

## 水下图像增强与复原技术进展与展望

纪勋<sup>1)</sup>, 冷娜<sup>1)</sup>, 郭慧<sup>2)\*</sup>

<sup>1)</sup>(大连海事大学船舶电气工程学院 大连 116026)

<sup>2)</sup>(梧州学院广西机器视觉与智能控制重点实验室 梧州 543002)  
(guohui@gxuwz.edu.cn)

**摘要:** 近年来, 水下图像增强与复原技术已成为促进水下目标检测、海洋生物识别、海底测绘等领域发展的重要手段, 具有重要的学术意义与应用价值。首先, 回顾并分析了水下成像机理, 同时指出了当前水下成像技术由硬件设备、气候约束、人造光源以及粒子干扰这 4 个方面所带来的难点与挑战; 其次, 全面介绍了水下图像增强与复原技术相关工作, 分析了 2 种技术的联系与区别, 同时从技术路线的角度对当前主流水下图像增强与复原方法进行了详细的分类与讨论, 并通过实验指明了不同分类方法的各自特点; 再次, 总结了常用的水下图像数据集与图像评价指标, 从数据支撑以及质量评估的方面为当前水下图像增强与复原工作提供了全面翔实的技术指导; 最后, 预测并分析了未来水下图像增强与复原技术在应用场景、降质方式以及评价指标 3 个方面的可行发展方向, 尤其指明了当前人工智能在水下图像增强与复原领域中所能发挥的巨大潜力以及实用价值。

**关键词:** 水下图像; 水下图像增强; 水下图像复原; 图像质量评价  
**中图分类号:** TP391 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2024.20116

## Underwater Image Enhancement and Restoration Techniques: State-of-the-Art Methods and Prospects

Ji Xun<sup>1)</sup>, Leng Na<sup>1)</sup>, and Guo Hui<sup>2)\*</sup>

<sup>1)</sup>(College of Marine Electrical Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026)

<sup>2)</sup>(Guangxi Key Laboratory of Machine Vision and Intelligent Control, Wuzhou University, Wuzhou 543002)

**Abstract:** In recent years, underwater image enhancement and restoration technology has become an important means to promote the development of underwater target detection, marine biological recognition, seabed surveying, and other fields, which has significant academic importance and application value. Firstly, the mechanism of underwater imaging is reviewed and analyzed, and the difficulties and challenges brought by hardware equipment, climate constraints, artificial light sources, and particle interference in current underwater imaging technology are pointed out. Secondly, the related works of underwater image enhancement and restoration technology are comprehensively introduced, and the relationship and difference between the two schemes are analyzed. Meanwhile, the current mainstream underwater image enhancement and restoration methods are classified and discussed in detail from the perspectives of technical routes, and the characteristics of different classification methods are pointed out through experiments. Thirdly, the commonly used underwater image datasets and image evaluation indicators are summarized, providing comprehensive and detailed technical guidance for current underwater image enhancement and restoration work from the perspectives of data support

收稿日期: 2023-01-05; 修回日期: 2023-06-28. 基金项目: 国家自然科学基金(61961036, 62162054); 广西自然科学基金(2020JJA170007); 广西机器视觉与智能控制重点实验室开放基金(2022B01). 纪勋(1992—), 男, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为人工智能、计算机视觉; 冷娜(1999—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为人工智能、计算机视觉; 郭慧(1981—), 女, 硕士, 教授, 硕士生导师, 论文通信作者, 主要研究方向为人工智能、计算机视觉.

and quality evaluation. Finally, the feasible development directions of future underwater image enhancement and restoration technology in application scenarios, degradation methods, and evaluation indicators are predicted and analyzed, especially highlighting the enormous potential and practical value that current artificial intelligence can play in the field of underwater image enhancement and restoration.

**Key words:** underwater image; underwater image enhancement; underwater image restoration; image quality evaluation

随着人口数量急剧增长、资源日益紧缺以及世界经济快速发展,水下环境已逐渐成为人类探索与开发的重要对象<sup>[1]</sup>。水下环境所蕴藏的医药、食品、生物以及能源等重要资源,已成为人类可持续发展所必需的核心组成部分<sup>[2]</sup>。在人工智能快速发展的时代,利用先进智能技术实现对水下环境合理且全面的探索,是一个极具应用价值的研究方向。

随着海洋能源环境探索研究的深入,针对水下机器人的研究越来越受到人们的关注。很多水下机器人主要依靠光学视觉系统判断周围的环境信息,可以为机器人提供丰富的先验知识,从而有助于研究人员对水下环境进行进一步的探索与分析。然而,复杂的海洋环境往往导致光学系统无法获取到清晰水下图像,使得水下机器人在海洋环境中执行特定任务仍面临巨大挑战。由此可知,水下图像在探索、开发以及保护水下环境等方面扮演着不可替代的角色,而基于计算机视觉的水下成像技术也已在诸多实际应用中发挥出了巨大的价值,如水下目标检测<sup>[3-4]</sup>、海底飞机与沉船探测<sup>[5]</sup>、海洋生物的识别<sup>[6-7]</sup>、海底管道腐蚀评估<sup>[8]</sup>以及海底测绘<sup>[9]</sup>等。因此,高质量水下图像数据的获取对于上述水下任务的顺利完成具有重要意义。

相比于在空气介质中获得的普通光学图像,水下高质量图像的获取往往面临着巨大的困难与挑战。这主要是因为海洋场景存在浑浊度高、颜色单一、水下背景复杂、光照不均匀等诸多现阶段难以解决的不利因素,使得水下成像系统所捕获的图像普遍存在分辨率低、对比度低、纹理模糊、色彩失真以及质量退化等问题<sup>[10-11]</sup>。因此,对水下图像进行增强与复原,既能够满足人类易于理解的视觉感受,又有助于提高机器在进行目标检测、沉船探测等实际应用时的自主识别与认知效率。

早期的图像增强与复原方法通常仅适用于空气介质中的普通图像,并不能很好地提高水下图像的整体质量<sup>[12-13]</sup>。然而,随着近年来人工智能技术的快速发展以及对机器学习算法的深入研究,水下图像的处理过程得到了显著的改进,并已形

成一套完整的技术体系与知识框架<sup>[14]</sup>。本文详细地总结了近 20 年水下图像处理领域的研究情况,并从水下成像问题描述、方法与分类、数据集以及图像质量评估 4 个方面,分析论述当前水下图像增强与复原技术的研究进展与前沿动态。

## 1 水下成像机理分析

一般情况下,水下环境泛指浸入到人工水体(如水库、人工湖等)或自然水体(如海洋、河流、湖泊、含水层等)中的区域<sup>[15]</sup>。在水下环境中所拍摄的图像由于普遍受到光照、波长、水中悬浮颗粒物等因素的影响,导致生成的水下图像出现模糊、退化、偏色等现象,图像的品质相比于在空气介质中所拍摄的普通图像有着明显的下降。因此,了解水下光学成像模型,并归纳总结影响水下成像的因素,对于各个相关领域的研究都有着重要意义。

### 1.1 水下成像模型

根据 Jaffe-McGlamery 基于线性叠加以及水介质建模理论的综合研究,一种经典的 Jaffe-McGlamery 水下光学成像模型被提出<sup>[16]</sup>。该模型的示意图如图 1 所示,其中相机接收到的光可由 3 个分量组合表示:

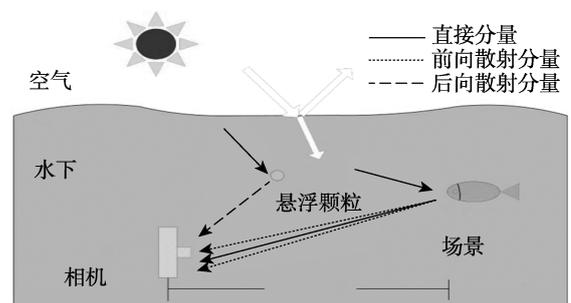


图 1 水下光学成像模型

(1) 直接分量,即直接被拍摄物体反射并到达相机的光照分量;

(2) 前向散射分量,反射光偏离原来的传播轨迹后,又随机地被相机接收的光照分量;

(3) 后向散射分量, 光照在到达目标前被水介质中悬浮颗粒反射后进入相机的分量。

实践表明, 水下图像通过上述3个分量进行线性叠加而获得<sup>[17]</sup>。与空气介质存在本质上的不同, 水介质的不均匀性与复杂性会导致光照在其中的传播路径会发生随机的改变, 即光照散射。其中, 前向散射会导致获得的水下图像呈现模糊的现象, 而后向散射会导致水下图像呈现低对比度以及雾化的效果, 并掩盖水下场景中的很多细节, 影响成像质量。

通常情况下, 由于物体和摄像机距离较小, 前向散射分量造成的影响可以被忽略。那么水下成像模型可因此简化为

$$I(x) = J(x)t_c(x) + B_c(1-t_c(x)).$$

其中,  $I(x)$  表示原始图像;  $J(x)$  表示清晰图像;  $J(x)t_c(x)$  表示直接分量;  $B_c(1-t_c(x))$  表示后向散射分量;  $B_c$  表示水下环境光;  $t_c(x)$  表示场景光透射率。

除了散射外, 水介质对光照的吸收也是造成水下图像质量降低的重要因素之一。水介质对光照的吸收效果与波长呈正相关, 并随着水深的增加, 吸收效果会更加明显。光在水中的衰减特性如图2所示, 显然, 光在水中的衰减程度与波长相关, 波长越长, 其穿透能力越差, 越容易被水吸收。在水下环境中, 红色光由于波长最长而会最先被水吸收, 绿色光次之, 而蓝色光波长最短, 因此蓝色光在水介质中也有着较强的传输能力。实验表明, 在清澈的水介质中, 红色光在水深5 m时即会消失, 其次是橙色光、黄色光和绿色光。绿色光在水深30 m处消失<sup>[1]</sup>, 这也是大部分水下图像呈现蓝色或蓝绿色调的原因。

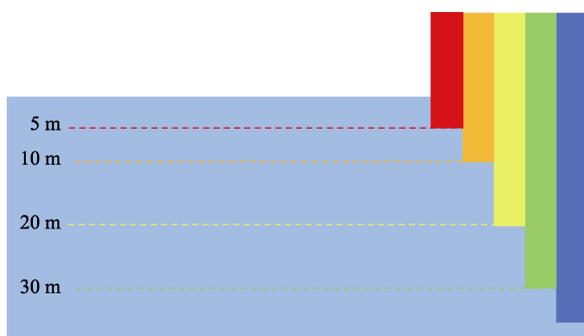


图2 光在水中衰减特性

光照的吸收与散射现象是导致水下光照衰减的主要原因, 前者直接造成光能损失, 而后者会导致电磁能方向的改变。根据著名的朗伯-比尔经验

定律可知, 光照强度的衰减程度取决于光通过介质本身所具有的性质, 而在水介质情况下, 光照强度将直接以指数形式进行衰减, 这将对水下成像的对比度以及清晰度产生极大影响<sup>[18]</sup>。实验表明, 由于光照衰减的存在, 在清澈水介质中的能见度仅有20 m左右, 而在浑浊的水介质中, 能见度仅能达到5 m左右<sup>[19]</sup>。

## 1.2 水下成像的难点与挑战

作为认知水下环境的重要媒介, 水下图像在人类探索与挖掘水下环境潜能的过程中扮演着重要的角色。然而在当前的水下成像研究中, 除了水介质中固有的光照散射与光照吸收现象之外, 依然有许多难点与挑战亟待解决:

(1) 随着自主水下机器人技术的不断发展, 诸如自主式水下潜器(autonomous underwater vehicle, AUV), 无人遥控潜水器(remote operated vehicles, ROV)等自主水下机器人通过装配光学相机的方式, 已经可以在一定程度上代替人类实现水下图像的获取工作。然而, 目前这些设备仍然要受到诸如工作深度、工作视野等因素的影响, 使得所捕获到的水下图像质量普遍较低。

(2) 在进行基于自然光来捕获水下图像的相关工作中, 天气条件会极大地影响成像质量。如在暴风雨天气时, 水介质将会发生强烈的不均匀变化, 直接导致水下图像模糊不清。

(3) 为了改善自然光在水下环境中迅速衰减的情况, 扩大水下成像的范围, 引入人造光源已成为现阶段的常用解决方案。然而, 人造光源是一种不均匀光源, 因此在人造光源辅助下拍摄的水下图像, 往往会在图像的中心处呈现明亮的光斑, 且四周光照明显不足。

(4) 水下环境中大量宏观粒子(浮游生物、悬浮颗粒物、微生物、溶解的有机质等)的无规则运动加剧了光照散射对水下成像的影响, 使水下图像会出现较多的随机噪声。此外, 水下环境中的部分生物也可能发生荧光效应, 从而进一步加剧水下图像退化。

## 2 水下成像增强与复原方法

由于在水下环境中获得的图像受颜色失真、分辨率低、纹理模糊、对比度低等诸多因素的影响, 因此, 水下图像的增强与复原对于获得清晰理想的图像具有非常重要的意义, 并有助于人类探索真实的水下场景。水下图像增强旨在改善水下图

像的视觉效果, 丰富信息量, 加强对图像的判读和识别能力. 该类算法一般不需要依赖水下光学成像模型, 而是通过对初始图像的像素值进行调整, 对降质图像进行增强处理, 从而达到提高图像对比度或改善图像整体色彩的目的. 水下图像复原是利用退化过程的先验知识, 去恢复已被退化图像. 该类算法需要对水下图像的退化过程进行相应的数学建模过程, 并根据必要的模型参数估计算法, 反演退化过程, 从而获得理想状态下客观的未退化图像. 水下图像增强与复原方法的简要分类如图 3 所示.

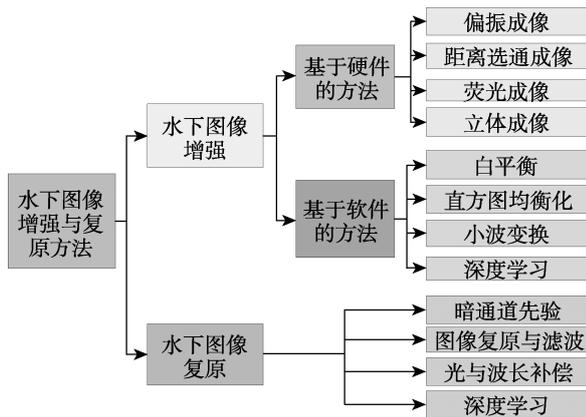


图 3 水下图像增强与复原方法简要分类

## 2.1 水下图像增强方法

水下图像增强侧重对原始水下图像的色彩进行校正, 使处理过后的水下图像更加符合空气介质下的色彩分布, 从而更加满足人类的主观视觉感受. 为解决上述问题, 水下图像增强方法主要对原始水下图像的像素值进行修改, 因此在此类方法实现的过程中不需要考虑图像的形成与降质过程, 仅选择性地突出与处理图像中的感兴趣特征或区域. 从实现方式上分类, 水下图像增强可分为基于硬件和软件的方法.

### 2.1.1 基于硬件的水下图像增强方法

常见的基于硬件的水下图像增强方法主要包括偏振成像、距离选通成像、荧光成像以及立体成像<sup>[20]</sup>.

(1) 偏振成像. 偏振是表征光在传播方向上振动情况的重要参考, 而水下偏振成像是一种可以快速捕获图像且能够显著降低图像噪声的水下图像增强方法<sup>[21-22]</sup>. 相关研究表明, 使用偏振可以有效地减少光照散射, 尤其是后向散射的问题, 进而有效地提升水下图像的对比度, 实现水下图像增强<sup>[23]</sup>. 经典水下偏振成像方法通过后向散射光的

偏振度来估计水介质透射率, 从而获得对比度增强的清晰图像<sup>[24-25]</sup>. 近年来, 诸多对经典的偏振成像方法改进并优化, 使得偏振成像能够应对更加复杂的水下环境, 如采用不同类型的光源进行水下环境主动照明<sup>[26-29]</sup>、结合数字图像处理<sup>[30-31]</sup>或光谱信息等技术<sup>[32-33]</sup>, 在一定程度上提升了图像增强效果.

(2) 距离选通成像. 与诸如偏振成像的被动成像方法不同, 距离选通成像被视为一种主动成像方法, 其基本原理是通过控制选通门控与激光脉冲之间的相对延迟, 实现对特定距离处的物体或目标的精准成像, 同时有效地遮挡来自悬浮颗粒的后向散射, 从而实现图像增强<sup>[34]</sup>. 距离选通成像属于激光成像的范畴, 并已经广泛应用于浑浊度较高的水下环境中. 实践证明, 利用距离选通技术, 可以将传统水下成像设备的有效探测距离提升 2~3 倍<sup>[35-37]</sup>, 但这种方法往往会受水下环境的影响, 且在设备的安装与设置方面较为复杂, 因此在工业应用领域中并不常见.

(3) 荧光成像. 荧光成像利用了荧光本身所具有的重要特征: 荧光材料可以吸收特定波长的光, 然后以更长的波长重新发射, 从而有效消除后向散射<sup>[38]</sup>. 荧光成像具有信号强度高及成像过程简单等特点, 进而被广泛应用于水下图像增强中<sup>[38-41]</sup>. 如 Treibitz 等<sup>[40]</sup>基于荧光成像技术, 提出一种多方向光照融合的方法, 其在实现了水下浑浊场景的增强的同时, 显著地去除了水下图像中的人造光斑. 此外, 对于特定物体或目标, 还可以通过提前进行荧光标记的方式进行成像, 如 Hullin 等<sup>[41]</sup>将待测目标浸没在荧光液体中, 成功地实现了对物体的 3D 结构成像.

(4) 立体成像(stereo imaging). 立体成像的拍摄可分为静态拍摄和动态拍摄, 分别通过 1 部相机、2 个位置和 2 部相机来实现. 相比于传统相机, 使用立体相机所拍摄得到的图像更加清晰. 因此, 立体成像技术也被应用到了水下图像增强中. 如 Roser 等<sup>[42]</sup>基于立体成像系统, 通过可见度系数估计的方式实现了水下图像的增强. 该方法具有实时性高的特点, 并被应用到 AUV 中.

表 1 针对基于硬件的水下图像增强方法进行了归纳与总结. 虽然采用专门的硬件成像系统可以在一定程度上直接提高水下成像质量, 但是此类方法受限于较高的成本, 且无法很好地处理不同状况的水下环境所引发的问题. 因此, 基于硬件的方法并没有在工程实践中得到较为广泛的应用.

表1 基于硬件的水下图像增强方法总结

方法	主要思想	特点与应用	代表文献	局限性
偏振成像	通过表征光在传播方向上的振动情况实现图像增强	利用散射光偏振度估计水介质透射率	[22-24]	依赖于人工选取特定区域, 存在主观误差; 连续多次捕获图像的实时性较差
		不同类型光源主动照明	[26-29]	
		跨技术融合	[30-33]	
距离选通成像	通过控制选通门控与激光脉冲的相对延迟抑制后向散射	提供距离信息, 3D 测量	[34]	受水下环境影响较大; 安装与放置较为复杂
		基于分块的局部阈值滤波算法	[35]	
		基于数值拟合和频域滤波的方法	[36]	
		2D, 3D 去噪技术	[37]	
荧光成像	波长较长的光子再发射, 能够有效消除后向散射	吸收光谱估计	[38]	应用范围有限, 不适宜用于大范围水下环境, 且人工荧光标记法会对水体本身造成潜在影响
		多方向光照融合	[39]	
		人工荧光标记	[40]	
		可见度系数估计	[41]	
立体成像	通过立体相机拍摄出真实的 3D 立体图像	水下图像质量评估、可见性增强和视差计算方法	[42]	成本较高, 且受限与不同的水下环境

### 2.1.2 基于软件的水下图像增强方法

相比于基于硬件的水下图像增强方法, 基于软件的方法将研究重心聚焦水下图像本身, 通过方法优化的方式使水下图像得到增强, 进而有效解决因硬件升级所带来的成本问题. 此类方法基于非物理模型对图像像素值的非线性拉伸和原始直方图的均匀分布, 直接改善了水下图像的视觉效果. 水下图像增强方法大致可以分为白平衡、直方图均衡化、小波变换和深度学习 4 类.

#### (1) 基于白平衡的水下图像增强方法

白平衡方法<sup>[43]</sup>的核心思想是直接针对偏色部分进行对应的补色加强来实现图像颜色校正, 但实践表明, 当水下环境存在光照不足的问题时, 此类方法往往会引起较为严重的颜色失真情况. 灰度世界假设是一种改进的白平衡方法, 主要基于灰度世界假设<sup>[44]</sup>和灰度边缘假设<sup>[45]</sup>, 其基本原理为: 给定一幅图像, 当有足够的色彩变化时, 可认为它的 RGB 分量均值倾向于  $R_{\text{平均}} = G_{\text{平均}} = B_{\text{平均}}$ , 图像呈现为灰色. 其中,  $R_{\text{平均}}, G_{\text{平均}}, B_{\text{平均}}$  分别表示白平衡之前 3 个分量各自的平均值, 它们的平均计算公式为  $K = (R_{\text{平均}} + G_{\text{平均}} + B_{\text{平均}}) / 3$ .  $R, G, B$  分别表示白平衡前 3 个分量的像素点的值, 白平衡后所得 3 个分量像素点的值分别为

$$R' = R \times (K / R_{\text{平均}}),$$

$$G' = G \times (K / G_{\text{平均}}),$$

$$B' = B \times (K / B_{\text{平均}}).$$

灰度世界假设方法具有快速、简单的特点, 但是当图像场景颜色单一时, 图像增强的效果大打折扣, 因此同样它不适用于水下环境; 灰度边缘假设作为灰度世界假设的变体, 通过假定场景中反

射率差异的平均值为无色状态以实现图像颜色的校正, 但在实际情况中, 若场景不满足此假设, 相应的图像增强方法同样无法表现出较好的效果. 综上, 基于白平衡的增强方法在一定程度上为水下图像增强研究提供了重要参考, 但由于水下环境本身所具有的复杂性, 这些传统方法往往会出现较为明显的噪声放大及伪影等, 从而导致颜色失真情况较为严重.

近年来, 结合水下成像的特点, 专门用于水下图像颜色校正的方法受到了广泛关注. 受灰度世界假设以及白平衡方法的启发, Henke 等<sup>[46]</sup>提出了一种基于特征的彩色恒常算法, 不仅修正了水下图像的颜色偏差, 还成功地分离了图像的前景和背景, 但是在深度图的估计中, 其精度有待进一步提高. Kan 等<sup>[47]</sup>提出了一种基于水介质吸收光谱的颜色校正方法, 并在沿海海水环境中证实了方法的可行性. Galdran 等<sup>[48]</sup>提出了一种红色通道方法, 不仅通过恢复与短波长相关的颜色解决了可见度损失和颜色损坏的问题, 还提供了一种在水下场景中定位人工照明区域的通用方法, 以避免由于错误估计深度而出现的颜色伪影. Li 等<sup>[49]</sup>提出了一种基于蓝绿通道去雾和红通道校正的水下图像增强方法, 它显著地提高了能见度和对比度, 减少了光吸收和散射的影响. 李黎等<sup>[50]</sup>提出一种水下图像增强方法, 其先采用改进的水下暗原色先验法去除后向散射光, 再通过白平衡算法对增强后的水下图像进行颜色校正; 实验结果表明该方法在处理向后散射严重的水下图像时, 可以获得更高的清晰度和对比度. Park 等<sup>[51]</sup>提出了一种基于光学成像模型和非局部去噪的水下图像增强新框

架,该方法调整色彩平衡使用的偏见校正和平均亮度,基于水下光学成像模型增强场景可见性,并通过非局部均值去噪.王永鑫等<sup>[52]</sup>为了解决水下图像亮度与色彩扭曲问题,提出一种基于同态滤波的水下图像增强与色彩校正模型,有效地保证水下图像的清晰度和色彩恒定性. Song 等<sup>[53]</sup>提出了一种基于水下光衰减先验的、快速有效的水下图像场景深度估计模型,并使用基于学习的监督线性回归训练模型系数,实验证明该方法可以以更少的运行时间增强感知效果. Nomura 等<sup>[54]</sup>利用灰度信息估计的颜色恒常性框架,提出一种水下图像颜色校正方法,利用曝光包围成像融合图像,并基于提取的灰度像素的线性回归执行颜色校正,但其未对水下图像进行对比度的增强. 张薇等<sup>[55]</sup>依靠光在水中的衰减特性以及灰度世界假设,提出一种基于白平衡和相对全变分的低照度水下图像增强模型. Lee 等<sup>[56]</sup>提出了一种具有最小红色伪影的连续颜色校正方法和一种使用颜色平衡水下图像的基于超像素的增强方法,引入了一种利用后向散射光的平均值来估计透射图的图像自适应权重因子,有效地增强了水下图像. Li 等<sup>[57]</sup>提出了一种通过介质传输引导的多色空间嵌入的水下图像增强网络,提出一种多颜色空间编码网络,并设计了一个媒体传输(指示到达摄像机的场景辐射百分比)引导的解码器网络,有效地提高了水下图像的视觉质量. Zhou 等<sup>[58]</sup>提出一种基于多特征先验融合的水下图像视觉质量增强方法,其通过提取和融合水下图像的多个特征先验来实现水下图像颜色校正. Zhu 等<sup>[59]</sup>提出一种基于颜色补偿和融合的自适应水下图像增强方法,实现了对图像对比度与局部细节的有效增强.

表 2 针对上述基于白平衡的增强方法进行了归纳与总结. 虽然经过白平衡方法处理后的水下图像颜色得到了校正,有了更好的视觉质量,但此类方法无法解决图像对比度和分辨率上的问题,图像细节问题也无法得到修复. 因此,此类方法往往用作对水下图像进行预处理,从而为其他更有效的方法提供相对较为理想的初始状态图像.

## (2) 基于直方图均衡化的水下图像增强方法

直方图均衡化通过调整图像的直方图来改变图像中各像素的灰度,主要用于增强动态范围偏小的图像的对比度. 其原理为计算出图像的灰度直方图,再计算其累积分布函数,得到输入输出间映射关系后进行图像变换. 当前灰度级经过累积分布函数映射后的值为

$$s_k = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} \left( k = 0, 1, 2, \lim_{x \rightarrow \infty}, \dots, L-1 \right).$$

其中,  $n$  表示图像中像素的总和;  $n_j$  表示当前灰度级的像素个数;  $L$  表示图像中的灰度级总数. 采用直方图均衡化可以把原始图像的直方图变换为均匀分布(均衡)的形式,这就增加了像素之间灰度值差别的动态范围,从而达到增强图像整体对比度的效果.

直方图均衡化方法作为一种典型的图像增强方法,受到了研究者的关注,并得到了广泛的应用. 为提高算法性能, Zuiderveld<sup>[60]</sup>提出限制对比度自适应直方图均衡化,使用线性插值的方法提升效率,实验证明插值效果不影响算法效果. Han 等<sup>[61]</sup>提出了一种 3D 颜色直方图均衡化方法,通过在 3D 颜色空间中定义一个新的累积概率密度函数,在灰度直方图中产生均匀分布,提高了亮度和对比度. Ghani 等<sup>[62]</sup>提出一种双图像瑞利拉伸对比度受限的自适应直方图均衡化方法,将其直方图重新映射,以遵循瑞利分布,并修改集成了 RGB 和 HSV 颜色模型中的图像直方图. 实验表明,该方法能够有效地提升水下低质图像的对比度. 受文献[62]启发, Marukatat<sup>[63]</sup>将研究重点放在了内存需求与计算需求方面,提出了一种基于局部光强分布均衡的图像对比度增强算法,将直方图均衡化的思想应用到参数模型中,以利用局部信息增强图像,并帮助展现出更好的视觉细节,同时有效降低了斑点噪声. Huang 等<sup>[64]</sup>提出一种基于自适应参数获取的相对全局直方图拉伸的浅水图像增强方法,它由对比度校正和颜色校正组成,可获得更高的图像信息熵和更少的噪声. Mathur 等<sup>[65]</sup>提出一种基于瑞利拉伸的单幅水下图像增强方法,并根据白平衡后的伽马校正解决了水下介质引起的色偏问题,同时提升图像对比度. Bhandari 等<sup>[66]</sup>提出了一种基于模糊聚类的水下图像增强方法,为了保持图像的独特外观,其利用离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT)增强对比度的子直方图,并对每个子直方图进行直方图分割和单独的直方图均衡化. Bai 等<sup>[67]</sup>提出了一种基于直方图全局和局部均衡及双图像多尺度融合的方法,以提高真实世界和微光下图像的质量;但对于同一场景中不同水下专用摄像机拍摄的水下图像,其增强后的图像无法实现背景颜色的一致性,且未涉及浑浊水平下拍摄的图像. Acharya 等<sup>[68]</sup>提出了一种基于均值和曝光的子图像直方图均衡化方法,采用一种称为 DSO 算法的优化技术,以获取微光灰度图像中的信息内容;该方法具有更好的适应性,但是

表 2 基于白平衡的水下图像增强方法总结

文献	方法描述	实验流程	分析与评价
[46]	基于底层图像特征的颜色恒常性假设方法	在不同的水下视频上进行测试, 并与传统颜色校正方法进行比较	获得了良好的颜色校正效果, 但深度图的精度有待提高
[47]	基于水介质吸收光谱的颜色增强方法	在沿海海水中计算三刺激值的变化, 补偿颜色损失	成功估计出每个潜水点的衰减系数, 获得了良好的自动颜色校正效果
[48]	红色通道方法	使用不同水域、不同条件下拍摄的 4 幅测试图像以双重方式评估增强输出, 并建立了一个在线存储库	获得的高质量水下图像具有明显的可见性增强, 适用于水下低波长图像
[49]	基于蓝绿通道去雾和红通道校正的水下图像增强方法	与 3 种基于水下光学模型和去雾算法进行比较, 进行定性和定量分析	提高能见度和对比度, 减少了光吸收和散射的影响
[50]	基于改进暗原色先验和颜色校正方法	选取 4 组后向散射程度不同的水下图像进行处理并比较清晰度和对比度, 用 canny 算子进行边缘检测	有效地提高图像对比度和分辨率, 适用于处理具有严重后向散射的水下图像
[51]	利用光学成像模型和非局部方法实现水下图像增强的框架	使用真实水下图像和业余摄影师收藏的图像进行测试	降低噪声, 并适用于消费类电子产品
[52]	基于同态滤波的方法	改变水下成像模型中的 $N$ (标准化剩余能量比)增强图像, 并于其他算法对比分析结果	图像的对比度、细节、色彩都得到提升
[53]	基于水下光衰减先验的方法	与现有算法对比分析, 并作定性定量比较	以更短的运行时间增强感知效果
[54]	利用灰度信息估计的颜色恒常性框架	与广泛使用的方法比较分析, 使用直方图熵度量评估对比度增强的性能	颜色校正效果良好, 对比度增强效果有待提高
[55]	基于白平衡和相对全变分的低照度水下图像增强方法	挑选 10 幅具有代表性的低照度水下图像, 与各算法比较分析	提高照度图的局部一致性与结构性, 从而提高水下图像清晰度
[56]	具有最小红色伪影的连续颜色校正方法和一种使用颜色平衡水下图像的基于超像素的增强方法	对各种水下图像进行密集的实验, 并将所提出的方法与 10 种广泛使用的水下图像增强方法进行性能比较	同时考虑了模糊度、平滑度以及红蓝通道之间的强度差, 但对于具有较高物理复杂性的水下图像效果较差
[57]	基于介质的水下图像增强网络传输引导的多色空间嵌入方法	从 UIEB 数据集中随机选取 800 幅图像训练模型, 并对 Test-C60, SQUID, Color-Check7 数据集进行综合实验, 与其他算法对比分析	从不同的颜色空间中学习特征表示, 并将反向介质传输映射作为注意权值, 使图像颜色效果得到了很好的增强
[58]	基于自适应的颜色校正方法	选用 RUIE, UIEB, DLZZD 数据集中的图像, 分别从颜色校正和图像增强方面与其他方法对比	有效地平衡了对比度和色彩, 保持了图像的自然属性, 但忽略了退化与场景深度之间的关系
[59]	基于颜色补偿和融合的自适应方法	借助不同种类数据集分别从颜色增强、可见性、图像质量和细节增强方面同多种数据集比较分析	可以自适应地改善图像色移, 增强图像对比度和局部细节, 具有很高的可视性

执行时间相对较长. Peng 等<sup>[69]</sup>提出一种基于物理二色建模的直方图均衡化方法, 通过描述图像形成过程, 有效地实现了图像对比度的增强.

表 3 针对基于直方图均衡化的水下图像增强方法进行了归纳与总结. 该类方法对于背景和前景都太亮或太暗的图像非常有用, 且计算量不大. 但该类方法同样存在问题, 如对数据的处理不加选择, 可能会降低有用信号的对比度; 变换后的图像灰度级减少, 某些细节消失; 某些直方图有高峰的图像经处理后对比度会不自然地过分增强.

### (3) 基于小波变换的水下图像增强方法

作为一种变换分析方法, 小波变换继承了短时傅里叶变换局部化的思想, 同时又克服了窗口大小不随频率变化等缺点, 是进行信号时频分析和处理的理想工具. 小波变换公式为

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \times e^{-i\omega t} dt.$$

其中,  $\omega$  表示频率;  $t$  表示时间. 小波变换下的图像对比度增强技术实质上是通过小波变换把图像信号分解成不同子带, 针对不同子带应用不同的算法来增强不同频域范围内的图像分量, 突出不同尺度下的细节, 从而达到增强图像层次感的目的.

近年来诸多基于小波变化的水下图像增强方法被提出, 有效地提高了水下图像的视觉质量. Singh 等<sup>[70]</sup>提出了一种基于小波变换的水下图像颜色校正方法, 将离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)应用到水下图像, 从而获得近似系数和详细系数; 其中前者可有效地实现颜色校正, 而后者可用于保持图像结构的完整性. Khan 等<sup>[71]</sup>提出了一种基于小波变换的水下模糊图像融合方法,

将基于小波的融合技术应用于色彩校正和对比度增强的图像中,并得到去模糊的合成图像.该方法通过定义感兴趣区域以从图像中的管道分离其他对象,从而保持去模糊效果的准确性. Priyadharsini 等<sup>[72]</sup>提出一种基于平稳小波变换(stationary wavelet transform, SWT)的对比度增强方法,使用拉普拉斯滤波器和掩蔽技术,成功地实现利用侧扫声呐捕获的声学图像的对比度增强. Guraksin 等<sup>[73]</sup>利用同态滤波的方式有效地增强了图像对比度和亮度,并采

用小波变换对图像进行分解,然后利用差分进化算法检测不同性能评价因素的最佳参数,使图像的视觉信息得到了进一步的区分. Iqbal 等<sup>[74]</sup>通过将水下图像进行拉普拉斯分解,产生高频和低频带后再相加以得到增强的图像. Ma 等<sup>[75]</sup>提出了一种基于小波的双流网络,通过使用离散小波变换将输入图像分解为多个频带来处理伪影,然后,将分解后的图像作为输入,并通过多色空间融合网络和细节增强网络同步处理,得到增强后的水下图像.

表 3 基于直方图均衡化的水下图像增强方法总结

文献	方法描述	实验流程	分析与评价
[60]	基于自适应直方图均衡化的改进方法	分别测试出图像的背景区域直方图、累计直方图、剪切直方图和累积剪切直方图,并与普通直方图均衡化方法对比	提高图像对比度,但当图像存在高密度梯度时会出现伪影
[61]	3D 颜色直方图均衡化方法	用彩色图表图像、Lena, Pepper 和合成图像测试性能	仅能提高对比度
[62]	双图像瑞利拉伸对比度自适应直方图增强方法	300 幅测试的水下图像定性定量分析,展示彩色珊瑚、棕色珊瑚、珊瑚石、蓝鱼的 3D RGB 颜色模型	提高对比度,降低噪声,减弱欠增强区域和过度增强区域的影响
[63]	改进的自适应直方图均衡化技术	使用 Adobe FiveK 数据集的摄影图像衡量算法的实际改进情况	生成的图像具有清晰的细节和较少的散斑噪声
[64]	基于自适应参数获取的相对全局直方图拉伸方法	与经典去雾技术、基于 RGB 和 HSV/HIS 颜色模型和基于瑞利分布 3 种传统算法进行定性定量分析比较	有效增强了浅水图像的可见性,改善图像细节,并且不会增加伪影和噪声
[65]	自动白平衡和 RGB 模型中的伽马校正和瑞利拉伸方法	对网上的水下图像数据集进行定性定量分析	增强了对比度和颜色,噪声降至最低限度显著水平,同时减少了非均匀光照和过度增强
[66]	基于模糊离散余弦变换的对比度增强子直方图增强方法	使用标准数据库中的十幅复杂特征图像说明所提出技术的关键特征	获得了清晰的特征信息、增强对比度,同时显示了更自然的颜色外观
[67]	包括像素强度中心区域化、直方图全局均衡化、直方图局部均衡化和多尺度融合 4 个阶段的图像增强方法	使用 63 幅从互联网收集的水下图像和 8 幅微光水下图像、UIEB 数据集与经典方法作定性定量分析	增强后的图像可见度良好,颜色自然,对比度高,纹理清晰
[68]	基于均值和曝光的子图像直方图均衡化	从 USC-SIPI 数据库中采集了 100 幅微光图像作定性定量分析	所提出的方法具有普适性和鲁棒性
[69]	基于物理二色建模的直方图均衡化方法	借助 UIEB 数据集与现有方法比较分析	可以产生具有增强颜色和更好对比度的视觉愉悦的效果

表 4 针对小波变换的水下图像增强方法进行了简要的归纳与总结.小波变换理论是对信号进行多分辨分析的重要数学工具,它可以把信号分解成交织在一起的多种尺度成分,并对大小不同的尺度成分采用相应粗细的时域或空域采样步长,从而能聚焦到图像的微小细节.基于上述小波变换理论特性,此类水下图像增强方法由于能多角度地提取图像信号特征,并在不同尺度把噪声和信号明显地区分开来,因此其可有效地去除图像噪声,但是计算过程比较复杂.

#### (4) 基于深度学习的水下图像增强方法

近年来,得益于人工智能技术的快速发展,有关水下图像增强的研究也同样取得了非常显著的进步.常见使用的神经网络主要包括卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)以及生成对抗网络(generative adversarial network, GAN) 2 类. CNN 是一类由多层(输入层、中间层、输出层)组成的网络,中间层将卷积结果传递给后续的连接层,不仅有效地提升了水下图像复原效果,还在一定程度上减少了过程的计算时间. Skinner 等<sup>[76]</sup>提出

了一种无监督的深度神经网络(deep neural network, DNN), 记为 UW StereoNet. 该网络以水下立体图像作为输入, 估计相应的视差图, 并将视差图转换为深度图, 进而实现水下图像的颜色校正. Wang 等<sup>[77]</sup>提出了一个基于 CNN 的网络 UIE-Net. UIE-Net 的训练包括颜色校正和烟雾消除 2 个任务, 这种统一的训练方法能够同时学习 2 个任务的强特征表示. 为了更好地提取局部斑块的固有特征, 在该学习框架中采用了像素扰动策略, 即对图像斑块内的所有像素进行干扰, 使在不改变颜色失真和雾霾特征的情况下抑制微小纹理和颜色噪声的干扰, 并显著地提高了网络的收敛速度和精度. Sun 等<sup>[78]</sup>利用基于编码-解码的深度卷积神经网络, 以端到端的自适应方式实现了图像增强, 该方法最大的特点是无须考虑物理环境. 徐岩等<sup>[79]</sup>提出了一种用于增强水下图像的 CNN 模型, 其采用的网络具备较强的特征提取能力, 进而促进水下图像的高质量增强. Wang 等<sup>[80]</sup>提出了基于 2 色空间的水下图像增强

卷积神经网络 UIEC2-Net, 它是一种端到端可训练网络, 由 RGB 像素级块, HSV 全局调整块以及注意图块组成, 具有去噪和去除颜色投射、调整图像亮度、颜色和饱和度等功能. 卫依雪等<sup>[81]</sup>提出一种改进的多尺度密集残差网络的水下图像增强方法, 通过提取图像的多尺度特征以及网络的增强处理, 提升图像亮度和对比度, 校正图像颜色. Qi 等<sup>[82]</sup>设计了一个语义引导的水下图像增强网络 SGUIE-Net 进行图像纹理增强, 并补充了语义注意力引导的特征. 然而, 具有多尺度感知的网络可能会导致训练效率低、颜色校正不准确. Fu 等<sup>[83]</sup>提出了一种基于 U-Net 的空间和信道归一化方案 SCNet, 以提高水下图像质量. 杜守庆等<sup>[84]</sup>提出一种基于多尺度特征提取的水下图像增强模型, 在提升水下图像视觉感知质量的同时保持了良好的实时性. Pan 等<sup>[85]</sup>提出一种通用的双卷积神经网络 DualCNN, 用于低层次的视觉问题, 通过设计 2 个并行的网络结构分支, 以端到端的方式增强图像结构和细节.

表 4 基于小波变换的水下图像增强方法总结

文献	方法描述	实验流程	分析与评价
[70]	基于离散小波变换的水下图像/视频增强方法	处理来自加拿大海洋网络的视频及视频中提取的图像, 与现有算法比较分析	提高了水下图像/视频的视觉质量, 但其详细系数有待改进
[71]	基于小波变换的水下模糊图像融合方法	将增强图像与现有方法定性比较	图像颜色和对比特度得到增强, 但未对所提算法进行全面的定量分析
[72]	基于平稳小波变换的方法	孟加拉湾 20 m 深处声呐捕获的图像, 与各对比度增强方法对比分析	对比度增强方面效果良好, 增强后图像可用于目标检测
[73]	基于小波变换和差分进化算法的方法	分别使用熵、峰值信噪比及均方误差等标准测试该方法的性能	有效地消除色偏, 改善模糊细节, 但对实验结果的主观评价有待关注
[74]	基于拉普拉斯分解的水下图像增强方法	借助 PKU-EAQA 数据集中的图像与现有方法对比分析	对比度得到增强, 颜色得到校正, 边缘得到保留, 伪影和噪声被最小化
[75]	基于离散小波变换的双流网络	分别在真实水下数据集 UIEB 和合成水下数据集 NYU 验证算法有效性, 并于现有算法对比分析	有效地消除色偏, 改善模糊细节

GAN 的提出, 极大地促进了水下图像颜色校正技术的发展. GAN 被证明可以在图像生成以及风格迁移等方面展现出极佳的性能, 该网络通过生成器与判别器之间的相互博弈, 最终生成理想的图像输出. GAN 通过数据驱动的训练方式, 可以更为合理地处理因多种因素导致水下图像退化的问题. Li 等<sup>[86]</sup>提出了一种基于 GAN 的水下图像生成方法, 记为 WaterGAN, 该方法以真实脱水的 RGB 图像和深度图像为训练样本, 以生成逼真的水下图像, 并提出一种颜色校正网络, 实现水下图像颜色校正. Ye 等<sup>[87]</sup>提出一种应用于水下图像去雾和颜色校正的 GAN 框架, 它由雾度检测和颜色

校正子网络组成, 可以生成与真实图像极为相似的结果. Guo 等<sup>[88]</sup>提出了一种新的用于增强水下图像的多尺度密集生成对抗网络. 生成器中提供了剩余多尺度密集块, 其中, 多尺度、密集连接<sup>[89]</sup>和残差学习<sup>[90]</sup>可以分别提高性能、渲染更多细节和利用以前的特征; 鉴别器采用计算光谱归一化来稳定鉴别器的训练. 同时, 提出了非饱和 GAN 损失函数, 以关注地面真实感的图像特征. Liu 等<sup>[91]</sup>基于循环一致性对抗网络 CycleGAN 以及极深超分辨率重建模型 VDSR, 提出一种残差学习水下图像增强框架, 实现图像颜色校正. 其中 CycleGAN 可帮助解决数据集匮乏的问题, 而 VDSR 模型可

帮助实现图像超分辨重建. Liu 等<sup>[92]</sup>提出了一种基于条件生成对抗网络(conditional GAN, cGAN)的水下图像颜色校正方法, 记为 MLFcGAN. 该方法实现了生成器部分的多尺度全局/局部特征融合, 其中全局特征包含了图像的高层语义信息, 而在与局部特征融合后, 有关特征的表达将更具有判别力, 进而展现出极强的图像颜色校正效果. Lin 等<sup>[93]</sup>提出了一种具有双分支渐进生成器的条件生成对抗网络, 生成器由 2 个独立的分支和一个渐进增强算法组成, 以实现图像的高质量颜色校

正. Sun 等<sup>[94]</sup>提出一种水下多场景生成对抗网络 UMGAN, 不仅解决了局部区域过度和不足的问题, 还消除了对成对训练数据的依赖.

表 5 针对基于深度学习的水下图像增强方法进行了归纳与总结. 深度学习方法的特点是通过大量样本数据进行学习, 使得训练后的模型自主展现出水下图像增强能力. 此类方法普遍具有较强的增强性能以及泛化能力, 从而处理多种复杂水下环境中的图像增强问题. 然而, 当前深度学习方法所面临的主要问题在于, 所构建的深度学

表 5 基于深度学习的图像增强方法总结

文献	方法描述	实验数据集	分析与评价
[76]	能输出密集深度图和水下场景颜色校正图像的无监督深度神经网络	夏威夷一个含有珊瑚的开放海湾拍摄 1 371 幅训练图像和 10 幅测试图像; 以岩石和水泥块等为特征的运河里拍摄 2 676 幅训练图像和 5 幅测试图像	定性定量指标优于现有方法, 可尝试将该系统集成到该领域的水下机器人平台上
[77]	能够颜色校正和去雾的基于 CNN 的水下图像增强网络	网上收集的 200 幅清晰水下图像和视频中提取的 1 800 幅水下图像	消除了颜色失真, 增强对比度, 提高图像质量, 但计算成本较高
[78]	基于小波变换的水下图像增强模型编解码深度 CNN 模型	TURBID 数据集	在水下图像增强中表现出良好的性能
[79]	基于 CNN 的水下图像增强方法	美国明德大学的图像库, 选出 81 幅图像	得到更清晰、色彩更加饱满真实的图像
[80]	一种基于集成 RGB 颜色空间和 HSV 颜色空间的水下图像增强卷积网络	合成水下图像和 UIEB 数据集	有效地去除彩色伪影, 并保留了水下图像的细节信息
[81]	改进的多尺度密集残差网络	一个水下图像退化数据集 Type, EUVP 数据集	增强图像对比度、改善图像色彩、适用不同水下图像
[82]	一个语义引导的水下图像增强网络	SUIM-E 数据集训练, UIEB, RUIE, EUVP, SQUID, ColorChecker 数据集验证	在增强清晰的局部细节的同时获得了良好的全局增强, 但训练效率低
[83]	基于 U-Net 的空间和信道归一化方案	UIEB 数据集	具有较好的泛化能力
[84]	基于多尺度特征提取的水下图像增强网络	EUVP 数据集、从人工养殖基地采集的河豚图像中的 300 幅具有代表性的图像	轻量级模型, 拥有较高的处理速度
[85]	通用的双卷积神经网络	BSDS500 数据集	证明了框架的通用性, 可高效地应用于许多低级视觉任务
[86]	在无监督环境下从空中图像和深度配对生成真实水下图像的生成性多功能网络 WaterGAN	Titan X 上批量为 64, 学习率为 0.000 2 的图像	输出的图像在不同的时间范围内是准确和一致的
[87]	从单个水下图像中联合检测雾度和颜色校正的堆叠 GAN 模型	分别使用 1 200 幅和 249 幅合成图像进行训练和测试; 真实的水下图像数据集 MHL, 包括超过 15 000 幅图像	提出的方法比现有最先进的方法具有优势
[88]	用于增强水下图像的多尺度密集 GAN 模型	从中国獐子岛的相关论文和海鲜养殖基地中选择了 119 幅真实的水下图像, 并从 ImageNet 和 SUN 中选择了 96 幅图像	可达到很好的增强效果, 但合成水下图像的美观性有待提高
[89]	基于深度残差框架的水下图像增强方法	大约 4 000 对合成水下图像数据集	颜色校正和细节增强性能均优于以往方法
[92]	用于水下图像颜色校正的基于条件生成网络的深度多尺度特征融合网络	6 000 幅包含非失真水下图像和失真水下图像的数据集	有效地增强水下图像的颜色
[93]	基于条件生成对抗网络的水下图像增强模型	EUVP, UIEB 数据集	在水下图像呈现出严重的绿色色调时不能完全去除绿色, 不能完全补偿吸收的颜色
[94]	基于水下多场景的 GAN 模型	EUVP, UIEB 数据集	适用于各类水下图像, 在图像细节保持和训练速度方面仍有待提高

习模型的增强能力很大程度上取决于数据集本身的质量, 当数据集覆盖面或者数量有限时, 模型的性能将会受到很大程度的影响. 另外, 深度学习模型与客观水下成像模型并无必然关联, 模型的可解释能力相对较弱, 图像的增强过程难以被量化分析.

### 2.1.3 水下图像增强方法实验与分析

为了验证各类增强方法的性能, 下面对经典方法进行实验验证. 针对无参考的测试集 UIEB (underwater image enhancement benchmark) 数据集, 选用水下图像质量评估 (underwater image quality measure, UIQM) 和 水下彩色图像质量评估 (underwater colour image quality evaluation metric, UCIQE) 对处理的水下图像进行质量评价; 针对有参考的测试集 NYU-v2, 选用峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR)、结构相似度 (structural

similarity, SSIM) 和 均方误差 (mean square error, MSE) 对处理的水下图像进行质量评价. 参与实验的方法包括 GBR<sup>[49]</sup>, CLAHE<sup>[60]</sup>, RGHS<sup>[64]</sup>, UIE-WD<sup>[74]</sup>, UIEC2Net<sup>[80]</sup>, MLFcGAN<sup>[92]</sup>, 以及 DualCNN<sup>[85]</sup>.

#### (1) 无参考数据集 UIEB

自 UIEB 选取 60 幅无参考的真实水下图像对各算法进行测试, 测试结果如图 4 所示, 评价结果如表 6 所示. 结合对图 4 和表 6 的分析, 经 GBR<sup>[49]</sup> 白平衡方法、CLAHE<sup>[60]</sup>, RGHS<sup>[64]</sup> 直方图均衡化方法、UIE-WD<sup>[74]</sup> 小波变换方法、UIEC2Net<sup>[80]</sup>, MLFcGAN<sup>[92]</sup>, DualCNN<sup>[85]</sup> 深度学习方法为代表的水下图像增强方法处理后的水下图像颜色得到明显的改善, 但白平衡方法与小波变换方法得到的图像颜色整体偏红, 深度学习方法得到的图像更接近退水后的图像. 结合评价指标, UIEC2Net<sup>[80]</sup> 方法的 UIQM 值最高, RGHS<sup>[64]</sup> 方法的 UCIQE 值最高.

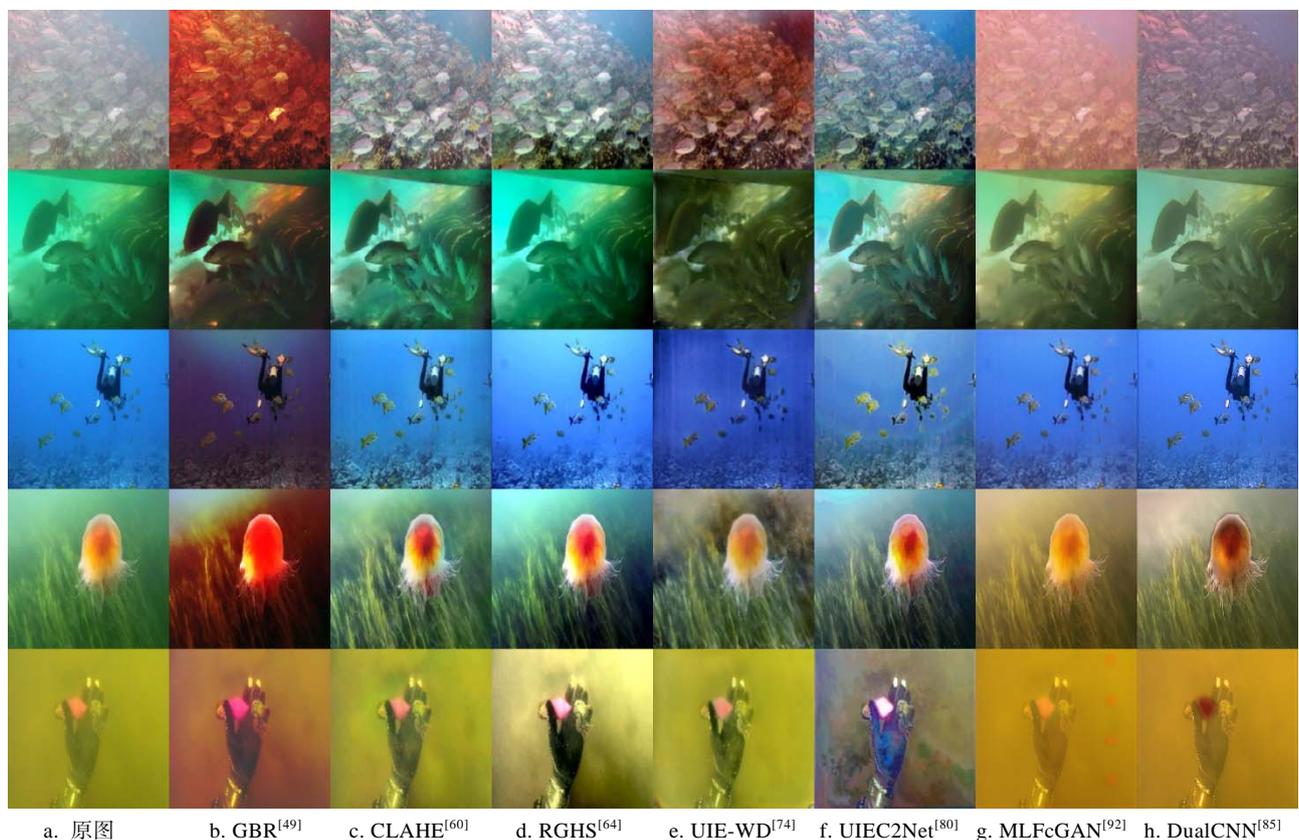


图 4 各类真实水下图像增强方法处理结果对比

#### (2) 有参考数据集 NYU-v2

自 NYU-v2 种类 1 中随机选取 100 幅有参考的合成水下图像对各方法进行测试, 测试结果如图 5 所示, 评价结果如表 7 所示. 结合图表分析, 经 GBR<sup>[49]</sup> 传统方法、CLAHE<sup>[60]</sup>, RGHS<sup>[64]</sup> 直方图均衡化方法、UIE-WD<sup>[74]</sup> 小波变换方法、UIEC2Net<sup>[80]</sup>,

MLFcGAN<sup>[92]</sup>, DualCNN<sup>[85]</sup> 深度学习方法为代表的水下图像增强方法处理后的水下图像的颜色都得到了有效的增强, 深度学习方法从颜色、对比度、细节等各方面看与真实图像相差无几, 其评价指标也远优于其他方法. 根据表 7 可知, UIEC2Net<sup>[80]</sup> 方法的 PSNR 值与 MSE 值都是最优.

表 6 各类真实水下图像增强方法评价指标对比

方法	UIQM	UCIQE
GBR <sup>[49]</sup>	1.991 8	0.544 3
CLAHE <sup>[60]</sup>	2.555 5	0.571 6
RGHS <sup>[64]</sup>	1.945 8	0.630 9
UIE-WD <sup>[74]</sup>	2.297 0	0.527 8
UIEC2Net <sup>[80]</sup>	3.074 8	0.592 8
MLFcGAN <sup>[92]</sup>	2.806 9	0.540 4
DualCNN <sup>[85]</sup>	2.461 9	0.516 2

## 2.2 水下图像复原方法

水下图像复原在目的上与水下图像增强相似,即通过不同类型手段对原始水下图像进行优化,

使图像呈现出理想的视觉状态.然而与水下图像增强不同的是,水下图像复原侧重于消除原始水下图像中蕴含的消极退化现象,如图像模糊、图像噪声、图像雾化和低对比度等.因此,水下图像复原方法主要表现为通过构建退化模型的方式来对模型参数进行估计,从而反演得到未退化的水下真实图像.水下图像复原的过程可以理解为图像降质的反向过程,这一特点使得绝大多数水下图像复原方法普遍依赖先验知识以及对环境条件的各种假设.从应用技术手段进行分类,水下图像复原一般可由暗通道先验、图像复原滤波、光与波长补偿以及深度学习等技术加以支撑.

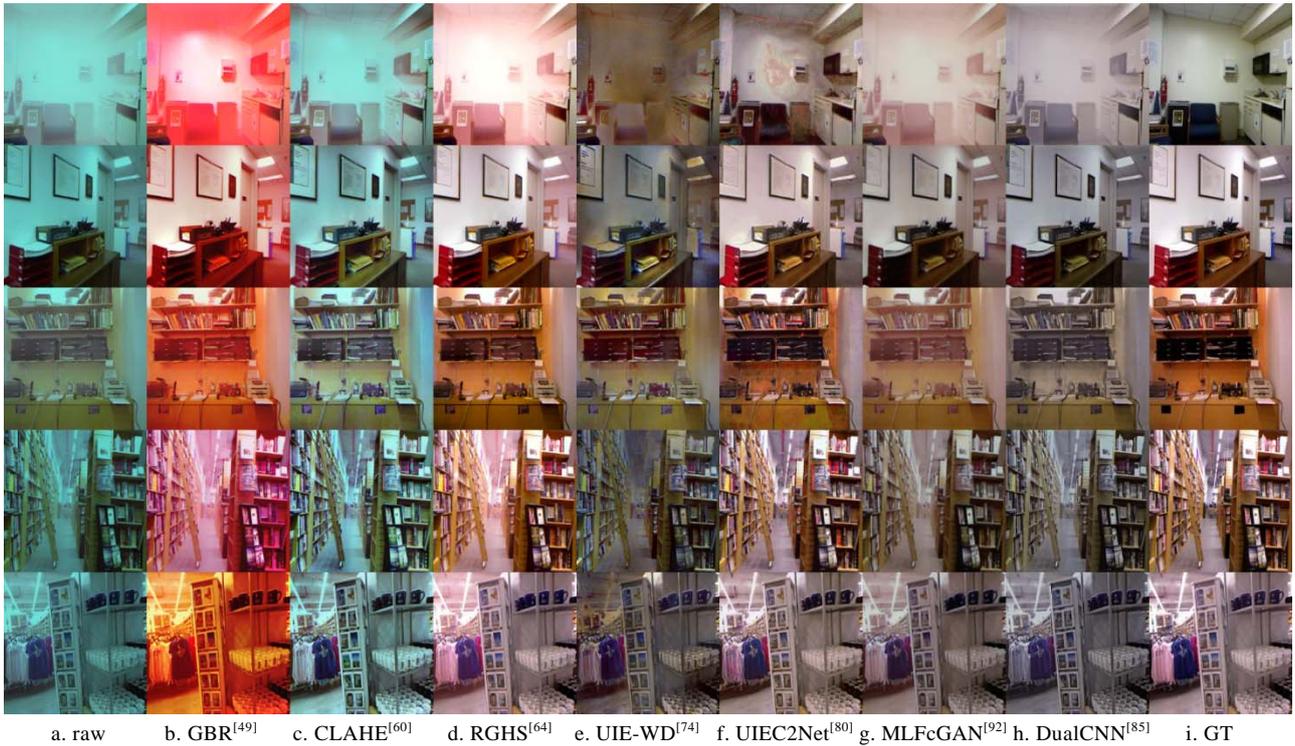


图 5 各类合成水下图像增强方法处理结果对比

表 7 各类合成水下图像增强方法评价指标对比

方法	PSNR/dB	SSIM	MSE
GBR <sup>[49]</sup>	16.762 0	0.826 8	5 169.111 2
CLAHE <sup>[60]</sup>	15.506 9	0.827 6	2 992.883 3
RGHS <sup>[64]</sup>	14.663 8	0.809 3	5 175.169 2
UIE-WD <sup>[74]</sup>	14.276 6	0.786 4	6 546.293 3
UIEC2Net <sup>[80]</sup>	29.206 9	0.913 8	363.464 0
MLFcGAN <sup>[92]</sup>	15.803 5	0.894 7	2 422.925 0
DualCNN <sup>[85]</sup>	16.776 0	0.893 2	1 710.083 2

### 2.2.1 基于暗通道先验的图像复原方法

暗通道先验(dark channel prior, DCP)由 He 等<sup>[95]</sup>首次提出,并受到了广泛关注:通过对大量的无雾

图像进行观察发现,这些图像的每个像素的 RGB 颜色通道中,总有至少一个通道的灰度值很低,而造成这一现象的原因主要有 3 个:图像阴影、彩色物体(表面)或者黑色物体(表面).所谓暗通道,即为

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(y) \right).$$

其中,暗通道先验指出  $J^{\text{dark}} \rightarrow 0$ .基于上述统计学发现,He 等<sup>[95]</sup>根据对介质透射率以及大气光成分的计算,得到了去雾图像.

基于上述发现,暗通道先验同样在水下图像复原中得到广泛应用. Drews 等<sup>[96]</sup>基于 DCP 的自适应提出一种估计水下环境中传输的方法(underwater

dark channel prior, UDCP), 使得现有 DCP 方法得到显著改进. Sathya 等<sup>[97]</sup>基于 DCP 以及成像颜色模型, 成功地估计出水下图像的雾化情况, 进而获得高质量的去雾图像. Gupta 等<sup>[98]</sup>提出一种基于快速傅里叶变换增强的暗通道水下图像复原方法, 通过光波长的剩余能量比获得介质透射率来实现对图像对比度的调整, 然后使用快速傅里叶变换复原场景亮度. Cui 等<sup>[99]</sup>提出一种基于暗通道先验与金字塔图像融合的水下图像复原模型, 通过将光场图像转化为四维数据, 实现了对图像整体的有效复原. Li 等<sup>[100]</sup>使用 4 种技术提出了水下图像复原方法, 并利用深海光学成像模型确定了海水特性, 同时采用双暗通道模型来去掉水下图像雾化现象. 尹芳等<sup>[101]</sup>提出基于暗通道先验和图像融合的方法, 其利用优化的暗通道先验算法对图像进行清晰化, 并通过直方图均衡化对水下图像进行对比度提升以及色彩平衡处理, 使得在保留图

像细节信息的同时, 提高图像清晰度和对比度, 修正色彩不平衡. 王鑫等<sup>[102]</sup>提出一种融合暗原色先验和稀疏表示的方法, 可同时去模糊和去噪. 林森等<sup>[103]</sup>提出一种基于修正散射模型, 其利用红通道的逆通道对红光进行补偿修正水下成像模型, 并利用二叉树分级搜索算法估计背景光, 最后通过暗通道先验计算水体透射率复原图像, 可有效地复原远景区域的细节信息, 其适用于不同类型的水下退化图像. Liang 等<sup>[104]</sup>通过开发层次搜索技术和新的评分公式, 创建了广义水下暗通道先验方法, 有效地解决了低对比度和色彩投射问题.

表 8 针对基于暗通道先验的水下图像复原方法进行了归纳与总结. 暗通道先验方法通过对大气光强和透射率信息的求解, 分别计算  $R$ ,  $G$ ,  $B$  这 3 个通道即可得到复原后的水下图像. 该方法实验原理简单, 复原效果好, 使用场景广泛; 但也存在算法效率低、图像亮度降低等问题.

表 8 基于暗通道先验的图像复原方法总结

文献	方法描述	实验流程	分析与评价
[95]	从单一输入图像中去除雾前的暗通道方法	使用局部最小算子处理图像, 处理结果与各先进方法对比分析	成功地去除单幅图像的雾霾, 但当场景对象本质上与大气光相似且没有阴影投射时该方法无效
[96]	基于自适应暗通道先验估计水下环境传输的方法	在 3 种不同水下条件下测试方法的有效性	提高图像质量, 但易受场景特征的影响, 方法的可靠性和鲁棒性仍有待提高
[97]	适用于水下图像复原的暗通道先验方法	采用截取自 YouTube 视频中的图像评估方法, 并与信道先验算法和直方图均衡化方法对比	有效地去除烟雾, 但颜色仍存在变化失真
[98]	基于快速傅里叶变换增强的暗通道水下图像复原方法	提取图像信息, 估计水下光照强度, 伽马调整最终的图像, 并于其他方法对比分析	获得更清晰的可视性图像
[99]	基于暗通道先验图像去雾和金字塔图像融合的水下图像复原与增强方法	与一种“原理和提出方法相同, 但除雾顺序和转换为四维数据顺序不同”的方法对比分析	在水下光场图像的复原和增强方面具有良好的效果, 经过重新聚焦和全聚焦的图像比过去去雾和金字塔图像融合后的图像更清晰
[100]	基于半自相似性的超分辨率方法	5 幅来自“南海深海”项目, 5 幅来自水箱实验的图像利用地面真实度对该算法的性能进行了分析和实验评估	提高深海图像的质量, 可以去除不需要的粒子, 纠正非均匀照明, 复原真实场景的颜色, 并超级解析图像
[101]	基于暗通道和图像融合的水下图像复原方法	分别从主观和客观 2 个方面对处理后的水下图像进行评价	可在保留图像细节信息的同时, 提高图像清晰度和对比度, 修正色彩不平衡
[102]	融合暗原色先验和稀疏表示的水下图像复原方法	与基于暗原色先验、基于群稀疏和基于暗原色先验和全变分的方法对比分析	有效地去除因光照散射引起的图像模糊, 同时有效地抑制水下噪声的干扰, 复原后的图像清晰度高, 视觉效果好
[103]	基于修正散射模型的水下图像复原方法	对 4 幅不同色偏程度及不同浑浊度的水下图像进行实时处理并进行主客观评价	整体的色度、饱和度和对比度的综合指标较高, 能在有效还原水下图像真实颜色的同时, 复原出更多的细节信息; 鲁棒性有待提高
[104]	基于水下暗通道先验与白平衡的图像复原方法	对提出的后向散射光估计与白平衡技术进行综合评估, 与现有水下图像复原方法比较分析	有效地提高水下图像视觉质量, 但计算效率低, 无法适用于实时应用

### 2.2.2 基于滤波技术的图像复原方法

使用滤波器对水下图像本身进行去噪或去模糊处理是一种非常常见且直接的工作。图像滤波既可在时域进行,也可在频域进行。图像滤波可以更改或者增强图像。通过滤波,可以强调一些特征或者去除图像中一些不需要的部分。滤波是一个邻域操作算子,利用给定像素周围的像素的值决定此像素的最终输出值。图像滤波可以表示为

$$O(i, j) = \sum_m^n I(i+m, j+n) \times K(m, n).$$

其中,  $K$  为滤波器。

早在 2006 年, Trucco 等<sup>[105]</sup>便基于简化的 Jaffe-McGlamery 模型,设计了一种自调谐的水下图像复原滤波器,实验结果证明这种滤波器可以在一定程度上降低光照散射对图像的影响,但前提是滤波器满足 2 种假设条件,一是只考虑前向散射对图像的影响,二是图像要受到均匀的光照。Bazeille 等<sup>[106]</sup>设计了一种适用于 YCbCr 空间的水下图像复原方法,其将图像 RGB 空间转换为 YCbCr 空间,并使用同态滤波器消除非均匀照明;在对图像进行小波去噪后,又使用各向异性滤波器获得复原图像。田卉等<sup>[107]</sup>提出一种基于 GA-MCMC 粒子滤波图像复原算法,其引入遗传算法(genetic algorithm, GA)全局最优和粒子总数

多样性的特性,并结合马尔可夫链蒙特卡罗方法(Markov chain Monte Carlo, MCMC)的收敛性,将交叉、变异和选择操作融入粒子滤波图像复原中,提高了粒子滤波的鲁棒性、精确性和灵活性。Prathasarathy 等<sup>[108]</sup>提出了一种通过从正在增强的图像中获取参数值来实现 MSRCR 的完全自动化方法,可将各种非线性照明条件下拍摄的图像增强到用户可实时感知的水平。李鑫楠等<sup>[109]</sup>提出了一种基于指导滤波的图像盲复原算法,通过估算点扩散函数复原目标图像,其采用反复迭代复原的方式获取清晰图像。Wang 等<sup>[110]</sup>设计了一种最佳窗口大小和运动计算模糊参数模型,通过引入维纳滤波器实现图像复原。Chaudhry 等<sup>[111]</sup>提出了一种同步实现水下图像去雾和能见度增强的框架,它通过混合中值滤波与冲击滤波以实现图像的初始增强,然后在 RGB 和 HSV 颜色空间中进行对比度增强。该框架可有效地去除图像的模糊,同时也最大限度地减少了颜色失真和伪影。Kim 等<sup>[112]</sup>提出了一种用于边缘感知图像滤波的深度卷积神经网络模型,旨在使用 2 个特征映射实现端到端训练。

表 9 针对基于图像复原滤波的水下图像复原方法进行了归纳与总结。图像滤波技术是在尽量保留图像细节特征的前提下对目标图像的噪声进行抑制。对于经图像复原滤波技术处理后的水下

表 9 基于滤波技术的图像复原方法总结

文献	方法描述	实验流程	分析与评价
[105]	基于简化 Jaffe-McGlamery 模型的自校正图像复原滤波器	通过目视检查对复原质量进行定性评估,以及使用恢复过滤器作为分类器预处理器进行定量性能分析	适合于浅水、漫反射光条件下的有限后向散射,不适用于实验,参数有待进一步优化
[106]	水下图像复原预处理滤波器	研究了预滤波器的快速性,并利用 Matlab 对其进行了优化	减少了水下扰动,提高了图像质量
[107]	基于 GA-MCMC 粒子滤波图像复原方法	以 256×256 像素大小的 Lena 图像为例,考虑在被 2 种类型的混合噪声污染下的复原问题	减少贫化和退化问题,有效复原具有混合噪声的图像
[108]	基于多尺度 retinex 过滤器的图像颜色复原方法	使用 NASA 网站提供的标准 Retinex 测试图像进行比较	适合于多种类型图像颜色复原,但当存在较大的恒定颜色区域时,它无法呈现准确的颜色
[109]	基于指导滤波的图像盲复原方法	采取可视化方法,将本文方法与其他方法在视觉效果上进行对比分析	可获得具有清晰边缘和纹理的高质量图像,同时能够很好地消除噪声和抑制振铃效应
[110]	使用刀口函数和最佳窗口维纳滤波进行图像复原的滤波器	计算运动模糊参数并构造最佳窗口与系统退化函数,进行维纳滤波获取复原的图像	复原后的图像分辨率和对比度参数均有提高,细节清晰,无明显的振铃效应
[111]	利用混合中值滤波与冲击滤波进行水下图像去雾和能见度增强的框架	对所提方法和现有技术进行定量和可视化比较	有效地去除了图像的模糊,同时也最大限度地减少了颜色失真和伪影
[112]	用于边缘感知图像滤波的深度卷积神经网络模型	与广泛应用的图像复原滤波算法在边缘保持滤波、去噪、去模糊和去块 4 个问题上进行比较,并进行定性定量分析	有效地保留重要边缘,可适用于各种图像增强与复原

图像, 其噪声影响可被有效去除, 但此类方法对受噪声影响较小的水下图像复原效果较差。

### 2.2.3 基于光与波长补偿的图像复原方法

利用光与波长补偿实现水下图像复原的根本原因是不同波长的光在水介质中具有不同的穿透能力, 因此通过无光区域拍摄的图像进行光补偿, 往往能够快速实现图像复原。Chiang 等<sup>[113]</sup>通过引入人造光源来补偿沿传播路径的衰减, 并实现了对光照散射以及颜色失真问题的同步处理。Chen 等<sup>[114]</sup>根据通道明亮程度的不同, 将图像分割成不同的照明区域, 经过探索发现, 受环境光影响较大的区域往往具有比环境光较少的区域更明显的雾化情况, 因此设计了色彩补偿的方式实现了图像去模糊工作。Emberton 等<sup>[115]</sup>针对水下单—图像的去模糊问题提出了改进: 通过对图像区域进行分层排序来定位最可能的遮掩光区域, 并使用投射估计的方法生成了去模糊图像。Li 等<sup>[116]</sup>提出一种基于四叉树细分的图像分割方法, 有效地实现了对背景光的估计, 最后利用最小信息损失原则获得了介质透射率。受文献<sup>[115]</sup>启发, Wu 等<sup>[117]</sup>利用四叉树细分的分层搜索来估计全局背景光,

通过各深度补偿和多通道引导图像滤波器的方式进行了颜色校正, 并利用非局部图像去模糊算法, 最终实现了图像的整体复原。Peng 等<sup>[118]</sup>提出了一种基于图像模糊度和光吸收的水下场景深度估计的方法, 准确估计水下场景深度, 成功地复原水下图像。Zhou 等<sup>[119]</sup>提出了一种基于信息分布与光散射先验的水下图像复原方法, 其通过估计背景光区域、获取深度图和透射图, 反演水下成像模型得到复原后的图像。邱啟蒙等<sup>[120]</sup>提出一种基于四叉树分级搜索和透射率优化的水下图像复原方法, 其对源图像红色通道进行补偿预处理, 结合暗通道先验与直方图拉伸获得复原图像。

表 10 针对基于光与波长补偿的水下图像复原方法进行了简要的归纳与总结。此类方法的主要思想来源于光在水下传播时会发生衰减的客观事实。由于光的衰减程度与波长相关, 因此直接通过光与波长的针对性补偿, 进而实现水下图像中对多种退化现象的有效复原。基于光与波长补偿的水下图像复原方法的计算复杂度普遍偏低, 可以实现水下图像的快速复原, 但此类方法的泛化能力相对较差, 难以广泛地应用到各种复杂未知的水下环境中。

表 10 基于光与波长补偿的图像复原方法总结

文献	方法描述	实验流程	分析与评价
[113]	新的解决水下图像去噪增强的系统方法	利用地面真实度对所提出的 WCID 算法的性能进行了客观和主观的评估	有效地恢复图像颜色平衡, 消除浑浊
[114]	用于复原光学非均匀环境中获取的水下图像的区域专用估计方法	通过在人工光明显的光学非均匀环境中采集的视频, 评估了区域专用水下图像复原方法的性能	优于传统的基于直方图均衡化的增强和基于暗通道先验的复原方法, 但对大型暗物体或扩散阴影无效
[115]	采用新的遮罩光和透射估计步骤来处理由明亮物体引起的问题的单图像去雾方法	与多种水下去雾方法比较验证, 并进行定量评估	表现出良好的去雾能力, 在颜色转换和计算效率方面有待进一步提高
[116]	使用四叉树细分和基于图的分割的水下图像复原方法	与多种方法进行定性和定量比较以评估该方法的性能	能够有效地处理在具有挑战性的水下场景中拍摄的图像
[117]	基于各深度补偿和多通道引导图像滤波器的色彩校正和图像去雾方法	与先进的方法比较分析	有效地抑制噪声, 复原细节信息与颜色信息
[118]	基于图像模糊度和光吸收的水下场景深度估计	针对合成水下图像和真实水下图像, 与基于 DCP 和 MIP 方法分别进行比较	准确地估计水下场景深度, 适用于不同水下色调、不同光照条件的水下图像
[119]	基于信息分布和光散射先验的水下图像复原方法	借助 UIEB 和 UPRC 数据与不同方法进行对比分析	有效地去除颜色透射, 增加对比度, 但简化模型未充分地考虑水下退化特性
[120]	基于四叉树分级搜索和透射率优化的水下图像复原方法	借助 UIEB 与 RUIE 数据集与 5 种具有代表性的方法比较分析	在色彩均衡与细节还原上表现优异, 但运行效率有待提高

### 2.2.4 基于深度学习的图像复原方法

近年来, 基于神经网络技术的水下图像复原成为了国内外诸多学者的研究重点, 并取得了令人瞩目的进展与成果, 这主要得益于其所展现出来的强大的性能以及训练数据的不断扩充。在水

下图像复原研究中, Li 等<sup>[11]</sup>基于 CNN 的思想, 提出一种新的水下复原模型, 记为 UWCNN, 其利用合成水下图像数据库, 通过端到端以及数据驱动的自动训练机制, 可以实现对水下图像的高清晰复原, 并同时很好地抑制了图像中的绿色色调。

Barbosa 等<sup>[121]</sup>利用 CNN 模型, 实现了无须真实清晰的水下图像数据, 仅通过图像质量度量即可恢复学习过程; 它首先利用 DehazeNet 模型进行监督训练并复原输入图像, 并通过一系列最小化图像质量指标所组成的损失函数, 成功地指导视觉驱动学习并实现图像复原. Wang 等<sup>[122]</sup>提出了一种有效的 CNN 用于水下图像复原, 该网络由传输估计网络和全局环境光估计网络 2 个并行分支组成. 根据水下光学成像模型, 利用这 2 个分支产生的估计值复原清晰图像. Xiang 等<sup>[123]</sup>提出一种具有偏振残差密集网络的四输入深度学习模型, 有效地复原水下模糊图像. Fu 等<sup>[124]</sup>利用原始水下图像和未退化图像之间的同源性, 提出了一种无监督水下图像复原方法, 有效提高图像质量. Hao 等<sup>[125]</sup>提出一种基于物理模型和因果干预的两阶段水下图像复原方法, 通过新型水下图像退化公式, 构建具有多尺度卷积和跳跃连接的图像复原网络, 实现了高质量的图像复原.

与基于深度学习的图像增强方法类似, GAN 在水下图像复原方法中应用同样广泛. Chen 等<sup>[126]</sup>提出了一种改进的 GAN 水下图像复原模型, 记为 GAN-RS. 该模型中的生成器采用编码-解码结构, 并利用多个残差块生成了合成图像; 判别器包含

对抗分支以及批评分支, 最终实现自适应、实时地改善水下图像质量, 提高图像复原性能. Lu 等<sup>[127]</sup>基于循环生成对抗网络 CycleGAN, 并结合暗通道先验, 建立一个具有自适应能力的水下图像复原框架, 其中自适应结构的相似性指数度量损失主要用于改善结构的信息; 其在对比度和颜色校正方面均表现出了优越的性能, 但在光照不均匀情况下, 其复原的图像质量往往会受到比较大的影响. Yu 等<sup>[128]</sup>提出一种用于水下图像复原的条件生成对抗网络, 使用具有梯度惩罚项的 Wasserstein GAN 作为骨干网络, 将损失函数设计为 GAN 的损失和感知损失之和; 在鉴别器中, 使用卷积 patchGAN 分类器来学习结构损耗, 而不是图像级损耗或像素级损耗. Lin 等<sup>[129]</sup>提出一种扩张生成对抗网络 (dilated generative adversarial network, DGAN), 不仅可以确定整个图像的真实性, 而且对鉴别器中的每个组成像素都具有分类能力.

表 11 针对基于深度学习的水下图像复原方法进行了简要的归纳与总结. 通过深度学习处理后的水下图像有效地解决了对比度低、细节模糊等问题. 与基于深度学习的水下图像增强方法类似, 基于深度学习的水下图像复原方法同样可以具有极强的性能, 但也依然受到训练数据质量的约束, 且

表 11 基于深度学习的水下图像复原方法总结

文献	方法描述	实验数据集	分析与评价
[11]	基于 CNN 的图像处理方法	10 个合成的不同的海洋图像数据库	在定性和定量方面均优于同时期方法, 但该模型需要准确的物理参数和水下清晰图像作为监督
[121]	基于 CNN 的不需要地面真实数据的方法	有监督阶段: 642 幅合成图像 无监督阶段: 60 幅水下相关场景; 70 幅绿茶溶液场景	提高了系统的性能和水下图像视觉质量, 但在建模过程中未采取有效先验来约束参数的估计而导致估计不准确
[122]	由传输估计网络和全局环境光估计网络组成的 CNN 模型	Middlebury 立体数据集	有效地恢复自然景物, 增加水下图像的颜色和对比度
[123]	基于偏振残差密集网络的水下图像复原方法	自制 180 组、规模约为 8 772 幅的不同浊度偏振图像	针对混浊水下环境中的不同材料的物体具有良好的复原效果
[124]	无监督的水下图像复原方法	UIEB 和 RUIE 数据集	通过无监督方法实现了水下图像的复原, 并证明了其相对于现有方法的优越性
[125]	基于物理模型和因果干预的两阶段水下图像复原方法	RealA, RealB 和 UIEB 数据集	提高图像视觉质量, 且实时性较高
[126]	基于 GAN 的复原方案	在中国海底收集 2 201 幅水下图像	在视觉质量和功能方面具有卓越的性能, 但网络结构相对复杂, 训练存在难度
[127]	基于多尺度循环 GAN 系统的水下图像复原方法	1 037 幅混浊水下图像和 496 幅来自 ImageNet 的自然场景图像	在对比度增强和颜色校正方面具有良好的质量性能, 但无法在不均匀照明下生成合理图像
[128]	用于水下图像复原的条件生成对抗网络	从互联网上收集的 3 000 幅清晰的水下图像和 17 幅不同浊度的退化水下图像	在定量估计和视觉效果方面均优于其他广泛应用的水下图像复原方法
[129]	基于扩张 GAN 的水下图像复原方法	EUVP 和 UIEB 数据集	提高图像清晰度和图像视觉质量, 但训练过程较复杂

模型的可解释问题仍然需要被进一步探索。

### 2.2.5 水下图像复原方法实验与分析

为了验证各类算法的性能, 下面对部分方法进行实验验证. 针对无参考的测试集 UIEB, 选用 UIQM 和 UCIQE 对处理的水下图像进行质量评价; 针对有参考的测试集 NYU-v2, 选用 PSNR, SSIM, MSE 对处理的水下图像进行质量评价. 参与实验的方法包括 DCP<sup>[95]</sup>, UDCP<sup>[96]</sup>, MSRCR<sup>[108]</sup>, IBLA<sup>[118]</sup>, UWCNN<sup>[111]</sup>以及 USUIR<sup>[124]</sup>.

#### (1) 无参考数据集 UIEB

自 UIEB 选取 60 幅无参考的真实水下图像对各

算法进行测试, 测试结果如图 6 所示, 评价结果如表 12 所示. 结合图 6 和表 12 的分析可知, 经 DCP<sup>[95]</sup>, UDCP<sup>[96]</sup>暗通道先验方法、MSRCR<sup>[108]</sup>图像复原滤波方法、IBLA<sup>[118]</sup>光与波长补偿方法、UWCNN<sup>[111]</sup>, USUIR<sup>[124]</sup>深度学习方法为代表的水下图像复原方法处理后的水下图像对比度增强, 图像细节信息得到了有效恢复. 但暗通道先验方法和光与波长补偿方法的图像颜色整体偏暗, 图像复原滤波方法图像颜色偏亮, 深度学习方法从主观判断颜色更加舒适. 从表 12 也可以看出, USUIR<sup>[124]</sup>方法的 UIQM 值与 UCIQE 值最高.

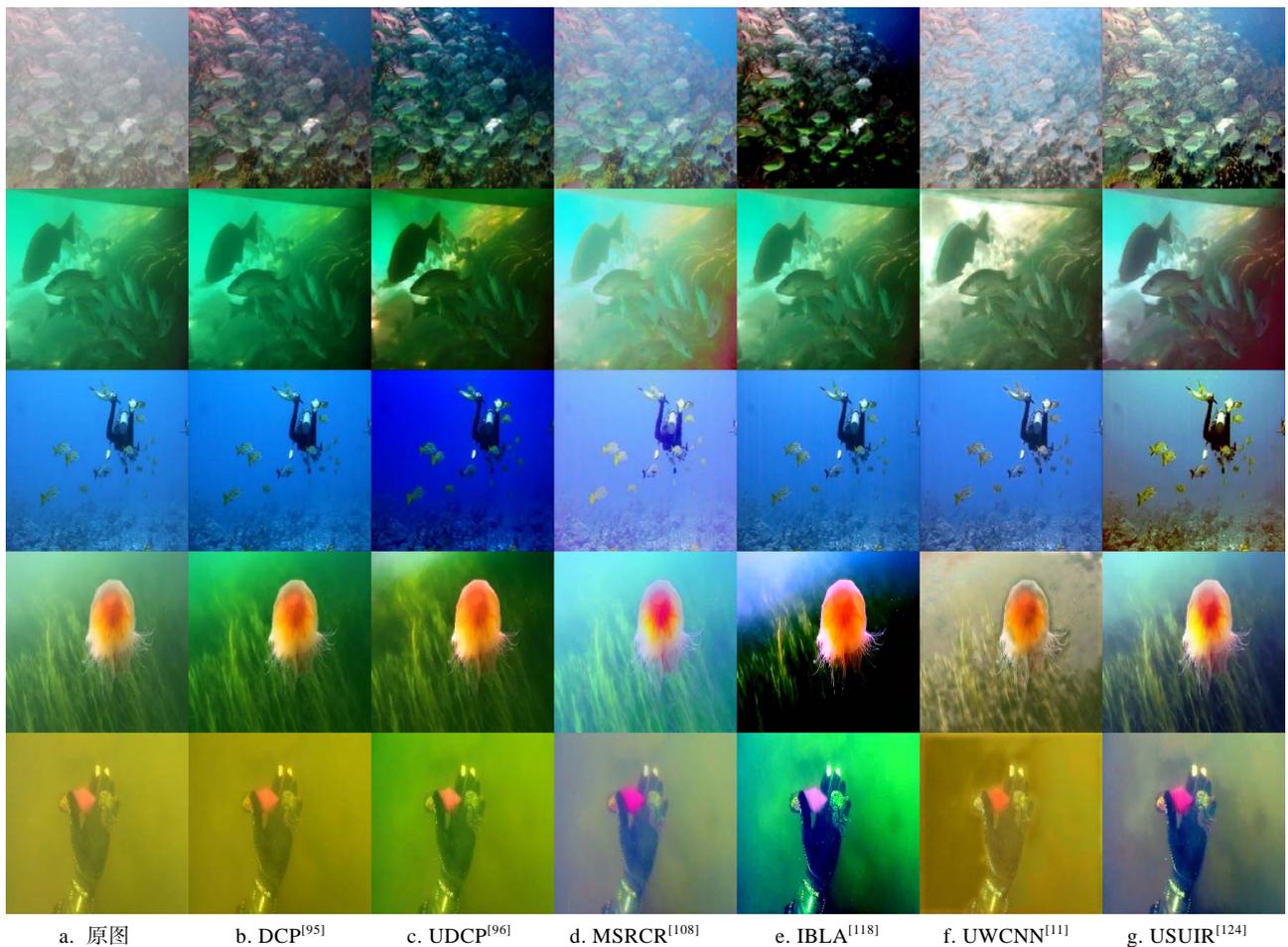


图 6 各类真实水下图像复原方法处理结果对比

表 12 各类真实水下图像复原方法评价指标对比

方法	UIQM	UCIQE
DCP <sup>[95]</sup>	1.424 0	0.560 0
UDCP <sup>[96]</sup>	1.392 0	0.577 2
MSRCR <sup>[108]</sup>	2.295 5	0.547 7
IBLA <sup>[118]</sup>	1.724 8	0.590 0
UWCNN <sup>[111]</sup>	2.799 3	0.537 7
USUIR <sup>[124]</sup>	2.882 2	0.623 9

#### (2) 有参考数据集 NYU-v2

自 NYU-v2 种类 1 中随机选取 100 幅有参考的合成水下图像对各算法进行测试, 测试结果如图 7 所示, 评价结果如表 13 所示. 结合图 7 和表 13 的分析, 经 DCP<sup>[95]</sup>, UDCP<sup>[96]</sup>暗通道先验方法、MSRCR<sup>[108]</sup>图像复原滤波方法、IBLA<sup>[118]</sup>光与波长补偿方法、UWCNN<sup>[111]</sup>, USUIR<sup>[124]</sup>深度学习方法为代表的水下图像复原方法处理后的水下图像对比度

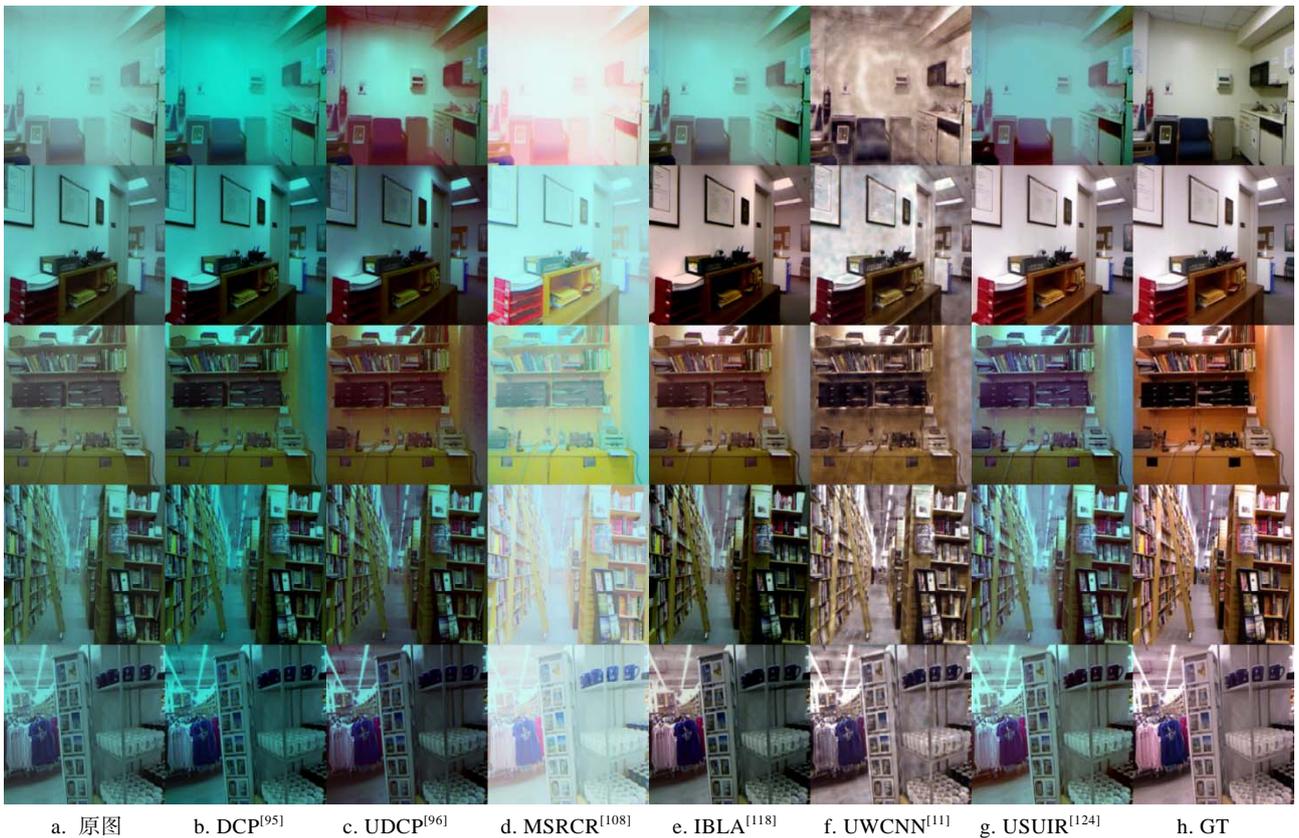


图 7 各类合成水下图像复原方法处理结果对比

表 13 各类合成水下图像复原方法评价指标对比

方法	PSNR/dB	SSIM	MSE
DCP <sup>[95]</sup>	18.529 0	0.875 4	5 571.367 1
UDCP <sup>[96]</sup>	16.182 4	0.830 8	3 455.564 3
MSRCR <sup>[108]</sup>	7.474 7	0.602 8	12 236.444 2
IBLA <sup>[118]</sup>	16.334 4	0.803 1	2 842.704 2
UWCNN <sup>[111]</sup>	21.389 3	0.859 1	760.751 2
USUIR <sup>[124]</sup>	14.279 6	0.943 2	2 907.241 1

增强,但暗通道先验方法的图像颜色仍呈蓝绿色,图像复原滤波方法的图像颜色过亮,UWCNN<sup>[111]</sup>方法的 PSNR 值与 MSE 值均为最优。

从实验结果中不难看出,图像增强与复原是相辅相成的,没有明确的界限,很多算法既有增强的效果,也有复原的效果.这一现象在深度学习方法中体现得尤为明显,而此类方法之所以能够在图像增强与复原中同时体现出明显的优越性,一个重要的原因在于训练过程中有未退化的真值图像作为参考,这使得深度学习方法不仅能够在训练过程中学习到图像颜色校正的映射,也能够同时学习到诸如对比度增强、细节恢复、去噪、去雾等反演映射.因此,利用深度学习方法所得到的优

化图像往往能够更加贴近真实脱水图像,这也是此类方法在水下图像处理研究中备受追捧的重要原因之一。

### 3 水下图像数据集

大规模可训练的水下图像数据集是实现水下图像增强与复原的核心,是深度学习框架的训练的基础.本文对目前已有的水下图像增强与复原数据集进行详细的归纳与总结.常用的数据集及其相应介绍如表 14 所示。

#### (1) TURBID 数据集<sup>[130]</sup>

TURBID 数据集<sup>①</sup>由 5 个不同的退化图像子集及其各自的地面实况组成,其中, Milk 和 DeepBlue 的子集各有 20 幅图像,叶绿素的子集有 42 幅图像。

#### (2) OUC-VISION 数据集<sup>[131]</sup>

OUC-VISION 数据集<sup>②</sup>包含 220 个独立物体的 4 400 幅水下图像.每个物体通过 4 种姿态(正面、反面、左侧和右侧视图)变化和 5 个空间位置(水下物体位于左上角、右上角、中心、左下角和右下角)

① <http://amandaduarte.com.br/turbid>

② <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/80193>

表 14 水下图像增强与复原数据集总结

数据集	年份	特点	来源	数量	数据集描述
TURBID <sup>[130]</sup>	2004	模拟真实海底环境	合成	82	包含描绘海底特征的石头, 模仿珊瑚、贝壳和海洋的装饰
OUC-VISION <sup>[131]</sup>	2017	多角度拍摄物体	拍摄	4 400	包含 220 个独立物体及其 4 种姿态
UIEB <sup>[132]</sup>	2019	水下场景多样, 图像质量高	拍摄	950	包含 890 幅具有高质量参考图像的水下图像和 60 幅未提供参考图像的具有挑战性的水下图像
SQUID <sup>[133]</sup>	2020	水下立体图像及 3 结构	自然光拍摄	114	包含来自以色列 4 个不同地点的 57 对立体图像
RUIE <sup>[134]</sup>	2020	多功能数据集	拍摄	4 000	包含水下图像质量集、水下颜色投射集、水下高阶任务驱动集
UFO-120 <sup>[135]</sup>	2020	具有显著性标注	拍摄和合成	1 700	包含 1 500 个训练样本和 120 个测试样本, 其图像涉及从不同水域类型的多个地点收集的海洋勘探图像
MABLS <sup>[136]</sup>	2020	第一个用于水下背景光估计的数据库	拍摄	500	包含 500 幅人工标注背景光的水下图像
EUVP <sup>[137]</sup>	2020	大量感知质量较好和较差的、成对和非成对的水下图像	拍摄	20 000	包含大量的感知质量较好和较差的、成对和非成对的水下图像
NorFisk <sup>[138]</sup>	2021	从视频中提取、标注和注释	合成	12 514	包含 3 027 幅塞斯鱼的注释图像和 9 487 幅鲑鱼的注释图像
NYU-V2 <sup>[11]</sup>	2020	使用 10 种不同海洋环境衰减系数生成 10 组图像	合成	19 490	每组包含 1 449 幅标注的 RGB 图像片和深度图

来捕获, 获得 20 幅图像. OUC-VISION 数据库不仅可以广泛地用于评估当前最先进的突出目标检测和一般图像的突出检测算法的性能.

### (3) UIEB 数据集<sup>[132]</sup>

UIEB 数据集<sup>①</sup>包含 950 幅真实水下图像. 其中 890 幅是具有高质量参考图像的水下图像, 60 幅是未提供参考图像的具有挑战性的水下图像. 所采集的图像水下场景多样化, 质量退化特性不同, 内容广泛, 而且能够提供相应的高质量参考图像, 使成对的图像能够进行公平的图像质量评价和端到端学习.

### (4) SQUID 数据集<sup>[133]</sup>

SQUID 数据集<sup>②</sup>包含来自以色列 4 个不同地点 57 对立体图像, 2 个在红海(代表热带水域), 2 个在地中海(代表温带水域). 同时提供原始图像, 相机校准文件和深度图. 拍摄地点涉及不同的季节, 不同水深和水类型(包括热带水域和更浑浊的沿海水域), 拍摄场景只用自然光照明. 为了获得地面真实, 场景中放置多个颜色图, 并利用立体成像计算其 3D 结构.

### (5) RUIE 数据集<sup>[134]</sup>

RUIE 数据集<sup>③</sup>是一个大型的自然光线下的水

下基准, 拥有超过 4 000 幅图像. 根据不同的任务, RUIE 数据集被分为 3 个子集:

水下图像质量集 UIQS: 用来测试水下图像增强算法, 以提高图像的可视性. 具体来说, 即将其按水下彩色图像质量评价降序分为 5 个子集, 以便于测试不同算法在不同水下条件下的性能.

水下颜色投射集 UCCS: 用于评估水下图像增强算法对水下图像的色彩校正能力. 根据颜色空间中蓝红通道(红绿偏置)的平均值, 生成了 300 幅图像. 它包含 3 个由 100 幅图像组成的蓝色、绿色和蓝绿色调子集.

水下高阶任务驱动集 UHTS: 用来提高后续高阶目标检测或分类的准确性, 从高级任务的角度研究 UIE 算法的有效性.

### (6) UFO-120 数据集<sup>[135]</sup>

UFO-120 数据集<sup>④</sup>包含 1 500 个训练样本和 120 个测试样本, 其图像涉及从不同水域类型的多个地点收集的海洋勘探图像. 每个图像的突出前景像素均由人工标注. 同时, 采用一种广泛使用的风格转移技术生成了各自的扭曲图像, 通过高斯模糊和双三次降采样生成 LDR 样本.

① [https://li-chongyi.github.io/proj\\_benchmark.html](https://li-chongyi.github.io/proj_benchmark.html)

② [http://csms.haifa.ac.il/profiles/tTreibitz/datasets/ambient\\_forwardlooking/index.html](http://csms.haifa.ac.il/profiles/tTreibitz/datasets/ambient_forwardlooking/index.html)

③ <https://github.com/dlut-dimt/Realworld-Underwater-Image-Enhancement-RUIE-Benchmark>

④ [https://drive.google.com/drive/folders/153laK\\_iRsyKkWN\\_qZztAyH3309WNKqsl?usp=sharing](https://drive.google.com/drive/folders/153laK_iRsyKkWN_qZztAyH3309WNKqsl?usp=sharing)

(7) MABLS 数据集<sup>[136]</sup>

MABLS 数据集<sup>①</sup>根据选择  $R$  通道与  $G-B$  通道差异最大且强度高的远场景点的原则, 建立的 500 幅水下图像的人工标注背景光数据库. 该数据集是第 1 个水下图像背景光估计数据集, 图像包括各种水下场景和各种不同的扭曲.

(8) EUVP 数据集<sup>[137]</sup>

EUVP 数据集<sup>②</sup>包含 20 000 幅水下图像, 其中有大量感知质量较好和较差的、成对和非成对的水下图像. 该数据集的数据是在不同地点不同能见度条件下进行海洋探索和人-机合作实验时收集. 此外, 数据集中还包括从一些公开的 YouTube 视频中提取的图像.

(9) NorFisk 数据集<sup>[138]</sup>

NorFisk 数据集<sup>③</sup>包含 3 027 幅塞斯鱼注释图像和 9 487 幅鲑鱼注释图像, 这些图像来自渔场拍摄的视频源, 其通过从视频源中提取、标记和注释图像而获得, 预计在不久的将来, 此数据集将包含更多物种, 图像数量也会显著增加.

(10) NYU-Depth V2 数据集<sup>[11]</sup>

NYU-Depth V2 数据集<sup>④</sup>由微软 Kinect 的 RGB 和 Depth 摄像机记录的各种室内场景的视频序列组成, 共包含 1 449 幅标注的 RGB 图像和深度图. 为合成水下图像退化数据集, 使用[139]中描述的不同海洋和沿海类别的衰减系数(即开放海洋水域为 I, IA, IB, II 和 III, 沿海水域为 1, 3, 5, 7 和 9), 建立十种类型的水下图像数据集.

## 4 水下图像质量评估

为了研究水下图像的清晰度, 研究人员设计了各种各样的图像评价指标, 主要包括平均梯度(average gradient, AG)、信息熵(information entropy, IE), MSE, PSNR, SSIM, UIQM, UCIQE, 以及基于斑块的对比度质量指数(patch-based contrast quality index, PCQI), 其相关定义及说明如表 15 所示.

AG 是灰度变化率的平均值, 它被用于表示图像清晰度, 反映了图像微小细节反差变化的速率, 即图像多维方向上密度变化的速率, 表征图像的相对清晰程度. 平均梯度越大, 图像越清晰.

IE 是用来评价衡量一段信息中信息量的多少, 它从信息论的角度反映图像信息丰富程度. 图像信息熵越大, 其信息量越丰富, 质量越好.

均方误差 MSE 首先计算原始图像和失真像素差值的均方值, 然后通过均方值的大小来确定失真图像的失真程度. 均方误差越小, 图像失真程度越小.

PSNR 表示最大信号量与噪声强度的比值, 常用作图像压缩等领域中信号重建质量的测量方法. 峰值信噪比越大, 图像失真越少. 但由于其并未考虑人眼的视觉特性, 经常出现评价结果与人的主观感觉不一致的情况.

SSIM 是一种衡量 2 幅图像相似度的指标. 它是一个 0~1 的数值, 越大表示输出图像和无失真图像的差距越小, 即图像质量越好. 当 2 幅图像完全相同时, SSIM 值为 1.

UIQM<sup>[140]</sup>是一种基于人眼视觉系统激励的无参考水下图像质量评价指标, 其针对水下图像的退化机理与成像特点, 采用水下图像色彩测量指标(underwater image colourfulness measure, UICM)、水下图像清晰度测量指标(underwater image sharpness metric, UISM)和 underwater 图像对比度测量指标(underwater image contrast metric, UIConM)作为评价依据, 将 UIQM 表示为三者的线性组合. 其值越大, 表示图像的颜色平衡、清晰度、对比度越好.

UCIQE<sup>[141]</sup>是色度、饱和度和对比度的线性组合. UCIQE 值越大, 图像质量越好.

基于斑块的对比度质量指数(PCQI)<sup>[142]</sup>是一种用于评估对比度变化图像质量的方法. PCQI 值越高, 对比度越高.

## 5 总结与展望

水下图像增强与复原是当前计算机视觉领域中的典型问题, 尤其在海洋资源环境的开发与探索中具有良好的应用前景. 在多年来的发展过程中, 与水下图像处理相关的诸多经典方法被相继提出, 极大地推动了人们对水下环境的有效感知与理解. 随着人工智能时代的到来, 深度学习技术更是将水下图像增强复原方法的性能提升到了一

① <https://github.com/wangyanckxx/Enhancement-of-Underwater-Images-with-Statistical-Model-of-BL-and-Optimization-of-TM/blob/master/Datasets.rar>

② <http://irvlab.cs.umn.edu/resources/euvs-dataset>

③ <https://dataverse.no/file.xhtml?persistentId=doi:10.18710/H5G3K5/QK355D&version=1.0>

④ [https://cs.nyu.edu/~silberman/datasets/nyu\\_depth\\_v2.html#raw\\_parts](https://cs.nyu.edu/~silberman/datasets/nyu_depth_v2.html#raw_parts)

表 15 水下图像质量评估性能指标

评价指标	公式	意义
平均梯度	$AG = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sqrt{\frac{1}{2} \left( \left[ \frac{\partial F(x,y)}{\partial x} \right]^2 + \left[ \frac{\partial F(x,y)}{\partial y} \right]^2 \right)}$ <p>其中, <math>M, N</math> 表示图像的大小; <math>\frac{\partial F(x,y)}{\partial x}</math> 表示水平方向的梯度, <math>\frac{\partial F(x,y)}{\partial y}</math> 表示垂直方向的梯度</p>	平均梯度越大, 图像越清晰
信息熵	$IE = \sum_{i=0}^{255} p(i) \lg(p(i))$ <p>其中, <math>p(i)</math> 表示图像中灰度值为 <math>i</math> 的像素所占的比例</p>	图像信息熵越大, 其信息量越丰富, 质量越好
均方误差	$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [I_1(i, j) - I_2(i, j)]^2$ <p>其中, <math>M, N</math> 分别表示图像的高度和宽度; <math>I_1, I_2</math> 分别表示当前图像与参考图像</p>	均方误差越小, 图像失真程度越小
峰值信噪比	$PSNR = 10 \lg \left( \frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \right)$ <p>其中, <math>n</math> 表示每个像素的比特数, 一般取 <math>n=8</math>; MSE 表示当前图像与参考图像的均方误差</p>	峰值信噪比越大, 图像失真越少
结构相似度	$SSIM = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \frac{\partial_x\partial_y + C_3}{\partial_x\partial_y + C_3}$ <p>其中, <math>\mu_x, \mu_y</math> 分别表示图像 <math>x</math> 和 <math>y</math> 的均值; <math>\sigma_x, \sigma_y</math> 表示方差, <math>\partial_x, \partial_y</math> 表示协方差; <math>C_1, C_2, C_3</math> 为常数</p>	结构相似度越大, 输出图像和无失真图像的差距越小, 即图像质量越好
水下图像质量度量	$UIQM = c_1 UICM + c_2 UISM + c_3 UIConM$ <p>其中, UICM 表示色彩测评指标; UISM 表示清晰度测量指标; UIConM 表示对比度测量指标; <math>c_1, c_2, c_3</math> 为常数</p>	水下图像质量度量越大, 表示图像的颜色平衡、清晰度、对比度越佳
水下彩色图像质量评价	$UCIQE = c_1\sigma_c + c_2 con_1 + c_3\mu_s$ <p>其中, <math>\sigma_c</math> 表示目标图像色度的标准差; <math>con_1</math> 表示目标图像对比度的标准差; <math>\mu_s</math> 表示目标图像平均饱和度的标准差; <math>c_1, c_2, c_3</math> 为常数</p>	水下彩色图像质量评价价值越大, 图像质量越好
基于斑块的对比度质量指数	$PCQI = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M q_i(x_i, y_i) q_c(x_i, y_i) q_s(x_i, y_i)$ <p>其中, <math>M</math> 表示贴片总数, <math>q_i, q_c, q_s</math> 分别表示图像的平均强度、信号强度和信号结构</p>	基于斑块的对比度质量指数数值越高, 对比度越高

个前所未有的高度, 因此也成为了现阶段的研究重点与热点. 此前, 无论是传统方法还是结合深度学习技术的方法, 相关的主流研究工作都是围绕提升方法性能以及节约计算成本等方面展开. 近年来随着人工智能技术的纵深发展以及硬件性能水平的显著提升, 以深度学习技术为核心的水下图像增强与复原方法也必然拥有最为瞩目的发展前景.

综合本文的方法进展介绍以及实验结果分析, 今后的研究可以围绕应用场景、降质方式以及评价指标 3 个方面进行展开:

(1) 相对于空气介质下的脱水环境, 水下环境往往更为复杂, 同一方法很难能够在多种不同的水下环境中均表现出具有竞争力的性能效果, 而这也是阻碍水下图像增强与复原方法实现进一步突破的关键问题所在. 随着深度学习技术的发展, 基于深度学习的水下图像增强与复原方法表现出了传统方法所无法比拟的泛化能力. 但在数据集

有限的情况下, 如何设计更具一般性的网络模型, 成为提高方法性能以及技术实用性的关键因素.

(2) 深度学习技术的发展使得当前水下图像的增强与复原问题得到了有效的融合, 对于图像降质方式的讨论也已逐渐“去界限化”. 然而, 深度学习网络模型的可解释性问题始终是人工智能领域中亟待突破的重点与难点, 在设计网络模型的同时, 如何能将网络模型与降质方式相关联, 尤其利用降质原理对网络设计思想进行针对性解释, 是解决当前网络模型盲目设计、激发网络针对性优化思想的必要途径.

(3) 由于水下图像增强与复原是与实际应用场景深度结合的技术, 因此在数据资源或先验信息有限的情况下, 如何摆脱成对数据集训练的限制, 侧重考查不成对图像训练的水下图像盲增强与盲复原, 是进一步提升方法实际应用能力的核心问题. 在基于上述 2 类发展方向的前提下, 对于

图像增强与复原的评价指标也应更加注重对主观感受与客观表现的综合考量,对无参考评价指标(盲评估)的合理、公正地设计,必然是未来用于评估真实水下图像增强与复原方法性能的重要趋势。

## 参考文献(References):

- [1] Han M, Lyu Z Y, Qiu T, *et al.* A review on intelligence dehazing and color restoration for underwater images[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2020, 50(5): 1820-1832
- [2] Li Jun, Yuan Lingli. A summary of the current situation and trend of global marine resources development[J]. *Land and Resources Information*, 2013(12): 13-16+32(in Chinese)  
(李军, 袁伶俐. 全球海洋资源开发现状和趋势综述[J]. *国土资源情报*, 2013(12): 13-16+32)
- [3] Gong Z J, Li C, Jiang F. A machine learning-based approach for auto-detection and localization of targets in underwater acoustic array networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(12): 15857-15866
- [4] Yao L, Du X J. Identification of underwater targets based on sparse representation[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 215-228
- [5] Tang Y L, Jin S H, Bian G, *et al.* Shipwreck target recognition in side-scan sonar images by improved YOLOv3 model based on transfer learning[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 173450-173460
- [6] Zhang Shan, Zhu Yupeng. Simulation of regional species identification of marine organisms based on 3D vision[J]. *Computer Simulation*, 2018, 35(5): 402-405+443(in Chinese)  
(张珊, 朱宇鹏. 基于三维视觉的海洋生物区域种类识别仿真[J]. *计算机仿真*, 2018, 35(5): 402-405+443)
- [7] Park J H, Kang C G. A study on enhancement of fish recognition using cumulative mean of YOLO network in underwater video images[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2020, 8(11): Article No.952
- [8] Sun J L, Cheng Y F. Assessment by finite element modeling of the interaction of multiple corrosion defects and the effect on failure pressure of corroded pipelines[J]. *Engineering Structures*, 2018, 165: 278-286
- [9] Gee L, Heffron E, Kane R, *et al.* E/V Nautilus 2019 Mapping: filling the gaps in seafloor coverage of the remote pacific and contributing to global seabed mapping initiatives[J]. *Oceanography*, 2020, 33(1): 30-31
- [10] Anwar S, Li C Y. Diving deeper into underwater image enhancement: a survey[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2020, 89: Article No.115978
- [11] Li C Y, Anwar S, Porikli F. Underwater scene prior inspired deep underwater image and video enhancement[J]. *Pattern Recognition*, 2020, 98: Article No.107038
- [12] Christie S M, Kvasnik F. Contrast enhancement of underwater images with coherent optical image processors[J]. *Applied Optics*, 1996, 35(5): 817-825
- [13] Murino V, Trucco A. A confidence-based approach to enhancing underwater acoustic image formation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999, 8(2): 270-285
- [14] Cong Runmin, Zhang Yumo, Zhang Chen, *et al.* Research progress of deep learning driven underwater image enhancement and restoration[J]. *Journal of Signal Processing*, 2020, 36(9): 1377-1389(in Chinese)  
(丛润民, 张禹墨, 张晨, 等. 深度学习驱动的水下图像增强与复原研究进展[J]. *信号处理*, 2020, 36(9): 1377-1389)
- [15] Zhao Y X, Jia R F, Liu C. An evaluation method of underwater ocean environment safety situation based on D-S evidence theory[J]. *Advances in Meteorology*, 2015, 2015(1): Article No. 207656
- [16] McGlamery B L. A computer model for underwater camera systems[C] // *Proceedings of the Ocean Optics VI*. Bellingham: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 1980, 208: 221-231
- [17] Raihan A J, Abas P E, De Silva L C. Review of underwater image restoration algorithms[J]. *IET Image Processing*, 2019, 13(10): 1587-1596
- [18] Lacaze B. About the bidimensional beer-lambert law[OL]. [2023-01-05]. <https://arxiv.org/abs/1202.1103>
- [19] Chiang J Y, Chen Y C, Chen Y F. Underwater image enhancement: using wavelength compensation and image dehazing (WCID)[C] // *Proceedings of the 13th International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*. Heidelberg: Springer, 2011: 372-383
- [20] Zhao Yongqiang, Dai Huimin, Shen Linghao, *et al.* Review of underwater polarization clear imaging methods[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(6): Article No.20190574(in Chinese)  
(赵永强, 戴慧敏, 申凌皓, 等. 水下偏振清晰成像方法综述[J]. *红外与激光工程*, 2020, 49(6): Article No.20190574)
- [21] Li N, Zhao Y Q, Pan Q, *et al.* Removal of reflections in LWIR image with polarization characteristics[J]. *Optics Express*, 2018, 26(13): 16488-16504
- [22] Hao J L, Zhao Y Q, Liu W T. A new polarization image demosaicking method in the frequency domain for DoFP polarization imaging[C] // *Proceedings of the 39th Chinese Control Conference*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2020: 6644-6649
- [23] Cronin T W, Marshall J. Patterns and properties of polarized light in air and water[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2011, 366(1565): 619-626
- [24] Schechner Y Y, Karpel N. Clear underwater vision[C] // *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2004: Article No.8161435
- [25] Wei Yi, Liu Fei, Yang Kui, *et al.* Passive underwater polarization imaging detection method in neritic area[J]. *Acta Physica Sinica*, 2018, 67(18): Article No.184202(in Chinese)  
(卫毅, 刘飞, 杨奎, 等. 浅海被动水下偏振成像探测方法[J]. *物理学报*, 2018, 67(18): Article No.184202)
- [26] Jin H H, Qian L J, Gao J, *et al.* Polarimetric calculation method of global pixel for underwater image restoration[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2021, 13(1): Article No.6800315
- [27] Hu H F, Zhao L, Li X B, *et al.* Polarimetric image recovery in turbid media employing circularly polarized light[J]. *Optics Express*, 2018, 26(19): 25047-25059
- [28] Hu H F, Zhao L, Li X B, *et al.* Underwater image recovery under the nonuniform optical field based on polarimetric imaging[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2018, 10(1): Article No. 6900309

- [29] Huang B J, Liu T G, Hu H F, *et al.* Underwater image recovery considering polarization effects of objects[J]. *Optics Express*, 2016, 24(9): 9826-9838
- [30] Fu X P, Liang Z, Ding X Y, *et al.* Image descattering and absorption compensation in underwater polarimetric imaging[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2020, 132: Article No. 106115
- [31] Han P L, Liu F, Yang K, *et al.* Active underwater descattering and image recovery[J]. *Applied Optics*, 2017, 56(23): 6631-6638
- [32] Shen L H, Zhao Y Q, Peng Q N, *et al.* An iterative image dehazing method with polarization[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2019, 21(5): 1093-1107
- [33] Li X B, Hu H F, Zhao L, *et al.* Polarimetric image recovery method combining histogram stretching for underwater imaging[J]. *Scientific Reports*, 2018, 8(1): Article No.12430
- [34] Yang Y Q, Wang X W, Sun L, *et al.* Binning-based local-threshold filtering for enhancement of underwater 3D gated range-intensity correlation imaging[J]. *Optics Express*, 2021, 29(6): 9385-9395
- [35] Wang M M, Wang X W, Yang Y Q, *et al.* Underwater de-scattering range-gated imaging based on numerical fitting and frequency domain filtering[C] //Proceedings of the 12th International Conference on Intelligent Robotics and Applications. Heidelberg: Springer, 2019: 195-204
- [36] Wang Xinwei, Sun Liang, Wang Minmin, *et al.* Deblurring methods for underwater 2D and 3D range-gated imaging[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(2): Article No.0203002(in Chinese)  
(王新伟, 孙亮, 王敏敏, 等. 水下二维及三维距离选通成像去噪技术研究[J]. *红外与激光工程*, 2020, 49(2): Article No.0203002)
- [37] Sun L, Wang X W, Liu X Q, *et al.* Underwater range-gated laser imaging enhancement based on contrast-limited adaptive histogram equalization[C] //Proceedings of the Optoelectronic Imaging and Multimedia Technology IV. Bellingham: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 2016, 10020: Article No.1002015
- [38] Sato I, Okabe T, Sato Y. Bispectral photometric stereo based on fluorescence[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2012: 270-277
- [39] Murez Z, Treibitz T, Ramamoorthi R, *et al.* Photometric stereo in a scattering medium[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(9): 1880-1891
- [40] Treibitz T, Schechner Y Y. Turbid scene enhancement using multi-directional illumination fusion[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(11): 4662-4667
- [41] Hullin M, Fuchs M, Ihrke I, *et al.* Method and device for fluorescent immersion range scanning: EP, 2112467A2[P]. 2009-10-28
- [42] Roser M, Dunbabin M, Geiger A. Simultaneous underwater visibility assessment, enhancement and improved stereo[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2014: 3840-3847
- [43] Liu Y C, Chan W H, Chen Y Q. Automatic white balance for digital still camera[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 1995, 41(3): 460-466
- [44] Maloney L T, Wandell B A. Color constancy: a method for recovering surface spectral reflectance[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1986, 3(1): 29-33
- [45] van de weijer J, Gevers T, Gijzenij A. Edge-based color constancy[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(9): 2207-2214
- [46] Henke B, Vahl M, Zhou Z L. Removing color cast of underwater images through non-constant color constancy hypothesis[C] //Proceedings of the 8th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2013: 20-24
- [47] Kan L Y, Yu J, Yang Y, *et al.* Color correction of underwater images using spectral data[C] //Proceedings of the Optoelectronic Imaging and Multimedia Technology III. Bellingham: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 2014, 9273: Article No.92730G
- [48] Galdran A, Pardo D, Picón A, *et al.* Automatic red-channel underwater image restoration[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2015, 26: 132-145
- [49] Li C Y, Quo J C, Pang Y W, *et al.* Single underwater image restoration by blue-green channels dehazing and red channel correction[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2016: 1731-1735
- [50] Li Li, Wang Huigang, Liu Xing. Underwater image enhancement based on improved dark channel prior and color correction[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(12): Article No. 1211003 (in Chinese)  
(李黎, 王惠刚, 刘星. 基于改进暗原色先验和颜色校正的水下图像增强[J]. *光学学报*, 2017, 37(12): Article No. 1211003)
- [51] Park D, Han D K, Ko H. Enhancing underwater color images via optical imaging model and non-local means denoising[J]. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2017, E100. D(7): 1475-1483
- [52] Wang Yongxin, Diao Ming, Han Chuang. Underwater image enhancement and color correction model based on homomorphic filter[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(11): 30-34+80(in Chinese)  
(王永鑫, 刁鸣, 韩闯. 基于同态滤波的水下图像增强与色彩校正模型[J]. *计算机工程与应用*, 2018, 54(11): 30-34+80)
- [53] Song W, Wang Y, Huang D M, *et al.* A rapid scene depth estimation model based on underwater light attenuation prior for underwater image restoration[C] //Proceedings of the 19th Pacific-Rim Conference on Multimedia. Heidelberg: Springer, 2018: 678-688
- [54] Nomura K, Sugimura D, Hamamoto T. Underwater image color correction using exposure-bracketing imaging[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2018, 25(6): 893-897
- [55] Zhang Wei, Guo Jichang. Low-illumination underwater image enhancement based on white balance and relative total variation[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(12): Article No.121016(in Chinese)  
(张薇, 郭继昌. 基于白平衡和相对全变分的低照度水下图像增强[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(12): Article No.121016)
- [56] Lee H S, Moon S W, Eom I K. Underwater image enhancement using successive color correction and superpixel dark channel prior[J]. *Symmetry*, 2020, 12(8): Article No.1220

- [57] Li C Y, Anwar S, Hou J H, *et al.* Underwater image enhancement via medium transmission-guided multi-color space embedding[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2021, 30: 4985-5000
- [58] Zhou J C, Zhang D H, Zhang W S. Underwater image enhancement method via multi-feature prior fusion[J]. *Applied Intelligence*, 2022, 52(14): 16435-16457
- [59] Zhu X D, Lin M X, Zhao M Y, *et al.* Adaptive underwater image enhancement based on color compensation and fusion[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2023, 17(5): 2201-2210
- [60] Zuiderveld K. Contrast limited adaptive histogram equalization[M] //Heckbert P S. *Graphics Gems IV*. San Diego: Academic Press Professional, Inc., 1994: 474-485
- [61] Han J H, Yang S, Lee B U. A novel 3-D color histogram equalization method with uniform 1-D gray scale histogram[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(2): 506-512
- [62] Ghani A S A, Isa N A M. Enhancement of low quality underwater image through integrated global and local contrast correction[J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 37: 332-344
- [63] Marukatat S. Image enhancement using local intensity distribution equalization[J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2015, 2015: Article No.31
- [64] Huang D M, Wang Y, Song W, *et al.* Shallow-water image enhancement using relative global histogram stretching based on adaptive parameter acquisition[C] //Proceedings of the 24th International Conference on MultiMedia Modeling. Heidelberg: Springer, 2018: 453-465
- [65] Mathur M, Goel N. Enhancement of underwater images using white balancing and Rayleigh-stretching[C] //Proceedings of the 5th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 924-929
- [66] Bhandari A K, Shah Nawazuddin S, Meena A K. A novel fuzzy clustering-based histogram model for image contrast enhancement[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2020, 28(9): 2009-2021
- [67] Bai L F, Zhang W D, Pan X P, *et al.* Underwater image enhancement based on global and local equalization of histogram and dual-image multi-scale fusion[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 128973-128990
- [68] Acharya U K, Kumar S. Directed searching optimized mean-exposure based sub-image histogram equalization for grayscale image enhancement[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80(16): 24005-24025
- [69] Peng Y T, Chen Y R, Chen Z H, *et al.* Underwater image enhancement based on histogram-equalization approximation using physics-based dichromatic modeling[J]. *Sensors*, 2022, 22(6): Article No.2168
- [70] Singh G, Jaggi N, Vasamsetti S, *et al.* Underwater image/video enhancement using wavelet based color correction (WBCC) method[C] //Proceedings of the IEEE Underwater Technology. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 1-5
- [71] Khan A, Ali S S A, Malik A S, *et al.* Underwater image enhancement by wavelet based fusion[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Underwater System Technology: Theory and Applications. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2016: 83-88
- [72] Priyadharsini R, Sree Sharmila T, Rajendran V. A wavelet transform based contrast enhancement method for underwater acoustic images[J]. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 2018, 29(4): 1845-1859
- [73] Guraksin G E, Deperlioglu O, Kose U. A novel underwater image enhancement approach with wavelet transform supported by differential evolution algorithm[M] //Hemanth J, Balas V E. *Nature Inspired Optimization Techniques for Image Processing Applications*. Cham: Springer, 2019: 255-278
- [74] Iqbal M, Riaz M M, Ali S S, *et al.* Underwater image enhancement using Laplace decomposition[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: Article No.1500105
- [75] Ma Z Y, Oh C. A wavelet-based dual-stream network for underwater image enhancement[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2022: 2769-2773
- [76] Skinner K A, Zhang J M, Olson E A, *et al.* UW StereoNet: unsupervised learning for depth estimation and color correction of underwater stereo imagery[C] //Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2019: 7947-7954
- [77] Wang Y, Zhang J, Cao Y, *et al.* A deep CNN method for underwater image enhancement[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 1382-1386
- [78] Sun X, Liu L P, Dong J Y. Underwater image enhancement with encoding-decoding deep CNN networks[C] //Proceedings of the IEEE SmartWorld, Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced & Trusted Computed, Scalable Computing & Communications, Cloud & Big Data Computing, Internet of People and Smart City Innovation. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 1-6
- [79] Xu Yan, Sun Meishuang. Enhancing underwater image based on convolutional neural networks[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2018, 48(6): 1895-1903(in Chinese)  
(徐岩, 孙美双. 基于卷积神经网络的水下图像增强方法[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2018, 48(6): 1895-1903)
- [80] Wang Y D, Guo J C, Gao H, *et al.* UIEC<sup>2</sup>-Net: CNN-based underwater image enhancement using two color space[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2021, 96: Article No. 116250
- [81] Wei Yixue, Zhou Dongming, Wang Changcheng, *et al.* Underwater image enhancement using multi-scale dense residual network[J]. *Radio Engineering*, 2021, 51(9): 870-878(in Chinese)  
(卫依雪, 周冬明, 王长城, 等. 采用多尺度密集残差网络的水下图像增强[J]. *无线电工程*, 2021, 51(9): 870-878)
- [82] Qi Q, Li K Q, Zheng H Y, *et al.* SGUIE-Net: semantic attention guided underwater image enhancement with multi-scale perception[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2022, 31: 6816-6830
- [83] Fu Z Q, Lin X P, Wang W, *et al.* Underwater image enhancement via learning water type desensitized representations[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2022: 2764-2768
- [84] Du Shouqing, Chen Ming, Wang Junhao. Underwater image enhancement model based on multi-scale feature extraction[J]. *Fishery Modernization*, 2022, 49(4): 70-79(in Chinese)

- (杜守庆, 陈明, 王俊豪. 基于多尺度特征提取的水下图像增强模型[J]. 渔业现代化, 2022, 49(4): 70-79)
- [85] Pan J S, Sun D Q, Zhang J W, *et al.* Dual convolutional neural networks for low-level vision[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2022, 130(6): 1440-1458
- [86] Li J, Skinner K A, Eustice R M, *et al.* WaterGAN: unsupervised generative network to enable real-time color correction of monocular underwater images[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, 3(1): 387-394
- [87] Ye X C, Xu H C, Ji X, *et al.* Underwater image enhancement using stacked generative adversarial networks[C] // *Proceedings of the 19th Pacific-Rim Conference on Multimedia*. Heidelberg: Springer, 2018: 514-524
- [88] Guo Y C, Li H Y, Zhuang P X. Underwater image enhancement using a multiscale dense generative adversarial network[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2020, 45(3): 862-870
- [89] Huang G, Liu Z, Van Der Maaten L, *et al.* Densely connected convolutional networks[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 2261-2269
- [90] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, *et al.* Deep residual learning for image recognition[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2016: 770-778
- [91] Liu P, Wang G Y, Qi H, *et al.* Underwater image enhancement with a deep residual framework[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 94614-94629
- [92] Liu X D, Gao Z, Chen B M. MLFcGAN: multilevel feature fusion-based conditional GAN for underwater image color correction[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 17(9): 1488-1492
- [93] Lin P, Wang Y F, Wang G Y, *et al.* Conditional generative adversarial network with dual-branch progressive generator for underwater image enhancement[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2022, 108: Article No.116805
- [94] Sun B Y, Mei Y P, Yan N, *et al.* UMGAN: underwater image enhancement network for unpaired image-to-image translation[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(2): Article No.447
- [95] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 1956-1963
- [96] Drews Jr P, do Nascimento E, Moraes F, *et al.* Transmission estimation in underwater single images[C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2013: 825-830
- [97] Sathya R, Bharathi M, Dhivyasri G. Underwater image enhancement by dark channel prior[C] // *Proceedings of the 2nd International Conference on Electronics and Communication Systems*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 1119-1123
- [98] Gupta R, Farooqui Z. Underwater image clearance using dark channel and FFT enhancement[J]. *International Journal of Computer Applications*, 2015, 119(23): 21-25
- [99] Cui W, Li C, Zhang C, *et al.* Restoration and enhancement of underwater light field image[C] // *Proceedings of the 7th International Workshop of Advanced Manufacturing and Automation*. Heidelberg: Springer, 2018: 93-105
- [100] Li J R, Li Y J. Underwater image restoration algorithm for free-ascending deep-sea tripods[J]. *Optics & Laser Technology*, 2019, 110: 129-134
- [101] Yin Fang, Chen Tiantian, Wu Rui, *et al.* Underwater image restoration method based on dark channel prior and image fusion[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2017, 38(11): 2591-2596(in Chinese)  
(尹芳, 陈田田, 吴锐, 等. 一种结合暗通道先验和图像融合的水下图像复原算法[J]. 小型微型计算机系统, 2017, 38(11): 2591-2596)
- [102] Wang Xin, Zhu Hangcheng, Ning Chen, *et al.* Combination of dark-channel prior with sparse representation for underwater image restoration[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(2): 264-271(in Chinese)  
(王鑫, 朱行成, 宁晨, 等. 融合暗通道先验和稀疏表示的水下图像复原[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(2): 264-271)
- [103] Lin Sen, Bai Ying, Li Wentao, *et al.* Underwater image restoration based on the modified model and dark channel prior[J]. *Robot*, 2020, 42(4): 427-435+447(in Chinese)  
(林森, 白莹, 李文涛, 等. 基于修正模型与暗通道先验信息的水下图像复原[J]. 机器人, 2020, 42(4): 427-435+447)
- [104] Liang Z, Ding X Y, Wang Y F, *et al.* GUDCP: generalization of underwater dark channel prior for underwater image restoration[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2022, 32(7): 4879-4884
- [105] Trucco E, Olmos-Antillon A T. Self-tuning underwater image restoration[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2006, 31(2): 511-519
- [106] Bazeille S, Quidu I, Jaulin L, *et al.* Automatic underwater image pre-processing[C] // *Proceedings of the Characterisation du Milieu Marin*. Beijing: Tsinghua University Press, 2006
- [107] Tian Hui, Shen Tingzhi, Li Ting, *et al.* Image restoration based on GA-MCMC particle filters[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2010, 30(1): 105-108(in Chinese)  
(田卉, 沈庭芝, 李挺, 等. 基于GA-MCMC的粒子滤波图像恢复算法[J]. 北京理工大学学报, 2010, 30(1): 105-108)
- [108] Parthasarathy S, Sankaran P. An automated multi scale retinex with color restoration for image enhancement[C] // *Proceedings of the National Conference on Communications*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2012: 1-5
- [109] Li Xinnan, Huang Heyan, Jia Xiaoning, *et al.* Guided filter-based blind image restoration method[J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(13): Article No.134202(in Chinese)  
(李鑫楠, 黄贺艳, 贾小宁, 等. 基于指导滤波的图像盲复原算法[J]. 物理学报, 2015, 64(13): Article No.134202)
- [110] Wang M, Zhou S D, Yan W. Blurred image restoration using knife-edge function and optimal window wiener filtering[J]. *PLoS One*, 2018, 13(1): Article No.e0191833
- [111] Chaudhry A M, Riaz M M, Ghafoor A. Underwater visibility restoration using dehazing, contrast enhancement and filtering[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78(19): 28179-28187
- [112] Kim S, Song C, Jang J, *et al.* Edge-aware image filtering using a structure-guided CNN[J]. *IET Image Processing*, 2020, 14(3): 472-479
- [113] Chiang J Y, Chen Y C. Underwater image enhancement by wavelength compensation and dehazing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(4): 1756-1769

- [114] Chen Z, Wang H B, Shen J, *et al.* Region-specialized underwater image restoration in inhomogeneous optical environments[J]. *Optik*, 2014, 125(9): 2090-2098
- [115] Emberton S, Chittka L, Cavallaro A. Hierarchical rank-based veiling light estimation for underwater dehazing[C] //Proceedings of the British Machine Vision Conference. Durham: BMVA Press, 2015: Article No.125
- [116] Li C Y, Guo J C, Chen S J, *et al.* Underwater image restoration based on minimum information loss principle and optical properties of underwater imaging[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2016: 1993-1997
- [117] Wu M, Luo K, Dang J J, *et al.* Underwater image restoration using color correction and non-local prior[C] //Proceedings of the Oceans MTS/IEEE conference. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 1-5
- [118] Peng Y T, Cosman P C. Underwater image restoration based on image blurriness and light absorption[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(4): 1579-1594
- [119] Zhou J C, Wang Y Y, Zhang W S. Underwater image restoration via information distribution and light scattering prior[J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2022, 100: Article No.107908
- [120] Qiu Qimeng, Zhang Yajia, Gao Zhiqiang, *et al.* Underwater image restoration based on quadtree hierarchical search and transmittance optimization[J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(12): Article No.1201002(in Chinese)  
(邱啟蒙, 張亞加, 高智強, 等. 基于四叉樹分級搜索和透射率优化的水下图像复原[J]. *光学学报*, 2023, 43(12): Article No.1201002)
- [121] Barbosa W V, Amaral H G B, Rocha T L, *et al.* Visual-quality-driven learning for underwater vision enhancement[C] //Proceedings of the 25th IEEE International Conference on Image Processing. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 3933-3937
- [122] Wang K Y, Hu Y, Chen J, *et al.* Underwater image restoration based on a parallel convolutional neural network[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(13): Article No.1591
- [123] Xiang Y F, Yang X, Ren Q M, *et al.* Underwater polarization imaging recovery based on polarimetric residual dense network[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2022, 14(6): Article No.7860206
- [124] Fu Z Q, Lin H X, Yang Y, *et al.* Unsupervised underwater image restoration: from a homology perspective[C] //Proceedings of the 36th AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto: AAAI Press, 2022: 643-651
- [125] Hao J Y, Yang H B, Hou X, *et al.* Two-stage underwater image restoration algorithm based on physical model and causal intervention[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2023, 30: 120-124
- [126] Chen X Y, Yu J Z, Kong S H, *et al.* Towards real-time advancement of underwater visual quality with GAN[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(12): 9350-9359
- [127] Lu J Y, Li N, Zhang S Y, *et al.* Multi-scale adversarial network for underwater image restoration[J]. *Optics & Laser Technology*, 2019, 110: 105-113
- [128] Yu X L, Qu Y Y, Hong M. Underwater-GAN: underwater image restoration via conditional generative adversarial network[C] //Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition and Information Forensics. Heidelberg: Springer, 2019: 66-75
- [129] Lin J C, Hsu C B, Lee J C, *et al.* Dilated generative adversarial networks for underwater image restoration[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2022; 10(4): Article No.500
- [130] Codevilla F, Gaya J D O, Filho N D, *et al.* Achieving turbidity robustness on underwater images local feature detection[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 60(2): 91-110
- [131] Jian M W, Qi Q, Dong J Y, *et al.* The OUC-vision large-scale underwater image database[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 1297-1302
- [132] Li C Y, Guo C L, Ren W Q, *et al.* An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 4376-4389
- [133] 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*, 2021, 43(8): 2822-2837
- [134] Liu R S, 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
- [135] Islam M J, Luo P G, Sattar J. Simultaneous enhancement and super-resolution of underwater imagery for improved visual perception[C] //Proceedings of the Conference on Robotic: Science and Systems. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2020: Article No.18.
- [136] Song W, Wang Y, Huang D M, *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
- [137] Islam M J, Xia Y Y, Sattar J. Fast underwater image enhancement for improved visual perception[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(2): 3227-3234
- [138] Crescitelli A M, Gansel L C, Zhang H X. NorFisk: fish image dataset from Norwegian fish farms for species recognition using deep neural networks[J]. *Modeling, Identification and Control*, 2021, 42(1): 1-16
- [139] Berman D, Treibitz T, Avidan S. Diving into haze-lines: color restoration of underwater images[C] //Proceedings of the British Machine Vision Conference. Durham: BMVA Press, 2017: Article No.44
- [140] Panetta K, Gao C, Agaian S. Human-visual-system-inspired underwater image quality measures[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2016, 41(3): 541-551
- [141] Yang M, Sowmya A. An underwater color image quality evaluation metric[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(12): 6062-6071
- [142] Wang S Q, Ma K D, Yeganeh H, *et al.* A patch-structure representation method for quality assessment of contrast changed images[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(12): 2387-2390