

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2025.06.015

浑浊水体环境中混凝土结构偏振图像复原方法

吕宗桀¹, 李俊杰¹, 张学武²

(1. 河海大学水利水电学院, 江苏 南京 210098; 2. 河海大学信息科学与工程学院, 江苏 常州 213022)

摘要: 为提高浑浊水体环境中的水下图像质量, 基于室内水下成像试验, 提出了一种适用于浑浊水体环境中混凝土结构偏振图像复原方法: 通过分析混凝土结构信息光与后向散射光之间的偏振特性差异, 结合 Stokes 矢量获取水下图像的偏振图像, 再利用限制对比度自适应直方图均衡化方法提升图像对比度, 最终结合水下偏振成像模型实现图像复原。与 10 种图像处理方法的对比试验结果表明, 在高浑浊度泥沙水体环境中, 提出的方法对平均梯度、熵增强度量、水下彩色图像质量评估和 underwater 图像质量度量 4 个评价指标的提升幅度分别达到 252%、561%、241%、93%, 能够获取高对比度且细节清晰的水下混凝土结构表观缺陷图像, 可用于混凝土结构水下表观缺陷图像的复原。

关键词: 表观缺陷检测; 水下偏振成像; 图像处理; 浑浊水体; 混凝土结构

中图分类号: TV36 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1980(2025)06-0124-08

Research on polarization image restoration method for concrete structures in turbid water environment

LYU Zongjie¹, LI Junjie¹, ZHANG Xuewu²

(1. College of Water Conservancy & Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China;
2. College of Information Science and Engineering, Hohai University, Changzhou 213022, China)

Abstract: In order to enhance underwater image quality in turbid water environments, a polarization image restoration method for concrete structures in turbid water was proposed based on laboratory underwater imaging experiments. The polarization characteristic difference between the concrete's structural information light and backscattered light was analyzed, and the Stokes vector was used to obtain the polarization parameter image of the underwater image. The contrast-limiting adaptive histogram equalization method was then employed to enhance image contrast. Finally, the underwater polarization imaging model was utilized to achieve image restoration. Comparative experiments against ten image processing methods demonstrate that in highly turbid sediment-laden water environments, the proposed method achieves improvement rates of 252%, 561%, 241%, and 93% for the four evaluation metrics: average gradient, entropy enhancement, underwater color image quality assessment, and underwater image quality measurement, respectively. This enables the acquisition of underwater images of apparent defects in concrete structures with high contrast and clear details, making it suitable for restoring underwater images of apparent defects in concrete structures.

Key words: apparent defect detection; underwater polarization imaging; image processing; turbid water; concrete structure

混凝土作为大坝的主要构筑材料, 长期承受着动水压力、静水压力和温度荷载等多种荷载的共同作用, 容易出现裂缝、渗漏、孔洞、剥落等缺陷^[1], 及时查明水下混凝土结构的缺陷, 对于保障大坝的安全运行至关重要^[2]。近年来, 水下机器人因能同时搭载多种设备并获取光学和声学图像, 已成为水下检测的主流设备^[3]。高分辨率的光学图像可直观表征成像目标的信息, 然而光学图像的质量受成像介质的影响较大。空气对光的吸收和散射作用较弱, 在空气中光线可近似看作直线传播, 从而能够形成高质量的图像, 而浑浊水体对光有着较强的吸收和散射作用, 光线在水体中传播需经历多次散射, 光学图像呈现出对比度低、光照不均匀、细节模糊等特征, 难以形成高质量的水下图像。提升浑浊水下图像的质量并恢复图像中的目标信息,

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFB4703401)

作者简介: 吕宗桀(1996—), 男, 博士研究生, 主要从事水工建筑物水下缺陷检测研究。E-mail: 200202020012@hhu.edu.cn

引用本文: 吕宗桀, 李俊杰, 张学武. 浑浊水体环境中混凝土结构偏振图像复原方法[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2025, 53(6): 124-131.

LYU Zongjie, LI Junjie, ZHANG Xuewu. Research on polarization image restoration method for concrete structures in turbid water environment[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2025, 53(6): 124-131.

是实现混凝土结构水下缺陷检测的关键。黄渊博等^[4]进行了水下大坝裂缝图像拼接研究,指出浑浊水下大坝裂缝图像的特征匹配点数量较少,会导致裂缝特征匹配精度下降甚至失效。为恢复浑浊水下图像的信息,近年来国内外众多研究者开展了水下图像处理的相关研究。水下图像处理方法包括基于非物理模型的图像增强方法、基于物理模型的图像复原方法和基于深度学习的方法^[5-7]。Huang 等^[8]研究了水下图像质量与缺陷检测模型性能之间的关系,利用多种图像处理方法对水下图像进行处理,包括非物理模型的限制对比度自适应直方图均衡化(contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE)方法^[9]、特征融合方法^[10],基于物理模型的暗通道先验方法^[11]、水下光线衰减先验方法^[12]和基于深度学习的概率网络增强方法^[13]和双对抗学习网络增强方法^[14],研究结果表明,大部分图像处理方法能够提高模型精度,且基于深度学习的方法展现出更强的性能。但基于深度学习的方法处理效果依赖于图像样本的数量和多样性,而真实的水下缺陷图像难以获取,使得基于深度学习的方法难以适用于复杂多变的水下缺陷图像。

非物理模型方法具有适应性广泛以及计算效率高的特点,如李炼等^[15]基于水下成像数学模型,结合红色暗通道先验理论获取透射率图像,并采用 CLAHE 提升图像对比度。CLAHE 通过对局部对比度的增强幅度进行限制,避免了图像因过度增强而导致的噪声放大问题。物理模型方法则具有解释性强的特点,如马金祥等^[16]将非物理模型的导向滤波法与物理模型的暗通道先验方法相结合,提出了大坝水下裂缝图像自适应增强算法,提高了大坝水下裂缝图像的质量。通过分析浑浊水下图像像素的特征,发现暗通道先验理论中某个通道的部分像素值接近于零这一假设不成立,这就导致暗通道先验理论无法实现浑浊水下图像的复原。偏振是光的一种固有属性,光的偏振信息受水中散射颗粒的影响程度远远小于光的强度信息,因此可以利用光的偏振特性来实现浑浊水体中目标的清晰成像。

Schechner 等^[17]于 2005 年提出了水下偏振成像方法,他们通过调节光学相机前偏振片的角度获取同一目标场景下的多幅图像,利用图像之间存在的轻微光学差异恢复真实水下图像的信息。Stokes 矢量可用于表征目标信息光和后向散射光的偏振状态,管今哥等^[18]将 Stokes 矢量与偏振差分成像模型相结合,通过计算光的 Stokes 矢量来求取偏振度、偏振角等信息,实现了偏振差分成像,避免了因机械旋转偏振片而带来的成像性能下降。邹杰等^[19]指出水下大坝等结构物表面容易出现与缺陷颜色特征相似的干扰物,引入偏振信息开展水下裂缝图像分割研究,能够减少干扰物对分割效果的不利影响。

高浓度的散射颗粒会导致大量的后向散射光被探测器接收,使得混凝土结构的信息光被遮蔽。在这种情况下,单独使用某一种图像处理方法难以实现高浑浊度水下图像质量的提升^[17]。因此,本文在分析混凝土结构信息光与浑浊水体环境后向散射光偏振特性差异的基础上,提出一种适用于混凝土结构的水下偏振图像复原方法:通过 Stokes 矢量求得信息光和背景光的偏振信息,利用水下偏振成像模型将后向散射光从浑浊水下图像中分离出来,并结合 CLAHE 方法来处理图像失真问题,从而提高浑浊水体环境中混凝土结构缺陷图像的质量。

1 算法原理

1.1 水下偏振成像模型

自然光在水中会发生衰减,这使得水下图像呈现出蓝绿色调。Jaffe-McGlamery (JM) 模型将成像系统接收的光源信息看作是直接传输光、前向散射光和后向散射光的线性组合^[20]。图 1 为自然光照条件下的 JM 水下成像模型。简化后的 JM 水下成像模型表达式为

$$I = I_D + I_B = I_J t_A + I_{B\infty} (1 - t_A) \tag{1}$$

式中: I 、 I_D 、 I_B 分别为水下偏振相机直接获取的图像光强及图像光强的直接分量和后向散射分量; I_J 为复原后的理想图像的光强; t_A 为水体透射率; $I_{B\infty}$ 为无穷远处后向散射光的光强。

光在水下传输时,水分子及散射粒子会对其产生散射作用,从而导致光的偏振特性发生改变。水下偏振

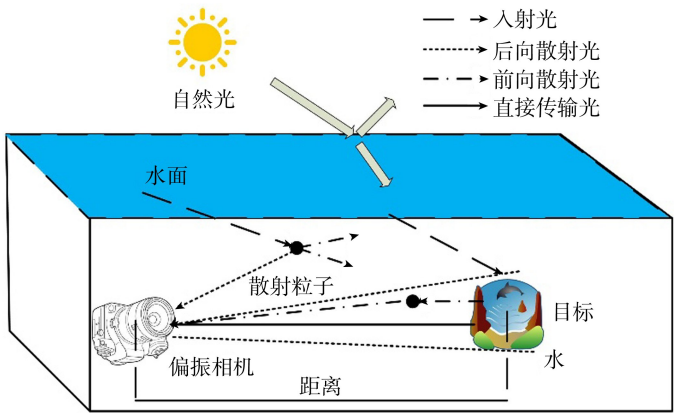


图 1 JM 水下成像模型

Fig. 1 Underwater JM imaging model

相机获取的光强可分为平行入射平面的最大光强($I_{\max}$)和垂直入射平面的最小光强($I_{\min}$),即:

$$I = I_{\max} + I_{\min} \tag{2}$$

其中 $I_{\max} = I_{D\max} + I_{B\max}$ $I_{\min} = I_{D\min} + I_{B\min}$

式中: $I_{D\max}$ 、 $I_{D\min}$ 分别为目标信息光的最大、最小光强; $I_{B\max}$ 、 $I_{B\min}$ 分别为后向散射光的最大、最小光强。 $I_{\max}$ 和 $I_{\min}$ 的准确性与水下图像复原效果密切相关。

结合偏振度的定义,可得后向散射光偏振度 P_B 表达式为

$$P_B = (I_{B\max} - I_{B\min}) / (I_{B\max} + I_{B\min}) \tag{3}$$

后向散射光的光强 I_B 和水下理想图像的光强 I_J 的表达式分别为

$$I_B = [(I_{\max} - I_{\min}) - (I_{D\max} - I_{D\min})] / P_B = (\Delta I - \Delta I_D) / P_B \tag{4}$$

$$I_J = 1 - [I_{B\infty} P_B I - I_{B\infty} (\Delta I - \Delta I_D)] / [I_{B\infty} P_B - (\Delta I - \Delta I_D)] \tag{5}$$

式中: ΔI 为 $I_{\max}$ 与 $I_{\min}$ 的光强差值; ΔI_D 为 $\Delta I_{D\max}$ 和 $\Delta I_{D\min}$ 的光强差值。

由式(5)可知,获取 $I_{B\infty}$ 、 I_B 、 I 、 ΔI 和 ΔI_D 即可实现水下图像复原。

1.2 CLAHE 方法

混凝土结构的表观颜色通常为灰色或深灰色,这使得水下偏振图像的像素值分布被压缩在一个小范围内。针对水下混凝土试块偏振图像存在灰度分布范围低的问题,本文采用 CLAHE 方法来提高偏振图像的像素值分布范围,对水下混凝土试块图像进行增强。

CLAHE 方法将图像在水平和垂直方向分别划分成 8 个区域,总计有 64 个区域。对于每个小区域,先计算其灰度直方图,然后单独进行均衡化处理;接着设置对比度限制阈值,对原始直方图中超过阈值的部分进行裁剪,并将其分布在图像直方图的底层;最后对经过对比度限制后的局部直方图进行均衡化处理,以增强图像的对比度。

由于目标信息光在浑浊水体中的衰减效应明显,最小光强图像中后向散射光的占比最小,目标信息光的占比最大。因此,对最小光强图像采用 CLAHE 方法进行增强,偏振图像增强效果更明显,并结合偏振度关系得到最大光强图像。偏振度 P 的表达式和最大与最小光强图像的偏振关系表达式为

$$P = (I_{\max} - I_{\min}) / (I_{\max} + I_{\min}) \tag{6}$$

$$I_{\max} = I_{\min} (1 + P) / (1 - P) \tag{7}$$

1.3 偏振光的 Stokes 矢量描述法

Stokes 矢量描述法利用线性相关的强度量纲来描述光的偏振态,包括 S_0 、 S_1 、 S_2 和 S_3 分量,分别对应着光的总强度、水平与垂直偏振强度差、 45° 与 135° 偏振强度差和圆偏振强度差。为避免手动旋转偏振片降低偏振成像效果,采用 Stokes 矢量描述法描述成像场景的偏振信息,计算目标信息光和后向散射光的偏振参数,获取偏振图像的最大与最小光强。

1.4 水下偏振图像复原流程

水下偏振图像复原方法的处理流程如下:①利用 TRI050S-QC 彩色偏振相机同时获取 0° 、 45° 、 90° 和 135° 这 4 个角度的偏振图像,计算出水下场景的 Stokes 矢量;②结合偏振方向和光轴的夹角关系求解偏振图像的光强信息随偏振角的变化关系,通过曲线拟合求得最大和最小光强图像;③利用 CLAHE 方法对最小光强图像进行增强,并结合式(7)求解得到最大光强图像;④将经 CLAHE 方法增强的最大和最小光强代入水下偏振成像模型(式(5)),求得最终的水下混凝土结构缺陷偏振复原图像的光强。

2 试验结果与分析

牛奶常被用于模拟真实水体散射粒子的光学特性。泥沙中的颗粒粒径大小各不相同,更符合浑浊水体中散射颗粒的分布特性,本文利用黏粒(直径小于 $2\text{ }\mu\text{m}$)、细沙(直径 $2\sim 20\text{ }\mu\text{m}$)、中沙(直径 $20\sim 200\text{ }\mu\text{m}$)和粗沙(直径 $0.2\sim 2\text{ mm}$)配比为 $3:3:3:1$ 的泥沙模拟浑浊水体环境。

2.1 牛奶模拟环境水下偏振图像复原结果与分析

在长、宽、高分别为 40 、 30 、 25 cm 的亚克力水箱中添加自来水和纯牛奶。采用 TRI050S-QC 彩色偏振相机捕捉目标信息,图像分辨率为 $1\,224\times 1\,024$ 像素。成像光源为自然非偏振光源,成像距离固定为 40 cm ,成像目标为多个带有缺陷的混凝土试块,通过添加不同体积的纯牛奶来改变水体浑浊度。在水深为 15 cm 的

水箱中添加不同体积的牛奶,牛奶增加量从 0.5~3.0 mL,每次增加量为 0.25 mL。选取带裂缝的混凝土试块偏振图像进行图像复原和分析。利用 HE^[21]、CLAHE、Schechner^[17]、URetinex^[22]、BGCD^[23]、UDCP^[24]、IBLA^[25]、CBF^[26]、NUCE^[27]、MMLE^[28]和本文方法共计 11 种方法处理混凝土试块水下偏振图像,图 2 为带裂缝的混凝土试块水下图像处理结果。由图 2 可见,HE、URetinex 和 CBF 方法损失了图像左下角信息;BGCD 和 UDCP 方法处理的图像有严重的色偏;Schechner、IBLA、NUCE 和 MMLE 方法降低了后向散射光的影响,但处理效果仍有待优化;CLAHE 方法提高了水下混凝土图像的质量,图中的裂缝和数字信息清晰可见。本文方法在去除后向散射光的同时,突出了图像中的裂缝特征。

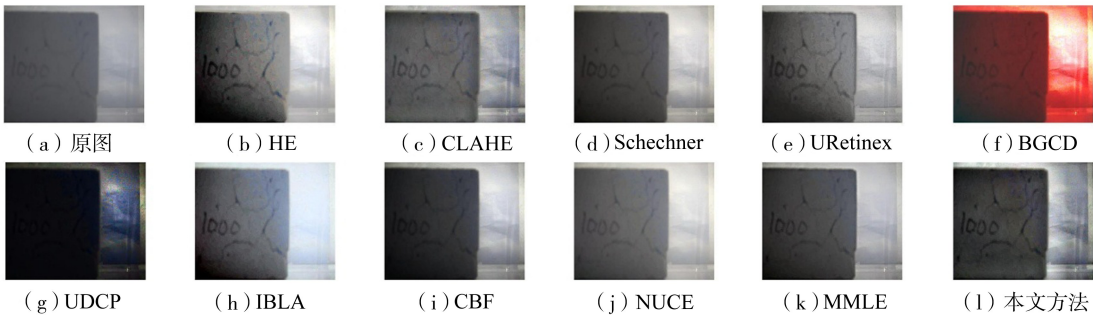


图 2 带裂缝的混凝土试块水下图像处理结果

Fig. 2 Underwater image processing results of concrete specimen with cracks

采取平均梯度(AG)、熵增强度量(EME)^[29]、水下彩色图像质量评估(UCIQE)^[30]和水下图像质量度量(UIQM)^[31]4 个评价指标对图 2 进行质量评价,结果如表 1 所示。4 个指标均为正向指标(指标数值越大越好),其中 AG 反映图像的清晰程度和纹理变化特征,对于水下缺陷检测而言,缺陷纹理特征相比于其他信息更为重要;EME 反映图像纹理和色彩变化特征;UCIQE 用于评估水下图像的整体质量,其评估结果与人类视觉主观感受相符合;UIQM 是综合考虑水下图像的色度、清晰度和对比度的指标。由表 1 可见,BGCD 方法在 UCIQE 和 UIQM 两个指标上取得最大值,但经 BGCD 方法处理的图像存在严重的红色偏差,导致评价指标失真。本文方法表现最佳,AG 取得最优值,EME、UCIQE 和 UIQM 取得次优值。使用时间指标来评估不同方法的计算效率。若不考虑人工旋转偏振片造成的时间浪费问题,Schechner 方法具有最快的计算速度,对分辨率为 1 024×1 024 像素的图像处理时间为 0.3 s。HE 和 CLAHE 方法借助简单的数学模型对水下图像进行增强,对单张图像具有高效的计算效率(0.6 s)。本文方法对单张图像的处理时间为 0.9 s,计算时长在合理范围内。

表 1 带裂缝的混凝土试块水下图像质量评价结果

Table 1 Evaluation results of underwater image quality of concrete specimen with cracks

图像处理方法	AG	EME	UCIQE	UIQM	处理时间/s
原图	0.37	0.22	0.38	0.19	
HE	0.95(157%)	0.48(118%)	0.57(50%)	0.48(153%)	0.7
CLAHE	1.15(211%)	0.67(205%)	0.41(8%)	0.56(195%)	0.7
Schechner	0.67(81%)	0.47(114%)	0.65(71%)	0.33(74%)	0.3
URetinex	1.03(178%)	1.75(695%)	0.55(45%)	0.54(184%)	3.8
BGCD	0.94(154%)	0.64(191%)	0.89(134%)	0.78(311%)	67.0
UDCP	0.90(143%)	0.62(182%)	0.43(13%)	0.45(137%)	11.0
IBLA	0.78(111%)	0.17(-23%)	0.73(92%)	0.42(121%)	16.0
CBF	0.80(116%)	0.65(195%)	0.69(82%)	0.40(111%)	14.0
NUCE	0.59(59%)	0.32(45%)	0.58(53%)	0.30(58%)	33.0
MMLE	0.94(154%)	0.73(232%)	0.58(53%)	0.47(147%)	1.5
本文方法	1.37(270%)	1.10(400%)	0.74(95%)	0.65(242%)	0.9

注:括号中数据为该指标相较于原图的提升幅度。下同。

图 3 为不同水体环境中带裂缝的混凝土试块水下图像的处理结果。随着牛奶添加量的增加,水下混凝土试块的表面信息逐渐消失。当牛奶的添加量为 1 mL 时,混凝土试块的裂缝信息消失;当牛奶的添加量为 2.5 mL 时,混凝土试块的边缘信息几乎消失。当牛奶的添加量为 1 mL 时,6 种方法都能够恢复出裂缝和混凝土表面的数字信息;当牛奶的添加量为 1.5 mL 时,裂缝信息被高质量浓度的散射粒子遮挡,CLAHE 方法无法恢复裂缝信息。当牛奶的添加量为 2 mL 时,HE、Schechner、NUCE 和 MMLE 方法仅能显示部分裂缝和

数字信息,大部分裂缝信息缺失,而从本文方法的复原图像中可以观察到裂缝和数字信息。当牛奶的添加量为 2.5 mL 时,仅本文方法可显示出数字信息,其他方法无法识别试块表面的任何信息。

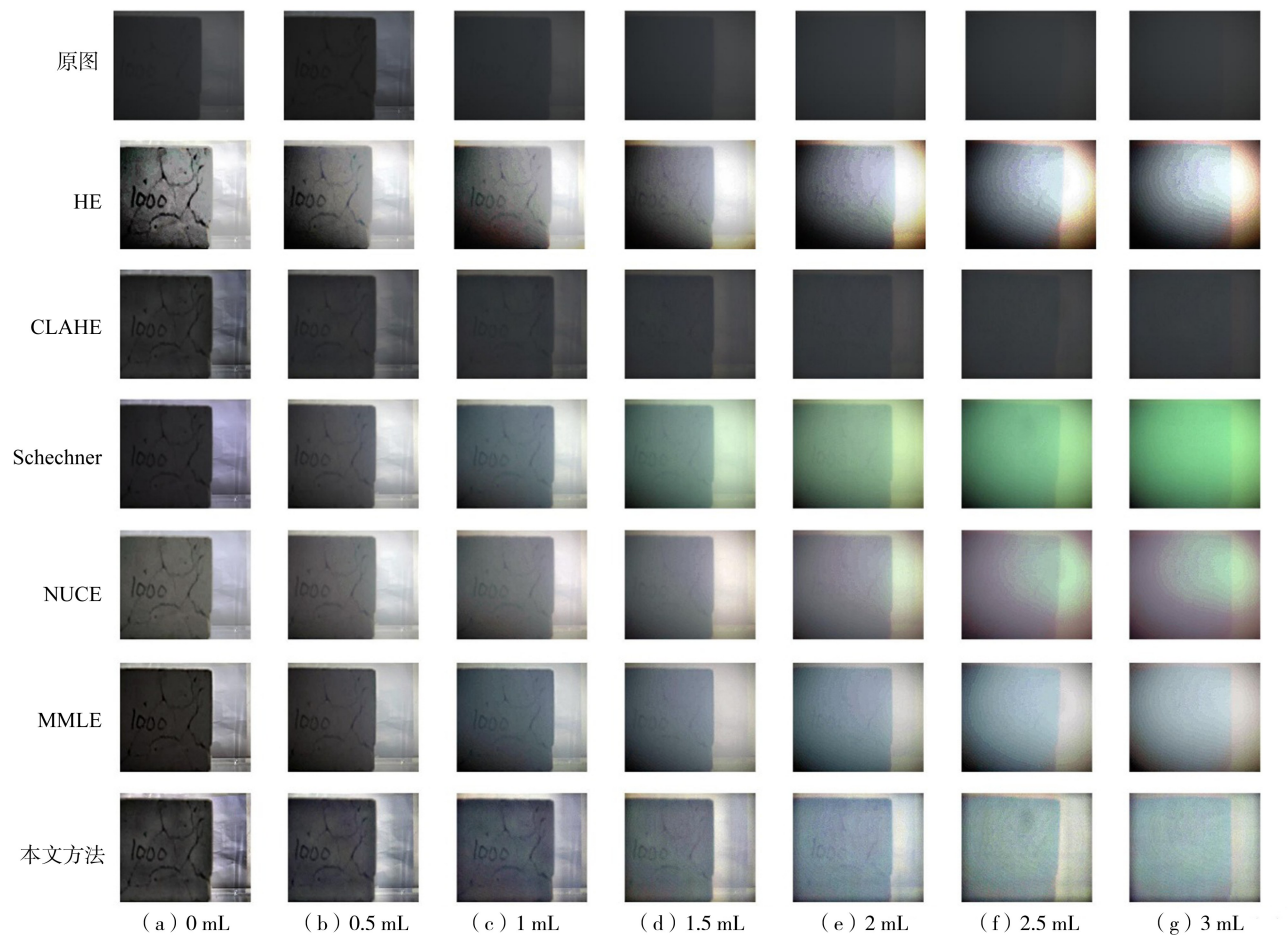


图 3 不同牛奶添加量水体环境中带裂缝的混凝土试块水下图像处理结果

Fig. 3 Underwater image processing results of concrete specimen with cracks in water environment with different milk volumes added

2.2 泥沙模拟环境水下偏振图像复原结果与分析

水体浑浊度与水体对光的吸收和散射能力密切相关,通常将浑浊度大于 50 NTU 的水体视作高浑浊度水体。本文在室内场景中利用泥沙模拟浑浊水体环境,模拟的低浑浊度水体浑浊度为 20 NTU,高浑浊度水体浑浊度为 50 NTU,成像目标为带有表观缺陷的混凝土试块,带有孔洞和剥落的混凝土试块的成像距离为 50 cm,带有裂缝的混凝土试块的成像距离为 70 cm。

图 4 呈现了不同浑浊度水体环境中混凝土试块水下图像的处理结果,表 2 和表 3 分别为低浑浊度和高浑浊度水下环境混凝土试块水下图像质量评价结果。CLAHE 方法在低浑浊度水体中表现良好,能够恢复成

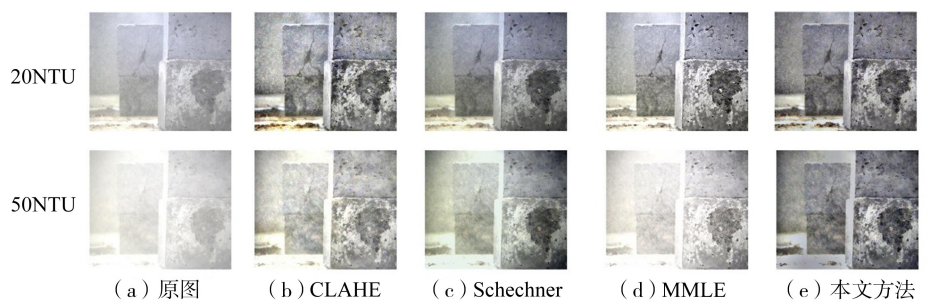


图 4 不同浑浊度水体环境中混凝土试块水下图像处理结果

Fig. 4 Underwater image processing results of concrete specimen in water environments with different turbidity levels

像距离为 50 cm 的混凝土试块表面的剥落和孔洞信息,但在高浑浊度水体环境中裂缝信息复原效果欠佳。MMLE 方法受光照不均匀问题影响较大,难以恢复高浑浊度水体中混凝土试块的裂缝信息。与 Schechner 方法相比,在高浑浊度水体环境中,本文方法能够恢复裂缝、孔洞和剥落缺陷信息,去除散射粒子的后向散射光,并保留混凝土试块的目标信息光。

表 2 结果显示,MMLE 方法取得两个最优值,但 MMLE 方法无法处理不均匀光照问题,导致 AG 和 EME 失真。CLAHE 方法对低浑浊度水体环境中混凝土水下图像的增强效果最佳。本文方法虽然在低浑浊度水下图像复原效果不是最优,但 UIQM 最优,相比于原图提升幅度为 224%。表 3 结果显示,随着水体浑浊度的增大,高浑浊度水下原图各个指标均低于低浑浊度水下原图,CLAHE 方法仅在 EME 一个指标中取得次优值,适用于低浑浊度水下图像处理的 CLAHE 方法无法处理高浑浊度水下图像;Schechner 方法对高浑浊度水下图像的提升性能优于 CLAHE 和 MMLE 方法,UCIQE 和 UIQM 取得最优值;本文方法 AG 和 EME 取得最优值,UCIQE 和 UIQM 取得次优值,可极大限度保留混凝土试块的信息光,提高浑浊水下图像的对比度和清晰度。

2.3 视觉任务应用

为证明复原后的图像有利于后续视觉任务的应用,本文利用大津阈值法对图像进行分割^[32],利用尺度不变特征转换(scale-invariant feature transform,SIFT)对图像进行局部特征点匹配。图 5 为低浑浊度水体环境中混凝土试块水下图像的分割结果。由于泥沙颗粒的遮挡和散射光的影响,原图中仅能大致分割出大面积剥落缺陷(蓝色区域),无法分割出小面积孔洞缺陷(黄色区域)和裂缝缺陷(红色区域)。4 种图像处理方法对图像分割结果均有一定的改进,MMLE 方法能识别出红色区域的部分裂缝信息,CLAHE 方法能识别出黄色区域的孔洞特征和部分红色区域的裂缝信息,蓝色区域的剥落信息分割精度更为精准,Schechner 方法能部分识别出黄色和红色区域的信息。本文方法能识别出裂缝、剥落和部分小面积的孔洞特征,分割结果与分割标签图像最为接近。表 4 为不同浑浊度水体环境中混凝土试块水下图像 SIFT 特征匹配点数量,在低浑浊度水体环境中,本文方法复原图像的 SIFT 特征匹配点由原始图像的 62 个提升为 4 032 个,在高浑浊度水体环境中由 9 个提升为 1 173 个,SIFT 特征匹配点的数量多于 CLAHE、Schechner、NUCE 方法。由此可见本文方法可大幅提高 SIFT 特征匹配点的数量,可为后续图像拼接提供高质量的水下图像。

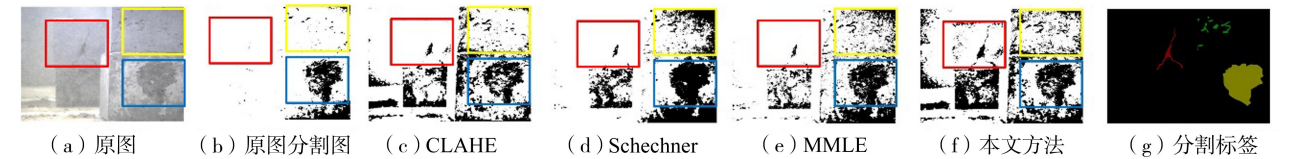


图 5 低浑浊度水体环境中混凝土试块水下图像分割结果

Fig. 5 Underwater image segmentation results of concrete specimen in water environment with low turbidity

表 4 不同浑浊度水体环境中混凝土试块水下图像 SIFT 特征匹配点数量

Table 4 Number of SIFT feature matching points in underwater image of concrete specimen in water environment with different turbidity levels					
水体浑浊度/NTU	原图	CLAHE	Schechner	NUCE	本文方法
20	62	1 871	731	609	4 032
35	23	1 099	493	335	2 278
50	9	319	276	135	1 173

3 结 语

本文提出了一种适合浑浊水体环境的混凝土结构缺陷偏振图像复原方法,并利用牛奶和泥沙模拟不同浑浊度的水体环境,对带有不同表观缺陷的混凝土试块进行了水下偏振成像试验。本文方法基于低偏振度的混凝土试块与浑浊水体的偏振特性差异,借助曲线拟合偏振图像光强与偏振角的关系,自动获取水下目标的最大、最小光强偏振图像,降低手动旋转偏振片带来的误差;结合偏振图像的灰度值分布特征,采用 CLAHE 方法提高偏振图像的对比度;最后通过偏振复原方法获取复原图像,实现了浑浊水体环境中混凝土试块水下图像的复原。

在牛奶模拟的水体环境中,本文方法展现出良好的性能,AG、EME、UCIQE 和 UIQM 4 个指标的提升幅度分别为 270%、400%、95%和 242%。在高浑浊度泥沙水体环境中,本文方法同样能大幅提升图像质量,AG、EME、UCIQE 和 UIQM 4 个指标的提升幅度分别为 252%、561%、241%、93%。本文方法能够提高水下图像的分割精度,还具有增加浑浊水下图像 SIFT 特征匹配点数量的优势。

为进一步提高水下混凝土结构表观缺陷检测的性能,未来研究应明确地聚焦于水工混凝土建筑物,一方面研究混凝土结构缺陷图像的分割方法,提高水下图像中缺陷信息的分割精度;另一方面探索水下偏振成像方法在大体积混凝土建筑物水下缺陷检测中的可行性,为水下缺陷检测提供新的方法。

参考文献:

[1] 钮新强,谭界雄,田金章. 混凝土面板堆石坝病害特点及其除险加固[J]. 人民长江,2016,47(13):1-5. (NIU Xinqiang, TAN Jiexiong, TIAN Jinzhang. Analysis on CFRD defects characteristics and its reinforcement[J]. Yangtze River, 2016, 47(13): 1-5. (in Chinese))

[2] 周兰庭,邓思源,柳志坤,等. 基于 SSA-LSTM-GF 的混凝土坝变形预测方法[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(2):73-80. (ZHOU Lanting, DENG Siyuan, LIU Zhikun, et al. Deformation prediction method of concrete dam based on SSA-LSTM-GF[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2023, 51(2):73-80. (in Chinese))

[3] 丁坤,黎彰,张经纬,等. 基于分层代价地图的光伏电站清扫机器人导航方法[J]. 河海大学学报(自然科学版),2022,50(2):105-112. (DING Kun, LI Zhang, ZHANG Jingwei, et al. Navigation method for cleaning robot of photovoltaic power station based on hierarchical cost map[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2022, 50(2):105-112. (in Chinese))

[4] 黄渊博,张学武,徐志峰,等. 基于连通域先验的水下坝体裂缝图像拼接[J]. 中国体视学与图像分析,2020,25(4):408-418. (HUANG Yuanbo, ZHANG Xuewu, XU Zhifeng. Image stitching of underwater dam cracks based on a connected domain prior[J]. Chinese Journal of Stereology and Image Analysis, 2020, 25(4):408-418. (in Chinese))

[5] 赵金龙,李剑萍,李万春. 基于 WEU-Net 模型的贺兰山东麓滞洪区水体信息提取[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(4):18-26. (ZHAO Jinlong, LI Jianping, LI Wanchun. Water body information extraction for flood detention area in the eastern foot of Helan Mountain based on WEU-Net model[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2023, 51(4):18-26. (in Chinese))

[6] 牛慧余,包腾飞,李扬涛,等. 基于改进 Mask R-CNN 的混凝土坝裂缝像素级检测方法[J]. 水利水电科技进展,2023,43(1):87-92. (NIU Huiyu, BAO Tengfei, LI Yangtao, et al. Pixel-level crack detection method of concrete dam based on improved Mask R-CNN[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2023, 43(1):87-92. (in Chinese))

[7] 何旺,钮新强,田金章,等. 基于 MobileNetV2-DeepLabv3+ 的混凝土坝水下裂缝语义分割模型[J]. 水利水电科技进展,2024,44(6):106-112. (HE Wang, NIU Xinqiang, TIAN Jinzhang, et al. Semantic segmentation model for underwater cracks in concrete dams based on MobileNetV2-DeepLabv3+[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2024, 44(6):106-112. (in Chinese))

[8] HUANG Yonghui, ZHUO Qiye, FU Jiyang, et al. Research on evaluation method of underwater image quality and performance of underwater structure defect detection model[J]. Engineering Structures, 2024, 306:117797.

[9] ZUIDERVELD K. Contrast limited adaptive histogram equalization[M]//HECKBERT P S. Graphics Gems IV. San Diego: Academic Press Professional, Inc., 1994:474-485.

[10] ANCUTI C, ANCUTI C, HABER T, et al. Enhancing underwater images and videos by fusion[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York:IEEE, 2012:81-88.

[11] DREWS P, NASCIMENTO E, MORAES F, et al. Transmission estimation in underwater single images[C]//Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. New York:IEEE, 2013:825-830.

- [12] SONG Wei, WANG Yan, HUANG Dongmei, et al. A rapid scene depth estimation model based on underwater light attenuation prior for underwater image restoration [C]//Proceedings of 19th Pacific-Rim Conference on Multimedia on Advances in Multimedia Information Processing-PCM 2018: 19th Pacific-Rim Conference on Multimedia, Hefe. Berlin: Springer International Publishing, 2018: 678-688.
- [13] FU Zhenqi, WANG Wu, HUANG Yue, et al. Uncertainty inspired underwater image enhancement [C]//Proceedings of 17th European Conference on Computer Vision: ECCV 2022. Tel Aviv: Springer, 2022: 465-482.
- [14] LIU Risheng, JIANG Zhiying, YANG Shuzhou, et al. Twin adversarial contrastive learning for underwater image enhancement and beyond [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022; 31: 4922-4936.
- [15] 李炼, 李维嘉, 吴耀中. 基于红色暗通道先验理论与 CLAHE 算法的水下图像增强算法 [J]. 中国舰船研究, 2019, 14(增刊 1): 175-182. (LI Lian, LI Weijia, WU Yaozhong. An underwater image enhancement algorithm based on RDCP and CLAHE [J]. Chinese Journal of Ship Research, 2019, 14(Sup1): 175-182. (in Chinese))
- [16] 马金祥, 范新南, 吴志祥, 等. 暗通道先验的大坝水下裂缝图像增强算法 [J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(12): 1574-1584. (MA Jinxiang, FAN Xinnan, WU Zhixiang, et al. Underwater dam crack image enhancement algorithm based on improved dark channel prior [J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(12): 1574-1584. (in Chinese))
- [17] SCHECHNER Y Y, KARPEL N. Recovery of underwater visibility and structure by polarization analysis [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2005, 30(3): 570-587.
- [18] 管今哥, 朱京平, 田恒, 等. 基于 Stokes 矢量的实时偏振差分水下成像研究 [J]. 物理学报, 2015, 64(22): 137-143. (GUAN Jingge, ZHU Jingping, TIAN Heng, et al. Real-time polarization difference underwater imaging based on Stokes vector [J]. Acta Physica Sinica, 2015, 64(22): 137-143. (in Chinese))
- [19] 邹杰, 宋轲, 王张帆, 等. 基于偏振度特征图的水下裂缝图像分割算法 [J]. 计算机与现代化, 2022(3): 64-69. (ZOU Jie, SONG Ke, WANG Zhangfan, et al. Underwater crack segmentation algorithm based on polarization characteristic map [J]. Computer and Modernization, 2022(3): 64-69. (in Chinese))
- [20] MCGLAMERY B L. A computer model for underwater camera systems [C]//Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference Series. Bellingham: SPIE, 1980: 221-231.
- [21] PIZER S M, AMBURN E P, AUSTIN J D, et al. Adaptive histogram equalization and its variations [J]. Computer Vision Graphics and Image Processing, 1987, 39(3): 355-368.
- [22] FU Xueyang, ZHUANG Peixian, HUANG Yue, et al. A retinex-based enhancing approach for single underwater image [C]//2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). New York: IEEE, 2014: 4572-4576.
- [23] LI Chongyi, QUO Jichang, PANG Yanwei, et al. Single underwater image restoration by blue-green channels dehazing and red channel correction [C]//2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). New York: IEEE, 2016: 1731-1735.
- [24] DREWS P L J, NASCIMENTO E R, BOTELHO S S C, et al. Underwater depth estimation and image restoration based on single images [J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2016, 36(2): 24-35.
- [25] PENG Y T, COSMAN P C. Underwater image restoration based on image blurriness and light absorption [J]. IEEE Transactions on IMAGE Processing, 2017, 26(4): 1579-1594.
- [26] ANCUTI C O, ANCUTI C, DE VLEESCHOUWER C, et al. Color balance and fusion for underwater image enhancement [J]. IEEE Transactions on IMAGE Processing, 2018, 27(1): 379-393.
- [27] AZMI K Z M, GHANI A S A, YUSOF Z M, et al. Natural-based underwater image color enhancement through fusion of swarm-intelligence algorithm [J]. Applied Soft Computing, 2019, 85: 105810.
- [28] ZHANG Weidong, ZHUANG Peixian, SUN Haihan, et al. Underwater image enhancement via minimal color loss and locally adaptive contrast enhancement [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 31: 3997-4010.
- [29] AGAIAN S S, PANETTA K, GRIGORYAN A M. Transform-based image enhancement algorithms with performance measure [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(3): 367-382.
- [30] YANG Miao, SOWMYA A. An underwater color image quality evaluation metric [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [31] PANETTA K, GAO Chen, AGAIAN S. Human-visual-system-inspired underwater image quality measures [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2016, 41(3): 541-551.
- [32] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 2007, 9(1): 62-66.