection. Munich, Germany: 87910H.
- MERCADO M A, ISHII K, AHN J, 2017. Deep-sea image enhancement using multi-scale retinex with reverse color loss for autonomous underwater vehicles [C]// Oceans 2017 MTS/IEEE. Anchorage, AK, USA:1–6.
- MITTAL A, MOORTHY A K, BOVIK A C, 2012. No-reference image quality assessment in the spatial domain [J]. IEEE Trans Image Process, 21(12):4695–4708.
- MUNIRAJ M, DHANDAPANI V, 2023. Underwater image enhancement by modified color correction and adaptive Look-Up-Table with edge-preserving filter [J]. Signal Process Image Commun, 113:116939.
- NAMER E, SHWARTZ S, SCHECHNER Y Y, 2009. Skyless polarimetric calibration and visibility enhancement[J]. Opt Express, 17(2):472–493.
- PANETTA K, GAO C, AGAIAN S, 2016. Human-visual-system-inspired underwater image quality measures [J]. IEEE J Ocean Eng, 41(3): 541–551.
- PENG L, ZHU C, BIAN L, 2023. U-shape transformer for underwater image enhancement [J]. IEEE Trans Image Process, 32:3066–3079.
- PENG Y T, CHEN Y R, CHEN Z, et al, 2022. Underwater image enhancement based on histogram-equalization approximation using physics-based dichromatic modeling [J]. Sensors, 22(6):2168.
- PIZER S M, AMBURN E P, AUSTIN J D, et al, 1987. Adaptive histogram equalization and its variations [J]. Comput Vis Graph Image Process, 39(3):355–368.
- QIU C, WU Z, KONG S, et al, 2021. An underwater micro cable-driven pan-tilt binocular vision system with

- spherical refraction calibration [J]. *IEEE Trans Instrum Meas*, 70:5010813.
- ROSER M, DUNBABIN M, GEIGER A, 2014. Simultaneous underwater visibility assessment, enhancement and improved stereo [C]// *International Conference on Robotics and Automation*. Hong Kong, China:3840–3847.
- SCHECHNER Y Y, KARPEL N, 2005. Recovery of underwater visibility and structure by polarization analysis [J]. *IEEE J Ocean Eng*, 30(3):570–587.
- SHORTIS M, HARVEY E, ABDO D, 2009. A review of underwater stereo-image measurement for marine biology and ecology applications [J]. *Oceanogr Mar Biol*, 47: 257–292.
- SONG W, WANG Y, HUANG D, et al, 2018. A rapid scene depth estimation model based on underwater light attenuation prior for underwater image restoration [C]// *Advances in Multimedia Information Processing-PCM 2018*. Cham:Springer:678–688.
- SONG W, WANG Y, HUANG D, et al, 2020. Enhancement of underwater images with statistical model of background light and optimization of transmission map [J]. *IEEE Trans Broadcast*, 66(1):153–169.
- TAN C, SEET G, SLUZEK A, et al, 2005. A novel application of range-gated underwater laser imaging system (ULIS) in near-target turbid medium [J]. *Opt Lasers Eng*, 43(9):995–1009.
- TANG Y, IWAGUCHI T, KAWASAKI H, et al, 2022. AutoEnhancer: Transformer on U-Net architecture search for underwater image enhancement [C]// *Computer Vision-ACCV 2022/2023*. Cham: Springer:120–137.
- TREIBITZ T, SCHECHNER Y Y, 2009. Active polarization descattering [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 31(3):385–399.
- TSAI D Y, LEE Y, MATSUYAMA E, 2008. Information entropy measure for evaluation of image quality [J]. *J Digit Imaging*, 21(3):338–347.
- WANG H, SUN S, BAI X, et al, 2023a. A reinforcement learning paradigm of configuring visual enhancement for object detection in underwater scenes [J]. *IEEE J Ocean Eng*, 48(2):443–461.
- WANG H, SUN S, REN P, 2023b. Meta underwater camera: A smart protocol for underwater image enhancement [J]. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*, 195:462–481.
- WANG N, ZHOU Y, HAN F, et al, 2019. UWGAN: Underwater GAN for real-world underwater color restoration and dehazing [J]. *arXiv:1912.10269*.
- WANG S, MA K, YEGANEH H, et al, 2015. A patch-structure representation method for quality assessment of contrast changed images [J]. *IEEE Signal Process Lett*, 22(12):2387–2390.
- WANG Y, GUO J, GAO H, et al, 2021. UIEC²-Net: CNN-based underwater image enhancement using two color space [J]. *Signal Process Image Commun*, 96:116250.
- WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al, 2004. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Trans Image Process*, 13(4): 600–612.
- YAKHDANI M F, AZIZI A, 2010. Quality assessment of image fusion techniques for multisensor high resolution satellite images [EB/OL]. https://www.researchgate.net/publication/267365639_Quality_assessment_of_image.
- YANG M, SOWMYA A, 2015. An underwater color image quality evaluation metric [J]. *IEEE Trans Image Process*, 24(12):6062–6071.
- ZHANG X S, GAO S B, LI R X, et al, 2016. A retinal mechanism inspired color constancy model [J]. *IEEE Trans Image Process*, 25(3):1219–1232.
- ZHU J, 2025. CENet: Color selection and edge enhancement network for underwater image enhancement [C]// *The 5th International Conference on Electronic Technology, Communication and Information*. Changchun, China: 170–175.
- ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al, 2017. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks [C]// *International Conference on Computer Vision*. Venice, Italy: 2242–2251.
- ZUIDERVELD K, 1994. Contrast limited adaptive histogram equalization [M]. *Graphics Gems VI*. USA: Academic Press:474–485.

(责任编辑 王海蓉)