

面向海洋的水下图像处理与视觉技术进展

陈炜玲^{1,2} 邱艳玲¹ 赵铁松^{1,2} 魏宏安¹ 程 思³

- 福州大学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;
- 中国福建光电信息科学与技术创新实验室(闽都创新实验室), 福建福州 350108;
- 厦门大学水声通信与海洋信息技术教育部重点实验室, 福建厦门 361005)

摘要: 水下观测是探索海洋最直观的手段之一。受水下光学特性、声学特性以及杂波、水生生物等的影响,水下观测中所采集的图像并不总能满足观测需求。如何对水下图像进行有效的处理、分析与应用是一个具有挑战性的课题。尽管图像处理与计算机视觉技术已在大气环境中得到广泛研究,但鉴于成像原理、应用背景等方面的差异,针对大气自然图像提出的算法无法直接移植到水下任务中,而针对水下场景提出的视觉应用仍存在对任务背景考虑不足、泛化性差等缺陷。本文面向光学图像以及声学图像这两类水下观测的主要手段,从图像特性入手,首次以任务为导向、以需求为脉络,通过梳理国内外成功的水下图像处理、质量评价案例,对水下观测方案的工作思路进行了更完备的总结与分析。此外,本文围绕水下机器视觉应用探讨其发展进程,详细讨论与展望了相关领域的前景与优化方向,为突破海洋视觉应用的瓶颈,建设智慧海洋系统带来新思路。

关键词: 水下图像处理; 质量评价; 机器视觉; 智慧海洋

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **DOI:** 10.16798/j.issn.1003-0530.2023.10.003

引用格式: 陈炜玲,邱艳玲,赵铁松,等. 面向海洋的水下图像处理与视觉技术进展[J]. 信号处理,2023,39(10): 1748-1763. DOI: 10.16798/j.issn.1003-0530.2023.10.003.

Reference format: CHEN Weiling, QIU Yanling, ZHAO Tiesong, et al. Advances in ocean-oriented underwater image processing and vision technology[J]. Journal of Signal Processing, 2023, 39(10): 1748-1763. DOI: 10.16798/j.issn.1003-0530.2023.10.003.

Advances in Ocean-oriented Underwater Image Processing and Vision Technology

CHEN Weiling^{1,2} QIU Yanling¹ ZHAO Tiesong^{1,2} WEI Hong'an¹ CHENG En³

- Fujian Key Lab for Intelligent Processing and Wireless Transmission of Media Information, Fuzhou University, Fuzhou, Fujian 350108, China;
- Fujian Science & Technology Innovation Laboratory for Optoelectronic Information of China, Fuzhou, Fujian 350108, China;
- Key Laboratory of Underwater Acoustic Communication and Marine Information Technology Ministry of Education, Xiamen University, Xiamen, Fujian 361005, China)

Abstract: Underwater observations are one of the most intuitive means of ocean exploration. Images acquired in underwater observations are not always sufficient for the observation needs due to the influence of underwater optical and acoustic properties as well as clutter and aquatic creatures. The effective processing, analysis, and application of underwater images is a challenging topic. Although image processing and computer vision techniques have been extensively studied in atmospheric environments, given the differences in imaging principles and application contexts, the algorithms proposed for

atmospheric natural images cannot be directly transferred to underwater tasks. And the visual applications proposed for underwater scenes often suffer from inadequate consideration of the task context and poor generalization. This paper addresses two main tools of underwater observation: optical images and acoustic images, starting with underwater image characteristics, provides a more complete summary and analysis of the working ideas of underwater observation solutions by sorting out successful underwater image processing and image quality evaluation cases at home and abroad in a task-oriented and demand-based approach for the first time. In addition, this paper discusses the development process of underwater machine vision applications, explored the development prospects and optimization directions of related fields in detail, and brings new ideas for breaking the bottleneck of marine vision applications and building the Smart Ocean system.

Key words: underwater image processing; quality evaluation; computer vision; the Smart Ocean

1 引言

我国拥有 300 多万平方公里的内海、领海和专属经济区,在党的十八大、十九大以及二十大报告中,均对“建设海洋强国”提出了要求与展望,涉及军事、国防、环境与资源保护等多个领域的发展与策略部署。海洋信息的获取对于海洋资源勘探、海洋环境监测以及海上国防军事等方面均具有重要的意义。海洋信息中,相较于文字等其他信息形式,图像具有无可比拟的直观效果优势。因此,配备于远程操作航行器(Remotely Operated Vehicle, ROV)、水下自主航行器(Autonomous Underwater Vehicle, AUV)等水下航行设备上的光/声学传感器所采集的图像数据是海洋信息数据的重要来源。随着水下光/声学观测的发展,图像处理、质量评价乃至机器视觉等技术逐渐被引入水下图像系统中,以期克服复杂多变的海洋环境为图像采集、传输过程带来的负面影响。

然而,目前针对水下图像的分析、处理、智能应用等方面的工作仍有大量空白,算法性能尚具有较大提升空间。首先,水下图像与自然图像具有不同的特征,且相比大气环境而言水下环境具有更大的未知性,对海洋环境进行精确建模难度大,为有效特征的选取增加了难度。其次,水下图像采集成本高、采集难度大、水下信道传输条件差,这导致质量较高的数据数量有限,从而影响了数据驱动算法的性能,限制了网络模型的学习能力。为了应对所面临的困境,本文将从水下图像特性入手,对水下图像智能化领域国内外的最新研究成果进行梳理,并进一步展望图像处理、质量评价、机器视觉未来在海洋场景中的发展前景。

2 水下图像处理

2.1 背景与意义

水下图像是获取海洋信息的重要媒介,由于海洋环境的特殊性,水下图像在获取、传输过程中均面临众多挑战,如拍摄平台晃动易造成图像离焦模糊、信道快时变易引起图像产生传输失真等等。同时,在水下图像的相关应用方面,也存在着图像处理、图像优化等需求。本文以任务为导向,归纳总结水下图像处理的重要任务如下表 1 所示。

表 1 水下图像处理算法

Tab. 1 Underwater image processing algorithms

水下图像处理重要任务	切入角度
图像压缩	变换域、压缩感知
图像增强	水下成像模型、深度学习模型
图像拼接	特征图像匹配、多尺度图像融合
图像分割	聚类分割、水平集理论、多阈值分割

在近年来的发展过程中,其重要进展如下图 1 所示。

水下图像在采集与传输过程中,常遇到传输带宽有限与图像质量低劣两大问题。一方面,由于电磁波在水下的衰减严重,海洋中往往采用声通信的形式进行信息传输,而水声信道的带宽极其有限。水下图像压缩算法是针对带宽受限问题的重要解决方案,是实现高效信息分析的基础,其内核是最大限度地利用不同场景下的冗余信息。另一方面,海洋环境相比大气环境更为复杂,恶劣环境条件影响着图像的采集过程,使图像出现噪声、蓝绿色调、离焦模糊、湍流模糊等影响质量的不利特性。为此,水下图像增强技术能够有效改善水下图像的退

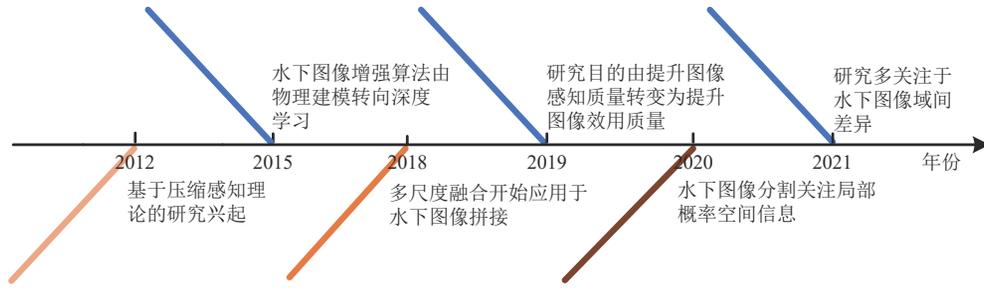


图1 水下图像处理技术发展进展

Fig. 1 Development progress in underwater image processing technology

化问题^[1]。且对于具有特殊应用背景的水下图像而言,增强不仅仅要提高视觉效果,还应突出图像中的有效信息。

为了进一步提高后续智能应用的效率,帮助下水自主机器人实现导航、定位和测绘等功能,水下图像拼接与分割成为水下应用中最常见的预处理手段。水下图像拼接技术可以生成大幅度、高分辨率、宽视角的图像,准确、鲁棒、快速地实现全景拼接。水下图像分割技术可以将图像中具有不同特性的区域按照像素级进行划分并从中提出感兴趣区域。然而,多见于声呐图像的局部畸变与边缘弱化情况、水下光学图像普遍存在的非均匀光照、低对比度等现象,以及在图像传输过程可能会为图像引入的块效应、模糊效应、振铃效应等压缩伪影,都为拼接与分割任务引入了不利特性,对准确预处理带来了干扰。因此,为避免出现不精确或过拟合问题,需要充分考虑水下特性。下图2示例展现了水下图像拼接、分割的结果。

2.2 图像压缩

水下图像压缩算法与自然图像压缩算法目的类似,即在不降低质量的前提下对数据进行压缩。相应地,压缩比和失真比共同决定了图像压缩算法

的性能。压缩比是指输入数据量与输出数据量之比,其计算公式如下:

$$\text{ratio} = \frac{W_x H_x D_x}{W_y H_y D_y} \quad (1)$$

其中, X 为原始图像, Y 为压缩图像, W 、 H 、 D 分别是指图像宽度、高度与位深。失真比是用于衡量图像压缩后的失真程度,通常利用两者之间的均方误差(Mean Square Error, MSE)来量化评估,其计算公式为:

$$\text{MSE} = \frac{1}{WH} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H (X_{i,j} - Y_{i,j}) \quad (2)$$

而鉴于水声信道窄带宽的特点,为实现图像实时传输,水下图像压缩技术对压缩比的要求更高。为实现最大限度地压缩,水下图像失真比更倾向于其极限程度。因此,水下光学图像多关注视觉质量的损失,声呐图像则多关注效用质量的损失。

为自适应地减少水下光学图像的视觉冗余,张洋等人^[2]通过增加轮廓小波变换系数的稀疏性改进仅可察觉差异(Just Noticeable Difference, JND)模型。实验结果表明,相较于基于传统小波的编码技术,该算法能够提供更高的编码效率和重建质量。Cai等人^[3]则更为细致地估计压缩图像的感知质量,通过平衡压缩比与压缩质量之间的关系,缓解数据缓存的压力,从而提升水下图像通信系统的效率。



(a) 声呐图像拼接

(b) 水下光学图像分割

图2 水下图像拼接、分割结果

Fig. 2 Underwater image stitching and segmentation

出于任务背景的考虑,声呐压缩图像会更关注边缘、轮廓信息的保持而非纹理、细节信息,Zhang^[4]、Han 等人^[5]通过改进的稀疏小波变换找到最稀疏的信号表示,在声呐图像关键信息保持与压缩实时性方面均取得了良好的成效。

2.3 图像增强

为缓解图像采集、传输过程引入的失真,提升水下图像的感知质量,往往需要通过噪声去除与颜色校正对图像进行一定程度的增强。而随着水下智能应用的发展,为缓解水下降质因素对水下应用带来的不利影响,在对图像进行信息分析之前,通常需要利用清晰化手段实现图像恢复。图像增强算法一般利用参考图像与增强图像之间的峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)与结构相似性(Structural SIMilarity, SSIM)来衡量图像增强算法的效果。PSNR的定义如下:

$$\text{PSNR} = 20\log(L/\text{MSE}) \quad (3)$$

L 代表图像像素亮度允许的动态范围,对于8位像素灰度图像, L 为固定值255。SSIM的测算公式为:

$$\text{SSIM} = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\delta_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\delta_x^2 + \delta_y^2 + c_2)} \quad (4)$$

其中, μ_x 、 μ_y 以及 δ_x 、 δ_y 分别为参考图像与增强图像的均值与方差, δ_{xy} 是指两者的协方差, c_1 与 c_2 是为避免除数为零的微小整数。目前关于水下图像增强的研究多集中于水下光学图像,主要包括有海洋雪噪声的去除、色彩降维的校正以及模糊、有雾的恢复。此外,声呐图像增强的研究主要集中于斑点噪声的去除。

去噪是图像增强中最为基础的环节,大多数水下图像去噪算法都基于特定类型的噪声设计。针对水下光学图像特有存在的海洋雪现象,可以先检测海洋雪的发生位置,接着利用中值滤波去除噪声。Banerjee 等人^[6]分析图像窗内像素的亮度统计特性,判别窗内海洋雪发生的概率,当概率高于阈值时执行中值滤波。

由于不同波长光在水体中的衰减速度不同,水下光学图像会出现色彩降维的现象。水体对于红色波长光的吸收作用更强,图像多呈现蓝绿色调。水下颜色校正算法通常以对比度、亮度以及色度三个角度为切入进行研究。针对对比度提升,直方图

拉伸是经典处理方案之一,但盲目的全局直方图拉伸不仅将引入噪声,且会导致颜色失真。Li^[7]、Fazal 等人^[8]在经典的对比度受限直方图均衡化(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE)算法基础上结合背景色校正,对其进行优化,提出了更适应水下场景的增强算法。在低光照情况下获取的水下图像更容易出现亮度低、非均匀光照、欠曝光等情况。针对此,Liu 等人^[9]首先将MSRCR(Multi-Scale Retinex with Colour Restoration)联合引导滤波,随后运用超分辨率重建与非二次采样轮廓变换技术实现图像增强,着重对图像的颜色和边缘细节部分增强。为规避传统方法不良偏色的影响,戴声奎等人^[10]提出了无色恒常性(Color-Less Constancy, CLC)白平衡。随着生成对抗网络的发展,Guo^[11]、Zhou 等人^[12]先利用其进行域迁移,合成未失真的水下图像,获取足量的配对数据,再在此基础上构建了一系列端到端的增强网络。随着数据量的提升,神经网络的优势逐渐扩大,Islam 等人^[13]通过对全局内容与颜色、风格特征以及局部纹理的评估,制定了一个多模式的水下图像感知质量目标函数来约束整体模型训练方向。Li 等人^[14]将知识驱动的物理模型与数据驱动学习网络结合,利用多颜色空间嵌入,提出多色空间编码增强网络。考量到水下复杂环境的多样性,Fu 等人^[15]基于U-NET网络架构将空间与通道尺度分别归一化处理,通过消除相关性来提取水下图像的真实特征,再从中重构出原始图像。

水域湍流会导致水下图像出现不同程度的模糊情况,同时,水下光的散射会导致水下图像出现雾状模糊现象。为保证水下图像的清晰度,相关研究人员主要根据图像成像的特点及降质因素进行数学建模,通过公式推导以获取图像特征,因此,对先验知识有强依赖性。而相较于大气中的物理模型,水下物理模型更为复杂也更难建立。为解决湍流引起的水下图像细节损失和对比度下降问题,Pan 等人^[16]利用混合小波方向滤波器组将水下图像的高频和低频部分进行分离,去除图像的噪声,增强图像的边缘。在模糊图像上的实验结果表明,该算法能够在视觉上增强边缘,消除湍流模糊。与此同时,为研究更适用于水下的去雾算法,宋巍^[17]、王鑫等人^[18]针对具体水下环境结合暗通道先验

(Dark Channel Prior, DCP)对去雾展开研究, Song^[19]、Liu等人^[20]基于水下成像原理分别提出光衰减先验假设与颜色空间降维先验假设。为减少光吸收和散射的影响,提高水下图像的对比度和清晰度, Yang等人^[21]将图像分解为结构层和纹理层,分别对两层进行去噪与对比度增强处理,通过基于雾霾线的去雾方法增强结构层,利用梯度残差最小化方法增强纹理层,该方法能够获得细节信息清晰的增强图像。

鉴于水下环境存在的大量悬浮微粒等障碍物易使声波发生散射,其不均匀的声波能量分布会导致声呐图像出现噪声,主要表现为颗粒状的斑点。针对这样的乘性噪声,周敬等人^[22]建立了高斯噪声模型和斑点噪声模型,提出了引导滤波和低秩分解结合的去噪方法,有效保留目标边缘轮廓信息。在此基础上,面对声呐图像清晰化问题, Jia等人^[23]先用邻域平滑法抑制斑点噪声,再根据灰度直方图的分布特征和统计学原理确定低灰度区、中灰度区和高灰度区,对这三个区域采用分段非线性方法得到增强图像。

2.4 图像拼接

通过图像拼接技术能够得到视场更大、表达更直观的水下图像,为实现海底测绘、海洋探测等任务提供基础,尤其对于侧扫声呐、前视声呐与多波束声呐图像而言,图像拼接技术是实现图像智能分析、应用的必要基础。图像拼接可以分为图像匹配和图像融合两部分,其中图像匹配是关键步骤,要点在于通过匹配点构建图像序列之间的变换矩阵,一般使用匹配正确率(Accurate Rate)来衡量匹配部分的性能。

$$AR = \frac{P}{GT} \quad (5)$$

其中, P 代表匹配成功点的个数, GT 代表匹配点的个数。融合是图像拼接的补充步骤,融合是为了实现整体的亮度和颜色的均衡一致,常用PSNR来衡量图像融合部分的性能,同时,均值、标准差、信息熵等评价指标同样能够作为图像拼接算法的评价标准。

然而,在拍摄水下图像时,点光源照射以及非线性像差往往导致图像出现非均匀光照、扭曲、畸变、模糊等缺陷。水下图像的质量大大限制了图像匹配技术的准确率,为水下图像拼接任务带来了更大难度。在图像融合方面,为避免引入额外的伪影,

研究人员大多基于多尺度分析进行图像融合^[24]。在图像匹配方面, Babu等人^[25]利用Harris角点检测算法结合双正交小波变换实现拼接。Sheng等人^[26]在预处理水下图像后利用修改后的深度卷积神经网络进行特征提取,通过改进的RANSAC(RANdom SAmples Consensus)方法剔除误匹配点。该方法能够检测到更多的特征点,实现了匹配精确率和召回率的大幅度提高。

而由于回波干扰等因素,相较于水下光学图像,声呐图像的噪声现象更为严重。声呐图像匹配技术主要分为基于特征的方法和基于区域的方法,研究包括有相位相关匹配、傅里叶匹配和亚像素匹配。为实现大角度旋转变换条件下的准确匹配,李鹏^[27]提出非线性仿射不变特征的匹配算法。

2.5 图像分割

图像分割是根据表现出一致性或相似性的特征划分图像为明显不同区域的技术,错误分类误差(Misclassification Error, ME)是常用于评价其算法性能的指标。ME表征图像背景和前景的错误分割概率,该值越小表示图像分割效果越好。ME的计算公式为:

$$ME = 1 - \frac{|B_0 \cap B_T| + |F_0 \cap F_T|}{|B_0 \cup B_T|} \quad (6)$$

B_0 和 F_0 分别指图像标准二值掩码中的背景与前景, B_T 与 F_T 分别为图像分割后的背景与前景。

水下图像分割技术通过实现水下图像目标与背景的分割,为后续智能应用提供基础。水下图像分割算法需要克服水下光学图像亮度不均、轮廓边缘特性不一致、弱特征的不利性质,获得精确的目标边缘分割效果。基于此,水平集模型与特征融合策略被广泛引入到该领域中。孙杨等人^[28]提出将区域特征和边缘特征融合的边缘水平集模型,与传统的水平集分割方法LPF(Local Pre-Fitting)相比,该方法分割精度至少提高11.5%。颜明重等人^[29]采用非对称自适应中值滤波改善目标与背景之间的边缘特征,基于灰度波动特征使用自适应局部阈值分割进行分割。Yan等人^[30]将SCA(Sine Cosine Algorithm)应用于多阈值分割,达到了更好的分割效果。Yu等人^[31]通过数据扩充和超分辨率重建得到有效数据集,建立了基于马尔可夫随机场的分割方法,该方法有较好的性能但时间复杂度高。

尤其是对于声呐图像,来自海底的强烈反射、强度的不均匀性以及复杂的海底结构严重影响其分割的质量。考虑到声呐图像重要的纹理信息和边缘轮廓信息,Abu 等人^[32]修改了期望最大化算法,在期望步骤和最大化步骤之间利用像素的空间依赖性引入中间步骤,提出局部空间混合的方法,通过合并相邻像素之间的概率空间关系来估计声呐图像的像素标签进行分割,该方法鲁棒性良好。

3 水下图像质量评价

3.1 背景与意义

图像具有文字数据等无法比拟的直观效果,在海洋信息的表达形式中,图像已成为重要的组成部分。然而水下图像往往面临着质量不高的困境,在图像采集过程中,常见的降质因素可以概括如下:

1) 由于不同波长的光在水下衰减速度不同所造成的色彩降维,这使得水下光学图像多呈现蓝绿色调;

2) 水体本身及其他物质的吸收作用随水深加重,图像易出现欠曝光的情况,同时,水下拍摄时往往需要人为添加点状光源辅助照明,极易产生低亮度、非均匀光照等现象;

3) 复杂的水下环境中多见光线散射作用,图像易出现模糊、有雾的情况,此外,水流波动以及拍摄平台抖动易引发诸如湍流模糊或离焦模糊等现象;

4) 由于人为干扰以及海洋微生物的存在,在光学图像上多见有海洋雪现象,同时,受到水下声波

传播特性影响,在声呐图像上多见有斑点噪声;

5) 在声呐工作时,声波频率与穿透力成反比,为取二者之折中,声呐图像往往存在分辨率不高的现象。

这些因素导致水下图像普遍存在低对比度、低清晰度、蓝绿色调、噪声、模糊等问题。下图 3 展示了典型降质现象:图 3(a)所示为由色彩降维所引起的蓝绿色调;图 3(b)~(c)为亮度不佳情况下拍摄的水下图像,图 3(d)所示为离焦模糊,其成因是拍摄平台抖动;图 3(e)所示为由光散射作用形成的有雾图像;图 3(f)所示为海洋雪现象,其成因源自于已死或将死的动植物(浮游生物)、原生生物(如硅藻)、细菌、粪便颗粒、泥沙和尘土等,表现为图像上雪花状的噪点;图 3(g)为声呐图像常见的斑点噪声,其成因源自海底混响;图 3(h)为典型低分辨率声呐图像。

而当采集设备与陆地分析终端进行通信时,具有快时变、窄带宽、快衰弱等特性的水声信道决定了图像的传输和压缩过程均不可避免地会为图像引入失真。图像质量的降低将进一步造成图像分析与应用过程的误判与漏判。因此,在实际水下应用中,为了实现图像质量的监测与控制,往往引入图像质量评价。预测所得质量可用于采集、传输图像过程中的质量监控、图像增强算法的性能测度、自适应智能传输控制等方面。水下图像质量评价的主流方式如下表 2 所示。

其中,主观质量评价利用人眼视觉主观感受确

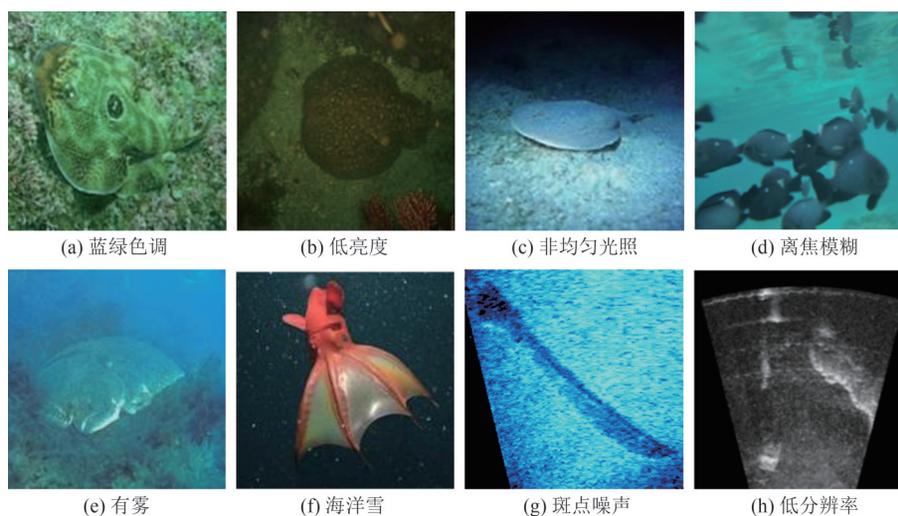


图 3 典型降质现象

Fig. 3 Typical degradation phenomenon

表2 水下图像质量评价主流方式

Tab. 2 Main methods of underwater image quality evaluation

水下图像质量评价主流方式	工作思路
主观质量评价	单刺激、双刺激、成对比较
全参考质量评价	保真度、相似度
无参考质量评价	自然性、退化模型
部分参考质量评价	效用值、图像理解

定图像质量,客观质量评价利用计算机算法估计人眼视觉主观感受,智能地实现图像质量实时监控。目前最主流的做法是通过特征提取、机器学习等计算机算法,模拟人眼视觉系统运作机理,实现图像质量的客观评价。

业界许多专家学者就大气自然图像的客观质量评价展开研究,已取得显著成果。关于图像客观质量评价算法的性能衡量,可以从预测准确性、预测单调性以及预测一致性三个方面展开。实际操作中,一般用Pearson线性相关系数(Pearson Linear Correlation Coefficient, PLCC)衡量质量评价算法的预测准确性;通过Spearman秩相关系数(Spearman Rank Order Correlation Coefficient, SROCC)以及Kendall秩相关系数(Kendall's Rank Order Correlation Coefficient, KROCC)衡量质量评价算法的预测单调性;通过均方误差(Root Mean Square Error, RMSE)衡量质量评价算法的预测一致性。

为计算上述四种性能测度, s_m 被定义为图像主观质量向量, s_0 被定义为经图像客观质量评价算法所得的结果向量。为降低图像客观质量评价过程中引入的非线性误差影响, s_p 被定义为经过线性化后的结果向量,其计算公式为:

$$s_p = \beta_1 \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{1 + \exp(\beta_2(s_0 - \beta_3))} \right) + \beta_4 s_0 + \beta_5 \quad (7)$$

其中, $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5$ 为根据非线性拟合得到逻辑回归模型参数。RMSE的计算公式如下:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_p(i) - s_m(i))^2} \quad (8)$$

\bar{s}_p, \bar{s}_m 分别表示 s_p, s_m 在测试集中的均值,PLCC的计算公式如下:

$$\text{PLCC} = \frac{\sum_{i=1}^N (s_p(i) - \bar{s}_p)(s_m(i) - \bar{s}_m)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (s_p(i) - \bar{s}_p)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (s_m(i) - \bar{s}_m)^2}} \quad (9)$$

v_i 代表第*i*幅图像在向量 s_0 和 s_m 中的排序差异,SROCC的计算公式如下:

$$\text{SROCC} = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^N v_i^2}{N(N^2 - 1)} \quad (10)$$

N_c 与 N_d 分别代表素材库中一致与不一致的图像对个数,KROCC的计算公式如下:

$$\text{KROCC} = \frac{2(N_c - N_d)}{N(N - 1)} \quad (11)$$

上述指标的系数值分布在 $[0, 1]$ 之间,PLCC、SROCC与KROCC的数值越接近1代表其对应性能越好,RMSE值越接近0,其对应性能表现越好。

相比传统光学图像,针对水下图像质量评价的相关研究较少,以下根据评价过程是否参考来自原始图像的信息,总结几类经典的与最新的水下图像质量评价算法。

3.2 主观质量评价

主观质量评价以人类观察者的主观感受为评价标准,通过组织大规模参评人员对失真图像重复定级评分过程确定图像质量分数。定级评分过程的评价尺度通常采用国际电信联盟制定的5级评价尺度标准,但水下图像质量评价尺度标准往往需要根据任务及应用场景做出相应调整。水下图像与大气自然图像相比,二者之间成像原理不同,成像效果更差,劣化模型不同,且水下图像往往具有一定的任务背景,具体任务背景将影响其质量的评价尺度。因此,传统光学图像质量评价的尺度和模型不一定适用于水下图像。

根据定级评分过程中是否使用参考图像驱动评价,主观质量评价方法工作思路如表2,主要分为单刺激、双刺激和成对比较法。单刺激法是一种绝对评价方法,参评人员通过观察待评价图像直接确定当前图像的质量等级与分数。双刺激和成对比较法为观察者同时提供参考图像和待评价图像,两种方法在评价策略上略有不同。双刺激法中,参评人员通过参考图像的质量等级和分数相应地确定待评价图像的质量。成对比较法则强制要求参评人员在提供的成对图像组中选择出质量更好的图像。主观质量评价方法的评价结果容易受到测试环境、受试者偏好等主客观因素影响,因此实验后期还需要对实验数据进行离群值剔除、求取平均值等数学统计操作。然而,该方法时间消耗大、人力

成本昂贵、难以嵌入实际应用,尤其声呐图像对于参评人员要求高,常需要专业人员参与或指导。因此,主观质量评价一般用于建立各类水下图像质量评价任务数据库。

3.3 全参考质量评价

全参考质量评价需要完整的原始图像信息作为待评价图像的比较对象,常被用于图像压缩、增强等能够提供完整参考图像的应用中,因此,相较于水下光学图像,关于声呐图像全参考质量评价的研究会更多。

由于参考图像的存在,全参考质量评价算法性能往往优于非全参考算法。根据参考方式的不同,全参考质量评价算法可以分为基于失真度与基于相似度两种。前者根据人眼视觉系统(Human Vision System, HVS)定义失真,通过参考原始图像定义待评价图像的失真程度,后者参考原始图像的特征信息,量化待评价图像的质量。水下图像JND模型能够帮助水下通信系统最大限度地减少信道资源浪费,吴迪等人^[33]利用全参考的损伤感知网络来预测失真图像相对于参考图像是否有感知损失,根据预测结果反馈调整压缩率。

Chen等人^[34]结合两种参考方式,将兼顾邻域信息与人眼视觉“非拥挤窗”特性的局部熵作为统计信息特征,设计了基于局部熵的声呐图像质量预测器(Local Entropy backed Sonar image Quality Predictor, LESQP)。在此基础上,Chen等人^[35]结合统计信息特征与结构信息特征,采用二次多项式模型建立两者和图像质量之间的关系,构建了声呐图像质量预测器(Sonar Image Quality Predictor, SIQP)。Zhang等人^[36]对多尺度提取的结构和轮廓信息进行像素级融合进而提出声呐图像质量评测算法,在声呐图像质量数据库(Sonar Image Quality Database, SIQD)上测试表明,该算法达到了较高的准确性与一致性。

3.4 无参考质量评价

与全参考质量评价相反的,是完全不需要任何参考信息的无参考质量评价。鉴于水下图像质量与其退化特性息息相关,无参考质量评价算法主要分为针对水下光学图像的评价以及针对声呐图像的评价。前者需要综合考虑颜色、对比度、清晰度的退化结果,后者着重基于任务背景分析退化结果。

Yang等人^[37]首次提出了无参考的水下彩色图像质量评价方法(Underwater Color Image Quality Evaluation, UCIQE),利用色度、饱和度和对比度的线性组合量化表征水下图像的质量,实验证明该算法实时性强,与主观得分有较好的相关性。Panetta等人^[38]研究将水下图像色彩度量、清晰度度量以及对比度度量融合进水下图像质量评价中,结合三者根据人眼视觉特性得到符合人类感知评价的质量分数。Rao等人^[39]设计基于域间非线性的方法,利用图像金字塔将图像分解成多个尺度并评估每个尺度的质量,通过结合人眼视觉特性得到整个图像的质量。基于深度学习的策略无须手工设计特征和测量分量,不受水下图像的退化类型限制,郭继昌等人^[40]先采用深度神经网络提取水下图像的特征,再使用提取的特征和标定的水下图像质量分数训练回归模型。该方法预测准确度高、鲁棒性强。

对声呐图像而言,Chen等人^[41]认为声呐图像的轮廓在频谱上主要体现为中频信息,而失真会在图像频谱中引入高频或低频成分。因此,作者通过建立中频信息在退化模型作用下的变化与图像质量的关联,提出无参考轮廓退化测量方法(No Reference Contour Degradation Measurement, NRCDM)。

3.5 部分参考质量评价

部分参考质量评价是无参考与全参考方案的折中,其所需的参考信息数据量远小于全参考质量评价,通常通过对比失真前后的图像特性得到客观质量。在水下应用中,该类算法主要用于能够保障少量参考信息无失真传输的场景中。目前针对水下图像的部分参考算法研究较少,主要成果集中于声呐图像,典型算法包括基于图像理解的部分参考声呐图像质量评测算法(Partial-reference Sonar Image Quality Predictor, PSIQP)、声呐图像效用质量评测算法(Sonar Image Utility Quality Assessment, SIUQA)以及面向任务和感知的声呐图像质量评测算法(Task and Perception oriented Sonar Image Quality Assessment, TPSIQA)。

Chen等人^[42]提出了PSIQP,该算法主要参考来自于原始图像的分块边缘归一化直方图,并辅以图像熵、偏度以及峭度,从图像可理解性以及舒适度两个角度对图像质量做出评价。Zheng等人^[43]为了使质量指标和水下任务更加相关,结合了感知和任

务感知的特征提出了SIUQA。实验结果表明,尽管该算法相较于PSIQP降低了2%的性能,但节省了50%以上的参考信息,这对水声传输具有重大的意义。声呐图像往往具有特殊的应用背景,因此声呐图像的质量评价离不开应用背景的影响。基于此,Chen等人^[44]参照声呐图像的统计特性与任务背景,提出TPSIQA,并考虑声呐图像素材库规模小的特点,引入若干基学习器作筛选集成,在保障结果精度的前提下,有效解决了过拟合问题。

4 水下机器视觉

4.1 背景与意义

机器视觉技术是一个发展迅速的新兴领域。机器视觉技术在图像处理与质量评价的基础上,进一步以计算机模拟信息处理过程,最终实现信息的理解与智能处理。21世纪以来,随着大规模数据集的出现与计算机硬件的发展,数据驱动的机器视觉技术研究拥有了平台支撑。随着卷积神经网络等深度学习算法的兴起,机器视觉技术在目标识别、目标检测、目标跟踪等任务中取得了瞩目的成绩。近年来,随着对海洋的认知与开发步伐的加快,以上任务的场景渐渐扩展到了海洋环境中,如海洋生态监测、水下救援、地质测绘等应用,均对机器视觉技术有巨大需求。下图4展示了机器视觉技术应用于水下图像的简单示例。

尽管机器视觉技术在大气环境中的应用已普遍成熟,但鉴于水下图像与大气自然图像之间的显著差异,大气中的机器视觉技术应用于水下会面临以下典型问题:

1) 准确性不高

水下光/声学图像与自然图像的内容及特征相去甚远,水下图像有效特征的提取以及各个特征之间的相关性等尚有许多不明确。同时,水下图像在

采集传输过程中易受到噪声、海洋生物、普通扰动等因素的干扰,且水下信道复杂多变,暂时还没有完善的模型。鉴于大气环境中的机器应用往往忽略了以上因素,将大气环境中的技术直接应用于水下图像,将不可避免地导致准确性不高的问题。

2) 泛化性能差

水下图像采集成本高、难度大、稳定性低,采集设备在水下的活动能力远低于大气环境中的设备,因此水下图像数据集多呈现规模小、类别不平衡等问题。以上水下数据集的特殊性,对于数据驱动算法的泛化性能是一巨大考验。实验表明,大气环境中的相关技术在水下数据集中往往具有过拟合的问题,因此提升泛化能力是水下机器视觉技术研究关键。

3) 实时性较差

水声信道具有带宽有限、多径、快衰落等特点,这将对信号的实时传输带来巨大的挑战。另一方面,水下环境瞬息万变,且应用多处于无人值守的状态,这要求机器具备快速判断、反馈以及处理的能力,以便应对环境的变化。传统机器视觉技术在实时性方面的考量不能满足水下应用的需求,因此常出现实时性较差的问题。

针对上述挑战,本节从机器的代表性任务——目标识别、检测与跟踪入手,如表3所示,总结归纳这些任务在水下图像的应用上所做的改进与突破,以此为切入展示基于水下图像的机器视觉技术现状。

4.2 目标识别

目标识别的准确性通过识别准确率来衡量,即所有预测中正确预测样本数量的百分比,其计算公式为:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (12)$$

其中,TP和TN分别是指正类判定为正类与负类的个数,FP与FN是负类判定为正类与负类的个数。

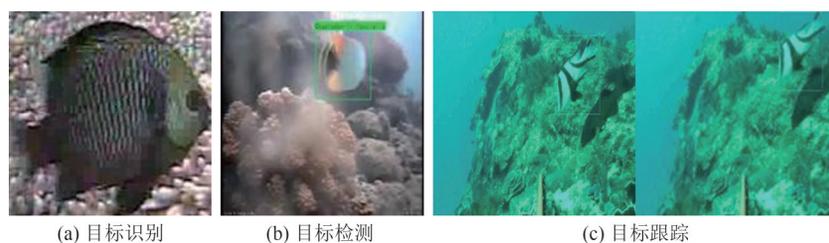


图4 机器视觉技术应用示例

Fig. 4 Examples of machine vision technology applications

表 3 水下机器视觉关键应用

Tab. 3 Key applications of underwater machine vision	
水下机器视觉 关键应用	主流算法
目标识别	聚类、深度卷积神经网络
目标检测	Faster RCNN、YOLO、深度卷积神经网络
目标跟踪	粒子滤波、深度卷积神经网络

水下图像于目标识别任务的关键特征并不突出,而有效的特征表达是目标识别任务能否成功的关键。另一方面,水下图像与大气自然图像相比,具有完全不同的目标、背景与应用场景,水下图像目标识别的特征提取往往反映了海洋环境特有的需求。水下背景复杂、目标形变等现象导致数据呈现类间差距小、类内差距大的不利特点。基于水雷、鱼雷、管道、潜艇等水下常见人造目标,研究者通过提取其典型的形状特征实现识别任务。而基于海洋环境中最常见的目标——鱼类,少量的标签样本与复杂的水下环境限制了专家知识的运用,Chuang 等人^[45]通过聚类生成二进制类层次结构,引入部分分类来分配粗标签,构建错误弹性分类器,实现鱼类识别任务。Cai 等人^[46]融合水下目标的语义特征与其视觉显著特征,建立了 UDTRNet(Underwater Distortion Target Recognition Network),缓解了失真干扰下识别精度低的情况。

数据库有限是声呐图像识别任务面临的一大难点,吴迪^[47]通过对样本数据集分块以增加样本数量,采用基于稀疏表示的字典学习方法训练样本字典实现分类。Huo 等人^[48]将半合成数据生成方法与迁移学习相结合,利用深度卷积神经网络实现分类任务,准确率达到 97.76%。声呐图像识别任务的另一大难点在于其并不显著的特征伴随着严重的噪声,焦佳^[49]利用深信度网络学习得到的权值矩阵来自适应调整卷积神经网络滤波器算子的权值分布。实验结果表明卷积神经网络的平均分类正确率为 79.6%,而自适应权值卷积神经网络能够达到 84%。

4.3 目标检测

目标检测相较于目标识别而言,需要定位目标的具体位置,而不仅仅进行目标分类,因此具有更大的难度。其检测性能主要由平均精度均值(mean Average Precision, mAP)测算,均值越接近 100%,算

法就具有越优异的性能,其计算公式如下:

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (13)$$

其中, N 是类别的数量, AP 的数值为 P-R (Precision-Recall) 曲线下面积,具体测算如下:

$$AP = \sum_{R=0}^1 (R_{n+1} - R_n) P_{\text{interp}}(R_{n+1}) \quad (14)$$

其中, P 代表着预测结果中正类的占比, R 代表着实际结果中能够被正确预测的占比。

水下目标多见遮挡、重叠、形变,面对水下图像数据集规模以及数据集质量的限制,如何在样本有限、难样本的情况下实现对目标更高精度的检测、如何提高模型泛化性能是水下目标检测的主要难点。针对这一难点, Sung^[50]、陈禹蒲等人^[51]基于著名的目标检测网络——YOLO (You Only Look Once) 系列模型结构,利用数据预处理和迁移学习,仅需少量样本进行适用性微调即获得较高的检测准确率。Jiang 等人^[52]先对卷积得到特征图进行锐化或增强处理,再利用提出的通道级信道锐化注意模块(Channel Sharpening Attention Module, CSAM)融合图像信息,进一步提升检测精度。为了避免在多变的水下环境中发生鱼类的误检和漏检,Zhao 等人^[53]基于 Cascade RCNN (Cascade Regions with CNN features) 模型提出了 Compositing FishNet,通过辅助骨干网络学习水下场景变化信息,减少了水下环境信息对物体特征的干扰,加强了骨干网络目标特征的信息输出。

声呐图像有限的样本数据往往遭受严重噪声干扰,Jiang 等人^[54]引入生成对抗网络,选取声呐图像部分高信息量的样本进行标注以降低标注成本,又通过不断迭代选取、更新模型的方式将主动学习算法和检测模型融合,对比经典的目标检测算法 SSD (Single Shot multibox Detector)、YOLO 等性能均有所提升。

4.4 目标跟踪

目标跟踪算法的准确性由预测目标中心位置与真实目标中心位置之间的误差来评估,通过统计距离符合阈值的视频帧在整个视频序列帧数中的占比来描述跟踪性能。其计算公式为:

$$S = \frac{f_{a>A}}{f} \quad (15)$$

其中, A 为预先设定的阈值。水下目标跟踪为分析

海洋生物行为、监测海洋提供了关键的信息,而水下的复杂场景为任务实现带来了更加严峻的挑战。

Rout 等人^[55]通过自适应方法选择沃尔什-哈达玛核提取特征强度以表征感兴趣对象,利用粒子滤波的框架进行预测特征强度,实现鱼类目标实时跟踪。水下目标往往存在变形现象且易受到背景、照明变化以及遮挡的影响,Gupta 等人^[56]利用 Simase 模型学习鱼类外观的相似性,通过长短期记忆(Long Short Term Memory, LSTM)模型学习目标运动的相似性,通过联合学习提出了 DFTNet (Deep Fish Tracker)。

面对不同型号声呐成像性能的差异,声呐图像目标跟踪算法通用性较差。刘立昕^[57]根据目标多特征的不同贡献程度,将多特征融合粒子滤波和粒子群优化算法结合,分别针对双目标跟踪和抗混叠的目标跟踪任务,研究了基于局部二值特征的轮廓跟踪和抗混叠跟踪技术。石洋等人^[58]将免疫算法运用到粒子滤波的重采样中,通过结合前视声呐图像特征,减少了由性能与环境差异所带来的误差,提升了算法鲁棒性。

5 水下图像处理与视觉技术发展与应用

我国拥有 300 多万平方千米的管辖海域和 1.8 万千米的海岸线,广阔的海洋中蕴含着丰富的矿产资源、宝贵的生物基因资源等。党的十八大首次提出了“海洋强国”战略,而十九大以及二十大则延续了十八大“建设海洋强国”的任务,再次指出“加快建设海洋强国”。而推进海洋智能感知、海洋智能系统的发展,则是实现我国海洋强国建设实施的长远战略抓手。在对海洋开展研究的进程中,海洋信息的有效获取至关重要,是指导后续进一步研究与分析的先决条件。随着海洋信息获取与通信能力不断提升、获取范围不断拓展,我国的海洋信息数据资源已初具规模。为了加速充分认知海洋,势必需要利用新一代信息技术构建海洋信息体系、搭建智慧海洋,为海洋资源开发利用和海洋环境保护监测提供全面精准的信息感知和智能高效的决策服务^[59]。图像作为海洋信息的重要表现形式,引领着人类对海洋的认知与开发。过去几十年中,人工智能、计算智能和神经网络展示了其在信号/图像分析、对象检测和模式识别等方面的强大能力。基

于深度学习等先进的图像智能识别技术,使得海洋信息处理具备了更先进的智能化水平,如在水下探测航行器中装备的具有智能识别或控制决策能力的计算机专家系统,可以充分发挥逻辑推理能力强和神经网络鲁棒性好、学习能力突出等优势。

在实际应用中,图像处理技术是图像分析的基础,能够提升计算机分析的效率,机器视觉技术的兴起则使得自动进行信息分析的人工智能系统在水下成为可能。而图像质量评价不仅是增强、压缩等技术的性能测度之一,对机器系统的性能提升亦有裨益。如图 5 所示,近年来,水下图像智能化领域受到的关注不断上升。特别是随着深度卷积神经网络的迅速发展,2015 年后的研究量呈井喷式增长。

根据以上章节的论述,现有图像处理、质量评价及机器视觉技术特点为:相比于大气环境图像算法而言,算法性能仍有很大提升空间;数据驱动的方案普遍存在泛化性能有限的缺陷。

鉴于海洋环境所采集的图像多具有明确应用背景,结合现有技术方案与研究成果,未来水下图像与视觉发展重点,主要包括如下几个方面:

1) 海洋环境相比大气环境,具有更多不确定性,人类对海洋的探索与开发进程往往伴随着高昂的成本以及巨大的风险,这一现状在不可避免地提高了海洋场景建模的难度,而海洋视觉的发展和海洋场景的建模有着密不可分的关系。建立更精确的海洋场景模型,如水声信道模型、海洋湍流模型、海洋雪统计模型等对于水下图像的获取、分析与理解具有重要意义,是未来海洋视觉发展的必由之路,一方面有助于研究人员更深刻地理解水下图像的成像机制、劣化原理等,实现更有效的水下图像处理与感知,另一方面,对于高质量成像、图像增强等技术的革新亦具有推动作用。

2) 水下图像处理与视觉具有明确的应用背景,即水下图像往往需要执行特定任务而非单纯同于“娱乐”、“消费”等场景,以任务需求驱动算法设计有助于进一步提升算法效率,如根据任务背景,进行选择性的增强或压缩,结果可能违背视觉感知的偏好,却可能任务中获取更大收益,因此,未来水下图像与视觉的发展离不开任务背景的约束,同时也离不开任务背景的引导。

3) 海洋场景中,大量用到无人值守的自主航行

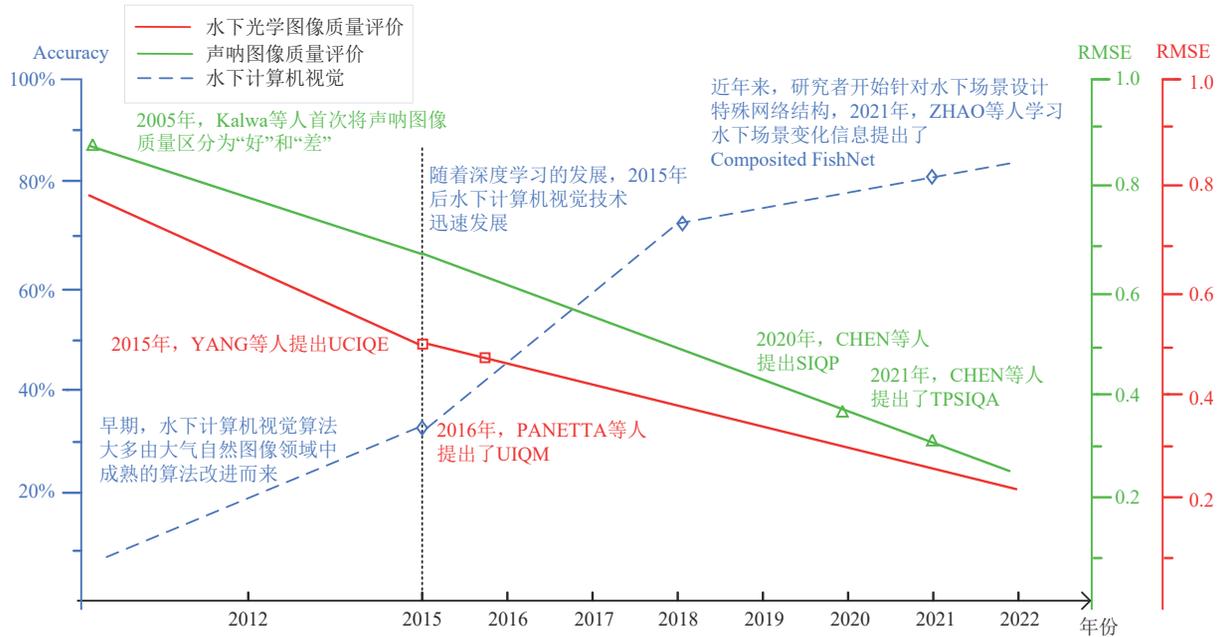


图5 水下图像智能化发展趋势图

Fig. 5 Trends in the development of underwater image intelligence

设备,如 AUV、ROV 等,这类水下设备运载能力有限,另一方面,水下图像采集难度大,成本高,水下图像数据集规模相对较小,因此水下图像处理与视觉应用未来将更多涌现,轻量级、弱监督模型,此外,如集成学习等能缓解素材有限造成的模型训练困难的技术,也将得到更多的应用。

4) 水下图像往往需要经过水声信道的传输,而水声信道具有极窄带宽、快时变等特点,因此水下图像压缩对于高压缩率、高鲁棒的需求较大,尤其是特征编码等技术,将在水下图像压缩中得到重视。

尽管水下图像的处理、质量评价与机器视觉技术仍有一定局限,但不可否认的是,海洋信息,尤其是以图像为主的海洋多媒体信息的获取、处理能力正在稳中有进地高速发展着。近年来,水下图像处理与视觉应用获得了巨大关注,也具有广阔的应用前景。

具体来说,智能化的海洋信息处理技术有利于更高效地整合与利用海洋数据资源。以海洋环境监测为例,图像处理技术与质量评价方法为海洋环境分析评价提供了更可靠数据支持,尤其适合应用于无人值守的海洋环境。更进一步,计算机视觉技术有助于对海洋环境进行实时的自适应监测;同时也能辅助我国沿海港口部署水下安防系统,通过多模态信息融合、实现智能化的监控与预警机制,捍

卫水下国门的安全;在经略海洋方面,水下图像与视觉技术同样有用武之地,尤其是在“海洋牧场”建设中,海洋视觉技术的灵活应用,推动着环境信息的检测以及生物活动状态的监控等环节更好地实现智能化、自动化。综上,水下图像处理、质量评价与机器视觉技术是全面提升认识海洋和经略海洋能力的有力技术支持,是实现水下探测、海洋监测、海洋牧场与智慧海洋的高效手段。

6 结论

近 10 年来,水下图像相关处理与应用从最初的以数学模型为主进行基础图像处理,发展出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,直到如今,涌现出大量的融合深度学习与大数据等前沿技术的任务与感知双重驱动的智能应用。对于水下图像相关应用的研究从未止步,且与新兴视觉相关技术的结合愈加紧密。未来,水下图像的相关技术的发展方向将包括诸多方面,本文结合前文的综述与分析,总结未来重要的研究方向如下:(1)能够适应无人值守的场景与动态场景,且具备在线更新能力的智能多媒体处理系统;(2)能搭载在负载有限的水下设备的轻量级模型;(3)面向小样本集或无监督场景、部分监督场景的算法;(4)针

对窄带宽快时变场景的高效多媒体压缩算法。

参考文献

- [1] 丛润民, 张禹墨, 张晨, 等. 深度学习驱动的水下图像增强与复原研究进展[J]. 信号处理, 2020, 36(9): 1377-1389.
CONG Runmin, ZHANG Yumo, ZHANG Chen, et al. Research progress of deep learning driven underwater image enhancement and restoration [J]. Journal of Signal Processing, 2020, 36(9): 1377-1389.(in Chinese)
- [2] 张洋, 李庆忠. 基于WBCT变换的水下图像高效压缩方法[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2017, 47(3): 124-132.
ZHANG Yang, LI Qingzhong. Efficient underwater image compression method based on WBCT [J]. Periodical of Ocean University of China, 2017, 47(3): 124-132. (in Chinese)
- [3] CAI Yaqiong, ZOU Haixia, YUAN Fei. Adaptive compression method for underwater images based on perceived quality estimation [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2019, 20(5): 716-730.
- [4] ZHANG Jing, CHANG Shuai, ZHANG Liang, et al. Sparse wavelet transform for underwater acoustic image compressed sensing [C]//2018 OCEANS-MTS/IEEE Kobe Techno-Oceans. Kobe, Japan. IEEE, 2018: 1-4.
- [5] HAN Guangyao, CUI Junfei, SU Yishan, et al. Human vision system based sparse wavelet transform for underwater acoustic sonar image transmission [C]//Global Oceans 2020: Singapore-U.S. Gulf Coast. Biloxi, MS, USA. IEEE, 2020: 1-4.
- [6] BANERJEE S, SANYAL G, GHOSH S, et al. Elimination of Marine Snow effect from underwater image-An adaptive probabilistic approach [C]//2014 IEEE Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science. Bhopal, India. IEEE, 2014: 1-4.
- [7] LI Chongyi, GUO Jichang, CONG Runmin, et al. Underwater image enhancement by dehazing with minimum information loss and histogram distribution prior [J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2016, 25(12): 5664-5677.
- [8] FAZAL S, KHAN D. Underwater image enhancement using bi-histogram equalization with fuzzy plateau limit [C]//2021 7th International Conference on Signal Processing and Communication. Noida, India. IEEE, 2021: 261-266.
- [9] LIU Ke, LI Xujian. De-hazing and enhancement method for underwater and low-light images [J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(13): 19421-19439.
- [10] 戴声奎, 张超, 黄正晔, 等. 无色恒常性原理与CLC白平衡方法[J]. 信号处理, 2019, 35(4): 676-685.
DAI Shengkui, ZHANG Chao, HUANG Zhengwei, et al. White balance algorithm based on ColorLess Constancy [J]. Journal of Signal Processing, 2019, 35(4): 676-685. (in Chinese)
- [11] GUO Yecai, LI Hanyu, ZHUANG Peixian. Underwater image enhancement using a multiscale dense generative adversarial network [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2020, 45(3): 862-870.
- [12] ZHOU Yuan, YAN Kangming, LI Xiaofeng. Underwater image enhancement via physical-feedback adversarial transfer learning [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2022, 47(1): 76-87.
- [13] ISLAM M J, XIA Y, SATTAR J. Fast underwater image enhancement for improved visual perception [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 3227-3234.
- [14] LI Chongyi, ANWAR S, HOU Junhui, et al. Underwater image enhancement via medium transmission-guided multi-color space embedding [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 4985-5000.
- [15] FU Zhenqi, LIN Xiaopeng, WANG Wu, et al. Underwater image enhancement via learning water type desensitized representations [C]//ICASSP 2022-2022 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Singapore, Singapore. IEEE, 2022: 2764-2768.
- [16] PAN Panwang, YUAN Fei, GUO Jia, et al. Underwater image visibility improving algorithm based on HWD and DehazeNet [C]//2017 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing. Xiamen, China. IEEE, 2017: 1-4.
- [17] 宋巍, 王龔, 黄冬梅, 等. 结合背景光融合及水下暗通道先验和色彩平衡的水下图像增强[J]. 模式识别与人工智能, 2018, 31(9): 856-868.
SONG Wei, WANG Yan, HUANG Dongmei, et al. Combining background light fusion and underwater dark channel prior with color balancing for underwater image enhancement [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, 31(9): 856-868. (in Chinese)
- [18] 王鑫, 朱行成, 宁晨, 等. 融合暗原色先验和稀疏表示的水下图像复原[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(2): 264-271.

- WANG Xin, ZHU Hangcheng, NING Chen, et al. Combination of dark-channel prior with sparse representation for underwater image restoration[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(2): 264-271. (in Chinese)
- [19] SONG Wei, WANG Yan, HUANG Dongmei, et al. A rapid scene depth estimation model based on underwater light attenuation prior for underwater image restoration [C]//*Proceedings of the 19th Pacific-Rim Conference on Multimedia*. Hefei, China. Springer, 2018: 678-688.
- [20] LIU Yongbin, RONG Shenghui, CAO Xueting, et al. Underwater image dehazing using the color space dimensionality reduction prior [C]//*2020 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. Abu Dhabi, United Arab Emirates. IEEE, 2020: 1013-1017.
- [21] YANG Jingyu, WANG Xinyan, YUE Huanjing, et al. Underwater image enhancement based on structure-texture decomposition [C]//*2017 IEEE International Conference on Image Processing*. Beijing, China. IEEE, 2017: 1207-1211.
- [22] 周敬. 水声图像去噪方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- ZHOU Jing. Research on denoising method of underwater acoustic image [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019. (in Chinese)
- [23] JIA Yunpeng, YE Xiufen, GUO Shuxiang, et al. A piecewise nonlinear enhancement method of side scan sonar images [C]//*OCEANS 2019-Marseille*. Marseille, France. IEEE, 2019: 1-6.
- [24] ANCUTI C O, ANCUTI C, DE VLEESCHOUWER C, et al. Color balance and fusion for underwater image enhancement [J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2018, 27(1): 379-393.
- [25] BABU V M M, SANTHA T. Efficient brightness adaptive deep-sea image stitching using biorthogonal multi-wavelet transform and harris algorithm [C]//*2017 International Conference on Intelligent Computing and Control*. Coimbatore, India. IEEE, 2017: 1-5.
- [26] SHENG Mingwei, TANG Songqi, CUI Zhuang, et al. A joint framework for underwater sequence images stitching based on deep neural network convolutional neural network [J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2020, 17(2): 172988142091506.
- [27] 李鹏. 侧扫声呐图像特征匹配方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2016.
- LI Peng. Research on image matching method for the side-scan sonar image [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2016. (in Chinese)
- [28] 孙杨, 陈哲, 王慧斌, 等. 融合区域和边缘特征的水平集水下图像分割 [J]. *中国图象图形学报*, 2020, 25(4): 824-835.
- SUN Yang, CHEN Zhe, WANG Huibin, et al. Level set method combining region and edge features for segmenting underwater images [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2020, 25(4): 824-835. (in Chinese)
- [29] 颜明重, 黄冰逸, 朱大奇. 基于灰度波动的水下图像分割 [J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2020, 41(9): 1268-1273.
- YAN Mingzhong, HUANG Bingyi, ZHU Daqi. Underwater image segmentation based on grayscale wave [J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2020, 41(9): 1268-1273. (in Chinese)
- [30] YAN Zheping, ZHANG Jinzhong, TANG Jialing. Sine cosine algorithm for underwater multilevel thresholding image segmentation [C]//*Global Oceans 2020: Singapore-U.S. Gulf Coast*. Biloxi, MS, USA. IEEE, 2020: 1-7.
- [31] YU Fei, ZHU Yuemei, WANG Qi, et al. Segmentation of side scan sonar images on AUV [C]//*2019 IEEE Underwater Technology*. Kaohsiung, Taiwan, China. IEEE, 2019: 1-4.
- [32] ABU A, DIAMANT R. Unsupervised local spatial mixture segmentation of underwater objects in sonar images [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2019, 44(4): 1179-1197.
- [33] 吴迪, 袁飞, 程恩. 水下图像仅可察觉差异预测模型 [J]. *厦门大学学报(自然科学版)*, 2021, 60(1): 91-96.
- WU Di, YUAN Fei, CHENG En. Just noticeable difference prediction model for underwater image [J]. *Journal of Xiamen University (Natural Science)*, 2021, 60(1): 91-96. (in Chinese)
- [34] CHEN Weiling, YUAN Fei, CHENG En, et al. Subjective and objective quality evaluation of sonar images for underwater acoustic transmission [C]//*2017 IEEE International Conference on Image Processing*. Beijing, China. IEEE, 2017: 176-180.
- [35] CHEN Weiling, GU Ke, LIN Weisi, et al. Statistical and structural information backed full-reference quality measure of compressed sonar images [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2020, 30(2): 334-348.
- [36] ZHANG Huiqing, LI Donghao, LI Shuo, et al. Using multiscale structural fusion for sonar image quality evaluation [C]//*2020 5th International Conference on Mechan-*

- cal, Control and Computer Engineering. Harbin, China. IEEE, 2020: 2331-2335.
- [37] YANG Miao, SOWMYA A. An underwater color image quality evaluation metric [J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [38] PANETTA K, GAO Chen, AGAIAN S. Human-visual-system-inspired underwater image quality measures [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2016, 41(3): 541-551.
- [39] RAO S P, RAJENDRAN R, PANETTA K, et al. Combined transform and spatial domain based “no reference” measure for underwater images [C]//2017 IEEE International Symposium on Technologies for Homeland Security. Waltham, MA, USA. IEEE, 2017: 1-7.
- [40] 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.
GUO Jichang, LI Chongyi, ZHANG Yan, et al. Quality assessment method for underwater images [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(1): 1-8. (in Chinese)
- [41] CHEN Weiling, GU Ke, LIN Weisi, et al. Reference-free quality assessment of sonar images via contour degradation measurement [J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2019, 28(11): 5336-5351.
- [42] CHEN Weiling, GU Ke, MIN Xiongkuo, et al. Partial-reference sonar image quality assessment for underwater transmission [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 54(6): 2776-2787.
- [43] ZHENG Yannan, CHEN Weiling, ZHAO Tiesong, et al. Semi-reference utility quality assessment of sonar images [C]//Global Oceans 2020: Singapore-U.S. Gulf Coast. Biloxi, MS, USA. IEEE, 2020: 1-4.
- [44] CHEN Weiling, GU Ke, ZHAO Tiesong, et al. Semi-reference sonar image quality assessment based on task and visual perception [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2021, 23: 1008-1020.
- [45] CHUANG Mengche, HWANG J N, WILLIAMS K. A feature learning and object recognition framework for underwater fish images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2016, 25(4): 1862-1872.
- [46] CAI Lei, CHEN Chuang, CHAI Haojie. Underwater distortion target recognition network (UDTRNet) via enhanced image features [J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021, 2021: 4193625.
- [47] 吴迪. 稀疏表示理论研究及其在水下视觉导航数据中的应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2016.
WU Di. Research on sparse representation and its application in underwater vision navigation data [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2016. (in Chinese)
- [48] HUO Guanying, WU Ziyin, LI Jiabiao. Underwater object classification in sidescan sonar images using deep transfer learning and semisynthetic training data [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 47407-47418.
- [49] 焦佳. 基于深度学习的水下声纳图像分类方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018.
JIAO Jia. Research on underwater sonar image classification method based on deep learning [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018. (in Chinese)
- [50] SUNG M, YU S C, GIRDHAR Y. Vision based real-time fish detection using convolutional neural network [C]//OCEANS 2017-Aberdeen. Aberdeen, UK. IEEE, 2017: 1-6.
- [51] 陈禹蒲, 马晓川, 李璇. 基于YOLOv3锚框优化的侧扫声纳图像目标检测 [J]. *信号处理*, 2022, 38(11): 2359-2371.
CHEN Yupu, MA Xiaochuan, LI Xuan. Target detection in side scan sonar images based on YOLOv3 anchor boxes optimization [J]. *Journal of Signal Processing*, 2022, 38(11): 2359-2371. (in Chinese)
- [52] JIANG Lihao, WANG Yi, JIA Qi, et al. Underwater species detection using channel sharpening attention [C]//Proceedings of the 29th ACM International Conference on Multimedia. New York, NY, USA. ACM, 2021: 4259-4267.
- [53] ZHAO Zhenxi, LIU Yang, SUN Xudong, et al. Compositing FishNet: Fish detection and species recognition from low-quality underwater videos [J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2021, 30: 4719-4734.
- [54] JIANG Longyu, CAI Tao, MA Qixiang, et al. Active object detection in sonar images [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 102540-102553.
- [55] ROUT D K, SUBUDHI B N, VEERAKUMAR T, et al. Walsh-hadamard-kernel-based features in particle filter framework for underwater object tracking [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(9): 5712-5722.
- [56] GUPTA S, MUKHERJEE P, CHAUDHURY S, et al. DFTNet: Deep fish tracker with attention mechanism in unconstrained marine environments [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 1-13.

- [57] 刘立昕. 成像声纳目标检测与跟踪技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2015.

LIU Lixin. Research on target detection and tracking technology using imaging sonar [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2015. (in Chinese)

- [58] 石洋, 胡长青, 崔杰. 免疫粒子滤波在声呐图像目标跟踪中的应用[J]. 声学技术, 2019, 38(4): 370-375.

SHI Yang, HU Changqing, CUI Jie. Application of immune particle filter in target tracking with sonar image [J]. Technical Acoustics, 2019, 38(4): 370-375. (in Chinese)

- [59] 姜晓轶, 康林冲, 符昱, 等. 海洋信息技术新进展[J]. 海洋信息, 2020, 35(1): 1-5.

JIANG Xiaoyi, KANG Linchong, FU Yu, et al. On the latest development of marine information technology [J]. Marine Information, 2020, 35(1): 1-5. (in Chinese)

作者简介



陈炜玲 女, 1991年生, 福建福州人。福州大学副教授, 主要研究方向为图像处理与计算机视觉、水声多媒体传输、机器学习。

E-mail: weiling.chen@fzu.edu.cn



邱艳玲 女, 1998年生, 福建南平人。福州大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、计算机视觉。

E-mail: 201120096@fzu.edu.cn



赵铁松 男, 1984年生, 河北衡水人。福州大学教授, 主要研究方向为图像处理与计算机视觉、视觉编码与通信、触感信息处理。

E-mail: t.zhao@fzu.edu.cn



魏宏安 男, 1978年生, 福建宁德人。福州大学正高级实验师, 主要研究方向为智能视频编码与通信、图像处理与计算机视觉、全媒体融合应用。

E-mail: weihongan@fzu.edu.cn



程恩 男, 1965年生, 福建福州人。厦门大学教授, 主要研究方向为水声通信、信号处理、嵌入式系统。

E-mail: chengen@xmu.edu.cn