

# 水下图像增强和修复算法综述\*

魏郭依哲, 陈思遥, 刘玉涛, 李 秀<sup>†</sup>  
(清华大学深圳国际研究生院, 广东 深圳 518055)

**摘要:** 因受到光线散射和吸收、水体杂质、人工光源等因素影响,水下成像质量较低,很难满足生产作业的需求,而水下图像的增强和复原技术有助于提升水下机器视觉的能力。为帮助研究者掌握水下图像处理领域的研究方法和现有技术,对水下图像增强和复原方法进行综述。首先对水下图像存在的主要退化类型进行分析;分别对水下图像增强、复原的经典方法和最新进展进行总结,系统梳理了水下图像质量评测体系和公开数据集;最后对水下图像处理未来的研究趋势进行了展望。

**关键词:** 水下图像增强; 水下图像复原; 深度学习

**中图分类号:** TP391.41

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1001-3695(2021)09-001-2561-09

doi:10.19734/j.issn.1001-3695.2020.11.0545

## Survey of underwater image enhancement and restoration algorithms

Wei Guoyizhe, Chen Siyao, Liu Yutao, Li Xiu<sup>†</sup>

(Tsinghua Shenzhen International Graduate School, Shenzhen Guangdong 518055, China)

**Abstract:** Underwater imaging is affected by light scattering and absorption, water impurities, artificial light source and other factors, which leads to poor imaging quality. The enhancement and restoration of underwater images are of great significance to enhance the machine vision in underwater environment. In order to help researchers quickly grasp the research framework and tools in the field of underwater image processing, this paper reviewed the underwater image enhancement and restoration methods. First, this paper introduced the degradation types of underwater images. Then, it reviewed the classical methods and the latest progress of underwater image enhancement and recovery, and presented a brief overview of underwater image evaluation system and datasets. Finally, it prospected the research direction on underwater image enhancement and restoration.

**Key words:** underwater image enhancement; underwater image restoration; deep learning

## 0 引言

水下图像增强和修复技术在水下作业中具有重要意义。海洋石油钻探、海底隧道、管道搭建、水下考古、生物研究、救生等水下作业任务,需要稳定清晰的水下图像以辅助分析。由于水体对光的散射和吸收,获取高质量的水下图像是一个具有挑战性的任务。目前水下图像可以通过光学相机和激光扫描、距离选通、偏振光等水下技术获得<sup>[1-4]</sup>。但除了光学相机外,其他技术成本高、受环境影响大,不适合移植到轻量级的水下机器人等应用上。因此通过其他手段,在获得图片后增强细节,无疑是更经济、普适的方法。水下特殊的物理和化学特性导致水下图像表现出特有的退化特征。由于红、绿、蓝三种光的衰减率不同,红色光在水下衰减最为严重,图像表现出严重的蓝绿色偏。水中悬浮的微粒吸收光线的能量并改变了光路,这导致了图像的低对比度、模糊和有雾。其中物体的反射光发生前向散射令物体成像模糊,非目标物体的散射光发生后向散射使画面蒙上薄纱<sup>[5]</sup>。水下拍摄时经常会引入人工光源,这些不均匀的光源除了受吸收和散射影响,还会使图像中心出现亮点;此外,水中悬浮颗粒物或气泡造成的“海洋雪”效应也会对成像造成影响<sup>[6]</sup>,使画面出现亮点或虚假的特征。

针对上述水下图像的特点,水下图像增强和修复通常采用基于物理模型和非物理模型两种方式。基于物理模型的方法根据水下图像退化原理建立模型,由数学过程反推退化前的原

始图像,如基于 Jaff-McGlamery 水下成像模型<sup>[7,8]</sup>的自调整水下图像恢复<sup>[9]</sup>,这类方法受场景参数假设限制,对图像恢复的程度十分有限。非物理模型的方法移植于传统图像处理方法,根据水下图像的特点在像素层级对图像做对比度、颜色、清晰度修正<sup>[10]</sup>,由于未考虑成像特点和图像内容,增强过程可能会丢失信息并引入伪影。另外,这两种方法使用的数据量不大,泛化能力难以保证,也难以移植于水下视频增强等领域。

深度学习(deep learning)是机器学习(machine learning)领域的技术,早在20世纪40年代就被首次提及,具有丰富的研究历史。深度学习使用多层网络模拟人脑神经元的分析过程,对数据进行结构化表示。近几十年来,深度学习在计算机视觉、语音识别、智能推荐等应用领域取得了巨大的成功,尤其是在计算机视觉领域,深度学习彻底改变了图像处理的思路,将图像数据送入网络提取特征,通过损失函数度量结果,优化函数更新网络参数。大量的数据使深度学习算法克服了传统方法的障碍,获得了优质的增强结果,在去模糊、去雨、去雾、去噪、去叠、暗光增强、风格迁移等任务中都有不错的表现。2017年,Perez等人<sup>[11]</sup>提出了一种基于卷积神经网络(CNN)<sup>[12]</sup>的水下图像增强方法,第一次将深度学习方法应用于水下图像增强领域;此后又涌现出了 UIE-Net、UWCNN、WaterGAN<sup>[13-15]</sup>等网络模型,均表现出良好的泛化性能,证明了深度学习移植水下图像增强领域具有广阔的发展潜力。

如何评估增强和修复方法的性能也是水下图像领域的重要课题。由上文介绍可知,水下图像的退化包含了色偏、模糊、

**收稿日期:** 2020-11-29; **修回日期:** 2021-02-18 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(41876098);中国博士后科学基金资助项目(2019M650686);国家重点研发计划资助项目(2020AAA0108303);深圳市科创委资助项目(JCY20200109143041798)

**作者简介:** 魏郭依哲(1995-),女,湖北天门人,硕士研究生,主要研究方向为图像增强、联邦学习;陈思遥(1998-),女,湖北咸宁人,硕士研究生,主要研究方向为图像质量评价、超分辨率重建;刘玉涛(1989-),男,山东临沂人,博士研究生,主要研究方向为图像处理、图像质量评价、深度学习;李秀(1971-),女(通信作者),辽宁锦州人,教授,主要研究方向为图像处理、计算机视觉、深度学习(li.xiu@sz.tsinghua.edu.cn)。

有雾、能见度低等众多问题,普通图像质量评价指标如 MSE、PSNR、SSIM 等<sup>[16,17]</sup>不足以评价水下图像是否得到正确的矫正。由于缺乏统一的评判标准,不同的增强算法无法客观地进行性能对比,极大限制了水下图像增强研究的发展。另外,深度学习方法需要大量的训练数据,因此专门的水下图像数据集也不可或缺。本文针对水下图像增强、复原、评测体系展开系统综述,帮助研究者理清领域的发展趋势。

## 1 水下图像退化类型

根据水下成像的经典 Jaffe-McGlamey 简化模型<sup>[7,8]</sup>,目标在镜头前的最终成像  $I_c(x)$  是由直接分量、前向散射分量、后向散射分量之和叠加而成,如式(1)所示。

$$I_c(x) = t_c(x)J_c(x) + A_c(1 - t_c(x)) \quad (1)$$

其中: $J_c(x)$  为无失真的图像; $c = \{R, G, B\}$  为图像的红、绿、蓝三个通道; $t_c(x)$  为光在通道  $c$  的透射率,表示光在介质中的吸收和反射; $A_c$  为环境光强度; $t_c(x)J_c(x)$  为光在水中传播的直接分量; $A_c(1 - t_c(x))$  为后向散射分量。由于前向散射分量对图像退化的影响较小,可忽略不计。其中, $t_c(x)$  可由式(2)计算。

$$t_c(x) = e^{-p_\lambda d(x)} \quad (2)$$

其中: $d(x)$  为目标与成像点的距离; $p_\lambda$  为水下环境吸收系数和散射系数之和,随光的波长  $\lambda$  变化。

a) 模糊。水介质吸收直接分量并发生散射,与环境光的吸收和散射过程叠加后导致图像细节丢失、对比度和亮度降低,如图 1 所示。



图 1 模糊的水下图像

Fig. 1 Blurred underwater image

b) 色偏。由于  $t_c$  与波长  $\lambda$  相关,不同波长的光在水下的吸收和散射系数不同,其中红光波长最长,衰减程度最大;蓝光波长较短,衰减程度较小。水介质对不同色光的不均匀衰减导致水下图像表现出强烈的色偏特征,呈现青绿色或蓝色,如图 2 所示(见电子版)。

c) 亮度不均。随着水下深度的增加,自然光强度大幅衰减,很难将目标物体均匀照亮。深水拍摄时多使用人工光源辅助成像,然而这些人工光源具有不均匀性,使图像的亮度分布严重不均,如图 3 所示。



(a) 偏黄 (b) 偏绿

图 2 水下图像的色偏  
Fig. 2 Color deviation of underwater images

图 3 非均匀光照下的水下图像  
Fig. 3 Underwater images under non-uniform illumination

## 2 水下图像增强和复原方法

水下图像增强更偏重恢复人眼视觉上的质量,主要从对比度、清晰度、色彩方面去改善图像,被称做非物理模型方法。水下图像复原是从物理过程推导整个退化模型,将图像恢复到退化前的质量,称做物理模型方法。非物理模型方法由于未考虑退化过程,对像素进行处理时可能会破坏结构或产生伪影。深度学习方法是近年来发展快速的方法,在水下图像增强上取得了不错的效果。物理模型方法需要假设图像的先验条件,模型往往不够准确,且推导复杂模型的耗费较高,尤其对存在人工光源的图像效果欠佳。近年来物理模型和非物理模型的复合方法取得了不错的效果。水下图像增强和复原算法的分类如图 4 所示。

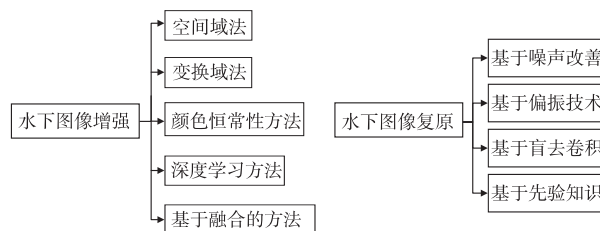


图 4 水下图像增强和复原算法分类

Fig. 4 Classification of algorithms for underwater image enhancement and restoration

### 2.1 水下图像增强方法

#### 2.1.1 空间域法

空间域法是在图像空间以像素为单位做增强处理,主要包括灰度变换和空间域滤波。灰度变换(又称对比度拉伸)根据某像素点和目标任务的对应关系(即灰度变换函数)逐点改变图像中每一点的灰度值。2007 年 Iqbal 等人<sup>[18]</sup>提出了一种滑动拉伸方法,在  $R, G, B$  三个通道使用线性缩放函数拉伸对比度,然后将图像转换为 HIS 模型,拉伸图像的饱和度和亮度。

直方图均衡化(histogram equalization, HE)通过对图像的灰度分布重新计算,将直方图全局均匀拉伸,改善了图像对比度<sup>[19]</sup>;然而 HE 增加了图像灰度分布的稀疏性,可能损失图像的部分细节信息。自适应直方图均衡化(adaptive histogram equalization, AHE)<sup>[20]</sup>通过多次重新分布图像的局部灰度改善了图像的局部对比度并增强边缘细节,但也存在放大噪声的问题。在 AHE 的基础上,对比度限制自适应直方图均衡化(contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE)<sup>[21]</sup>对图像局部对比度施加约束,避免在增强图像对比度的过程中过度放大图像噪声。Hitam 等人<sup>[22]</sup>提出了用于水下图像的增强综合 CLANE 颜色模型,将 CLAHE 方法分别应用在 RGB 和 HSV 颜色模型上,再使用欧几里德范数融合结果。这种方法提升了水下图像对比度,抑制了噪声和伪影。黄冬梅等人<sup>[23]</sup>在 RGB 和 CIE-Lab 颜色模型上进行自适应拉伸,根据水下图像退化特点动态定义拉伸区间,获得了清晰的水下图像,但该方法对亮度较低的图像效果欠佳。

#### 2.1.2 变换域法

变换域法通过傅里叶变换、小波变换、主成分变换、颜色空间变换等方法将图像转换到对应域进行处理。二维傅里叶变换将图像变换到频域<sup>[24]</sup>,根据像素的变化率处理图像。水下图像的模糊表现为边缘区像素值变化的幅度相差较小,刚好对应频域分量。分段提升频域边缘区域高频分量和低频分量的差异来提升高频分量、抑制低频分量,可以有效改善水下图像的模糊<sup>[25]</sup>。2005 年,Arnold-Bos 等人<sup>[26]</sup>使用各向异性滤波和小波去噪改善水下图像的边缘检测。Bazeille 等人<sup>[27]</sup>在 2006 年提出了一种无参数的水下图像预处理框架,该方法包括一系列独立的滤波步骤:a)将图像在傅里叶变换后进行光谱分析,通过去除峰值消除波纹效应;b)将图像变换为 YCbCr 颜色空间,通过同态滤波矫正非均匀照明、小波去噪抑制噪声、各向异性滤波增强边缘。这种方法在一定程度上抑制了噪声扰动,但滤波器间的冲突会带来新的问题,如增强对比度时放大了噪声等。2012 年 Ancuti 等人<sup>[28]</sup>提出的多重权重融合方法很好地解决了这个问题。陈从平等人<sup>[29]</sup>提出一种改进的 Butterworth 同态滤波器,通过在滤波函数中加入相角的复函数放大了图像前景的高频部分,该方法有效提升了水下图像的对比度。Petit 等人<sup>[30]</sup>在 2009 年提出了一种基于四元数的水下图像颜色修正方法,使用四元数压缩和变换图像色彩空间,使用主成分分析法计算物理衰减系数,将红、绿、蓝三个通道的波长衰减系数反演。该方法消除了图像的蓝色色偏,提升了对比度,但也使图像的饱和度下降。杨森等人<sup>[31]</sup>在四元数关联投影前增加模糊形态筛操作,将图像高亮的区域融入背景且不改变目标的轮



廓,有效消除了非均匀光照的影响。2020年,Iqbal等人<sup>[32]</sup>将水下图像经过拉普拉斯分解,产生低频段和高频段,对低频段做去雾、归一化和白平衡,在高频波段放大以保持边缘,最后将两个频率图像相加得到增强图像。

### 2.1.3 颜色恒常性方法

人类视觉会对被光照影响的物体颜色进行矫正,这种倾向被称为颜色恒常性理论。白平衡的目的是将图像色调还原回标准光下的视觉效果<sup>[33]</sup>,可分为基于假设的算法和基于关联的算法<sup>[34]</sup>,基于假设的算法有灰度世界<sup>[35]</sup>、最大RGB<sup>[36]</sup>、Retinex理论<sup>[37]</sup>、基于相关性的算法有色域映射<sup>[38]</sup>等。

灰度世界算法是一种基于灰度世界理论的简单高效的颜色平衡方法,灰度世界理论假设场景中的平均反射率无色,将每个通道的平均值近似为光源颜色分布。由于水下图像的红色通道平均值较小,灰度世界算法在去除蓝绿色偏时会产生严重的红色伪影<sup>[39]</sup>。最大RGB算法将每个颜色通道的最大响应近似为光源颜色,由于水下图像的光照不均匀,这种方法往往无法对光源颜色作正确估计。Finlayson等人<sup>[40]</sup>认为灰度世界和最大RGB理论是Minkowski范数应用于自然像素的两个实例,分别对应 $p=1$ 和 $p=\infty$ ,并将其扩展到任意 $p$ 值( $p=6$ 时得到最佳结果)。文献<sup>[41]</sup>的灰度假设进一步拓展了Minkowski范数框架,对图像通道的导数结构应用Minkowski范数计算光源颜色。这些传统方法在消除水下图片的色偏时多表现不佳,也不适用于光照较暗的恶劣情况。

Retinex<sup>[37]</sup>是一种解释人类感知的彩色视觉模型,基于颜色恒常性,它认为色觉与人类视觉细胞接受的亮度值无关,而与综合反射率有关(综合反射率是相同光源下的物体与白色物体在每个波段的照度比值)<sup>[42]</sup>。2008年,Joshi等人<sup>[43]</sup>使用Retinex理论一定程度上改善了水下图像的视觉效果,但增强效果有限。Fu等人<sup>[44]</sup>将水下图像从RGB颜色空间转换到LAB颜色空间,在L分量应用Retinex分解图像的反射和光照分量,需要迭代4~6次。这种方法取得了不错的视觉效果和色偏纠正,但计算成本很高。Alex等人<sup>[45]</sup>将图像转换到YCbCr颜色空间,在Y和Cr通道应用Retinex分解并使用高斯环绕函数做卷积处理,取得了不错的增强效果。刘柯等人<sup>[46]</sup>将多尺度Retinex颜色恢复(MSRCR)和引导滤波方法相结合,在增强对比度的同时保护了图像的边缘、纹理等细节信息。

色域映射可分为局部映射<sup>[47]</sup>和全局映射<sup>[48]</sup>,局部映射指定某些颜色间的映射关系,缺乏对图像整体信息的关注,生成效果很不自然;全局映射参考图像的全局信息,如平均值和标准偏差,但在色偏严重的水下场景中作用不大。2001年,Reinhard等人<sup>[49]</sup>第一次将色域映射应用于水下图像增强,将图像在LAB空间的全局颜色分布平均值和标准差进行匹配。Pitié等人<sup>[50]</sup>利用三维旋转矩阵,使源图像在RGB空间的每一轴边际线与目标图像匹配。Xiao等人<sup>[51]</sup>对源图像和目标图像的色域利用线性变换(平移、缩放、旋转)进行对齐,后续又对图像的直方图做映射<sup>[52]</sup>并保持源图像梯度。Nguyen等人<sup>[53]</sup>对图像进行梯度不变的颜色直方图匹配,将源图像约束在目标图像的色域内。

### 2.1.4 深度学习方法

深度学习是一种数据驱动方法,可以在没有强假设和先验条件的情况下学习数据的分布特征。近年来深度学习方法在视觉领域中取得了不错的效果,多数方法将神经网络作为退化图像到恢复结果的映射<sup>[11]</sup>。但这些图像增强方法难以迁移到水下图像领域,受地理原因限制,水下图像几乎没有成对的退化和无损图像,现有数据集很难满足多数深度学习增强算法的需求。

2017年开始,研究人员开始将目光投向卷积神经网络(CNN)<sup>[12]</sup>,利用CNN强大的端到端建模能力解决水下图像退化问题。Perez等人<sup>[11]</sup>首次提出基于CNN的水下图像增强方法,该方法利用成对的退化和恢复的水下图像,在模糊图像和相应的清晰图像之间训练端到端的变换模型。同年,Wang等

人<sup>[13]</sup>提出了UIE-Net,它有两个网络分支,颜色校正网络输出各通道颜色吸收系数,去雾网络输出光衰减投射图,并采用像素扰动策略加快了模型收敛速度。

Anwar等人<sup>[14]</sup>构建了UWCNN模型,其学习水下图像与增强图像的区别,通过联合优化MSE和SSIM损耗,在保留原始结构和纹理的同时重建出清晰的水下图像;然而,网络训练使用的数据由物理成像模型合成,场景与真实水下场景存在较大差异。2019年,Li等人<sup>[54]</sup>构建了一个具有950幅水下图像的增强基准数据集(UEBD),在此基础上训练了基于CNN的Water-Net模型,取得了良好的泛化效果,但仍然无法解决水下图像的后向散射问题。2020年,Li等人<sup>[55]</sup>将UWCNN的网络结构轻量化,使模型易于推广到水下视频增强领域。Liu等人<sup>[56]</sup>将网络模型与大气散射模型结合,提出一种比现有网络轻六倍的轻量级端到端CNN模型(VLW-Net),算法在网络大小、PSNR、SSIM和主观图像质量等方面都有较好的评价。Fu等人<sup>[57]</sup>提出一种残差双层注意网络RTFAN,嵌入非局部注意机制和通道注意机制增强特征,在消除色偏和噪声的基础上提升了输出图像的视觉效果。Fu等人<sup>[58]</sup>提出一种双分支的全局-局部网络,分别补偿全局颜色损失和局部对比度损失,并对网络输出的图像做压缩直方图均衡,这种方法的网络结构轻量且不会引入过度的伪影。整体上,基于CNN的水下图像增强方法都朝着轻量、高效的方向发展。值得一提的是,Cao等人<sup>[59]</sup>受全卷积网络的启发,针对水下图像的不均匀光照提出了NUICNet,它直接从原始图像中分离出光照层和理想图像,取得了良好的视觉效果。这是深度学习方法对于水下非均匀光照的第一次尝试。

随着CNN方法在水下图像领域的深入,数据匮乏问题渐渐引起人们重视。生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)<sup>[60]</sup>在图像域变换的进展带给学者启发,将水下图像增强任务转变为水下域和增强域的变换。2017年,Li等人<sup>[15]</sup>提出了WaterGAN,由自然图像和深度图像通过生成器合成水下图像,将真实水下图像和生成图像通过判别器循环得到成对的水下图像和真实图像后,使用成对图像通过SegNet学习水下图像恢复任务。WaterGAN合成的水下图像模拟的环境较单一,不能覆盖非均匀光照、浑浊水体等退化问题。

CycleGAN<sup>[61]</sup>可以在缺少成对数据时完成域转换。借鉴CycleGAN和WGAN<sup>[62]</sup>的思想,2018年,Fabrizi等人<sup>[63]</sup>提出了UGAN,利用CycleGAN生成退化水下图像数据,将成对数据通过UGAN提升图像质量;Yu等人<sup>[64]</sup>则使用物理模型生成退化图像,将带有惩罚项的WGAN作为网络主干,并使用结构化损失保持图像细节信息。这两种方法的区别仅是数据产生方式不同。Li等人<sup>[65]</sup>提出基于CycleGAN启发的弱监督颜色迁移模型,使用结构损失代替修复图像至失真图像循环的对抗损失,保证在图像内容不变的情况下实现颜色校正,但这种方法容易产生奇异的纹理。李庆忠等人<sup>[66]</sup>则在CycleGAN的损失函数中添加图像强边缘结构相似度损失,在保留图像纹理和细节的同时修正了色偏和对比度缺失。2019年,Uplavikar等人<sup>[67]</sup>提出了一种基于域对抗学习的水下图像增强方法,与传统的对抗生成目标不同,这种方法期望鉴别器的预测尽可能不确定,使生成的清晰图像丢弃水类型特征(如不同水域、投射度等)而只保留图像主体内容。这种方法解决了不同类型的水对增强结果的影响,但对训练集的依赖度较高。

2020年,Zong等人<sup>[68]</sup>在CycleGAN的基础上,将局部判别器和全局判别器结合增强了网络的鲁棒性和适应性。为提升算法对水下环境的适应性,Wang等人<sup>[69]</sup>提出一种基于CA-GAN的增强算法,首先根据物理模型合成具有不同衰减系数和深度的水下退化图像,然后利用CA-GAN创建多对一的映射函数,同时还引入了注意力机制提升图像的视觉效果。针对水下图像颜色退化,Li等人<sup>[70]</sup>合成了不同水类型颜色退化数据

集,在此基础上训练出 Cast-GAN,实现了水下图像的白平衡。

总体上,水下图像增强的最新趋势还是深度学习方法或其他方法和深度学习方法的联合。为解决水下视频实时增强,适应差异性大的水下环境,网络结构也朝着轻量级、多尺度的方向发展。

### 2.1.5 基于融合的方法

基于融合的方法是将两幅或多幅相关图像融合成一幅图像,得到的图像具有最大信息量,且不产生原图像中不存在的细节(如噪声、伪影等)。图像融合算法将多种算法的优势结合在一起,可按融合层次分为像素级、特征级和决策级三个类别<sup>[71]</sup>。

2012年,Ancuti等人<sup>[28]</sup>提出了一种用于水下图像和视频增强的单幅图像融合方法:a)对原图分别使用灰色世界理论和双边滤波方法得到修正色偏和去噪后的版本,作为融合的两个输入分量;b)从原图像中获得高斯对比度、局部对比度、显著性和感知度四个融合权重图;c)对输入分量应用拉普拉斯算子分解,对融合权重图计算高斯金字塔,在每一层将二者混合得到新的融合金字塔,还原得到增强对比度和细节信息的输出图像。2017年,Ancuti等人<sup>[72]</sup>又对原框架进行了拓展,对水下图像的红色通道进行补偿,在色偏严重的水下图像上取得了较好的增强效果,但该方法的融合加权系数很难确定,且融合图像存在局部过增强或增强不足。2017年,Lu等人<sup>[73]</sup>将去杂波<sup>[74]</sup>和超分辨<sup>[75]</sup>后的去杂波图像进行凸融合,明显改善了水下图像的边缘信息。2018年,Pan等人<sup>[76]</sup>通过训练卷积神经网络和白平衡获得去雾图像和色彩矫正图像,采用拉普拉斯金字塔融合策略对二者融合,最后使用混合小波和方向滤波器组对融合图像进行去噪和边缘增强。这种多阶段耦合方法往往顾此失彼,带来新的问题。2020年,Sethi等人<sup>[77]</sup>进行了融合物理模型与非物理模型的尝试,将水下图像分别经直方图均衡化和暗通道先验去雾后,通过拉普拉斯金字塔融合取得了不错的增强效果。Liu等人<sup>[78]</sup>基于CGAN提出一种深度多尺度融合网络,在每个尺度上融合全局特征与局部特征,减少了不必要的伪影。2021年,颜阳等人<sup>[79]</sup>提出一种自适应融合策略,将待图像做三级小波分解,对高频分量使用基于 $L_2$ 范数的自适应融合策略。该方法能自适应修正不同类型水下图像的色偏和模糊,但对亮度低的水下图像效果欠佳。

## 2.2 水下图像复原方法

### 2.2.1 水下成像物理模型的建立

在水下成像任务中,光的散射和衰减是影响成像质量的两大主要因素。散射是指从直线传播路径上发生的偏转。在水下环境中,偏转发生的原因是由于大小与传播光的波长相当的颗粒,即所谓衍射,或者是由于折射率与水的折射率不同的颗粒物质,即所谓折射。衰减是光在介质中传播时的功率损失。散射造成信号的失真,衰减则影响信噪比。水下图像的退化模型如下:

$$g(x,y) = f(x,y) \otimes h(x,y) + n(x,y) \quad (3)$$

其中: $g(x,y)$ 为水下图像; $f(x,y)$ 为原始信号; $n(x,y)$ 为噪声偏移; $\otimes$ 为二维卷积操作; $h(x,y)$ 为成像系统对光学信号的响应函数,又被称为点扩散函数(point spread function,PSF)。原始信号 $f(x,y)$ 经过水下成像系统的卷积和噪声偏移产生图像。

1975年,文献[80]提出了空域模型经过傅里叶变换即可得到频域的成像模型,其中 $h(x,y)$ 经过傅里叶变换得到传递函数 $H(x,y)$ 。这就是水下成像的调制传递函数(modulation transfer function),它是点扩散函数在频域的等效形式。考虑到完整的成像系统包括信号产生到人眼或其他接收器的完整路径, $H(x,y)$ 将用来代表完整系统的传递函数,并可以拆解为光学成像系统传递函数 $H_{\text{system}}(u,v)$ 与中间传递函数 $H_{\text{medium}}(u,v)$ 的直接乘积,如式(4)所示。

$$H(u,v) = H_{\text{medium}}(u,v) H_{\text{system}}(u,v) \quad (4)$$

光学成像系统的传递函数一般认为仅与设备本身有关,可预知且不因成像条件而改变;介质传递函数则主要代表水下成

像条件,受到光照、水质、温度、盐分等因素的影响。将这两部分拆开对于研究水下成像物理模型有相当重要的意义。理论上,如果能估算水域中点扩散函数的模型,就可以通过反卷积等逆运算方法从失真的水下图像中恢复原始信号,其准确程度对于图像的复原至关重要。

研究人员根据水下图像的成像特点,在不同的水域进行测试与实验,提出了各种水下成像的点扩散模型及其变体。Wells<sup>[81]</sup>提出了在小角度散射的近似条件下,通过计算体积散射函数得到PSF的方法,但这种模型的局限性在于仅在衰减长度较小时适用。1978年,Mertens等人<sup>[82]</sup>介绍了一种基于PSF和MIF的复原方法,并提供了对清澈的沿海水面上九个衰减长度以下距离的测量结果,界定了水下点扩散函数,论证了传播函数与距离之间的相关性,进一步加强了PSF和MIF方法在水下图像复原工作中的可行性。水下成像的另一重要模型是Jaffe-McGlamery模型,McGlamery<sup>[7]</sup>于1979年阐述了这一模型的理论基础;基于合理的一般假设,1990年Jaffe<sup>[8]</sup>将这一成像理论延伸应用于水下成像系统的设计。Jaffe-McGlamery模型认为成像照度 $E_r$ 由三个部分线性叠加组成:

$$E_r = E_b + E_d + E_f \quad (5)$$

其中: $E_b$ 为后向散射(backscatter)信号; $E_d$ 为直接反射信号; $E_f$ 为前向反射信号。2006年,Trucco等人<sup>[9]</sup>提出了简化后的Jaffe-McGlamery水下成像模型,假设光照均匀(浅水区阳光直射),并且忽略后向散射部分,并基于简化后的成像模型设计了简单的自适应反滤波器,用于特定水下环境的图像复原。此外,许多水下图像复原方法都基于简化过的Jaffe-McGlamery模型。

### 2.2.2 基于噪声改善的水下图像复原方法

水下成像环境中,光的吸收和衰减所带来的信噪比降低,即噪声问题是影响水下成像质量的重要因素,也为水下图像的复原带来了困难。2001年,Liu等人<sup>[83]</sup>提出了基于图像传播理论的海水环境中PSF和MIF的测量方法,并提出了结合维纳滤波器(Wiener filter,WF)去噪的水下图像复原算法。2007年,Hou等人<sup>[84]</sup>提出对图像进行小波分解,通过图像高频分量的功率与图像总功率的比值加权来约束锐度度量,从而进行衰减补偿和去噪,随后比较了基于Wells小角度近似PSF模型与使用测量散射特性的蒙特卡罗PSF模型;此外,作者还提出了一套如图5所示的自动化的水下图像复原框架。

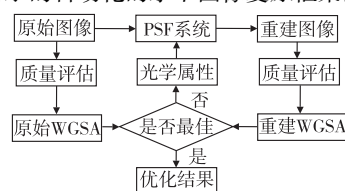


图5 自动化的水下图像复原框架

Fig. 5 Automated framework for underwater image recovery

### 2.2.3 基于偏振技术的水下图像复原方法

许多海洋生物利用光的偏振来增强视觉,受到这种现象的启发,研究者考虑使用偏振技术保留图像中更多信息,提出结合偏振技术的水下成像系统在不同偏振状态下拍摄多张图像,可用于对水下图像的有效复原。2005年,Schechner等人<sup>[85]</sup>设计了一套偏振成像系统,在偏振滤镜的不同状态下拍摄自然光照条件下的原始图像,它们彼此之间有轻微的成像差异,而这些差异作为算法的初始线索,用以水下图像的复原,实验证明,基于偏振信息的算法可以提高水下能见度两倍以上。2006年,Hou等人<sup>[86]</sup>测试了信号源到接收器之间的偏振影响,证明了偏振匹配确实有助于水下成像的调制传递函数的标定,并提出这一方法可以应用于海水性质的测定。2009年,Treibitz等人<sup>[87]</sup>认为在水下图像拍摄中人造光源存在强烈的后向散射,考虑到物体反射和后向散射的部分偏振,且综合了此前利用偏



振的图像复原技术,在宽场照明条件下进行拍摄与实验,取得了显著的复原效果。总体而言,偏振提供的3D环境信息有助于水下成像模型的推算,提高了水下图像复原的效果,但依赖于特定的硬件设备,不利于普遍推广。2018年,韩平丽等人<sup>[88]</sup>提出了一种基于图像分层和小波变换的水下偏振成像方法,小波变换的多尺度特性可以对图像的基础层与细节层分别处理,联合双边滤波抑制噪声,重建图像的对比度和信噪比。2020年,谢抢来等人<sup>[89]</sup>提出了基于偏振成像的水下退化图像复原方法,首先通过高斯核滤波抑制噪声,然后根据去噪结果估算水体透射率和背景光,实现退化图像的重建。封斐等人<sup>[90]</sup>则改进了Schechner模型,在后向散射光的全局估计中考虑了目标反射光的偏振度。

#### 2.2.4 基于盲去卷积的水下图像复原方法

上述方法主要基于物理模型的测量,旨在通过各种测定方法对点扩散函数PSF进行数学建模,用模型还原水下图像的退化过程。盲去卷积法(blind deconvolution)是指在原始图像和退化函数 $h(x,y)$ 都未知的情况下对模糊图像进行复原,广泛应用于图像的去噪和增强。常用的盲去卷积包括理查德森-露西算法(Richardson-Lucy algorithm, RLA)<sup>[91,92]</sup>、最小平方算法(least-squares algorithm, LSA)<sup>[93]</sup>、图像空间重建算法(image space reconstruction algorithm, ISRA)<sup>[94]</sup>和乘法迭代算法(multiply iterative algorithm, MIA)<sup>[95]</sup>。盲去卷积算法通常需要对退化模型作出一定假设,例如,RLA是一种基于条件概率及贝叶斯公式的非线性迭代算法,它为了解决泊松噪声而设计;最小平方算法则假定噪声为方差恒定的高斯噪声,其恢复效果不同程度地受到失真图像类型的影响。

水下图像的退化情况复杂,包含多种失真类型,无法被简单地分类为某一类别。2010年,Fan等人<sup>[96]</sup>首先比较了常用的图像复原盲去卷积算法RLA、LSA、ISRA和MIA在水下图像中的应用,得出ISRA对于水下图像复原效果最好、MIA具有最快运算速度的结论;在此基础上,他们进一步提出了基于水下图像退化过程和Wells小角度逼近理论的盲去卷积算法<sup>[97]</sup>。相比指定噪声模型的假设而言,对水的点扩散函数PSF和调制传递函数MTF建模可以更好地对水下图像进行修复或增强。此外,还引入修正的归一化均方误差(NMSE)方法来验证所提出盲解卷积算法的收敛性。

#### 2.2.5 基于先验知识的复原方法

水下成像和陆上自然场景成像相比有着独有的特点,即使不通过实地测量介质属性和掌握拍摄条件的具体信息,单幅图像本身携带的信息也可以提供大量成像模型的线索。近年来,研究者利用水下成像的物理特性和先验知识提出了大量基于先验知识的复原方法。

2009年,He等人<sup>[98]</sup>针对大气中有雾图像的增强任务提出了暗通道先验(dark channel prior, DCP)去雾方法,认为利用暗通道可以估算雾度。场景中离相机较近的点有较短的散射路径,近处的暗场景点会保持黑暗,因为它们会经历较少的散射光增亮,所以DCP可以用来估计背景光(back light, BL)、传播图(transmission map, TM)和场景深度图(depth map, DM)。去雾任务和水下图像任务有相似之处,但暗通道先验复原方法在水下图像表现不佳,这与水下成像中光的吸收和散射有关。考虑到光在水下传播过程中产生指数衰减,水下图像为此产生颜色失真和低对比度。不同波长的光具有不同的衰减率,其中红光对应波长衰减最快,基于RGB模型的DCP常常沦为仅从红通道来估计传输图的模型,导致深度估计错误。

2013年,文献[99,100]分别提出了基于蓝绿通道的DCP方法,后者在2016年又对此工作进行了扩展。2014年,Gald-ran等人<sup>[101]</sup>提出了一种基于R通道先验的颜色恢复方法,恢复与短波长相关的颜色,从而恢复对比度,该方法是大气中有雾图像的暗通道先验方法的变体。2015年,Cheng等人<sup>[102]</sup>基

于简化的Jaffe-McGlamery光学模型,定义并推导了一个利用暗红通道(dark-red channel)先验来估计背景光和透射的方法,并结合物镜距离补偿和低通滤波去模糊,提出了一种行之有效的水下图像复原方法。

2016年,Li等人<sup>[103]</sup>基于最小信息损失原理和水下成像的光学特性提出了一种新的水下图像去雾算法。该算法降低了输出图像的信息损失,考虑了不同颜色光的不同衰减率,并通过推导水下成像的光学特性建立了三种颜色通道的介质传输图关系;此外,基于对室外自然场景图像直方图先验(histogram distribution prior, HDP)提出了一种简单而有效的对比度增强算法。同年,Li等人<sup>[104]</sup>提出了一种首先利用有用的暗道先验来估计水下图像的传输图,然后通过自适应亮度调整的方法对去雾后图像进行增强,以提升图像的亮度和对比度的水下图像质量提升方法。2017年,Peng等人<sup>[105]</sup>指出,基于R通道先验的复原方法不适用于低光照条件下的水下图像,因为无法从通道亮度中读取准确的景深信息,他们提出一种DCP的改进方案,利用图像模糊度和红光吸收差异估算背景光、水下场景深度和传播图以改善低光照条件下的复原效果。主客观的实验方法都表明该方法取得了更好的修复效果。

2018年,胡学龙等人<sup>[106]</sup>提出了一种改进的基于暗通道先验的水下图像复原方法,针对暗通道先验的透射率图像出现明显的边缘模糊问题,采用区域拉普拉斯滤波器对边缘进行锐化,提升了图像的复原效果。Song等人<sup>[107]</sup>提出了一种基于水下光衰减先验(underwater light attenuation prior, ULAP)的水下图像场景深度估计模型,并采用监督学习训练模型系数,得到深度图后,背景光和传输图随之被估计出来作为恢复真实的水底场景照度的参考。Berman等人<sup>[108]</sup>利用蓝红和蓝绿颜色通道的信号衰减比推算水下雾线(underwater haze-line, UWHL),每两个通道的衰减系数之比由Jerlov水型定义。UWHL在水下除雾上表现出了很好的性能,但消耗了太多的计算资源。2019年冯雨等人<sup>[109]</sup>提出了一种基于R通道反转的水下图像复原方法,通过反转图像的R通道来规避水下成像中R通道快速衰减的影响,并通过估计背景光修正各通道透射率。实验结果证明该算法能有效复原出清晰图像,对颜色失真也有补偿作用。

2020年,Liu等人<sup>[110]</sup>提出了基于四分树迭代算法的背景光估计方法和基于色彩空间降级先验(color space dimensionality reduction prior, CSDRP)的传输图估计方法。CSDRP将图像从三维RGB色彩空间转换到二维的紫外色彩空间,通过将像素聚类为雾化线,设置无雾化边界,从而计算出传输图,据此提出的水下图像复原方法表现出优异的效果。Zhang等人<sup>[111]</sup>指出基于文献[98]的DCP方法及其变体的水下图像恢复方法直接使用室外雾度的图像成像模型,但忽略了水下成像的光照条件和光学特性,据此提出了一种基于新的物理模型且多尺度融合多种先验的水下图像复原方法。周丽丽等人<sup>[112]</sup>借鉴文献[108]提出的雾线理论,提出了一种基于雾线暗通道的水下图像复原方法。雾线理论认为雾霾图像是无雾图像颜色簇与大气凸光环的结合,该方法结合暗通道先验原理估算不同雾线的透射率,并结合了其他细节增强手段以取得更好的复原效果。

总体而言,水下图像复原工作的研究起步较早,早期研究聚焦于水下成像系统模型的构建和参数的测量,试图测定退化模型。由于模型与参数受到水体性质和拍摄条件影响较大,模型较为复杂,准确测定难度较大。利用偏振技术的多图像复原虽然效果显著,但依赖于偏振成像系统。盲去卷积的迭代方法可以在退化函数和原始信号下,通过假定退化模型迭代收敛得到模型参数和复原图像。在何恺明提出暗通道先验去雾方法后,研究人员提出了大量DCP变体与其他图像先验的单幅图像复原方法。笔者认为,水下图像复原在未来将进一步探索水下成像的特点,挖掘图像中的原有信息,提升算法的速度和鲁棒性。

### 3 水下图像评测体系

图像质量评价(image quality assessment, IQA)是评价图像视觉质量的计算模型,目前图像质量评价方法分为主观和客观方法<sup>[113]</sup>。主观质量评价(subjective image quality assessment)主要是通过人眼打分实验的方式进行,由观测者对图像质量的主观感受评价图像质量,这种方法可靠性强但实施代价大,难以应用于数据量大的实时系统中,在水下图像处理中可用于建立数据集;客观图像质量评价(objective image quality assessment)可根据有无参考图像分为全参考(full-reference, FR)、部分参考(reduced-reference, RR)和无参考(no-reference, NR)三种方法。由于水下获取的图像往往是没有参考图像的,无参考图像质量评价在水下图像中具有更大的应用前景。

#### 3.1 水下图像的全参考质量评价

FR 对照原始图像的信息计算失真图像的质量分数,一些为自然图像质量评价设计的全参考方法可以应用到水下图像的质量评价<sup>[16]</sup>。常用的 FR 方法有 SSIM、PCQI、MSE、PSNR<sup>[16]</sup>等。

#### 3.2 水下图像的无参考质量评价

NR 仅根据失真图像计算当前图像的质量分数。对于彩色水下图像质量评价,目前最具权威的是 UCIQE (underwater color image quality evaluation)<sup>[114]</sup>和 UIQM (underwater image quality measure)<sup>[115]</sup>,这两种方法被广泛应用于水下修复、增强算法的评价中。一些针对自然图像的 NR 方法也可以应用于水下图像的质量评价,如 AG (average gradient)<sup>[116]</sup>、IE (information entropy)<sup>[117]</sup>、dipIQ (discriminable image pairs inferred quality)<sup>[118]</sup>、NFERM (NR free energy-based robust metric)<sup>[119]</sup>、BRISQUE

(blind referenceless image spatial quality evaluator)<sup>[120,121]</sup>等。

a) UCIQE 是一种基于 CIELab 空间色度、对比度和饱和度测量的评价方法, Panetta 等人通过比较 CIELab 评价指标和主观意见分数(MOS)间的差异选出三个最符合要求的指标,将它们的线性组合作为水下图像质量的评价标准,如式(6)所示。

$$UCIQE = c_1 \times \sigma_c + c_2 \times con_l + c_3 \times \mu_s \quad (6)$$

其中: $\sigma_c$ 为色度标准差; $con_l$ 为亮度对比度; $\mu_s$ 为饱和度平均值; $c_1$ 、 $c_2$ 、 $c_3$ 为组合系数,对于水下图像的常见失真类型一般可取  $c_1 = 0.4680$ ,  $c_2 = 0.2745$ ,  $c_3 = 0.2576$ 。

b) UIQM 受人类视觉系统(human visual system, HVS)启发,选择水下图像色度测量(underwater image colorfulness measure, UICM)、水下图像清晰度测量(underwater image sharpness measure, UISM)、水下图像对比度测量(underwater image contrast measure, UIConM)来评价水下图像的不同属性,这种方法符合人类对图像质量的视觉感知。计算方法如式(7)所示。

$$UIQM = c_1 \times UICM + c_2 \times UISM + c_3 \times UIConM \quad (7)$$

一般可取  $c_1 = 0.0282$ ,  $c_2 = 0.2953$ ,  $c_3 = 3.5753$ 。

### 4 水下图像数据集

受设备和环境限制,水下图像领域的获取较为困难。笔者对近 10 年公开的水下数据集进行了总结,可帮助研究者快速了解不同数据集的内容、质量、特点、有无标注、来源、预处理方式等重要信息,如表 1 所示。由表 1 信息可以看出,大部分水下图像数据集缺乏 MOS 评分,且图像数量和包含场景仍然具有较大的提升空间。

表 1 水下数据集信息总结  
Tab. 1 Summary of underwater datasets

数据集	公开时间	数量	分辨率	有无 MOS	场景分布	图片来源
wild fish marker dataset <sup>[122]</sup>	2015 年	7 000 +	多分辨率	无	鱼类与其他近海滩物种	NOAA 渔业
port royal underwater image database <sup>[15]</sup>	2015 年	18 091	1360 × 1024	无	自然场景与人造物	皇家港口的科学研究
TURBID dataset <sup>[123]</sup>	2016 年	188	3000 × 4000	无	模拟海底布景	南大河州联邦大学
OUCVISION underwater image dataset <sup>[124]</sup>	2017 年	4 400	2592 × 1944	无	岩石与人造物体	中国海洋大学
underwater photography fish database <sup>[125]</sup>	2018 年	8 644	多分辨率	无	珊瑚、鱼类等海洋生物	爱好者贡献
underwater rock image database <sup>[15]</sup>	2019 年	15 057	1360 × 1024	无	池中岩石	密歇根大学
HabCam underwater image dataset <sup>[126]</sup>	2019 年	10 465	2720 × 1024	无	鱼类、扇贝、沙滩等海洋场景	CVPR AAMVEM 工作室
RUIE dataset <sup>[127]</sup>	2019 年	4 000	400 × 300	无	扇贝、海胆、海带等	大连科技大学
OceanDark dataset <sup>[128]</sup>	2019 年	183	1280 × 720	无	暗光深海场景与海洋生物	加拿大海洋网提供视频
SQUID; stereo quantitative underwater image dataset <sup>[129]</sup>	2020 年	57 pairs	5474 × 3653	无	地中海及红海珊瑚礁及礁石环境	特拉维夫大学

### 5 结束语

本文简要阐述了水下成像的主要问题,系统地梳理了水下图像增强和修复领域的基本方法和最新进展,最后总结索引了水下图像质量评价指标及水下数据集。现有的水下图像增强与修复方法,如基于深度学习、变换域的算法可在一定程度上提升水下图像质量,适合生产作业需求。然而,由于该领域尚无完善的评测体系,图像的增强与修复效果也缺乏统一的评价标准,如何建立能表征水下图像退化特性的图像质量评价指标为算法评估划定基线,已成为该领域亟待解决的重要问题。此外,本文归纳了领域内现有方法的难点与不足,如何解决以下问题或成为水下图像领域未来的研究热点:

a) 缺少稳定的综合增强/复原方法。目前多数方法只能稳定增强/复原水下图像的某一退化特性,如色偏或模糊;同时增强/复原图像的多个退化特性时容易在增强/复原某个特性时引入其他噪声,增加不必要的伪影等。多特性综合修复的主流方法为叠加处理、深度学习方法和多尺度融合,提高方法的稳定性或探索新的综合方法具有重要意义。

b) 方法迁移性差。由于水下图像退化类型多,不同水质特性迥异,现有方法往往只能适应某一类型的水下图像修复任务,迁移性较差。亟需探索能适应不同水质类型的增强算法

或物理模型。

c) 水下图像数据集数量、标签尚不完备。深度学习方法修复水下图像对数据依赖性很强,领域内缺乏有标签的基线数据集,且数据量匮乏(主要通过剪裁、旋转等方法扩充数据),难以保证深度网络的稳定性和鲁棒性。建立真实、高质量、数据量充足的水下图像数据集具有重要意义。

d) 水下图像质量评测体系尚不完善。主观评价水下图像成本过高,而现有客观指标仍然无法准确表征水下图像的质量,常出现客观指标与视觉质量表现不符的情况(见图 6,为原图与 RGHS<sup>[130]</sup>、UDCP<sup>[131]</sup>和 HT<sup>[19]</sup>算法视觉效果的对比如)。因此,亟需建立能准确表征水下图像退化特性的质量评价指标,为水下图像处理算法的评估划定基线。

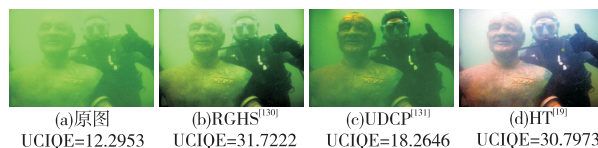


图 6 部分算法视觉效果

Fig. 6 Visual effects of part of algorithms

#### 参考文献:

- [1] Yeh Y, Cummins H Z. Localized fluid flow measurements with an He-Ne laser spectrometer[J]. Applied Physics Letters, 1964, 4(10):



- 176-178.
- [2] Taylor K J. Absolute calibration of microphones by a laser-Doppler technique[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1981, 70(4): 939-945.
- [3] 赵远, 张宇. 光电信号检测原理与技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005: 17-19. (Zhao Yuan, Zhang Yu. Principle and technology of photoelectric signal detection [M]. Beijing: China Machine Press, 2005: 17-19.)
- [4] Hu Haofeng, Zhao Lin, Li Xiaobo, *et al.* Underwater image recovery under the non-uniform optical field based on polarimetric imaging[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2018, 10(1): 6900309.
- [5] Oakley J P, Satherley B L. Improving image quality in poor visibility conditions using a physical model for contrast degradation[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 1998, 7(2): 167-179.
- [6] Arnold-Bos A, Malkasse J P, Kervern G. Towards a model-free denoising of underwater optical images[C]//Proc of Europe Oceans. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2005: 527-532.
- [7] McGlamery B L. A computer model for underwater camera systems [C]//Proc of SPIE, Ocean Optics VI. 1980: 221-231.
- [8] Jaffe J S. Computer modeling and the design of optimal underwater imaging systems[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1990, 15(2): 101-111.
- [9] Trucco E, Olmos-Antillon A T. Self-tuning underwater image restoration[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2006, 31(2): 511-519.
- [10] Li Chongyi, Guo Jichang, Cong Runmin, *et al.* Underwater image enhancement by dehazing with minimum information loss and histogram distribution prior[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2016, 25(12): 5664-5677.
- [11] Perez J, Attanasio A C, Nechyporenko N, *et al.* A deep learning approach for underwater image enhancement[C]//Proc of International Work-Conference on the Interplay Between Natural and Artificial Computation. Cham: Springer, 2017: 183-192.
- [12] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, *et al.* Gradient-based learning applied to document recognition[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [13] Wang Yang, Zhang Jing, Cao Yang, *et al.* A deep CNN method for underwater image enhancement[C]//Proc of IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2017: 1382-1386.
- [14] Anwar S, Li Chongyi, Porikli F. Deep underwater image enhancement [EB/OL]. (2018-07-10). <https://arxiv.org/pdf/1807.03528v1.pdf>.
- [15] Li Jie, Skinner K A, Eustice R M, *et al.* WaterGAN: unsupervised generative network to enable real-time color correction of monocular underwater images[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2017, 3(1): 387-394.
- [16] Dosselmann R, Yang Xuedong. Existing and emerging image quality metrics[C]//Proc of Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2005: 1906-1913.
- [17] Wang Zhou, Bovik A C, Sheikh H R, *et al.* Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [18] Iqbal K, Salam R A, Osman A, *et al.* Underwater image enhancement using an integrated colour model[J]. *IAENG International Journal of Computer Science*, 2007, 34(2): IJCS\_34\_2\_12.
- [19] Hummel R. Image enhancement by histogram transformation[J]. *Computer Graphics and Image Processing*, 1977, 6(2): 184-195.
- [20] Pizer S M, Amburn E P, Austin J D, *et al.* Adaptive histogram equalization and its variations[J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1987, 39(3): 355-368.
- [21] Zuiderveld K. Contrast limited adaptive histogram equalization[M]//Graphics Gems IV. San Diego, CA: Academic Press Professional Inc., 1994: 474-485.
- [22] Hitam M S, Awalludin E A, Yusoff W N J H W, *et al.* Mixture contrast limited adaptive histogram equalization for underwater image enhancement[C]//Proc of International Conference on Computer Applications Technology. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2013.
- [23] 黄冬梅, 王斐, 宋巍, 等. 不同颜色模型下自适应直方图拉伸的水下图像增强[J]. *中国图象图形学报*, 2018, 23(5): 640-651. (Huang Dongmei, Wang Yan, Song Wei, *et al.* Underwater image enhancement method using adaptive histogram stretching in different color models[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2018, 23(5): 640-651.)
- [24] Agaian S S, Panetta K, Grigoryan A M. Transform-based image enhancement algorithms with performance measure[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2001, 10(3): 367-382.
- [25] Kaur G, Kaur M. A study of transform domain based image enhancement techniques[J]. *International Journal of Computer Applications*, 2016, 152(9): 25-29.
- [26] Arnold-Bos A, Malkasse J P, Kervern G. A preprocessing framework for automatic underwater images denoising, HAL-00494314 [R/OL]. (2010-06-22). <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00494314/document>.
- [27] Bazeille S, Quidu I, Jaulin L, *et al.* Automatic underwater image preprocessing [EB/OL]. (2016-10-19). [https://www.ensta-bretagne.fr/jaulin/paper\\_bazeille\\_CMM06.pdf](https://www.ensta-bretagne.fr/jaulin/paper_bazeille_CMM06.pdf).
- [28] Ancuti C, Ancuti C O, Haber T, *et al.* Enhancing underwater images and videos by fusion[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2012: 81-88.
- [29] 陈从平, 王健, 邹雷, 等. 一种有效的低对比度水下图像增强算法[J]. *激光与红外*, 2012, 42(5): 567-571. (Chen Congping, Wang Jian, Zou Lei, *et al.* Effective enhancement algorithm for low contrast underwater images[J]. *Laser & Infrared*, 2012, 42(5): 567-571.)
- [30] Petit F, Capelle-Laizé A S, Carré P. Underwater image enhancement by attenuation inversion with quaternions[C]//Proc of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 1177-1180.
- [31] 杨森, 纪志成. 基于模糊形态筛和四元数的水下彩色图像增强[J]. *仪器仪表学报*, 2012, 33(7): 1601-1605. (Yang Miao, Ji Zhicheng. Underwater color image enhancement based on quaternion and fuzzy morphological sieves[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, 33(7): 1601-1605.)
- [32] Iqbal M, Riaz M M, Ali S S, *et al.* Underwater image enhancement using Laplace decomposition[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, DOI: 10.1109/LGRS.2020.3021134.
- [33] Forsyth D A. A novel algorithm for color constancy[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1990, 5(1): 5-35.
- [34] Liu Y C, Chan W H, Chen Yequang. Automatic white balance for digital still camera[J]. *IEEE Trans on Consumer Electronics*, 1995, 41(3): 460-466.
- [35] Tai Shenchuan, Liao T W, Chang Yiyang, *et al.* Automatic white balance algorithm through the average equalization and threshold[C]//Proc of the 8th International Conference on Information Science and Digital Content Technology. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2012: 571-576.
- [36] Buchsbaum G. A spatial processor model for object colour perception[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 1980, 310(1): 1-26.
- [37] Land E H. The retinex theory of color vision[J]. *Scientific American*, 1977, 237(6): 108-128.
- [38] Land E H. An alternative technique for the computation of the designator in the retinex theory of color vision[J]. *Proceedings of National Academy of Sciences of the United States of America*, 1986, 83(10): 3078-3080.
- [39] Bae Y, Jang J H, Ra J B. Gamut-adaptive correction in color image processing[C]//Proc of International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 3597-3600.
- [40] Finlayson G D, Trezzi E. Shades of gray and colour constancy[C]//Proc of the 12th Color and Imaging Conference Final Program and Proceedings. [S. l.]: Society for Imaging Science and Technology, 2004: 37-41.
- [41] Van de Weijer J, Gevers T, Gijzenij A. Edge-based color constancy[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2007, 16(9): 2207-2214.
- [42] Hines G, Rahman Z, Jobson D, *et al.* Single-scale retinex using digital

- signal processors[EB/OL]. (2005). <https://ntrs.nasa.gov/api/citations/20050091487/downloads/20050091487.pdf>.
- [43] Joshi K R, Kamathe R S. Quantification of retinex in enhancement of weather degraded images[C]//Proc of International Conference on Audio, Language and Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2008:1229-1233.
- [44] Fu Xueyang, Zhuang Peixian, Huang Yue, *et al.* A retinex-based enhancing approach for single underwater image[C]//Proc of IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2014:4572-4576.
- [45] Alex R S M, Supriya M H. Underwater image enhancement using single scale retinex on a reconfigurable hardware[C]//Proc of International Symposium on Ocean Electronics. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2015:1-5.
- [46] 刘柯, 李旭健. 水下和微光图像的去雾及增强方法[J]. 光学学报, 2020, 40(19): 73-85. (Liu Ke, Li Xujian. De-hazing and enhancement methods for underwater and low-light images[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(19): 73-85.)
- [47] Dong Weiming, Bao Guanbo, Zhang Xiaopeng, *et al.* Fast local color transfer via dominant colors mapping[C]//Proc of ACM SIGGRAPH Asia Sketches. New York: ACM Press, 2010: article No. 46.
- [48] Faridul H S, Pouli T, Chamaret C, *et al.* Colour mapping: a review of recent methods, extensions and applications[J]. *Computer Graphics Forum*, 2016, 35(1): 59-88.
- [49] Reinhard E, Adhikmin M, Gooch B, *et al.* Color transfer between images[J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2001, 21(5): 34-41.
- [50] Pitié F, Kokaram A C, Dahyot R. Automated colour grading using colour distribution transfer[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2007, 107(1-2): 123-137.
- [51] Xiao Xuezhong, Ma Lizhuang. Color transfer in correlated color space[C]//Proc of ACM International Conference on Virtual Reality Continuum and Its Applications. New York: ACM Press, 2006: 305-309.
- [52] Xiao Xuezhong, Ma Lizhuang. Gradient-preserving color transfer[J]. *Computer Graphics Forum*, 2009, 28(7): 1879-1886.
- [53] Nguyen R M H, Kim S J, Brown M S. Illuminant aware gamut-based color transfer[J]. *Computer Graphics Forum*, 2014, 33(7): 319-328.
- [54] Li Chongyi, Guo Chunle, Ren Wenqi, *et al.* An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2019, 29: 4376-4389.
- [55] Li Chongyi, Anwar S, Porikli F. Underwater scene prior inspired deep underwater image and video enhancement[J]. *Pattern Recognition*, 2020, 98(2): 107038.
- [56] Liu Chenguang, Tao Li, Kim Y T. VLW-Net: a very light-weight convolutional neural network(CNN) for single image dehazing[C]//Proc of International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems. Cham: Springer, 2020: 433-442.
- [57] Fu Bo, Wang Liyan, Wang Ruizhi, *et al.* Underwater image restoration and enhancement via residual two-fold attention networks[J]. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 2021, 14(1): 88-95.
- [58] Fu Xueyang, Cao Xiangyong. Underwater image enhancement with global-local networks and compressed-histogram equalization[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2020, 86(8): 115892.
- [59] Cao Xueting, Rong Shenghui, Liu Yongbin, *et al.* NUICNet: non-uniform illumination correction for underwater image using fully convolutional network[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 109989-110002.
- [60] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, *et al.* Generative adversarial nets[C]//Proc of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA: MIT Press, 2014: 2672-2680.
- [61] Zhu JunYan, Park T, Isola P, *et al.* Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington DC: IEEE Press, 2017: 2223-2232.
- [62] Arjovsky M, Chintala S, Bottou L. Wasserstein GAN[EB/OL]. (2017-12-06). <https://arxiv.org/pdf/1701.07875.pdf>.
- [63] Fabbri C, Islam M J, Sattar J. Enhancing underwater imagery using generative adversarial networks[C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2018: 7159-7165.
- [64] Yu Xiaoli, Qu Yanyun, Hong Ming. Underwater-GAN: underwater image restoration via conditional generative adversarial network[C]//Proc of International Conference on Pattern Recognition. Cham: Springer, 2018: 66-75.
- [65] Li Chongyi, Guo Jichang, Guo Chunle. Emerging from water: underwater image color correction based on weakly supervised color transfer[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2018, 25(3): 323-327.
- [66] 李庆忠, 白文秀, 牛炯. 基于改进 CycleGAN 的水下图像颜色校正与增强[J/OL]. 自动化学报. (2020). <http://doi.org/10.16383/j.aas.c200510>. (Li Qingzhong, Bai Wenxiu, Niu Jiong. Underwater image color correction and enhancement based on improved cycle-consistent generative adversarial networks[J/OL]. *Acta Automatica Sinica*. (2020). <http://doi.org/10.16383/j.aas.c200510>.)
- [67] Uplavikar P M, Wu Zhenyu, Wang Zhangyang. All-in-one underwater image enhancement using domain-adversarial learning[EB/OL]. (2019-05-30). <https://arxiv.org/pdf/1905.13342v1.pdf>.
- [68] Zong Xianhui, Chen Zhehan, Wang Dadong. Local-CycleGAN: a general end-to-end network for visual enhancement in complex deep-water environment[J]. *Applied Intelligence*, 2021, 51(4): 1947-1958.
- [69] Wang Jing, Li Ping, Deng Jianhua, *et al.* CA-GAN: class-condition attention GAN for underwater image enhancement[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 130719-130728.
- [70] Li C Y, Cavallaro A. Cast-GAN: learning to remove colour cast from underwater images[C]//Proc of IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2020: 1083-1087.
- [71] Goshtasby A A, Nikolov S. Image fusion: advances in the state of the art[J]. *Information Fusion*, 2007, 8(2): 114-118.
- [72] Ancuti C O, Ancuti C, De Vleeschouwer C, *et al.* Color balance and fusion for underwater image enhancement[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2018, 27(1): 379-393.
- [73] Lu Huimin, Li Yujie, Nakashima S, *et al.* Underwater image super-resolution by descattering and fusion[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 670-679.
- [74] Lu Huimin, Li Yujie, Zhang Lifeng, *et al.* Contrast enhancement for images in turbid water[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2015, 32(5): 886-893.
- [75] Huang Jiabin, Singh A, Ahuja N. Single image super-resolution from transformed self-exemplars[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2015: 5197-5206.
- [76] Pan Panwang, Yuan Fei, Cheng En. Underwater image de-scattering and enhancing using dehazenet and HWD[J]. *Journal of Marine Science and Technology*, 2018, 26(4): 531-540.
- [77] Sethi R, Indu S. Fusion of underwater image enhancement and restoration[J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2020, 34(3): 2054007.
- [78] Liu Xiaodong, Gao Zhi, Chen B M. MLFCGAN: multilevel feature fusion-based conditional GAN for underwater image color correction[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 17(9): 1488-1492.
- [79] 颜阳, 王颖, 丁雪妍, 等. 基于图像融合的自适应水下图像增强[J]. 计算机工程与设计, 2021, 42(1): 161-166. (Yan Yang, Wang Ying, Ding Xueyan, *et al.* Adaptive underwater image enhancement method via image fusion[J]. *Computer Engineering and Design*, 2021, 42(1): 161-166.)
- [80] Del Grosso V A. Modulation transfer function of water[C]//Proc of the 19th Annual Technical Symposium on Ocean Optics. 1975.
- [81] Wells W H. Loss of resolution in water as a result of multiple small-angle scattering[J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1969, 59(6): 686-691.
- [82] 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, 65(8): 1105-1117.



- [83] Liu Zhishen, Yu Yifan, Zhang Kailin, *et al.* Underwater image transmission and blurred image restoration [J]. *Optical Engineering*, 2001, 40(6):1125-1131.
- [84] Hou Weilin, Gray D J, Weidemann A D, *et al.* Automated underwater image restoration and retrieval of related optical properties [C]//Proc of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2007:1889-1892.
- [85] Schechner Y Y, Karpel N. Recovery of underwater visibility and structure by polarization analysis [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2005, 30(3):570-587.
- [86] Hou Weilin, Weidemann A D, Gray D J, *et al.* Imagery-derived modulation transfer function and its applications for underwater imaging [C]//Proc of SPIE; International Society for Optical Engineering. 2007:669622.
- [87] Treibitz T, Schechner Y Y. Active polarization descattering [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 31(3):385-399.
- [88] 韩平丽, 刘飞, 张广, 等. 多尺度水下偏振成像方法 [J]. *物理学报*, 2018, 67(5):054202. (Han Pingli, Liu Fei, Zhang Guang, *et al.* Multi-scale analysis method of underwater polarization imaging [J]. *Acta Physica Sinica*, 2018, 67(5):054202.)
- [89] 谢抢来, 杨威, 卢志群. 基于偏振成像的水下退化图像复原算法 [J]. *计算机仿真*, 2020, 37(12):249-252, 257. (Xie Qianglai, Yang Wei, Lu Zhiqun. Underwater degraded image restoration algorithm based on polarization imaging [J]. *Computer Simulation*, 2020, 37(12):249-252, 257.)
- [90] 封斐, 吴国俊, 吴亚凤, 等. 基于全局估计的水下偏振成像算法 [J]. *光学学报*, 2020, 40(21):2111002. (Feng Fei, Wu Guojun, Wu Yafeng, *et al.* Algorithm for underwater polarization imaging based on global estimation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(21):2111002.)
- [91] Richardson W H. Bayesian-based iterative method of image restoration [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1972, 62(1):55-59.
- [92] Lucy L B. An iterative technique for the rectification of observed distributions [J]. *The Astronomical Journal*, 1974, 79(6):745-754.
- [93] Vio R, Bardsley J, Wamsteker W. Least-squares methods with Poissonian noise: analysis and comparison with the Richardson-Lucy algorithm [J]. *Astronomy & Astrophysics*, 2005, 436(2):741-755.
- [94] Daube-Witherspoon M E, Muehlethner G. An iterative image space reconstruction algorithm suitable for volume ECT [J]. *IEEE Trans on Medical Imaging*, 1986, 5(2):61-66.
- [95] Zhang Jianlin, Zhang Qiheng, He Guangming. Blind image deconvolution by means of asymmetric multiplicative iterative algorithm [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2008, 25(3):710-717.
- [96] Fan Fan, Yang Kecheng, Xia Min, *et al.* Comparative study on several blind deconvolution algorithms applied to underwater image restoration [J]. *Optical Review*, 2010, 17(3):123-129.
- [97] Fan Fan, Yang Kecheng, Xia Min, *et al.* Underwater image restoration by means of blind deconvolution approach [J]. *Frontiers of Optoelectronics in China*, 2010, 3(2):169-178.
- [98] He Kaiming, Sun Jian, Tang Xiaou. Single image haze removal using dark channel prior [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 33(12):2341-2353.
- [99] Wen Haocheng, Tian Yonghong, Huang Tiejun, *et al.* Single underwater image enhancement with a new optical model [C]//Proc of IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2013:753-756.
- [100] Jr. Drews P, Do Nascimento E, Moraes F, *et al.* Transmission estimation in underwater single images [C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington DC: IEEE Computer Society, 2013:825-830.
- [101] Galdran A, Pardo D, Picón A, *et al.* Automatic red-channel underwater image restoration [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2015, 26(1):132-145.
- [102] Cheng C Y, Sung C C, Chang H H. Underwater image restoration by red-dark channel prior and point spread function deconvolution [C]//Proc of IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2015:110-115.
- [103] Li Chongyi, Quo Jichang, Pang Yanwei, *et al.* Single underwater image restoration by blue-green channels dehazing and red channel correction [C]//Proc of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2016.
- [104] Li Xiu, Yang Zhixiong, Shang Min, *et al.* Underwater image enhancement via dark channel prior and luminance adjustment [C]//Proc of IEEE OCEANS. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2016.
- [105] Peng Y T, Cosman P C. Underwater image restoration based on image blurriness and light absorption [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2017, 26(4):1579-1594.
- [106] 胡学龙, 张文, 胡铸鑫, 等. 一种改进的暗通道先验水下彩色图像复原算法 [J]. *扬州大学学报: 自然科学版*, 2018, 21(4):37-41. (Hu Xuelong, Zhang Wen, Hu Zhuxin, *et al.* Underwater color image restoration algorithm based on improved prior dark-channel model [J]. *Journal of Yangzhou University: Natural Science Edition*, 2018, 21(4):37-41.)
- [107] 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]//Proc of Pacific-Rim Conference on Multimedia. Cham: Springer, 2018:678-688.
- [108] Berman D, Levy D, Avidan S, *et al.* Underwater single image color restoration using haze-lines and a new quantitative dataset [EB/OL]. (2018-11-04). <https://arxiv.org/pdf/1811.01343v1.pdf>.
- [109] 冯雨, 易本顺, 吴晨玥, 等. 一种红通道反转的水下图像复原算法 [J]. *小型微型计算机系统*, 2019, 40(1):194-198. (Feng Yu, Yi Benshun, Wu Chenyue, *et al.* Underwater image restoration algorithm based on reversed red-channel [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2019, 40(1):194-198.)
- [110] Liu Yongbin, Rong Shenghui, Cao Xueting, *et al.* Underwater single image dehazing using the color space dimensionality reduction prior [J]. *IEEE Access*, 2020, 8:91116-91128.
- [111] Zhang Mohua, Peng Jianhua. Underwater image restoration based on a new underwater image formation model [J]. *IEEE Access*, 2018, 6:58634-58644.
- [112] 周丽丽, 朱佳琦, 王桥桥, 等. 基于雾线暗通道先验的水下图像复原方法 [J]. *南京邮电大学学报: 自然科学版*, 2020, 40(4):64-69. (Zhou Lili, Zhu Jiaqi, Wang Qiaobao, *et al.* Underwater image restoration method based on haze-line and dark channel prior [J]. *Journal of Nanjing University of Posts & Telecommunications: Natural Science Edition*, 2020, 40(4):64-69.)
- [113] Avciab I, Sankur B, Sayood K. Statistical evaluation of image quality measures [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2002, 11(2):206-223.
- [114] Yang Miao, Sowmya A. An underwater color image quality evaluation metric [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2015, 24(12):6062-6071.
- [115] Panetta K, Gao Chen, Agaian S. Human-visual-system-inspired underwater image quality measures [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2015, 41(3):541-551.
- [116] Yakhani M F, Azizi A. Quality assessment of image fusion techniques for multisensor high resolution satellite images (case study: IRS-P5 and IRS-P6 satellite images) [EB/OL]. (2010-06-29). [https://www.isprs.org/documents/archive/isprs100vienna/fileadmin/files/abstracts\\_c7/DFUS-345.pdf](https://www.isprs.org/documents/archive/isprs100vienna/fileadmin/files/abstracts_c7/DFUS-345.pdf).
- [117] Tsai D Y, Lee Y, Matsuyama E. Information entropy measure for evaluation of image quality [J]. *Journal of Digital Imaging*, 2008, 21(3):338-347.
- [118] Ma Kede, Liu Wentao, Liu Tongliang, *et al.* dipIQ: blind image quality assessment by learning-to-rank discriminable image pairs [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2017, 26(8):3951-3964.
- [119] Gu Ke, Zhai Guangtao, Yang Xiaokang, *et al.* Using free energy principle for blind image quality assessment [J]. *IEEE Trans on Multimedia*, 2015, 17(1):50-63. (下转第2589页)

- ternational Conference on Machine Learning. 2015:448-456.
- [60] Russakovsky O, Deng Jia, Su Hao, *et al.* Imagenet large scale visual recognition challenge [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 115(3): 211-252.
- [61] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement [EB/OL]. (2018). <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [62] Bochkovskiy A, Wang C Y, Liao H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection [EB/OL]. (2020). <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
- [63] Liu Shu, Qi Lu, Qin Haifang, *et al.* Path aggregation network for instance segmentation [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2018: 8759-8768.
- [64] Lin T Y, Goyal P, Girshick R, *et al.* Focal loss for dense object detection [C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2017: 2980-2988.
- [65] Zhang Shifeng, Wen Longyin, Bian Xiao, *et al.* Single-shot refinement neural network for object detection [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2018: 4203-4212.
- [66] Jeong J, Park H, Kwak N. Enhancement of SSD by concatenating feature maps for object detection [C]//Proc of British Machine Vision Conference. 2017: 76. 1-76. 12.
- [67] Fu Chengyang, Liu Wei, Ranga A, *et al.* DSSD: deconvolutional single shot detector [EB/OL]. (2019). <https://arxiv.org/abs/1701.06659>.
- [68] Li Zuoxin, Zhou Fuqiang. FSSD: feature fusion single shot multibox detector [EB/OL]. (2017). <https://arxiv.org/abs/1712.00960>.
- [69] Liu Songtao, Huang Di, Wang Yunhong. Receptive field block net for accurate and fast object detection [C]//Proc of European Conference on Computer Vision. 2018: 404-419.
- [70] Zhang Zhishuai, Qiao Siyuan, Xie Cihang, *et al.* Single-shot object detection with enriched semantics [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2018: 5813-5821.
- [71] Woo S, Hwang S, Kwon I S, *et al.* StairNet: top-down semantic aggregation for accurate one shot detection [C]//Proc of Workshop on Applications of Computer Vision. 2018: 1093-1102.
- [72] Zhao Qijie, Sheng Tao, Wang Yongtao, *et al.* M2det: a single-shot object detector based on multi-level feature pyramid network [C]//Proc of AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2019: 9259-9266.
- [73] Cui Lisha, Ma Rui, Lyu Pei, *et al.* MDSSD: multi-scale deconvolutional single shot detector for small objects [J]. *Science China Information Sciences*, 2020, 63(2): 98-100.
- [74] Zhang Shifeng, Zhu Xiangyu, Lei Zhen, *et al.* S3FD: single shot scale-invariant face detector [C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2017: 192-201.
- [75] Wang Jiaqi, Chen Kai, Yang Shuo, *et al.* Region proposal by guided anchoring [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2019: 2960-2969.
- [76] Zhang Xiaosong, Wan Fang, Liu Chang, *et al.* Freeanchor: learning to match anchors for visual object detection [C]//Proc of Annual Conference on Neural Information Processing Systems. 2019: 147-155.
- [77] Shen Zhiqiang, Liu Zhuang, Li Jianguo, *et al.* DSOD: learning deeply supervised object detectors from scratch [C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2017: 1937-1945.
- [78] Law H, Deng Jia. CornerNet: detecting objects as paired keypoints [C]//Proc of European Conference on Computer Vision. 2018: 734-750.
- [79] Newell A, Huang Zhiao, Deng Jia. Associative embedding: end-to-end learning for joint detection and grouping [C]//Advances in Neural Information Processing Systems. 2017: 2277-2287.
- [80] Duan Kaiwen, Bai Song, Xie Lingxi, *et al.* CenterNet: keypoint triplets for object detection [C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2019: 6569-6578.
- [81] Zhou Xingyi, Zhuo Jiacheng, Krahenbuhl P. Bottom-up object detection by grouping extreme and center points [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2019: 850-859.
- [82] Yang Ze, Liu Shaohui, Hu Han, *et al.* Reppoints: point set representation for object detection [C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2019: 9657-9666.
- [83] Dong Zhiwei, Li Guoxuan, Liao Yue, *et al.* CentripetalNet: pursuing high-quality keypoint pairs for object detection [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2020: 10519-10528.
- [84] Huang Lichao, Yang Yi, Deng Yafeng, *et al.* DenseBox: unifying landmark localization with end to end object detection [EB/OL]. (2015). <https://arxiv.org/abs/1509.04874>.
- [85] Tian Zhi, Shen Chunhua, Chen Hao, *et al.* FCOS: fully convolutional one-stage object detection [C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2019: 9627-9636.
- [86] Wu Yuxin, He Kaiming. Group normalization [C]//Proc of European Conference on Computer Vision. 2018: 3-19.
- [87] Zhu Chenchen, He Yihui, Savvides M. Feature selective anchor-free module for single-shot object detection [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2019: 840-849.
- [88] Kong Tao, Sun Fuchun, Liu Huaping, *et al.* FoveaBox: beyond anchor-based object detector [EB/OL]. (2014). <https://arxiv.org/abs/1904.03797>.
- (上接第 2569 页)
- [120] Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2012, 21(12): 4695-4708.
- [121] Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. BRISQUE software release [EB/OL]. (2011). [http://live.ece.utexas.edu/research/quality/BRISQUE\\_release.zip](http://live.ece.utexas.edu/research/quality/BRISQUE_release.zip).
- [122] Cutter G, Stierhoff K, Zeng Jiaming. Automated detection of rockfish in unconstrained underwater videos using Haar cascades and a new image dataset: labeled fishes in the wild [C]//Proc of IEEE Winter Applications and Computer Vision Workshops. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2015: 57-62.
- [123] Duarte A, Codevilla F, Gaya J D O, *et al.* A dataset to evaluate underwater image restoration methods [C]//Proc of IEEE OCEANS. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2016.
- [124] Jian Muwei, Qi Qiang, Dong Junyu, *et al.* The OUC-vision large-scale underwater image database [C]//Proc of IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Washington DC: IEEE Computer Society, 2017: 1297-1302.
- [125] Underwater photography fish database [DB/OL]. (2018). <http://www.fishdb.co.uk/>.
- [126] Northeast Fisheries Science Center. Habitat mapping camera (HAB-CAM) [DB/OL]. (2012-06-01). <https://inport.nmfs.noaa.gov/inport/item/27598>.
- [127] Liu Risheng, Fan Xin, Zhu Ming, *et al.* Real-world underwater enhancement: challenges, benchmarks, and solutions under natural light [J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology*, 2020, 30(12): 4861-4875.
- [128] Marques T P, Albu A B, Hoeberechts M. A contrast-guided approach for the enhancement of low-lighting underwater images [J]. *Journal of Imaging*, 2019, 5(10): 79.
- [129] Berman D, Levy D, Avidan S, *et al.* Underwater single image color restoration using haze-lines and a new quantitative dataset [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 43(8): 2822-2837.
- [130] Huang Dongmei, Wang Yan, Song Wei, *et al.* Shallow-water image enhancement using relative global histogram stretching based on adaptive parameter acquisition [C]//Proc of the 24th International Conference on Multimedia Modeling. Cham: Springer, 2018: 453-465.
- [131] Ghani A S A, Isa N A M. Underwater image quality enhancement through composition of dual-intensity images and Rayleigh-stretching [J]. *SpringerPlus*, 2014, 3(12): article No. 757.