



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于 HVS 的水下图像质量评价

鹿婷, 侯国家, 潘振宽, 王国栋

引用本文

鹿婷, 侯国家, 潘振宽, 王国栋. 基于 HVS 的水下图像质量评价[J]. 计算机科学, 2022, 49(5): 98-104.

LU Ting, HOU Guo-jia, PAN Zhen-kuan, WANG Guo-dong. Underwater Image Quality Assessment Based on HVS[J]. Computer Science, 2022, 49(5): 98-104.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

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

[基于随机森林的空域-频域联合特征全参考彩色图像质量评价方法](#)

Full Reference Color Image Quality Assessment Method Based on Spatial and Frequency Domain Joint Features with Random Forest

计算机科学, 2021, 48(8): 99-105. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200700106>

[基于视差信息的无参考立体图像质量评价](#)

No-reference Stereo Image Quality Assessment Based on Disparity Information

计算机科学, 2020, 47(9): 150-156. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190700213>

[无需学习的无参考彩色噪声图像质量评价方法](#)

No-reference Color Noise Images Quality Assessment Without Learning

计算机科学, 2020, 47(10): 161-168. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190900051>

[基于自然场景统计的深度图像质量无参考评价方法](#)

No-reference Quality Assessment of Depth Images Based on Natural Scenes Statistics

计算机科学, 2019, 46(6): 256-262. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2019.06.038>

[基于高斯分布的大气光估计算法](#)

Estimation Algorithm of Atmospheric Light Based on Gaussian Distribution

计算机科学, 2018, 45(4): 301-305. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2018.04.051>

基于 HVS 的水下图像质量评价

鹿 婷 侯国家 潘振宽 王国栋

青岛大学计算机科学技术学院 山东 青岛 266071

(1401079112@qq.com)

摘 要 因为水的吸收和散射效应,导致水下图像普遍存在模糊、低对比度和色彩不均衡等问题,而自然图像质量评价方法没有考虑水下成像的特殊性,难以应用于水下图像;同时目前有效的水下图像的质量评价方法较少,且存在一定局限性。针对此问题,提出了一种新的与主观感知密切相关的无参考水下图像质量评价方法,选择与视觉感知相关性高的色度特征(Col)、基于人类大脑视觉皮层的对比度特征(Con)、反映图像信息丰富程度的清晰度特征(Sharp)这3种属性,来构成水下图像质量评价模型,简称 CCS。这些视觉特征对水的物理特性比较敏感,而且人类视觉系统(Human Visual System, HVS)易受色彩、对比度和边缘结构等视觉特性变化的影响。为了验证所提方法的性能,在自建小型水下图像数据集上与 CPDB, BRISQUE, UCIQE, UIQM 这4种无参考评价算法进行了大量的对比实验,在与主观评价相关性度量方面,CCS方法比 UIQM 方法的 RMSE 度量指标提升了大约 13%,比 UCIQE 和 UIQM 方法的 PLCC, SROCC 和 KROCC 度量指标提升均超过 10%。实验结果表明,CCS 算法与人类视觉感知具有高度一致性,能有效、准确地评估水下图像的质量。

关键词: 图像质量评价;无参考;人类视觉系统;色度评估;对比度评估;清晰度评估

中图法分类号 TP391.4

Underwater Image Quality Assessment Based on HVS

LU Ting, HOU Guo-jia, PAN Zhen-kuan and WANG Guo-dong

College of Computer Science and Technology, Qingdao University, Qingdao, Shandong 266071, China

Abstract Due to the absorption and scattering effects under water, underwater image often suffers from blurring, low contrast, color casting and so on. The degraded images will decline the accuracy and effectiveness in underwater archaeology, marine ecological research, underwater target detection and tracking. On the other hand, underwater image quality assessment plays a key goal in the development and exploration of the ocean. An effective underwater image quality evaluation system can provide a guidance for optimizing underwater enhancement and restoration algorithms and promote the progress of underwater vision. Therefore, it is desire to design an effective and robust algorithm for underwater image quality evaluation. Since the atmospheric image quality evaluation methods don't consider the characteristics of the water absorption of light, they aren't suitable for evaluating underwater image quality. Additionally, there are few effective metrics for underwater images quality evaluation up to now. To address this problem, we propose a new no-reference underwater image quality measure containing color index, contrast, and sharpness indexes, dubbed CCS, which has stronger correlation with human subjective perception. These attributes not only are sensitive to the physical characteristics of the water, but also the human visual system (HVS) is sensitive to the changes of the visual properties such as color, contrast, and edge structures. To verify the performance of the proposed CCS, we conduct considerable experiments on a small underwater image dataset comparing with the other four non-reference metrics including CPBD, BRISQUE, UIQM and UCIQE. It can be seen that our CCS metric is higher about 13% than UIQM in terms of RMSE, moreover, is higher above 10% than UIQM and UCIQE in terms of PLCC, SROCC, and KROCC. Experimental results demonstrate that the proposed CCS metric has a higher correlation with subjective evaluations, which can effectively and accurately evaluate the underwater image quality.

Keywords Image quality assessment, No-reference, Human visual system, Colorful measure, Contrast measure, Sharpness measure

到稿日期:2021-01-28 返修日期:2021-04-20

基金项目:国家自然科学基金(61901240);山东省自然科学基金(ZR2019BF042, ZR2019MF050);中国国家留学基金(201908370002);中国博士后科学基金(2017M612204)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61901240), Natural Science Foundation of Shandong, China (ZR2019BF042, ZR2019MF050), China Scholarship Council(201908370002) and China Postdoctoral Science Foundation(2017M612204).

通信作者:侯国家(hgjouc@126.com)

1 引言

水下图像对水下世界的探索和开发有着重要意义,如在水下考古、海洋生态研究、水下目标检测和跟踪等实际应用中起着关键作用。因为水的吸收和散射,导致水下图像质量退化,降低了其在实际应用中的准确性。随着学者对水下视觉研究领域的重视,许多水下图像清晰化算法不断出现^[1-2],并在实际应用中取得了显著效果。但是由于没有完善的水下图像质量评价体系,限制了该领域的进步和发展,因此设计一种有效的、鲁棒性好的水下图像质量评价(Underwater Image Quality Assessment, UIQA)方法是水下图像处理领域研究的热点和难点。

目前图像质量评价分为主观评价和客观评价两大类,主观评价主要通过人的主观感知来评估图像质量,常用的评价方法有平均主观得分(Mean Opinion Score, MOS)、平均主观误差(Differential Mean Opinion Score, DMOS)。主观评价一般被认为是最可靠的图像质量评价,但其缺点是需要进行多次重复实验,耗时长且代价高^[3]。客观评价利用计算机模拟人类视觉感知来评价图像质量,其优点是操作简单、成本低^[4]。根据是否以失真的原始图像作为参考,又可分为:全参考(Full Reference, FR)、部分参考(Reduced Reference, RR)、无参考(No Reference, NR)。全参考需提供原始图像,计算其与失真图像的差异,以此得到失真图像的质量,如峰值信噪比(Peak Signal Noise Ratio, PSNR)、均方差(Mean Square Error, MSE)、结构相似性(Structure Similarity Index, SSIM)^[5]等。目前该领域的方法已发展成熟,准确性较好。部分参考需提供原始图像的部分特征信息作为参考,以对失真图像质量进行评价;而无参考不需要借助原始图像,即可完成对失真图像的质量评价。由于水下环境的特殊性和复杂性,很难从水下获取清晰的参考图像,因此无参考评价方法是水下图像质量客观评估的最佳选择。

现有的无参考自然彩色图像质量评价方法大多数是针对大气图像设计的^[6-8]。Mittal等^[9]根据自然场景在空间域的统计信息提出了一种无参考图像质量评价(Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator, BRISQUE)模型,该模型不计算图像失真类型,仅通过自然场景统计的局部亮度归一化系数来量化失真图像的质量。Ma等^[10]利用基于多任务的端到端的深度神经网络(Multi_task End-to-End Optimized Deep Neural Network, MEON)设计了一种无参考的图像质量评价模型,该模型由一个失真类别识别的网络和一个质量预测网络构成。由于这些方法没有考虑水的吸收和散射,以及不同波长造成的色偏等问题,因此很难将其用来评估水下图像质量。此外,缺少公开的数据集以及清晰的原始图像也是导致水下图像质量评估方法较少的主要原因。针对现在水下图像质量评价方法少且存在一定局限性等问题,本文提出了一种与主观感知密切相关的无参考水下图像质量评估方法,简称CCS,该算法利用多重线性回归(Multiple Linear Regression, MLR)将色度、对比度、清晰度映射成图像质量。CCS算法以人类视觉感知为依据,可以有效保证评估结果与人类视觉感知一致。

2 相关工作

在大气图像质量评价方法中,常用的是基于机器学习(Machine Learning, ML)的模型,例如,Fang等^[11]认为对比度是感知图像质量的决定性因素,并根据自然图像统计特征,提出了一种针对对比度失真的无参考图像质量评价方法。Panetta等^[6]认为彩色图像是一个三维信号,即每一维是一个灰度图像,因此给每个颜色通道分配一定的权重,以评估彩色图像的质量;基于这一点,提出了由色度、清晰度和对比度构成的无参考的彩色图像质量评价模型(Color Quality Enhancement, CQE)。Fu^[12]提出了一种通用的基于对数空间的彩色图像质量评估(Color Image Quality Index, CIQI),包含色度、清晰度和对比度。另一种常用映射模型是基于自然场景统计(Natural Scene Statistics, NSS),例如,Choi等^[13]提出的基于NSS的无参考的雾密度预测模型(FADE),该模型根据自然无雾图像和有雾图像的统计偏差,提取12个雾感知特征来评估图像质量,该方法的不足是在将彩色图像转换为灰度图像的过程中会产生信息的损失。近年来,学者们受自然图像质量评价方法的启发,提出了一些针对水下图像的质量评价算法^[14]。Yang等提出了基于CIELab颜色空间的水下图像质量评估(Underwater Color Image Quality Evaluation Metric, UCIQE)^[15],用于提取更符合人类感知的CIELab的空间统计特征,即色度、对比度和饱和度,以衡量带有非均匀色偏、模糊和低对比度的水下图像的质量。Panetta等^[16]根据水下图像特征提出了一个基于人眼视觉系统的水下图像质量评价(Underwater Image Quality Measure, UIQM),用易受到水的吸收和散射影响的色彩属性(Underwater Image Quality Measure, UICM)、清晰度属性(Underwater Image Sharpness Measure, UISM)和对比度属性(Underwater Image Contrast Measure, UIConM)来表征图像质量。Song等^[17]基于水下视频成像分析,利用空域统计特征和编码参数,提出了一种适合小样本的水下视频质量评价方法。但是上述算法的评估结果存在与主观感知不一致的现象。因此,设计一种符合人类感知且高鲁棒性的水下图像质量评价方法,对促进水下图像质量评价体系的完善及水下视觉的发展和进步有重要作用。

3 基于HVS的水下图像质量评价方法

因为在水下成像过程中易受光的吸收、前后向散射的影响,所以导致水下图像呈现色偏、低对比度以及模糊等,同时考虑人类视觉系统(HVS)易受到色彩、对比度和边缘结构等视觉特性变化的影响,本文选择色度、对比度、清晰度3个度量分量来评估水下图像质量。

3.1 色度评估

CIELab颜色空间能够描述任何波长的能量,且与人眼主观感知的相关性比RGB颜色空间更好^[15]。此外,其亮度信息和色相信息是分离的,通道间的相关性小。对自然场景中色彩的研究表明^[12],可用图像的统计特征表示图像色度。基于上述两点,本文选择在CIELab色彩空间,采用Fu提出的色度测量模型^[12],即使用一阶中心距——均值 μ 和二阶中心距——方差 σ^2 来表示色度Col,其计算式如下:

$$Col = \sqrt{\sigma_a^2 + \sigma_b^2} + 0.3 * \sqrt{\mu_a^2 + \mu_b^2} \quad (1)$$

其中, $\mu_a, \mu_b, \sigma_a^2, \sigma_b^2$ 分别表示 a (Yellow-Blue), b (Red-Green) 颜色通道的均值和方差。

为了衡量色度评估性能,我们选取 3 幅颜色退化严重的水下图像进行对比实验,图 1(a)是有严重色偏的原始水下图像,图 1(b)和图 1(c)分别是经红通道先验算法(Red Channel Prior, RCP)^[18]和颜色自动均衡算法(Automatic Color Equalization, ACE)^[19]处理后的结果。从图 1 中可以看出,经过 RCP 和 ACE 处理后的图像,有效地去除了原始图像中的色偏问题。对比图 1(b)和图 1(c)不难发现,图 1(c)的色彩更加均衡,视觉感知效果明显优于图 1(b)。从我们测得的色度值亦可得出,经 ACE 算法增强的结果最佳,这与主观感知是一致的。对比实验验证了本文提出的评估色度信息方法的有效性和鲁棒性。

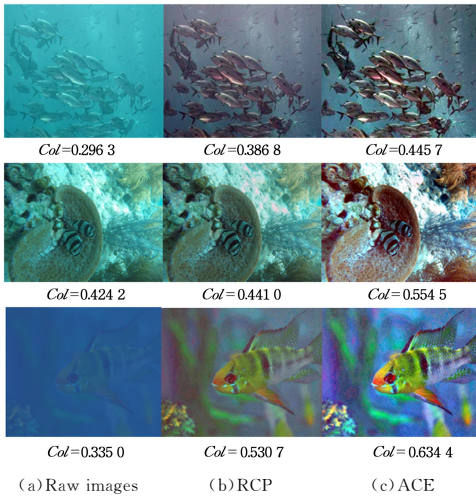


图 1 水下图像色度度量

Fig. 1 Color measurement of underwater image

3.2 对比度评估

为了使测量的对比度更加符合人的主观感知,我们采用基于人类大脑视觉皮层的局部对比度 CE (Contrast Energy)^[20]来表达对比度;同时为了弥补水中光照不充足这一缺陷,将其转换到强调亮度区域的对数空间进行度量^[21]。与文献[20]选用灰度通道不同的是,本文算法选择对其亮度通道信息进行处理,可有效避免信息损失。对比度 Con 的计算式^[20]如下:

$$Z(I_C) = \sqrt{(I_C \otimes h_h)^2 + (I_C \otimes h_v)^2} \quad (2)$$

$$CE(I_C) = \frac{\alpha \cdot Z(I_C)}{Z(I_C) + \alpha \cdot \kappa} - \tau_c \quad (3)$$

$$Con = \log \sum CE(I_C) \quad (4)$$

其中, $C \in \{l, a, b\}$ 是 CIELab 的各个颜色通道, l 表示亮度通道(luminance); κ 是对比度增益; τ_c 是各个通道的噪声阈值; α 是 $Z(I_C)$ 的最大值; h_h 和 h_v 表示高斯滤波的水平和垂直两个方向; \otimes 表示卷积运算。参考文献[20]经实验验证,上述公式中参数的取值分别为 $\kappa = 0.1$, $\tau_l = 0.2353$, $\tau_a = 0.2287$, $\tau_b = 0.0528$;此外,我们选用高斯二阶滤波器,窗口的大小设置为 20×20 ,标准差设置为 3.25。

为了验证本文提出的对比度测量方法的有效性和鲁棒性,我们选取 3 幅低对比度的水下图像进行对比实验。图 2(a)是原始水下图像,图 2(b)和图 2(c)分别是经过水下暗通道先验算法(Underwater Dark Channel Prior, UDCP)^[22]和对比度拉伸算法(Contrast Histogram Stretching, CHS)^[23]处理后的水下图像。从图 2 中可以看出,经过 UDCP 和 CHS 处理后的图像的对比度得到了显著增强,对比图 2(b)和图 2(c)不难发现,图 2(c)的对比度提升得更加明显,更符合人类视觉感知。经我们算法测得的 Con 的值同样符合主观感知结果,对比实验证明了所提对比度评估方法的准确性和鲁棒性。

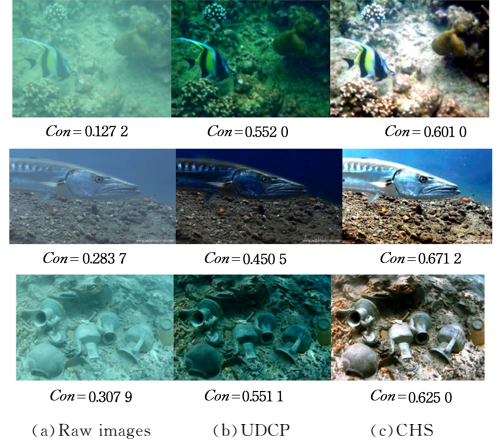


图 2 水下图像对比度度量

Fig. 2 Contrast measurement of underwater image

3.3 清晰度评估

目前较为广泛地应用于大气图像清晰度评估的方法是由 Panetta 等^[21]提出的基于统计学的算法(Enhancement Measure Estimation),但该方法需将图像分成许多大小相同的图像块,然后计算每个区域的对数均值,这一过程会破坏图像信息结构,丢失信息。为了弥补这一缺陷,我们采用基于空间域和频域熵的模型(Spatial-Spectral Entropy-based Quality, SSEQ)^[24]来评估水下图像的清晰度。空间熵的均值和偏度特征的计算式如下:

$$E_S = - \sum p(x) \log_2 p(x) \quad (5)$$

$$\mathbf{S} = \text{sort}(E_S) \quad (6)$$

$$SC = \text{pooling}(\mathbf{S}) \quad (7)$$

$$\mathbf{f}_1 = [\text{mean}(SC), \text{skew}(\mathbf{S})] \quad (8)$$

其中, x 是局部块内的像素值, $p(x)$ 是经验概率密度, E_S 是空间熵图, \mathbf{S} 是 E_S 的升序排列矩阵, SC 是 \mathbf{S} 的池化, \mathbf{f}_1 是空间熵均值和偏度特征矩阵。

频域熵的均值和偏度特征的计算式如下:

$$P(i, j) = \frac{\mathbf{C}(i, j)^2}{\sum_i \sum_j \mathbf{C}(i, j)^2} \quad (9)$$

$$E_f = - \sum_i \sum_j P(i, j) \log_2 P(i, j) \quad (10)$$

$$\mathbf{F} = \text{sort}(E_f) \quad (11)$$

$$FC = \text{pooling}(\mathbf{F}) \quad (12)$$

$$\mathbf{f}_2 = [\text{mean}(FC), \text{skew}(\mathbf{F})] \quad (13)$$

其中,图像 I 分成 8×8 大小的局部块, $1 \leq i \leq 8, 1 \leq j \leq 8$, 但 $i, j \neq 1$; \mathbf{C} 是图像 I 经离散余弦变换后的系数矩阵, E_f 是光谱

熵图, F 是 E_f 的升序排列矩阵, FC 是 F 的池化, f_2 是频域熵的均值和偏度特征矩阵。

我们计算 3 个尺度上的空间域和频率域的均值和偏度特征,共得到 12 个特征,利用 SVM 方法对 12 个特征值进行计算来表示清晰度 Sharp。

$$Sharp = SVM([f_1, f_2]) \quad (14)$$

为了评估本文提出的模型在清晰度度量方面的性能,我们选择 1 幅质量严重退化的水下图像进行对比实验,图 3(a)~图 3(c)分别给出了原始水下图像、经过基于模糊和光吸收算法(Image Blurriness and Light Absorption, IBLA)^[25]的复原结果和多尺度相关小波算法(Multi-Scale Correlated Wavelet, MSCW)^[26]的增强结果。为了更好地观察水下图像的细节,对图 3(a)~图 3(c)分别进行了局部区域的放大,结果如图 3(d)~图 3(f)所示。从图 3 中可以看出,经过 IBLA 和 MSCW 算法处理后,图像的清晰度得到显著提高。其中,图 3(f)的人物细节更加明显,这与测得的 Sharp 值一致。为了进一步证明所提方法的准确性,我们与 UIQM^[16]的清晰度指标 UISM 进行了对比。从表 1 亦可以看出,本文的清晰度 Sharp 与 UISM 均能准确反映与主观感知的一致性。

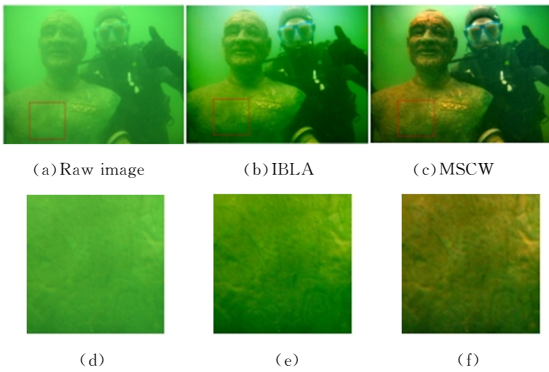


图 3 水下图像清晰度度量

Fig. 3 Sharpness measurement of underwater image

表 1 清晰度度量对比

Table 1 Comparison of sharpness measurement

	UISM	Sharp
Fig. 3(a)	0.7871	0.1111
Fig. 3(b)	2.2511	0.6812
Fig. 3(c)	2.4731	0.7433

3.4 CCS 评价模型

Mertens 等^[27]证实了水下图像可以表达成吸收和散射成分的线性叠加,同时 Yang 等^[15]证明了水下图像的对比度、色度和饱和度属性与人类主观感知的高度一致性;Panetta 等^[16]认为表征图像属性的特征组合可表示图像的整体质量。基于此,本文提出了一个包含色度特征、对比度特征和清晰度特征的无参考水下彩色图像质量评价模型。CCS 模型的定义如下:

$$CCS = C_1 * Col + C_2 * Con + C_3 * Sharp \quad (15)$$

其中, Col , Con , $Sharp$ 分别表示色度特征、对比度特征、清晰度特征; C_1 , C_2 , C_3 为回归系数,经大量 MLR 回归训练实验测得 $C_1 = 0.5864$, $C_2 = 0.3184$, $C_3 = 0.2012$ 。

CCS 算法的具体实现步骤如下:

Step1 初始化设置,输入水下图像 I ,权重系数 C_1, C_2, C_3 。

Step2 将图像 I 从 RGB 颜色空间转换到 CIELab 颜色空间 I_{lab} 。

Step3 计算色度特征 Col 。分别计算 I_{lab} 的 a (Yellow-Blue), b (Red-Green) 颜色通道的均值和方差,通过式(1)得出色度值。

Step4 计算对比度特征 Con 。首先使用高斯二阶导数滤波器对 I_{lab} 的 3 个颜色通道分别从水平和竖直两方向进行滤波,然后通过式(3)分别去除各通道的噪声,最后通过式(4)将每个通道整合起来,得出对比度值。

Step5 计算清晰度特征 $Sharp$ 。首先将 I 分成 $8 * 8$ 大小的局部块,计算每个局部块的熵值,然后进行升序排列,计算距熵图中心 60% 区域的均值和偏度,最后计算 3 个尺度上的均值和偏度,构成一个包含 12 个特征的向量,通过 SVM 计算得出清晰度值。

Step6 计算出 $Col, Con, Sharp$ 值后,根据式(15)得出水下图像质量评估值。

Step1 中权重系数 C_1, C_2, C_3 的确定过程为:计算水下图像色度值、对比度值和清晰度值,以及对应每幅水下图像的主观质量分数,从数据集中随机选择 3/4 的图像作为训练集,将剩余部分作为测试集,进行 MLR 回归训练,得出权重系数 C_1, C_2, C_3 的值。

4 实验结果及分析

4.1 数据集与主观评价

为了更好地衡量本文算法的性能,我们建立了一个包含 240 幅水下图像的小型数据集,选择含有常见失真类型的 20 幅水下图像(退化类型有偏蓝、偏绿、偏白、偏黄、偏暗等),如图 4 所示。通过 ACE、CHS、融合增强算法(Fusion Enhance, FE)^[28]、RCP、UDCP、信息最小损失化算法(Minimum Information Los, MIL)^[29]、IBLA、MSCW、DehazeNet^[30]、GLN-CHE^[31]、UWB-VCSE^[32] 这 11 种算法对其进行清晰化处理,得到 220 幅增强或复原的水下图像。



图 4 水下退化图像

Fig. 4 Quality-degraded underwater images

在主观评价实验中,为了获得较为客观准确的主观值,我们采用成对比较排序法(Pair Comparison Sorting, PCS)^[33]进行图像质量评估。主观实验在自然光照的独立房间中进行,选用 21.5 英寸大小的联想 LED 显示器,分辨率为 $1920 * 1080$,对比度和亮度分别设置为 90 和 40。实验选取 30 名大学生或研究生作为观察者,将 240 幅图像分成 20 组,每组 12 张,随机显示在观察者面前。在实验过程中,如果当前对象未完成评估,则受试者无法进行下一幅图像的评估。整个过程

使用单一刺激方式 (Single Stimulus, SS) 来评估, 分数范围是 [1, 5], 分别表示质量很差、差、一般、良好、很好。最后收集每个观察者的数据, 计算平均 MOS 值, 并将其归一化到 (0, 1]。

4.2 与其他评价方法的比较

为了衡量所提算法的准确性, 从建立的数据集中选取 4 组 (#1—#4) 进行对比实验, 如图 5 所示。首先, 使用 PCS 对这 4 组图像进行主观排名, 结果如表 2 所列。同时, 将本文提出的 CCS 方法与模糊评估方法 CPBD^[34]、基于自然统计评估方法 BRISQUE^[9]、UCIQE^[15]、UIQM^[16] 进行对比实验, 评估结果如表 3—表 7 所列。从图 5 中可以看出, 相比其他清晰化算法, CHS, FE 和 MIL 方法有效地去除了模糊和偏色等

问题, 使图像更加清晰, 这与水下图像评估方法 UIQM、UCIQE 以及本文提出的 CCS 方法的测量结果大致相同。从表 3 和表 4 中可以看出, 采用无参考图像质量评价方法 CPBD 和 BRISQUE 均测得图 5(a) 高于图 5(g), 这与人类主观感知不相符。从表 5 和表 6 亦可以看出, UCIQE 和 UIQM 在第一组和第二组水下图像上均测得 MIL, MSCW 和 UWB-VCSE 算法的增强结果最优, 这与主观评价结果不一致; 而在图 5 的 4 组图像上, 本文 CCS 方法测得经 CHS 增强的图像分值最高, 更符合表 2 所列的主观评价的排名。实验结果证明, 本文算法能够准确、有效地评估清晰化算法的性能, 且与主观评价有更好的一致性。

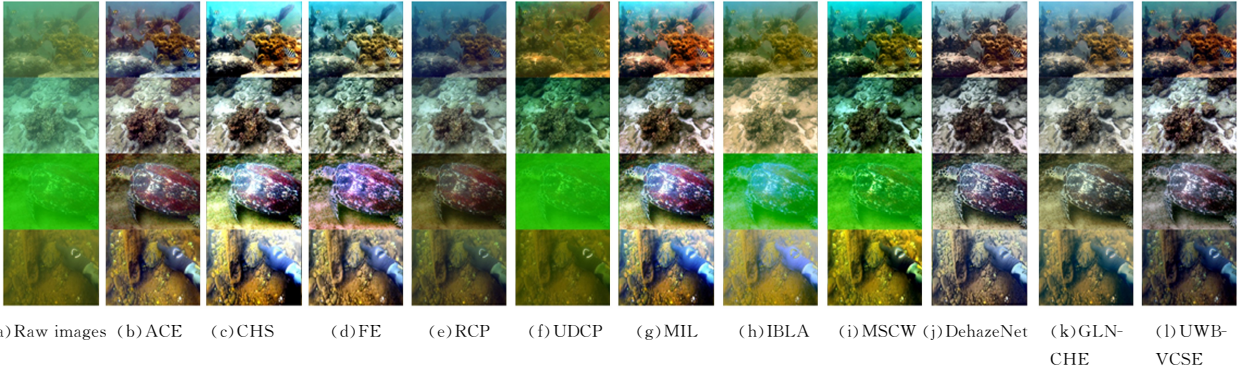


图 5 不同清晰化算法的处理结果

Fig. 5 Recovered results by different enhancement and restoration algorithms

表 2 主观评价排名

Table 2 Ranking of subjective evaluation

Method	#1	#2	#3	#4
Raw images	9	10	10	9
ACE	5	3	5	3
CHS	1	1	2	2
FE	2	2	3	1
RCP	6	6	6	7
UDCP	8	9	9	8
MIL	3	3	1	2
IBLA	7	7	7	7
MSCW	4	8	8	4
DehazeNet	6	5	3	5
GLN-CHE	5	4	5	6
UWB-VCSE	5	1	4	6

表 3 CPBD 指标对比

Table 3 Comparison of CPBD metric

Method	#1	#2	#3	#4
Raw images	0.4478	0.5357	0.6657	0.3634
ACE	0.4483	0.5387	0.5514	0.5745
CHS	0.5009	0.5542	0.5914	0.6738
FE	0.4862	0.5077	0.5188	0.5713
RCP	0.4103	0.5331	0.5620	0.3743
UDCP	0.4975	0.5341	0.6695	0.3662
MIL	0.4883	0.5385	0.5664	0.6205
IBLA	0.4164	0.5358	0.5536	0.5592
MSCW	0.3083	0.4359	0.4367	0.1535
DehazeNet	0.3038	0.3564	0.3068	0.2770
GLN-CHE	0.4438	0.5286	0.4453	0.4803
UWB-VCSE	0.4890	0.5715	0.5389	0.5409

表 4 BRISQUE 指标对比

Table 4 Comparison of BRISQUE metric

Method	#1	#2	#3	#4
Raw images	0.6849	0.7706	0.6858	0.5139
ACE	0.7355	0.7926	0.7823	0.7352
CHS	0.7485	0.7724	0.6280	0.7674
FE	0.6976	0.7757	0.6125	0.7403
RCP	0.7365	0.7807	0.7050	0.6150
UDCP	0.6817	0.7747	0.6700	0.5372
MIL	0.7034	0.7939	0.6390	0.7428
IBLA	0.7182	0.7823	0.6678	0.7039
MSCW	0.6948	0.7151	0.6483	0.5535
DehazeNet	0.6273	0.6858	0.6115	0.5531
GLN-CHE	0.7493	0.8027	0.6688	0.7765
UWB-VCSE	0.7361	0.7981	0.6592	0.7451

表 5 UCIQE 指标对比

Table 5 Comparison of UCIQE metric

Method	#1	#2	#3	#4
Raw images	0.4261	0.3938	0.3220	0.4276
ACE	0.6274	0.5755	0.6127	0.6448
CHS	0.6987	0.6059	0.6546	0.6904
FE	0.6651	0.5878	0.6365	0.6487
RCP	0.5297	0.5341	0.5141	0.5089
UDCP	0.5390	0.5275	0.3156	0.4317
MIL	0.7160	0.6063	0.6430	0.6752
IBLA	0.5691	0.5152	0.4869	0.5752
MSCW	0.6919	0.6117	0.4161	0.6654
DehazeNet	0.6314	0.5578	0.5871	0.5984
GLN-CHE	0.5244	0.5599	0.5876	0.6025
UWB-VCSE	0.6384	0.5982	0.5923	0.5482

表6 UIQM指标对比

Table 6 Comparison of UIQM metric

Method	#1	#2	#3	#4
Raw images	0.6501	1.0622	0.6224	0.5320
ACE	1.2487	1.5081	1.5019	1.0245
CHS	1.4417	1.5408	1.5781	1.2623
FE	1.4106	1.5875	1.6426	1.1611
RCP	1.0543	1.4104	1.2961	0.7689
UDCP	1.0501	1.5426	0.6635	0.6137
MIL	1.4458	1.5486	1.5944	1.2110
IBLA	1.0433	1.3567	1.1981	0.7889
MSCW	1.3895	1.6018	1.1520	1.0390
DehazeNet	1.3398	1.5157	1.5254	1.0921
GLN-CHE	1.2107	1.5142	1.3762	0.9800
UWB-VCSE	1.4703	1.5419	1.5420	1.2069

表7 CCS指标对比

Table 7 Comparison of CCS metric

Method	#1	#2	#3	#4
Raw images	0.3488	0.3942	0.2881	0.3433
ACE	0.6360	0.5915	0.6877	0.6206
CHS	0.7158	0.6237	0.7998	0.6900
FE	0.6838	0.6228	0.7927	0.6482
RCP	0.5076	0.5339	0.5739	0.4442
UDCP	0.5745	0.5285	0.2908	0.3615
MIL	0.7132	0.6196	0.7880	0.6818
IBLA	0.5367	0.5369	0.6059	0.5586
MSCW	0.6899	0.6212	0.5151	0.6332
DehazeNet	0.6518	0.5996	0.7656	0.6317
GLN-CHE	0.6067	0.5553	0.5919	0.5294
UWB-VCSE	0.6633	0.6261	0.6483	0.5328

4.3 相关性分析

为了进一步说明本文算法的准确性,我们使用以下度量指标对图像质量和主观得分之间的相关性进行预测:1)均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE),用于衡量预测结果的准确性;2)Pearson线性相关系数(Pearson's Linear Correlation Coefficient, PLCC),用于衡量算法预测与主观得分之间的相关性,以及算法的准确性;3) Spearman秩相关系数(Spearman's Rank Ordered Correlation Coefficient, SROCC),用于衡量算法预测的单调性;4) Kendall秩相关系数(Kendall Rank Order Correlation Coefficient, KROCC),也用于衡量算法预测的单调性。PLCC、SROCC和KROCC值越高, RMSE值就越低,表示该算法的性能就越好。表8列出了在240幅图像数据集上得到的RMSE、PLCC、SROCC、KROCC的实验结果。结果表明,CPBD和BRISQUE与主观感知的相关性较低。CCS的RMSE为0.0757,比UIQM提高了大约13%;比UIQM和UCIQE的PLCC、SROCC、KROCC提升均超过10%。因此相比其他质量评价方法,本文算法与主观评价具有更好的相关性,更符合人类视觉感知。

表8 相关性度量对比

Table 8 Comparison of correlation measure

Metrics	RMSE	PLCC	SROCC	KROCC
CPBD	0.2242	0.0174	0.1209	0.0845
BRISQUE	0.2031	0.3101	0.2931	0.1452
UCIQE	0.0865	0.7489	0.6638	0.4820
UIQM	0.0768	0.7574	0.6917	0.5195
CCS	0.0757	0.8339	0.7695	0.5955

评价指标CCS, CCS综合考虑了与视觉感知相关性高的色度、基于人类大脑视觉皮层的对比度以及反映图像信息丰富程度的清晰度3个特征信息,该指标可以评估不同场景下不同失真类型的水下图像的质量。大量对比实验证明,本文方法针对水下图像质量评估有较高的准确性和鲁棒性,且与主观评价的相关性较好,同时具有能有效地评估水下清晰化算法的性能。由于水下环境复杂、退化种类繁多,因此今后将设计一个大型水下图库用于促进水下图像质量评价的发展,进而推动水下视觉领域的不断进步。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] CHEN L L, ZHU F, SHENG B, et al. Quality Evaluation of Color Image Based on Discrete Quaternion Fourier Transform [J]. Computer Science, 2018, 45(8): 70-74.
- [4] WANG S, YU W, TIAN C. Blind quality metric of super-resolution reconstructed images based on multi-order structure representation [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2021, 33(2): 280-288.
- [5] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [6] PANETTA K, GAO C, AGAIAN S. No reference color image contrast and quality measures [J]. IEEE Transaction on Consumer Electronics, 2013, 59(3): 643-651.
- [7] YANG Y S, SANG Q B. No-reference Color Noise Images Quality Assessment Without Learning [J]. Computer Science, 2020, 47(10): 161-168.
- [8] CHEN X, LI L D, LI Q Y, et al. No-reference Quality Assessment of Depth Images Based on Natural Scenes Statistics [J]. Computer Science, 2019, 46(6): 256-262.
- [9] MITTAL A, MOORTHY A K, BOVIK A C. No-Reference Image Quality Assessment in the Spatial Domain [J]. IEEE Transactions on Image Progressing, 2012, 21(12): 4695-4708.
- [10] MA K, LIU W, ZHANG K, et al. End-to-End Blind Image Quality Assessment Using Deep Neural Networks [J]. IEEE Transactions on Image Progressing, 2018, 27(3): 1202-1213.
- [11] FANG Y, MA K, WANG Z, et al. No-reference Quality Assessment of Contrast-Distorted Images Based on Natural Scene Statistics [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 22(7): 838-842.
- [12] FU Y Y. Color image quality measures and retrieval [M]// New Jersey Institute of Technology. Newark, NJ, United States, 2006.
- [13] CHOI L K, YOU J, BOVIK A C. Referenceless Prediction of Perceptual Fog Density and Perceptual Image Defogging [J].

结束语 本文提出了一种新的无参考的水下图像质量

- IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3888-3901.
- [14] TANG S Q, LI C L, TIAN Q. Underwater image quality assessment based on human visual [C]//2020 13th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics(CISP-BMED). 2020:378-382.
- [15] YANG M, SOWMYA A. An Underwater Colour Image Quality Evaluation Metric [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [16] 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.
- [17] SONG W, LIU S, HUANG D M, et al. Non-reference underwater video quality assessment method for small size samples [J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25(9): 1787-1799.
- [18] GALDRAN A, PARDO D, PICÓN A, et al. Automatic Red-Channel underwater image restoration [J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2015, 26: 132-145.
- [19] GATTS C, RIZZI A, MARINI D. ACE: An Automatic Color Equalization Algorithm [C]// Conference on Colour in Graphics. 2002.
- [20] GROEN I I A, GHEBREAB S, PRINS H, et al. From image statistics to scene gist: Evoked neural activity reveals transition from low-level natural image structure to scene category [J]. J. Neurosci, 2013, 33(48): 18814-18824.
- [21] PANETTA K, SAMANI A, AGAIAN S S. Choosing the Optimal Spatial Domain Measure of Enhancement for Mammogram Images [J]. International Journal of Biomed Imaging, 2014, 937849: 1-8.
- [22] CODEVILLA F M, BOTELHO S S D C, JR P D, et al. Underwater Single Image Restoration Using Dark Channel Prior [C]//2014 Symposium on Automation and Computation for Naval, Offshore and Subsea (NAVCOMP). IEEE, 2016: 18-21.
- [23] IQBAL K, ABDUL S R, OSMAN M, et al. Underwater Image Enhancement Using an Integrated Colour Model [J]. International of Computer Ence, 2007, 32(2): 239-244.
- [24] LIU L, LIU B, HUANG H, et al. No-reference image quality assessment based on spatial and spectral entropies [J]. Signal Processing Image Communication, 2014, 29(8): 856-863.
- [25] 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.
- [26] LIU X, ZHANG H, CHEUNG Y M, et al. Efficient Single Image Dehazing and Denosing: An Efficient Multi-scale Correlated Wavelet Approach [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2017, 162(8): 23-33.
- [27] MERTENS L E, REPLOGLE F S. Use of point spread and beam spread functions for analysis of imaging systems in water [J]. Journal of the Optical Society of America, 1977, 67(8): 1105-1117.
- [28] ANCUTI C, ANCUTI C O, HABER T, et al. Enhancing underwater images and videos by fusion [C]// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 2012: 81-88.
- [29] LI C Y, GUO J C, CONG R M, et al. Underwater Image Enhancement by Dehazing With Minimum Information Loss and Histogram Distribution Prior [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(12): 5664-5677.
- [30] PAN P W, YUAN F, CHENG E. Underwater image de-scattering and enhancing using dehazenet and HWD [J]. Journal of Marine Science and Technology, 2018, 26(4): 531-540.
- [31] FU X Y, CAO X Y. Underwater image enhancement with global-local networks and compressed-histogram equalization [J]. Signal Processing: Image Communication, 2020, 86: 115892.
- [32] LI X J, HOU G J, TAN L, et al. A Hybrid Framework for Underwater Image Enhancement [J]. IEEE Access, 2020, 8: 197448-197462.
- [33] SUN W, ZHOU F, LIAO Q. MDID: A multiply distorted image database for image quality assessment [J]. Pattern Recognition, 2017, 61: 153-168.
- [34] NARVKAR N D, KARAM L J. A No-Reference Image Blur Metric Based on the Cumulative Probability of Blur Detection (CPBD) [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(9): 1678-1683.



LU Ting, born in 1996, postgraduate, is a student member of China Computer Federation. Her main research interests include image processing and image quality evaluation.



HOU Guo-jia, born in 1986, Ph.D, associate professor, postgraduate supervisor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include image/video processing and image quality assessment, and pattern recognition.

(责任编辑:柯颖)