

基于景深估计的水下图像复原方法综述^①

张天驰, 秦鸿伟

(重庆交通大学 信息科学与工程学院, 重庆 400074)

通信作者: 秦鸿伟, E-mail: qinh131@gmail.com



摘 要: 水下图像受到水介质散射、吸收等因素的影响, 导致图像严重降质, 而场景深度作为图像中的重要参数, 在水下图像复原中起着关键性作用, 它既可以作为基于物理模型复原方法的中间参数, 又可以当作深度学习方法中的特征处理. 首先, 本文从水下图像复原的基本原理出发, 介绍了水下成像模型. 其次, 重点分析了物理模型方法和深度学习方法在景深估计与图像复原中的应用, 对不同方法进行分类归纳总结, 并对比不同方法的优缺点, 揭示场景深度在退化建模与复原优化中的核心作用. 然后, 通过实验从主观和客观两个方面对几种算法进行了对比, 分析了它们的优势与局限性. 最后, 提出展望, 为未来水下图像复原技术的发展提供了新的思路与方向.

关键词: 场景深度; 物理模型; 深度学习; 水下图像复原

引用格式: 张天驰, 秦鸿伟. 基于景深估计的水下图像复原方法综述. 计算机系统应用, 2025, 34(12): 1-15. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/10033.html>

Review on Underwater Image Restoration Methods Based on Scene Depth Estimation

ZHANG Tian-Chi, QIN Hong-Wei

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

Abstract: Underwater images are affected by factors such as scattering and absorption in water, resulting in severe image quality degradation. Scene depth, as an important parameter in images, plays a key role in underwater image restoration. It can be used as an intermediate parameter in physical model-based restoration and as a feature in deep learning. Firstly, this study introduces an underwater imaging model based on the principle of underwater image restoration. Secondly, it focuses on analyzing the application of physical models and deep learning in scene depth estimation and image restoration. By classifying and summarizing these different methods, the study compares their advantages and disadvantages to reveal the core role of scene depth in degradation modeling and restoration optimization. Thirdly, several algorithms are compared through experiments from both subjective and objective aspects to analyze their advantages and limitations. Finally, an outlook is presented to provide new ideas and directions for the future development of underwater image restoration.

Key words: scene depth; physical model; deep learning; underwater image restoration

1 引言

水下图像复原技术广泛应用于水下目标探测以及自主水下航行器 (AUV) 等领域^[1]. 但是, 水下图像的质量受到水体中颗粒物对光的吸收与散射、不均匀光照

等因素的严重影响^[2], 导致水下图像存在图像模糊、对比度低、颜色失真等问题^[3], 如何有效地恢复水下图像质量, 是水下图像清晰化领域的一个关键问题^[4].

水下图像清晰化方法通常分为图像增强和图像复

^① 基金项目: 国家自然科学基金 (52001039)

收稿时间: 2025-04-09; 修改时间: 2025-06-03, 2025-07-10; 采用时间: 2025-07-29; csa 在线出版时间: 2025-10-11

CNKI 网络首发时间: 2025-10-14

原两大类, 它们的最终目标都是提升图像的质量, 但是方式和侧重点有所不同. 图像增强是通过各种技术手段改善图像的视觉效果, 使其更加符合人眼的观感需求, 通常不考虑图像的物理退化过程, 而是根据图像的灰度、对比度、边缘等特征进行处理. 图像复原旨在通过建模图像退化过程, 恢复出原始图像, 通常假设图像退化是由已知的模糊、噪声、散射等物理过程导致的, 通过逆向推断这些退化过程, 尽可能恢复图像的真实信息, 这类方法可进一步细分为基于物理成像模型和基于深度学习的图像复原方法.

图像增强方法仅进行对比度调整、亮度修正、锐化等以提高图像视觉效果^[5], 这种方法主要包括直方图均衡化^[6]、限制对比度直方图均衡化^[7]、灰度世界假设^[8]以及白平衡算法^[9]等. 这些基于传统图像增强算法的方法实现简单、快速, 适用于视觉感知优化, 在一定程度上可以改善水下图像的对比度和清晰度, 但通常情况下效果有限, 无法恢复图像的原始物理信息, 可能会导致信息丢失或过度增强, 仍需采用更好的方法解决图像失真的问题.

随着计算机视觉和图像处理技术的发展, 对图像成像过程的深入研究以及成像模型的开发, 研究者们逐步深入探索基于物理模型的图像复原方法, 该方法根据背景光、透射率、场景深度等反演图像退化过程获取原始图像. 其中, 使用较多的有用于颜色纠正的Retinex方法^[10-12]和主要用于去雾的基于暗通道先验(DCP)算法^[13,14]及其改进算法^[15].

随着深度学习技术的发展, 涌现出大量基于深度学习的水下图像复原方法. 这些方法通过数据驱动的方式, 利用大量的训练数据来学习图像的退化过程及恢复方法, 实现了更为精准的水下图像复原, 鲁棒性更强^[16]. 其中, 一些研究采用卷积神经网络(CNN)模型^[17-20]直接学习退化图像到清晰图像的映射进行水下图像复原. 另外, 还有一些研究采用生成对抗网络(GAN)模型^[21-23]进行水下图像复原过程学习, 生成更为真实的水下图像. 深度学习方法能够自动学习图像退化和恢复的规律, 避免了手动建模退化过程的繁琐, 但通常需要较长的模型训练时间和大量的计算资源.

景深的物理含义是场景中各像素点与相机之间的距离, 涉及图像的空间分布和物体的远近, 准确的景深估计对于水下图像复原是必要的^[24]. 近年来, 基于景深估计的水下图像复原方法取得了显著进展, 但水下图

像景深估计仍有较大的不确定性, 尤其在复杂的水质和光照环境下, 如何获取准确的深度图是一个难题. 本文的目标是探讨基于场景深度的水下图像复原方法, 将着重介绍基于物理模型方法和深度学习的景深估计和图像复原技术, 分析这些方法的优缺点, 以及在不同条件下的表现, 并通过实验评估不同方法的性能, 最终为水下图像复原技术的发展提供新的思路和实践依据.

2 水下成像模型

水下成像模型是理解水下图像退化过程和设计有效复原算法的基础, 为后续图像复原方法的设计提供了理论依据. 本节详细介绍了水下成像过程中各关键因素的物理机制, 尤其是背景光的影响和透射率的变化等重要参数的作用.

Jaffe-McGlamery 成像模型广泛应用于水下图像复原^[25], 其成像原理如图1所示.

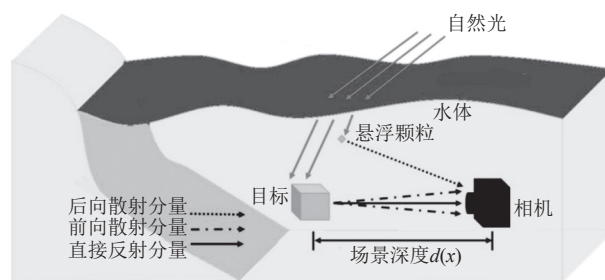


图1 水下成像模型原理

Jaffe-McGlamery 模型表示了光线、水体、相机与场景之间的相互作用^[26], 它是基于水介质的真实模拟, 相机接收到的总光照是物体直接反射、前向散射和后向散射这3个分量的线性叠加, 可以表示为:

$$I^c(x) = E_d^c + E_f^c + E_b^c, c \in \{R, G, B\} \quad (1)$$

其中, E_d 表示直接反射分量, E_f 表示前向散射分量, E_b 表示后向散射分量, 反射分量可表示为:

$$E_d^c = J^c(x)t^c(x), c \in \{R, G, B\} \quad (2)$$

其中, $J(x)$ 表示未退化的清晰图像, $t(x)$ 表示透射率, 后向散射是由水体中悬浮颗粒的散射造成的^[27], 可表示为:

$$E_b^c = B^c(1 - t^c(x)), c \in \{R, G, B\} \quad (3)$$

其中, B^c 表示背景光.

背景光的物理内涵是无限远背景处最亮点的光强^[28]. 当相机与水下场景间的距离不远时, 前向散射可以忽略不计, 只需考虑其他两个分量的影响, 因此, 简化的

成像模型 (IFM) 可表示为:

$$I^c(x) = J^c(x)t^c(x) + B^c(1 - t^c(x)) \quad (4)$$

根据简化的成像模型, 利用透射率和背景光反演退化图像的形成过程, 即可得到未退化的清晰图像, 求解过程中通常会为透射率设置一个最小阈值, 防止部分区域透射率为零的情况出现, 最终的复原图像可表示为:

$$J^c(x) = \frac{I^c(x) - B^c}{\max[t_0, t^c(x)]} + B^c \quad (5)$$

其中, t_0 表示透射率的最小阈值, 透射率 $t(x)$ 是光衰减系数和景深的非线性组合.

$$t^c(x) = N \text{rer}^{d(x)}(\lambda) = e^{-\beta^c(\lambda)d(x)} \quad (6)$$

其中, $\beta(\lambda)$ 表示光衰减系数, $d(x)$ 表示场景深度, $N \text{rer}(\lambda)$ 表示归一化剩余能量比, 其含义为波长为 λ 的光传播单位距离所剩能量与初始能量之比^[29].

透射率和背景光是水下图像复原中的重要参数^[30], 准确的背景光和透射率能够得到质量更好的原始图像, 而景深又与透射率和背景光息息相关, 因此, 对基于景深的水下图像复原方法进行系统性的总结是非常有必要的.

3 基于景深估计的水下图像复原方法

根据使用的方法和原理的不同, 本节将基于景深估计的水下图像复原方法分为了物理模型方法和深度学习方法两大类, 并对典型的方法进行归纳, 分析其优缺点.

3.1 基于物理模型方法

基于物理模型的景深估计方法主要是基于暗通道、颜色通道差异等先验知识, 或是图像的模糊度、亮度、饱和度等视觉感知特征与景深的关系, 对水下图像的退化过程建模, 反演图像的退化过程获取清晰图像.

3.1.1 基于单一先验或特征

单一的先验或特征是指仅使用如暗通道等先验或模糊度、亮度、饱和度等特征中的一种来获取景深并复原水下图像. 这些特征的选择根本依据在于它们直接或可测量地反映了水下光学成像的物理退化过程, 并表现出显著的统计相关性, 且能够由水下光学成像的物理定律得到合理解释. 水下红色通道光衰减最快, 蓝绿通道衰减较慢, 导致颜色通道差值或比值随景深增加而显著增大; 前向散射使物体反射的光线在到达

相机前发生扩散, 导致图像模糊, 使得景深大的位置比近处的更模糊; 由于光衰减规律, 随着景深的增加, 物体反射光的强度显著减弱.

2010年, Carlevaris-Bianco 等人^[31]使用最大强度先验 (MIP), 通过图像 RGB 3 个颜色通道之间的强烈衰减差异, 即红色通道的最大强度与绿色和蓝色通道的最大强度之差来估计场景深度, 并利用这些深度信息, 将真实场景的亮度建模为马尔可夫随机场 (MRF)^[32], 从模糊图像中恢复场景亮度, 该算法可以对不同类型的水下图像进行去雾处理. 该方法不需要任何专门的硬件或场景的先验知识, 但是难以确定大型彩色物体的景深.

$$d(x) = \max_{y \in \Omega(x)} I^R(y) - \max_{y \in \Omega(x)} \{I^G(y), I^B(y)\} \quad (7)$$

其中, $d(x)$ 表示深度图, $I^c(y)$, $c \in \{R, G, B\}$ 表示退化图像, $\Omega(x)$ 表示像素点 x 的一个邻域.

经典图像去雾算法暗通道先验由 He 等人^[33]提出, DCP 方法假设在 RGB 三通道中至少有一个颜色通道的某个小区域某些像素具有很低的值, DCP 在陆上图像复原取得了很好的效果, 尤其是对图像去雾效果显著. 在此基础上的水下暗通道先验 (UDCP)^[34], 最初仅在蓝绿通道上实现 DCP, 由于忽略了红色通道的影响, 导致对红通道值较大的图像处理效果较差, 针对其不足引入红通道做了如颜色通道衰减差异等的各种改进^[35]. 2015年, Peng 等人^[36]观察到水下图像距离相机越远的物体越模糊, 首次提出了基于场景模糊度方法来估计场景点与相机之间的距离, 从而恢复水下图像.

$$P(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (|I_g(x) - G^{r_i, r_i}(x)|) \quad (8)$$

其中, $P(x)$ 表示模糊度, I_g 表示灰度图像, $n = 4$, $r_i = 2^{i-1}n + 1$, $G^{k, \sigma}$ 表示标准差为 σ 的 $k \times k$ 高斯滤波^[37]. 对模糊度图使用最大滤波器、形态学^[38]重建填补坑洞和引导滤波^[39]平滑处理即可得到深度图. 与其他基于 IFM 的复原方法相比, 该方法在不同光照条件下可以更好地复原水下图像, 证明了基于模糊度的景深估计适用于各种图像. 2017年, Wang 等人^[40]提出了一种最大衰减识别方法 (MAI), 使用红色通道获取深度图, 将整个图像分割成小块, 估计每个小块的背景光, 并通过线性插值的方式获取全局背景光, 该方法在对比度增强和色彩校正方面取得了良好的效果, 但是当图像太暗时, 会导致处理结果失真. 2021年, Zhou 等人^[41]提出一种

最小重投影损失策略, 并采用多尺度估计策略减少深度图中的伪影, 在获取深度图后, 重新估计了深度估计错误的背景区域, 以减小估计反向散射时由于低对比度和色偏导致的部分背景区域被误认为近景引起的误差, 最后使用引导滤波平滑和增强深度图的细节, 尽管与以往方法相比能够获得更高质量的水下图像, 但成像范围估计方法的准确性仍存在反向散射被高估或低估的局限性. 2023年, 邱啟蒙等人^[42]通过明暗通道差值获取景深, 选取深度图中前0.1%像素点用于求取背景光, 为后续图像复原打好基础.

$$d(x) = F_s(I_b(x) - I_d(x)) \quad (9)$$

其中, F_s 为归一化函数, $I_b(x)$ 和 $I_d(x)$ 分别表示明暗通道, 其表达式为:

$$\begin{cases} I_b(x) = \max_{y \in \Omega(x)} \left(\max_{c \in \{R, G, B\}} I^c(y) \right) \\ I_d(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{R, G, B\}} I^c(y) \right) \end{cases} \quad (10)$$

其中, $I^c(y)$ 表示退化图像, $\Omega(x)$ 表示像素点 x 的某邻域局部区域, 该方法模型求解前的红通道补偿预处理提高了参数估计的准确性, 却增加了算法的运行时间. 由于在深海区域人工光照是唯一光源, 使得图像前景区域白光强度高, 导致图像局部饱和度降低, 而随着距离的增加, 光照逐渐减弱, 对应区域的饱和度逐渐增大. 2023年, Zhang 等人^[43]利用图像饱和度与距离之间的关系来估计水下图像的景深, 获取的场景中最近点与最远点之间的相对距离为:

$$d(x) = 1 - \frac{3 \min\{R(x), G(x), B(x)\}}{R(x) + G(x) + B(x)} \quad (11)$$

其中, $R(x)$ 、 $G(x)$ 、 $B(x)$ 分别为像素点 x 处 RGB 三通道对应点的强度值, 该研究用于 AUV 自主运行中的水下图像恢复, 但是由于算法的复杂度, 与 AUV 的实时性要求还存在一定差距.

综上所述, 相对其他类型而言基于单一先验或特征的方法复原效率更高, 但是图像的复原效果一般有限, 具有一定局限性, 若复原水域不满足算法所提先验, 复原效果会非常差, 甚至会加剧降质. 模糊度、饱和度等方法更适用于有明显远近差异的图像, 对于内容单一的图像不太适用. 就效率而言此类方法更适合于 AUV 作业等实时任务, 但是复原质量有待提高.

3.1.2 基于多个先验或特征融合

在实际应用中, 单一的特征可能无法满足复杂多

变的水下环境, 因此近年来研究者们更多地将多个特征进行加权融合, 获取不同的深度图, 设计各自的权重, 以自适应变化的环境因素, 或是使用多个特征建立线性模型估计景深.

2017年, 针对之前模糊度方法的不足, Peng 等人^[44]构建了一种基于图像模糊度和光吸收的水下场景深度估计方法 (IBLA), 结合红通道先验、最大强度先验和场景模糊度这3种方法进行深度估计, 并通过引导滤波对深度图进行细化和平滑处理, 获取的归一化相对距离需要转换为实际距离:

$$d(x) = D \times (d_n(x) + d_0) \quad (12)$$

其中, $d(x)$ 表示实际距离, $d_n(x)$ 表示相对距离, D 为转换系数, 由大量的实验确定, 一般取为8或9, d_0 是场景中最近点到相机的距离, 对于 AUV 可以通过自身配备的多普勒速度计程仪 (DVL) 来获取, 其他场景可以根据背景光 B 计算:

$$d_0 = 1 - \max_{x, c \in \{R, G, B\}} \frac{|B^c - I^c(x)|}{\max(B^k, 1 - B^k)} \quad (13)$$

其中, $k = \arg \max_{c \in \{R, G, B\}} (\max_x |B^c - I^c(x)|)$.

2018年, Peng 等人^[45]基于深度相关的颜色变化对 DCP 进行推广, 分析了 RGB 3 个颜色通道是否随景深的变化而具有更大或更小的值, 首先使用梯度图粗略地估计深度图, 然后使用线性回归获取 RGB 强度值与景深之间的相关性, 该方法泛化能力强, 可同时应用于水下、夜间、雾霾和沙尘暴图像的复原. Song 等人^[46]提出了一种基于水下光衰减先验 (ULAP) 的水下图像场景深度估计模型, 通过对大量图像的蓝绿通道最大强度 (MVGB)、红通道强度 (VR) 以及它们的差值与景深进行相关性分析, 如图2所示, 发现景深与 MVGB 成正比, 与 VR 成反比, 说明了根据颜色通道差异建立线性模型的可行性, 根据所得结论建立了线性景深模型 (SDM):

$$d(x) = \mu_1 m(x) + \mu_2 v(x) + \mu_0 \quad (14)$$

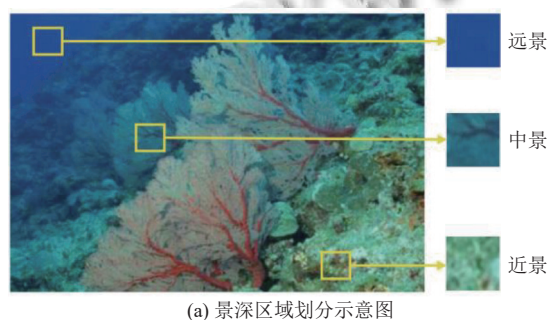
其中, μ_i ($i = 0, 1, 2$) 为线性相关系数, $m(x)$ 表示 MVGB, $v(x)$ 表示 VR.

2019年, Deng 等人^[47]充分考虑光照不足的环境和光照充足的情况, 根据各颜色通道的强度值将图像自动进行分类, 对弱光图像和背景光较暗而前景较亮的图像, 使用最小逆红通道衰减估计景深, 其他情况则使用 MIP, 对于人工光照接近目标时, 该方法会产生光晕

效应. 2020 年, 邓翔宇等人^[48]基于红色通道和场景模糊度估计景深, 并利用景深将图像前景和背景分离, 以获取更精确的背景光, 该方法有效避免了前景中存在的较亮像素或白色物体被错误的估计为背景光. Song 等人^[49]融合了 MIP、红通道先验和场景模糊度进行景深估计. 与 ULAP 类似, 2021 年, 郭威等人^[50]分析了在深海中传统复原方法失效的原因, 并对大量的深海图像的景深进行相关性分析, 统计图像中近、中和远景的相关指标, 分析了海水对光的吸收、图像饱和度以及亮度与景深的关系, 结合 3 种特征建立线性景深模型 (SDM):

$$d(x) = \mu_1 S(x) + \mu_2 V(x) + \mu_3 M(x) + \mu_0 \quad (15)$$

其中, μ_i ($i=0,1,2,3$) 为线性相关系数, $S(x)$ 、 $V(x)$ 、 $M(x)$ 分别表示图像饱和度、亮度和红色与最大蓝绿色通道差值.



(a) 景深区域划分示意图

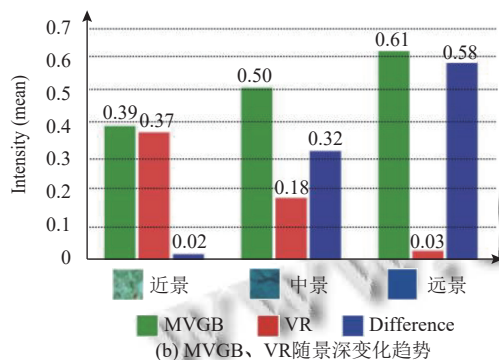


图2 MVGB、VR 与景深的相关性分析

2022 年, Liu 等人^[51]利用明暗通道差值估计景深, 同时结合红绿蓝通道的差异和红通道先验进行加权融合, 并利用模糊度、平滑度和最大强度先验求取背景光, 该方法能够去除人工光源对水下图像的影响, 得到色彩高保真的复原图像. 类似的加权融合, 李靖怡等人^[52]的方法为基于梯度信息和色差求取深度图. 2023 年, Zhou 等人^[53]结合了红通道先验和最大强度先验获取深度图, 并通过自适应暗像素消除反向散射. Zhu 等

人^[54]提出了一种基于光衰减的深度图融合模型, 该方法将 ULAP 与 MIP 进行融合以更准确地估计场景的透射图用于图像恢复, 并结合四叉树分解定位法^[55]估计背景光, 该方法在提高对比度的同时, 有效地增强了水下图像的细节和色彩, 但是当图像的背景颜色接近纯绿色或纯蓝色时, 最终的复原效果不佳. 2024 年, Li 等人^[56]直接引用了 ULAP 方法计算深度图, 然后结合提出的适应了与不同水况相关的衰减系数估计透射率. 李月梅等人^[57]将 RGB 空间转换到 HSL 空间^[58]获取图像亮度信息, 使用最小值滤波器处理亮度信息进行深度估计, 考虑光衰减和雾化特性, 融合了 MIP 和梯度信息获取的深度图以得到更准确的景深.

综上所述, 此类方法有如 IBLA 一样通过多个先验自适应加权融合, 还有如 ULAP 一样建立多个特征的线性景深模型, 能够更好地适应复杂多变的水下环境. 此类方法由于需要处理多个特征或求取多个深度图, 相对而言需要更多的时间来实现准确的深度估计, 对于一些如 AUV 一样对实时性较高的应用不太适用, 尽管其计算复杂度较高, 但其对海底地质勘探等精度优先于处理速度的高精度离线任务仍具有不可替代性.

3.2 基于深度学习方法

3.2.1 基于卷积神经网络

CNN 通过卷积层能够有效提取如纹理、边缘等特征, 并自动学习图像的空间特征, 较强的学习能力^[59]让其在图像分类^[60]、目标检测^[61]等领域表现出色. 在基于景深估计的水下图像复原领域, 基于 CNN 的方法既可以通过提取图像中与景深相关的特征, 获取深度图, 再通过成像模型计算透射率与背景光对图像进行复原, 也可以将深度估计网络获取到的深度图作为特征输入另一网络模型引导图像复原, 基本流程如图 3 所示.

2018 年, Cao 等人^[62]使用两种神经网络来估计背景光和场景深度, 景深估计网络采用两个 CNN 堆叠成的多尺度架构, 包括一个含有 5 个卷积层以及两个全连接层^[63]的粗糙全局网络和一个含有 3 个卷积层的精细网络. 2019 年, Yang 等人^[64]使用全卷积残差网络 (FCRN)^[65]估计景深以确定背景光, 该网络建立在 Res-Net-50 架构上, 使用小卷积代替原始的全连接层实现上采样, 减少了模型的参数, 大幅缩短了模型的训练时间. 2020 年, Marques 等人^[66]通过合成包含图像和深度图的成对数据集, 训练深度 CNN 进行景深预测, 使用了

编码器-解码器架构并进行跳层连接, 由于没有发现对单尺度方法的改进, 并没有进行多尺度深度预测, 因为该方法没有使用任何自然水域图像作为训练样本, 所以在实际预测时会产生很多噪声点. Pérez 等人^[67]从新的角度出发, 利用可能为场景深度提供特征信息的水下雾霾, 使用 CNN 来粗略估计深度图, 网络使用 5 层卷积和池化, 第 1 层通过 5×5 池化减小图像大小, 其他层保持大小不变, 在最后一个卷积层之后, 执行双线性放大以恢复图像的原始大小, 并将此结果输入到引导滤波器, 最后将深度图用于图像去雾, 以增强图像并恢复原始颜色. 2022 年, Mousavi 等人^[68]使用 OpenWaters 工具包生成的合成水下图像训练深度 CNN, 从图像中提取结构和纹理特征, 以提升景深估计的准确性. Alenezi 等人^[69]使用绝对平均强度函数, 以及基于绿色和红色、绿色和蓝色以及红色和蓝色通道像素方差, 提出了一种基于全局和局部块像素差的景深估计方法, 通过在 CNN 中引入块贪婪算法, 用于标准化不同颜色通道的衰减比并选择方差最低的区域, 该方法根据颜色通道之间的像素差异估计场景深度, 帮助去除最终去雾水下图像的场景伪影. 2023 年, 针对与场景深度相关的衰减和散射问题, Chen 等人^[70]利用位置注意力和多扩张卷积深度感知单元, 建立了水下相对

场景深度估计网络 (URSDEN), 将与场景深度相关的适当注意力权重自适应地分配给水下图像的每个区域, 结合 RGB、HSV 和 Lab 颜色空间^[71], 构建多色空间特征表征网络, 以缓解域偏移问题, 同时设计了水下场景语义分割网络, 从而减少伪影并在图像复原中保持前景的完整性. 2024 年, 王宁等人^[72]构建了名为 UIRENNet 的景深估计和水下图像复原网络, 基于 CNN 构建了景深估计模块, 使用 4 个卷积层构建深度感知网络获取深度图, 并将其作为先验知识输入后续的图像复原网络中的编码器部分, 该模型能够在恢复图像质量的同时实现色彩校正.

综上所述, 基于 CNN 的方法通过其强大的特征提取与端到端学习能力, 已成为景深估计与退化校正的核心技术. 早期研究者们聚焦多尺度堆叠网络与轻量化架构设计, 但由于依赖合成数据且未充分耦合物理模型, 易受真实场景噪声干扰. 近年来, 通过引入注意力机制、多色空间特征融合、语义分割约束等, 显著提升了深度估计的鲁棒性与复原图像的质量. 现有方法仍面临合成数据域偏移、景深误差引发的伪影及物理可解释性不足等挑战. 基于 CNN 的方法适用于高帧率应用场景, 如实时障碍物距离感知实现 AUV 自主避障以及水下目标跟踪等.

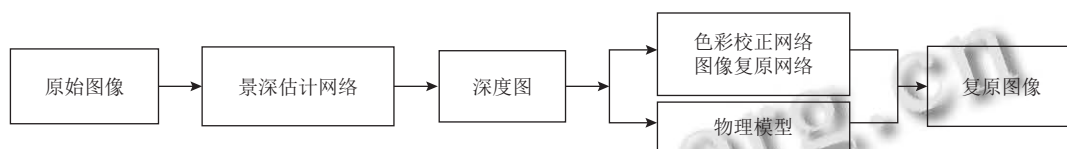


图3 基于CNN的景深估计与图像复原流程图

3.2.2 基于生成对抗网络

GAN 由生成器-判别器组成, 生成器生成以假乱真的数据, 判别器区分生成数据与真实数据^[73]. 通过对

GAN 的训练, 可以生成深度图通过水下成像模型反演复原图像, 也可以通过其他网络结合景深信息生成复原图像, 提升图像的质量, 基本流程如图4所示.

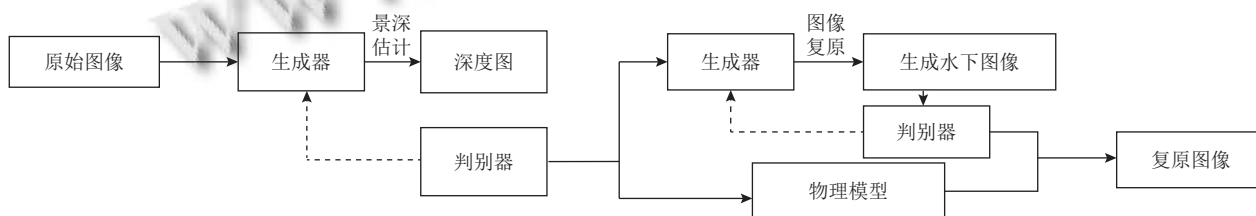


图4 基于GAN的景深估计与图像复原流程图

2018 年, Li 等人^[74]构建的 WaterGAN 从陆地图像和深度图配对生成逼真的水下图像数据, 用于两阶段网络的输入以完成水下图像的色彩校正, 其网络结构由景深估计和色彩恢复两个阶段组成, 景深估计网络

采用全卷积编码器-解码器结构, 以下采样水下图像为输入, 输出相对深度图, 再通过上采样恢复图像原始尺寸与原始图像一起作为色彩恢复网络的输入. 2019 年, Gupta 等人^[75]基于循环一致对抗网络 (CycleGAN)^[76],

提出了一个无监督深度网络 UW-Net, 提取图像中雾浓度等特征, 用于从单幅水下图像间接学习估计深度图, 网络包含基于循环连接的密集块的自动编码器, 该编码器使用结构和梯度稀疏损失来学习水下和水上模糊彩色图像和深度图之间的映射。

2020 年, Rahadiani 等人^[77]将模糊图像中的散射效应当作噪声处理, 使用一个两阶段深度网络学习单个模糊图像与其深度图之间的关系, 将 U-Net^[78]预训练为 GAN 框架中的生成器, 利用 GAN 的特性生成视觉上清晰的深度图, 将 U-Net 的训练权重初始化一个新的 U-Net, 再次训练新的 U-Net 进一步估计景深, 最小化估计误差以获得最佳的深度图。2021 年, Zhao 等人^[79]通过改进残差网络 (ResNet), 构建了一种新的复合骨干网络, 该网络设计了具有 3 个生成器和两个判别器的 GAN 来估计水下深度图。Hambarde 等人^[80]介绍了一种端到端的水下生成对抗网络 (UW-GAN), 他们先使用一个粗略级生成网络估计粗略的深度图, 再将粗略深度图和输入图像一并输入精细网络计算精细深度图, 然后用于水下单幅图像增强。2023 年, Yan 等人^[81]针对以往 GAN 方法恢复图像的色彩校正效果差的问题, 提出了一种数据和物理驱动的无监督架构, 从未配对的水下和陆地图像中执行水下图像恢复, 模型构建了具有 2 个下采样层和 6 个残差块的深度子网络, 用于深度特征提取。2025 年, González-Sabbagh 等人^[82]专门为图像脱水、复原和景深估计构建了 Scene-cGAN, 由 3 个基于 U-Net 的生成器和一个基于 Transformer 的判别器组成, 3 个生成器分别用于获取脱水图像、复原图像和深度图像, 并使用了基于单向循环一致性的多项损失函数和一个新颖的数据集来训练模型。

综上所述, 基于 GAN 的方法在水下图像复原中通过对抗训练机制, 在深度图生成与时间质量提示展示出显著潜力。两阶段网络能够分别实现深度图估计与色彩校正, 但依赖成对数据且复原效果受限于合成数据域偏移。随着无监督学习的发展, 通过循环一致性损失消除对成对数据的依赖, 近年来, 通过分阶段细化深度图提升复原精度, 物理-数据协同驱动和多任务联合优化, 结合 Transformer 增强判别器的全局感知能力, 显著改善了色彩校正与伪影抑制效果。然而, 现有方法仍面临模型复杂度高、训练不稳定及真实场景泛化性不足的挑战。基于 GAN 的框架能够通过域

适应技术解决训练-测试环境差异问题, 适用于跨海域科考任务。

3.2.3 基于其他学习的方法

除了 CNN 和 GAN 之外, 还有一些研究者使用如 Transformer^[83]、扩散模型^[84]等方法, 这些方法或是与物理模型结合, 或是将深度图作为先验知识用于训练图像复原网络, 其流程与 CNN 和 GAN 类似。与通常以端到端学习退化映射的基于 CNN 和 GAN 不同, Transformer 能够显式嵌入 UDCP 透视图作为注意力先验, 扩散模型联合采样 RGBD 物理先验, 实现物理规律与数据驱动的深度耦合, 无监督与自监督更是突破 CNN 和 GAN 对配对数据的依赖。与依赖人工标注的监督学习方法不同, 无监督与自监督学习均属无标注学习范式, 能够利用图像自身属性构建优化目标, 如通过物理约束、时空一致性或跨域先验规避深度真值需求。

2019 年, Skinner 等人^[85]提出了一种无监督模块化两阶段深度神经网络 (DNN), 分别进行视差估计和色彩校正, 该方法第 1 阶段通过视差估计网络估计每张图像的视差图, 第 2 阶段使用立体相机校准将差异转换成深度图, 然后与原始图像一并输入色彩校正模块进行颜色校正。2020 年, Yin 等人^[86]研究了散射环境中 3D 距离门控成像的系统改进, 使用贝叶斯网络, 通过高斯马尔可夫随机场结合空间约束, 提出了一种新的三维重构算法用于解决散射效应, 该模型同时考虑了场景深度和反射率, 从而提供了信息更丰富、更准确的复原结果。由于缺乏有效的水下训练数据, 且对合成数据训练的模型在真实水下图像泛化能力较弱, Ye 等人^[87]从风格和特征自适应的角度考虑了该问题, 提出一种风格自适应网络 (SAN) 学习风格变换, 使陆地图像适应水下图像的风格, 再建立一个任务网络 (TN), 通过学习域不变表示来联合估计场景深度和校正单个水下图像的颜色。2024 年, Wang 等人^[88]设计一种基于物理引导 Transformer 的方法, 由浅层特征提取、编码、解码和回归阶段组成, 考虑到水下图像的颜色偏差和提取更丰富的初级特征, 使用自注意力机制与 UDCP 的透射图进行交互, 构建了一个用于丰富和提取深度的 Transformer 模块, 使用融合 Transformer 和透射图的交互编解码器, 解决水下图像的非均匀退化的问题, 以更好地恢复特征并减少信息丢失, 最后在回归阶段获取场景深度图。受到自监督深度估计网络 DepthNet^[89]从水下视频序列中提取深度信息的启发, Varghese 等人^[90]通过将形成水下图像的物理模型与水下视频中相

邻帧上的视图合成约束相结合,提出了一个用于同时恢复图像和景深估计的自监督深度学习网络 (USe-ReDI-Net),该方法能同时实时地输出深度图和清晰图像.针对水下场景中数据规模较小和运动复杂性带来的挑战,Wang 等人^[91]设计了自监督复合网络模型 (UWdepth),并进一步引入深度一致性损失,以实现更准确的帧间运动预测和深度估计,UWdepth 由迭代姿态网络、特征提取器、位姿估计和深度估计网络组成,将3个连续的图像帧作为网络的输入,然后将获取的特征图输入深度估计网络,输出与目标帧相对应的深度图,用作水下成像模型的参数,获得未退化的图像,以构成了一个完整的水下深度估计和图像复原系统.2025年,Nathan 等人^[92]使用扩散模型 (Osmosis),对颜色和景深进行建模并联合采样训练 RGBD 先验,将陆上图像的 RGBD 先验与水下成像模型相结合,形成扩散引导方法,生成复原的水下图像作为后验样本.该方法没有对任何水下图像进行训练,因此不会对任何水下图像过度拟合,

但是其模型的运行时间较长.

综上所述,基于 Transformer、扩散模型等新兴方法的水下图像复原技术逐步突破传统 CNN、GAN 框架的局限性.当前存在的挑战集中于物理-数据协同机制不完善、扩散模型实时性不足等计算开销问题及风格迁移残留伪影的跨域优化瓶颈. Transformer 等新兴技术在高精度三维重建中展现潜力,如水下 SLAM 利用多帧间景深关联优化实现位姿估计与 3D 重建,但目前计算成本仍有待优化,未来研究需探索物理模型与深度学习融合的轻量化方案,兼顾效率与鲁棒性.

3.3 各种复原方法特点对比

在上述对基于景深估计的水下图像复原方法分析的基础上,结合各原始文献中的结论和实验结果,本节从每类方法中选取几个代表性的方法进行对比归纳总结,主要包括:方法类型、相关文献和发表年份、使用的核心思想方法以及各自的优缺点,详细信息如表 1 所示.

表 1 基于景深估计的水下图像复原方法分类对比

方法类型	文献	年份	核心思想方法	优缺点
基于物理模型方法	[31]	2010	通过红通道最大强度与蓝绿通道最大强度之差估计景深,利用景深建立MRF恢复图像亮度	优点: 计算复杂度低; 在符合指定条件的情况下有较好效果 缺点: 鲁棒性不强, 局限性大, 复杂的场景中复原效果有限
	[36]	2016	根据图像模糊度与景深的关系, 基于场景模糊度估计景深	
	[42]	2023	基于明通道与暗通道的差获取景深, 并选取前0.1%的像素点结合四叉树方法获取背景光	
	[43]	2023	利用深海人工光源图像饱和度与景深的关系, 基于局部饱和度估计景深	优点: 鲁棒性更强, 能适应不同的环境变量 缺点: 多个特征融合导致处理时间更长
	[44]	2017	加权融合MIP、红通道先验和场景模糊度3种方法	
	[46]	2018	使用蓝绿通道最大强度和红通道强度建立线性景深模型	
	[54]	2023	将ULAP线性景深模型与MIP加权融合估计景深, 结合四叉树分解定位法估计背景光	
基于深度学习方法	[57]	2024	将RGB空间转换到HSL空间获取亮度信息, 再与MIP及梯度图融合估计景深	优点: 能自动提取特征, 适应性强 缺点: 训练和推理过程时间长, 且对数据质量要求较高, 模型的可解释性差
	[62]	2018	使用两种网络分别估计背景光和景深	
	[64]	2019	使用小卷积代替全连接, 在ResNet-50的基础上, 建立全卷积残差网络估计景深	
	[69]	2021	在CNN中引入块贪婪算法, 根据不同颜色通道间像素方差估计景深	
	[72]	2024	将CNN获取的深度图作为先验知识, 用于图像复原网络的编码器输入	优点: 能够有效地恢复因模糊或光照不足造成的图像细节损失 缺点: 训练过程不稳定, 需要大量的计算资源
	[75]	2019	改进CycleGAN, 根据图像中的雾浓度等特征间接估计景深	
	[77]	2020	将散射效应当作噪声, U-Net作为生成器估计景深	
	[80]	2021	两个阶段分别获取粗略深度图和精细化	
	[82]	2025	将U-Net和Transformer作为生成器和判别器	优点: 灵活性高, 自适应能力强, 能够处理复杂的环境和光照条件 缺点: 复杂的结构, 需要大量的计算资源
	[85]	2019	使用两阶段DNN分别进行深度估计和色彩校正	
其他	[90]	2023	结合物理模型和水下视频相邻帧估计景深和复原图像	
	[88]	2024	结合UDCP和Transformer估计景深	
	[92]	2025	结合扩散模型和水下成像模型估计景深	

从算法的实际应用角度考虑,水下图像复原算法的选择需要综合考虑实时性、复原质量和计算资源.物理模型方法计算效率高更适用于有实时性要求的场景,就目前而言,若是有非常高的实时性要求且没有严格的复原质量要求,可选用单一特征方法;若同时需要较好的复原质量,采用多个特征的方法或轻量级深度学习模型更合适.对于非实时高精度场景,基于深度学习的方法能提供更好的复原效果,但模型训练需要大量的计算资源,且现有大多模型泛化性不足,在训练集外的复杂水下环境中性能可能显著下降.

4 水下图像质量评价指标

图像质量评价指标 (IQA)^[93]是评价图像质量、清晰度以及复原效果的计算模型,现有方法主要分为主观和客观两种形式,主观评价是通过人眼视觉观察图像的质量.客观评价根据有无参考图像分为全参考、部分参考和无参考质量评价,下面主要介绍用于本文的全参考和无参考指标.

4.1 水下图像全参考质量评价

结构相似性指数 (SSIM) 是衡量两幅图像在亮度、对比度和结构方面的相似性^[94],对于去除模糊、恢复细节的图像复原任务来说,SSIM 能够反映复原效果的优劣,越接近 1 说明越相似.

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\delta_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\delta_x^2 + \delta_y^2 + C_2)} \quad (16)$$

其中, μ_x 和 μ_y 表示两图像 x 和 y 的均值, δ^2 表示方差, δ_{xy} 表示两图像的协方差, C_1 和 C_2 为常数.

峰值信噪比 (PSNR) 用于评估图像中的噪声和失真^[94], PSNR 值越大表示图像的质量越好.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{R^2}{MSE} \right) \quad (17)$$

其中, R 表示图像最大可能像素值, MSE 为均方误差,表示退化图像与复原图像的差异.

$$MSE = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (I(i, j) - K(i, j))^2 \quad (18)$$

其中, $m \times n$ 表示图像分辨率, I 和 K 分别为退化图像与复原图像在像素点 (i, j) 的值.

4.2 水下图像无参考质量评价

水下图像质量评估 (UIQM) 基于人类视觉系统^[95],

使用色彩测量指标 (UICM)、清晰度测量指标 (UISM) 和对比度测量指标 (UIConM) 的线性组合综合评价图像质量.

$$UIQM = c_1 \times UICM + c_2 \times UISM + c_3 \times UIConM \quad (19)$$

其中, 各自的权重可取为 $c_1 = 0.0282$, $c_2 = 0.2953$, $c_3 = 3.5753$.

水下彩色图像质量评估 (UCIQE) 用于评价水下图像非均匀的色偏、模糊和低对比度的情况^[96], 是色彩浓度、饱和度和对比度的线性组合:

$$UCIQE = c_1 \times \delta_c + c_2 \times con_l + c_3 \times \mu_s \quad (20)$$

其中, δ_c 表示色度标准差, con_l 表示亮度对比度, μ_s 表示饱和度平均值, c_i ($i = 1, 2, 3$) 是对应的权重系数, 一般可取为 0.4680、0.2745 和 0.2576.

5 实验结果对比与分析

为更直观地体现基于景深的水下图像复原方法的有效性, 对前文的归纳和分析做补充说明, 本节同时对基于景深估计的方法和常规复原方法设计实验, 在 EUVP^[97] 公开数据集上, 从主观和客观两个方面, 对不同的方法进行评价和性能对比. EUVP 数据集场景覆盖全面, 数据样本量大, 使用真实水下数据, 包含超过 12000 个配对和 8000 个未配对实例, 覆盖全场景水下退化类型, 包含不同色偏、不同浑浊度、不同光照以及契合实际作业场景需求的运动模糊, 有力支撑实验设计的权威性和结论的普适性. 由于目前缺乏专门用于深度图的评价指标, 仅以最终的图像复原质量进行评估.

5.1 主观评价

图 5 展示了 EUVP 数据集中包括不同色偏和清晰度的图像, 包括退化图像与在不同方法上的复原图像, 对比的方法包括无模型方法 (CLAHE)、基于物理模型的方法 (MIP、UDCP、IBLA 和 ULAP) 以及基于深度学习的方法 (Deep-SESR^[98]、U-GAN^[99] 和 FUnIE-GAN^[97]).

从对比结果可知, CLAHE 方法的对比度提升明显, 图像更清晰, 但过度的提升导致图像整体偏亮. MIP 方法复原图像颜色过于饱和, 导致整体效果看起来不自然, 总体效果表现最差. UDCP 方法的亮度偏暗且结果偏蓝绿色. IBLA 方法对偏黄绿色的图像复原效果不佳, 会导致部分区域偏暗且颜色失真, 对偏蓝色的图像复原效果较好. ULAP 方法对色彩分布的调节效果稳定, 亮度对比度均提升明显, 视觉效果相对较好, 但部

分区域尤其是对偏黄和偏绿的水下图像复原颜色过于饱和. 几种深度学习的方法复原结果图像清晰, 亮度、

对比度和颜色效果均表现较好. 总体来说 ULAP 方法和深度学习方法的复原效果较好.



图5 水下图像复原结果对比图

5.2 客观评价

对于模型的客观评价, 使用全参考评价指标 *SSIM* 和 *PSNR*, 无参考评价指标 *UIQM* 和 *UCIQE* 对主观评价中提到的几种方法进行对比. 表2展示了不同方法全参考评估结果的平均值和标准差.

表2 全参考质量评估结果

模型	<i>SSIM</i>	<i>PSNR</i> (dB)
Input	0.6208±0.0642	17.62±2.88
CLAHE	0.7370±0.0649	19.16±2.28
MIP	0.6366±0.1546	19.51±3.90
UDCP	0.5614±0.1068	15.84±3.61
IBLA	0.7083±0.1429	22.08±4.70
ULAP	0.7339±0.0847	21.89±2.59
Deep-SESR	0.8089±0.0741	27.08±2.74
U-GAN	0.8148±0.0558	26.55±3.16
FUnIE-GAN	0.8021±0.0609	26.22±3.07

全参考评估结果表明, 基于深度学习的方法能够较好地恢复水下图像的结构信息, 且稳定性较强. 基于

物理模型的方法虽稍逊一筹, 但是也能取得较好的复原效果. EUVP 数据集上无参考质量评估结果的平均值与标准差如表3所示.

表3 无参考质量评估结果

模型	<i>UIQM</i>	<i>UCIQE</i>
Input	2.46±0.52	0.5677±0.0472
CLAHE	2.88±0.36	0.6043±0.0327
MIP	1.86±0.65	0.6176±0.0570
UDCP	1.82±0.47	0.6023±0.0466
IBLA	2.13±0.53	0.6084±0.0478
ULAP	2.14±0.54	0.6210±0.0530
Deep-SESR	2.96±0.36	0.5854±0.0470
U-GAN	2.78±0.41	0.5858±0.0512
FUnIE-GAN	2.86±0.38	0.5921±0.0457

无参考评估结果表明, 基于物理模型的方法虽然 *UIQM* 不如基于深度学习的方法, 但是 *UCIQE* 的表现比之更好.

实验结果表明, 深度学习模型凭借端到端特征学习能力, 在全参考指标上超越物理模型方法, 有效恢复

图像结构与色彩;无参考指标揭示了物理模型在局部对比度增强方面的潜力.总体来说深度学习方法在主观视觉质量和客观稳定性上表现更优.

6 总结与展望

本文系统综述了基于景深估计的水下图像复原方法,从物理退化机理、传统算法、深度学习模型到新兴技术,全面梳理了该领域的研究进展与核心挑战,尽管目前已经取得了很多的研究成果,仍存在一些亟待解决或深入研究.

1) 物理模型方法依赖人工设计特征与光学假设,虽在实时性场景中表现高效,但难以应对复杂退化导致复原结果存在色彩失真与伪影残留.

2) 深度学习方法面临计算成本高、泛化能力弱及物理可解释性不足的瓶颈,可采用模型蒸馏、动态网络剪枝压缩参数量的轻量化设计.

3) 实时性需求与计算资源矛盾,现有方法大多仅关注图像的复原质量,而忽视了算法的实时性,高精度模型推理速度慢,难以满足 AUV 等设备的实时交互需求.

4) 关注水下人工光源,目前大多数研究都聚焦于自然光下的图像复原,而深海中人工光照是探测活动的主要辅助光源,存在非均匀照射、局部过曝等问题,与自然光下的复原机制差异显著.

5) 多帧连续图像利用不足,现有方法集中于单幅图像复原,对水下多帧图像处理文献较少,而 AUV 在探索过程中由远及近,可以获取到多帧图像,通过多帧连续水下图像优化更准确的深度图,以得到精度更高的复原图像.

只有不断通过深入研究和技术创新,才能够实现高质量高精度的水下图像复原技术.

参考文献

- 1 Zhang WD, Dong LL, Pan XP, *et al.* A survey of restoration and enhancement for underwater images. *IEEE Access*, 2019, 7: 182259–182279. [doi: [10.1109/ACCESS.2019.2959560](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2959560)]
- 2 Wang Y, Song W, Fortino G, *et al.* An experimental-based review of image enhancement and image restoration methods for underwater imaging. *IEEE Access*, 2019, 7: 140233–140251. [doi: [10.1109/ACCESS.2019.2932130](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2932130)]
- 3 Moghimi MK, Mohanna F. Real-time underwater image enhancement: A systematic review. *Journal of Real-time Image Processing*, 2021, 18(5): 1509–1525. [doi: [10.1007/s11554-020-01052-0](https://doi.org/10.1007/s11554-020-01052-0)]
- 4 Qi YL, Yang Z, Sun WH, *et al.* A comprehensive overview of image enhancement techniques. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2022, 29(1): 583–607. [doi: [10.1007/s11831-021-09587-6](https://doi.org/10.1007/s11831-021-09587-6)]
- 5 Wali A, Naseer A, Tamoor M, *et al.* Recent progress in digital image restoration techniques: A review. *Digital Signal Processing*, 2023, 141: 104187. [doi: [10.1016/j.dsp.2023.104187](https://doi.org/10.1016/j.dsp.2023.104187)]
- 6 Abd-Al Ameer ZS, Daway HG, Kareem HH. Enhancement underwater image using histogram equalization based on color Restoration. *Journal of Engineering and Applied Sciences*, 2019, 14(2): 641–647. [doi: [10.36478/jeasci.2019.641.647](https://doi.org/10.36478/jeasci.2019.641.647)]
- 7 杨卫中, 徐银丽, 乔曦, 等. 基于对比度受限直方图均衡化的水下海参图像增强方法. *农业工程学报*, 2016, 32(6): 197–203. [doi: [10.11975/j.issn.1002-6819.2016.06.027](https://doi.org/10.11975/j.issn.1002-6819.2016.06.027)]
- 8 Wong SL, Paramesran R, Taguchi A. Underwater image enhancement by adaptive gray world and differential gray-levels histogram equalization. *Advances in Electrical and Computer Engineering*, 2018, 18(2): 109–116. [doi: [10.4316/AECE.2018.02014](https://doi.org/10.4316/AECE.2018.02014)]
- 9 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. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(12): 121016.
- 10 Zhuang PX, Li CY, Wu JM. Bayesian retinex underwater image enhancement. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2021, 101: 104171. [doi: [10.1016/j.engappai.2021.104171](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2021.104171)]
- 11 Muniraj M, Dhandapani V. Underwater image enhancement by color correction and color constancy via Retinex for detail preserving. *Computers and Electrical Engineering*, 2022, 100: 107909. [doi: [10.1016/j.compeleceng.2022.107909](https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.107909)]
- 12 Aguirre-Castro OA, García-Guerrero EE, López-Bonilla OR, *et al.* Evaluation of underwater image enhancement algorithms based on Retinex and its implementation on embedded systems. *Neurocomputing*, 2022, 494: 148–159. [doi: [10.1016/j.neucom.2022.04.074](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.04.074)]
- 13 Chen H, He HS, Feng XH. Underwater image enhancement method based on color correction and dark channel prior. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 2066: 012050. [doi: [10.1088/1742-6596/2066/1/012050](https://doi.org/10.1088/1742-6596/2066/1/012050)]
- 14 Zhou JC, Liu DS, Xie X, *et al.* Underwater image restoration by red channel compensation and underwater median dark channel prior. *Applied Optics*, 2022, 61(10): 2915–2922. [doi: [10.1364/AO.452318](https://doi.org/10.1364/AO.452318)]

- 15 龚万齐, 冯常. 基于改进暗通道的水下图像快速复原. 计算机工程与设计, 2022, 43(7): 2015–2021.
- 16 Peng LT, Zhu CL, Bian LH. U-shape Transformer for underwater image enhancement. IEEE Transactions on Image Processing, 2023, 32: 3066–3079. [doi: [10.1109/TIP.2023.3276332](https://doi.org/10.1109/TIP.2023.3276332)]
- 17 Wang Y, Zhang J, Cao Y, *et al.* A deep CNN method for underwater image enhancement. Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Beijing: IEEE, 2017. 1382–1386.
- 18 Mhala NC, Pais AR. A secure visual secret sharing (VSS) scheme with CNN-based image enhancement for underwater images. The Visual Computer, 2021, 37(8): 2097–2111. [doi: [10.1007/s00371-020-01972-9](https://doi.org/10.1007/s00371-020-01972-9)]
- 19 Wang YD, Guo JC, Gao H, *et al.* UIEC²-Net: CNN-based underwater image enhancement using two color space. Signal Processing: Image Communication, 2021, 96: 116250. [doi: [10.1016/j.image.2021.116250](https://doi.org/10.1016/j.image.2021.116250)]
- 20 Ramkumar G, Anitha G, Suresh Kumar M, *et al.* An effectual underwater image enhancement using deep learning algorithm. Proceedings of the 5th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS). Madurai: IEEE, 2021. 1507–1511. [doi: [10.1109/ICICCS51141.2021.9432116](https://doi.org/10.1109/ICICCS51141.2021.9432116)]
- 21 Guo YC, Li HY, Zhuang PX. Underwater image enhancement using a multiscale dense generative adversarial network. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2020, 45(3): 862–870. [doi: [10.1109/JOE.2019.2911447](https://doi.org/10.1109/JOE.2019.2911447)]
- 22 Krishnan H, Lakshmi AA, Anamika LS, *et al.* A novel underwater image enhancement technique using ResNet. Proceedings of the 4th IEEE Conference on Information & Communication Technology (CICT). Chennai: IEEE, 2020. 1–5.
- 23 Yang M, Hu K, Du YX, *et al.* Underwater image enhancement based on conditional generative adversarial network. Signal Processing: Image Communication, 2020, 81: 115723. [doi: [10.1016/j.image.2019.115723](https://doi.org/10.1016/j.image.2019.115723)]
- 24 Jian MW, Liu XY, Luo HJ, *et al.* Underwater image processing and analysis: A review. Signal Processing: Image Communication, 2021, 91: 116088. [doi: [10.1016/j.image.2020.116088](https://doi.org/10.1016/j.image.2020.116088)]
- 25 Singh N, Bhat A. A systematic review of the methodologies for the processing and enhancement of the underwater images. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82(25): 38371–38396. [doi: [10.1007/s11042-023-15156-9](https://doi.org/10.1007/s11042-023-15156-9)]
- 26 Rasheed MT, Shi DM, Khan H. A comprehensive experiment-based review of low-light image enhancement methods and benchmarking low-light image quality assessment. Signal Processing, 2023, 204: 108821. [doi: [10.1016/j.sigpro.2022.108821](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2022.108821)]
- 27 Yang M, Hu JT, Li CY, *et al.* An in-depth survey of underwater image enhancement and restoration. IEEE Access, 2019, 7: 123638–123657. [doi: [10.1109/ACCESS.2019.2932611](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2932611)]
- 28 Raveendran S, Patil MD, Birajdar GK. Underwater image enhancement: A comprehensive review, recent trends, challenges and applications. Artificial Intelligence Review, 2021, 54(7): 5413–5467. [doi: [10.1007/s10462-021-10025-z](https://doi.org/10.1007/s10462-021-10025-z)]
- 29 González-Sabbagh SP, Robles-Kelly A. A survey on underwater computer vision. ACM Computing Surveys, 2023, 55(13S): 268.
- 30 Alsakar YM, Sakr NA, El-Sappagh S, *et al.* Underwater image restoration and enhancement: A comprehensive review of recent trends, challenges, and applications. The Visual Computer, 2025, 41(6): 3735–3783. [doi: [10.1007/s00371-024-03630-w](https://doi.org/10.1007/s00371-024-03630-w)]
- 31 Carlevaris-Bianco N, Mohan A, Eustice RM. Initial results in underwater single image dehazing. Proceedings of the 2010 Oceans MTS/IEEE Seattle. Seattle: IEEE, 2010. 1–8.
- 32 Geiger BC, Al-Bashabsheh A. On functions of Markov random fields. Proceedings of the 2020 IEEE Information Theory Workshop (ITW). Riva del Garda, 2021. 1–5.
- 33 He KM, Sun J, Tang XO. Single image haze removal using dark channel prior. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341–2353. [doi: [10.1109/TPAMI.2010.168](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2010.168)]
- 34 Drews P Jr, do Nascimento E, Moraes F, *et al.* Transmission estimation in underwater single images. Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. Sydney: IEEE, 2013. 825–830.
- 35 Drews PLJ, Nascimento ER, Botelho SSC, *et al.* Underwater depth estimation and image restoration based on single images. IEEE Computer Graphics and Applications, 2016, 36(2): 24–35. [doi: [10.1109/MCG.2016.26](https://doi.org/10.1109/MCG.2016.26)]
- 36 Peng YT, Zhao XY, Cosman PC. Single underwater image enhancement using depth estimation based on blurriness. Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Quebec City: IEEE, 2015. 4952–4956.
- 37 Afshari HH, Gadsden SA, Habibi S. Gaussian filters for parameter and state estimation: A general review of theory and recent trends. Signal Processing, 2017, 135: 218–238. [doi: [10.1016/j.sigpro.2017.01.001](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2017.01.001)]

- 38 Salazar-Colores S, Cabal-Yepez E, Ramos-Arreguin JM, *et al.* A fast image dehazing algorithm using morphological reconstruction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 28(5): 2357–2366. [doi: [10.1109/TIP.2018.2885490](https://doi.org/10.1109/TIP.2018.2885490)]
- 39 He KM, Sun J, Tang XO. Guided image filtering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397–1409. [doi: [10.1109/TPAMI.2012.213](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2012.213)]
- 40 Wang N, Zheng HY, Zheng B. Underwater image restoration via maximum attenuation identification. *IEEE Access*, 2017, 5: 18941–18952. [doi: [10.1109/ACCESS.2017.2753796](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2753796)]
- 41 Zhou JC, Yang TY, Ren WQ, *et al.* Underwater image restoration via depth map and illumination estimation based on a single image. *Optics Express*, 2021, 29(19): 29864–29886. [doi: [10.1364/OE.427839](https://doi.org/10.1364/OE.427839)]
- 42 邱啟蒙, 张亚加, 高智强, 等. 基于四叉树分级搜索和透射率优化的水下图像复原. *光学学报*, 2023, 43(12): 1201002.
- 43 Zhang TC, Gao Y, Wang ZY, *et al.* Underwater image restoration method based on multi-frame image under artificial light source. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(6): 1213. [doi: [10.3390/jmse11061213](https://doi.org/10.3390/jmse11061213)]
- 44 Peng YT, Cosman PC. Underwater image restoration based on image blurriness and light absorption. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(4): 1579–1594. [doi: [10.1109/TIP.2017.2663846](https://doi.org/10.1109/TIP.2017.2663846)]
- 45 Peng YT, Cao KM, Cosman PC. Generalization of the dark channel prior for single image restoration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(6): 2856–2868. [doi: [10.1109/TIP.2018.2813092](https://doi.org/10.1109/TIP.2018.2813092)]
- 46 Song W, Wang Y, Huang DM, *et al.* A rapid scene depth estimation model based on underwater light attenuation prior for underwater image restoration. *Proceedings of the 19th Pacific-rim Conference on Multimedia*. Hefei: Springer, 2018. 678–688.
- 47 Deng XY, Wang HG, Liu X. Underwater image enhancement based on removing light source color and dehazing. *IEEE Access*, 2019, 7: 114297–114309. [doi: [10.1109/ACCESS.2019.2936029](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2936029)]
- 48 邓翔宇, 王惠刚, 张永庆. 基于主动光照的深海图像增强算法. *光子学报*, 2020, 49(3): 0310001.
- 49 Song W, Wang Y, Huang DM, *et al.* Enhancement of underwater images with statistical model of background light and optimization of transmission map. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2020, 66(1): 153–169. [doi: [10.1109/TBC.2019.2960942](https://doi.org/10.1109/TBC.2019.2960942)]
- 50 郭威, 张有波, 周悦, 等. 应用于水下机器人的快速深海图像复原算法. *光学学报*, 2022, 42(4): 0410002.
- 51 Liu DS, Zhou JC, Xie X, *et al.* Underwater image restoration via background light estimation and depth map optimization. *Optics Express*, 2022, 30(16): 29099–29116. [doi: [10.1364/OE.462861](https://doi.org/10.1364/OE.462861)]
- 52 李靖怡, 侯国家, 张孝嘉, 等. 基于场景深度估计和背景分割的水下图像复原. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(2): 0210010.
- 53 Zhou JC, Liu Q, Jiang QP, *et al.* Underwater camera: Improving visual perception via adaptive dark pixel prior and color correction. *International Journal of Computer Vision*, 2023, 31: 1–19. [doi: [10.1007/s11263-023-01853-3](https://doi.org/10.1007/s11263-023-01853-3)]
- 54 Zhu X, Li YJ, Lu HM. Underwater image restoration based on light attenuation prior and scene depth fusion model. *Proceedings of the 7th Asian Conference on Pattern Recognition*. Kitakyushu: Springer, 2023. 41–53.
- 55 Wang JW, Qu HJ, Wei YN, *et al.* Multi-focus image fusion based on quad-tree decomposition and edge-weighted focus measure. *Signal Processing*, 2022, 198: 108590. [doi: [10.1016/j.sigpro.2022.108590](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2022.108590)]
- 56 Li JR, Zhu X, Zheng YC, *et al.* Underwater image restoration based on light attenuation prior and color-contrast adaptive correction. *Image and Vision Computing*, 2024, 150: 105217. [doi: [10.1016/j.imavis.2024.105217](https://doi.org/10.1016/j.imavis.2024.105217)]
- 57 李月梅, 侯国家, 王国栋, 等. 结合深度图和红通道最小强度先验的水下图像复原. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2024, 36(6): 904–914.
- 58 Saravanan G, Yamuna G, Nandhini S. Real time implementation of RGB to HSV/HSI/HSL and its reverse color space models. *Proceedings of the 2016 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)*. Melmaruvathur: IEEE, 2016. 462–466.
- 59 Alzubaidi L, Zhang JL, Humaidi AJ, *et al.* Review of deep learning: Concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of Big Data*, 2021, 8: 53. [doi: [10.1186/s40537-021-00444-8](https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8)]
- 60 Elngar AA, Arafa M, Fathy A, *et al.* Image classification based on CNN: A survey. *Journal of Cybersecurity and Information Management*, 2021, 6(1): 18–50.
- 61 Lee YH, Kim Y. Comparison of CNN and YOLO for object detection. *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, 2020, 19(1): 85–92.
- 62 Cao KM, Peng YT, Cosman PC. Underwater image restoration using deep networks to estimate background light and scene depth. *Proceedings of the 2018 IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation (SSIAI)*. Las Vegas: IEEE, 2018. 1–4.

- 63 Wang J, Li ZH. Research on face recognition based on CNN. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2018, 170: 032110. [doi: [10.1088/1755-1315/170/3/032110](https://doi.org/10.1088/1755-1315/170/3/032110)]
- 64 Yang SD, Chen ZH, Feng ZP, *et al.* Underwater image enhancement using scene depth-based adaptive background light estimation and dark channel prior algorithms. IEEE Access, 2019, 7: 165318–165327. [doi: [10.1109/ACCESS.2019.2953463](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2953463)]
- 65 Cao YZH, Wu ZF, Shen CH. Estimating depth from monocular images as classification using deep fully convolutional residual networks. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2018, 28(11): 3174–3182. [doi: [10.1109/TCSVT.2017.2740321](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2017.2740321)]
- 66 Marques F, Castro F, Parente M, *et al.* A hybrid framework for uncertainty-aware depth prediction in the underwater environment. Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC). Ponta Delgada: IEEE, 2020. 102–107.
- 67 Pérez J, Bryson M, Williams SB, *et al.* Recovering depth from still images for underwater dehazing using deep learning. Sensors, 2020, 20(16): 4580. [doi: [10.3390/s20164580](https://doi.org/10.3390/s20164580)]
- 68 Mousavi M, Vaidya S, Sutradhar R, *et al.* OpenWaters: Photorealistic simulations for underwater computer vision. Proceedings of the 15th International Conference on Underwater Networks & Systems. Shenzhen: ACM, 2022. 3.
- 69 Alenezi F, Armghan A, Mohanty SN, *et al.* Block-greedy and CNN based underwater image dehazing for novel depth estimation and optimal ambient light. Water, 2021, 13(23): 3470. [doi: [10.3390/w13233470](https://doi.org/10.3390/w13233470)]
- 70 Chen TK, Wang N, Chen YZ, *et al.* Semantic attention and relative scene depth-guided network for underwater image enhancement. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 123: 106532. [doi: [10.1016/j.engappai.2023.106532](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106532)]
- 71 Liu CF, Shu X, Pan L, *et al.* Multiscale underwater image enhancement in RGB and HSV color spaces. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 5021814.
- 72 王宁, 贾薇, 陈延政, 等. 基于深度估计和梯度下降的水下图像恢复与增强. 大连海事大学学报, 2024, 50(3): 1–12.
- 73 Xia WH, Zhang YL, Yang YJ, *et al.* GAN inversion: A survey. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(3): 3121–3138. [doi: [10.1109/TPAMI.2022.3181070](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2022.3181070)]
- 74 Li J, Skinner KA, Eustice RM, *et al.* WaterGAN: Unsupervised generative network to enable real-time color correction of monocular underwater images. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(1): 387–394.
- 75 Gupta H, Mitra K. Unsupervised single image underwater depth estimation. Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Taipei: IEEE, 2019. 624–628.
- 76 Zhu JY, Park T, Isola P, *et al.* Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks. Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice: IEEE, 2017. 2242–2251.
- 77 Rahadiani L, Sakaue F, Sato J. Depth estimation from single hazy images with 2-phase training. Proceedings of the 2020 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS). Depok: IEEE, 2020. 309–316.
- 78 Azad R, Aghdam EK, Rauland A, *et al.* Medical image segmentation review: The success of U-Net. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2024, 46(12): 10076–10095. [doi: [10.1109/TPAMI.2024.3435571](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2024.3435571)]
- 79 Zhao ZX, Liu Y, Sun XD, *et al.* Composited FishNet: Fish detection and species recognition from low-quality underwater videos. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 4719–4734. [doi: [10.1109/TIP.2021.3074738](https://doi.org/10.1109/TIP.2021.3074738)]
- 80 Hambarde P, Murala S, Dhall A. UW-GAN: Single-image depth estimation and image enhancement for underwater images. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 5018412.
- 81 Yan SZ, Chen XY, Wu ZX, *et al.* HybrUR: A hybrid physical-neural solution for unsupervised underwater image restoration. IEEE Transactions on Image Processing, 2023, 32: 5004–5016. [doi: [10.1109/TIP.2023.3309408](https://doi.org/10.1109/TIP.2023.3309408)]
- 82 González-Sabbagh S, Robles-Kelly A, Gao S. Scene-cGAN: A GAN for underwater restoration and scene depth estimation. Computer Vision and Image Understanding, 2025, 250: 104225. [doi: [10.1016/j.cviu.2024.104225](https://doi.org/10.1016/j.cviu.2024.104225)]
- 83 Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, *et al.* Attention is all you need. Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach: Curran Associates Inc., 2017. 6000–6010.
- 84 Croitoru FA, Hondru V, Ionescu RT, *et al.* Diffusion models in vision: A survey. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(9): 10850–10869. [doi: [10.1109/TPAMI.2023.3261988](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2023.3261988)]
- 85 Skinner KA, Zhang JM, Olson EA, *et al.* UW StereoNet: Unsupervised learning for depth estimation and color

- correction of underwater stereo imagery. Proceedings of the 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Montreal: IEEE, 2019. 7947–7954.
- 86 Yin XJ, Cheng H, Yang KC, *et al.* Bayesian reconstruction method for underwater 3D range-gated imaging enhancement. *Applied Optics*, 2020, 59(2): 370–379. [doi: [10.1364/AO.59.000370](https://doi.org/10.1364/AO.59.000370)]
- 87 Ye XC, Li Z, Sun BL, *et al.* Deep joint depth estimation and color correction from monocular underwater images based on unsupervised adaptation networks. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2020, 30(11): 3995–4008. [doi: [10.1109/TCSVT.2019.2958950](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2019.2958950)]
- 88 Wang C, Xu HY, Jiang GY, *et al.* Underwater monocular depth estimation based on physical-guided transformer. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 1–16.
- 89 Anunay, Pankaj, Dhiman C. DepthNet: A monocular depth estimation framework. Proceedings of the 2021 International Conference on Engineering and Emerging Technologies (ICEET). Istanbul: IEEE, 2021. 1–6. [doi: [10.1109/ICEET53442.2021.9659770](https://doi.org/10.1109/ICEET53442.2021.9659770)]
- 90 Varghese N, Kumar A, Rajagopalan AN. Self-supervised monocular underwater depth recovery, image restoration, and a real-sea video dataset. Proceedings of the 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Paris: IEEE, 2023. 12214–12224.
- 91 Wang JT, Ye XF, Liu YS, *et al.* Underwater self-supervised monocular depth estimation and its application in image enhancement. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 120: 105846. [doi: [10.1016/j.engappai.2023.105846](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.105846)]
- 92 Nathan OB, Levy D, Treibitz T, *et al.* Osmosis: RGBD diffusion prior for underwater image restoration. Proceedings of the 18th European Conference on Computer Vision. Milan: Springer, 2025. 302–319.
- 93 Zhai GT, Min XK. Perceptual image quality assessment: A survey. *Science China Information Sciences*, 2020, 63(11): 211301. [doi: [10.1007/s11432-019-2757-1](https://doi.org/10.1007/s11432-019-2757-1)]
- 94 Setiadi DRIM. PSNR vs SSIM: Imperceptibility quality assessment for image steganography. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80(6): 8423–8444. [doi: [10.1007/s11042-020-10035-z](https://doi.org/10.1007/s11042-020-10035-z)]
- 95 Panetta K, Gao C, Agaian S. Human-visual-system-inspired underwater image quality measures. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2016, 41(3): 541–551. [doi: [10.1109/JOE.2015.2469915](https://doi.org/10.1109/JOE.2015.2469915)]
- 96 Yang M, Sowmya A. An underwater color image quality evaluation metric. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(12): 6062–6071. [doi: [10.1109/TIP.2015.2491020](https://doi.org/10.1109/TIP.2015.2491020)]
- 97 Islam MJ, Xia YY, Sattar J. Fast underwater image enhancement for improved visual perception. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(2): 3227–3234. [doi: [10.1109/LRA.2020.2974710](https://doi.org/10.1109/LRA.2020.2974710)]
- 98 Islam MJ, Luo PG, Sattar J. Simultaneous enhancement and super-resolution of underwater imagery for improved visual perception. Proceedings of the Robotics: Science and Systems. Corvallis, 2020. 1–11.
- 99 Fabbri C, Islam MJ, Sattar J. Enhancing underwater imagery using generative adversarial networks. Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Brisbane: IEEE, 2018. 7159–7165.

(校对责编: 李慧鑫)