

文章编号 1004-924X(2023)12-1827-14

基于偏振度优化与大气光校正的图像去雾

吴 靖^{1,2}, 宋文杰^{1,2}, 郭翠霞^{1,2}, 叶晓晶^{1,2}, 黄 峰^{1,2*}

(1. 福州大学 机械工程及自动化学院, 福建 福州 350116;

2. 福州大学先进技术创新研究院, 福建 福州 350116)

摘要:为提高偏振去雾算法对雾气场景的恢复能力,提出一种偏振度优化与大气光校正的偏振图像去雾算法。首先,依据雾气场景亮度分布,使用导向滤波将雾气图像分解为亮面残差和暗面残差;其次,扩大亮面残差对应的偏振度值,削减暗面残差对应的偏振度值以优化偏振度,该偏振度可将大气光图像模糊;最后,利用偏振度在亮面和暗面残差上的差异,对大气光强度进行校正,以使其随雾气的变化规律满足大气退化模型。实验结果表明:本文算法的去雾图像相较原雾气图像,对比度提高 3.07 倍、信息熵提高 9.21%、标准差提高 61.86%。且在不同浓度模拟雾气环境中,本文算法都有较为优异的 SSIM、PSNR 和 CIEDE2000。相较于现有先进图像去雾算法,本文算法去雾效果明显,可以有效地复原雾气中场景的细节信息。

关 键 词: 图像去雾;偏振度优化;大气光图像模糊;图像强度校正;导向滤波残差

中图分类号: TP394.1 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20233112.1827

Image dehazing based on polarization optimization and atmosphere light correction

WU Jing^{1,2}, SONG Wenjie^{1,2}, GUO Cuixia^{1,2}, YE Xiaojing^{1,2}, HUANG Feng^{1,2*}

(1. College of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China;

2. Institute of Advanced Technology Innovation, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

* Corresponding author, E-mail: huangf@fzu.edu.cn

Abstract: To improve the recovery ability of polarization dehazing algorithms in fog scenes, a polarization image dehazing algorithm based on polarization optimization and atmospheric light correction is proposed. First, according to the brightness distribution of the fog scene, the fog image was decomposed into bright residuals and dark residuals via guided filtering. Second, to optimize the degree of polarization, the degrees of polarization corresponding to the bright and dark residuals were increased and decreased, respectively. This optimized degree of polarization can blur the atmospheric light image. The difference value of the degree of polarization in the residuals was used to correct the atmospheric light for ensuring its intensity range met the atmospheric degradation model. Experiments indicated that the contrast ratio was 3.07 times that in original hazy images after dehazing and that the entropy and standard deviation of dehazed images were increased by 9.21% and 61.86%, respectively. In environments with different concentrations of simulated fog, the proposed algorithm achieved excellent SSIM, CIEDE2000, and PSNR values.

收稿日期:2022-11-05;修订日期:2022-11-15.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 62105068)

Compared with the state-of-art dehazing algorithms, the effect of the proposed algorithm was obvious, and it recovered the scene details efficiently.

Key words: image dehazing; degree of polarization optimization; blurry atmospheric light image; correctness of atmosphere light; guided filter residuals

1 引言

雾使空气中含有较多的散射颗粒,当光线经过这些散射颗粒传播时,会发生光强衰减和方向偏转,影响视觉系统的成像质量。通常,在雾气条件下采集的图像存在亮度下降、对比度减弱且远景模糊的问题,提高雾气图像的质量对成像系统有重要的现实意义^[1-5]。

针对图像去雾算法,研究人员进行了长期且深入的研究。He等^[6]利用暗通道先验得到透射率图像,但其去雾结果在天空区域会颜色失常。得益于暗通道先验的普适性,后续衍生了大量基于暗通道先验的改进去雾算法。Aod-Net^[7], MSCNN^[8], PSD^[9]等深度学习的方法因受训练集的影响而难以具有良好的普适性。随着偏振光采集技术及偏振探测器件的进步,偏振去雾算法逐渐兴起, Schechner等^[10-11]最早通过旋转偏振片采集最亮和最暗的两张图像,估算偏振参数并获得去雾图像,但实时性和对场景的适用性不强。Liang^[12]利用偏振角和偏振度的优化处理,使估算的偏振参数更加精准,取得了良好的去雾效果; Shen^[13]对透射率和去雾图像进行正则化约束,通过反复迭代获得噪声小的去雾结果,但耗时较长; Liang^[14]对偏振角进行正则化约束以抑制去雾后图像的噪点。然而,现有偏振去雾算法对远景的去雾效果不佳,常结合图像增强或图像融合以提高去雾质量^[15-16]。究其原因,一方面,现有偏振去雾算法对大气光的求取常常建立在 Schechner等^[10-11]的研究基础上,但其忽略了大气光对目标场景的模糊和退偏,从而降低对远景大气光求取的精度^[17],使估算的大气光强度与理论强度之间出现较大的偏差。另一方面,由于现有偏振去雾算法未考虑散射介质对大气光的退偏作用,往往需要针对不同场景使用不同增益参数对偏振度进行人为补偿,以提高去雾质量或抑制噪点^[18-20],但其普适性较弱,难以在不同雾气浓度的场景中都具有良好的去雾效果。

事实上,大气光和偏振度的求解对图像去雾

有重要影响,而偏振度直接影响大气光强度,大气光强度又直接影响透射率,因此提高大气光的求取精度,降低求解大气光与理论大气光之间的差异是提高去雾质量、稳定性和普适性问题,减少对图像增强、融合算法依赖的重中之重。

为降低求解大气光与理论大气光之间的偏差,提高偏振度对场景的表达能,本文从偏振度优化和利用修正权重对大气光强度进行校正的两个方面入手。首先提出大气光模糊先验,即大气光图像是模糊的。这是由于大气光是造成雾气环境中场景模糊的主要原因^[17],根据大气退化模型,随着场景与相机之间距离的增加,大气光图像愈发接近模糊的雾气图像。因而本文认为大气光应符合其图像模糊的先验信息。其次,在算法实施中,为提高偏振去雾算法对雾气场景的恢复能力和普适性,本文采用导向滤波依据亮度将场景分解为亮面残差和暗面残差(简称为亮暗面),并扩大偏振度在亮暗面上对应数值的差异以优化偏振度,该优化的偏振度可以使大气光图像满足模糊的先验信息。最后,依据偏振度在亮暗面上的差异值,对大气光强度进行校正,以使大气光强度变化符合大气退化模型,即雾气越重,大气光强度越大,进而提高了本文偏振去雾方法的普适性。本文创新点体现在:(1)不同于使用标量形式偏振度的现有偏振去雾算法,本文使用矩阵形式的偏振度,并将其构造成可以满足大气光图像模糊的表达形式;(2)利用偏振信息获得修正权重对大气光强度进行校正,以使其和理论强度接近。基于此,本文算法克服了现有偏振去雾算法带来的光晕问题、为提高去雾效果引入增强或融合算法带来的噪点伪影问题和人为调整增益参数导致稳定性降低的问题,提高了算法的稳定性和普适性。

2 图像去雾基础

大气退化模型^[21]揭示了雾气图像的退化机

理,其可以表示为:

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

其中: I 是相机采集到的总光强, D 是场景光强, A 是大气光强,包含无穷远处大气光经过介质衰减、散射后的光强和噪声。 D 可表示为:

$$D = Jt, \quad (2)$$

其中: J 是目标场景的直接反射光强度,即理想的去雾结果, t 是透射率,其可以表示为:

$$t = \exp(-\beta z) = 1 - A/A_\infty, \quad (3)$$

其中: β 是散射介质系数。 z 是目标场景到相机之间的距离, z 越大, t 越小,则 A 越接近于模糊的 I 。 A_∞ 是无穷远处的大气光强。去雾后图像可以表示为:

$$J = (I - A)/t. \quad (4)$$

3 本文算法

本文偏振去雾算法的流程如图 1 所示,图上数字从小到大分别是算法的计算顺序。本文方法在斯托克斯矢量(Stokes vectors,步骤 1)求解偏振度和偏振角的基础上(步骤 2),获得初步的大气光强度和透射率(步骤 4 和步骤 5)。之后,利用优化的偏振度(步骤 7)和偏振信息(步骤 9)校正大气光(步骤 10),使大气光满足图像模糊的先验信息并使其随雾气浓度改变而造成的强度变化符合大气退化模型。本文所用到的所有偏振图像都由带有 Sony 偏振图像传感器的共焦面采集形式的 FLIR 或 LUCID 偏振彩色相机获得。

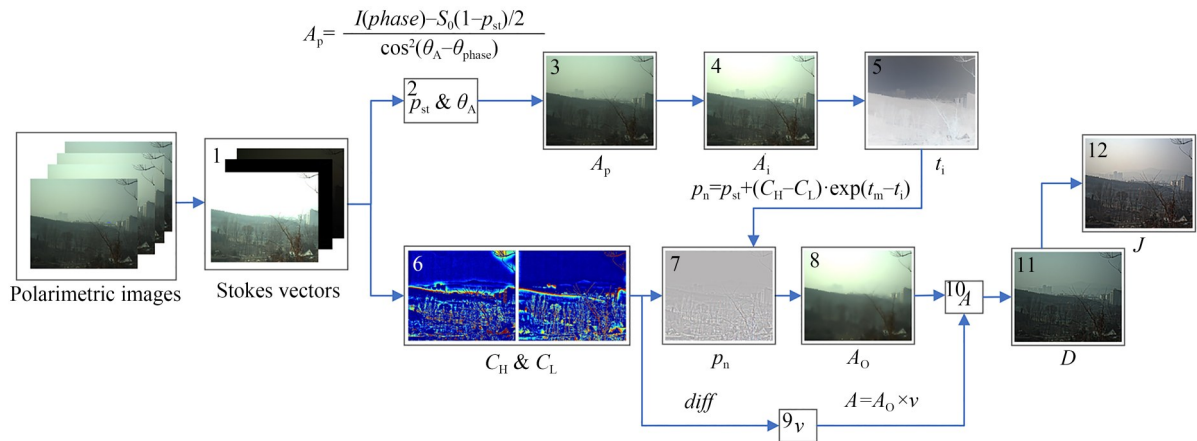


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Framework of proposed algorithm

3.1 基本偏振参数的求取

将同一场景偏振态为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 的偏振图像,分别记作 $I(0), I(45), I(90)$ 和 $I(135)$ 。那么,场景的斯托克斯矢量可表示为:

$$\begin{aligned} S_0 &= I(0) + I(90) \\ S_1 &= I(0) - I(90) \\ S_2 &= I(45) - I(135) \end{aligned} \quad (5)$$

其中: S_0 是场景的总光强, S_1 是偏振光在水平方向和竖直方向的强度差, S_2 是偏振光在 45° 和 135° 方向的强度差。携带场景信息矩阵形式偏振光的偏振角可表示为:

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{S_1}{S_2}\right). \quad (6)$$

由于受到散射介质的影响, S_1 和 S_2 图像中存在大量的噪点,因而可以使用较为准确的标量形式偏振角 θ_A 代替 θ ,其可以表示为^[12]:

$$\theta_A = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{\bar{S}_2}{\bar{S}_1}\right), \quad (7)$$

其中, $\bar{S}_1$ 和 $\bar{S}_2$ 是 S_1 和 S_2 的平均值。在偏振去雾算法中,偏振度是反映场景中偏振光强度占总光强的比值的物理量,由 S_1 和 S_2 得到的偏振光可以表示为:

$$A_p^0 = \sqrt{S_1^2 + S_2^2}. \quad (8)$$

场景全局矩阵形式的偏振度 p 可表示为:

$$p = \frac{A_p^0}{S_0}. \quad (9)$$

为得到较为精确的偏振度,本文初始偏振度 p_{st} 的求解采用论文[12]的方法,即首先确定 $\theta = \theta_A$ 的图像索引,再求取全局偏振度 p 在索引中的最大值,该最大值就是 p_{st} 。

实际上,相机采集到的偏振态图像由偏振光和非偏振光两部分组成,由马吕斯定律可以表示为:

$$I(phase) = A_p \cdot \cos^2(\theta_A - \theta_{phase}) + \frac{S_0(1-p_{st})}{2}, \quad (10)$$

其中: $phase$ 代表不同偏振态, θ_{phase} 代表不同偏振态图像对应的偏振角度。较为精确的偏振光强度可以表示为:

$$A_p = \frac{I(phase) - S_0(1-p_{st})/2}{\cos^2(\theta_A - \theta_{phase})}, \quad (11)$$

初始大气光强度 A_i 为:

$$A_i = A_p / p_{st}, \quad (12)$$

初始透射率 t_i 为:

$$t_i = 1 - A_i / A_{\infty}. \quad (13)$$

3.2 亮暗面的划分和求取

在获得基本偏振参数后,使用导向滤波^[22]从雾气图像中获取图像的残差信息。依据亮度分布,将残差信息分为亮面残差和暗面残差(简称亮暗面),分别记作 C_H 和 C_L ,其表示为:

$$\begin{aligned} C_H &= N(S_{0,G} - S_0) \\ C_L &= N(S_0 - S_{0,G}) \end{aligned} \quad (14)$$

其中: $S_{0,G}$ 代表 S_0 以自身为引导图进行导向滤波的模糊平滑处理结果,导向滤波可以在保留图像边缘轮廓的基础上使图像模糊。式中, N 表示仅保留数值的正数部分,对于其余非正数部分使用 0 填充。图 2 所示为雾气场景及其导向滤波和亮暗面图像。如图 2(c) 和图 2(d) 所示,雾气场景的亮暗面可以较好地表征雾气场景中的细节信息,对比 S_0 可知,亮面是场景中的高光强部分,如金属或反光的建筑,暗面是场景中低光强部分,如沙地和树木。图 2 中亮面对应的平均光强是 0.949 6,暗面对应的是 0.811 7。

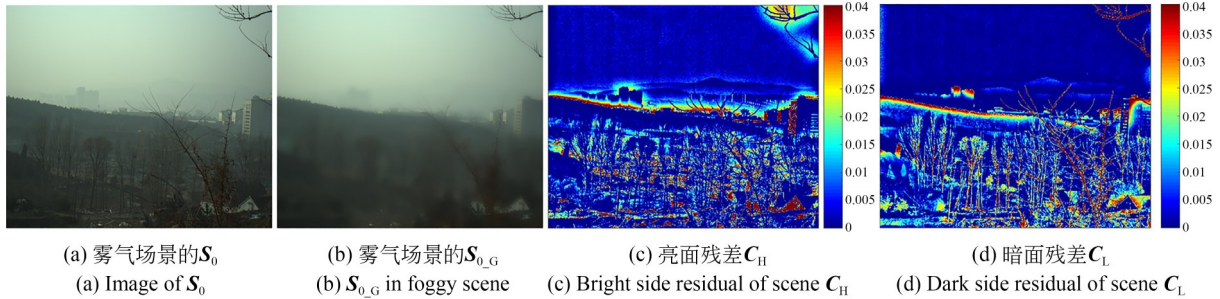


图 2 雾气图像的亮暗面

Fig. 2 Optimized degree of polarization for fog images

将亮暗面场景对应的全局偏振度 p 中的像素平均值分别记作 p_H 和 p_L ,将 p 中所有像素的平均值记作 p_{mean} , p_H 与 p_L 差的全局平均绝对值记作 $|p_H - p_L|_{mean}$,那么亮暗面偏振度的差异值 $diff$ 可以表示为:

$$diff = |p_H - p_L|_{mean} / p_{mean}. \quad (15)$$

当场景受到雾等散射介质影响且场景信息未完全丢失时,散射介质使光强趋于一致,此时场景的 $diff$ 减小。如图 3 所示,无雾气场景的 $diff$ 明显高于有雾气场景的。这是由于在无雾条件下,不同材质物体的偏振度有较大差异,而在雾

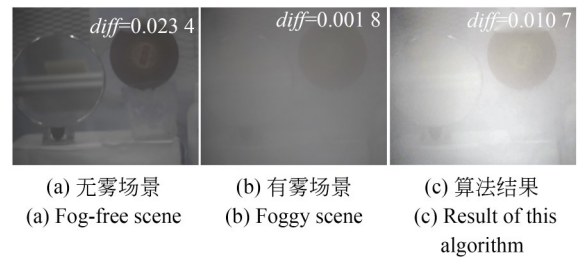


图 3 无雾和有雾场景亮暗面偏振度差异值的对比图

Fig. 3 Comparison of degrees of polarization deviation of light and dark sides of fog-free and foggy scenes

气场景中,各个物体的反射光由于受到散射介质的退偏,亮暗面的偏振度数值会趋于一致,最终

表现为 $diff$ 减小。

为削弱散射介质对偏振度造成的影响,本文提高 p_H 、降低 p_L 以增大 $diff$,使雾气图像的偏振度在亮暗面有较大的差异。如图 3(c) 所示,当调整亮暗面对应的偏振度 p_H 和 p_L ,将雾气场景的 $diff$ 从 0.001 8 扩大到 0.010 7,可以比较清晰地观察到场景中的镜子以及靶纸,得到较好的输出结果。

3.3 偏振度的优化和大气光图像模糊

图 4 是不同偏振度得到的去雾效果对比。在偏振去雾中,通常只认为大气光中含有偏振光^[10-11],因而算法中偏振度的取值常采用偏振度在天空区域的最大值,即天空偏振度 p_A 。然而,仅使用 p_A 难以获得理想去雾结果,如图 4(b) 所

示。尽管其在远景有较好的去雾效果,但近景会发生严重的失真,此时场景的 p_A 是 $[0.331\ 6, 0.263\ 7, 0.267\ 4]$ 。作为对比,矩阵形式的全局偏振度 p 会使结果图像发生更严重的失真,并伴随大量噪点,如图 4(c) 所示,远景和近景都失真。尽管人为增大 p_A 和 p 在一定程度上可以提高去雾效果,但不同场景的最佳增益参数不同,这会造成去雾稳定性和普适性的下降。如图 5 所示,当刻意提高偏振度数值时,去雾图像的噪点及色偏减弱;反之,增强。其中,矩形框中的噪点和色偏变化情况尤为明显。(图中数字代表偏振度增大或缩小倍数,左侧符号代表由不同偏振度得到的结果)。图 5(a)~图 5(c) 分别为偏振度缩小至 0.5 倍、保持不动、扩大至 1.5 倍的去雾图像。



图 4 使用不同偏振度的去雾效果对比

Fig. 4 Comparison of dehazed images using different degree of polarization

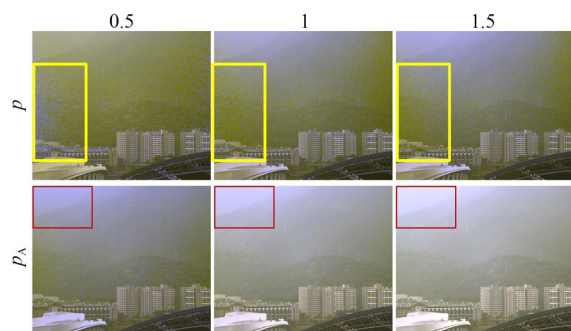


图 5 扩大或缩小偏振度得到的去雾结果

Fig. 5 Comparison of dehazed images via enlarged or reduced degree of polarization

直接使用 p_A 或 p 造成不良结果的原因是大气光受到散射介质的退偏作用^[10],偏振度求取的准确性受到极大影响。尽管仅使用 p_{st} 在一定程

度可以上获得良好的去雾结果,但实际上标量形式的偏振度难以使大气光图像满足模糊的先验信息。由 $A = A_p/p$ 可知,无论由式(8)或式(11)得到的偏振光都含有高频信息,而带有高频信息的偏振光除去标量形式的 p_A 或 p_{st} ,求解的大气光也带有高频信息,这显然不满足大气光图像模糊的先验信息。标量形式的偏振度只能反映全局场景偏振度的局部信息,因此应构建矩阵形式的优化偏振度 p_n ,以提高偏振度对场景信息的表达能力。

为降低求解大气光与理论大气光之间的偏差,根据大气光模糊先验及 3.2 节的结果,偏振度的优化应从扩大 $diff$ 和使大气光图像模糊的角度出发。为此,在 p_{st} 基础上引入 C_H 和 C_L 以构造 p_n ,其可以表示为:

$$p_n = p_{st} + (C_H - C_L) \cdot \exp(t_m - t_i), \quad (16)$$

其中:引入 C_H 和 C_L 的目的是增加偏振度的 p_H , 减弱 p_L 。 t_m 是初始透射率 t_i 的均值, 指数部分构造的目的是增大远景的 $diff$, 即距离越远透射率越小时, $diff$ 越大, 以使远处大气光图像更加模糊。由 p_n 得到的优化大气光 A_o 可以表示为:

$$A_o = A_p / p_n. \quad (17)$$

相较初始大气光 A_i , 构造后的 p_n 可削弱 A_o 中的亮面强度, 增强暗面强度, 进而使亮暗面光强趋于一致并减少 A_o 的高频信息将使其模糊。图 6 所示为优化后的偏振度 p_n (以灰度图像展示) 和由不同偏振度得到的大气光图像。如图 6(b) 所示, 相较于标量形式的 p_A 和 p_{st} , 结合残差信息的 p_n 有更好的能力反映全局场景信息。如图 6(c) 和 (d) 所示, 使用本文模糊的大气光 (最终校正后的大气光) 可以获得良好的去雾输出结果。如图 6(e) 和 (f) 所示, 利用 p_{st} 求解的非模糊大气光图像会使去雾效果会减弱甚至产生大量噪点。综上, 可见利用式 (16) 得到的全局形式 p_n 相较标量形

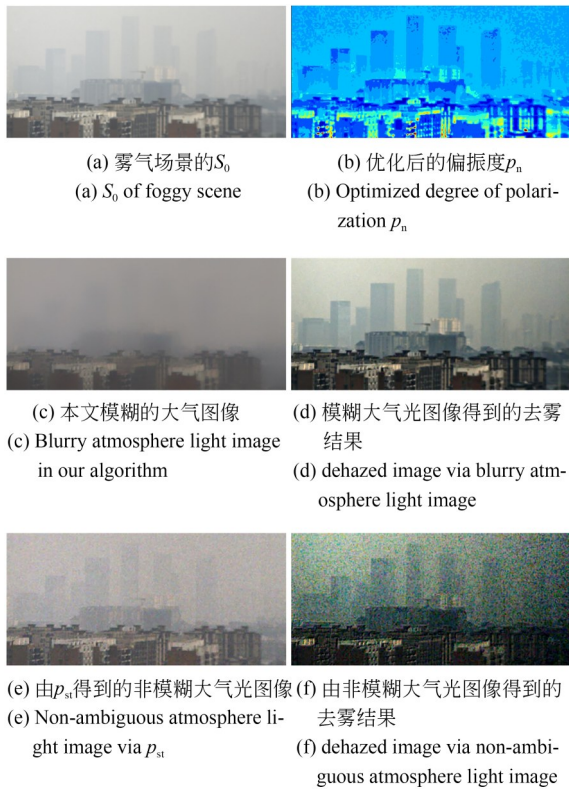


图 6 优化后的偏振度和由不同偏振度得到的大气光图像
Fig. 6 Optimized degree of polarization and atmosphere light image obtained by different degree of polarization

式的偏振度, 可模糊大气光图像并获得良好去雾效果。

3.4 大气光强度的校正

在使求解大气光满足其图像模糊先验的基础上, 为进一步降低求解大气光与理论大气光之间的偏差, 本节从强度校正的角度入手。在大气退化模型中, 大气光强度应随雾气浓度的降低而逐渐减弱。本文利用雾气发生装置模拟真实雾天环境, 得到同场景不同雾气浓度的偏振图像 (以 S_0 形式展示), 按雾气浓度逐渐增加的顺序, 将图像从 0 至 25 编号, 如图 7 所示。实验采用 LUCID Phoenix 偏振相机, 其传感器前装有微偏振阵列, 可同时采集 $I(0)$, $I(45)$, $I(90)$ 和 $I(135)$ 的 RGB 图像, 无需对图像配准, 如图 8 所示。



图 7 同场景下不同雾气图像

Fig. 7 Foggy images captured in different density of fog

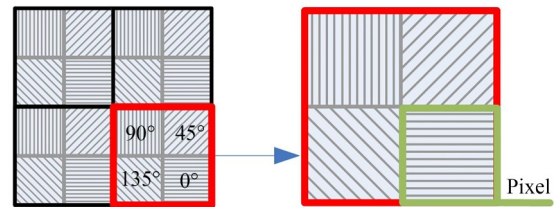


图 8 LUCID 相机采集偏振态图像示意图

Fig. 8 Schematic diagram of LUCID camera acquisition of polarized state images

对 26 张不同浓度的偏振图像求取大气光强度均值和 $diff$, 当雾气浓度逐渐提高, 不同算法的大气光平均强度变化如图 9 所示。其中 A_{m1} 为论文 [10, 11] 求取的大气光强度均值, A_{m2} 为论文 [12] 求取的大气光强度均值。随着雾气浓度的提高, $diff$ 降低。虽然 $diff$ 在降低过程中受雾气不均匀的影响有一定波动, 但仍可以较好地反映雾气浓度的变化。随雾气浓度的提高, A_{m1} 和 A_{m2} 呈现先增大后减小再增大的变化情况, 其中, A_{m1} 和 A_{m2} 在浓雾和薄雾中的变化差距不大, 但在部分薄雾处的强度接近甚至大于浓雾处的, 这与大气退化模型理论相冲突。可见论文 [10, 11] 和论

文[12]求取的大气光强度与模型中理想大气光强度之间存在一定偏差。

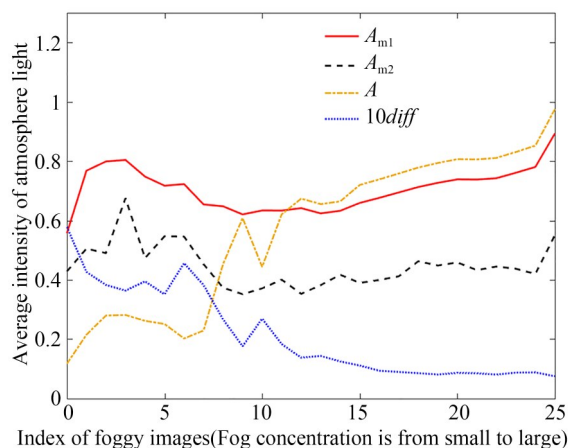


图 9 不同浓度雾气图像的大气光均值变化

Fig. 9 Range of mean intensity in atmosphere light of foggy images captured in different density of fog

大气光强度对去雾图像质量有非常重要影响,尽管很难精确测量出理论大气光强度,但据大气退化模型可知:当求取大气光强度低于理论大气光强度时,去雾效果减弱;反之,会增强乃至过度放大场景高频信息或使部分场景过暗乃至色调异常。图 10 是调整 A_0 强度,利用不同强度 A_0 对雾气场景的去雾结果,其中图 10(a) 为雾气场景,图 10(b)~图 10(f) 分别为由 0.8 倍、1 倍、1.2 倍、1.4 倍、1.6 倍 A_0 求取的去雾图像。取 0.8, 1, 1.2, 1.4 和 1.6 的修正系数对 A_0 调整,其中低于 1 代表削弱 A_0 ,大于 1 代表增强 A_0 ,1 代表维持 A_0 不变。可见,削弱大气光强度会减弱去雾效果,如图 10(b) 所示;反之,有利于提高去雾效果,如在 1.2 和 1.4 修正系数的增大下,图 10(d) 和

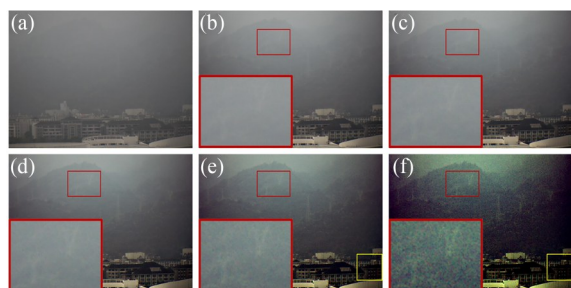


图 10 不同强度 A_0 对去雾的影响

Fig. 10 Dehazed influence caused by different intensity of A_0

(e) 中可以比较明显地观察到矩形框中的电塔,但过分增大 A_0 会放大噪声或造成部分场景偏暗,如图 10(e) 和 (f) 所示,矩形框中的电塔附近有大量明显噪点,方框中的场景偏暗。

尽管难以获得真实准确的理论大气光强度,但减少求解大气光强度与理论大气光强度之间的偏差,并使求解大气光强度在不同雾气浓度中的变化与模型中理想大气光强度变化一致对图像去雾有重要帮助,因此有必要引入自适应修正系数 A_0 进行适当的调整。从图 9 可知, $diff$ 在一定程度上可以反映雾气浓度变化特性,因而可以利用 $diff$ 对大气光强度进行校正。校正原则是增大浓雾场景中的大气光强度,减弱薄雾的。本文对每间隔 0.05 的 $diff$ 区间进行校正系数的赋值,校正系数由大量随机户内外去雾实验的最佳结果确定,校正系数 v 可表示为:

$$v = \begin{cases} 0.4, & diff > 0.050 \\ 0.5, & 0.040 < diff < 0.050 \\ 0.6, & 0.035 < diff < 0.040 \\ 0.7, & 0.030 < diff < 0.035 \\ 0.8, & 0.025 < diff < 0.030 \\ 0.9, & 0.020 < diff < 0.025 \\ 1.0, & 0.020 < diff < 0.025 \\ 1.1, & 0.012 < diff < 0.015 \\ 1.2, & diff < 0.012 \end{cases} \quad (18)$$

经过校正后,求解大气光可以表示为:

$$A = v \cdot A_0. \quad (19)$$

校正后的大气光强度,即求解大气光强度,随雾气浓度的变化曲线同样绘制于图 9 中。可以看出, A 的均值在雾气浓度提高的过程中明显增大,变化趋势符合大气退化模型。符合大气退化模型的 A 不仅有利于提高本文算法在浓雾场景的去雾能力,且可避免算法将薄雾甚至无雾场景按浓雾场景处理,有利于提高算法对不同浓度雾气场景的普适性。图 11 是大气光校正对浓度和薄雾场景去雾效果对比图。可见,对于浓雾场景,有大气光校正的步骤相较于无大气光校正的,可以更好提高去雾的视觉效果,且对比度 C 和信息熵 $Entropy$ 有更高的提高;对于薄雾场景,可避免较强大气光(在无校正下造成的)对场景带来的负面影响,例如噪声或色偏(如薄雾场景矩形框中的细节图所示)。

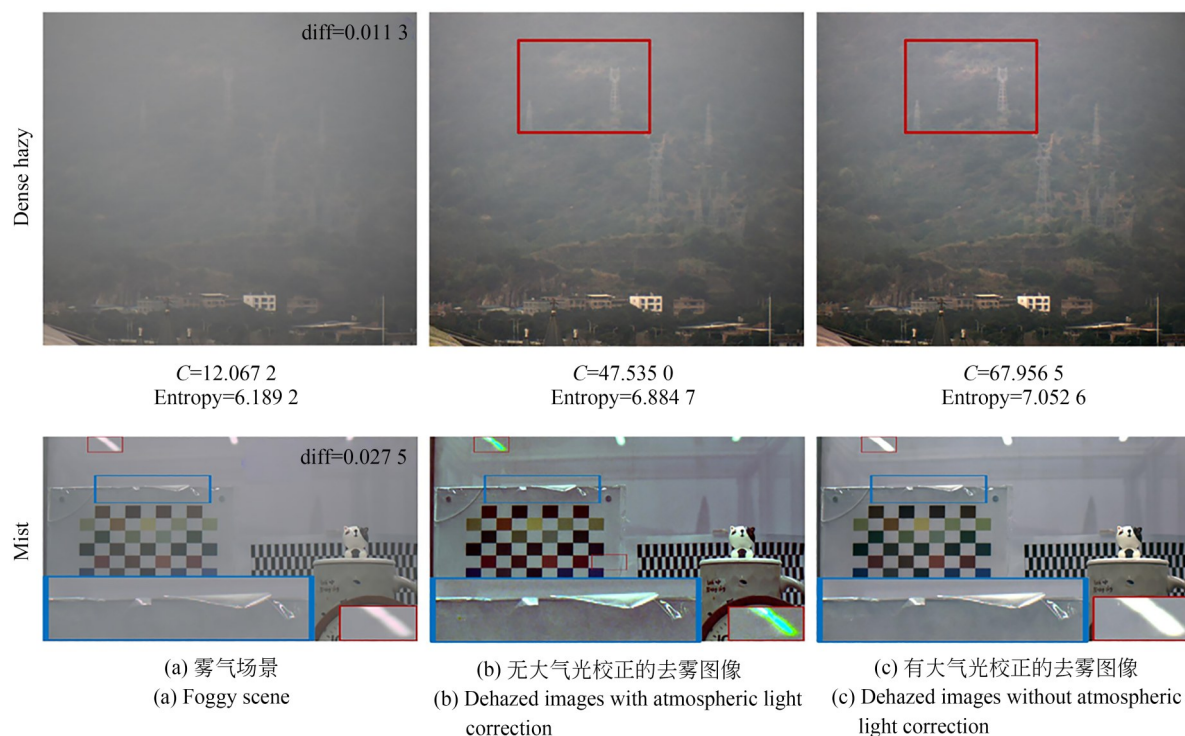


图 11 有无大气光校正的结果

Fig. 11 Results with or without atmospheric light correction

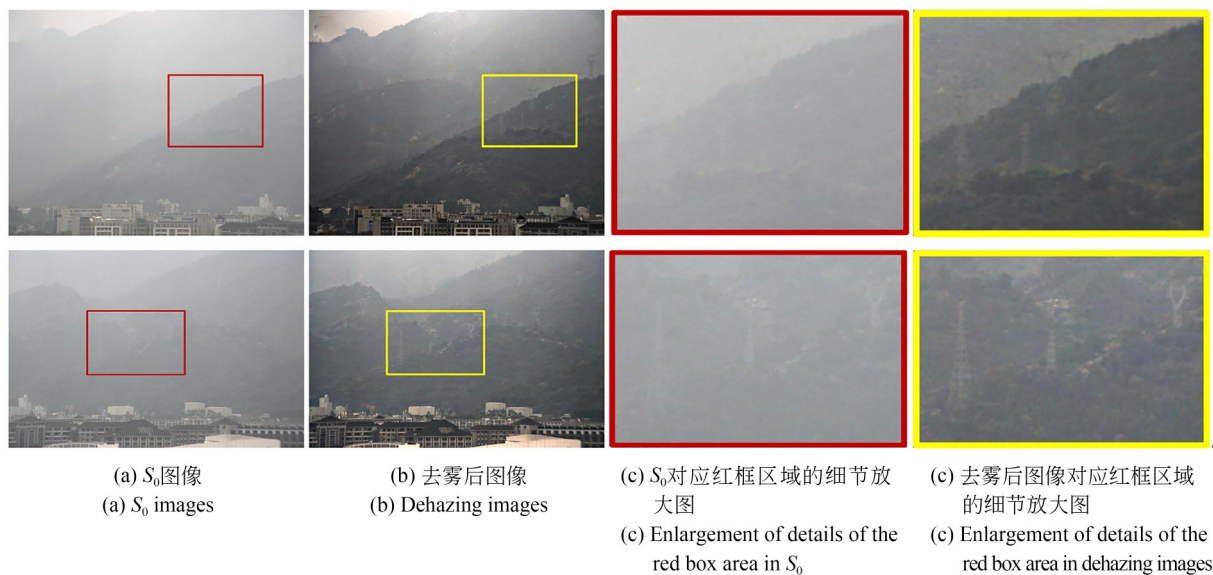


图 12 本文算法的结果对比

Fig. 12 Comparison of the results of algorithm in this paper

在得到 A 后,透射率 t 由式(3)得到, J 可由式(4)获得。图 12 所示为本文算法对有天空、无天空雾气场景的去雾结果及其局部细节(彩图见期刊电子版)。在不需人为修正补偿的情况下,本文算法的去雾图像可以极大地避免单纯使用 p 或 p_A 造成的色调失常。相较雾气场景,可以有效复

原朦胧、失去场景信息的山体。对没有天空区域的场景,本文算法仍具有良好的适用性。

4 实验结果和分析

为全面评价本文算法,本节从主观和客观两

方面与经典或近几年最新发展的 GPLF^[12], SFDF^[16], DCP^[6], CAD^[23], MOF^[24], MBEM^[25], AodNet^[7], MSCNN^[8], PSD^[9] 和 4K^[26] 和 D4^[27] 去雾算法进行对比。将 4 张不同偏振态图像作为 GPLF 和 SFDF 算法的输入, 将 S_0 作为其余单张图像去雾算法的输入。

4.1 去雾算法的主观效果对比

图 13、图 14 和图 15 分别是对有天空区域、无天空区域和远处 (120 mm 镜头拍摄) 雾气场景去雾对比。在视觉效果上, GDCP 有较好恢复场景的能力, 但容易造成图像色偏或过暗, 例如场景 3 和场景 5 色偏, 场景 4 过暗。AodNet 和 MSCNN

对远处场景的恢复能力不强, 不能良好地复原出场景 1 和场景 2 中的建筑。MBEM 算法本质上是利用导向滤波残差实现对图像高频信息的增强, 尽管使图像的视觉效果提到提升, 但会产生光晕, 如场景 4 和场景 6 山脉边缘上有带状光晕。同时该算法对部分场景会失效甚至无法计算出去雾结果, 如场景 5~场景 7。CAD 算法有一定的去雾效果, 但其结果图像常常偏暗, 会使图像对比度偏低, 如场景 7。4K 和 PSD 算法会使雾气图像产生不自然的大面积光晕, 以致影响去雾后图像质量, 且都会在结果图像上产生光晕, 如场景 1 至场景 3。MOF 算法使图像颜色鲜艳, 在一

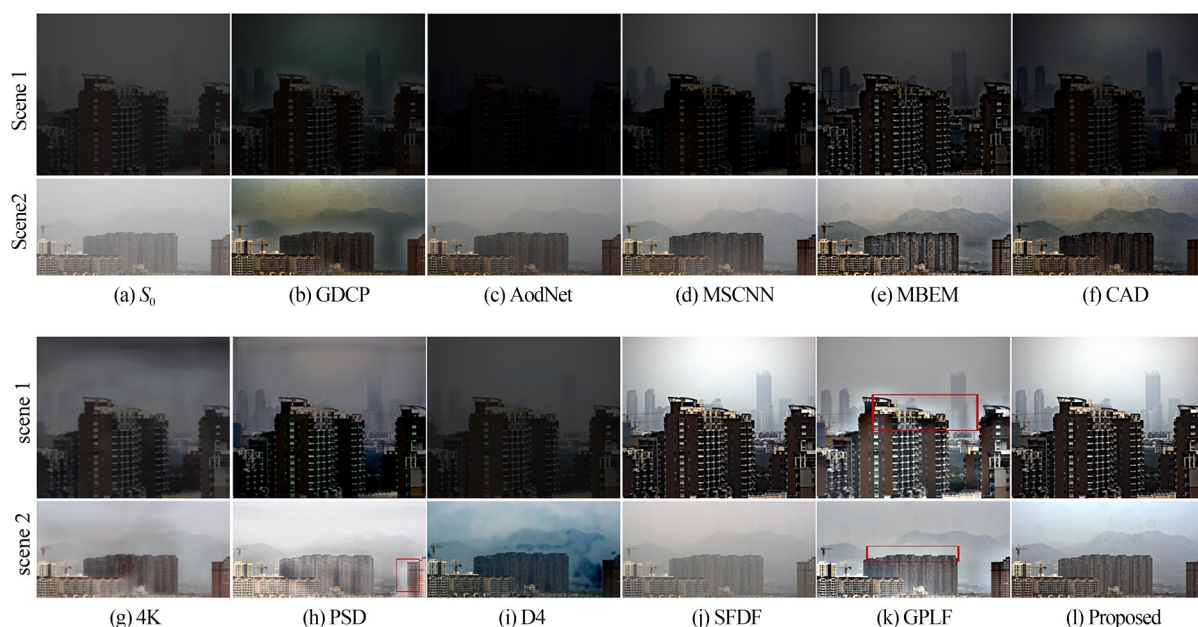


图 13 有天空区域雾气场景的不同算法结果

Fig. 13 Comparison of results in hazy scenes with sky from different algorithms



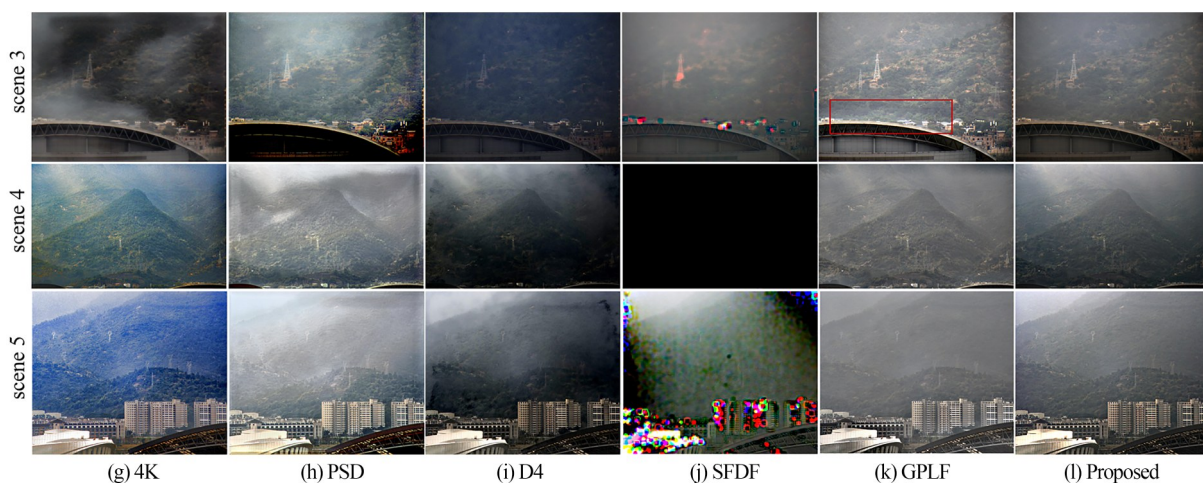


图 14 无天空区域的雾气场景的不同算法结果

Fig. 14 Comparison of results in hazy scenes without sky region from different algorithms

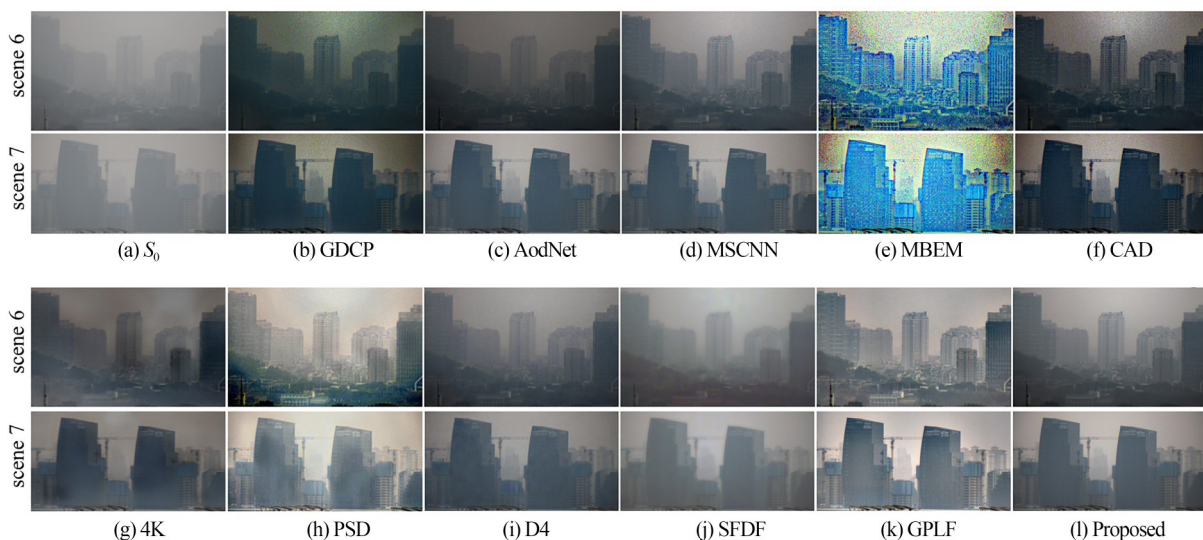


图 15 远雾气场景的不同算法结果

Fig. 15 Comparison of results in hazy scene in distant hazy scenes from different algorithms

定程度上可以提高图像的视觉效果,但会造成部分场景过饱和乃至色调异常,如场景 4~场景 6 中山体的颜色异常。D4 算法使部分场景带有不规则光晕或色偏,如场景 2 和场景 5。SFDF 偏振去雾算法在有天空区域的场景下有良好的去雾效果,但在无天空区域场景下,其去雾效果不佳并伴有色调异常乃至算法失效的情况,如场景 4~场景 6。GPLF 偏振算法恢复场景的能力强、图像亮度适宜且有较好的对比度,但使一些建筑产生较大的光晕,例如场景 2 中近处建筑与场景 4 体育场穹顶上都有大面积的光晕。作为对比,本文算法对雾气场景有较好的恢复能力,且色调自

然、普适性好,例如可以清晰地看到场景 1 和场景 2 中远处的建筑细节。

4.2 去雾算法的客观指标对比

使用偏振相机采集 50 组不同雾气场景的图像(包含图 13 和图 14 的场景),每组包含四张不同偏振态的偏振图像,将这 50 组图像记为无参照偏振数据集。

对于无参照偏振数据集,客观评价指标使用常用的无参照评价指标^[12,16],即图像对比度 Contrast、信息熵 Entropy 以及标准差 STD。上述三个指标值越大,代表算法的去雾效果越好。将不同算法对该数据集的处理结果求取平均的 Con-

trast, Entropy 和 STD, 其结果如表 1 所示, 以加粗的形式标记最优的结果, 以下划线的形式标记次优结果(同表 2)。相较原雾气图像 S_0 , 以表 1 中 S_0 获得的客观指标为基准, 本文算法的 Contrast 提高 3.07 倍, Entropy 提高 9.21%, STD 提高 61.86%, 且本文算法的 Entropy 和 STD 均优于其他算法。尽管 MBEM 有最高的 Contrast, 但是由于其结果有大面积白色失效区域造成的 Contrast 异常偏高。PSD 算法造成的无规则光晕也会造成 Contrast 异常偏高。SFDF 在无天空区域的场景中会造成去雾结果色调失常乃至结果失效, 因而其 Contrast 也异常偏高。综合而言, 本文算法有良好且普适性高的去雾效果。

为更好地突出本文算法的去雾稳定性和普适性, 在雾箱中采集不同雾气浓度的图像, 建立有真实无雾图像参照的偏振雾气数据集, 记为有参照数据集。该数据集共包括 12 个场景, 每个场景在无雾、薄雾、中雾、浓雾下的各有一张图像, 共计 48 张图像。

对于有参照偏振数据集, 使用 SSIM, PSNR 和 CIEDE2000 进行客观比较。SSIM 越大, 代表结果图像越接近真实无雾场景, PSNR 越大, 代表图像质量越高。CIEDE2000 越小, 代表结果图像与真实无雾图像之间的色差越小。不同算法

表 1 无参照偏振数据集上的平均客观评价指标
Tab. 1 Average objective evaluation metric on the polarization dataset without reference

Method	Contrast	Entropy	STD
基准(S_0)	24.296 2	6.677 2	40.672 9
GDCP	32.755 7	6.345 9	33.610 4
AodNet	57.956 0	6.214 8	41.320 0
MSCNN	39.492 9	6.658 3	41.148 0
MBEM	156.569 1	6.469 5	41.941 1
CAD	70.777 2	6.412 3	37.206 5
4K	36.498 7	6.886 3	40.493 9
PSD	150.318 9	7.109 8	59.518 9
D4	49.505 4	6.413 8	48.174 6
SFDF	190.405 9	6.058 4	51.907 0
GPLF	90.391 0	7.091 2	47.584 3
Proposed	98.894 6	7.292 5	65.832 3

在有参照偏振数据集上的客观指标如表 2 所示(CIEDE2000 简写为 CIEDE), 部分处理结果如图 16 所示。整体综合而言, 本文算法在薄雾、中雾、浓雾中均有良好稳定的客观指标, 并在整个数据集的平均上有相对优异的 SSIM 和 CIEDE2000 和 PSNR, 这证明其不同浓度雾气环境下都有较高的去雾稳定性和普适性。

表 2 在有参照偏振数据集上的客观评价指标
Tab. 2 Average objective evaluation metric on the polarization dataset with reference

	Index	GDCP	AodNet	MSCNN	MBEM	CAD	MOF	4K	PSD	D4	SFDF	GPLF	Proposed
Mist	SSIM	0.737 6	0.828 1	0.853 6	0.827 2	0.726 8	0.698 2	0.861 3	0.800 9	0.601 1	0.812 7	0.846 3	0.868 8
	PSNR	11.638 7	15.474 2	17.973 7	18.472 4	12.075 6	16.524 4	18.203 8	18.162 1	10.179 2	16.575 6	17.825 8	18.118 7
	CIEDE	22.947 7	14.498 5	11.803 6	11.822 1	20.707 8	18.354 6	10.320 9	11.558 8	25.128 7	11.925 8	11.239 8	11.714 2
Medium fog	SSIM	0.704 6	0.813 7	0.828 0	0.797 9	0.733 2	0.576 5	0.812 8	0.780 6	0.703 3	0.771 8	0.809 5	0.832 7
	PSNR	11.284 2	16.053 7	17.991 1	18.428 6	12.860 2	15.161 4	16.135 1	16.935 3	12.898 0	14.381 9	17.190 4	18.207 2
	CIEDE	23.044 3	14.082 9	11.675 5	12.253 6	19.320 4	20.436 7	13.860 3	13.343 3	19.884 7	15.231 5	12.249 9	12.011 4
Dense fog	SSIM	0.739 0	0.781 0	0.761 3	0.718 8	0.697 7	0.375 4	0.741 9	0.715 2	0.757 4	0.715 8	0.727 9	0.764 6
	PSNR	13.341 3	16.023 5	15.419 1	16.090 8	15.137 2	12.614 7	13.719 4	13.279 8	14.937 2	11.598 2	15.432 2	15.905 0
	CIEDE	18.393 6	14.322 5	14.277 9	14.570 2	16.410 6	25.370 2	18.303 5	18.170 3	15.004 0	21.376 4	14.886 7	13.549 2
Average	SSIM	0.727 1	0.807 6	0.814 3	0.781 3	0.719 2	0.550 0	0.805 3	0.765 6	0.687 3	0.766 7	0.794 6	0.822 0
	PSNR	12.087 5	15.850 5	17.128 0	17.663 9	13.357 7	14.766 8	16.019 4	16.125 7	12.671 5	14.185 2	16.816 1	17.410 3
	CIEDE	21.461 9	14.301 3	12.585 7	12.882 0	18.812 9	21.387 2	14.161 6	14.357 5	20.005 8	16.177 9	12.792 1	12.424 9

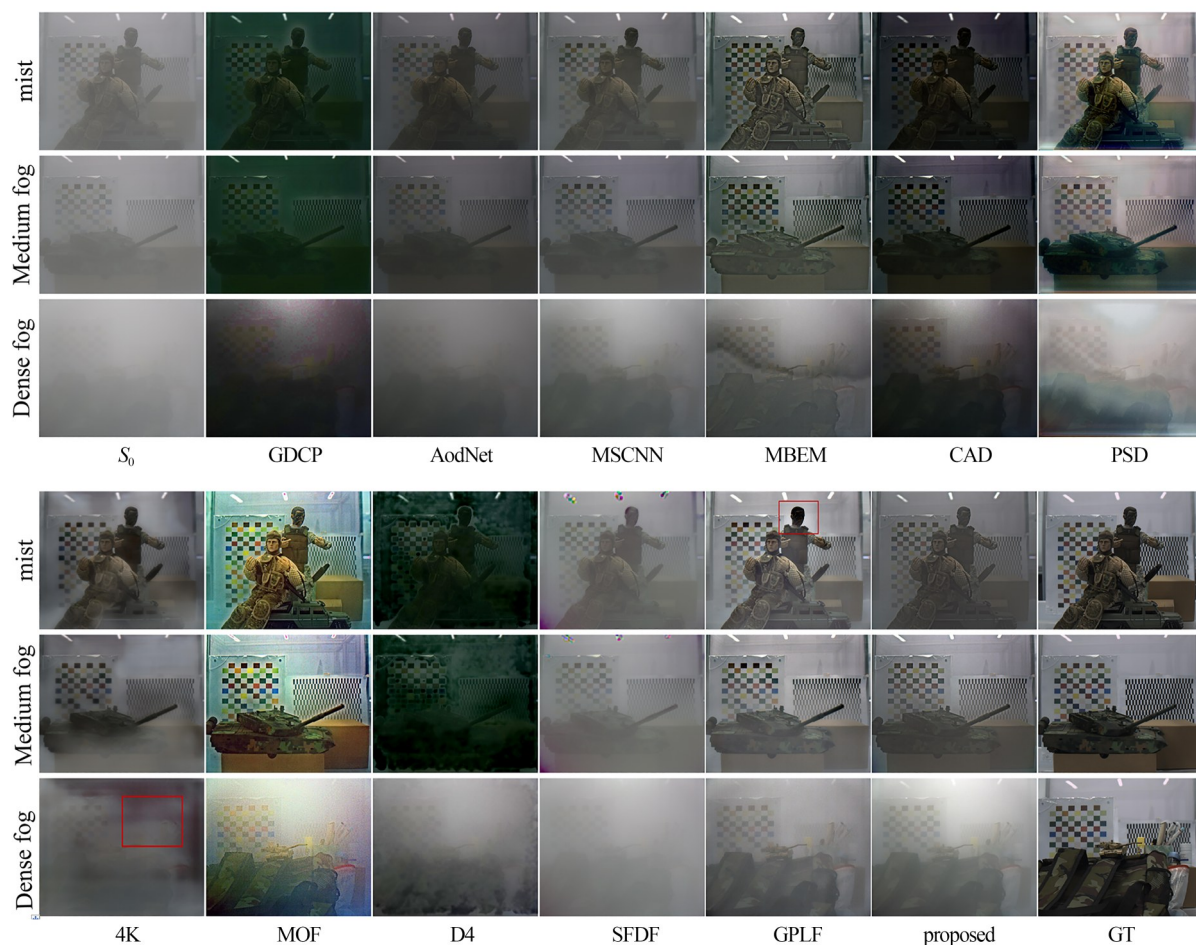


图 16 不同算法在不同浓度雾气场景上的去雾结果。上中下分别是薄雾、中雾、浓雾场景

Fig. 16 Dehazing results of different algorithms in fog scenarios with different concentrations. The top, middle, and bottom are mist, medium fog, and dense fog scenes

4.3 算法局限性分析

(1) 相较现有去雾算法,本文算法在有天空区域、无天空区域、远景和不同浓度雾气场景中都有良好稳定的去雾效果。但当场景的光照强度不足或场景处于较暗的环境中, $diff$ 会因为光照的减弱而增大,以致得到较小的校正系数 v ,造成去雾效果减弱,但低光照下的图像退化也会对其余算法的去雾效果造成不良影响,这也是图像去雾算法发展中面对的普遍难点之一。(2) 本文方法在 Intel i7-2.3GHz, 16RAM 的 MATLAB 平台上,对 4 张 1224×1024 的偏振图像计算耗时为 2.1 s,其耗时不能满足视频去雾(实时性)或快速去雾的要求,这是因为本文使用耗时较长的导向滤波求取亮暗面,使算法计算处理速度较慢。

但相较于深度学习类方法受训练集限制而

在真实复杂雾气环境下难以保持良好稳定去雾效果的劣势,本文方法有更好的去雾稳定性和普适性。

5 结 论

本文在大气光应满足其图像模糊的先验,且同场景下有雾环境亮暗面偏振度的差异值小于无雾场景的基础上,提出一种偏振度优化与大气光校正的偏振去雾算法,该算法有较好恢复雾气场景的能力。该算法模糊大气光图像并使其强度随雾气浓度的变化符合模型推论,减少了求解大气光强度与模型理论大气光强的偏差,提高了算法的稳定性和普适性。通过建立无参照偏振数据集与有参照偏振数据集,将本文算法与近年发展的去雾算法进行了对比实

验。实验结果表明,本文去雾后图像色调自然、避免了过量噪声和光晕,算法在不同场景、不同雾气浓度中都有良好稳定的去雾效果,算法普适性好。在客观指标上,本文算法将雾气图像

的对比度提高3.07倍,信息熵提高9.21%,标准差提高61.86%,且在不同场景不同浓度雾气模拟环境中,有较为优异的SSIM,PSNR和CIE-DE2000。

参考文献:

- [1] 杨燕,梁小珍,张金龙. 分离特征和协同网络下的端到端图像去雾[J]. 光学精密工程, 2021, 29(8): 1931-1941.
YANG Y, LIANG X Z, ZHANG J L. End-to-end image dehazing under separated features and collaborative network[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2021, 29(8): 1931-1941. (in Chinese)
- [2] 傅妍芳,尹诗白,邓箴,等. 多级特征逐步细化及边缘增强的图像去雾[J]. 光学精密工程, 2022, 30(9): 1091-1100.
FU Y F, YIN S B, DENG Z, *et al.* Multi-level features progressive refinement and edge enhancement network for image dehazing [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(9): 1091-1100 (in Chinese)
- [3] 冯燕茹. 双视觉注意网络的联合图像去雾和透射率估计[J]. 光学精密工程, 2021, 29(4): 854-863.
FENG Y R. Joint transmission map estimation and image dehazing using dual vision attention network [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2021, 29(4): 854-863 (in Chinese)
- [4] 姜雨彤,杨忠琳,朱梦琪,等. 适应性双通道先验的图像去雾方法[J]. 光学精密工程, 2022, 30(10): 1246-1262.
JIANG Y T, YANG Z L, ZHU M Q, *et al.* Image dehazing method based on adaptive bi-channel priors [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(10): 1246-1262 (in Chinese)
- [5] 冯燕茹,王一斌. 物理成像模型的分解合成循环细化去雾网络[J]. 光学精密工程, 2021, 29(11): 2692-2702.
FENG Y R, WANG Y B. Dehazing using a decomposition-composition and recurrent refinement network based on the physical imaging model[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2021, 29(11): 2692-2702. (in Chinese)
- [6] 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*, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [7] LI B Y, PENG X L, WANG Z Y, *et al.* AOD-net: All-In-One Dehazing Network[C]. 2017 *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 22-29, 2017, Venice, Italy. IEEE, 2017: 4780-4788.
- [8] REN W Q, LIU S, ZHANG H, *et al.* Single Image Dehazing Via Multi-scale Convolutional Neural Networks [M]. *Computer Vision - ECCV 2016*. Cham: Springer International Publishing, 2016: 154-169.
- [9] CHEN Z Y, WANG Y C, YANG Y, *et al.* PSD: Principled Synthetic-to-Real Dehazing Guided by Physical Priors [C]. 2021 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 20-25, 2021, Nashville, TN, USA. IEEE, 2021: 7176-7185.
- [10] SCHECHNER Y Y, NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Polarization-based vision through haze[J]. *Applied Optics*, 2003, 42(3): 511-525.
- [11] SCHECHNER Y Y, NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Instant Dehazing of Images Using Polarization [C]. *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR*. 8-14, 2001, Kauai, HI, USA. IEEE, 2003: 1.
- [12] 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.
- [13] SHEN L H, ZHAO Y Q, PENG Q N, *et al.* An iterative image dehazing method with polarization [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2018, 21(5): 1093-1107.
- [14] LIANG Z, DING X Y, MI Z T, *et al.* Effective polarization-based image dehazing with regularization constraint [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 1-5.
- [15] WANG X H, OUYANG J H, WEI Y, *et al.* Real-time vision through haze based on polarization

- imaging[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(1): 142.
- [16] HUANG F, KE C Z, WU X Y, *et al.* Polarization dehazing method based on spatial frequency division and fusion for a far-field and dense hazy image[J]. *Applied Optics*, 2021, 60(30): 9319.
- [17] NAMER E, SHWARTZ S, SCHECHNER Y Y. Skyless polarimetric calibration and visibility enhancement [J]. *Optics Express*, 2009, 17(2): 472.
- [18] 任立勇, 梁健, 屈思世, 等. 偏振光学成像: 器件, 技术与应用(特邀)[J]. 光子学报, 2022, 51(8): 90-125.
- REN L Y, LIANG J, QU E S, *et al.* Polarimetric optical imaging: devices, technologies and applications (invited) [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2022, 51(8): 90-125. (in Chinese)
- [19] LIANG J, REN L Y, QU E S, *et al.* Method for enhancing visibility of hazy images based on polarimetric imaging [J]. *Photonics Research*, 2014, 2(1): 38.
- [20] 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.
- [21] NAYAR S K, NARASIMHAN S G. Vision in Bad Weather [C]. *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. September 20-27, 1999. Kerkyra, Greece.* IEEE, 1999: 820-827.
- [22] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [23] KANTI DHARA S, ROY M, SEN D, *et al.* Color cast dependent image dehazing via adaptive air-light refinement and non-linear color balancing[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2021, 31(5): 2076-2081.
- [24] ZHAO D, XU L, YAN Y, *et al.* Multi-scale Optimal Fusion model for single image dehazing[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2019, 74: 253-265.
- [25] CHO Y, JEONG J, KIM A. Model-assisted multiband fusion for single image enhancement and applications to robot vision[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, 3(4): 2822-2829.
- [26] ZHENG Z R, REN W Q, CAO X C, *et al.* Ultra-High-Definition Image Dehazing via Multi-Guided Bilateral Learning [C]. *2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 20-25, 2021, Nashville, TN, USA. IEEE, 2021: 16180-16189.
- [27] YANG Y, WANG C Y, LIU R S, *et al.* Self-Augmented Unpaired Image Dehazing via Density and Depth Decomposition [C]. *2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 18-24, 2022, New Orleans, LA, USA. IEEE, 2022: 2027-2036.

作者简介:



吴 靖(1986—),男,福建人,博士,教授,2009年于北京航空航天大学获得学士学位,2016年于北京航空航天大学获得博士学位,现为福州大学机械工程及自动化学院副教授,主要从事光学流动成像、人工智能图像处理。

E-mail: wujing@fzu.edu.cn