

文章编号:1007-2780(XXXX)XX-0001-14

## 结合对比度与亮度相似度估算透射率实现 图像去雾

唐斌<sup>1,2\*</sup>, 王永平<sup>1,2</sup>, 陈清容<sup>1,2</sup>, 段春红<sup>1</sup>, 龙文<sup>3</sup>

- 贵州财经大学信息学院, 贵州贵阳 550025;
- 贵州财经大学信息学院算法与计算复杂性实验室, 贵州贵阳 550025;
- 贵州财经大学数学与统计学院, 贵州贵阳 550025)

**摘要:**为了解决有雾图像能见度低和去雾图像亮度偏暗问题,提出一种基于对比度和亮度相似度的透射率估算新方法实现图像去雾。首先,根据对比度和亮度相似度构建可微图像质量目标函数,最大化该函数获取透射率的闭合解析解,并使用反馈机制向上修正透射率。然后,提出一种基于暗通道与二叉树分解的候选大气光生成方法,通过选取候选集的次大值增强大气光估计的鲁棒性。最后使用大气散射模型复原以及增亮图像。实验结果表明:所提算法在多项图像质量评价指标上均优于对照算法。在无参考评价方面,可见边缘梯度比例、饱和像素比例及BRISQUE等指标的均值表现最佳,其中平均梯度比例均值提升不低于11.0%,饱和像素比例平均值降低不低于30.4%。在全参考评价方面,PSNR均值较同类算法提高不低于9.5%。此外,算法平均运行时间降低不低于12.76%。综合而言,所提算法在有效提升图像能见度和亮度的同时,亦具备良好的计算效率。

**关键词:**亮度相似度;对比度;图像质量函数;暗通道;二叉树算法;反馈机制

中图分类号:TP391 文献标识码:A doi:10.37188/CJLCD.2026-0041 CSTR:32172.14.CJLCD.2026-0041

## Atmospheric transmittance estimation for image dehazing using contrast and luminance similarity

TANG Bin<sup>1,2\*</sup>, WANG Yongping<sup>1,2</sup>, CHEN Qinrong<sup>1,2</sup>, DUAN Chunhong<sup>1</sup>, LONG Wen<sup>3</sup>

- School of information, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang 550025, China;
- Algorithm and Computational Complexity Laboratory of School of Information, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang 550025, China;
- School of Mathematics and Statistics, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang 550025, China)

**Abstract:** To address the issues of low visibility in hazy images and dim brightness in dehazed results, a new transmittance estimation method based on contrast and luminance similarity is proposed for image

收稿日期:2026-03-17;修订日期:2026-06-02.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No.62362007);贵州省高层次创新型人才项目(黔科合平台人才-GCC[2023]006)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No.62362007); Guizhou Provincial High-level Innovative Talent Project of China (Qian Ke He Platform Talent - GCC[2023]006)

\*通信联系人, E-mail: tangbin54@163.com

dehazing. First, a differentiable image quality objective function is constructed using contrast and luminance similarity, from which a closed-form analytical solution for transmission is derived by maximizing the function. The transmission is then refined upward via a feedback mechanism. Next, a candidate atmospheric light generation method based on the dark channel prior and quadtree decomposition is introduced, which enhances the robustness of atmospheric light estimation by selecting the second-largest value from the candidate set. Finally, the haze-free image is recovered and enhanced using the atmospheric scattering model. Experimental results show that the proposed algorithm outperforms comparative methods across multiple image quality metrics. In terms of no-reference evaluation, it achieves superior mean performance in visible edge gradient ratio, saturated pixel ratio, and BRISQUE, with an average gradient ratio improvement of at least 11.0% and a reduction in saturated pixel ratio of at least 30.4%. For full-reference evaluation, the average PSNR is improved by at least 9.5% compared to similar algorithms. Moreover, the average runtime is reduced by no less than 12.76%. Overall, the proposed algorithm effectively enhances both image visibility and brightness while maintaining high computational efficiency.

**Key words:** luminance similarity; contrast; image quality function; dark channel; quadtree algorithm; feedback mechanism

## 1 引 言

空气中悬浮的烟尘、粉尘及水滴等微粒对光线的散射作用导致户外图像视觉降质。低能见度的图像不仅容易导致观察者视觉疲劳,同样会降低后期机器视觉系统的特征提取与识别精度。因此,开展有雾图像的质量增强研究,对提升人眼视觉体验与提高机器视觉系统可靠性具有重要应用价值。

去雾作为图像预处理领域的重要方向,近十年来持续受到学术界与工业界的广泛关注。目前主流去雾算法主要遵循三类技术路线:基于数据驱动的深度学习方法、基于视觉增强的图像增强方法,以及基于物理模型的图像复原方法。

机器学习已成功应用于计算机视觉、光学信息编码等众多领域<sup>[1-2]</sup>。其中深度学习方法利用卷积神经网络从大规模数据集学习雾图特征,实现端到端的去雾<sup>[3-5]</sup>。例如,Chen<sup>[6]</sup>等人提出的GCANet采用编码器-解码器架构,通过平滑空洞残差块避免网格伪影并聚合上下文信息,再借助门控融合子网络整合多尺度特征,以提升去雾质量。然而,传统卷积神经网络受限于局部感受野,难以建模远距离像素间的依赖关系。为增强对全局上下文信息的捕捉能力,研究者逐步引入注意力机制。例如,Zamir<sup>[7]</sup>等人提出的MPRNet

将图像复原分解为多阶段过程,并在阶段间嵌入监督注意力模块,对局部特征进行重加权,有效提升了复原性能。此外,Cui<sup>[8]</sup>等人设计的OKNet在瓶颈段引入全卷积核模块,通过并行全局、大尺度和局部分支,实现从全局到局部的高效特征提取,其中全局分支结合双域通道注意力与频率门控机制,构建了覆盖全图的感受野。尽管深度学习方法性能突出,但其对计算资源要求较高,且真实场景下有雾图像数据集规模有限,因而在移动设备等实际应用场景中仍面临限制。

图像增强方法主要通过调整对比度、亮度等底层视觉属性来改善图像质量<sup>[9-10]</sup>。例如,Ayoub A<sup>[11]</sup>提出改进的对比度增强与曝光融合技术,在锐化基础上结合伽马校正与色彩保持自适应直方图均衡化,显著提升了雾图的对比度。Nisa A<sup>[12]</sup>则采用伽马校正、对比度受限自适应直方图均衡化及多尺度视网膜算法生成中间增强图像,再通过融合得到最终去雾结果。然而,这类方法未考虑图像退化的物理成因,容易导致结果出现过饱和等问题。

图像复原方法基于大气散射物理模型,通过逆向求解模型参数恢复清晰图像。该类方法通常依赖先验知识或优化策略估计模型参数。例如,He<sup>[13]</sup>等人提出暗通道先验,可快速估算大气透射率,但在天空区域易失效;Ling<sup>[14]</sup>等人基于

饱和度线性先验建立亮度-饱和度线性模型,利用最小二乘法估计透射率,显著提升了图像可视度;Kim<sup>[15]</sup>等人则构建了对比度与饱和像素数量的损失函数,通过优化该函数反演透射率,在提升对比度的同时减少了信息损失,但因依赖迭代而计算效率较低。张平改<sup>[16]</sup>等人联合峰值信噪比与结构相似性构建目标函数,采用启发式搜索优化透射率,实现了不同场景下的质量增强。总体而言,先验方法计算效率高但存在失效风险,优化方法复原质量较好但常伴随较高的计算复杂度。

文献[15]和文献[16]虽然通过构造对比度、SSIM等图像质量评价指标的目标函数估算透射率,但求解方法都是使用迭代搜索,导致计算效率较低,难以满足实时性要求。与此不同,本文的核心创新在于:首次将亮度相似性与对比度增强指标统一到一个可微的目标函数中,并通过数学推导直接最大化该函数,从而获得透射率的闭合解析解。这一设计从根本上避免了迭代优化过程,在保持复原质量的同时大幅降低了计算复杂度。与He<sup>[13]</sup>等先验方法相比,本文方法不依赖于场景暗通道假设,在天空、白色物体等暗通道失效区域仍能稳定工作;与张平改<sup>[16]</sup>等优化方法相比,本文无需启发式搜索,计算效率显著提升;与Kim<sup>[15]</sup>等基于对比度和信息损失的方法相比,本文采用指标相乘而非求和的方式,避免了人为设置平衡信息损失与对比度的参数。

为解决优化方法因迭代求解透射率而导致的高计算复杂度问题,本文构建了一个基于亮度相似性与对比度可微的图像质量目标函数,通过最大化该函数推导出透射率的闭合解析解,从而避免耗时的迭代过程。同时,为减少人工光源对大气光估计的干扰,提出一种基于暗通道与二叉树分解的大气光计算方法,通过选取候选区域中的次大值提升估计鲁棒性。在此基础上,依据大气散射模型初步复原清晰图像,并据此修正透射率以减少饱和像素影响。最后,基于优化后的大气光与透射率参数,再次应用大气散射模型完成图像去雾与亮度增强。

## 2 大气散射模型

成像系统在雾霾等恶劣天气条件下常生成

低对比度图像,该雾图同时包含原始场景反射光成分和大气光照2种成分。成像的物理过程可使用大气散射模型描述<sup>[17]</sup>,其数学表达式如下:

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

式中 $x$ 为像素坐标; $I \in \mathbb{R}^{M \times N \times 3}$ 表示有雾图像,其空间分辨率为 $M \times N$ ,并包含R,G,B三个颜色通道; $J \in \mathbb{R}^{M \times N \times 3}$ 表示无雾图像(原始场景); $A \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 表示大气光, $t \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 表示大气透射率。

根据有雾图像 $I(x)$ 、大气透射率 $t(x)$ 以及大气光 $A$ 反推大气散射模型可恢复无雾图像 $J(x)$ ,反推公式如下:

$$J(x) = A + \frac{I(x) - A}{t(x)}, \quad (2)$$

式中 $t(x)$ 、 $A$ 均为未知变量,通常根据先验知识或者优化算法估算得到,图像去雾主要任务是准确、稳健地估算这两个关键参数。

## 3 本文算法

本文所提算法流程如图1所示。主要包括改进二叉树估算大气光、暗通道估算法大气光、全局大气光筛选、图像块均值计算(盒子滤波)、粗糙透射率估算、最大透射率计算、透射率修正、导向滤波、去雾处理、白平衡以及亮度增强等环节。

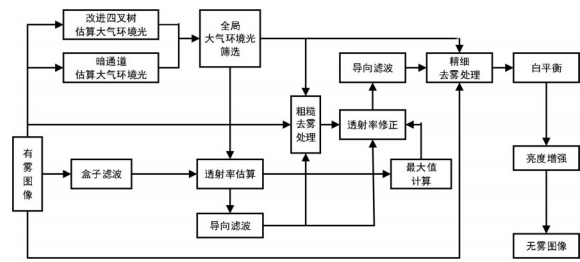


图1 去雾流程

Fig. 1 Flow chart of proposed method

### 3.1 大气光估算

估算大气光是图像去雾的一项重要任务,常见的方法是在雾图筛选高亮度像素点估算大气光。He<sup>[13]</sup>通过统计发现有雾图像存在暗通道,其根据暗通道高亮度前0.1%像素点估算全局大气光,即

$$J_{dark}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (\min_{c \in \{R, G, B\}} I^c(y)), \quad (3)$$

$$A_{dcp} = \text{mean} \left( \arg \max_{y \in P_{0.1\%}} (J_{dark}(y)) \right), \quad (4)$$

式中  $J_{dark}(x)$  为暗通道,  $\Omega(x)$  是以像素  $y$  为中心的局部区域,  $c$  表示 R、G、B 颜色通道,  $P_{0.1\%}$  表示暗通道中亮度值最大的前 0.1% 像素点。由于图像可能存在人工光源(白色建筑物、发光灯等)影响暗通道高亮度像素的筛选,从而导致复原图像偏暗和偏色。

Kim<sup>[15]</sup>等人提出二叉树算法降低人工光源对大气光估计的干扰,该算法以输入图像为根节点,通过递归执行“均匀分割-评分-筛选”流程筛选像素点估算大气光。具体步骤如下:

#### (1) 区域分割与评分

将原始雾图切割成四个等分辨率区域,记为  $R_i$  (其中  $i \in \{1, 2, 3, 4\}$ ), 对每个子区域计算其评分值  $\text{Score}(R_i)$ :

$$\text{Score}(R_i) = \mu(R_i) - \sigma^2(R_i), \quad (5)$$

式中  $\mu(R_i)$  表示子区域  $R_i$  内所有像素均值,  $\sigma^2(R_i)$  表示其像素均方差。

#### (2) 区域筛选

从四个子区域中选取评分最高的区域作为下一轮迭代的输入雾图:

$$R = \arg \max_{R_i} \{ \text{Score}(R_i) \}. \quad (6)$$

#### (3) 迭代终止判断

设定尺寸阈值  $T_{\text{size}}$  若当前选中区域  $R$  分辨率满足:

$$\text{sizeof}(R) > TH_{\text{size}}. \quad (7)$$

则返回步骤(1)继续执行二叉树分割;否则迭代终止,并将当前区域  $R$  确定为最终大气光候选区域  $R_{\text{final}}$ 。

#### (4) 大气光估计

在最终候选区域  $R_{\text{final}}$  内选取像素亮度最大值作为全局大气光  $A_{qt}$ :

$$A_{qt} = \max_{x \in R_{\text{final}}} (I(x)). \quad (8)$$

为进一步抑制人工光源的干扰,本文结合暗通道与二叉树算法提出一种估计全局大气光的改进算法:首先基于暗通道先验获取一个全局大气光候选值;接着,将原始雾图均匀划分为四个子雾图,并分别在每个子雾图上执行二叉树搜索,得到四个局部大气光候选值;最后,选取上述五个候选值的次大值作为最终全局大气光。具体实现步骤如下:

#### (1) 暗通道估算

计算雾图的暗通道,并依据此通道估算全局大气光候选值  $A_{dcp}$ 。

#### (2) 图像分区与局部二叉树估算

为进一步削弱人工光源的干扰,将  $I(x)$  均匀划分为四个不重叠的子雾图:  $I^1(x)$ 、 $I^2(x)$ 、 $I^3(x)$ 、 $I^4(x)$ ;对每个子雾图分别执行二叉树算法得到四个大气光候选值:  $A_{qt}^1$ 、 $A_{qt}^2$ 、 $A_{qt}^3$ 、 $A_{qt}^4$ 。

#### (3) 多候选值融合与决策

将上述五个候选值合并为集合,对其进行降序排序,选取次大值作为最终的全局大气光估算值  $A$ :

$$A = \text{sort}([A_{qt}^1, A_{qt}^2, A_{qt}^3, A_{qt}^4, A_{dcp}])_{\downarrow 2}, \quad (9)$$

式中  $\text{sort}(\cdot)$  为排序函数,  $\downarrow$  为降序,下标 2 表示序列中的第二个元素,即次大值。

该算法通过“全局初始-局部细化-鲁棒决策”的二级递进策略,有效提升了大气光估算的鲁棒性。

### 3.2 大气透射率估算

#### 3.2.1 粗糙透射率

估算大气透射率是图像去雾的另外一项重要任务,常见方法之一是根据统计先验估算,这类具有较高的计算效率,但其准确性受先验假设的合理性约束。方法之二是通过优化算法求解,这类算法不依赖先验知识,泛化能力更强,但计算复杂度很高,耗时较长。

本文提出一种基于优化理论的大气透射率估计新方法。该方法以图像亮度相似度与对比度为联合约束,构建可微图像质量评价函数,通过最大化目标函数推导出透射率的显式表达式。

结构相似度<sup>[18]</sup>(Structural Similarity, SSIM)是衡量原始图像与去雾图像之间结构一致性的客观评价指标,其通过亮度、对比度和结构三个维度综合评价图像质量。在图像处理领域常被用于评估算法性能。本文选取 SSIM 中的亮度相似度分量作为构建目标函数基础。对于给定坐标  $x$ , 其局部图像块  $p \in R^{(2r+1) \times (2r+1) \times 3}$  ( $r$  为半径) 的亮度相似度  $L(x)$  定义如下:

$$L(x) = \frac{2\mu_1(x) * \mu_2(x) + C_1}{\mu_1^2(x) + \mu_2^2(x) + C_1}, \quad (10)$$

式中  $C_1$  为用于维持数值稳定性的常数项;  $\mu_1(x)$  表示有雾图像块  $p$  像素均值;  $\mu_2(x)$  表示为无雾图像块  $p$  像素均值。由大气散射模型可知:

$$\mu_j(x) = \frac{\mu_1(x) - A + A \cdot t(x)}{t(x)}. \quad (11)$$

使用窗口求和函数、积分图像技术计算图像块 $p$ 均值可大幅降低时间复杂度。

均方差(Mean Squared Error, MSE)是去雾领域常用的对比度评价指标,用于衡量去雾图像质量,本文选取均方差作为对比度用于构建图像质量目标函数。图像块 $p$ 的对比度定义为:

$$\sigma_j^2(x) = \frac{1}{N} \sum_{x \in p(x)} [J(x) - \mu_j(x)]^2 = \frac{\sigma_1^2(x)}{t^2(x)}, \quad (12)$$

式中 $\sigma_j^2(x)$ 表示有雾图像块 $p$ 像素均方差; $\sigma_1^2(x)$ 表示为无雾图像块 $p$ 像素均方差。

优化亮度相似性有助于保持去雾图像亮度的自然性,优化对比度能增强去雾图像的清晰度。为此,本文构建的目标函数采用亮度相似性与对比度指标的乘积形式,即 $f(x) = (L(x))^\alpha \cdot (\sigma_j(x))^\beta$ , $\alpha$ 和 $\beta$ 为权重系数。 $\alpha$ 越大,去雾图像亮度越接近雾图,但会导致对比度下降。 $\beta$ 越大,去雾图像对比度越高,但会导致亮度下降。经过多次实验发现:当 $\alpha = \beta = 1$ 时,去雾结果在亮度保真与细节增强之间取得最佳平衡,即:

$$f(x) = \frac{2\mu_1(x) \cdot \mu_1(x) + C_1}{\mu_1^2(x) + \mu_j^2(x) + C_1} \cdot \sigma_j(x). \quad (13)$$

令 $C_1 = 0$ ,上式简化为:

$$f(x) = \frac{\frac{2\mu_1(x)}{A^2 + \mu_1^2(x)} \cdot A \cdot \sigma_1(x) \cdot [t(x) + \frac{\mu_1(x) - A}{A}]}{t^2(x) + \frac{\mu_1(x) - A}{A^2 + \mu_1^2(x)} \cdot [2A \cdot t(x) + \mu_1(x) - A]} \quad (14)$$

上式进一步简化为:

$$f(p) = \frac{\lambda_1}{t(x) + \frac{\lambda_2}{t(x) + \frac{\mu_1(x) - A}{A}} + \lambda_3}, \quad (15)$$

式中参数 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 分别为:

$$\begin{cases} \lambda_1 = \frac{2A\mu_1(x)\sigma_1(x)}{A^2 + \mu_1^2(x)} \\ \lambda_2 = \left(\frac{\mu_1(x) - A}{A}\right)^2 \cdot \frac{\mu_1^2(x)}{A^2 + \mu_1^2(x)} \\ \lambda_3 = \frac{\mu_1(x) - A}{A} \cdot \frac{A^2 - \mu_1^2(x)}{A^2 + \mu_1^2(x)} \end{cases} \quad (16)$$

令:

$$h(t(x)) = t(x) + \frac{\lambda_2}{t(x) + \frac{\mu_1(x) - A}{A}} + \lambda_3. \quad (17)$$

为获取图像质量目标函数最大值,对函数 $h(t(x))$ 的自变量 $t(x)$ 求导,并令导数为零可得:

$$t(x) = \frac{A - \mu_1(x)}{A} \left(1 \pm \frac{\mu_1(x)}{\sqrt{A^2 + \mu_1^2(x)}}\right). \quad (18)$$

由公式(1)可知大气透射率为:

$$t(x) = \frac{A - I(x)}{A - J(x)}. \quad (19)$$

由于图像 $J(x)$ 灰度值分布在 $[0, 1]$ ,因此可知透射率的边界约束条件为:

$$t(x) \geq \max_{c \in \{R, G, B\}} \left(1 - \frac{I_c(x)}{A_c}\right). \quad (20)$$

结合边界约束条件可得粗糙透射率为:

$$t_{coarse}(x) = \frac{A - \mu_1(x)}{A} \left(1 + \epsilon \cdot \frac{\mu_1(x)}{\sqrt{A^2 + \mu_1^2(x)}}\right), \quad (21)$$

式中 $\epsilon (\epsilon \in [0, 1])$ 为去雾程度调整参数。

### 3.2.2 透射率修正

偏低的粗糙透射率会导致场景明、暗区域出现大量白色、黑色饱和像素,造成场景细节信息丢失。为缓解这一问题,引入饱和像素检测反馈机制。反演大气散射模型获得粗糙去雾图像 $J_{coarse}(x)$ ,通过分析其饱和像素的分布,反向向上调整对应透射率为:

$$t(x) = \begin{cases} \max(t_{coarse}(:), s(x) \leq b_0, \\ 1, s(x) \geq \text{sum}(A(:)), \\ t_{coarse}(x), \text{otherwise}. \end{cases} \quad (22)$$

式中 $s(x) = \sum_{c \in \{r, g, b\}} J_{coarse}^c(x)$ ,  $b_0, \text{sum}(A(:))$ 分别

表示暗像素、明像素阈值,为了减少信息损失,将暗区、明区对应透射率分别调整为透射率最大值和1。透射率修正前、后去雾效果对比如下图2所示。

图(c)为使用未修正透射率得到的粗糙去雾结果,可见图中方框区域内的电线杆、输电塔及交通指示牌F杆存在大量黑色饱和像素,同时天空区域受到明显的噪声污染。而图(e)为使用修正后透射率的精细去雾结果,该图中方框区域内的上述物体颜色更接近雾图(a)中对应物体的真实颜色,天空区域也显得平滑自然。通过对比可

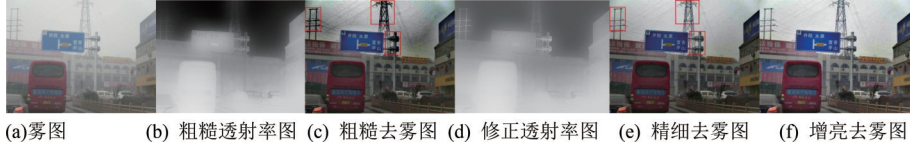


图2 去雾效果对比图

Fig. 2 Visual comparison of dehazing results. (b) Hazy . (b) Coarse transmission Map. (c) Coarse dehazing result. (d) Optimized trans-mission map. (e) Refined dehazing Result. (f) Brightness-adjusted result.

见,透射率的修正有效改善了去雾图像的视觉效果与颜色保真度。

### 3.3 图像复原

根据前述估算的传输率、大气环境光参数及大气散射模型,可复原出清晰去雾图像:

$$J_{Refined}(x) = RF(I(x), A, t(x), t_{min}) = A + \frac{I(x) - A}{\max(GF(t(x), t_{min}))}, \quad (23)$$

式中常数  $t_{min}$  用于防止过度去雾;  $GF(\bullet)$  为导向滤波算子<sup>[19]</sup>, 用于平滑  $t(x)$  并保留其边缘信息;  $RF(\bullet)$  为图像复原函数。由于透射率满足  $0 \leq t(x) \leq 1$ , 代入复原公式可知:  $J(x) \leq I(x)$ , 即复原图亮度低于原始雾图。

### 3.4 图像增亮

低照度反转图像与雾图在灰度分布上具有统计相似性<sup>[19]</sup>。基于此,可反转去雾图像构造虚拟雾图,应用大气散射模型去雾,最后反转去雾结果实现亮度增强<sup>[19-22]</sup>。本文改进文献[19]所述方法通过控制常量  $t_{min}$  调整去雾图像亮度。通过迭代优化基于灰度世界算法<sup>[23]</sup>的目标函数获取最佳常数  $t_{min}$ :

$$t_{min} = \arg \min \{0.5 - \text{mean}(1 - RF(I_{virtual}(x) \downarrow^n, A_{virtual}, t_{virtual}(x) \downarrow^n, t_{min}))\}, \quad (24)$$

式中  $\downarrow^n$  表示下采样,  $n$  是采样比例;  $I_{virtual}(x) = 1 - J_{Refined}(x)$  表示虚拟雾图; 其大气光  $A_{virtual} = [1 \ 1 \ 1]$ ,  $t_{virtual}(x)$  是根据公式(22)计算所得的虚拟雾图透射率。最终亮度增强图像为:

$$J(x) = 1 - RF(I_{virtual}(x), A_{virtual}, t_{virtual}(x), t_{min}). \quad (25)$$

寻找最佳常数  $t_{min}$  算法 GW-MTSA (Gray World-based Minimum Transmittance Search Algorithm) 的伪代码如下:

本算法以提高图像  $J(x)$  亮度均值趋近 0.5 (灰度世界先验认为自然图像亮度均值为 0.5) 为优化目标,通过递增最小透射率  $t_{min}$  实现迭代优化。当

---

#### Algorithm GW-MTSA ( $I_{virtual}(x), t_{virtual}(x), A_{virtual}$ )

---

Input:  $I_{virtual}(x), t_{virtual}(x), A_{virtual} = [1 \ 1 \ 1]$

Preset parameters:  $k=50, \alpha=0.5$

Begin

Calculate the  $\phi(I_{virtual}(x))$  of image  $I_{virtual}(x)$ .

for  $i = 1$  to  $K$

$$t_{min} = \frac{i}{K}$$

$t_{virtual}(x) = \min(\max(t_{virtual}(x), t_{min}), 1)$

Calculate the  $J(x)$  Via Eq. 25.

Calculate the  $\phi(J(x))$  of image  $J(x)$ .

if  $\phi(I_{virtual}(x)) > \alpha$

if  $\phi(J(x)) < \alpha$  return  $t_{min}$

End

End

Output:  $t_{min}$

---

虚拟雾图  $I_{virtual}(x)$  亮度均值  $\phi(I_{virtual}(x)) > \alpha$  时,表明  $J_{Refined}(x)$  亮度较暗,需要调整  $t_{min}$  使  $J(x)$  亮度均值  $\phi(J(x))$  趋近 0.5; 当  $\phi(I_{virtual}(x)) \leq \alpha$  时,  $J_{Refined}(x)$  具有合适亮度,则无需增强。增亮效果如图 2 所示,与去雾图像(e)相比,增亮图像(f)更为明亮自然。

## 4 实 验

为评估算法性能,选取了 Fattal 数据集<sup>[17]</sup>、RESIDE 数据集及从互联网收集的真实有雾图像,对多种优秀算法进行了对比测试。实验在统一的硬件与软件环境下进行:硬件平台采用 INTEL CORE i5 处理器(主频 1.7GHz)与 4GB 内存,操作系统为 WINDOWS 8。算法实现方面,基于深度学习的模型使用 PyTorch 框架,其余算法均通过 Matlab 2014b 编程实现。参与对比的算法包括 DCP<sup>[15]</sup>、SLP<sup>[14]</sup>、ALSP<sup>[24]</sup>、OTM<sup>[25]</sup> 等 4 种图像复原算法以及 GCANet<sup>[6]</sup>、OKNet<sup>[8]</sup>、

ZRIDNet<sup>[26]</sup>等3种深度学习算法,最后还与CLAHE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)进行比较。

本文方法中,大气透射率估计所使用的图像块尺寸为 $5 \times 5$ ,去雾程度调整参数设置为 $\epsilon = 0.7$ 。导向滤波的局部窗口半径取40像素,正则化参数设为0.01。四叉树搜索阈值设定为 $TH_{size} = 1600$ 。此外,暗像素点亮度之和阈值设定为0.2。所有对比算法均使用默认参数以保证公平性。

#### 4.1 视觉评价

图3展示了来自Fattal数据集的真实雾图及经过六种算法处理后的去雾效果对比。所有算

法的去雾结果均在一定程度上提升了图像清晰度,但不同方法仍存在缺陷。具体而言,DCP和SLP算法在处理后的f1图像中,左下角灰色建筑物阳台处出现了黑色斑块,导致局部细节丢失;类似地,ALSP算法在f3图像的建筑物顶部也产生了相同问题。OKNet则出现去雾不彻底的现象,所有经其处理的图像仍残留有可见的薄雾。相比之下,ZRIDNet算法虽能实现完全去雾,图像细节清晰且无明显雾感,却存在去雾过度的问题,导致物体颜色失真(如f5图像所示)。而本文提出的算法在保持图像细节完整性的同时,呈现出更为自然的亮度。

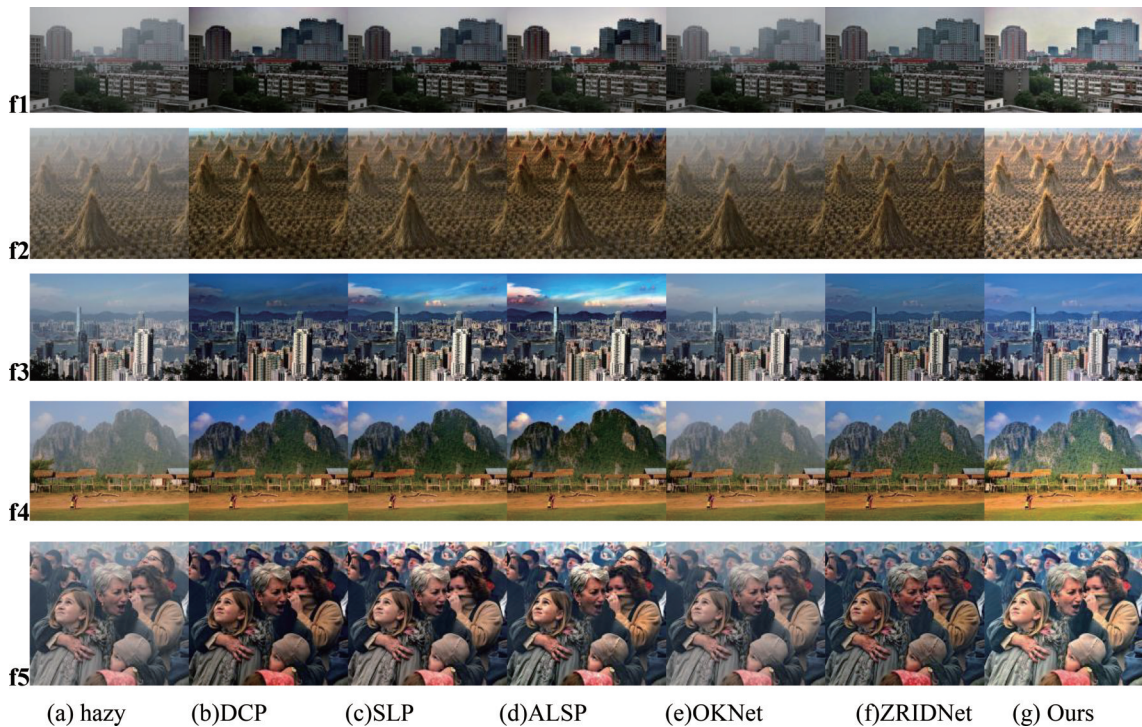


图3 Fattal数据集图像

Fig. 3 Images from the fattal dataset

图4展示了从互联网采集的真实雾图及其经过六种去雾算法处理后的结果对比。虽然所有算法均在不同程度上提升了图像能见度,但各自存在一定的局限性。具体而言,DCP算法在o3、o4图像中产生了较多的黑色饱和像素,造成局部细节丢失;SLP算法则出现去雾不均匀的问题,尤其在o4图像的公路区域形成了多个深黑色斑块;ALSP算法在o1、o3、o4、o5图像的天空部分引入了大量白色饱和像素。OKNet算法仍未能

彻底消除雾气,所有处理后的图像中均可见薄雾残留。相较之下,ZRIDNet算法虽实现了较为彻底的去雾效果,却因处理过度导致整体图像亮度偏暗。本文算法处理后的图像在对比度、亮度和色彩饱和度方面的调整更为均衡,整体观感更接近自然场景。

图5展示了来自RESIDE数据集的合成雾图及其经七种去雾算法处理后的效果对比。所有算法的结果几乎接近真实图像,但在视觉效果上仍

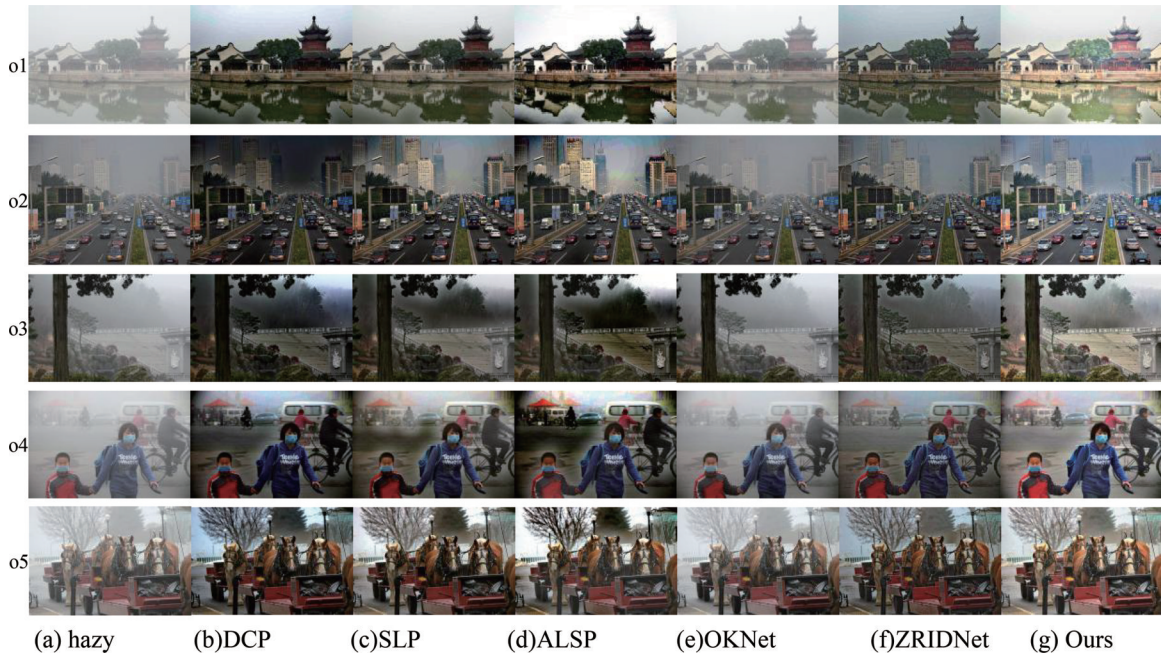


图4 混合数据集图像

Fig. 4 Images from the mixed dataset

存在差异。具体来看,DCP与SLP算法的去雾效果较为接近,整体表现接近真实图像;ALSP算法则在r3图像中出现颜色失真,且在r5图像中出现大面积黑色区域。GCANet算法处理的图像(r1、r2、r4、r5)天空区域存在大量白色饱和像素。

OKNet算法处理后的图像仍可见薄雾,而去雾效果最为彻底的ZRIDNet算法则存在一定程度的颜色失真。相比之下,本文提出的算法(未经额外亮度增强图像 $J_{fine}(x)$ )在色彩还原、细节保留和亮度自然度方面均表现更优,整体更贴近真实图像。



图5 RESIDE数据集图像

Fig. 5 Images from the RESIDE datas

## 4.2 指标比较

使用图像质量指标评价能客观评价图像质量和所提算法性能。本节引入采用 $e^{[27]}$ (新增可见边缘数量)、 $\bar{r}^{[27]}$ (可见边缘梯度比例)、 $\sigma^{[27]}$ (饱和像素比例)、无参考图像空间质量评估器(BRISQUE)<sup>[28]</sup>等无参考图像质量评价指标定量分析Fattal数据集、混合数据集去雾效果,引入峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)等全参考图像质量评价指标分析RESIDE数据集去雾效果。引入运行时间评价算法计算效率。指标 $\sigma$ 和BRISQUE取值越小表示图像质量越好,指标 $e$ 、 $\bar{r}$ 、PSNR和SSIM取值越大表示图像质量越好。

Fattal数据集与混合数据集的去雾效果量化数据见表1,其中最优值已加粗标注。分析可

知,本文算法在多项指标上表现突出:可见边缘梯度比例平均值较ALSP算法提升11.0%,较OKNet网络提升76.6%;饱和像素比例平均值较ZRIDNet降低30.4%,较SLP算法降低92.1%。这表明本文引入的反馈机制能有效抑制黑白饱和像素,增强图像细节表现,其效果在视觉对比中也得到直接验证。在BRISQUE指标上,六种算法结果接近,但本文算法仍取得最优值。尽管ALSP算法在新增可见边缘数量上领先,但其结果中饱和像素较多,影响整体质量。综合来看,本文算法在可见边缘梯度比例、饱和像素比例及BRISQUE等无参考指标上均优于DCP、SLP、ALSP、OKNet、ZRIDNet等对比方法。

表1 无参考图像质量指标  
Tab. 1 Blind image quality assessment metrics

Image	DCP				SLP				ALSP			
	$\bar{r}$	$e$	$\sigma$	BRISQUE	$\bar{r}$	$e$	$\sigma$	BRISQUE	$\bar{r}$	$e$	$\sigma$	BRISQUE
f1	1.195	0.030	0.244	21.082	1.297	0.034	0.006	26.614	1.471	0.030	0.063	23.917
f2	1.742	0.177	0	11.522	1.568	<b>0.237</b>	0	10.021	1.935	<b>0.251</b>	0.007	<b>11.838</b>
f3	1.225	0.073	<b>0.002</b>	15.626	1.483	0.065	0.526	13.356	<b>1.565</b>	<b>0.116</b>	0.003	<b>12.835</b>
f4	1.314	0.130	0.002	9.337	1.336	0.082	0.001	10.360	1.407	0.125	0.010	8.612
f5	1.204	0.314	0.066	16.252	1.474	0.265	0.113	14.985	1.467	0.253	0.208	15.515
o1	2.240	3.784	0.027	31.613	2.193	3.107	0	28.311	<b>3.264</b>	<b>4.197</b>	0.108	29.283
o2	1.385	<b>0.404</b>	0.003	<b>25.954</b>	1.932	0.363	0.691	31.892	<b>2.213</b>	0.379	<b>0.001</b>	26.764
o3	1.444	<b>0.566</b>	0.165	20.362	1.421	0.483	0.339	19.696	1.761	0.649	0.083	21.404
o4	1.868	3.509	0.088	38.223	2.513	1.773	0.103	<b>38.081</b>	2.497	<b>3.939</b>	0.059	38.202
o5	1.595	<b>0.718</b>	0.159	24.771	1.698	0.649	0.248	23.492	1.828	0.667	0.045	24.135
Average	1.521	0.971	0.076	21.474	1.692	0.706	0.203	21.680	1.941	<b>1.061</b>	0.059	21.251
Image	OKNet				ZRIDNet				Ours			
	$\bar{r}$	$e$	$\sigma$	BRISQUE	$\bar{r}$	$e$	$\sigma$	BRISQUE	$\bar{r}$	$e$	$\sigma$	BRISQUE
f1	1.167	0.002	0.027	30.700	1.667	<b>0.063</b>	0.026	<b>17.441</b>	<b>2.196</b>	0.030	<b>0.012</b>	20.923
f2	1.248	0.010	0	10.304	1.858	0.207	0	11.595	<b>2.769</b>	0.198	0	14.728
f3	1.150	-0.007	0.251	19.621	1.458	0.061	0.120	16.338	1.472	0.041	0.082	16.005
f4	1.115	0.019	0.006	14.025	1.613	<b>0.181</b>	0	<b>7.441</b>	<b>2.01</b>	0.086	0.004	10.447
f5	1.142	0.043	0	15.417	1.492	<b>0.322</b>	0.019	15.537	<b>1.929</b>	0.215	0.001	13.39
o1	1.560	1.044	0	33.777	2.529	3.592	0.003	32.654	2.173	2.983	0.006	27.813
o2	1.049	0.035	<b>0.001</b>	31.537	1.875	0.342	0.040	32.039	2.201	0.287	0.036	28.827
o3	1.262	0.129	0.023	18.388	1.787	0.497	0	21.717	<b>2.285</b>	0.379	0.011	17.983
o4	1.296	0.952	0	32.569	2.025	2.762	0	41.347	<b>2.516</b>	2.345	0.001	38.592
o5	1.206	0.170	0	<b>21.257</b>	1.770	0.761	0.022	23.759	<b>1.991</b>	0.585	0.008	22.583
Average	1.220	0.240	0.031	22.760	1.807	0.879	0.023	21.987	<b>2.154</b>	0.715	<b>0.016</b>	<b>21.129</b>

在RESIDE数据集上,指标PSNR与SSIM的量化结果如图6所示。分析可知,本文所提算法在两项指标上均优于传统同类算法DCP、SLP与AL-

SP,其中PSNR均值相对于算法SLP提升9.5%。SSIM均值相对于算法SLP提升4.8%。但相较于深度学习网络OKNet与GCANet仍有一定差距。

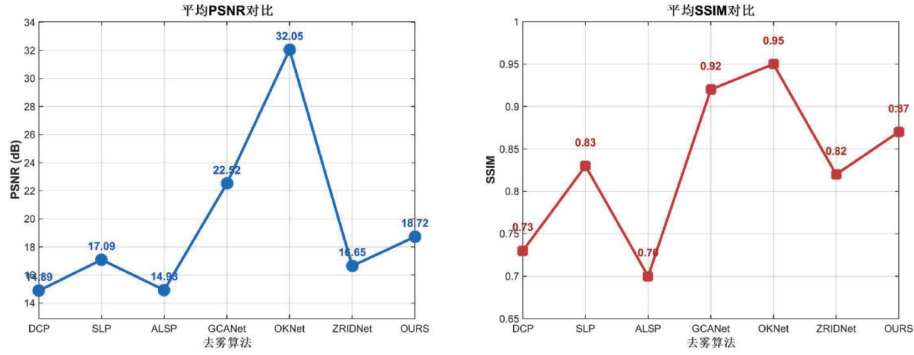


图6 信噪比和结构相似度

Fig. 6 Peak signal-to-noise ratio and structural similarity

各算法的运行时间对比如表2所示。在计算效率方面,本文算法展现出明显优势。具体表现为:其平均运行时间相较于传统算法DCP提升了12.76%,相较于SLP更是显著提升了

57.2%。值得注意的是,基于深度学习的OKNet与ZRIDNet网络,由于其模型计算复杂度高,且实验运行在CPU环境下,耗时远超其他算法。

表2 运行时间比较

Tab. 2 Comparison of running time of dehazing algorithms

Image	DCP	SLP	ALSP	OKNet	ZRIDNet	Ours
Fattal 数据集	1.978	4.089	2.084	53.537	42.585	1.723
混合数据集	2.310	4.731	2.511	27.132	50.897	2.012
RESIDE 数据集	1.754	3.506	1.649	19.628	32.485	1.535
均值	2.014	4.109	2.081	33.432	41.989	1.757

### 4.3 GW-MTSA 算法收敛性分析

由于 $A_{\text{virtual}}=[111]$ ,根据大气散射模型反推公式(2)以及亮度增强公式(25)可知: $J(x)$ 是关于透射率 $t_{\text{virtual}}(x)$ 的单调减函数。又因为:

$$t_{\text{virtual}}(x) = \min(\max(t_{\text{virtual}}(x), t_{\min}), 1). \quad (26)$$

故 $J(x)$ 关于最小透射率 $t_{\min}$ 单调不增,因此递增 $t_{\min}$ 可逐步调整 $\phi(J(x))$ 。算法迭代最大次数预设设为 $K=50$ 。为验证收敛性,在三个公开数据集(图3、图4、图5)上进行了测试,统计结果如表3所示。

由表3可知,所有图像均在50步内收敛,收敛率100%,其中平均迭代次数为29.1次,最大迭代次数为49次,最小迭代次数为21次。实验结果表明,算法在有限步内终止,且实际迭代次数小于最大预设值。

表3 算法收敛性验证结果

Tab. 3 Convergence validation results

Image	平均迭代次数	最大迭代次数	最小迭代次数	收敛率/%
Fattal 数据集	24.2	29	21	100
混合数据集	31.8	49	23	100
RESIDE 数据集	31.4	39	24	100

### 4.4 多场景测试

为验证算法多场景的鲁棒性,分别在大尺寸天空薄雾图、古建筑物中雾图、浓雾公路雾图对比了四种代表性去雾方法:OTM(同类型物理模型)、CLAHE(传统对比度增强)、GCANet(轻量级网络)和本文算法。采用BRISQUE、PIQE<sup>[29]</sup>、

NIQE<sup>[30]</sup>三种无参考质量指标及运行时间  $t(s)$ 作为评价标准。

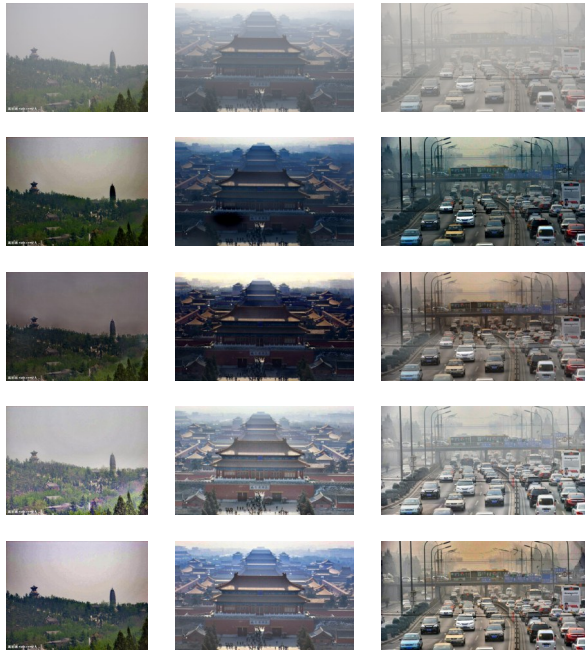


图7 三种不同场景实验结果

Fig. 7 Experimental results on three different scenes

四种算法均有效增强了雾图的清晰度,然而OTM算法(图7第二行)在建筑场景中产生了大面积黑色区域,GCANet算法(图7第三行)处理后的天空图像存在偏色问题,CLAHE算法(图7第四行)也存在天空图像偏色现象。相比之下,本文算法(图7第五行)在三个测试场景中均能恢复出明亮清晰的图像。

表4 三种场景下的客观实验结果

Tab. 4 Objective experimental results on three different scenes

算法	BRISQUE	PIQE	NIQE	t
OTM	22.759	<b>36.632</b>	6.610	15.175
GCANet	20.128	38.729	7.121	12.920
CLAHE	<b>14.872</b>	40.961	7.316	<b>0.830</b>
Ours	20.024	37.783	<b>6.484</b>	1.765

表4定量分析表明:在BRISQUE指标上,CLAHE取得最低分14.872,图像感知质量最佳,但结合NIQE可见其自然度较差。本文算法质量优于其他2种算法;在PIQE指标上,OTM最优,本文算法次之。在NIQE指标上,本文算法取得最佳结果,比OTM、GCANet和CLAHE分别低1.9%、8.9%和11.4%,恢复的图像最接近自然图像的统计特性,视觉上更真实。此外,在天空、建筑、道路三种典型场景下,本文算法均能保持稳定的自然度表现。在运行效率上,CLAHE最快,本文算法次之,相比同类型的OTM算法加速8.6倍,优势明显。

#### 4.5 模块贡献度分析

为定量评估透射率修正模块的有效性,采用控制变量法进行对比实验。在相同数据集(如RESIDE、Fattal、混合)上,保持其他模块不变,仅控制透射率修正模块的开启与关闭,对比两种情况下的去雾性能。评价指标包括 $\sigma$ 、BRISQUE、PIQE(值越小,图像质量越高)。实验结果如表4所示。

表5 透射率修正模块有效性验证

Tab. 5 Effectiveness validation of the transmission correction module

Image	透射率修正模块	$\sigma \downarrow$	BRISQUE $\downarrow$	PIQE $\downarrow$
Fattal 数据集	有	0.020	15.099	10.212
	无	0.047	15.382	10.223
混合数据集	有	0.012	27.160	10.018
	无	0.019	28.570	10.126
RESIDE 数据集	有	0.006	15.089	8.110
	无	0.008	17.174	7.790

由表5可知,加入透射率修正模块后,三个数据集的饱和像素占比平均从5.3%降至2.3%,因此该模块能有效减少明暗区域的饱和像素。

BRISQUE 值分别下降 0.283、1.410、2.085, PIQE 在 Fattal 和混合数据集上略有下降,在 RESIDE 上稍有上升。综合来看,透射率修正模

块通过检测饱和像素并反向调整透射率,显著减少了细节信息的丢失,提升了图像自然度。

综上所述,本文算法在主观视觉感知与客观量化指标上均表现优异。去雾后的图像在细节保留、对比度、亮度及色彩自然度方面均有显著改善,整体视觉效果更贴近真实无雾场景。结果表明,所提算法在较好地实现了细节恢复与自然视觉效果之间的平衡,展现出良好的综合性能。

## 5 结 论

本研究针对有雾图像能见度低与去雾结果亮度偏暗的问题,提出了一种基于大气散射模型的去雾与亮度增强算法。通过构建融合亮度相似度与对比度的图像质量评价函数,并优化求解

得到大气透射率的显式解析解,本方法摆脱了对先验知识的依赖,避免了复杂的迭代过程。进一步通过引入反馈机制修正大气透射率以抑制饱和像素影响,并采用暗通道与四叉树结合的策略估计大气光,有效降低了人工光源的干扰。实验结果表明:在无参考评价方面,可见边缘梯度比例、饱和像素比例及BRISQUE等指标的均值表现最佳,其中平均梯度比例均值提升不低于11.0%,饱和像素比例平均值降低不低于52.2%。在全参考评价方面,PSNR均值较同类算法提高不低于9.5%。算法平均运行时间降低不低于12.76%。所提算法在主观视觉效果和客观评价指标上均取得了良好表现,具有较好的鲁棒性与工程应用前景,可为实际场景下的图像去雾与亮度增强提供一种有效的解决方案。

## 参 考 文 献:

- [1] Fang X., Hu X., Li B. *et al.* Orbital angular momentum-mediated machine learning for high-accuracy mode-feature encoding. *Light Sci Appl* 13, 49 (2024)
- [2] Wang, Y., Liao, K., Zhang, K. *et al.* Reconfigurable versatile integrated photonic computing chip. *eLight* 5, 20 (2025).
- [3] 夏平,李子怡,雷帮军等. 小波 DehazeFormer 网络的道路交通图像去雾[J]. 光学精密工程, 2024, 32(12): 1915-1928.  
XIA P, LI Z Y, LEI B J, *et al.* Wavelet dehazeformer network for road traffic image dehazing method[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2024, 32(12): 1915-1928.
- [4] 陈清江,杨双. 频域特征蒸馏的双尺度融合图像去雾网络[J]. 光学精密工程, 2025, 33(06): 916-927.  
CHEN Q J, YANG S. Dual scale fusion image dehazing algorithm based on frequency-domain feature distillation[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(06): 916-927.
- [5] 李雄心,夏丰领,张靠民等. 强化边缘特征提取的双分支融合真实图像去雾[J]. 光学精密工程, 2025, 33(02): 247-261.  
LI X X, XIA F L, ZHANG K M, *et al.* Enhanced edge feature extraction dual branch fusion network for real image dehazing[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(02): 247-261.
- [6] CHEN D D, HE M M, FAN Q N, *et al.* Gated context aggregation network for image dehazing and deraining[C]// 2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Waikoloa Village, HI, USA: IEEE, 2019: 1375-1383.
- [7] ZAMIR S W, ADITYA A, KHAN S, *et al.* Multi-stage progressive image restoration [C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Nashville, TN, USA: IEEE, 2021: 14816-14826.
- [8] CUI Y, REN W, KNOLL A. Omni-kernel network for image restoration[C]//proceedings of the aaai conference on artificial intelligence, 2024, 38(2): 1426-1434.
- [9] 牛海鹏,颜昌翔,王一霖,等. 基于快速局部对比度和目标特征的星图弱小目标检测算法[J]. 液晶与显示, 2024, 39(1): 69-78.  
NIU H P, YAN C X, WANG Y L, *et al.* Star map spatial target detection method based on fast local contrast and target features[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2024, 39(1): 69-78.

- [10] 常志文,王立忠,梁晋,李壮壮,龚春园,巫志辉,徐建宁. 基于图像块分解融合的水下标定图像增强[J]. 中国光学(中英文), 2024, 17(4): 810-822.  
CHANG Z W, WANG L Z, LIANG J, *et al.* Underwater calibration image enhancement based on image block decomposition and fusion[J]. *Chinese Optics*, 2024, 17(4): 810-822.
- [11] YORUBA A, SHAFAI E W, SAMIE E A E F, *et al.* Enhanced modified contrast enhancement and exposure fusion: a visionary dehazing approach for clarity in hazy imagery[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2025, 84(31): 1-24.
- [12] NISA A K, S V, MATHEW P A. Single image dehazing using multi-enhanced image stacking and pyramidal fusion [J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2025, 128(PB): 110737.
- [13] He K M, SUN J, TANG X O. Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [14] LING P Y, CHEN H A, TAN X, *et al.* Single image dehazing using saturation line prior[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2023, 32: 3238-3253.
- [15] KIM Jinhwan, JANG Wondong, JaeyoungSIM, *etal.* Optimized Contrast Enhancement For Real-time Image And Video Dehazing[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2013, 24(3):410-425
- [16] 张平改,陈洪亮,魏利胜,等. 基于动态自适应优化模型的新型图像质量增强方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(06):88-99.  
ZHANG P G, CHEN H L, WEI SH L, *et al.* Research on novel image quality enhancement method based on dynamic adaptive optimization model [J]. *JOURNAL OF ELECTRONIC MEASUREMENT AND INSTRUMENTATION*, 2025, 39(06):88-99. (in Chinese)
- [17] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Contrast restoration of weather degraded images [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25( 6): 713-724.
- [18] Raikwar S, Tapaswi S, Sharma R K. Structure based transmission estimation in single image dehazing[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2024, 101.
- [19] 唐斌,陈清容,段春红,等. 使用像素质量函数和边界约束实现图像去雾[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(11): 3503-3508.  
TANG B, CHEN Q R, DUAN C H, *et al.* Image dehazing using pixel quality function and boundary constraint [J]. *Application Research of Computers*, 2023, 40(11):3503-3508. (in Chinese)
- [20] WANG W, YIN B, LI L, *et al.* A low light image enhancement method based on dehazing physical model[J]. *CMES—Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 2025, 143(2): 1595-1616.
- [21] HE L, YI Z, LIU J, *et al.* ALSP+: fast scene recovery via ambient light similarity prior[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2025, 34: 6703-6716.
- [22] 张楠楠,李志伟,郭新军,等. 使用改进型大气散射模型的双阶段图像修复[J]. 光学精密工程, 2022, 30(18): 2267-2279.  
ZHANG N N, LI Z W, GUO X J, *et al.* Two-stage image restoration using improved atmospheric scattering model [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2022, 30(18): 2267-2279. (in Chinese)
- [23] Wu W D, Yao M M. Optimization of Underwater Images Based on Gray World Algorithm and Jaffe-McGlamery Models[J]. *Frontiers in Computing and Intelligent Systems*, 2025, 11(1):80-84.
- [24] HE L, YI Z, LIU J, *et al.* ALSP+: fast scene recovery via ambient light similarity prior[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2025, 34: 6703-6716.
- [25] 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): 2233-2248.
- [26] WANG S, REN W, GAO P, *et al.* ZRID-Net: zero-reference real-world image dehazing framework via deep self-decoupling and reverse knowledge transfer[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, early access, Sep. 15, 2025, doi: 10.1109/TCSVT.2025.3609735.
- [27] HAUTIÈRE Nicolas, JEAN-PHILIPPE TAREL, DIDIER AUBERT, *et al.* Blind contrast enhancement assessment by gradient ratioing at visible edges[J]. *Image Analysis & Stereology*, 2008, 27(2): 87-95.

- [28] 万丙辰, 张选德. 基于元学习和失真感知的图像质量评价[J]. 液晶与显示, 2024, 39(11):1519-1531.  
WAN B C, ZHANG X D. Image quality assessment based on meta-learning and distortion perception[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2024, 39(11): 1519-1531.
- [29] Venkatanath N, Praneeth D, Maruthi Chandrasekhar Bh, *et al.* Blind image quality evaluation using perception based features[C]. In: 2015 Twenty First National Conference on Communications (NCC). Mumbai, India: IEEE.
- [30] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a “completely blind” image quality analyzer[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3): 209-212.

作者简介:



唐 斌,男,硕士,讲师,2011年于贵州大学获得硕士学位,主要从事机器视觉、进化计算等方面的研究。E-mail:tangbin54@163.com