

中图法分类号: TN911.73 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2025)01-0051-15

论文引用格式: 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(01):0051-0065(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(01):0051-0065)[DOI:10.11834/jig.240050]

## 水下图像复原和增强方法研究进展

周玲<sup>1,2</sup>, 刘庆敏<sup>1,2</sup>, 金凯杰<sup>1,2</sup>, 赵文义<sup>3</sup>, 张卫东<sup>1,2\*</sup>

1. 河南科技学院信息工程学院, 新乡 453003; 2. 河南科技学院计算机应用研究所, 新乡 453003;

3. 北京邮电大学人工智能学院, 北京 100876

**摘要:** 自2012年中国提出海洋强国战略以来, 水下图像清晰化已成为机器视觉领域的研究热点和挑战。与陆地良好环境中拍摄的图像不同, 光在水下传播时受水下介质吸收和散射影响, 导致水下图像存在颜色失真、细节模糊、低对比度、亮度不均等问题。低质量水下图像使得水下机器视觉感知面临看不清的挑战, 因此研究有效的水下图像增强方法是当前水下视觉领域亟待解决的重要问题。本文在广泛调研的基础上梳理了水下图像质量提升的方法, 主要包括图像复原和图像增强两大类。随后, 深入讨论了代表性方法, 并通过定性和定量评估分析, 详细探讨了这些方法的优势和局限性。此外, 全面概述了水下图像质量退化问题、提升方法、数据集及评估指标, 分析了其在不同场景下的性能, 提供了全面的水下图像清晰化方法研究现状。最后, 根据水下图像增强和复原方法的难点与目前面临的主要问题对研究方向和发展趋势进行了归纳和展望。这一综合性研究为未来相关领域的研究和实践提供了建议。

**关键词:** 水下图像质量退化; 光的散射与吸收; 水下图像清晰化; 水下图像质量评估

## Research progress of underwater image restoration and enhancement methods

Zhou Ling<sup>1,2</sup>, Liu Qingmin<sup>1,2</sup>, Jin Kaijie<sup>1,2</sup>, Zhao Wenyi<sup>3</sup>, Zhang Weidong<sup>1,2\*</sup>

1. School of Information Engineering, Henan Institute of Science and Technology, Xinxiang 453003, China;

2. Institute of Computer Applications, Henan Institute of Science and Technology, Xinxiang 453003, China;

3. School of Artificial Intelligence, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

**Abstract:** Since the inception of the marine power strategy, there has been an increasing focus on an investigation into the quality of underwater images in the marine environment. However, unlike images captured in favorable terrestrial conditions, light propagation underwater is influenced by the absorption and scattering of the underwater medium. Light absorption can result in color distortion, reduced contrast, and diminished brightness in underwater images, while light scattering may cause haziness, loss of details, and noise amplification. The challenge posed by low-quality underwater images hinders effective machine vision in underwater environments. Therefore, researching effective methods for enhancing underwa-

收稿日期: 2024-01-24; 修回日期: 2024-04-29; 预印本日期: 2024-05-06

\* 通信作者: 张卫东 zwd\_wd@163.com

**基金项目:** 河南省重点研发与推广专项科技攻关项目(242102210075); 河南省教师教育课程改革研究项目(2024-JSJYB-099); 河南省科技研发计划联合基金青年科学家项目(235200810066); 中国博士后科学基金面上项目(2024M750747)

**Supported by:** Key Specialized Research and Development Program of Science and Technology of Henan Province (242102210075); Teacher Education Curriculum Reform Research of Henan Province (2024-JSJYB-099); Henan Provincial Science and Technology Research and Development Joint Foundation Project (235200810066); China Postdoctoral Science Foundation Project (2024M750747)

ter machine vision has become a critical issue in the current field of underwater vision. This topic holds significant theoretical and practical significance for strengthening marine technological capabilities and promoting the sustained and healthy development of the marine economy. This paper provides a comprehensive overview of existing underwater image clarification methods, highlighting the strengths and disadvantages of each approach. For instance, image restoration based on methods relies on prior assumptions, but an excess of prior knowledge can result in difficulties with multi-parameter optimization and sensitivity to robustness. Meanwhile, image enhancement based on methods only considers the pixel information of the image and does not consider the imaging model, thereby risking noise amplification and local over-enhancement. Consequently, designing simple yet effective methods for underwater image clarification is crucial for improving the quality of underwater images. This paper provides a comprehensive overview of methods to enhance the quality of underwater images through an extensive exploration of image restoration and image enhancement techniques. It concludes with a summary of the methods and their merits and demerits. With regard to image restoration, the methods are categorized into four types: underwater optical imaging, polarization characteristics, prior knowledge, and deep learning. Optical imaging methods primarily consider the optical properties of the water itself, accounting for phenomena such as light attenuation, scattering, and absorption in the underwater environment. These methods rely on physical optical models to characterize underwater light propagation. Polarization characteristic methods involve collecting polarized images from the same scene, separating background light and scattered light, estimating light intensity and transmittance, and inversely obtaining clarified images. Prior methods guide image processing through prior information, and deep learning methods utilize deep neural network models to restore underwater images. For image enhancement-based methods, the overview includes frequency-domain, spatial-domain, color constancy, fusion-based, and deep learning methods. Frequency-domain methods process underwater images through convolution or spatial transformations to achieve enhancement. Spatial-domain methods directly act on image pixels, altering their intrinsic characteristics through techniques such as grayscale mapping, effectively improving image contrast and detail. Color constancy methods enhance images by leveraging color consistency present in the image. Fusion methods apply multiple algorithms to a single input image, generating enhanced versions. Subsequently, fusion weights are calculated for these enhanced images, and the final enhanced image is generated through image fusion. Regarding deep learning-based methods, the summary covers convolutional neural network (CNN)-based and generative adversarial network (GAN)-based approaches. The former employs CNNs to enhance underwater images by learning image features, structure, and deep network processing, whereas the latter utilizes generator and discriminator components in a GAN to enhance and restore underwater images. The paper then delves into a detailed discussion of each method's innovations, advantages, and limitations, summarizing the above methods comprehensively. Additionally, several commonly used underwater datasets are introduced, and a qualitative and quantitative analysis is conducted on representative clarity methods. This paper provides a comprehensive overview and summary of the degradation issues in underwater images, methods for underwater image clarification, underwater image datasets, and underwater image quality assessment. We selected 11 classical underwater image clarity methods and tested them on standard underwater datasets. We compared and analyzed these methods using five quantitative evaluation metrics. Through qualitative and quantitative comparative analyses, we summarized the strengths and weaknesses of these representative clarity methods and underwater image quality assessment methods, better understanding the current research status in underwater image clarification and outlining future development prospects. This study offers a comprehensive review of methods aimed at enhancing and restoring underwater images. It underscores the significance of enhancing image quality and underscores the scientific and economic potential of underwater image clarification methods in applications such as marine resource development. The study serves as a valuable guide for future research and practices in related fields.

**Key words:** underwater image quality degradation; scattering and absorption of light; underwater image clarity; underwater image quality evaluation

## 0 引言

海洋的开发与利用对国防安全和经济建设具有重要意义,不仅能带来巨大的社会效益,还能创造显著的经济价值。而水下图像作为感知水下环境和获取关键信息的重要媒介,在海洋资源开发、环境监测、海洋工程及国防应用中发挥着不可或缺的作用。然而,由于光在水下传播时的吸收与散射导致水下图像或视频面临严重的退化问题,从而限制水下资源的开发和利用。近年来,水下图像增强方法在水下光学成像(周妍等,2022)、水下探测(Li等,2023b)、水下目标跟踪(钱晓琪等,2022)、水下环境保护(郭继昌等,2017)和海洋生物研究(Zhang等,2023d)等领域有着广泛应用。其中,自主水下航行器在海洋资源勘探、水下设施检查、海洋救援以及水下通讯建设等领域具有重要意义。其研究需要高质量水下图像反映海底真实场景,进行路径规划和避障功能研究。自主水下航行器在海洋领域的应用前景广阔,对于推动海洋科学研究和海洋资源开发利用具有重要意义(Zhang等,2023a)。

水下目标跟踪是在复杂背景中提取连续图像序列的目标信息,实现目标物的实时跟踪,广泛应用于视觉监控、机器人导航等领域,但其面临目标的不确

定性和精度的不准确性问题。对此基于概率假设密度滤波器的跟踪方法(Zhao等,2021)、基于深度学习等跟踪方法(Ruscio等,2023)被相继提出。然而,由于水下环境的复杂性,使得水下图像存在颜色失真、细节模糊等问题,导致该研究难以有效提取目标特征,降低了检测准确性。因此,研究水下图像或视频的清晰化方法对于提高水下自主航行及水下目标跟踪的准确性至关重要。

在浑浊的水下环境,清晰图像是理解与感知水下真实场景的先决条件。如图1展示了水下图像的3D颜色分布图和RGB三色直方图,对于退化的水下图像,它面临严重的颜色失真、低对比度和低亮度等问题;3D颜色分布相对比较集中且趋向于green坐标轴;RGB三色直方图的动态范围分布较窄且集中。相比之下,由Zhang等人(2022c)增强的水下图像具有较好的视觉效果;3D颜色分布更广泛且RGB三色直方图的分布较均匀。因此,水下图像清晰化方法对于提升水下图像质量具有重要的理论价值和研究意义。

水下图像退化主要因素可归纳如下几个方面:

1)光线在水下传播过程中极易受到大量悬浮颗粒物的散射和吸收作用。其中,散射作用易导致水下图像出现雾化和细节模糊;吸收作用会导致水下图像出现颜色失真、对比度降低(顾约瑟等,2022)。

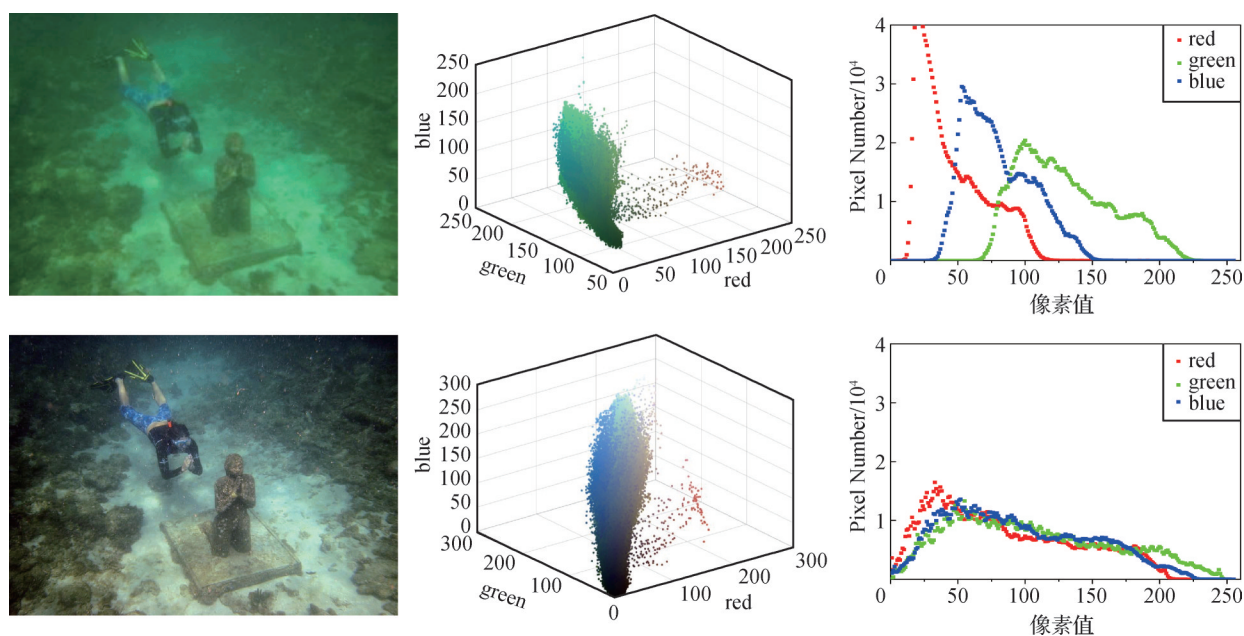


图1 低质量水下图像和高质量水下图像的3D颜色分布图和RGB三色直方图

Fig. 1 3D color distribution and RGB three-color histogram of low-quality and high-quality underwater images

2)不同波长的光在水中传播时会经历不同的衰减率,水介质对不同色光的不均匀衰减导致水下图像呈现出强烈的色偏特征。

3)随着水下深度的增加,为了增加水下成像范围,人造光源常常被用做辅助光源。然而,由于照明不均匀导致捕获的水下图像中心区域出现明亮光斑,同时整幅图像的亮度也不均匀。

针对上述水下图像面临的问题,研究者提出了很多解决方法,主要分为基于图像复原方法和基于图像增强方法。本综述主要关注水下图像清晰化技术领域的最新进展、当前的挑战以及应用,主要组成部分如图2所示。



图2 本综述的主要组成部分  
Fig. 2 Main components of this review

本文主要贡献如下:1)对水下图像退化进行详细分析,介绍水下图像退化的不同类型,包括散射和吸收、颜色失真以及人造光源的影响。2)重点对基于图像复原和基于图像增强方法的最新进展进行全面总结。针对现有清晰化技术,介绍代表性方法的优势、局限性及面临的挑战,为研究者未来的研究方向提供参考。3)对具有代表性的水下图像清晰化方法进行定性、定量以及运行时间的实验对比和分析,扩展了水下图像在各个领域的应用,从现有方法中

分析水下图像清晰化技术面临的挑战,针对这些问题,对未来研究方向进行展望。

1 基于图像复原的方法

本节主要介绍基于物理模型的水下图像复原方法,该类方法通过分析水下图像的退化机理,估计成像模型参数并反演出清晰的水下图像,削弱光照、雾气等因素对水下图像质量影响。

1.1 基于水下光学成像的方法

水下光学成像主要考虑水体本身的光学特性,以及水下环境对光线的衰减、散射和吸收等现象。水下成像设备接收到的光线由直接分量、前向散射分量和后向散射分量构成,其总光能量定义为

$$E_T = E_d + E_f + E_b \tag{1}$$

式中, $E_T, E_d, E_f, E_b$ 分别总光量、直接分量、前向散射分量和后向散射分量。根据水下光学成像模型,Liang等人(2022a)设计了一种基于后向散射光评估的水下图像复原方法,该方法融合了波长衰减、图像模糊和亮度等先验知识,并利用自适应约束消除白色物体和噪声等因素的干扰。周妍等人(2022)提出了一种水下图像背景光偏移假设,基于该假设建立修正成像模型,通过优化水下图像的透射率与修正模型相结合实现水下图像复原。但该方法采用了多先验优化策略使得模型的实效性和鲁棒性面临挑战。为缓解上述问题,Zhang等人(2023b)提出了一种基于散射模型的水下图像复原方法,该方法利用散射模型和功率谱求解滤波器的初始参数,通过优化评价指标调整参数获得清晰化水下图像。Zhou等人(2023b)提出了一种新型水下图像复原方法,该方法采用多色模型转换消除色偏,减少白色物体和悬浮物干扰,然后利用基于特征先验的深度图估计增强图像细节纹理,最后应用反转水下光学成像模型生成清晰图像。综上所述,该类方法在恢复水下真实场景方面取得了一定进展。然而,水下环境中的散射多变且相机距离等因素,在一定程度上制约了复原图像的清晰度。

1.2 基于偏振特性的方法

基于偏振特性的方法利用收集的同一场景中偏振图像分离背景和散射光估计出光强度和透射率,通过反演退化过程获得清晰化图像。Tian等人(2019)提出了一种合成孔径成像与偏振成像相结合

的水下图像复原方法,该方法通过获取光和偏振信息的四维数据,有效提升单次成像信息维度。同时,针对水下散射程度进行光线补偿,实现多视角图像偏振信息采集。Wang等人(2022)提出了一种基于偏振图像周期积分的图像复原方法,该方法在偏振差分成像系统中使用一系列极化图像的积分代替一对或两对正交极化图像,以实现水下图像复原。Li等人(2023d)提出了一种涵盖反射光和反向散射偏振效应的水下图像复原方法,该方法利用斯托克斯向量获取偏振差图像,通过增强度量评估约束得到反向散射的初始估计值,最后根据可变因子估计全局反向散射光,较好地消除了散射对图像的影响。Gao等人(2023)根据两个水平分解分量的偏振方向角计算背向散射光的偏振差强度,同时使用低通滤波器抑制噪声,有效地提高了不同退化程度的水下图像质量。综上所述,该类方法复原的图像在对比度和相似度方面具有良好的效果。然而,在操作过程中需要专用硬件设备获取不同偏振度的两幅甚至多幅图像,但这些复杂硬件系统价格昂贵且能耗较大,限制了发展。

### 1.3 基于先验知识的方法

早期阶段,He等人(2013)提出了一种基于暗通道先验(dark channel prior, DCP)的去雾方法,该方法指出在大多数无雾图像的非天空像素中,每个点至少有一个颜色通道像素值趋近于0。该过程定义为

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{C \in \{r, g, b\}} \left( \min_{y \in \Omega(x)} J^C(y) \right) \approx 0 \quad (2)$$

式中,  $J^C$  和  $J^{\text{dark}}$  分别表示清晰化图像的第  $C$  个通道和暗通道,  $\Omega(x)$  表示以  $x$  为中心的窗口。接着,对式(1)的两边取最小值运算可得

$$\min_{C \in \{r, g, b\}} \left( \min_{y \in \Omega(x)} \frac{I^C(y)}{A^C} \right) = \min_{C \in \{r, g, b\}} \left( \min_{y \in \Omega(x)} \frac{J^C(y)}{A^C} \right) t(x) + 1 - \tilde{t}(x) \quad (3)$$

式中,  $I^C(y)$  表示退化的水下图像,将式(2)代入式(3),可获得传输图  $\tilde{t}(x)$ ,即

$$\tilde{t}(x) = 1 - \min_{C \in \{r, g, b\}} \left( \min_{y \in \Omega(x)} \frac{I^C(y)}{A^C} \right) \quad (4)$$

由于水下成像环境和雾天环境相似,DCP被逐渐应用到水下图像清晰化领域中。Peng等人(2018)提出了一种基于DCP的单幅图像复原方法,

该方法利用深度相关的颜色变化估计环境光,并通过计算场景环境光差异估计场景透射率。此外,该方法还采用了自适应颜色校正策略,在实现校正颜色偏差的同时提高对比度。Berman等人(2021)通过估算蓝—红和蓝—绿色通道衰减比率,使得所有颜色通道具有相同的衰减系数。在未知水域类型下,可以从现有水域库中评估不同参数,每个参数对应不同恢复图像,并自动选择最佳结果基于颜色分布。然而,通过该方法复原的图像存在局部颜色失真问题。Ge等人(2022)提出了一种综合利用大气光与像素值以及不同通道之间的差异等多种先验信息的水下图像复原方法,该方法通过背景光自适应计算通道之间的衰减比率进行图像复原,但其复原的图像存在局部颜色失真和纹理细节模糊问题。邱启蒙等人(2023)在上述基础上提出利用四叉树分级搜索、改进暗通道先验和无退化像素点分别估计背景光强度、后向散射分量和直接分量透射率。随后通过逆求解成像模型,且利用满足瑞利分布的直方图拉伸获得清晰化图像,该方法在颜色校正和细节增强方面具有较好的性能。Ruan等人(2023)提出了一种自适应多先验融合的图像复原方法,该方法主要包括基于多先验约束的传输估计和基于自适应多先验融合的背景散射光估计两部分,有效地避免了单一局限性。综上所述,基于图像复原方法有效改善了水下图像质量。然而,水下成像过程的复杂多样且模型参数优化困难制约了这类方法的实际应用。

### 1.4 基于深度学习的方法

近年来,基于深度学习的水下图像复原技术已成为提升水下成像质量的主流方法,其在高低质量水下图像之间学习非线性映射关系,该类方法主要聚焦于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)。例如,Lu等人(2019)提出了一种基于多尺度循环生成对抗网络的混浊水下图像复原方法,该方法使用暗通道先验生成透射图作为训练的图像滤波器获得清晰化图像,在对比度增强和颜色校正方面具有较好的性能,但其在面对不均匀照明时无法生成合理的图像。Lin等人(2021)提出了一种两阶段水下图像复原网络模型,第1阶段利用基于模型的网络复原水平畸变,以准确估计水平传输图和背景光;第2阶段引入衰减系数先验注意力块

有效处理垂直畸变,通过引入衰减系数作为先验通道注意力机制为受垂直畸变影响的图像的RGB通道特征图分配先验注意权重,从而提高图像质量,但该增强结果整体偏暗,不能完全去除水下图像的颜色偏差。Mei等人(2022)提出利用通道残差先验提取退化图像通道作为先验,结合梯度策略减少参数和训练时间,使复原水下图像操作更轻量化,该方法在提升图像的色彩性能的同时保持图像风格和空间纹理特征,且在计算复杂性和训练速度方面也表现出较好的性能。Gangisetty和Rai(2022)提出了一种基于残差稠密学习的水下图像复原模型,该模型分别使用低级特征提取模块用于提取退化水下图像的特征;残差密集模块通过跳跃连接密集连接用于分层特征融合和改善梯度流动;全局特征融合模块用于自适应地利用局部和全局残差学习获得复原的清晰化水下图像,但由于没有充分考虑水下成像原理,不能完全去除色偏。Yan等人(2023)提出了一种模型驱动的循环一致生成对抗网络模型,该模型通过两个联合训练的分支来解耦复杂的水下退化过程,将物理公式与深度网络集成,训练每个子网络专注于单个物理变量,在恢复模糊和色彩失真的水下图像方面具有令人满意的泛化性能,但由于深度估计器在长距离水下场景中可能失效,进而影响背景光和透射图的估计,使得该方法无法消除长距离情景下的色彩退化。综上所述,尽管深度学习在水下图像复原方面取得了显著进展,但由于水下环境的复杂性,使得模型在应对这些多样退化时仍有局限性。同时,由于水下数据获取困难,训练集规模和多样性有限,导致模型在真实世界的泛化能力受到制约。

## 2 基于图像增强的方法

本节主要介绍基于图像增强的方法,该方法不考虑水下复杂环境对图像退化的物理影响,专注于处理退化图像本身,通过调整图像像素、增强细节获得更优视觉效果的水下图像。

### 2.1 基于频域的方法

近年来,频域法广泛应用在水下图像增强领域中,该方法主要通过卷积或空间变换的方式对水下图像进行处理,以实现增强效果。主要包括低通滤波、高通滤波、同态滤波和小波变换等技术。其中,低通滤波通过抑制高频信息消除噪声;高通滤波则

通过抑制低频信息保留细节;同态滤波基于照射分量和反射分量,设计相应的高通和低通滤波器满足不同需求,利用对数变换将高频和低频分量融合在一起;小波变换主要用于图像分解,获取具有不同尺度和信息量的图像。例如,Zhang等人(2021)提出了一种颜色校正和双区间对比度增强方法,该方法对L通道应用高斯低通滤波器进行低频和高频分解,巧妙地改善了水下图像的色彩准确性和对比度,提升了图像的视觉效果,但放大了噪声。为此,王帅等人(2022)提出一种改进自适应中值滤波算法的图像去噪,有效提高了图像质量、去除噪声。Li等人(2022)提出了一种自适应色彩增强和对比度增强的方法,该方法采用高斯差分滤波器和双边滤波器对高频和低频分量进行分解,有效增强了图像的对比度和细节。Singh和Bhandari(2022)通过在图像处理过程中对双边滤波器和小波变换的精确应用,显著提升了图像对比度,降低了噪声。Muniraj和Dhandapani(2023)利用颜色校正、自适应查找表和保边滤波器对图像进行增强。其有效解决了图像色偏、低对比度以及图像模糊等问题,为改善水下图像质量提供了有效途径。Wang等人(2023)提出了一种智能水下图像增强方法,该方法包括衰减通道补偿、白平衡、对比度拉伸和高通融合等技术。其中,在高通融合阶段,采用了高斯滤波对颜色校正后的图像进行平滑处理,以提高图像的清晰度和纹理细节。综上所述,该类方法有效提高了水下图像的质量,为在深海环境下获取更清晰、更准确的图像提供了重要理论支持。

### 2.2 基于空域的方法

空域法是直接作用于图像像素改变其固有特性的图像增强方法,以灰度映射为基础,通过改变图像灰度的动态范围,有效提升了图像的对比度和细节信息。该方法中的直方图均衡方法(Li等,2022)广泛应用于水下图像增强,通过重新调整直方图分布以提升水下图像的清晰度和对比度,但该方法往往存在过增强问题。随后,研究者提出了双直方图均衡方法(Zhang等,2022b)用于缓解上述问题,但其放大了噪声。为了缓解上述问题,Azmi等人(2019)提出了一种基于增强因子的双强度衰减通道图像融合方法,该方法利用均值和中值均值生成上下拉伸直方图,以此提高图像的对比度。Dong等人(2022)提出了一种整合RGB和LAB颜色模型的水下图像增强

方法,该方法利用局部增强和曝光截止策略的直方图增强方法以改善水下图像质量,然而其增强后结果图像存在局部过曝光和细节模糊问题。Zhou等人(2023a)提出了一种基于多区间子直方图透视均衡的水下图像增强方法,该方法通过提取图像统计特征估计各区域特征漂移的程度,利用这些信息实现图像自适应特征增强,但其结果图像引入红色伪影。Zhao等人(2023b)提出了一种结合自适应通道去模糊和直方图映射间隔限制的颜色校正方法,该方法能够自适应校正图像色偏,显著增强水下图像的细节和质量。综上所述,基于空域的图像增强方法已相对成熟且易于应用。然而,由于该类方法没有充分考虑图像色偏,不能很好地抑制噪声,因此在增强过程中可能会出现红色伪影或噪声放大等问题。

### 2.3 基于颜色恒常的方法

颜色恒常方法主要包括白平衡和Retinex,白平衡旨在解决不同光照条件下物体出现偏色的问题,通过调整图像中的颜色偏差,使物体在各种光照条件下呈现更真实和准确的颜色(Ge等,2022)。Retinex方法则通过模拟人类视觉系统的感知机制,对图像进行自适应的增强调整,从而在不同光照条件下呈现更真实和清晰的颜色及细节(Xie等,2023)。Zhuang等人(2021)利用反射分量和照明分量的多阶梯先验,设计了一个基于贝叶斯Retinex水下图像增强方法,该方法利用范数对反射分量进行分段线性逼近建模,并使用 $L_1$ 范数对光照分量进行空间平滑和空间线性平滑建模。但该方法增强后的图像存在局部区域颜色失真。为了缓解上述问题,Zhuang等人(2022)提出了基于 $L_{1/2}$ 和 $L_2$ 范数的Retinex变分模型,该方法利用不同范数的优势整合不同增强方法,提升水下图像的对比度和纹理细节,但该方法在颜色校正中仅考虑全局统计特征,并没有充分考虑局部特征,以至于增强的水下图像存在微红色失真。针对上述问题,Zhang等人(2022a)提出了一种基于Retinex的水下图像增强方法,该方法通过全局对比度增强、局部对比度增强和细节对比度增强等策略,有效消除了光的散射引起的颜色失真问题。Li等人(2023a)提出了一种自适应加权多尺度视网膜图像增强方法,该方法通过将图像分割成多个子块,并计算其细节稀疏度指数,结合全局与局部的细节稀疏度指标,确定每个子块最优尺度参数和相应权重应

用视网膜处理。随后经过细节增强、颜色校正和饱和度校正生成更清晰的图像。综上所述,仅仅采用白平衡或Retinex的方法对水下图像的质量提升效果有限,通常需要结合对比度拉伸、直方图均衡和色彩校正等方法。

### 2.4 基于融合的方法

融合法主要是对单一输入图像运用多种算法生成多幅不同的水下图像增强版本,通过计算这些版本图像的融合权重生成清晰化图像。Yuan等人(2022)利用多尺度融合增强技术,构建了两个新的融合输入。一个采用基于对比度的暗通道先验去雾在RGB模型中的应用改善图像清晰度;另一个利用CIELAB (international commission on illumination  $L^*a^*b^*$ )颜色空间中的对立颜色进行多种形态学操作和颜色补偿,以增强对比度和调整颜色分布。相较于先进方法(Guo等,2020),该方法能够显著提升图像纹理的视觉感知、对比度和饱和度。Zhao等人(2023a)提出了一种基于分解和融合的水下图像增强方法,该方法使用自适应通道补偿校正图像色彩失真,并采用改进的拉普拉斯锐化和Gamma校正方法提高图像的清晰度和对比度。但该方法依赖于特定场景或条件下的假设,限制了算法的通用性和适用性。Zhang等人(2022b)利用衰减矩阵去除非均匀光照,并采用融合方法整合不同增强方法的优势生成清晰化图像。同时还提出在Retinex的基础上引入细节保持的融合方法(Zhang等,2022a),有效解决了融合方法中细节锐化不足问题。Wang等人(2023)提出了一种基于最佳通道校正和显著吸收图引导融合的自适应衰减通道补偿方法,该方法有效消除了RGB颜色空间中的颜色偏差、增强了图像对比度和边缘。Yin等人(2023)采用多尺度融合策略,同时实现颜色平衡和对比度增强,首先通过白平衡策略抑制不必要的颜色以解决颜色偏差问题,增强图像的外观。同时,通过自适应直方图均衡化联合处理3个颜色通道提高对比度。综上所述,融合法能够有效地改善水下图像的质量、降低噪声和恢复边缘。然而,这类方法需要获取多个融合图像和相应的融合权重,因此该类方法中融合图像和权重的设置是一个关键和具有挑战性的问题。

### 2.5 基于深度学习的方法

基于深度学习的水下图像增强方法旨在从训练数据中自动抽取表示特征并建立一种非线性映射关

系,通过构建网络模型训练数据,使得生成的水下图像具有更高的清晰度和对比度,该类方法以CNN和GAN为代表。受启发于CNN,Li等人(2020b)构建了一个真实世界水下增强数据集用于缓解数据的不足,并提出了一种水下图像增强模型验证该数据集的有效性,但该数据集的质量和数量仍有提升空间。在该网络的基础上,Li等人(2020a)设计了一种基于水下场景先验的深度卷积神经网络模型,利用水下场景先验直接重构清晰的水下图像,具有泛化能力强、轻量级且易于扩展到水下视频的特点,实现了对不同水下场景的有效增强。基于RGB和HSV(hue, saturation, value)色彩空间,Wang等人(2021)提出了一种水下图像增强的卷积神经网络模型,该模型采用端到端的训练方式,包含3个模块。其中,RGB模块用于去噪和去色偏;HSV全局调整模块利用神经曲线层调整图像属性;注意力映射块结合RGB和HSV输出清晰化图像。然而,该方法在增强黄色和蓝色失真图像方面表现不佳。随后,Liu等人(2023a)提出了一种多尺度双色空间水下图像增强网络模型,该模型通过颜色校正模块将三通道的颜色直方图移动到相似的范围,平滑输入图像,增强不同的色彩偏差。同时,通过非对称多尺度编解码器提取多样化的颜色校正图像特征,提升了纹理细节,但其不能完全去除原始水下图像色偏。受启发于GAN,Jiang等人(2022b)提出了一种面向目标导向感知对抗融合网络,该网络设计一个多尺度密集增强模块和一个深度美学渲染模块,增强对比度和进行颜色校正。随后,引入双通道注意力模块,以指导特征的自适应融合整合多样的细节和可信的外观。此外采用了全局局部对抗机制弥合合成和真实图像之间的差距,将感知信息嵌入到过程中获得清晰化水下图像,但该方法增强的图像较暗。不同于Hu等人(2023)提出的基于CycleGAN进行水下图像增强的无监督学习网络模型,Liu等人(2023b)提出了一种双监督生成对抗网络模型用于水下图像增强,该模型在弱监督学习阶段增强图像亮度并校正图像颜色,在强监督学习阶段,增强了水下图像的纹理细节,但该方法对计算机性能要求过高、计算复杂度较大。综上所述,早期基于深度学习方法存在低对比度和颜色失真等问题,逐渐得到了有效解决。然而,这些方法通常对硬件设备和训练数据有较高要求,在一定程度上限制了应用范围和效果。

### 3 水下数据集

水下图像数据集在推动训练数据驱动网络以及公平评估增强和复原方法的性能方面具有至关重要的作用。本节介绍当前广泛应用于训练和测试的水下图像数据集,如表1所示。表1提供了数据集相应下载链接。

1)Han等人(2022)构建了一个大规模的真实世界水下图像数据集 HICRD (heron island coral reef dataset)。该数据集共包含9 676幅原始水下图像和2 000幅经过科学复原的参考图像,且所有图像的分辨率都是 $1\,842 \times 980$ 像素。HICRD包含两个子集,其中,未配对的子集包括低质量图像和参考复原图像;配对的子集包括高质量图像和相应的参考复原图像。同时,该数据集还包含测量的漫射衰减系数和相机传感器响应。

2)Jiang等人(2022a)构建了一个新的主观标注的水下数据集 SAUD (subjectively-annotated UIE benchmark dataset),该数据集包含100幅原始水下图像、1 000幅由10种水下图像增强方法生成的增强结果以及每个增强结果的主观排名分数。其中,100幅原始图像分为失真样本和可见度低样本,该数据集可以评估不同增强方法在去除色偏和提高可见性方面的性能。

3)Chang等人(2023)构建了一个真实世界水下图像数据集 UIDEF (underwater image dataset enhancement framework),该数据集包括9 200幅不同退化场景的水下图像,分为颜色失真、视觉不同、低对比度、感知模糊、亮度不均匀、昏暗场景和浑浊场景。此外,该数据集中水下图像是连续帧,具有相同的重叠区域,符合重构更宽视野图像的要求。

4)Hou等人(2023)构建了一个大规模水下图像增强数据集 UID2021 (underwater image dataset 2021),该数据集包括60幅退化水下图像,900幅不同方法增强后的高质量水下图像。其中,60幅原始图像涵盖了6种常见的水下场景,有蓝色、蓝绿色、绿色、模糊、低光和浑浊场景。通过52名观察者的配对排序比较的平均分值可知该数据集可以更全面地评估无参考水下图像质量。

5)Hong等人(2023)构建了一个由10 255幅水下图像组成、涵盖了12个不同水下场景中的70类突

表1 不同水下图像数据集总结

Table 1 Summary of different underwater images datasets

| 数据集     | 时间   | 数量                                              | 特点及下载链接                                                                                                                                                        | 分辨率/像素        | 来源      |
|---------|------|-------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------|---------|
| HICRD   | 2022 | 6 003 幅低质量图像、<br>3 673 幅高质量图像、<br>2 000 幅参考复原图像 | 由真实图像和复原图像组成的大规模数据集,包含大量具有不同地点不同深度环境的水下珊瑚礁图像,但没有涵盖所有常见的水类型。<br><a href="https://github.com/JunlinHan/CWR">https://github.com/JunlinHan/CWR</a>                 | 1 842 × 980   | 合成 + 拍摄 |
| SAUD    | 2022 | 100 幅原始水下图像、<br>1 000 幅生成图像                     | 包含不同场景不同退化程度的原始图像和10种经典增强方法生成的增强结果,具有较强的泛化性。<br><a href="https://github.com/yia-yuese/SAUD-Dataset">https://github.com/yia-yuese/SAUD-Dataset</a>              | 1 920 × 1 200 | 收集 + 合成 |
| UIDEF   | 2023 | 9 200 幅                                         | 涵盖常见的水下图像多种退化类型和不同拍摄视角,且这些图像是连续的帧,具有相同的重叠区域,满足了重建大视场图像的要求。<br><a href="https://github.com/LaibinChang/UIDEF.git">https://github.com/LaibinChang/UIDEF.git</a>  | 1 080P/640P   | 拍摄      |
| UID2021 | 2023 | 60 幅低质量图像、<br>900 幅生成图像                         | 涵盖多种常见的水下场景,包括淡蓝场景、淡绿场景、蓝绿色场景、朦胧场景、浑浊场景和弱光场景。<br><a href="https://github.com/Hou-Guojia/UID2021">https://github.com/Hou-Guojia/UID2021</a>                     | 512 × 384     | 合成      |
| USOD10K | 2023 | 10 255 幅                                        | 涵盖12个不同水下场景中的70类突出物体,并提供所有图像的显著目标边界和深度图,在多样性、复杂性和可扩展性方面取得了重大飞跃。<br><a href="https://github.com/LinHong-HIT/USOD10K">https://github.com/LinHong-HIT/USOD10K</a> | —             | 合成      |

注:“—”表示数据集没有对图像尺寸进行标注。

出物体的数据集 USOD10K (underwater salient object detection)。此外,该数据集还提供了所有相应水下图像的深度图和显著目标的边界,其在现有水下数据集的多样性、复杂性和可扩展性方面取得了重大的飞跃。

## 4 经典方法评价结果

本节分别从定性、定量和运行时间方面对经典的水下图像清晰化方法进行评估。

### 4.1 评估指标

针对水下图像的定量评价方法相继被提出,在定量评价方面,主要从平均梯度 (average gradient, AG) (Zhang 等, 2023c)、信息熵 (information entropy, IE) (Zhou 等, 2023d)、局部块的对比度质量索引 (patch-based contrast quality index, PCQI) (Zhang 等, 2022c)、水下图像质量度量 (underwater image quality metric, UIQM) (Panetta 等, 2016) 和水下图像清晰度 (underwater color image quality evaluation metric, UCIQE) (Yang 和 Sowmya, 2015) 5 种定量评价指标来分析不同方法的实验结果。

1) AG 主要反映图像微小细节的变化率,可用于

表示图像的清晰程度,计算为

$$AG = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{(\nabla_x F(i,j))^2 + (\nabla_y F(i,j))^2} \quad (5)$$

式中,  $\nabla_x F(i,j)$  和  $\nabla_y F(i,j)$  是输入图像  $F(i,j)$  沿  $x$  和  $y$  方向的差分,  $M$  和  $N$  分别是输入图像长和宽。

2) IE 主要表示平均信息的多少,可用于描述图像颜色的丰富程度,计算为

$$IE = - \sum_{i=0}^{255} p(i) \log_2 p(i) \quad (6)$$

式中,  $i$  是图像像素灰度值,  $p(i)$  是整幅图像中灰度值为  $i$  的像素出现的概率。

3) PCQI 主要用于预测人眼对图像对比度的感知失真,数学表达式为

$$PCQI(x,y) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M q_i(x_i, y_i) \cdot q_c(x_i, y_i) \cdot q_s(x_i, y_i) \quad (7)$$

式中,  $M$  表示图像像素点总数量,  $q_i$ ,  $q_c$  和  $q_s$  是3个比较函数, PCQI 值越高则图像对比度越好。

4) UIQM 针对水下图像退化机理和光学成像特点,采用色彩测量分量、清晰度测量分量和对比度测量分量作为评价图像质量的依据。该指标使用图像

的测量分量或特征来代表图像的视觉质量。最终将水下图像质量评价方法表示为上述3个测量分量的线性组合,具体为

$$UIQM = c_1 \times UICM + c_2 \times UISM + c_3 \times UIConM \quad (8)$$

5)UCIQE是水下图像色度、饱和度和对比度的线性组合,将图像从RGB颜色空间转换到更接近人眼视觉感知的CLELab颜色空间。在计算图像质量各个测量分量的基础上,UCIQE的定义为

$$UCIQE = c_1 \times \sigma_c + c_2 \times con_l + c_3 \times \mu_s \quad (9)$$

式中,  $\sigma_c$  表示色度的标准差,  $con_l$  表示亮度的对比度,  $\mu_s$  表示饱和度的平均值。

#### 4.2 定性评价

本文在水下图像数据集 UIEB (underwater image enhancement benchmark) (Li 等, 2020b) 验证了经典水下图像清晰化方法的泛化性能, 该数据集提供了来源于不同水域和不同成像设备拍摄的 890 幅水下图像及相对应的 890 幅参考水下图像, 同时也提供了 60 幅挑战场景的水下图像, 以验证典型方法的泛化性能。经典水下图像清晰化方法包括有复原方法: GIFM (generalized image formation model) (Liang 等, 2022b)、BRU (Bayesian retinex underwater) (Zhuang 等, 2021)、GDCP (generalization of underwater dark channel prior) (Liang 等, 2022a) 和 ULAP (underwater light attenuation prior) (Li 等, 2023b); 增强方法: WWPf (weighted wavelet visual perception fusion) (Zhang 等, 2024)、PCDE (piecewise color correction and dual prior optimized contrast enhancement) (Zhang 等, 2023c) 和 ACDC (attenuated color channel correction and detail preserved contrast enhancement) (Zhang 等, 2022b); 深度学习方法: PUIE-Net (probabilistic underwater image enhancement network) (Fu 等, 2022)、SGUIE-Net (semantic attention guided underwater image enhancement network) (Qi 等, 2022)、LANet (adaptive learning attention network) (Liu 等, 2022) 和 CLUIE-Net (comparative learning underwater image enhancement network) (Li 等, 2023c)。本文从 UIEB 中选择了 3 种不同退化类型的图像: 蓝色失真、绿色失真和模糊图像, 图 3 展示了不同方法的处理结果。对于蓝色失真水下图像, GIFM、GDCP、ULAP、LANet 和 CLUIE-Net 无法进行色彩校正。WWPF、PUIE-Net 和 SGUIE-Net 引入伪影, 颜色校正不理想。虽然

BRU、PCDE 和 ACDC 具有较好的颜色校正效果, 但存在较大噪声、对比度较低。对于绿色失真水下图像, GIFM、GDCP、ULAP 和 CLUIE-Net 无法校正颜色失真。BRU 和 SGUIE-Net 虽然可以较好地校正颜色失真, 但引入了轻微的伪影。WWPF、PUIE-Net 和 LANet 有效地提升了图像对比度和细节, 但不能校正背景区域颜色失真。PCDE 和 ACDC 处理绿色失真图像和模糊图像时较好地校正了颜色失真, 但由于噪声过大, 存在细节模糊和低对比度。GDCP、CLUIE-Net、SGUIE-Net、PUIE-Net 和 LANet 去雾能力不理想。GIFM、BRU、ULAP 和 WWPf 去雾效果较好, 但对比度和纹理细节增强不足。综上所述, 大多数图像复原方法不能较好地校正颜色失真。相比之下, 图像增强方法和深度学习方法在校正色偏方面表现出色。但增强方法的处理结果往往存在过增强、过饱和问题; 深度学习方法在增强图像的对比度和纹理细节方面效果欠佳, 且存在噪声放大问题。

#### 4.3 定量评价

本文采用 5 种定量评价指标对上述典型水下图像增强方法进行评估。表 2 展示了每种典型水下图像增强方法在 UIEB 数据集上的定量评估均值。可以看出, BRU 方法具有最高的 IE 值, 表明该方法在恢复水下图像的颜色方面表现较好; GIFM 方法具有最低的 PCQI 和 UIQM 值, 说明该方法在恢复图像的饱和度和纹理细节方面表现较差。ULAP 方法具有最高的 UCIQE 值, 表明该方法能有效地提升水下图像的对比度和饱和度。PCDE 方法具有最高的 AG 和 UIQM 值, 表明该方法能较好地改善水下图像的颜色、清晰度和对比度。ACDC 方法的 PCQI 值最高, 但 UCIQE 值最低, 说明该方法增强后图像的对比度较好, 但色度和饱和度较低。

综上所述, 水下图像复原方法在深度场景估计和去噪方面表现较好, 而水下图像增强方法在提升对比度和恢复色彩方面具有较好的性能。然而, 并非所有具有最高定量指标的方法都能获得最佳视觉效果, 正如图 3 所示, PUIE-Net 和 SGUIE-Net 在水下图像增强时存在伪影问题, 但在定量评估中得到较高的指标均值, 由此证明水下图像定量指标体系有待进一步完善。

#### 4.4 运行时间评价

本文进一步比较了经典水下图像清晰化方法运

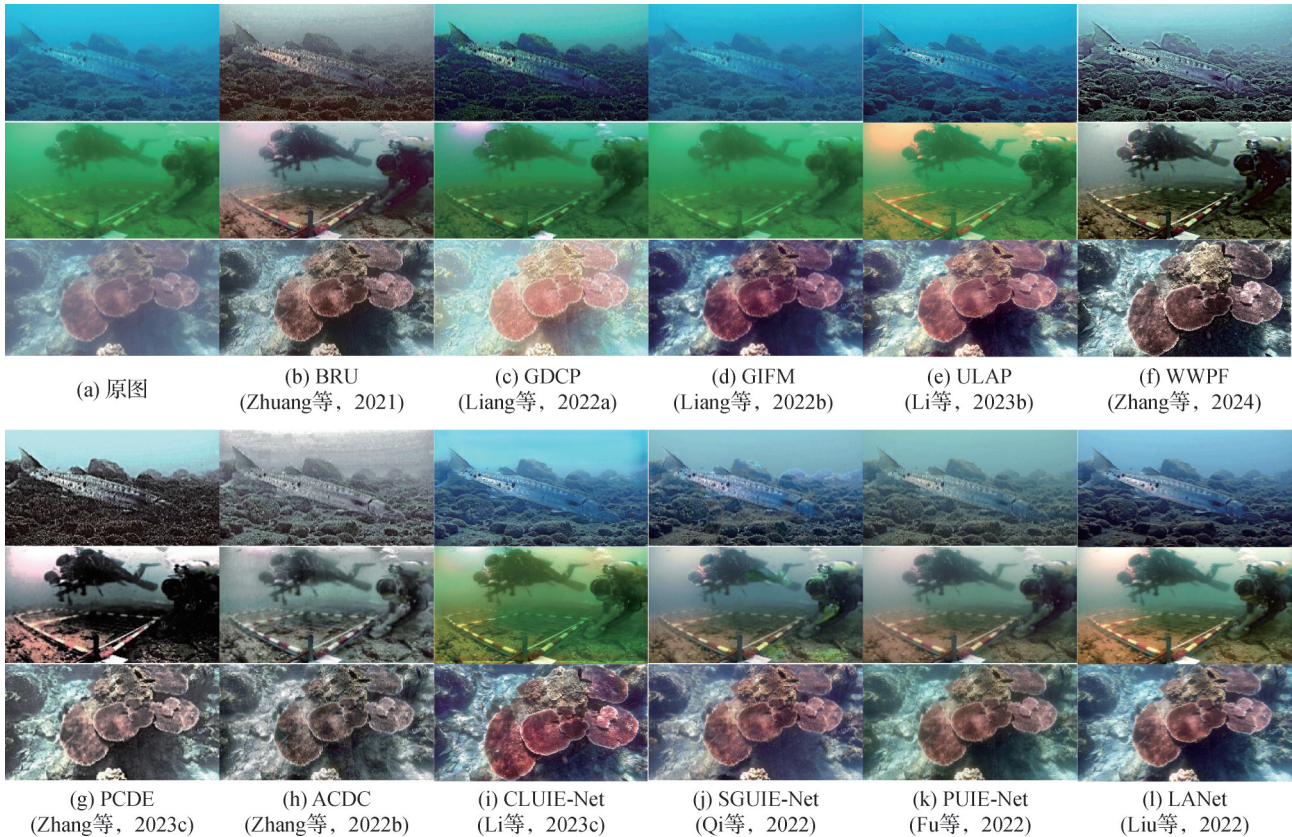


图3 不同方法在UIEB(Li等,2020b)数据集上的处理结果

Fig. 3 Processing results of different methods on the UIEB dataset (Li 等,2020b) ((a) original images; (b) BRU (Zhuang et al. , 2021); (c) GDCP (Liang et al. , 2022a); (d) GIFM (Liang et al. , 2022b); (e) ULAP (Li et al. , 2023b); (f) WWPF (Zhang et al. , 2024); (g) PCDE (Zhang et al. , 2023c); (h) ACDC (Zhang et al. , 2022b); (i) CLUIE-Net (Li et al. , 2023c); (j) SGUIE-Net (Qi et al. , 2022); (k) PUIE-Net (Fu et al. , 2022); (l) LANet (Liu et al. , 2022))

表2 典型图像处理方法的评价指标在UIEB数据集上平均值  
Table 2 Average values of evaluation metrics for typical image processing methods on the UIEB dataset

| 方法        | AG            | IE           | PCQI         | UIQM         | UCIQE        |
|-----------|---------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| BRU       | 9.571         | <b>7.714</b> | 1.074        | 4.418        | 0.588        |
| GDCP      | 7.527         | 7.303        | 1.047        | 2.536        | 0.598        |
| GIFM      | 5.118         | 7.426        | 0.999        | 2.257        | 0.567        |
| ULAP      | 6.410         | 7.186        | 0.991        | 4.188        | <b>0.619</b> |
| WWPF      | 10.818        | 7.684        | 1.137        | 3.599        | 0.617        |
| PCDE      | <b>11.049</b> | 7.390        | 1.078        | <b>4.720</b> | 0.609        |
| ACDC      | 9.763         | 7.686        | <b>1.159</b> | 4.371        | 0.557        |
| CLUIE-Net | 7.507         | 7.625        | 1.116        | 3.528        | 0.592        |
| SGUIE-Net | 7.452         | 7.670        | 1.062        | 3.524        | 0.614        |
| PUIE-Net  | 6.044         | 7.584        | 1.028        | 3.377        | 0.581        |
| LANet     | 7.760         | 7.669        | 0.916        | 4.278        | 0.608        |

注:加粗字体表示各列最优结果。

行时间。传统方法在 11th Gen Intel(R) Core(TM) i5-11400 Windows10 的 MATLAB2016b 上运行。基于深度学习方法在 CentOS Linux 7. 9. 2009 系统、NVIDIA Tesla V100S 显卡的远程服务器上运行。其中,SGUIE-Net 方法运行于 Intel Xeon (R) Gold 5218CPU@2. 30 GHz CPU,NVIDIA RTX3090 × 2 显卡的工作站上。运行时间如表 3 所示。基于深度学习的方法在速度方面表现出显著优势。相对而言,基于图像复原方法由于需要先验信息并在模型优化中涉及较多的矩阵计算,因此运行时间较慢。此外,基于图像增强方法不需要模型参数优化且计算较少,因此处理速度相对于图像复原方法较快,但相较于深度学习方法较慢。

5 结 语

本文详细介绍了国内外水下图像清晰化方法的

表3 不同方法运行时间比较  
Table 3 Runtime comparisons of different methods

| 方法    | 运行时间/s |
|-------|--------|
| BRU   | 1.601  |
| GDCP  | 1.449  |
| GIFM  | 13.567 |
| WWPF  | 1.794  |
| PCDE  | 1.970  |
| ACDC  | 2.316  |
| CLUIE | 0.231  |
| SGUIE | 0.299  |
| PUIE  | 0.144  |
| LANet | 0.106  |

研究现状,并指出了水下图像退化的主要因素,对已有的方法进行了分类讨论,总结了它们的优劣。此外,探讨了当前水下图像质量评价体系的优缺点。最后,通过对经典方法的定性和定量评估进一步分析了各方法的性能和不足。综合来看,未来水下图像清晰化技术应着重关注以下几个方面:

1)平衡算法复杂度与实时性。实时处理水下图像对于水下高水平视觉任务至关重要,但目前大多数算法仍以牺牲时间为代价换取性能的提升,限制了实用性。因此,降低算法的计算复杂度是一项挑战性任务。

2)提升水下图像质量评估方法的准确性。目前,已有的水下图像质量定量评估结果仍然不能与人眼视觉感知相匹配。因此,研究更符合人眼视觉感知的评估方法值得深思。

3)水下图像增强基准数据集的规模仍显不足。然而,大多数基于深度学习的方法过度依赖于高质量水下图像对,但现有数据的缺乏限制了该类方法。如何构建大规模、高质量、多场景的水下图像增强基准数据集是一项挑战性任务。

4)探索自监督学习应用于水下图像增强研究。已有深度学习方法通常依赖于大量标注数据,但其限制了模型的鲁棒性和数据的利用率。而自监督学习在已有的机器视觉任务中表现出了卓越的数据利用率和良好的鲁棒性。遗憾的是,自监督学习在水下视觉增强领域鲜有研究。因此,随着大规模高质量水下增强数据集的不断完善,自监督学习在水下

视觉增强中也值得探索。

参考文献(References)

Azmi K Z M, Ghani A S A, Yusof Z M and Ibrahim Z. 2019. Natural-based underwater image color enhancement through fusion of swarm-intelligence algorithm. *Applied Soft Computing*, 85: #105810 [DOI: 10.1016/j.asoc.2019.105810]

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]

Chang L B, Song H J, Li M J and Xiang M. 2023. UIDEF: a real-world underwater image dataset and a color-contrast complementary image enhancement framework. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 196: 415-428 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.01.007]

Dong L L, Zhang W D and Xu W H. 2022. Underwater image enhancement via integrated RGB and LAB color models. *Signal Processing: Image Communication*, 104: #116684 [DOI: 10.1016/j.image.2022.116684]

Fu Z Q, Wang W, Huang Y, Ding X H and Ma K K. 2022. Uncertainty inspired underwater image enhancement//*Proceedings of the 17th European Conference on Computer Vision*. Tel Aviv, Israel: Springer: 465-482 [DOI: 10.1007/978-3-031-19797-0\_27]

Gangisetty S and Rai R R. 2022. FloodNet: underwater image restoration based on residual dense learning. *Signal Processing: Image Communication*, 104: #116647 [DOI: 10.1016/j.image.2022.116647]

Gao C D, Zhao M L, Cao F Y, Wang Z Y, Lu D H, Hu Y Y, Dou J T and Dai J. 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]

Ge W Y, Lin Y, Wang Z Y and Yang T Y. 2022. Multi-prior underwater image restoration method via adaptive transmission. *Optics Express*, 30(14): 24295-24309 [DOI: 10.1364/OE.463865]

Gu Y S, Jiang Q P, Shao F and Gao W. 2022. A real-world quality evaluation dataset for enhanced underwater images. *Journal of Image and Graphics*, 27(5): 1467-1480 (顾约瑟, 姜求平, 邵枫, 高伟. 2022. 面向真实水下图像增强的质量评价数据集. *中国图象图形学报*, 27(5): 1467-1480) [DOI: 10.11834/jig.210303]

Guo J C, Li C Y, Guo C L and Chen S J. 2017. Research progress of underwater image enhancement and restoration methods. *Journal of Image and Graphics*, 22(3): 273-287 (郭继昌, 李重仪, 郭春乐, 陈善继. 2017. 水下图像增强和复原方法研究进展. *中国图象图形学报*, 22(3): 273-287 [DOI: 10.11834/jig.20170301])

- Guo P F, Zeng D L, Tian Y B, Liu S Y, Liu H T and Li D L. 2020. Multi-scale enhancement fusion for underwater sea cucumber images based on human visual system modelling. *Computers and Electronics in Agriculture*, 175: #105608 [DOI: 10.1016/j.compag.2020.105608]
- Han J L, Shoeiby M, Malthus T, Botha E, Anstee J, Anwar S, Wei R, Armin M A, Li H D and Petersson L. 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. 2013. Guided image filtering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(6): 1397-1409 [DOI: 10.1109/TPAMI.2012.213]
- Hong L, Wang X, Zhang G and Zhao M. 2023. USOD10K: a new benchmark dataset for underwater salient object detection. *IEEE Transactions on Image Processing*: #3266163 [DOI: 10.1109/TIP.2023.3266163]
- 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 K, Weng C H, Shen C W, Wang T Y, Weng L G and Xia M. 2023. A multi-stage underwater image aesthetic enhancement algorithm based on a generative adversarial network. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 123: #106196 [DOI: 10.1016/j.engappai.2023.106196]
- Jiang Q P, Gu Y S, Li C Y, Cong R M and Shao F. 2022a. Underwater image enhancement quality evaluation: benchmark dataset and objective metric. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 32(9): 5959-5974 [DOI: 10.1109/TCSVT.2022.3164918]
- Jiang Z Y, Li Z X, Yang S Z, Fan X and Liu R S. 2022b. Target oriented perceptual adversarial fusion network for underwater image enhancement. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 32(10): 6584-6598 [DOI: 10.1109/TCSVT.2022.3174817]
- 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 and Tao D C. 2020b. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond. *IEEE Transactions on Image Processing*, 29: 4376-4389 [DOI: 10.1109/TIP.2019.2955241]
- Li D Y, Zhou J C, Wang S Y, Zhang D H, Zhang W S, Alwadai R, Alenezi F, Tiwari P and Shi T A. 2023a. Adaptive weighted multi-scale retinex for underwater image enhancement. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 123: #106457 [DOI: 10.1016/j.engappai.2023.106457]
- Li J Y, Hou G J and Wang G D. 2023b. Underwater image restoration using oblique gradient operator and light attenuation prior. *Multimedia Tools and Applications*, 82(5): 6625-6645 [DOI: 10.1007/s11042-022-13605-5]
- Li K Q, Wu L, Qi Q, Liu W J, Gao X, Zhou L Q and Song D L. 2023c. 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 X J, Hou G J, Li K Q and Pan Z K. 2022. Enhancing underwater image via adaptive color and contrast enhancement, and denoising. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 111: #104759 [DOI: 10.1016/j.engappai.2022.104759]
- Li Y F, Ruan R, Mi Z T, Shen X, Gao T Z and Fu X P. 2023d. 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]
- Liang Z, Ding X Y, Wang Y F, Yan X H and Fu X P. 2022a. 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]
- Liang Z, Zhang W D, Ruan R, Zhuang P X and Li C Y. 2022b. GIFM: an image restoration method with generalized image formation model for poor visible conditions. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: #4110616 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3227548]
- Lin Y F, Shen L Q, Wang Z Y, Wang K and Zhang X. 2021. Attenuation coefficient guided two-stage network for underwater image restoration. *IEEE Signal Processing Letters*, 28: 199-203 [DOI: 10.1109/LSP.2020.3048619]
- Liu C F, Shu X, Pan L, Shi J L and Han B. 2023a. Multiscale underwater image enhancement in RGB and HSV color spaces. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 72: #5021814 [DOI: 10.1109/TIM.2023.3298395]
- Liu Q, Zhang Q, Liu W, Chen W B, Liu X W and Wang X K. 2023b. WSDS-GAN: a weak-strong dual supervised learning method for underwater image enhancement. *Pattern Recognition*, 143: #109774 [DOI: 10.1016/j.patcog.2023.109774]
- Liu S B, Fan H J, Lin S, Wang Q, Ding N D and Tang Y D. 2022. Adaptive learning attention network for underwater image enhancement. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 7(2): 5326-5333 [DOI: 10.1109/LRA.2022.3156176]
- Lu J Y, Li N, Zhang S Y, Yu Z B, Zheng H Y and Zheng B. 2019. Multi-scale adversarial network for underwater image restoration. *Optics and Laser Technology*, 110: 105-113 [DOI: 10.1016/j.optlastec.2018.05.048]
- Mei X K, Ye X F, Zhang X F, Liu Y S, Wang J T, Hou J and Wang X L. 2022. UIR-Net: a simple and effective baseline for underwater image restoration and enhancement. *Remote Sensing*, 15(1): #39

- [DOI: 10.3390/rs15010039]
- Muniraj M and Dhandapani V. 2023. Underwater image enhancement by modified color correction and adaptive Look-Up-Table with edge-preserving filter. *Signal Processing: Image Communication*, 113: #116939 [DOI: 10.1016/j.image.2023.116939]
- Panetta K, Gao C and Agaian S. 2016. Human-visual-system-inspired underwater image quality measures. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 41(3): 541-551 [DOI: 10.1109/JOE.2015.2469915]
- 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]
- 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: 10.48550/arXiv.2201.02832]
- Qian X Q, Liu W F, Zhang J and Cao Y. 2022. Underwater-relevant image object detection based feature-degraded enhancement method. *Journal of Image and Graphics*, 27(11): 3185-3198 (钱晓琪, 刘伟峰, 张敬, 曹洋. 2022. 面向水下图像目标检测的退化特征增强算法. *中国图象图形学报*, 27(11): 3185-3198) [DOI: 10.11834/jig.210415]
- Qiu Q M, Zhang Y R, Gao Z Q and Shao J L. 2023. Underwater Image Restoration Based on Quadtree Hierarchical Search and Transmittance Optimization. *Acta Optica Sinica*, 43(12): #1201002 (邱啟蒙, 张亚加, 高智强, 邵建龙. 2023. 基于四叉树分级搜索和透射率优化的水下图像复原. *光学学报*, 43(12): #1201002) [DOI: 10.3788/AOS221598]
- Ruan R, Zeng W H, Lei Y, Guo Y Y and Liang Z. 2023. Image restoration method based on adaptive multiple priors fusion in scattering scenes//*Proceedings Volume 12705, 14th International Conference on Graphics and Image Processing*. Nanjing, China: SPIE: 628-636 [DOI: 10.1117/12.2680020]
- Ruscio F, Costanzi R, Gracias N, Quintana J and Garcia R. 2023. Autonomous boundary inspection of *Posidonia oceanica* meadows using an underwater robot. *Ocean Engineering*, 283: #114988 [DOI: 10.1016/j.oceaneng.2023.114988]
- Singh N and Bhandari A K. 2022. Noise aware  $L_2$ -LP decomposition-based enhancement in extremely low light conditions with web application. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 68(2): 161-169 [DOI: 10.1109/TCE.2022.3175907]
- Tian Y, Liu B, Su X Y, Wang L P and Li K. 2019. Underwater imaging based on LF and polarization. *IEEE Photonics Journal*, 11(1): #6500309 [DOI: 10.1109/JPHOT.2018.2890286]
- Wang H, Sun S X and Ren P. 2023. Meta underwater camera: a smart protocol for underwater image enhancement. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 195: 462-481 [DOI: 10.1016/j.isprs.2022.12.007]
- Wang H, Sun S X and Ren P. 2024. Underwater color disparities: cues for enhancing underwater images toward natural color consistencies. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 32(2): 738-753 [DOI: 10.1109/TCSVT.2023.3289566]
- Wang J J, Wan M J, Gu G H, Qian W X, Ren K, Huang Q Y and Chen Q. 2022. Periodic integration-based polarization differential imaging for underwater image restoration. *Optics and Lasers in Engineering*, 149: #106785 [DOI: 10.1016/j.optlaseng.2021.106785]
- Wang S, Liu G Y, Cao Y, Feng W, Zhao E M and Xing C X. 2022. Research on image denoising technology based on adaptive median filter. *Journal of Henan Institute of Science and Technology (Natural Sciences Edition)*, 50(6): 43-48 (王帅, 刘光宇, 曹禹, 冯伟, 赵恩铭, 邢传玺. 2022. 改进自适应中值滤波算法的图像去噪研究. *河南科技学院学报(自然科学版)*, 50(6): 43-48) [DOI: 10.3969/j.issn.2096-9473.2022.06.007]
- Wang Y D, Guo J C, Gao H and Yue H H. 2021. UIEC<sup>2</sup>-Net: CNN-based underwater image enhancement using two color space. *Signal Processing: Image Communication*, 96: #116250 [DOI: 10.1016/j.image.2021.116250]
- Xie M D, Sun P, Lang Y B and Fang M E. 2023. Camera-independent color constancy by scene semantics. *Pattern Recognition Letters*, 171: 106-115 [DOI: 10.1016/j.patrec.2023.03.027]
- Yan H R, Zhang Z W, Xu J, Wang T T, An P, Wang A B and Duan Y P. 2023. UW-CycleGAN: model-driven CycleGAN for underwater image restoration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: #4207517 [DOI: 10.1109/TGRS.2023.3315772]
- Yang M and Sowmya A. 2015. An underwater color image quality evaluation metric. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(12): 6062-6071 [DOI: 10.1109/TIP.2015.2491020]
- Yin M, Du X X, Liu W, Yu L P and Xing Y. 2023. Multiscale fusion algorithm for underwater image enhancement based on color preservation. *IEEE Sensors Journal*, 23(7): 7728-7740 [DOI: 10.1109/JSEN.2023.3251326]
- Yuan J Y, Cai Z C and Cao W. 2022. TEBCF: real-world underwater image texture enhancement model based on blurriness and color fusion. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: #4204315 [DOI: 10.1109/TGRS.2021.3110575]
- Zhang B B, Ji D X, Liu S, Zhu X K and Xu W. 2023a. Autonomous underwater vehicle navigation: a review. *Ocean Engineering*, 273: #113861 [DOI: 10.1016/j.oceaneng.2023.113861]
- 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, Dong L L and Xu W H. 2022a. Retinex-inspired color correction and detail preserved fusion for underwater image enhancement. *Computers and Electronics in Agriculture*, 192: #106585 [DOI: 10.1016/j.compag.2021.106585]
- Zhang W D, Dong L L, Zhang T and Xu W H. 2021. Enhancing underwater image via color correction and Bi-interval contrast enhance-

- ment. *Signal Processing: Image Communication*, 90: #116030 [DOI: 10.1016/j.image.2020.116030]
- 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]
- Zhang W D, Sun X W, Zhou L, Xie X W, Zhao W Y, Liang Z and Zhuang P X. 2023d. Dual-branch collaborative learning network for crop disease identification. *Frontiers in Plant Science*, 14: #1117478 [DOI: 10.3389/fpls.2023.1117478]
- Zhang W D, Wang Y D and Li C Y. 2022b. Underwater image enhancement by attenuated color channel correction and detail preserved contrast enhancement. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 47(3): 718-735 [DOI: 10.1109/JOE.2022.3140563]
- Zhang W D, Zhou L, Zhuang P X, Li G H, Pan X P, Zhao W Y and Li C Y. 2024. Underwater image enhancement via weighted wavelet visual perception fusion. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 34(4): 2469-2483 [DOI: 10.1109/TCSVT.2023.3299314]
- Zhang W D, Zhuang P X, Sun H H, Li G H, Kwong S and Li C Y. 2022c. Underwater image enhancement via minimal color loss and locally adaptive contrast enhancement. *IEEE Transactions on Image Processing*, 31: 3997-4010 [DOI: 10.1109/TIP.2022.3177129]
- Zhao H Y, Yan J, Luo X Y and Guan X P. 2021. Ubiquitous tracking for autonomous underwater vehicle with IoUT: a rigid-graph-based solution. *IEEE Internet of Things Journal*, 8(18): 14094-14109 [DOI: 10.1109/JIOT.2021.3068090]
- Zhao W F, Rong S H, Li T Y, Feng J J and He B. 2023a. Enhancing underwater imagery via latent low-rank decomposition and image fusion. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 48(1): 147-159 [DOI: 10.1109/JOE.2022.3192089]
- Zhao Z F, Zhou Z, Lai Y T, Wang T H, Zou S J, Cai H H and Xie H J. 2023b. Single underwater image enhancement based on adaptive correction of channel differential and fusion. *Frontiers in Marine Science*, 9: #1058019 [DOI: 10.3389/fmars.2022.1058019]
- Zhou J C, Pang L, Zhang D H and Zhang W S. 2023a. Underwater image enhancement method via multi-interval subhistogram perspective equalization. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 48(2): 474-488 [DOI: 10.1109/JOE.2022.3223733]
- Zhou J C, Wang Y Y, Li C Y and Zhang W S. 2023b. Multicolor light attenuation modeling for underwater image restoration. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 48(4): 1322-1337 [DOI: 10.1109/JOE.2023.3275615]
- Zhou J C, Yang T Y and Zhang W S. 2023c. Underwater vision enhancement technologies: a comprehensive review, challenges, and recent trends. *Applied Intelligence*, 53(3): 3594-3621 [DOI: 10.1007/s10489-022-03767-y]
- Zhou L, Liu Q M, Fan Y Q, Song X Y, Pan X P and Zhang W D. 2023d. Underwater image enhancement via complementary advantage fusion of global and local contrast. *Computers and Electrical Engineering*, 112: #108990 [DOI: 10.1016/j.compeleceng.2023.108990]
- Zhou Y, Gu X T and Li Q W. 2022. Underwater image restoration based on background light corrected image formation model. *Journal of Electronics and Information Technology*, 44(10): 3363-3371 (周妍, 顾鑫涛, 李庆武. 2022. 基于背景光修正成像模型的水下图像复原. *电子与信息学报*, 44(10): 3363-3371) [DOI: 10.11999/JEIT211012]
- Zhuang P X, Li C Y and Wu J M. 2021. Bayesian retinex underwater image enhancement. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 101: #104171 [DOI: 10.1016/j.engappai.2021.104171]
- Zhuang P X, Wu J M, Porikli F and Li C Y. 2022. Underwater image enhancement with hyper-laplacian reflectance priors. *IEEE Transactions on Image Processing*, 31: 5442-5455 [DOI: 10.1109/TIP.2022.3196546]

## 作者简介

周玲,女,讲师,主要研究方向为视觉图像处理。

E-mail: 1026160568@qq.com

张卫东,通信作者,男,教授,硕士生导师,主要研究方向为图像增强和深度学习。E-mail: zwd\_wd@163.com

刘庆敏,女,硕士研究生,主要研究方向为水下图像增强。

E-mail: LQM@stu.hist.edu.cn

金凯杰,女,硕士研究生,主要研究方向为低质量图像增强。

E-mail: jinkaijie45@163.com

赵文义,男,博士后,主要研究方向为计算机视觉与深度学习。E-mail: 2013211876@bupt.edu.cn