

基于区域细节强化的偏振去散射方法(特邀)

胡浩丰^{1,2,3}, 孙鑫^{1,3}, 翟京生², 李校博^{2*}¹天津大学未来技术学院, 天津 300072;²天津大学海洋科学与技术学院, 天津 300072;³天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072

摘要 在散射环境下获取的图像质量退化严重, 细节对比度降低, 极大地限制了光学成像技术在诸多领域的应用。由于散射光具有部分偏振特性, 基于偏振成像的去散射技术近年来得到了广泛的关注及应用。但传统的偏振去散射方法的复原效果十分依赖对场景偏振参数的准确估计, 对强散射的复杂场景难以取得理想的去散射效果。为了克服这一缺点, 提高偏振去散射方法在不同环境中的适用性, 着眼于偏振图像的区域细节, 提出一种基于区域细节强化的偏振去散射新方法。该方法结合对比度和 Stokes 矢量来确定两幅待复原的偏振子图, 通过频域处理估计模型的关键参量, 然后利用散射退化模型反解出未退化图像, 最终融合形成去散射图。实验结果表明: 所提方法在不同种类散射环境(雾霾或浑浊水体)和不同散射强度下均具有良好的复原效果, 提高了偏振算法的适用性; 同时, 充分利用了偏振图像的强度分布特点, 能够突出原图中的强偏振区域, 可同时复原高低偏振目标物体, 增强图像的细节信息。

关键词 偏振光学; 图像退化; 散射; 偏振成像; 对比度; 区域细节

中图分类号 O438

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP232269

Polarization Descattering Method via Region Detail Enhancement(Invited)

Hu Haofeng^{1,2,3}, Sun Xin^{1,3}, Zhai Jingsheng², Li Xiaobo^{2*}¹School of Future Technology, Tianjin University, Tianjin 300072, China;²School of Marine Science and Technology, Tianjin University, Tianjin 300072, China;³School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract In a scattering environment, the optical imaging technology often encounters considerable degradation in image quality, exhibiting diminished contrast for details. This limitation has hindered its broader application across various domains. Due to the partial polarization of scattered light, polarization-based scatter removal techniques have received extensive attention and applications in recent years. However, the restoration effect of traditional polarization-based scatter removal methods heavily relies on the polarization light content of scenes, posing challenges for achieving desired scatter removal effect in complex scenarios. To address this limitation and improve the applicability of polarization-based methods, this paper focuses on the regional details of polarized images and proposes a new method for scatter removal based on regional detail enhancement. By combining contrast and the Stokes vector, this method identified two subpolarized images to be restored and estimated the crucial parameters of the model via frequency-domain processing. Subsequently, an undegraded image was recovered using a scattering degradation model, and the final scatter-free image was generated through proportional fusion. Experimental results demonstrate that the proposed method exhibits a good restoration performance in various scattering environments, such as haze or turbid water, and across different scattering levels, thereby improving the applicability of polarization algorithms. Additionally, the proposed method fully utilizes the regional information of polarized images, highlighting strongly polarized regions in the original image. Moreover, it can simultaneously restore high- and low-polarization target objects and enhance image details.

Key words polarimetric optics; image degradation; scattering; polarimetric imaging; contrast; region detail

1 引言

由于雾霾、浑浊水体等介质中悬浮/停微颗粒对传

输光的散射作用, 探测器获取到的图像清晰度和对比度显著降低, 细节模糊, 使得针对目标的跟踪或检测等变得更困难, 是相关监测、交通运输、周界安防、海洋探

收稿日期: 2023-10-10; 修回日期: 2023-11-13; 录用日期: 2023-11-20; 网络首发日期: 2023-12-04

基金项目: 国家自然科学基金(62205243, 62075161)

通信作者: *lixiaobo@tju.edu.cn

测等诸多领域面临的巨大挑战之一^[1-3]。针对上述问题的技术一般统称为去散射技术,该技术主要分为 2 大类^[4-9]:图像处理技术,通过对前端光学系统采集的图像进行增强或复原操作,提高图像的质量;光学技术,通过对光学成像系统进行改造和对成像算法进行优化,实现对成像质量的提升。

图像处理技术又可以分为 2 类:一种是基于图像增强的算法,如直方图均衡化算法^[10]、Retinex 算法及色彩校正算法^[11]等;另一种是基于物理模型的图像复原算法,根据特定的模型或先验假设,获得未退化的物体光,如暗通道先验算法^[12]、Treibitz 等提出的偏振差分法^[13]、Tan 提出的单图像去雾法^[14]等。此外,基于深度学习的去散射方法近些年来也在快速发展。图像增强方法能够一定程度上提高图像对比度,改善图像的视觉效果^[15]。但是,这些方法没有考虑到图像退化的本质原因,容易造成原图的细节信息丢失,有时还会引起更大的图像畸变。图像复原类算法从模糊图像的形成机制入手,建立对应的退化模型,通过变量估计去反演退化过程,并引入相关的补偿参数来获取未退化的场景图像。理论上,后者能获得更接近真实场景的去散射图像,但一般算法的时间成本比较高^[16-17]。

区别于其他图像处理技术,光学去散射技术往往基于特定的光学系统,通过获取对应不同光学参数(光谱、偏振等)的多张图像实现散射光抑制或剔除^[18-20]。由于散射光(天空中的大气散射光或水下环境中的背向散射光)具有明显的部分偏振特性,在诸多光学去散射技术中,偏振去散射技术性能突出。偏振光学成像去散射技术通过采集同一场景的不同偏振图像,精确估算出大气光的强度并将其从雾霾图像中减掉,再对退化后的场景反射光进行反演处理,最终得到去散射图像。具体而言,在偏振去散射算法中,输入图像一般是同一场景下的 2 张(比如 0°和 90°)或 3 张(0°、45°和 90°或 0°、60°和 120°)偏振图像,相比于单张图像,偏振数据包含更丰富的场景细节信息。基于偏振成像的复原方法可以从多幅不同的偏振图像中获得更多的信息,理论上可以获取到细节增强的去散射图^[5,16-17]。

Schechner 等将偏振理论应用到去散射(去雾)领域,他们假设大气光是部分偏振光,物体光是非偏振光,利用 2 幅偏振图像进行差分处理,基于传统的大气退化模型构建了偏振差分去散射模型。夏宏丽等^[21]提出一种基于偏振特性的图像去散射方法,该方法结合暗原色先验原理估计大气光强及场景深度信息,再利用景深信息对偏振度值进行求解,最终复原得到场景的辐射强度信息。代晴晴等^[22]提出了一种全局参数自动估计的彩色图像偏振去散射方法,利用不同角度的 3 幅偏振图像,自动估算无穷远处的大气光和大气光的偏振度。周文舟等^[23]提出一种基于多尺度奇异值分解的图像融合去散射算法,利用偏振测量信息的冗余特性,采用最小二乘法提高了传统偏振图像去散射算

法中偏振信息的准确度,定性分析了偏振图像融合去散射的可行性。2021 年,Liang 等^[24]基于 3 张偏振子图,提出了一种针对偏振度和偏振角做低通滤波的偏振去散射方法。对于浑浊水体,Li 等^[10]通过将传统的偏振差分模型和数字图像增强算法相结合,实现了高浑浊水体环境下的图像复原,效果明显。此外,Dubreuil 等^[25]利用光学相关技术的特征优势,结合主动水下偏振成像技术的特点,使用光学相关原理计算场景中任意一组正交偏振图的相关性,并建立相关性和复原效果之间的关系,实现了探测效果的提升。到目前为止,已有大量偏振方法可以有效地恢复特定场景下的退化图像,但是这些方法的复原效果很依赖于准确估计场景中的各种偏振参数。在强散射场景中,偏振光场分布是非常复杂的,估算出所需的偏振参数十分具有挑战性,这是限制偏振去散射算法的一大难题^[26-27]。2022 年,Dong 等^[28]提出了一种利用灰度方差选择合适的偏振图像的恢复算法,尝试在低偏振光场景下做去散射处理,取得了一定的效果。但是灰度方差是一个侧重图像全局灰阶分布的指标,而图像的偏振信息分布往往具有区域分布特点,在一幅图像中通常只有部分区域具有比较高的偏振度,比如场景中天空、建筑物的窗户、金属材料等存在高偏振物质的区域,所以两者的特性并不匹配。

基于图像偏振信息的区域分布特点以及复杂环境(强散射)下偏振参数估算的难题,本文提出一种结合对比度和 Stokes 矢量的方法来筛选出场景中包含最丰富细节信息的偏振图像(定义为 I_{\max})和最稀少细节信息的偏振图像(定义为 I_{\min})。通过在频域上分别对高频信息和低频信息进行处理,获得细节增强图和背向散射光用于估计场景透射率,并利用散射退化模型反解出 2 张复原图,然后对复原的 I_{\max} 和 I_{\min} 图像进行融合以获取最终的输出结果。实验结果表明:所提方法在不同散射环境(雾霾或浑浊水体)和不同散射强度下均具有良好的复原效果,提高了偏振算法的适用性;同时,充分利用了偏振图像的区域信息,突出了原图中的强偏振区域,增强了图像的区域细节信息。

2 基本原理

2.1 去散射基本原理

常用来描述散射环境下图像的成像过程的表达式^[13,17]为

$$I = D + A, \quad (1)$$

式中: I 是相机接收到的总的场景光强图; D 是场景物光经散射介质衰减后的图像; A 是背向散射光。 D 和 A 的表达式分别为

$$\begin{cases} D = L e^{-\beta z} \\ A = A_{\infty} (1 - e^{-\beta z}) \end{cases}, \quad (2)$$

式中: L 是未退化的场景图,也是最终的复原图; $e^{-\beta z}$ 体

现了散射介质对场景光的衰减作用, β 是场景区域的散射介质浓度/强度, z 是场景深度; A_∞ 是场景背景区域无穷远处的光强值。为了简化计算, 通常默认散射介质的浓度为定值, 所以不同区域的衰减大小仅和区域深度 z 相关, 衰减项可以用透射率 t 来代替:

$$t = e^{-\beta z}, \quad (3)$$

这时可以得到未退化的场景表达式,

$$L = \frac{I - A}{t}, \quad (4)$$

求解出退化图的 A 和 t 是获得未退化场景图的关键, 然而由单张退化图无法准确求得这两个参数, 只能通过一定的先验假设去估算, 在常见算法中通常由人工选取背景区域去估计相关参数。从图像频谱角度来分析, D 是衰减的场景物光, 包含了场景中丰富的轮廓和细节信息, 可以代表图像的主要高频信息, 相对的, 背向散射光 A 则包含场景的主要低频信息。因此, 在一定程度上可以假设退化图 I 的低通滤波图为 A 的粗略估计值^[24, 29-30]。

在偏振去散射方法中, 通过 S_0 、 S_1 和 S_2 这三个 Stokes 参数可以表示出任意偏振角度 θ 下的场景偏振图, 表达式^[31]分别为

$$\begin{cases} S_0 = I_{0^\circ} + I_{90^\circ} \\ S_1 = I_{0^\circ} - I_{90^\circ} \\ S_2 = 2I_{45^\circ} - I_{0^\circ} - I_{90^\circ} \\ I_\theta = \frac{1}{2}(S_0 + S_1 \cos 2\theta + S_2 \sin 2\theta) \end{cases}, \quad (5)$$

式中: S_0 为总光强; S_1 为 0° 和 90° 偏振方向的光强差; S_2 为 45° 和 90° 方向的光强差。

Schechner 等提出的经典差分偏振去散射算法通过旋转偏振片, 在一系列的 I_θ 值中确定对应 2 个正交态的偏振场景图(类似于本文定义的 I_{\max} 和 I_{\min})。这种方法依赖于天空区域的高偏振特性, 并且通常会假设非空区域弱偏或者无偏。但是在实际场景中, 物体也会呈现部分偏振特性; 即使在浓雾弱偏环境中, 部分区域的玻璃、金属等高反射物体也能够贡献偏振光分量, 影响场景偏振度和偏振角的估计^[32]。总而言之, 在不同偏振角度下, 雾霾图像通常具有明显的区域偏振强度分布特点, 即部分区域会呈现高偏振强度。

2.2 求解初始 I_{\max} 和 I_{\min}

基于散射偏振图的特点, 使用对比度来衡量图像的细节信息丰富度。这里每张图像的对比度是由图像中每个像素与其 8 邻域内的像素的差值平方和构成的, 侧重衡量图像的区域细节信息。定义去散射前的细节丰富度最大的偏振图像为 I_{\max} , 反之为 I_{\min} 。由式(5)可以得到任意偏振角下的图像, 在 360° 范围内对每一度的偏振图像计算对比度值, 找到全局最大对比度值对应的角度 θ_{\max} , 此时的 I_θ 是这 360 张偏振图像中对比度最大的, 理论上它所包含的细节和轮廓信息也

最多, 将它作为 I_{\max} , 表示该退化场景中总体上细节最丰富的偏振图(未作去散射处理)。相比于 S_0 , I_{\max} 具有更多的细节信息, 或者说 I_{\max} 一定程度上 S_0 的去散射图。对应 θ_{\max} , 也可以找到全局最小对比度值对应的角度 θ_{\min} 以及对应的 I_{\min} 。

$$\begin{cases} \theta_{\max} = \max\{\text{contrast}(I_\theta)\} \\ \theta_{\min} = \min\{\text{contrast}(I_\theta)\} \end{cases}, \quad (6)$$

将式(6)代入式(5), 可以得到 I_{\max} 和 I_{\min} 的表达式, 分别为

$$\begin{cases} I_{\max} = \frac{1}{2}(S_0 + S_1 \cos 2\theta_{\max} + S_2 \sin 2\theta_{\max}) = D_{\max} + A_{\max} \\ I_{\min} = \frac{1}{2}(S_0 + S_1 \cos 2\theta_{\min} + S_2 \sin 2\theta_{\min}) = D_{\min} + A_{\min} \end{cases}. \quad (7)$$

2.3 结合频域信息估算 A 和 A_∞

通常图 A 是散射介质本身的反射光形成的, 在假设散射介质密度均匀时仅和场景深度相关, 它是区域平缓的, 从图像的频谱角度分析, 平缓区域对应着低频信息, 因此可以尝试由图像的低频信息来获取 A 。以求解 A_{\min} 为例, 将 I_{\min} 作为基底, 使用高斯低通滤波(GL)来计算 A_{\min} 的近似值 A_{\min}^1 , 表达式为

$$A_{\min}^1 = \text{GL}\{I_{\min}\}. \quad (8)$$

A_∞ 通常是场景天空区域无穷远处的光强值, 存在于大景深的平缓区域中, 这里考虑到图像噪声较大、背景区域不均匀、部分场景无背景区域的情况, 将散射退化后的光强图中大深度平缓区域的强度均值作为 A_∞ 的估计值。以求解 A_∞^{\min} 为例, 选取 I_{\min} 上 1/8 区域作为 A_∞^{\min} 的待选区, 这样做的原因有 2 点: 减小误差, 常见的雾霾和水中环境中退化图像的拍摄视角通常由近及远, 大深度平缓区域一般出现在图像的上半区域; 加速程序, 减少待处理信息, 提高处理速度。实验中水下图像为 500×650 大小的 256 级灰度图像, 经过多次统计实验, 未加速前此处求取无穷远处大气光值平均用时 0.0018 s, 限定计算范围加速后, 平均用时 0.0012 s, 减少了约 1/3 的用时。设计大小为 I_{\min} 的 1/256 筛选窗口, 值得注意的是, 模板面积越大所包含的非平缓区域也越多, 尺寸设计过小则容易将其其他背景信息筛选出来, 比如建筑背景等。以待选区边长的 1/16 为筛选模板的前进步长, 使用灰度方差作为指标进行全局计算。将灰度方差最小的 10 个区域作为待选目标, 这样做是尽量筛选出大深度的平缓区域, 以减弱背景物光的影响, 并取其亮度均值作为 A_∞ 的估算值 A_∞^{\min} 。

2.4 计算透射率 t

根据式(2)、(3)和(8), 可计算得到透射率 t ,

$$t = 1 - \frac{A}{A_\infty} = 1 - \frac{\text{GL}\{I_{\min}\}}{A_\infty^{\min}}. \quad (9)$$

通过低通滤波, 能够从 I_{\min} 获取图像的低频信息去粗略

估计背向散射光,但是还需要考虑到此时估计的背向散射光 A_{\min}^1 是包含了一部分物光的,这是由 D_{\min} 产生的,公式为

$$GL\{I_{\min}\} = GL\{D_{\min} + A_{\min}\}, \quad (10)$$

需要去除物光,使得背向散射光估计结果更接近真实值。这里通过 I_{\max} 来获取 D_{\min} ,并引入两个修正参数(即 ϵ 和 η)。已经从图像的频谱角度分析了平缓区域对应的低频信息,这里更进一步将图像高频信息、轮廓细节和场景雾霾程度(散射强度)联系起来。对于同一场景图像(比如 0° 、 45° 和 90° 这 3 张偏振图片),其细节丰富度与雾霾浓度负相关,即浓雾时图像包含的细节信息少,高频信息少,淡雾时图片的细节信息多,包含的高频信息多,那么无雾霾场景下的 L 就是细节丰富度最大的图片。基于此,对比来看 S_0 、 I_{\max} 和 I_{\min} 。 I_{\max} 是总体细节丰富度最大的偏振图像,是 S_0 的淡雾图像; I_{\min} 是总体细节丰富度最小的偏振图像,是 S_0 的浓雾图像。由于 I_{\max} 和 I_{\min} 是同一场景下的图像,除了细节丰富度,两者几乎一样,而 D_{\min} 包含了 I_{\min} 的主要细节信息(高频信息),于是可以将 I_{\max} 视为 D_{\min} 的估计值。

为了进一步强化细节信息,对 I_{\max} 进行高斯高通滤波(GH)处理,得到 D_{\min}^1 :

$$D_{\min}^1 = GH\{I_{\max}\}, \quad (11)$$

在频域中进行去除背景物光的处理后,背向散射光可以表示为

$$A_{\min}^2 = GL\{I_{\min}\} - \epsilon \cdot GH\{I_{\max}\}, \quad (12)$$

假设 ϵ 是一个 $0.1 \sim 0.3$ 范围内的修正参数。事实上,

很难从偏振图像中准确获得 D 和 A 的强度比例以精确剔除物光分量,它与散射介质的浓度有关。显然,强散射环境中 A 的比例更大。两者的强度比例也与图像的区域深度相关,比如大深度背景区域的强度主要是由 A 来贡献的。在实际操作中, ϵ 将以 0.01 的间隔遍历 $0.1 \sim 0.3$ 区间,得到不同程度的 A_{\min}^2 去求解 L_{\min} ,程序将以对比度作为评价指标自动确定 ϵ 。由于对 A 的求解过程涉及光强变化,为了找到相适应的 A_{∞} ,定义参数 η 为利用背向散射光 A 进行去除物光操作前后的 A_{∞} 强度比值,即

$$A_{\infty}^1 = \eta \cdot A_{\infty}, \quad (13)$$

代入修正参数到式(9),可以得到 t_{\min} 最终的表达式,

$$t_{\min} = 1 - \frac{A}{A_{\infty}} = 1 - \frac{GL\{I_{\min}\} - \epsilon \cdot GH\{I_{\max}\}}{\eta \cdot A_{\infty}^{\min}}. \quad (14)$$

按照上述流程,以 I_{\max} 为基底,使用 I_{\min} 的复原结果来估计 D_{\max} ,可以求解出对应的 A_{\max} 和 t_{\max} 。

2.5 融合去散射结果

将求解出的 A 和 t 分别代入式(4)中,可以得到 I_{\max} 和 I_{\min} 的去散射结果 L_{\max} 和 L_{\min} ,

$$\begin{cases} L_{\min} = \frac{I_{\min} - A_{\min}}{t_{\min}} \\ L_{\max} = \frac{I_{\max} - A_{\max}}{t_{\max}} \\ L = \lambda \cdot L_{\min} + (1 - \lambda) \cdot L_{\max} \end{cases}. \quad (15)$$

由于 L_{\max} 图像噪声较大但是富含细节信息,最终的去散射图 L 是对 L_{\max} 和 L_{\min} 按一定比例进行融合得到的。图 1 总结了所提算法的整体流程。

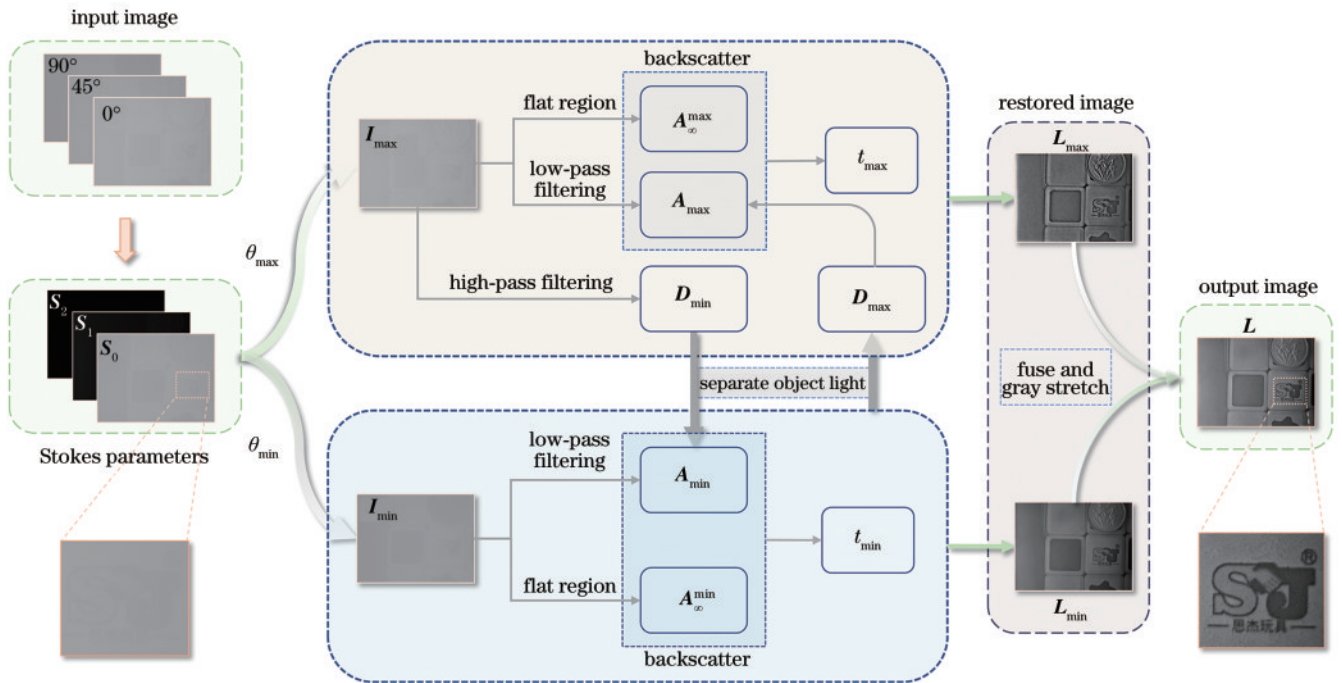


图 1 所提算法的流程

Fig. 1 Flowchart of the proposed algorithm

3 分析与讨论

3.1 浓雾霾环境下的处理结果分析

为了测试所提算法的有效性和适用性,实验对比了多种偏振和非偏振去散射方法,包括暗通道先验、Schechner 提出的基于偏振差分的方法、Dong 提出的

偏振灰度方差方法、基于图像增强的 CLAHE 方法^[33]。最后一共选取了 10 组图片数据,结果如图 2 所示。其中组图 1~3 是常见的浓雾天户外建筑图像,来源于参考文献[24],每个原始数据对应了 0°、60° 和 120° 三个不同偏振方向的子图。基于这三张子图,同样可以计算得到对应的 Stokes 矢量,然后执行所提算法。

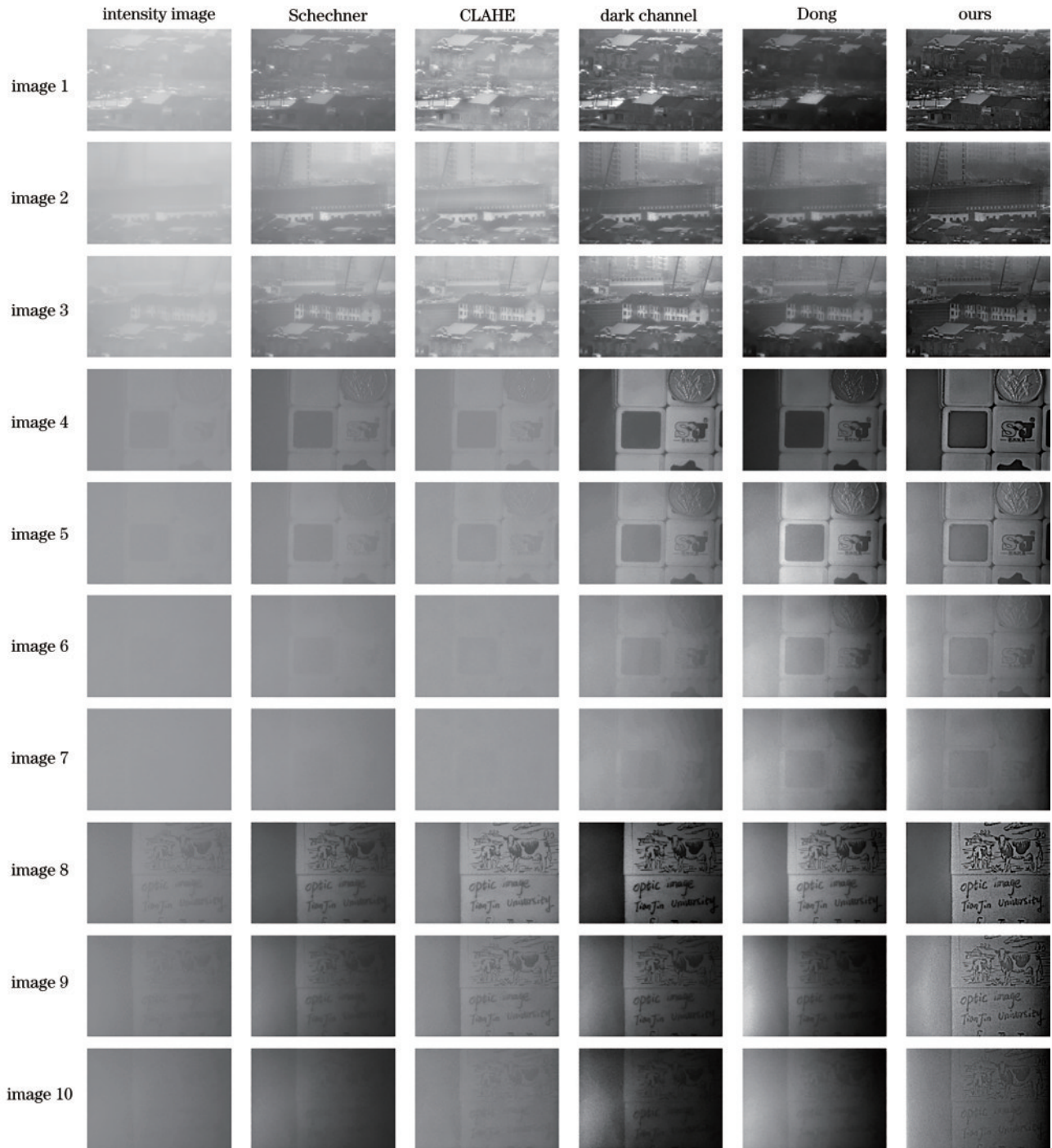


图 2 浓雾霾天气和浑浊水下场景去散射结果对比

Fig. 2 Comparison of de-scattering results in dense haze and murky underwater scenes

从原始光强图可以看出,组图 1~3 有着明显的场景深度但是不含天空区域,并且高偏振物质较少(比如天空、玻璃、金属等),是典型的强散射弱偏振场景。

Schechner 方法虽然有一定的去散射效果,但是由于缺少场景偏振信息,整体结果不尽人意;CLAHE 方法去散射效果尚可,不过强制的灰度分配有时会导致图像

呈现不均匀去散射,这种现象在组图 1 的结果中有所体现;Dong 方法结果稍好于前两者,能够恢复更多的远处细节,但是结果图像很暗,比如组图 1 中的房屋,视觉效果并不好;所提方法和暗通道先验方法的去散射效果都不错,原图中远处被雾霾淹没的建筑和吊机经过去散射处理后得到凸显,清晰可见,图像的整体对比度和清晰度都得到较大提升。与暗通道先验方法的结果相比,所提结果图的强度稍小,但是并不影响主要细节的辨识,还能避免场景里出现区域过曝现象。为了优化该问题,可对结果进行亮度拉伸操作,例如直方图均衡,或整体像素值乘以系数,可以在一定程度上解

决图像强度整体偏小的问题。

图 3 是组图 1 的两处局部放大图,其中图 3(a)是原图,图 3(b)~(f)对应不同方法的结果局部图。局部图的左图是远处的建筑物,在原图中细节几乎不可见。所提方法融合了增强的细节图 I_{\max} ,可以获得不错的细节清晰度,比如房屋的窗户、屋旁的树枝等。局部图的右图是场景中路灯,虽然几种方法都能还原出目标物,但是图 3(c)和图 3(d)的结果中背景出现了过曝情况,影响了灯杆的复原;所提算法显著地分离了背景和主体路灯,这是因为所提算法比较准确地估算出背向散射光中含有的场景物光,使得复原结果具有很好的层次感。

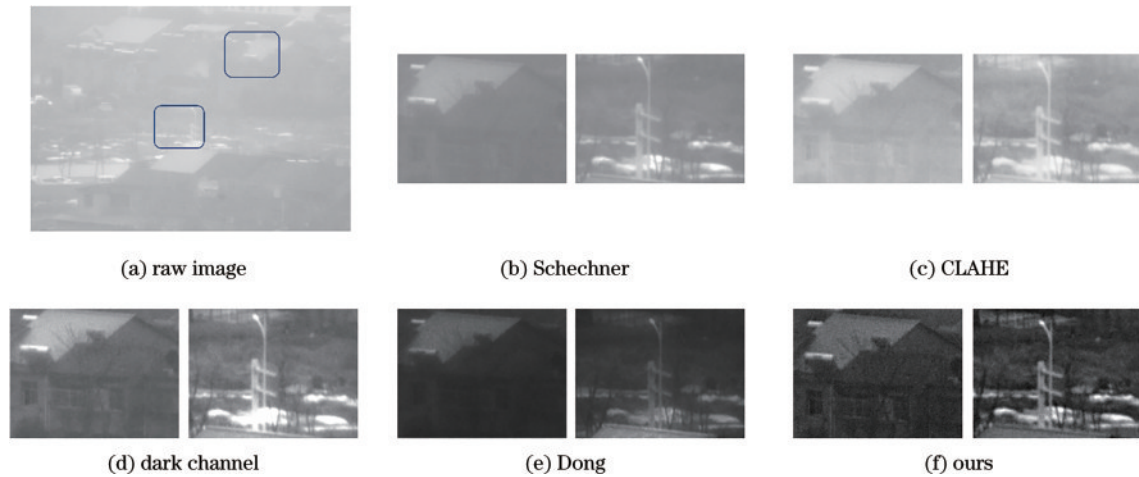


图 3 场景细节放大图对比(大气环境)

Fig. 3 Comparison of enlarged images for scene details (atmospheric environment)

3.2 浑浊水下环境的处理结果分析

从上述对比分析中可以看出,所提算法能很好地适应浓雾霾环境,可以取得比较理想的去散射效果。下面将展示所提方法在浑浊水体环境中也具有不错的去散射效果。

组图 4~10 是水下数据集,在用牛奶模拟的浑浊水下环境中对比不同方法的去散射结果。实验时向装有自来水的玻璃缸(63.5 cm×25 cm×22 cm)中加入纯牛奶来模拟实际浑浊水下的散射环境。将目标物体放置在容器中部,选用中心波长为 625 nm 的准直 LED 光源进行主动照明,光源前方放置 0°线偏振片使得入射光为线偏光,以模拟具有高偏振光的场景。相机和光源同侧相邻,紧靠容器外壁并正对目标物体,相机前面放置线偏振片,依次转动到 0°、45°和 90°获取偏振图像。

这 7 组数据对应的原始数据分别包含 0°、45°和 90°三个不同偏振方向的子图,基于此可确认场景对应的 Stokes 矢量。其中组图 4~7 是同一场景下牛奶浓度依次递增的结果,目标物体是硬币(具有高偏振特性)和魔方。组图 4 是低浓度场景,在原图中可以看见模糊的魔方色块、图标和硬币花纹。由于是线偏振照明,Schechner 方法的处理效果得到了提升(在偏振光含量高的场景中更容易估算出准确的偏振参数),已经超越

了 CLAHE 方法的结果,能够复原出魔方图标和文字,硬币的花纹细节也能看见,但是整体上还是存在朦胧感;暗通道先验方法和 Dong 方法效果更好,相比于 Schechner 方法,整体上去除了朦胧感,图标文字等细节很清晰;得益于初始利用对比度作为标准来筛选偏振子图,所提算法充分利用了图片中的偏振强度区域分布特性,并且使用包含更多细节信息的图 I_{\max} 参与了求取 L_{\min} 的背向散射光后续处理,使得结果图在细节复原上表现更优,比如结果图中的硬币花纹和表面凸起清晰可见。

图 4 是组图 4 的区域放大图,其中图 4(a)是原图,图 4(b)~(f)对应不同方法的结果局部图。首先所提方法在去散射效果上好于暗通道先验方法和 Dong 方法,魔方的图标和文字更清晰,轮廓明显;其次在所提方法对应的结果图中,作为高偏振物体的硬币得到了增强显示,花纹、字体更加突出,这也是所提方法一大优势(能够突显高偏振物体的细节);除此之外,左上部分魔方表面的微小突起也复原了出来,这些细节信息在其他的对比结果中是很难得到辨识的。组图 5~7 中,原图目标物逐渐模糊,在组图 7 中已经无法通过肉眼辨识目标。随着牛奶浓度的增加,暗通道先验方法仍能取得一定的去散射效果,但是结果会出现伪影,影

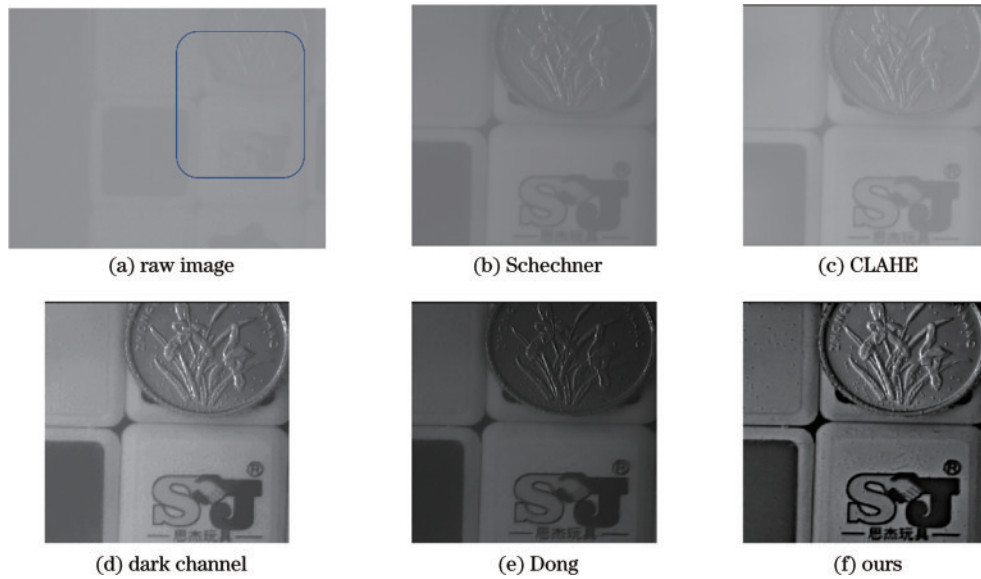


图 4 场景细节放大图对比(浑浊水下)

Fig. 4 Comparison of enlarged images for scene details (turbid water)

响细节信息复原;所提方法和 Dong 方法的去散射效果依旧不错,即使在组图 7 中也能够看清魔方图标,在场景光均匀度上所提方法的效果要好于后者。

3.3 图像噪声抑制

组图 8~10 是另一组使用牛奶模拟浑浊水下环境的去散射结果,目标物是奶牛图案和文字。在组图 8

中,所提方法能够清晰地还原出目标物,并且保持均匀的场景光强,如图 5 所示,结果中的噪声并不明显,图像轮廓细节清晰;但是随着牛奶浓度的增加,场景噪声也在逐渐增大,由于所提方法的 I_{max} 在增强细节的同时也会放大一部分噪声,复原结果噪声偏大,这一点在组图 10 的结果中体现得比较明显。

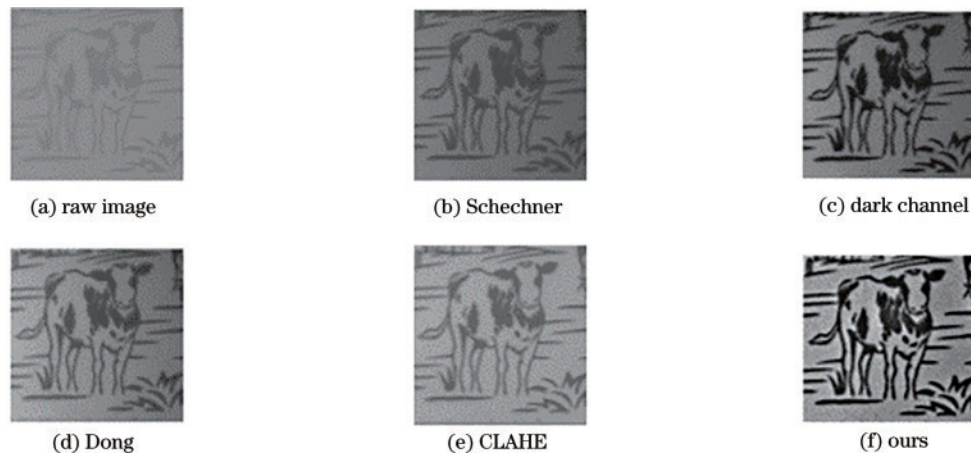


图 5 组图 8 结果的细节对比

Fig. 5 Detail comparison for Group 8 resulting

在实际应用中可以使用相应的去噪处理算法来应对这个问题。图 6 是使用不同的滤波方法处理组图 10 中所提方法得到图像的结果(先去散射再滤波),其中图 6(a)~(f) 分别是均值滤波(窗口 3×3)、中值滤波(窗口 3×3)、双边滤波、维纳滤波、BM3D^[34] 及小波三级软阈值去噪^[35] 处理的结果。不同滤波方法对抑制噪声都有一定的效果,其中 BM3D 的去噪效果表现最好,结果十分平缓,但是去噪的同时也损失了部分细节信息,比如草地上的纹路消失了一部分。总之,所提方法可以在偏振信息丰富的场景中实现非常好的去散射

效果,还原细节信息的同时还能突显强偏振目标,提高了图片的对比度;虽然浓雾环境(或者超浑浊水下)结果图存在较大的噪声,但可以通过后续的滤波处理来减少噪声影响。

3.4 膨润土水体去散射结果分析

为了进一步探讨所提方法在不同场景下的适用性和稳定性,使用膨润土制造的浑浊水体进行实验,以评估方法的鲁棒性。实验条件如光源和相机等不变,目标主体是两块紧靠的砖块。纯牛奶是模拟浑浊水下环境的常用溶质,牛奶中的脂肪在常温下以脂肪球的形

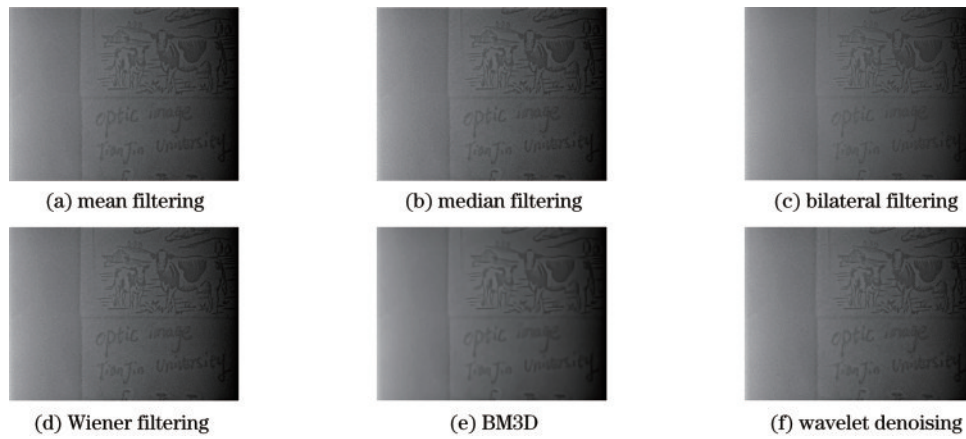


图 6 不同去噪算法处理后的结果对比

Fig. 6 Comparison of results after applying different denoising algorithms

式存在,其直径约为 $0.1\sim 10\ \mu\text{m}$,平均为 $3\ \mu\text{m}$ 左右。膨润土颗粒大小一般为 $1\sim 100\ \mu\text{m}$,实验中使用的颗粒大小约为 $10\sim 30\ \mu\text{m}$ 。实验结果如图 7 所示。可以

发现,所提方法的去散射结果明显好于其他方法,目标砖块的缝隙清晰,细节轮廓还原得好,这进一步验证了所提方法在不同水体和不同粒径下的稳定性。

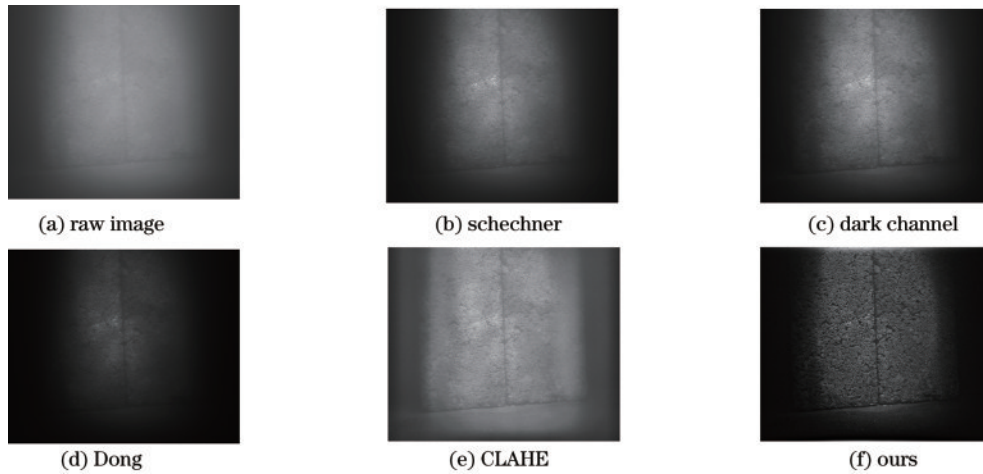


图 7 膨润土水体下不同方法的结果对比

Fig. 7 Result comparison of different methods at bentonite water

3.5 彩色图像结果对比分析

所提方法也可拓展应用于彩色图像的去散射,处理流程是对 R、G、B 三通道分别进行处理再合成。图 8 是

一组彩色图像处理结果,其中原始图像来源于 Qu 等^[26]的论文,包含了 0° 、 60° 和 120° 三个不同偏振方向的子图。图 8(a)~(f) 分别表示原图、Schechner 方法、暗通道先

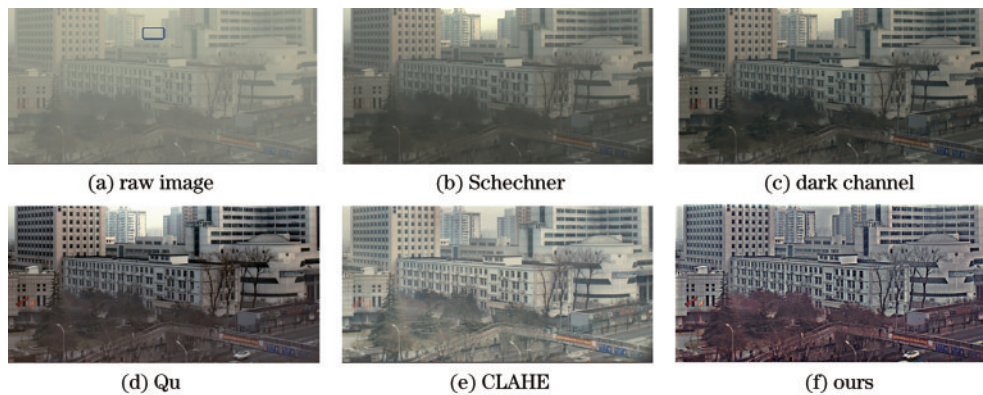


图 8 彩色图像去雾结果对比

Fig. 8 Comparison of results for color image haze removal

验方法、Qu方法、CLAHE方法和所提方法的处理结果。

整体上看,图 8(c)~(f)对应方法的去散射效果都不错,能够将远处建筑的窗户、外墙纹路等细节信息还原出来。在色彩复原上,图 8(b)和图 8(c)的结果更贴近场景拍摄时的真实色彩,色彩偏黄;所提方法没有针对通道差异进行矫正,结果存在一定的色偏,但是几乎

不影响细节信息的识别。图 9是图 8的远景局部放大图,其中图 9(a)~(f)对应着图 8的原图和不同去散射方法的结果。可以看出,所提方法在细节信息恢复上优于其他方法,远处建筑的亮暗区域差异明显,有利于辨识目标物体。但是值得注意的是,后续可以针对性地增加色彩校正功能以进一步提升算法性能。

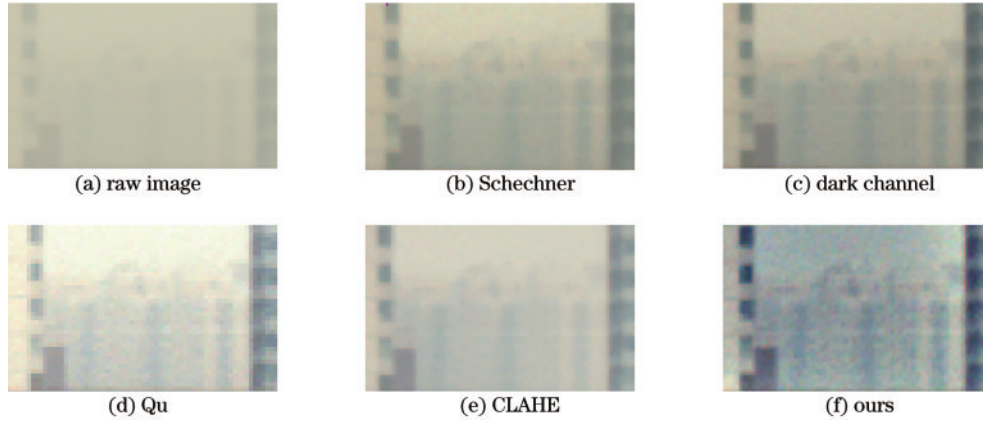


图 9 彩色图像去雾结果区域放大图

Fig. 9 Enlarged regions of the results for color image haze removal

以上对比分析了在雾霾天气和浑浊水下两大场景中所提算法和其他 4 种去散射算法,结果表明所提方法能有效地还原场景细节信息,且在大多数场景中的去散射效果优于其他算法。除了直观对比,还根据图像的灰度方差、对比度、enhancement measure evaluation(EME)、edge intensity(EI)和 Laplace 算子 5 种常见的图像质量评价指标来客观分析图 2 中的 10 组结果。灰度方差是图像中每个像素灰度值与图像灰度均值的差值平方和,反映了图像整体灰阶分布。对比度是图像每个像素与其 8 邻域内像素差值的平方和,侧重对图像的区域细节进行评价。EME是将图像分

割成 $L \times L$ 块,计算每块区域内灰度的最大值和最小值的比值结果并求和,反映图像小区域内的灰度变化程度的指标,数值越大对应图像细节越强。EI则是利用 Sobel 算子与图像做卷积^[36],提取图像水平方向和垂直方向的梯度值,侧重评价图像的边缘信息清晰度的指标。表 1 给出了量化结果,其中各评价指标的最优数据标记为粗体,次优标记为下划线。从数值上来看,所提方法在大部分组图的评价指标都是最优或者次优的,表明所提方法大幅提升了图像的边缘信息量、细节丰富度以及整体的灰阶分布范围,可以显著提升图像质量。

表 1 图像质量评价结果

Table 1 Image quality evaluation results

Group	Evaluation index	Intensity image	Schechner	CLAHE	Dark channel	Dong	Ours
1	Gray variance	153.77	518.71	439.70	1487.02	613.72	<u>1077.95</u>
	Contrast	29.12	16.73	<u>34.43</u>	33.22	18.58	53.04
	EME	0.34	0.95	1.29	2.90	<u>5.14</u>	8.98
	EI	6.06	12.14	20.22	<u>28.93</u>	23.42	43.76
	Laplace	0.54	0.90	1.86	<u>2.59</u>	1.86	3.02
2	Gray variance	104.03	801.38	321.13	1402.02	<u>971.41</u>	826.24
	Contrast	29.59	28.21	35.61	<u>40.62</u>	38.49	63.51
	EME	0.30	1.07	1.11	2.74	<u>4.82</u>	8.27
	EI	5.61	17.44	19.26	31.72	<u>36.36</u>	49.67
	Laplace	0.62	1.38	1.87	<u>3.05</u>	2.98	3.68
3	Gray variance	95.08	559.41	315.51	1646.79	<u>848.77</u>	734.38
	Contrast	27.57	22.48	33.91	47.89	34.56	<u>46.67</u>
	EME	0.31	1.04	1.15	2.79	<u>5.34</u>	7.97
	EI	5.60	15.46	19.21	<u>35.15</u>	34.95	42.12
	Laplace	0.52	1.22	1.75	3.36	2.77	<u>3.01</u>

表 1 (续)

Group	Evaluation index	Intensity image	Schechner	CLAHE	Dark channel	Dong	Ours
4	Gray variance	12.19	88.15	70.84	1280.34	412.67	<u>887.06</u>
	Contrast	61.32	37.40	65.52	<u>78.29</u>	31.45	111.01
	EME	0.19	0.65	0.69	2.72	<u>4.37</u>	7.81
	EI	4.79	12.63	15.38	<u>48.42</u>	32.82	79.33
	Laplace	0.42	0.85	1.45	<u>4.25</u>	3.02	4.48
5	Gray variance	6.01	71.61	23.53	599.02	1438.79	<u>988.06</u>
	Contrast	67.50	53.63	70.35	70.25	<u>74.98</u>	80.32
	EME	0.14	0.55	0.51	1.78	<u>3.42</u>	4.40
	EI	2.62	7.83	9.09	26.66	<u>35.01</u>	46.46
	Laplace	0.40	0.96	1.40	4.03	4.63	<u>4.14</u>
6	Gray variance	7.50	91.53	11.67	751.68	2694.92	<u>1669.33</u>
	Contrast	67.05	55.46	69.81	69.09	87.30	<u>76.24</u>
	EME	0.11	0.45	0.41	1.39	3.29	<u>3.04</u>
	EI	1.84	4.68	6.60	18.55	<u>24.89</u>	24.92
	Laplace	0.38	0.92	1.38	<u>3.90</u>	5.08	3.69
7	Gray variance	8.94	103.46	13.41	896.86	2758.95	<u>1710.33</u>
	Contrast	66.98	53.94	<u>69.84</u>	68.38	74.49	68.80
	EME	0.10	0.42	0.39	1.34	<u>3.53</u>	3.56
	EI	1.74	4.17	6.33	17.52	<u>21.58</u>	22.12
	Laplace	0.35	0.88	1.39	<u>3.87</u>	4.73	3.60
8	Gray variance	122.19	401.31	360.68	1219.40	2016.76	<u>1672.41</u>
	Contrast	45.70	28.38	86.30	<u>88.16</u>	69.25	291.26
	EME	0.90	2.57	3.06	10.83	5.05	<u>10.64</u>
	EI	11.28	20.05	38.54	<u>51.47</u>	37.41	115.03
	Laplace	1.09	2.12	3.76	<u>5.53</u>	4.05	7.42
9	Gray variance	192.96	623.38	233.31	976.42	2992.75	<u>2063.57</u>
	Contrast	40.04	28.03	<u>62.90</u>	62.85	56.47	217.96
	EME	0.70	1.97	2.35	<u>5.60</u>	4.51	9.91
	EI	6.49	12.58	22.29	<u>28.53</u>	19.90	79.28
	Laplace	1.01	2.20	3.49	<u>5.08</u>	3.76	8.12
10	Gray variance	196.07	597.68	199.10	1162.11	2666.69	<u>1548.95</u>
	Contrast	39.67	25.52	58.24	<u>91.17</u>	50.85	115.37
	EME	0.59	1.66	1.98	8.72	3.84	<u>7.92</u>
	EI	4.83	9.81	16.48	<u>32.07</u>	16.53	42.08
	Laplace	0.97	1.98	3.35	<u>4.96</u>	3.49	6.21

4 结 论

针对传统偏振去散射方法的效果高度依赖场景中偏振光含量的问题,充分利用偏振图像具有的区域强度分布的特点,提出了一种强化图像区域细节的偏振去散射方法。该方法使用对比度来衡量图像的细节信息丰富度,结合 Stokes 矢量筛选出合适的偏振子图像参与后续的去散射处理,其中将整体含有最多细节信息的偏振图像作为 I_{\max} ,最少细节信息的偏振图像作为 I_{\min} ;再借助频域处理获取散射模型中的背向散射光、物光等重要参量,最终通过融合获得去散射结果。实

验结果表明:所提方法在浓雾霾、浑浊水下场景中都可以取得理想的去散射效果,提升了图像的视觉效果;同时复原结果还能够突出原图像中的高偏振区域,增强图像的细节信息,所提方法在灰度方差、EME 等图像质量评价指标中均表现出色。这些实验结果说明所提方法具有广阔的应用潜力,可以在交通安全、水下勘探等领域发挥重要作用。

参 考 文 献

- [1] Jaffe J S. Computer modeling and the design of optimal underwater imaging systems[J]. IEEE Journal of Oceanic

- Engineering, 1990, 15(2): 101-111.
- [2] He D M, Seet G G L. Divergent-beam Lidar imaging in turbid water[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2004, 41(1): 217-231.
- [3] Hu H F, Yang S Y, Li X B, et al. Polarized image super-resolution via a deep convolutional neural network[J]. Optics Express, 2023, 31(5): 8535-8547.
- [4] 梁健, 巨海娟, 张文飞, 等. 偏振光学成像去雾技术综述[J]. 光学学报, 2017, 37(4): 0400001.
Liang J, Ju H J, Zhang W F, et al. Review of optical polarimetric dehazing technique[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(4): 0400001.
- [5] 胡浩丰, 李校博, 刘铁根. 基于偏振成像的水下图像复原技术研究最新进展[J]. 红外与激光工程, 2019, 48(6): 0603006.
Hu H F, Li X B, Liu T G. Recent advances in underwater image restoration technique based on polarimetric imaging[J]. Infrared and Laser Engineering, 2019, 48(6): 0603006.
- [6] 李英, 李欣玥, 王佳琦, 等. 基于 Retinex 去雾算法的水射流辅助激光加工特征图像融合算法[J]. 中国激光, 2023, 50(24): 2402201.
Li Y, Li X Y, Wang J Q, et al. Image fusion algorithm of waterjet-assisted laser processing features based on Retinex dehazing algorithm[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(24): 2402201.
- [7] 袁姮, 颜廷昊. 并行多尺度注意力映射图像去雾算法[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(4): 0401002.
Yuan H, Yan T H. Parallel multiscale attention mapping image dehazing algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(4): 0401002.
- [8] 袁梦凯, 朱新军, 侯林鹏. 基于 R2U-Net 的单帧投影条纹图深度估计[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(16): 1610001.
Yuan M K, Zhu X J, Hou L P. Depth estimation from single-frame fringe projection patterns based on R2U-Net[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(16): 1610001.
- [9] Li X B, Xu J N, Zhang L P, et al. Underwater image restoration via Stokes decomposition[J]. Optics Letters, 2022, 47(11): 2854-2857.
- [10] Li X B, Hu H F, Zhao L, et al. Polarimetric image recovery method combining histogram stretching for underwater imaging[J]. Scientific Reports, 2018, 8: 12430.
- [11] Land E H, McCann J J. Lightness and retinex theory[J]. Journal of the Optical Society of America, 1971, 61(1): 1-11.
- [12] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 33(12): 2341-2353.
- [13] Treibitz T, Schechner Y Y. Active polarization descattering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(3): 385-399.
- [14] Tan R T. Visibility in bad weather from a single image[C]//2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2008, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE Press, 2008.
- [15] Liu X B, Li X B, Chen S C. Enhanced polarization demosaicking network via a precise angle of polarization loss calculation method[J]. Optics Letters, 2022, 47(5): 1065-1069.
- [16] Li X B, Yan L, Qi P F, et al. Polarimetric imaging via deep learning: a review[J]. Remote Sensing, 2023, 15(6): 1540.
- [17] Li X B, Han Y L, Wang H Y, et al. Polarimetric imaging through scattering media: a review[J]. Frontiers in Physics, 2022, 10: 815296.
- [18] Li X B, Goudail F, Chen S C. Self-calibration for Mueller polarimeters based on DoFP polarization imagers[J]. Optics Letters, 2022, 47(6): 1415-1418.
- [19] Li X B, Zhang L P, Qi P F, et al. Are indices of polarimetric purity excellent metrics for object identification in scattering media?[J]. Remote Sensing, 2022, 14(17): 4148.
- [20] Qi P F, Li X B, Han Y L, et al. U² R-pGAN: unpaired underwater-image recovery with polarimetric generative adversarial network[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2022, 157: 107112.
- [21] 夏宏丽, 李钢, 张仁斌, 等. 基于偏振特性的图像去雾算法[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(10): 224-226, 230.
Xia H L, Li G, Zhang R B, et al. Image defogging algorithm based on polarisation characteristics[J]. Computer Applications and Software, 2014, 31(10): 224-226, 230.
- [22] 代晴晴, 范之国, 宋强, 等. 全局参数自动估计的彩色图像偏振去雾方法[J]. 应用光学, 2018, 39(4): 511-517.
Dai Q Q, Fan Z G, Song Q, et al. Polarization defogging method for color image based on automatic estimation of global parameters[J]. Journal of Applied Optics, 2018, 39(4): 511-517.
- [23] 周文舟, 范晨, 胡小平, 等. 多尺度奇异值分解的偏振图像融合去雾算法与实验[J]. 中国光学, 2021, 14(2): 298-306.
Zhou W Z, Fan C, Hu X P, et al. Multi-scale singular value decomposition polarization image fusion defogging algorithm and experiment[J]. Chinese Optics, 2021, 14(2): 298-306.
- [24] Liang J, Ren L Y, Liang R G. Low-pass filtering based polarimetric dehazing method for dense haze removal[J]. Optics Express, 2021, 29(18): 28178-28189.
- [25] Dubreuil M, Delrot P, Leonard I, et al. Exploring underwater target detection by imaging polarimetry and correlation techniques[J]. Applied Optics, 2013, 52(5): 997-1005.
- [26] Qu Y F, Zou Z F. Non-sky polarization-based dehazing algorithm for non-specular objects using polarization difference and global scene feature[J]. Optics Express, 2017, 25(21): 25004-25022.
- [27] Sun R, Liao T B, Fan Z G, et al. Polarization dehazing method based on separating and iterative optimizing airlight from the frequency domain for different concentrations of haze[J]. Applied Optics, 2022, 61(35): 10362-10373.
- [28] Dong Z M, Zheng D F, Huang Y T, et al. A

- polarization-based image restoration method for both haze and underwater scattering environment[J]. Scientific Reports, 2022, 12: 1836.
- [29] Liang J, Ju H J, Ren L Y, et al. Generalized polarimetric dehazing method based on low-pass filtering in frequency domain[J]. Sensors, 2020, 20(6): 1729.
- [30] Yu T, Wang X L, Xi S X, et al. Underwater polarization imaging for visibility enhancement of moving targets in turbid environments[J]. Optics Express, 2023, 31(1): 459-468.
- [31] Li X B, Li H Y, Lin Y, et al. Learning-based denoising for polarimetric images[J]. Optics Express, 2020, 28(11): 16309-16321.
- [32] Huang B J, Liu T G, Hu H F, et al. Underwater image recovery considering polarization effects of objects[J]. Optics Express, 2016, 24(9): 9826-9838.
- [33] Reza A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement[J]. Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology, 2004, 38(1): 35-44.
- [34] Danielyan A, Katkovnik V, Egiazarian K. BM3D frames and variational image deblurring[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 1715-1728.
- [35] Buades A, Coll B, Morel J M. A review of image denoising algorithms, with a new one[J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2005, 4(2): 490-530.
- [36] Kanopoulos N, Vasanthavada N, Baker R L. Design of an image edge detection filter using the Sobel operator[J]. IEEE Journal of Solid-State Circuits, 1988, 23(2): 358-367.