

基于对比度和饱和度新的先验图像去雾算法

张赛赛^a, 田益民^{a*}, 王飞^b, 杜云飞^b

(北京印刷学院 a.信息工程学院 b.基础教育学院, 北京 102600)

摘要: **目的** 针对目前图像印刷中清晰度和分辨率不高, 为了提高图像的质量和观感, 使雾图像细节更清晰, 处理效率更高, 文中设计一种基于对比度和饱和度的新的图像去雾先验算法。**方法** 首先对采集的雾图像利用对比度、饱和度和亮度先验来初步估计透射图, 然后借助伽马校正的非线性逆策略增强图像的对比度和饱和度来防止传输估计过高或过低, 并利用导向滤波对非线性逆策略的粗透射估计进行优化处理, 最后使用非线性对比度拉伸方法对复原图像进行亮度进一步的增强。**结果** 通过实验测试得出, 对一个450×450的图像, 本文提出的算法相较目前最新算法在PSNR值和SSIM值分别提高了9.220 4和0.332 7, 处理时间减少了0.079 38s。**结论** 图像复原效果较好, 细节更加丰富, 清晰度更高, 效率更高。

关键词: 图像去雾; 导向滤波; 非线性逆策略; 对比度; 饱和度

中图分类号: TB48 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3563(2024)11-0191-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2024.11.022

A New Prior Image Defogging Algorithm Based on Contrast and Saturation

ZHANG Saisai^a, TIAN Yimin^{a*}, WANG Fei^b, DU Yunfei^b

(a. School of Information Engineering, b. School of Basic Education, Beijing Institute of Graphic Communication, Beijing 102600, China)

ABSTRACT: The work aims to design a new prior image defogging algorithm based on contrast and saturation to solve the low clarity and resolution in current image printing, and improve the quality and perception of images, so that the fog image details can be clearer and more efficient in processing. The initial estimation of the transmission map was first performed on the captured fog image with contrast, saturation and luminance as prior. Then the contrast and saturation of the image were enhanced with the help of a gamma-corrected nonlinear inverse strategy to prevent the transmission estimation from being too high or too low, the coarse transmission estimation of the nonlinear inverse strategy was applied for optimization by guided filtering. And finally, the recovered image was further enhanced with luminance using a nonlinear contrast stretching method. Through experimental tests, it is concluded that for a 450×450 image, the algorithm proposed in this paper improved the PSNR and SSIM values by 9.220 4 and 0.332 7, respectively, and reduced the processing time by 0.079 38 s compared with the current state-of-the-art algorithm. In conclusion, the image restoration effect is better. It has more detail, and higher clarity and efficiency.

KEY WORDS: image defogging; guided filtering; nonlinear inverse strategy; contrast; saturation

收稿日期: 2023-09-05

基金项目: 北京印刷学院博士启动金项目(27170122004); 北京印刷学院校级一般项目(Ec202205); 北京印刷学院校级创新团队项目(Ea202304); 北京市教育委员会项目(KM 202110015001)

*通信作者

在计算机视觉各种应用以及印刷产品中,都需要高质量的图像。雾会导致图像质量严重下降,进而影响图像分析算法的性能。图像去雾算法可通过分析图像中的特征,去除图像中的雾气,提高图像的清晰度和分辨率。在过去几年,已经提出了许多方法用于去雾,大致可分为基于图像增强、融合和学习的方法。

基于增强的方法不使用物理模型,不用计算去雾参数,但无法处理去雾的各种问题,如颜色失真和伪影。基于恢复的方法遵循物理模型利用先验知识估计传输,如暗通道先验^[1],但存在增强过度/不足等问题。基于学习的方法^[2-4]在一对雾图及相应的无雾图上训练模型,其性能取决于训练过程,同时需要大量雾和无雾图像,可能无法处理密集雾或过饱和。基于融合的方法^[5-8]速度慢,过程也很复杂。文献[5]中提出了基于灰色世界假设的增强大气模型,称图像去雾和曝光。该法通过引入一个新参数——光吸收系数,消除了暗淡效应,但在非均匀光条件下,不能完全除雾。文献[6]采用伽马校正和饱和度去雾方法,基于最优块和纹理熵自适应确定补丁大小,就计算速度而言,这种方法是低效的。文献[9]采用最优透射和自适应大气光来精确估计最佳传输值,但需要较长的时间,因此不适合实时应用。文献[10]采用双透射来精确估计传输,但该算法存在光晕现象。当场景对象颜色与大气光相似时,暗通道先验(Dark Channel Prior, DCP)失败,在这种情况下,暗通道的值会扭曲这些对象的颜色。因此,本文使用对比度作为此类场景 DCP 的良好替

代。DCP 总是低估了与大气光强度相似物体的透射率,如果对传输低估,其中暗通道对于某些局部补丁不适用并且变得更亮,使场景辐射变得过度增强而显得不自然。DCP 在天空区域具有较大的颜色伪影并产生较暗的无雾图像。所提出的方法在没有颜色失真和细节的情况下恢复雾图像。

1 提出的新的先验的方法

本研究以一个新的视角探索暗通道先验。本文将这种新的先验称为对比度和饱和度先验(Contrast and Saturation Prior, CSP)。所提出的方法的框架如图 1 所示。在第 1 步中,根据雾图计算对比度、饱和度和亮度。第 2 步,利用它们计算 CSP。为了提高 CSP 的饱和度和对比度,第 3 步中使用伽马校正的逆策略。然后将估计的透射和大气光值放入式(20),获得去雾图像。最后,通过非线性对比度拉伸方法来增强去雾图像的整体亮度。

1.1 CSP 的计算

对雾图像的暗通道定义如下:

$$I^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(y)) \right) \quad (1)$$

式中: $\Omega(x)$ 为以 x 为中心的局部面片; $I^{\text{dark}}(x)$ 为去雾图的暗通道图; c 为 RGB 3 个通道; $I_{\text{hz}}^c(y)$ 为去雾图像 $I_{\text{hz}}(y)$ 在 RGB 3 个颜色通道中的分量。

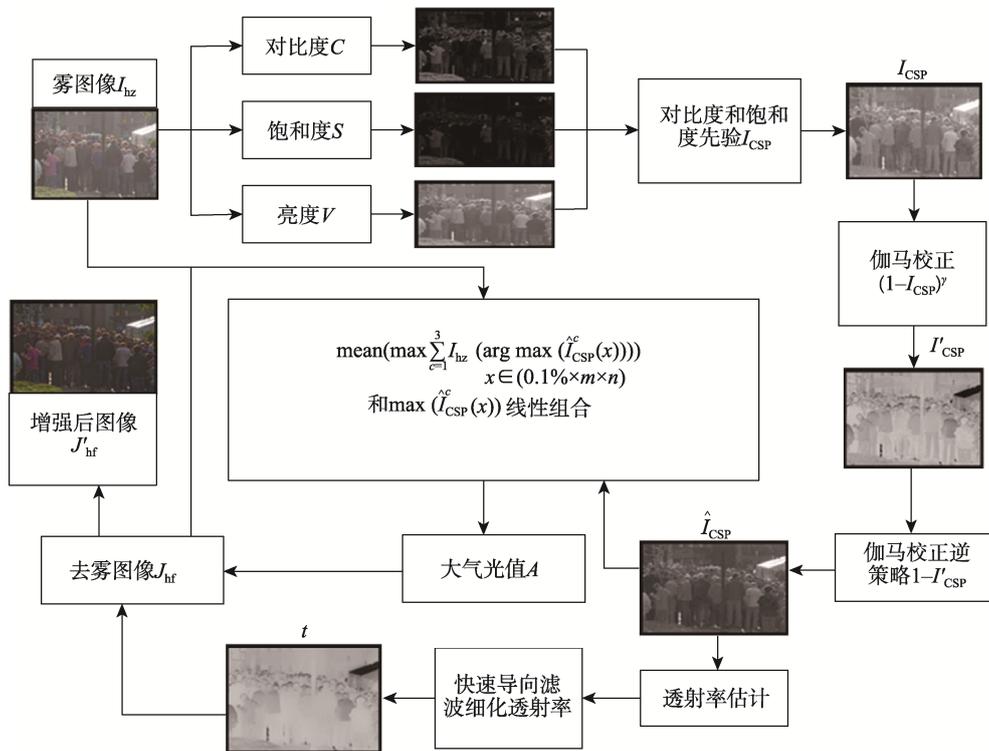


图 1 所提方法的框架
Fig.1 Framework of the proposed method

方程式 (1) 可以写成如下:

$$I^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \frac{\min_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(y))}{\max_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(y))} \cdot \max_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(y)) \quad (2)$$

图像的亮度、饱和度和对比度定义如下:

$$V(x) = \max_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(x)) \quad (3)$$

$$S(x) = 1 - \frac{\min_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(x))}{\max_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(x))} \quad (4)$$

$$C(x) = \sqrt{\left(\max_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(x)) \right)^2 - \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(x)) \right)^2} \quad (5)$$

式中: $I_{\text{hz}}^c(x)$ 为雾图像; $V(x)$ 、 $C(x)$ 、 $S(x)$ 分别为图像的亮度、饱和度和对比度。

方程式 (2) 可改写如下:

$$I^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (1 - S(y)) \cdot \max_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(y)) \quad (6)$$

同样, 方程式 (3) 可以写成:

$$I^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (1 - S(y)) \cdot \left[\left(\max_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(y)) \right)^2 - \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(y)) \right)^2 + \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(y)) \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

将 $C(x)$ 的值代入方程 (7), 并对方程重新定义如下:

$$I^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (1 - S(y)) \cdot \sqrt{(C(y))^2 + \left(\frac{\min_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(y))}{\max_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(y))} \cdot \max_{c \in \{r, g, b\}} (I_{\text{hz}}^c(y)) \right)^2} \quad (8)$$

最后, 式 (8) 可以改写如下:

$$I^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (1 - S(y)) \cdot \sqrt{(C(y))^2 + (1 - S(y)) \cdot V(y)^2} \quad (9)$$

式 (9) 表示暗通道与雾图像的对比度、饱和度和亮度相关。但式 (9) 与式 (1) 不同, 雾图 (天空区或与大气光颜色相似物体) 的暗通道更亮。因此, 式 (1) 透射估计的饱和度和对比度降低。若提高饱和度和对比度, 则式 (9) 的透射将变暗, 从而避免对透射估计不足。

雾图的饱和度和对比度应以适度的速度增加。否则, 若增加过多, 透射率估计将变大, 雾将无法完全消除。因此, 目标是增加较小的饱和度和对比度, 从而使传输不会受到估计不足或过度的影响。由于式

(9) 估计传输是逐片的, 但逐片传输受各种问题的困扰, 如光晕伪影等。本文按像素计算传输以避免这些问题, 式 (9) 按像素写入如下:

$$I_{\text{CSP}}(x) = 1 - S(x) \cdot \sqrt{(C(x))^2 + (1 - S(x)) \cdot V(x)^2} \quad (10)$$

式中: $I_{\text{CSP}}(x)$ 为利用对比度和饱和度先验重新暗通道。

1.2 非线性逆策略

本研究提出了一个非线性模型来增加方程 (10) 的饱和度和对比度, 描述为:

$$\hat{I}_{\text{CSP}}(x) = 1 - (1 - I_{\text{CSP}})^{\gamma} \quad (11)$$

式中: $\hat{I}_{\text{CSP}}(x)$ 为伽马校正逆策略图像; γ 为伽马校正。

文献[11]采用微光增强和对比度增强的逆策略。倒置的图看起来像雾图。在倒置的雾图上, 本文应用伽马校正引入非线性, 这也为估计不同场景深度的散射系数提供了线索。

在所提出的工作中, 方程 (11) 用于增加雾图的饱和度和对比度。此外, 它还天空区的像素提供去噪, 有助于计算准确的传输。由于雾很大, 在天空区域看不到噪声, 这些噪声在除雾过程中被放大。如图 2 分别显示了去雾图及其通过 DCP 和所提方法的传输。第 1 张图包含与大气光相似颜色的物体 (前灯), 第 2 张图包含有轻度雾的天空区域。注意到, DCP 能有效去雾。但第 2 张图在天空区域中有较大的颜色伪影, 第 1 张图中, 没有保留前照灯的结构。所提方法恢复了更清晰的天空区域和视觉上令人满意的结果。

为了选择 γ 的值, 对 0~1 内的不同强度值进行了实验。通过式 (10) 获得的暗通道或 CSP 更亮。要使暗通道变暗, 必须降低强度值。在应用式 (11) 之后, 暗通道变得更暗。 $\gamma > 1$ ($\gamma = 1.2$) 没有减少暗通道, 其他值 $\gamma = 0.1$ 、 $\gamma = 0.3$ 和 $\gamma = 0.5$ 下降太多, 而 $\gamma = 0.9$ 的下降幅度太小。因此, 选择了 $\gamma = 0.7$ 以降低暗通道值。如图 3 所示, 显示了应用方程 (10)、(11) 和 (12) 后, 对不同 γ 值的雾图像进行的视觉分析。可以在这个图中注意到当 $\gamma = 0.1$ 、 $\gamma = 0.3$ 、 $\gamma = 0.5$ 时, 高估了传输, 雾没完全消除; 而当 $\gamma = 0.9$ 和 $\gamma = 1.2$ 时, 低估了传输, 并且去雾图像过度饱和。

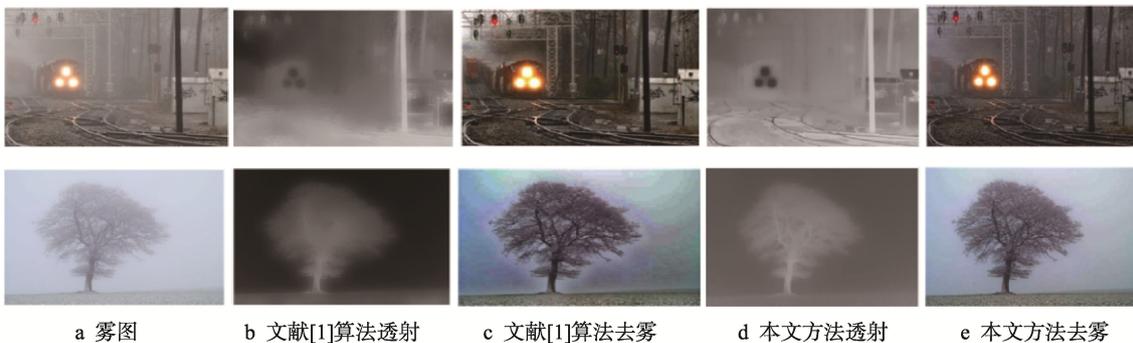


图 2 文献[1]算法和本文方法对 2 幅雾图进行去雾
Fig.2 Algorithm of literature[1] and proposed method for defogging 2 fog images



图3 不同 γ 值的透射图及去雾图

Fig.3 Transmission and defogging plots for different values of γ

1.3 传输估计和场景恢复

准确传输估计在去雾中起着重要作用。由于不正确的传输，去雾会遇到各种问题，如光晕伪影、颜色伪影、放大噪声等。基于式 (11)，传输估计 $t(x)$ 如下：

$$t(x) = 1 - \hat{I}_{\text{CSF}}(x) \quad (12)$$

为应对天空出现的失真现象，设计了自适应容差机制，可根据亮区大小调整参数，精确修正透射率，确保明亮区域不失真。容差调节图定义如下：

$$\text{Map}_{\text{tol}}(x) = I_c(x) - \alpha A \quad (13)$$

式中： $I_c(x)$ 为雾图； α 为调节因子，设定为 0.95。

$$S_{\text{tol}} = \{\text{Map}_{\text{tol}}(x) \mid \text{Map}_{\text{tol}}(x) > 0\} \quad (14)$$

式中： S_{tol} 为容差调节图中像素值大于 0 元素构成的集合； S_{num} 为该集合元素的总数。

此外，还引入了容差参数的概念：

$$K = \min \left\{ \frac{S_{\text{num}}}{I_c(x)_{\text{num}}}, 0.3 \right\} \quad (15)$$

式中： $I_c(x)_{\text{num}}$ 为输入图的全部元素数量。为防止容差参数设置过高导致非天空区被错误识别，通常将透射率设为 0.3， K 为自适应的容差值。引入容差机制为：

$$t_{\text{last}}(x) = \begin{cases} t(x), & |I - A| \geq K \\ \min \left[\max \left(\frac{K}{|I(x) - A|}, 1 \right) \right], & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

其中，若 $|I - A| < K$ ，则判为明亮区且修正透射率为 $\frac{K}{|I(x) - A|}$ 。否则为非明亮区。

由式 (12) 估计的传输不存在低估（暗通道更暗）和高估（按像素估计）的问题，它还能减少光晕伪影，无需计算暗通道。虽然像素估计透射可以减少光晕伪影但为进一步提高精度，应用了引导滤波^[12]，一种边缘保持平滑滤波器。引导图用于过滤，滤波后的图具有引导图像和待滤波图像的特征。引导滤波的模型由式 (17) 表示。

$$q_i = \sum_j W_{ij}(I)p_j \quad (17)$$

式中： i 和 j 是像素的坐标； q 为过滤后的图像； W_{ij} 为引导图像的滤波核函数，其独立于要滤波的图像。

在以像素 k 为中心的局部区域 ω_k 中，假设引导图 I 和滤波图 q 具有如下关系：

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k \quad (18)$$

式中： (a_k, b_k) 为局部区域 ω_k 的线性系数； ω_k 为以 r 为半径的正方形窗口。

由式 (18) 可知， q 与 I 的梯度呈线性关系。在窗口 ω_k 中的目标函数可表示为：

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} [(a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \varepsilon a_k^2] \quad (19)$$

ε 是一个具有较小值的约束参数，用于防止 a_k 过大。 a_k 和 b_k 是通过使用线性回归求解代价函数得到的，即：

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \bar{\mu}_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \quad (20)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \bar{\mu}_k \quad (21)$$

式中: μ_k 和 σ_k 分别为局部区域 ω_k 中引导图像 I 的均值和方差; $|\omega|$ 为局部区域像素数。因此, 最终输出表示为:

$$q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k, i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k) = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \quad (22)$$

$$\text{其中, } \bar{a}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_k} a_k, \bar{b}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_k} b_k$$

最后, 场景恢复如下:

$$J_{\text{hr}} = \frac{I_{\text{hz}} - A}{\max(t, t_0)} + A \quad (23)$$

式中: J_{hr} 为去雾图像; t_0 的值被设定为 0.01; 大气光值 A 是由 \hat{I}_{CSP} 中最亮的前 0.1% 的像素的平均值及其最大像素值的线性组合计算得出的。

1.4 去雾后图像增强

由于雾的影响, 大气中的明亮成分被包含在图像中, 恢复后的图比真实图要暗。图像增强有几种算法, 如伽马校正和对比度拉伸, 其中对比度拉伸是快速和有效的。在文中, 采用了一种非线性对比度拉伸方法, 该方法基于去雾图的特点, 在较低的亮度使用较高的对比度拉伸, 在较高的亮度使用较低的拉伸, 其表达式为:

$$J'_{\text{hr}}(x, y, c) = J_{\text{hr}}(x, y, c) \cdot \left(2 - \frac{\text{mean}(J(x, y, :))}{255} \right) \quad (24)$$

式中: $J'_{\text{hr}}(x, y, c)$ 为增强后的图像; c 为颜色通道; $\text{mean}(J(x, y, :))$ 为像素的亮度。式 (20) 表明, 随着像素亮度的增加, 对比度拉伸的强度逐渐降低; 由于每个像素中 RGB 成分的比例没有变化, 所以拉伸后图像的颜色也没有变化, 但亮度增加。

2 结果与分析

通过实验对所提出方法的性能进行评估。将去雾后的结果与目前的技术进行比较。这些技术是文献 [1]DCP、文献 [9]最优透射图和自适应大气光、文献 [10]双透射除雾、文献 [4]联合增强和曝光融合及文献

[8]下边界函数。本文使用了真实的雾图像来验证所提出的技术。所提出的算法是在 windows11@2.30 GHz 以及编程环境 MATLAB2019 上实现的。

2.1 定性评价

为了检验这些方法的有效性, 进行了多次实验。在没有引导滤波 (G1)、没有逆策略 (G2)、没有同时使用引导滤波和逆策略 (G3) 和考虑两者的所提出的方法 (G4) 的情况下生成了去雾结果。如图 4 所示, 由于引导滤波是一种边缘保持平滑滤波器, 图 4b 失去了细节, 也有噪声。图 4c 存在过饱和及缺乏对比度的问题。在所提工作中使用了逆策略来增强对比度和饱和度。在图 4d 中观察到图 4b 与图 4c 两者同时存在的问题, 在图 4e 中被删除。

图 5 显示了通过最先进方法处理的 5 幅真实雾图, 并进行定性分析。如图 5b 所示, 文献 [1]的结果在视觉上更好, 雾度也得到了有效去除, 但整体效果出现光晕伪影、过度增强和天空区域颜色失真的问题。文献 [10]产生了良好的结果, 但去雾图整体边缘部分存在光晕现象, 如图 5a 中第 1 张图像, 且图 5a 第 5 张图像存在颜色失真, 去雾不彻底的问题。文献 [9]整体能产生较好结果但部分图前端较暗。文献 [4]如图 5f 第 1 张图和第 3 张图片的天空区域存在颜色失真的问题, 另外, 图 5f 中第 4 张图像存在细节丢失、第 5 张图像存在过度增强问题。文献 [8]恢复的图像没有过饱和与伪影, 但在某些部分留下部分雾且整体亮度较暗。本文算法整体视觉效果较好, 细节丰富, 没有产生光晕效应。

2.2 定量评价

本文在图 5 所示的雾图上使用了 2 个参考指标: 峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) 和结构相似性 (Structural Similarity, SSIM) [13]。较高的 PSNR 和 SSIM 表示良好的除雾性能。PSNR 评估去雾图和原图的失真情况, SSIM 评估复原图与原图的相似度。文献 [1]、[8]、[9]、[10]和 [4]的算法与所提算法进行 PSNR (表 1) 和 SSIM (表 2) 比较。本方



图 4 所提方法中的引导滤波和逆策略的效果

Fig.4 Effect of bootstrap filtering and inverse strategy in the proposed method



图 5 不同算法的复原效果比较
Fig.5 Comparison of recovery effects of different algorithms

表 1 不同算法的 PSNR 值
Tab.1 PSNR values of different algorithms

雾图编号	本文算法	文献[1]算法	文献[8]算法	文献[9]算法	文献[10]算法	文献[4]算法
1	24.700 6	15.841 2	13.601 3	18.844 4	24.668 9	15.480 2
2	13.893 6	10.215 2	9.120 8	15.886 4	16.140 7	10.869 1
3	21.642 8	13.682 4	12.273 9	16.533 1	19.912 2	13.929 1
4	15.861 6	10.468 9	9.238	15.622 4	15.053 1	11.853 1
5	18.836 5	11.085 9	9.824 3	16.841 3	18.007 2	11.831 2

表 2 不同算法的 SSIM 值
Tab.2 SSIM values of different algorithms

雾图编号	本文算法	文献[1]算法	文献[8]算法	文献[9]算法	文献[10]算法	文献[4]算法
1	0.959 1	0.871 2	0.779 4	0.883 6	0.920 6	0.626 4
2	0.819	0.701 3	0.531	0.886	0.858 5	0.488 3
3	0.919 8	0.856 8	0.670 1	0.856	0.868	0.454 5
4	0.817 9	0.691 5	0.465 1	0.863 7	0.864 6	0.438 7
5	0.953 8	0.748 8	0.561 7	0.910 1	0.902 8	0.638 4

法整体获得了较高的 PSNR 值和 SSIM 值, 这表明相比其他算法, 本算法更好地保留了雾图的结构和颜色, 证明了图 5 的视觉分析。通过计算复杂性来测试本方法的效率, 见表 3。

表 3 不同算法的计算时间
Tab.3 Computation time of different algorithms

算法	计算时间/s
文献[1]算法	9.696 238
文献[8]算法	0.613 521
文献[9]算法	25.646 23
文献[10]算法	0.692 286
文献[4]算法	0.618 633
本文算法	0.539 249

3 结语

本研究提出了一种在不计算暗通道先验下计算传输的新方法, 即对比度和饱和度先验算法。该法考虑了对比度、饱和度和亮度来估计透射。所估计的传输不存在估计不足或过高的问题, 并解决了去雾的各种问题, 如不完全去雾、过饱和及细节丢失。实验结果通过分析不同算法的 PSNR 值和 SSIM 值, 证明了所提方法对各种雾图去雾的有效性。另外, 所提算法虽时间效率较高, 但除雾性能取决于 γ 的手动调整。有时, γ 值不足或不是最佳的, 则难以去除稠密雾。在未来工作中, 可以专注于根据从薄雾到浓雾不同雾浓度自动调整 γ 值的研究。

参考文献:

- [1] HE K M, SUN J, FELLOW, et al. Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [2] ADITYA M, HARSH S, MURARI M, et al. Domain-Aware Unsupervised Hyperspectral Reconstruction for Aerial Image Dehazing[C]// 2021 Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). IEEE, 2021: 413-422.
- [3] ENGIN D, GENÇ A, EKENEL H K. Cycle-Dehaze: Enhanced CycleGAN for Single Image Dehazing[C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops(CVPRW). IEEE, 2018: 938-9388.
- [4] KAPLAN N H. Real-World Image Dehazing with Improved Joint Enhancement and Exposure Fusion[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2023, 90: 103720.
- [5] JU M Y, DING C, REN W Q, et al. IDE: Image Dehazing and Exposure Using an Enhanced Atmospheric Scattering Model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 2180-2192.
- [6] ZHENG M G, QI G Q, ZHU Z Q, et al. Image Dehazing by an Artificial Image Fusion Method Based on Adaptive Structure Decomposition[J]. IEEE Sensors J, 2020, 20(14): 8062-8072.
- [7] AGRAWAL S C, JALAL A S. A Joint Cumulative Distribution Function and Gradient Fusion - Based Method for Dehazing of Long Shot Hazy Images[J]. J Vis Commun. Image Represent, 2021, 77: 103087.
- [8] RAIKWAL S C, TAPASWI S. Lower Bound on Transmission Using Non-Linear Bounding Function in Single Image Dehazing[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 4832-4847.
- [9] NGO D, LEE S, KANG B. Robust Single-Image Haze Removal Using Optimal Transmission Map and Adaptive Atmospheric Light[J]. Remote Sensing, 2020, 12(14): 2233.
- [10] EHSAN S M, IMRAN M, ULLAH A, et al. A Single Image Dehazing Technique Using the Dual Transmission Maps Strategy and Gradient-Domain Guided Image Filtering[J]. IEEE Access, 2021, 9: 89055-89063.
- [11] JU M, DING C, GUO Y J, et al. IDGCP: Image Dehazing Based on Gamma Correction Prior[J]. IEEE Trans Image Process, 2020, 29: 3104-3118.
- [12] HE K, SUN J, TANG X. Guided Image Filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [13] SHARMA N, KUMAR V, SINGLA S K. Single Image Defogging Using Deep Learning Techniques: Past, Present and Future[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2021, 28(7): 4449-4469.