

【引用格式】李欣怡, 涂强, 陈炜玲. 水下光学图像质量评价体系综述[J]. 数字海洋与水下攻防, 2025, 8(4): 401-409.

水下光学图像质量评价体系综述

李欣怡¹, 涂强², 陈炜玲^{1, 3, *}

(1. 福州大学 物理与信息工程学院, 福建 福州 350108;

2. 福建农林大学 计算机与信息学院, 福建 福州 350108;

3. 福建省媒体信息智能处理与无线传输重点实验室, 福建 福州 350108)

摘要 旨在系统梳理水下光学图像质量评价方法的研究现状与发展趋势。方法上, 从主观与客观评价 2 个角度综述现有水下图像质量评价 (Underwater Image Quality Assessment, UIQA) 方法, 分析其原理、优缺点及适用性, 并重点介绍了基于深度学习的新兴技术。结果表明, 现有方法在应对水下图像的光散射、颜色失真与结构模糊等复杂退化问题上取得一定进展, 但仍面临数据稀缺、模型泛化能力不足等挑战。未来需加强少样本学习、多模态融合与轻量化模型设计, 以提升 UIQA 的准确性、鲁棒性与实时性, 为水下图像处理与海洋观测应用提供有效支撑。

关键词 图像质量评价; 水下光学图像; 主观质量评估; 客观质量评估

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

文章编号 2096-5753(2025)04-0401-09

DOI 10.19838/j.issn.2096-5753.2025.04.003

Comprehensive Review of Underwater Optical Image Quality Evaluation Systems

LI Xinyi¹, TU Qiang², CHEN Weiling^{1, 3, *}

(1. College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China; 2. College of Computer and Information Sciences, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350108, China; 3. Fujian Key Lab for Intelligent Processing and Wireless Transmission of Media Information, Fuzhou 350108, China)

Abstract This paper aims to provide a systematic review of the current research status and development trends of underwater optical image quality assessment. Existing underwater image quality assessment(UIQA) approaches are reviewed from both subjective and objective perspectives. Their principles, advantages, limitations, and applicability are analyzed, with a focus on emerging deep learning-based techniques. The results indicate that while current methods have made certain progress in addressing complex degradation issues in underwater images such as light scattering, color distortion, and structural blur, they still face challenges including data scarcity and limited model generalization. In the future, it is necessary to enhance few-shot learning, multimodal fusion, and lightweight model design to improve the accuracy, robustness, and real-time performance of UIQA, thereby providing effective support for underwater image processing and marine observation applications.

Key words image quality assessment; underwater optical images; subjective quality assessment; objective quality assessment

收稿日期: 2025-06-12

作者简介: 李欣怡 (2005-), 女, 本科生, 主要从事图像处理研究。

*通信作者: 陈炜玲 (1991-), 女, 博士, 副教授, 主要从事智慧海洋, 水下图像处理, 计算机视觉研究。

0 引言

高质量的水下图像是海洋生态系统研究、工程任务和数据分析的基石,对海洋资源开发利用意义重大。其中,水下光学图像凭借高分辨率、高视觉辨识度的优势,成为水下目标识别、环境监测、资源勘探等任务的核心数据来源。但由于水下光学特性、声学特性以及水体杂质、生物等的影响,水下光学图像常面临光散射、色彩失真、结构模糊和噪声干扰等问题。这些因素会降低图像质量,影响分析的准确性^[1-2]。尽管已有许多算法被开发用于恢复和增强水下图像^[3],但其效果差异显著。因此,水下图像质量评价(Underwater Image Quality Assessment, UIQA)作为评估图像质量的核心方法,成为了保障图像可用性、推动海洋研究顺利开展的关键。

近年来,随着 UIQA 领域研究的深入,逐渐出现了以人眼视觉机制为指导、以提升人类使用感受为目标的改进模型^[4-5]。UIQA 正朝着智能化、全面发展,与新兴视觉技术结合愈加紧密。本文将面向水下光学图像这类水下观测的主要手段,对主观与客观评价方法的原理及优劣进行对比,同时引入深度学习等新兴技术在 UIQA 领域的应用。

1 成像原理及质量影响因素

在水下视觉任务领域,水下光学图像起着不可或缺的作用,它提供了重要的信息,有助于更直观、精确地理解水下环境。

1.1 成像原理

水下光学成像依赖于物体反射的光,通过透镜或其他光学设备聚焦并投射到感光元件上形成图像,如图 1 所示。

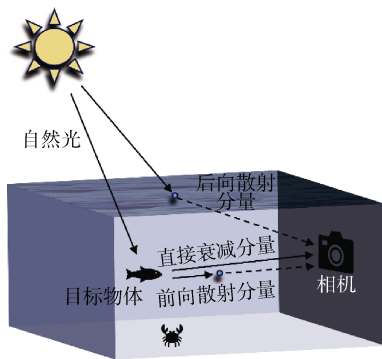


图 1 水下光学成像模型

Fig. 1 Underwater optical imaging model

研究表明,水下成像模型可通过直接衰减分量、前向散射分量、后向散射分量 3 个分量进行线性叠加获得^[6]。其中,直接衰减分量表示直接被拍摄物体反射并到达相机的光照分量;前向散射分量表示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;后向散射分量表示光照在到达目标前被水介质中的悬浮颗粒反射后进入相机的分量。通常情况下,由于拍摄图像时目标与相机距离较近,前向散射分量造成的影响通常可以忽略。因此水下成像模型可以简化为

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

式中: $I(x)$ 表示原始图像; $J(x)$ 表示清晰图像; $J(x)t_c(x)$ 表示直接衰减分量; $B_c(1 - t_c(x))$ 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; $c \in \{R, G, B\}$ 表示光在颜色通道中的透射率,描述了光在传播过程中的衰减情况。

1.2 水下图像的质量影响因素

水下成像过程中光会因水体的吸收和散射而衰减,因此水下光学图像具有光照不均匀、亮度不足的特点。又因不同波长的光被吸收的程度不同,导致了水下光学图像中的颜色退化^[7],在不同的光照条件和水下环境下,水下目标的颜色也会不同。此外,光对水体的散射作用会导致图像模糊,还可能造成严重的背景噪声^[8]。图 2 展示了上述典型的降质现象。

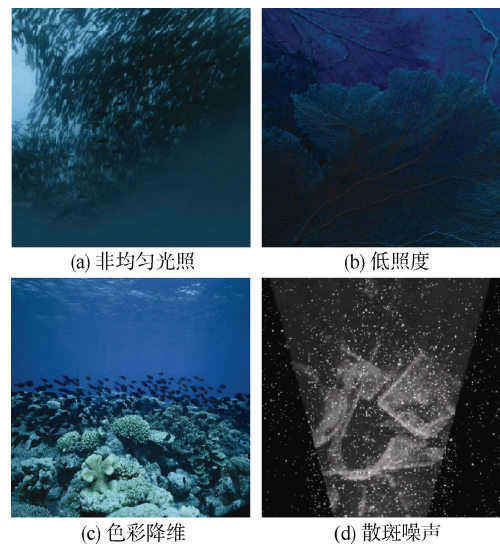


图 2 典型降质现象

Fig. 2 Typical degradation phenomenon

影响水下图像质量的因素是多种多样的。除了水下成像中的影响因素外, 水下图像在采集和传输过程中也会遇到各种问题导致图像质量下降, 例如水体浑浊^[9-10]和水下声信道的限制^[11]。因此, 为了在实际应用中更好地进行监测, 通常会引入水下图像质量评估 (UIQA)。

2 主观质量评价方法

主观质量评估的核心是基于人类观察者的感知体验。目前, 评估量表通常遵循国际电信联盟制定的五级量表标准。其中, 平均意见得分 (Mean Opinion Score, MOS) 是一种简单且应用广泛的评估方法, 其操作逻辑: 通过收集一组观察者对图像质量的评分, 计算所有评分的平均值, 最终得出能够反映整体感知的量化得分。具体公式如下:

$$MOS_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n score_{i,j}$$

式中: MOS_i 表示第 i 幅图像的分数; n 表示观察者的数量; $score_{i,j}$ 表示第 j 个观察者对第 i 幅图像给出的评分结果。平均意见得分是评估图像质量的一种直接方法, 反映了观察者对图像整体质量的平均感知。MOS 值越高, 表明图像质量越好。

主观评价依赖大规模标注数据库集。根据来源, 水下光学图像可分为合成图像和真实图像 2 类。合成图像通过模拟水下环境生成, 通常能提供清晰的参考图像用于对比。真实水下图像则捕捉了各种各样的水下场景和物体, 这对于评估算法在不同条件下的适应性和鲁棒性至关重要。由此, 水下数据集分为合成水下数据集和真实水下数据集。

合成水下数据集通过操纵参数生成参考图像和失真图像, 促进了训练数据集的生成, 节省了水下拍摄的时间与成本, 现有的合成水下数据集有:

1) UID-LEIA^[12], 包括在具有 3 个浊度的水箱中在 9 个不同距离捕获的图像, 总共拍摄了 135 张水下图像以及 45 张没有水的参考图像;

2) SUID^[13], 利用水下成像模块将真实大气图像合成为 4 种常见的水下场景, 包括 900 张具有不同程度浑浊和退化的水下图像。

真实水下图像数据集能更好地反映实际水下复杂的环境, 现有的真实水下图像数据集有:

1) UWIIQA^[14], 源自 UIEB 数据集, 包含多种真实的水下场景, 如鱼、岩石、珊瑚、植被和人工设施, 包含 890 幅图像, 分辨率从 225×225 到 2180×1447 像素不等;

2) UEIQA^[15], 包含 240 张图像, 其中包括 40 张真实的水下参考图像, 准确地代表了场景的复杂性和各种水下环境, 分辨率为 1280×720 。此外, 通过 5 种不同的增强或恢复算法生成 200 张失真图像。

多样的数据集既为主观质量评价方法提供了真实的参考标准, 也为客观质量评价方法的训练和验证提供了重要依据。

3 客观质量评价方法

水下图像质量评估 (UIQA) 方法大致可分为传统的水下质量评估方法和基于深度学习的水下质量评估方法。

3.1 传统方法

传统水下图像质量评估指标依靠手动提取特征, 通过数学模型或规则量化图像质量。基于不同的映射方法, 本文将传统指标分为 5 类: 基于多元线性回归的方法、基于支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR) 的方法、基于随机森林的方法、基于乘法模型的方法以及基于高斯过程回归的方法。

3.1.1 基于多元线性回归的方法

线性回归通过建立图像特征与质量分数的线性关系进行评估。该方法凭借简洁高效的特性, 在水下图像质量评估领域获得了广泛应用。其核心思想是通过构建图像特征与质量分数之间的线性关系模型, 实现对水下图像质量的量化评估。

基于水下图像质量与其退化特征, YANG 等人^[16]提出了水下彩色图像质量评估方法 (Underwater Color Image Quality Evaluation, UCIQE), 该方法基于色度、对比度和饱和度评估水下彩色图像的质量, 并区分增强结果之间的差异, 适用于实时图像处理。此外, PANETTA 等人^[17]的研究将水下图像色彩度量、清晰度度量和对比度度量融合到水下图像质量评价中, 再根据人眼特性进行结合得到符合人类感知评价的质量分数。WANG 等人^[18]提出的

CCF 方法则是基于水下成像中的吸收和散射特性,将特征加权与色度、雾密度和对比度指标相结合,以评估水下图像的质量。考虑到水下图像的退化效应,YANG 等人^[14]提出 FDUM 方法,该方法结合了空间域和频域色彩测量方法,通过纳入色彩度、对比度和清晰度指标评估水下图像质量。鉴于在不同的光照条件和水下环境下,水下目标的颜色不同,LUO 等人^[19]提出了 QMICE 方法,该方法结合了色彩度、对比度和清晰度指标的加权测量,用于评估在多色环境中捕获的水下目标图像的质量。

上述方法本质上均属于独立测量指标的线性组合模型,其核心算法可统一表述为

$$\text{Quality} = \omega_1 X_1 + \omega_2 X_2 + \omega_3 X_3$$

式中: ω_1 、 ω_2 和 ω_3 是权重; X_1 、 X_2 和 X_3 对应由各自算法提取的特征。该类方法计算模型简洁直观、运算复杂度低、特征贡献度可解释性强,但其基于线性关系假设构建评估模型,在处理水下图像中广泛存在的复杂现象时,难以捕捉特征变量间的高阶关联,导致评估精度受限。

3.1.2 基于支持向量回归的方法

支持向量回归方法^[20]通过提取图像关键特征并利用 SVR 模型拟合特征与主观质量分数的非线性关系,适用于处理水下图像的复杂映射关系。

水下图像中不同程度的色彩增强与色彩复原之间的区别通常较为模糊,因此 GUO 等人^[15]提出了 UEIQM 方法,其结合了水下图像质量度量(Underwater Image Quality Measure, UIQM)中引入的色彩度、清晰度和对比度特征,使用带有径向基函数的 SVR 建立特征空间与主观图像质量分数之间的非线性映射关系。基于色彩降维、低照度和细节模糊是影响水下图像质量的主要因素,JIANG 等人^[21]提出了 NUIQ 方法,分别从色度和亮度分量中提取质量感知特征,并引入支持向量机排序模型(Support Vector Machine for Ranking, SVMrank)训练分数评估模型。

CHEN 等人^[22]提出的 MSAEQA 方法同样从水下成像的特性出发,该方法通过拉普拉斯金字塔构建最大色度图,直观表征水下图像的颜色偏差;同时融合多尺度拉普拉斯加权局部二值模式与方向梯度特征直方图模拟人类视觉对质量的感知。在颜

色空间分析方面,MSAEQA 方法对 CIELab 颜色空间^[23]的 L、a、b 三通道分量分别进行奇异值分解,提取各通道的能量分布,并通过威布尔分布建模与图像退化相关的能量分布模式量化水下图像的质量退化程度。此外,LI 等人^[24]提出了 UICQA 评估方法,他们提取与图像质量相关的 3 组综合特征——透射图上的统计特征、局部到全局的加权对比度特征、纹理特征和色彩度特征,再使用 SVR 计算图像质量分数。

在实际应用中,水下图像质量往往受到许多因素的影响,但大多数现有方法多基于不超过 3 个图像属性进行水下图像质量的评估,针对该局限性,LIU 等人^[25]提出了 UIQI 质量评估方法,该指标融合了图像亮度、清晰度、雾度密度、颜色偏斜度、对比度和噪声这 6 个感知特征,使用 SVR 整合所有这些特征并评估水下图像的质量。除此之外,CHEN 等人^[22]引入了 NMFC 方法,该方法结合了基于颜色空间分析的多特征融合,将水下图像的 RGB 表示转换为 CIELab 空间,并从该颜色空间中提取形态特征、矩统计和直方图属性等各种特征进行质量评估。

上述方法均通过 SVR 建立融合特征与主观质量分数的映射关系,其核心计算式为

$$\text{Quality} = \omega^T \phi(F) + b$$

式中: F 表示图像的融合特征向量; ϕ 表示从低到高的特征映射; ω^T 和 b 是模型参数,上标 T 表示转置。特征融合可以补充水下图像的不同特征,并准确描述图像质量的变化。该类方法凭借特征融合以及 SVR 处理高维非线性数据的出色泛化能力,能够更精准地描述图像质量变化。但由于 SVR 算法计算复杂度较高且训练周期较长,其实时性受到一定限制。

3.1.3 基于随机森林的方法

随机森林是一种集成学习方法,其通过构建多个决策树并结合它们的输出提高预测准确性和鲁棒性^[26]。在水下图像质量评估领域,随机森林方法通过整合多维度图像特征与非线性建模能力,成为处理水下图像复杂退化问题的有效工具。

在随机森林方法的基础上,GUO 等人^[27]设计了评估 UWEQM 方法,该方法结合水下物理属性

及与人类视觉系统的相关属性生成一个整体的图像质量指标,充分评估水下图像的对比度,揭示低光条件下对比度的变化。此外,还结合了显著性和局部二值模式评估水下图像的纹理质量。IRSHAD等人^[28]提出的NR-UWIIQA方法则使用多尺度显著局部二值模式算子提取图像特征,用于水下无参考图像的质量评估。此类基于随机森林的方法可以用数学表达式归结如下:

$$\text{Quality} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^H \psi_{1,\sigma_m}(F)$$

式中: F 表示特征向量; $\psi_{1,\sigma_m}(\cdot)$ 表示随机回归树模型。这类方法对噪声和过拟合具有抗性,并且能够处理大量特征间的复杂关系。随机森林通过集成多个决策树的预测结果,可以有效捕捉水下图像中多因素耦合的退化特征。但该类方法在特征空间复杂度较高时,会面临精度下降和计算成本上升的挑战^[29]。

3.1.4 基于乘法模型的方法

乘法模型通过对图像特征进行加权乘积计算最终的质量分数,从而强调这些特征之间的相互作用。在水下图像质量评估领域,乘法模型通过构建特征间的乘积关系捕捉水下图像中多因素对图像质量的综合影响。

WU等人^[30]提出的NIPQ指标使用了乘法模型结合了区域内的颜色丰富度和颜色保真度,其可以表示为

$$C_R = |C_d(\text{ROI})| \times C_f(\text{ROI})$$

式中: $|\cdot|$ 表示归一化; C_R 示感兴趣区域(ROI)的颜色质量; $C_d(\text{ROI})$ 表示感兴趣区域的颜色丰富度(Color Diversity); $C_f(\text{ROI})$ 表示感兴趣区域的颜色保真度(Color Fidelity)。

ZHENG等人^[31]引入的UIF客观评估指标用于评估通过基于深度学习的方法获得的增强水下图像。该指标基于CIELab颜色空间中的自然度指数、结构指数和清晰度指数来评估图像质量。总体指数可以通过以下公式计算:

$$U(x, y) = N(x, y)^a \cdot S(x, y)^b \cdot V(x, y)$$

式中: $U(x, y)$ 表示总体指数; $N(x, y)$ 指自然度指数; $S(x, y)$ 表示清晰度指数; $V(x, y)$ 表示结构指数;

a 和 b 分别是用于调整自然度和清晰度指数的2个参数。最终的预测质量分数通过以下公式计算:

$$\text{UIF} = \frac{\sum \omega(x, y) U(x, y)}{\sum \omega(x, y)}$$

式中, $\omega(x, y)$ 指视觉显著性图。

乘法模型的核心优势在于能够通过特征间的乘积运算捕捉非线性交互作用,相较于线性叠加模型更易刻画水下图像中颜色、结构、清晰度等特征的协同退化或增强效应,但该类方法需依赖大量数据进行校准。

3.1.5 基于高斯过程回归的方法

高斯过程回归算法基于高斯过程先验对数据进行回归分析^[32],是一种基于非线性回归的贝叶斯方法^[33],通过构建图像特征与质量分数之间的非线性映射关系,在水下图像质量评估中展现出对复杂退化模式的优异拟合能力。其核心是通过核函数度量数据点间的相似性,实现对未知数据的不确定性估计,该过程可表示为

$$f(x) \sim \text{GP}(m(x), k(x, x'))$$

式中: $m(x)$ 为均值函数; $k(x, x')$ 为协方差函数,即核函数。

ZHANG等人^[34]提出的QA-UIQE方法是该领域的典型应用。该方法从自然度、颜色、对比度、清晰度和结构5个维度构建了56个用于回归模型训练的质量感知特征,较为全面地覆盖水下图像常见的退化因素。在建模阶段,QA-UIQE方法基于训练数据,通过优化核函数参数学习特征空间中质量分数的联合概率分布,再利用贝叶斯推断计算图像质量分数的后验分布。但该方法存在一定局限性,一方面,其依赖大量数据进行训练;另一方面,由于高斯过程回归需计算完整的协方差矩阵,当特征维度或训练样本规模增大时,模型计算复杂度呈立方级增长,导致实时性显著下降。

3.2 基于深度学习的方法

近年来,深度学习技术凭借其自动特征学习能力突破了传统方法的局限,在水下图像质量评估领域展现出强大的潜力^[35]。这一优势的核心在于:基于深度学习的质量评估算法能自动从数据本身学习有用特征,并通过设计针对性网络结构适应水下场景的复杂性。根据评估目标的差异,本文将基于

深度学习的方法分为基于感知质量的方法与基于实用质量的方法。

3.2.1 基于感知质量的方法

基于感知质量的方法旨在模拟人类视觉系统对水下图像的主观评价,其中“二次混合(Twice-Mixing)”^[36]利用了二次混合框架的自监督机制生成训练数据并指导网络训练,但未考虑水下图像增强算法导致的过度增强情况,易产生伪影。为解决该问题,LI 等人^[37]引入了水下图像质量评估网络(Underwater Image Quality Assessment Network, UIQAN),其针对水下场景特性,捕捉图像全局与局部感知质量,有效评估水下图像增强算法的视觉效果。

为了更精准建模水下图像色彩与亮度退化,WANG 等^[38]设计了一种基于生成的联合亮度-色度水下图像质量评估网络(Generation-Based Joint Luminance-Chrominance UIQA Network, GLCQE),该网络结合水下光学成像的退化因素与增强算法的影响,利用多尺度特征映射模块从图像中提取亮度和色度的质量特征,其算法可以表示为

$$\text{Quality} = \lambda_l Q_l + \lambda_c Q_c$$

式中: λ_l 和 λ_c 分别指亮度和色度质量表示的系数; Q_l 和 Q_c 分别表示亮度域和色度域的质量。

在水下图像质量评估中,如何融合主客观评价标准以提升评估准确性和泛化能力是研究的关键方向。基于此,LIU 等人^[39]提出了混合输入卷积神经网络,将水下图像与显著图作为并行输入,结合分支特征提取模块,分别捕捉图像全局结构与局部关键区域的信息,最终通过特征融合实现质量评估,但该方法需依赖大量数据和标签,泛化性受限。针对数据依赖问题,近年来涌现出一系列无参考质量评估算法。例如,PUIQC^[40]算法结合卷积神经网络和 Transformer 编码器,利用自注意力机制动态捕捉图像中不同区域特征与质量之间的潜在关联;HPUIQA^[41]和 PBUIQ^[42]则基于水下光学图像形成原理,前者通过引导滤波分解图像,分离背景与细节特征,量化不同层次的退化程度;后者基于水下成像的散射与吸收模型,提取透射率、衰减系数等物理先验特征,构建更贴合实际场景的评估指标。

此外,深度神经网络(DNNs)因其出色的非

线性拟合能力被广泛应用于水下质量评估。例如,LIU 等人^[43]提出的 ATUIQP 方法,针对水下图像通道与区域质量不平衡问题,基于深度神经网络构建评估模型。该方法引入通道和空间注意力模块,突出图像退化区域,并结合 Transformer 模块捕捉全局质量,其质量分数计算如下:

$$\text{Quality} = \text{Concat}(F_1, F_2)W_0$$

式中: W_0 表示多层感知机(Multi-Layer Perceptron, MLP)头的权重; F_1 指多尺度特征提取模块的特征组; F_2 指提取通道与空间注意力模块(Channel and Spatial Attention Module, CSAM)的特征组,通过同时关注通道和空间维度的特征自适应地突出图像中的退化区域。Concat(\cdot)表示拼接操作,将不同来源的特征合并,以融合多维度信息。此外,CHU 等人^[44]也利用深度神经网络构建了水下图像质量评估框架 SISC,该框架通过自注意力机制实现跨空间的特征交互,并利用跨尺度特征增强模块强化精细特征,有效应对复杂水下环境与数据稀缺的挑战。

现有研究多依赖单一分数评价图像整体质量,难以捕捉水下场景中复杂的退化特征。为此,JIANG 等人^[45]创建了首个多维质量标注数据库,将水下特有的失真特征融入质量预测,显著提升评估准确性。

基于感知质量的方法在模拟人类视觉系统对水下图像主观评价方面持续发展,近年来不断涌现结合跨模态学习与多空间特征融合的创新成果。2024 年提出的 UW-CLIP 方法^[46],创新地将水下图像与文本描述相关联。通过跨模态对比学习,该方法能够有效捕捉质量感知特征,在低光照和强散射等复杂水下场景中表现卓越。它突破了传统方法仅从图像视觉特征出发的局限,利用文本描述的语义信息,为水下图像质量评价引入了新的维度,显著提升了评价准确性和鲁棒性。2025 年提出的 MFEM-UIQA 方法^[47]通过多特征融合优化水下图像质量评估。该方法针对水下图像的颜色偏移问题,在色度空间提取色差统计特征和基于熵的多通道互信息特征。同时,在亮度空间分析伽马校正对比度、均匀性及对数 Gabor 子带熵特征,并结合噪声、色散和可见性特征全面表征图像质量。实验证明,

MFEM-UIQA 性能优于现有方法, 提供了更精准的水下图像评估方案。

3.2.2 基于实用质量的方法

现有的水下光学图像质量评估指标多聚焦于感知质量。但水下图像常用于鱼类检测、导航等特定任务, 实用质量在这些场景中更为关键。研究人员针对鱼类检测等任务场景, 提出了基于实用质量的水下图像质量评估方法^[48], 将图像质量与视觉任务有效性关联, 并利用迁移学习解决训练数据不足问题。

在此基础上, LIAO 等人^[49]进一步提出 DCIQ 方法, 专注于水下声呐信道压缩信息的质量评估。该方法利用迁移学习提取实用特征, 结合 Transformer 进行特征映射, 同时设计跨模型特征融合机制, 解决不同检测算法的偏好差异问题。此外, 通过蒸馏技术实现模型轻量化, 有效提升了评估方法在实际应用中的适用性。

4 对比分析与未来挑战

通过对现有水下光学图像质量评价 (UIQA) 方法的系统梳理与对比分析, 本文得出以下结论:

首先, 各类方法各有其优势与局限性。传统方法基于人工设计的特征, 模型简单、计算高效, 在特定场景下可提供快速评估, 但其性能严重依赖特征设计的完备性, 难以捕捉水下复杂退化模式中高阶、非线性的关系, 泛化能力普遍不足。而基于机器学习回归的方法通过非线性映射在一定程度上改善了此问题, 但依然受限于手工特征的表征能力。近年来兴起的深度学习方法能够端到端地学习与质量高度相关的特征表征, 在处理复杂场景时展现出卓越的性能和更强的泛化潜力, 成为当前主流研究方向。然而, 其性能依赖于大规模高质量标注数据, 且模型复杂, 计算开销大, 不利于部署在计算资源受限的水下平台上。

基于以上对比, 本领域仍面临几个核心挑战:

1) 复杂退化耦合与综合评估难题: 水下图像的光散射、颜色失真与结构模糊等多重退化效应常交织在一起, 相互影响。但现有评价指标多侧重于单一或少数几种退化类型, 缺乏能够全面、均衡地衡量这种耦合退化效应的综合指标。

2) 数据稀缺与模型泛化瓶颈: 尽管已有多个水下图像数据集被构建, 但其规模、多样性和质量仍远不及自然图像领域。这导致数据驱动的深度学习模型容易过拟合, 在未知水域环境或不同成像设备下的泛化能力面临严峻考验。

3) 模型效率与实时性需求之间的矛盾: 许多高性能的深度学习模型计算复杂度高, 难以满足对实时图像质量评估与反馈的需求。如何在保持评价精度的同时实现模型的轻量化与加速, 是走向实际应用的关键。

面向这些挑战, 未来的研究可从以下几个方向重点突破:

1) 引入少样本学习与迁移学习技术: 探索如何利用有限数据, 或通过迁移学习从大量自然图像质量评价数据中迁移知识, 以挖掘关键特征, 提升 UIQA 模型在多样化水下场景中的适应性与鲁棒性, 从根本上缓解数据稀缺问题。

2) 加强多模态信息融合: 水下观测通常结合光学、声学等多种传感器。未来的 UIQA 方法可探索融合多源信息 (如结合声纳数据辅助光学图像评价), 弥补单一光学模态在极端浑浊水体中的信息缺陷, 构建更准确、更可靠的评价体系。

3) 推动轻量化模型设计: 通过模型压缩与蒸馏技术, 降低深度学习方法的计算成本和存储开销, 开发出精准高效的评价模型, 以满足水下嵌入式设备的实时性、低功耗等要求。

5 结束语

本文对水下光学图像质量评价 (UIQA) 体系进行了全面综述。从成像原理与质量影响因素入手, 系统梳理了主观评价方法及其依赖的数据集, 并重点对比分析了基于传统模型和深度学习的客观评价方法, 明晰了各类方法的优缺点与适用场景。

UIQA 作为连接图像增强算法与实际应用的关键环节, 其发展直接影响海洋观测技术的革新与海洋研究的推进。当前, 该领域虽已取得显著进展, 但仍处于不断发展与完善之中。其面临的挑战如复杂退化耦合、数据依赖与泛化等也为未来的研究指明了方向。通过聚焦少样本学习、多模态融合与轻

量化模型等前沿方法, 将有望突破现有瓶颈, 进一步完善 UIQA 的理论体系与技术方法。

可以预见, 随着评价体系的不断精准化和高效化, UIQA 不仅能为水下图像增强算法的优化提供科学依据, 助力海洋资源勘探、生态监测等领域的技术突破, 更将有力助推海洋观测技术迈向更精准、高效的新阶段。

参考文献

- [1] 周玲, 刘庆敏, 金凯杰, 等. 水下图像复原和增强方法研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2025, 30 (1): 51-65.
- [2] 王一斌, 尹诗白, 吕卓纹. 自适应背景光估计与非局部先验的水下图像复原[J]. 光学精密工程, 2019, 27 (2): 499-510.
- [3] 吕麒麟, 田建波. 水下图像增强算法综述[J]. 山西电子技术, 2024 (6): 124-126.
- [4] 张晓娜, 张晓明. 基于人眼视觉特性的交互界面图像增强仿真[J]. 计算机仿真, 2023, 40 (8): 254-257, 344.
- [5] 王改云, 郭智超, 路皓翔, 等. 基于人眼视觉的多尺度融合图像增强算法[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43 (12): 3468-3474.
- [6] RAIHAN A J, ABAS P E, SILVA L D. Review of underwater image restoration algorithms[J]. IET Image Processing, 2019, 13 (10): 1587-1596.
- [7] 张赫, 徐玉如, 万磊, 等. 水下退化图像处理方法[J]. 天津大学学报, 2010, 43 (9): 827-833.
- [8] 孙传东, 陈良益, 高立民, 等. 水的光学特性及其对水下成像的影响[J]. 应用光学, 2000, 21 (4): 39-46.
- [9] YU S C, ZHU T, KANG D J, TENG Z. Modeling of high-resolution 3D sonar for image recognition[J]. International Journal of Offshore and Polar Engineering, 2012, 22 (03): 186-192.
- [10] CHO H, YU S C. Real-time sonar image enhancement for AUV-based acoustic vision[J]. Ocean Engineering, 2015, 104: 568-579.
- [11] 魏莉, 许芳, 孙海信. 水声信道的研究与仿真[J]. 声学技术, 2008 (1): 25-29.
- [12] SÁNCHEZ-FERREIRA C, COELHO L S, AYALA H V H, et al. Bio-inspired optimization algorithms for real underwater image restoration[J]. Signal Processing Image Communication, 2019, 77: 49-65.
- [13] HOU G J, ZHAO X, PAN Z K, et al. Benchmarking underwater image enhancement and restoration, and beyond[J]. IEEE Access, 2020, 8: 122078-122091.
- [14] YANG N, ZHONG Q H, LI K, et al. A reference-free underwater image quality assessment metric in frequency domain[J]. Signal Processing Image Communication, 2021, 94: 116218.
- [15] GUO P F, HE L, LIU S Y, et al. Underwater image quality assessment: Subjective and objective methods[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2021, 24: 1980-1989.
- [16] YANG M, SOWMYA A. An underwater color image quality evaluation metric[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24 (12): 6062-6071.
- [17] PANETTA K, GAO C, AGAIAN S. Human-visual-system-inspired underwater image quality measures[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2015, 41 (3): 541-551.
- [18] WANG Y, LI N, LI Z Y, et al. An imaging-inspired no-reference underwater color image quality assessment metric[J]. Computer and Electrical Engineering, 2018, 70: 904-913.
- [19] LUO Z H, TANG Z J, JIANG L Z, et al. An underwater-imaging-model-inspired no-reference quality metric for images in multi-colored environments[J]. Expert System Applications, 2022, 191: 116361.
- [20] 刘子阳. 支持向量回归算法及应用研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2007.
- [21] JIANG Q P, GU Y S, LI C Y, et al. Underwater image enhancement quality evaluation: Benchmark dataset and objective metric[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2022, 32 (09): 5959-5974.
- [22] CHEN T H, YANG X C, LI N X, et al. Underwater image quality assessment method based on color space multi-feature fusion[J]. Scientific Reports, 2023, 13 (1): 16838.
- [23] 孔炜, 潘建平, 吴天纓. 在均匀色空间下测色色差计的检定方法[J]. 计量技术, 2008 (8): 57-60.
- [24] LI X Y, XU H Y, JIANG G Y, et al. Underwater image quality assessment based on multiscale and antagonistic energy[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 73: 5000814.
- [25] LIU Y T, GU K, CAO J C, et al. UIQI: A comprehensive quality evaluation index for underwater images[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2023, 23: 2560-2573.
- [26] BIAU G, SCORNET E. A random forest guided tour[J]. An Official Journal of the Spanish Society of Statistics and Operations Research, 2016, 25: 197-227.
- [27] GUO P F, LIU H T, ZENG D L, et al. An underwater

- image quality assessment metric[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2022, 25: 5093-5106.
- [28] IRSHAD M, SANCHEZ-FERREIRA C, ALAMGEER S, et al. No-reference image quality assessment of underwater images using multi-scale salient local binary patterns[J]. Electronic Imaging, 2021, 9: 1-8.
- [29] 董师师, 黄哲学. 随机森林理论浅析[J]. 集成技术, 2013, 2(1): 1-7.
- [30] WU D, YUAN F, CHENG E. Underwater no-reference image quality assessment for display module of ROV[J]. Scientific Programming: Tools & Techniques, 2020: 8856640.
- [31] ZHENG Y N, CHEN W L, LIN R F, et al. UIF: An objective quality assessment for underwater image enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 31: 5456-5468.
- [32] 王若蓝, 赵融, 韩燮. 融合梯度和高斯过程回归的多视图重建方法[J]. 微电子学与计算机, 2023, 40(3): 37-45.
- [33] 杨德升, 万璞, 张靖, 等. 基于高斯过程回归的图像角度传感器补偿技术[J]. 传感器与微系统, 2025, 44(3): 58-61, 66.
- [34] ZHANG S Q, LI Y X, TAN L, et al. A no-reference underwater image quality evaluator via quality-aware features[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2023, 97: 103979.
- [35] 谢俊, 邸江磊, 秦玉文. 深度学习在水下成像技术中的应用(特邀)[J]. 光子学报, 2022, 51(11): 9-56.
- [36] FU Z Q, FU X Y, HUANG Y, et al. Twice mixing: A rank learning based quality assessment approach for underwater image enhancement[J]. Signal Processing: Image Communication, 2022, 102: 116622.
- [37] LI M Y, LIN Y F, SHEN L Q, et al. Human perceptual quality driven underwater image enhancement framework[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-15.
- [38] WANG Z Y, SHEN L Q, WANG Z, et al. Generation-based joint luminance-chrominance learning for underwater image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2022, 33(3): 1123-1139.
- [39] LIU W, CUI R X, LI Y L, et al. Hybrid-input convolutional neural network-based underwater image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 36(1): 1790-1798.
- [40] YANG M, XIE Z R, DONG J N, et al. Distortion-independent pairwise underwater image perceptual quality comparison[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 5022415.
- [41] CHEN C, LI Z H, ZHONG Z H, et al. Hierarchical prior-guided quality assessment method for underwater images[J]. Displays, 2024, 83: 102729.
- [42] WANG Z Y, SHEN L Q, WANG Z Y, et al. Prior-based underwater enhanced image quality assessment network[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2024, 49(2): 592-605.
- [43] LIU Y T, ZHANG B C, HU R Z, et al. Underwater image quality assessment: Benchmark database and objective method[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2024, 26: 7734-7747.
- [44] CHU X H, HU R Z, LIU Y T, et al. SISC: A feature interaction-based metric for underwater image quality assessment[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2023, 49(2): 637-648.
- [45] JIANG Q P, YI X, OUYANG L, et al. Towards dimension-enriched underwater image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2024, 35(2): 1385-1398.
- [46] CAO J Z, ZENG Z K, ZHANG X, et al. Unveiling the underwater world: CLIP perception model-guided underwater image enhancement[J]. Pattern Recognition, 2025, 162: 111395-111395.
- [47] DU B Z, YING H W, ZHANG J H, et al. Multi-space feature fusion and entropy-based metrics for underwater image quality assessment[J]. Entropy, 2025, 27(2): 27020173.
- [48] CHEN W L, LIN R F, LIAO H G, et al. Utility-oriented underwater image quality assessment based on transfer learning[J]. Journal of Image and Graphics, 2023, 39(10): 1748-1763.
- [49] LIAO H G, JIANG N F, CHEN W L, et al. Distillation-based utility assessment for compacted underwater information[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2024, 31: 481-485.

(责任编辑: 张曼莉)