

## 深度学习驱动的水下图像处理研究进展

张天驰, 刘宇轩

引用本文

张天驰, 刘宇轩. [深度学习驱动的水下图像处理研究进展](#)[J]. 计算机科学, 2024, 51(6A): 230400107-12.

ZHANG Tianchi, LIU Yuxuan. [Research Progress of Underwater Image Processing Based on Deep Learning](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(6A): 230400107-12.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

**Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)**

[面向产线AI质检的少样本评测方法研究和验证](#)

Study and Verification on Few-shot Evaluation Methods for AI-based Quality Inspection in Production Lines

计算机科学, 2024, 51(6A): 230700086-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230700086>

[基于BERT和CNN的药物不良反应个案报道文献分类方法](#)

Literature Classification of Individual Reports of Adverse Drug Reactions Based on BERT and CNN

计算机科学, 2024, 51(6A): 230400049-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230400049>

[DUWe:动态未知词嵌入方法在Web异常检测中的应用](#)

DUWe:Dynamic Unknown Word Embedding Approach for Web Anomaly Detection

计算机科学, 2024, 51(6A): 230300191-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300191>

[一种基于谱图SIFT的同源频谱监测数据判定方法](#)

Method for Homologous Spectrum Monitoring Data Identification Based on Spectrum SIFT

计算机科学, 2024, 51(6A): 230300177-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300177>

[WiCare:一种非接触式的老人如厕跌倒监测模型](#)

WiCare:Non-contact Fall Monitoring Model for Elderly in Toilet

计算机科学, 2024, 51(6A): 230700044-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230700044>

# 深度学习驱动的水下图像处理研究进展

张天驰 刘宇轩

重庆交通大学信息科学与工程学院 重庆 400074

**摘要** 随着人工智能和水下设备的发展,水下机器人能够便捷地获取水下图像。水下图像对于海洋的探索 and 开发等活动至关重要,但由于水下成像环境十分复杂,导致获取到的水下图像成像质量较低,具有低对比度、模糊和颜色失真等退化问题,难以满足水下生产活动的要求。近年来,基于深度学习的水下图像处理方法和质量评价指标发展迅速,受到诸多学者的关注。目前已有基于深度学习的水下图像处理方法的综述,但仍存在总结不够全面及缺少最新研究成果等问题。因此,文中首先分析水下图像退化成因并提出所需处理的问题,根据各类算法的原理特点将水下图像处理方法进行分类;其次,详细分析和归纳了基于深度学习的水下图像处理最新研究成果,总结出各类算法的主要特征;然后,详细整理了现有的公开水下图像数据集和当前主流以及最新的基于学习的水下图像质量评测指标,并通过设计实验将传统算法和基于深度学习的水下图像处理方法进行对比分析;最后,分析总结了一些水下图像处理领域尚未解决的问题,并对未来的发展方向进行展望。

**关键词:** 深度学习;水下机器人;水下图像;图像处理;图像质量评测

**中图分类号** TP391

## Research Progress of Underwater Image Processing Based on Deep Learning

ZHANG Tianchi and LIU Yuxuan

School of Information Science and Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China

**Abstract** With the development of artificial intelligence and underwater equipments, autonomous underwater vehicles can conveniently obtain underwater images. Underwater images are essential for exploring and developing the ocean. However, due to the complex underwater imaging environment, the acquired underwater images have low image quality, such as low contrast, blurring, and color distortion, making it difficult to meet the requirements of underwater production activities. In recent years, the development of deep learning-based underwater image processing methods and quality evaluation metrics has received much attention from scholars. Although there have been some reviews on deep learning-based underwater image processing methods, there are still issues such as incomplete summarization and a lack of the latest research results. Therefore, this paper first analyzes the causes of underwater image degradation and proposes the necessary processing issues, and classifies underwater image processing methods based on the principles and characteristics of various algorithms. Secondly, the latest research results on deep learning-based underwater image processing are analyzed and summarized, and the main features of various algorithms are summarized. Then, existing publicly available underwater image datasets and current mainstream and latest learning-based underwater image quality evaluation metrics are detailed, and traditional algorithms and deep learning-based underwater image processing methods are compared and analyzed through experimental design. Finally, some unresolved issues in the field of underwater image processing are analyzed and summarized, and future development directions are discussed.

**Keywords** Deep learning, Autonomous underwater vehicle, Underwater image, Image processing, Image quality evaluation

## 1 引言

陆地上不可再生资源的加速消耗,愈显海洋开发的重要性<sup>[1]</sup>。海洋开发需要先进技术和装备,无人无缆自主式水下机器人(Autonomous Underwater Vehicle, AUV)具有机动灵活、工作范围大等特点,在海洋开发中发挥着重要的作用<sup>[2]</sup>。随着海洋开发进程的加快,AUV不仅要有良好的探测能力,更应有良好的作业能力,以完成水下矿产资源探测、生物资源调查等作业任务<sup>[3]</sup>。AUV实施水下作业需要明晰水下目标信息,视觉图像是AUV辅助水下智能化作业的关键技术之一<sup>[4]</sup>。

在特殊的水下光学成像环境中,视觉图像退化严重,存在图像模糊、对比度低、颜色失真、噪点多、信噪比低等问题<sup>[5]</sup>。需要对退化的水下图像进行增强和复原等图像处理,以得到更为清晰的图像,为提高AUV水下目标探测和作业的成功率打下良好的技术基础。

近年来,随着科技的不断进步,水下图像处理技术也得到快速发展,其中基于深度学习的图像处理方法在许多计算机视觉任务中表现出了卓越的性能<sup>[6-8]</sup>。这类方法在水下图像处理中的应用也受到广泛关注,越来越多的学者开始将深度学习应用于水下图像预处理领域。

基金项目:国家自然科学基金(52001039)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(52001039).

通信作者:张天驰(zhangtianchi@cqjtu.edu.cn)

本文面向基于深度学习的水下图像处理研究,简述水下图像处理分类方法,探讨传统水下图像处理方法的原理和特点,重点讨论基于深度学习的水下图像处理方法的研究进展,并设计实验分析典型算法的处理性能,对比主流和最新基于深度学习的水下图像质量评价指标,最后对未来研究发展进行展望,指出现有方法存在的问题和可能改进的方向。

## 2 水下图像退化成因分析处理中出现的概述及处理方法分类

### 2.1 水下图像退化成因分析

水下和陆地自然环境不同,其视觉图像的特点和处理技术也有不同。水下图像退化的主要成因可以归纳为以下几个方面。

#### (1) 水中光线传播的衰减

水下环境中的悬浮物、有机物等会吸收光线,导致图像的亮度减弱,细节模糊。

#### (2) 水中光线的散射和多次反射

水下环境中的悬浮物、气泡等会散射光线,导致图像的噪声和颜色失真。同时,光线在水下环境中会发生多次反射,使得图像模糊不清。

#### (3) 水下光照的衰减特性

水下环境中的水分子和溶解物质对不同波长的光有不同的吸收和散射程度,导致图像的颜色失真。

综上所述,在水下图像处理工作中,需要对水下图像恢复清晰度、去除噪声、纠正颜色失真等,提高水下图像的质量,从而更好地服务于各种水下作业任务。

### 2.2 水下光学成像模型

Jaffe-McGlamery 水下光学成像模型<sup>[9]</sup>原理如图 1 所示。

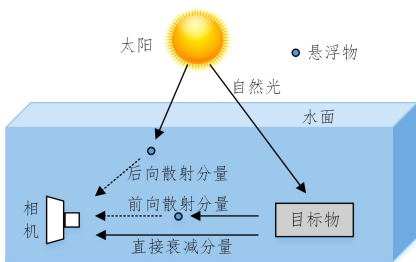


图 1 水下拍摄成像过程

Fig. 1 Underwater imaging process

在水下拍摄成像过程中,假设相机接收到的总能量为  $E_T$ ,水下光学成像模型可表示为:

$$E_T = E_d + E_b + E_f \quad (1)$$

其中,  $E_d$  为直接衰减分量;  $E_b$  为后向散射分量;  $E_f$  为前向散射分量。

直接衰减分量表示水下目标物体由于光的反射直接传输给相机的部分,距离越大,衰减越多;后向散射分量表示周围环境的反射光经过悬浮杂质散射后进入相机的部分;前向散射分量表示目标物体反射光到达相机的过程中遇到微粒影响发生小角度散射的光。根据 Schechner 等<sup>[10]</sup>的实验,在真实水下场景中,相机与水下场景的距离往往比较近,可以忽略前向散射分量对图像成像质量带来的影响,仅考虑直接衰减分量和后向散射分量,即:

$$E_T = E_d + E_b \quad (2)$$

因此,水下光学成像模型的简化表示如下:

$$I_c(x) = t_c(x)J_c(x) + B_c(1 - t_c(x)), c \in \{R, G, B\} \quad (3)$$

其中,  $I_c(x)$  为相机获取的原始水下图像;  $J_c(x)$  为理想状态下无失真的图像;  $t_c(x)$  为光在通道  $c$  的透射率,衡量光在介质中的衰减程度;  $t_c(x)J_c(x)$  表示光在水中传播的直接衰减分量;  $B_c$  为环境光强度;  $B_c(1 - t_c(x))$  表示后向散射分量;  $R, G, B$  分别对应红、绿、蓝 3 个通道的颜色。式中的  $t_c(x)$  可以进一步表示为:

$$t_c(x) = e^{-c_\lambda d(x)} \in [0, 1] \quad (4)$$

其中,  $d(x)$  为目标物体与相机的距离;  $c_\lambda$  为衰减系数,体现水下环境吸收系数和散射系数之和,随光的波长  $\lambda$  变化而变化。

### 2.3 水下图像处理方法分类

目前,水下图像处理尚无标准的分类方法<sup>[11-12]</sup>。为便于下文阐述基于深度学习的水下图像处理研究进展,本文将水下图像处理技术分为基于物理模型的复原方法、非物理模型的增强方法和深度学习处理方法三大类,如图 2 所示。基于深度学习的处理方法中,由于理论依据和网络结构之间存在着巨大差异,因此根据不同的网络模型将水下图像处理算法主要分为:卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)方法和生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)方法。CNN 方法中,又细分为结合物理模型的 CNN 方法、非物理模型的 CNN 方法。GAN 方法中,又细分为基于 cGAN 的方法、基于循环一致性对抗网络(CycleGAN)的方法。

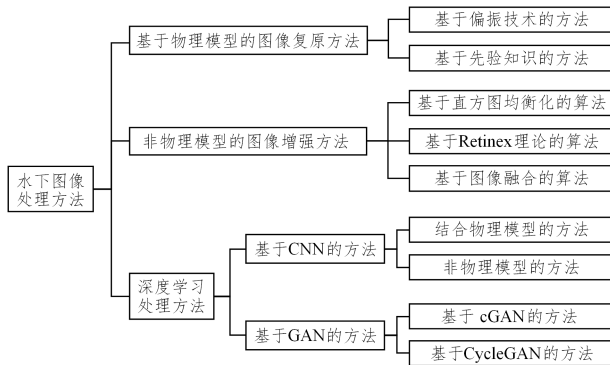


图 2 水下图像处理方法细化分类

Fig. 2 Underwater image processing method for refined classification

## 3 基于物理模型的水下图像复原方法

基于物理模型的方法的核心思路是对水下图像的退化过程进行数学建模,建立水下光学成像模型,再根据模型进行参数估计,然后反演得到清晰的水下图像。模型中的物理参数分别经由成像设备提取和先验知识推导两种不同的方式获取。

### 3.1 基于偏振技术的方法

基于偏振技术的水下图像复原方法基于水下图像中光线的偏振特性,通过使用偏振相机或偏振滤镜等设备,收集不同偏振方向的水下图像,以获取偏振信息。通过分析偏振图像中不同偏振方向的光线的强度和相位信息,对图像去除水下散射光,从而恢复图像的可见度<sup>[10]</sup>。研究人员还提出了若干基于偏振技术的改进方法<sup>[13-14]</sup>。基于偏振技术的方法在特定水下场景(如监测水域生态环境或珊瑚礁<sup>[15]</sup>等)效果突出,但依赖于成像系统的建立,需要部署复杂的成像设备,实施成本较高。

### 3.2 基于先验知识的方法

基于先验知识的水下图像复原算法主要基于水下光学成像模型,如式(3)所示。通过对光在水下的传播和衰减过程进行建模和分析,来恢复图像的可见度和色彩信息。这类方法主要基于何凯明博士和汤晓鸥教授等<sup>[16]</sup>提出的暗通道先验(Dark Channel Prior,DCP)去雾算法。由于雾霾环境下的物理成像规律与水下环境极为相似,受暗通道先验的启发,许多研究者通过设计成像模型对水下图像进行复原<sup>[17-19]</sup>。基于先验知识的水下图像复原算法需要对水下环境和光学特性进行准确的建模和参数估计,对先验知识的要求较高,如果先验知识的估计不准确,可能会导致复原效果不理想。

总体而言,早期水下图像复原研究聚焦于水下成像系统的构建和模型参数的测量,试图通过测定退化模型来得到清晰化图像。但由于模型与参数受到水体性质和拍摄条件影响而较为复杂<sup>[11]</sup>,准确测定难度较大,且参数的估计过程难以充分考虑不同的水体环境,算法通用性不足。利用偏振技术的多图像复原在应对散射效应方面效果显著<sup>[15,20]</sup>,但依赖于高性能的特殊硬件,成本较高。基于先验知识的水下单幅图像复原方法难以获取可靠的先验知识,推导复杂模型的耗费较高,且对存在人工光源的图像效果欠佳,具有一定的局限性。

## 4 非物理模型的水下图像增强方法

水下图像的增强方法不考虑物理过程,也无需考虑光学成像模型的一系列参数。这类方法通过构造调整图像色彩和对比度的函数,直接对整个图像的像素值进行调整,增强人类主观上的视觉感受。传统的图像增强方法直接应用于水下图像时存在一些局限性。研究人员针对独特的水下光学环境提出了许多算法,包括基于直方图均衡化、基于 Retinex 理论和基于图像融合的算法。

### 4.1 基于直方图均衡化的算法

直方图均衡化<sup>[21]</sup>(Histogram Equalization, HE)通过调整图像的色调分布来改善图像的对比度,该算法原理简单且速度快。Pizer 等<sup>[22]</sup>提出自适应直方图均衡算法(Adaptive Histogram Equalization,AHE)改善图像的局部对比度,但也放大了噪声。为了解决这一问题,Zuiderveld<sup>[23]</sup>提出限制对比度自适应直方图均衡化(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization,CLAHE),避免了噪声放大过度的问题。Li 等<sup>[24]</sup>提出了一种结合直方图拉伸的水下白平衡算法,改善图像对比度的同时具有良好的去雾效果。直方图均衡化方法可以有效提高对比度,但对于整体亮度较低的图像进行增强时,会改变其整体颜色,引起色彩失真<sup>[25]</sup>;而且没有考虑水下图像数据特点和水下光学成像模型,在实际应用中鲁棒性不强。

### 4.2 基于 Retinex 理论的算法

受人眼对颜色感知的启发,Land 等<sup>[26]</sup>提出基于颜色恒定性的 Retinex 理论,认为物体的颜色取决于物体对不同波长光线的反射率,而与光照强度无关。Fu 等<sup>[27]</sup>提出基于 Retinex 理论的水下图像颜色偏差修正算法,增强了水下图像的对比度。Shi 等<sup>[28]</sup>提出了一种基于可控核的双边滤波 Retinex 水下图像增强算法。Zou 等<sup>[29]</sup>提出了视觉显著性分割和 Retinex 算法结合的水下图像增强方法,对不均匀光照下

的水下图像进行背景区域划分,分别进行 Retinex 增强。Tang 等<sup>[30]</sup>利用引导滤波对 Retinex 算法进行改进,减少了水下图像处理所需的时间。基于 Retinex 的算法在色彩恢复上较为有效,但水下图像仍具有细节模糊的问题,因此这种方法通常被用作辅助方法。

### 4.3 基于图像融合的算法

图像融合算法通过融合各种不同增强效果的图像,实现信息交融。Ancut 等<sup>[31]</sup>使用白平衡和直方图均衡来增强退化的水下图像,然后通过多尺度融合成功得到了增强对比度和边缘细节信息的图像。Gao 等<sup>[32]</sup>将局部对比度校正图像通过多尺度融合方法与锐化图像融合,改善了水下图像的低对比度和颜色失真。Song 等<sup>[33]</sup>提出了一个更新的显著性权重系数策略,结合对比度和空间线索来实现高质量的融合。基于融合的方法采用多尺度融合策略,可以有效避免线性融合造成的晕影,但会导致图像不同局部区域的过饱和现象。

非物理模型的水下图像增强方法较为简单,计算量较小,易于实现和应用,可以在一定程度上提高图像的视觉质量。但其并未考虑水下成像的光学特性,对于水下环境的变化和不同场景的适应性较差;在处理过程中容易引入噪声和颜色偏差,存在晕影和过饱和的问题,影响图像的质量和清晰度。

综上所述,虽然基于物理模型的水下图像复原方法可以有效地去除水下散射光,提高水下图像的质量和清晰度。但其复原效果受到成像环境、建模和参数估计等多种因素的影响,需要在实际应用中根据具体情况进行评估和优化,这也导致了算法的鲁棒性不足。非物理模型的水下图像增强算法具有算法简单、处理速度快、处理效果稳定等优点,但也存在鲁棒性差、处理效果有限和存在伪影和噪声等缺点,可以考虑作为辅助办法来使用。随着图像处理技术的不断发展,基于深度学习技术的新兴方法不断涌现,逐渐弥补了传统算法的一些缺点。

## 5 基于深度学习的处理方法

十年前,传统的图像增强处理方法和基于模型的图像复原方法在水下图像处理中发挥着主导作用。近年来,深度学习快速发展并体现出强大的特征学习能力,越来越多的研究人员开始使用基于深度学习的神经网络模型来开展水下图像处理工作。本章将重点介绍分析基于 CNN 和基于 GAN 的两类新兴的水下图像处理方法。

### 5.1 基于 CNN 的方法

卷积神经网络是一种深度前馈的神经网络。它由多个卷积层组成,包括卷积操作、归一化和激活函数等,可以有效地提取图像不同的特征表达,从低级细节到高级语义,广泛应用于计算机视觉任务。基于 CNN 的水下图像处理方法可以进一步分为借鉴了传统视觉设计思想的结合物理模型的 CNN 方法,以及直接依赖于 CNN 特征学习能力的非物理模型 CNN 方法。本节主要根据结合物理模型的 CNN 方法和非物理模型 CNN 方法分别进行说明。

#### 5.1.1 结合物理模型的 CNN 方法

结合物理模型的 CNN 方法充分发挥了卷积神经网络优异的特征提取能力。通过使用大量水下图像数据进行训练,CNN 能够从实例图像中获得更准确的透射图(Transmission Map, TM)和背景光(Background Light, BL)等先验知识,且

具有更好的泛化能力<sup>[34-36]</sup>。最后经过水下光学成像模型反演得到清晰的水下图像。常用的方法流程如图 3 所示。

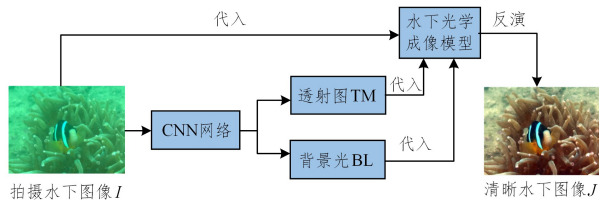


图 3 结合物理模型的 CNN 方法

Fig. 3 CNN method combining physical models

大多数基于暗通道先验的传统复原方法通过选择某个点的像素值来估计 BL, 在人工照明条件下, 会将含有光斑的像素误判为 BL, 产生较大误差。为了解决这样的问题, Shin 等<sup>[36]</sup>提出了一种基于水下成像模型参数估计和图像恢复的通用网络结构, 更加精确地估计出 BL, 从而进行水下图像复原。Cao 等<sup>[37]</sup>构建两路深度卷积神经网络, 从输入的水下图像中分别估计 TM 和 BL。为了更精确地估计 BL, 网络采用了多尺度体系结构的 5 层卷积神经网络, 再通过水下光学成像模型反演出对比度更好、颜色更鲜艳的恢复图像, 过程简单清晰。Wang 等<sup>[38]</sup>利用两个平行的卷积网络分支, 分别估计出 TM 及 BL, 结合水下光学成像模型实现水下图像复原, 网络结构采用跨层连接和多尺度估计来防止光晕现象, 保持了水下图像的边缘特征。但是该方法去除色偏的效果不够明显。Wu 等<sup>[35]</sup>提出一种基于水下成像特性和结构分解的水下图像增强 CNN, 使用离散余弦变换将输入图像分解为高频图像和低频图像, 分别由两种对应的 CNN 进行处理。高频部分由深度学习网络直接增强; 低频增强网络基于成像模型, 将 TM 和 BL 整合为联合分量图。最后设计了细化网络来进一步优化水下图像的颜色, 得到高视觉质量的水下图像。

基于暗通道先验的 TM 估计对于浅滩图像能呈现出良好的结果, 但对于珊瑚礁和 underwater 断崖等复杂场景表现不佳<sup>[39]</sup>。这是因为 DCP 倾向于选择图像中最亮的部分作为深度最远的区域, 如果在前景有光斑或者有白色目标物时, 容易将前景误判为远景, 这样估计出的 TM 细节丢失严重, 不利于图像恢复。Fu 等<sup>[34]</sup>提出了一种用于水下图像复原的深度神经网络 USUIR。针对不同的颜色通道具有不同透射率的特性, 将估计 TM 的卷积网络模型输出层设计为 3 个通道, 以有效应对复杂场景下的颜色失真问题。同时, 结合 Kar 等<sup>[40]</sup>的光散射模型, 设计卷积网络估计场景辐射分量, 使用高斯模糊模块估计 BL, 最终将 3 个分量结合在一起复原水下图像; 同时提出了一个新的同调激活函数 (Homology Loss, HL), 确保不同场景辐射下的同一水下图像都能有效复原。Chai 等<sup>[41]</sup>使用两个卷积神经网络分别估计直接衰减 TM 和后向散射 TM, 同时在卷积层采用非退化体系结构, 避免下采样操作, 防止原始图像细节丢失。Li 等<sup>[42]</sup>提出了一种基于介质传输引导和多色空间嵌入的水下图像增强网络。首先构成了一个多色空间编码器网络, 将不同颜色空间的特征纳入一个统一的结构, 并加入注意力机制, 从多个颜色空间中提取最具辨别力的特征, 自适应整合并突出显示。然后利用水下场景介质辐射百分比设计解码器网络, 以增强网络对质量退化区域的响应。该方法有效地结合了基于物理模型和基于深度

学习方法的优点来提高水下图像的视觉质量。

相比于传统基于物理模型的方法需要人工优化模型和选择参数, 难以保证准确性的不足, CNN 能够自动学习和提取特征, 根据不同的水下环境和成像条件自适应地提取先验知识, 具有更好的适应性和鲁棒性。使用 CNN 结合物理模型的方法同时发挥了成像模型的可解释性和神经网络特征提取能力两方面的优势, 但同样受制于物理模型的合理性。设计出更加准确的水下光学成像模型, 或考虑利用 CNN 提取更有效的先验知识和高级语义, 如针对水下目标识别任务, 提取水下目标物的大小、形状、纹理等特征; 针对水下环境检测等实际应用, 提取水下场景中的地形、植被、地貌、水生生物等的先验知识, 可能是该方向发展的关键。

### 5.1.2 非物理模型的 CNN 方法

非物理模型的 CNN 方法通过训练一个神经网络来学习水下图像的特征和规律, 直接学习拍摄的水下图像到清晰的水下图像这一端到端的过程。其主要过程如图 4 所示, 首先需要准备一组适合水下图像增强的数据集, 包括拍摄水下图像及其对应的高质量参考图像, 然后构建 CNN 网络架构和损失函数, 借助 CNN 强大的非线性拟合能力和表达能力, 直接学习水下图像中的细节和特征参数, 经过损失函数计算增强图像和参考图像之间的差异, 在反向传播过程中多次迭代以优化 CNN 的参数, 直到损失函数收敛。模型训练完成后, 网络会将输入的水下图像进行多次卷积和池化等操作, 根据学习到的规律来进行水下图像增强。

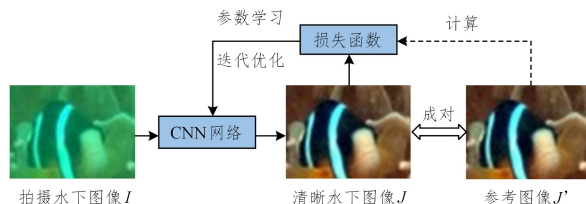


图 4 非物理模型的 CNN 方法

Fig. 4 CNN method for non-physical models

与结合物理模型的方法不同, 非物理模型的 CNN 方法可以摆脱光学成像模型的假设和先验条件的约束, 直接学习原始水下图像和清晰水下图像之间的映射关系。Wang 等<sup>[43]</sup>提出了一个端到端的水下图像增强网络模型 UIE-Net。该网络主要由颜色校正子网络和去雾子网络两部分组成, 可以同时学习两个模块的任务, 实现水下图像的颜色增强和去雾。网络结构中还设计了一种像素干扰策略, 有效减少了微小纹理和颜色噪声对特征提取过程的影响, 提高了网络收敛的速度。Sun 等<sup>[44]</sup>设计了一个具有编码器-解码器结构的水下图像增强网络, 采用卷积层作为编码器来保留图像细节和过滤噪声, 同时使用反卷积层作为解码器来恢复缺失的细节并逐个像素地增强图像。此外, 反卷积层中引入了跳跃连接, 以避免原始图像的特征丢失, 同时加速训练过程。该算法在处理混浊水下环境的图像时取得了良好的效果。Li 等<sup>[45]</sup>结合物理模型和水下场景的光学特性, 构建了一个具有 950 幅图像的大型水下图像增强基准数据集 (UIEBD), 合成的数据集覆盖了不同水体类型和退化程度。并在此基础上训练一种门控融合网络 Water-Net。分别使用白平衡、直方图均衡和伽玛校正算法对水下图像进行增强, 并通过融合不同增强

结果的置信度图来获得最终图像。该方法利用 CNN 和感知损失函数从水下图像中学习增强水下图像视觉质量的潜在属性,提升了图像融合方法的性能。

HSV 颜色空间<sup>[46]</sup>按照人眼对色彩的感知原理构建,由色调、饱和度和明度 3 个分量构成。一些研究者从水下图像的 HSV 颜色空间入手,改进 CNN 进行水下图像增强工作。Wang 等<sup>[47]</sup>认为,目前大部分基于 CNN 的算法都采用 RGB 色彩空间的设置,对图像其他属性如亮度和饱和度不敏感。为了应对这个问题,他们提出了将 RGB 颜色空间和 HSV 颜色空间集成到一个 CNN 中。RGB 像素级块实现去噪声和去偏色等基本功能,HSV 全局调整块采用了一种新颖的神经曲线层来全局调整水下图像的色调、饱和度和明度。但提取不同颜色空间的特征增加了算法的时间复杂度。Chen 等<sup>[48]</sup>的基于稠密级联卷积神经网络的水下图像增强算法,首先将输入的水下图像转换到 HSV 颜色空间,保持色调分量和明度分量不变,利用级联 CNN 对饱和度分量增强;然后在特征提取网络编解码过程中引入了新的稠密块,稠密块将残差连接、跳跃连接和多尺度卷积结合起来,纠正颜色失真;最后将通过级联卷积神经网络提取的 S 通道图与 H、V 通道图进行合并,得到增强的水下图像。

非物理模型的 CNN 方法处理思路简明而有效,相比于人工构造函数调整整个图像的色彩和对比度,卷积神经网络具有强大的非线性表达能力,能够学习到更高级别的特征,提取更丰富的信息,从而能够更准确地去除水下散射、颜色失真等问题,从而实现更为精细的水下图像增强效果;但其极度依赖于高质量的水下图像数据集,目前数据集匮乏的问题依然难以得到有效的解决。此外,针对某种特定水下场景图像训练好的 CNN,对于不同退化类型的水下图像存在着泛化性能不足的问题。

## 5.2 基于 GAN 的方法

生成性对抗网络作为一种优秀的图像生成模型,在图像生成、图像增强与恢复、图像风格转换等方面有着广泛的应用<sup>[49-51]</sup>。GAN 主要由生成器和判别器两个神经网络模型组成,由生成器和判别器的相互博弈对抗学习来产生更好的输出。GAN 的训练同样需要准备包括水下图像和对应的高质量参考图像数据集。在训练阶段,生成器负责生成与真实图像尽可能相似的结果。而判别器用于区分图像是合成图像还是真实图像,输出生成图像为真的概率值,取值介于 0~1 之间。如果不能欺骗判别器,则生成器将持续进行学习,直到生成能够以假乱真的结果,该过程如图 5 所示。GAN 的优化是一个 Minimax 问题,极小化生成器的损失函数,而极大化判别器的损失函数,最终两者达到纳什均衡<sup>[52]</sup>。训练完成后,可以将生成器应用于水下图像的增强。

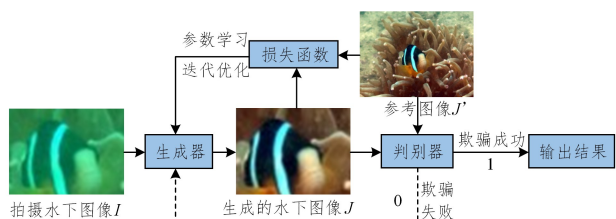


图 5 基于 GAN 的方法

Fig. 5 GAN based method

数据驱动的 GAN 在水下图像增强与复原领域具有较广泛的应用。构建合理有效的生成器、判别器以及损失函数是 GAN 模型性能发挥的关键。本节主要针对基于条件生成对抗网络(cGAN)方法和基于循环一致性对抗网络(CycleGAN)的方法分别进行说明。

### 5.2.1 基于条件生成对抗网络 cGAN 的方法

原始 GAN 网络通过自动学习数据的分布特征生成样本图像,但对于生成的数据缺少约束条件,无法控制生成图像类别属性,进而导致输出的结果是随机的,模型丧失了内容的一致性。研究人员认为需要在原始 GAN 网络的生成器和判别器上添加额外的条件信息,让生成器生成的图像变得可控。Mirza 等提出了条件生成对抗网络(Conditional Generative Adversarial Network, cGAN)<sup>[53]</sup>。

Islam 等<sup>[54]</sup>提出了一种基于 cGAN 的水下图像实时增强模型 FUnIE-GAN,将水下图像增强问题建模为图像的风格转换问题,利用 cGAN 模型中的生成器和判别器通过迭代 Minimax 问题来求解图像到图像之间的非线性映射,并构建了基于全局相似性、图像内容、局部纹理 3 种损失组成的感知损失函数,用于监督这一对抗训练。Yang 等<sup>[55]</sup>提出了一种基于 cGAN 的水下图像增强方法,使用具有多尺度结构的生成器来生成清晰的水下图像。在判别器部分,设计了一个双重判别器来获得局部和全局语义信息。两个判别器的网络结构相同但权值不同,如果生成的图像在不同尺度下进行判断仍然欺骗成功,说明生成图像的质量更高,多尺度生成器更可靠。Li 等提出一种基于 cGAN 的水下图像校正与增强算法,将多尺度内核应用于改进的残差模块,并构造生成器来提取和合并多个感受野的特征信息;又建立了全局-区域双判别器结构,保留水下图像整体和边缘细节的特征。为了改善水下图像的红色光衰减严重现象,Peng 等<sup>[57]</sup>提出了一种改进 cGAN 的方法。首先使用动态阈值对原始水下图像进行初步颜色校正;之后利用 cGAN 在编码与解码连接处引入链接块学习水下图像与正常图像之间的映射关系来实现水下图像的色彩恢复;最后使用双边滤波算法进行图像去噪,提高了图像的可视性,获得了较好的视觉效果。Tang 等<sup>[58]</sup>将注意力机制模块与 cGAN 结合,进行水下图像增强。在生成器网络中,通过具有注意力机制的跳跃连接从原始特征图中筛选出重要的特征信息,消除不相关的噪声,还能够在前向和后向传播过程中过滤神经元的激活操作,在浅层有效更新模型参数。

结合图像融合方法,Liu 等<sup>[59]</sup>提出用于水下图像增强的多尺度门控融合 cGAN。该方法所使用的生成器由多尺度特征提取模块和门控融合模块组成,在生成器中,采用多尺度特征提取模块从 3 个并行子网络中提取更丰富的特征信息,并提出门控融合模块 GFM,利用递归策略逐步融合从并行子网络中提取的特征。传统图像融合算法需要对输入的水下图像进行预处理以生成不同增强效果的多张图像,再以一定的权重进行图像融合;而 GFM 是一个不依赖于先验知识和预处理的图像融合模块,能够自适应地融合从多尺度特征提取模块中收集的 3 种特征图像。

基于 cGAN 的方法通过添加精心设计的限制条件模块和对抗损失函数控制生成的结果更有效地拟合数据集。生成器和判别器两个神经网络模型之间的对抗博弈,使得生成的

水下图像避免传统增强方法的局部过度增强和整体色调不协调等问题,增加了图像的自然度和真实感。限制该方向发展的的问题与非物理模型的 CNN 方法相似,即有监督的训练方式同样对数据集的质量有着很高的要求。

### 5.2.2 基于循环一致性对抗网络 CycleGAN 的方法

多数基于深度学习的水下图像处理方法需要大量包含高质量参考图像的成对训练数据,但是水下环境复杂,制作大型成对水下图像数据集需要花费大量人力、物力,训练数据受限。2017 年, Zhu 等<sup>[60]</sup>提出了循环一致对抗网络 CycleGAN。与传统的单向 GAN 网络不同, CycleGAN 是由两个镜像对称的生成器和两个相应的判别器组成的环形网络。通过学习原始输入数据和转换数据之间的双向映射关系,实现两端的自由转换。该模型在无监督的条件下学习这种域到域的映射,不需要配对数据即可进行训练,训练数据匮乏的难题得以缓解。Fabri 等<sup>[61]</sup>首先使用循环一致对抗网络进行水下图像增强,使用不配对的水下图像进行训练,验证了其可行性。近年来, CycleGAN 网络及其变形已经成功用于水下图像处理任务。

Lu 等<sup>[62]</sup>出了一种用于水下图像恢复的多尺度网络 MCycleGAN,该网络结合了暗通道先验和 CycleGAN 的特点。先利用暗通道先验获取水下图像的透射图,然后输入到多尺度网络模型中学习映射关系,并设计出一种自适应结构相似性损失,可以在保留原水下图像的边缘结构信息的前提下实现退化水下图像的颜色校正和对比度增强。Zong 等<sup>[63]</sup>结合双重判别器和 CycleGAN 的优势,使用全局判别器与局部判别器提升了 CycleGAN 网络的鲁棒性。改进的模型可以在不同类型、不同浊度的复杂深水环境中进行图像增强任务。

Hu 等<sup>[64]</sup>认为, GAN 能够实现退化水下图像到清晰水下图像的转变,但数据集中的参考图像仍然与真实的陆地自然图像有差异,会对生成图像的质量产生影响,并提出在 GAN 中加入自然图像质量评价指标 NIQE<sup>[65]</sup>,以提高生成水下图像的真实性和自然度。Zhang 等<sup>[66]</sup>提出了一种用于水下图像增强的端到端双生成对抗网络 DuGAN,首先将训练数据分割为清晰和模糊的两个部分,使用两个判别器以不同的训练策略分别对图像的不同区域进行对抗训练。损失函数方面,结合了内容损失、对抗性损失和风格损失进行优化迭代。但该方法需要通过特有的预处理获取训练数据,难以使用新的水下图像进行训练。Liu 等<sup>[67]</sup>从水下图像的颜色空间方面入手,改进 CycleGAN 进行水下彩色图像增强,利用 CycleGAN 在图像的 RGB 和 HSV 颜色空间进行训练,将图像从下采样层提取到的特征送入残差网络和扩展压缩模块,调整图像不同通道的权重,最后采用特征融合网络将输出六通道图像融合成 RGB 三通道图像。该方法能够有效结合图像的多通道的特征信息,提升水下图像的对比度和亮度,校正水下图像的颜色偏差。

使用基于 CycleGAN 的方法进行水下图像处理任务,无需成对数据进行训练,泛化性能较好。但复杂的双向 GAN 网络结构和循环一致性损失使得其训练成本较高,硬件需求增加。由于缺少显式的限制条件,生成的水下图像可能存在细节丢失的问题。为了实现未来从水下图像处理到水下视频处理方向的发展,降低模型的复杂度也是必须考虑的问题。

表 1 统一展示了本文归纳出的基于物理模型的图像复原方法、非物理模型的图像增强方法和深度学习处理方法的各特点。

表 1 各种水下图像处理方法的特点

Table 1 Characteristics of various underwater image processing methods

算法大类	细分类别	典型算法	模型特点	实验数据	优势	不足
基于物理模型的水下图像复原	基于偏振技术	Schechner 等 <sup>[10]</sup>	分析偏振图像中的光线信息,去除散射光	偏振相机或滤镜收集的水下图像	在监测水域生态环境中表现优异	需要部署复杂的成像设备,成本高
	基于先验知识	UDCP <sup>[17]</sup>	建模和分析光在水下的传播和衰减,以复原水下图像	水下图像,透射图,背景光估计图	对浅滩水下图像的去除效果良好	人工准确测定模型与参数的难度较大
非物理模型的水下图像增强	基于直方图均衡化	HE <sup>[21]</sup>	构造函数调整图像的色彩和对比度	单幅水下图像	算法原理简单、速度快	容易放大噪声,鲁棒性不强
	基于 Retinex 理论	retinex-based <sup>[27]</sup>	以一定的权重融合各种不同增强效果的图像	多种不同增强效果的水下图像	提高整体对比度和色度,引入的伪影较少	局部增强不自然,颜色不均匀
	基于图像融合	fusion-based <sup>[31]</sup>	通过 CNN 从水下图像中获取透射图和背景光等先验知识,反演成像模型复原图像	水下图像数据集,透射图,背景光估计图	利用 CNN 获取比人工测定更准确的透射图和背景光,具有更好的适应性和鲁棒性	受制于物理模型的合理性,需要进一步探索更高级的先验知识
基于深度学习	非物理模型的 CNN	UIE-Net <sup>[43]</sup> Water-Net <sup>[45]</sup>	构建 CNN 网络架构和损失函数,学习水下图像中的细节和特征,直接输出增强图像	包含高质量参考图像的成对水下图像数据集	通过学习获取更丰富的信息,去除水下图像的散射、颜色失真,避免了局部过度增强和整体色调不协调等问题,增加图像的自然度	泛化性能依赖于深度网络结构和高质量的水下图像数据集,目前数据集匮乏的问题依然难以得到有效的解决
	基于 cGAN	FUnIE-GAN <sup>[54]</sup> MGF-cGAN <sup>[59]</sup>	在模型上添加额外的限制条件,通过生成器和判别器的相互博弈对抗学习来产生水下图像			
基于 CycleGAN		UGAN <sup>[61]</sup> MCycleGAN <sup>[62]</sup>	由两个镜像对称的生成器和两个相应的判别器组成的环形网络,实现两端的自由转换	无需配对的水下图像数据集	训练数据匮乏的难题得以缓解,泛化性能较好	网络结构复杂,训练成本较高,生成的水下图像可能丢失细节

## 6 水下图像数据集与质量评价指标

目前,各研究机构公开的高质量水下图像数据集的数量有限,尚不能充分满足基于深度学习的水下图像处理领域的研究需求。而专用于水下图像质量的评价指标作为模型性能评估的重要手段,发展也不足,目前主流的方法在该领域中已有一定历史。本节将对近年公开的水下图像数据集进行重点归纳;通过设计实验,从基于物理模型的图像复原、非物理模

型的图像增强和基于深度学习的水下图像处理方法之中选取典型算法,详细对比其处理性能,并分析主流和新兴基于深度学习的图像质量评价指标的特点。

### 6.1 近年公开水下图像数据集的归纳

水下图像数据集主要用于深度学习模型的训练、算法性能的测试,对于推动处理算法的研究至关重要。本节主要对近年公开的水下图像数据集进行详细的归纳汇总,如表2所列,以便于读者快速了解到这些数据集的关键信息。

表2 水下图像数据集总结

Table 2 Summary of underwater image datasets

数据集	公开时间	数量	数据集功能特点
OUC-Vision <sup>[68]</sup>	2017	4 400	拍摄水下物体的不同视角和空间位置的照片,人工标记了水下目标物
SQUID dataset <sup>[18]</sup>	2018	57 对	包括原始水下图像、TIF 文件、相机校准文件和深度图
UIEBD dataset <sup>[45]</sup>	2019	890	具有不同退化程度的水下图像和相应的高质量参考图像
RGBD dataset <sup>[69]</sup>	2019	1 157	不同水体类型和角度的 RGB-D 图像,每张图像提供相应的深度图
RUIE dataset <sup>[70]</sup>	2019	4 000	可用于质量评价、颜色校正、分类和检测等任务训练的多功能数据集
EUVP dataset <sup>[54]</sup>	2019	31 505	包含 20 000 多张成对图像和 10 000 多张不成对图像的大型数据集
UFO-120 dataset <sup>[71]</sup>	2020	1 620	不同水体类型的海洋图像,提供人工标记的水下目标前景和多种像素
MABLs dataset <sup>[72]</sup>	2020	500	手动标记了背景光值,包含不同水下场景和失真程度的水下图像
LSUI dataset <sup>[73]</sup>	2021	5 004	包含深海和海底洞穴场景,提供了语义分割图、透射图和参考图像
HICRD dataset <sup>[74]</sup>	2022	11 676	水下珊瑚礁环境图像,具有各种珊瑚密度、水深和水体环境
UIDEF dataset <sup>[75]</sup>	2023	9 200	图像为连续帧并且具有重叠区域,涵盖不同视角的水下图像

经过以上众多学者和研究机构的努力,已经建立了这些公开水下图像数据集。以下进一步对汇总数据集的内容进行详细描述。Jian 等<sup>[68]</sup>通过拍摄 220 个水下物体的不同姿势和位置,建立了 OUC-Vision 数据集。每个物体还包含不同的光照和浑浊度图像,对目标物进行了人工标记,可用于水下目标检测算法。Berman 等<sup>[18]</sup>在红海、地中海采集了不同位置、不同水质级别的珊瑚礁和礁石场景图像,并进行了数据注释,建立了 SQUID 数据集,该数据集包含 57 对立体图像。Li 等<sup>[45]</sup>建立了大规模真实水下图像增强基准数据集 UIEBD,其中包括不同退化程度的水下图像和相应的高质量参考图像,具有水下场景多样、退化种类广泛的特点。Akkaynak 等<sup>[69]</sup>建立了 RGBD 数据集,所有水下图像在自然光照下拍摄,并包含带有色彩图表和相应深度图的多个图像。Liu 等<sup>[70]</sup>利用多视角水下成像系统构建了一个大型的水下基准数据集 RUIE。图像场景包括扇贝、海胆、海带等海洋生物。Islam 等<sup>[54]</sup>通过从不同摄像机拍摄和互联网水下视频的提取,构建了包含 20 000 多张成对图像和 10 000 多张不成对图像的大规模数据集 EUVP,可用于各种水下图像增强模型的训练。Islam 等<sup>[71]</sup>建立的 UFO-120 数据集,提供了多种像素的同一水下场景图像,可用于训练图像超分辨率模型。Wei 等<sup>[72]</sup>建立的 MABLs,是首个用于水下图像背景光估计的数据集,由 500 张具有不同场景和失真程度的图像组成,并手动标记背景光值。其中包含单鱼、鱼群、珊瑚、潜水等不同水下场景。Peng 等<sup>[73]</sup>发布了一个大型水下图像数据集 LSUI,包括 5 004 个图像及其对应的参考图像,含有不同照明条件、水体类型和目标类别,包括深海和海底洞穴等丰富的水下场景。Han 等<sup>[74]</sup>在位于澳大利亚南部大堡礁的苍鹭岛周边拍摄收集水下珊瑚礁环境图像,建立的 HICRD 数据集中具有各种珊瑚密度、水深和水体环境,并使用精确的漫射衰减系数生成参考图像,包含不成对和成对参考图像这两个子集。Chang 等<sup>[75]</sup>使用两种不同的相机录制 640P 和 1080P 的水下视频,涵盖了常见水下图像的多种退化类型和不同拍摄视角,并根

据这些视频的颜色、视角和场景的不同特征对图像进行采样,以构建大型水下数据集 UIDEF,其中包含连续的水下图像。

### 6.2 水下图像质量评价指标

图像质量评价(Image Quality Assessment, IQA)是图像处理中的基本技术之一。合理的质量评估反映了图像的质量,对增强算法的性能评估和指导算法的优化方向具有重要意义<sup>[76]</sup>。水下图像质量评价分为主观评价和客观指标的方法。主观评价方法通过观察者的主观感受来评价图像的质量<sup>[77]</sup>。客观评估方法借助数学模型反映人眼的主观感知,并给出基于数值计算的结果<sup>[5]</sup>。

主观评测通常需要组织人员对图像进行主观评测,并计算出图像的平均得分<sup>[77]</sup>。但对于数据驱动的深度学习方法,主观评测方法难以快速而准确地评估大量的数据,需要耗费较多人力和时间成本<sup>[78]</sup>。主观评价可以作为图像处理算法的性能指标之一,与客观评测指标相结合,全面评估图像处理算法的性能。

近年来,随着水下图像处理技术的不断发展,一些机构提供了包含高质量的参考图像的数据集<sup>[45,54,74]</sup>,这有利于研究人员将通用的参考性图像评测方法应用到水下图像处理领域中。通用评测方法主要包括:峰值信噪比(PSNR)、均方误差(MSE)、结构相似性(SSIM)<sup>[79]</sup>等。这些参考性评测方法用于衡量参考图像与被处理图像之间的失真程度,能够忠实地反映一个算法将原始水下图像处理为接近高质量参考图像这一过程的性能。然而,因为水下图像固有的特性,几乎不可能完全去除水介质对图像的影响,难以获得理想的参考图像。通过对图像像素值的比较,难以准确反映水下图像的特殊性质,如颜色失真、对比度降低、细节丢失等。此外,水下图像的质量还受到环境因素的影响,如水质、光照等,这些因素也很难通过参考性评测方法进行准确的评价。

非参考性评测用于对算法处理后的水下图像质量给出直接的评分,直观反映算法的性能。专门用于水下图像的非参考性评测包括由 Yang 等<sup>[80]</sup>提出的水下彩色图像质量评价

(UCIQE),以及由 Panetta 等<sup>[81]</sup>提出的水下图像质量测量(UIQM)。与通用参考性评测方法相比,这些指标能够更好地反映水下图像的对比度、色彩丰富度和雾化程度等属性。但由于缺乏大规模数据集,它们的线性权重由作者人工调优到适用于小部分的训练数据上<sup>[82]</sup>;因此限制了它们在不同水下场景中的性能;其得分也会倾向于色彩饱和度更高的图像,而忽略了人类主观视觉感知上更敏感的先验知识,出现判断结果与人眼视觉感官不符合的情形。例如,对于水下图像,人们更容易关注到图像中是否存在不自然的伪影、图像细节是否清晰、图像纹理是否过度自然等问题。

随着海量图像的出现和算力的提高,一些研究者开始将深度学习的方法应用于图像质量评测中<sup>[83-84]</sup>。在传统的算法中,特征提取需要依赖设计人员的经验,构建过程比较复杂。神经网络通过数据驱动学习图像特征,对图像的描述更准确<sup>[85]</sup>。在水下图像质量评价领域中,Fu 等<sup>[86]</sup>首次使用深度学习的方法来解决水下图像增强的 IQA 问题,提出了一个基于自监督机制的暹罗网络框架来学习增强水下图像的 IQA 等级,称为 Twice Mixing。考虑到人类视觉系统在处理图像时具有非均匀性和非线性,他们首先将原始水下图像和高质量的增强图像输入并随机生成两个混合比例;然后通过两个共享权重的卷积神经网络作为质量提取器,输出两个虚拟实例的质量表示;最后,这两个分支的输出被传递给损失模块,基于两个混合比计算梯度,并使用反向传播来更新整个网络的参数。这种神经网络模型可以自动挖掘与水下图像质量更相关的判别特征,随着混合比的增加,图像的质量逐渐提高,从而实现从低到高质量的图像排名,进而给出更符合人类视觉感知的结果。Zheng 等<sup>[82]</sup>提出了一种水下图像保真度(UIF)度量,使用支持向量机来训练特征回归模块,融合了水下图像的颜色、自然度、对比度和相似性多种特征。实验证明,相比于 UCIQE 给具有红色伪影图像更高分数的表现,UIF 给出了更符合人类视觉的评价分数。

基于深度学习技术的 IQA 模型可以学习到更多的图像特征,降低了人工干预的影响,获得更准确、更可靠的评价结果。但是对大量的标记数据的需求,提高了模型的训练成本,如果数据集不充分,会导致模型的评价结果不准确;并且这种方法需要使用高性能的计算机和存储设备,以满足较大的运算量和数据存储需求。目前基于深度学习的针对水下图像的 IQA 方法的研究处于起步阶段,仍有很多探索和发展的空间。

综上所述,未来的水下图像质量评价研究应该关注以下几个方面。

(1)建立更加可靠、普适的非参考性客观评价指标;参考性评价指标的应用对高质量参考图像的依赖性太强;非参考性评价指标更加实用,但目前还没有一种通用型的非参考性评价指标。

(2)考虑人类视觉感知上更敏感的因素;人类视觉很容易关注到水下图像中的伪影、细节、图像纹理等因素,需要考虑这些因素对水下图像质量评价的影响。

(3)探索基于深度学习的 IQA 方法;深度学习模型在特征提取方面具有巨大的优势,可以尝试探索基于深度学习的水下图像质量评价方法,以提高评价效果和应用前景。

(4)基于深度学习的 IQA 模型将图像特征提取和质量分

数回归统一在一个框架内完成,但由于模型复杂度较高,如果将其部署到移动终端上,就需要对基于深度学习的 IQA 模型进行轻量化处理。

水下图像处理算法和水下图像质量评价指标就如同生成对抗网络中的生成器和判别器,具有相辅相成、相互促进的关系。因此,推动水下图像评价指标的发展具有重要意义。

### 6.3 传统处理方法和基于深度学习处理方法处理结果的对比

本节通过设计实验,从主观分析和客观评价两个角度对基于不同技术的水下增强和复原方法在不同场景下进行了测试,进而对现有方法的优缺点进行具体分析。根据本文对水下图像处理方法的分类情况,选取的方法包括:基于直方图均衡化的增强方法 HE<sup>[21]</sup>;基于 Retinex 理论的方法 retinex-based<sup>[27]</sup>;基于图像融合的方法 fusion-based<sup>[31]</sup>;基于先验知识的方法 UDCP<sup>[17]</sup>;基于 CNN 的方法 Water-Net<sup>[45]</sup>;基于 GAN 的方法 FUnIE-GAN<sup>[54]</sup>,CWR<sup>[74]</sup>。使用的客观评价指标包括:通用的参考性图像评测方法 PSNR 和 SSIM<sup>[79]</sup>;专门用于水下图像的非参考性评测方法 UIQM<sup>[81]</sup>;基于深度学习的非参考性评测方法 Twice Mixing<sup>[86]</sup>。4 种指标都是值越大,代表图像质量越好。

实验从 EUVP<sup>[54]</sup>中随机选取了 300 张具有各种场景和失真类别的水下图像,经过所有处理方法生成图像,所使用的参考图像为 EUVP 中提供的高质量参考图像。实验所得客观评价指标得分取 300 张图像的平均值,并从其中挑选了“珊瑚礁”“单鱼”“鱼群”“潜水者”“沉船”5 种场景的水下图像及其对应的处理结果进行主观评价和展示。

#### 6.3.1 主观评测

本节对上述 5 种场景的水下图像通过 7 种不同的传统和基于深度学习处理方法的结果进行展示,并进行主观评价。处理结果如图 6 所示。

如图 6(b)所示,通过传统增强方法 HE 处理的图像提高了对比度,但引入了大片的红色伪影,并放大了原始图像的噪声。如图 6(c)、图 6(d)所示,retinex-based 和 fusion-based 方法增强的图像提高了对比度和色度并引入较少的伪影,但这种对图像整体增强的方法使得图像局部有过度增强或增强不足的现象,出现颜色不均匀以及纹理不够精细的问题。图 6(e)中经过 UDCP 复原的图像具有去雾效果,但呈现整体偏绿的色调,无法有效去除水下图像中较严重的偏色。图 6(f)所示的 Water Net 得益于 CNN 强大的特征学习能力,对比传统的 fusion-based 获得了质量更加自然、色偏纠正更准确的结果。图 6(g)、图 6(h)中基于 GAN 的两种方法 FUnIE-GAN 和 CWR 所生成的图像相比于其他结果,最大程度地保留了原始图像的细节,取得了对比度更高、视觉质量较好的图像。

总的来说,传统的几种增强方法对于提高对比度、颜色校正具有一定的效果,但由于其并未考虑水下成像的光学特性,容易引入噪声和颜色偏差,存在晕影和过饱和的问题。传统的复原方法在本文所选的测试图像上处理效果不够理想,具有较差的鲁棒性,主要原因是先验知识并不准确,一种特定的成像模型并不能代表所有的水下环境。实验中基于深度学习的 3 种方法相比于传统的 4 种增强和复原方法所处理的水下图像细节保留更多,对比度更高,色偏纠正更准确,视觉质量更令人满意。

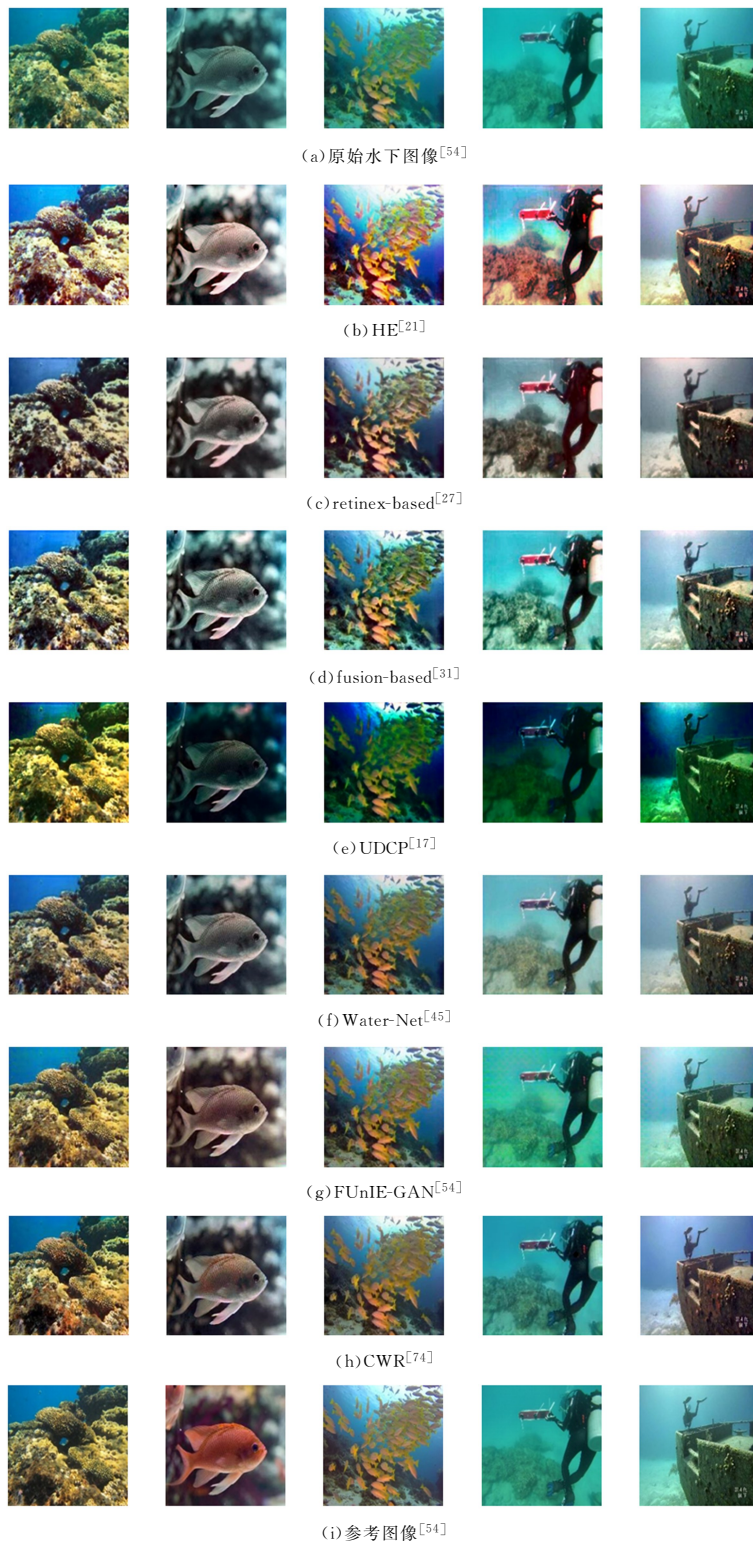


图 6 主观评测结果

Fig. 6 Subjective evaluation results

## 6.3.2 客观评测

本实验从 EUVP 中随机选取了 300 张具有各种场景和失真类别的水下图像,经过上述 7 种方法处理,采用 PSNR, SSIM, UIQM 和 Twice Mixing 这 4 种客观图像质量评价指标进行评测。其中,计算 PSNR 和 SSIM 所使用的参考图像为 EUVP 中提供的高质量参考图像,实验所得客观评价指标得分取 300 张图像的平均值。该实验结果如表 3 所列。

表 3 基于客观评价指标的平均值

Table 3 Average value based on objective evaluation indicators

方法	PSNR	SSIM	UIQM	Twice Mixing
HE <sup>[21]</sup>	15.3616	0.6042	2.9792	0.9648
retinex-based <sup>[27]</sup>	17.8215	0.6439	3.1553	0.9850
fusion-based <sup>[31]</sup>	18.5843	0.6853	2.5782	1.2260
UDCP <sup>[17]</sup>	15.9064	0.5585	1.8905	0.7240
Water-Net <sup>[45]</sup>	23.8944	0.7819	3.0592	1.4696
FUnIE-GAN <sup>[54]</sup>	26.1920	0.7917	2.9870	1.5865
CWR <sup>[74]</sup>	24.9938	0.7646	2.9602	1.8481

通过分析发现,UDCP在大多数评价中取得了最低的得分,这与主观评测一致。而基于深度学习的3种方法相对于传统增强和复原的方法,总体上取得了更高的评分。具体到每个评价标准发现,在具有高质量的参考图像时,PSNR和SSIM两个参考性评测方法都能直观地反映出一个算法将原始水下图像处理为接近高质量参考图像这一过程的性能。尽管参考图像的质量对这两个指标的得分起着决定性作用,但作为通用的参考性图像评测仍有一定的参考价值。并非所有的客观评测都与主观评测一致,例如HE和retinex-based都取得了较高的UIQM得分,但图6所示的结果中HE产生的图像含有大片的红色伪影,retinex-based的结果有细节丢失、局部过度增强和颜色不均匀的问题。这是因为人工设置权重的UIQM过度关注对比度、饱和度和色度的特征,使其更有利于具有高对比度和极端色度的图像,而忽略了人类主观视觉感知上更敏感的先验知识,如不自然的伪影、图像细节、图像纹理过度是否自然等。基于深度学习的Twice Mixing指标相对于UIQM而言给出了更符合主观评测的分数,尽管这种方法需要大量的数据集进行训练,运算量更大,需要使用高性能的计算机和存储设备,但这种技术的应用将为图像质量评价领域带来更高的准确性和可靠性,也将有助于推动图像处理技术的发展,有着相当大的研究和应用前景。

**结束语** 图像处理技术在水下作业中具有重要意义。海洋生物研究、管道搭建、水下考古、海底隧道、石油钻探、救生等水下作业任务,需要稳定清晰的水下图像以辅助分析。本文对近年来基于深度学习的水下图像处理方法进行了总结和归纳,着重分析了它们的算法特点。当前深度学习在水下图像处理领域取得了巨大的进展,但由于水下环境的复杂性和自然因素的干扰,图像处理过程中还面临着一些问题。本节根据现有算法的不足之处和难点,提出水下图像处理领域仍需解决的问题。

(1)继续改进基于深度学习的水下图像处理方法。基于深度学习的水下图像处理方法克服了传统增强与复原方法的一些缺陷,但还能在设计提取更高级的先验知识、降低模型的复杂层度等方面继续完善,为从水下图像处理到水下视频处理这一未来方向进一步迈进。

(2)提高算法的鲁棒性和稳定性。多数图像处理方法只能针对特定类型的水下图像环境有效,然而实际水下环境复杂多变,需要算法做出自适应的调整。部分算法针对某一特性如模糊、色偏进行处理后又容易引出新的问题,如增加的伪影等。因此,算法的鲁棒性和稳定性仍有待提高。

(3)建立更全面的水下图像数据集。深度学习高度依赖于数据集的质量,但水下图像数量和种类都难以满足目前迫切的需求,极大地限制了基于深度学习的方法的发展。构建一个涵盖不同海域、不同季节和不同成像设备的更全面的数据集,将有助于提高深度网络模型的适应性。

(4)水下图像质量评价方法仍不完善。主观评价耗时耗力,广泛使用的客观评价方法在当前性能表现已经后劲不足,且已有一定的使用历史。为此,可以考虑结合深度学习技术进行水下图像质量评价指标的开发,进而推动水下图像处理技术的发展,这是极具意义的研究方向。

## 参考文献

[1] YANG B, LIU Y Y, LIAO J W. Manned Submersible: A “Na-

tional Treasure” for Deep-Sea Scientific Exploration and Ocean Resource Development [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2021, 36(5): 622-631.

- [2] LI S, WU Y T, LI C, et al. Applications and Prospects of Underwater Robots [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2022, 37(7): 910-920.
- [3] FENG X S, LI Y P, XU H X, et al. Development of Deep-Sea Autonomous Underwater Robots and Their Applications in Resource Investigation [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2021, 31(10): 2746-2756.
- [4] XU Y L, DU J H, LEI Z Y, et al. Current status and key technologies review of underwater robots in fishery applications [J]. Robot, 2023, 45(1): 110-128.
- [5] HU K, WENG C, ZHANG Y, et al. An overview of underwater vision enhancement: from traditional methods to recent deep learning [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(2): 241.
- [6] LUO H L, AO Y, YUAN P. A Method of Image Restoration Based on Generative Adversarial Network [J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(10): 1891-1898.
- [7] FU X, CAO X. Underwater image enhancement with global-local networks and compressed-histogram equalization [J]. Signal Processing, Image Communication, 2020, 86: 115892.
- [8] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016: 770-778.
- [9] JAFFE J S. Computer modeling and the design of optimal underwater imaging systems [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1990, 15(2): 101-111.
- [10] SCHECHNER Y Y, KARPEL N. Recovery of underwater visibility and structure by polarization analysis [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2005, 30(3): 570-587.
- [11] CONG R M, ZHANG Y M, ZHANG C, et al. Research Progress on Deep Learning-Driven Underwater Image Enhancement and Restoration [J]. Signal Processing, 2020, 36(9): 1377-1389.
- [12] ZHOU J, YANG T, ZHANG W. Underwater vision enhancement technologies: A comprehensive review, challenges, and recent trends [J]. Applied Intelligence, 2023, 53(3): 3594-3621.
- [13] FENG F, WU G J, WU Y F, et al. Underwater Polarization Imaging Algorithm Based on Global Estimation [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(21): 75-83.
- [14] SHPILMAN B, ABOOKASIS D. Experimental results of imaging objects in turbid liquid integrating multiview circularly polarized speckle images and deconvolution method [J]. Optics & Laser Technology, 2020, 121: 105774.
- [15] XIANG Y, YANG X, REN Q, et al. Underwater Polarization Imaging Recovery Based on Polarimetric Residual Dense Network [J]. IEEE Photonics Journal, 2022, 14(6): 1-6.
- [16] HE K, SUN J, TANG X. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 33(12): 2341-2353.
- [17] DREWS P, NASCIMENTO E, MORAES F, et al. Transmission estimation in underwater single images [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. 2013: 825-830.
- [18] BERMAN D, LEVY D, AVIDAN S, et al. Underwater single image color restoration using haze-lines and a new quantitative dataset [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 43(8): 2822-2837.
- [19] ZHOU Y, GU X T, LI Q W. Underwater Image Restoration Based on Background Light Correction Imaging Model [J].

- Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(10):3363-3371.
- [20] QI P, LI X, HAN Y, et al. U2R-pGAN: Unpaired underwater-image recovery with polarimetric generative adversarial network [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2022, 157:107112.
- [21] HUMMEL R. Image enhancement by histogram transformation [J]. Computer Graphics and Image Processing, 1977, 6(2):184-195.
- [22] PIZER S M, AMBURN E P, AUSTIN J D, et al. Adaptive histogram equalization and its variations [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1987, 39(3):355-368.
- [23] REZA A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement [J]. Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology, 2004, 38:35-44.
- [24] LI X, HOU G, TAN L, et al. A hybrid framework for underwater image enhancement [J]. IEEE Access, 2020, 8:197448-197462.
- [25] LEI X Y, ZHANG W D, PAN X P. Underwater Image Color Correction Method Based on Histogram Distribution Characteristics [J]. Computer Engineering and Design, 2022, 43(8):2284-2293.
- [26] LAND E H, MCCANN J J. Lightness and retinex theory [J]. Josa, 1971, 61(1):1-11.
- [27] FU X, ZHUANG P, HUANG Y, et al. A retinex-based enhancing approach for single underwater image[C]//2014 IEEE International Conference on Image Processing(ICIP). IEEE, 2014:4572-4576.
- [28] SHI L, XI M L, SUN J. Underwater Image Enhancement Algorithm Based on Controllable Kernel Bilateral Filtering Retinex [J]. Chinese Journal of Quantum Electronics, 2018, 35(1):7-12.
- [29] ZOU L, LU J Y, HU Y, et al. Underwater Image Enhancement Algorithm under Non-uniform Illumination Conditions [J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2020, 39(2):118-125.
- [30] TANG Z, JIANG L, LUO Z. A new underwater image enhancement algorithm based on adaptive feedback and Retinex algorithm [J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(18):28487-28499.
- [31] ANCUTI C, ANCUTI C O, HABER T, et al. Enhancing underwater images and videos by fusion[C]//2012 IEEE conference on computer vision and pattern recognition. IEEE, 2012:81-88.
- [32] GAO F, WANG K, YANG Z, et al. Underwater image enhancement based on local contrast correction and multi-scale fusion [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021, 9(2):225.
- [33] SONG H, WANG R. Underwater image enhancement based on multi-scale fusion and global stretching of dual-model [J]. Mathematics, 2021, 9(6):595.
- [34] FU Z, LIN H, YANG Y, et al. Unsupervised Underwater Image Restoration: From a Homology Perspective[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2022:643-651.
- [35] WU S, LUO T, JIANG G, et al. A two-stage underwater enhancement network based on structure decomposition and characteristics of underwater imaging [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2021, 46(4):1213-1227.
- [36] SHIN Y-S, CHO Y, PANDEY G, et al. Estimation of ambient light and transmission map with common convolutional architecture[C]//OCEANS 2016 MTS/IEEE Monterey. IEEE, 2016:1-7.
- [37] CAO K, PENG Y-T, COSMAN P C. Underwater image restoration using deep networks to estimate background light and scene depth[C]//2018 IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation(SSIAI). IEEE, 2018:1-4.
- [38] WANG K, HU Y, CHEN J, et al. Underwater image restoration based on a parallel convolutional neural network [J]. Remote sensing, 2019, 11(13):1591.
- [39] WANG Y, SONG W, FORTINO G, et al. An experimental-based review of image enhancement and image restoration methods for underwater imaging [J]. IEEE Access, 2019, 7:140233-140251.
- [40] KAR A, DHARA S K, SEN D, et al. Zero-shot single image restoration through controlled perturbation of koschmieder's model[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021:16205-16215.
- [41] CHAI S, FU Z, HUANG Y, et al. Unsupervised and Untrained Underwater Image Restoration Based on Physical Image Formation Model[C]//ICASSP 2022-2022 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2022:2774-2778.
- [42] LI C, ANWAR S, HOU J, et al. Underwater image enhancement via medium transmission-guided multi-color space embedding [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30:4985-5000.
- [43] WANG Y, ZHANG J, CAO Y, et al. A deep CNN method for underwater image enhancement[C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing(ICIP). IEEE, 2017:1382-1386.
- [44] SUN X, LIU L, LI Q, et al. Deep pixel-to-pixel network for underwater image enhancement and restoration [J]. IET Image Processing, 2019, 13(3):469-474.
- [45] LI C, GUO C, REN W, et al. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29:4376-4389.
- [46] DOU Z, WANG N, LI B, et al. Dual color space guided sketch colorization [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30:7292-7304.
- [47] WANG Y, GUO J, GAO H, et al. UIEC<sup>A</sup> 2-Net: CNN-based underwater image enhancement using two color space [J]. Signal Processing: Image Communication, 2021, 96:116250.
- [48] CHEN Q J, XIE Y L. Underwater Image Enhancement Based on Dense Cascaded Convolutional Neural Network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(22):235-244.
- [49] ZHANG B, GU S, ZHANG B, et al. Styleswin: Transformer-based gan for high-resolution image generation[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022:11304-11314.
- [50] MARATHE A, JAIN P, WALAMBE R, et al. RestoreX-AI: A Contrastive Approach towards Guiding Image Restoration via Explainable AI Systems[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022:3030-3039.
- [51] TORBUNOV D, HUANG Y, YU H, et al. Uvcgan: Unet vision transformer cycle-consistent gan for unpaired image-to-image translation[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2023:702-712.
- [52] GUI J, SUN Z, WEN Y, et al. A review on generative adversarial networks: Algorithms, theory, and applications [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2021, 35(4):3313-3332.
- [53] MIRZA M, OSINDERO S. Conditional generative adversarial nets[J]. arXiv:1411.1784, 2014.
- [54] ISLAM M J, XIA Y, SATTAR J. Fast underwater image en-

- hancement for improved visual perception [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(2): 3227-3234.
- [55] YANG M, HU K, DU Y, et al. Underwater image enhancement based on conditional generative adversarial network [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2020, 81: 1157-123.
- [56] LI Y, YANG D Y, LIU L Y, et al. Underwater Image Enhancement Using Generative Adversarial Networks [J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2022, 56(2): 134-142.
- [57] PENG Y F, LI J, GU L R, et al. Underwater Image Enhancement Method Based on Improved Conditional Generative Adversarial Network [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2022, 37(6): 768-776.
- [58] TANG P, LI L, XUE Y, et al. Real-World Underwater Image Enhancement Based on Attention U-Net [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(3): 662.
- [59] LIU X, LIN S, TAO Z. Learning multiscale pipeline gated fusion for underwater image enhancement [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2023, 82(21): 32281-32304.
- [60] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks [C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. 2017: 2223-2232.
- [61] FABBRI C, ISLAM M J, SATTAR J. Enhancing underwater imagery using generative adversarial networks [C] // *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2018: 7159-7165.
- [62] LU J, LI N, ZHANG S, et al. Multi-scale adversarial network for underwater image restoration [J]. *Optics & Laser Technology*, 2019, 110: 105-113.
- [63] ZONG X, CHEN Z, WANG D. Local-CycleGAN: a general end-to-end network for visual enhancement in complex deep-water environment [J]. *Applied Intelligence*, 2021, 51: 1947-1958.
- [64] HU K, ZHANG Y, WENG C, et al. An underwater image enhancement algorithm based on generative adversarial network and natural image quality evaluation index [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2021, 9(7): 691.
- [65] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a "completely blind" image quality analyzer [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, 20(3): 209-212.
- [66] ZHANG H, SUN L, WU L, et al. DuGAN: An effective framework for underwater image enhancement [J]. *IET Image Processing*, 2021, 15(9): 2010-2019.
- [67] LIU C, WANG H R. An Improved CycleGAN-Based Method for Underwater Color Image Enhancement [J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2023, 42(12): 2093-2099.
- [68] JIAN M, QI Q, DONG J, et al. The OUC-vision large-scale underwater image database [C] // *2017 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*. IEEE, 2017: 1297-1302.
- [69] AKKAYNAK D, TREIBITZ T. Sea-thru: A method for removing water from underwater images [C] // *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2019: 1682-1691.
- [70] LIU R, FAN X, ZHU M, et al. Real-world underwater enhancement: Challenges, benchmarks, and solutions under natural light [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2020, 30(12): 4861-4875.
- [71] ISLAM M J, LUO P, SATTAR J. Simultaneous enhancement and super-resolution of underwater imagery for improved visual perception [J]. *arXiv: 2002. 01155*, 2020.
- [72] SONG W, WANG Y, HUANG D, et al. Enhancement of underwater images with statistical model of background light and optimization of transmission map [J]. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2020, 66(1): 153-169.
- [73] PENG L, ZHU C, BIAN L. U-shape transformer for underwater image enhancement [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2023, 32: 3066-3079.
- [74] HAN J, SHOEIBY M, MALTHUS T, et al. Underwater image restoration via contrastive learning and a real-world dataset [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(17): 4297.
- [75] CHANG L, SONG H, LI M, et al. UIDEF: A real-world underwater image dataset and a color-contrast complementary image enhancement framework [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2023, 196: 415-428.
- [76] ZHAI G, MIN X. Perceptual image quality assessment: a survey [J]. *Science China Information Sciences*, 2020, 63: 1-52.
- [77] MÅNSSON L. Methods for the evaluation of image quality: a review [J]. *Radiation Protection Dosimetry*, 2000, 90(1/2): 89-99.
- [78] BOSSE S, MANIRY D, MÜLLER K R, et al. Deep neural networks for no-reference and full-reference image quality assessment [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 27(1): 206-219.
- [79] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [80] YANG M, SOWMYA A. An underwater color image quality evaluation metric [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [81] PANETTA K, GAO C, AGAIAN S. Human-visual-system-inspired underwater image quality measures [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2015, 41(3): 541-551.
- [82] ZHENG Y, CHEN W, LIN R, et al. UIF: An objective quality assessment for underwater image enhancement [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2022, 31: 5456-5468.
- [83] KHAN Z A, DARDOURI T, KAANICHE M, et al. NNCD-IQA: A new neural networks based compressed database for image quality assessment [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2023, 82(9): 13951-13971.
- [84] GAO R, HUANG Z, LIU S. QL-IQA: Learning distance distribution from quality levels for blind image quality assessment [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2022, 101: 116576.
- [85] CAO Y D, LIU H Y, JIA X, et al. A Survey on Image Quality Evaluation Methods Based on Deep Learning [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021, 57(23): 27-36.
- [86] FU Z, FU X, HUANG Y, et al. Twice mixing: a rank learning based quality assessment approach for underwater image enhancement [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2022, 102: 116622.



**ZHANG Tianchi**, born in 1990, Ph. D, associate professor, is a member of CCF (No. O1670M). His main research interests include image processing and virtual reality.