# 基于感知特征优化的图像质量评价

杜宝祯 <sup>1</sup> 陈群新 <sup>1</sup> 代品川 <sup>2</sup> DU Baozhen CHEN Qunxin DAI Pinchuan

## 摘要

针对水下图像的色偏特性,文章提出了一种基于感知特征优化的图像质量评价方法,通过提取蓝-红、绿-红两种水下色偏图像,并进一步提取局部对比度信息,用以反映色偏特征;考虑到水下图像水体模糊对图像质量的影响,基于小波分析提取各子带信息,并结合图像熵信息,共同表征图像清晰度特征;鉴于人眼视觉系统存在恰可察觉的感知失真,提出以视觉感知因子加权的水下图像亮度均匀度信息,以反映图像的感知特征。实验结果表明,相比于比较算法,所提出方法与真实的图像质量的相关性最高。

关键词

图像质量;水下图像;色度特征;清晰度;视觉感知

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.05.014

#### 0 引言

在海洋探索与研究的领域内,水下成像技术发挥着至关重要的作用,然而,复杂的水下环境与光线传播特性对图像质量影响巨大<sup>[1]</sup>。由于光在水中的吸收和散射效应,导致水下图像对比度降低、色彩偏差(主要为蓝绿色调)、图像模糊和背景噪声<sup>[2]</sup>。这些因素严重限制了水下视觉信息的有效获取,对科学研究与工程应用构成了严峻挑战。

在水下成像场景中,由于水下环境与光线传播特性,难以获取理想的未受损参考图像,因此无参考水下图像质量评价方法尤为关键。研究者们通过分析自然场景统计特性、人类视觉系统启发的先验等方法,发展了多种无参考图像质量评价模型<sup>[3]</sup>。Mittal等人<sup>[4]</sup>首次引入了基于自然场景统计的无参考图像质量评价方法 BRSIQUE,利用自然场景统计的特性,量化图像"自然性"的损失,而无需转换到其他坐标系。Zhang等人<sup>[5]</sup>提出图像质量评价方法(ILNIQE),通过集成多种线索提取的自然图像统计特征测量图像块的质量,并通过平均池化获得总体质量分数。Yang等人<sup>[6]</sup>基于水下色度、饱和度和对比度因素,提出了一种水下图像质量评估方法 UIQM。Panetta 等人<sup>[7]</sup>提出了一种基于人眼视觉系统水下

图像质量评价方法 UCIQE,由水下图像色彩度、锐利度和对比度 3 个属性组成。尽管上述方法已取得显著进步,但仍然缺少将人眼视觉恰可感知失真和水下特征相结合的方法,因此性能提升有限。

视觉心理学研究发现,人眼对视觉失真的感知存在一个特定的阈值,即恰可感知失真(just noticeable difference, JND)<sup>[8]</sup>。当视觉失真低于此阈值时,人眼无法察觉到明显的图像变化。因此,如何有效地将水下图像特征与视觉感知特性相结合,是提升水下图像质量评价的有效手段。基于此,本文提出一种基于感知特征优化的图像质量评价方法(image quality assessment based on perceptual feature optimization, PIQA)。

## 1 所提算法

#### 1.1 色偏特征

研究表明,水下图像常遭受严重的色偏现象,这种现象主要是由于水体对不同波长的颜色分量的吸收率不同造成的。通常,在水下环境中红光波段的吸收率要高于蓝色和绿色波段,这导致红光波段分量被水体大量吸收,使得水下图像和视频在视觉上更多地倾向于呈现蓝色和绿色调。由于,人眼的视觉感知是基于多种颜色分量的综合作用,水下图像的颜色失衡不仅破坏了图像原有的色彩结构,还影响了图像的真实性与视觉质量。

基于上述分析,首先构建面向水下图像的色彩信息图 [ $C_1$ ,  $C_2$ ,  $C_3$ ],以有效表征水下图像颜色色差等信息,定义为:

$$\begin{pmatrix}
C_1 \\
C_2 \\
C_3
\end{pmatrix} = \begin{pmatrix}
G - R \\
B - R \\
\frac{R + G + B}{\sqrt{3}}
\end{pmatrix}$$
(1)

式中:  $C_1$ 表示水下图像绿红通道色差信息;  $C_2$ 表示蓝红通道

<sup>1.</sup> 宁波职业技术学院人工智能学院 浙江宁波 315800

<sup>2.</sup> 浙江川智电子科技有限公司 浙江宁波 315800

<sup>[</sup>基金项目] 2023 年度浙江省产学合作协同育人项目"电子信息类专业'互联网+'创新创业型人才培养模式研究与实践"(立项文件: 浙教办函[2023] 241号); 宁波职业技术学院 2021年下半年校级人才引进培养专项课题《基于机器学习的屏幕内容高效编码理论与关键技术研究》(NZ21RC005); 2024年度浙江省高校国内访问学者"教师专业发展项目"(FX2024129)

色差信息;  $C_3$ 表示水下图像亮度信息;  $G \times B \times R$ 分别表示水下彩色图像的绿色、蓝色通道和红色通道分量。

因水下环境中的光散射和吸收效应,图像对比度通常较低,因此进一步在水下色差图像上提取局部对比度能量信息 <sup>[9]</sup>,用于表征水下图像色差特征。为捕捉局部区域内的对比度信息,首先采用高斯二阶导数滤波器,对色差信息图进行滤波,具体为:

$$Z_{C_i} = \sqrt{\left(C_i \otimes g_h\right)^2 + \left(C_i \otimes g_v\right)^2} \tag{2}$$

式中:  $C_i$ 表示待处理的水下图像色差信息图像,且  $C_i \in [C_1, C_2]$ ;  $Z_{C_i}$ 表示滤波后的图像;  $\otimes$ 表示卷积操作;  $g_h$ 和  $g_v$ 分别表示水平和垂直方向上的高斯二阶导数滤波器,通过计算水平和垂直方向上的梯度幅度,得到每个像素点处的局部对比度信息。

进一步计算得到各色差颜色通道的局部对比度能量图,具体定义为:

$$E_{C_i} = \frac{\beta \times Z_{C_i}}{Z_{C_i} + \beta \times \gamma} - T_{C_i}$$
(3)

式中:  $E_c$ 表示  $C_i$  颜色通道的局部对比度能量图;  $\beta$  表示局部对比度能量图 $E_c$ 的最大值;  $\gamma$  表示对比度增益常数,通过实验该参数设置为 0.1;  $T_c$ 表示每个颜色分量设定的噪声阈值,通过实验确定该参数值为 0.05。

接着对各通道的局部对比度能量图提取均值、方差和偏度统计信息,即 $\mu_E(C_i)$ 、 $\sigma_E^2(C_i)$ 和偏度 $\varepsilon_E(C_i)$ ,以从多个角度描述图像的色偏特征。最终得到水下图像色偏特征,表示为:

$$\vec{F}_C = [\mu_E(C_i), \sigma_E^2(C_i), \varepsilon_E(C_i)] \tag{4}$$

## 1.2 清晰度特征

在评估水下图像质量时,清晰度是一个关键参数,该特征直接关系到图像中细节信息的呈现能力。水下环境特有的光学特性,尤其是前向散射效应,对图像质量构成了显著影响。这种散射现象导致图像出现模糊,细节和边缘信息丢失,降低了图像的清晰度,如图1所示。





图1 水下图像

因此,表征图像细节是评估图像清晰度的有效策略。由于小波分解方法对图像细节具有良好的表征效果<sup>[10]</sup>,本文采用 Cohen-Daubechies 滤波器对图像进行三级小波分解,通过

计算小波子带平均绝对值,以表征图像的清晰度特征。首先 对图像进行多级小波分解,具体计算为:

$$Z_{i,j}^{k} = f_{\text{wavelet}}(C_3) \tag{5}$$

式中:  $C_3$  表示水下图像亮度信息;  $Z_{i,j}^k$ 表示第 k 层小波分解的子带图像  $Z^k$  中位置 (i,j) 的元素值,考虑到小波分解的工作量和效果,实验中设定 k=3。

进一步,小波子带对数平均绝对值计算为:

$$L_Z^k = \log_{10}(\frac{1}{n}\sum_{i,j} |Z_{i,j}^k| + c')$$
(6)

式中:  $L_Z^k$ 是第k层小波子带的对数平均绝对值; n是子带中的元素总数; c'是一个确保非零结果的小常数,该参数通过实验设置为0.0001。

因此,最终得到小波分解各子带加权融合特征  $F_L$ :

$$F_{L} = \sum_{k=1}^{3} \frac{L_{\text{LH}}^{k} + L_{\text{HL}}^{k} + 2\alpha L_{\text{HH}}^{k}}{2(1+\alpha)}$$
 (7)

式中:  $L_{LH}^k$ 、 $L_{HH}^k$  和 $L_{HH}^k$ 分别是第 k 级 LH、HL 和 HH 小波子 带的对数平均绝对值;  $\alpha$  是一个调整不同子带权重的参数,通过实验设置为 3.5。

研究表明图像熵信息是衡量图像信息丰富度的重要指标。图像信息熵越大,意味着图像包含的信息量越丰富,图像质量越好。为更好地评估图像的清晰度特征,进一步引入图像熵特征,定义为:

$$F_E = -\sum_i p_i \times \log p_i \tag{8}$$

式中: $p_i$ 表示图像中灰度值为i的像素的比例。

基于上述特征分析,最终得到图形的清晰度特征为:

$$\vec{F}_V = \left[ F_L, F_E \right] \tag{9}$$

### 1.3 感知特征

基于视觉感知理论,人眼对图像失真存在 JND 感知阈值,阈值越大代表该区域图像可容忍的失真越大,反之则代表可容忍的失真越小。图像空域 JND 阈值  $T^{S}(x,y)$  定义为 [11]:

$$T^{S}(x,y) = T^{L}(x,y) + T^{T}(x,y)$$
$$-C_{0} \min \left\{ T^{L}(x,y), T^{T}(x,y) \right\}$$
(10)

式中:  $T^L(x,y)$  为亮度 JND;  $T^T(x,y)$  为纹理 JND;  $C_0$  为失真调节因子, 文献 [11] 设置为 0.3。

进一步,视觉感知因子定义为:

$$\eta_{s} = \begin{cases}
1 + \left[\frac{\overline{T^{s}} - T^{s}}{\overline{T^{s}}}\right], T^{s} \leq \overline{T^{s}} \\
1 - \left[\frac{T^{s} - \overline{T^{s}}}{T^{s}}\right], \text{ otherwise}
\end{cases}$$
(11)

式中:  $T^{S}$ 表示图像的平均空域 JND 值。

视觉心理学研究发现,人眼对图像亮度均匀度的感知较为敏感,且与图像亮度分布的均匀性有直接的联系,因此本

研究采用基于感知的亮度均匀度特征,以表征图像的感知特征。具体来说,首先将图像划分为 N 个大小相同非重叠的块。在每个块的局部区域内,计算亮度的最大值与最小值的比值,以反映局部区域内亮度变的程度。通过对数变换放大高对比度区域亮度差异,同时抑制低对比度区域的影响。在视觉感知因子加权的基础上,最终得到感知特征,具体计算为:

$$\vec{F}_G = \frac{1}{N} \sum_{i \in N} \overline{\eta}_S(i) \times \ln(\frac{L_{\text{max}}(i)}{L_{\text{min}}(i)})$$
(12)

式中:图像被划分为N个非重叠的小块; $L_{i,\max}$ 和 $L_{i,\min}$ 为图像分块中第i块中感知亮度强度最大值和最小值; $\bar{\eta}_{S}(i)$ 为图像中第i块的视觉感知因子均值。

根据上述方法分别提取了色偏特征、清晰度特征和感知特征之后,将特征归一化处理合并为一个特征集合向量,并定义为特征向量为:

$$\boldsymbol{F} = \left[ \vec{F}_C, \vec{F}_V, \vec{F}_G \right] \tag{13}$$

作为一种基于学习图像质量评价方法,对训练集的图像基于上述的特征提取算法分别得到各自的特征向量,从而得到训练集的特征向量集合,再结合训练集图像对应的真实主观质量评分值(即 MOS 值),从而可以得到训练样本:

$$\Lambda = \{(F_1, q_1), (F_2, q_2), ..., (F_i, q_i)..., (F_N, q_N)\}$$
 (14)  
式中:  $F_i$ 和  $q_i$ 分别表示样本的特征向量和 MOS 值;  $N$ 表示训练样本数。

再采用支持向量回归 SVR<sup>[12]</sup> 训练得到模型。模型训练过程中,采用径向基函数核进行模型回归。测试阶段,将待评价图像的特征输入训练好的模型中,就能得到该测试图像的质量估计。

#### 2 实验结果

## 2.1 数据集与比较算法选取

实验采用数据集为 USRD<sup>[13]</sup> 和 UWIQA<sup>[14]</sup>,两个数据集包含多种场景的水下图像,且都有相应的 MOS 值。为有效比较算法性能,实验选取算法面向大气环境的普通 IQA 方法 BRSIQUE、ILNIQE 以及专用于水下图像 UIQA 的方法UIQM、UCIQE 作对比实验。在评估所选图像质量评价(IQA)方法的性能时,采用皮尔逊线性相关系数 PLCC,斯皮尔曼等级相关系数 SROCC 以及均方误差 RMSE 来评价算法性能。另外,所提出的算法在训练和测试过程中,采取了将数据库划分为训练集(占 80%)和测试集(剩余 20%)的策略,训练一测试随机划分过程执行 1 000 次,所提出的算法性能基于上述 1 000 次测试中各项指标(SROCC、PLCC 及 RMSE)的中值汇总得出,从而通过随机化过程消除可能的性能偏差,确保评估的公正性与稳定性。

#### 2.2 各数据集的实验结果

表 1 列出了所提出的算法在 USRD 库的比较结果。与其

他 IQA 算法相比,提出的算法 PUIQA 的性能最优,PLCC 和 SROCC 值最高,RMSE 值最小,说明该方法与人类视觉感知的相关度更好。具体来说,PUIQA 的 PLCC 为 0.836 8,SROCC 为 0.811 0,RMSE 为 0.123 1。与普通 IQA 方法相比,该方法比其中最佳的普通 IQA 方法(ILNIQE)方法 PLCC提高了 14%;SROCC 比 NIQE 提高了 13.8%。与专用的水下UIQA 方法相比,所提出的 PUIQA 算法的 PLCC 比最佳水下IQA(UCIQE)方法提升了 11.5%,PUIQA 的 SROCC 指标比 UCIQE 提升 11.7%。实验说明,所提出的 PUIQA 算法在USRD 水下数据集上性能优于对比方法。

表 1 在 USRD 数据库上各算法的性能

Method	PLCC	SROCC	RMSE
BRSIQUE	0.601 7	0.541 3	0.181 0
ILNIQE	0.734 2	0.712 5	0.153 9
UIQM	0.667 0	0.646 5	1.168 8
UCIQE	0.750 4	0.725 8	0.149 8
PUIQA	0.836 8	0.811 0	0.123 1

为进一步验证所提出的 PUIQA 算法性能,本文进一步 在水下图像数据集 UWIOA 上验证各算法性能参数,该数据 集包含的水下图像数量更多,且部分图像数据来自水下图像 增强, 因此增强了数据的真实性和多样性, 能更有效验证算 法性能。表 2 为提出的 PUIOA 算法在 UWIOA 数据集上的测 试效果。可以看到提出的 PUIOA 算法相比于其他算法性能 最优。PLCC 和 SROCC 分别达到 0.705 9 和 0.685 7, RMSE 为 0.107 6。与两个普通 IQA 方法相比, PUIQA 方法比其 中最佳的 ILNIOE 方法, PLCC 提升了 58.2%; SROCC 提 高了 44.8%。与专用的水下 UIQA 方法相比, 所提出的算法 的 PLCC 比最佳 UIOM 方法提升了 20.1%, SROCC 指标比 UIQM 提升 15.1%。实验结果表明,所提出的 PUIQA 算法性 能优于对比方法,另外我们看到在 UWIQA 数据集上,专用 的 UIOA 方法要显著优于普通 IOA 方法,这也说明水下图像 有别于大气环境图像的特殊性, 以及研究面向专为水下图像 UIQA 方法的必要性。

表 2 在 UWIQA 数据库上各算法的性能

Method	PLCC	SROCC	RMSE
BRSIQUE	0.388 1	0.384 8	0.142 1
ILNIQE	0.446 1	0.473 6	0.136 4
UIQM	0.587 8	0.596 0	0.123 2
UCIQE	0.574 3	0.584 5	0.124 6
PUIQA	0.705 9	0.685 7	0.107 6

为了验证上述实验结果的统计学意义,我们采用了基于配对 t 检验的假设检验方法进行分析。首先,本文对每组 UIQA 测量之间 PLCC 残差进行正态性检验。若残差满足正

态分布,则使用配对 t 检验;否则采用相应的非参数检验方法。所设零假设为两种 UIQA 方法在相关性均值上无差异,而备择假设则认为其中一种方法在平均相关性上优于另一种。所有统计分析均在 USRD 数据库上完成,测试结果如表3 所示。表中,"1"表示行方法在统计意义上优于列方法;"-1"表示其表现劣于列方法;"0"则代表两者在统计上无显著差异。从表3 的统计分析结果可以看出,所提出的 PUIQA 方法显著优于其他 UIQA 方法。

表 3 t 检验统计分析

Method	BRSIQUE	ILNIQE	UIQM	UCIQE	PUIQA
BRSIQUE	0	-1	-1	-1	-1
ILNIQE	1	0	1	-1	-1
UIQM	1	-1	0	-1	-1
UCIQE	1	1	1	0	-1
PUIQA	1	1	1	1	0

#### 3 结论

本文提出了一种基于感知特征优化的水下图像质量评价方法 PUIQA。考虑到水下图像色偏特点,提取蓝红、绿红水下色偏图像,并进一步提取色偏特征;考虑到水下图像水体模糊对图像质量的影响,基于小波分析提取各子带信息以及图像熵信息,表征图像清晰度特征;基于人眼视觉的恰可察觉的感知失真,提出了基于视觉感知加权的水下图像亮度均匀度信息,表征图像感知特征。实验结果表明,相比于比较算法,所提出方法性能最优。作为校企产学合作的科研成果之一,今后将重点关注算法在硬件平台的部署效果,提高算法实时性,并进一步深入研究视觉感知理论和机制,进一步提高算法性能。

#### 参考文献:

- [1] CUI Q N, PAN H W, ZHANG K J, et al. Multiscale and multisubgraph-based segmentation method for ocean remote sensing images[J/OL].IEEE transactions on geoscience and remote sensing,2023[2024-11-13].https://ieeexplore.ieee.org/abstract/ document/10050138.DOI:10.1109/TGRS.2023.3247697.
- [2] LIN Z Q, HE Z Y, JIN C C,et al. Joint luminance-saliency prior and attention for underwater image quality assessment[J]. Remote sens. 2024,16(16):3021.
- [3] DENG J H, CHEN H M, YUAN Z M, et al. An enhanced image quality assessment by synergizing superpixels and visual saliency[J]. Journal of visual communication and image representation, 2022, 88:103610.
- [4] MITTAL A, MOORTHY A K, BOVIK A C. No-reference im-

- age quality sssessment in the spatial domain[J]. IEEE transactions on image processing,2012, 21(12):4695–4708.
- [5] ZHANG L, ZHANG L, BOVIK A C, et al. A feature-enriched completely blind image quality evaluator[J].IEEE transactions on image processing, 2015, 24(8): 2579–2591.
- [6] YANG M, SOWMYA A. An underwater color image quality evaluation metric[J].IEEE transactions on image processing, 2015, 24(12): 6062–6071.
- [7] 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.
- [8] JIANG Q P, LIU F Y, WANG Z H,et al. Rethinking and conceptualizing just noticeable difference estimation by residual learning[J]. IEEE transactions on circuits and systems for videotechnology,2024, 34(10): 9515–9527.
- [9] HOU G J, ZHANG S Q, LU T, et al. No-reference quality assessment for underwater images[J]. Computers and electrical engineering, 2024, 118: 109293.
- [10] LIU X Y, YANG S H, JI J W, et al. Improvement of underwater laser ranging accuracy based on wavelet time-frequency analysis[J/OL].IEEE photonics journal,2022[2024-09-19]. https://ieeexplore.ieee.org/document/9910037.DOI: 10.1109/JPHOT.2022.3211711.
- [11] YANG X K, LING W S, LU Z K, et al. Justnoticeable distortion model and its applications in video coding[J]. Signal processing: image communication, 2005, 20(7): 662–680.
- [12] LIU W, FOWLER J E, ZHAO C H. Spatial logistic regression for support-vector classification of hyperspectral imagery[J]. IEEE geoscience and remote sensing letters, 2017, 14(3): 439–443.
- [13] LI X Y, XU H Y, JIANG G Y. et al. Underwater image quality assessment from synthetic to real-world: dataset and objective method[J].ACM transactions on multimedia computing, communications and applications, 2024, 20(3):1–23.
- [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.

#### 【作者简介】

杜宝祯 (1985—), 男, 甘肃陇西人, 博士, 副教授, 研究方向: 计算机视觉、图像视频处理。

(收稿日期: 2025-01-03 修回日期: 2025-05-12)