

# 基于超像素分割的暗通道先验图像去雾算法

李波<sup>1</sup>, 胡红萍<sup>1\*</sup>, 杨正民<sup>2</sup>

(1. 中北大学 数学学院, 山西 太原 030051; 2. 山西电子科技学院 信创产业学院, 山西 临汾 041099)

**摘要:** 针对图像去雾过程中暗通道先验算法易受白色物体或明亮区域影响导致大气光和透射率估计不准确等问题, 提出了一种基于超像素分割的暗通道先验图像去雾算法。首先, 利用简单线性迭代聚类超像素算法对暗通道先验进行改进; 其次, 对有雾图像利用改进的暗通道先验进行超像素分割得到超像素块, 接着对每一个超像素块求取局部大气光值并取平均值; 然后, 对粗透射图进行伽马校正, 并利用平均梯度值作为权重对粗透射图和校正后的透射图进行权重融合求取最终透射图; 最后, 利用大气散射模型的逆过程得到去雾图像。实验结果表明, 超像素分割解决了暗通道先验算法估计大气光对最亮像素的依赖问题, 所提算法能够很好地提高去雾图像的清晰度, 保留图像的纹理细节, 且效果优于其他比较算法。

**关键词:** 暗通道先验; 超像素分割; 简单线性迭代聚类算法; 图像去雾; 伽马校正

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

doi: 10.62756/csjs.1671-7449.2025047

**引用格式:** 李波, 胡红萍, 杨正民. 基于超像素分割的暗通道先验图像去雾算法[J]. 测试技术学报, 2025, 39(4): 415-423.

LI Bo, HU Hongping, YANG Zhengmin. Dark channel prior image dehazing algorithm based on superpixel segmentation[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2025, 39(4): 415-423.

## Dark Channel Prior Image Dehazing Algorithm Based on Superpixel Segmentation

LI Bo<sup>1</sup>, HU Hongping<sup>1\*</sup>, YANG Zhengmin<sup>2</sup>

(1. School of Mathematics, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. School of Information and Innovation Industry, Shanxi University of Electronic Science and Technology, Linfen 041099, China)

**Abstract:** To solve the problem that the dark channel prior algorithm is susceptible to white objects or bright areas, which leads to inaccurate estimation of atmospheric light and transmission, a dark channel prior image fog removal algorithm based on superpixel segmentation is proposed. Firstly, the simple linear iterative clustering superpixel algorithm is used to improve the dark channel prior. Secondly, the foggy image is segmented by superpixel segmentation by using the improved dark channel before obtaining superpixel blocks, and then the local atmospheric light value is calculated for each superpixel block and the average value is taken. Then, the gamma correction is performed on the coarse transmission map, and the average gradient value is used as a weight to fuse the weights of the coarse transmission map and the corrected transmission map to obtain the final transmission map. Finally, the inverse process of the atmospheric scattering model is used to obtain the dehazing image. The experimental results show that superpixel segmentation solves the problem of the

收稿日期: 2024-08-12

基金项目: 山西省基础研究计划资助项目(20210302123019, 202103021224195, 202103021224212, 202103021223189); 山西省回国留学人员科研项目(2021-108)

作者简介: 李波(1998-), 男, 硕士生, 主要从事图像处理研究。E-mail: libo4286@163.com。

\* 通信作者: 胡红萍(1973-), 女, 教授, 博士, 主要从事应用数学研究。E-mail: huhongping@nuc.edu.cn。

dark channel prior algorithm to estimate the atmospheric light's dependence on the brightest pixel. The proposed algorithm can improve the clarity and retain the texture details of the image well and is superior to other comparison algorithms.

**Key words:** dark channel prior; superpixel segmentation; simple linear iterative clustering algorithm; image dehazing; gamma correction

## 0 引言

在雾霾天气下,空气中悬浮着大量微粒,这些微粒能够吸收并散射场景中来自物体表面反射的光线,从而导致室外自然景物图像的清晰度降低、细节信息不明显、颜色失真等<sup>[1]</sup>,这给许多工作带来了不便,例如,严重影响交通运输、军事侦察、户外物体识别、遥感等。因此,图像去雾成为一个热门的研究方向。

当前,针对雾天图像的去雾技术主要分为图像增强、深度学习和图像复原三大类。

在图像增强方面,主要的去雾算法有 Retinex 去雾算法、直方图均衡化、同态滤波等。王宇航等<sup>[2]</sup>提出一种基于主动偏振成像的原理,将直方图均衡化去雾算法、拉普拉斯金字塔算法、单一水下图像融合增强策略相结合。

深度学习方法在图像去雾领域得到了广泛应用,例如,Cai等<sup>[3]</sup>开发了一个端到端的卷积神经网络 DehazeNet,旨在通过训练来预测图像的透射率,进而生成透射图;Salazar-Colores S等<sup>[4]</sup>提出了一种基于多层感知器(Multilayer Perceptron, MLP)的单幅图像去雾算法,利用 MLP 直接从图像的最小通道中估计透射图,但算法的性能高度依赖于训练数据质量和数量,会限制算法的适用性;王贺等<sup>[5]</sup>提出了一种基于 Res2net 和金字塔池化的端到端图像去雾算法,但训练时间较长,难以满足实时去雾的需求。

图像复原方法建立在先验或假设的条件下,考虑了降质图像的退化机理,这种方法能够得到较好的去雾效果。He等<sup>[6]</sup>提出了一种暗通道先验(Dark Channel Prior, DCP)算法,但是该算法在处理明亮物体或大面积天空图像时效果会受到一定的影响,且软抠图优化透射率比较费时。Wang等<sup>[7]</sup>优化了全局大气光和透射图的估计,解决了 DCP 算法的缺点和处理速度较慢的问题。Zhu等<sup>[8]</sup>提出了一种基于颜色衰减先验(Color Attenuation Prior, CAP)的去雾方法,该方法将像素的亮度、饱和度与雾浓度之间的关系转化为与场景深度相关的亮度与饱和度映

射,以此来估算场景深度,但这种技术的样本收集较为困难,并且在理论上不够坚实。Dai等<sup>[9]</sup>设计了一种利用三幅具有不同光学特性的图像来自动计算参数的方法,进而实现图像去雾。徐浩等<sup>[10]</sup>将超像素分割算法和 DCP 结合起来获取区域代替固定窗口,解决了 DCP 算法对分割线连续性差的问题。Li等<sup>[11]</sup>提出了一种包含天空室外图像的快速区域自适应去雾算法,将图像分割为白色区域、灰白色天空区域以及其他区域,并对每个区域采用不同的处理方法,但对于浅色背景下的图像,分割精度会受到影响。Yan等<sup>[12]</sup>提出了一种由颜色校正模型和去雾模型组成的单图像去雾算法,可显著减少色差的发生,并还原原始图像的细节信息。

针对深度学习算法对训练数据要求高、图像增强算法容易导致图像细节的丢失、图像复原算法在大气光估计过程中易受白色物体影响而导致处理天空区域或远距离景物容易出现过度去雾等问题,本文提出了一种基于超像素分割的 DCP 去雾算法。该算法使用超像素块替代传统暗通道理论中的固定尺寸块进行处理,从而更精确地估算大气光和透射率,有效解决了 DCP 算法的缺点,同时更有效地保留了图像信息。

所提方法的主要贡献有:

- 1) 利用超像素分割算法改进了 DCP;
- 2) 提出了一种计算大气光值方法,遍历超像素块的局部大气光取平均值;
- 3) 提出了一种计算透射图方法,利用平均梯度值作为权重参数来融合透射图。

## 1 基本理论

### 1.1 大气散射模型

在雾天天气中,成像系统捕捉到的光线主要由两部分构成:一部分是目标物体反射的光线,其经过大气粒子的衰减后到达传感器,另一部分光线是在传播过程中被大气粒子散射形成的环境光。Narasimhan等<sup>[13]</sup>提出的有雾图像的大气散射模型为

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

式中:  $I(x, y)$  为观测有雾图像;  $J(x, y)$  为无雾图像;  $A$  为全局大气光;  $t(x, y)$  为透射图,  $t = e^{-\beta d(x, y)}$ ,  $\beta$  为大气散射系数;  $d(x, y)$  为场景深度。

由式(1)得到恢复的图像  $J(x, y)$  为

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

整个除雾过程是由已知有雾图像  $I(x, y)$  得到无雾图像  $J(x, y)$ , 一旦得到准确的透射图  $t(x, y)$  和全局大气光  $A$ , 由式(2)即可得到恢复图像  $J(x, y)$ 。

## 1.2 DCP

根据 He 等<sup>[16]</sup>提出的 DCP, 在多数无雾图像的非天空部分, 总有一个颜色通道的像素值相对较低。据此, 可以通过对无雾图像  $J$  执行局部最小值滤波操作来得到暗通道图像, 即

$$J^{\text{dark}}(x, y) = \min_{(i, j) \in \Omega(x, y)} \left( \min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(i, j) \right) \rightarrow 0, \quad (3)$$

式中:  $\Omega(x, y)$  为以像素  $(x, y)$  为中心的局部区域;  $J^c$  为无雾图像  $J$  的  $c$  颜色通道,  $c \in \{r, g, b\}$ 。

将式(3)代入式(1)可得透射图  $t(x, y)$  为

$$t(x, y) = 1 - \omega \min_{(i, j) \in \Omega(x, y)} \left[ \min_c \frac{I^c(i, j)}{A^c} \right], \quad (4)$$

式中:  $\omega$  为雾化常量参数。

## 1.3 超像素分割

在图像处理领域, 超像素分割算法<sup>[14]</sup>将图像中邻近且特征相似(如颜色、梯度、纹理、亮度等)的像素聚类为同一集合, 形成超像素块。本文采用简单线性迭代聚类(Simple Linear Iterative Clustering, SLIC)超像素算法<sup>[15]</sup>对有雾图像进行分割, 该算法快速、操作简便且能生成具有辨识度的区块。

SLIC 超像素算法是将图像转换为 5 维特征向量  $V = [L, a, b, x, y]$ , 其中  $[L, a, b]$  为像素的颜色, 属于 Lab 颜色空间,  $[x, y]$  为像素的位置, 并结合色彩空间相似性和像素间距, 构建了一个距离度量标准。该标准用于对中心点周围的像素进行重新聚类, 并更新聚类中心。在迭代过程中, 当相邻聚类中心的残差小于一定阈值时, 迭代结束, 完成超像素分割<sup>[16]</sup>。

在 SLIC 超像素算法中涉及到的指标为

$$\begin{aligned} d_{\text{lab}} &= \sqrt{(l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2}, \\ d_{xy} &= \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2}, \\ D_s &= \sqrt{\left( \frac{d_{\text{lab}}}{N_{\text{lab}}} \right)^2 + \left( \frac{d_{xy}}{N_{xy}} \right)^2}, \end{aligned} \quad (5)$$

式中:  $d_{\text{lab}}$  为颜色距离;  $d_{xy}$  为空间距离;  $k, i$  为两个像素;  $N_{xy} = \sqrt{K/N}$ ,  $K$  为总像素数,  $N$  为超像素数;  $N_{\text{lab}}$  因图像不同而不同, 一般为固定值。

## 1.4 有效引导图像滤波

有效引导图像滤波(Effective Guided Image Filtering, EGIF)<sup>[17]</sup>属于一种改进的加权引导滤波, 能更好地增强对比度、纹理细节。思想是将所有像素的局部方差均值加入到引导图像滤波(Guided Image Filtering, GIF)的代价函数中, 以内容自适应的方式计算细节层的放大因子。

所有像素的局部方差的平均值定义为

$$\Gamma = \bar{\sigma}^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sigma_k^2, \quad (6)$$

式中:  $\sigma_k^2$  为  $I$  在  $\omega_k$  中的局部方差。定义代价函数为

$$E(a_k, b_k) = \min \sum_{i \in \omega_k} \left( (a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \lambda a_k^2 \right). \quad (7)$$

$(a_k, b_k)$  的最优值计算为

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \lambda \Gamma}, \quad (8)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_{k_0} \quad (9)$$

当使用 GIF 进行对比度增强时,  $I$  和  $p$  相等, 等式成立。

$$\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k = \sigma_k^2, \quad (10)$$

$$\bar{p}_k = \mu_{k_0} \quad (11)$$

将式(10)和式(11)分别代入式(8)和式(9), 得到

$$a_k = \frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + \lambda \Gamma}, \quad (12)$$

$$b_k = (1 - a_k) \mu_{k_0} \quad (13)$$

对图像中所有  $\omega_k$  计算  $(a_k, b_k)$  后, 滤波器输出为

$$q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k) = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i, \quad (14)$$

式中:  $\bar{a}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} a_k$ ,  $\bar{b}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} b_k$

## 2 本文算法

针对 DCP 算法易受大面积白色或明亮物体的干扰, 且依赖于局部最小值而不考虑全局信息等问题, 本文提出了一种基于超像素分割的 DCP 图像去雾算法。首先, 采用 SLIC 超像素算法对有雾图像进行聚类处理, 从而生成超像素块, 再遍历每一个超像素块计算其局部大气光值, 并求取平均值, 这样可以很好避免明亮物体的干扰; 接着对粗透射率进行伽

马校正,利用平均梯度指标作为权重对二者进行加权融合得到最终的透射率;最后,利用有效引导滤

波进行增强,增加纹理细节信息。本文图像去雾算法的流程图如图1所示。

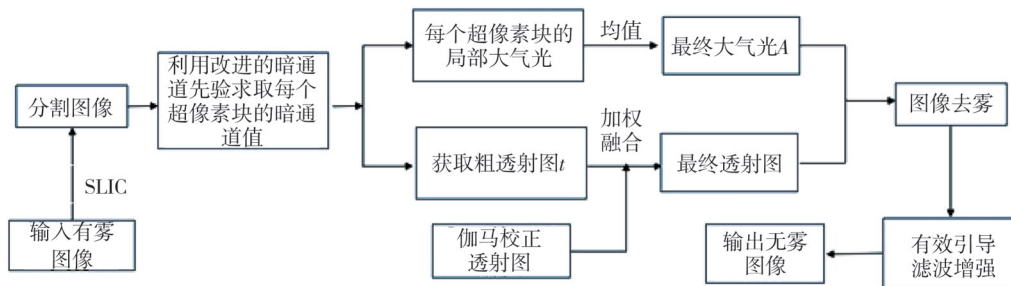


图1 本文算法流程图

Fig. 1 Flowchart of the proposed algorithm in this paper

## 2.1 使用SLIC算法创建超像素块

将超像素聚类得到的超像素块替代暗通道去雾技术中的传统固定方形窗口,超像素分割的使用保证了在同一超像素块内亮度和细节纹理的稳定性,这种方法有效缩小了大气光查找区域,提升了搜索效率,并减少了将更亮像素错误识别为大气光的可能性,解决了在暗通道去雾理论中透射率和大气光估计不准确的问题<sup>[18]</sup>。

SLIC超像素算法具体步骤如下:

步骤1: 将有雾图像从RGB空间转换到Lab空间;

步骤2: 计算初始种子点,在迭代过程中利用式(5)更新每个超像素的种子位置,以确保它们能更好地代表其所属的超像素区域;

步骤3: 利用SLIC超像素算法计算超像素;

步骤4: 绘制超像素轮廓并合并小区域,得到最终的超像素块。

超像素块轮廓分割结果如图2所示。

## 2.2 改进的DCP

DCP算法在图像去雾过程中,尤其是在估计透射图和大气光时,可能会受明亮物体影响,导致透射图和大气光估计不准确。本文提出一种改进的DCP算法,利用超像素分割得到的超像素块代替传统的固定窗口大小。将超像素分割与DCP结合,可以在估计透射率和大气光时考虑到更多的局部信息,从而提高去雾的准确性。

通过超像素分割后,设第*i*个超像素为 $S_i$ ,根据暗通道定理,估计第*i*个超像素的暗通道为

$$J^{\text{dark}}(x,y) = \min_{c \in \{r,g,b\}} (\min_{(i,j) \in S_i} J^c(i,j))。 \quad (15)$$

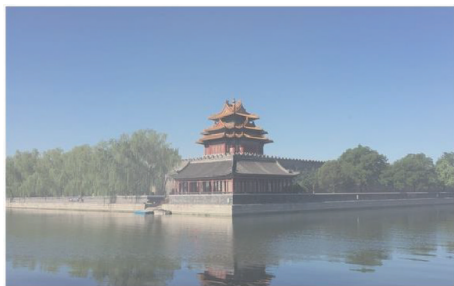
## 2.3 大气光估计

浓雾通常会导致图像中出现明亮的区域,在式(1)中,大气光*A*的估计常采用图像中最明亮像素的颜色值作为其近似值,但这一策略存在局限性。尤其当场景中存在比实际大气光还要明亮的物体时,这种方法就容易导致大气光的误判,从而影响去雾效果。超像素通过综合考量图像中的颜色、梯度、纹理等多维特征,将拥有相似属性的像素聚类成更大的单元——超像素,从而实现高效图像分割。

遍历每个超像素块,计算每个超像素块的暗通道值,找到亮度最大的像素值作为该超像素块的局部大气光值 $A_i$ ,最后求取平均值作为最终的大气光值*A*。

## 2.4 透射率估计

基于超像素DCP算法获得暗图像,则透射率估计为



(a) 有雾图像



(b) SLIC超像素算法分割后结果图

图2 分割结果比较

Fig. 2 Comparison of the segmentation results

$$t(x, y) = 1 - \frac{J^{dark}(x, y)}{A}, \quad (16)$$

式中:  $t(x, y)$  为超像素 DCP 算法得到的透射图;  $A$  为大气光。

基于上述理论, 为了提高估计的准确性, 透射率更新计算为

$$t(x, y) = 1 - \omega \min_{y \in S_i} \left( \min_{c \in \{r, g, b\}} \frac{I^c(x, y)}{A^c} \right), \quad (17)$$

在本文中,  $\omega = 0.95$ 。

针对透射图较暗的情况, 对粗透射图采用伽马校正方法来增强亮度, 为

$$t_{\text{gamma}} = at(x, y)^\gamma, \quad (18)$$

式中:  $a$  为常数, 通常取  $a = 1$ ;  $\gamma$  为伽马系数, 一般取正数, 经大量实验验证本文取  $\gamma = 0.3$  效果最好。

为了计算更加精确的透射率, 本文提出了一种加权融合的方法来计算透射图。利用平均梯度值作为权重参数, 具体公式为

$$t_{\text{last}} = w_1 * t(x, y) + w_2 * t_{\text{gamma}}, \quad (19)$$

式中:  $t_{\text{last}}$  为融合后的最终透射率;  $w_1$  为式(17)透射图的平均梯度值;  $w_2$  为式(18)透射图的平均梯度值。

利用上述方法得到的透射结果比较图如图 3 所示。



(a) 式(17)得到的粗透射图



(b) 式(19)得到的融合后的透射图

图 3 透射图结果

Fig. 3 Transmission map results

经计算, 图 3(a) 的平均亮度和信息熵分别为 213.987 1 和 1.204 5, 图 3(b) 的平均亮度和信息熵分别为 231.719 7 和 1.452 7, 可以看出融合后的透射图更好。

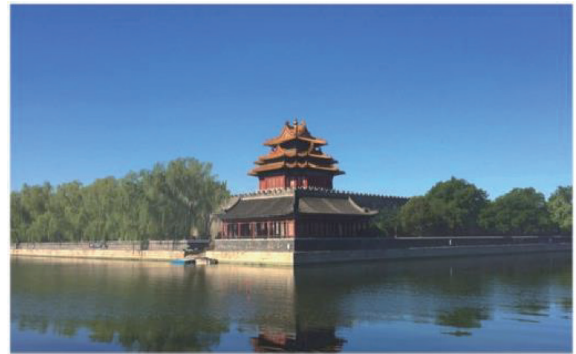
### 2.5 去雾

已知上述求得的大气光  $A$  和式(19)得到的透射率  $t_{\text{last}}$ , 利用式(20)求得去雾后的图像。

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t_{\text{last}}, t_0)} + A, \quad (20)$$

式中:  $t_0$  为一个阈值, 其作用是避免透射率图中的值过低, 使得计算出的颜色分量偏大, 导致去雾图像颜色过亮。

将上述得到的无雾图像利用有效引导滤波来增强细节纹理, 增强后的效果比较图如图 4 所示。



(a) 无雾图像



(b) 增强后无雾图像

图 4 无雾图像的增强

Fig. 4 Enhancement of fogless image

## 3 实验结果与分析

本文所有的实验均在配置为 Intel(R) Core(TM) i5-8265U CPU @ 1.60 GHz 1.80 GHz, 内存为 8.00 GB 的计算机在 Matlab R2023b 环境下进行。为了检验本文所提算法性能, 将所提算法与文献[6]算法、MLP 算法<sup>[4]</sup>、快速区域自适应去雾增强(Fast

Region-Adaptive Defogging Enhancement, RADE) 算法<sup>[11]</sup>以及DehazeNet算法<sup>[3]</sup>进行比较,采用了定性和定量两种评估方法。实验部分选取RESIDE<sup>[19]</sup>数据集中人工合成的雾景图像和RESIDE子集HSTS中的实际自然雾景图像作为测试对象。

### 3.1 定性评估

图5的测试图像是真实世界中自然有雾图像,图6的测试图像是数据集中的合成有雾图像。

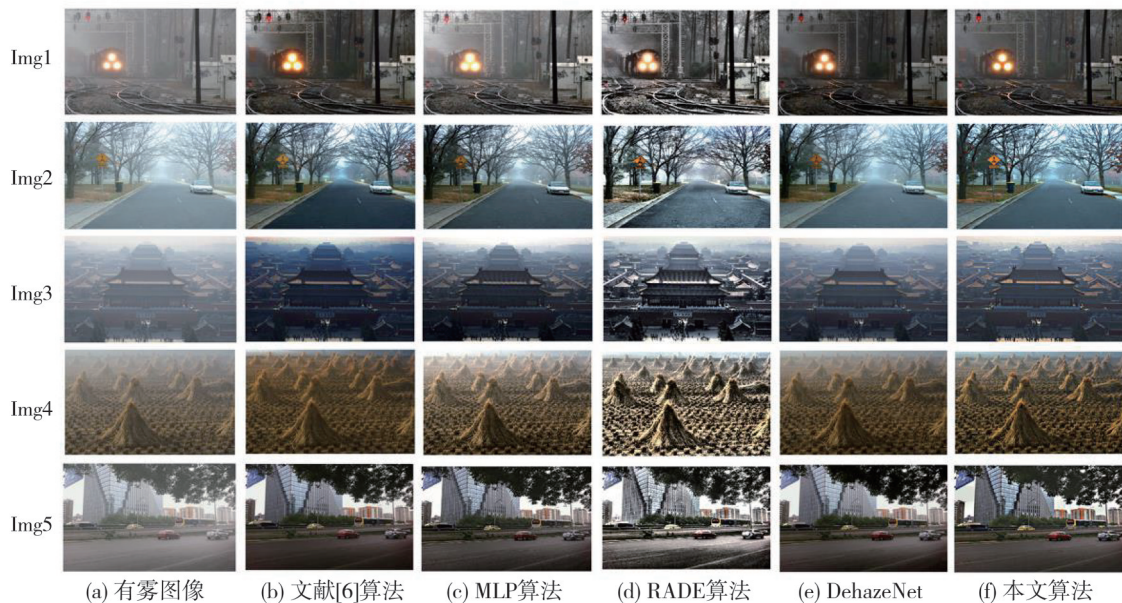


图5 自然有雾图像去雾结果对比

Fig. 5 Comparison of dehazing results of natural dehaze images

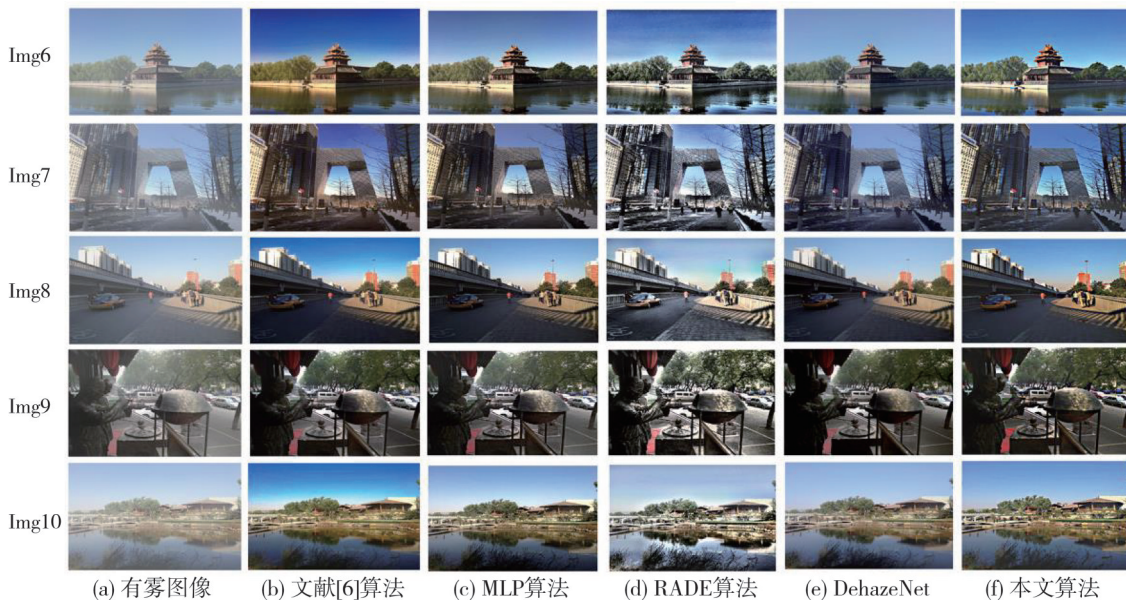


图6 合成有雾图像去雾结果对比

Fig. 6 Comparison of dehazing results of synthetic dehaze images

从图5和图6的去雾结果图可以看出,文献[6]的去雾方法有时会在处理后的图像中产生光晕现象,尤其在边缘或高对比度区域,同时,在天空等均匀亮度的区域可能出现颜色失真,导致视觉效果不自

然。MLP算法在细节保留方面表现优异,能有效恢复图像的原有质感和结构,然而,该算法处理后的图像整体偏暗且还会存在部分雾。RADE算法去雾结果整体偏亮,存在部分过度曝光,去雾图像不自

然。DehazeNet 算法去雾结果细节处理较好且没有颜色失真的情况,但结果图的整体颜色偏浅。本文算法没有出现颜色失真、光晕等问题,清晰度高,细节明显;并且对于景深较大的天空区域,相比其他 4 种算法能较好地实现去雾。

### 3.2 定量评估

#### 3.2.1 峰值信噪比

峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 是常用的图像质量评估指标,对于两幅  $H \times W$  图像  $X$  和  $Y$ ,若其中一幅可视作另一幅的噪声版本,则它们的均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 和 PSNR 分别定义为

$$MSE = \frac{1}{H \times W} \sum_H \sum_W^{i,j=1} (X(i,j) - Y(i,j))^2, \quad (21)$$

$$PSNR = 10 \lg \left( \frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \right), \quad (22)$$

式中:  $MSE$  为图像  $X$  和  $Y$  的均方误差;  $H$  和  $W$  分别为图像的高度和宽度;  $n$  为每个像素的比特数。PSNR 的值越大,表示去雾后图像与原始清晰图像在像素级别上的差异越小,噪声越少,图像质量通常越好。

#### 3.2.2 结构相似性

结构相似性 (Structural Similarity, SSIM) 不仅考虑了图像的亮度、对比度信息,还考虑了结构信息,因此能够更全面地反映图像质量。SSIM 定义为

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}, \quad (23)$$

式中:  $x, y$  为两个对比的图像;  $\mu_x, \mu_y$  分别为  $x, y$  的平均值;  $\sigma_x^2, \sigma_y^2$  分别为  $x, y$  的方差;  $\sigma_{xy}$  为  $x, y$  的协方差;  $c_1, c_2$  为 2 个常数。SSIM 值越大表明去雾后的图像在视觉结构、对比度和亮度方面与原始

清晰图像更为相似。

#### 3.2.3 信息熵

信息熵 (Information Entropy, IE) 用来评估图像的清晰度及信息量。熵值越大,表示图像越清晰,图像去雾效果越好。图像 IE 定义为

$$IE = - \sum_n^{i=1} p_i \lg p_i, \quad (24)$$

式中:  $p_i$  为某个灰度在该图像出现的概率。

#### 3.2.4 自然图像质量评估器

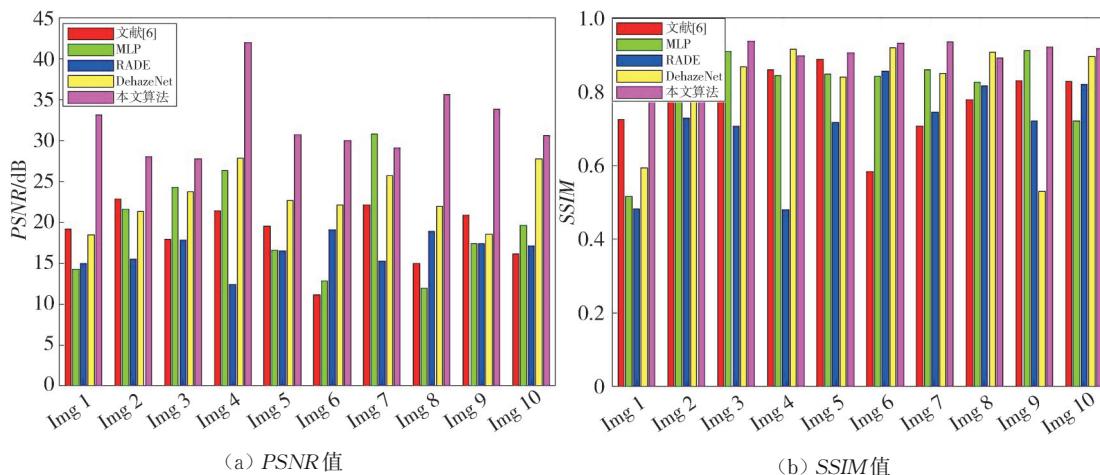
自然图像质量评估器 (Naturalness Image Quality Evaluator, NIQE) [20] 主要用于评估图像的自然性,其值越小,说明图像越自然。NIQE 的表达式为

$$NIQE = \sqrt{(v_1 - v_2)^T \left( \frac{\Sigma_1 + \Sigma_2}{2} \right)^{-1} (v_1 - v_2)}, \quad (25)$$

式中:  $v_1, v_2$  和  $\Sigma_1, \Sigma_2$  分别为自然图像的多元高斯模型和有雾图像的多元高斯模型的均值向量和协方差矩阵。

为了更深入地比较各去雾方法的性能,本文使用 PSNR、SSIM、IE 和 NIQE 作为评价标准。

图 7 为数据集 RESIDE 有雾图像去雾结果的 PSNR、SSIM、IE 和 NIQE 的对比结果。如图 7 所示,本文算法的 PSNR、SSIM、IE 绝大部分值都明显高于其他算法,说明所提超像素分割改进 DCP 算法有效解决了传统 DCP 算法估计大气光值的局限性问题。对于 NIQE,本文算法的 NIQE 仅在 Img3、Img8 上高于其他算法,在其他图像上都低于其余算法的 NIQE 值,图像恢复更自然。实验结果表明,本文算法能够生成高质量的无雾图像,降低了图像失真,同时保持了原图的细节和结构完整性,确保了视觉效果的自然与清晰。



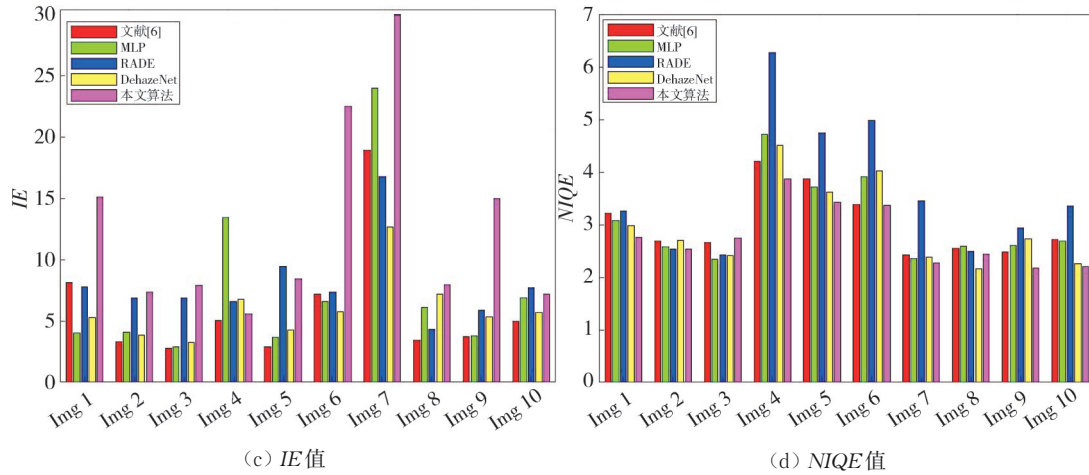


图7 各算法去雾结果图的指标比较

Fig. 7 Comparison of indicators of dehazing result graphs of each algorithm

表1、表2展示了RESIDE子集HSTS数据集中以及合成有雾图像数据集中对所有图像进行实验后的去雾图像PSNR、SSIM、IE和NIQE的平均值,并与文献[6]算法、MLP算法、RADE算法和DehazeNet算法进行了对比。由表可以发现,本文算法PSNR、SSIM、IE指标的平均值均高于其他算法,NIQE平均值低于其他算法,总体去雾效果较好,进一步验证了本文所提改进DCP算法的有效性。

表1 自然图像去雾指标均值比较

Tab. 1 Comparison of the mean values of the dehazing indicators of natural images

算法	PSNR/dB	SSIM	IE	NIQE
文献[6]	20.204 5	0.841 1	4.442 4	3.198 1
MLP算法	20.624 8	0.806 8	5.616 4	3.292 5
RADE算法	15.469 7	0.622 8	7.527 5	3.853 9
DehazeNet	22.835 8	0.840 8	4.697 6	3.157 5
本文算法	32.320 5	0.878 2	8.891 8	2.982 7

表2 合成图像去雾指标均值比较

Tab. 2 Comparison of the mean values of dehazing indicators in composite images

算法	PSNR/dB	SSIM	IE	NIQE
文献[6]	17.061 9	0.745 2	7.650 9	2.712 7
MLP算法	18.527 0	0.833 7	9.476 6	2.838 8
RADE算法	17.559 4	0.791 4	8.412 3	3.448 3
DehazeNet	23.251 6	0.835 1	7.323 6	2.714 9
本文算法	31.878 4	0.913 5	20.522 2	2.493 5

表3为对图6中合成图像使用不同去雾方法的客观指标比较。可以看出,本文算法的PSNR值仅在Img7比MLP算法低1.632 3 dB,SSIM值在Img8和Img10分别比DehazeNet算法低0.017 1和0.021,而在Img6、Img7和Img9上达到最高,这说明本文算法很好地保留了图像的细节

和结构信息。本文算法的IE值仅在Img10比RADE算法低0.522 3,说明本文算法图像恢复效果较好,图像信息较丰富。而在NIQE比较中仅Img8的值比DehazeNet算法高0.266 6,进一步说明本文算法得到去雾后的图像在视觉上更接近自然、高质量的图像,视觉效果更好。

表3 合成图像的去雾效果评估对比

Tab. 3 Evaluation and comparison of the dehazing effect of synthetic images

图像	算法	PSNR/dB	SSIM	IE	NIQE
Img6	文献[6]	11.133 8	0.583 9	7.213 0	3.383 8
	MLP算法	12.857 9	0.841 3	6.594 8	3.923 2
	RADE算法	19.077 4	0.856 3	7.361 5	4.982 5
	DehazeNet	22.138 8	0.919 8	5.729 0	4.026 3
	本文算法	30.029 0	0.932 3	22.515 8	3.376 1
Img7	文献[6]	22.152 1	0.706 8	18.921 2	2.428 6
	MLP算法	30.780 9	0.859 9	24.004 5	2.361 0
	RADE算法	15.258 2	0.745 1	16.807 4	3.458 8
	DehazeNet	25.739 2	0.850 1	12.651 4	2.380 5
	本文算法	29.148 6	0.936 2	29.965 0	2.274 5
Img8	文献[6]	15.023 3	0.778 6	3.434 5	2.550 9
	MLP算法	11.934 3	0.825 3	6.127 9	2.594 3
	RADE算法	18.911 5	0.815 8	4.305 4	2.495 1
	DehazeNet	22.005 6	0.908 0	7.207 9	2.169 2
	本文算法	35.683 6	0.890 9	7.977 8	2.435 8
Img9	文献[6]	20.880 9	0.829 1	3.724 2	2.483 2
	MLP算法	17.406 6	0.912 3	3.791 2	2.615 9
	RADE算法	17.379 8	0.720 2	5.890 6	2.950 2
	DehazeNet	18.608 1	0.530 8	5.320 8	2.740 8
	本文算法	33.887 5	0.921 3	14.978 2	2.171 8
Img10	文献[6]	16.119 4	0.827 6	4.961 4	2.717 0
	MLP算法	19.655 5	0.720 9	6.864 6	2.699 6
	RADE算法	17.170 0	0.819 8	7.696 6	3.354 8
	DehazeNet	27.766 1	0.916 7	5.708 8	2.257 8
	本文算法	30.643 3	0.895 7	7.174 3	2.209 3

## 4 结论

本文提出了一种基于超像素分割的DCP图像去雾算法。利用SLIC超像素算法进行分割得到

的超像素块来替代传统的固定区域处理,再对每个超像素块求大气光,通过分割来避免大面积明亮(白色)物体带来的影响,减少光晕效应,最后采用加权融合方法求取透射率。实验结果表明,对比于文献[6]、MLP、RADE 和 DehazeNet 算法,本文算法有效抑制了光晕效应,并且很好地恢复了细节信息,保留了大量图像信息,提高了图像的对比度。然而,当处理包含广阔天空区域的雾天图像时,本算法的性能有所下降。未来,我们将针对这一不足进行更深入的研究和探讨。

#### 参考文献:

- [1] GUO F, YANG J, LIU Z, et al. Haze removal for single image: a comprehensive review[J]. *Neurocomputing*, 2023, 537: 85-109.
- [2] 王宇航, 杨凯, 张景辉, 等. 一种水下偏振图像增强的融合算法[J]. *重庆理工大学学报(自然科学)*, 2024, 38(7): 127-132.  
WANG Yuhang, YANG Kai, ZHANG Jinghui, et al. A fusion algorithm for underwater polarization image enhancement[J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2024, 38(7): 127-132. (in Chinese)
- [3] CAI B, XU X, JIA K, et al. DehazeNet: an end-to-end system for single image haze removal[J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2016, 25(11): 5187-5198.
- [4] SALAZAR-COLORES S, CRUZ-ACEVES I. Single image dehazing using a multilayer perceptron[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2018, 27(4): 043022.
- [5] 王贺, 韩磊. 基于 Res2net 和金字塔池化的图像去雾算法[J]. *测试技术学报*, 2023, 37(5): 455-460.  
WANG He, HAN Lei. Image dehazing algorithm based on Res2net and pyramid pooling[J]. *Journal of Test and Measurement Technology*, 2023, 37(5): 455-460. (in Chinese)
- [6] HE K, SUN J, TANG X. Single image haze removal using dark channel prior[C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009: 1956-1963.
- [7] WANG J B, HE N, ZHANG L L, et al. Single image dehazing with a physical model and dark channel prior[J]. *Neurocomputing*, 2015, 149: 718-728.
- [8] ZHU Q, MAI J, SHAO L. A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior[J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2015, 24(11): 3522-3533.
- [9] DAI Q, FAN Z, SONG Q, et al. Polarization defogging method for color image based on automatic estimation of global parameters[J]. *Journal of Applied Optics*, 2018, 39(4): 58-63.
- [10] XU H, TAN Y B, LIU B W, et al. Image dehazing method based on superpixels and dark channel prior[J]. *Periodical of Ocean University of China*, 2020, 50(10): 118-124.
- [11] LI Z, ZHENG X, BHANU B, et al. Fast region-adaptive defogging and enhancement for outdoor images containing sky[C]//2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 2020: 8267-8274.
- [12] YAN W, CUI L. Image dehaze algorithm based on improved atmospheric scattering models[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 98971-98976.
- [13] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Vision and the atmosphere[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 48(3): 233-254.
- [14] JIANG Y, SUN C, ZHAO Y, et al. Image dehazing using adaptive bi-channel priors on superpixels[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2017, 165: 17-32.
- [15] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [16] YANG M, LI Z, LIU J. Super-pixel based single image haze removal[C]//2016 Chinese Control and Decision Conference(CCDC), 2016: 1965-1969.
- [17] LU Z, LONG B, LI K, et al. Effective guided image filtering for contrast enhancement[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2018, 25(10): 1585-1589.
- [18] HU K, ZENG Q, WANG J, et al. A method for defogging sea fog images by integrating dark channel prior with adaptive sky region segmentation[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12(8): 1255.
- [19] LI B, REN W, FU D, et al. Benchmarking single image dehazing and beyond[J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2018, 28(1): 492-505.
- [20] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a "completely blind" image quality analyzer[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3): 209-212.