



水下计算机视觉研究综述

SALMA P. GONZÁLEZ-SABBAGH, [澳大利亚](#)迪肯大学和澳大利亚 CSIRO 天文与空间
 ANTONIO ROBLES-KELLY, [澳大利亚](#)国防科技集团和迪肯大学
 大学,澳大利亚

水下计算机视觉越来越受到研究界的关注，因为最近在水下平台，如漫游者，滑翔机，**自主水下航行器 (auv)**等方面取得了进展，现在可以获得大量的图像和视频，用于生物多样性评估，环境监测和搜索和救援等应用。尽管兴趣日益浓厚，但水下计算机视觉仍然是一个研究相对不足的领域，文献中的注意力已经集中在使用计算机视觉技术进行图像恢复和重建，其中使用图像形成模型和图像处理方法来恢复颜色校正或增强的图像。这是因为人们认为，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，可以使用这些方法来实现光度不变量，以执行更高层次的视觉任务，如形状恢复和识别。在本文中，我们回顾了水下计算机视觉技术在图像重建、恢复、识别、深度和形状恢复方面的应用。此外，我们回顾了生物多样性评估，管理和保护，基础设施检查和 **auv** 导航等当前应用。我们还深入研究了该领域的当前趋势，并研究了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;

附加关键词和短语:水下计算机视觉, 水下图像形成模型, 水下图像恢复, 水下图像增强, 水下目标识别, 水下生物多样性, 水下基础设施检查

ACM参考格式:

Salma P. González-Sabbagh 和 Antonio Robles-Kelly。2023. 水下计算机视觉研究综述。*ACM 计算机。《生存》* 第 55 卷第 13 条, 第 268 条(2023 年 7 月), 39 页。

<https://doi.org/10.1145/3578516>

1 介绍

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获取和部署存在固有的困难, 因此水下计算机视觉具有挑战性。

0360 - 0300/2023/07 art268 15.00 美元

<https://doi.org/10.1145/3578516>

作者地址:s.p. González-Sabbagh, 迪肯大学, Pigdons 路 75 号, 沃恩池塘, 维多利亚, 澳大利亚, 3216;CSIRO 天文与空间, 堪培拉, ACT, 2601, 澳大利亚;电子邮件:s.gonzalezsabbag@deakin.edu.au;A. Robles-Kelly, 国防科技集团, 爱丁堡, SA, 5111, 澳大利亚;迪肯大学, Pigdons 路 75 号, 沃恩池塘, 澳大利亚维多利亚州, 3216;电子邮件:antonio.robles-kelly@deakin.edu.au。

允许免费制作本作品的全部或部分数字或硬拷贝供个人或课堂使用, 前提是副本不是为了盈利或商业利益而制作或分发的, 并且副本在第一页上带有本通知和完整的引用。非 ACM 拥有的本作品组件的版权必须得到尊重。允许使用署名摘要。以其他方式复制或重新发布, 在服务器上发布或重新分发到列表, 需要事先获得特定许可和/或付费。从 permissions@acm.org 请求许可。

©2023 计算机机械协会。

由于在水柱上的光传播所固有的散射、失真、衰减和其他光学效应，在水下场景中经常会出现色偏、图像退化、对比度损失和低光条件。即使在空气中，场景中物体的外观也取决于表面的反射率特性、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会导致依赖于环境的颜色外观出现不必要的变化。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，色彩恒常性、重建和增强已经引起了计算机视觉和图像处理界的相当大的关注。然而，尽管社区做出了努力，但在不受控制的现实世界场景中，这些已被证明是一项艰巨的任务[55,63,66,86]。在水下环境中，由于水柱特有的光学特性和辐射传输，这些任务变得更加困难。

因此，光度不变性是水下计算机视觉中的一个重要问题，其中图像数据在用于更高层次的视觉任务(如识别或形状恢复)之前通常必须进行预处理。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色彩校正后的图像[14,82]。这通常是通过利用反射建模和**辐射传输理论(RTT)**来实现的。这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在文献的其他地方也被广泛使用。

然而，将传统的水下重建和恢复方法应用于水下计算机视觉并不简单，因为必须考虑到与水柱中光衰减的波长和范围依赖性相关的进一步考虑。因为，在水下图像形成的情况下，散射和吸收的总和产生衰减系数[28,52,53]，视线(从图像传感器到感兴趣的物体的假想线)和水柱内的所有散射事件都会影响到达传感器的光。这不仅是因为水是一种密度更大的介质，具有更大的折射率，而且还因为它衰减几乎所有波长的光，并且经常有化合物和颗粒悬浮在水柱上，这些化合物和颗粒也以不同的方式散射、传输和吸收光，这些方式与在空气中观察到的不同。因此，根据水深、距离和从物体到相机的视角，光呈指数衰减[2,52,82]。

此外，由于波长被颗粒和溶解物质从红色波段吸收到蓝绿波段，因此从 1m 以上的深度，红外光谱几乎完全从表面消失，而较短波长的衰减要小得多。这导致在大多数水下图像中出现蓝色或绿色偏色[43,149,178,219]，与空气中的反射模型形成对比，其中光的传播方式不同。因此，在计算机视觉方法中并不总是考虑波长和距离依赖性，而通常采用颜色恒常性方法[73]。回想一下，颜色恒常性指的是在不同的光照下捕捉物体的颜色。在颜色恒常性中，物体的反射光需要被保留，同时环境照明被估计并相应去除[39]。在空中场景中，因此假设环境照明是恒定的，而在水下场景中，影响图像的投影从前景到背景的颜色和强度每**像素**不同。

因此，**水下图像形成模型(UIFM)**在一般[52]中是波长依赖的，这并不奇怪，因此，在水下计算机视觉中，在整个文献中经常考虑到波长依赖关系。此外，使用高光谱和多光谱图像并不罕见，因此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，即使使用三色成像，即彩色成像，也是发展的起点

呈现的通常是基于水下环境中的光行为。事实上，图像质量对于提高水下计算机视觉任务的有效性通常是必不可少的[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，本文还介绍了水下光传播的理论背景，阐述了 RTT 和 uifm 之间的关系，并对水下环境中的计算机视觉任务和应用进行了全面的综述。本研究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]。这些可以应用于诸如生物多样性评估[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]。

我们组织了如下的调查。我们从第 2 节开始，对水下环境中的光行为进行回顾。在第 2 节中，我们将调查 uifm。我们这样做的动机有三个方面。首先，我们为后面回顾的图像形成模型提供了必要的背景。其次，我们希望通过提供一些形式主义，我们可以进一步激发为什么水下环境中的计算机视觉很难。第三，我们旨在激发 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，我们分别研究了识别和深度和形状恢复的计算机视觉。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在第 8 节。我们在第 9 节总结了这里所调查的发展。

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性，这使得水下环境中的计算机视觉特别令人生畏。为了更好地理解这一点，回想一下介质决定了光的传播方式，因此水具有光学特性，以复杂的方式影响光的行为，主要是通过吸收和散射。当入射光被转换成另一种类型的能量时，第一种现象就会发生，因此，它的光波会减少[219]。另一方面，当光束在击中粒子时发生偏转并从其直线路径反射时，就会发生散射。在这种情况下，发生了方向的改变，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是很重要的，因为水生环境是由溶解物质、颗粒物质和海洋动植物组成的，它们吸收和散射通过水柱传播的光[158]。此外，光的分布也受到地理位置和天气的影响。例如，由于浮游生物的存在，近岸水域的叶绿素含量高于深海[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，增加了水中的绿色和棕色色调[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 节中所述方法的基础。我们还概述了水下计算机视觉中经常使用的光反射几何。

2.1 光传播建模

为了简化对水体的研究，通常将其光学性质分为固有光学性质和表观光学性质[81]。**固有光学特性(IOPs)**是指与介质有关的特性，如吸收、弹性散射和折射率，通常设置为单位[43,158]。回想一下，折射率决定了一束光从一种介质到另一种介质的方向变化[121]。水体的 IOPs 受

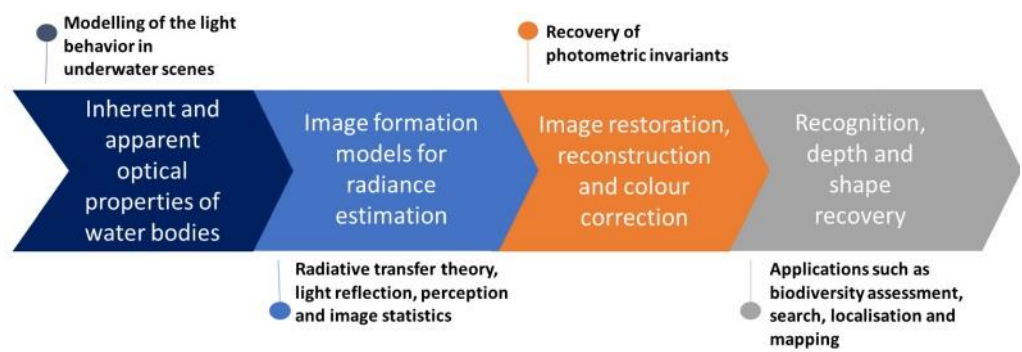


图 1 所示。在文献中，计算机视觉应用通常遵循自下而上的方法，利用水柱固有的和表观的光学特性进行色彩校正或图像恢复，以获得光度不变量，从而允许以后应用更高层次的计算机视觉技术，用于识别、深度和形状恢复，用于生物多样性评估、搜索等应用。

有机、固体和液体物质的浓度，如浮游植物(PHY)、叶绿素(CHL)、有色溶解有机物(CDOM)和非藻颗粒(NAP)[201]。

视光学性质(AOPs)取决于介质和环境光场的方向和光谱。这些性质虽然受到环境变化的影响，但往往是恒定的或有规律的，足以区分水体[159]。AOPs 的例子是遥感反射率及其衰减系数。此外，海底、风速、天空辐射等环境条件也常被用作估算水柱反射率函数的边界条件[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，如分割、识别等。图 1 说明了这一点，该过程从水体的光学特性开始，即 IOPs 和 AOPs。这允许通过将水的光学性质与 RTT 相关联来估计辐射。在 RTT 的基础上计算辐照度和辐照度。这需要考虑其他因素，如相机镜头的光学特性或探测器规格。这样就可以获得色彩校正、光度不变的图像，并用于识别、分割和形状恢复等计算机视觉任务。

2.2 光反射和辐射转移

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，单位面积表面上入射的光能是辐照度。辐照度是单位立体角下每单位表面积到达或离开表面上特定位置的光能[54,153,191]。在这两种情况下，这些量的定义都涉及到立体角微分 $d\Omega$ 的使用，它是面积微分 dA 在由其中心和线段支撑的球体上的投影。因此，立体角微分定义为 $d\Omega = dA \cos(\theta) / r^2$ ，其中 θ 是两者之间的夹角

曲面法向 N 方向 $d\Omega$ ， r 是从中心到球体的距离。

图 2 说明了立体角的概念，利用光线从光源传播到物体，然后再反射到相机时所跨越的圆锥形状。它的顶点是光方向 θ 的起点，即从被照亮的表面到球体的起点。因此， d_o 是 dA 的投影，即离开物体表面的能量与

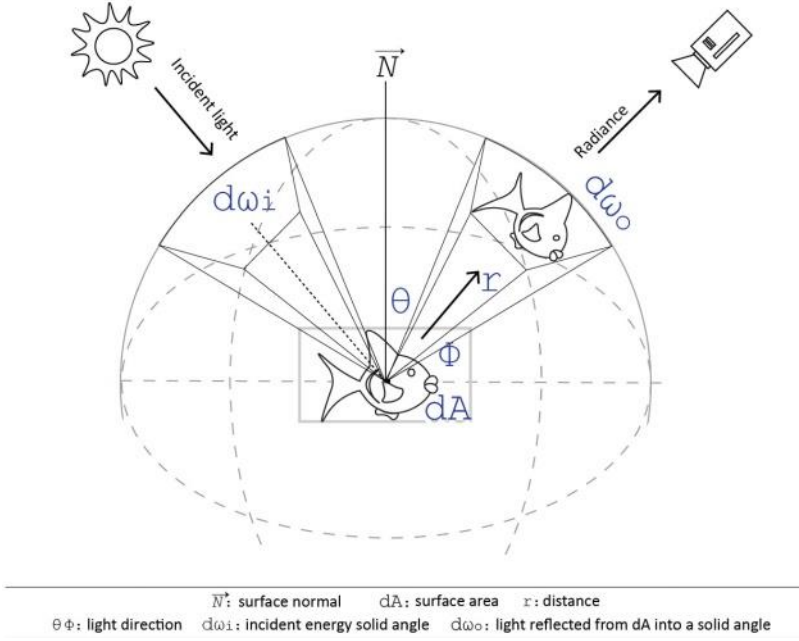


图 2 所示。入射光和反射光所跨越的立体角的示意图，即辐照度和辐射度，由此，离开物体表面的能量与包含在立体角 $d\omega_i$ 中的入射能量成正比。

立体角 $d\omega$ 中包含的入射能量 i [113,191]。两个形状不同但面积相等的物体将具有等效的立体角。因此，立体角允许计算光强，定义为每透射时间内单位面积的能量[153,191]。这一点很重要，因为它允许使用 RTT 来估计到达传感器的物体反射的光。

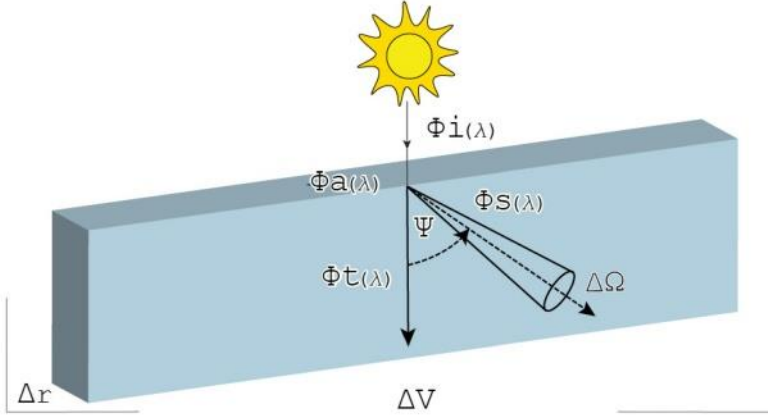
这也很重要，因为它还意味着利用反射模型可以将固有的光学特性纳入图像形成过程[43,158]。为了更清楚地理解这一点，想象一束准直光束 $\Phi_i(\lambda)$ 穿过一个无限小的水体积 ΔV ，其厚度为 Δr ，如图 3 所示。一部分光被水吸收($\Phi_a(\lambda)$)，而一些光则沿着其直线路径 Φ_t 。剩下的光从光束中散射($\Phi_s(\lambda)$)到一个方向 ψ 。值得注意的是，所有光学性质都是波长(λ)相关的。注意，吸收系数 Φ_a 是由海水分子、PHY、CDOM 和 NAP 浓度的总和给出的。同样，将海水分子和溶解粒子相加，得到散射系数 Φ_s [107,158,203]。因此，吸收可以用表达式[107,158]来估计。

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

以类似的方式，定义一个体积散射函数，该函数给出入射光 Φ_i 沿方向 $\Psi_{\text{projected}}$ 散射成立体角 $\Delta\Omega_{\text{can}}$ 的能量。这个函数可以写成[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 $\Delta V = \Delta r \Delta A$ ，穿过立体角的强度为 $\Delta\Omega$ 。



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

图 3 所示。光在水柱中的透射、吸收和散射。

同样值得注意的是，两个散射过程会影响传感器捕捉到的辐射。后向散射是光在到达物体之前以 90° 到 180° 的角度改变方向。前向散射发生在光线击中物体时，然后在到达传感器的途中以小角度散射[52,203]。因此，所有方向上反射光线的总散射积分 Ψ_{is} [1,52,107,119,158]

$$b(\lambda) = 2\pi \int_0^\pi \beta(\Psi) \sin \Psi d\Psi, \quad (3)$$

其中 2π 表示入射光和散射光的方位角对称性。

现在，可以计算其他性质，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的衰减，它是光子被散射的概率[158]，即 $\omega_o(\lambda) = b(c(\lambda))$ 。图 3 说明了这一点，其中我们提供了一个图形说明，说明这些变量在水柱中如何相互关联。在图中，我们显示了发光体，即太阳，在最高点，入射光进入水柱。当光线穿过时，它会被散射、吸收和透射。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，而没有讨论它们的相互作用、物体的深度或相对位置、光源和相机。在整个文献中，这种相互作用被用于色彩校正，也用于 3D 深度和形状恢复。这种关系在亮度中被捕获，它提供了与水下光源的深度 z 、时间、方向 θ 、 ϕ 和波长 λ 相关的位置。有了上面的成分，我们可以继续提出 RTT 方程，如[158,179]所采用，它将亮度与水体的 IOPs 和 AOPs 联系起来，并采用如下形式

吗？

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

式中 $L(z, \theta, \phi, \lambda)$ 为辐射函数，余弦 θ 表示入射光方向与传感器垂直方向之间的天顶角。

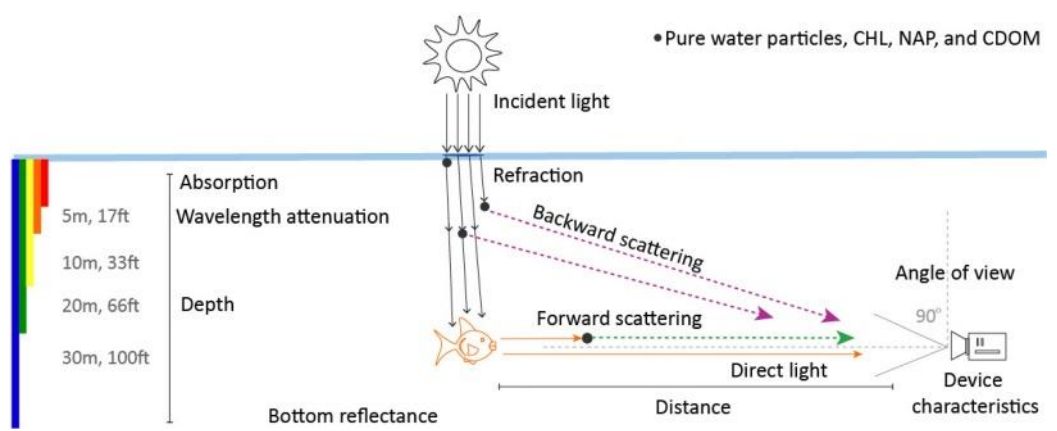


图 4 所示。图像的形成过程，其中来自光源的光，即太阳，进入水柱。一些入射光被分散，其余的被传送到物体上，物体将其中的一些反射到观看者身上。这些反射光，连同被水柱散射的光，然后被相机捕捉到。

请注意，在这里，我们假设，遵循[159]，在没有任何一般性损失的情况下，辐射是水平均匀的，与时间无关。这一假设在计算机视觉和反射率建模文献中得到了广泛的隐含应用。同样，在上面的方程中，来自物体的辐射是 $L(z, \theta, \phi, \lambda)$ 在深度 z 上的衰减辐射是使用衰减系数 $c(\lambda)$ 和散射反照率 ω 得到的。散射辐射可以通过对入射光 θ 方向上的归一化散射相函数 $\beta \sim = \beta(\Psi)/b$ 积分得到。 ϕ 和散射光 θ, ϕ [158, 179]。

无论深度学习或其他计算技术的应用如何，请注意，水下重建、色彩校正和恢复中最常用的图像形成模型是[52、103、152]和[196]中的模型。这些方法在文献中得到了广泛的应用，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(详见 2.7 节)。他们的方法名为 Sea-thru，是使用基于物理和经验的方法的一个例子。作者使用暗通道先验(DCP)进行后向散射估计，并使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光源颜色的变化。因此，在本节中，我们将探讨这些图像形成模型。在这里，我们的目标是使用作者使用的符号，并提供了一份符号列表，连同这些符号的简要描述，以及在补充材料中使用这些符号的作品的引文。

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，可以考虑由成像或点传感器检测和捕获的淹没物体或表面反射的辐射。在图 4 中，我们说明了水下图像的形成过程。在图中，我们描绘了太阳，即光源，感兴趣的物体，即鱼，以及观察者(潜水员)。在这种情况下，来自光源的光穿过空气，然后穿过水柱，在那里被衰减和散射。这种衰减和散射取决于光线在水柱中传播的距离、悬浮粒子、盐度等。然后，反射光和散射光被相机捕捉到。这种光在水下从物体传播到相机的过程中也会衰减，预计相机会有自己的设备依赖的光学和光谱特性。在三色设备的情况下，

它们被设计用来获取 RGB(红-绿-蓝)颜色通道的图像。在高光谱传感器的情况下，所得图像可以具有数十或数百个光谱分辨波段[191]。

因此，在计算机视觉中，这种图像形成过程的建模的一个组成部分涉及到根据感兴趣对象的反射辐射与辐照度之比来估计传感器捕获的辐射。这个比值由反射率模型给出。在本节的其余部分中，我们将回顾基于 RTT 的最广泛使用的 uifm。其中一些包括设备特性以及 IOPs 和 AOPs 的进一步计算。实际上，uifm 可以分为基于物理的和非基于物理的。回想一下，基于物理的方法采用光传播的物理定律来模拟图像的形成过程。非基于物理的方法将在第 3 节中进行回顾。这些方法试图通过修改给定输入的数值来提高图像质量，而不考虑物理特性[217]。

2.3 邓特利模型

我们首先回顾一下邓特利 b[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。在邓特利模型中，传感器捕获的辐射度是目标 t 反射的光的总和，它取决于深度和环境光，由

$$\begin{aligned} {}_tN_r(z, \theta, \phi) &= {}_tN_0(z_t, \theta, \phi) \exp[-\alpha(z)r] + N(z_t, \theta, \phi) \exp[K(z, \theta, \phi)r \cos(\theta)] \\ &\times \{1 - \exp[-\alpha(z)r + K(z, \theta, \phi)r \cos(\theta)]\} \end{aligned}$$

(5)

其中 ${}_tN_0(z, \theta, \phi)$ 为目标处的辐亮度， (θ, ϕ) 为目标与相机之间的角度， r 为对应的距离。

在上面的方程中， z 项表示目标深度，其中包含衰减系数 $\alpha(z)$ 。受从目标到相机的多次散射事件影响的辐射被称为遮罩光，用 $N(z_t, \theta, \phi)$ 表示。光相对于深度的漫射衰减为 $K(z, \theta, \phi)$ 。注意，在文献中，这种衰减通常被假设为零，因为相机与目标是水平的。这意味着，当相机移动时，它在水平面上移动，这不会影响相对深度或漫射光。然而，请注意，Akkaynak 等人认为，无论如何都需要包括漫射衰减系数，因为它会影响图像的形成过程。

2.4 McGlamery and Jaffe’ s Model

由 McGlamery[152]提出并后来由 Jaffe[103]扩展的模型是另一个基于物理的模型的例子。它表示总辐照度 E_{asT} 是三个元素的线性组合。这是没有散射 E 的物体反射的直射光， d 前向散射光 E_{andfs} ，后向散射光 E。这样 b_s ，总辐照度表示为

$$E_T = E_d + E_{fs} + E_{bs}$$

(6)

在 McGlamery 和 Jaffe 的模型中，直接光 d E 是用辐照度 $E_I(x, y, \theta, \phi)$ 入射到反射率图上，即物体。这是由

$$E'_I(x', y', \theta_s, \phi_s) = BP(\theta_s, \phi_s) \cos \gamma \frac{e^{-cR_s}}{R_s^2}$$

(7)

其中 $BP(\theta_s, \phi_s)$ 是半球总辐照度作为极角 θ_s 和 ϕ_s 的函数。反射入射光的贴片在表面上的位置为 x, y 而 γ 是光源与表面之间的夹角。在[103]中， z 设为 0，假设有一个朗伯曲面。

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 , 光呈指数递减。

为了模拟散射, Jaffe 遵循了图像处理中常用的点扩展函数 $\Delta(\cdot)$ 。这个点扩散函数定义为

$$g(x', y', R_s, G, c, B) = (\exp(-GR_s) - \exp(-cR_s)) \times \mathcal{F}^{-1}[\exp(-BR_s f)] \quad (8)$$

其中 $*$ 表示卷积, $|G|$ 是经验系数 $\leq c$, 傅里叶反变换 \mathcal{F}^{-1} 作用于阻尼系数 B 的函数, F 为径向频率。

用点扩散函数和 $E_I(x?, y?, s, \theta, s, \phi)$ 在手, 入射辐照度可以写成 $E_I(x?, y?) = E_I(x?, y?) * \Delta(x?, y?, R_s, G, c, B) + E_I(x?, y?)$

因此, $E_I(x?, y?)$ 与物体反射率的乘积可以得到 E_{sd} 如下

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

其中 M 为位置为 $x?$ 的物体反射率图。 $y?$ 和 R_{sc} 为物体到传感器的距离, 即反射率图。该模型还纳入了式(9)中的相机特性。这些特性是孔径数 f_n , 焦距 f 和透镜 l 透过率 t 。在[103]_l 中, 前向 f_s 散射 e 对应于物体反射的直射光 E_{sd} 给出的点扩散函数 $\Delta(\cdot)$ 的卷积

$$E_{fs}(x, y) = E_d(x, y) * g(x', y', R_s, G, c, B). \quad (10)$$

为了估计 E_{ins} 方程(6)中的后向散射, McGlamery[152]将介质作为一个体, 其中物体和相机彼此平行。在它们之间, 有一个三维空间, 被分成厚度为 Δz 的部分。估算 f_s 了每段 i 的 E_{sd} 和 e_0 。由于背散射光意味着多个光束从不同位置进入相机, 因此省略了小角度散射。那么散射辐照度 $E(x?, y?, z?)$ 由一个包含两项的方程给出。其中第一个是直接散射, 由

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

并且, 以类似于式(10)的方式, 应用点扩展函数得到前向散射 $E_{s,fs}(x?, y?, z?) = E_{s,d}(x?, y?, z?) * \Delta(x?, y?, z?, R_{bs}, G, c, B)$ 。进一步, 通过线性组合直接散射光和前向散射, 我们得到 $E_s(x?, y?, z?) = E(x?, y?, z?) + E_{s,fs}(x?, y?, z?)$ 。然后可以使用表达式来计算直接背散射光

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

其中 $E_s(x?, y?, z?)$ 由体积散射函数 $\beta(b_s, \phi)$ 的系数加权。这里的散射是由三个部分定义的体积与光场和相机之间的角度 $b_s < e:1 >$ 的函数, 和前面一样, f_l 是相机光圈。在式(12)中, ΔZ_i 为后向散射体的厚度, Z_{ci} 为相机中某一点到后向散射板中心的距离。这种处理意味着, z_{ci} 也可以看作是后向散射体增加的总体积的厚度。进一步, 以与散射方程类似的方式, 其中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 $E_{bs}(x, y) = E_{bs,d}(x, y) + E_{bs,d}(x, y) * \Delta(x, y, R_s, G, c, B)$ 。

2.5 Schechner 和 Karpel 模型

Schechner 和 Karpel[196]通过将水下图像投影分为两个部分，建立了一个基于物理的模型。这两个分量都是指向相机的光场。其中第一个，表示为信号 S ，表示从物体到相机的辐射。在 Schechner 和 Karpel 的模型中， s 既包括吸收也包括前向散射。这些场中的第二个是由水柱内部其他粒子和元素反射的后向散射光给出的遮蔽光 B 。在这个模型中，图像亮度由

$$I^{total} = e^{-\eta(\lambda)z} L_{object}^{effective} + B \tag{13}$$

其中右边的第一项是 S , L

L_{object}

光被物体反射了吗

有效到达相机的 η 是一个衰减函数，一般来说，它与波长有关，而 z 是相机与所考虑的物体之间的距离。

为了计算图像的辐射度， L

L_{object}

是用信号 S 计算的，它的形式是

$S = D + F$ ，其中 D 为直接透射， F 为前向散射。为了继续我们的分析，设物体向相机传感器反射的光为 L_{object} ，请注意，光的指数衰减是作为衰减函数 $\eta(\lambda)$ 和物体与相机之间的距离 z 的函数给出的。由于无衰减，即 $\eta(\lambda) = 0$ ，应等于 L_{object} 物体沿视线向相机传感器反射的光，因此我们可以写出 $D = L(\lambda)e^{-\eta(\lambda)z}$ 。

有了 D ，我们可以将注意力转向前向散射 f 。这是按照与[103]中使用的方法类似的方法计算的，使用点扩散函数 $\mu(z)$ 作为沿视线距离 z 的函数。因此，我们有 $F = D * \mu(z)$ 。将 D 和 F 的这些表达式代入线性组合 $S = D + F$ ， S 可以表示为 $S = [L(\lambda) + L_{object}(\lambda) * \mu(z)] e^{-\eta(\lambda)z}$ 。而且，回想一下，方程(13)^{effective} 右边的第一项等价于 s ，因此，我们可以将 L_{ob} 对象表示为如下

$$L_{object}^{effective} = L_{object}(\lambda) + L_{object}(\lambda) * g(z). \tag{14}$$

在[196]中，作者认为后向散射对应于沿视线方向的环境光路。因此，他们表示方向为 $r = (\theta, \phi)$ 的入射光相对于视线为 I^{source} 。有了这个符号，相机方向上沿视线方向的后向散射由

$$B(\vec{r}) = \int_0^z \beta(\theta) I^{source}(\vec{r}) e^{-\eta(\lambda)l} \left[1 - \frac{f}{(l+l_0)} \right]^2 dl \tag{15}$$

其中 $\beta(\theta)$ 为相对于传播方向沿角度方向的角散射系数， l 为散射在瞄准线方向上的距离。

该模型利用上述积分中的指数 $\eta(\lambda)l$ 来解释光源功率强度作为传播距离的函数的逐渐损失。与 McGlamery 和 Jaffe 的模型类似，相机的特性也被包括在内，其中焦距由 f 给出，镜头和相机外壳之间的距离表示为 l

$$B(\vec{r}) = B_{\infty}(\vec{r})(1 - e^{-\eta(\lambda)z}), \tag{16}$$

B_{∞} (在哪里?)为(?)方向的水背景 r)，后向散射为 $B_{\infty}(r) \equiv \kappa I_{源}(r) e^{\beta(\lambda)}$ 。而 κ 是由相机特性产生的常数。最后，为了得到水背景和遮光，我们可以继续对 $B(r)$ 和 $B_{\infty}(R)$ over all

方向,即

$$B_{\infty} = \int_{\vec{r}} B_{\infty}(\vec{r}) d(\vec{r}) \quad \text{and} \quad B = \int_{\vec{r}} B(\vec{r}) d(\vec{r}) \quad (17)$$

2.6 三参数水下图像形成模型

Blasinski 和 Farrell[16]提出的模型是一个基于物理的模型,它明确地考虑了结果方程中所有元素的波长依赖关系。[16]中模型的动机是模拟与三色(即彩色)图像相关的图像捕获过程。为了做到这一点,作者使用光谱数据将彩色图像与物体的物理特征联系起来。他们的出发点是之前提出的 McGlamery[152]和 Jaffe[103]模型,以估计图像对相机的辐射。然后,他们计算与 PHY、CDOM 和 NAP 系数相关的 IOPs。

在[16]中,相机捕捉到的总亮度 m 与相机传感器成线性关系。的灵敏度 $p(\lambda)$,到达相机探测器的光 $\rho(\lambda)$ 表示为 $m = p(\lambda) \rho(\lambda) d\lambda$, 其中,和往常一样, λ 是波长。对相机的辐射 $\rho(\lambda)$ 由直接辐射 $d\rho(\lambda)$,即直接从物体反射到相机的光和背散射光 $b\rho(\lambda)$ 的总和来确定,即 $\rho(\lambda) = d\rho(\lambda) + b\rho(\lambda)$ 。然后可以利用光源的光谱功率分布 $i(\lambda)$ 和表面反射率 $r(\lambda)$ 作为其波长的函数来估计直接辐射。这是使用表达式 $d\rho(\lambda) = r(\lambda)i(\lambda)e^{-dc(\lambda)}$ 来完成的,其中系数 $c(\lambda)$ 也是波长相关的,并且在沿水柱的衰减中控制光从物体到相机传播的距离 d 的影响。

在该模型中,利用纯海水光谱吸收系数 $a(\lambda)$ 、叶绿素 $a(\lambda)$ 、CDOM $a_{CDOM}(\lambda)$ 和 NAP $a_{\Phi}(\lambda)$ 的线性组合来计算总吸收系数 $a_{NAP}(\lambda)$ 。有了这些成分,我们就可以写

$$a(\lambda) = a_w(\lambda) + a_{\Phi}(\lambda) + a_{CDOM}(\lambda) + a_{NAP}(\lambda) \quad (18)$$

注意,海水的吸收系数 $a_w(\lambda)$ 是根据[23, 178, 199, 204]中的经验数据确定的,而 CDOM 的吸收系数为 $a_{CDOM}(\lambda) = a_{CDOM}(\lambda_0) e^{-0.014(\lambda - \lambda_0)}$, 其中 λ_0 为参考波长, CDOM 和 NSP 的参考波长为 440nm。上述方程中的指数还包括光谱斜率系数,该系数在[193]中测量。另外, NAP 和 CDOM 是叶绿素浓度 chl 的函数。在[20]中, Bricaud 等人提供了它们的吸收系数值,分别为 $a_{NAP} = 0.0124$ 和 $a_{\Phi} = 0.3178$ 。利用这些值,我们可以将 NAP 和叶绿素的吸收系数分别写成 $a_{NAP}(\lambda) = 0.0124 \times chl$ 和 $a_{\Phi}(\lambda) = 0.0378 \times chl$ 。

同样,将纯海水 $b_w(\lambda)$ 和颗粒物 $b_p(\lambda)$ 散射系数相加得到总散射 $b(\lambda)$,即 $b(\lambda) = b_w(\lambda) + b_p(\lambda)$ 。注意,纯海水值通常取自[162,199],而 $b_p(\lambda)$ 值是叶绿素颗粒(PHY)大小的函数,即微型、纳米和微型浮游植物。每一种 PHY 尺寸都被添加到其他颗粒(无机物质和碎屑物质)中,以获得作为 chl [19]的函数的后向散射。如下所示

$$b_p(\lambda) = b_{p,1,2}^*(\lambda_0) \left(\frac{\lambda}{\lambda_0} \right)^{-\gamma_{1,2}} [chl, 2(1 - e^{S_{1,2}chl})] + b_{p,3}^*(\lambda_0) \left(\frac{\lambda}{\lambda_0} \right)^{-\gamma_3} [chl - chl_{1,2}(1 - e^{S_{1,2}chl})] + b_k \left(\frac{\lambda}{\lambda_0} \right)^{-\gamma_k} \quad (19)$$

其中 b_k 是背景后向散射的常数, $b_p^*(\lambda)$, $b_{p,1,2,3}^*(\lambda_0)$, $\gamma_{1,2}$, γ_3 和 γ_k 分别是模型参数。这些参数说明了叶绿素浓度。以这种方式

下标 1、2 和 3 分别表示微米、纳米和微米尺寸的叶绿素浓度。下标 1,2 表示皮纳米浮游植物的组合浓度，chl 和 chl_{1,2} 之间曲线的初始斜率用 S_{1,2} 表示。

2.7 修正后的水下图像形成模型

最近, Akkaynak 和 Treibitz[2]基于衰减 $c^D \beta(V)$ 和后向散射 $c^B \beta(V_B D)$ 系数的估计, 开发了一种基于物理的图像形成模型, 其中 V_D and V_B are 对应的参数向量。根据[2], 相机捕捉到的总辐亮度由

$$I_c = J_c e^{-\beta_c^D(V_D) \times z} + B_c^\infty \left(1 - e^{-\beta_c^B(V_B) \times z}\right), \tag{20}$$

其中, 术语 J_c is 表示在考虑的光谱范围 $[\lambda_1, \lambda_2]$ 中没有衰减的图像像素。这个图像像素可以表示为

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

在 Schechner 和 Karpel[196]的模型中, κ 是由相机特性产生的常数, 在这种情况下, 相机特性基于[96]中的特性, 包括镜头直径、焦距、从镜头光轴到物体的视角以及色彩平衡测量值。

注意, 式(21)与[4,96]一致, 其中传感器对颜色通道 $c = \{R, G, B\}$ 的光谱响应为 s_c 。在模型中, 物体深度表示为 d , 其光谱反射率为 $\rho(\lambda)$, $E(d, \lambda)$ 为环境光谱辐照度[4,96]。在[2]中, 从 $z = 0$ 到 $z = z$ 沿瞄准线的遮挡光由 $B(z, \lambda) = B(\lambda) E(1 - E - \beta(\lambda)z)$ 给出, 其中 $B_2(\lambda)$ 为总散射, $\beta(\lambda)$ 为光束衰减系数 $\beta(\lambda)$ 。

具有更大的深度意味着后向散射上的衰减趋于无穷大 $z \rightarrow \infty$, 这就变成了 $B^\infty(\lambda) = B(\lambda) \beta E(\lambda)(d, \lambda)$ 。而且, 通过将相机的光谱响应包含在

并将适用的变量索引到颜色通道 c , 我们可以按照类似于式(21)的方式进行, 得到

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

现在可以将其与 $B(z, \lambda)$ 的表达式结合起来, 从而得到式 (20) 右二项所给出的颜色指示遮光, 即 $B_c(z) = B_c^\infty (1 - e^{-\beta_c^B(V_B) \times z})$ 。

在[2]中, 由水柱中的吸收和散射引起的宽带衰减系数由

$$\beta_c^D(V_D) = \ln \left[\frac{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} S_c(\lambda) \rho(\lambda) E(\lambda) e^{-\beta(\lambda)z} d\lambda}{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} S_c(\lambda) \rho(\lambda) E(\lambda) e^{-\beta(\lambda)(z+\Delta z)} d\lambda} \right] / \Delta z \tag{23}$$

其中假设水体积空间分布均匀 $\Delta z = z_1 - z_2$ [4]。注意, 所有衰减 $c \beta_d(V_D)$ 依赖关系由向量 $V_D = \{z, \rho, E, S_c, \beta\}$ 给出, 而 $V_B = \{E, S_c, b, \beta\}$ 用于估计宽带后向散射系数, 由

吗?吗?

$$\beta_c^B(V_B) = -\ln \left(1 - \frac{B_c(z)}{B_c^\infty}\right) / z. \tag{24}$$

表 1。水下图像恢复与增强方法的关系

Method	Restoration	Enhancement	UIFM	Image Processing	CNN	GAN
Hou et al. [88]	✓		✓	✓		
Chaitra et al. [46]	✓		✓		✓	✓
Wang et al. [214]	✓					✓
Lu et al.[141]	✓		✓	✓		✓
Berman et al. [13]	✓		✓	✓		
Akkaynak and Treibitz [3]	✓		✓	✓		
Islam et al. [102]		✓				✓
Li et al. [135]		✓		✓		
Iqbal et al. [112]		✓		✓		
Fu and Cao [64]		✓		✓	✓	
Li et al. [126]		✓		✓	✓	
Tang et al. [206]		✓	✓	✓		

请注意，恢复方法是基于物理参数(基于物理的)，而增强方法采用图像处理技术。在表中，我们列出了方法，说明它们是使用 UIFM，图像处理技术(GAN, CNN)还是这些技术的组合。

3 图像恢复、重建、增强和色彩校正

考虑到光在水柱中的行为及其与空气相比的特殊复杂性，进行水下图像重建和色彩校正的大量工作也就不足为奇了。这是因为这些技术的目的是实现依赖于场景物理特征的不完整图像数据的稳定、不变和连续描述[15,44,145]。在水下环境中，这与图像恢复方法[88]密切相关，这是指从退化的图像中恢复源(即未退化的图像)的过程。然而，请注意，在恢复中，目标是消除失真或噪声，从而获得手头图像[44]的增强版本。相比之下，图像增强并不依赖于物理参数，而是使用图像处理技术来提高图像质量，使其在主观意义上具有视觉上的愉悦感[135,164,186]。同样，色彩校正方法[129]实施图像处理以减少两幅图像之间的颜色变化，在这种情况下是水下图像及其参考，它可以是空中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的，即基于物理的，而其他方法取决于图像处理技术，还有一些方法同时采用了这两种方法。这也适用于神经结构的选择，如果有的话，其中一些方法使用 gan 或 cnn，或两者用于数据生成，增强或重建过程。表 1 显示了恢复和增强方法之间的关系，注意到它们是使用 uifm 还是图像处理方法。我们还注意到基于神经网络的方法，即 gan 或 cnn。

由于吸收和散射引起的退化、维度扭曲和模糊效应[175]，获得清晰的自然水下图像具有挑战性，因此在文献中，水下和底栖环境中的几种重建、恢复和色彩校正技术使用深度学习和物理或非物理方法。Hu 等人[92]提出了跨层多尺度卷积神经网络(cnn)，基于同时进行环境光和蓝色信道传输估计的两个网络，其中实现了三个卷积层用于特征提取和池化，并增加了最后一层以改进

图像的对比度和去除雾霾效果。Li 等人[129]提出了基于生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GANs)的颜色校正模型 WaterGAN, 其中生成器估计水下图像的衰减、后向散射和相机特性, 并使用空气和水下图像训练 GAN 以生成合成水下图像。Cho 等人[37]通过 GAN 进行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, 使用循环架构, 通过捕获水下图像的纹理和细节, 并对判别和生成网络都实现了损失。最近, Desai 等人提出了一种基于 GAN 的方法 Aqua- GAN, 该方法首先基于[2]中的图像形成模型和 U-Net CNN 来估计衰减系数。然后, 他们使用具有两个编码器和一个解码器的 GAN 模型, 并使用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 张基于杰洛夫水类型的合成图像[104-106]。

基于周期一致对抗网络(CycleGAN), 在[141]中提出了一种水下图像恢复方法, 其中作者将 CycleGAN 和 DCP 结合使用结构相似指数度量(SSIM)损失。Wang 等[214]介绍了 AG- CycleGAN 用于水下图像恢复。AGCycleGAN 具有一个 U-Net 生成器, 一个 PatchGAN 鉴别器和一个注意块, 该注意块分为通道和像素注意机制, 利用身份, 对抗和周期一致性损失。Islam 等人[102]引入了用于图像增强的全卷积 GAN, 他们将其命名为 FUnIE-GAN。他们的模型适用于成对和未成对的水下图像, 并具有一个改进的 U-Net 生成器, 具有 256 个特征向量, 使用 PatchGAN 鉴别器。

然而, 请注意, 其他方法并没有诉诸深度学习, 而是采用优化技术来恢复散射系数上的衰减。例如, Berman et al.[13]描述了一种用于水下图像恢复的技术, 以消除色彩失真和低对比度。在[13]中, 杰洛夫[104-106]提出了考虑衰减波长依赖性和水类型的两个衰减系数。RGB 信道的传输是单独估计的, 稍后将应用本节稍后讨论的灰色世界(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与目标之间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, 从而通过色彩均衡估计光源。此外, 在水下生物多样性, 搜索和结构检查以及救援和防御中的应用将使用这些方法作为预处理步骤, 这并不罕见。在 b[21]中, Bryson 等人处理了用于海底物体颜色恢复的运动结构和摄影测量学。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, 尺度不变性特征

transform (SIFT)和 simultaneous localization and mapping (SLAM)技术用于计算目标的距离和姿态, 从而恢复三维地形表面图。在此之后, 从拼接图像进行重建。Zelenka 和 Koch[231]提出了一种利用阴影成像、相干光源和波前校正(WFC)算法结合 cnn(如 Alexnet、Googlenet 和 ResNets)对海洋浮游生物进行重建的方法。我们在第 6 节中对这些应用进行了调查。

也有几种方法采用变分技术。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, 以便随后使用微分算子使用非局部全变分模型。他们还使用 DCP 计算传输, 并实现乘法器的交替方向方法(ADMM)[83]。在一种相关的方法中, Ding 等人[48]提出了一种统一的总变分模型用于图像增强。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来估计使用的光衰减

ADMM 算法[83]。Li 等人[133]提出了一种自适应变分模型, 通过将两个变分模型集成到多尺度重建中, 使用拉普拉斯模型来保留纹理和边缘特征, 用于对比度改善和去雾。Xie 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, 作者考虑了传输、后向散射和前向散射, 通过实施四叉树分割来估计背景光, 并使用 DCP 计算传输。Li 等人[135]引入了一种受自动色彩均衡启发的自适应色彩、对比度和去噪方法, 用于图像增强。[135]中的方法是将 RGB 图像转换为 HSI, 并应用高斯滤波的双边和差分。

顺便还值得注意的是, 迄今为止调查的图像形成模型旨在使用物理和光学来解释光在水柱上的行为。从检查来看, 在这些模型和那些用于去除雾霾的模型之间画一个平行关系是比较直接的。这些模型基于在[53、58、80、117、167、168]中详细描述的大气图像形成过程。大气和 underwater 衰减的主要区别在于, 前者是由水柱中的散射和吸收两者组成的, 而后者, 即在空气中, 主要仅仅是由于散射[52,53,156]。

3.1 暗信道先验

其中一种方法是 DCP, 它起源于大气图像的形成过程。DCP 由 He 等人[80]提出用于图像去雾, 并被广泛应用于水下环境[28,35,49,68,142,148,223]。基于统计, [80]中的作者观察到, 在无雾图像中, 天空区域以外的局部图像斑块存在一些“暗像素”。这些像素具有极低的强度, 即在至少一个 RGB 颜色通道中接近零。他们注意到, 在 0 到 255 的范围内, 75% 的像素的 DCP 值为零, 90% 的像素强度低于 25。在朦胧的场景中, 这些暗像素可以用来恢复遮蔽光的强度, 从而可以估计雾霾的厚度。

DCP 计算图像 patch 中所有像素的 RGB 颜色通道中的最小值。为了做到这一点, 基于大气图像形成模型(如在[53,58,80,117,168]中发现的模型)估计模糊图像 $\mathbf{I}(x)$ 的强度。场景位置 x 对应的像素处的图像值由 $\mathbf{I}(x)=\mathbf{J}(x)t(x)+\mathbf{a}(1-t(x))$ 给出, 其中物体亮度为 $\mathbf{J}(x)$, \mathbf{a} 为遮挡光, 假设为常数, $t(x)$ 为沿着距离为 $d(x)$ 的视线传播的光的透射量。在 DCP 模型中, 散射系数 β 控制透射光的衰减为 $t(x)=e^{-\beta d(x)}$ 。

有了这些成分, DCP 是由

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{c \in \{r, g, b\}} \left(\min_{y \in \Omega(x)} (J^c(y)) \right), \quad (25)$$

其中 $c \in \{R, G, B\}$ 是一个表示颜色通道的指数, Ω 表示以 (x) 为中心的局部斑块。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黑暗颜色的物体或表面(如橙色的花、石头等)产生的。因此, 他们从正面到背景分割图像, 并使用表达式估计每个通道中的最小强度

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) = \tilde{t}(x) \min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{J^c(y)}{A^c} \right) + (1 - \tilde{t}(x)), \quad (26)$$

其中暗通道传输 $\tilde{t}(x)$ 再次假设为常数。

有了上面的方程，我们现在可以把三个通道的最小值表示为

遵循

吗?吗?

$$\min_{c \in \{R, G, B\}} \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{I^c(y)}{A^c} \right) = \tilde{t}(x) \min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) + (1 - \tilde{t}(x)). \quad (27)$$

而且，注意 $J(x)$ 的暗通道趋于 0。这是一个重要的观察，因为我们

可以使用表达式来计算传输图吗

$$\tilde{t}(x) = 1 - \min_{c \in \{R, G, B\}} \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) \right) \quad (28)$$

式中 $I^c(y)$ 为以 x 为中心区域的模糊图像像素的强度。进一步，由于

天空颜色应该趋向于 A^c ，图像天空区域中的斑块应该表现为

$$\left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) \right) \rightarrow 1 \quad (29)$$

和 $t(x) \rightarrow 0$ 。最后，校正后的图像由

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_0)} + A \quad (30)$$

在上面的方程中， t_0 这是传输的下界，通过求解 $(L + U)t = t_0$ 给出的稀疏线性系统获得最优 t ，其中 L 是一个消光拉普拉斯矩阵，是一个正则化参数， U 是一个与 L 大小相同的单位矩阵， t_0 和 t 分别是 $t(x)$ 和 $t(x)$ 的矢量形式。

尽管它的流行，DCP 方法有已知的缺点，当应用于水下图像。这是因为水中的吸收比空气中的吸收要明显得多。因此，进入水中的光被水的成分衰减得更厉害。此外，这些成分在从红色到蓝绿色波段的波长范围内吸收更多的光。红外光谱几乎完全从地表吸收到 1m 深度 [52,219]。其中强度最低的往往是一个红色像素。因此，Chiang 等人 [35,36] 提出了一种基于 DCP 的方法，可以补偿波长衰减并消除人造光的影响。他们使用与 [80] 相同的大气模型，并将波长依赖性添加到三个颜色通道 $\lambda \in \{R, G, B\}$ 中。这样，图像像素值可以重写为 $I_\lambda(x) = J_\lambda(x)t_\lambda(x) + A_\lambda(1-t_\lambda(x))$ ，其中 λ 下标表示波长依赖关系。

Chiang 等人 [35,36] 通过引入一种传输来考虑水柱的波长依赖性吸收，该传输使用在水面 $E_\lambda^{\text{initial}}$ 和 $E_\lambda^{\text{residual}}$ 中入射的光进行归一化，这是在距离 $d(x)$ 处到达考虑对象的光。该透射率由

$$t_\lambda(x) = \frac{E_\lambda^{\text{residual}}(x)}{E_\lambda^{\text{initial}}(x)} = 10^{-\beta(\lambda)d(x)} = N \text{rer}(\lambda)^{d(x)} \quad (31)$$

其中 $N \text{rer}(\lambda)^{d(x)}$ 根据 [106] 中分类的水类型取值。对于 $\lambda = 650 \sim 750$ nm，这些值为 $0.8 \sim 0.85$ ，对于 $\lambda = 490 \sim 550$ nm，这些值为 $0.93 \sim 0.97$ ，对于 $\lambda = 400 \sim 490$ nm，这些值为 $0.95 \sim 0.99$ 。

注意，辐照度 $J_\lambda(x)$ 也是波长相关的。因此，需要包括影响被捕获物体颜色的两个距离。和前面一样，它们是沿着视线 $d(x)$ 到物体的距离和水柱深度 $d^{(z)}$ 。利用式 (31)，我们可以写出

$$I_\lambda(x) = \left(E_\lambda^A(x) N \text{rer}(\lambda)^{D(x)} + E_\lambda^L N \text{rer}(\lambda)^{d(x)} \right) \rho_\lambda(x) N \text{rer}(\lambda)^{d(x)} + \left(1 - N \text{rer}(\lambda)^{d(x)} \right) A_\lambda \quad (32)$$

在上面的方程中， $\rho(x)$ 是反照率，它可以看作是两者的组合，即深度 $D(x)$ 处的环境光 $E^A_\lambda(x)$ 和人工光 E^L_λ (以防水下有光源)。那么暗通道可以写成[80]如下所示

吗?吗?

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{\lambda} \left(\min_{y \in \Omega(x)} (J_{\lambda}(y)) \right)$$

(33)

若人工光为零，则将式(32)重新排列如下即可得到环境照度

$$I_{\lambda}(x) - \left(1 - Nrer(\lambda)^{d(x)}\right) A_{\lambda} = \left(E^A_{\lambda}(x)Nrer(\lambda)^{D(x)}\right) \rho_{\lambda}(x)Nrer(\lambda)^{d(x)}$$

(34)

采用最小二乘优化方法。进一步，通过将项反代入表达式 $I_{\lambda}(x) = J_{\lambda}(x)t(x) + A_{\lambda}(1-t(x))$ ，校正后的图像可以表示为

吗?吗?

$$J_{\lambda}(x) = \frac{I_{\lambda}(x) - \left(1 - Nrer(\lambda)^{d(x)}\right) A_{\lambda}}{Nrer(\lambda)^{d(x)}} = \left(E^A_{\lambda}(x)Nrer(\lambda)^{D(x)}\right) \rho_{\lambda}(x)$$

(35)

文献中其他的方法也来源于 DCP。Carlevaris-Bianco 等人提出的模型基于[52]中的 UIFM，并采用 DCP 进行深度场景估计。由于在水下场景中，红色通道的光吸收高于绿色和蓝色通道，因此他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，前景中最接近的点是 RGB 通道之间差异最大的点。水下暗信道先验(UDCP)[49]基于[103,152,196]中的 uifm。Dre ws 等人在绿色和蓝色通道中实现了 DCP，并表明暖色与前景相识别，而冷色与图像中的背景元素相关，他们首先估计了传输[49]，然后估计了深度[50]。Gao 等人[68]提出了明亮信道先验(Bright Channel Prior, BCP)，它计算图像的每个通道(红、绿、蓝)的亮度，以减少水中红色衰减的影响。他们指出，水下图像的明亮通道可用于识别预计更靠近相机的物体和表面[68,207]。Galdran 等人[67]提出了自动红色通道(Automatic Red Channel, ARC)方法，该方法旨在使用较短的波长(即朝着光谱蓝端方向的波长)恢复红色通道。为此，他们首先通过计算每个颜色通道的最小值来估计场景的深度。接下来，考虑红色通道中作为距离函数的红色衰减，以便计算红色、绿色和蓝色通道的传输图。然后将总透射率取为三种颜色通道的平均值。值得一提的是，到目前为止，一些水下计算机视觉任务也采用了经验方法，使用图像处理技术进行颜色增强和校正，如直方图均衡化(HE)，我们将在 3.3 节中进行回顾。

3.2 灰色世界

GW 算法已应用于水下计算机视觉[55]中，其假设场景中的平均辐射反射率是消色差均匀的。因此，可以基于颜色归一化来估计场景中物体的反射率[22,70]。为此，GW 考虑一个具有单一光源的场景，其中图像通过缩放三个颜色通道中的强度被归一化为统一[22,61]。这就引出了独立于光源的映射

吗?吗?

$$[sR, sG, sB] \rightarrow [R_s, G_s] = \left[\frac{sR}{s(R + G + B)}, \frac{sG}{s(R + G + B)} \right],$$

(36)

在图像中的三个颜色通道和归一化的 $Rand_s$ g 通道之间, 其中 s 是一个比例因子, 其中包括注意, 如果场景光强度被任意标量缩放, 则整体色彩平衡应保持不变。

如果场景经历了光源的变化, 每个通道将根据因子 α , β 和 γ 进行相应的缩放。这使得三个通道的平均强度与 RGB 三元组 [1,1,1] 成正比, 即灰度值。这样, 上面的映射就变成了

$$[\alpha R, \beta G, \gamma B] \rightarrow \left[\frac{\alpha R}{\frac{\alpha}{n} \sum_i R}, \frac{\beta G}{\frac{\beta}{n} \sum_i G}, \frac{\gamma B}{\frac{\gamma}{n} \sum_i B} \right], \quad (37)$$

其中 n 为所考虑的像素总数。

回想一下, 在水下图像中, 平均物体反射率可以用来获得色偏。因此, GW 被广泛用于图像校正, 并作为色彩校正前的预处理步骤[13,14,127,197,218]。尽管 GW 算法是波长无关的。为了解决这一缺陷, Wong 等人[218]提出了自适应灰色世界(Adaptive Grey World, AGW)方法。他们的方法从使用表达式计算像素 p 处每个颜色通道 p 的平均强度 R_p , G_p 和 B_p 开始

$$\hat{R}_p = \frac{1}{|W_p|} \sum_{q \in W_L} R_q \quad \hat{G}_p = \frac{1}{|W_p|} \sum_{q \in W_L} G_q \quad \hat{B}_p = \frac{1}{|W_p|} \sum_{q \in W_L} B_q \quad (38)$$

其中, w_p 是 p 的近邻集合, $|W_p|$ 表示 W_p 的基数 $[R, G, B]_q$ 是 p 像素 $q \in W$ 处的 RGB 颜色通道的值。

有了每个通道的平均局部强度, AGW 继续得到

$$R_{\gamma} = \tau R + (1 - \tau) \hat{R}_p \quad \tilde{G}_p = \tau \bar{G} + (1 - \tau) \hat{G}_p \quad \tilde{B}_p = \tau \bar{B} + (1 - \tau) \hat{B}_p \quad (39)$$

其中 $0 \leq \tau \leq 1$ 是一个标量, 它控制着 p 的最近邻的平均值和图像上分别由 R 、 G 和 B 给出的平均 RGB 颜色通道值之间的权衡。

最后, AGW 通过计算 p 像素处的平均补偿颜色通道值来获得颜色校正强度

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

3.3 直方图均衡化

直方图均衡化(Histogram equalization, HE)基于输入图像的概率密度函数重新映射像素强度[77]。在水下计算机视觉方面已经开展了大量的工作来实现 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, 而红色通道通常非常弱[208]。例如, 在[64]中, 作者引入了一种用于水下图像增强的压缩直方图均衡化。HE 在[237]中也用于可食用鱼类的分类。另一个例子是 Li 等人[126]提出的用于水下图像增强的方法, 作者将其命名为 Water-Net。Water-Net 采用 HE、白平衡和伽玛校正来生成对应于同一幅水下图像的三个输入。然后将这三个输入馈送到一个神经网络, 生成置信度图, 用于评估和选择用于增强图像的特征。在[218]中, 差分灰度 HE 与自适应灰世界方法结合使用, 该方法采用最高像素强度来提高图像对比度。

如上所述，图像直方图描述了所有图像像素中的强度分布。更正式一点，考虑 $p(r_k) = \frac{1}{n_k MN} \sum_{j=0}^k h(r_j)$ ，其中 n_k 是 k 强度值的像素个数，在此设置中， k 维度为 $N \times M$ 的图像中的像素强度被认为在区间 $[0, L-1]$ 内。利用上面的方程，我们可以写出第 k 个强度值 $F(r) = n$ 的累积分布函数，它相当于图像的累积归一化直方图 $\sum_{j=0}^k p(r_j)$ 。

如前所述，HE 并不总是适用于复杂的水下场景。因此，Fu 和 Cao[64]应用对数函数将直方图压缩为 $h_{comp}(r_k) = \log(h(r_k)) \forall k \in \{0, 1, 2, \dots, L-1\}$ ，其中 $h_{comp}(r_k)$ 和 $h(r_k)$ 是强度 k 的压缩直方图和未压缩直方图。因此，图像强度的概率变为

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

其中， k TH 强度值对应的累积均匀分布函数为

$$F(r_k) = \sum_{j=0}^k \frac{h_{comp}(r_j)}{\sum_{i=0}^k h_{comp}(r_i)} \quad (42)$$

3.4 Retinex

Retinex 理论是指人类的视觉适应性，无论空间和照明的变化，都能保持物体的亮度和颜色 [108, 124]。为了做到这一点，Retinex 旨在模拟人眼的视网膜和皮层处理将颜色分配给物体的方式 [69]。请注意，与目前为止所讨论的其他方法相比，Retinex 确实与涉及物体反射率和光源功率谱的其他表达式有所不同。为了更清楚地理解这一点，我们根据 Parthasarathy 和 Sankaran [173]，将 [124] 中提出的 Retinex 方程写为 $S(x, y) = R(x, y)L(x, y)$ ，其中 $S(x, y)$ 为图像点阵上坐标为 (x, y) 的像素的颜色值， $L(x, y)$ 为对应的场景照度， $R(x, y)$ 为物体反射率。

像往常一样，目的是消除场景中光源的影响，为了实现这一点，Retinex 使用对数函数的性质将上述乘积转换为线性组合。通过对 Retinex 方程的两边应用对数并重新组织项，我们得到

$$r(x, y) = s(x, y) - l(x, y) \quad (43)$$

在 $s = \log(s(x, y))$ ， $r = \log(r(x, y))$ 和 $l = \log(l(x, y))$ 。

为了得到 $L(x, y)$ ，通常使用卷积。这遵循了直觉，即整个场景的照明应该是均匀的，并且在整个图像上平滑地变化强度。因此，卷积有效地平滑了图像，以便使用 $F(x, y) = \frac{1}{p+q+1}$ 给出的径向核 $F(p, q)$ 获得光源，其中 p 和 q 是图像上像素到邻居的距离

晶格。然而，请注意，有许多核可用于此。在 [109] 中，Jobson 等人使用高斯函数提出了多尺度 Retinex (Multiscale Retinex, MSR)。基于 MSR，Tang 等 [206] 开发了一种水下图像增强方法，其中 $F(p, q)$ 由式给出

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

其中 σ 是控制核扩散的变量， λ 是归一化标量。

有了上述核函数，式(43)中的 Retinex 表达式可以写成 $r(x, y) = \log(S(x, y)) - \log(F(p, q, \sigma) * S(x, y))$ ，其中 $*$ 表示卷积运算。根据 MSR[109]，可以选择最佳的 σ 值，以保持图像的动态范围压缩和色彩还原。这是使用表达式来完成的

$$R_{msr}^i = \sum_{n=1}^N \omega_n R_n^i = \sum_{n=1}^N \omega_n (\log(S^i(x, y)) - \log(F(x, y, \sigma_n) * S^i(x, y))) \quad (45)$$

其中 i 是颜色通道指数，即 $i \in \{R, G, B\}$ ， N 是使用的尺度数， ω_n 是每个尺度的权重因子。请注意，对比度拉伸技术，如[112]，通常用于克服水下图像中的不同色偏。让彩色通道的对比度调整后的图像强度 I_h 由 S' 给出。 i 类似地，令图像颜色通道索引 i 的最小 S 和 \min^i 最大 S 值之间的图像颜色通道强度范围为 $\max^i S - \min^i S$ 和 $S = S_{mean}^i + \mu S$ ， \min^i 其中 S 和 \max^i 分别 S_{msr_var} 和 S_{mean}^i 为 S 的平均值和标准差 \max^i ， i

μ 是一个标量，它控制了最终图像的动态范围。有了这些成分，Retinex 物体的反射率由

$$S_{msr}^i = \frac{R_{msr}^i - \hat{S}_{min}^i}{\hat{S}_{max}^i - \hat{S}_{min}^i} \quad (46)$$

在水下图像中用于除雾和增强的进一步 Retinex 实现可以在[65,213,232,235]中找到。同样值得注意的是，水下计算机视觉的许多工作都集中在实现直方图均衡技术上[72,84,127,190,218]，这些技术也可以与 Retinex 结合使用，以提高图像对比度。[206]的作者提出了一种倒置灰色世界 (IGW) 方法来保持实际的颜色。

4 识别

在计算机视觉中，识别是一个经典的问题，关键是对图像和视频中的物体、人、动作等进行识别和分类。该任务可以在监督设置中执行，通过附加语义类标签来将图像描述为整个场景或其对象和动作[41,118,145]。在水下环境中，识别通常在特定应用范围内进行，例如用于生物多样性评估的鱼类计数[17,182]、水产养殖[91]、水下航行器的导航、用于机器人水下平台的物体检测[138]或结构检查[90]。水生生态系统中的注释识别和分类任务主要依赖于专家知识和人工标记，这是昂贵且耗时的[10]。此外，水下计算机视觉研究一直专注于在清澈水域拍摄的图像，因为浑浊条件具有更密集的色偏，会产生模糊的图像[229]。与计算机视觉中的其他领域相比，标记的水下数据集相对较少[132,144]，这一事实使情况更加复杂。

尽管识别已经应用于水下计算机视觉的许多领域，但它也被视为一个值得独立研究的问题。Chen 等人[33]描述了一种利用人造光在水下图像中进行物体分割和识别的方法。作者通过利用人造光的光学特征，如全局强度、对比度、颜色通道变化和强度，将其识别为感兴趣区域 (RoI) 来做到这一点。一旦 RoI 到手，通过应用 Otsu 的方法[171]计算灰度直方图，使用核图切割对图像进行分割，从而对其中的对象进行分割。Chen et al.[32]通过提取 2D 和 3D 特征来模拟水生动物的视觉注意系统，将显著性应用于水下物体的检测和识别。对于识别，颜色

传统上, 纹理特征被用于解释具有众多均匀像素的图像区域中的粗糙度、对比度、方向性、线条相似性、规则性和粗糙度[8,94]。在水下图像中, Gómez-Ríos 等人[75]根据纹理对珊瑚物种进行分类。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, 这使得区分它们变得困难。水柱中的光传播又加剧了这一问题。考虑到这一点, 他们实现了三个 **cnn**, 即 Inception v3, ResNet 和 DenseNet。使用微调而不需要数据增强, 他们表明 ResNet 是他们分类任务的最佳模型。同样, Zhao 等人[233]基于 ResNet 实现了一个具有聚合分支的骨干网络, 用于水下视频中的鱼类分类和定位, 他们将其命名为 Compositd FishNet。在[144]中, 作者提出了 resfeat, 一个在 ImageNet 上训练的 ResNet, 以获得用于识别和分类的现成特征。

事实上, 神经网络架构已经被大量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]证明了基于 patch 的 **cnn** 和**全卷积网络(FCN)**在珊瑚礁的语义分割和分类方面比标准的机器学习技术表现得更好。作者还开发了一种工具, 可以对图像进行分割, 并允许用户用分类标签对区域进行注释。Moniruzzaman 等人[161]提出了一种基于**循环 CNN (R-CNN)**和**盗梦空间 v2**的深度学习模型, 用于检测水下图像中的 Halophila Ovalis(一种海草物种)。为了识别 holothurians, 在[212]中提出了一个带有 VGG16 主干的 U-Net 架构。Islam 等人[100]开发了 SUIM-Net, 这是残差学习中的全卷积模型, 使用编码器-解码器架构和跳过连接。该网络被应用于他们的数据集 SUIM 上的语义分割和显著性, 该数据集包含超过 1500 张水下图像。同样, 在[183]中, 海草的检测和分类是通过基于预训练的 VGG-16 和 ResNet50 模型实现基于 patch 的 CNN 进行分类和图像增强来实现的。在[183]中, 图像被划分为 40 个 patch, 总共有 66,946 个标记的图像区域。Li 等人[130]提出了 MAS3K, 这是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, 然后将这些特征馈送给级联解码器进行分割。Iqbal 等人[98]通过采用四个卷积层和两个完全连接层的 AlexNet 模型, 提出了用于鱼类识别和分类的 **cnn**。他们的模型优于原来的 AlexNet 架构和 VG- GNet。Wei 等[215]提出了基于 **You Only Look Once (YOLO)-v3 的一阶段方法 YOLOv3-brackish**, 专注于水生动物。他们通过使用 K-means 聚类算法确定锚盒的大小和数量, 改进了最小特征的提取。然后通过添加频道关注模块来实现检测。他们的研究结果表明, 在检测小鱼、虾、蟹和海星方面, OLOv3-微咸盐优于 YOLO-v3 和 Faster R-CNN[188]。

请注意, 上述方法主要是针对底栖生物栖息地动植物的识别和分类。文献中的其他工作旨在将识别作为基础设施检查或栖息地测绘的手段。在[151]中, 深度学习被用于识别使用 auv 的管道和阀门。作者使用带有 3D 点云信息的立体图像来训练用于分割的深度神经网络。在[146]中, 利用基于**直方图定向梯度(HOG)**特征的特征提取技术和 Canny 边缘检测器[26]对 220 幅水下图像的数据集进行了水下地雷探测。Lakshmi 和 Santhanam[122]基于 CNN 模型设计了二分类器和多分类器, 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, 其中二元分类器将感兴趣的对象从背景中分离出来, 而多类分类器识别不同的对象。Hu 等[91]在研究中也使用了 YOLO, 主要集中在

减少饲料颗粒的浪费和水污染。为此，作者修改了**路径聚合网络 (Path Aggregation Network, PANet)**[139]，增加了密集连接网络，以改进特征检测并减少骨干冗余。在[90]中，作者将 **cnn** 应用于水下桥梁检测，以定量评估冲刷深度和劣化。他们使用侧扫声纳捕获水下图像和基于 **U-Net** 的语义分割网络，该网络带有采用 **ResNet** 的改进编码器。在他们的模型中，原始的跳过连接也被一种多特征融合架构所取代，作者将其命名为 **Respath**。

识别也被应用于潜水员，**auv** 和**无人驾驶飞行器(uav)**之间的相互作用。在这种情况下，Martija 等人[150]使用 **cnn** 与 **ResNet-50** 分类器、**直方图梯度(HOG)**和 **SIFT**[140]，使用**支持向量机(SVM)**分类器使用**袋视觉词(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以识别。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[224]也使用 **CADDY** 数据集来评估他们的**潜水员识别系统(DARE)**。**DARE** 利用立体对和多通道 **CNN** 分类器进行水下手势识别，使潜水员和 **auv** 之间的通信成为可能。Li 等人[134]提出了一种 **CNN** 架构，利用潜水员、海豚和鲸鱼的声音信号来识别到达海岸的小目标，并将其处理成图像，然后由卷积神经网络在输入时进行拍摄。事实上，水生动物的行为可以使用识别和分类技术来跟踪它们的运动。Yang 等[225]使用加速数据记录器并应用 **k** 近邻进行鲨鱼行为分类。在一个相关的发展中，在[155]中，作者提出了一种基于 **YOLO** 的鲨鱼检测方法，其中训练图像被手动标记。

5 深度和形状恢复

回想一下，形状恢复的目的是保留物体的轮廓、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、水流和水湍流往往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很少[233]，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真实图像数量有限。

尽管存在这些挑战，但水下环境中的深度和形状恢复一直受到计算机视觉界的积极追求。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，[5,6]中采用的方法，正如这里其他人所回顾的那样，也采用了第 3 节中调查的图像形成过程形式。**Beer-Lambert** 模型[123]的使用使[5,6]中的作者能够利用现成的组件构建双光谱深度成像系统。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获得的图像中观察到的视差来重建水下场景。在一项相关研究中，Chadebecq 等人使用两种视图来解决水下场景中的折射运动结构问题。在[210]中，水下图像的彩色校正正是通过基于的估计吸收和背散射光来实现的

运动结构(SFM)和多视角立体(MVS)深度图。Mousavi 等人[163]提出了一个模拟套件，用于模拟真实水下场景，该套件使用 CNN 估计深度图，同时提高随机场景的图像质量和地面真值生成。该套件还允许数据消融，这允许用户更改特定的建模参数。

请注意，上述方法主要是基于物理的，基于光在水柱中的传输和衰减。然而，还有其他基于图像处理技术的方法。例如，在[128,200]中，通过从绿色和蓝色通道的最高像素强度中减去红色通道的强度来近似水下场景深度。在[177]中，水下图像的深度是基于像素模糊度估计的，其中深度图是使用局部图像区域上的最大滤波器计算的。在这种设置中，使用形态学重建对深度图进行细化，并用引导滤波器对深度图进行平滑。Zhao 等人[233]基于图像到图像的转换，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。Gupta 等人[78]开发了 UW-NET，它采用风格转移方法将朦胧的空中图像转换为水下图像。他们的模型通过两个密集的自编码器块和一个**结构相似指数(SSIM)**损失来学习水下深度图。Cao 等人[27]实现了两个 cnn 来预测水下图像中的深度图和背景光。Xiong 和 Heidrich[221]使用单摄像机对真实和合成的水下场景和水面进行 3D 形状重建。在他们的方法中，使用用于光线投射的 Snell 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，该方法通过使用**亮度通道先验(BCP)**和 **DCP** 将场景分割为人工和自然光区域。在[180]中，深度是通过图像拼接计算的，利用 DCP 将局部图像区域的局部单应性映射到水下场景的传输图上。Qian 等人[181]提出了一种水下场景的 3D 重建方法，通过放置一个相机，使其可以捕获多个视点，然后应用正常的一致性约束。Murai 等人[165]通过考虑与表面遮阳相关的多个光线的红外吸收光谱来估计水下物体的表面法线和深度图。Maccarone 等人[143]使用**飞行时间(ToF)**传感器进行深度估计，实现**时间相关单光子计数(TCSPC)**，从而测量相对于深度的光衰减。

同样，试图恢复水下物体形状的技术通常将图像重建作为预处理步骤。例如，在[226]中，作者使用 shape-from-剪影[34,184]进行 3D 形状重建。他们通过提出一个考虑到水下场景中发现的折射投影的校准模型来做到这一点。在[40]中，使用四种类型的传感器获取水下表面的距离图像。这些是微软 Kinect，华硕 Xtion 和 Dinast Cyclopes II 和 Cyclopes OD 红外近距离阵列传感器。请注意，这些与[95]和[170]中的方法有些关联，其目的是融合视觉和声纳数据以进行水下 3D 重建。在[166]中，Murez 等人测量了物体点扩散函数，并展示了如何使用成像荧光发射来消除后向散射分量，以便在水下环境中通过光度立体恢复 3D 形状。Ravanbakhsh 等人[185]解决了鱼类形状检测，用于在立体视频中检测南方蓝鳍金枪鱼的大小。他们使用水平集和主成分分析以及用于分割的 Mumford-Shah 函数来建模鱼的形状。类似地，分割和形状恢复已应用于鱼类监测和结构检查。Rodriguez 等人[192]利用立体摄像机并计算不同鱼的大小。首先，他们实现了立体视觉来处理水下图像。然后对鱼进行检测，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]中，鱼

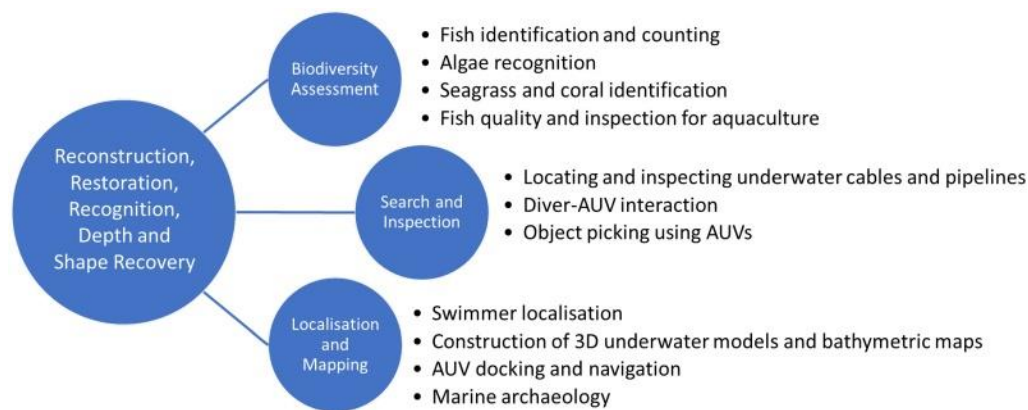


图 5 所示。说明水下计算机视觉技术及其应用之间关系的示意图。

在直角坐标系下，利用图像处理和基于区域的分割技术检测头部和尾部。在[79]中，作者提出了去除尾部以改进利用偏最小二乘法测量总质量的方法。Mohamed 等人[160]应用多尺度 Retinex 进行水下图像增强，使用 YOLOv3 进行光流计算，从而检测和跟踪水产养殖场中的鱼类。在[97]中也提出了在水下环境中使用立体成像和 cnn 进行分割、匹配和纹理提取。[97]中的技术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三维水下形状重建的方法。Ercan 等人[57]介绍了一种用于水下图像中圆圈检测的深度学习模型。在他们的研究中，他们表明 Faster R-CNN 和 Single Shot Multi-Box Detector (SSD)网络在精度和处理速度上都优于 Hough 变换。

6 个计算机视觉应用

在回顾了在水下环境中经常用于恢复、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，我们现在将注意力转向它们的应用范围。如图 5 所示，这些方法通常用于各种各样的应用中，例如电缆和管道的检查，海洋考古，水产养殖和鱼类物种的识别。这些应用可分为生物多样性、搜索、本地化和结构检查等主要领域。

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通常基于识别任务，其中的问题是利用从无人驾驶车辆(UVs)或潜水员操作的摄像机获取的图像和视频对动植物进行分类和识别。沿着这些思路，Gobi[74]提出了海底动物群识别和底栖生物量化的研究。他提出了一种尺度不变特征变换(SIFT)[140]来检测底栖生物的细节，比如它们的形状和纹理。在[74]中，使用了带有螃蟹的图像，其中训练集是通过在其中手动标记每个目标(即螃蟹)来准备的。Marini 等人[147]应用二元分类器监测沿海站点观测站的鱼类丰度。他们在两年的时间里收集了 2 万张图像

并实现了分割和特征提取技术对其进行分类。图像被手动标记和分割，并将考虑的鱼作为**感兴趣区域(RoI)**。这产生了一个 blob 轮廓，然后使用模糊和形态学算子以及高斯阈值进行检测。分类器通过遗传编程和 K-fold 交叉验证进行测试和训练。一项置换多变量分析(Permanova)发现，水中的生物污染会影响对鱼类的准确识别，而水的浊度则不相关。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也存在明显差异。

事实上，鱼类和藻类的识别已经使用了各种各样的技术，通常采用复杂的装置来进行地面真实性和数据采集。例如，锡安等人[237]建造了一个鱼缸，并在里面装满了藻类、悬浮沉积物和活的普通鲤鱼、圣彼得鱼和灰鲳鱼。他们还设置了背景灯，并将相机放置在离玻璃很近的地方。在[237]中，一旦拍摄了图像，就应用 HE 进行图像处理，然后进行形状特征提取，从而恢复鱼的大小和方向。最后，基于贝叶斯方法，作者将鱼类图像与普通鲤鱼，圣彼得鱼和灰鲳鱼进行了分类。在一个相关的发展中，Qin 等人[182]从水下图像视频中提取了前景活鱼特征。他们的方法被命名为 DeepFish，它由一个 CNN 组成，有两层主成分分析过滤器。非线性层使用二进制哈希，而层特征池化使用分块直方图。接下来是空间金字塔池化操作，以解决鱼的姿势，以及用于分类的 softmax 激活函数。Samantaray 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现迁移学习方法。该方法打算用于**载人飞行器(cav)**和无人机。因此，作者使用**单次射击探测器(SSD)**和**基于区域的全卷积网络(R-FCN)**以实时速度识别和定位物体。

在 cnn 对水下生物多样性的另一个应用中，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。研究表明，PO 纹理是比颜色更好的识别特征。这表明 PO 可以通过其纹理检测，使用小块，减少了时间和处理要求。[24]中的方法使用了两个**神经网络(NN)**，这些神经网络使用来自沿海地区的图像进行训练。其中第一个处理特征提取，由两个卷积层组成，其中 ReLU 被用作激活函数，最后一层使用最大池化。第二个是针对 PO 和非 PO 补丁的二值分类。King 等人[115]研究了 cnn 和**全卷积神经网络(fcnn)**技术在珊瑚礁中的语义分割。在[115]中，作者证明了使用 VGG16 模型[198]进行 patch 分类的 CNN 比使用 SVM 分类器和纹理特征的效果更好。CNN 对在珊瑚礁获取的水下图像进行分割，包括 InceptionV3 模块[205]以提高其性能，以及用于训练的**残差网络(ResNet)**。在[115]中用于语义分割的 FCNN 模型是 FCN8[169]、Dilation8[62]和 Deeplab v2[31]，其中后者的分割性能最好。

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里叶变换实现了显著性。一旦有了显著性图，使用松弛标记方法应用分割掩模来识别鱼。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精的标签。Laradji 等人[125]也解决了鱼的分割问题。为此，他们使用了一种基于**亲和定位的计数全卷积神经网络(A-LCFN)**方法，在该方法中训练 CNN

用于基于点级标注标注的鱼类分割。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两两相似性的亲和矩阵。利用随机游走分割方法，这两个输出被聚合成一个。

6.2 水下搜索、检查和定位

在水下搜索和检测中，计算机视觉可以在利用潜水员和无人机对物体和结构进行定位和检测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的一些任务，但已经提出了几种特定目的的方法用于水下环境中的搜索和检查。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重点。Rizzini 等人[190]提出了一种在公海中探测水下人造物体的方法。在[190]中，使用自适应直方图均衡化(CLAHE)对图像进行处理[238]。一旦预处理，分割和识别任务就会根据目标的显著颜色特征和清晰轮廓来进行。在这种情况下，感兴趣区域是物体的突出颜色，因此实际的假设是感兴趣的水下物体具有统一的颜色。通过这种方式，可以使用 HSV(色调-饱和度-值)通道来细化分割，采用低通滤波器进行轮廓形状验证，通过该算法识别典型的人造制品的直线和尖锐轮廓。在一个相关的发展中，Wirth[216]解决了利用 auv 检测水下电缆和管道的问题。所考虑的基础设施是使用粒子过滤器检测的。类似地，De Oliveira Moita 等人[42]使用深度神经网络来识别和定位海底油气结构。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。

流体动力视频序列中的定位和映射任务也引起了社区的一些兴趣。Karlekar 和 Fang[110]提出了一种用于在包含运动主体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。作为感兴趣区域的剪影，其特征是在视频序列中由游泳者的身体运动产生的飞溅或溅射效果。作者还使用纹理和颜色对游泳者进行分割，从而利用 K-means 聚类分离前景和背景。Ferrara et al.[59]将定位和映射、运动结构和 3D 重建方法结合起来，创建了具有高光谱纹理的 3D 水下模型。作者利用高光谱推扫帚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，其中使用灯，图像分割和特征提取的组合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，摄影测量学在[209]中也被用于水下考古，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，这些在各种各样的应用程序和设置中有所不同，其中一些是高度特定于其目标应用程序的，而另一些则针对一般的重建或色彩校正任务。例如，[2]中使用的数据集是一个 RGBD 色彩校正，用于使用暗像素估计后向散射(更多细节请参见 2.7 节)。该数据集包含 1157 张真实的水下图像，分别是不同深度和视角下清澈和浑浊水域类型的珊瑚礁和峡谷。

表 2。水下计算机视觉广泛可用的数据集列表

Dataset	Description	Underwater Data Included
CADDY [75]	Human-robot interaction dataset for diver and AUV activities	10K and 12K stereo pair images, with diver sign language and body pose measurements
	Url: http://www.caddian.eu/	
DUO [138]	Object detection for robot picking	7,782 images and object annotations
	Url: https://github.com/chongweiliu/DUO	
Benthos [230]	Underwater image segmentation	4,500 reef image mosaics and object annotations
	Url: https://datadryad.org/stash/dataset/doi:10.5061/dryad.8cz8w9gm3	
SQUID [12]	Image colour restoration	57 images, camera calibration data and distance maps
	Url: http://csms.haifa.ac.il/profiles/tTreibitz/datasets/ambient_forwardlooking/index.html	
Akkaynak and Treibitz [3]	Water removal	1,100 images and distance maps
	Url: http://csms.haifa.ac.il/profiles/tTreibitz/datasets/sea_thru/index.html	
SUIM [100]	Semantic segmentation	1,500 images with point annotations
	Url: https://irvlab.cs.umn.edu/resources/suim-dataset	
Beijbom et al. [11]	Automated annotation using wide-band fluorescence images	212 image pairs (reflectance-fluorescence) and point annotations
	Url: https://datadryad.org/stash/dataset/doi:10.5061/dryad.8cz8w9gm3	
TURBID [51]	Testing and evaluation of underwater image restoration methods	82 images with ground truth
	Url: http://amandaduarte.com.br/turbid/	
TrashCan [85]	Automated trash detection	7,212 annotated images
	Url: https://conservancy.umn.edu/handle/11299/214865	
DeepFish [194]	Visual analysis of fish habitats	40K images, point annotations and labels
	Url: https://github.com/alzayats/DeepFish	
Fish4Knowledge [17]	Fish recognition	27,370 images with labels, 93 videos with fish trajectory, and 14 videos with complex backgrounds
	Url: https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/Fish4Knowledge/GROUNDTRUTH/	
AQUALOC [60]	Localisation and mapping	17 synchronous monocular, monochromatic sequences with inertial and pressure measurements
	Url: http://www.lirmm.fr/aqualoc/	
VAROS [239]	Localisation and mapping	4,713 synthetic images, inertial and depth gauge measurements with pose, depth and surface normal ground truth
	Url: https://zenodo.org/record/5567209#YYMcqhxxVhE	
The Brackish Dataset [174]	Detection of marine fauna	83 videos and bonding box annotations for AAU, YOLO Darknet, and MS COCO formats
	Url: https://vap.aau.dk/the-brackish-dataset/	
UIEB [126]	Image enhancement and restoration	950 images taken in natural and artificial light, 890 of these have their reference image for methods comparison
	Url: https://li-chongyi.github.io/proj_benchmark.html	

(继续)

表 2。继续

Dataset	Description	Underwater Data Included
SUID [89]	Image enhancement and restoration	900 synthetic images and 30 ground truth images.
	Url: https://ieee-dataport.org/open-access/suid-synthetic-underwater-image-dataset	
MAS3K [131]	Marine Animal Segmentation	4,400 images and object annotations
	Url: https://github.com/LinLi-DL/MAS	
DeepSeagrass [183]	Seagrass detection and classification	12K images with labels
	Url: https://data.csiro.au/collection/csiro:47653v1	
UID2021 [87]	Image evaluation without reference	60 degraded and 900 restored images
	Url: https://github.com/Hou-Guojia/UID2021	
UFO-120 [101]	Simultaneous Enhancement and Super-Resolution	High and low resolution annotated images (1,500 for training and for 120 testing)
	Url: https://irvlab.cs.umn.edu/resources/ufo-120-dataset	
LookingFor Seagrass [189]	Automatic estimation of seagrass coverage of the sea bottom	12,682 images of the seabeds, 6,036 of these are annotated with polygons available as pixelmaps
	Url: https://enviewfulda.github.io/LookingForSeagrass/	

在这里，我们还提供了相应数据集可以下载的 Url。

TURBID[51]是一个用于测试和评估增强和恢复方法的数据集，该数据集包括 82 张在清澈水中具有地面真实的水下图像，作者在具有浑浊条件的水箱中通过添加牛奶，叶绿素和深蓝色染料将人造物体放置在底部来构建人工水下环境。UFO-120[101]是为同时增强和超分辨率设置而构建的数据集，其中包含 1500 张用于训练的图像和 120 张用于测试的图像。**水下图像增强基准(UEB)**[126]由 950 幅真实水下图像组成，其中 890 幅图像用于基准和比较。**合成水下图像数据集(SUID)**[89]包含 900 幅合成水下图像和 30 幅地面真实图像，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 60 张不同水下场景下的退化图像，以及使用 15 种不同的水下增强或恢复方法恢复的参考图像。

虽然上述数据集主要针对一般的图像恢复、校正和深度恢复，但如前所述，其他数据集可以非常具体地针对手头的任务，例如[75]或[11]。垃圾桶 1.0[85]是一个用于自动部署在机器人平台上的垃圾、rov、动植物观测数据集，其中包含 7,212 张图像和标签。CADDY[75]是一个水下立体视觉数据集，专门针对潜水员和 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]是一个本地化数据集，包含三个不同水下环境的数据序列，一个港口和两个不同深度的考古遗址。

此外，海洋动物群和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 193 个水下场景中的 1,588 张伪装海洋动物图像和 1,322 张清晰可见海洋动物图像。所有图像都用对象级标签、类别名称、属性和伪装类型进行了注释。The Brackish Dataset[174]是第一个在微咸水域拍摄的数据集。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。deepsegrass[183]是一个包含不同海草种类水下图像的数据集。这些图像被标记用于检测和分类，并根据它们的种类和密度分为三类。[100]中提出的水下图像数据集分割(SUIM)包含了 1500 张带点注释的真实水下图像，将其分为鱼类、珊瑚礁、水生植物、人类潜水员、沉船遗址、机器人和海底等 5 类。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现在其他地方常见的数据集要小得多。例如，CADDY[75]包括用于手势识别的 10,000 个立体对和用于潜水员姿势估计的另外 12,000 个立体对。Benthos[230]包含了来自三个海洋环境的大约 4500 个分割对象，而 SQUID 则包含了温带和热带水域的 57 个立体对。垃圾桶 1.0[85]由 7212 张带注释的彩色图像组成，包括垃圾、rov、动植物。这与 Microsoft COCO[137]或 ImageNet[45]等包含数十万张图像的数据集形成了对比。此外，现有的数据集往往有不完整的标签，描绘高度相关的场景，或者缺乏地面真实性。最后，请注意，这些数据集及其附带的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调查的兴趣日益浓厚，但使用机载平台的广域监测可以与 rov、无人机和滑翔机相结合，用于栖息地测绘、水深测量和水质评估。

8 挑战与未来方向

如前所述，尽管水下计算机视觉研究与重要的海洋、水管理和搜救应用相关，但与大多数经典计算机视觉研究相比，水下计算机视觉研究仍然欠发达[25,112,212]。这部分是由于其运行的环境具有挑战性，但也与图像形成过程和水下栖息地场景的性质有关。事实上，除了水下环境中光线的散射和衰减，往往会导致能见度有限和低光条件，水下图像和视频采集经常受到漫游者、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。因此，大部分文献对恢复、重建和色彩校正进行了论述。考虑到光度不变量在计算机视觉中发挥的重要作用，这并不奇怪[71]。如第 3 节所述，这些方法通常基于图像形成过程的物理原理。尽管它们是形式化的，并且通常使用深度信息来估计沿视线的散射和衰减，但这些恢复方法的结果有时会彼此不同。我们在图 6 中说明了这一点，其中我们展示了修订后的 UIFM[2], [148]中的 DCP, GW[22]和 Retinex[173]对两幅图像的结果，其中一幅来自[3]中的数据集，另一幅来自 TURBID[51]。请注意，在图中，所考虑的方法所提供的每种结果之间存在相当明显的差异。

另一个引起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恢复和识别都很重要，但也与几个重要的应用相关。与识别方法相关的是，现有的方法主要针对特定的任务，如潜水员互动[75]或鱼类计数[93,227]。此外，这些方法主要使用可见图像和视频，对多模态水下成像数据的使用有限。这些与计算机视觉的其他领域形成对比，其中 RGBD，图像，视频或声音已广泛用于识别，跟踪和自主系统[9]。这一点变得越来越重要，因为在广泛的水下计算机视觉任务和应用中，探索光声[7]、水下激光雷达[187]和激光线扫描[154]的使用有很多可能性。这是很重要的，因为一些

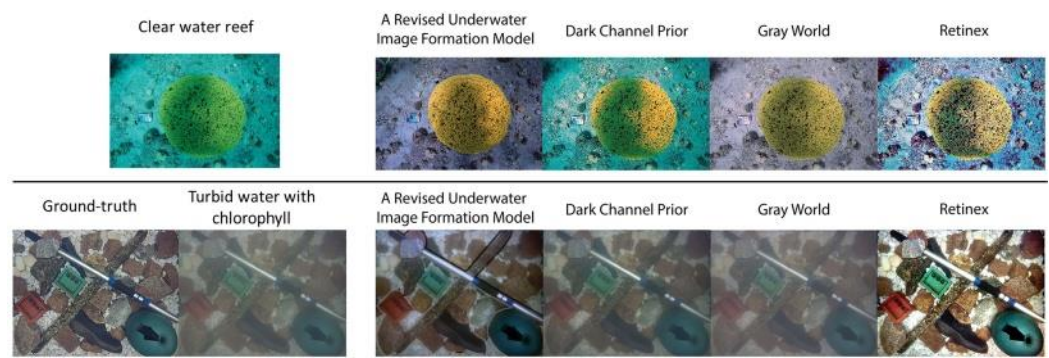


图 6 所示。[3](上行)和 TURBID[51](下行)数据集的样本图像上的示例恢复结果。在图中，我们从左到右展示了输入图像，对于 TURBID，可用的地面真值，修正后的 UIFM[2]，[148]中的 DCP，GW[22]和 Retinex[173]得到的结果。

应用，如生物多样性评估，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，声纳现在普遍用于海底测绘，并为多传感器融合的应用提供了大量机会。

最后，尽管有一些可用的水下数据集，并且最近的努力已经加快了步伐，以增加这些数据集的数量和广度[3,100,126,230]，但提供地面真相，深度信息和标记数据的数据集相对有限[132,144,161,229,233]。这在一定程度上是由于潜在应用的范围和多样性，但也需要数据标记所需的专家知识和获取地面真值数据所需的复杂设置[10,183]。

9 的结论

近年来，人们对水下计算机视觉的兴趣日益浓厚。这在一定程度上是由于水下平台的可用性不断增加，这些平台可以为各种各样的应用获取和使用视觉数据。在本文中，我们调查了水下计算机视觉的文献、它们的应用和现有的数据集。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，图像质量对于改进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，这不仅是因为它们本身的重要性，还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相关。我们还激发了水下计算机视觉方面的挑战，并审查了可用的数据集。这些挑战不仅涉及水下计算机视觉运行的条件，还涉及对包含地面真实度和深度信息的更多更大的水下数据集的需求。我们通过建议该领域的未来方向来总结本文。

参考文献

[10]杨永昌。2005。光学体散射函数:新泽西海岸外水柱的时间和垂直变率。《湖沼与海洋学》50,6(2005)，1787-1794。

- [10] D. Akkaynak 和 T. Treibitz. 2018. 修正的水下图像形成模型。在 *Proc. IEEE Int. 相依第一版. vi. 模式识别. CVPR*, 6723 - 6732。
- D. Akkaynak 和 Tali Treibitz. 2019. Sea-thru:一种从水下图像中去除水分的方法。《*IEEE 汇编*》。相依第一版. vi. 模式识别. CVPR, 1682 - 1691。
- [10] 李建军, 李建军, 李建军. 2017. 水下计算机视觉中衰减系数的空间是什么?在 *Proc. IEEE Int. 相依第一版. vi. 模式识别. CVPR*, 568 - 577。
- [10] 郑毅, 黄志强, 黄志强. 2016. 来自水的形状:用于深度恢复的双光谱光吸收。在 *欧洲会议上的计算. Vis.*, Bastian Leibe, Jiri Matas, Nicu Sebe 和 Max Welling(主编)。施普林格 Int. 出版社, 635 - 649。
- [10] 郑毅, 黄志强, 黄志强. 近红外光在水中吸收的深度传感。 *IEEE 反式. 论模式分析与马赫. intel* . 43, 8(2021), 2611-2622。
- [10] M. Babaee, S. Negahdaripour. 2013. 基于光声立体图像中遮挡轮廓的三维物体建模。 *2013 年 OCEANS - San Diego. MTS/IEEE 海洋学报*, 1-8。
- [10] N.巴格里和 P. K.乔哈里. 2015. 基于内容的图像检索中使用纹理和形状的特征提取的比较研究。 *Int. 科学技术学报*, 2015,34(4):441 - 452。
- [9] K. Bayoudh, R. Knani, F. Hamdaoui, A. Mtibaa. 2021. 计算机视觉的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, P. J. Edmunds, C. Roelfsema, J. Smith, D. I. Kline, B. P. 尼尔, M. J. Dunlap, V. Moriarty, 范廷勇, Tan c.j.等. 2015. 迈向底栖生物调查图像的自动化注释:人类专家的可变性和自动化的操作模式。 *PloS One*, 10 (2015), e0130312。
- [10] O. Beijbom, T. Treibitz, D. I. Kline, G. Eyal, A. Khen, B. 尼尔, Y/ Loya, B. G. Mitchell, D. Kriegman . 2016. 利用宽频带荧光改进底栖生物调查图像的自动注释。《*科学报告*》6,1(2016 年 3 月), 23166。
- [10] 柏曼, 李维, 阿维丹, 崔比兹. 2021. 使用雾线和新的定量数据集的水下单幅图像颜色恢复。 *IEEE 反式. 论模式分析与马赫. intel* . 43, 8(2021), 2822-2837。
- [13] D. Berman, T. Treibitz, S. Avidan. 2017. 潜入雾线:水下图像的彩色恢复。在 *Proc. British Mach. Vis. Conf* 施普林格, 1-11。
- [14] G. Bianco, M. Muzzupappa, F. Bruno, R. Garcia, L. Neumann. 2015. 一种新的水下成像色彩校正方法。 *Int. 摄影测量、遥感与空间信息科学档案*, 40(2015), 25。
- [15] A. Blake 和 A. Zisserman. 1987. *视觉重建*。麻省理工学院出版社。
- H. Blasinski 和 J. Farrell. 2016. 一种三参数水下图像形成模型。 *电子成像* 2016,18(2016), 1-8。
- [17] B. J. Boom, P. X. Huang, J. He, R. B. Fisher. 2012. 使用聚类支持图像数据集的 ground-truth 注释。In *Proc. of the 21 st Int.; 模式识别论文集. (ICPR 12)*。IEEE 1542 - 1545。
- [18] M. Boudhane 和 B. Nsiri. 2016. 水下环境中鱼类定位与检测的水下图像处理方法。 *[j]. 视觉传达与图像表示* 39(2016), 226-238。
- [19] R. J. W. Brewin, G. Dall'Omo, S. Sathyendranath 和 N. J. Hardman-Mountford. 2012. 开放海洋中叶绿素和浮游植物大小结构对颗粒后向散射的影响。 *光学学报*, 16(2012), 17632-17652。
- [20] A. Bricaud, A. Morel, M. Babin, K. Allali, 和 H. claute . 1998. 海洋(案例 1)水体中悬浮粒子随叶绿素 a 浓度的光吸收变化:对生物光学模型的分析 and 意义。 *J. 地球物理研究:海洋* 103,C13(1998), 31033-31044。
- [21] M. Bryson, M. Johnson-Roberson, O. Pizarro, and S. B. Williams. 2016. 自主水下航行器图像的真色彩校正。 *野外机器人学报*, 33(2016), 853-874。
- [22] J. M. Buenaposada 和 L. Baumela. 2001. 人脸跟踪的灰色世界变化。 *图像的过程. 与通讯* 7,3-4(2001), 51-61。
- [23] H. Buiteveld, J. H. M. Hakvoort, and M. Donze. 1994. 纯水的光学性质。《*海洋光学*》, Vol. 2258. Int. Soc. 光学与光子学, SPIE, 174-183。
- [24] A. Burguera. 2020. 通过贴片分类进行分割:一种检测水下图像中 *Posidonia oceanica* 的神经网络方法。 *生态信息学* 56(2020), 101053。
- [25] F. M. Caimi. 2021. 水下的效果。在 *第一版. Vis.: 参考指南*。施普林格, 1295 - 1302。
- [26] J. Canny. 1986. 一种边缘检测的计算方法。 *IEEE 反式. 论模式分析与马赫. intel* . 8, 6(1986), 679-698。
- [27] 曹 k, 彭玉涛, P. C. 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 西南图像分析与解释研讨会 SSIAI '18*上。1 - 4。

- [28] N. Carlevaris-Bianco, A. Mohan, R. M. Eustice. 2010。水下单幅图像去雾的初步结果。在 *Oceans 2010 Mts/IEEE Seattle*. IEEE, 1-8。
- [10]李建军, 李建军, 李建军, 李建军, 李建军。2020。水下 3D 视觉的屈光双视图重建。*Int. J. of computer. Vis.* 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。在 *彩色成像IX:过程, 硬拷贝, 和苹果*., 第5293卷。Int. Soc. 光学与光子学, 157-168。
- [31] L. C. Chen, G. Papandreou, I. Kokkinos, K. Murphy, A. L. Yuille, 2017。DeepLab:使用深度卷积网络、属性卷积和全连接 crf 的语义图像分割。*IEEE 反式. 论模式分析与马赫. intel* . 40, 4(2017), 834-848。
- [32]陈振中, 高辉, 张振中, 周辉, 王鑫, 田毅。2020。结合 2D 和 3D 视觉特征的水下显著目标检测。*神经计算*391(2020), 249-259。
- [33]陈振中, 张振中, 卜阳, 戴峰, 范涛, 王辉。2018。基于光学特征的水下目标分割。*传感器*18,1(2018), 196。
- [34] K. M. G.张, S. Baker, T. Kanade. 2003。铰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 *Proc. IEEE Int. 相依第一版. vi .模式识别*, Vol. 1. IEEE,我。
- [35]蒋建勇, 陈玉成。2011。波长补偿与去雾的水下图像增强。*IEEE 反式. on Image Process.* 21,4(2011), 1756-1769。
- [36]蒋金勇, 陈玉昌, 陈云峰。2011。水下图像增强:利用波长补偿和图像去雾(WCID)。*Int. con . on Adv. Concepts for intel. Vis 系统*. 施普林格,372 - 383。
- [37]赵英杰, 张宏杰, R. Malav, G. Pandey, A. Kim. 2020。通过非配对图像到图像转换的水下图像去雾。*Int. 控制、自动化与系统学报*, 18(2020), 605-614。
- [38] m.c. Chuang, J. N. Hwang, K. Williams. 2016。水下鱼类图像的特征学习和对象识别框架。*IEEE 反式. 论图像处理*. 25,4(2016), 1862-1872。
- [39] R. L. Cook 和 K. E. Torrance. 1982。计算机图形学的反射模型。*ACM 反式. on Graphics (ToG)* 1,1(1982), 7-24。
- [10]刘建军, 刘建军, 刘建军。2014。使用深度传感器的水下重建。摘自 *SIGGRAPH 亚洲技术简报*. 1-4。
- E. R. Davies, 2017。计算机视觉:原理、算法、应用、学习。学术出版社。
- [10] J. V. M. de Oliveira Moita, R. F. Ramos, L. N. de A. C. Soares, I. D. Alvarenga, G. P. Rodrigues, M. L. de Souza, J. D. J. E. M. Caprace. 2020。使用 AUV 数据自动识别海底事件的深度学习方法。*里约热内卢 Oil & Gas Expo and Conf*;
- [10] A. G. Dekker, V. E. Brando, J. M. Anstee, N. Pinnel, T. Kutser, E. J. Hooogenboom, S. Peters, R. Pasterkamp, R. Vos , 和 C. Olbert. 2002。水的成像光谱法。在 *成像光谱法*. 施普林格,307 - 359。
- [10] G.德尔蒙特。1989。图像重建和恢复:常见估计结构和问题概述。*IEEE 反式. 声学、语音和信号处理论文集* 37,12(1989), 2024-2036。
- [10]邓军, 董伟, 李丽娟, 李凯, 李飞飞。2009。ImageNet:大规模分层图像数据库。In *Proc. IEEE Int. 相依第一版. vi .模式识别*. IEEE 248 - 255。
- [10] C. Desai, B. S. S. Reddy, R. A. Tabib, U. Patil, U. Mudanagudi. 2022。AquaGAN:水下图像的恢复。*IEEE/CVF Conf. computer . Proc. Vs. Pattern recognition* . 296-304。
- [10] N. V. Dharwadkar, A. M. Yadav, M. A. Kadampur. 2022。利用深度卷积神经网络提高水下成像质量。*伊朗. 科学* 5,2(2022), 127-141。
- [48]丁旭, 王勇, 梁志强, 付晓东。2022。水下图像增强的统一全变分方法。*Knowledge-Based system* .255(2022), 109751。
- [10]刘建军, 刘建军, 刘建军。2013。水下单幅图像的传输估计。在 *Proc. IEEE Int. 相依第一版. vi .模式识别. 研讨会*. 825 - 830。
- [10]刘建军, 刘建军, 刘建军。2016。基于单幅图像的水下深度估计和图像恢复。*IEEE 第一版. 图形与应用*, 36,2(2016), 24-35。
- [10]刘建军, 刘建军, 刘建军。2016。评估水下图像恢复方法的数据集。In *OCEANS 2016-Shanghai*. IEEE, 1 - 6。
- [52] S. Q. Duntley. 1963。海上的光。*JOSA*53,2(1963), 214-233。
- [10]邓特利, A. R.布瓦洛, R. W.普瑞森多夫, 1957。对流层的图像传输[j] *JOSA*, 47(1957), 499-506。
- [10]刘建军, 张建军, 张建军。2018。*Advanced Global Illumination*. CRC 出版社。
- [55] M. Ebner. 2007。*颜色恒常性*。《成像科学与技术》第 7 卷。约翰·威利父子公司。
- b[56] M. Ebner. 2009。基于局部空间平均色的色彩恒常性。*机器视觉与应用*, 20,5(2009), 283-301。

- [57] M. F. Ercan, A. L. 乾坤, S. S. Sakai, T. Miyazaki. 2020. 图像中的圆圈检测:一种深度学习方法。在 *全球海洋2020:新加坡-美国墨西哥湾沿岸*。IEEE, 1 - 5。
- [58] R. Fattal. 2008. 单幅图像去雾。 *ACM 反式. 论图形学(TOG)* 27,3(2008), 1-9。
- [59] M. Ferrera, A. Arnaubec, K. istenistei, N. Gracias 和 T. Bajjouk. 2021. 水下环境的高光谱 3D 制图。 *Int. Conf. on Comput. Vis. Workshops*. 3703-3712。
- [60] M. Ferrera, V. Creuze, J. Moras 和 P. trouv<s:l> - peloux. 2019. AQUALOC:用于视觉-惯性-压力定位的水下数据集。 *Int. 机器人研究学报*, 38,14(2019), 1549-1559。
- [61] G. D. Finlayson, B. Schiele, J. L. Crowley. 1998. 综合彩色图像归一化。 *第5 届欧洲计算机大会。《论文集》*, 475-490。
- [62] 杨晓明, 杨晓明. 2016. 扩展卷积的多尺度上下文聚合。 *Int. Conf. on Learn. 表示*。
- [63] D. H. Foster. 2011. 颜色恒常性。 *视觉研究* 51(2011), 674-700。
- [64] 付晓东, 曹晓东. 2020. 基于全局局部网络和压缩直方图均衡化的水下图像增强。 *信号的过程. :图像通信* 86(2020), 115892。
- [65] 付旭, 庄鹏, 黄毅, 廖毅, 张晓萍, 丁晓霞. 2014. 一种基于视黄醇的单幅水下图像增强方法。 *2014 年 IEEE Int. Conf. on Image Process*. IEEE 4572 - 4576。
- [66] 陈晓明, 陈晓明, 陈晓明. 2008. 机器的色彩稳定性够好吗?在 *欧洲计算机会议上*。 *Vis. bbb*, 445-459。
- [67] A. Galdran, D. Pardo, A. Picón, A. Alvarez-Gila. 2015. 自动红通道水下图像恢复。 *[j] . 视觉传达与图像表示* 26(2015), 132-145。
- [68] 高勇, 李华, 文生. 2016. 基于明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] 王志强, 陈志强. 2003. 色彩视觉的皮层机制。 *Nature Reviews Neuroscience*, 4,7(2003), 563-572。
- [70] 李建军, 李建军, 李建军. 2008. 重新审视贝叶斯颜色恒定性。在 *Proc. IEEE Int. 相依第一版. vi . 模式识别*. IEEE, 1 - 8。
- [71] 张晓明, 张晓明, 张晓明, 等. 2008. T. Gevers. *Color in Comput. Vis.:基础与应用*. 威利。
- [72] 李建军, 刘建军, 刘建军. 2017. 通过递归自适应直方图修改提高水下图像对比度和颜色的自动系统。 *农业计算机与电子学* 141(2017), 181-195。
- [73] 张晓明, 张晓明, 张晓明, 等. 2013. Computational color constancy: Survey and experiments. *IEEE 反式. 图像处理学报*, 2011,9(2011), 2475-2489。
- [74] 王志强, 刘志强. 2008. 基于计算机视觉的广义底栖生物物种识别与量化研究。 *《环太平洋影像与视频技术研讨会》*, 94-100。
- [75] 张建军, 张建军, 张建军, 等. 2008. 潜水员活动背景下的 CADDY 人机交互(HRI)水下立体视觉数据集。 *海洋科学与工程学报*, 7(2019), 16。
- [76] 李建军, 李建军, 李建军, 等. 2008. 基于卷积神经网络的两级分类器对纹理或结构图像的珊瑚物种识别。 *Knowledge-Based system* .184(2019), 104891。
- [77] R. C. Gonzalez, R. E. Woods. *数字图像处理*。
- [78] H. Gupta 和 K. Mira. 2019. 无监督单图像水下深度估计。在 *IEEE Int. Conf. on Image Process. (ICIP 19)*. IEEE 624 - 628。
- [79] 郝毅, 尹华, 李德东. 2022. 一种基于计算机视觉的鱼尾鳍去除质量估计新方法。 *第一版. 农业电子学报*, 193(2022), 106601。
- [80] 何凯, 孙建军. 2010. 基于暗通道先验的单幅图像雾霾去除。 *IEEE 反式. 论模式分析与马赫. intel* . 33, 12(2010), 2341-2353。
- [81] W. S. Helliwell, S. D. Gasster. 1988. 从表面水光学性质得到固有的水光学性质。见 *海洋光学 IX, Vol. I*. 0925. 相比的程度。
- [82] B. Henke, M. Vahl, 周志强. 2013. 通过非恒定色彩恒常性假设去除水下图像的色偏。 *2013 年第8 届Int. 图像与信号处理研讨会. 和分析(ISPA '13)*. 20 - 24。
- [83] M. R. 赫斯滕斯. 1969. 乘法法和梯度法。 *优化理论与应用[j] . 应用力学学报*, 2005,25(1969), 303-320。
- [84] 刘建军, 刘建军, 刘建军. 2013. 混合对比度受限的水下图像自适应直方图均衡化。 *Int. Conf. on Comput. 达成. 技术*. 1 - 5。
- [85] 刘建军, 刘建军. 2008. 垃圾观测数据的实例分割标记数据集 TrashCan 1.0. *arXiv 电子印刷arXiv:2007.08097* (2020)。
- [86] S. D. Hordley. 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]侯国光,李勇,杨辉,李凯,潘忠。2022。UID2021:用于评估无参考质量评估指标的有效。*arXiv 预印本 arXiv:2204.08813*(2022)。
- [88]侯国光,潘忠,王国光,杨辉,段杰。2019。一种有效的非局部变分方法在水下图像恢复中的应用。*Neurocomputing* 369(2019), 106-121。
- [89]侯国光,赵翔,潘忠,杨辉,谭亮,李俊。2020。基淮化水下图像增强与恢复,以及其他。*IEEE Access* 8(2020), 122078-122091。
- [90]侯生,焦东,董斌,王辉,吴国。2022。基于声纳和深度卷积网络的桥梁子结构水下检测。*放置 Eng. 信息学* 52(2022), 101545。
- [91]胡晓燕,刘彦,赵志明,刘建军,杨晓阳,孙超,陈树清,李斌,周超。2021。基于改进 YOLO-V4 网络的水产养殖水下图像中未食用饲料颗粒的实时检测。*第一版。农业电子学报*,185(2021), 106135。
- [92]胡毅,王凯,赵旭,王红华,李毅。2018。基于卷积神经网络的水下图像恢复。在*亚洲Conf. on Mach. 学习*。PMLR, 296 - 311。
- [93]黄廷文,黄建宁,黄志强,黄志强。2018。用于轨道捕鱼电子监测的野生海面立体视频鱼类跟踪与分割。*IEEE 反式。电路与系统。视频技术学报*, 29.10(2018), 3146-3158。
- [94]A. Humeau-Heurtier。2019。纹理特征提取方法:综述。*IEEE Access* 7(2019), 8975-9000。
- [95]张建军,张建军。2010。光学相机耦合声多波束用于水下 3D 场景重建的标定。参见*OCEANS ' 10 IEEE SYDNEY*。IEEE, 1 - 7。
- [96]黄永平,黄永平。2007。使用光谱学数据的数码相机比较比色模拟与评价。*数字图像计算技术与应用*。IEEE 309 - 316。
- [97] K. Ichimaru, R. Furukawa, H. 川崎。2019。利用气泡数据库进行迁移学习的基于 CNN 的密集水下 3D 场景重建。在*IEEE Winter Conf. on apple. 的第一版。Vis. (WACV ' 19)*。1543 - 1552。
- [98] M. A.伊克巴尔,王志强,Z. A.阿里,S. Riaz。2021。基于深度卷积神经网络的鱼类自动分类。*无线个人通信* 116,2(2021), 1043-1053。
- [99]石原S.,浅野Y.,郑y.,佐藤I.。2020。基于波长相关光折射的水下场景恢复。*Int. Conf. on 3D Vis.* 32-40。
- [100] M. J. Islam, C. Edge, Y. Xiao, P. Luo, M. Mehtaz, C. Morse, S. S. Enan, J. Sattar。2020。水下图像的语义分割:数据集和基准。In *IEEE/RSJ Int. Conf. on intel. 机器人与系统*。(一一20)。IEEE 1769 - 1776。
- [101] M. J. Islam, P. Luo, J. Sattar。2020。用于改善视觉感知的水下图像同步增强和超分辨率。*arXiv 预印本 arXiv:2002.01155*(2020)。
- [102] M. J. Islam, Y. Xia, J. Sattar。2020。用于改善视觉感知的快速水下图像增强。*IEEE 机器人与自动化快报* 5,2(2020), 3227-3234。
- [103]J. S. Jaffe。1990。计算机建模与最优水下成像系统设计。*IEEE J.海洋工程学报*, 15,2(1990), 101-111。
- [104]N. G. Jerlov。1951。海水的光学研究。*瑞典深海考察3 号报告*(1951), 1-59。
- [105] n • g • 杰洛夫。1953。悬浮物和溶解物对海水透明度的影响。*海图*5,1(1953), 59-65。
- [106]N. G.杰洛夫。1976。海洋光学。在*海洋光学*, N. G. Jerlov(编)。爱思唯尔海洋学系列, 第 14 卷。爱思唯尔,127 - 231。
- [107] N. G. Jerlov。2014。*光学海洋学*。Elsevier Science. 193 页。
- [108] D. J. Jobson, Z. Rahman, G. A. Woodell。1997。中心/环绕式视黄膜的性能研究。*IEEE 反式。论图像处理*。6,3(1997), 451-462。
- [109] D. J. Jobson, Z. Rahman, G. A. Woodell。1997。一种用于弥合彩色图像和人类对场景观察之间差距的多尺度视网膜。*IEEE 反式。论图像处理*。6,7(1997), 965-976。
- [110]J. Karlekar and A. Fang。2010。水下游泳者分割。*2010 Proc. IEEE Int. Conf. on Multimedia and Expo*。IEEE 619 - 624。
- [111]刘志强,刘志强,刘志强。2013。3D 物体形状识别的边界线索。在*Proc. IEEE Int. 相依第一版。Vis. Pattern recognition* . 2163-2170。
- [112] I. Kashif, R. A. Salam, O. Azam, A. Z. Talib。2007。使用集成色彩模型的水下图像增强。*IAENG Int. J. of computer. Science*34,2(2007)。
- [113] M. Katz。2002。*几何光学导论*。世界科学。
- [114] F. Khan, S. Salahu d d n, H. Javidnia。2020。基于深度学习的单目深度估计方法——最新进展综述。*传感器*, 8(2020), 2272。
- [115] A. King, S. M. Bhandarkar, B. M. Hopkinson。2018。珊瑚礁调查图像语义分割的深度学习比较。在*Proc. IEEE Int. 相依第一版。vi .模式识别。研讨会*。1394 - 1402。

- [116] J. T. O. Kirk. 1977. 自然水域中光的衰减. *海洋与淡水研究*, 28(1977), 497-508。
- [117] H. Koschmieder. 1925. 《*横向理论*》。凯姆和内姆尼希。
- [118] S. Krig. 2014. *计算机视觉度量: 调查、分类和分析*。施普林格自然。
- [119] 库伦伯格. 1984. 两个大洋区的光散射函数观测. *深海研究 a 部分. 海洋学研究论文* 31,3(1984), 295-316。
- [120] M. Y. J. Kuo, R. Kawahara, S. Nobuhara, K. Nishino. 2021. 来自水的非刚性形状. *IEEE 反式. 论模式分析与马赫. intel.* 43, 7(2021), 2220-2232。
- [121] Y. H. Kwon, J. B. Casebolt. 2006. 光折射对水下运动分析中摄像机标定和重建精度的影响. *运动生物力学* 5,2(2006), 315-340。
- [122] M. D. Lakshmi 和 S. M. Santhanam. 2020. 基于深度卷积神经网络的水下图像识别检测器. 在 *National Conf. on Communications (NCC '20)*。IEEE, 1-6。
- [123] 刘志强. 2006. 《*光度法*》, *尺寸, De mensura et gradibus luminis, colorum et umae*。埃伯哈德·凯尔特。
- [124] 刘志强. *retinex*. *美国科学家* 52,2(1964), 247-264。
- [125] I. H. Laradji, A. Saleh, P. Rodriguez, D. Nowrouzezahrai, M. R. Azghadi, D. Vazquez. 2021. 基于亲和性 LCFCN 的弱监督水下鱼类分割. *科学报告* 11,1 (30 Aug. 2021), 17379。
- [126] 李春春, 郭春春, 任伟, 丛仁, 侯俊杰, 邝诗文, 陶德涛. 2019. 一个水下图像增强基准数据集和超越. *IEEE 反式. on Image Process.* 29(2019), 4376-4389。
- [127] 李翀, 郭静. 2015. 基于去雾和色彩校正的水下图像增强. *电子成像学报*, 24(2015), 033023。
- [128] 李春春, 郭娇, 庞勇, 陈顺生, 王杰. 2016. 蓝绿通道去雾与红通道校正的水下单幅图像恢复. 在 *IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Process. (ICASSP 16)*。IEEE 1731-1735。
- [129] 李俊, K. A. Skinner, R. M. Eustice, M. Johnson-Roberson. 2018. WaterGAN: 无监督生成网络, 实现单眼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] 李莉, 董斌, E. Rigall, 周涛, 董建华, 陈国光. 2022. 海洋动物分割. *IEEE 反式. 电路与系统. 视频技术学报*, 32,4(2022), 2303-2314。
- [131] 李磊, E. Rigall, 董军, 陈国光. 2020. MAS3K: 用于海洋动物分割的一个. *Int. 对标、测量和优化研讨会*。施普林格, 194-212。
- [132] 李明, 马塔伊, 刘世良, 任建伟, 徐晓东, 王晓东. 2021. 基于有源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] 李宁, 侯国光, 刘勇, 潘志强, 谭磊. 2022. 基于集成变分模型的单幅水下图像增强. *数字信号处理*. 129(2022), 103660。
- [134] 李思纯, 金鑫, 姚四兵, 杨淑玉. 2020. 基于卷积神经网络的水下小目标识别. 在 *全球海洋 2020: 新加坡-美国-墨西哥湾沿岸* 1-7;
- [135] 李祥, 侯国光, 李凯, 潘忠. 2022. 基于自适应色彩、对比度增强和去噪的水下图像增强. *Eng. 达成. 人工智能学报*, 111(2022), 104759。
- [136] T. H. Lin, T. Akamatsu, F. Sinniger, S. Harii. 2021. 通过水下声景探索珊瑚礁生物多样性. *生物保护* 253(2021), 108901。
- [137] 林泰宇, M. Maire, S. Belongie, J. Hays, P. Perona, D. Ramanan, P. Dollár, C. L. Zitnick, 2014. Microsoft COCO: context 中的 Common objects. 在《*欧洲计算机会议*》中. Vis., D. Fleet, T. Pajdla, B. Schiele 和 T. Tuytelaars(编). 施普林格 Int. 出版社, 740-755。
- [138] 刘畅, 李浩杰, 王树昌, 朱明, 王东, 范鑫, 王志辉. 2021. 面向机器人拾取的水下目标检测数据集与基准. 2021 年 *IEEE Int. Conf. on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW '21)*。IEEE, 1-6。
- [139] 刘士生, 齐亮, 秦红华, 史军, 贾军. 2018. 用于实例分割的路径聚合网络. 在 *Proc. IEEE Int. 相依第一版. Vis. Pattern recognition*. 8759-8768。
- [140] 刘志强, 刘志强. 基于局部尺度不变特征的目标识别. In *Proc. of the 7th IEEE Int. 《计算机学报》*. Vis., Vol. 2. 1150-1157。
- [141] 李宁, 刘建军, 张淑娟, 于志强, 郑华, 郑斌. 2019. 水下图像恢复的多尺度对抗网络. *光学与激光技术* 110(2019), 105-113。
- [142] 马晓霞, 陈志强, 冯志强. 2019. 基于改进暗通道先验和灰色世界算法组合的水下图像恢复. *电子成像学报*, 28(2019), 053033. 链接本文:
- [143] 刘建军, 刘建军, 刘建军, 刘建军. 使用时间相关单光子计数的水下深度成像. *光学快报* 23,26(2015), 33911-33926。
- [144] 张建军, 张建军, 张建军. 2008. resfeat: 基于残差网络的水下图像分类特征. *Image and Vis. 计算* 93(2020), 103811。

[145] 赵建军, 张建军, 张建军, 张建军, 张建军, 等。2016。计算机视觉的三个 R: 识别(Recognition)、重建(reconstruction)和重组(reorganization)。Recog 模式。Letters 72(2016), 4-14。

[146] 张晓明, 张晓明, 张晓明, 等。2013。基于定向梯度直方图和 Canny 边缘检测器的水下水雷探测。2021 年 Int. 卡纳汉会议安全技术 ICCST '21)。IEEE. 1 - 6。

[147] 刘建军, 刘建军, 刘建军, 等。基于水下图像识别的鱼类丰度跟踪。科学报告8,1(2018), 1 - 12。

[148] T. P. Marques, A. B. Albu, and M. Hoeberechts. 2018。使用暗通道先验和快速引导滤光片增强低光照水下图像。Int. 模式识别。施普林格, 55 - 65。

[149] J. Marshall. 2017。海洋中的远见与缺乏远见。当代生物学27,11 (2017), R494-R502。

[150] M. A. M. Martija, J. S. Dumbrique, P. C. Naval Jr. 2020。基于经典计算机视觉和深度学习技术的水下手势识别。[j] .图像与图形学报, 8,1(2020)。

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

[152] B. L. McGlamery. 1980。水下摄像系统的计算机模型。《海洋光学》VI, Vol. 208。Int. Soc. 光学与光子学, 221-231。

[153] J. M. McKinley. 1980。立体角的相对论变换。美国物理学报48,8(1980), 612-614。

[154] D. McLeod, J. Jacobson, M. Hardy, C. Embry. 2013。基于水下 3D 激光雷达的自主检测。在海洋。1 - 8。

[155] N. E. Merencilla, A. Sarraga A. G. J. O. Fernando, E. M. Cepe, D. C. Malunao. 2021。shark - eye:水下潜水监视中鲨鱼检测的深度推理卷积神经网络。2021 年 Int. Conf. on Computational intel. 和知识经济(ICCIKE '21)。384 - 388。

[156] W. E. K.米德尔顿。1960。兰伯特、布格与水平可见性理论。Isis 51,2(1960), 145-149。

[157] M. I. Mishchenko, L. D. Travis, and A. A. Lacis. 2002。小粒子对光的散射、吸收和发射。剑桥大学出版社。

[158] C. D.莫布里。1994。光与水:天然水体中的辐射传递。学术出版社。

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

[160] H. E. Mohamed, A. Fadl, O. Anas, Y. Wageeh, N. ElMasry, A. Nabil, A. Atia. 2020。MSR-YOLO:加强养鱼场鱼类检测和跟踪的方法。Procedia 第一版。Science 170(2020), 539-546。

[161] M. Moniruzzaman, S. M. Islam, P. Lavery, and M. Bennamoun. 2019。基于 R-CNN 的更快深度学习, 用于水下数字图像的海草检测。In 2019 Digital Image Computing: Techniques and application。(格言 "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] 刘建军, 刘建军。2008。Open Waters:水下计算机视觉的逼真模拟。在 The 15th Int. Conf. on Underwater Networks & system。1-5。

[164] C. Munteanu and A. Rosa. 2004。进化驱动下的灰度图像增强自动过程。IEEE 反式。在系统上。人类和赛博论, B 部分 (赛博论)34,2(2004), 1292-1298。

[165] S. Murai, M. Y. J. Kuo, R. Kawahara, S. Nobuhara, K. Nishino. 2019。表面法线与水的形状。IEEE/CVF Int. Proc.。Conf. on computer。粘度7830 - 7838。

[166] 陈志强, 陈志强, 陈志强, 等。2015。散射介质中的光度立体。Int. Conf. on Comput. 粘度3415 - 3423。

[167] 纳拉辛汉、纳亚尔。2000。恶劣天气下视觉的色度框架。在 Proc. IEEE Int.。相依第一版。vi。模式识别。(CVPR '00), Vol. 1。IEEE 598 - 605。

[168] S. G. Narasimhan, S. K. Nayar. 2002。视觉与氛围。Int. J. of computer. Vis. 48, 3(2002), 233-254。

[169] A. B. S. Nayem, A. Sarker, P. Ovi, A. Ali, Md. Amin, A. K. M. Rahman. 2020。基于 FCN-8 的 RGB 卫星图像的 LULC 分割。arXiv 预印本 arXiv:2008.10736(2020)。

[170] S. Negahdaripour, H. Sekkati, H. Pirsavash. 2007。光声立体成像、系统标定与三维重建。2007 Proc. IEEE Int.。相依第一版。vi。模式识别。IEEE, 1 - 8。

[171] N. Otsu. 1979。灰度直方图的阈值选择方法。IEEE 反式。在系统上。《人类与赛博论》, 9,1(1979), 62-66。

[172] A. Palomer, P. Ridao, D. Ribas, and J. Forest. 2017。水下 3D 激光扫描仪:平面的变形。《自动驾驶车辆的传感与控制》。施普林格, 73 - 88。

[173] S. Parthasarathy 和 P. Sankaran. 2012。基于颜色还原的自动多尺度视网膜图像增强。《国家通讯会议》。IEEE, 1 - 5。

[174] M. Pedersen, J. B. Haurum, R. Gade, T. B. Moeslund, N. Madsen. 2019。在能见度变化的新水下数据集中检测海洋动物。在 Proc. IEEE Int.。相依第一版。vi。模式识别。(CVPR) 研讨会。

美国计算机学会计算机研究，第 55 卷，第 13 期，第 268 条。出版日期:2023 年 7 月。

- [175] 裴勇, 黄勇, 邹强, 臧红, 张晓明, 王绍生. 2018. 图像退化对基于 cnn 的图像分类的影响. *arXiv 电子打印* arXiv:1810.05552(2018)。
- [176] 彭文勇, 彭云涛, 连文昌, 陈春生. 2021. 揭秘图像恢复对水下目标检测的贡献. 在 *IEEE Int. Conf. on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW '21)*. IEEE, 1 - 2。
- [177] 彭云涛, 赵晓东, P. C. Cosman. 2015. 基于模糊度的深度估计的单幅水下图像增强. 在 *IEEE Int. Conf. on Image Process. (ICIP '15)*. IEEE 4952 - 4956。
- [178] 李志强, 李志强, 李志强. 2006. 纯水的吸收光谱(380 ~ 700 nm)。2 整合空腔测量. *应用光学* 36,33(1997), 8710-8723。
- [179] R. W. Preisendorfer. 1976. *水文光学*。美国商务部, 国家海洋和大气管理局。
- [180] K. Purohit, S. Vasu, A. N. Rajagopalan, V. B. N. Jyothi, R. Raju. 2016. 拼接深海图像. 载于 *第10 届印度会议论文集.《图形与图像处理》*, 第 1-8 页。
- [181] 钱艳, 郑艳, 龚明, 杨艳华. 2018. 水面和水下场景的同时三维重建. 载于 *《欧洲计算机会议》Proc. Vis. (ECCV '18)*. 754 - 770。
- [182] 秦辉, 李晓明, 梁建军, 彭勇, 张春春. 2016. DeepFish: 基于深度架构的水下活鱼精确识别. *Neuro computing* 187(2016), 49-58。
- [183] S. Raine, R. Marchant, P. Moghadam, F. Maire, B. Kettle, and B. Kusy. 2020. 基于水下图像的多物种海草检测与分类. In *2020 数字图像计算: 技术与应用. (格言 '20)*. 1 - 8。
- [184] 李建军, 陈志强. 1999. 图像精度剪影边缘. *1999 年交互式 3D 图形研讨会 Proc.* 135-140。
- [185] M. Ravanbakhsh, M. R. Shortis, F. Shafait, A. Mian, E. S. Harvey, and J. W. Seager. 2015. 基于形状的水平集的水下图像鱼类自动检测. *The Photogrammetric recognition* . 30, 149(2015), 46-62。
- [186] S. Raveendran, M. D. Patil, G. K. Birajdar. 2021. 水下图像增强: 综合综述、最新趋势、挑战和应用. *人工智能. 评论* 54,7(2021), 5413-5467。
- [187] B. D. Reineman, L. Lenain, D. Castel, W. K. Melville. 2009. 一种适用于海洋和海岸的便携式机载扫描激光雷达系统. *大气与海洋技术学报*, 26,12(2009), 2626-2641。
- [188] 何凯, 任淑娟, 何凯, 等. 2015. 更快的 R-CNN: 用区域建议网络实现实时目标检测. In *Adv. In Neural Information Process. 系统*。
- [189] G. Reus, T. Möller, J. Jäger, S. T. Schultz, C. Kruschel, J. Hasenauer, V. Wolff, K. Fricke-Neuderth. 2018. 寻找海草: 用于视觉覆盖估计的深度学习. *2018 年 OCEANS-MTS/IEEE Kobe Techno-Oceans (OTO '18)*. IEEE, 1 - 6。
- [190] 李建军, 李建军, 李建军, 等. 2015. 基于视觉的多数据集水下目标检测研究. *Int. [j]. 自动化机器人系统学报*, 12,6(2015), 77。
- [191] A. Robles-Kelly, C. P. Huynh. 2012. *场景分析中的成像光谱学*。施普林格科学与商业媒体。
- [192] A. Rodriguez, A. J. Rico-Diaz, J. R. Rabunal, J. Puertas, L. Pena. 2015. 基于计算机视觉的鱼类监测与分级. *Int. 自然计算与人工计算相互作用工作会议*. 施普林格, 419 - 428。
- [193] 刘建军, 刘建军, 刘建军. 2008. 利用总吸收光谱模拟内陆海洋生产水域浮游植物的原位吸收. *湖泊与海洋学* 34,8(1989), 1510-1523。
- [194] A. Saleh, I. H. Laradji, D. A. Kononov, M. Bradley, D. Vazquez, M. Sheaves. 2020. 用于评估水下视觉分析算法的逼真鱼类栖息地数据集. *科学报告* 10,1(2020 年 9 月 4 日), 14671。
- [195] A. Samantaray, B. Yang, J. E. Dietz, b.c. Min. 2018. 基于计算机视觉和深度学习的藻类检测. *arXiv 电子打印* arXiv:1811.10847(2018)。
- [196] Y. Y. Schechner and N. Karpel. 2005. 利用偏振分析恢复水下能见度 and 结构. *IEEE J. 海洋工程学报*, 30,3(2005), 570-587。
- [197] R. Sethi and S. Indu. 2017. 基于灰世界算法的 SLIC 分割水下图像局部增强. *2017 年第 9 届 Int. Conf. on ad. in Pattern recognition* . (ICAPR '17). IEEE, 1 - 6。
- [198] K. Simonyan, A. Zisserman. 2015. 用于大规模图像识别的非常深度卷积网络. *Int. Conf. on Learn. 表示*。
- [199] 张志强, 张志强. 2008. 最清澈的天然水(200-800 nm)的光学性质. *应用光学* 20,2(1981), 177-184。
- [200] 宋伟, 王勇, 黄德华, 王志强. 2018. 一种基于水下光衰减先验的水下图像恢复快速场景深度估计模型. 在 *Pacific Rim Conf. on Multimedia*. 施普林格, 678 - 688。
- [201] 张志强, 张志强. 2008. 加利福尼亚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. Stramski, E. Boss, D. Bogucki, K. J. Voss. 2004. 海水成分在海洋光后向散射中的作用. *海洋科学进展*, 61(2004), 27-56。

[203]陈志强, 陈志强. 开阔海洋中微生物的光散射. *海洋学进展*, 28,4(1991), 343-383。

[204]李志强. 光谱可见区蒸馏水、人工海水和重水吸收的实验研究. *Jo sa* 53,8(1963), 962-968。

[205]刘建军, 刘建军, 刘建军, 等. 重新思考计算机的启始架构. *vis.CoRRabs/1512.00567*(2015)。

[206]张晓明, 王晓明, 王淑, 王勇, 谭明. 基于 Retinex 的高效水下图像和视频增强. *信号、图像与视频处理*, 13(2019), 1011-1018。

[207]朱春林, 宋建军, 卢涛, 贾洪, 谢霞. 2017. 基于 CNN 和明亮通道先验的弱光图像增强. *2017 年 IEEE Int. Conf. on Image Process.* IEEE 3215 - 3219。

[208] Guzin Ulu tas and Beste Ustubioglu. 2021. 使用对比度有限的自适应直方图均衡化和分层差分表示的水下图像增强. *多媒体工具与应用*, 80,10(2021), 15067-15091。

[209] T. Van Damme. 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. *Int. 摄影测量、遥感与空间信息科学档案*, 40(2015), 231。

[210]张晓明, 张晓明. 2008. 利用 SFM-MVS 生成的深度图对水下图像的彩色吸收进行建模. *Int. 摄影测量、遥感与空间信息科学档案*43(2022), 959-966。

[211]王勇, 周勇, 韩峰, 姚军. 2019. UWGAN:用于真实世界水下色彩恢复和除雾的水下 GAN. *arXiv 预印本 arXiv:1912.10269*(2019)。

[212]王伟, 邢伯文, 张兰, 王武贵. 基于 U-Net 的水下 Holothurian 识别方法研究. 见 *J. of Physics: Conf. Series*, Vol. 2213. IOP Publishing, 012037。

[213]王勇, 唐诚, 蔡明, 尹建军, 王姝姝, 程丽, 王仁, 谭敏. 2021. 用于机器人抓握的实时水下机载视觉传感系统. *IEEE 反式. on Instrumentation and Measurement* 70(2021), 1-11。

[214]王忠, 刘伟, 王勇, 刘斌. 2022. AGCycleGAN:用于单幅水下图像恢复的注意力引导 CycleGAN. 在 *ICASSP 2022-2022 IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Process. (ICASSP '22)*. 2779 - 2783。

[215]魏祥, 于磊, 田生, 冯鹏, 宁新. 2021. 基于注意机制和改进尺度的水下目标检测. *多媒体工具与应用*, 80,25(2021), 33747-33761。

[216]王志强. 2007. *视觉水下电缆/管道跟踪*. 德国。

[217] L. B. Wolff, S. A. Shafer, G. E. Healey. 1993. *基于物理的视觉:原理与实践 辐射测量*. 卷. 1. CRC 出版社。

[218] S. L. Wong, R. Paramesran, A. Taguchi. 2018. 基于自适应灰度世界和差分灰度直方图均衡化的水下图像增强. *电气与计算硕士学位. 工程学报*, 18(2018), 109-116。

[219] B. Wozniak, J. Dera. 2007. *海水中的光吸收*. 33 卷.。施普林格。

[220]谢军, 侯国光, 王国光, 潘忠. 2021. 水下图像去雾和去模糊的变分框架. *IEEE 反式. 电路与系统. 视频技术*(2021)。

[221]熊杰, W. Heidrich. 2021. 通过移动水面进行野外单摄像机三维重建. 在 *Proc. IEEE Int. 相依第一版. Vis. (CVPR '21)*. 12558 - 12567。

[222]徐伟, J. Mulligan. 2010. 自动多视点图像和视频拼接颜色校正方法的性能评价. *2010 年 IEEE computat. Soc. conf. on Comput. Vis. 模式识别*. IEEE 263 - 270。

[223]杨海燕, 陈培英, 黄春春, 庄英哲, 邵以辉. 2011. 基于暗通道先验的低复杂度水下图像增强. *2011 年第 2 期 Int. Conf. on Innovations in Bio-inspired Computing and application*. IEEE, 17 - 20。

[224]杨杰, J. P. Wilson, S. Gupta. 2020. DARE:基于人工智能的潜水员动作识别系统, 采用多通道 cnn 对 AUV 进行监督. In *arXiv e-prints arXiv:2011.07713*。

[225]杨勇, 叶洪光, 张伟, 李 c.j., E. N. Meese, C. G. 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 Sensors* . 21, 5(2021), 6429-6439。

[226] T. Yano, S. Nobuhara, T. Matsuyama. 2013. 基于水中剪影的 3D 形状, 用于在线小说视图合成. *IPSP 反式. 在第一版. 视觉与应用*, 5(2013), 65-69。

[227] L. Yee, P. L. Correia, P. F. Fonseca, A. C. Campos. 2012. 从深水视频估计挪威龙虾丰度:一种自动方法. *IET 图像处理*. 6,1(2012 年 2 月), 22-30。

[228] C. S. 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]袁祥, 郭亮, 罗成, 周祥, 余昌. 2022. 水下浑浊区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, A. C. Murillo, T. Treibitz. 2021。通过摄影测量和标签增强的可重复语义礁图绘制。 *遥感* 13,4(2021), 659。

[231] C. Zelenka, R. Koch. 2018。基于扩展景深阴影图的单幅浮游生物三维重建。 *Int. 模式识别*。施普林格,76 -85。

[232]张生, 王涛, 董军, 于慧。2017。基于扩展多尺度 Retinex 的水下图像增强。 *Neuro computing* 245(2017), 1-9。

[233]赵忠, 刘勇, 孙晓霞, 刘建军, 杨晓阳, 周春春。2021。合成渔网:低质量水下视频的鱼类检测和物种识别。 *IEEE 反式。图像处理*。30(2021), 4719-4734。

[234]钟磊, 李东, 林明, 林仁, 杨晨。2019。AUV 对接双目快速定位方法。 *传感器* 19,7(2019), 1735。

[235]周勇, 李强, 霍国。2017。基于图像增强的水下运动目标检测。 *Int. Symposium on Neural Networks*。施普林格,427 -436。

[236]周勇, 闫凯, 李晓霞。基于物理反馈的对抗性迁移学习的水下图像增强。 *IEEE J. of Oceanic Eng.* (2021), 1 -11。

[237] B. Zion, V. Alchanatis, V. Ostrovsky, A. Barki, and I. Karplus. 2007。可食鱼类的实时水下分选。 *农业计算机与电子学* 56,1(2007), 34-45。

[238] K. Zuiderveld. 1994。 *对比度有限的自适应直方图均衡化*。学术出版社, Chapter Graphics Gems IV, 474-485。

[239] P. G. O. Zwilgmeyer, M. Yip, A. L. Teigen, R. Mester 和 A. Stahl. 2021。VAROS 合成水下数据集:面向具有地面真实度的逼真多传感器水下数据。 *Int. Conf. on Comput. Vis. Workshops*. 3722-3730。

2021 年 11 月 9 日收稿;2022 年 10 月 26 日修订;接受 2022 年 12 月 12 日