

中图法分类号: TB868; P161.3 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2026)05-1523-22

论文引用格式: Guo W, Hua X, Li D N, Cui X P and Deng L. 2026. Progress of research on polarization image restoration technology for complex underwater scenes. Journal of Image and Graphics, 31(5):1523-1544(郭威, 华夏, 李德南, 崔小鹏, 邓璐. 2026. 复杂水下场景偏振图像恢复技术研究进展. 中国图象图形学报, 31(5):1523-1544)[DOI:10.11834/jig.250368]

复杂水下场景偏振图像恢复技术研究进展

郭威, 华夏, 李德南, 崔小鹏*, 邓璐

海军工程大学军用电气科学与技术研究所电磁能技术全国重点实验室, 武汉 430020

摘要: 水体对光线的吸收和散射耦合作用, 叠加湍流、悬浮颗粒物以及水下生物等复杂环境干扰导致水下图像清晰度下降。基于偏振成像的水下图像恢复技术具有硬件要求低、操作方便和性价比高的优点, 成为当前最具潜力的技术方向之一。本文首先介绍了水下偏振清晰成像基础, 包括水下光传播特性、水下偏振成像物理模型和偏振成像系统等; 然后按照偏振差分、物理退化模型和深度学习3个维度, 详细介绍了水下偏振图像恢复技术的原理、研究进展以及优势局限等; 最后探讨了基于偏振成像的水下图像恢复技术存在的问题, 对其未来发展进行了展望。

关键词: 偏振成像; 水下图像恢复; 偏振差分; 物理退化模型; 深度学习

Progress of research on polarization image restoration technology for complex underwater scenes

Guo Wei, Hua Xia, Li Denan, Cui Xiaopeng*, Deng Lu

National Key Laboratory of Electromagnetic Energy, Military Electrical Science and Technology Institute,
Naval University of Engineering, Wuhan 430020, China

Abstract: As marine development and research continue to advance in terms of depth, underwater images find growing applications in marine scientific observation, underwater engineering exploration, and marine biological monitoring. However, because of the coupled absorption and scattering of light by water, combined with turbulence, suspended particles, and biological disturbances, underwater images exhibit multidimensional degradation (e. g., color distortion and blurred details), which severely influences their visual effect and practical value. Consequently, efficient and reliable underwater image restoration technology has become a research hotspot. Polarization imaging, which only requires an ordinary camera and a polarizer and balances low cost with high reliability, has emerged as one of the most promising technical approaches for image restoration in complex underwater scenes. In terms of technical foundation, water molecules absorb light with wavelength selectivity (blue light has the least attenuation and red light has the highest attenuation), leading to a blue-green tone in underwater images. Forward scattering by suspended particles blurs target edges, and backscattering causes image haze and distortion. On this basis, underwater polarization imaging physical models (e. g., the Jaffe-McGlamery model modified by Schechner et al. by introducing polarization analysis) have been presented, along with an overview of the principles and performance differences of four types of polarization imaging systems: time-division, amplitude-

收稿日期: 2025-08-18; 修回日期: 2025-10-07; 预印本日期: 2025-10-14

* 通信作者: 崔小鹏 hxxsp2026@163.com

基金项目: 国家自然科学基金项目(62301587)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (62301587)

division, aperture-division, and focal-plane-division systems. With regard to technical progress, this study elaborates from three dimensions. First, the polarization difference method aims to suppress backscattering by analyzing the differences in light intensity across various polarization states. Focusing on estimating backscattered light intensity at infinity, selecting optimal orthogonal polarization image pairs, and establishing nonuniform models for dual polarization characteristics, this study examines in detail the evolution of various techniques and how they address issues, such as over-reliance on manual operations and overly idealized assumptions. Second, the physical degradation model-based method achieves image clarity restoration by optimizing the parameters of the imaging physical model and encompasses three technical branches: imaging model optimization, active circularly polarized light illumination, and refined estimation of transmittance. Imaging model optimization enables image restoration by constructing models that precisely characterize the physical mechanisms of underwater imaging. Active circularly polarized light illumination leverages the memory effect of circularly polarized light—specifically, its superior polarization preservation compared with linearly polarized light—to enhance the separation of scattered light from target light. As a core parameter in underwater imaging physical models, transmittance is estimated precisely through refined methods, directly improving the clarity of underwater polarization images. Third, deep learning methods are categorized into model- and data-driven approaches. Model-driven methods integrate underwater imaging physical models with neural networks, utilizing the robust feature extraction and mapping capabilities of deep learning while leveraging prior knowledge from physical models to compensate for data scarcity. Thus, they provide physically plausible and algorithmically advanced solutions for underwater polarization image restoration. Data-driven methods, by contrast, directly learn image restoration mapping through extensive labeled data, enabling an end-to-end transformation from input raw images to restored clear images. This study comprehensively reviews the aforementioned methods and provides in-depth discussions of their respective advantages and limitations. It also identifies current technical challenges, including insufficient consideration of forward scattering in imaging models, limited stability and generality of algorithms, difficulty meeting real-time requirements, and gaps between laboratory validation and real-world environments. Future research should focus on optimizing imaging models to accurately characterize physical processes, improving the cross-scene adaptability of algorithms, enhancing efficiency through model lightweighting and hardware acceleration, expanding multiscene polarization datasets, and strengthening validation in real environments. This study systematically reviews the research status and development trends of polarization image restoration technology for complex underwater scenes, offering a comprehensive reference for the advancement of this technology and facilitating its effective implementation in practical fields, such as marine resource development and environmental monitoring.

Key words: polarization imaging; underwater image restoration; polarization difference; physical degradation model; deep learning

0 引言

随着海洋开发与研究的不断深入,水下图像在海洋科学观测、水下工程勘探以及海洋生物监测等领域的应用日益广泛。然而,由于水体对光线的吸收和散射耦合作用,叠加湍流、悬浮颗粒物及水下生物等复杂环境干扰,传统光学成像普遍呈现多维度退化问题,如颜色失真、对比度衰减、细节模糊和亮度不均等(周玲等,2025;魏郭依哲等,2021;Zhou等,2023;郭继昌等,2017),严重影响了视觉效果和实用价值。因此,高效可靠的水下图像处理技术成为专家学者关注的热点(Hou等,2019,2020;Zhou

等,2022;Wang等,2024b)。

按照实施阶段不同与核心原理差异,水下图像处理技术可以分为数字图像处理技术和物理成像处理技术(Emberton等,2018;Wang等,2024c)。数字图像处理技术针对已采集的原始图像,通过数字信号处理算法或深度学习模型,调整优化图像像素值,以提升视觉效果,主要包括图像退化模型反演(McGlamery,1980;Wen等,2013;Zhao等,2015)、暗通道先验(Xu和Wang,2024;Liu等,2025)、颜色恒常性约束(Muniraj和Dhandapani,2022;Kong等,2024)及UWCNN(underwater image enhancement convolutional neural network)(Li等,2020a)等方法,这类方法无需硬件,成本低、简单易实现且部署灵活,但

是受物理信息缺失与模型假设偏差制约较大,环境适应性不佳,最终处理效果难以突破传感器物理极限。物理成像处理技术针对图像生成过程,通过优化成像设备、光学系统或利用特殊物理特性,提高采集图像信息丰度,改善图像质量,主要包括高光谱成像(李学龙,2024;孙旭东,2024;庞惠娟,2024;李斯特等,2021)、偏振成像(Chen等,2023;Li等,2024b;Wang等,2022)以及多模态感知融合(陈悦等,2024;Narla等,2024)等方法,这类方法图像信息更丰富,环境适应性更好,可以很好地弥补数字图像处理技术的缺陷,但大多存在硬件复杂、体积大以及成本高等问题。不过偏振成像却具有对硬件要求简单、操作方便以及性价比高特点,仅需“普通相机+偏振片”即可实现,既能兼顾处理效果,又能兼顾成本控制,成为当前水下图像处理领域最具潜力的技术方向之一。

光线经水分子和悬浮颗粒散射后,偏振度、偏振角等状态会发生改变(李智渊等,2023)。偏振成像技术通过捕捉光场偏振态差异,抑制水体散射干扰,恢复目标固有光学特征,同时增强图像对比度与细节层次。2003年,以色列科学家 Schechner 等人(2003)提出一种基于偏振成像的图像去除雾霾方法,利用大气中散射光(气辉光)的部分偏振特性,通过拍摄不同偏振方向的图像,去除雾霾对图像的影响。2004年,Schechner 和 Karpel(2004)将上述成果应用于水下图像处理领域,提出一种基于偏振成像的水下图像恢复方法,通过拍摄不同偏振状态的图像,利用背散射光的部分偏振特性分离目标信号与散射光,有效提升水下成像的对比度和颜色保真度,该研究首次通过偏振成像定量提升水下图像能见度。此后至今,相关研究持续深入,研究人员先后提出多偏振通道融合(Adeoluwa等,2024)、透过率校正(Hu等,2017)等创新方法,并引入深度学习实现偏振特征与图像内容的协同优化(Zhang等,2021;Li等,2020b),显著提升水下复杂环境下的成像质量。

本文首先介绍水下偏振清晰成像基础,包括水下成像退化机制、成像模型等;然后按照偏振差分、物理退化模型和深度学习3个类别阐述了基于偏振成像的水下图像恢复技术的研究进展;最后针对水下偏振图像清晰化技术面临的挑战和未来的发展方向进行总结和展望。

1 水下偏振清晰成像基础

1.1 水下光传播特性与成像退化机制

光线在水中传播时,水分子和悬浮颗粒对光的吸收与散射作用是导致图像退化的核心因素(Lu等,2017;Guo等,2017)。

水分子对光的吸收具有显著的波长选择性,如图1(a)所示,蓝光(450~495 nm)的衰减最小,而红光(620~750 nm)在10 m深度内几乎完全被吸收。这种吸收特性导致水下图像呈现蓝绿或者绿色色调,且随着深度增加亮度急剧下降(Alsakar等,2025),如图1(b)所示。

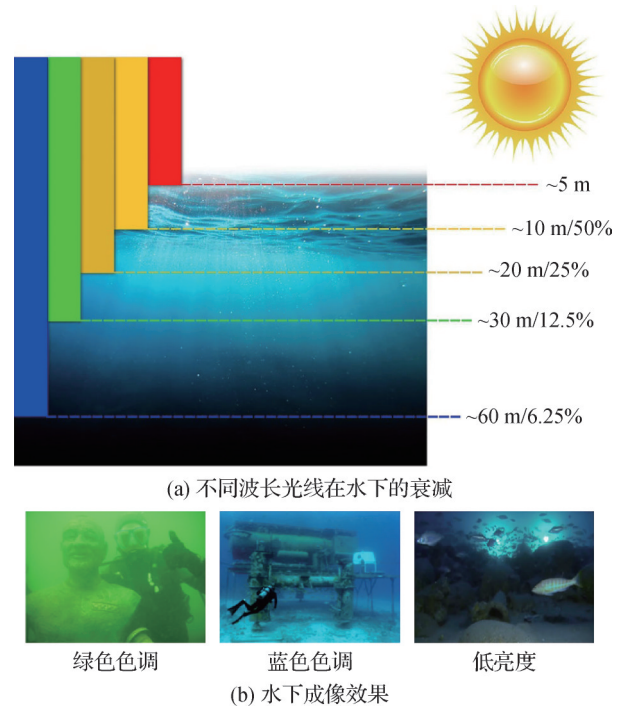


图1 水下光衰减(Alsakar等,2025)

Fig. 1 Underwater color reduction(Alsakar et al., 2025)

((a) the attenuation of light with different wavelengths underwater; (b) underwater imaging effect)

悬浮微粒(如泥沙、浮游生物)的散射作用更为复杂,可分为前散射和背散射(谢俊等,2022),具体如图2所示。

前散射来源于目标光信号传输至成像传感器的过程中,受水体微粒的折射及衍射干扰,致使传播路径产生微小角度偏移。此类散射光导致点状光源在成像平面形成弥散斑分布,引发目标结构特征丢失

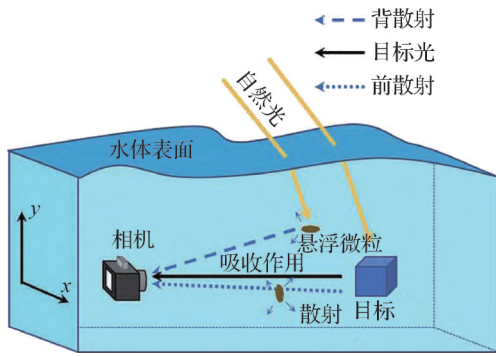


图2 水下成像过程(谢俊等,2022)

Fig. 2 Underwater imaging process(Xie et al., 2022)

与边缘模糊,降低图像空间分辨率。背散射则主要来源于水体环境中的非目标反射光,即入射光子未与目标表面发生交互作用,而是通过悬浮微粒的漫反射直接进入光学系统。此类杂散光作为叠加噪声会破坏目标信号的强度分布,造成图像信噪比下降与色彩饱和度偏移,最终导致图像出现雾化失真现象(林明星等,2020)。

研究表明,水下的光学成像过程,水体、悬浮粒子等引起的散射以及目标表面对于光线的反射均会改变入射光的初始偏振态(胡浩丰等,2024)。通过解析目标信息光与背散射光的偏振特征差异,实现目标轮廓提取与背散射光分离,为复杂水下环境中的图像清晰度恢复提供新思路(刘飞等,2021)。

1.2 水下偏振成像物理模型

Schechner和Karpel(2005)在Jaffe-McGlamery模型的基础上,引入偏振分析以优化水下图像恢复效果,其原理如图2所示。直到现今,该方法依然是水下图像恢复领域经典的方法之一。

传感器成像时,接收的总光强包括目标信号光、前散射光和背散射光。由于前散射光影响较小,通常可以忽略。传感器成像总光强表达式为

$$I = I_d + I_b \quad (1)$$

式中, I 表示相机接收的总光强; I_d 表示目标信号光; I_b 表示背散射光。

目标信号光经过水体传输至传感器的过程中,受到水体及微粒的吸收和散射作用会发生衰减,表达式为

$$I_d(x, y) = J(x, y)t(x, y) \quad (2)$$

式中, (x, y) 表示像素坐标; $J(x, y)$ 表示未衰减的目标信号光; $t(x, y)$ 表示介质透射率。

一般认为,介质透射率与介质衰减系数以及目

标至相机的距离相关,具体表达式为

$$t(x, y) = \exp[-\beta(x, y)l(x, y)] \quad (3)$$

式中, $\beta(x, y)$ 表示水下衰减系数,可假设为常数; $l(x, y)$ 表示相机至目标的距离。

背散射光定义为

$$I_b(x, y) = B_\infty[1 - t(x, y)] \quad (4)$$

式中, B_∞ 表示水下视场延伸至无穷远处背散射光强度。

根据式(1)一式(4),可将透射率和目标信号光分别表示为

$$t(x, y) = 1 - \frac{I_b(x, y)}{B_\infty} \quad (5)$$

$$J(x, y) = \frac{I(x, y) - B_\infty[1 - t(x, y)]}{t(x, y)} \quad (6)$$

通过式(5)和式(6)可知,水下图像恢复问题已转换为透射率和无穷远处背散射光强度的估计问题,但是这种估计往往依赖对于场景的理想假设,在复杂场景中容易出错。

通过引入偏振信息,结合偏振度、偏振角等特性建立更深层次的水下成像模型,从而实现目标信号与散射信号更精确的分离,提升水下图像恢复质量。偏振器件有两个正交方向,分别为最大和最小透射方向。最大透射方向对应图像最亮状态,记为 I^{\max} ;最小透射方向对应图像最暗状态,记为 I^{\min} 。总光强定义为

$$I = I^{\max} + I^{\min} \quad (7)$$

同理,将目标信号光和背散射光分别定义为

$$I_d = I_d^{\max} + I_d^{\min} \quad (8)$$

$$I_b = I_b^{\max} + I_b^{\min} \quad (9)$$

Schechner和Karpel(2005)假设相对于背散射光,目标光的偏振效应可忽略,即式(8)可忽略。通过式(1)、式(7)和式(9),有

$$I^{\max} = \frac{I_d}{2} + I_b^{\max} \quad (10)$$

$$I^{\min} = \frac{I_d}{2} + I_b^{\min} \quad (11)$$

背散射光的偏振度定义为

$$p_{\text{scat}} = \frac{I_b^{\max} - I_b^{\min}}{I_b^{\max} + I_b^{\min}} \quad (12)$$

由式(9)一式(12),可将背散射光估计为

$$\hat{I}_b = \frac{I^{\max} - I^{\min}}{p_{\text{scat}}} \quad (13)$$

由式(5)和式(13),可将透射率估计为

$$t(x, y) = 1 - \frac{\hat{I}_b(x, y)}{B_\infty} \quad (14)$$

此外, Stokes 矢量法常用于描述光的偏振状态, 其由4个参量构成, 具体为

$$S = [S_0 \ S_1 \ S_2 \ S_3]^T \quad (15)$$

式中, $S_0 = I_0 + I_{90^\circ}$, 代表光的总强度; $S_1 = I_0 - I_{90^\circ}$, 体现水平与垂直方向上偏振分量光强差; $S_2 = I_{45^\circ} - I_{135^\circ}$, 体现 45° 与 135° 方向上线偏振分量光强差; $S_3 = I_R - I_L$, 体现右旋与左旋圆偏振度光强差。 I_0 、 I_{90° 、 I_{45° 、 I_{135° 分别是光在对应角度偏振片下的光强, I_R 、 I_L 分别是右旋和左旋圆偏振光的光强。

基于 Stokes 矢量, 可将偏振度 (degree of polarization, DOP) 和偏振角 (angle of polarization, AOP) 表示为

$$DoP = \frac{\sqrt{S_1^2 + S_2^2 + S_3^2}}{S_0} \quad (16)$$

$$AoP = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{S_2}{S_1}\right) \quad (17)$$

1.3 偏振成像系统

偏振成像系统采集入射光经不同状态偏振光学器件调制后的图像, 性能直接影响后续图像处理效果(赵永强等, 2024)。常见的有分时、分振幅、分孔径和分焦平面4种偏振成像系统(Tyo等, 2006)。

1) 分时偏振成像系统。由偏振器件、相位延迟器、成像系统及控制单元组成, 如图3所示。通过时序驱动旋转偏振器件切换不同偏振方向, 分时捕获多幅偏振态图像(张卫红等, 2023), 经融合计算获取目标的偏振信息并重构图像。其优势在于结构简单、成本低、实现容易以及偏振参数测量精度高等。但受旋转偏振器件切换速率限制, 存在时间分辨率低、动态场景易产生伪影等问题。

2) 分振幅偏振成像系统。通常由分光元件、相位延迟器、中继透镜以及成像系统组成, 如图4所示。通过分光元件和延迟器将入射光束按不同偏振态分解为多路, 由中继透镜投射到成像系统的不同焦平面, 再融合计算获取目标的偏振信息并重构图像(李松, 2020; Wong等, 2012)。该类系统无需偏振器件切换, 时间分辨率高及不存在运动伪影。但系统复杂度高、体积大, 光路校准精度要求高、难度大。

3) 分孔径偏振成像系统。由多孔径光学阵列(每个孔径并行装配不同偏振元件)、并行成像系统以及配准模块构成, 如图5所示。通过阵列化光学

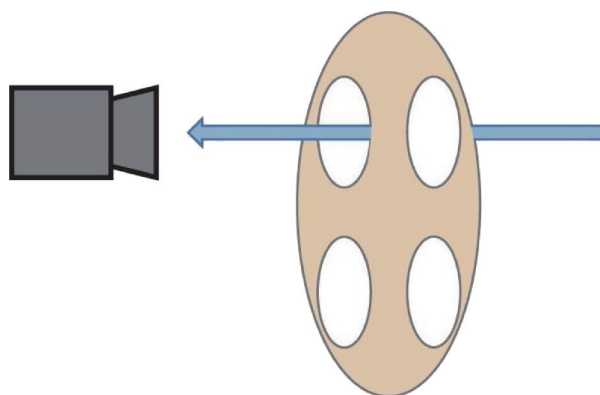


图3 分时偏振成像系统(赵永强等, 2024)

Fig. 3 Division of time imaging method(Zhao et al., 2024)

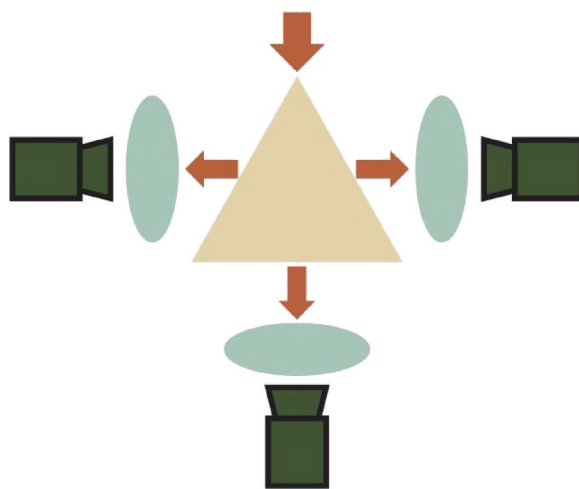


图4 分振幅偏振成像系统(赵永强等, 2024)

Fig. 4 Division of amplitude imaging method(Zhao et al., 2024)

孔径中的偏振元件将入射光按照预设偏振角分割至独立成像通道, 并行成像系统同步捕获多幅不同状态的偏振图像, 然后融合计算获取目标的偏振信息并重构图像(陈振跃等, 2014; Zhang等, 2017)。与分时偏振成像系统相比, 该系统有效消除了动态伪影, 且结构紧凑, 实时性好。但空间分辨率受子孔径数量限制, 且为确保各子孔径光轴的一致性, 导致光学系统装调复杂度较高。

4) 分焦平面偏振成像系统。将像素级微偏振片阵列周期性排列覆盖在成像系统传感器表面, 如图6所示。单次曝光即可通过相邻像素同步采集多偏振态光强, 再经插值与 Stokes 参数计算, 重建目标偏振信息(Nordin等, 1999; 马一哲等, 2023)。目前, 分焦平面偏振成像技术主要对线性偏振比较敏感, 可覆盖包括可见光、红外光在内的多个光谱波段(Wu等, 2021; Boger等, 2015), 具有实时性好、体积小和

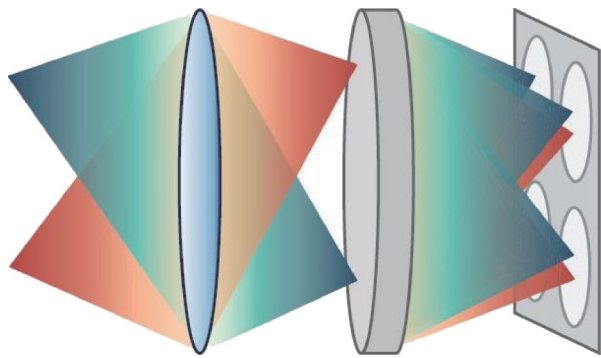


图5 分孔径偏振成像系统(赵永强等,2024)

Fig. 5 Division of aperture imaging method(Zhao et al., 2024)

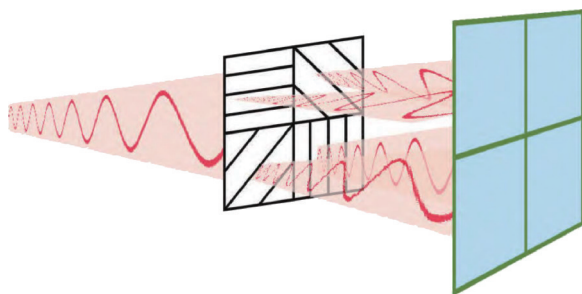


图6 分焦平面偏振成像系统(赵永强等,2024)

Fig. 6 Division of focal plane imaging method
(Zhao et al., 2024)

成本低等特点,但也存在空间插值伪影、偏振串扰等缺陷。

2 水下偏振图像恢复技术

按照偏振差分、物理退化模型以及深度学习等3种不同的技术类别,介绍复杂水下场景偏振图像恢复技术研究进展。

2.1 基于偏振差分的水下图像恢复技术

2004年,Schechner和Karpel(2004)首次将偏振技术应用于水下图像恢复时,采用的就是偏振差分方法。核心是通过分析不同偏振态光的差异来抑制背散射光对水下成像清晰度的影响,具体而言就是利用两幅正交偏振的图像作差,并利用作差的结果恢复图像(朱京平等,2022)。基于偏振差分的图像恢复技术相关方法归纳如表1所示。

2.1.1 无穷远处背散射光强度自动估计

根据1.2节的分析,水下图像恢复问题可转换为对于透射率和无穷远处背散射光强度的估计问题。由式(7)一式(14),即使引入了偏振差分方法,恢复图像仍然需要估计无穷远处背散射光强度,方

能求解成像模型。早期基于偏振差分的水下偏振图像恢复方法需手动选择无穷远处背散射光强度的估计区域,易引入主观误差,且增加人工操作环节,严重制约了技术成果的工程化应用。

Chen等人(2022)基于在主动非偏振照明条件下,目标信号光的偏振度接近于0的假设(Yang等,2019),将滤波后的最亮偏振图像 I^{\max} 和最暗偏振图像 I^{\min} 作差求得偏振差分图像,通过二叉树分解搜索确定偏振差分图像中偏振分量最大的区域作为无穷远处背散射光强度的估计区域。该方法实现了背散射光估计区域的全自动定位,无需人机交互,但是二叉树递归分解搜索需多次计算和比较子区域强度均值,当图像分辨率较高的时候,计算耗时较长,难以适用于实时性要求高的场合。

樊昭等人(2023)延续了Chen等人(2022)的思路,通过式(12)求得偏振度图像后,将偏振度图像预设分为 $m \cdot n$ 子块,选取其中偏振度最大的子块作为背散射光估计区域。但是将图像预设固定数量子块的做法,在面临背景区域不均匀或者目标占据较大面积的图像时,可能导致选取存在误差。

Deng等人(2023)以水下主动偏振成像理论为基础,将目标信号光表示为

$$I_d = \frac{1}{p_{\text{scat}} - p_{\text{obj}}} [I^{\max}(1 + p_{\text{scat}}) - I^{\min}(1 - p_{\text{scat}})] \quad (18)$$

式中, p_{scat} 表示背散射光偏振度, p_{obj} 表示目标光偏振度。水下图像清晰度恢复问题转换为 I^{\max} 、 I^{\min} 、 p_{scat} 、 p_{obj} 的求解问题。

背散射光表现为低频成分,目标信号光表现为高频成分。通过高斯低通滤波能够消除目标信息,仅保留背散射光。根据这一特性,通过Stokes矢量的 S_0 、 S_1 和 S_2 分量计算获取 I^{\max} 和 I^{\min} 。然后将傅里叶变换和高斯低通滤波结合对 I^{\max} 和 I^{\min} 图像进行变换滤波,消除目标信息,计算获取背散射光的偏振度图像,表达式为

$$P_{\text{scat}} = \frac{I_b^{\max} - I_b^{\min}}{I_b^{\max} + I_b^{\min}} = \frac{(I^{\max} - I^{\min})^B}{(I^{\max} + I^{\min})^B} \quad (19)$$

式中, B 表示高斯低通滤波后的结果。

目标偏振度基于目标材质特性及经验进行预设,低偏振度目标预设 $P_{\text{obj}} = 0$,如塑料直尺等;而高偏振度目标预设 $P_{\text{obj}} = 1$,如金属直尺等。该方法通过频域滤波去除目标成分,然后基于Stokes矢量计算图像恢复所需要的参数,直接解除了对于背景区

表1 基于偏振差分的水下图像恢复技术归纳

类别	方法	核心思想	优点	缺点	适用场景
无穷远处背散射光强度自动估计	Chen 等人(2022)	频域滤波与参数优化结合估计后散射光, 四叉树递归搜索偏振差分最大区域确定无穷远背景光	自动化程度高, 无需人工干预	偏振图像采集要求高、算法复杂度高	低能见度、无需人工交互场景
	樊昭等人(2023)	基于背景光与目标光偏振差异, 自适应分块选取偏振度最大区域作为背景区域	实现简单, 计算效率高	仅适用于一般浑浊水体, 低/高浑浊度环境下适用性受限	一般浑浊度水下动态/静态场景
	Deng 等人(2023)	Stokes 矢量生成最优偏振图对, 频域滤波估计背向散射光偏振度	不依赖背景区域, 且无需搜索明暗图像, 实时性好	对目标偏振特性假设简单, 未覆盖复杂偏振特性目标	动态场景、实时成像系统
	Zhang 等人(2025)	暗通道先验提纯背散射光, 结合 Stokes 矢量偏振信息, 估计背散射光全局偏振参数	强散射条件下鲁棒性强, 适用无背景场景	仅针对单一偏振特性目标, 未覆盖复杂偏振特性目标	无背景区域、自动化处理场景
最佳偏振正交图像对的选取	Han 等人(2020)	采集并计算图像对相似度(PCE)选取最优偏振图像对	定量选取, 减少主观误差	数据采集量大, 计算量大	水下静态、非实时场景
	管今哥等人(2015)	通过基于 Stokes 矢量的数值计算, 替代传统机械旋转偏振片寻找最优偏振正交图像对	无需机械旋转偏振片, 效率高	依赖硬件系统采集精度	实时性要求高的场景
	Deng 等人(2023)、Xu 和 Li(2024)	基于 Stokes 矢量分析最优偏振角, 进而选取最优正交偏振方向	自动、精准匹配背景散射光的偏振特性, 针对性抑制散射干扰	硬件复杂, 高散射、目标强偏振、非均匀照明等条件下效果不可靠	目标材质种类多、水下环境变化大的场景
双偏振特性非均匀建模	Wei 等人(2021)	引入 ICA, 假设目标光偏振特性非均匀	适用于非均匀偏振特性目标	未突破背散射光偏振特性均匀假设, 人工选取背景、实时性差	材质多样、目标偏振特性非均匀场景
	Gao 等人(2023)、Li 等人(2023b)、Li 等人(2024b)、Lu 等人(2025)	同时考虑目标光与散射光偏振特性非均匀	成像模型更加符合真实物理场景	模型复杂, 计算量大	自然光照射的浅水区或人工光源的深水区

域的依赖, 且无需将图像分成子块进行迭代搜索, 全过程仅通过数值计算即能实现图像恢复, 实时性大大提高。单帧尺寸为 1024×1024 像素的图像处理耗时约为 $0.06 \sim 0.11$ s。

Zhang 等人(2025)在继承 Deng 等人(2023)核心技术框架基础上, 利用目标光在暗通道中强度趋近于 0 的特性, 引入暗通道先验方法代替频域高斯低通滤波直接提纯背散射光, 然后通过提纯的背散射光计算获取背散射光的偏振度图像。该方法同样实现了不依赖背景区域恢复水下图像清晰度, 并且暗通道先验通过像素级强度分析对目标光进行抑制,

在强散射、复杂目标场景中优势明显, 但是计算复杂度较频域滤波方法更高, 未来可研究将两种方式的优势结合, 设计实时性、鲁棒性兼优的方法。对于背散射光估计区域的依赖问题, 不仅在以偏振差分为基础的方法中存在, 在以物理退化模型为基础的方法中也存在。推动背散射光估计由手动到自动, 能够显著提升水下图像恢复技术的实用性、实时性、鲁棒性和适用范围, 对于水下图像恢复技术的持续发展和工程应用至关重要。

2.1.2 最佳偏振正交图像对的选取

基于偏振差分的方法的关键步骤之一是选取两

幅偏振正交图像。传统方法主要依赖人工选取,通过人工旋转成像传感器前的偏振片,并观察确认最亮和最暗的图像作为最优偏振正交图像对。但是人工视觉感受偏差较大,导致所选择的偏振正交图像对不一定最优,影响图像恢复质量。另外,转动偏振片及选取图像耗时长,实时性较差。

Han 等人(2020)以 I^{\max} 和 I^{\min} 的图像相似度最低为理论基础,利用偏振成像系统每隔 5° 采集 1 组图像,共计 18 组偏振正交图像对,分别计算每组的峰值相关能量(peak correlation energy, PCE),PCE 值最低的图像对相似度最低,选定作为最佳偏振正交图像对。该方法给出了定量确定最佳偏振正交图像对的方法,解决了依靠人工感觉选择易出错的问题,但是存在数据采集量大、计算耗时长等缺陷,难以在动态场景中应用。

管今哥等人(2015)引入 Stokes 矢量,将计算偏振差分成像表达为

$$I_{\text{stokes-pd}} = S_1 - \gamma S_2 \quad (20)$$

式中, S_1 和 S_2 是 Stokes 分量; γ 为权重系数,通过分析当 $\gamma = \frac{1}{\tan(2\alpha)}$ 时,背景可被完全滤除,实现图像恢复质量最优。 α 为背散射光的偏振角,可通过移除目标,由偏振成像系统直接对散射介质成像,然后利用 Stokes 矢量计算获得。如图 7 所示,该方法通过基于 Stokes 矢量的数值计算,替代传统机械旋转偏振片寻找最优偏振正交图像对,提高了

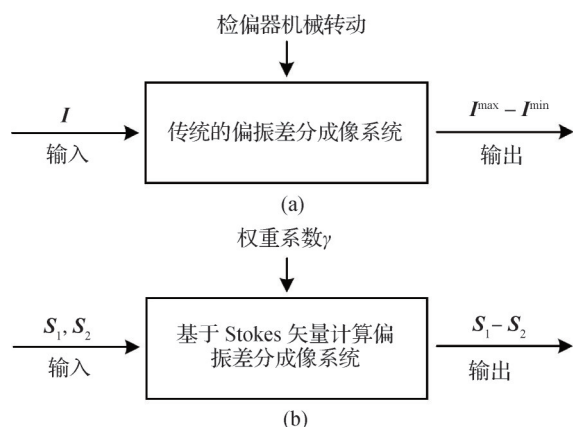


图 7 传统偏振差分系统与基于 Stokes 矢量的计算偏振差分系统信息处理过程比较(管今哥等, 2015)

Fig. 7 Comparison of information processing between conventional polarization difference method and computational polarization difference imaging based on Stokes vector (Guan et al., 2015)

图像恢复算法的运算效率,理论上可实现实时处理。

Deng 等人(2023)及 Xu 和 Li(2024)均通过 Stokes 矢量的 S_0, S_1 和 S_2 分量结合散射光偏振角计算获得最优偏振正交图像对,表达式为

$$I^{\max} = \frac{1}{2} (S_0 + S_1 \cos 2\alpha + S_2 \sin 2\alpha) \quad (21)$$

$$I^{\min} = \frac{1}{2} (S_0 + S_1 \cos 2\beta + S_2 \sin 2\beta) \quad (22)$$

式中, α 为散射光的偏振角, $\beta = \alpha + \frac{\pi}{2}$ 。

Deng 等人(2023)将分量 S_1 和 S_2 在频域高斯低通滤波后,通过式(17)计算背散射光偏振角图像; Xu 和 Li(2024)通过式(17)计算背散射光偏振角图像,然后选取出现频率最高的偏振角作为背散射光的偏振角。相较而言, Deng 等人(2023)考虑了背散射光偏振角的空间变化,能够精准地匹配不同区域的散射光特性。

最佳偏振正交图像对的选取以最大化图像对的差异为目标,由最初人工选取逐步发展至自动选取,消除了人工干预带来的主观误差。该技术与背散射光自动估计技术协同,有力推动了水下图像恢复技术的工程化应用进程。

2.1.3 双偏振特性非均匀建模

许多利用偏振特性进行图像处理的方法,包括基于偏振差分的方法,都假设目标光和散射光非偏或者偏振均匀(Fu 等, 2020; Peng 等, 2025; Fang 等, 2024)。实际上,由于水下环境及目标本身的特性,目标光和散射光均可能有偏且偏振特性非均匀,理想假设可能导致图像恢复效果受限。

Wei 等人(2021)针对水下非均匀偏振目标提出一种基于独立分量分析(independent component analysis, ICA)的偏振去散射方法。将目标光的偏振度和偏振角作为空间逐像素变化的变量,引入水下偏振成像方程,并假设散射光偏振特性为空间常数。基于目标光与散射光的偏振特性独立假设,引入独立分量分析(ICA)工具,建立目标信号与背散射光之间统计依赖性的互信息(mutual information, MI),搜索参数使得 MI 值最小,目标光与散射光之间统计依赖性最低,实现目标光与散射光的高精度分离。该方法能够针对不同材质的水下目标快速有效地进行图像恢复,但仍将散射光偏振特性视做空间均匀的,当介质中散射颗粒分布不均匀时,将导致散射光

分离误差。

Gao 等人(2023)、Li 等人(2023b, 2024b)以及 Lu 等人(2025)在考虑目标信号光的偏振特性非均匀分布的同时,将背散射光偏振特性也作为空间变量,纳入成像模型及其求解过程。与传统方法不同,不再将背散射光假设为非偏或偏振均匀,采用局部或均值作为背散射光的全局估计,而是通过自适应局部分块优化、Stokes 矢量结合低通滤波等技术,实现背散射光偏振特性的空间可变估计。

双偏振特性非均匀建模突破传统“目标光/散射光偏振均匀”的理想假设,从 Wei 等人(2021)仅考虑目标光非均匀,发展到 Gao 等人(2023)同时将两者作为空间变量,推动偏振差分方法从“假设驱动”向“数据驱动”转变,提升了复杂场景(如散射颗粒分布不均)的适配性。但该类方法建模复杂,需局部分块优化与多技术融合,计算复杂度较高,实时性有待

提升。

2.2 基于退化模型的水下图像恢复技术

基于退化模型的水下图像恢复技术,核心是建立数学模型描述水下目标信号经过介质吸收衰减和背散射光叠加作用导致的图像退化过程,典型的如 Jaffe-McGlamery 模型等,并通过估计模型参数,如无穷远处背散射光强、透射率等,实现目标信号光与背散射光的分离。基于退化模型的图像恢复技术相关方法归纳如表 2 所示。

2.2.1 水下成像模型优化方法

部分研究认为传统的水下成像物理模型存在缺陷,对真实物理世界描述不够准确,导致图像恢复质量受背景区域识别准确性、透射率估计准确性等影响较大,且在非均匀光照或高浑浊等场景中适应性不佳(Wang 等, 2021; Yu 等, 2023),并提出了优化改进方法。

表 2 基于退化模型的水下图像恢复技术归纳

Table 2 Overview of underwater image restoration technology based on degradation model

类别	方法	核心思想	优点	缺点	适用场景
水下成像模型优化方法	Li 等人(2024a)	多指标(MI+EME)融合优化结构层与细节层	突破单一指标局限,场景适应性强,自动化与稳定性好	计算复杂度高,实时性待优化;硬件复杂成本高	高低偏振度目标并存、无明确背景区域等场景
	Shen 等人(2024a)	将 Retinex 光照模型与水下偏振成像模型结合,构建 UJDM 模型	新模型更贴合物理实际,信息利用率高,鲁棒性好	硬件成本高,实时性欠缺,高浑浊场景适应性不佳	图像质量要求高、实时性要求一般的场景
	Li 等人(2025b)	多指标约束下,通过自适应遗传算法求解散射光偏振度参数	平衡去散射与细节保留	计算效率偏低,动态场景适应性不足	非均匀散射、中高浑浊度静态水下场景
	Li 等人(2025a)	融合背散射光的偏振度与偏振角构建偏振成像优化模型	无背景依赖、自适应能力强、细节保留好	硬件要求高、计算复杂度大、低光环境敏感	浑浊且实时性要求不高的水下场景
圆偏振光照明方法	王昊月等人(2022)	圆偏振光 + 图像融合	适用非均匀光照场景,图像边缘、纹理等恢复较好	缺乏参数自适应优化机制,硬件复杂,实时性差	水下静态场景
圆偏振光照明方法	Wang 等人(2024a)	圆偏振光 + Stokes 矢量模型优化	偏振特性利用充分,模型更加准确	硬件复杂,实时性差	水下静态场景
	Shpilman 和 Abookasis(2020)	圆偏振光 + 多镜头阵列采集 + 多子图反卷积 + 图像融合	空间分辨率和信噪比高,散射抑制效果好	实时性差,场景适应性欠佳	透射式浑浊液体成像
透射率估计方法	朱叶青等人(2025)	引入调节参数 k 优化成像模型	不依赖背景区域,成像速度相对较快	成像模型对于非偏振部分建模简单,高浑浊环境适应性有限	水下静态场景、无背景区域场景
	陈雄锋和阮驰(2023)	将透射率细化为吸收与散射系数	光衰减过程建模精细,自动化程度高,目标类型兼容性强	图像边缘恢复效果有限,计算复杂度略高	高浑浊度场景、多类型目标共存的水下场景

Li 等人(2024a)认为传统水下偏振成像方法采用单一指标约束,如互信息(MI),反演偏振参数存在局限,会丢失与其他评价指标正相关的信息。该方法提出在互信息(MI)的基础上,增加熵增强度(enhancement measure evaluation, EME)指标,提取 MI 优化图像的低频分量作为结构层,EME 优化图像的高频分量作为细节层。利用以高对比度和高信息熵为目标的遗传算法确定结构层与细节层的融合权重。该方法同时考虑了对比度、信息熵、互信息(MI)和熵增强度(EME)4类指标。实验表明,在多指标约束条件下,恢复图像在细节保留、对比度增强等方面均有提升。

Shen 等人(2024a)将 Retinex 光照模型与传统水下偏振成像模型结合,建立包含照度、透射、反射以及散射分量的新水下成像模型(underwater joint degradation model, UJDM),并构建融合偏振度先验和物理约束的目标函数,采用多步迭代优化策略(polarization-driven solution, PDS)求解模型参数,实现水下图像的去散射和非均匀光照校正。同时结合该研究,构建了包含 6 000 余图像的数据库。其中,实验室数据 3 000 余幅,真实水下数据 3 000 余幅,为水下图像处理技术的进一步研究提供了助力。

Li 等人(2025b)重点针对水下偏振成像模型的求解过程进行优化,构建包含对比度、信息损失和边缘细节的全局目标函数作为约束,通过自适应遗传算法动态迭代优化散射光的偏振度参数,实现水下图像去散射与细节保留的平衡。

Li 等人(2025a)将水下成像模型中背散射光优化细分为偏振部分和非偏振部分,表达式为

$$I = I_d + I_{bn} + I_{bp} \quad (23)$$

式中, I_{bn} 表示背散射光的非偏振分量, I_{bp} 表示背散射光的偏振分量。

根据 Stokes 矢量和马吕斯定律,推导并定义了背散射光的偏振角和偏振度融合参数,表达式为

$$K(x) = p_{\text{scat}}(x) \cos^2 \alpha \quad (24)$$

式中, $p_{\text{scat}}(x)$ 是背散射光的偏振度, α 是背散射光的偏振角。

基于局部像素偏振特性的一致性假设,将图像分成小块,通过以最大化对比度和最小化信息损失为目标的自适应粒子群局部优化算法估计局部最优融合参数。然后对局部最优融合参数进行多项式空

间拟合,并引入双平方函数抑制噪声和区域伪影,获得全局最优融合参数 K 。该方法在无参考数据集中将图像清晰度(EME)提升至 9.133,水下彩色图像评价指数(underwater color image quality evaluation metric, UC IQE)提升至 0.689,水下图像质量指标提升至 1.382,模糊度指标低至 0.167,各项指标明显优于其他方法,效果对比如图 8 所示。

水下成像模型优化的目标是更精确、更全面地刻画水下成像过程,提升水下图像恢复效果。此类方法针对性强、可解释性好。但是存在计算量大、技术门槛高以及建模过程复杂等问题。

2.2.2 圆偏振光照明方法

研究表明,线偏振光容易出现散射,基于线偏振光的偏振成像方法在密集浑浊介质中表现不佳。圆偏振光具有“记忆效应”,即相对线偏振光能够更好地保持偏振特性(Hu 等,2018)。许多研究人员针对采用圆偏振光照明的水下偏振成像技术进行了研究,原理如图 9 所示。

王昊月等人(2022)引入圆偏振光作为主动照明光,首先通过 CLAHE(contrast limited adaptive histogram equalization)和 MSRCR(multi-scale retinex with color restoration)方法加权组合对采集的图像进行预处理,抑制光照非均匀对于可见光成像的影响;然后利用 NCST(non-sampled contourlet transform)方法将预处理后的可见光图像与基于 Stokes 矢量的总光强图像、偏振度图像和偏振角图像等进行融合,恢复水下图像的清晰度。该方法对于增强图像边缘轮廓、纹理等有一定优势,但是部分模型参数需反复实验确定,缺少自适应优化机制,且侧重照明后通过多种算法的优化组合融合图像,未结合偏振特性进行细化建模,信息利用率有限。

Wang 等人(2024a)采用圆偏振光主动照明,并利用圆偏振特性对 Stokes 矢量模型进行优化,在线偏振的基础上增加考虑第 4 个分量,通过自适应寻优求解模型参数。该方法对于偏振特征的利用更加充分,且深入到模型构建及求解,理论体系更加完整。实验表明,在高浑浊度的场景下,该方法依然可以清晰恢复图像细节,如图 10 所示。

Shpilman 和 Abookasis(2020)使用 He-Ne(Helium-Neon)激光器作为光源,通过四分之一波片和线性偏振片产生圆偏振光主动照明。采用多镜头阵列单次同时采集多幅不同视角的低分辨率子图像

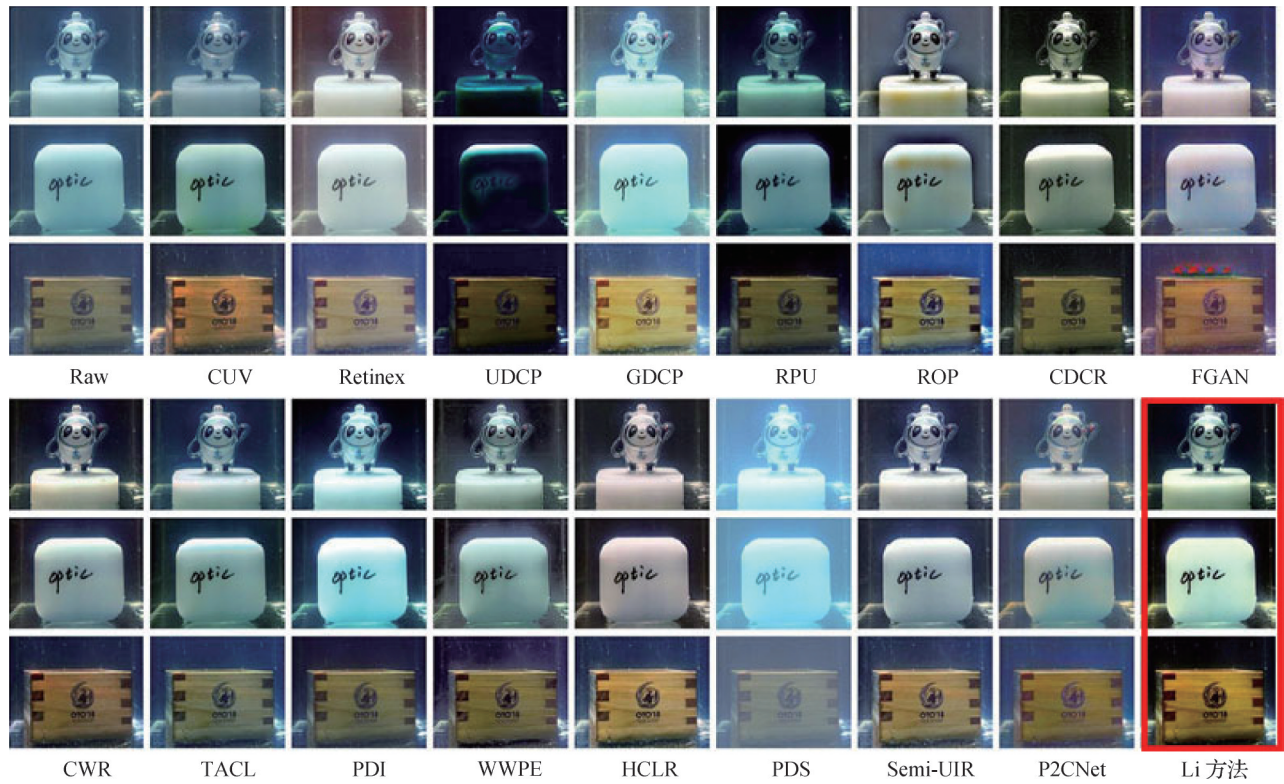


图8 不同方法的视觉比较结果(Li等,2025a)

Fig. 8 Visual comparative results with different methods (Li et al. ,2025a)

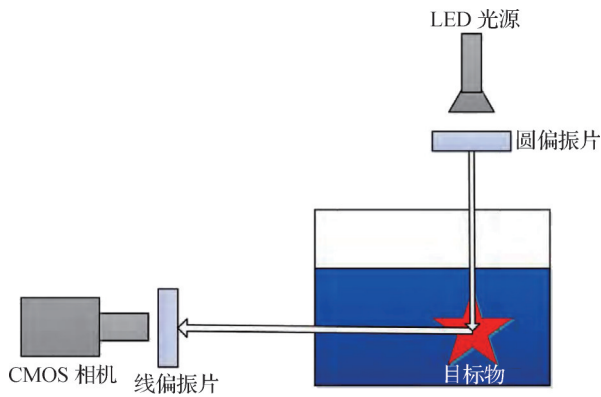


图9 水下圆偏振光主动照明成像示意图(王昊月等,2022)

Fig. 9 Underwater circularly polarized light active illumination imaging(Wang et al. ,2022)

以及各子视图的点扩散函数(point spread function, PSF)图像,将子图像与对应PSF图像协同进行反卷积运算,并将卷积结果子视图进行空间融合实现图像恢复。该方法利用介质中光散射噪声随机分布的特点,多子视图融合时,噪声分量会相互叠加抵消,另外多子视图包含了目标不同视角的局部信息,弥补了传统单镜头成像因散射导致信息缺失的不足。实验表明,相较单镜头成像,信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)由6 dB提升至35 dB,平均强度梯度

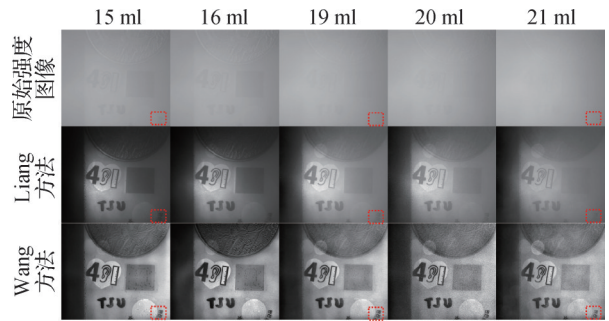


图10 不同浑浊度下图像恢复结果(Wang等,2024a)

Fig. 10 Recovery results for the target in different turbidity levels(Wang et al. ,2024a)

(mean intensity gradient, MIG)由59提升至87。实验中还发现,当子视图数量由1个增加至10个时,图像恢复质量提升明显,信噪比(SNR)由12 dB提升至28 dB,但是随着子视图数量增加,质量提升速度放缓,直至子视图数量增加至40个以上时,对于信噪比(SNR)的改善趋近饱和,如图11所示。分析原因,这与散射噪声的随机特性以及系统固有噪声的确定特性有关,随着子视图数量增加,能够被叠加抵消的随机散射噪声迅速减弱,系统固有噪声成为主导因素,而系统固有噪声无法叠加抵消,造成当子视图增加至一定数量后,无法通过继续增加子视图数

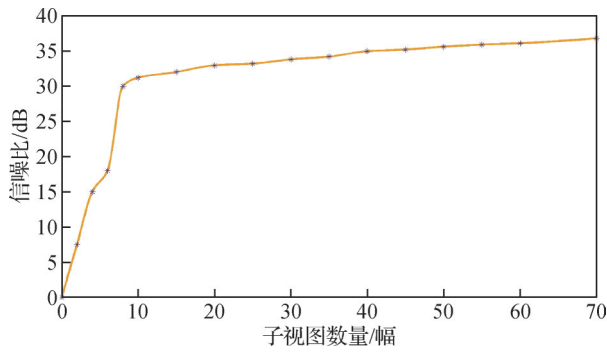


图 11 子视图数量与信噪比(Shpilman 和 Abookasis, 2020)

Fig. 11 Number of additions and SNR
(Shpilman and Abookasis, 2020)

量改善信噪比(SNR)。

引入圆偏振光后,水下图像恢复方法抗散射能力显著增强,且主动照明可控性强。但硬件复杂度高,参数调节依赖实验,自适应能力不足。该类方法为高浑浊水体清晰成像提供了有效路径,但需注意平衡硬件成本与实用性之间的关系。

2.2.3 透射率估计方法

透射率是物理退化模型的核心参数之一,估计值偏差大将导致恢复的图像出现失真、对比度下降、细节模糊等缺陷(Hu 等, 2017; 王柯俨 等, 2022)。

朱叶青等人(2025)将主动偏振成像和透射率去散射模型结合,提出一种不依赖免靶区域的水下偏振成像去散射方法,在新的成像模型中,引入调节参数 k , 模型表达式为

$$I_d = \frac{I - k(I_{bp} + I_{bn})}{\frac{I_{bp} + I_{bn}}{e^k} - 1} \quad (25)$$

式中, I 是成像传感器采集的光强, I_{bp} 表示背散射光偏振部分, I_{bn} 表示背散射光非偏振部分, k 为调节参数。

由式(25)可知,调节参数 k 在分子中影响从成像传感器探测的总光强中扣除背散射光的程度,在分母中影响散射介质对场景光衰减程度的模拟。以图像熵值最大化为目标优化确定 k 的取值,确保恢复图像包含尽量多的有效信息。该方法未直接对透射率进行优化,但以传统成像模型的视角,优化确定调节参数 k 的取值在成像模型中的作用,等效于间接对透射率进行优化校正。

陈雄锋和阮驰(2023)为了更加准确地描述光线在水中的衰减过程,将透射率细化分解为吸收系数和背散射系数,表达式为

$$t = e^{-(\alpha+f)L} \quad (26)$$

式中, α 表示吸收系数, f 表示背向散射系数。

成像传感器接收的总光强可以分为目标信号光和背散射光。将目标光强描述为光源发出的初始光强经过水体衰减后到达目标,经目标反射,反射光线再经水体衰减后被成像接收器接收的光强,表达式为

$$I_d = I_0 e^{-(\alpha+f)L} R_0 e^{-\alpha L_d} \quad (27)$$

式中, I_0 表示初始光强,即刚从光源射出未经任何衰减的光强度; $e^{-(\alpha+f)L}$ 表示光源射出的光至目标过程中经历的衰减; R_0 表示反射率; $e^{-\alpha L_d}$ 表示目标反射的光至成像传感器被接收过程中经历的衰减。

将背散射光强描述为多个分段背散射光之和,单个背散射光与光线在介质中经过的距离有关,如图 12 所示。将光源与目标之间的距离划分为 n 段,背散射光为 n 段背散射光的叠加, L_n 为第 n 段的距离。该方法需要注意光源与成像传感器的位置,需保证目标到光源距离与目标到成像传感器的距离是相等的。

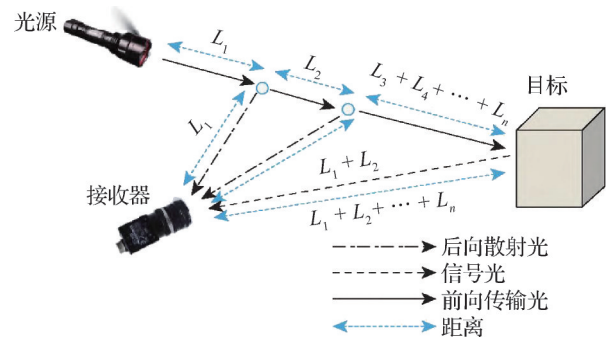


图 12 水下成像物理模型(陈雄锋和阮驰, 2023)

Fig. 12 Physical model for underwater imaging
(Chen and Ruan, 2023)

第 n 段的背散射光表达式为

$$I_{bn} = I_0 e^{-(\alpha+f)(L_1 + \dots + L_{n-1})} \times e^{-\alpha L_n} (1 - e^{-fL_n}) \times e^{-\alpha(L_1 + \dots + L_n)} \quad (28)$$

总背散射光光强表达式为

$$I_b = \sum_{i=1}^n I_{bi} \quad (29)$$

利用偏振特性在原始图像中选取两个目标点 S_1 和 S_2 。 S_1 为偏振度最小且光强最大的点,作为高反射参考点,反射率 R_1 ; S_2 为偏振度最大且光强最小的点,作为低反射参考点,反射率 R_2 。结合式(27)—(29)可将 S_1 和 S_2 的光强比值表达为

$$\frac{I_{S_1}}{I_{S_2}} = \frac{I_0 \sum_1^n F_{S_1} + I_0 e^{-(\alpha+f)L} R_1 e^{-\alpha L_d}}{I_0 \sum_1^n F_{S_2} + I_0 e^{-(\alpha+f)L} R_2 e^{-\alpha L_d}} \quad (30)$$

式中, F 表示目标点的背散射参数, 表达式为

$$F = e^{-(\alpha+f)(L_1 + \dots + L_{n-1})} \times e^{-\alpha L_n} (1 - e^{-f L_n}) \times e^{-\alpha(L_1 + \dots + L_n)} \quad (31)$$

联立式(30)和式(31), 消除 I_0 , 设定 R_1 和 R_2 的初始值, 可求得 α 和 f 值, 进而可通过 α 和 f 恢复目标图像。重新改变 R_1 和 R_2 值, 令 R_1 减小, R_2 增大, 再次求得 α 和 f 值, 恢复图像。重复上述过程, 直至熵增强度(EME)最大。

该方法从细化透射率入手, 对成像过程中光传播路径上的吸收和散射过程开展了详细分析, 并结合两系数分别建立目标光和散射光的衰减模型, 对于背散射光建模时还考虑了不同距离上的散射累积效应。相较传统方法中的单一参数假设模型, 如单一透射率、固定环境光等, 新模型能更准确地刻画水下成像的光学特性。实验表明, 该方法针对不同浊度、不同材质目标和不同成像距离均能实现高质量的图像复原。

透射率估计方法通过精准优化物理退化模型核心参数, 细化水下光衰减建模, 提升在不同浊度、成像距离下的水下图像恢复质量。然而, 其参数估计依赖场景假设、复杂环境鲁棒性不足且计算复杂度高, 实时性与泛化能力有待进一步提高。

2.3 基于深度学习的水下图像恢复技术

深度学习是机器学习技术中的重要分支, 近年提出的深度学习方法主要以深度卷积神经网络为基础, 旨在建立类似人脑神经元连接的结构, 模拟人脑进行学习、思考和分析, 能够表征数据间复杂的非线性关系, 挖掘数据蕴含的深层次内在联系。卷积神经网络主要由卷积层、池化层和全连接层组成, 不同网络结构包含的卷积层、池化层和全连接层数量不同, 常用构架如图13所示。

卷积层是神经网络的核心, 用于提取特征信息;

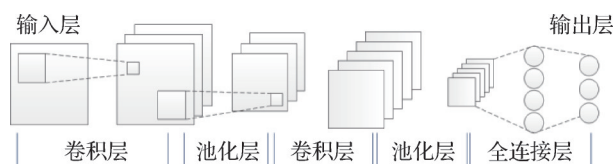


图13 卷积神经网络结构

Fig. 13 Structure of CNN

池化层又称下采样层, 提取并保留图像的主要特征, 去除冗余信息, 减少数据量, 缓解过拟合, 增强模型容错性; 全连接层是卷积神经网络中的“分类器”, 将卷积层、池化层等提取的“分布式特征表示”映射到样本标记空间。由于其强大的学习能力和特征表达能力, 基于神经网络的深度学习技术广泛应用于水下偏振图像处理领域(陈龙和丁丹丹, 2022; Cheng等, 2022; Li等, 2023a; 巩文哲等, 2023; Liu等, 2024; Vijayalakshmi和Sasithradevi, 2024)。基于深度学习的水下图像恢复技术相关方法归纳如表3所示。

2.3.1 模型驱动方法

模型驱动类方法构建物理模型刻画偏振光与水体介质的相互作用机制, 将水下成像过程中的物理约束融入神经网络结构与训练过程, 发挥深度学习强大的特征提取与映射能力的同时, 借助物理模型的先验知识, 弥补数据不足的局限, 为水下偏振图像恢复提供了兼具物理合理性与算法先进性的解决方案。

Zhu等人(2021)将U-Net网络架构与水下成像模型(image formation model, IFM)结合, 提出一种恢复水下偏振图像清晰度的基于IFM的未训练网络。U-Net用于实现图像恢复, 水下成像模型用于引导网络收敛。如图14所示, U-Net的输入是3幅不同角度的偏振图像, 输出为去散射后的清晰图像。将U-Net输出通过水下成像模型映射为原始图像, 与输入的原始图像进行对比, 指导调整网络权重参数和成像模型参数以最小化损失函数。实验表明, 该方法在不同的背景条件下, 均能在恢复图像细节、对比度等方面保持良好的效果。

Shen等人(2024b)提出一种基于偏振的无监督水下偏振图像恢复网络(unsupervised underwater image-restoration network using polarization, U²PNet), 其架构如图15所示, 包括T-Net和B^{*}-Net两个子网络。T-Net用于获取传输图, 输入是 I^{\max} 和 I^{\min} , 输出为传输图; B^{*}-Net用于获取无穷远处背景光强, 输入是总强度图像, 输出是无穷远处背景光强度图。将通过T-Net获取的传输图 t 与通过B^{*}-Net获取的背景光 B^* 输入水下成像模型得到去散射图像。

模型驱动的方法通过物理模型指导网络收敛, 无需大量标注数据, 且经过数百次迭代优化即可实现收敛, 有效解决了水下数据获取困难、网络训练耗时的问题。但是在算法复杂度、计算效率等方面仍需进一步提升。

表3 基于深度学习的水下图像恢复技术归纳

Table 3 Overview of underwater image restoration technology based on deep learning

类别	方法	核心思想	优点	缺点	适用场景
模型驱动方法	Zhu 等人(2021)	SMP 偏振成像 + IFM 约束的无训练 U-Net	无需大量标注数据, 自适应参数优化	实时性差, 光照敏感, 成本较高	数据稀缺场景, 水下静态场景
	Shen 等人(2024b)	U ³ Pnet 双子网, T-Net 估计传输图, B*-Net 估计背景光强图, 通过水下成像模型对两图进行融合	无需标注数据集, 运行速度快, 泛化性能好	参数多且部分参数依赖经验设定, 硬件成本较高	无参考图像、高浑浊水体等场景
数据驱动方法	Hu 等人(2020)	PDN 学习偏振图像与清晰图像映射关系	信息利用率高, 适用范围广	需大量标注数据, 训练成本高	高浊度静态水下场景
	Xiang 等人(2022)	PRDN + ResNet34 构建识别、分类、恢复一体化模型	适用高浑浊水体及多材质目标, 训练收敛快	实时性差, 成本高	多材质目标高浑浊度水下场景; 实时性要求低的场景
	Hu 等人(2022)	UCRNet: 利用 3D CNN 提取偏振信息, 实现水下彩色图像去散射与颜色恢复	首次实现水下彩色图像恢复	硬件要求高, 噪声敏感	彩色图像恢复场景; 高浑浊水下场景
	Ding 等人(2022)	MPFGAN: 通过生成器和判别器实现不同偏振状态的偏振信息融合	偏振信息利用率高, 图像细节恢复和真实感较好	参数多, 训练成本高, 光照敏感	科研或高端水下成像场景
	Tian 等人(2025)	将域对抗学习技术引入水下偏振图像恢复, 提出 UPDNet	跨域泛化和视觉保真的同步优化	模型复杂、计算开销大; 硬件依赖度高	水质类型多变的场景; 高浊度水下环境
Ruan 等人(2025)	LGPCNet: 联合局部—全局偏振特征	局部细节与全局视觉平衡较好; 不同偏振信息融合充分	依赖配对图像, 数据采集难度大; 计算开销大, 耗时较长	欠实时水下成像任务	

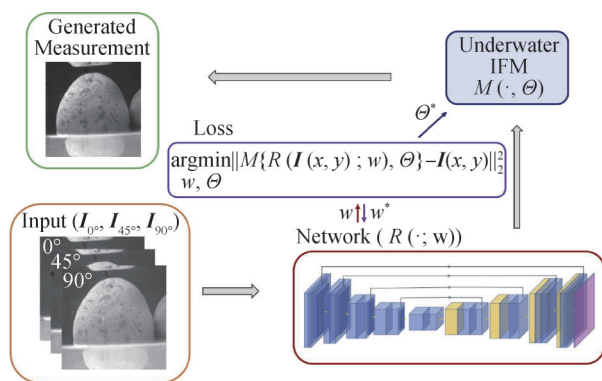


图14 IFM-based网络结构示意图(Zhu等, 2021)

Fig. 14 Structure of IFM-based(Zhu et al., 2021)

2.3.2 数据驱动方法

随着计算机算力的快速增强, 数据驱动类的水下偏振图像恢复方法逐渐受到关注。这类方法不再依赖于具体的物理模型, 而是通过大量标注数据直接学习图像恢复的映射关系, 实现输入原始图像到

恢复清晰图像端到端的映射。

Hu 等人(2020)提出一种实现水下偏振图像恢复清晰成像的偏振密集网络(polarimetric dense net, PDN), 主要包括浅层特征提取、残差密集块和密集特征融合3个模块。该研究开展过程中, 输入3幅不同角度偏振图像进行训练的同时, 还采用相同的网络结构仅输入1幅总强度图像进行训练, 通过对比验证多维度偏振信息对于恢复清晰图像的有效性, 效果对比如图16(a)所示, Raw是浑浊水中的图像, 即待恢复图像; Polarimetric-Net是输入3幅不同角度偏振图像训练网络, 得到的恢复图像; Intensity-Net是输入单幅强度图像训练网络, 得到的恢复图像。由对比结果可知, 利用Polarimetric-Net恢复的图像清晰度更好。网络损失函数采用预测图像与真实图像之间的像素级损失。实验表明, 该方法即使在密集浑浊场景下, 也能较好地恢复图像细节, 如图16(b)所示。

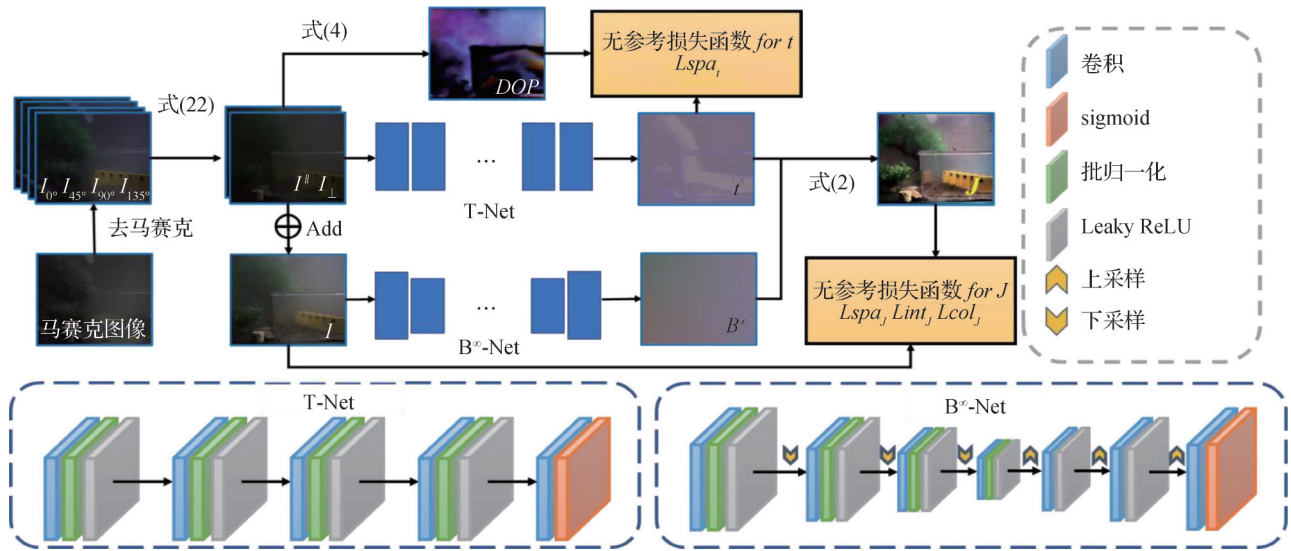
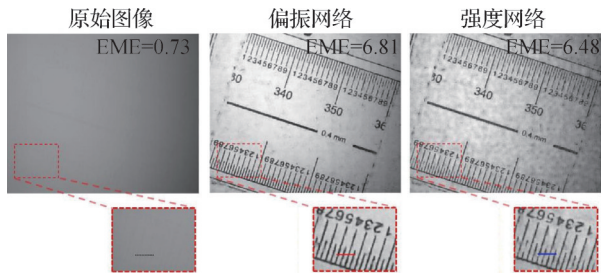
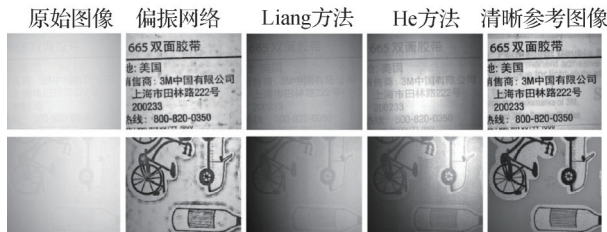


图 15 U²PNet 网络结构示意图 (Shen 等, 2024b)
Fig. 15 Structure of U²PNet (Shen et al., 2024b)



(a) 偏振信息对恢复图像清晰度提升验证结果



(b) 不同方法图像恢复效果对比

图 16 偏振密集网络恢复图像效果图 (Hu 等, 2020)

Fig. 16 Image restoration effects of polarimetric dense network (PDN) (Hu et al., 2020) ((a) validation of polarization information's role in enhancing clarity of recovered images; (b) comparison of the recovered images by different methods)

Xiang 等人 (2022) 在 Hu 等人 (2020) 的基础上, 对密集网络结构进行了调整, 并增加圆偏振图像作为输入, 提出了四输入偏振残差密集网络 (polarimetric residual dense net, PRDN), 与残差图像识别网络 ResNet34 (residual network) 结合, 构建了包含识别、分类和图像恢复等功能的一体化模型。实验表明, 在面对高浑浊环境以及不同材质目标时均有较好效果。另外, 将圆偏振输入移除开展了对比实验, 图像

恢复质量明显下降, 证明了圆偏振的“记忆特性”对于图像恢复的重要性。

Hu 等人 (2022) 提出一种基于三维卷积核的偏振引导神经网络 (underwater color image restoration network, UCRNet), 其结构如图 17 所示, 为平衡网络深度与训练时间, 该方法分为两个阶段。第 1 阶段, 通过二维卷积核提取浅层特征, 如颜色、边缘和形状等信息; 第 2 阶段, 通过三维卷积核提取深层抽象特征, 如不同区域相关性、全局结构等信息。该方法旨在实现水下彩色图像的恢复, 这也是首次将偏振信息引入深度学习实现水下彩色图像恢复。实验表明, 该方法能够有效提升图像恢复的对比度、细节和色彩质量。

Ding 等人 (2022) 提出一种多偏振信息融合生成对抗网络 (multi-polarization fusion generative adversarial network, MPFGAN)。生成器部分采用多偏振特征提取和融合架构, 首先通过不同的网络分支实现不同角度偏振图像的特征逐层提取, 然后将不同层级特征信息级联, 结合反卷积和上采样实现图像恢复。判别器以 PatchGAN 为核心, 不同于全局判别, 更加关注局部的质量, 约束生成器更关注图像细节纹理的真实性, 减少全局结构失真。但是该方法未考虑散射非均匀、偏振效应在图像区域的不平衡等, 只是将不同偏振状态的偏振信息融合, 存在一定的局限性。

Tian 等人 (2025) 将域对抗学习技术引入水下偏

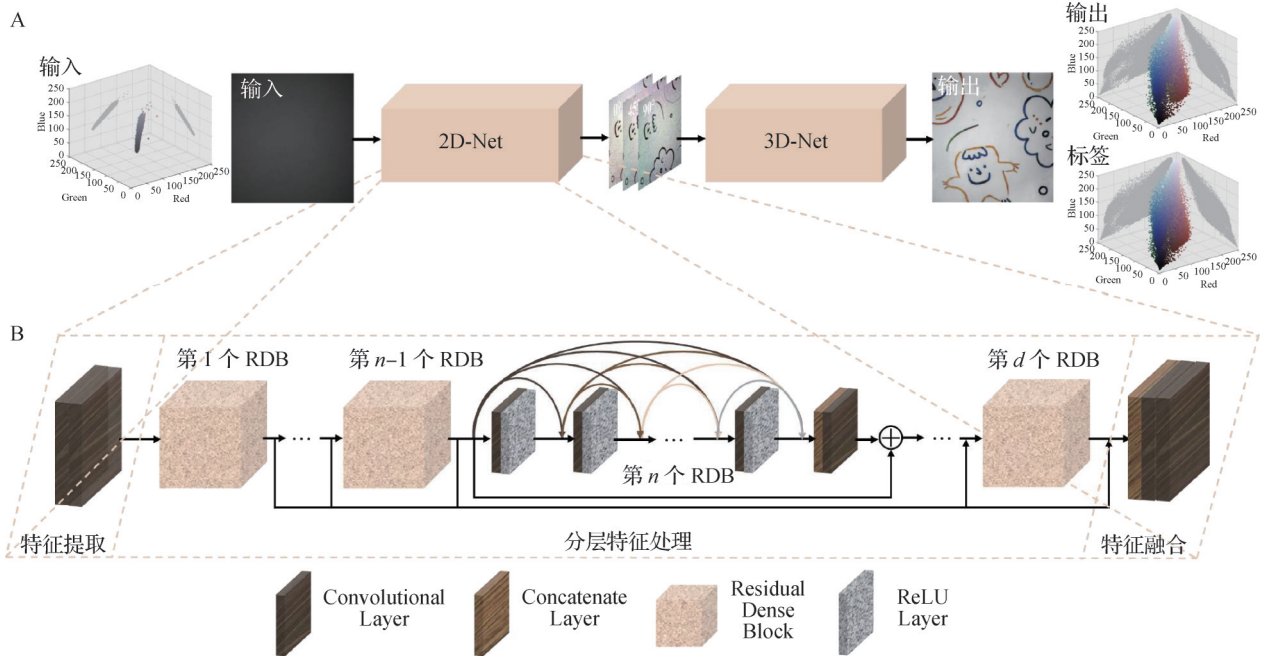


图 17 UCRNet网络结构(Hu等,2022)

Fig. 17 Structure of UCRNet(Hu et al. ,2022)

振图像恢复,提出一种针对不同环境的水下偏振图像恢复网络(underwater polarization dehazing network,UPDNet),如图18所示。这是一个生成对抗网络,包含1个生成器、1个判别器和1个水体类型分

类器。生成器采用多编码器—双解码器结构,多编码器有助于不同偏振角度图像的特征信息独立提取,双解码器分别用于输出恢复图像和输出偏振度图像。这种设计保证网络能够从输入的偏振图像挖

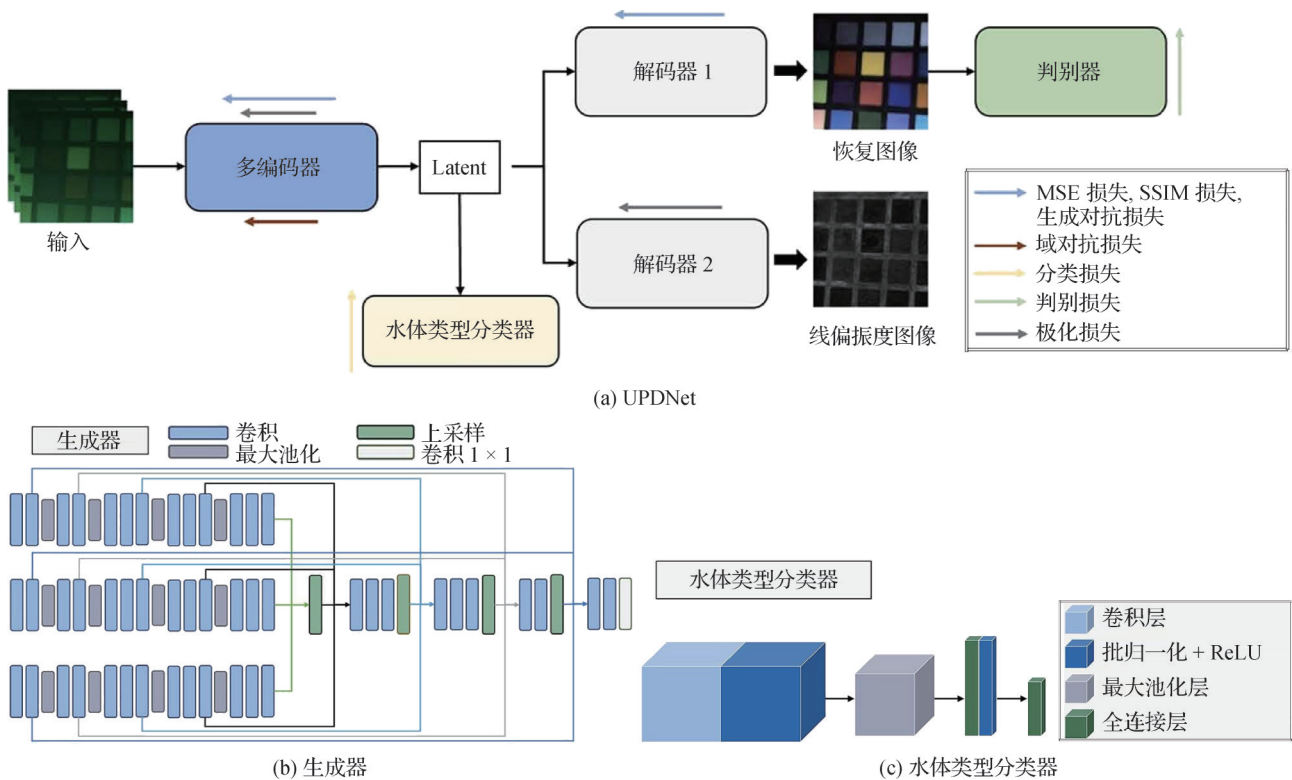


图 18 UPDNet网络结构(Tian等,2025)

Fig. 18 Structure of UPDNet(Tian et al. ,2025)((a)UPDNet;(b)generator;(c)water-type classifier)

掘尽可能多的可用特征信息。生成器与判别器组成对抗网络,约束生成器生成视觉自然度高的图像。生成器与水体类型分类器组成域对抗网络,通过域对抗损失约束生成器提取并保留与水体类型无关的特征信息,以提高模型在不同水体类型中的适应性。该方法提出的双重对抗技术,实现了跨域泛化和视觉保真的同步优化。实验表明,其在未见水体类型中,峰值信噪比达35.14 dB,优于传统的生成对抗学习方法。

Ruan 等人(2025)提出一种联合局部—全局偏振特征的互补网络(local-global polarization complementary network, LGPCNet),这也是一个生成对抗网络。生成器包含局部偏振互补模块(local polarization complement module, LCM)和全局特征平衡模块(global appearance sharing module, GSM),通过 LCM 可融合不同偏振角度图像中局部区域的互补信息,有助于图像颜色和纹理等细节的恢复;通过 GSM 可平衡不同偏振角度图像之间的亮度差异。判别器采用局部—全局双重结构,局部判别器判断随机生成的局部图像块像素分布、对比度等特征是否符合真实图像的局部统计特性,全局判别器判别整图的亮度、色彩等是否符合真实图像的视觉一致性。两个判别器通过不同权重组合,约束生成器生成更加自然真实的图像。实验表明,该方法能够有效适应散射非均匀场景。

数据驱动的方法通过标注数据学习,完成图像恢复,不依赖于物理模型,实现相对简单直接。但在模型泛化能力及物理可解释性、大量高质量数据依赖等方面仍面临挑战。

3 结 语

偏振成像以其独特的优势,已经成为水下图像恢复领域重要的技术分支。本文总结了水下图像处理技术的分类及常用方法,讨论了这些方法的优缺点,并引出基于偏振成像的水下图像恢复技术,具体包括偏振差分方法、物理退化模型方法和深度学习方法,详细介绍了这几类方法的基本原理、研究进展和优势局限等内容。虽然基于偏振成像的水下图像恢复技术取得了许多研究成果,但是仍存在一些需要解决的问题,今后的研究可以围绕以下几个方面展开:

1)水下偏振成像模型的优化和完善。许多成像模型在刻画散射过程时,常假设成像传感器位置距离目标较近,而忽略前向散射光的作用(张培奇, 2022),不仅可能造成图像边缘模糊、信息丢失,还制约了相关方法的工程化应用。有些方法将偏振特性作为空间变量引入成像模型,并将图像分块结合迭代寻优算法求解模型参数。但在块与块之间的衔接处容易出现明显的过渡痕迹,破坏图像的整体连贯性,影响视觉效果。如何对成像模型进行优化和完善,使之能够更精准地刻画水下偏振成像的物理过程,是未来水下偏振图像恢复技术研究的关键方向之一。

2)算法稳定性和通用性提升。不同水域或者同一水域不同时间段的水体成分、悬浮颗粒性质和浓度、温度、盐度、光照条件等可能存在差异,导致水下光的偏振特性发生变化。现有算法难以适应如此复杂多变的环境,在一种水域表现良好的算法和设备,应用于其他水域可能就无法正常工作,如从淡水湖泊到高盐度的海洋,从清澈的水域到污染严重的水域。提升算法的稳定性和通用性,使之能够适应不同场景条件,成为一种“理想”方法,是未来算法发展的重要趋势。

3)算法运行效率提升。许多方法包含逐像素运算、迭代优化求解参数等计算量庞大的操作,计算复杂度高,耗时长,处理单帧图像可能就需要数秒甚至数十秒。在处理动态水下场景时,如目标移动或水流扰动,算法无法及时更新帧间信息,导致恢复图像出现拖影、纹理模糊等缺陷。针对这一问题,可从两方面开展研究:一是简化模型结构、优化算法流程,减少不必要的计算步骤,降低模型的复杂度,实现模型轻量化,提高处理速度;二是充分利用现代硬件的计算能力,如 GPU (graphics processing unit) 或 TPU (tensor processing unit) 等,设计并行加速方法,将运算分解为多个子任务,分配到不同的计算单元同步处理,提升算法的运行效率。

4)算法验证应更加充分。水下环境复杂,对于数据采集硬件要求高,数据采集难度大,多数方法的验证是在实验室条件下进行,利用透明容器+水+浑浊溶剂(牛奶、聚苯乙烯粉末等)模拟水下散射环境。但是散射介质种类单一且较均匀,实验室环境也没有天空光、太阳光等干扰,与真实水下环境有一定差距,对于算法的验证不够充分,可能出现实验室效果

很好、真实环境中效果不佳的情况。针对此问题,研究人员在实验室条件下验证原理可行后,还应在真实环境中验证算法的适应性,为工程应用奠定基础。若真实环境验证代价较大,可将有限的真实数据与后处理技术相结合,生成所需要的验证数据。另外,数据集扩充也是基于偏振成像的水下图像恢复技术需要解决的重点问题之一。当前公开的数据集有限,亟需建立包含不同水质、光照条件和目标类型的多场景偏振成像数据集,为算法优化提供标准化验证基准,推动水下图像恢复领域的可持续发展(Karim等,2023;董金耐等,2022)。

参考文献(References)

- Adeoluwa O O, Schnier K, Swakshar A, Kim S M, Kung P and Gurbuz S Z. 2024. Multipolarization laser image fusion for improved underwater object recognition//Proceedings of SPIE 13049, Laser Radar Technology and Applications XXIX. National Harbor, USA: SPIE: #130490D [DOI: 10.1117/12.3014068]
- Alsakar Y M, Sakr N A, El-Sappagh S, Abuhmed T and Elmogy M. 2025. Underwater image restoration and enhancement: a comprehensive review of recent trends, challenges, and applications. *The Visual Computer*, 41(6): 3735-3783 [DOI: 10.1007/s00371-024-03630-w]
- Boger J K, Tyo J S, Ratliff B M, Fetrow M P, Black W T and Kumar R. 2015. Modeling precision and accuracy of a LWIR microgrid array imaging polarimeter//Proceedings of SPIE 5888, Polarization Science and Remote Sensing II. San Diego, USA: SPIE: #58880U [DOI: 10.1117/12.613658]
- Chen L and Ding D D. 2022. Joint multi-residual learning for underwater image enhancement. *Journal of Image and Graphics*, 27(5): 1577-1588 (陈龙, 丁丹丹. 2022. 多残差联合学习的水下图像增强. *中国图象图形学报*, 27(5): 1577-1588) [DOI: 10.11834/jig.210041]
- Chen S X, Chen E K, Ye T and Xue C H. 2022. Robust back-scattered light estimation for underwater image enhancement with polarization. *Displays*, 75: #102296 [DOI: 10.1016/j.displa.2022.102296]
- Chen X F and Ruan C. 2023. Underwater polarization image restoration method using optimal multi-parameters reconstruction. *Acta Armamentarii*, 44(7): 2122-2131 (陈雄峰, 阮驰. 2023. 多参数最优重构水下偏振成像复原方法. *兵工学报*, 44(7): 2122-2131) [DOI: 10.12382/bgxb.2022.0343]
- Chen Y, Luo Y H and Li J. 2024. Research on application of underwater object detection based on multimodal perception. *Digital Ocean and Underwater Warfare*, 7(3): 334-341 (陈悦, 罗逸豪, 李锦. 2024. 基于多模态感知的水下目标检测应用构想. *数字海洋与水下攻防*, 7(3): 334-341) [DOI: 10.19838/j.issn.2096-5753.2024.03.012]
- Chen Y H, Li Y F, Wang Y L, Mi Z T, Wang Y J and Fu X P. 2023. Robust polarization-based underwater image enhancement method using anchor brightness adaptation. *Optics and Lasers in Engineering*, 169: #107737 [DOI: 10.1016/j.optlaseng.2023.107737]
- Chen Z Y, Wang X, Ma B and Jin W Q. 2014. Low light level polarization imaging system design and experiment. *Acta Photonica Sinica*, 43(4): #0411003 (陈振跃, 王霞, 马斌, 金伟其. 2014. 微光偏振成像系统设计及实验. *光子学报*, 43(4): #0411003 [DOI: 10.3788/gzxb20144304.0411003]
- Cheng H Y, Chu J K, Chen Y T, Liu J Y and Gong W Z. 2022. Polarization-based underwater image enhancement using the neural network of Mueller matrix images. *Journal of Modern Optics*, 69(5): 264-271 [DOI: 10.1080/09500340.2021.2024902]
- Deng J X, Zhu J P, Li H X, Zhang X Z, Guo F Q and Hou X. 2023. Real-time underwater polarization imaging without relying on background. *Optics and Lasers in Engineering*, 169: #107721 [DOI: 10.1016/j.optlaseng.2023.107721]
- Ding X Y, Wang Y F and Fu X P. 2022. Multi-polarization fusion generative adversarial networks for clear underwater imaging. *Optics and Lasers in Engineering*, 152: #106971 [DOI: 10.1016/j.optlaseng.2022.106971]
- Dong J N, Yang M, Xie Z R and Cai L P. 2022. Overview of underwater image object detection data set and detection algorithms. *Journal of Ocean Technology*, 41(5): 60-72 (董金耐, 杨森, 谢卓冉, 蔡立鹏. 2022. 水下图像目标检测数据集及检测算法综述. *海洋技术学报*, 41(5): 60-72) [DOI: 10.3969/j.issn.1003-2029.2022.05.007]
- Emberton S, Chittka L and Cavallaro A. 2018. Underwater image and video dehazing with pure haze region segmentation. *Computer Vision and Image Understanding*, 168: 145-156 [DOI: 10.1016/j.cviu.2017.08.003]
- Fan Z, Wang J, Yang K, Wei Y, Cai G C, Liu F, et al. 2023. Underwater polarization descattering imaging method based on adaptive background light extraction. *Electro-Optic Technology Application*, 38(5): 42-49 (樊昭, 王姬, 杨奎, 卫毅, 蔡国成, 刘飞, 等. 2023. 基于自适应背景光提取的水下偏振去散射成像方法. *光电技术应用*, 38(5): 42-49) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-1255.2023.05.008]
- Fang M, Cai Y X and Zhang J R. 2024. Image recovery method for underwater targets with complex polarization characteristics. *Optics Express*, 32(11): 19801-19813 [DOI: 10.1364/OE.523180]
- Fu X P, Liang Z, Ding X Y, Yu X Y and Wang Y F. 2020. Image descattering and absorption compensation in underwater polarimetric imaging. *Optics and Lasers in Engineering*, 132: #106115 [DOI: 10.1016/j.optlaseng.2020.106115]
- Gao C D, Zhao M L, Cao F Y, Wang Z Y, Lu D H, Hu Y Y, et al. 2023. Underwater polarization de-scattering imaging based on orthogonal polarization decomposition with low-pass filtering. *Optics*

- and Lasers in Engineering, 170: #107796 [DOI: 10.1016/j.optlas-eng.2023.107796]
- Gong W Z, Chu J K, Cheng H Y and Zhang R. 2023. Underwater polarization image fusion based on unsupervised learning and attention mechanisms. *Optics and Precision Engineering*, 31(21): 3212-3220 (巩文哲, 褚金奎, 成昊远, 张然. 2023. 基于无监督学习和注意力机制的水下偏振图像融合. *光学精密工程*, 31(21): 3212-3220) [DOI: 10.37188/OPE.20233121.3212]
- Guan J G, Zhu J P, Tian H and Hou X. 2015. Real-time polarization difference underwater imaging based on Stokes vector. *Acta Physica Sinica*, 64(22): #224203 (管今哥, 朱京平, 田恒, 侯洵. 2015. 基于 Stokes 矢量的实时偏振差分水下成像研究. *物理学报*, 64(22): #224203 [DOI: 10.7498/aps.64.224203]
- Guo J C, Li C Y, Zhang Y and Gu X Y. 2017. Quality assessment method for underwater images. *Journal of Image and Graphics*, 22(1): 1-8. (郭继昌, 李重仪, 张艳, 顾翔元. 2017. 面向水下图像的质量评价方法. *中国图象图形学报*, 22(1): 1-8) [DOI: 10.11834/jig.20170101]
- Guo Q W, Xue L L, Tang R C and Guo L R. 2017. Underwater image enhancement based on the dark channel prior and attenuation compensation. *Journal of Ocean University of China*, 16(5): 757-765 [DOI: 10.1007/s11802-017-3242-7]
- Han P L, Liu F, Wei Y and Shao X P. 2020. Optical correlation assists to enhance underwater polarization imaging performance. *Optics and Lasers in Engineering*, 134: #106256 [DOI: 10.1016/j.optlas-eng.2020.106256]
- Hou G J, Li J M, Wang G D, Yang H and Huang B X and Pan Z K. 2020. A novel dark channel prior guided variational framework for underwater image restoration. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 66: #102732 [DOI: 10.1016/j.jvcir.2019.102732]
- Hou G J, Pan Z K, Wang G D, Yang H, Duan J M. 2019. An efficient nonlocal variational method with application to underwater image restoration. *Neurocomputing*, 369: 106-121 [DOI: 10.1016/j.neucom.2019.08.041]
- Hu H F, Huang Y Z, Li X B, Jiang L B, Che L, Liu T G, et al. 2022. UCRNet: underwater color image restoration via a polarization-guided convolutional neural network. *Frontiers in Marine Science*, 9: #1031549 [DOI: 10.3389/fmars.2022.1031549]
- Hu H F, Li T C and Shen L H. 2024. Simulation method of polarization imaging in the scattering medium and its applications. *Journal of Shaanxi Normal University (Natural Science Edition)*, 52(6): 1-11 (胡浩丰, 李天赐, 申凌皓. 2024. 散射介质中偏振图像模拟方法及应用. *陕西师范大学学报(自然科学版)*, 52(6): 1-11) [DOI: 10.15983/j.cnki.jsnu.2024327]
- Hu H F, Zhang Y B, Li X B, Lin Y, Cheng Z Z and Liu T G. 2020. Polarimetric underwater image recovery via deep learning. *Optics and Lasers in Engineering*, 133: #106152 [DOI: 10.1016/j.optlas-eng.2020.106152]
- Hu H F, Zhao L, Huang B J, Li X B, Wang H and Liu T G. 2017. Enhancing visibility of polarimetric underwater image by transmittance correction. *IEEE Photonics Journal*, 9(3): #6802310 [DOI: 10.1109/JPHOT.2017.2698000]
- Hu H F, Zhao L, Li X B, Wang H, Yang J Y, Li K, et al. 2018. Polarimetric image recovery in turbid media employing circularly polarized light. *Optics Express*, 26(19): 25047-25059 [DOI: 10.1364/OE.26.025047]
- Karim S, Tong G, Li J Y, Qadir A, Farooq U and Yu Y T. 2023. Current advances and future perspectives of image fusion: a comprehensive review. *Information Fusion*, 90: 185-217 [DOI: 10.1016/j.inffus.2022.09.019]
- Kong B, Qian J, Song P H, Yang J and Hussain A. 2024. Underwater image clarifying based on human visual colour constancy using double-opponency. *CAAI Transactions on Intelligence Technology*, 9(3): 632-648 [DOI: 10.1049/cit2.12260]
- Li C Y, Anwar S and Porikli F. 2020a. Underwater scene prior inspired deep underwater image and video enhancement. *Pattern Recognition*, 98: #107038 [DOI: 10.1016/j.patcog.2019.107038]
- Li R H, Cao H T, Fan Y Y, Cai C Y, Zhang S H, Xue H P, et al. 2024a. Multi-Indicator reconstruction for underwater polarized image dehazing method. *Optics and Lasers in Engineering*, 181: #108333 [DOI: 10.1016/j.optlaseng.2024.108333]
- Li S. 2020. Study on Calibration of Split-amplitude Full Polarization Imaging Detection System. Dalian: Dalian University of Technology (李松. 2020. 分振幅式全偏振成像探测系统的标定研究. 大连: 大连理工大学) [DOI: 10.26991/d.cnki.gdllu.2020.001286]
- Li S T, Sun X D, Zhang H Q, Xu F Q and Fu X P. 2021. Underwater hyperspectral detection method based on optimal neighborhood reconstruction index factor. *Computer Measurement and Control*, 29(10): 38-44, 49 (李斯特, 孙旭东, 张红旗, 徐凤强, 付先平. 2021. 基于最佳邻域重构指数的水下高光谱目标检测. *计算机测量与控制*, 29(10): 38-44, 49) [DOI: 10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2021.10.007]
- Li X B, Li H Y, Lin Y, Guo J H, Yang J Y, Yue H J, et al. 2020b. Learning-based denoising for polarimetric images. *Optics Express*, 28(11): 16309-16321 [DOI: 10.1364/OE.391017]
- Li X B, Yan L, Qi P F, Zhang L P, Goudail F, Liu T G, et al. 2023a. Polarimetric imaging via deep learning: a review. *Remote Sensing*, 15(6): #1540 [DOI: 10.3390/rs15061540]
- Li X L. 2024. Water-related vision. *Acta Electronica Sinica*, 52(4): 1041-1082 (李学龙. 2024. 涉水视觉. *电子学报*, 52(4): 1041-1082) [DOI: 10.12263/DZXB.20230698]
- Li Y F, Chen Y H, Zhang J Q, Li Y D and Fu X P. 2025a. an underwater image restoration method with polarization imaging optimization model for poor visible conditions. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 35(5): 3924-3939 [DOI: 10.1109/TCSVT.2024.3512600]
- Li Y F, Ruan R, Mi Z T, Shen X, Gao T Z and Fu X P. 2023b. An

- underwater image restoration based on global polarization effects of underwater scene. *Optics and Lasers in Engineering*, 165: #107550 [DOI: 10.1016/j.optlaseng.2023.107550]
- Li Y F, Sun X D, Zhang J Q, Chen Y H, Li Y D and Fu X P. 2025b. Underwater polarization de-scattering method with dynamic contrast constraint and adaptive genetic algorithm. *Optics and Laser Technology*, 183: #112375 [DOI: 10.1016/j.optlastec.2024.112375]
- Li Y F, Zhang J Q, Chen Y H, Li Y D, Tang H M and Fu X P. 2024b. Underwater image restoration via spatially adaptive polarization imaging and color correction. *Knowledge-Based Systems*, 305: #112651 [DOI: 10.1016/j.knosys.2024.112651]
- Li Z Y, Zhai A P, Ji Y Z, Li G H, Wang D, Wang W Y, et al. 2023. Research, application and progress of optical polarization imaging technology. *Infrared and Laser Engineering*, 52(9): #20220808 (李智渊, 翟爱平, 冀莹泽, 李国辉, 王东, 王文艳, 等. 2023. 光学偏振成像技术的研究、应用与进展. *红外与激光工程*, 52(9): #20220808 [DOI: 10.3788/IRLA20220808])
- Lin M X, Dai C G, Dong X, Zhang D and Guan Z G. 2020. Survey of underwater image processing technology. *Measurement and Control Technology*, 39(8): 7-20 (林明星, 代成刚, 董雪, 张东, 管志光. 2020. 水下图像处理技术研究综述. *测控技术*, 39(8): 7-20 [DOI: 10.19708/j.ckjs.2020.03.211])
- Liu F, Sun S J, Han P L, Yang K and Shao X P. 2021. Development of underwater polarization imaging technology. *Laser and Optoelectronics Progress*, 58(6): #0600001 (刘飞, 孙少杰, 韩平丽, 杨奎, 邵晓鹏. 2021. 水下偏振成像技术研究及进展. *激光与光电子学进展*, 58(6): #0600001 [DOI: 10.3788/LOP202158.0600001])
- Liu J Y, Li S T, Dian R W and Song Z. 2024. DT-F transformer: dual transpose fusion transformer for polarization image fusion. *Information Fusion*, 106: #102274 [DOI: 10.1016/j.inffus.2024.102274]
- Liu S, Chen P, Lan J Y, Li J R, Shen Z X and Wang Z S. 2025. Underwater image restoration via multiscale optical attenuation compensation and adaptive dark channel dehazing. *Computers and Electrical Engineering*, 123: #110228 [DOI: 10.1016/j.compeleceng.2025.110228]
- Lu D H, Zhu C B, Hu Y Y, Dai J, Cao F Y, Ge A L, et al. 2025. A two-layer multi-indicator framework for underwater image restoration with constrained target polarization degree. *Optics Communications*, 584: #131848 [DOI: 10.1016/j.optcom.2025.131848]
- Lu H M, Li Y J, Zhang Y D, Chen M, Serikawa S and Kim H. 2017. Underwater optical image processing: a comprehensive review. *Mobile Networks and Applications*, 22(6): 1204-1211 [DOI: 10.1007/s11036-017-0863-4]
- Ma Y Z, Wang S Y, Lei T, Li B H and Li F M. 2023. Superresolution reconstruction of infrared polarization microscan images in focal plane. *Optics and Precision Engineering*, 31(16): 2418-2429 (马一哲, 王世勇, 雷腾, 李博翰, 李范鸣. 2023. 分焦平面红外偏振微扫描图像超分辨重建. *光学精密工程*, 31(16): 2418-2429 [DOI: 10.37188/OPE.20233116.2418])
- McGlamery B L. 1980. A computer model for underwater camera systems//Proceedings of SPIE 0208, Ocean Optics VI. Monterey, USA: SPIE: 221-231 [DOI: 10.1117/12.958279]
- Muniraj M and Dhandapani V. 2022. Underwater image enhancement by color correction and color constancy via Retinex for detail preserving. *Computers and Electrical Engineering*, 100: #107909 [DOI: 10.1016/j.compeleceng.2022.107909]
- Narla V L, Suresh G, Rao C S, Awadh M L and Hasan N. 2024. A multimodal approach with firefly based CLAHE and multiscale fusion for enhancing underwater images. *Scientific Reports*, 14(1): #27588 [DOI: 10.1038/s41598-024-76468-w]
- Nordin G P, Meier J T, Deguzman P C and Jones M W. 1999. Diffractive optical element for Stokes vector measurement with a focal plane array//Proceedings of SPIE 3754, Polarization: Measurement, Analysis, and Remote Sensing II. Denver, USA: SPIE: 169-177 [DOI: 10.1117/12.366355]
- Pang H J. 2024. Research on Multi-criteria Band Selection Method for Underwater Hyperspectral Image. Dalian: Dalian Maritime University (庞惠娟. 2024. 水下高光谱图像多准则波段选择方法研究. 大连: 大连海事大学) [DOI: 10.26989/d.cnki.gdllhu.2024.000901]
- Peng E Z, Liu C Y and Zhao H M. 2025. Restoration of turbid underwater images of cobalt crusts using combined homomorphic filtering and a polarization imaging system. *Sensors*, 25(4): #1088 [DOI: 10.3390/s25041088]
- Ruan R, Zhang W D and Liang Z. 2025. Underwater image restoration using joint local-global polarization complementary network. *Image and Vision Computing*, 159: #105546 [DOI: 10.1016/j.imavis.2025.105546]
- Schechner Y Y and Karpel N. 2004. Clear underwater vision//Proceedings of 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004. Washington, USA: IEEE: 1 [DOI: 10.1109/CVPR.2004.1315078]
- Schechner Y Y and Karpel N. 2005. Recovery of underwater visibility and structure by polarization analysis. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 30(3): 570-587 [DOI: 10.1109/JOE.2005.850871]
- Schechner Y Y, Narasimhan S G and Nayar S K. 2003. Polarization-based vision through haze. *Applied Optics*, 42(3): 511-525 [DOI: 10.1364/AO.42.000511]
- Shen L H, Reda M, Zhang X, Zhao Y Q and Kong S G. 2024a. Polarization-driven solution for mitigating scattering and uneven illumination in underwater imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: #4202615 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3358828]
- Shen L H, Xia H S, Zhang X, Zhao Y Q, Li N, Kong S G, et al. 2024b. U²PNet: an unsupervised underwater image-restoration network using polarization. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 54(9):

- 5164-5177 [DOI: 10.1109/TCYB.2024.3365693]
- Shpilman B and Abookasis D. 2020. Experimental results of imaging objects in turbid liquid integrating multiview circularly polarized speckle images and deconvolution method. *Optics and Laser Technology*, 121: #105774 [DOI: 10.1016/j.optlastec.2019.105774]
- Sun X D. 2024. Research on Underwater Multispectral Fusion Imaging Method Based on Band Selection. Dalian: Dalian Maritime University (孙旭东. 2024. 基于波段选择的水下多光谱融合成像方法研究. 大连: 大连海事大学) [DOI: 10.26989/d.cnki.gdlhu.2024.000128]
- Tian F, Xue J M, Shi Z D, Luo H L, Cai W Y and Tao W. 2025. Polarimetric image recovery method with domain-adversarial learning for underwater imaging. *Scientific Reports*, 15(1): #3922 [DOI: 10.1038/s41598-025-86529-3]
- Tyo J S, Goldstein D L, Chenault D B and Shaw J A. 2006. Review of passive imaging polarimetry for remote sensing applications. *Applied Optics*, 45(22): 5453-5469 [DOI: 10.1364/AO.45.005453]
- Vijayalakshmi M and Sasithradevi A. 2024. A comprehensive review on deep learning architecture for pre-processing of underwater images. *SN Computer Science*, 5(5): #472 [DOI: 10.1007/s42979-024-02847-9]
- Wang C, Wu Z Y, Han Z X, Wang J G, Hu H F and Li X B. 2024a. Rethinking of underwater image restoration based on circularly polarized light. *Photonics*, 11(8): #773 [DOI: 10.3390/photonics11080773]
- Wang G C, Gao J, Xiang Y F, Li Y H, Chew K H and Chen R P. 2024b. Deep learning-driven underwater polarimetric target detection based on the dispersion of polarization characteristics. *Optics and Laser Technology*, 174: #110549 [DOI: 10.1016/j.optlastec.2024.110549]
- Wang H Y, Chen X N, Du S H, Xu B J and Zheng F J. 2022. Underwater polarimetric image processing method based on non-uniform circularly polarized light illumination. *Semiconductor Optoelectronics*, 43(2): 383-388 (王昊月, 陈向宁, 杜姝函, 徐碧洁, 郑逢杰. 2022. 基于非均匀圆偏振光照射的水下偏振图像处理方法. 半导体光电, 43(2): 383-388) [DOI: 10.16818/j.issn1001-5868.2021090702]
- Wang H Y, Hu H F, Jiang J F, Li X B, Zhang W H, Cheng Z Z, et al. 2021. Automatic underwater polarization imaging without background region or any prior. *Optics Express*, 29(20): 31283-31295 [DOI: 10.1364/OE.434398]
- Wang J J, Wan M J, Gu G H, Qian W X, Ren K, Huang Q Y, et al. 2022. Periodic integration-based polarization differential imaging for underwater image restoration. *Optics and Lasers in Engineering*, 149: #106785 [DOI: 10.1016/j.optlaseng.2021.106785]
- Wang K Y, Huang S R and Li Y S. 2022. An optical reconstruction based underwater image analysis. *Journal of Image and Graphics*, 27(5): 1337-1358 (王柯俨, 黄诗芮, 李云松. 2022. 水下光学图像重建方法研究进展. 中国图象图形学报, 27(5): 1337-1358) [DOI: 10.11834/jig.210819]
- Wang M J, Zhang K K, Wei H A, Chen W L and Zhao T S. 2024c. Underwater image quality optimization: researches, challenges, and future trends. *Image and Vision Computing*, 146: #104995 [DOI: 10.1016/j.imavis.2024.104995]
- Wei G Y Z, Chen S Y, Liu Y T and Li X. 2021. Survey of underwater image enhancement and restoration algorithms. *Application Research of Computers*, 38(9): 2561-2569, 2589 (魏郭依哲, 陈思遥, 刘玉涛, 李秀. 2021. 水下图像增强和修复算法综述. 计算机应用研究, 38(9): 2561-2569, 2589) [DOI: 10.19734/j.issn.1001-3695.2020.11.0545]
- Wei Y, Han P L, Liu F, Liu J P and Shao X P. 2021. Polarization des-cattering imaging: a solution for nonuniform polarization characteristics of a target surface. *Chinese Optics Letters*, 19(11): #111101 [DOI: 10.3788/COL202119.111101]
- Wen H C, Tian Y H, Huang T J and Gao W. 2013. Single underwater image enhancement with a new optical model//Proceedings of 2013 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). Beijing, China: IEEE: 753-756 [DOI: 10.1109/ISCAS.2013.6571956]
- Wong G, McMaster C, Struthers R, Gorman A, Sinclair P, Lamb R, et al. 2012. A novel snapshot polarimetric imager//Proceedings of SPIE 8541 Electro-Optical and Infrared Systems: Technology and Applications IX. Edinburgh, United Kingdom: SPIE: #85410G [DOI: 10.1117/12.974824]
- Wu R Y, Zhao Y Q, Li N and Kong S G. 2021. Real-time division-of-focal-plane polarization imaging system with progressive networks [EB/OL]. [2025-08-18]. <https://arxiv.org/pdf/2110.13823.pdf>
- Xiang Y F, Yang X, Ren Q M, Wang G C, Gao J, Chew K H, et al. 2022. Underwater polarization imaging recovery based on polarimetric residual dense network. *IEEE Photonics Journal*, 14(6): #7860206 [DOI: 10.1109/JPHOT.2022.3221726]
- Xie J, Di J L and Qin Y W. 2022. Application of deep learning in underwater imaging (Invited). *Acta Photonica Sinica*, 51(11): #1101001 (谢俊, 邸江磊, 秦玉文. 2022. 深度学习在水下成像技术中的应用 (特邀). 光子学报, 51(11): #1101001) [DOI: 10.3788/gzxb20225111.1101001]
- Xu H P and Wang M. 2024. Depth color correlation-guided dark channel prior for underwater image enhancement. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 15(4): 1591-1604 [DOI: 10.1007/s13042-023-01984-6]
- Xu L and Li Y H. 2024. Research on underwater imaging technology based on polarization difference. *Journal of Optics*, 53(4): 3155-3162 [DOI: 10.1007/s12596-023-01505-2]
- Yang L M, Liang J, Zhang W F, Ju H J, Ren L Y and Shao X P. 2019. Underwater polarimetric imaging for visibility enhancement utilizing active unpolarized illumination. *Optics Communications*, 438: 96-101 [DOI: 10.1016/j.optcom.2018.12.022]

- Yu T, Wang X L, Xi S X, Mu Q Q and Zhu Z Q. 2023. Underwater polarization imaging for visibility enhancement of moving targets in turbid environments. *Optics Express*, 31(1): 459-468 [DOI: 10.1364/OE.477243]
- Zhang J R, Cai Y X and Fang M. 2025. Polarization imaging descattering based on dark channel prior background light estimation. *IEEE Photonics Journal*, 17(1): #6500109 [DOI: 10.1109/JPHOT.2024.3523328]
- Zhang P Q. 2022. Research on Detection Method of Underwater Moving Target Based on Polarized Optical Flow. Dalian: Dalian University of Technology (张培奇. 2022. 基于偏振光流的水下运动目标检测方法研究. 大连: 大连理工大学) [DOI: 10.26991/d.cnki.gdllu.2022.000909]
- Zhang R, Gui X Y, Cheng H Y and Chu J K. 2021. Underwater image recovery utilizing polarimetric imaging based on neural networks. *Applied Optics*, 60(27): 8419-8425 [DOI: 10.1364/AO.431299]
- Zhang W F, Liang J, Ren L Y, Ju H J, Qu E S, Bai Z F, et al. 2017. Real-time image haze removal using an aperture-division polarimetric camera. *Applied Optics*, 56(4): 942-947 [DOI: 10.1364/AO.56.000942]
- Zhang W H, Li X B, Zhang Y N, Huang Y Z, Yang Y G, Xu D G, et al. 2023. Development and application of time-sharing polarization imaging detection system (Invited). *Electro-Optic Technology Application*, 38(5): 30-36, 78 (张卫红, 李校博, 张永宁, 黄一钊, 杨依光, 徐德刚, 等. 2023. 分时型偏振成像探测系统开发与应用(特邀). *光电技术应用*, 38(5): 30-36, 78) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-1255.2023.05.006]
- Zhao X W, Jin T and Qu S. 2015. Deriving inherent optical properties from background color and underwater image enhancement. *Ocean Engineering*, 94: 163-172 [DOI: 10.1016/j.oceaneng.2014.11.036]
- Zhao Y Q, Qiao X B, Li N and Pan Q. 2024. Polarization vision. *SCIENTIA SINICA Informationis*, 54(7): 1620-1645 (赵永强, 乔新博, 李宁, 潘泉. 2024. 偏振视觉. *中国科学: 信息科学*), 54(7): 1620-1645 [DOI: 10.1360/SSI-2023-0160]
- Zhou J C, Yang T Y, Chu W S and Zhang W S. 2022. Underwater image restoration via backscatter pixel prior and color compensation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 111: #104785 [DOI: 10.1016/j.engappai.2022.104785]
- Zhou L, Liu Q M, Jin K J, Zhao W Y and Zhang W D. 2025. Research progress of underwater image restoration and enhancement. *Journal of Image and Graphics*, 30(1): 51-65 (周玲, 刘庆敏, 金凯杰, 赵文义, 张卫东. 2025. 水下图像复原和增强方法研究进展. *中国图象图形学报*, 30(1): 51-65) [DOI: 10.11834/jig.240050]
- Zhou M, Li B, Wang J and Fu K L. 2023. A lightweight object detection framework for underwater imagery with joint image restoration and color transformation. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 35(9): #101749 [DOI: 10.1016/j.jksuci.2023.101749]
- Zhu J P, Deng J X, Li H X, Guo F Q and Hou X. 2022. Development and prospects of polarization differential imaging in turbid media (Invited). *Electro-Optic Technology Application*, 37(5): 1-9, 43 (朱京平, 邓金鑫, 李浩翔, 郭奉奇, 侯洵. 2022. 浑浊介质中偏振差分成像技术发展及展望(特邀). *光电技术应用*, 37(5): 1-9, 43) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-1255.2022.05.002]
- Zhu Y M, Zeng T J, Liu K W, Ren Z B and Lam E Y. 2021. Full scene underwater imaging with polarization and an untrained network. *Optics Express*, 29(25): 41865-41881 [DOI: 10.1364/OE.444755]
- Zhu Y Q, Wang X and Zhu Z Q. 2025. Underwater polarization descattering imaging independent of target-free region. *Acta Physica Sinica*, 74(4): #044201 (朱叶青, 王星, 朱竹青. 2025. 基于无免靶区域的水下偏振去散射成像. *物理学报*, 74(4): #044201) [DOI: 10.7498/aps.74.20241582]

作者简介

郭威,男,工程师,主要研究方向为计算机视觉。

E-mail: 15172542030@163.com

崔小鹏,通信作者,男,副研究员,主要研究方向为智能感知与图像识别。E-mail: hhxxsp2026@163.com

华夏,男,助理研究员,主要研究方向为水下目标检测。

E-mail: huaxia120888@163.com

李德南,男,工程师,主要研究方向为退化图像增强与恢复。

E-mail: 15907148032@139.com

邓璐,男,工程师,主要研究方向为机械设备状态检测。

E-mail: dl23@nue.edu.cn