



# 水下计算机视觉调查

萨尔玛·P·冈萨雷斯-萨巴赫,澳大利亚迪肯大学和 CSIRO 天文学与太空,

澳大利亚

安东尼奥·罗伯斯-凯利,澳大利亚国防科技集团和迪肯

澳大利亚大学

由于水下平台 (例如漫游器、滑翔机、自主水下航行器 (AUV)等)的最新进展,水下计算机视觉越来越受到研究界的关注,这些平台现在使得获取大量图像和视频成为可能。生物多样性评估、环境监测以及搜索和救援等应用。尽管人们对水下计算机视觉的兴趣日益浓厚,但它仍然是一个相对研究不足的领域,文献中的注意力集中在使用计算机视觉技术进行图像恢复和重建,其中图像形成模型和图像处理方法用于恢复颜色校正或增强的图像。这是因为这些方法可用于实现光度不变量,以执行更高级别的视觉任务,例如在适用于水下场景的具有挑战性和广泛变化的成像条件下的形状恢复和识别。在本文中,我们回顾了用于图像重建、恢复、识别、深度和形状恢复的水下计算机视觉技术。此外,我们还回顾了当前的应用,例如生物多样性评估、管理和保护、基础设施检查和 AUV 导航等。我们还深入研究该领域的当前趋势,并研究该领域的挑战和机遇。

CCS 概念: 计算方法→计算机视觉;场景理解;计算机视觉问题;

其他关键词和短语:水下计算机视觉、水下图像形成模型、水下图像修复、水下图像增强、水下物体识别、水下生物多样性、水下基础设施检查

ACM参考格式:

萨尔玛·P·冈萨雷斯-萨巴赫和安东尼奥·罗伯斯-凯利。2023.水下计算机视觉调查。ACM 计算.幸存者。55.13s,第268条 (2023年7月),39页。<https://doi.org/10.1145/3578516>

## 1 简介

尽管水下计算机视觉很重要,但由于在水下环境中运行的成像平台的采集和部署固有的困难,水下计算机视觉仍然具有挑战性。

作者地址:SP González-Sabbagh, Deakin University, 75 Pigdons Road, Waurm Ponds, Victoria, Australia, 3216 和 CSIRO Astronomy and Space, Canberra, ACT, 2601, Australia;电子邮件:sgonzalezsabbag@deakin.edu.au; A. Robles-Kelly,国防科技集团,爱丁堡,SA, 5111,澳大利亚和迪肯大学,75 Pigdons Road,Waurm Ponds,维多利亚,澳大利亚,3216;电子邮件:antonio.robles-kelly@deakin.edu.au。

允许免费制作本作品全部或部分内容的数字或硬拷贝以供个人或课堂使用,前提是制作或分发副本不是为了盈利或商业利益,并且副本在首页上附有此通知和完整引用。必须尊重 ACM 以外的其他人拥有的本作品组件的版权。

允许以信用方式提取。要以其他方式复制、重新发布、发布到服务器上或重新分发到列表,需要事先获得特定许可和/或付费。从 permissions@acm.org 请求权限。© 2023 计算机协会。

0360-0300/2023/07-ART268 15.00 美

元<https://doi.org/10.1145/3578516>

由于光在水柱上传播所固有的散射、畸变、衰减和其他光学效应,水下场景中经常出现色偏、图像质量下降、对比度损失和低光条件,进一步加剧了这种情况。即使在空气中,场景中物体的外观也取决于表面的反射特性、光源的功率谱、场景几何形状和成像设备。此外,对光源功率谱和场景几何形状的依赖性导致取决于环境的颜色外观的不需要的变化。因此,提取光度不变的表面反射率特征在机器视觉应用中至关重要。因此,颜色恒定性、重建和增强引起了计算机视觉和图像处理界的广泛关注。然而,尽管社区做出了努力,但事实证明,在不受控制的现实世界场景中,这些都是一项艰巨的任务[55,63,66,86]。在水下环境中,由于水柱的光学特性和辐射传输有些独特,这些变得更加困难。

因此,光度不变性是水下计算机视觉中的一个重要问题,其中图像数据通常必须在用于更高级别的视觉任务(例如识别或形状恢复)之前进行预处理。因此,通过重建和恢复来提高水下图像的质量已经做了很多工作,其中主要目的是恢复颜色校正图像[14, 82]。这通常是通过利用反射模型和辐射传输理论(RTT)来实现的。这并不是水下计算机视觉所独有的。事实上,基于物理的计算机视觉方法已在文献的其他地方广泛使用。

然而,传统的重建和恢复方法在水下计算机视觉中的应用并不简单,因为必须考虑与水柱中光衰减的波长和范围依赖性相关的进一步考虑。由于在水下图像形成的情况下,散射和吸收之和产生衰减系数[28,52,53],视线(从图像传感器到物体的假想线)内的所有散射事件感兴趣)和水柱影响到达传感器的光。这不仅是因为水是一种密度更大、折射率更大的介质,而且它会衰减几乎所有波长的光,并且通常有沿着水柱悬浮的化合物和颗粒,这些化合物和颗粒也会散射,传输和吸收光的方式与在空气中观察到的不同。结果,光根据水深、范围和从物体到相机的视角呈指数衰减[2,52,82]。

此外,由于颗粒和溶解物质吸收了从红色到蓝绿色波段的波长,因此从1m开始的深度,红外光谱几乎完全消失,而较短的波长衰减则少得多。这会导致大多数水下图像中出现蓝色或绿色色偏[43,149,178,219],并与空气中光传播方式不同的反射率模型形成对比。因此,计算机视觉方法并不总是考虑波长和范围依赖性,而是通常采用颜色恒常性方法[73]。回想一下,颜色恒常性是指在不同的照明下捕捉物体的颜色。在颜色恒定性中,需要保留来自物体的反射光,同时估计并相应地消除环境照明[39]。因此,在空中场景中,假设环境照明是恒定的,而在水下场景中,影响图像的演员从前景到背景的每个像素的颜色和强度都不同[30]。

因此,水下图像形成模型(UIFM)通常与波长相关也就不足为奇了[52],因此,在水下计算机视觉中,文献中经常考虑波长依赖性。此外,高光谱和多光谱图像的使用并不罕见,有几种方法采用这些成像模式来更好地捕捉图像形成过程中水柱的影响。此外,即使使用三色(即彩色)成像,开发的起点

所呈现的通常基于水下环境中的光行为。事实上,图像质量通常对于提高水下计算机视觉任务的[有效性至关重要](#)[47,56,82,102,176,211,218]。因此,我们回顾了基于物理的图像形成模型以及水下计算机视觉的经验现象学技术。此外,我们在这里介绍了水下光传播的理论背景,并激发了 RTT 和 UIFM 之间的关系,同时对水下环境中的计算机视觉任务和应用进行了全面回顾。本次调查中包含的计算机视觉任务包括图像恢复[3]、重建[231]、识别[237]、分割[24]以及深度和形状恢复[5]。这些可应用于生物多样性评估[18]、搜索和基础设施检查以及人类救援和监视等领域[42,76,134,190]。

我们将本次调查组织如下。我们从第2节开始回顾水下环境中的光行为。在第2节中,我们调查了 UIFM。我们这样做的动机有三个。首先,我们提供稍后讨论的图像形成模型所需的背景。其次,我们希望通过提供一些形式主义,我们可以进一步阐明为什么水下环境中的计算机视觉是困难的。第三,我们的目标是激发RTT的重要性。在第3节中,我们回顾了图像重建和恢复方法。

在本节中,我们还调查了非基于物理的方法,因为它们与该领域相关。在第4节和第5节中,我们分别调查了计算机视觉的识别、深度和形状恢复。在第6节中,我们回顾了计算机视觉应用,在第7节中,我们回顾了可用的水下数据集。该领域的挑战和未来方向见第8节。

我们对第9节中调查的进展进行了总结。

## 2 水下环境中的光行为

如上所述,光沿着水柱的传播具有独特的特征,这使得水下环境中的计算机视觉尤其令人畏惧。为了更好地理解这一点,请回想一下,介质决定了光的传播方式,而水的光学特性会以复杂的方式影响光的行为,主要是通过吸收和散射。当入射光转换成另一种类型的能量时,就会发生第一个现象,从而导致光波减弱[219]。另一方面,当光束撞击粒子时从其直线路径偏转和反射时,就会发生散射。在这种情况下,方向发生了变化,但其能量和波长保持不变[1,157,202]。

注意到吸收和散射之间的差异很重要,因为水生环境由溶解物质、颗粒物质和海洋动植物组成,它们吸收和散射通过水柱传播的光[158]。此外,光的分布还受到地理位置和天气的影响。例如,近岸水域由于浮游生物而含有比深海水更高水平的叶绿素[105]。因此,较短的波长,即更接近光谱的紫外线和蓝色部分,被浮游生物色素吸收,减少了水中的蓝色并增加了绿色和棕色色调[228]。因此,在本节中,我们首先简要介绍光传播,因为它是图像形成模型和第3节中回顾的方法的基础。我们还概述了水下计算机中常用的光反射的几何形状想象。

### 2.1 光传播建模为了简化对水体的研究,它

们的光学特性通常分为固有的和表观的[81]。固有光学特性 (IOP)是与介质相关的特性,例如吸收、弹性散射和折射率,通常设置为 1 [43, 158]。回想一下,折射率控制光束从一种介质传播到另一种介质的方向变化[121]。水体的 IOP 受以下因素影响

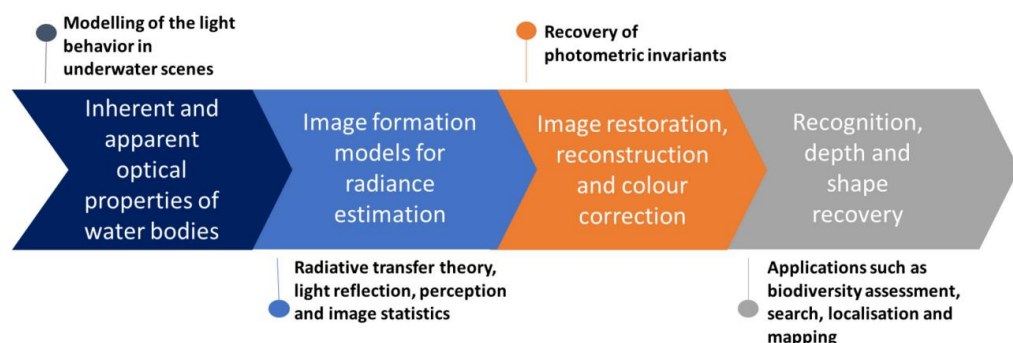


图 1. 文献中计算机视觉应用经常采用自下而上的方法,其中水柱的固有和表观光学特性用于色彩校正或图像恢复,以获得光度不变量,从而允许以后应用更高级的计算机视觉技术旨在识别、深度和形状恢复,用于生物多样性评估、搜索等应用。

有机、固体和液体物质的浓度,例如浮游植物 (PHY)、叶绿素 (CHL)、有色溶解有机物 (CDOM) 和非藻类颗粒 (NAP) [201]。表观光学特性(AOP)取决于介质以及环境光场的方向和光谱。这些特性虽然受到环境的影响

变化通常是恒定的或有规律的,足以区分水体[159]。示例 AOP 是遥感反射率及其衰减系数。另外,常以海底、风速、天空辐射率等环境条件作为边界

估计水柱反射函数的条件[43, 158]。

在我们进一步讨论之前,请注意水下光传播的建模通常用于低级计算机视觉任务,如前所述,这些任务通常先于更高级别的任务,例如如分割、识别等。图1对此进行了说明,其中该过程首先从水体的光学特性开始,即 IOP 和 AOP。这允许通过将水的光学特性与 RTT 相关联来估计辐射率。基于 RTT 计算辐照度和辐射亮度。这需要考虑其他因素,例如相机镜头的光学特性或探测器规格。这允许颜色获得校正后的光度不变图像并将其用于计算机视觉任务,例如如识别、分割和形状恢复。

## 2.2 光反射和辐射传输

因此,RTT 的使用对于水下光传播的理解和建模以及水下计算机视觉中使用的图像形成模型至关重要。回想一下,入射到单位面积表面上的光能就是辐照度。辐射率是到达的光能量

或者在每单位表面积每单位立体角的表面上留下特定位置[54,153,191]。在这两种情况下,这些量的定义都涉及使用立体角微分  $d\Omega$ ,其中是面积差  $dA$  在其中心和线段所包围的球体上的投影。因此,立体角差由  $d\Omega = d\Omega$  方向上的表面法线  $N$  定义, $r$  是从中心到球体的距离。

$$\frac{dA \cos(\theta)}{r^2}, \text{ 其中 } \theta \text{ 是之间的角度}$$

图2使用光所跨越的圆锥形状说明了立体角的概念当它从光源传播到物体,然后反射到相机时。它的顶点是从被照明表面到球体的光方向  $\theta, \psi$  的起点。因此, $d\omega$  为  $dA$  的投影,离开物体表面的能量与

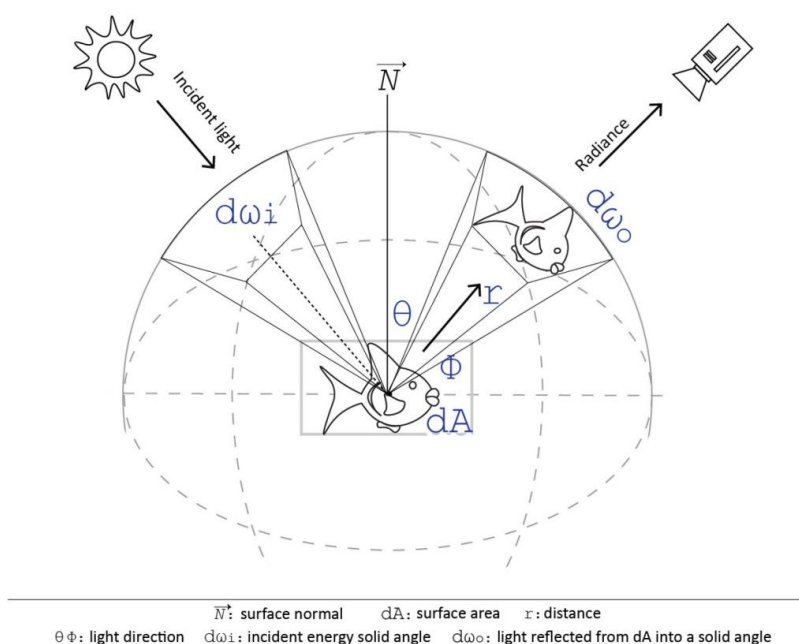


图 2. 入射光和反射光（即辐照度和辐射亮度）所跨越的立体角的图示,由此离开物体表面的能量与立体角  $d\omega_i$  中包含的入射能量成正比。

立体角  $d\omega_i$  中包含的入射能量[113, 191]。两个形状不同但面积相等的物体将具有相等的立体角。因此,立体角允许计算光强度,定义为每传输时间每单位面积的能量[153, 191]。这很重要,因为它允许使用 RTT 来估计从物体反射到传感器的光。

这也很重要,因为它还意味着可以利用反射率模型将固有的光学特性纳入图像形成过程中[43, 158]。为了更清楚地看到这一点,想象一下准直光束  $\Phi_i(\lambda)$  穿过厚度为  $\Delta r$  的无穷小水体积  $\Delta V$ ,如图 3 所示。该光的一部分被水吸收 ( $\Phi_a(\lambda)$ ),而一些光则被水吸收。遵循其直线路径  $\Phi_t$ 。剩余的光从光束中散射 ( $\Phi_s(\lambda)$ ) 到  $\psi$  方向。值得注意的是,所有光学特性都与波长 ( $\lambda$ ) 相关。

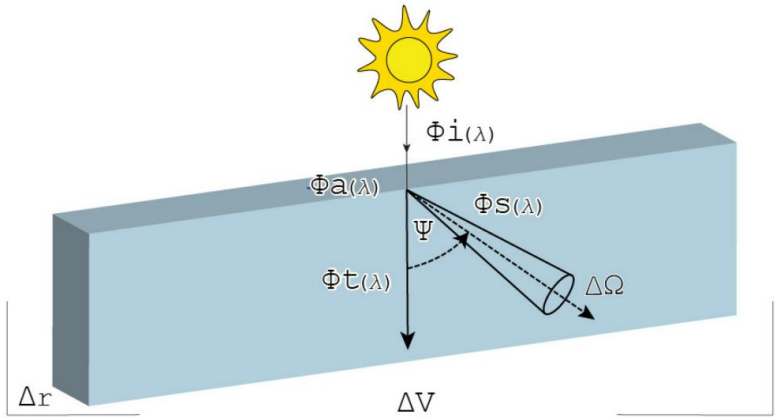
请注意,吸收系数  $\Phi_a$  由海水分子、PHY、CDOM 和 NAP 浓度之和给出。以同样的方式,将海水分子和溶解颗粒相加即可得出散射系数  $\Phi_s$  [107, 158, 203]。因此,可以使用表达式[107, 158]来估计吸收

$$a(\lambda) = \lim_{\Delta r \rightarrow 0} \frac{\Phi_a(\lambda)}{\Phi_i(\lambda)\Delta r}. \quad (1)$$

以类似的方式,可以定义体积散射函数,该函数给出从入射光  $\Phi_i$  散射出的能量,方向  $\psi$  投影到立体角  $\Delta\Omega$  中。该函数可以写为[1, 107, 158]

$$\beta(\psi, \lambda) = \lim_{\Delta V \rightarrow 0} \frac{\Phi_s(\psi, \lambda)}{\Phi_i(\lambda)\Delta r\Delta\Omega}, \quad (2)$$

其中体积为  $\Delta V = \Delta r\Delta A$ ,立体角上的强度由  $\Delta\Omega$  给出。



$\Delta r$ : Thickness     $\Delta V$ : Volume     $\Delta \Omega$ : Solid Angle     $\Psi$ : Light direction  
 $\Phi i(\lambda)$ : Collimated beam of light     $\Phi a(\lambda)$ : Absorption     $\Phi s(\lambda)$ : Scattering     $\Phi t(\lambda)$ : Path light

图 3. 水柱中的光透射、吸收和散射。

还值得注意的是,两个散射过程会影响传感器捕获的辐射率。  
后向散射是指光线在到达物体之前以  $90^\circ$  到  $180^\circ$  之间的角度改变方向。当光照射到物体时会发生前向散射,然后在到达传感器的途中以小角度散射[52, 203]。因此,所有方向  $\Psi$  上的反射光线积分的总散射为[1, 52, 107, 119, 158]

$$b(\lambda) = 2\pi \int_0^{\pi} b(\Psi) \sin \Psi d\Psi, \tag{3}$$

其中  $2\pi$  表示入射光和散射光之间的方位角对称性。  
现在,可以计算其他属性,例如衰减和散射反照率。  
衰减是由  $c(\lambda) = a(\lambda) + b(\lambda)$  [52, 116, 158]和散射反照率给出的光强度的减少,散射反照率是光子被散射的概率[158],即  $\omega_o(\lambda) = \frac{b(\lambda)}{c(\lambda)}$ 。这如图 3 所示,我们用图形说明了这些变量在水柱中如何相互关联。在图中,我们显示了光源 (即太阳)处于最高点,入射光进入水柱。当光穿过时,它会被散射、吸收和传输。在图中,我们使用了本章迄今为止所使用的符号,以便更好地将迄今为止所呈现的发展与其物理意义联系起来。

请注意,到目前为止,我们关注的是衰减、反照率、散射和透射,而没有考虑它们的相互作用、深度或物体、光源和相机的相对位置。整个文献都利用这种相互作用来进行色彩校正以及 3D 深度和形状恢复。这种关系在辐射亮度中得到体现,它提供了与水下光源的深度  $z$ 、时间、方向  $\theta, \psi$  和波长  $\lambda$  相关的位置。有了上述成分,我们可以继续提出[158, 179]所采用的 RTT 方程,它将辐射率与水体的 IOP 和 AOP 联系起来,并采用以下形式

$$\cos(\theta) \frac{dL(z, \theta, \Phi, \lambda)}{dz} = -c(\lambda)L(z, \theta, \Phi, \lambda) + \omega_o \int_{\Omega_p} \beta(z; \theta, \Phi \rightarrow \theta', \Phi'; \lambda)L(z, \theta', \Phi', \lambda)d\Omega(z, \theta', \Phi'), \tag{4}$$

$L(z, \theta, \Phi, \lambda)$  是辐射亮度函数,余弦 $\theta$ 表示入射光方向与垂直于传感器的方向之间的天顶角。



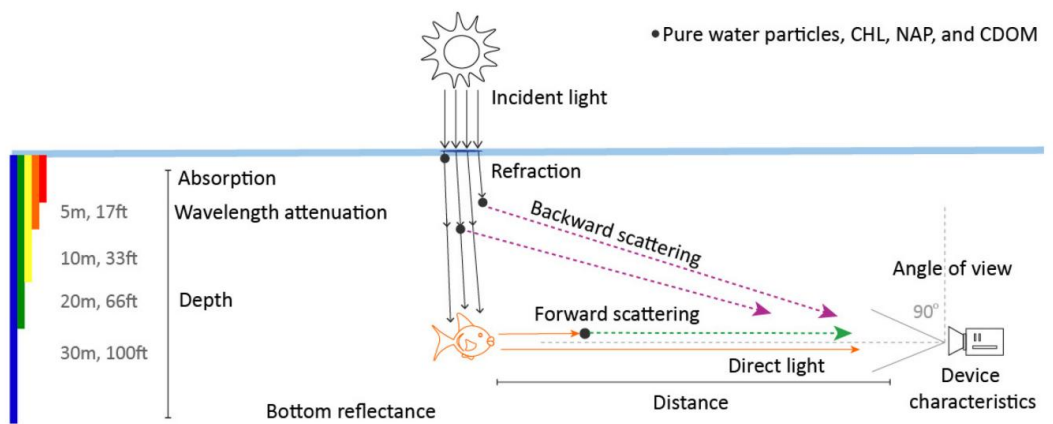


图4.来自光源（即太阳）的光进入水柱的图像形成过程。一些入射光被衍射、散射,其余的则传输到物体,物体将其中一些反射向观察者。然后,相机捕获反射光以及水柱散射的光。

请注意,这里我们假设,遵循[159]并且不失一般性,辐射率是水平均匀的,与时间无关。这一假设在计算机视觉和反射建模文献中得到了广泛的应用。此外,在上面的等式中,来自物体的辐射亮度是深度  $z$  上的  $L(z, \theta, \phi, \lambda)$ 。衰减辐射率是使用衰减系数  $c(\lambda)$  和散射反照率  $\omega_0$  获得的。散射辐射亮度可以通过在入射光  $\theta$  和散射光  $\theta, \psi$  方向上积分归一化散射相位函数  $\beta = \beta(\psi)/b$  来获得[158, 179]。

无论深度学习或其他计算技术的应用如何,请注意,最常用的水下重建、色彩校正和恢复图像形成模型是[52,103,152]和[196]中的模型。这些方法已在文献中广泛使用,并且这些方法相互结合使用并不罕见。例如,Akkaynak 和 Treibitz 提出的方法基于他们修订的 UIFM 开发了一种颜色恢复和恢复技术(更多详细信息请参见第2.7节)。他们的方法名为 Sea-thru,是使用基于物理和经验方法的一个例子。作者应用暗通道先验(DCP)进行反向散射估计,并应用局部空间平均颜色[56]进行衰减估计。这是为了应对水下场景中的光源颜色变化。因此,在本节中我们研究这些图像形成模型。在这里,我们的目标是使用作者使用的符号,并提供了符号列表以及这些符号的简要描述以及对补充材料中使用它们的作品的引用。

视线的概念在文献中也被广泛使用,因为它极大地影响光的衰减和散射以及相机捕捉物体的方式。为了更好地理解这一点,请考虑由成像或点传感器检测和捕获的水下物体或表面反射的辐射率。在图4中,我们说明了水下图像形成过程。在图中,我们描绘了太阳(即光源)、感兴趣的物体(即鱼)和观察者(潜水员)。在这种设置中,来自光源的光穿过空气,然后穿过水柱,在水柱中被衰减和散射。这种衰减和散射取决于光线在水柱、悬浮颗粒、盐度等中传播的距离。然后反射光和散射光被相机捕获。这种光在水下从物体传播到相机时也会衰减,预计相机将具有其自己的设备相关的光学和光谱特性。对于三基色设备,

这些设计用于获取RGB（红-绿-蓝）颜色通道的图像。在对于高光谱传感器,生成的图像可能有数十或数百个光谱解析带[191]。

因此,在计算机视觉中,该图像形成过程建模的一个组成部分涉及根据反射光的比率来估计传感器捕获的辐射亮度。辐射率与感兴趣物体的辐照度之比。该比率由反射率模型给出。在里面在本节的其余部分,我们将回顾最广泛使用的基于 RTT 的 UIFM。其中一些包括设备特性以及 IOP 和 AOP 的进一步计算。事实上,UIFM 可以分为基于物理的和非基于物理的。回想一下基于物理的方法利用光传播的物理定律来模拟图像形成过程。第 3 节回顾了非基于物理的方法。这些方法旨在通过以下方式提高图像质量：在不考虑物理特征的情况下修改给定输入的数值[217]。

2.3 邓特利模型

我们首先回顾 Duntley [52] 提出的模型。这是一个基于物理的模型广泛应用于水下计算机视觉。在邓特利的模型中,由传感器是从目标t反射的光的总和,这取决于深度和环境光,由下式给出

$$tNr(z, \theta, \Phi) = tN0(zt, \theta, \Phi) \exp[-\alpha(z)r] + N(zt, \theta, \Phi) \exp[K(z, \theta, \Phi)r \cos(\theta)] \times \{1 - \exp[-\alpha(z)r + K(z, \theta, \Phi)r \cos(\theta)]\}$$

(5)

其中 $tN0(z, \theta, \Phi)$  是目标处的辐射亮度, $(\theta, \Phi)$  是目标与目标之间的角度相机, $r$ 是对应的距离。

上式中, $z$ 表示目标深度,其中包括衰减系数 $\alpha(z)$ 。受从目标传播到目标的多个散射事件影响的辐射率

相机被称为面纱光,用  $N(zt, \theta, \Phi)$  表示。光的漫反射衰减相对于深度的是  $K(z, \theta, \Phi)$ 。请注意,在文献中,这种衰减通常被假设为零,因为相机与目标水平。这意味着,当相机移动时,在水平面上进行,不会影响相对深度或漫射光。但请注意,Akkaynak 等人。 [4]认为需要包括漫反射衰减系数

不管它影响图像形成过程。

2.4 麦克格拉默里和贾菲的模型

McGlamery [152]提出并随后由 Jaffe [103]扩展的模型是另一个例子基于物理的模型。它将总辐照度ET表示为三个元素的线性组合。这些是没有散射的物体反射的直射光Ed、前向散射光埃夫斯, 和后向散射光Ebs。这样,总辐照度可写为

$$ET = Ed + Ephs + Ebs$$

(6)

在 McGlamery 和 Jaffe 的模型中,直射光Ed是使用辐照度计算的和 $(x, y, \theta_s, \phi_s)$  入射到反射图（即物体）上。这是由下式给出的

$$\text{和}_{\text{入}}(x, y, \theta_s, \phi_s) = BP(\theta_s, \phi_s) \cos \gamma \frac{e^{-cRs}}{R^2_s}$$

(7)

其中  $BP(\theta_s, \phi_s)$  是作为极角 $\theta_s$ 和 $\phi_s$ 函数的总半球辐照度。反射入射光的表面上的贴片位置为  $x, y, \gamma$  为角度光源和表面之间。在[103]中,  $z$ 设置为0,假设朗伯表面。这



模型还假设由于衰减  $c$  和从光场（即光源）到物体斑块的距离  $R_s$ ，光呈指数衰减。

为了对散射进行建模，Jaffe 遵循图像处理中常见的点扩散函数  $d(\cdot)$ 。该点扩散函数定义为

$$d(x, y, R_s, G, c, B) = (\exp(-GR_s) - \exp(-cR_s)) \times F^{-1}[\exp(-BRf)] \quad (8)$$

其中  $*$  表示卷积， $|G|$  是经验系数  $\leq c$ ，傅里叶逆变换

$F^{-1}$  根据阻尼系数  $B$  的函数进行操作， $f$  是径向频率。

使用点扩散函数和  $E(x, y) = d(x, y, R_s, G, c, B) + E(x, y)$  在手，入射辐照度可以写成

则  $E(x, y) = E(x, y, R_s, G, c, B) + E(x, y)$

因此， $E(x, y)$  和物体反射率的乘积可用于获得  $E_d$ ，如下所示

$$E_d(x, y) = E(x, y) \exp(-cR_c) \frac{M(x, y)}{4f_n} \times \cos^4(\theta) T_l \frac{R_c - f_l}{R_c}^2 \quad (9)$$

其中， $M$  是位置为  $x$  和  $y$  的物体反射率图， $R_c$  是从物体（即反射率图）到传感器的距离。该模型还结合了等式 (9) 中的相机特性，这些是孔径  $f_n$  的数量、焦距  $f_l$  和透镜透射率  $T_l$  [103]，前向散射  $E_f$  对应于反射的直接光  $T_l$  的卷积。由对象  $E_d$  和点扩散函数  $d(\cdot)$  给出

$$E_f(x, y) = E_d(x, y) \otimes d(x, y, R_s, G, c, B). \quad (10)$$

为了估计等式 (6) 中的后向散射  $E_{bs}$ ，McGlamery [152] 将介质包括为物体和相机彼此平行的体积。在它们之间，有一个三维空间，分为厚度为  $\Delta z$  的部分。估计每个部分  $s$  的  $E$  和  $E_f$ 。由于反向散射光意味着多个光束从不同位置进入相机，因此忽略了小角度散射。然后，散射辐照度  $E_s(x, y, z)$  由包含两项的方程给出。第一个是由下式给出的直接散射

$$E_{s,d}(x, y, z) = BP(\theta_s, \phi_{hs}) \frac{\exp(-cR_{bs})}{R_{bs}^2} \quad (11)$$

并且，以类似于等式 (10) 中的方式，按如下方式应用点扩散函数以获得前向散射  $E_{s,fs}(x, y, z) = E_{s,d}(x, y, z) \otimes d(x, y, R_{bs}, G, c, B)$ 。此外，通过线性组合直接散射光和前向散射，我们得到  $E_s(x, y, z) = E_{s,d}(x, y, z) + E_{s,fs}(x, y, z)$ 。然后可以使用以下表达式计算直接反向散射光

$$E_{bs,d}(x, y) = \sum_{i=1}^N \exp(-cZ_{ci}) \beta(\phi_{ibs}) E_s(x, y, z) \times \frac{\pi \Delta Z_i}{4f_n^2} \cos^3 \theta T_l \frac{Z_{ci} - f_l}{Z_c}^2, \quad (12)$$

其中  $E_s(x, y, z)$  由体积散射函数  $\beta(\phi_{ibs})$  的系数加权。这里，散射是光场和相机的三个部分定义的体积之间的角度  $\phi_{ibs}$  的函数，和之前一样， $f_l$  是相机光圈。在方程 (12) 中， $\Delta Z_i$  是后向散射体积的厚度， $Z_{ci}$  是从相机中的点到后向散射板的中心的距离。这种处理意味着  $Z_{ci}$  也可以被视为由每个反向散射体积增加的总体积的厚度。此外，与散射方程类似，应用点扩散函数并使用线性组合来获得前向散射，我们可以将后向散射表示为  $E_{bs}(x, y) = E_{bs,d}(x, y) + E_{bs,fs}(x, y)$ 。  
 $d(x, y, R_s, G, c, B)$ 。

2.5 谢赫纳和卡佩尔模型

Schechner 和 Karpel [196]通过划分水下图像开发了一个基于物理的模型  
投影成两个分量。这两个都是指向相机的光场。这  
第一个信号,表示为信号 S,说明从物体到物体的辐射亮度  
相机。在 Schechner 和 Karpel 的模型中,S 包括吸收和前向散射。  
这些场中的第二个是由其他光反射的反向散射光给出的遮蔽光 B。  
水柱内的颗粒和元素。在该模型中,图像辐射率由下式给出

$$L_{\text{全部的我}} = e^{-\eta(\lambda)z} L_{\text{有效}} + B$$

(13)

其中右侧第一项是 S,  $L_{\text{effective}}$  是物体反射的光  
有效到达相机,  $\eta$  是一个衰减函数,通常是波长  
相关,z 是相机和所考虑的物体之间的距离。

计算图像辐射率 $L_{\text{effective}}$  使用信号 S 计算,其形式为  
 $S = D + F$ , 其中 D 是直接透射,F 是前向散射。继续  
我们的分析中,设物体向相机传感器反射的光为 $L_{\text{object}}$ 。请注意,  
光的指数衰减是衰减函数  $\eta(\lambda)$  和距离的函数  
z 物体和相机之间。由于没有衰减,即  $\eta(\lambda) = 0$ ,应等效于  
物体沿着视线向相机传感器反射的光,我们可以写成

$D = L_{\text{object}}(\lambda)e^{-\eta(\lambda)z}$ 。  
有了 D,我们就可以将注意力转向前向散射 F。这是计算出来的

采用与[103]中使用的类似方法,使用点扩散函数  $d(z)$  作为  
沿视线的距离 z 的函数。因此,我们有  $F = D \cdot d(z)$ 。替代  
将 D 和 F 的这些表达式转化为线性组合  $S = D + FS$  可以表示为  
 $S = [L_{\text{object}}(\lambda) + L_{\text{object}}(\lambda) \cdot d(z)]e^{-\eta(\lambda)z}$ 。此外,请记住右侧第一项  
式(13)的边等价于S,因此,我们可以表示 $L_{\text{effective}}$  如下

$$L_{\text{有效}} = L_{\text{object}}(\lambda) + L_{\text{object}}(\lambda) \cdot d(z)。$$

(14)

在[196]中,作者认为反向散射对应于沿环境光路  
视线。因此,它们表示相对于方向  $r = (\theta, \phi)$  的入射光  
正如我的视线。使用这种符号,沿着视线方向的反向散射  
相机的由下式给出

$$B(r) = \int_0^{\infty} \text{源}(r)e^{-\eta(\lambda)l} [1 - \beta(\theta)] \frac{F}{(l + l_0)^2} dl$$

(15)

其中  $\beta(\theta)$  是沿相对于传播方向的角度角散射系数  
l 为视线方向散射距离。

该模型将光源功率强度的逐渐损失解释为函数  
利用上面积分中的指数  $\eta(\lambda)l$  计算传播距离。类似于  
McGlamery 和 Jaffe 的模型,已经包含了相机特性,其中焦点  
长度由 f 给出,镜头和相机外壳之间的距离表示为 $l_0$   
求解方程得出

$$B(r) = B_{\infty}(r)(1 - e^{-\eta(\lambda)z}),$$

(16)

其中 $B_{\infty}(r)$  是 (r) 方向的水背景,后向散射为 $B_{\infty}(r) \equiv$   
 $\frac{\kappa}{\eta(\lambda)}$ 。  $\kappa$  是由相机特性得出的常数。最后,得到  
水背景和遮光,我们可以继续对 B(r) 和 $B_{\infty}(r)$ 进行积分

方向,即

$$B \propto \int_r B(r) d(r)$$

和

$$B = \int_r B(r) d(r)$$

(17)

2.6 三参数水下成像模型

Blasinski 和 Farrel [16]提出的模型是一种基于物理的模型,明确考虑了结果方程中所有元素的波长依赖性。动机 [16]中的模型是模拟与三色相关的图像捕获过程,即颜色,图像。为此,作者将彩色图像与物体的物理特征联系起来使用光谱数据。他们的起点是 McGlamery [152]和 Jaffe [103]提出的模型以便估计相机的图像辐射亮度。然后,他们将 IOP 计算为与 PHY、CDOM 和 NAP 系数相关。

在[16]中,相机捕获的总辐射亮度  $m$  ,这与相机线性相关传感器的灵敏度  $p(\lambda)$  和到达相机检测器的光  $\rho(\lambda)$  表达如下  $m = \int p(\lambda)\rho(\lambda)d\lambda$ ,其中,像往常一样,  $\lambda$  是波长。朝向相机的辐射率  $\rho(\lambda)$  为通过直接辐射率  $\rho_d(\lambda)$  的总和来确定,即到达相机的反射光直接来自物体和后向散射光  $\rho_b(\lambda)$ ,即  $\rho(\lambda) = \rho_d(\lambda) + \rho_b(\lambda)$ 。直接的然后可以利用光源的光谱功率分布  $i(\lambda)$  来估计辐射率以及表面反射率  $r(\lambda)$  作为其波长的函数。这是使用表达式完成的  $\rho_d(\lambda) = r(\lambda)i(\lambda)e^{-dc(\lambda)}$  , 其中系数  $c(\lambda)$  也与波长相关并控制光从物体到相机的传播距离  $d$  对衰减的影响沿着水柱。

在此模型中,利用纯海水  $a_w(\lambda)$ 、叶绿素  $a_\Phi(\lambda)$ 、CDOM 的光谱吸收系数的线性组合计算总吸收系数  $a(\lambda)$

$a_{CDOM}(\lambda)$  和  $a_{NAP}(\lambda)$ 。有了这些成分,我们可以写

$$a(\lambda) = a_w(\lambda) + a_\Phi(\lambda) + a_{CDOM}(\lambda) + a_{NAP}(\lambda)$$

(18)

请注意,海水  $a_w(\lambda)$  的吸收系数是根据[23, 178, 199, 204]中的经验数据确定的,而 CDOM 的系数由  $a_{CDOM}(\lambda) =$ 给出

$a_{CDOM}(\lambda) = a_{CDOM}(\lambda_0)e^{-0.014(\lambda-\lambda_0)}$  , 其中  $\lambda_0$  是参考波长,对于 CDOM 和 NSP 来说是 440nm。上式中的指数还包括谱斜率系数,其在[193]中测量。另请注意,NAP 和 CDOM 是叶绿素浓度  $chl$  的函数。

在[20]中, Bricaud 等人。提供其吸收系数值  $a_{NAP} = 0.0124$   $a_\Phi = 0.3178$ 。利用这些值,我们可以将 NAP 和叶绿素的吸收系数分别写为  $a_{NAP}(\lambda_0) = 0.0124 \times chl$ 。<sup>0.724</sup>且  $a_\Phi(\lambda_0) = 0.0378 \times chl^{0.627}$ ,

同理,纯海水  $b_w(\lambda)$  与颗粒物  $b_p(\lambda)$  散射系数之和产生总散射  $b(\lambda)$ ,即  $b(\lambda) = b_w(\lambda) + b_p(\lambda)$ 。请注意,纯海水值通常为取自[162, 199],而  $b_p(\lambda)$  值是叶绿素颗粒 (PHY) 的函数大小,即皮浮游植物、纳米浮游植物和微型浮游植物。这些 PHY 大小中的每一个都会添加到另一个中颗粒 (无机材料和碎屑物质)以获得后向散射作为函数  $chl$  [19]。如下

$$b_p(\lambda) = b_{p,1,2}^*(\lambda_0) \frac{chl^{1.2}}{\lambda_0^{1.2}} + b_{p,3}^*(\lambda_0) \frac{chl^{2.1}}{\lambda_0^{2.1}} + b_k^*$$

(19)

其中  $b_k^*$  是背景后向散射常数,  $b_{p,1,2}^*(\lambda_0)$ ,  $b_{p,3}^*(\lambda_0)$ ,  $\gamma_{1,2}$ ,  $\gamma_3$  和  $\gamma_k$  是模型参数。这些参数说明了叶绿素浓度。以这种方式

下标 1,2 和 3 表示微微、纳米和微米尺寸的叶绿素浓度，  
分别。下标 1,2 指的是微微-纳米-浮游植物的综合浓度，  
chl 和 chl1,2 之间的曲线的初始斜率由 S1,2 表示。

2.7 修正的水下成像模型

最近, Akkaynak 和 Treibitz [2] 开发了一种基于物理的图像形成模型  
根据衰减  $\beta_D$  的估计  $\beta_c(VD)$  和后向散射  $\beta_B$   $\beta_c(VB)$  系数, 其中  $VD$   
 $VB$  是对应的参数向量。根据 [2], 捕获的总辐射  
相机由下式给出

$$I_c = J_c e^{-\beta_c(VD) \times z} + B_c^\infty (1 - e^{-\beta_c(VB) \times z}), \tag{20}$$

其中  $J_c$  项是图像像素, 就像在整个光谱范围内没有衰减一样  
[ $\lambda_1, \lambda_2$ ] 正在考虑中。该图像像素可以表示为

$$J_c = \frac{1}{K} \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} S_c(\lambda) \rho(\lambda) E(d, \lambda) d\lambda \tag{21}$$

根据 Schechner 和 Karpel [196] 的模型,  $\kappa$  是由相机产生的常数  
特性, 在这种情况下基于 [96] 中的特性, 包括透镜直径、焦距  
长度、从镜头光轴到物体的视角以及色彩平衡测量。

请注意, 方程 (21) 与 [4, 96] 中提出的一致, 其中传感器光谱  
颜色通道  $c = \{R, G, B\}$  的响应为  $S_c$ 。在模型中, 物体深度表示为  $d$ ,  
其光谱反射率为  $\rho(\lambda)$ , 而  $E(d, \lambda)$  为环境光谱辐照度 [4, 96]。在 [2] 中,  
沿视线从  $z_1 = 0$  到  $z_2 = z$  的遮蔽光由  $B(z, \lambda) =$  给出, 其中  $b(\lambda)$  是总散射,  $\beta(\lambda)$  是指光束  $\frac{b(\lambda)E(d, \lambda)}{z(z_1)}$   $(1 - e^{-\beta(\lambda)z})$ ,  
衰减系数。

深度越大意味着后向散射的衰减趋于无穷大  $z \rightarrow \infty$ ,  
变为  $B^\infty(\lambda) =$ 。此外, 通过将相机光谱响应包含在  
( $\lambda$ ) 上面的方程并将适用的变量索引到颜色通道  $c$ , 我们可以继续  
类似式 (21) 的方式可得

$$B_c^\infty = \frac{1}{K} \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} S_c(\lambda) \frac{b_c(\lambda) E(d, \lambda)}{\beta_c(\lambda)} d\lambda, \tag{22}$$

现在可以将其与  $B(z, \lambda)$  的表达式组合以获得颜色索引  
 $e^{-\beta_c(VD)}$  遮蔽光由方程 (20) 右边第二项给出, 即  $B_c(z) = B_c^\infty (1 - e^{-\beta_c(VB) \times z})$ 。

在 [2] 中, 由吸收和散射引起的宽带衰减系数  
水柱由下式给出

$$\beta_D(VD) = \ln \frac{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} S_c(\lambda) \rho(\lambda) E(\lambda) e^{-\beta(\lambda)z} d\lambda}{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} S_c(\lambda) \rho(\lambda) E(\lambda) e^{-\beta(\lambda)(z+\Delta z)} d\lambda} / \Delta z \tag{23}$$

其中假设水量的空间分布均匀  $\Delta z = z_1 - z_2$  [4]。注意  
所有衰减  $\beta_D$   $\beta_c(VD)$  依赖性由向量  $VD = \{z, \rho, E, S_c, \beta\}$  给出, 而  $VB =$   
 $\{E, S_c, b, \beta\}$  用于估计宽带后向散射系数, 由下式给出

$$\beta_D(VB) = - \ln 1 - \frac{BC(z)}{B_c^\infty} / \text{和}。 \tag{24}$$

表1 水下图像恢复与增强方法的关系

侯方法等	恢复增强 UIFM	图像处理 CNN GAN			
[88] 柴特拉等人。 [46] 王等人。 [214] 卢等人[141] 伯曼等人。 [13] 阿卡纳克和特雷比茨[3] 伊斯兰等人。 [102] 李等人。 [135] 伊克巴尔等人。 [112] Fu and Cao [64] 李等人。 [126] 唐等人。 [206]					

请注意,恢复方法基于物理参数 (基于物理) ,而增强方法采用图像处理技术。在表中,我们列出了方法,注明它们是否采用 UIFM、图像处理技术包括 GAN、CNN 或这些技术的组合。

3 图像恢复、重建、增强和色彩更正

考虑到光在水柱中的行为及其与水柱相比的特殊复杂性空气中,毫不奇怪的是,在执行水下图像重建和色彩校正方面已经做了相当多的工作。这是因为这些技术旨在实现稳定、不变的

以及依赖物理特征的不完整图像数据的连续描述场景[15, 44, 145]。在水下环境中,这与图像恢复方法[88]齐头并进,图像恢复方法是指恢复源图像 (即未降级的图像)的过程。

来自一个退化的人。然而,请注意,在恢复过程中,目标是消除失真或噪声,以获得手中图像的增强版本[44]。相比之下,图像

增强不依赖于物理参数,而是使用图像处理技术来提高图像质量并使其在主观感觉上令人愉悦[135,164,186]。类似地,颜色校正方法[129]实现图像处理以减少颜色变化

在两个图像之间,在本例中为水下图像及其参考 (可以是空中图像)地面真相或基于观察者感知的主观基线[222]。

正如我们之前提到的,一些方法是基于水下图像形成模型,即,基于物理,而其他方法取决于图像处理技术,但其他方法同时采用这两种方法。这也适用于神经架构的选择 (如果有的话) ,其中一些方法采用 GAN 或 CNN,或两者都用于数据生成、增强或重建过程。表1显示了恢复和增强方法的关系,说明它们是否采用 UIFM 或图像处理方法。我们还注意到基于的方法神经网络,即 GAN 或 CNN。

由于退化导致获得清晰的自然水下图像具有挑战性,维度由吸收和散射引起的扭曲和模糊效应[175] ,在文献中有一些水下和海底环境中的重建、恢复和色彩校正技术使用深度学习和物理学或非物理学方法。胡等人。 [92]提议

跨层多尺度卷积神经网络 (CNN) ,基于两个网络同时进行环境光和蓝色通道传输估计,其中实现了三个卷积层用于特征提取和池化,并添加了最后一层以改进

图像对比度并消除雾霾效果。李等人。 [129]提出了WaterGAN,一种基于生成对抗网络 (GAN)的颜色校正模型,其中生成器估计水下图像的衰减、反向散射和相机特性,并用空气和水下图像训练GAN以生成合成水下图像。曹等人。 [37]通过 GAN 采用图像到图像的转换来进行图像校正和增强。在[37]中,网络使用水下和空中图像两个域进行训练,通过捕获水下图像的纹理和细节来使用循环架构,并对判别网络和生成网络都实施损失。最近,德赛等人。 [46]提出了Aqua-GAN,一种基于GAN的方法,首先根据[2]中的图像形成模型和U-Net CNN估计衰减系数。然后,他们使用具有两个编码器和一个解码器的 GAN 模型,以及使用内容和风格损失的损失函数。为了训练 AquaGAN,作者使用了 800 张基于 Jerlov 水类型的合成图像[104-106]。

基于循环一致对抗网络 (CycleGAN), [141]中提出了一种水下图像恢复方法,其中作者将 CycleGAN 和 DCP 结合起来,利用结构相似性指数测量 (SSIM)损失。王等人。 [214]引入了用于水下图像恢复的AG-CycleGAN。AGCycleGAN 具有 U-Net 生成器、PatchGAN 判别器和注意力块,该注意力块利用身份、对抗性和循环一致性损失分为通道和像素注意力机制。伊斯兰等人。 [102]引入了一种用于图像增强的全卷积 GAN,他们将其命名为 FUnIe-GAN。他们的模型适用于配对和不配对的水下图像,并具有经过修改的 U-Net 生成器,该生成器具有 256 个特征向量,该生成器使用 PatchGAN 判别器。

但请注意,其他方法并不诉诸深度学习,而是采用优化技术来恢复散射系数的衰减。例如,伯曼等人。 [13]描述了一种水下图像恢复技术,以消除颜色失真和低对比度。在[13]中,提出了两个衰减系数,其中考虑了衰减波长依赖性和 Jerlov [104-106]提出的水类型。 RGB 通道的传输是单独估计的,并且稍后应用本节稍后回顾的灰色世界 (GW) 算法。在[236]中,作者提出了一种使用图像分割和平滑来计算相机和目标之间的距离的水下图像去雾方法。基于[2],使用深度去除后向散射光,从而通过颜色均衡来估计光源。此外,在水下生物多样性、搜索和结构检查以及救援和防御等应用中使用这些方法作为预处理步骤并不罕见。在[21]中, Bryson 等人。解决了海底物体颜色恢复的运动结构和摄影测量问题,他们的方法使用 AUV 拍摄的立体图像来估计 3D 模型并构建图像马赛克。在他们的方法中,使用尺度不变特征变换 (SIFT)和同步定位与建图 (SLAM)技术来计算物体的范围和姿态,从而恢复3D地形表面图。此后,从马赛克图像进行重建。 Zelenka 和 Koch [231]提出了一种海洋浮游生物的重建方法,使用阴影图像、相干光源和波前校正 (WFC)算法,并结合 Alexnet、Googlenet 和 ResNets 等 CNN。我们在第6节中调查了这些应用程序。

还有几种采用变分技术的方法。例如,在[88]中,作者提出了一种对2.4节中的模型应用对数变换的恢复方法,以便随后采用使用微分算子的非局部全变分模型。他们还使用 DCP 计算传输并实现乘法器交替方法 (ADMM) [83]。在相关方法中,Ding 等人。 [48]提出了一种用于图像增强的统一全变分模型。在这里,作者考虑了从表面到物体的深度路径以及目标和传感器之间的距离,以利用



ADMM 算法[83]。李等人。 [133]提出了一种自适应变分模型,用于对比度改进和去雾,使用拉普拉斯模型通过将两个变分模型集成到多尺度重建中来保留纹理和边缘特征。谢等人。 [220]基于第2.4节中描述的 McGlamery 和 Jaffe 模型,提出了一种由红色通道先验引导的变分方法,用于图像去雾和去模糊。在[220]中,作者考虑了透射、后向散射和前向散射,其中通过实施四叉树划分来估计背景光,并使用 DCP 计算透射。李等人。 [135]受自动颜色均衡的启发,引入了一种自适应颜色、对比度和去噪的图像增强方法。 [135]中的方法关键是将RGB图像转换为HSI并应用双边和差分高斯滤波。

顺便说一句,值得注意的是,迄今为止调查的图像形成模型旨在利用物理学和光学来解释光穿过水柱的行为。通过检查,可以很容易地将这些模型与用于除雾的模型进行比较。这些基于[53,58,80,117,167,168]中详细描述的大气图像形成过程。大气和水下衰减之间的主要区别在于,前者由水柱中的散射和吸收组成,而后者,即在空气中,主要仅由散射引起[ 52,53,156 ]。

3.1 暗通道先验

DCP 是源自大气图像形成过程的这些方法之一。  
DCP是由He等人提出的。 [80]用于图像去雾,并已广泛应用于水下环境[ 28,35,49,68,142,148,223 ]。根据统计, [80]的作者观察到,在无雾图像中,天空区域之外的局部图像块有一些“暗像素”。这些像素在至少一个RGB颜色通道中具有极低的强度,即接近于零。他们指出,DCP 在 75% 的像素中具有零值,并且 90% 的像素强度在 0 到 255 的范围内低于 25。在有雾的场景中,这些暗像素可用于恢复遮蔽光的强度,从而可以估计雾霾的厚度。

DCP 计算图像块中所有像素的 RGB 颜色通道的最小值。为此,基于大气图像形成模型 (例如在[53,58,80,117,168]中发现的模型)估计模糊图像I(x)的强度。场景位置 x 对应的像素处的图像值由下式给出:  $I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x))$ ,其中物体辐射率为  $J(x)$ ,A 是遮蔽光,假设其恒定,t(x) 是沿视线传播的光的透射率,其中距离为  $d(x)$ 。在 DCP 模型中,散射系数  $\beta$  控制透射光的衰减,为  $t(x) = e^{-\beta d(x)}$

有了这些成分,DCP 可由下式给出

$$J^{黑暗的}(x) = \min_{c \in \{r,g,b\}} \min_{y \in \Omega(x)} (J^c(和) ) , \tag{25}$$

其中  $c \in \{R,G,B\}$  是解释颜色通道的索引, $\Omega$  是以  $(x)$  为中心的局部补丁。在[80]中,作者指出,较暗的像素是由产生阴影的物体或表面以及具有明亮和深色颜色的物体或表面产生的,例如橙色花朵、石头等。

因此,他们将图像从前到后进行分割,并使用表达式估计每个通道中的最小强度

$$\min_{y \in \Omega(x)} \frac{J^{坐标(y)}}{和} = t\sim(x) \min_{y \in \Omega(x)} \frac{J^{坐标(y)}}{和} + (1 - t\sim(x)), \tag{26}$$

其中暗通道传输  $t\sim(x)$  再次被假设为常数。

$$\min_{c \in \{R, G, B\}} \text{分钟} \frac{\text{我坐标}(y)}{\text{和}} = t_{\sim(x)} \text{分钟} \frac{\text{我坐标}(y)}{\text{和}} + (1 - t_{\sim(x)}). \quad (27)$$
$$t_{\sim}(x) = 1 - \min_{c \in \{R, G, B\}} \min_{y \in Q(x)} \frac{\text{分钟}}{\text{和我}} \frac{c(y)}{c(x)} \quad (28)$$
$$\frac{\text{分钟}}{y \in \Omega(x)} \frac{\text{我坐标}(y)}{\text{和}} \rightarrow 1 \quad (29)$$
$$J(x) = + \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_0)} \quad (30)$$

光谱从表面到 1m 深度几乎被完全吸收[52, 219]。强度最低的通常是红色像素。结果,蒋等人。 [35, 36]提出了一种方法,基于

$$\frac{\lambda - 10}{\text{首字母}} = \beta \frac{(X)}{d(x)} d(x) t(\lambda) = \text{Nr}(\lambda) \quad (31)$$
$$\lambda \Gamma(x) = E A \quad \text{我} \quad (x) N r r(\lambda)^{D(x)} + E L \lambda N r r(\lambda)^{d(x)} \quad r r(x) N r r(l)^{d(x)} d(x) + 1 - N r r(\lambda) \quad \text{艾尔} (32)$$

在上面的等式中， $\rho_{\lambda}(x)$  是反照率，它可以看作两者的组合，  
环境光EA  $\rho_{\lambda}(x)$  深度  $D(x)$  和人造光EL  $\rho_{\lambda}(x)$ ，如果有任何光源  
水下。暗通道可以按照[80]写成如下

$$J^{\text{黑暗的}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (J\lambda(y)) \tag{33}$$

如果人造光为零，则可以通过重新排列方程 (32)来获得环境照度  
如下

$$\lambda(x) = 1 - \text{Nr}(\lambda)^{D(x)} \quad \text{铝} = \text{EA} \quad \rho_{\lambda}(x) \text{Nr}(\lambda)^{D(x)} \tag{34}$$

使用最小二乘优化方法。此外，通过将术语回到到  
表达式 $\lambda(x) = J\lambda(x)t(x) + A\lambda(1 - t(x))$ ，校正后的图像可表示为

$$J\lambda(x) = \frac{\lambda(x) - 1 - \text{Nr}(\lambda)^{D(x)} \text{铝}}{\text{Nr}(\lambda)^{D(x)}} = \text{EA} \quad \rho_{\lambda}(x) \tag{35}$$

文献中其他地方的其他方法也源自 DCP。提出的模型  
卡勒瓦里斯-比安科等人。 [28]基于[52]中的UIFM并采用DCP进行深度场景  
估计。由于在水下场景中，红色通道中的光吸收高于水下场景中的光吸收  
绿色和蓝色通道，它们将红色通道的最大强度与绿色和蓝色通道的最大强度进行比较。在[28]中，前景中最近的点是

RGB 通道之间的差异最大。水下暗通道先验  
(UDCP) [49]基于[103, 152, 196] 中的 UIFM。德鲁斯等人。实施 DCP  
绿色和蓝色通道，表明暖色与前景一致，而冷色  
颜色与图像中的背景元素有关，他们首先估计透射率  
[49]然后是深度[50]。高等人。 [68]提出了明亮通道先验（BCP），计算图像每个通道红、绿、蓝的辐射亮度，从而减少

红色在水中的衰减。他们指出，水下图像的明亮通道可以  
用于识别预计更接近相机的物体和表面[68, 207]。  
加尔德兰等人。 [67]提出了自动红色通道（ARC）方法，旨在恢复  
红色通道使用较短的波长，即接近光谱蓝色端的波长。到  
为此，他们首先通过计算每个场景的最小值来估计场景的深度  
颜色通道。接下来，考虑红色通道中作为距离函数的红色衰减  
从而计算红、绿、蓝通道的传输图。总传输量  
然后取三个颜色通道的平均值。值得一提的是，  
迄今为止，一些水下计算机视觉任务也采用了使用图像的经验方法  
用于颜色增强和校正的处理技术，例如直方图均衡  
(HE)，我们将在第 3.3 节中对其进行回顾。

3.2 灰色世界

GW算法已应用于水下计算机视觉[55]，其假设假设场景中的平均辐射反射率是消色差且均匀的。因此，场景中物体的反射率可  
以基于颜色归一化来估计[22, 70]。去做这个，

GW 考虑具有单一光源的场景，其中图像已通过以下方式标准化为统一：  
缩放三个颜色通道的强度[22, 61]。这导致了与光源无关的  
映射

$$[sR,sG,sB] \rightarrow [Rs,Gs] = \frac{SR}{s(R+G+B)}, \frac{SG}{s(R+G+B)}, \tag{36}$$

图像中的三个颜色通道与归一化的Rs和Gs通道之间的关系,其中  $s$  是一个比例因子,其中包含注意如果场景光强度按比例缩放任意标量,整体色彩平衡应保持不变。

如果场景的光源发生变化,每个通道将相应地缩放因子  $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\gamma$ 。这样三个通道的平均强度成正比到 RGB 三元组  $[1, 1, 1]$ ,即灰度值。这样,上面的映射就变成了

$$[\alpha R, \beta G, \gamma B] \rightarrow \frac{\alpha R}{\frac{1}{n} \sum_{q \in W_p} R_q}, \frac{\beta G}{\frac{1}{n} \sum_{q \in W_p} G_q}, \frac{\gamma B}{\frac{1}{n} \sum_{q \in W_p} B_q}, \quad (37)$$

其中  $n$  是所考虑的像素总数。

回想一下,在水下图像中,平均物体反射率可用于获取颜色投掷。因此, GW 已广泛用于图像校正和作为颜色校正之前的预处理步骤[13,14,127,197,218]。尽管 GW 算法是

与波长无关。为了解决这个缺点,Wong 等人。[218]提出自适应灰色世界 (AGW)方法。他们的方法从计算平均强度  $R_p$ 、 $G_p$  开始和  $B_p$  使用以下表达式使用其最近邻来计算像素  $p$  处的每个颜色通道

$$R_p = \frac{1}{|W_p|} \sum_{q \in W_p} R_q, \quad G_p = \frac{1}{|W_p|} \sum_{q \in W_p} G_q, \quad B_p = \frac{1}{|W_p|} \sum_{q \in W_p} B_q \quad \text{贝克(38)}$$

其中  $W_p$  是  $p$  的最近邻集,  $|W_p|$  表示  $W_p$  和  $[R_q, G_q, B_q]$  的基数是像素  $q \in W_p$  处的 RGB 颜色通道的值。

有了每个通道的平均局部强度,AGW 就可以继续获得

$$\tilde{R}_p = \tau R_p + (1 - \tau) \bar{R}, \quad \tilde{G}_p = \tau G_p + (1 - \tau) \bar{G}, \quad \tilde{B}_p = \tau B_p + (1 - \tau) \bar{B} \quad (39)$$

其中  $0 \leq \tau \leq 1$  是一个标量,用于控制  $p$  最近邻的平均值与由  $R$ 、 $G$  和  $B$  给出的图像上的平均 RGB 颜色通道值之间的权衡,分别。

最后,AGW通过计算均值补偿获得颜色校正强度像素  $p$  处的颜色通道值由下式给出

$$R_p^* = \frac{R_p}{\tilde{R}_p}, \quad G_p^* = \frac{G_p}{\tilde{G}_p}, \quad B_p^* = \frac{B_p}{\tilde{B}_p} \quad (40)$$

### 3.3 直方图均衡

直方图均衡 (HE)根据输入图像的概率密度函数重新映射像素强度[77]。水下计算机视觉方面已经开展了大量工作

实施HE 技术[72,84,127,190,218]。在大多数情况下,HE 需要适应水下设置,因为水下场景中的主要通道是蓝色和/或绿色,红色通道通常非常弱[208]。例如,在[64]中,作者介绍了一个用于水下图像增强的压缩直方图均衡。HE也用于[237]用于分类食用鱼。另一个例子是Li等人提出的方法。[126]用于水下图像增强,作者将其命名为 Water-Net。Water-Net采用HE,白平衡和伽玛校正以生成对应于同一水下图像的三个输入。这然后将三个输入输入神经网络,生成用于评估和选择的置信图用于增强图像的功能。在[218]中,组合使用了差分灰度HE采用自适应灰色世界方法,采用最高像素强度来改善图像对比度。

如上所述,图像直方图描述了所有图像中的强度分布  
像素。更正式地说,考虑由  $p(r_k) = \frac{1}{L-1}$  给出的图像强度  $r_k$  [77] 的概率,其中  $n_k$  是具有第  $k$  个强度值  $r_k$  的像素数量。

例如  $\forall k \in \{0, 1, 2, \dots\}$ ,

在此设置中,尺寸为  $N \times M$  的图像中的像素强度被认为是在  
区间  $[0, L-1]$ 。利用上面的方程,我们可以写出累积分布

第  $k$  个强度值的函数  $F(r_k) = \frac{1}{L-1} \sum_{j=0}^k n_j$  相当于图像  
归一化直方图。

如前所述,HE 并不总是适用于复杂的水下场景。于是,傅和曹  
[64]应用对数函数将直方图压缩为  $hcomp(r_k) = \log(h(r_k)) \forall k \in \{0, 1, \dots, L-1\}$ ,其中  $hcomp(r_k)$  和  $h(r_k)$  是压缩和未压缩的直方图  
2, ..., , 强度  $r_k$  的箱。结果,图像强度的概率变为

$$p(r_k) = \frac{hcomp(r_k)}{\sum_{j=0}^{L-1} hcomp(r_j)} \quad \forall k \in \{0, 1, 2, \dots, L-1\} \tag{41}$$

其中第  $k$  个强度值对应的累积均匀分布函数  
是 (谁)给的

$$F(r_k) = \sum_{j=0}^k \frac{hcomp(r_j)}{\sum_{i=0}^{L-1} hcomp(r_i)} \tag{42}$$

3.4 视网膜

Retinex 理论是指人类视觉保持物体亮度和亮度的适应性。  
颜色与空间和照明的变化无关[108, 124]。为此,Retinex 的目标是  
模拟人眼视网膜和皮层处理分配颜色的方式  
到一个物体[69]。请注意,Retinex 确实不同于涉及对象的其他表达式  
与其他审查方法相比,反射率和光源功率谱  
远在这儿。为了更清楚地看到这一点,我们遵循 Parthasarathy 和 Sankaran [173]编写  
[124]中提出的 Retinex 方程为  $S(x,y) = R(x,y)L(x,y)$ ,其中  $S(x,y)$  是  
图像品格上坐标为  $(x,y)$  的像素, $L(x,y)$  是相应的场景照明, $R(x,y)$  是物体反射率。

与往常一样,目的是消除场景中光源的影响,以实现  
为此,Retinex 利用对数函数的性质将上面的乘积转化为线性  
组合。通过对 Retinex 方程两边取对数并重新组织  
项,我们得到

$$r(x,y) = s(x,y) - l(x,y) \tag{43}$$

中  $s = \log(S(x,y))$ ,  $r = \log(R(x,y))$  且  $l = \log(L(x,y))$ 。

为了获得  $L(x,y)$ ,经常使用卷积。这遵循照明的直觉  
整个场景应该是均匀的,并且整个图像的强度应该平滑变化。因此,  
卷积有效地平滑图像,从而使用径向核获得光源  
 $F(p,q)$  由  $F(x,y) = \frac{1}{p_1 \times p_2} \sum_{p_1 \times p_2} F(x,y)$  给出,其中  $p$  和  $q$  是图像上像素到相邻像素的距离  
格子。但请注意,有许多内核可用于此目的。在[109]中,  
乔布森等人。使用高斯函数提出多尺度 Retinex (MSR)。基于  
MSR,唐等人。 [206]开发了一种水下图像增强方法,其中  $F(p,q)$  为  
给出的

$$F(x,y) = \lambda \frac{\exp(-(p^2 + a^2))}{2\pi\sigma^2}, \tag{44}$$

其中  $\sigma$  是控制内核扩展的变量, $\lambda$  是归一化标量。

利用上述内核,方程 (43)中的 Retinex 表达式可以写为  $r(x,y) = \log(S(x,y)) - \log(F(p,q,\sigma) S(x,y))$ ,其中 表示卷积运算。继续 MSR [109],可以选择  $\sigma$  的最佳值,以保持图像的动态范围压缩和色彩再现。这是使用表达式完成的

$$R_i = \frac{\omega_n R_i}{\sum_{n=1}^N \omega_n} = \frac{\omega_n (\log(S_i(x,y)) - \log(F(x,y, \sigma_n) S_i(x,y)))}{\sum_{n=1}^N \omega_n} \tag{45}$$

其中  $i$  是颜色通道索引,即  $i \in \{R,G,B\}$ ,  $N$  是使用的尺度数,  $\omega_n$  是每个量表的权重因子。请注意,对比度拉伸技术,例如[112]中的技术,通常用于克服水下图像中的不同色偏。让对比色通道由  $S_i$  给出。同样,让图像着色调整  $i$  的图像强度

最小  $S_i$  之间的通道强度范围

结果图像的通道索引  $i$  为  $S_i$

其中  $S_i$  和  $S_i$  是  $S_i$  的平均值和标准差

$\mu$  是控制生成图像的动态范围的标量。有了这些成分, Retinex 物体反射率由下式给出

$$R_i = \frac{S_i - \mu S_i}{S_i - \mu S_i} \tag{46}$$

Retinex 在水下图像中的去雾和增强的进一步实现可以是见[ 65,213,232,235 ]。还值得注意的是,水下计算机视觉方面的大量工作一直专注于实现直方图均衡技术[ 72,84,127,190,218 ] 还可以与 Retinex 结合使用以提高图像对比度。作者在 [206]提出了一种反转灰色世界 (IGW)方法来保持实际颜色。

4 认可

在计算机视觉中,识别是一个经典问题,其关键在于对图像和视频中的对象、人、动作等进行识别和分类。该任务可以在

监督设置,通过附加语义类标签来将图像描述为整个场景或它的目标和行动[41,118,145 ]。在水下环境中,识别常常受到影响在特定应用范围内,例如用于生物多样性评估的鱼类计数[17, 182],水产养殖[91],水下航行器导航,水下机器人的目标检测平台[138],或结构检查[90]。水生生物中的注意识别和分类任务生态系统主要依赖于专家知识和人工标记,这些都是昂贵且昂贵的耗时[10]。此外,水下计算机视觉研究一直集中在图像上在清澈的水中拍摄,因为浑浊的条件具有更浓的色偏,产生模糊的图像 [229]。与计算机视觉领域其他地方的对应数据集相比,标记的水下数据集相对较少,这一事实使情况更加复杂[132, 144]。

尽管识别已应用于水下计算机视觉的许多领域,它也被作为一个独立的问题来解决,其本身就值得追求。陈等人。 [33]描述了一种利用人造光在水下图像中进行对象分割和识别的方法。作者通过将人造光识别为感兴趣区域 (RoI)来做到这一点

利用其光学特征,例如全局强度、对比度、颜色通道变化和强度。一旦获得了 RoI,其中的对象就会通过 Otsu 的应用进行分割方法[171]计算灰度直方图以使用核图切割来分割图像。陈等人。 [32]通过提取2D将显着性应用于水下物体检测和识别和 3D 特征来模拟水生动物的视觉注意系统。为了识别,颜色



传统上应用纹理特征来解释具有大量同质图像的区域粗糙度、对比度、方向性、线性、规律性和粗糙度

像素[8, 94]。在水下图像中,Gómez-Ríos 等人。 [75]根据珊瑚种类分类他们的纹理。作者指出,珊瑚分类最常见的问题是珊瑚彼此之间的相似性以及它们的紧密分组,这使得很难区分他们。光在水柱中的传播使情况变得更加复杂。考虑到这一点,他们实现三个CNN,即Inception v3、ResNet和DenseNet。使用微调和不使用微调由于数据增强需要,他们表明 ResNet 是其分类任务的最佳模型。同样,基于 ResNet,Zhao 等人。 [233]实施一个骨干网络

他们命名的水下视频中鱼类分类和定位的聚合分支复合鱼网。在[144]中,作者提出了 ResFeats,一个在 ImageNet 上训练的 ResNet,以获得用于识别和分类的现成功能。

事实上,神经网络架构已被广泛用于计算机视觉识别,水下环境也不例外。在他们的研究中,King 等人。 [115]证明

基于补丁的 CNN 和全卷积网络 (FCN)在语义方面表现更好与标准机器学习技术相比,珊瑚礁的分割和分类。作者还开发了一种工具,可以分割图像并允许用户

分类标签。莫尼鲁扎曼等人。 [161]提出了一种基于循环的深度学习模型 CNN (R-CNN)和 Inception v2 用于检测水下 Halophila Ovalis (一种海草物种)图片。为了识别海参,提出了具有 VGG16 主干的 U-Net 架构在[212]中。伊斯兰等人。 [100]开发了SUIM-Net,这是残差学习中的一个完全卷积模型,它使用编码器-解码器架构和跳过连接。网络已应用于其数据集 SUIM 的语义分割和显着性,该数据集包含 1,500 多个水下图像。同样,在[183]中,海草检测和分类是通过基于预训练的 VGG-16 和 ResNet50 分类模型实现基于补丁的 CNN 来实现的,和图像增强。在[183]中,图像被分为 40 个 patch,总共 66,946 个标记的图像区域。李等人。 [130]提出了 MAS3K,一个水下图像数据集和一个名为 ECD-Net 的海洋动物分割网络,它增强了特征,然后将它们提供给级联解码器进行分段。伊克巴尔等人。 [98]通过使用四个卷积层来调整 AlexNet 模型,提出用于鱼类识别和分类的 CNN 两个完全连接的层。他们的模型优于原始的 AlexNet 架构和 VG-GNet。魏等人。 [215]提出YOLOv3-brackish,一种基于You Only Look的单阶段方法Once (YOLO)-v3专注于水生动物。它们改进了最小特征的提取通过使用 K 均值聚类算法确定锚框的大小和数量。这然后通过添加通道注意模块来实现检测。他们的结果表明 OLOv3-在检测小鱼、虾、螃蟹、和海星。

注意,上述方法主要针对动植物的识别和分类在底栖栖息地。文献中的其他作品旨在将其识别为基础设施检查或栖息地测绘的手段。在[151]中,深度学习被用来识别

使用 AUV 的管道和阀门。作者使用具有 3D 点云信息的立体图像来训练用于分割的深度学习神经网络。水雷探测已解决

[146]利用基于直方图定向梯度 (HOG)的特征提取技术具有 220 张水下图像的数据集上的特征和 Canny 边缘检测器[26]。拉克什米和 Santhanam [122]基于 CNN 模型设计了二分类器和多类分类器,用于检测水生生态系统中的固体废物。 [122]中的方法使用增强图像,其中二分类器将感兴趣的对象与背景和多元分类器分开识别不同的物体。胡等人。 [91]在他们的研究中也使用了YOLO,其重点是

减少饲料颗粒浪费和水污染。为此,作者修改了路径聚合网络 (PANet) [139],通过添加密集连接网络来改进特征检测并减少主干冗余。在[90]中,作者将 CNN 应用于水下桥梁检查,以定量评估冲刷深度和恶化情况。他们使用侧扫描声纳来捕获水下图像,并使用基于 U-Net 的语义分割网络以及采用 ResNet 的改进编码器。在他们的模型中,原始的跳过连接也被作者命名为 Respath 的多特征融合架构所取代。

识别还应用于潜水员、AUV 和无人机 (UAV) 之间的交互。在这种情况下,Martija 等人。[150]利用 CNN 和 ResNet-50 分类器、梯度直方图 (HOG)和 SIFT [140]以及使用支持向量机 (SVM)分类器的Bag Visual Words (BOVW)进行手势识别研究。在他们的研究中,Martija 等人。[150]使用混淆矩阵分析来确定哪些手势在水下更难识别。在他们的研究中,他们使用认知自主潜水伙伴 (CADDY) [75]数据集进行手势识别,由此他们得出结论,CNN 方法是最有效的技术。Yang 等人也使用了 CADDY 数据集。[224]评估他们的潜水员识别系统 (DARE)。DARE 利用立体对和多通道 CNN 分类器实现水下手势识别,从而实现潜水员和 AUV 之间的通信。李等人。[134]提出了一种 CNN 架构,利用潜水员、海豚和鲸鱼的声学信号来识别到达海岸的小目标,该信号被处理成图像,然后由卷积神经网络输入。事实上,可以使用识别和分类技术跟踪水生动物的运动来监测它们的行为。杨等人。[225]使用加速度数据记录器并应用K近邻进行鲨鱼行为分类。在相关的开发中,在[155]中,作者提出了一种基于 YOLO 的鲨鱼检测方法,其中手动标记训练图像。

## 5 深度和形状恢复

回想一下,形状恢复的目的是保留对象的轮廓、自遮挡和折叠[111],而深度估计的目的是估计场景的 3D 结构。对于这两项任务,水下环境中的挑战之一是光吸收、散射、折射、水流和水湍流通常使传感器技术的校准变得困难,从而增加了数据采集设备的成本[114, 172]。此外,包含水下场景 2D 深度信息的可用数据集[233]很少,这反过来意味着用于评估不同方法和训练机器学习方法的地面实况图像数量有限。

尽管存在这些挑战,计算机视觉界仍在积极追求水下环境中的深度和形状恢复。在[5, 6]中,利用水中光吸收的特性来进行深度恢复。这是基于 Beer-Lambert 模型[123]完成的,该模型指出光的衰减与衰减剂的浓度和光传播的路径长度呈线性关系。请注意,正如其他人在此评论的那样,[5, 6]中采用的方法也采用了第 3 节中调查的图像形成过程形式。Beer-Lambert 模型[123]的使用允许作者在[5, 6]利用现成的组件构建双谱深度成像系统。在[99]中,Ishihara 等人。观察到水介质中折射率的波长依赖性可用于恢复多光谱图像中描绘的物体的表面法线。在[99]中,作者利用在不同波长下获取的图像中观察到的视差来重建水下场景。在相关的开发中,Chadebecq 等人。[29]使用两个视图来解决水下场景中的折射运动结构问题。在[210]中,通过估计吸收和反向散射光来实现水下图像的颜色校正

运动结构 (SfM)和多视图立体 (MVS)深度图。穆萨维等人。 [163] 提出一个模拟套件,用于对真实水下场景进行建模,并估计深度图使用 CNN,同时提高随机场景和地面实况生成的图像质量。该套件还允许数据消融,允许用户更改特定的模型

参数。

请注意,上述方法明显是基于传输的基于物理的方法以及光在水柱中的衰减。然而,还有其他基于图像处理技术。例如,在[128, 200]中,水下场景深度是通过从红色通道的最高像素强度中减去红色通道的强度来近似的。绿色和蓝色通道。在[177]中,水下图像的深度是基于像素估计的模糊度,其中深度图是使用局部图像区域上的最大滤波器计算的。在此设置下,深度图使用形态重建进行细化,并使用引导过滤器。基于图像到图像的翻译,Zhao 等人。 [233]设计了一个具有三个生成器和两个鉴别器的 GAN 来估计水下深度图。古普塔等人。 [78]发展 UW-NET,采用风格转换方法将模糊的空中图像转换为水下图像。他们的模型通过两个密集自动编码器块学习水下深度图和结构相似性指数 (SSIM)损失。曹等人。 [27]实现两个CNN来预测水下图像中的深度图和背景光。 Xiong 和 Heidrich [221]使用单个用于真实和合成水下场景和水面的 3D 形状重建的相机。在他们的方法中,使用光线投射的斯涅尔定律和光流的时间三角测量来估计场景几何形状。在[32]中,作者提出了一种区域深度估计方法通过使用亮度将场景划分为人造光区域和自然光区域来进行分割通道先验 (BCP)和DCP。在[180]中,深度是通过图像拼接、映射来计算的。水下场景传输图上局部图像区域的局部单应性利用 DCP。钱等人。 [181]提出了一种水下3D重建方法通过放置相机使其可以捕获多个视点来应用场景正态一致性约束。村井等人。 [165]估计表面法线和深度图通过考虑与表面阴影相关的多条光线的红外吸收光谱来分析水下物体。马卡龙等人。 [143]使用飞行时间 (ToF) 传感器测量深度估计实施时间相关单光子计数 (TCSPC)以测量相对于深度的光衰减。

尝试恢复水下物体形状的技术通常也适用图像重建作为预处理步骤。例如,在[226] 中,作者使用 shape-from-silhouettes [34, 184]进行 3D 形状重建。他们通过提出校准模型来做到这一点它考虑了水下场景中的折射投影。在[40]中,使用四种类型的传感器获取水下表面的距离图像。这些是 Microsoft Kinect、Asus Xtion 和 Dinast Cyclopes II 以及 Cyclopes OD 红外接近阵列传感器。笔记这些与[95]和[170]中的方法有些相关,其目的是融合视觉和用于水下 3D 重建的声纳数据。在[166]中, Murez 等人。测量物体点扩散功能并展示如何使用成像荧光发射来消除反向散射用于在水下环境中通过光度立体恢复 3D 形状的组件。拉万巴赫什等人。 [185]用于检测南方蓝鳍金枪鱼大小的鱼形检测在立体声视频上。他们使用水平集和主成分分析以及用于分割的 Mumford-Shah 函数来对鱼的形状进行建模。同样,分割和形状回收已应用于鱼类监测和结构检查。罗德里格斯等人。 [192]利用立体相机计算不同鱼的大小。首先,他们实现立体视觉来处理水下图像。然后检测鱼并通过分割估计其大小,其中使用贝叶斯方法提取背景和前景。在[79]鱼

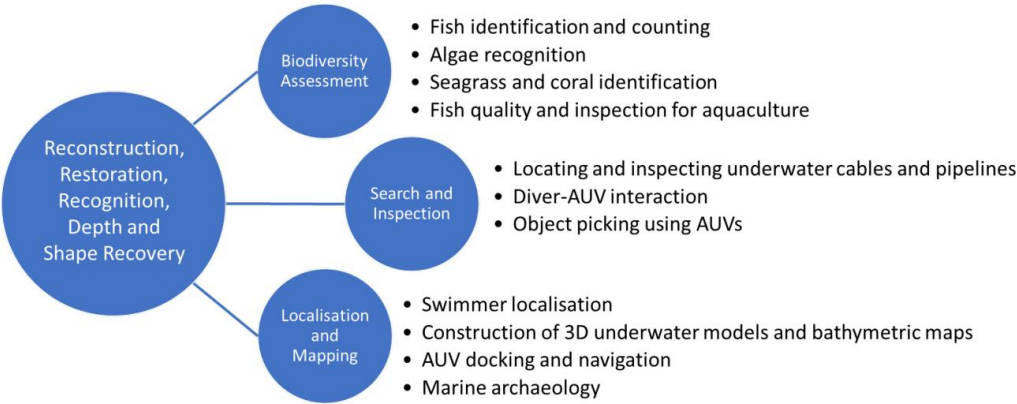


图 5 水下计算机视觉技术及其应用之间的关系图应用程序。

使用图像处理和基于区域的分割技术检测头部和尾部笛卡尔坐标系。在[79]中,作者提出去除尾部以改善利用偏最小二乘法测量总质量。穆罕默德等人。 [160]申请用于水下图像增强的多尺度Retinex和用于光流计算的YOLOv3,以检测和跟踪水产养殖场中的鱼类。立体成像和 CNN 的使用还提出了用于水下环境中的分割、匹配和纹理提取的方案在[97]中。 [97]中的技术可以在游泳时去除气泡并检测人体 3D 形状。在[120]中,作者提出了一种使用近红外光和透视相机对运动中的非刚性物体进行 3D 水下形状重建的方法。埃肯等人。 [57]介绍用于检测水下图像中的圆圈的深度学习模型。在他们的研究中,他们表明 Faster R-CNN 和 Single Shot Multi-Box Detector (SSD)网络的性能优于霍夫变换的准确性和处理速度。

6 计算机视觉应用

在回顾了常用于水下环境中的恢复、重建、识别以及形状分析和深度恢复的计算机视觉技术之后,我们现在将我们的注意它们的应用范围。这些方法 (如图 5 所示)经常用于广泛的应用,例如电缆和管道的检查、海洋考古学、水产养殖和鱼类种类鉴定。这些应用程序可以分为主要的生物多样性、搜索、定位和结构检查领域。

6.1 水下生物多样性

在水下生物多样性的背景下,计算机视觉技术的应用经常被基于识别任务,其中的问题是利用从无人驾驶车辆 (UV)获取的图像和视频对动植物群进行分类和识别,或者由潜水员操作的相机。沿着这些思路,戈壁[74]提出了一项海底动物群识别和底栖生物定量的研究。他建议使用尺度不变特征变换 (SIFT) [140]来检测底栖生物的细节,例如它们的形状和纹理。在 [74],使用了螃蟹图像,通过标记每个目标来准备训练集,即,手动将螃蟹放在其中心。马里尼等人。 [147]应用二元分类器来监测鱼类沿海站点观测站的丰度。他们在两年内收集了 20,000 张图像

并实施分割和特征提取技术来对它们进行分类。图像被手动标记和分割,将所考虑的鱼作为感兴趣区域 (RoI) 。

这产生了一个斑点轮廓,然后使用模糊和形态学算子以及高斯阈值来检测该轮廓。通过遗传编程和 K 折交叉验证来测试和训练分类器。排列多元分析 (Permanova)发现水中的生物污垢影响鱼类的准确识别,而水的浊度则无关。同样,无论悬浮物浓度 (即水的透明度)如何,白天和夜间的光照条件之间都存在显著差异。

事实上,鱼类和藻类识别已经使用了多种技术,通常采用复杂的设置进行地面实况和数据采集。例如,锡安等人。 [237]建造了一个鱼缸,里面装满了藻类、悬浮沉积物和活鲤鱼、圣彼得鱼和灰鲯鱼。他们还设置了背景灯,并将相机放置在距离玻璃不远的地方。

在[237]中,拍摄图像后,应用HE进行图像处理,然后进行形状特征提取,以恢复鱼的大小和方向。最后,基于贝叶斯方法,作者将鱼类图像分类为鲤鱼、圣彼得鱼和灰鲯鱼。在相关的开发中,Qin 等人[182]从水下图像视频中提取前景活鱼特征。他们的方法名为 DeepFish,由带有主成分分析滤波器的两层 CNN 组成。非线性层使用二进制哈希,而层特征池使用块级直方图。接下来是空间金字塔池化操作,以解析鱼的姿势和用于分类的 softmax 激活函数。萨曼塔雷等人。 [195]开发了一种基于深度学习的水体藻类监测系统。为此,使用包含藻类的数据集来实施迁移学习方法。该方法旨在用于载人飞行器 (CAV)和无人机。因此,作者使用单次检测器 (SSD)和基于区域的全卷积网络 (R-FCN)来实时识别和定位物体。

在 CNN 在水下生物多样性方面的另一项应用中,Burguera [24]使用这些网络进行海草斑块分类,以识别 *Posidonia oceanica* (PO) 的物种。这项研究表明,PO 纹理是比颜色更好的区分特征。这表明可以使用小块通过其纹理来检测 PO,从而减少时间和处理要求。

[24]中的方法采用了两个使用沿海地区图像训练的神经网络 (NN) 。第一个处理特征提取,由两个卷积层组成,其中 ReLU 用作激活函数,最后一层采用最大池化。其中第二个目标是 PO 和非 PO 补丁的多元分类。金等人。 [115]研究了用于珊瑚礁语义分割的CNN 和全卷积神经网络 (FCNN)技术。在[115] 中,作者表明,使用 VGG16 模型[198]进行补丁分类的 CNN 比 SVM 分类器和纹理特征效果更好。 CNN 对在珊瑚礁获取的水下图像进行分割,包括用于提高其性能的InceptionV3 模块[205]和用于训练的残差网络 (ResNet) 。 [115]中用于语义分割的FCNN模型是FCN8 [169]、 Dilation8 [62]和Deeplab v2 [31],其中后者具有最好的分割性能。

无监督学习也被用于水下生物多样性,Chuang 等人。 [38]提出了一种用于鱼类分割和识别的无监督学习算法。 [38]中的分割利用相位傅立叶变换实现显著性。一旦获得显著性图,就可以使用松弛标记方法应用分割掩模来识别鱼。该模型使用鱼的外观和几何形状进行训练,分类对未识别的物体应用从粗到细的标签。拉拉吉等人。 [125]还解决了鱼分割的问题。为此,他们利用基于亲和力的计数全卷积神经网络 (A-LCFN)方法,在该方法中训练 CNN



基于点级标签注释的鱼类分割。在他们的方法中,网络有两个输出层,一个用于像素分数,另一个用于描述像素之间成对相似性的亲和力和矩阵。使用随机游走分割方法将这两个输出聚合为一个。

## 6.2 水下搜索、检查和定位在水下搜索和检查中,计算机视觉可以在利用潜水员和无

人机定位和检查物体和结构的过程中发挥重要作用。尽管上面回顾的方法可以适用于其中一些任务,但已经提出了几种用于水下环境中搜索和检查的特定目的方法。此外,图像增强和恢复技术也适用于这种设置。

在文献中,人造结构是其中几种方法的焦点。里齐尼等人。[190]提出了一种检测公海中水下人造物体的方法。在[190]中,使用自适应直方图均衡 (CLAHE) [238]来处理图像。一旦经过预处理,分割和识别任务就会根据目标的显着颜色特征和清晰轮廓来实现。在这种情况下,Roi 是物体的显着颜色,实际假设是感兴趣的水下物体具有均匀的颜色。通过这种方式,HSV (色调-饱和度-值)通道可用于使用低通滤波器进行轮廓形状验证来细化分割,从而使算法识别制造制品的典型笔直且清晰的轮廓。在一项相关的开发中,Wirth [216]解决了利用 AUV 检测水下电缆和管道的问题。使用粒子过滤器检测所考虑的基础设施。同样,De Oliveira Moita 等人。[42]使用深度神经网络来识别和定位海底石油和天然气结构。在他们的工作中,他们利用 MakeSense 网站获得了一个数据集,以便对 AUV 捕获的图像进行手动分类和标记。

流体动力学视频序列中的定位和绘图任务也引起了社区的一些兴趣。Karlekar 和 Fang [110]提出了一种在包含运动对象的水下视频图像中进行游泳者定位的分割方法。他们利用纹理和光度特征来识别游泳者的轮廓。轮廓被视为 Roi,其特征是由所考虑的游泳者的身体运动在视频序列中产生的飞溅或溅射效果。作者还使用纹理和颜色来分割游泳者,从而利用 K 均值聚类将前景和背景分开。费拉拉等人。[59]结合定位和映射、运动结构和 3D 重建方法来创建具有高光谱纹理的 3D 水下模型。作者利用高光谱推扫式相机和彩色相机以及惯性导航系统来实现这一目标。在[234]中,提出了一种无人机对接方法,结合使用灯、图像分割和特征提取来执行双目视觉定位。请注意,这些方法本质上是摄影测量方法。事实上,摄影测量也被用于水下考古学[209],其中利用彩色相机拍摄的视频获得了沉船的 3D 模型。

## 7 个水下数据集

在表2中,我们列出了广泛可用的水下计算机视觉数据集。请注意,这些在各种应用程序和设置中各不相同,其中一些针对其目标应用程序高度特定,而另一些则针对一般重建或色彩校正任务。例如,[2]中使用的数据集是 RGBD 颜色校正,用于使用暗像素估计反向散射 (更多详细信息,请参阅第2.7节)。该数据集包含 1,157 张不同深度和视角的清水和浑水类型的珊瑚礁和峡谷的真实水下图像。



表 2. 广泛可用的水下计算机视觉数据集列表

数据集	描述	包括水下数据
球童[75]	人机交互数据集 潜水员和 AUV 活动	10K 和 12K 立体图像对,带驱动器 手语和身体姿势测量
	网址: <a href="http://www.caddian.eu/">http://www.caddian.eu/</a>	
双人组[138]	机器人拾取的物体检测网址: <a href="https://github.com/chongweiliu/DUO">https://</a>	7,782 个图像和对象注释
	<a href="https://github.com/chongweiliu/DUO">github.com/chongweiliu/DUO</a>	
底栖生物[230]	水下图像分割	4,500 个珊瑚礁图像马赛克和物体 注释
	网址: <a href="https://datadryad.org/stash/dataset/doi:10.5061/dryad.8cz8w9gm3">https://datadryad.org/stash/dataset/doi:10.5061/dryad.8cz8w9gm3</a>	
鱿鱼[12]	图像色彩还原 57张图像、相机标定数据和 距离图	
	网址: <a href="http://csms.haifa.ac.il/profiles/tTreibitz/datasets/ambient_forwardlooking/索引.html">http://csms.haifa.ac.il/profiles/tTreibitz/datasets/ambient_forwardlooking/索引.html</a>	
阿卡纳克和 特雷比茨[3]	除水	1,100 张图像和距离图
	网址: <a href="http://csms.haifa.ac.il/profiles/tTreibitz/datasets/sea_thru/index.html">http://csms.haifa.ac.il/profiles/tTreibitz/datasets/sea_thru/index.html</a>	
金额[100]	语义分割 1,500 张带有点注释的图像	
	网址: <a href="https://irvlab.cs.umn.edu/resources/suim-dataset">https://irvlab.cs.umn.edu/resources/suim-dataset</a>	
贝杰博姆等人。 [11]	使用自动注释 宽带荧光图像	212 个图像对 (反射-荧光) 和点注释
	网址: <a href="https://datadryad.org/stash/dataset/doi:10.5061/dryad.8cz8w9gm3">https://datadryad.org/stash/dataset/doi:10.5061/dryad.8cz8w9gm3</a>	
浑浊[51]	水下测试与评估 图像修复方法	82 张真实图像
	网址: <a href="http://amandaduarte.com.br/turbid/">http://amandaduarte.com.br/turbid/</a>	
TrashCan [85]	自动垃圾检测 7,212 张带注释的图像	
	网址: <a href="https://conservancy.umn.edu/handle/11299/214865">https://conservancy.umn.edu/handle/11299/214865</a>	
DeepFish [194]	鱼类栖息地可视化分析 网址: <a href="https://github.com/alzayats/DeepFish">https://</a>	40K 图像、点注释和标签
	<a href="https://github.com/alzayats/DeepFish">github.com/alzayats/DeepFish</a>	
鱼知识 [17]	鱼识别	27,370 张带有标签的图像,93 个带有鱼的视频 轨迹,以及 14 个复杂的视频 背景
	网址: <a href="https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/Fish4Knowledge/GROUNDTRUTH/">https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/Fish4Knowledge/GROUNDTRUTH/</a>	
AQUALOC [60]	定位和绘图	17同步单目、单色 具有惯性和压力的序列 测量
	网址: <a href="http://www.lirmm.fr/aqualoc/">http://www.lirmm.fr/aqualoc/</a>	
棕色[239]	定位和绘图	4,713 张合成图像,惯性和深度 测量姿态、深度和 表面法线地面实况
	网址: <a href="https://zenodo.org/record/5567209#.YYMcqhxxVhE">https://zenodo.org/record/5567209#.YYMcqhxxVhE</a>	
咸味的 数据集[174]	检测海洋动物 83 个视频和连接盒注释	AAU、YOLO Darknet 和 MS COCO 格式
	网址: <a href="https://vap.aau.dk/the-brackish-dataset/">https://vap.aau.dk/the-brackish-dataset/</a>	
联合教育局[126]	图像增强与修复	950 张自然和人工拍摄的图像 光,其中 890 个有其参考图像 用于方法比较
	网址: <a href="https://li-chongyi.github.io/proj_benchmark.html">https://li-chongyi.github.io/proj_benchmark.html</a>	

(继续)

表 2. 续

数据集	描述	水下数据包括 900 张合成图像和
南[89]	图像增强与修复	30 张地面实况图像。
	网址: <a href="https://ieee-dataport.org/open-access/suid-synthetic-underwater-image-dataset">https://ieee-dataport.org/open-access/suid-synthetic-underwater-image-dataset</a>	
MAS3K [131]	海洋动物分割 4,400 张图像和对象注释 网址	<a href="https://github.com/LinLi-DL/MAS">https://github.com/LinLi-DL/MAS</a> 海草
	检测和分类带标签的12K图像网址: <a href="https://">https://</a>	
深海草[183]	<a href="http://data.csiro.au/collection/csiro:47653v1">data.csiro.au/collection/csiro:47653v1</a> 无参考图像评估 60 张降级图	
	像和 900 张恢复图像 网址: <a href="https://github.com/Hou-">https://github.com/Hou-</a>	
UID2021 [87]	<a href="https://github.com/GuoJia/UID2021">Guojia/UID2021</a> 同时增强和超分辨率网址:	<a href="https://irvlab.cs.umn.edu/resources/">https://irvlab.cs.umn.edu/resources/</a>
	<a href="https://github.com/GuoJia/ufo-120-dataset">ufo-120-dataset</a> 自动估算海底海草覆盖度	
不明飞行物120 [101]		高分辨率和低分辨率注释图像 (1,500 个用于训练,120 个测试)
寻找海草[189]		12,682 张海底图像,其中 6,036 张带有可用作像素图的多边形注释 网址: <a href="https://">https://</a>
	<a href="https://enviworld.github.io/LookingForSeagrass/">enviworld.github.io/LookingForSeagrass/</a>	

在这里,我们还提供了可以下载相应数据集的 URL。

TURBID [51]是一个用于测试和评估增强和恢复方法的数据集,由 82 个在清水中具有地面实况的水下图像组成,作者通过添加牛奶、叶绿素和深蓝色染料将人造物体放在底部。 UFO-120 [101]是一个为同时增强和超分辨率设置而构建的数据集,包含 1,500 个用于训练的图像和 120 个用于测试的图像。水下图像增强基准 (UIEB) [126]包括 950 张真实水下图像,其中 890 张图像用于基准测试和比较。合成水下图像数据集 (SUID) [89]包含 900 个合成水下图像和 30 个地面实况图像,用于评估增强和恢复方法。用于评估水下图像质量的UID2021 数据集[87]包含不同水下场景下的 60 个降级图像,并使用 15 种不同的水下增强或恢复方法恢复其参考图像。

虽然上面的数据集主要针对一般图像恢复、校正和深度恢复,但如上所述,其他数据集可以非常具体地针对当前的任务,例如[75]或[11]中的任务。 TrashCan 1.0 [85]是一个垃圾、ROV、动植物观察数据集,用于在机器人平台上自动部署,其中包含 7,212 个图像和标签。 CADDY [75]是一个水下立体视觉数据集,特别针对潜水员和 AUV 活动的人机交互。 [11]中的数据集包含带有点注释的珊瑚礁图像,旨在改进使用荧光的自动注释。 AQUALOC [60]是一个定位数据集,包含三个不同水下环境、一个港口和两个不同深度的考古遗址的数据序列。

此外,海洋动物群在数据集生成和传播方面引起了相当大的关注也就不足为奇了。 [131]中提出的海洋动物分割数据集 (MAS3K)包含1,588 张带有伪装海洋动物的图像和 1,322 张带有清晰可见海洋动物的图像,分布在 193 个水下场景中。所有图像都用对象级标签、类别名称、属性和伪装类型进行注释。咸水数据集[174]是在咸水水域获取的第一个数据集。数据集中的图像描绘了大鱼、小鱼、虾、水母、海星和螃蟹,其中图像序列包含注释

边界框。DeepSeagrass [183] 是一个包含不同水下图像的数据集  
海草种类。图像被标记用于检测和分类并分为三部分  
根据其种类和密度进行分类。水下数据集分割  
[100]中提出的IMagery (SUIM)包含 1,500 个带注释的真实水下图像  
分为鱼类、珊瑚礁、水生植物、人类潜水员、沉船等五类  
还有废墟、机器人和海底。该数据集有 110 张图像可供测试。

值得注意的是,水下计算机视觉数据集通常比水下计算机视觉数据集小得多。  
现在在其他地方很常见。例如,CADDY [75]包含 10,000 个用于手势的立体对  
识别和另外 12,000 个用于潜水员姿势估计。底栖生物[230]大约包含  
来自三个海洋环境的照片马赛克上有 4,500 个分段物体,而 SQUID 则包含温带和热带水域的 57 个立体点对。  
TrashCan 1.0 [85]由以下部分组成  
7,212 张带注释的垃圾、ROV、动植物群彩色图像。这与数据集形成对比  
例如 Microsoft COCO [137]或 ImageNet [45],其中包含数十万张图像。此外,现有数据集通常标签不完整、描述  
高度相关的场景或缺乏基础  
真相。最后,请注意,这些数据集及其随附方法通常不考虑空中、水下和遥感数据之间的相互作用。尽管人们对水下  
环境管理和基础设施测量的兴趣日益浓厚,但广域

使用机载平台进行监测可以与 ROV、无人机和滑翔机结合用于栖息地  
测绘、测深和水质评估。

## 8 挑战和未来方向

如前所述,尽管它与重要的海洋、水管理和搜索相关  
和救援应用水下计算机视觉研究仍然不够发达[25, 112, 212]  
比大多数经典计算机视觉同行。这部分是由于其运行环境具有挑战性,也是由于图像形成过程和场景的性质

在水下栖息地。事实上,除了水下环境中光的散射和衰减常常导致能见度有限和弱光条件外,水下

图像和视频采集经常受到漫游器、滑翔机、AUV 和潜水员的影响,其中运动伪影、模糊和抖动可能会进一步降低图像  
质量。结果,大部分  
文献中有关于修复、重建和色彩校正的诗句。这并不奇怪  
鉴于光度不变量在计算机视觉中发挥的重要作用[71]。这些  
方法通常基于第3节中介绍的图像形成过程的物理原理。  
尽管它们的形式主义和普遍使用深度信息来估计散射  
以及沿视线的衰减,这些恢复方法的结果有时会有所不同  
来自彼此。我们在图 6 中对此进行了说明,其中显示了修订后的结果  
UIFM [2]、[148]中的 DCP、GW [22]和 Retinex [173]在两幅图像上,其中一幅来自[3]中的数据集,  
另一种来自 TURBID [51]。请注意,在图中,存在相当明显的差异  
所考虑的方法所提供的每个结果之间的关系。

另一个引起人们兴趣的领域是与识别、深度和形状恢复相关的领域。这也是可以理解的,因为深度和形状恢复对  
于恢复都很重要  
和认可,但也与几个重要的应用相关。与识别方法相关,现有方法主要针对特定任务,例如潜水员交互[75]

或数鱼[93, 227]。此外,这些主要采用可见图像和视频,有限地使用多模态水下成像数据。这些与计算机中的其他领  
域形成对比  
RGBD、图像、视频或声音已广泛用于识别、跟踪的视觉  
和自治系统[9]。这一点变得更加重要,因为有很多可能性  
探索光声[7]、水下激光雷达[187]和激光线扫描[154]的使用  
广泛的水下计算机视觉任务和应用。这很重要,因为有些

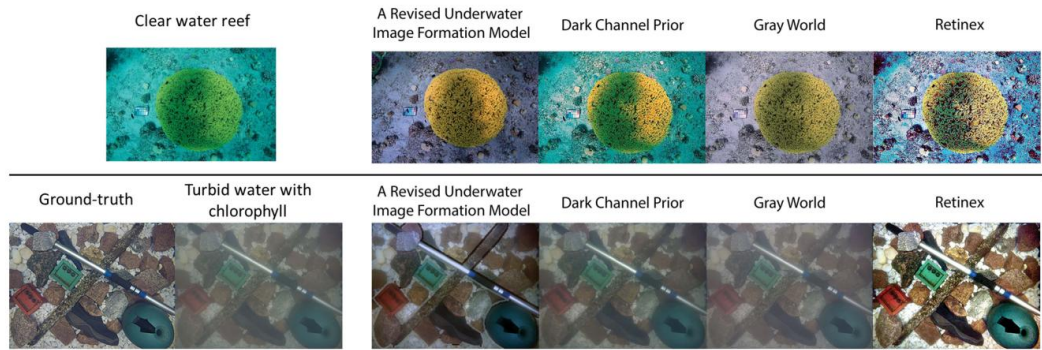


图 6. [3] (顶行)和 TURBID [51] (底行)中数据集的样本图像的示例恢复结果。在图中,我们从左到右显示了输入图像,对于 TURBID,可用的地面实况、修订后的 UIFM [2] 产生的结果、[148] 中的DCP、GW [22]和视网膜[173]。

生物多样性评估等应用可以极大地受益于声音或声纳与可见图像的结合使用[136]。沿着这些思路,声纳现在在海底测绘中很常见,为多传感器融合的应用提供了很多机会。

最后,尽管有一些可用的水下数据集,并且最近已经加快速度增加这些数据集的数量和广度[3, 100, 126, 230],但提供地面实况、深度信息和标记数据的数据集相对有限[132, 144,161,229,233]。\_这部分是由于预期应用范围广泛且种类繁多,而且还需要数据标记所需的专业知识以及获取地面实况数据所需的复杂设置[10, 183]。

9 结论

最近,人们对水下计算机视觉越来越感兴趣。这在一定程度上是由于水下平台的可用性不断增长,这些平台为各种应用获取和使用视觉数据。在本文中,我们调查了有关水下计算机视觉、其应用和现有数据集的文献。从水下环境中的光行为以及水下光传播的RTT和图像形成模型之间的关系出发,我们回顾了重建、识别、恢复以及形状和深度恢复方面的文献。我们这样做的动机是双重的。首先,图像质量对于提高所有计算机视觉任务至关重要,因此用于重建、识别和色彩校正的图像形成模型和图像处理技术引起了相当大的关注。其次,识别、深度和形状恢复任务也引起了相当大的关注,不仅因为它们本身的重要性,而且因为它们与生物多样性、基础设施、检查和水下搜索中的计算机视觉应用的相关性。我们还激发了水下计算机视觉的挑战并审查了可用的数据集。这些挑战不仅与水下计算机视觉的运行条件有关,还与需要更多、更大的包含地面实况和深度信息的水下数据集有关。我们通过建议该领域的未来方向来结束本文。

参考

[1] YC 阿格拉沃尔。 2005. 光学体积散射函数:水柱的时间和垂直变化  
新泽西海岸附近。湖沼学和海洋学 50, 6 (2005), 1787–1794。

- [2] D. Akkaynak and T. Treibitz. 2018.修订的水下成像模型。在过程中。 IEEE 国际。会议。计算。看法。模式识别。 CVPR,6723–6732。
- [3] D. Akkaynak and Tali Treibitz. 2019.Sea-thru:一种从水下图像中去除水的方法。在过程中。 IEEE 国际。会议。计算。维斯。模式识别。 CVPR,1682-1691。
- [4] D. Akkaynak,T. Treibitz,T. Shlesinger,Y. Loya,R. Tamir and D. Iluz. 2017.水下计算机视觉中的衰减系数空间是多少?在过程中。 IEEE 国际。会议。计算。维斯。模式识别。 CVPR,568–577。
- [5] Y.浅野,Y.郑,K.西野,I.佐藤。 2016.水的形状:用于深度恢复的双光谱光吸收。在欧洲会议上。在计算机上。 Vis.,Bastian Leibe,Jiri Matas, Nicu Sebe and Max Welling (编辑)。施普林格国际。出版, 635–649。
- [6] Y.浅野,Y.郑,K.西野,I.佐藤。 2021.通过水中近红外光吸收进行深度传感。 IEEE 跨。模式分析和马赫。英特尔。 43, 8 (2021), 2611–2622。
- [7] M. Babaee and S. Negahdaripour. 2013.根据光声立体图像中的遮挡轮廓进行 3D 对象建模。 2013 年海洋 - 圣地亚哥。过程。 MTS/IEEE 海洋,1-8。
- [8] N.巴格里和PK乔哈里。 2015.使用纹理和形状进行基于内容的图像检索的特征提取的比较研究。国际。 J.Adv.科学技术 80, 4 (2015), 41–52。
- [9] K. Bayoudh,R. Knani,F. Hamdaoui and A. Mtibaa. 2021. 计算机视觉深度多模态学习调查: 进展、趋势、应用和数据集。视觉计算。 10 (2021) ,1-32。
- [10] O. Beijbom,PJ Edmunds,C. Roelfsema,J. Smith,DI Kline,BP Neal,MJ Dunlap,V. Moriarty,TY Fan,CJ Tan 等人。 2015。走向海底调查图像的自动注释:人类专家的可变性和自动化操作模式。 PloS One 10, 7 (2015), e0130312。
- [11] O. Beijbom,T. Treibitz,DI Kline,G. Eyal,A. Khen,B.Neal,Y/ Loya,BG Mitchell and D. Kriegman. 2016.使用宽带荧光改进海底调查图像的自动注释。科学报告 6, 1 (2016 年 3 月) , 23166。
- [12] D. Berman,D. Levy,S. Avidan and T. Treibitz. 2021 年.使用雾线 and 新的定量数据集进行水下单图像颜色恢复。 IEEE 传输。模式分析和马赫。英特尔。 43, 8 (2021), 2822–2837。
- [13] D. Berman,T. Treibitz and S. Avidan. 2017.深入研究雾线:水下图像的色彩恢复。在过程中。 英国马赫。维斯。会议。施普林格,1-11。
- [14] G. Bianco,M. Muzzupappa,F. Bruno,R. Garcia and L. Neumann. 2015.一种新的水下成像色彩校正方法。国际。摄影测量、遥感与空间信息科学档案 40, 5 (2015), 25。
- [15] A.布莱克和A.齐瑟曼。 1987.视觉重建。麻省理工学院出版社。
- [16] H. Blasinski and J. Farrell. 2016.三参数水下成像模型。电子成像2016年, 18 (2016) ,1-8。
- [17] BJ Boom,PX Huang,J. He,RB Fisher. 2012.使用聚类支持图像数据集的真实注释。在过程中。第 21 届国际会议。会议。关于模式识别。 (ICPR 12) 。 IEEE,1542–1545。
- [18] M. Boudhane and B. Nsiri. 2016. 海底环境鱼类定位与检测的水下图像处理方法。视觉传达与图像表示杂志 39 (2016), 226–238。
- [19] RJW Brewin,G. Dall Olmo,S. Sathyendranath and NJ Hardman-Mountford. 2012.颗粒后向散射作为公海中叶绿素和浮游植物尺寸结构的函数。光学快报 20, 16 (2012), 17632–17652。
- [20] A. Bricaud,A. Morel,M. Babin,K. Allali and H. Claustre. 1998.海洋 (案例1)水中叶绿素a浓度的悬浮颗粒对光吸收的变化:生物光学模型的分析和影响。地球物理研究杂志:海洋 103,C13 (1998),31033–31044。
- [21] M. Bryson,M. Johnson-Roberson,O. Pizarro and SB Williams. 2016. 自主欠光真实色彩校正水上交通工具图像。现场机器人学杂志 33, 6 (2016), 853–874。
- [22] JM Buenaposada and L. Baumela. 2001.用于面部跟踪的灰色世界的变体。图像处理。 & 通讯 7,3-4 (2001) ,51-61。
- [23] H. Buiteveld,JHM Hakvoort and M. Donze. 1994.纯水的光学性质。在海洋光学 XII,卷。 2258. 国际。苏克。光学和光子学,SPIE,174–183。
- [24] A.布尔格拉。 2020.通过补丁分类进行分割:一种检测波西多尼亚海洋的神经网络方法水下图像中的ica。生态信息学56(2020), 101053。
- [25] 调频彩米。 2021。水下效果。在计算中。视觉:参考指南。施普林格,1295–1302。
- [26] J.坎尼。 1986.边缘检测的计算方法。 IEEE 传输。模式分析和马赫。英特尔。 8, 6 (1986) ,679–698。
- [27] 曹K.,彭YT,PC Cosman. 2018.使用深度网络估计背景光和场景深度的水下图像恢复。在 IEEE 西南图像分析和解释研讨会 (SSIAI 18) 中。 1-4。



- [28] N. Carlevaris-Bianco, A. Mohan 和 RM Eustice. 2010.水下单图像去雾的初步结果.在海洋 2010 Mts/IEEE 西雅图. IEEE, 1-8.
- [29] F. Chadebecq, F. Vasconcelos, R. Lacher, E. Maneas, A. Desjardins, S. Ourselin, T. Vercauteren 和 D. Stoyanov. 2020.水下3D视觉的折射双视重建.国际.计算机学杂志. 128, 5 (2020), 1101-1117.
- [30] M. Chambah, D. Semani, A. Renouf, P. Courtellemont 和 A. Rizzi. 2003.水下颜色恒常性:自动活鱼识别的增强.彩色成像 IX:过程,硬拷贝和应用,卷. 5293.国际.苏克.光学和光子学, 157-168.
- [31] LC Chen, G. Papandreou, I. Kokkinos, K. Murphy 和 AL Yuille. 2017. DeepLab:使用深度卷积网络,空洞卷积和全连接 CRF 进行语义图像分割. IEEE 传输.模式分析和马赫.英特尔. 40, 4 (2017), 834-848.
- [32] 陈正, 高浩, 张正, 周浩, 王晓, 田宇. 2020.结合水下显着物体检测 2D 和 3D 视觉特征.神经计算 391 (2020), 249-259.
- [33] 陈正, 张正, 卜勇, 戴锋, 范涛, 王浩. 2018.基于光学特征的水下目标分割.传感器 18, 1 (2018), 196.
- [34] KMG Cheung, S. Baker 和 T. Kanade. 2003.年.较接物体的轮廓形状及其在人体运动学估计和运动捕捉中的应用.在过程中. IEEE 国际.会议.计算.维斯.模式识别, 卷. 1. IEEE, 1-1.
- [35] JY 蒋和YC陈. 2011.通过波长补偿和去雾增强水下图像. IEEE 传输.关于图像处理. 21, 4 (2011), 1756-1769.
- [36] JY Jiang, YC Chen, YF Chen. 2011.水下图像增强:使用波长补偿和图像去雾 (WCID).在国际.会议.关于高级.英特尔的概念.维斯.系统.施普林格, 372-383.
- [37] Y. Cho, H. Jang, R. Malav, G. Pandey 和 A. Kim. 2020.通过不成对的图像到图像转换进行水下图像去雾.国际.控制、自动化与系统学杂志. 18, 3 (2020), 605-614.
- [38] MC Chuang, JN Hwang 和 K. Williams. 2016.水下鱼类图像的特征学习和目标识别框架. IEEE 传输.关于图像处理. 25, 4 (2016), 1862-1872.
- [39] RL 库克和 KE 托伦斯. 1982.计算机图形学的反射率模型. ACM 翻译.关于图形 (ToG) 1, 1 (1982), 7-24.
- [40] A. Dancu, M. Fourgeaud, Z. Franjic 和 R. Avetisyan. 2014.使用深度传感器进行水下重建.在 SIGGRAPH 亚洲技术简介. 1-4.
- [41] ER戴维斯. 2017.计算机视觉:原理、算法、应用、学习.学术出版社.
- [42] JVM de Oliveira Moita, RF Ramos, LN de AC Soares, ID Alvarenga, GP Rodrigues, MIL de Souza 和 JDJEM Caprace. 2020.使用 AUV 数据自动识别海底事件的深度学习方法.在里约石油天然气博览会和会议上.
- [43] AG Dekker, VE Brando, JM Anstee, N. Pinnel, T. Kutser, EJ Hoogenboom, S. Peters, R. Pasterkamp, R. Vos 和 C. Olbert. 2002.水的成像光谱测定.在成像光谱测定中.施普林格, 307-359.
- [44] G.德蒙. 1989.图像重建和恢复:常见估计结构和问题概述. IEEE 传输.声学、语音和信号处理 37, 12 (1989), 2024-2036.
- [45] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L. J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei. 2009. ImageNet: A large-scale hierarchical image database. 在过程中. IEEE 国际.会议.计算.维斯.模式识别. IEEE, 248-255.
- [46] C. Desai, BSS Reddy, RA Tabib, U. Patil 和 U. Mudanagudi. 2022. AquaGAN:水下图像的恢复.在过程中. IEEE/CVF 会议计算.维斯.模式识别. 296-304.
- [47] NV Dharwadkar, AM Yadav 和 MA Kadampur. 2022.利用水下成像技术提高水下成像质量.深度卷和神经网络.伊朗计算机杂志. 《科学》5, 2 (2022), 127-141.
- [48] JX., WY., 梁子, 付X. 2022.一种统一的水下图像增强全变分方法.基于知识的系统. 255 (2022), 109751.
- [49] PLJ Drews, ER Nascimento, SSC Botelho 和 MFM Campos. 2013.水下单幅图像的传输估计.在过程中. IEEE 国际.会议.计算.维斯.模式识别.研讨会. 825-830.
- [50] PLJ Drews, ER Nascimento, SSC Botelho 和 MFM Campos. 2016.基于单幅图像的水下深度估计与图像恢复. IEEE 计算.图形和应用程序. 36, 2 (2016), 24-35.
- [51] A. Duarte, F. Codevilla, JDO Gaya 和 SSC Botelho. 2016.评估水下图像恢复方法的数据集. 2016海洋展-上海. IEEE, 1-6.
- [52] SQ邓特利. 1963年,海中的光. 《约书亚记》53, 2 (1963), 214-233.
- [53] SQ Duntley, AR Boileau 和 RW Preisendorfer. 1957.对流层图像传输 I. JOSA 47, 6 (1957), 499-506.
- [54] P. Dutré, P. Bekaert 和 K. Bala. 2018.高级全局照明. CRC出版社.
- [55] M.艾伯纳. 2007.颜色恒常性.影像科学与技术, 卷. 7. 约翰·威利父子公司.
- [56] M.艾伯纳. 2009.基于局部空间平均颜色的颜色恒常性.机器视觉.和应用. 20, 5 (2009), 283-301.



- [57] MF Ercan,AL Qiankun,SS Sakai,T. Miyazaki。 2020。图像中的圆圈检测:一种深度学习方法。 2020 年全球海洋:新加坡-美国墨西哥湾沿岸。 IEEE,1-5。
- [58] R.法塔尔。 2008.单幅图像去雾。 ACM 翻译。关于图形 (TOG) 27, 3 (2008), 1-9。
- [59] M. Ferrera,A. Arnaubec,K. Isteni ,N. Gracias 和 T. Bajjouk。 2021. 水下高光谱 3D 测绘环境。在国际。会议。在计算机上。维斯。研讨会。 3703-3712。
- [60] M. Ferrera,V. Creuze,J. Moras 和 P. Trouvé-Peloux。 2019.AQUALOC:视觉惯性水下数据集压力定位。国际。机器人研究杂志 38, 14 (2019), 1549-1559。
- [61] GD Finlayson,B. Schiele 和 JL Crowley。 1998.全面的彩色图像标准化。欧洲第五会议。在计算机上。维斯。施普林格,475-490。
- [62] Y. Fisher 和 K. Vladlen。 2016.通过扩张卷积进行多尺度上下文聚合。在国际。会议。关于学习。陈述。
- [63]DH 福斯特。 2011.颜色恒常性。视觉研究 51 (2011), 674-700。
- [64] 付X,曹X。 2020.利用全局-局部网络和压缩直方图增强水下图像均衡化。信号处理: 图像通信 86 (2020), 115892。
- [65] 付X.,庄鹏,黄Y.,廖Y.,张XP,TX.。 2014. 基于 Retinex 的单一增强方法水下图像。 2014年IEEE国际。会议。关于图像处理。 IEEE,4572-4576。
- [66] B. Funt,K. Barnard 和 L. Martin。 1998. 机器颜色稳定性足够好吗?在欧洲会议上。在计算机上。看法。施普林格,445-459。
- [67] A. Galdran,D. Pardo,A. Picón 和 A. Alvarez-Gila。 2015.红色通道水下图像自动修复。 J。视觉传达与图像表示 26 (2015), 132-145。
- [68] 高勇,李红,文圣。 2016. 基于亮通道先验的水下图像恢复与增强。工程中的数学问题。 (2016) 。
- [69] KR 格根富特纳。 2003.色觉的皮质机制。自然评论神经科学 4, 7 (2003), 563-572。
- [70] PV Gehler,C. Rother,A. Blake,T. Minka 和 T. Sharp。 2008 年。重新审视贝叶斯颜色恒常性。在过程中。 IEEE 国际。会议。计算。维斯。模式识别。 IEEE,1-8。
- [71] T. Gevers,A. Gijsenij,J. Van de Weijer 和 JM Geusebroek。 2012.计算机中的颜色。可视化:基础知识和应用阳离子。威利。
- [72] ASA 加尼和 NAM 伊萨。 2017.通过自动提高水下图像对比度和色彩的系统递归自适应直方图修改。农业中的计算机和电子产品 141 (2017), 181-195。
- [73] A. Gijsenij,T. Gevers 和 J. Van de Weijer。 2011.计算颜色恒常性:调查和实验。 IEEE 传输。关于图像处理。 20, 9 (2011), 2475-2489。
- [74]AF戈壁。 2010.利用计算机视觉进行广义底栖物种识别和量化。在环太平洋图像和视频技术研讨会。 94-100。
- [75] A. Gomez Chavez,A. Ranieri,D. Chiarella,E. Zereik,A. Babi 和 A. Birk。 2019. CADDY 潜水员活动背景下人机交互 (HRI) 水下立体视觉数据集。海洋科学与工程杂志。 7, 1 (2019), 16。
- [76] A. Gómez-Ríos,S. Tabik,J. Luengo,ASM Shihavuddin 和 F. Herrera。 2019.使用基于卷积神经网络的两级分类器通过纹理或结构图像识别珊瑚物种。基于知识的系统。 184 (2019), 104891。
- [77] RC 冈萨雷斯和 RE 伍兹。数字图像处理。
- [78] H.古普塔和K.米特拉。 2019.无监督单图像水下深度估计。在 IEEE 国际。会议。关于图像处理。 (ICIP 19)。 IEEE,624-628。
- [79] 郝勇,尹浩,李东。 2022.一种利用计算机视觉去除鱼尾鳍进行质量估计的新方法。计算。和农业电子 193 (2022), 106601。
- [80]何坤,孙杰,唐旭。 2010.使用暗通道先验的单图像去雾。 IEEE 传输。模式分析和马赫。英特尔。 33, 12 (2010), 2341-2353。
- [81] WS Helliwell 和 SD Gasster。 1988. 从表面水光学获得固有的水光学特性特性。在海洋光学 IX,卷。 0925.国际光学工程学会,14-21。
- [82] B. Henke,M. Vahl 和 Z. Zhou。 2013.通过非恒定色彩控制消除水下图像的色偏立场假设。 2013年第8届国际。图像和信号处理研讨会。和分析 (ISPA 13)。 20-24。
- [83] 赫斯特尼斯先生。 1969.乘数和梯度方法。优化理论与应用杂志。 4, 5 (1969), 303-320。
- [84] MS Hitam,EA Awalludin,WN Jawahir Hj Wan Yussof 和 Z. Bachok。 2013.用于水下图像增强的混合对比度有限自适应直方图均衡。在国际。会议。在计算机上。应用。技术。 1-5。
- [85] J. Hong,MS Fulton 和 J. Sattar。 2020. TrashCan 1.0 垃圾观测的实例分割标记数据集系统蒸发。 arXiv 电子印刷品 arXiv:2007.08097 (2020)。
- [86]SD霍德利。 2006.场景光源估计:过去、现在和未来。色彩研究与应用31, 4 (2006), 303-314。

- [87] G.侯,Y.李,H.杨,K.李,和Z.潘。 2022. UID2021:用于评估无参考的水下图像数据集质量评估指标。 arXiv 预印本 arXiv:2204.08813 (2022)。
- [88] 侯国强,潘志强,王国强,杨红,段建军。 2019.一种有效的非局部变分方法,适用于水下图像修复.神经计算 369 (2019), 106–121。
- [89] G.侯,X.赵,Z.潘,H.杨,L.谭,J.李。 2020 年.水下图像增强和恢复及其他基准测试。 IEEE 访问 8 (2020), 122078–122091。
- [90] S. Hou,D. Jiao,B. Dong,H. Wang,和 G. Wu。 2022. 使用声纳和水下检查桥梁下部结构深度卷积网络.副词.工程师.信息学 52 (2022), 101545。
- [91] 胡X,Y.刘,Z.赵,J.刘,X.杨,C.孙,S.陈,B.李,C.周。 2021 年.使用改进的 YOLO-V4 网络实时检测水产养殖水下图像中未吃完的饲料颗粒.计算.和农业电子 185 (2021), 106135。
- [92] 胡勇,王坤,赵旭,王红,李勇。 2018.基于卷积神经网络的水下图像修复.在亚洲会议上在马赫上.学习。 PMLR,296-311。
- [93] TW Huang,JN Hwang,S. Romain 和 F. Wallace。 2018.野外海面立体视频的鱼类跟踪和分割,用于铁路捕鱼电子监控。 IEEE 传输.关于电路和系统.视频技术 29, 10 (2018), 3146–3158。
- [94] A.休莫-赫蒂埃。 2019.纹理特征提取方法:一项调查。 IEEE Access 7 (2019), 8975–9000。
- [95] N. Hurtós,X. Cufí 和 J. Salvi。 2010.水下光学相机与声学多波束耦合标定 3D场景重建,在 OCEANS 10 IEEE 悉尼。 IEEE,1-7。
- [96] CP Huynh 和 A. Robles-Kelly。 2007.使用光谱数据对数码相机进行比较色度模拟和评估.数字图像计算技术及应用。 IEEE,309-316。
- [97] K. Ichimaru,R. Furukawa 和 H. Kawasaki。 2019. 使用气泡数据库通过迁移学习进行基于 CNN 的密集水下 3D 场景重建.在 IEEE 冬季会议上在应用程序上.的计算.维斯。 (WACV 19)。 1543–1552。
- [98] MA Iqbal,Z. Wang,ZA Ali 和 S. Riaz。 2021.使用深度卷积自动鱼类分类神经网络.无线个人通信 116, 2 (2021), 1043–1053。
- [99] S. Ishihara,Y. Asano,Y. Cheng,I. Sato。 2020. 使用波长相关折射进行水下场景恢复光.在国际.会议.关于 3D 可视化。 32-40。
- [100] MJ Islam,C. Edge,Y. Shaw,P. Luo,M. Mehtaz,C. Morse,SS Enan 和 J. Sattar。 2020.水下图像的语义分割:数据集和基准.在 IEEE/RSJ Int.会议.在英特尔上.机器人和系统。 (IROS 20)。 IEEE,1769–1776。
- [101] MJ Islam,P. Luo 和 J. Sattar。 2020. 水下图像的同步增强和超分辨率改善视觉感知。 arXiv 预印本 arXiv:2002.01155 (2020)。
- [102] MJ Islam,Y. Xia 和 J. Sattar。 2020.快速水下图像增强,改善视觉感知。 IEEE 机器人与自动化快报 5, 2 (2020), 3227–3234。
- [103] JS 贾菲。 1990.计算机建模和最佳水下成像系统的设计。 IEEE J. 海洋工程。 15, 2 (1990), 101–111。
- [104] NG 杰洛夫。 1951.海水光学研究.瑞典深海探险报告 3 (1951), 1–59。
- [105] NG 杰洛夫。 1953.悬浮物和溶解物对海水透明度的影响.得勒斯 5, 1 (1953), 59–65。
- [106] 杰洛夫。 1976.海洋光学。《海洋光学》,NG Jerlov (主编)。爱思唯尔海洋学系列,卷。 14.爱思唯尔, 127-231。
- [107] NG 杰洛夫。 2014.光学海洋学.爱思唯尔科学。 193 页。
- [108] DJ Jobson,Z. Rahman 和 GA Woodell。 1997. 中心/环绕视网膜的特性和性能。 IEEE 传输.关于图像处理。 6, 3 (1997), 451–462。
- [109] DJ Jobson,Z. Rahman 和 GA Woodell。 1997. 用于弥合彩色图像之间差距的多尺度视网膜以及人类对场景的观察。 IEEE 传输.关于图像处理。 6, 7 (1997), 965–976。
- [110] J. Karlekar 和 A. Fang。 2010.水下游泳者细分。 2010年Proc. IEEE 国际.会议.关于多媒体和世博会。 IEEE,619–624。
- [111] K. Karsch,Z. Liao,J. Rock,JT Barron 和 D. Hoiem。 2013. 3D 物体形状识别的边界线索.在过程中。 IEEE 国际.会议.计算.维斯.模式识别。 2163–2170。
- [112] I. Kashif,RA Salam,O. Azam 和 AZ Talib。 2007. 使用集成颜色的水下图像增强模型。 IAENG 国际.计算机学杂志.科学 34, 2 (2007)。
- [113] M.卡茨。 2002.几何光学导论.世界科学。
- [114] F. Khan,S. Salahuddin 和 H. Javidnia。 2020.基于深度学习的单目深度估计方法--状态-最先进的评论.传感器 20, 8 (2020), 2272。
- [115] A. King,SM Bhandarkar 和 BM Hopkinson。 2018.珊瑚礁调查图像语义分割深度学习方法的比较.在过程中。 IEEE 国际.会议.计算.维斯.模式识别.研讨会。 1394–1402。

- [116]日本贸易办公室柯克。 1977.自然水域中的光衰减。海洋和淡水研究 28, 4 (1977), 497–508。
- [117] H.科施米德。 1925.水平可见度理论。凯姆和内姆尼奇。
- [118] S.克里格。 2014.计算机视觉指标:调查、分类和分析。施普林格自然。
- [119] G.库伦伯格。 1984.两个海洋区域光散射函数的观测。深海研究 A 部分。海洋学研究论文 31, 3 (1984), 295–316。
- [120] MYJ Kuo,R. Kawahara,S. Nobuhara 和 K. Nishino。 2021. 水的非刚性形状。 IEEE 传输。模式分析和马赫。英特尔。 43, 7 (2021), 2220–2232。
- [121] YH Kwon 和 JB Casebolt。 2006.光折射对相机标定和重构精度的影响水下运动分析中的灰化。运动生物力学 5, 2 (2006), 315–340。
- [122] MD Lakshmi 和 SM Santhanam。 2020.使用深度ConvNet的水下图像识别探测器。在全国会议上。通信 (NCC 20)。 IEEE,1-6。
- [123] JH兰伯特。 1760. 光度学,或者说,关于光、颜色和阴影的测量和程度。艾伯哈德·克莱特。
- [124] EH 土地。 1964.视网膜。 《美国科学家》52, 2 (1964), 247–264。
- [125] IH Laradji,A. Saleh,P. Rodriguez,D. Nowrouzezahrai,MR Azghadi 和 D. Vazquez。 2021.使用亲和LFCFN弱监督水下鱼类分割。科学报告 11, 1 (2021 年 8 月 30 日),17379。
- [126] 李成,郭成,任伟,丛荣,侯俊,卞世成,陶德。 2019.水下图像增强基准数据集及其他。 IEEE 传输。关于图像处理。 29 (2019),4376–4389。
- [127] C. Li和J.Guo。 2015.通过去雾和色彩校正增强水下图像。电子成像学报 24, 3 (2015), 033023。
- [128] C. Li,J. Quoy,Y. Pang,S. Chen,J. Wang。 2016.通过蓝绿通道去雾和红色通道校正的单张水下图像恢复。在 IEEE 国际。会议。声学、语音和信号处理。 (ICASSP 16)。 IEEE,1731–1735。
- [129] J. Li,KA Skinner,RM Eustice 和 M. Johnson-Roberson。 2018. WaterGAN:无监督生成网络,可实现单目水下图像的实时色彩校正。 IEEE 机器人与自动化快报 3, 1 (2018), 387–394。
- [130] L. Li,B. Dong,E. Rigall,T. Zhou,J. Dong 和 G. Chen。 2022.海洋动物分割。 IEEE 传输。关于电路和系统:视频技术 32, 4 (2022), 2303–2314。
- [131] L. Li,E. Rigall,J. Dong 和 G. Chen。 2020.MAS3K:海洋动物分割的开放数据集。在国际。基准测试、测量和优化研讨会。施普林格, 194–212。
- [132] M. Li,A. Mathai,SLH Lau,JW Yam,X. Xu 和 X. Wang。 2021. 基于主动单像素成像和超分辨率卷积神经网络的水下目标检测与重建。传感器 21,1 (2021),313。
- [133] N. Li,G. Hou,Y. Liu,Z. Pan,和 L. Tan。 2022.使用集成变分模型的单水下图像增强。数字信号处理。 129 (2022),103660。
- [134]李思春,金鑫,姚思兵,杨书玉。 2020.基于卷积神经网络的水下小目标识别。 2020 年全球海洋:新加坡 - 美国墨西哥湾沿岸。 1-7。
- [135] X. Li,G. Hou,K. Li,和 Z. Pan。 2022.通过自适应颜色和对比度增强增强水下图像,和去噪。工程师。应用。人工智能。 111 (2022),104759。
- [136] TH Lin,T Akamatsu,F Sinniger 和 S Harii。 2021 年。通过水下声景探索珊瑚礁生物多样性。生物保护253 (2021),108901。
- [137] TY Lin,M. Maire,S. Belongie,J. Hays,P. Perona,D. Ramanan,P. Dollár 和 CL Zitnick。 2014. Microsoft COCO:上下文中的常见对象。在欧洲会议上。在计算机上。 Vis.,D. Fleet,T. Pajdla,B. Schiele 和 T. Tuytelaars (编辑)。施普林格国际出版,740–755。
- [138] C.刘,李浩杰,王树昌,朱明,王栋,范鑫,王志辉。 2021.机器人拾取水下物体检测的数据集和基准。 2021 年 IEEE 国际。会议。多媒体和博览会研讨会 (ICMEW 21)。 IEEE,1-6。
- [139] 刘三,齐立,秦宏,史建,贾建。 2018.用于实例分割的路径聚合网络。在过程中。 IEEE 国际。会议。计算。维斯。模式识别。 8759–8768。
- [140] 劳局长。 1999.从局部尺度不变特征进行物体识别。在过程中。第七届 IEEE 国际会议。会议。在计算机上。见,第 2 卷。1150–1157。
- [141] J. Lu,N. Li,S.Zhang,Z.Yu,H.Zheng,和B.Zheng。 2019.水下图像多尺度对抗网络恢复。光学与激光技术 110 (2019), 105–113。
- [142] 马小霞,陈志,冯志。 2019. 结合改进暗通道的水下图像修复先验算法和灰色世界算法。电子成像杂志 28, 5 (2019), 053033。
- [143] A. Maccarone,A. McCarthy,X. Ren,RE Warburton,AM Wallace,J. Moffat,Y. Petillot 和 GS Buller。 2015年。使用时间相关单光子计数进行水下深度成像。光学快报 23, 26 (2015), 33911–33926。
- [144] A. Mahmood,M. Bennamoun,S. An,F. Sohel 和 F. Boussaid。 2020. ResFeats:基于残差网络的特征水下图像分类。图像和视觉。计算 93 (2020), 103811。

[145] J. Malik,P. Arbelauez,J. Carreira,K. Fragkiadaki,R. Girshick,G. Kioxari,S. Gupta,B. Hariharan,A. Kar 和 S. 图尔西安尼。 2016.计算机视觉的三个R:识别、重建和重组。模式识别。 信件 72 (2016),4-14。

[146] S. Manonmani,L. Akshita,Annette Shajan,Shanta Rangaswamy 等人。 2021. 使用定向梯度直方图和 Canny 边缘检测器进行水雷检测。 2021 年国际。 卡纳汉会议安全技术 (ICGST 21) 。 IEEE,1-6。

[147] S. Marini,E. Fanelli,V. Sbragaglia,E. Azzurro,J. Del Rio Fernandez 和 J. Aguzzi。 2018. 追踪鱼类丰度 通过水下图像识别。科学报告 8, 1 (2018), 1–12。

[148] TP Marques,AB Albu 和 M. Hoeberechts。 2018.使用暗通道先验和快速引导滤波器增强低照度水下图像。在国际。会议。关于模式识别。施普林格,55-65。

[149] J.马歇尔。 2017 年。海洋中的远见与缺乏远见。现代生物学 27, 11 (2017), R494–R502。

[150] MAM Martija,JIS Dumbrique 和 PC Naval Jr。 2020.使用经典计算机视觉和深度学习技术的水下手势识别。图像与图形杂志 8, 1 (2020)。

[151] M. Martin-Abadal,M. Piñar-Molina,A. Martorell-Torres,G. Oliver-Codina 和 Y. Gonzalez-Cid。 2020.使用深度学习分割的水下管道和阀门 3D 识别。海洋 科学与工程专业。 9, 1 (2020), 5。

[152] BL 麦格拉拉。 1980.水下摄影机系统的计算机模型。在海洋光学 VI,卷。 208.国际。苏克。光学和光子学,221-231。

[153] 约翰·麦金利。 1980.立体角的相对论变换。美国物理杂志 48, 8 (1980), 612–614。

[154] D. McLeod,J. Jacobson,M. Hardy 和 C. Embry。 2013. 使用水下 3D LiDAR 进行自主检查。在 海洋。 1-8。

[155] NE Merencilla,A. Sarraga A.,GJO Fernando,EM Cepe 和 DC Malunao。 2021.Shark-EYE:用于水下潜水监视的鲨鱼检测的深度推理卷积神经网络。 2021 年国际。会议。关于计算智能。和知识经济 (ICCIKE 21) 。 384–388。

[156] 韦克·米德尔顿。 1960.布格、兰伯特和水平可见性理论。伊希斯 51, 2 (1960), 145–149。

[157] MI Mishchenko,LD Travis 和 AA Lacis。 2002.小粒子的光散射、吸收和发射。 剑桥大学出版社。

[158]CD莫布里。 1994.光和水:天然水域中的辐射传输。学术出版社。

[159]CD莫布里。 2001.海洋中的辐射传输。海洋科学百科全书 (2001) ,2321-2330。

[160] 穆罕默德阁下,A. Fadl,O. Anas,Y. Wageeh,N. ElMasry,A. Nabil 和 A. Atia。 2020.MSR-YOLO:增强方法 养鱼场的鱼类检测和跟踪。普罗塞迪亚计算。科学 170 (2020), 539–546。

[161] M. Moniruzzaman,SMS Islam,P. Lavery 和 M. Bennamoun。 2019.基于 Faster R-CNN 的深度学习,用于水下数字图像的海草检测。 2019年数字图像计算: 技术与应用。 (DICTA 19) 。 1-7。

[162] A.莫雷尔。 1974.纯水和纯海水的光学性质。 1 (1974) ,1-24。

[163] M. Mousavi,S. Vaidya,R. Sutradhar 和 A. Ashok。 2021. OpenWaters:水下逼真模拟 计算机视觉。在第 15 届国际会议上。会议。关于水下网络和系统。 1-5。

[164] C. Munteanu 和 A. Rosa。 2004 年。灰度图像增强作为由进化驱动的自动过程。 IEEE 传输。关于系统、人类和网络,B 部分 (网络)34, 2 (2004), 1292–1298。

[165] S. Murai,MYJ Kuo,R. Kawahara,S. Nobuhara 和 K. Nishino。 2019。水的表面法线和形状。在 过程。 IEEE/CVF 国际。会议。在计算机上。维斯。 7830–7838。

[166] Z. Murez,T. Treibitz,R. Ramamoorthi 和 D. Kriegman。 2015.散射介质中的光度立体。在国际。 会议。在计算机上。维斯。 3415–3423。

[167] SG Narasimhan 和 SK Nayar。 2000。恶劣天气下视觉的色彩框架。在过程中。 IEEE 国际。会议。 计算。维斯。模式识别。 (CVPR 00),卷。 1. IEEE,598–605。

[168] SG Narasimhan 和 SK Nayar。 2002.愿景与氛围。国际。计算机学杂志。维斯。 48.3 (2002) ,233-254。

[169] ABS Nayem,A. Sarker,P. Ovi.A. Ali,马里兰州。阿明和 AKM 拉赫曼。 2020. RGB卫星的LULC分割 使用 FCN-8 的图像。 arXiv 预印本 arXiv:2008.10736 (2020)。

[170] S. Negahdaripour,H. Sekkati 和 H. Pirsiavash。 2007. 光声立体成像、系统标定和3-D 重建。 2007 年,Proc. IEEE 国际。会议。计算。维斯。模式识别。 IEEE,1-8。

[171] N.大津。 1979.灰度直方图的阈值选择方法。 IEEE 传输。关于系统、人类和控制网络。 9, 1 (1979), 62–66。

[172] A. Palomer,P. Ridao,D. Ribas 和 J. Forest。 2017.水下3D激光扫描仪:飞机的变形。在 自动驾驶车辆的传感和控制。施普林格,73–88。

[173] S. Parthasarathy 和 P. Sankaran。 2012. 一种自动多尺度视网膜,具有用于图像增强的颜色恢复功能。在全国会议上。关于通讯。 IEEE,1-5。

[174] M. Pedersen,JB Haurum,R. Gade,TB Moeslund 和 N. Madsen。 2019。在不同可见度的新水下数据集集中检测海洋动物。在过程中。 IEEE 国际。会议。计算。维 斯。模式识别。 (CVPR)研讨会。

[175] 裴勇,黄勇,邹强,臧宏,张旭,王胜。 2018. 图像退化对基于 CNN 的图像的影响分类。 arXiv 电子印刷品 arXiv:1810.05552 (2018)。

[176] 彭伟毅,彭宇涛,连文文,陈CS。 2021 年。揭示图像恢复如何有助于水下物体检测。在 IEEE 国际。会议。台湾消费电子产品 (ICCE-TW 21)。 IEEE,1-2。

[177] YT Peng,X.Zhao,P.C Cosman。 2015.基于深度估计的单张水下图像增强关于模糊。在 IEEE 国际。会议。关于图像处理。 (ICIP 15)。 IEEE,4952–4956。

[178] RM Pope 和 ES Fry。 1997.纯水的吸收光谱 (380-700 nm) 。二。积分腔测量。应用光学 36, 33 (1997), 8710–8723。

[179]RW普莱森多夫。 1976.水文光学。美国商务部、国家海洋和大气局行政。

[180] K. Purohit.S. Vasu,AN Rajagopalan.VBN Jyothi 和 R. Raju。 2016.马赛克深水下图像。在过程。第十届印度会议在计算机上。视觉、图形和图像处理。 1-8。

[181] 钱勇,郑勇,龚明,杨勇辉。 2018.水面和水下场景同步3D重建。在过程中。欧洲会议的在计算机上。维斯。 (ECCV 18)。 754–770。

[182] 秦浩,李晓,梁建,彭勇,张春。 2016. DeepFish:具有深层架构的精确水下活鱼识别。神经计算 187 (2016), 49–58。

[183] S. Raine,R. Marchant,P. Moghadam,F. Maire,B. Kettle 和 B. Kusy。 2020.水下图像的多物种海藻检测和分类。 2020年数字图像计算 :技术与应用。 (DICTA 20)。 1-8。

[184] R.拉斯卡和M.科恩。 1999.图像精确轮廓边缘。在过程中。 1999 年交互式 3D 研讨会图形。 135–140。

[185] M. Ravanbakhsh,MR Shortis,F. Shafait,A. Mian,ES Harvey 和 JW Seager。 2015.自动鱼类检测使用基于形状的水平集在水下图像中。摄影测量识别。 30,149 (2015) ,46-62。

[186] S. Raveendran,MD Patil 和 GK Birajdar。 2021。水下图像增强 :全面回顾、最新趋势、挑战和应用。人工智能。评论 54, 7 (2021), 5413–5467。

[187] BD Reineman,L. Lenain,D. Castel 和 WK Melville。 2009. 用于海洋和沿海应用的便携式机载扫描激光雷达系统。大气与海洋技术杂志 26, 12 (2009), 2626–2641。

[188] S. Ren,K. He,R. Girshick,J. Sun。 2015. Faster R-CNN :通过区域提议网络实现实时目标检测。在高级中。在神经信息处理中。系统。

[189] G. Reus,T. Möller,J. Jäger,ST Schultz,C. Kruschel,J. Hasenauer,V. Wolff 和 K. Fricke-Neuderth。 2018.寻找海藻 :视觉覆盖估计的深度学习。 2018 年 OCEANS-MTS/IEEE 神户技术海洋 (OTO 18)。 IEEE,1-6。

[190] DL Rizzini,F. Kallasi,F. Oleari 和 S. Caselli。 2015.基于视觉的水下物体检测研究多个数据集。国际。 J.Adv。机器人系统。 12,6 (2015) ,77。

[191] A. Robles-Kelly 和 CP Huynh。 2012.用于场景分析的成像光谱。施普林格科学与商业媒体。

[192] A. Rodriguez,AJ Rico-Diaz,JR Rabunal,J. Puertas 和 L. Pena。 2015.使用计算机视觉进行鱼类监测和尺寸测量。在国际。关于自然计算与人工计算之间相互作用的工作会议。施普林格,419-428。

[193] CS Roesler,MJ Perry 和 KL Carder。 1989.根据生产性内陆海水的总吸收光谱对浮游植物的原位吸收进行建模。湖泊学和海洋学 34, 8 (1989), 1510–1523。

[194] A. Saleh,JH Laradji,DA Konovalov,M. Bradley,D. Vazquez 和 M. Sheaves。 2020. 用于评估水下视觉分析算法的真实鱼类栖息地数据集。科学报告 10, 1 (2020 年 9 月 4 日) ,14671。

[195] A. Samantaray,B. Yang,JE Dietz 和 BC Min。 2018.使用计算机视觉和深度学习进行藻类检测。 arXiv 电子印刷品 arXiv:1811.10847 (2018)。

[196] YY Schechner 和 N. Karpel。 2005.通过偏振分析恢复水下能见度和结构。 IEEE 海洋工程杂志。 30, 3 (2005), 570–587。

[197] R. Sethi 和 S. Indu。 2017.使用基于灰色世界的算法对SLIC分段水下图像进行局部增强节奏。 2017年第9届国际。会议。关于高级。在模式识别中。 (ICAPR 17)。 IEEE,1-6。

[198] K.西蒙扬和A.齐瑟曼。 2015. 用于大规模图像识别的超深卷积网络。在国际。会议。关于学习。陈述。

[199] RC 史密斯和 KS 贝克。 1981。最清澈的天然水 (200–800 nm)的光学特性。应用光学20, 2 (1981) ,177-184。

[200] W.宋,Y.王,D.黄和D.Tjondronegoro。 2018.基于水下光衰减先验的快速场景深度估计模型,用于水下图像恢复。在环太平洋会议上关于多媒体。施普林格,678–688。

[201] HM 索西克和 BG 米切尔。 1995.加州洋流系统中浮游植物、光合色素和碎屑的光吸收。深海研究第一部分 :海洋学研究论文 42, 10 (1995), 1717–1748。

[202]D.斯特拉姆斯基,E.博斯,D.博古基和KJ沃斯。 2004。海水成分在海洋光反向散射中的作用。海洋学进展 61, 1 (2004), 27–56。



- [203] D.斯特拉姆斯基和DA基弗。 1991。公海微生物的光散射。海洋学进展 28, 4 (1991), 343–383。
- [204] SA沙利文。 1963。蒸馏水、人工海水、重水吸收的实验研究光谱的可见光区域。《约书亚记》53, 8 (1963), 962–968。
- [205] C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens 和 Z. Wojna。 2015 年。重新思考计算的初始架构。参见CoRR abs/1512.00567 (2015)。
- [206] C. Tang, U. von Lukas, M. Vahl, S. Wang, Y. Wang 和 M. Tan。 2019。基于Retinex的高效水下图像和视频增强。信号、图像和视频处理。 13, 5 (2019), 1011–1018。
- [207] 陶立, 朱成, 宋杰, 陆天, 贾华, 谢晓。 2017。使用CNN和明亮通道的低光图像增强事前的。 2017 年 IEEE 国际。会议。关于图像处理。 IEEE, 3215–3219。
- [208] 古津·乌鲁塔斯和贝斯特·乌斯图比奥卢。 2021。使用对比度有限自适应直方图均衡和分层差异表示的水下图像增强。多媒体工具和应用程序。 80, 10 (2021), 15067–15091。
- [209] T. 范达姆。 2015。低能见度环境下水下考古遗址记录的计算机视觉摄影测量。国际。摄影测量、遥感与空间信息科学档案 40, 5 (2015), 231。
- [210] M.弗拉科斯, A. Calantropio, D. Skarlatos 和 F. Chiabrando。 2022。使用 SFM-MVS 生成的深度图对水下图像的颜色吸收进行建模。国际。摄影测量、遥感与空间信息科学档案 43 (2022), 959–966。
- [211] 王宁, 周勇, 韩锋, 朱红, 姚建华。 2019。UWGAN: 用于真实世界水下颜色的水下 GAN 恢复和去雾。 arXiv 预印本 arXiv:1912.10269 (2019)。
- [212] Wei Wang, Bowen Xing, Lan Zhang, and Wugui Wang。 2022。Research on U-Net based underwater Holothurian 识别方法。在物理学杂志:会议。系列。卷。 2213。IOP 出版, 012037。
- [213] Y. Wang, C. Tang, M. Cai, J. Yin, S. Wang, L. Cheng, R. Wang 和 M. Tan。 2021年。用于机器人抓取的实时水下机载视觉传感系统。IEEE 传输。关于仪器和测量 70 (2021), 1–11。
- [214] Z.王, W.刘, Y.王, 和B.刘。 2022。AGCycleGAN: 用于单个水下图像恢复的注意力引导的 CycleGAN。在 ICASSP 2022-2022 IEEE Int. 会议。声学、语音和信号处理。 (ICASSP 22)。 2779–2783。
- [215] X. Wei, L. Yu, S. Tian, P. Feng, X. Ning。 2021年。具有注意力机制和改进规模的水下目标检测。多媒体工具和应用程序。 80, 25 (2021), 33747–33761。
- [216] S. 沃斯。 2007。视觉水下电缆/管道跟踪。德国。
- [217] LB Wolff, SA Shafer 和 GE Healey。 1993。基于物理的视觉:原理与实践:辐射测量。卷。 1。CRC 按。
- [218] SL Wong, R. Paramesran 和 A. Taguchi。 2018。自适应灰度世界和水下图像增强差分灰度直方图均衡。副词。在电气和计算机领域。工程师。 18, 2 (2018), 109–116。
- [219] B. 沃兹尼亚克和J.德拉。 2007。海水中的光吸收。卷。 33。施普林格。
- [220] 谢杰, 侯刚, 王刚, 潘志强。 2021。水下图像去雾和去模糊的变分框架。IEEE 传输。关于电路和系统, 视频技术 (2021)。
- [221] J.熊和W.海德里希。 2021 年。通过移动水面进行野外单相机 3D 重建。在过程。IEEE 国际。会议。计算。维斯。 (CVPR 21)。 12558–12567。
- [222] W. Xu 和 J. Mulligan。 2010。自动多视图图像和视频拼接的色彩校正方法的性能评估。 2010 年 IEEE 计算。苏克。会议。在计算机上。维斯。模式识别。 IEEE, 263–270。
- [223] HY Yang, PY Chen, CC Huang, YZ Zhuang, YH Shiao。 2011。基于暗通道先验的低复杂度水下图像增强。 2011年第二届国际。会议。关于仿生计算和应用的创新。IEEE, 17–20。
- [224] J.杨, JP威尔逊和S.古普塔。 2020。DARE: 基于人工智能的潜水员动作识别系统, 使用多通道 CNN 进行 AUV 监督。在 arXiv 电子印刷品 arXiv:2011.07713 中。
- [225] Y. Yang, HG Yeh, W. Zhang, CJ Lee, EN Meese 和 CG Lowe。 2021。基于不平衡数据集的鲨鱼行为分类特征提取、选择和k近邻算法。IEEE 传感器 J. 21, 5 (2021), 6429–6439。
- [226] T. Yano, S. Nobuhara 和 T. Matsuyama。 2013。水中轮廓的 3D 形状, 用于在线小说视图合成。IPSJ 翻译。在计算机上。维斯。和应用。 5 (2013), 65–69。
- [227] L. Yee, PL Correia, PF Fonseca 和 AC Campos。 2012。估算深海挪威龙虾的丰度视频:一种自动方法。IET 图像处理。 6, 1 (2012 年 2 月), 22–30。
- [228] CS Yentsch。 1960。浮游植物色素对海水颜色的影响。深海研究 (1953) 7, 1 (1960), 1–9。
- [229] 袁X, 郭L., 罗C., 周X, 余C. Yu。 2022。水下浑浊区域目标检测与识别方法综述。应用科学 12, 10 (2022), 4898。



[230] M. Yuval,I. Alonso,G. Eyal,D. Tchernov,Y. Loya,AC Murillo 和 T. Treibitz。 2021。通过摄影测量和标签增强进行可重复的语义珊瑚礁绘图。遥感 13, 4 (2021), 659。

[231] C.泽伦卡和R.科赫。 2018. 从扩展景深阴影图进行单图像浮游生物 3D 重建。在国际。会议。关于模式识别。施普林格,76-85。

[232] S. 张,T. Wang,J. Dong,和 H. Yu。 2017.通过扩展的多尺度 Retinex 进行水下图像增强。神经计算 245 (2017), 1-9。

[233] 赵Z.,Y.刘,X.孙,J.刘,X.杨,和C.周。 2021. 复合 FishNet:从低质量水下视频中进行鱼类检测和物种识别。 IEEE 传输。关于图像处理。 30 (2021) ,4719-4734。

[234] L.钟,D.李,M.林,R.林,和C.杨。 2019.一种AUV对接快速双目定位方法。传感器 19, 7 (2019) ,1735。

[235]Y.周,Q.李,和G.霍。 2017. 基于图像增强的水下运动目标检测。在国际。神经网络研讨会。施普林格,427-436。

[236] Y.周,K.严,X.李。 2021。通过物理反馈对抗性迁移学习增强水下图像。 IEEE J. 海洋工程。 (2021) ,1-11。

[237] B. Zion,V. Alchanatis,V. Ostrovsky,A. Barki 和 I. Karplus。 2007. 食用鱼水下实时分选物种。农业中的计算机和电子产品 56, 1 (2007), 34-45。

[238] K.祖德维尔德。 1994。对比度有限的自适应直方图均衡。学术出版社,《图形宝石 IV》章, 474-485。

[239] PGO Zwilmeyer,M. Yip,AL Teigen,R. Mester 和 A. Stahl。 2021. VAROS 合成水下数据集:利用地面实况实现真实的多传感器水下数据。在国际。会议。在计算机上。维斯。研讨会。 3722-3730。

2021 年 11 月 9 日收到； 2022 年 10 月 26 日修订； 2022 年 12 月 12 日接受