

基于红蓝通道先验主动光源偏振水下图像复原算法

张卓, 张学武, 石孙凤, 徐晓龙, 黄渊博

(河海大学 物联网工程学院, 江苏 常州 213022)

摘要: 针对光在水中传播距离短、损耗大造成图像信息损失严重、对比度低、色彩畸变问题, 提出一种基于红蓝通道先验的主动光源偏振水下图像复原算法 (ALPUIR-RBCP), 首先, 研究光线在水体传播时的偏振特性, 建立水下光学偏振模型; 在此基础上, 研究不同通道光信息差异性的先验知识和偏振度之间的映射关系, 构建多通道光学偏振成像模型; 进一步, 结合后向散射光偏振度的光敏感性以及光分量间相关性, 计算光照分布图和互信息, 实现自适应偏振度估计, 提高偏振度计算精度, 增大目标信息光比重, 从而提高图像复原质量; 实验结果表明, 对比传统的偏振光算法以及传统图像增强和复原算法, 本算法不仅在主观上具有良好的水下图像复原效果, 同时在各项评价指标中均有提高。

关键词: 偏振成像; 图像复原; 互信息; 偏振度

Underwater Image Restoration Algorithm Based on Red and Blue Channel Prior Active Light Source Polarization

ZHANG Zhuo, ZHANG Xuewu, SHI Sunfeng, XU Xiaolong, HUANG Yuanbo

(College of Internet of Things Engineering, Hohai University, Changzhou 213022, China)

Abstract: Aiming at the problems of serious image information loss, low contrast and color distortion caused by short propagation distance and large loss of light in water, an underwater image restoration algorithm using the active light source polarization based on red and blue channel prior is proposed. Firstly, the polarization characteristics of light traveling in water are studied, and an underwater optical polarization model is established; on this basis, the prior knowledge of the difference of light information and the mapping relationship between the degrees of polarization in different channels is studied, a multi-channel optical polarization imaging model is constructed; Further, combined with the light sensitivity of the degree of polarization of the backscattered light and the correlation between the light components, the illumination distribution map and mutual information are calculated, the estimation of self-adaptive polarization degree is realized, the accuracy of polarization degree calculation is improved, the proportion of target information light is increased, thereby the image restoration quality is improved. The experimental results show that, compared with the algorithm of traditional polarized light, traditional image enhancement and restoration, this algorithm not only has a good underwater image restoration effect subjectively, but also improves the indicators in various evaluations.

Keywords: polarization imaging; image restoration; mutual information; polarization degree

0 引言

水下成像环境恶劣, 在水下采集图像时常伴随着水中悬浮粒子的影响而带来的严重的图像退化问题, 通常表现为图像对比度低、纹理信息较少、噪声较大等等。为满足工业实际需求, 近些年涌现出一批以水下图像为主要处理对象的图像复原算法。Iqbal 等人^[1]通过建立 RGB 模型和 HIS 模型对水下图像进行复原, 对图像的 RGB 通道颜色进行平衡以及图像对比度的提升, 从而达到水下图像的复原效果。实验表明, 该方法可以有效增加水下图像的对比度,

同时对主动光源照明问题带来一定的改善。Kan 等人^[2]分析了光波在水中的传播特性, 利用水对光波在不同波长中的不同反射特性, 提出一种颜色复原算法, 达到了较好的复原效果。然而, 上述传统方法中都遇到同样的问题, 当采集到的原始图像在对比度、色彩、纹理、光场亮度等信息衰减严重时, 难以达到预期的复原效果, 主要是因为采集到的图像原始信息有损失和较大的噪声干扰, 利用偏振成像技术可以较好地解决这些问题。偏振技术利用光波在不同对象上传播的偏振度的变化特征, 对造成图像模糊和

收稿日期: 2022-05-26; **修回日期:** 2022-06-16。

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFC0407101); 国家自然科学基金(61671202)。

作者简介: 张卓(1978-), 女, 辽宁葫芦岛人, 博士, 高级实验师, 主要从事嵌入式系统应用和计算机视觉与应用方向的研究。

张学武(1973-), 男, 甘肃天水人, 博士研究生, 教授, 博导, 主要从事智能计算、智能信息处理方向的研究。

引用格式: 张卓, 张学武, 石孙凤, 等. 基于红蓝通道先验主动光源偏振水下图像复原算法[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(10): 253-261.

衰减的散射有一定程度的抑制，利用光波在水中的传播模型划分不同分量，对不同分量的偏振度分别进行分析和处理，最终得到高清晰度图像。Schechner 等人^[3]主要分析光在传播过程中的散射模型，提出 ID 去散射模型，利用 ID 去散射模型去除散射分量从而达到复原效果，先进行了后向散射的移除，并进一步进行衰减的复原，提高复原效果。受 Schechner 等人的 ID 去散射模型启发，Treibitz 等人^[4]将引入主动光源，在偏振技术的基础上，配合场景的两帧图像，通过构建去散射视图，进而提升去散射效果。实验表明，该方法在非完全偏振的环境下也有较好的复原效果。都^[5]等人提出了一种基于偏振特征和能量特征的图像增强算法，对偏振度、偏振角和 Stokes 图像进行基于能量特征的融合，没有复杂的计算过程，图像质量有效提高。范等人^[6]受暗通道参数估计的启发，在光学模型构建的过程中，提出一种自适应的偏振参数估计方法，在不影响最终复原效果的前提下，提升了方法的实用性。

综上所述，与传统光学的图像复原方法相比，利用偏振的方法具有明显的优势，主要原因是在水下成像环境中，悬浮粒子带来的图像质量衰退影响可以通过偏振技术减弱，从而提升图像复原的质量。然而当前已有的偏振算法均需要较强的先验知识，同时，面对一些复杂水下环境，既能提升图像对比度和信息量，又能复原颜色畸变的算法尚且没有，因此，对偏振技术在图像复原中的应用进行研究十分必要。

1 基本原理

1.1 水下偏振光学特性及其描述

在水下成像中，浑浊物对光波的散射是造成图像分辨率下降和图像模糊的主要原因，水下光波的传播模型如图 1 所示^[7-8]。

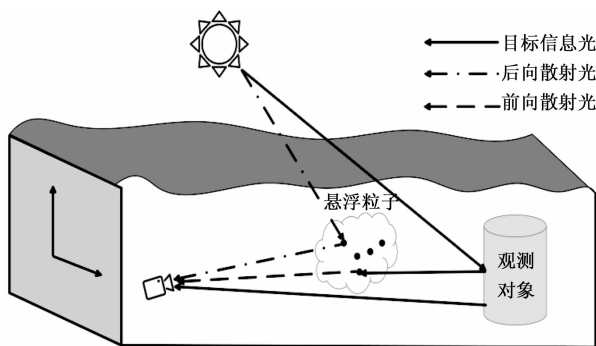


图 1 水下光波传播模型

研究表明，随着水质浑浊度的增加，前向散射和后向散射的偏振度会随着浑浊度增加而明显下降，这种现象被称为退偏性。且后向散射的偏振度下降速度快于前向散射^[9]。后向散射光的偏振性与溶液浓度的关系如图 2 所示，随着溶液浑浊度的增加，后向散射的偏振度逐渐减小。由图可以观察到，线偏振的保偏性更强，图中 DoLp 随着溶液

浓度的增加下降的更慢，而整体偏振度则以更快的速度下降。因此，可以认为，后向散射在较为浑浊的水域中也能保持原光波的偏振性。该结论为偏振技术用于水下图像复原提供了理论支撑，后向散射光在经过水中各种粒子的散射后依然能保证其偏振态，那么只需要将后向散射光和目标信息光的偏振态呈正交形态，即可在接收端使用检偏器选择性的选择目标信息光，进而利用偏振技术过滤掉无效的后向散射光，以达到图像复原的目的。

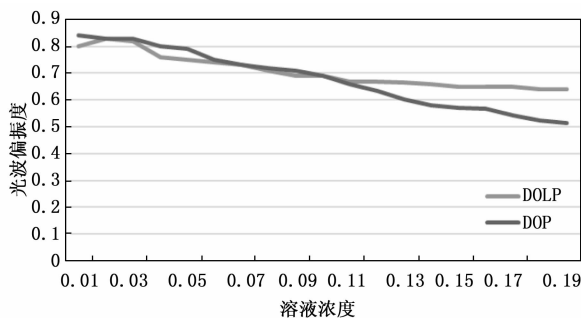


图 2 偏振度与溶液浑浊度的关系

1.2 主动光源偏振光学模型分析

首先分析在水下主动光源环境中传感器接收到的能量来源^[10]。如图 3 所示，假设场景中某一个世界坐标点为 $P(x, y, z)$ ，为方便表示本节将世界系统的轴 x, y 设置为平行于图像平面上的 (x, y) 坐标，而 z 轴与相机的光轴对齐，系统的原点位于相机的投影中心。 P 在接收平面上的投影为 $p(x, y)$ ，因此观测对象上的每个点 P 都对应着成像面上的一个点 p 。

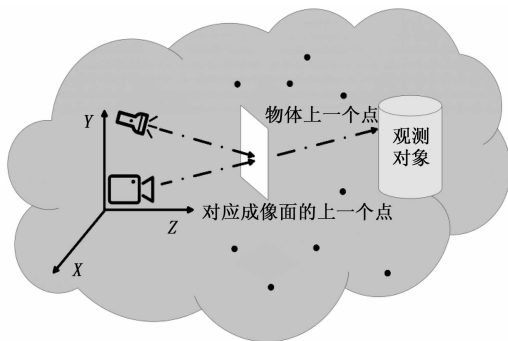


图 3 主动光源水下光波传播模型

相机成像点 p 获取的所有能量为视线上所有点的能量的叠加，物体上某个点成像的视线 LOS 如式 (1)：

$$LOS = \{P: 0 \leq z \leq P_{obj}, x = (z/f), y = (z/f)\} \quad (1)$$

其中： f 为相机焦距，点 p 上的点为 LOS 线上所有点能量的集合，也即：

$$I(p) = T(p) + B(p) \quad (2)$$

其中： $I(p)$ 为点 p 在接收传感器上的能量，其中两个分量分别是目标物体的信号 $T(p)$ 和视线上粒子的后向散射光 $B(p)$ ，这与图 4 中展示的现象一致，在过滤掉后向散射

(b) 后的图 (c) 亚克力板的信号更加明显。假设光源到物体上点 P 的距离为 D_{light} , 成像平面对应的点 p 到 P 的距离为 D_{camera} 。为计算后向散射, 先定义场景中某一点的光强如式 (3) 所示:

$$I_p = L_p [1/D_{light}^2] \exp[-cD_{light}^2] \quad (3)$$

其中: c 为衰减系数, 随后沿视线 LOS 积分即可得到后向散射。

$$B = \int_{l=0}^{l=D_{camera}} b[\theta] I \exp[-cl] dl \quad (4)$$

其中: θ 为散射角, b 为介质的散射系数。根据式 (4) 可以看出, 后向散射随着成像距离的增加而增加, 此结论也符合真实现象, 物体距离摄像机越远, 就越模糊。如果视线上没有物体, 则积分将会无限叠加, 直到饱和。这个结论为估算后向散射能量提供的重要依据。

在实验室模拟主动水下偏振成像, 使用泥沙制造浑浊液体, 在摄像头和光源前装设偏振片来制造正交偏振环境, 实验对比图像如图 4 所示。整体装置位于一个 100 L 容量的蓝色水箱中, 混入 200 g 泥土, 造成了图像模糊, 图 4 (a) 为未加偏振系统的图像强度, 可以看出已经有模糊的状态出现, 图形的边界不清晰, 对比度明显不高; 在增加偏振模块后, 先使光源的偏振角度平行于摄像头前的偏振角度, 此时如图 4 (b) 所示, 以看出因为偏振角度平行的缘故, 后向散射增强, 图形更加模糊; 旋转起偏器, 使其呈正交状态, 此时采集到了图 4 (c) 的图像, 根据上文对于后向散射光波特性的分析, 此时的后向散射保持了原始的偏振态, 因此在采集端被过滤掉, 此时的图像对比度最高。

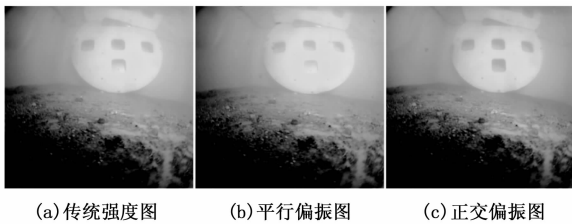


图 4 亚克力板实验结果

1.3 基于红蓝通道先验的主动光源偏振水下图像复原

本文提出一种基于红蓝通道先验的主动光源偏振差分水图像复原算法, 将需要强依赖特定环境计算的偏振度用划分颜色空间的方法解决, 同时, 结合水下偏振物理模型中, 后向散射光偏振度的光敏感性, 以及光分量间的相关性, 提出基于光照分布和互信息相关的自适应偏振度估计方法以实现水下图像复原, 从而解决当前算法拥有的通用问题, 不仅提高算法的自适应性, 而且在更广泛的水下场景中具有良好的图像复原效果。最后, 设计实验验证本方法不仅在参数估计的过程中提高了算法的普适性, 使用各项评价指标与同类算法相比, 进一步的提升图像复原质量。本章提出的 ALPUIR-RBCP 算法总体如图 5 所示。

光波在水中传输会有衰减主要的原因不仅是粒子的散

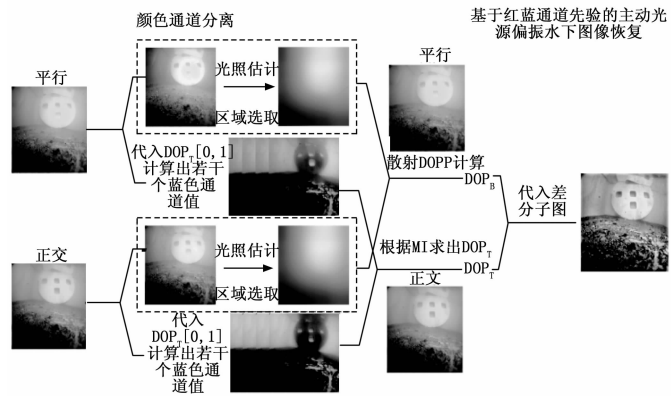


图 5 基于红蓝通道先验的主动光源偏振差分水图像复原算法总体框图

射作用的影响, 还有一部分是粒子对光波能量的吸收。实际上, 水体本身也会对光波能量进行吸收, 导致光波的衰减。但水体对光波的吸收与光波的波长成比例关系, 如图 6 所示, 光波波长在 480 ± 30 nm 之间的衰减是最小的。蓝光的波长为 436 nm, 绿光波长为 546 nm, 红光波长为 700 nm。经实验研究, 水体对蓝绿光的吸收是最小的, 而对红光的吸收最严重^[11-12]。

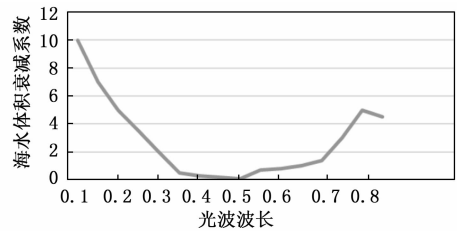


图 6 光波和衰减系数的关系

利用不同波长光在水中具有不同的传播特性, 可以通过分离颜色通道来对不同的 DOP 进行估计。

由式 (2) 可知, 采集到的光波能量有两个分量, 分别为后向散射和目标信息光, 那么此时图 4 (b) 和图 4 (c), 则为一对偏振态互相垂直的正交图像对, 其中一幅为平行状态, 此时图像的后向散射最强, 另一幅为垂直状态, 图像的后向散射最弱。分别将两幅图用 I_{max} 和 I_{min} 表示, 如式 (5) 所示:

$$\begin{aligned} I_{max} &= T_{max} + B_{max} \\ I_{min} &= T_{min} + B_{min} \end{aligned} \quad (5)$$

其中: I_{max} 和 I_{min} 表示垂直和平行两幅图的光波能量, 其中 T_{max} 和 T_{min} 代表 I_{max} 和 I_{min} 中的目标信息光, 而 B_{max} 和 B_{min} 则代表 I_{max} 和 I_{min} 中的后向散射光。分别计算出两种光分量的偏振度^[13], 如式 (6) 所示:

$$\begin{aligned} DOP_B &= \frac{B_{max} - B_{min}}{B_{max} + B_{min}} \\ DOP_T &= \frac{T_{max} - T_{min}}{T_{max} + T_{min}} \end{aligned} \quad (6)$$

由式 (6) 可知, 两个偏振度的计算需要知道和 I_{\min} 的目标分量 B_{\max} 和 B_{\min} 以及后向散射分量 T_{\max} 和 T_{\min} , 这两个分量是不易直接定量的区分出来的。但是, 由式 (4) 得出的结论可知, 当视线上没有目标信息光时, 所采集到的信号就只有后向散射光。根据这个思路, 目标为将采集到的光线强度尽可能多地提高后向散射的占比, 因此, 可以利用光波在水中衰减的特性。由于红光在水中的衰减是极快的, 导致传播距离也十分有限, 如图 7 所示。

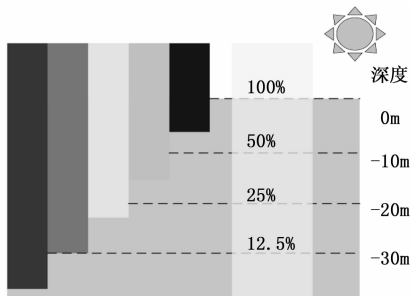


图 7 各种波长的光波在水中的传播情况

在采集到的图像中, 红色通道所能到达的范围是最短的同时佐证了这个结论, 通常情况下, 在采集图像时, 造成后向散射的悬浮粒子是位于目标物和摄像机之间的, 因此红色通道中的后向散射分量比重是最大的, 可以将采集到的图像中的红色通道分离出来, 用来估计, 如式 (7) 所示:

$$DOP_B = \frac{B_{\max}(R) - B_{\min}(R)}{B_{\max}(R) + B_{\min}(R)} = \frac{I_{\max}(R) - I_{\min}(R)}{I_{\max}(R) + I_{\min}(R)} \quad (7)$$

式中和为平行和垂直时图像中的红色通道, 根据上文分析, 由于红色通道的传播距离较短, 因此光照的红色通道中, 后向散射几乎占了全部的比重, 因此可以直接用图像的整个红色通道用来估计 DOP_B 。然而目标信息光的偏振度无法像这样直接估计, 因为即使是蓝色通道的衰减较少, 也会包含有较多的后向散射, 所以尽管在蓝色通道中, 目标信息光有较大的比重, 但仍无法直接用接收的强度图来替代目标信息光能量图。

通过观察主动光源的光学模型, 如图 8 所示。由式 (1) 可知, 由于红色圆圈的视线部分没有被光线直接覆盖, 因此此处的后向散射并不明显, 此处视线上的光强主要由目标信息光组成。而且由于工作环境以及装置的特殊性, 这个“特别”的部位可以预先通过场景尺寸以及光源设置来确定。又因为蓝色通道光的衰减比较弱, 因此由式 (8) 可以获得目标信息光的偏振度:

$$DOP_T = \frac{T_{\max}(B) - T_{\min}(B)}{T_{\max}(B) + T_{\min}(B)} = \frac{I_{\max}(B)_{\text{clear}} - I_{\min}(B)_{\text{clear}}}{I_{\max}(B)_{\text{clear}} + I_{\min}(B)_{\text{clear}}} \quad (8)$$

式 (8) 中, $I_{\max}(B)_{\text{clear}}$ 和 $I_{\min}(B)_{\text{clear}}$ 分别是平行和垂直图中预先定义好的清晰部位的蓝色通道图。

为了验证红蓝通道的衰减特性对后向散射有上文所述

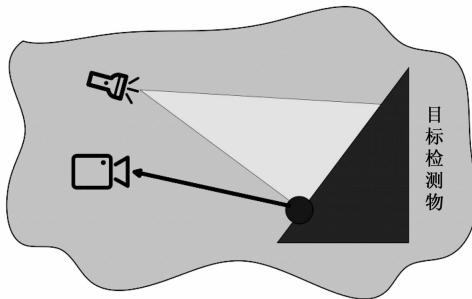
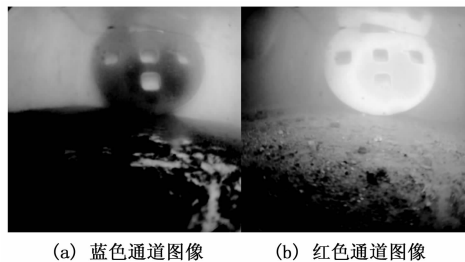


图 8 主动光源与相机的描述

的影响, 选择图 4 (b) 进行颜色通道分离, 因为该图的后向散射比较明显, 可以更好地展示结论, 分离结果如图 9 所示。



(a) 蓝色通道图像 (b) 红色通道图像

图 9 颜色通道分离结果

观察图像, 蓝色通道的目标信息光占更多的比重, 观察亚克力板最下方的正方形块即可得出结论, 与红通道图像相比, 同一个位置下, 蓝通道图像更为清晰, 正是因为红色光衰减比较快, 导致该图中后向散射中占据了大部分比重, 从而导致正方形块部分轮廓不明显。这证明了对图像红蓝通道进行分离来估计两个偏振度是可行的。

1.4 DOP 后向散射移除方法

1.3 节估计出两个关键的偏振度, 本节将介绍如何使用得到的偏振度进行图像复原, 也就是从图中对后向散射进行移除。根据式 (2) 可知, 其实就是需要从原图中去掉后向散射分量, 从而达到图像复原的结果。部分偏振光等效为完全偏振光和完全非偏振光进的线性组合, 本文以线偏振为例, 因为线偏振的各种状态更容易创造, 而且已有研究表明, 线偏振和圆偏振的偏振度变化率并没有太大的差别^[14]。前文可知, 后向散射仍然可以保持很大一部分的偏振态。可以利用这种现象, 将偏振片置于后向散射偏振状态的正交状态下, 可以得到一个具有最小可见后向散射的图像, 称之为 I_{\min} , 将偏振片置于后向散射偏振状态的平行状态, 可以得到一个具有最大可见后向散射的图像, 称之为 I_{\max} 。根据 2.1 节关于偏振在水中的传播特性的分析, 可以总结出, 平行和垂直的两幅图与原图之间具有一定的关系。

$$I = I_{\max} + I_{\min} \quad (9)$$

式 (9) 表示出线偏振片在系统中发挥的作用, 两种互相正交偏振态的图像叠加起来能得到原始图像。同样的,

两个分量也分别满足这个线性关系。如式 (10) 所示:

$$\begin{aligned} T &= T_{\max} + T_{\min} \\ B &= B_{\max} + B_{\min} \end{aligned} \quad (10)$$

联立式 (5) 和式 (6) 可以得到式 (11):

$$\begin{aligned} I_{\max} + I_{\min} &= B + T \\ I_{\max} - I_{\min} &= DOP_B * B + DOP_T * T \end{aligned} \quad (11)$$

同时, 联立式 (11) 的两个式子可以得到式 (12):

$$\begin{aligned} T &= \frac{1}{DOP_B - DOP_T} [I_{\min}(1 + DOP_B) - I_{\max}(1 - DOP_B)] \\ B &= \frac{1}{DOP_B - DOP_T} [I_{\max}(1 - DOP_T) - I_{\min}(1 + DOP_T)] \end{aligned} \quad (12)$$

由式 (12) 可以得到移除后向散射后的目标信息光, 前提是已经获取到了两个偏振度。使用前两节提出的方法进行估计, 得到目标信息光和后向散射的偏振度, 然后与正交的两幅图联立, 就可以得到最终移除掉后向散射的图像。

1.5 基于红蓝通道的 DOP 自适应估计方法

使用红蓝通道分离后估计 DOP 参数的方式已经可以在已有的偏振复原算法中提升复原效果, 对不同的图像也具有较高的稳定性, 但对部分参数的估计仍然需要划定感兴趣区域 (ROI, region of interest)^[14] 来对实际图像进行限制, 因此提出一种自适应的估计方法, 进一步增加算法的鲁棒性。

1.5.1 基于光照强度的 DOP_B 自适应估计

根据前文分析可知 DOP_B 正比于水下粒子对光照的反射导致的偏振度变化。因此光照强度越强的地方 DOP_B 越能表征当前图像中的值, 因此先对光照强度进行分析。

当前场景采用点光源, 上文对点光源在水中的衰减进行了定性分析, 但未做定量计算。假设当前的点光源光照强度为 C_{base} , 那么伴随距离为 D_{dis} 处的光照强度 C 为:

$$C = \frac{1}{k_1 + k_2 D_{\text{dis}} + k_3 D_{\text{dis}}^2} C_{\text{base}} \quad (13)$$

其中: k_1 、 k_2 和 k_3 是系数, 表示随距离增加导致强度会降低。但由于水下光学环境复杂, 且背景目标物也不确定, 因此不能准确计算某个像素的 D_{dis} 。可以通过对采集到的图像做多次降采样均值滤波, 获取当前拍摄的水下图像的光照强度。

均值滤波具有抑制高斯噪声的作用, 使用邻域平均的方法进行计算。用大小固定的窗口进行滤波, 单步长处理整幅图像。令 $f(x, y)$ 为均值滤波结果图像, $g(s, t)$ 为原始图像, 设置滤波窗口 W 大小为 $m * n$, 则可以如式 (14) 表示均值滤波。

$$f(x, y) = \frac{1}{mn} \sum_{(s, t) \in W_{x, y}} g(s, t) \quad (14)$$

根据式 (14) 可知, 窗口 W 越大, 则图像越模糊, 因此只要加大滤波窗口的大小, 就可以模糊背景目标物, 近似得到光照强度的分布情况。本算法将设置 $m = M/4, n = N/4$, 其中 M 和 N 为图像尺寸, 得到近似光照分布图, 如图

10 所示。

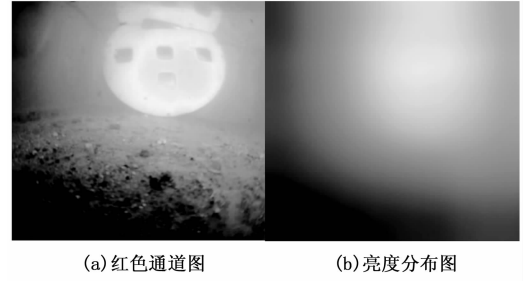


图 10 红色通道图和计算出亮度分布图

得到了光照分布图后, 选取其中亮度最强的前 10% 的像素点的位置映射到红色通道图中, 因此将式 (7) 改变为式 (15) 用来估计 DOP_B 。

$$DOP_B = \frac{B_{\max}(R) - B_{\min}(R)}{B_{\max}(R) + B_{\min}(R)} = \frac{I_{\max}(R)_{\text{light}} - I_{\min}(R)_{\text{light}}}{I_{\max}(R)_{\text{light}} + I_{\min}(R)_{\text{light}}} \quad (15)$$

其中: $light$ 指的是亮度最强的前 10% 的区域点。

1.5.2 基于互信息 (MI, mutual information) 相关的 DOP_T 自适应估计

上文的 DOP_T 估计需要指定特殊的区域, 不具有普适性, 为了解决这个问题, 对图中的两个分量: 后向散射光 B 和目标信息光 T 进行了分析。因为两者是相互分离的两个分量, 因此当互信息最小时, 两者的相关性最小。

经过实验发现两个光学分量的互信息值与 DOP_T 值存在一定的数学相关。互信息是衡量两个随机变量之间统计相关性的一个值, 值越高, 说明变量之间存在某种相关性, 而根据上文的分析可知, 一幅图的 B 和 T 应该是两个不相关的量, 因为它们是图像中的两个加性分量。假设 b 为 B 后向散射光分量的蓝色通道分量, t 为 T 目标信息光的蓝色通道分量, 则可以求出互信息为:

$$MI(B, T) = \sum \sum prob(b, t) \log \left[\frac{prob(b, t)}{prob(b) prob(t)} \right] \quad (16)$$

其中: $prob(b, t)$ 是 b 和 t 图像中像素的联合概率分布函数, $prob(b)$ 和 $prob(t)$ 是它们的边缘分布函数。因为真实的分布函数不能直接求得, 是用直方图估计的。因此, 估计出最优的 DOP_T 为:

$$DOP_{\text{True}} = \operatorname{argmin}\{MI[B(DOP_T), T(DOP_T)]\} \quad (17)$$

其中: 最优的 DOP_T 是使得 B 和 T 互信息最小的值。因此可以将归一化在 $[0, 1]$ 间的 DOP_T 和上文估计出的 DOP_B 代入式 (12) 计算当前最暗和最亮图的蓝色通道子图像的 B 和 T , 然后使用式 (16) 计算当前的互信息, 取使得 MI 为最小值时的 DOP_T 作为当前的 DOP_{True} 。

至此, 就可以对当前取得的所有图像自适应的计算出两个关键参数 DOP_T 和 DOP_B 。用图 4 处理后的结果如图 11 所示, 复原后的图像已经几乎将后向散射带来的雾效果去除, 对比度得到明显增强, 清晰度也得到很大提升。



(a) 平行 (b) 正交 (c) 结果

图 11 使用本文算法对前面样本进行复原后的结果

2 实验与分析

2.1 实验环境设计

为了充分验证本章提出的 ALPUIR-RBCP 算法的复原效果,本章设置了以下 3 个场景的实验。分别为在无光水箱中放入泥沙搅拌后获取的浑浊偏振图像;输水隧洞自然条件下获取的偏振图像;仿真圆形输水隧洞场景。

2.1.1 泥沙浑浊环境

在水箱中放入 50 L 纯净水,然后混入泥沙从而制造浑浊液体。1 浊度定义为每升水中含有 1 mg 硅藻土,而常见的河水中通常的浊度为 100~500 度,根据这个范围,采集多组随浊度变化的图像。

采集设备为高清水下偏振摄像模块和照明设备如图 12 所示,分辨率为 1 920 × 1 080,在水下具有 125° 的视角。使用的照明设备为水下手电筒,具有 120° 的照明角度,4 000 流明的亮度,在水下射程可达 300 m。



(a) 偏振相机 (b) 带有起偏器的光源

图 12 水下偏振摄像模块和照明设备

2.1.2 输水隧洞环境

在江苏省南通市六塘河的一段输水隧洞中利用无缆水下机器人(AUV, autonomous underwater vehicle)采集的真实水下环境。搭载高清水下摄像头,并在艙部安装了 4 个偏振光源,设备如图 13 所示。为了获取偏振图像,摄像头模组由防水装置内部放置 LUCID 公司的 PHX050S-P 偏振相机,可以直接输出两个方向(0°、90°)上的图像,从而实现分焦面式的偏振成像,同时,在光源上装有同一方向的偏振片,通过调整光源上的偏振片方向使其和模组内的相机偏振片方向正交。从而可以生成最亮和最暗的两幅正交子图像。

2.1.3 仿真圆形输水隧洞场景

由于国内大部分水利工程都为圆形结构,为验证本文算法在圆形结构中有效,特别制作一个圆形水塔,并在内



(a) 无缆水下机器人 (b) 艙部设备图

图 13 无缆水下机器人整体图和艙部实物图

部粘贴仿碎石水泥纹理。场景如图 14 所示。该水塔直径 1.5 m,高度 2.5 m。在水塔中加入 800 L 自来水,为了制作浑浊环境,向其中添加 800 ml 的脱脂牛奶。采集设备使用场景一中的摄像头和光源。



图 14 模拟输水隧洞的水塔场景

2.2 评价指标

为了客观评价图像复原质量,主要选择了能够表征图像细节信息以及图像对比度变化的评价指标,在泥沙浑浊场景中使用了包括灰度的标准化均值差(SMD, STD mean difference)函数^[15]和熵函数。标准化均值差函数如式(18)所示:

$$D(f) = \sum_y \sum_x (|f(x,y) - f(x,y-1)| + |f(x,y) - f(x+1,y)|) \quad (18)$$

由于当图像最清晰时,纹理丰富,对比度高,此时高频分量最多;同时后向散射也会最严重,因此图像的边缘变得模糊,会导致高频分量变少,使用标准化均值差可以很好的衡量高频分量的分布,进而可以作为图像清晰度的评价标准之一。

信息熵(IE, information entropy)如式(19)所示:

$$D(f) = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \ln(p_i) \quad (19)$$

由于图像复原的主要目的是为了做信息的提取,因此图像中所包含的信息量的大小是重要的衡量标准。

在输水隧洞场景和仿真圆形输水隧洞场景中主要使用了信噪比(SNR, signal to noise ratio)、峰值信噪比(PSNR, peak signal to noise ratio)、平均梯度(AG, average gradient,)、信息熵等评估指标。其中平均梯度是评价图像清晰度的重要指标,平均梯度越高,说明图像就越清晰^[16],其定义如下:

$$\begin{aligned}
 g_x(i, j) &= r(i, j) - r(i + 1, j) \\
 g_y(i, j) &= r(i, j) - r(i, j + 1) \\
 g &= \frac{1}{(m-1)(n-1)} \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{n-1} \sqrt{\frac{1}{2} [g_x^2(i, j) + g_y^2(i, j)]}
 \end{aligned}
 \tag{20}$$

2.3 泥沙浑浊场景对比实验

在水箱中制造不同浑浊度的水体, 然后放入参照物进行图像采集, 使用不同的算法进行处理, 对比主观状态以及使用评价指标进行对比。采集的原始图像如图 15 所示。

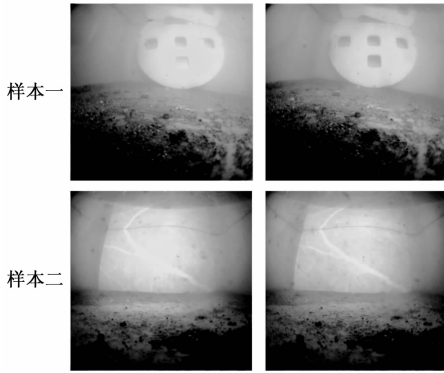


图 15 采集的原始样本

2.3.1 泥沙浑浊场景图像复原效果评价

通过控制置入水中的泥土的质量, 在水总体积不变的情况下, 样本一的浊度预设 200 度, 样本二的浊度预设 350 度。

因为本文算法主要使用的是偏振技术, 因此主要选择了近期效果较好的使用偏振技术的算法用于对比实验。其中包括基于水下散射环境下的偏振成像图像去散射方法UPIE-UI^[17]和基于结构相似度的水下偏振图像复原算法UPIR-SS^[18]。UPIE-UI将主动光源换成非偏振的状态, 然后利用偏振图像的斯托克斯表示进行重建以达到复原效果, 对一些更广泛的环境有一定的优越性。UPIR-SS则利用偏振图不同偏振态下的结构相似性进行图像复原, 取得了一定的成果。从样本图中可以看出, 样本二的后向散射更严重, 图像细节不明显, 且有明显的悬浮物。分别使用UPIE-UI、UPIR-SS和本文算法对偏振图像对进行复原, 主观结果如图 16 所示。

由图 16 可以看出, UPIE-UI 算法处理后能加强光照内图像细节, 但是对图像颜色有所失真, 整体偏黄色, 对于后向散射的去除效果不好, 从样本一可以看出, 亚克力板前依然模糊, 散射依旧很明显。UPIR-SS 算法对于光照直射范围外部的区域图像处理效果不明显, 同样的对后向散射的去除效果不明显, 图像对比度也不够, 尤其对近处的物体, 无法很好地去掉散射光。本文算法不仅对颜色的复原有很好的效果, 而且对于近处的图像也能明显提高对比度, 尤其对于散射的去除效果明显, 第二张图的颜色几乎和原物的颜色一致, 具有很好的主观效果。

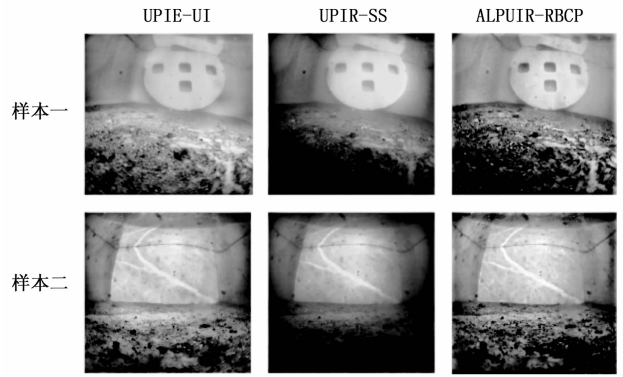


图 16 3 种算法的结果对比图

2.3.2 泥沙浑浊场景数据分析评价

分别在两个样本中计算 3 种算法的标准化均值差指标和熵函数, 结果如表 1 和 2 所示。为方便对比, 对标准化均值差计算结果进行了归一化处理。

表 1 样本一评价指标计算结果

算法	SMD	熵函数
UPIE-UI	0.55	8.132 8
UPIR-SS	0.76	7.114 6
ALPUIR-RBCP	0.87	9.587 5

表 2 样本二评价指标计算结果

算法	SMD	熵函数
UPIE-UI	0.50	7.834 5
UPIR-SS	0.78	8.734 5
ALPUIR-RBCP	0.90	10.432 3

由表中数据可以看出, UPIR-UI 的标准化均值差和熵函数表现不如 UPIR-SS, 这点由图片信息保持一致, UPIR-UI 处理过后的图像整体偏暗, 且对比度表现不佳, 因此包含的信息量也比较少, 数值计算比较低; 相反的, 本章提出的 ALPUIR-RBCP 的标准化均值差和熵函数均能维持在较高的水平, 虽然处理后色彩平衡由于偏振带来的影响而有所改变, 但关注的对比度和信息量在 3 种算法中最高。

2.4 输水隧洞场景对比实验

为了验证实际场景下本算法的有效性, 本章特别选择无自然光环境、水体浑浊度高的输水隧洞采集样本进行实验。采集的样本组如图 17 所示。

2.4.1 输水隧洞场景图像复原效果评价

由于选取四张图都具有更强的散射表现, 因此结果更能体现算法的复原能力差异, 本次实验同样选取使用偏振差分实现水下复原的算法, 分别是基于深度神经网络的算法 MTUIR^[19], 以及基于配准矫正的偏振差分水下复原算法 IDPL^[20]。结果如图 18 所示。

通过观察图 18 可以看出, 几种算法相比于原图都有一定的复原效果, MTUIR 通过使用深度神经网络的方式, 在

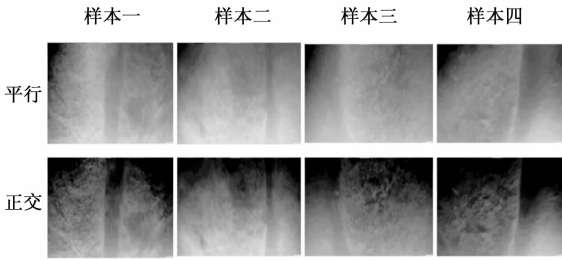


图 17 平行和正交的 4 个样本组图像

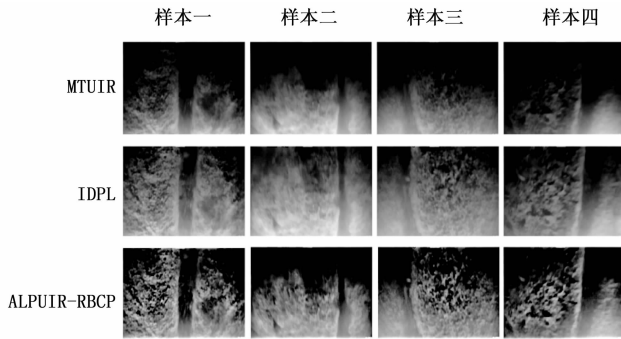


图 18 进行复原后的结果图

测试集上具有较好的效果，但是直接用网络测试样本图的效果不佳，对后向散射的去除没有那么明显，同时与剩下两种的传统方法比较，对比度提升也不够明显，纹理信息不强。IDPL 使用的传统方法，将 SITF 特征点信息用于差分图像处理用来提升复原效果，也取得了一定的成效，但在后向散射更严重的样本二、四中，去除散射的效果仍然欠缺，复原效果有限，在较为模糊的地方不能清晰化。相较于前两种算法，本文算法对色彩和对比度的还原表现更佳，同时在后向散射的去除上更为明显，四组数据均能看到很好的清晰化效果，并且在纹理方面也有很大的提升，几乎将原始纹理都复原出来。

综上所述，ALPUIR-RBCP 在水下图像复原中有较好的效果，能够有效去除后向散射以及清晰化图像，同时还能兼顾色彩的还原度，保证图像原始细节。

2.4.2 输水隧洞场景数据分析评价

在本实验中，主要使用了峰值信噪比、平均梯度、信息熵和标准化均值差作为评价指标。信噪比和峰值信噪比可以表征图像中的信息和噪声比例，该值越大代表信息量越大。测试结果如表 3 所示，其中标准化均值差做了归一化处理。可以看出 ALPUIR-RBCP 在平均梯度、信息熵和峰值信噪比等指标上表现优越，意味着经过本算法处理后的图像拥有更高的清晰度，也包含了更多的信息量。

2.5 仿真圆形输水隧洞场景对比实验

在圆柱形水塔中采集多个角度差分样本图像。使用与泥沙浑浊场景同样的基于偏振的 UPIE-UI^[19] 和 UPIR-SS^[20] 算法作为对比算法，原始样本图和计算结果如图 19 所示。

表 3 不同复原算法评价指标结果

样本组	算法	PSNR	AG	IE	SMD
样本一	MTUIR	11.999 5	1.007	6.112 8	0.958 4
	IDPL	14.443 6	1.201 2	6.417 4	0.738 1
	本文算法	16.222 3	1.277	6.750 5	0.949 5
样本二	MTUIR	18.152 3	1.053 7	7.291 3	0.792 1
	IDPL	10.817 9	1.422 5	6.491 5	0.852 5
	本文算法	17.297 3	1.562 5	8.987 6	0.838 4
样本三	MTUIR	18.930 1	1.381 3	6.031 7	0.740 7
	IDPL	13.167 9	1.055 7	6.188 3	0.503 7
	本文算法	19.170 9	1.494 4	7.052 5	0.770 8
样本四	MTUIR	10.640 1	1.284 4	6.737 1	0.654 6
	IDPL	12.347 2	1.264 4	7.489 4	0.890 1
	本文算法	19.952 1	1.358 9	7.082 6	0.846 9

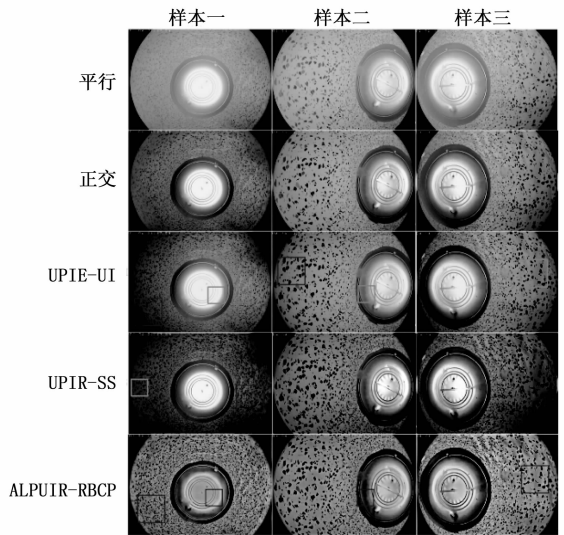


图 19 仿真圆形输水隧洞场景对比实验结果

2.5.1 仿真圆形输水隧洞场景图像复原效果评价

由图 19 可知，UPIE-UI 对于具有浑浊的水体具有一定的复原效果，与正交图像相比，对于具有后向散射的区域有一定的复原效果，如图中黑框可知。但对于对比度的增加仍有不足，如灰框所示。在这种场景下，UPIR-SS 的复原效果相较于 UPIE-UI 更好，如图中该行的黑框所示，同样的部位该算法相较于 UPIE-UI 表现更佳，然而灰框部位的去散射能力不强，仍然模糊。本文算法则不仅在去散射表现优秀，如黑框部分显示，因为使用了红蓝通道分别处理，不仅能利用不同色彩通道内信息分量的差异性，而且避免了通道间强度的串扰，尤其对于色彩还原度效果极佳。因此，得到的最终处理结果的色彩还原度更优于两种同样使用偏振的对比算法。

2.5.2 仿真圆形输水隧洞场景数据分析评价

在该场景实验中，主要使用了信噪比、峰值信噪比、平均梯度、信息熵和标准化均值差作为评价指标。测试结果如表 4 所示，其中标准化均值差做了归一化处理。可以

看出 ALPUIR-RBCP 在平均梯度、信息熵和峰值信噪比等指标上表现优越, 意味着经过本算法处理后的图像拥有更高的清晰度, 也包含了更多的信息量。

表 4 不同复原算法评价指标结果

样本组	算法	PSNR/dB	AG	IE	SMD
样本一	UPIE-UI	13.543 2	1.433 1	7.342 8	0.765 4
	UPIR-SS	17.432 1	1.341 2	7.447 4	0.823 1
	本文算法	18.123 3	1.765 4	7.230 5	0.956 4
样本二	UPIE-UI	15.321 4	1.351 2	7.791 2	0.722 7
	UPIR-SS	17.234 9	1.422 5	6.894 5	0.828 7
	本文算法	19.434 2	1.465 3	9.342 6	0.868 3
样本三	UPIE-UI	15.153 2	1.345 3	6.345 4	0.553 4
	UPIR-SS	13.423 1	1.434 4	7.565 3	0.763 6
	本文算法	20.341 2	1.698 6	7.324 3	0.954 3

表 4 为数据分析评价指标。在大多数参数指标中, 本文算法表现优秀, 尤其在信噪比和平均梯度以及信息熵中, 主要是因为 ALPUIR-RBCP 对对比度增强效果明显, 去雾效果明显, 导致平均梯度以及信息熵的数值会表现较好, 同时由于色彩还原度好, 因此在峰值信噪比表现也有一定的优势。

3 结束语

本文介绍了一种使用水下偏振技术对水下图像进行复原的方法。分析主动偏振光在水中的特性, 随后提出了红蓝通道先验的主动光源偏振水下图像复原算法, 对主动光源的水下偏振进行建模, 同时利用偏振光在水下的衰减特性和强度图的不同颜色通道对关键参数 DOP 进行估计, 进而通过偏振移除图像中的后向散射光, 有效增加水下图像信息量, 提高了图像对比度, 同时修正了色彩畸变。

进一步, 利用后向散射光偏振度的光敏感性以及不同通道光之间的相关性, 计算光照分布图和互信息, 实现自适应偏振度估计, 提高偏振度计算精度, 增大目标信息光比重, 进一步提高图像复原质量。通过 ALPUIR-RBCP 与其他同样使用偏振技术的算法进行对比, 结合主观评价和客观评价指标的对比, ALPUIR-RBCP 处理后的图像在主观上, 对比度更高; 对后向散射的过滤更充分; 清晰度更高。在客观上, 具有更大的标准化均值差和熵函数计算值, 表明了图像中含有更丰富的纹理和细节信息。

参考文献:

[1] IQBAL K, ODETAYO M, JAMES A, et al. Enhancing the low quality images using unsupervised colour correction method [C] // 2010 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. IEEE, 2010: 1703-1709.

[2] KAN L, YU J, YANG Y, et al. Color correction of underwater images using spectral data [C] // Optoelectronic Imaging and Multimedia Technology III. SPIE, 2014, 9273: 48-54.

[3] TREIBITZ T, SCHECHNER Y Y. Instant 3descatter [C] // 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06), IEEE, 2006, 2: 1861-1868.

[4] TERBITZ T, SCHECHNER Y Y. Active polarization descattering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 31 (3): 385-399.

[5] 都安平, 赵永强, 潘 泉, 等. 基于偏振特征的图像增强算法 [J]. 计算机测量与控制, 2007, 15 (1): 106-108.

[6] 范之国, 宋 强, 代晴晴, 等. 全局参数估计的水下目标偏振复原方法 [J]. 光学精密工程, 2018, 26 (7): 1621-1632.

[7] 郭相风, 贾建芳, 杨瑞峰, 等. 基于水下图像光学成像模型的清晰化算法 [J]. 计算机应用, 2012, 32 (10): 2836-2839.

[8] 韩平丽. 水下目标偏振成像探测技术研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.

[9] 管今哥, 朱京平, 田 恒. Polarimetric laser range-gated underwater imaging [J]. Chinese Physics Letters, 2015, 32 (7): 58-62.

[10] 陶强强. 基于偏振恢复的主动成像系统研究 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2017.

[11] 贺敬航, 段 锦, 战俊彤, 等. 水下介质浓度对激光偏振传输特性影响的分析 [J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58 (5): 302-309.

[12] 牟 畅, 王彩霞, 段 可, 等. 基于偏振信息的激光水下目标探测技术研究 [J]. 长春理工大学学报 (自然科学版), 2018, 41 (6): 86-89.

[13] SHAO H, HE Y, LI W, et al. Polarization-degree imaging contrast in turbid media: a quantitative study [J]. Applied Optics, 2006, 45 (18): 4491-4496.

[14] ZHANG L, FENG G Y. Novel algorithm for Region of Interest (ROI) extraction of palmprint images [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43 (8): 40-44.

[15] 李郁峰, 陈念年, 张佳成. 一种快速高灵敏度聚焦评价函数 [J]. 计算机应用研究, 2010, 27 (4): 1534-1536.

[16] 赵欣慰. 水下成像与图像增强及相关应用研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2015.

[17] YANG L, LIANG J, ZHANG W, et al. Underwater polarimetric imaging for visibility enhancement utilizing active unpolarized illumination [J]. Optics Communications, 2019, 438: 96-101.

[18] FAN X N, CHEN J Y, ZHANG X W, et al. Underwater polarized images restoration algorithm based on structural similarity [J]. Journal of Image and Graphics, 2018, 237: 1033-1041.

[19] 桂心远, 张 然, 成昊远, 等. 基于神经网络和偏振成像的多浑浊度水下图像复原 [J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59 (4): 62-68.

[20] 刘 群, 张 颖, 赵淑贤, 等. 一种改进的偏振光图像去雾算法 [J]. 信息与电脑 (理论版), 2021, 33 (3): 61-63.