

基于先验知识的图像快速去雾方法

赵代顺*, 高 蕾, 李凌霄#

重庆理工大学理学院, 重庆

收稿日期: 2025年3月22日; 录用日期: 2025年4月15日; 发布日期: 2025年4月24日

摘 要

针对雾霾图像导致的视觉信息退化问题, 本文提出一种基于先验知识的快速去雾算法。该方法通过图像分割技术精确估计大气光值, 结合快速引导滤波与加权最小二乘联合滤波优化透射率图, 有效抑制光晕伪影并保留边缘细节, 并引入伽马校正与自动电平优化增强图像亮度对比度。实验采用包含天空区域/景深突变的室外图像、Middlebury_GT真实室内图像及Middlebury_Hazy雾化图像(通过Middlebury_GT深度图合成)构建多场景测试集。实验结果表明: 在户外场景中, 新可见边缘率(Er)为-0.0286, 信息熵(IE)提升至7.6945, 较颜色衰减先验的7.5850提升约1.44%, 较原暗通道先验的7.5852提升约1.44%, 较直方图均衡化的7.1655提升约7.38%; SSIM值为0.85, 优于直方图均衡化的0.83。在室内场景中, 新可见边缘率(Er)显著提升至3.6515, 较原暗通道先验的2.1951提升约66.3%; 信息熵(IE)为7.4335, SSIM值达到0.7786, 较原暗通道先验的0.7587提升约2.62%, 同时优于颜色衰减先验的0.6780和直方图均衡化的0.6719。

关键词

暗通道先验, 图像分割, 联合滤波, 伽马校正

A Method for Fast Image Dehazing Based on Prior Knowledge

Daishun Zhao*, Lei Gao, Lingxiao Li#

College of Science, Chongqing University of Technology, Chongqing

Received: Mar. 22nd, 2025; accepted: Apr. 15th, 2025; published: Apr. 24th, 2025

Abstract

To address the degradation of visual information in haze-affected images, this paper proposes a fast

*第一作者。

#通讯作者。

文章引用: 赵代顺, 高蕾, 李凌霄. 基于先验知识的图像快速去雾方法[J]. 应用数学进展, 2025, 14(4): 660-674.
DOI: 10.12677/aam.2025.144195

dehazing algorithm based on prior knowledge. The method employs image segmentation technology to accurately estimate atmospheric light values and combines fast guided filtering with weighted least squares joint optimization to refine the transmission map, effectively suppressing halo artifacts while preserving edge details. Gamma correction and automatic level optimization are introduced to enhance image brightness and contrast. Experiments utilize a multi-scenario test set comprising outdoor images with sky regions/depth mutations, Middlebury_GT real indoor images, and Middlebury_Hazy synthetic hazy images (generated from Middlebury_GT depth maps). Experimental results demonstrate that in outdoor scenes, the proposed method achieves a visible edge rate (Er) of -0.0286 and an information entropy (IE) of 7.6945 , representing improvements of 1.44% over the color attenuation prior (7.5850) and the original dark channel prior (7.5852), and 7.38% over histogram equalization (7.1655). The SSIM value reaches 0.85 , outperforming histogram equalization (0.83). In indoor scenes, the visible edge rate (Er) significantly improves to 3.6515 , marking a 66.3% enhancement over the original dark channel prior (2.1951). The information entropy (IE) and SSIM values attain 7.4335 and 0.7786 , respectively, surpassing the original dark channel prior (0.7587) by 2.62% , as well as outperforming the color attenuation prior (0.6780) and histogram equalization (0.6719). This work provides an efficient solution for computer vision tasks in complex hazy environments, effectively balancing edge preservation, detail recovery, and human visual perception characteristics.

Keywords

Dark Channel Prior (DCP), Image Segmentation, Joint Filtering, Gamma Correction

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在全球工业化与城市化高速推进的背景下, 大气污染引发的雾霾问题已对人类健康及视频监控、智能驾驶、医学影像等关键领域造成双重威胁。这些领域依赖清晰图像进行精准分析与决策, 而雾霾导致的图像模糊和失真严重阻碍了信息有效提取, 使得图像去雾技术成为亟待突破的关键课题。

自 1998 年 Oakley 等人[1]针对航拍图像开展去雾研究以来, 该领域历经三个阶段发展: 早期聚焦微粒前向散射对图像细节的影响; 21 世纪基于大气散射物理模型的传统算法兴起; 近年深度学习技术带来革命性变革。深度学习方法通过自动学习有雾 - 无雾图像映射关系, 显著提升了去雾精度与效率, 结合硬件升级实现了实时处理, 为自动驾驶、安防监控等场景提供了技术支撑。

当前主流去雾算法可分为三类: 第一类图像增强算法通过色彩优化、对比度提升等途径增强细节, 以直方图均衡[2]、retinex [3]、自动色彩增强(ACE) [4]等为代表, 虽具计算简单、实时性强的优势, 但易造成细节信息损失。第二类图像恢复算法基于大气散射模型逆向求解, 以暗通道先验算法[5]及其衍生方法为典型, 去雾效果显著但实时性不足。第三类深度学习算法运用生成对抗网络和卷积神经网络提升图像清晰度, 虽能有效增强特征信息, 却存在噪声与伪影生成的弊端。值得注意的是, 国内外研究呈现差异化趋势: 国外侧重理论创新与算法优化, 国内则更关注实际场景的适配性应用。

尽管取得显著进展, 图像去雾仍面临多重挑战: 雾气物理模型难以精确建模制约效果提升; 去雾过程易引发噪声增强与细节丢失; 高实时性场景对计算效率提出严苛要求; 复杂光照与雾分布差异要求算法具备强自适应能力; 现有数据集局限性与多样性不足限制算法泛化能力。

针对上述问题,本研究聚焦计算机视觉与图像处理领域,拟通过深度融合图像先验知识,研发快速高效的去雾算法以提升雾霾图像质量。研究将系统解析大气散射模型、暗通道先验、颜色衰减先验等经典理论,创新性整合图像分割、联合滤波、伽马校正与自动电平优化技术,提出改进型单图像去雾算法。该算法旨在精准提取云雾信息,平衡去雾效果与细节保留,为解决复杂场景下的图像去雾难题提供了方法路径。

2. 现有先验知识或假设

2.1. 雾霾的物理特性和先验知识

雾霾中的悬浮颗粒通过散射和吸收作用导致图像对比度降低、细节模糊和色彩失真,其影响程度与颗粒浓度及粒径相关[5]。图像去雾技术基于自然场景统计特性(如暗通道先验)、大气光学传播原理、雾霾传输模型以及大量图像分析构建的先验知识库,通过估计大气光和传输过程实现去雾优化[6]。这些知识体系为解析雾霾退化机制和设计高效去雾算法提供了理论支撑。

2.2. 常用的先验知识或假设

在图像去雾领域,暗通道先验[7]是一种经典假设:无雾图像的非天空区域中,至少存在一个颜色通道的灰度值极低,这些暗像素通常对应阴影、深色或黑色物体。基于该假设,通过分析图像暗部信息可估计雾浓度并实现去雾。实验表明,无雾图像暗通道平均亮度显著低于有雾图像(图 1(a) vs 图 1(b)),雾浓度越高,暗通道强度值越大,其明显程度可近似反映雾的分布情况。除暗通道先验外,其他技术包括图像反射/照明分量分解、引导图像辅助去雾等,通过多维度先验信息融合可提升雾浓度评估精度与去雾效果。

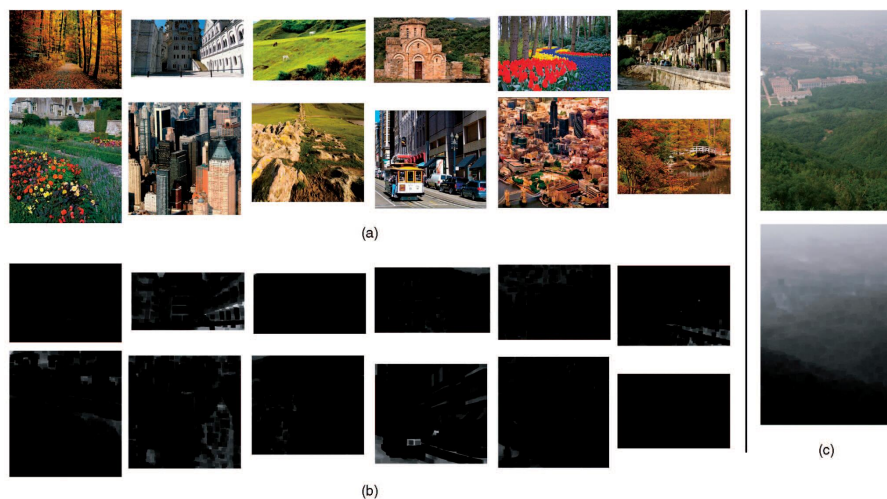


Figure 1. (a) Haze-free; (b) Dark channel; (c) Hazy + dark channel

图 1. (a) 无雾图像; (b) 相应的暗通道; (c) 一个朦胧图像和它黑暗的通道

3. 基于暗通道的图像去雾基本原理

3.1. 暗通道先验知识

He [7]等人对几幅户外景观图像进行了分析,并总结了无雾图像的统计特征。据统计规则表明,在绝大多数无雾图像中,至少一种颜色通道的像素值强度非常接近于零,特别是那些没有包含天空区域的情况。根据大气光学的原理,一个先验的暗通道理论被引入,用以还原受雾影响的图像至原始清晰状态。

暗通道的先验理论可以表示为

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

其中 $J^{\text{dark}}(x)$ 表示暗通道图像, $\Omega(x)$ 表示滤波器窗口, c 表示图像的 RGB 颜色通道中的任何通道, 以及 $J^c(y)$ 表示输入图像的 (r, g, b) 的三个通道。

大气散射模型表示如下:

$$I(x) = J(x)t(x) + A[1 - t(x)] \quad (2)$$

其中 x 表示图像像素的位置; $I(x)$ 表示雾象; $J(x)$ 表示无雾图像; A 表示全球大气照度值; $t(x)$ 表示传递函数。 $J(x)t(x)$ 通常被认为是直接衰减模型, $A[1 - t(x)]$ 被认为是大气光成像模型。在均匀的大气条件下, 传递函数表示如下:

$$t(x) = e^{-\beta(\gamma)d(x)}, 0 \leq t(x) \leq 1 \quad (3)$$

其中 γ 表示光的波长, $\beta(\gamma)$ 表示散射系数, 描述了介质对不同波长光的散射能力, $d(x)$ 表示成像系统与被捕获物体之间的景深。

假设大气光值 A 是已知的, 并结合式(1)和式(3), 传递函数可以表示如下:

$$t(x) = 1 - \omega \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} \frac{J^{\text{dark}}(x)}{A^c} \right) \quad (4)$$

其中 ω 表示保留少量雾的雾参数, $0 \leq \omega \leq 1$ 。

采用软抠图优化透射率的方法, 解决了图像阻挡效应。最后, 表达式 $J(x)$ 为

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max[t(x), t_0]} + A \quad (5)$$

为了防止噪声干扰, 深雾浓度 $t_0 = 0.1$ 。

3.2. 暗通道去雾方法的优缺点分析

暗通道先验技术是图像去雾领域的突破, 其原理简单, 还原效果好, 在单幅自然图像去雾过程中应用场景广泛。在图 2(a)中可见, 经过暗通道先验技术处理后, 图像的细节得到了恢复, 清晰度也有所提高。

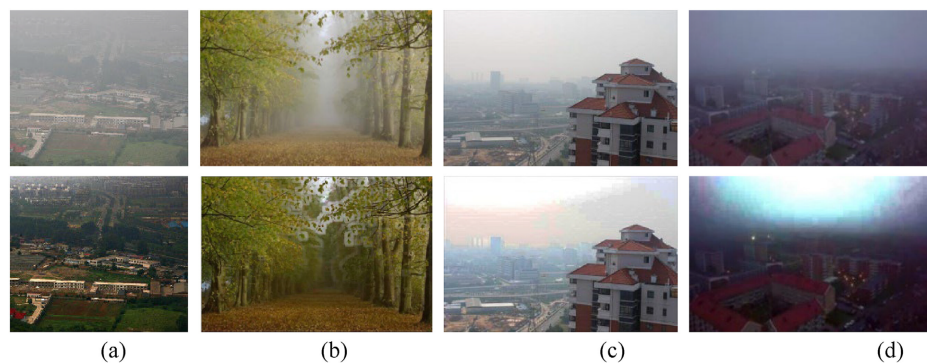


Figure 2. Effects of Dark Channel Prior (DCP) technique on hazy images under varying haze conditions

图 2. 暗通道先验技术对不同情况下雾图像的影响

尽管先验技术在处理个别自然图像的去雾过程中有广泛的应用，但它存在一些局限性，特别是在处理雾天图像中包含天空区域、天空颜色失真以及图像中出现块状效果的情况时。这种方法的主要缺点如下：

1. 在图像透射率图的优化过程中，采用了暗通道先验技术，该技术假设滤波窗口内的透射率保持不变，并利用软化方法对图像透射率进行了优化。然而，在图像边缘区域，透射率呈现出明显的不连续性，软方法优化后的去雾图像在这些区域显示出明显的伪影。在图 2(b)中可以观察到，去雾后的图像会出现光晕现象，景深也会出现突变。

2. 在暗通道先验技术中，在大气照度值的估计过程中，将暗通道中前 0.1% 像素点对应的像素值视为大气照度值。在天空区域处理朦胧图像时估计了大气照度值，导致去雾后图像天空区域出现不同程度的失真和遮挡效果。如图 2(c)和图 2(d)所示，去雾后的图像在天空区域出现失真并具有遮挡效果，而去雾后的图像亮度较低。

为了进一步解决去雾图像的伪影明显、天空失真和被遮挡等问题，下文利用图像分割和联合滤波到暗通道算法多次融合对源图像进行去雾处理，不断调整图像的像素色阶使其达到最佳视觉效果，并且使用伽马值来增强去雾后图像的亮度，以此实现快速图像去雾的目的。

4. 基于先验知识的快速去雾算法研究

4.1. 算法总体框架

针对前文中提及的一些问题，本研究引入了一种改进的技术，通过图像分割和联合滤波来估计大气光值，解决了传统暗通道去雾算法中存在的缺陷，并有效处理了含有天空区域的模糊图像产生的晕影问题。在此基础上，进一步改进了暗通道先验技术，优化了大气照度值估计和透射过程。在大气照度值评估方面，结合图像的灰度值概率密度分布函数、K-means [8] 聚类技术以及某种大气照度值评估方法，对图像分割技术进行了改进，提出了一种基于图像分割获取大气照度值的大气照度值评估方法。为了抑制晕伪影，采用了一种基于联合滤波的透射率图优化方法。通过融合快速引导滤波[9]和加权最小二乘滤波[10]的方法，对透射率图进行优化，保留图像边缘信息的同时平滑内部区域的梯度变化。最终，运用伽玛调整和自动调节来增强雾霾图像的亮度和反差。

4.2. 关键技术与步骤

4.2.1. 基于图像分割计算大气光值

收集阈值的过程如图 3 所示。对图像进行分割，将其区分为包含天空区域和不包含天空区域，提出一种新的方法，通过像素数量来估计大气光值。

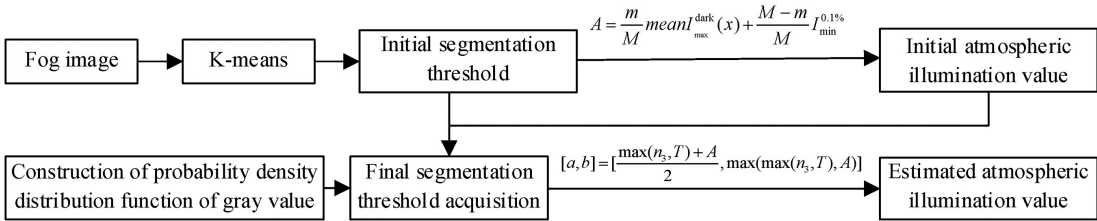


Figure 3. Atmospheric light estimation process
图 3. 大气照度值的估计过程

K-means 聚类方法是基于分区的一种聚类技术。一般情况下，采用欧几里得距离来衡量样本数据之

间的相似程度；相似之处越多，距离就越小。K-means 聚类技术通常需要确定初始的聚类数量 K ，并根据数据对象与聚类中心之间的相似性来不断更新聚类中心的位置。图像分割效果展示了不同 K 值对应的各自聚类中心，如图 4，当 $K < 5$ (过分割)与 $K > 5$ (欠分割)的图像中均有错误分割的情况。

尽管在几个实验中证明了当聚类中心数量为 $K = 5$ 时具有良好的分割效果，但在处理集中在图像边缘过渡区域的雾霾时，分割仍然不令人满意。由于天空和雾区的颜色特征相似，图像的天空区域被错误地分割，如图 5 所示。在图 5 中，雾区被错误地划分为天空区。

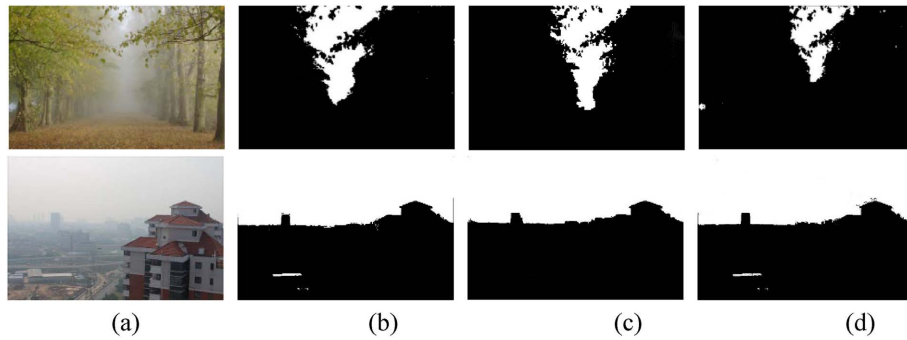


Figure 4. (a) Input hazy image; (b) When $K < 5$ (over-segmentation); (c) When $K = 5$ (optimal segmentation); (d) When $K > 5$ (under-segmentation)

图 4. (a) 输入雾图; (b) $K < 5$ (过分割); (c) $K = 5$ (最优分割); (d) $K > 5$ (欠分割)



Figure 5. Clustering effect of the image when $K = 5$

图 5. $K = 5$ 时图像的聚类效应

对分割图像进行遮罩，并对图像进行按位运算，以获得当聚类中心 $K = 5$ 时分割的天空和无天空区域。在图 6 中，当聚类中心为 $K = 5$ 时，聚类后图像的天空和无天空区域的分割效果被显示。基于分割效应，将天空区域灰度图像分割线周围的最小像素值作为初始分割阈值，初始分割阈值表示为 T 。

在暗通道的预处理技术中，常常会选择暗通道中亮度排名前 0.1% 的像素值作为估计的大气照度数值 A 。当图像有天空区域时，大气光的估计是错误的。选择不同的大气照度值会对去雾效果的亮度产生影响，正如图 7 所揭示的那样。随着 A 值从图 7(b)增大到图 7(d)，整个图像呈现逐渐变暗的趋势。 A 值越小，整个图像越亮。大气光的不同值可以扭曲图像的不同区域。因此，正确评估大气光非常重要。

为了更准确地估计大气光照值，提出了一种利用像素点数的大气光值估计方法，如式(6)所示。使用公式(6)计算初始阈值处的大气光值。

$$A = \frac{m}{M} \text{mean} I_{\max}^{\text{dark}}(x) + \frac{M - m}{M} I_{\min}^{0.1\%} \quad (6)$$

其中 M 表示图像像素数, m 表示图像天空区域中的图像像素数, $I_{\max}^{\text{dark}}(x)$ 表示天空区域, $I_{\max}^{\text{dark}}(x)$ 表示雾化区域, 并且 $I_{\max}^{\text{dark}}(x)$ 表示雾化区域前 0.1% 的像素点。

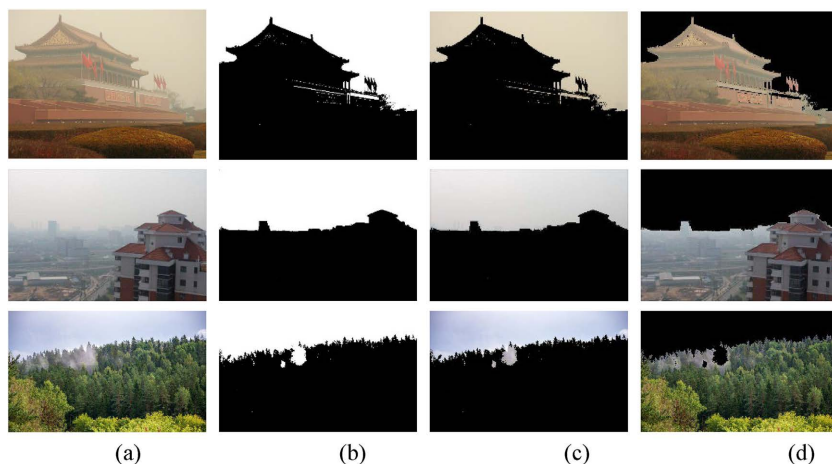


Figure 6. Image segmentation effect. (a) Hazy image; (b) Segmented image; (c) Sky area; (d) Haze area

图 6. 图像分割效果。(a) 雾霾图像; (b) 分割图像; (c) 天空区域; (d) 雾区域

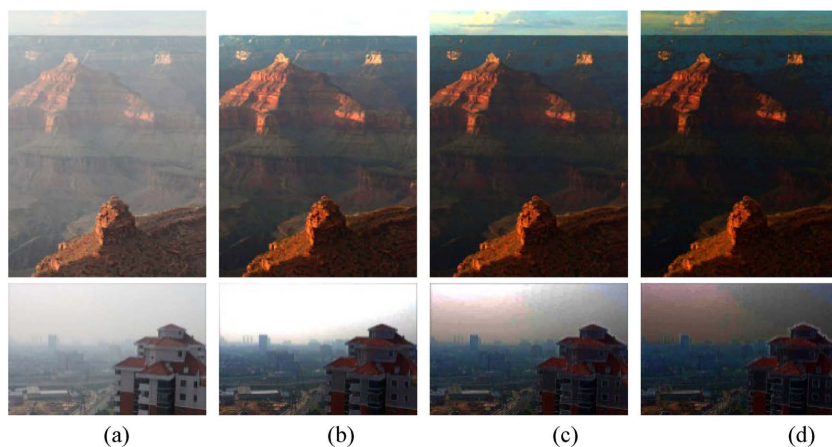


Figure 7. Effects of different atmospheric illumination values A on the image. (a) Hazy image; (b) $A = 150$; (c) $A = 200$; (d) $A = 230$

图 7. 不同大气照度值 A 对图像的影响。(a) 雾度图像; (b) $A = 150$; (c) $A = 200$; (d) $A = 230$

结合灰度图像值的概率密度分布函数、K-means [7] 聚类技术和大气照度值估计方法, 改进了图像分割技术。根据公式(8)构造了灰度图像值的概率密度分布函数, 其像素点分布如图 8 所示: 通过对像素概率值的概率分布函数进行统计分析, 验证了概率图像中具有高尖峰特征的雾图像的天空区域, 并根据该特定线进一步调整自适应阈值。具体操作如下所述。

对灰度图像的每个灰度值 i 的出现次数 f_i 进行计数, 计算灰度图像中单个灰度值的出现次数 f_i 占像素总数 W 的概率 p_i , 其像素数的概率值 p_i 表达式如下:

$$p_i = \frac{f_i}{M}, p_i \geq 0, \sum_{i=0}^{N-1} p_i = 1 \quad (7)$$

其中 $0 \leq i \leq N-1$, N 表示图像分割的灰度数, $N = 256$ 。

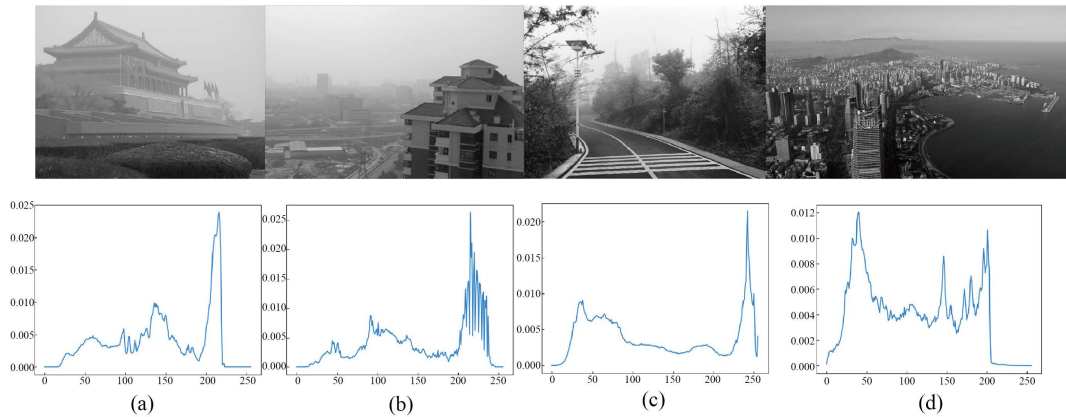


Figure 8. Probability distribution function of the pixel probability values of the grayscale images of the images.

(a) Tian'anmen Square; (b) City; (c) Road; (d) Seaview

图 8. 图像灰度图像像素概率值的概率分布函数。(a) 天安门; (b) 城市; (c) 道路; (d) 海景

根据图像灰度层次的集中分布特征, 概率分布函数 $M_x(j)$ 利用灰度级图像的像素概率值构造的, 表达式如下:

$$M_x(j) = p_x(j-1) + p_x(j) + p_x(j+1) \quad (8)$$

雾天图像的天空区域在概率图像中通常表现出高峰特征, 其中心峰值相当于正态分布的最大值。所构造的像素灰度概率分布函数 $M_x(j)$ 近似遵循标准分布的 3σ 原则。该原则认为随机像素落在 $(\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma)$ 外的概率为 0.3%, 这是不可能发生的事件。计算对应于 $M_1 = 0.01$ 和 $M_2 = 0.997$ 的灰度值 n_1 和 n_2 , 并且通过如下加权获得灰度阈值 n_3 :

$$n_3 = \omega_1 n_1 + \omega_2 n_2 \quad (9)$$

其中, $\omega_1 = \omega_2 = \frac{1}{2}$ 。

将概率密度分布函数中获得的灰度阈值 n 、从 K-means 算法得到的初始阈值 T 和初始阈值下的大气照度值 A 进行结合, 进而计算直方图区间 $[a, b]$, 如公式(10)所示。通过遍历区间 $[a, b]$ 获得直方图中作为最终分割阈值 T_{our} 的最小点。

$$[a, b] = \left[\frac{\max(n_3, T) + A}{2}, \max(\max(n_3, T), A) \right] \quad (10)$$

由于环境的复杂性, 图像中分布着各种各样的前景和明亮物体, 并且图像的天空分割受到明亮物体噪声的影响。天空区域的灰色像素值通常较高且一致。因此, 分割后的图像用最大连通区域来判断, 以排除图像噪声的干扰。图像上方像素数量最多的连通区域被过滤为天空区域, 其余连通区域为非天空区域, 如图 9 所示。天空和非天空区域的像素数量和归一化结果被进一步计算以计算大气光线值。

采用最小滤波技术生成暗通道图像的过程在暗通道理论中得到了广泛应用。随着滤光片窗口的不断扩大, 最小滤波所得暗通道图像会出现日益明显的“跳跃”效果。图像去雾会受到不同大小的滤光片窗口的影响, 具体如图 10 所示。为了减少这种影响, 常常采用软抠图技术或引导过滤方法进行平滑优化。当天空区域出现在图像中时, 暗通道处理造成的边缘颜色失真和光晕伪影属于一种先验算法, 针对这一现象提出了一种联合滤波优化透射率图的方法[9]。

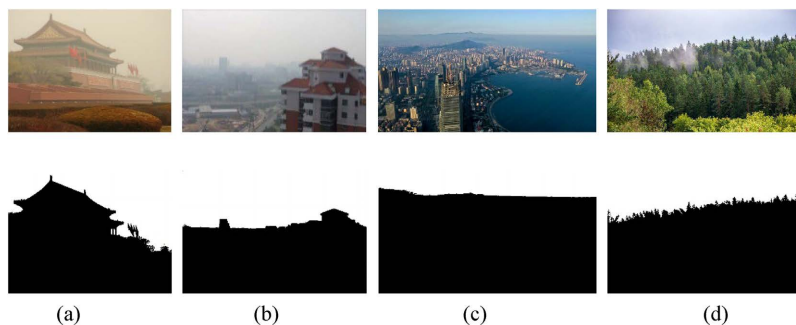


Figure 9. Final image segmentation effect. (a) Tian'anmen Square; (b) City; (c) Seaview; (d) Forest

图 9. 最终图像分割效果。(a) 天安门; (b) 城市; (c) 海景; (d) 森林

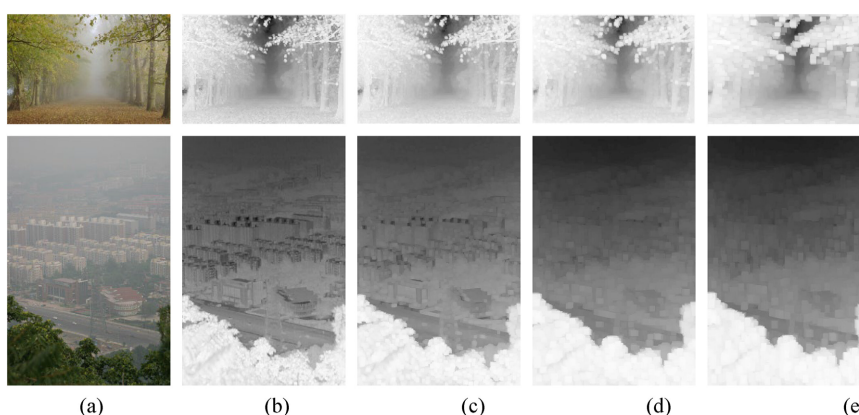


Figure 10. Effects of filter windows of different sizes on the image dehazing effect. (a) Hazy image; (b) Fast guided filtering window with a size of 3×3 ; (c) Fast guided filtering window with a size of 7×7 ; (d) Fast guided filtering window with a size of 13×13 ; (e) Fast guided filtering window with a size of 15×15

图 10. 不同尺寸滤光片窗口对图像去雾效果的影响。(a) 雾度图像; (b) 快速引导滤波窗口为 3×3 ; (c) 快速引导滤波窗口为 7×7 ; (d) 快速引导滤波窗口为 13×13 ; (e) 快速引导滤波窗口为 15×15

原始 RGB 图像被用作快速自举滤波器的自举图像 $I'(z)$ ，并且原始图像的透射率图是 $t(z)$ 。引导图像 $I'(z)$ 和输出透射率传播图像 $t(z)$ 具有线性关系，其定义如下：

$$t'(z) = a_k I'(z) + b_k, \quad \forall z \in \omega_k \quad (11)$$

其中 ω_k 是滤波窗口，当窗口为 k 时， a_k 和 b_k 是常系数。引导图像 $I'(z)$ 和透射率传播图像 $t(z)$ 具有相同的边缘轮廓，因为 $\nabla I(z) = a_k \nabla t'(z)$ 。

通过引入正则化参数 ε 来防止 a_k 过大，最终的最小损失函数定义如下：

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} \left[(a_k I'(z) + b_k - t(z))^2 + \varepsilon a_k^2 \right] \quad (12)$$

a_k 和 b_k 的表达式通过解方程(12)获得如下：

$$\begin{cases} a_k = \frac{\sum_{z \in \omega_k} t(z) I'(z) - \mu \bar{t}(z)}{\omega (\delta_k^2 + \varepsilon)} \\ b_k = \bar{t}(z) - a_k \mu_k \end{cases} \quad (13)$$

其中 μ_k 和 δ_k^2 分别表示 w_k 窗口引导图像 $I'(z)$ 的均值和标准差, w 表示窗口 w_k 中的像素数, 以及 $\bar{t}(z)$ 表示窗口 w_k 中初始透射率图 $t(z)$ 的平均值。

快速加权引导滤波处理后的图像不仅具有尖锐边缘的不连续性, 而且具有更好的图像覆盖图像边缘。然而, 图像边缘平滑是这两个矛盾方面的折衷。为更清楚地观察图像中的物体, 采用加权最小二乘滤波对边缘进行滤波, 保留图像的平滑和边缘信息。

在加权最小二乘滤波中, 新图像 u 接近输入图像 g , 并且除了显著的梯度之外, 实现了最大平滑。加权最小二乘滤波表示如下[10]:

$$m(x) = \min \sum_p \left[(u_p - g_p)^2 + \eta (a_{x,p}(g)) \left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)_p^2 + a_{y,p}(g) \left(\frac{\partial u}{\partial y} \right)_p^2 \right] \quad (14)$$

其中 p 表示像素的空间位置, $\frac{\partial u}{\partial x}$ 和 $\frac{\partial u}{\partial y}$ 表示 u 的偏导数, $a_{x,p}$ 和 $a_{y,p}$ 表示平滑系数, 常量值 η 调整 $a_{x,p}$ 和 $a_{y,p}$ 的平衡。 $a_{x,p}$ 和 $a_{y,p}$ 定义如下:

$$\begin{cases} a_{x,p}(g) = \left(\left| \frac{\partial \xi}{\partial x}(p) \right|^\alpha + \varepsilon_0 \right)^{-1} \\ a_{y,p}(g) = \left(\left| \frac{\partial \xi}{\partial y}(p) \right|^\alpha + \varepsilon_1 \right)^{-1} \end{cases} \quad (15)$$

其中 ξ 表示图像 g 亮度的对数, α 表示灵敏度调整常数, L_1 和 L_2 分别表示图像的长度和宽度, $1.2 \leq \alpha \leq 2.0$, $\varepsilon_0 = (0.001 \times L_1)^2$, $\varepsilon_1 = (0.001 \times L_2)^2$ 。

图 11(a)显示了基于该技术、GF 和快速引导滤光片的雾霾去除结果。变速器如图 11(b)所示, 即 G 的估计值具有明显的阻塞效应和不连续性。图 11(c)所示的晕伪影, 由快速引导滤波器估计, 通过平滑消除。平滑度有限, 透射率图像的边缘损耗较大。该技术有效地抑制了光晕伪影和图像边缘损失, 因为通过结合快速引导滤波和加权最小二乘滤波可以更好地细化透射图, 如图 11(d)所示。

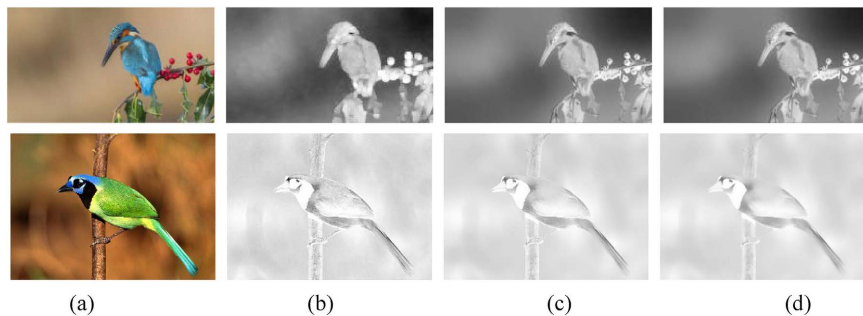


Figure 11. Comparison of dehazing methods. (a) Original image; (b) Initial transmission image; (c) Transmission image of the fast guided filter; (d) Results of the proposed technique
图 11. 去雾方法的比较。(a) 原始图像; (b) 初始透射率图像; (c) 快速引导滤光片透射图像; (d) 所提出的技术结果

图 12 所示为经过优化处理的图像透射率图和去雾图像对比展示。与前文中的图 11(c)和图 11(d)对比可知, 快速引导滤波和加权最小二乘滤波处理的去雾图像在平滑性和边缘信息保留方面表现更佳。图 12(e)和图 12(f)的对比结果显示, 快速引导滤波和加权最小二乘滤波处理的去雾图像的边缘细节得到改善, 图像景深转换中的晕伪影现象得到抑制。尽管使用快速引导滤波和加权最小二乘滤波的暗通道先验去雾技

术是有效的，但去雾图像是暗的。

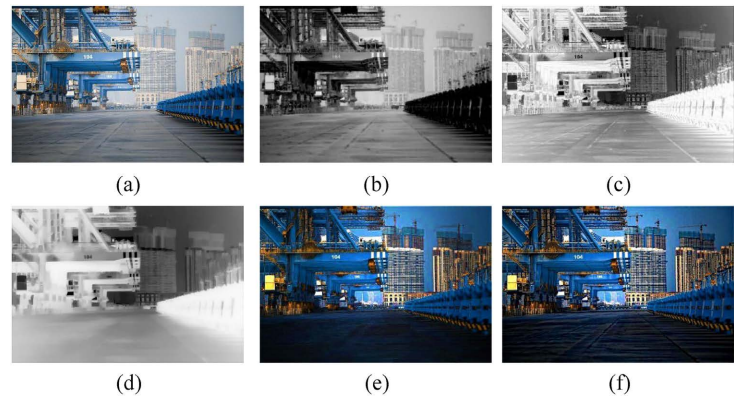


Figure 12. Image transmission rate maps and dehazed images after different filtering optimizations. (a) Hazy image; (b) Dark channel image; (c) Transmission rate map optimized by guided filtering; (d) Transmission rate map optimized by joint filtering; (e) Dehazed image with guided filtering; (f) Dehazed image with joint filtering

图 12. 不同滤波优化后的图像透射率图和去雾图像。(a) 雾霾图像; (b) 暗通道图像; (c) 通过引导滤波优化的透射率图; (d) 通过联合滤波优化的透射率图; (e) 具有引导滤波的去雾图像; (f) 具有联合滤波去雾图像

4.2.2. 伽马图像校正和自动色阶优化

伽马射线与数字成像系统密切相关，它联系了图像的像素值与图像的真实亮度之间的对应关系[11]。伽玛函数在图像视觉中被广泛使用。

$$g(x,y)=r(x,y)^{\lambda} \tag{16}$$

其中 $g(x,y)$ 是像素 (x,y) 处增强图像的灰度值， $r(x,y)$ 是像素 (x,y) 处输入图像的灰度值， λ 为伽玛函数的参数。如图 13，验证了不同值对伽马函数图像的影响。

从图 13 可以看出，随着参数 λ 的减小，图像的灰度值逐渐增加。当 $0 < \lambda < 1$ 时，图像像素值增加，当 $\lambda > 1$ 时，图像像素值减小。因此，为了获得更高的像素灰度值，必须将参数 λ 的值控制在 $[0, 1]$ 。

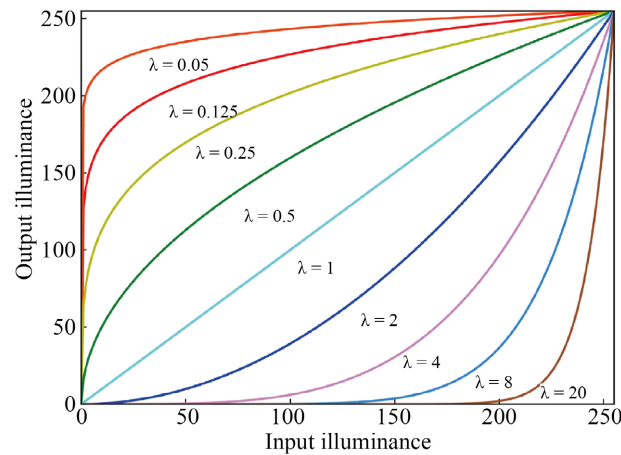


Figure 13. Effects of different λ values on the images of the gamma function

图 13. 不同 λ 值对伽马函数图像的影响

对于该图像去雾算法, 需要进一步增强以改善由暗通道现有技术引起的模糊图像颜色。不同值的图像增强效果如图 14 所示。用于图像亮度校正, 自动色阶优化了图像色彩的纯度值。这样的处理能够使得图像看起来明亮而自然。

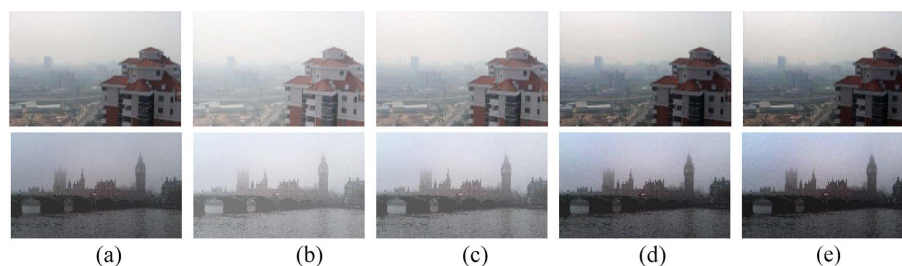


Figure 14. Image enhancement effects with different λ values. (a) Hazy image; (b) $\lambda = 0.3$; (c) $\lambda = 0.5$; (d) $\lambda = 1.3$; (e) $\lambda = 1$

图 14. 不同 λ 值的图像增强效果。(a) 雾度图像; (b) $\lambda = 0.3$; (c) $\lambda = 0.5$; (d) $\lambda = 1.3$; (e) $\lambda = 1$

4.3. 算比较实验与讨论

为了更全面地评估该技术的效果, 本文从主观和客观两个角度评估图像处理效果。本文选择了包含天空区域和景深突然变化的室外图像、来自 Middlebury_GT 数据集的真实室内图像以及来自 Middlebury_Hazy 数据集的模糊图像。通过对 Middlebury_GT 数据集的实际室内图像深度图进行雾化, 得到 Middlebury_Hazy 数据集的模糊图像。不同去雾技术对户外图像处理的影响如图 15 所示, 和不同去雾技术的室内图像处理效果如图 16 所示。

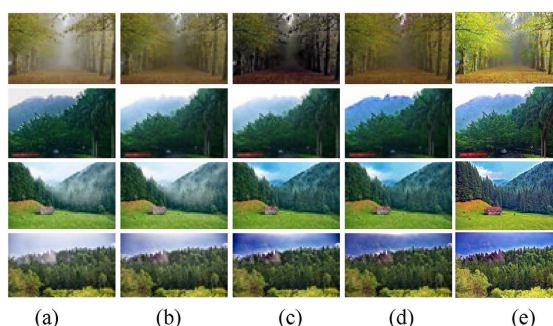


Figure 15. Processing effects of outdoor images under different dehazing methods. (a) Hazy image; (b) Color attenuation prior; (c) Original dark channel verification; (d) Histogram equalization; (e) The adopted technique

图 15. 不同除雾方式下的户外图像处理效果。(a) 朦胧图像; (b) 颜色衰减先验; (c) 原暗通道检验; (d) 直方图均衡化; (e) 所采用的技术

如图 15 所示, 使用颜色衰减先验技术处理的图像中保留了雾, 使用原暗通道检验和直方图均衡化技术处理的图像显示图像失真。而使用本文所采用的技术处理的图像去除了图像雾气, 有效地恢复了图像色彩。如图 16 所示, 少量雾保留在使用颜色衰减先验技术处理的图像中。使用原暗通道检验的技术处理的图像中存在缺失的背景细节, 而使用直方图均衡化技术处理的图像更暗。所提技术处理的图像颜色信息完整, 处理后的图像细节得以保留。

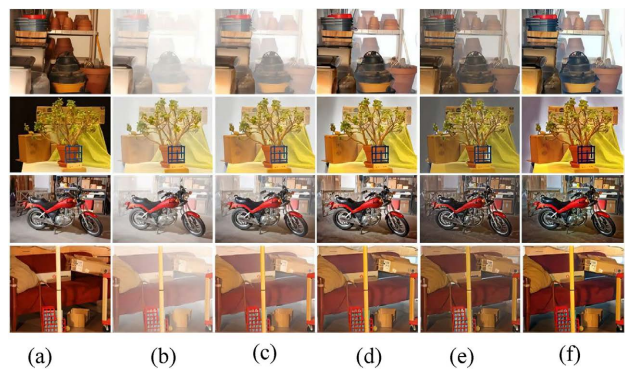


Figure 16. Processing effects of indoor images under different dehazing methods. (a) Original image; (b) Hazy image; (c) Color attenuation prior; (d) Original dark channel prior; (e) Histogram equalization (f) The adopted technique

图 16. 不同除雾方式下的室内图像处理效果。(a) 原始图像；(b) 雾化图像；(c) 颜色衰减先验；(d)原暗通道先验；(e) 直方图均衡化；(f) 所采用的技术

由于人眼在观察图片时往往会丢失一些细节，因此在对图像的主观评价上可能会出现偏差。[表 1](#) 和 [表 2](#) 列出了不同除雾方法的室外和室内图像的客观评估结果，如新可见边缘率(Er)、信息熵(IE)、结构相似性(SSIM)指标来评估图像去雾效果。

Table 1. Objective evaluation indicators of outdoor images

表 1. 户外图像的客观评价指标

质量指标	颜色衰减先验	原暗通道先验	直方图均衡化	本实验
Er	0.0773	0.0528	-0.0189	-0.0286
IE	7.5850	7.5852	7.1655	7.6945
SSIM	0.96	0.86	0.83	0.85

Table 2. Objective evaluation indicators of indoor images

表 2. 室内图像的客观评价指标

质量指标	颜色衰减先验	原暗通道先验	直方图均衡化	本实验
Er	0.8120	2.1951	1.2088	3.6515
IE	7.3392	7.6609	7.3116	7.4335
SSIM	0.6780	0.7587	0.6719	0.7786

使用所采用的技术获得的 Er、IE 和 SSIM 结果良好。该技术处理的图像清晰自然，更符合人类的视觉感知，细节信息损失更少，边缘特征清晰。

在[表 1](#) 中，对于室外天空图像处理，新的可见边缘指数的比率出现负值，主要是因为天空区域的存在。原始图像中出现浓雾会增加可见边缘的数量。使用该技术后图像中浓雾区域的消失，导致在雾中不明显的原天空边缘变得不明显或消失，从而导致新的可见边缘指数为负。这并不意味着去雾技术没有效果，恰好说明了该去雾技术成功地去除了浓雾，让天空变得更加清晰。在[表 2](#) 中，对于室内图像或无天空区域的图像，新可见边缘指数的比率反映了图像细节的恢复程度。去雾后，原本因雾气而变得模糊的

图像细节变得清晰了,边缘数量增加,即新可见边缘指数更高。新可见边缘的比率对天空区域的图像测量效果有偏差,对室内无天空区域更好。

相比与其它去雾技术,该技术的熵值是较大的,则说明处理后的图像含有的信息更丰富,去雾效果更佳。在室内图像处理中,该技术的 SSIM 指标最好,这表明去雾后的图像与雾化处理前的室内图像最相似,更符合人眼视觉特性。相比之下,所采用的技术产生的自然图像具有更好的边缘恢复和更完整的详细信息,并符合人类感知。

5. 总结

本文针对雾霾图像导致的视觉信息退化问题,提出了一种基于先验知识的快速去雾算法。该算法深度融合图像先验知识,通过图像分割技术精确估计大气光值,解决了传统暗通道去雾算法在处理含天空区域图像时大气光值估计不准确的问题。同时,结合快速引导滤波与加权最小二乘联合滤波优化透射率图,有效抑制光晕伪影并保留图像边缘细节,克服了传统方法在透射率图优化中出现的边缘伪影问题。此外,引入伽马校正与自动电平优化技术增强图像亮度对比度,进一步提升了图像的视觉效果。实验结果表明,该算法在户外和室内场景中均取得了优异的效果。在户外场景中,新可见边缘率(Er)为-0.0286,信息熵(IE)提升至 7.6945,较颜色衰减先验的 7.5850 提升约 1.44%,较原暗通道先验的 7.5852 提升约 1.44%,较直方图均衡化的 7.1655 提升约 7.38%; SSIM 值为 0.85,优于直方图均衡化的 0.83。在室内场景中,新可见边缘率(Er)显著提升至 3.6515,较原暗通道先验的 2.1951 提升约 66.3%;信息熵(IE)为 7.4335, SSIM 值达到 0.7786,较原暗通道先验的 0.7587 提升约 2.62%,同时优于颜色衰减先验的 0.6780 和直方图均衡化的 0.6719。这些结果表明,该算法在处理复杂雾霾场景时,能够兼顾边缘保持、细节恢复与人眼感知特性,为计算机视觉任务提供了高效解决方案。然而,尽管该算法在多个方面表现出色,但仍存在一些局限性。在复杂多变的实际场景中,如雾浓度快速变化、存在多种干扰因素以及极端雾霾浓度或复杂光照条件下,算法的鲁棒性还需进一步提升。此外,算法在计算效率方面虽有一定优化,但对于一些对实时性要求极高的应用场景,如实时视频监控、自动驾驶等,仍有优化空间。未来的研究方向将集中在以下几个方面:首先,探索更先进的机器学习或深度学习方法,与现有的先验知识相结合,提升算法对复杂场景的自适应能力;其次,进一步改进大气光值的估计方法,以提高算法在极端条件下的鲁棒性;再次,优化算法的计算流程,利用硬件加速技术(如 GPU 并行计算)实现算法的实时处理,以满足更多实际应用的需求;最后,结合更多图像处理技术,进一步优化去雾效果并增强算法的自适应能力。通过这些改进,有望为复杂雾霾场景下的图像去雾任务提供更全面、更高效的解决方案,推动图像去雾技术在各领域的广泛应用。

基金项目

重庆市大学生创新创业训练计划项目(2024CX159);重庆市基础研究与前沿探索专项(重庆市自然科学基金)一般项目(CSTB2022NSCQ-BHX0693)。

参考文献

- [1] Oakley, J.P. and Satherley, B.L. (1998) Improving Image Quality in Poor Visibility Conditions Using a Physical Model for Contrast Degradation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7, 167-179. <https://doi.org/10.1109/83.660994>
- [2] Stark, J.A. (2000) Adaptive Image Contrast Enhancement Using Generalizations of Histogram Equalization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 9, 889-896. <https://doi.org/10.1109/83.841534>
- [3] 苏丽, 张丽君. 基于 retinex 的自适应水域图像去雾算法[J]. 应用科技, 2024, 51(4): 62-68.
- [4] Getreuer, P. (2012) Automatic Color Enhancement (ACE) and Its Fast Implementation. *Image Processing Online*, 2, 266-277. <https://doi.org/10.5201/ipol.2012.g-ace>

- [5] Narasimhan, S.G. and Nayar, S.K. (2002) Vision and the Atmosphere. *International Journal of Computer Vision*, **48**, 233-254. <https://doi.org/10.1023/a:1016328200723>
- [6] 郭璠, 彭辉, 唐璁. 图像去雾技术及其应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2015.
- [7] He, K.M., Sun, J. and Tang, X.O. (2011) Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **33**, 2341-2353. <https://doi.org/10.1109/tpami.2010.168>
- [8] Lloyd, S. (1982) Least Squares Quantization in PCM. *IEEE Transactions on Information Theory*, **28**, 129-137. <https://doi.org/10.1109/tit.1982.1056489>
- [9] He, K., Sun, J. and Tang, X. (2013) Guided Image Filtering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **35**, 1397-1409. <https://doi.org/10.1109/tpami.2012.213>
- [10] Farbman, Z., Fattal, R., Lischinski, D. and Szeliski, R. (2008) Edge-Preserving Decompositions for Multi-Scale Tone and Detail Manipulation. *ACM Transactions on Graphics*, **27**, 1-10. <https://doi.org/10.1145/1360612.1360666>
- [11] Gonzalez, R.C. and Woods, R.E. (2018) Digital Image Processing. 4th Edition, Pearson.