激光写光电子学进展

面向深海探测的视频质量评价数据集构建

宋巍¹,刘晓晨^{1*},黄冬梅^{1,2**},孙科林³,张兵³ ¹上海海洋大学信息学院,上海 201306; ²上海电力大学,上海 201306;

³中国科学院深海科学与工程研究所,海南 三亚 572000

摘要 目前光学成像技术已经在深海探测中发挥重要的作用,但仍缺少深海视频质量主观评价研究,尤其是缺少公开的 深海视频质量评价数据集。为此,构建了一个公开的、带有主观质量标签的深海视频质量评价数据集,该数据集包括5类 代表性的真实深海场景视频。为了实现数据增广,使用基于深度学习和基于融合的水下图像增强方法进行视频质量增 强,使用高斯模糊和高斯噪声进行视频质量退化;采用单激励绝对等级主观质量评价方法对深海视频进行视频质量评 价,主观评价实验人数为20,得到总数量为142的深海视频质量评价数据集。在该数据集上验证了8种图像/视频质量客 观评价模型的性能,结果显示当前视频质量客观评价模型用于深海视频质量评价还需提升性能。数据集公开在http:// ieee-dataport.org/documents/deep-sea-video-quality-dataset,有助于深海视频质量客观评价和增强技术的优化和改进。 关键词 视觉; 深海视频数据集; 视频质量主观评价; 数据增广; 视频质量客观评价模型 **中图分类号** TP37 **文献标志码** A **DOI**: 10.3788/LOP202259.1733001

Construction of Video Quality Assessment Dataset for Deep-Sea Exploration

Song Wei¹, Liu Xiaochen^{1*}, Huang Dongmei^{1,2**}, Sun Kelin³, Zhang Bing³

¹College of Information, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China; ²Shanghai University of Electric Power, Shanghai 201306, China; ³Institute of Deep-Sea Science and Engineering, Chinese Academy of Sciences, Sanya 572000, Hainan, China

Abstract Currently, optical imaging technology has played an important role in deep-sea exploration. However, there is still a lack of research on subjective deep-sea video quality assessment, especially the lack of public deep-sea video quality assessment datasets. We construct a public deep-sea video quality assessment dataset with subjective quality labels, which includes five types of representative real deep-sea scene videos. The original deep-sea video sequences are augmented by two deep-sea video quality enhancement methods that are based on deep learning and fusion respectively, and two video quality degradation methods including Gaussian blurring and Gaussian noise. Subjective video quality assessment is conducted with 20 participants and the absolute category rating method is used for rating. Finally, we obtain a deep-sea video quality assessment dataset. The results show that the current objective video quality assessment models is verified on this dataset. The results show that the current objective video quality assessment dataset is publicly available at http://ieee-dataport.org/documents/deep-sea-video-quality-dataset. It could help optimize and improve the objective deep-sea video quality assessment models and underwater image/video enhancement technology.

Key words vision; deep-sea video dataset; subjective video quality assessment; data augmentation; objective video quality assessment model

收稿日期: 2021-11-09; 修回日期: 2021-12-20; 录用日期: 2021-12-27

基金项目:国家自然科学基金(61972240,61702323)、上海市科委部分地方高校能力建设项目(20050501900)

通信作者: *xiaochenliu96@163.com; **dmhuang@shou.edu.cn.com

1引言

随着深海光学成像探测技术的不断发展和进步^{[11},深海视频技术已经成为探索深海、记录人类深海活动的重要手段之一。由于深海环境的特殊性,深海视频的质量远远低于陆地大气环境下的视频质量。视频质量评价在视频技术研究中处于重要地位。准确、 有效地对深海视频的质量进行度量,是进行深海视频 增强、深海视频目标检测以及深海视频质量客观评价 模型等研究的基础。

目前深海视频质量评价数据集的相关工作尚不 够充分。大部分视频质量评价研究集中在大气环境 下拍摄的陆地视频,如专门为高帧率视频所设计的 LIVE-YT-HRF^[2],专门为移动端视频所设计的视频 质量数据集 LIVE Mobile Stall Video Database-Ⅱ[3], 以及专门针对自然环境视频失真的视频质量数据集 KoNViD-1k^[4]等。深海视频和陆地视频之间存在很 大的差异。深海无光环境下的视频拍摄需要借助带 人工光源的摄像机,受光在水中传播的吸收、折射、 散射^[5]及水流等的影响,深海视频质量通常较低。相 关研究表明基于陆地视频数据集构建的视频质量客 观评价模型无法对水下视频质量做出准确的估计^[6]。 因此,需要开展专门针对深海视频数据的质量评价 研究。同时,深海视频的拍摄通常涉及远洋科考,并 且需要深海机器人等专业设备^[1],拍摄困难,成本昂 贵。这些现实问题也迫切需要建立深海视频质量评 价数据集来促进相关领域研究的发展。深海视频 (以及水下视频)质量评价的难点在于缺少高质量、 低损失的视频作为参考。常规的视频或者图像质量 数据集构建方法通常是改变视频编码参数[7],添加特 定的损失,如改变比特率、帧速率以及分辨率等。对 于深海或水下视频而言,由于深海原始视频本身存 在质量损失的限制,模拟失真后的深海视频质量普 遍较低。Moreno-Roldán等^[8]在西班牙海洋研究所的 支持下,模拟水下无线传感网络传输带宽受限条件, 构建了一个面向科研应用的水下视频质量数据集; 宋巍等^[6]构建了水下视频质量评价数据集。两项研 究均以构建的数据集为训练数据,建立了针对水下 视频质量评价的客观模型^[6,9]。但这两个数据集在制 作过程中仅考虑了比特率、帧速率等编码因素,如在 Moreno-Roldán 等^[8]的数据集中帧速率被设置为1、 5、10 frame/s,显然不能适应当前水下视频技术的发 展,且这两个数据集均未公开,无法为其他水下视频 研究人员提供数据。虽然水下视频质量方面的研究 缺乏,但水下图像增强方面的工作较为充分,近几年 建立了一些用于增强模型训练的水下图像数据集, 如 EUVP^[10]、UFO-120^[11]、UIEB^[12]等。但是,静态水 下图像无法表征水下视频在时间维度上的信息。研 究发现,人类视觉系统(HVS)对运动物体更敏感,同时物体是否被模糊、扭曲与物体的运动及其运动速度高度相关^[13],视频时间维度蕴含的信息会影响主观质量评价的结果。深海视频所蕴含的信息多于水下图像,因此水下图像数据集不能代替深海视频数据集用于质量评价。

综上所述,目前对陆上视频数据集、水下图像数据 集均有较多的关注和研究,但是在深海领域,缺乏公开 的水下视频质量评价数据集,相关数据集构建方法研 究也较少,这极大地限制了水下/深海视频质量客观评 价模型的发展。本文通过主观视频质量评价的方法对 深海视频质量进行评价,构建了带有主观质量标签的 深海视频质量评价数据集。数据集包括5类真实海洋 场景:海底垃圾、海底地形、海底热液、海底作业以及海 洋生物,共142个深海视频,涵盖海洋环境、地质、开 发、生态等多个领域。与基于视频编码失真的传统构 建数据集的方法不同,本文重点考虑深海视频面向实 际应用的特殊性,如深海目标检测、深海视频质量客观 评价模型的构建等。通过深海图像增强和基于感兴趣 区域(ROI)图像退化的方法构建不同失真类型的深海 视频数据集,为深海图像/视频增强算法、深海图像/视 频质量评价客观模型等相关研究提供了多种视频质量 处理方式的数据集。在深海视频数据集上验证了8个 水下/陆地的视频、图像质量客观评价模型,结果显示 这些模型对本数据集的质量评价精度有待提升。针对 这一问题,分析了多种视频特征和深海视频质量的相 关性,发现频域相关特征、自然统计特征、色彩特征和 视频运动特征有较高的统计学相关性,为深海视频质 量客观评价模型研究打下基础。

2 构建深海视频质量评价数据集

深海视频质量评价数据集的构建细节主要包括以 下三点:1)原始深海视频数据的收集。深海视频数据 集中的视频大部分来自专业的海洋研究机构,保证了 原始深海视频的专业性和真实性。2)深海视频数量和 模拟处理类型。深海视频的质量普遍不高,质量跨度 小。因此,采用视频增强和视频退化两种视频处理方 式对原始视频进行处理,既扩充了深海视频数量,又扩 大了深海视频质量的跨度。3)主观评价实验及主观结 果。深海视频主观质量评价不同于一般的视频质量主 观评价,需要具有水下视觉处理等相关经验的人员 参与。

本文构建数据集的流程如图1所示。首先获取深 海视频,然后通过视频质量增强和视频质量退化获取 质量跨度广泛的深海视频数据集,最后由具有水下视 觉处理相关经验的人员对深海视频数据集进行主观评 价,得到主观评价结果。



图1 深海视频质量评价数据集制作流程

Fig. 1 Flow chart of constructing the underwater video quality assessment dataset

2.1 原始深海视频数据

深海视频原始数据主要从日本国立海洋研究开发 机构(JAMSTEC)的公开网站上获取(参见 https:// www.jamstec.go.jp/e/database/)。JAMSTEC 的深 海视频全部来源于真实深海环境下的海洋探索任务, 本文使用的原始深海视频拍摄的海洋深度在 500~ 5000 m 的范围。除此之外,少部分深海视频数据来自 中国科学院深海科学与工程研究所以及其他视频素材 网站,如Videezy(https://www.videezy.com/)等。 在浏览大量深海视频后,筛选能最大程度代表深海环 境的原始视频。根据深海视频内容将其分为5类:海 底垃圾、海底地形、海底热液、海底作业以及海洋生物, 涵盖海洋环境、地质、开发、生态等多领域。5类深海 视频内容示例如图2所示。



图 2 5类深海视频内容示例。(a)海底垃圾;(b)海底地形;(c)海底热液;(d)海洋作业;(e)海洋生物 Fig. 2 Examples of five classes of contents about underwater videos. (a) Submarine rubbish; (b) submarine topography; (c) hydrothermal vents; (d) marine operation; (e) marine life

最后,挑选了29个帧速率为30 frame/s的原始深 海视频,其中海底垃圾视频4个,海底地形视频6个,海 底热液视频5个,海洋作业视频7个,海洋生物视频 7个。原始深海视频中,25个分辨率约为800 pixel× 400 pixel,1个分辨率为1920 pixel×1080 pixel,3个高 清水下视频分辨率为3840 pixel×2160 pixel。

2.2 深海视频数据集构建

所获取的深海视频原数据虽然能够提供广泛内容,但大部分深海视频的质量差异性不够大。为了尽

可能提供质量跨度较广的深海视频,采用视频增强和 视频退化的方式对原始视频的数量和质量进行扩充。 2.2.1 深海视频质量增强

视频质量主观评价是由人实施的,评价者的主观 性在主观评价中起到了关键作用,但同时也是最不可 控的实验因素。此外,目前尚没有专门针对深海视频 设计的视频质量增强方法。本文基于视频中的每一帧 图像进行质量增强,但未考虑视频在时间维度上的信 息。因此,本文的视频增强方法并不能保证增强后的

研究论文

深海视频的主观质量高于原始视频。目前水下图像增强^[14]是一个较为热门的研究方向。基于当前研究进展^[15],本文分别从传统方法和基于深度学习的方法中各选择了一个性能最佳的模型^[16]:Fusion^[17]和Ucolor^[18]。

基于图像融合的模型Fusion^[17]在传统水下图像增强方法中表现出色^[16]。Fusion模型首先根据输入图像 产生2个融合图像:第一个通过白平衡进行颜色纠正, 第二个通过局部自适应直方图均衡化进行对比度增 强。然后,依据2个融合图像的对比度、显著特征和曝 光度确定4个融合权重。最后,将2个融合图像和定义 好的权重采用多尺度融合策略产生具有更好对比度和 白平衡的增强图像。图3显示了Fusion模型对水下图 像的增强效果。



图 3 水下失真图像以及 Fusion 增强图像。(a) 原始图像; (b) Fusion 增强图像

Fig. 3 Original and Fusion enhanced underwater images. (a) Original image; (b) image enhanced with Fusion model

Ucolor由Li等^[18]于2021年提出,是最新的基于深 度学习网络的水下图像增强模型。Ucolor是一种多色 彩空间编码器网络,通过将不同色彩空间的图像特征 合并到统一的结构中来丰富特征表示的多样性,并且 结合注意力机制,从多个颜色空间中自适应地突出最 具辨别力的特征。受水下成像物理模型的启发,在 Ucolor中设计了一个基于反向透视图的解码器网络, 以增强网络模型对质量下降区域的响应。通过利用多 个颜色空间嵌入,加上基于物理模型和基于学习的方 法的优势,Ucolor网络可以有效地解决光照在水下与 波长和距离相关的衰减和散射以及水下图像会出现的 色偏和对比度低^[19]的问题,提高水下图像的视觉质量。 图 4 是 Ucolor模型对水下图像的增强效果。通过 Fusion水下图像增强模型处理得到 29 个质量增强的



图4 水下失真图像以及Ucolor增强图像。(a)原始图像; (b)Ucolor增强图像

Fig. 4 Original and Ucolor enhanced underwater images. (a) Original image; (b) image enhanced with Ucolor model 深海视频,通过Ucolor水下图像增强模型处理得到 26个质量增强的深海视频,总共获得55个质量增强的 深海视频。

2.2.2 深海视频质量退化

为保证深海视频数据集的质量更有区分度,本文 对深海视频进行退化处理。采用高斯模糊和高斯噪声 两种退化方式分别模拟了深海中两种常见的情况:失 焦造成的模糊和海洋雪。其他由光衰减、水流扰动等 造成的失真已经包含在原始深海视频中,因此不再需 要进行模拟。此外,本文进一步对深海视频设计了基 于 ROI的退化处理。视频中的 ROI 通常是影响主观 质量感知的重点区域,所以本文尝试对 ROI 和非 ROI 区域进行不同程度的退化处理,即:对 ROI 区域采用 比非 ROI 区域更高强度的参数进行高斯模糊和高斯 噪声处理,具体参数如表1所示。通过视频退化的两 种处理方式,得到了 29×2=58个退化深海视频,其中 29是原始视频的个数。

表1 视频质量退化参数详情 Table 1 Details of video guality degradation parameters

	* •	· ·	
Type of degradation	Parameter	ROI	Non-ROI
Caussian bluming	Kernel	5×5	3×3
Gaussian biurring	Sigma	3	1
Constant and the	Mean	0	0
Gaussian noise	STD	11	8

通过图像显著性检测实现ROI检测。显著性检测计算是指利用数学建模的方法模拟人的视觉注意机制,对视场中信息的重要程度进行计算。在满足深海视频场景显著性检验的需求以及显著性检验方法简单、高效的前提下,本文采用了Cheng等^[20]提出的基于全局对比度的显著性区域检测算法。该算法不需要任何先验和场景假设,且考虑了全局对比度相对于局部对比度在物体轮廓处的显著性以及邻域色彩相关性,检测速度快,检测效果较好。根据该显著性区域检测算法,对视频逐帧进行显著性区域为非ROI区域。如图5所示,目标显著性算法将深海视频中每一帧图像



图 5 单帧图像的ROI区域(方框内)和非ROI区域(方框外) Fig. 5 ROI area (inside the box) and non-ROI area (outside the box) of a single frame

研究论文

划分为两部分:方框内的ROI区域和方框外的非ROI 区域。

3 深海视频质量主观评价实验

3.1 深海视频质量主观评价过程

视频质量主观评价流程如图6所示,主要可以分 为三部分:首先,收集视频质量主观评价实验所需要的 原始视频,经预处理后得到142个视频序列数据(其中,29个原始视频,29个Fusion模型增强视频,26个Ucolor模型增强视频,29个高斯模糊退化视频,29个高斯噪声退化视频)。然后,由主观评价者对视频质量进行主观评价,收集主观意见得分。最后,对收集的主观视频质量分数进行后处理,检验主观分数是否合格,并计算平均意见得分(MOS)作为质量标签。



图 6 视频质量主观评价流程图

Fig. 6 Flow chart of subjective assessment of video quality

根据国际电信联盟(ITU)最新指导书P.913^[21]中 的建议,在主观评价实验中采用了单激励绝对等级 (ACR)方法。用于主观评价实验的视频观看界面如 图 7(a) 所示; 评价界面如图 7(b) 所示, 在评价刻度上 有5个离散的等级标签,由差到好分别为Bad、Poor、 Fair、Good 和 Excellent, 对应百分制分数 0、25、50、75 和100分。尽管显示的等级刻度是离散的,但是评价 拖柄移动是连续的,并且会显示最终的百分制评价分 数。为了使主观实验的结果具有统计学意义,共邀请 了20人参加深海视频主观质量评价,这些主观评价者 大部分具有水下图像处理但不局限于水下图像的相关 经验,保证了深海视频质量评价结果的可靠性。同时, 基于Python语言设计开发了一套视频质量主观评价 系统,用于对深海视频质量主观评价进行质量标注与 数据采集。实验开始前先对主观质量评价实验环境进 行了设置,如显示设备、观看距离(50 cm)等。随后,参 与主观评价的人员熟悉评价系统的使用,并被要求观 看几个深海视频的示例,示例中包括了几种典型的深 海视频失真类型。展示结束后正式开始深海视频质量 评价,系统自动播放深海视频,深海视频进度条被设置 为不可拖动,如图7(a)所示。观看完每一个深海视频 后,页面会自动跳转到评价界面,如图7(b)所示,评价 者需要根据自己的感受对视频做出评价。除了打分环 节外,主观评价者不需要和视频质量主观评价系统进





行其他交互。每个主观评价者需要观看并评价完所有 深海视频后才可以停止实验;每个主观评价者的单次 实验持续时间大约为 30 min,符合 ITU 指导书的 建议。

3.2 深海视频质量主观评价数据后处理

为保证主观评价数据的可靠性,依据ITU指导 书^[21]的建议,需要对主观评分数据进行审查,检验其有 效性。使用皮尔逊线性相关系数(PLCC)对个体主观 数据的有效性进行验证。每个评价主体的主观评价分 数与所有人主观评分的平均值之间的相关系数计算 式为

$$r(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_{i} y_{i} - \frac{\sum_{i=1}^{n} x_{i} \sum_{i=1}^{n} y_{i}}{n}}{\sqrt{(\sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2} - \frac{(\sum_{i=1}^{n} x_{i})^{2}}{n})(\sum_{i=1}^{n} y_{i}^{2} - \frac{(\sum_{i=1}^{n} y_{i})^{2}}{n})},$$
(1)

式中,r(x,y)代表最终的相关系数;x和y分别代表个体主观分数和所有主体主观评分的平均值;x_i和y_i分别代表对于第i个视频序列的个体评分和平均分。如果r(x,y)的值小于某一特定阈值T,将判定该个体的主观评价分数为异常值,并且将其剔除。ITU指导书^[21]中设定T=0.75,但是也指出,根据主观实验方法、使用技术和应用的不同,阈值T可以需要根据实际情况来设定。

考虑到深海视频质量主观评价实验评价难度大, 评价过程不同于普通的视频质量主观评价实验,且在 统计学中,当两组数据的皮尔逊相关系数大于0.6时 通常认为是强相关,因此本实验中将个体数据可靠性 判定的阈值设置为*T*=0.65。经过上述设定和处理, 在20名主观评价者的最终结果中有3人的主观评价分 数属于异常值,应当被剔除。最后,利用17名合格测

研究论文

第 59 卷 第 17 期/2022 年 9 月/激光与光电子学进展

试者的主观评价分数计算了每个深海视频质量的 MOS值。

4 实验结果与讨论

4.1 视频质量增强和退化效果

两种视频质量增强模型和两种视频质量退化方 法处理效果的主观评价统计结果如表2所示。理论 上增强后的深海视频质量应明显高于原始深海视频 质量,而退化后的深海视频质量应明显低于原始深海 视频的质量。由表2可知,由Ucolor和Fusion水下图 像增强模型增强的深海视频,主观评价分数高于原始 深海视频的视频个数,分别只占增强视频数量的 35%和33%,说明由Ucolor和Fusion模型增强的深 海视频其质量并没有明显提高,不符合预期。经过基 于ROI的高斯模糊(ROI_GB)和高斯噪声(ROI_GN) 处理的退化深海视频,其主观评价分数低于原始深海 视频的视频个数,分别占退化视频数量的72%和 67%,说明经过基于ROI的高斯模糊和高斯噪声处理 的退化视频质量要明显低于原始深海视频,基本符合 预期。

	表 2	视频质量增强和退化效果的主观评价结果
Table 2	Subjective per	formance of video quality enhancement and degradation methods

Mothod	Enhancement model		Degradat	ion model
	Ucolor	Fusion	ROI_GB	ROI_GN
Percentage of quality scores higher or lower than the original video $/\%$	35	33	-72	-67

下面分析水下视频增强模型的性能不符合预期的 原因。首先,Ucolor和Fusion水下图像增强模型并不 是专门为深海环境所设计的,因此可能存在对深海环 境下图像/视频增强失效的情况,这是其模型本身的局 限性所致。

其次,不同场景的深海视频也会对增强效果有影

响。如图8所示,在深海低光照条件下,尽管Fusion和 Ucolor水下图像增强模型均对视频帧的亮度进行了补 偿,但是两个增强模型增强后的效果仍然不佳,例如经 Fusion模型增强后,图8(b)部分区域出现了较为严重 的块状模糊和颜色变化。



图8 低光照环境下增强示例。(a)原始视频帧示例,MOS为28.1;(b) Fusion增强示例,MOS为17.2;(c) Ucolor增强示例,MOS为20.9 Fig. 8 Performance of underwater enhancement models in low light environment. (a) Original frame, MOS is 28.1; (b) enhanced by Fusion, MOS is 17.2; (c) enhanced by Ucolor, MOS is 20.9

在色偏严重的深海环境下,对于图9(a)所示原始 深海视频,Fusion模型进行了十分有效的纠正,使海床 的情况更加清晰,如图9(b)所示,而Ucolor模型的表 现尽管不如Fusion模型,但也明显减弱了原始深海视 频的色偏现象,如图9(c)所示。

通过对上述两种深海环境下视频增强效果的讨论, 说明Fusion和Ucolor这两种水下图像质量增强模型可 能会因为不同环境、不同场景而产生不稳定的增强效果,



图9 色偏严重环境下增强示例。(a)原始视频帧示例,MOS为43.6;(b) Fusion增强示例,MOS为58.4;(c) Ucolor增强示例,MOS为50.4 Fig. 9 Performance of underwater enhancement models in color cast environment. (a) Original frame, MOS is 43.6; (b) enhanced by Fusion, MOS is 58.4; (c) enhanced by Ucolor, MOS is 50.4

研究论文

第 59 卷 第 17 期/2022 年 9 月/激光与光电子学进展

甚至增强后的效果可能低于原始视频质量。因此,当前 的水下图像/视频增强技术用于深海视频仍面临挑战。

4.2 客观评价模型验证

在深海视频质量评价数据集上检验了8种以往表现良好的图像/视频质量客观评价模型的性能。其中,针对水下图像/视频质量评价的5种客观模型,即UCIQE^[22]、UIQM^[23]、Moreno-Roldán's^[9]、Guo's^[24]和Song's^[6];针对陆地自然图像/视频质量的3种客观模型,即Brisque^[25]、VIIDEO^[26]和VBliinds^[27]。采用图像

质量评价客观模型对视频质量进行评价时,首先对视频的每一帧图像进行质量评价,然后计算所有帧的分数平均值作为对该视频的客观评价结果。本文构建的 深海视频质量评价数据集按照8:2的比例随机划分为 训练集和验证集,相关客观质量评价模型的参数通过 在训练集上训练确定,最后计算客观模型在验证集上的预测分数和真实主观分数的 PLCC 和斯皮尔曼秩相关系数(SROCC)。这8种模型在深海视频数据集上的表现如表3所示。

表3 不同图像/视频质量评价模型在本文数据集上的性能对比

Table 3	Performance com	parison o	of different	image/	′video c	uality	assessment	models of	n the	dataset	constructed	in this pape	r

Classification of chiesting quality account model		Madal	Correlation index		
Classification of objective quality	y assessment model	Widdel	PLCC	SROCC	
	Image	$\mathrm{UCIQE}^{[22]}$	0.3259	0.2293	
	Image	$\mathrm{UIQM}^{[23]}$	0.3054	0.3272	
Underwater scene	Image	Guo's ^[24]	0.4310	0.3219	
	Video	Moreno-Roldán's ^[9]	0.3455	0.2590	
	Video	Song's ^[6]	0.5103	0.4936	
	Image	Brisque ^[25]	0.3953	0.4239	
Terrestrial scene	Video	VBliinds ^[27]	0.6735	0.6336	
	Video	VIIDEO ^[26]	0.6423	0.6060	

根据表3结果,总体上,目前图像/视频质量评价 方法对于本文所构建的深海视频数据集均未能达到很 高的质量评价精度(PLCC和SROCC均小于0.7)。 图像质量客观评价模型的效果均不理想,其评价结果 与主观评价结果之间的相关系数PLCC和SROCC为 0.2~0.4。视频质量客观评价模型的表现明显优于图 像质量客观评价模型,其中两个陆地自然视频客观模 型,VIIDEO和VBliinds,其性能反而要优于水下视频 质量客观评价模型,尤其是VBliinds,其PLCC和 SROCC指标分别达到0.6735和0.6336,是所有模型 中表现最好的。分析认为可能有如下原因。

首先,图像质量客观评价模型缺少对于视频时间 维度上的考虑,不适用于视频质量。综合来看,在四种 图像质量客观评价模型中(UCIQE、UIQM、Guo's和 Brisque),Guo's和Brisque模型的性能相对较好。 Guo's模型是基于深度学习模型设计的,它的学习能 力强于传统的机器学习模型。Brisque模型是基于自 然统计特性的传统客观模型,深海视频在独特自然环 境下拍摄,其场景的局部亮度可能存在一定的统计相 关性。

其次,在视频质量客观评价模型(VBliinds、 VIIDEO、Song's和Moreno-Roldán's)中,VIIDEO和 VBliinds的性能最佳。其中,VBliinds是基于离散余弦 变换(DCT)的自然特征统计特性的客观模型,并以帧 差信息为基础设计了代表视频时间维度信息的特征; VIIDEO模型使用空域统计特征、局部空间统计系数 以及不同尺度的图像帧变换系数作为特征,并将特征 按帧的顺序组成一个时间维度的矢量,这些特征与人 类视觉皮层 V2 区域有高度的相关性。本文构建的深 海视频质量退化数据集采用模拟自然环境失真的方式 构建,如通过高斯模糊模拟摄像设备在洋流的影响下 抖动所产生的模糊现象、通过高斯噪声模拟海洋雪等 现象;视频增强的目的则是弱化色偏、模糊、低光照、噪 声等深海自然失真现象,使深海视频在视觉上更接近 陆地自然视频。

最后,对比客观评价模型在本文数据集上的结果 与宋巍等^[6]和 Moreno-Roldán 等^[8]文献中的结果,发现 明显的差异,如表4所示。尽管Song's和Moreno-Roldán's 方法在各自构建的数据集上 PLCC 和 SROCC相关系数达到0.8,但在本文构建的数据集上 表现不佳,特别是Moreno-Roldán's方法相关系数只 有0.3左右。在宋巍等^[6]和Moreno-Roldán等^[8]的水下 视频质量评价研究中,VIIDEO方法表现很差,相关系 数 仅 为 0.01~0.12; 而 在 本 文 构 建 的 数 据 集 上, VIIDEO方法相关系数超过0.6。这种评价指标上的 巨大差异可以用数据集构建方式的不同进行解释。一 方面,宋巍等^[6]和Moreno-Roldán等^[8]构建的数据集都 是模拟编码失真,而本文数据集是模拟自然条件下的 失真,因此侧重于自然场景视频质量评价的 VIIDEO 方法效果较好;另一方面,依据编码失真数据集建立的 水下视频质量评价方法(宋巍等^[6]和 Moreno-Roldán 等^[9])也无法对具有自然场景失真的数据集做出准确 评价,特别是Moreno-Roldán's方法只适用于分辨率 和码率非常低的情况下的质量评价。

表4 フ	不同水"	下视频数据组	耒上的质	t量评价结果对	比
------	------	--------	------	---------	---

Objective economent model		PLCC/SROCC	
Objective assessment model	Ours	Song's dataset ^[6]	Moreno-Roldán's dataset ^[8]
Song's ^[6]	0.51/0.49	0.84/0.83	—
Moreno-Roldán's ^[9]	0.35/0.26	—	0.80/0.76
VIIDEO ^[26]	0.64/0.61	0.01/0.01	0.12/0.11

以上分析和对比,充分说明了本文所构建的深海 视频数据集的特殊性和不可替代性,同时也说明要将 现有的视频质量评价模型用于深海视频质量评价还需 优化和提升。

4.3 深海视频特征的质量相关性分析

上述8个客观评价模型在深海场景的视频质量评价方面表现不佳。为指导深海视频质量的客观评价模型研究,进一步分析了多种视频特征与深海视频质量 评分的统计学相关性。以PLCC为指标(其取值范围 为[-1,1],越接近-1或+1相关性越大),采用显著 性水平α=0.01的双尾t检验。

所分析的视频特征来自上述8个客观评价模型, 包括:1)空域图像特征,如色彩丰度、图像对比度、清晰 度等;2)自然图像统计特征,如Brisque和NIQE;3)编 码特征,如比特率;4)变换域图像特征,如DCT直流分量(DC系数);5)运动特征,如运动一致性、全局运动特征等。表5列出了在统计学意义上与深海视频质量相关性显著的视频特征,其中,第一列为特征类别,第二列为特征名称,第三列为该特征与深海视频质量的相关性。根据表5的结果可见自然场景统计特征(如Brisque特征、NIQE特征)、水下图像色彩特征、频域特征如DC系数、全局运动特征等与深海视频质量具有一定的相关性。这一分析结果与上述8个客观评价模型在本数据集上的表现基本一致。例如,VBliinds使用了自然统计特性、频域特征、运动特征三类特征,以支持向量机为模型取得了较好的表现;Guo's方法只使用了统计特征,尽管使用了深度学习网络作为预测模型,但效果并不理想。

表5 视频质量特征相关性分析

	Table 5	Correlation	analysis	of video	quality	characteristics
--	---------	-------------	----------	----------	---------	-----------------

Feature class	Feature name	Correlation
Quest's Library s'a	Underwater image colorfulness (UIQM)	0.299**
Spatial domain	Underwater image contrast (UIQM)	0.284**
	Brisque_1 (Brisque)	- 0. 369**
Natural image statistics	Brisque_2,3,4,6,8,10,12,14,16,18 (Brisque)	-0.230**~-0.312**
	NIQE_4 (VBliinds)	0.260**
	NIQE_5 (VBliinds)	-0.216**
	NIQE_8 (VBliinds)	0.247**
	NIQE_16 (VBliinds)	0.292**
	NIQE_22 (VBliinds)	0.216**
Frequency domain	DC_variation (VBliinds)	0. 430**
Motion	Global motion (VBliinds)	-0.249**

注: **表示在0.01级别(双尾),相关性显著。

虽然多数统计特征与深海视频质量相关,但这些特征之间的冗余度比较大,需要进一步研究。另外,频 域特征与视频质量的相关性最高,因此在后续的深海 视频质量客观评价模型的研究中可以进一步考虑频域 相关的视频特征。最后,视频运动特征也与视频质量 具有一定的相关性,但是对视频中的运动或时间维度 特征的提取还不充分。

综上所述,基于传统视频特征构建深海视频质量 客观评价模型,应更多地考虑频域相关特征和视频运 动特征。

5 结 论

目前缺乏公开的、高质量的深海视频质量评价数 据集,深海视频稀缺,且普遍视频质量较差。本文通过 两种视频质量增强方法和两种视频质量退化方法对原 始深海视频进行处理,保证了深海视频质量评价数据 集的数量和质量,同时还进行了视频质量主观评价实 验,获得了准确的深海视频质量标签MOS。随后在该 深海视频质量评价数据集上验证了多个主流的水下、 陆地自然图像/视频质量客观评价模型,验证了客观模 型的鲁棒性。通过计算客观评价质量模型的结果与主

<mark>第 59 卷 第 17</mark> 期/2022 年 9 月/激光与光电子学进展

研究论文

观分数的相关性,显示深海视频质量客观评价模型还 有很大的上升空间,同时也说明了该深海视频质量评 价数据集的价值。

由于实验条件所限,本文的工作还存在一些不足。 首先,原始深海视频质量不佳,视频数据来源较为单 一,导致增强视频效果欠佳。其次,在视频质量主观评 价实验中,主观评价者的个人偏好等会一定程度地影 响实验结果。最后,本文通过高斯噪声和高斯模糊两 种方式模拟深海视频失真对数据集进行扩增,但是由 于深海情况复杂,对深海数据集模拟失真的方法需要 进一步的研究。下一步工作将更加全面地考虑深海视 频各方面的因素,采用模拟自然失真和视频编码失真 等多种方式完善数据集。在此基础上,构建深海视频 质量客观评价模型。

参考文献

- 全向前,陈祥子,全永前,等.深海光学照明与成像系 统分析及进展[J].中国光学,2018,11(2):153-165.
 Quan X Q, Chen X Z, Quan Y Q, et al. Analysis and research progress of deep-sea optical illumination and imaging system[J]. Chinese Optics, 2018, 11(2):153-165.
- [2] Madhusudana P C, Yu X X, Birkbeck N, et al. Subjective and objective quality assessment of high frame rate videos[J]. IEEE Access, 2021, 9: 108069-108082.
- [3] Ghadiyaram D, Pan J, Bovik A C. A subjective and objective study of stalling events in mobile streaming videos[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2019, 29(1): 183-197.
- [4] Hosu V, Hahn F, Jenadeleh M, et al. The Konstanz natural video database (KoNViD-1k) [C]//2017 Ninth International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX), May 31-June 2, 2017, Erfurt, Germany. New York: IEEE Press, 2017: 17010996.
- [5] 邓翔宇,王惠刚,张永庆.基于主动光照的深海图像增强算法[J].光子学报,2020,49(3):0310001.
 Deng X Y, Wang H G, Zhang Y Q. Deep sea image enhancement method based on the active illumination[J].
 Acta Photonica Sinica, 2020, 49(3):0310001.
- [6] 宋巍,刘诗梦,黄冬梅,等.适用小样本的无参考水下 视频质量评价方法[J].中国图象图形学报,2020,25(9): 1787-1799.
 Song W, Liu S M, Huang D M, et al. Non-reference underwater video quality assessment method for small size samples[J]. Journal of Image and Graphics, 2020,25
- [7] Ma K D, Duanmu Z F, Wu Q B, et al. Waterloo exploration database: new challenges for image quality assessment models[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(2): 1004-1016.

(9): 1787-1799.

- [8] Moreno-Roldán J M, Luque-Nieto M Á, Poncela J, et al. Subjective quality assessment of underwater video for scientific applications[J]. Sensors, 2015, 15(12): 31723-31737.
- [9] Moreno-Roldán J M, Poncela J, Otero P, et al. A no-

reference video quality assessment model for underwater networks[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2020, 45(1): 342-346.

- [10] Islam M J, Xia Y Y, Sattar J. Fast underwater image enhancement for improved visual perception[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 3227-3234.
- [11] Islam M J, Luo P G, Sattar J. Simultaneous enhancement and super-resolution of underwater imagery for improved visual perception[C]//2020 Robotics: Science and Systems, July 12-16, 2020, Corvalis, Oregon, USA.
- [12] Li C, Guo C, Ren W, et al. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29: 4376-4389.
- [13] Reynolds J H, Chelazzi L. Attentional modulation of visual processing[J]. Annual Review of Neuroscience, 2004, 27: 611-647.
- [14] 代成刚,林明星,王震,等.基于亮通道色彩补偿与融合的水下图像增强[J].光学学报,2018,38(11):1110003.
 Dai C G, Lin M X, Wang Z, et al. Color compensation based on bright channel and fusion for underwater image enhancement[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(11):1110003.
- [15] 钱立进,金海红,范之国,等.抑制视场光源干扰的水下 图像复原方法研究[J].光学学报,2021,41(18):1801001.
 Qian L J, Jin H H, Fan Z G, et al. Underwater image restoration method suppressing interference of light source in field of view[J]. Acta Optica Sinica, 2021,41 (18):1801001.
- [16] 宋巍,邢晶晶,杜艳玲,等.基于预处理图像惩罚的生成对抗网络水下图像增强[J].激光与光电子学进展,2021,58(12):1210024.
 Song W, Xing J J, Du Y L, et al. Underwater image enhancement based on generative adversarial network with preprocessed image penalty[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(12): 1210024.
- [17] Ancuti C, Ancuti C O, Haber T, et al. Enhancing underwater images and videos by fusion[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE Press, 2012: 81-88.
- [18] Li C Y, Anwar S, Hou J H, et al. Underwater image enhancement via medium transmission-guided multi-color space embedding[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 4985-5000.
- [19] 简梦真,李旦,张建秋.基于非均匀入射光成像模型的水下图像复原[J].光学学报,2021,41(15):1501003.
 Jian M Z, Li D, Zhang J Q. Underwater image restoration based on non-uniform incident light imaging model[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(15):1501003.
- [20] Cheng M M, Mitra N J, Huang X L, et al. Global contrast based salient region detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 569-582.
- [21] ITU-T. Recommendation P. 913: Methods for the

研究论文

subjective assessment of video quality, audio quality and audiovisual quality of Internet video and distribution quality television in any environment[EB/OL]. [2021-06-03]. https://www.itu.int/rec/T-REC-P. 913-202106-I/ en.

- [22] Yang M, Sowmya A. An underwater color image quality evaluation metric[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [23] Panetta K, Gao C, Agaian S. Human-visual-systeminspired underwater image quality measures[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2016, 41(3): 541-551.
- [24] 郭继昌, 李重仪, 张艳, 等. 面向水下图像的质量评价 方法[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(1): 1-8.

第 59 卷 第 17 期/2022 年 9 月/激光与光电子学进展

Guo J C, Li C Y, Zhang Y, et al. Quality assessment method for underwater images[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(1): 1-8.

- [25] Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(12): 4695-4708.
- [26] Mittal A, Saad M A, Bovik A C. A completely blind video integrity oracle[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(1): 289-300.
- [27] Saad M A, Bovik A C, Charrier C. Blind prediction of natural video quality[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(3): 1352-1365.