

基于多尺度信息与HSV空间的图像去沙尘算法

侯丁博^{1,2}, 陈平^{1,2*}

(1. 中北大学 信息与通信工程学院, 山西 太原 030051;

2. 中北大学 智能探测技术与装备山西省重点实验室, 山西 太原 030051)

摘要: 在沙尘天气下, 室外拍摄的图像通常会出现模糊、色偏等, 严重影响了户外计算机视觉系统的性能。现有的沙尘图像增强算法在大面积天空区域常常出现颜色失真的问题。对此, 设计了一种基于多尺度信息和HSV(Hue, Saturation, Value)空间的图像去沙尘算法, 通过多尺度残差去沙尘模块去除沙尘, 利用HSV全局调整模块进一步调整图像色偏, 之后通过基于注意力机制的特征融合模块将两个模块的输出按照对应的权重进行融合, 恢复出高质量的图像。实验结果表明, 所提沙尘图像增强算法消除了图像中的色偏, 在主客观评价中都取得了较好的效果。

关键词: 图像去沙尘; 深度学习; HSV颜色空间; 注意力机制; 扩张残差卷积模块

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

doi: 10.62756/csjs.1671-7449.2025038

引用格式: 侯丁博, 陈平. 基于多尺度信息与HSV空间的图像去沙尘算法[J]. 测试技术学报, 2025, 39(3): 305-312.

HOU Dingbo, CHEN Ping. Image desanding algorithm based on multi-scale information and HSV space[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2025, 39(3): 305-312.

Image Desanding Algorithm Based on Multi-Scale Information and HSV Space

HOU Dingbo^{1,2}, CHEN Ping^{1,2*}

(1. School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Shanxi Key Laboratory of Intelligent Detection Technology & Equipment, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In sandstorm weather, outdoor images often appear blurry, with color cast, etc., which seriously affects the performance of outdoor computer vision systems. The current sand and dust image enhancement algorithms often suffer from color distortion in large areas of the sky. A multi-scale information and HSV (Hue, Saturation, Value) space-based image denoising algorithm was designed for this purpose. The multi-scale residual denoising module was used to remove sand and dust, and the HSV global adjustment module was used to further adjust the image color cast. Then, an attention mechanism-based feature fusion module was used to fuse the outputs of the two modules according to their corresponding weights, restoring high-quality images. The experimental results show that the proposed sand and dust image enhancement algorithm eliminates color cast in the image and achieves good results in both subjective and objective evaluations.

收稿日期: 2024-08-25

基金项目: 国家重点研发计划(2023YFE0205800); 国家自然科学基金联合基金资助项目(U23A20285); 山西省重点研发计划(202302150401011); 国家自然科学基金面上项目(62471442); 中央引导地方科技发展项目(YDZJSX2024D037); 国家自然科学基金-青年基金资助项目(62301507); 山西省基础研究计划(自由探索类)资助项目(202303021222094)

作者简介: 侯丁博(2001-), 男, 硕士生, 主要从事计算机视觉技术研究。E-mail: 2630072910@qq.com。

* **通信作者:** 陈平(1983-), 男, 教授, 博士, 主要从事信号与信息处理、图像处理与重建等研究。E-mail: pc0912@163.com。

Key words: image desanding; deep learning; HSV color space; attention mechanism; expansion residual convolution module

0 引言

图像去沙尘是计算机视觉领域的重要任务之一。在沙尘天气中,由于空气中的灰尘颗粒对光线的散射和吸收,使得成像设备拍摄的图像往往存在图像模糊、对比度下降、颜色失真等问题,严重影响了图像的质量和应用价值。现有的图像去沙尘算法主要可以分为基于传统方法的图像增强算法和基于深度学习的图像去沙尘算法。

基于传统方法的沙尘图像增强算法一般是通过直方图均衡化、对比度拉伸、提升亮度等方式处理沙尘图像。例如,牛宏侠等^[1]使用自适应饱和度和补偿并改进双伽马校正提升图像对比度。Xiang等^[2]将亮度空间分为亮暗两区,通过对比度受限的自适应直方图均衡化和非线性变换进行增强,使图像亮度更加均匀。上述方法虽然可以一定程度改善图像主观质量,但此类算法仅适用于特定退化场景,且处理后图像局部区域仍出现模糊。

近年来,深度学习在图像处理研究领域应用广泛^[3-4],但由于配对的沙尘图像难以获取,限制了深度学习在图像去沙尘方面的应用。对此,研究学者们探索了新的方法,例如,Zhang等^[5]提出结构化标签转移矩阵网络,通过对抗学习平衡实例特征和人类认知先验信息,有效地估计标签转移矩阵,建立起图像特征与清晰图像之间的转换关系。

无监督学习可以从大量未标记的数据中发现隐藏的机构和模式,使用未标注的数据进行训练。Ding等^[6]提出了一种无监督统一图像去雾和去噪网络,将先验信息嵌入无监督对抗生成网络,有效抑制深度相关的噪声传播和潜在误差传播,之后结合区域相似性的融合策略,生成高质量的清晰图像。Liang等^[7]提出了一种结合颜色校正和无监督学习网络的沙尘图像增强方法,通过无监督学习重构清晰图像,解决了沙尘暴图像缺乏配对和清晰对应图像的问题。Ding等^[8]基于改进的CycleGAN架构,利用自适应编解码模块实现模型的自适应拟合,并输出修复后的图像。上述方法对于轻度沙尘图像可得到较好的结果,但是对于严重退化的沙尘图像效果不佳。

石争浩等^[9]提出一种基于物理光学成像模型的沙尘图像生成方法,并构建了沙尘图像合成数据集,但由于未考虑图像深度信息,导致合成的图像整体缺乏层次感。丁元等^[10]结合迁移学习构建了多分支修复网络,采用大规模低分辨率合成数据集进行参数预训练,然后,在小规模高分辨合成数据集上进行训练和测试^[1],但是这导致了对真实沙尘图像的处理结果较差。丁伯圣等^[11]利用卷积神经网络提取派生图像特征,并进行融合和图像重建,最终恢复清晰图像。

尽管目前已有众多图像处理技术用于沙尘图像的修复和增强,但大多数方法在天空区域的处理效果不佳,通常出现严重的颜色失真和光晕现象。为此,本文提出了一种端到端的卷积神经网络图像去沙尘算法。通过实验验证,本文方法不仅较好地校正了沙尘图像的色偏,而且对于天空区域的处理结果无颜色失真,可以得到细节清晰的无沙尘图像。

本文的主要贡献如下:1)提出一种结合两种颜色空间的多尺度卷积神经去沙尘网络;2)提出一种用于沙尘图像细节恢复和去除沙尘的多尺度残差模块;3)提出一种用于沙尘图像颜色校正的HSV(Hue, Saturation, Value)全局调整模块;4)构建了大规模的不同浓度不同色彩的合成沙尘图像数据集。

1 本文方法

针对现有沙尘图像增强算法忽略图像的多尺度特征,并且在沙尘图像天空区域的处理结果存在颜色失真等问题,本文提出一种基于多尺度信息与HSV空间的图像去沙尘算法。网络的整体结构如图1所示,主要由浅层特征提取模块、多尺度残差去沙尘模块、HSV全局调整模块以及基于注意力机制的特征融合模块组成。

首先,用3个卷积层提取图像的浅层特征;然后,引入扩张卷积提取图像多尺度特征,将上一模块的输出转到HSV颜色空间中,用全连接层回归得到4条分段线性曲线来更好地调整图像色调、饱和度和亮度属性;之后,采用特征融合模块,通过2个分支分别关注图像的局部特征和全局特征,为多尺度残差去沙尘模块和HSV全局调整模块的处理结果分配不

同的权重;最后,将其与对应的模块处理结果相乘后逐像素相加,得到最终的去沙尘图像。

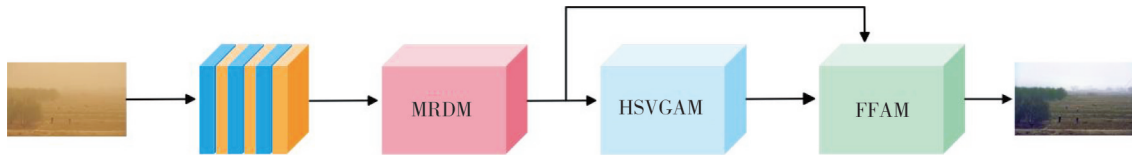


图 1 网络整体结构

Fig. 1 Overall network structure

1.1 浅层特征提取模块

浅层特征提取模块采用3个卷积核为3×3的卷积层,激活函数均为LReLU,此模块可表示为

$F_M = \ell(\text{Conv}(\ell(\text{Conv}(\ell(\text{Conv}(I(x))))))$, (1)
 式中: $I(x)$ 为输入的沙尘图像; Conv 为卷积操作; ℓ 为带泄露的修正线性单元(Leaky Rectified Linear Unit, LeakyReLU)激活函数; F_M 为浅层特征提取块输出的特征图。通过此模块初步提取出图像的浅层特征,如颜色、边缘等。

1.2 多尺度残差去沙尘模块

针对沙尘图像中细节遮挡问题,设计了一个多尺度残差去沙尘模块,利用图像在不同尺度上的信息,增强沙尘图像的清晰度。该模块由6个扩张残差卷积模块(Expansion Residual Convolution Module, ERCN)组成。在ERCN模块中扩张卷积层的扩张率设置为锯齿状结构,其中,小扩张率的扩张卷积有助于捕捉沙尘颗粒的局部细节以及边缘信息,而大扩张率的扩张卷积能获得更大的感受野,更好地捕捉图像上下文信息,二者结合从而增强图像清晰度,同时,引入残差连接来避免网络加深导致的梯度爆炸问题。在多尺度残差去沙尘模块的最后一层使用逻辑函数sigmoid作为激活函数,其目的是使输出限制在 $[0,1]$,模块具体结构如图2所示。

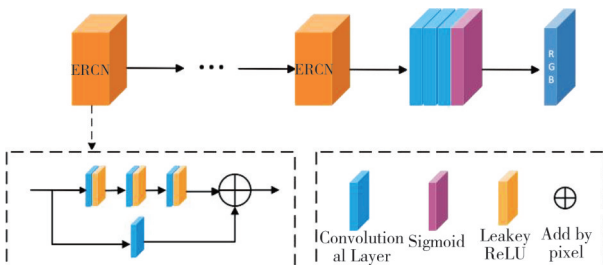


图 2 多尺度残差去沙尘模块

Fig. 2 Structure of the multiscale residual desanding module

1.3 HSV 全局调整模块

现有的沙尘图像增强算法往往存在图像整体饱

和度不足、对比度偏低等问题。HSV全局调整模块接受来自多尺度残差去沙尘模块的输出,通过可微分的变换将图像从RGB颜色空间转换到HSV颜色空间,作为HSV全局调整模块的输入,如图3所示。可微分的变换确保颜色空间转换函数具备连续可导性,在神经网络训练过程的反向传播阶段,使损失函数的梯度能有效传播并通过优化算法更新模型的参数,确保网络训练正常进行。

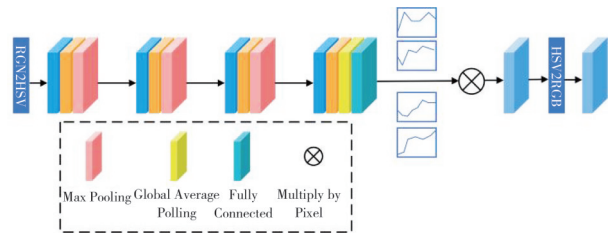


图 3 HSV 全局调整模块结构

Fig. 3 HSV global adjustment module structure

通过全连接层回归得到分段线性曲线的节点,该曲线根据式(2)缩放像素值来调整预测图像。

$$M(\hat{I}_i^j) = k_0 + \sum_{n=0}^{N-1} (k_{n+1} - k_n) \delta(N\hat{I}_i^j - n),$$

$$\delta(x) = \begin{cases} 0 & x < 0, \\ x & 0 \leq x \leq 1, \\ 1 & x > 1, \end{cases} \quad (2)$$

式中: N 为预测的节点数量; \hat{I}_i^j 为第 i 个图像第 l 个通道的第 j 个像素的预测值; k_n 为节点 n 的值。在HSV全局调整模块中通过式(2)得到4条分段线性曲线输出对应的比例因子,这4条分段线性曲线分别是基于亮度通道调节亮度,基于饱和度通道调节饱和度,基于色调通道调节饱和度并细化颜色,之后,将像素值乘以对应曲线指示的比例因子来调整和细化图像属性,最后,将处理好的结果经过可微分的变换从HSV颜色空间转换回RGB颜色空间。

1.4 特征融合模块

为了更好地融和多尺度残差去沙尘模块和HSV全局调整模块的输出,引入基于注意力机制

的特征融合模块,使网络关注重要的特征,如图4所示。

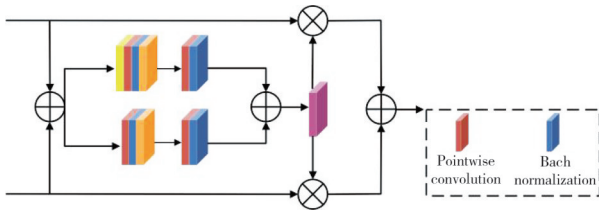


图4 特征融合模块结构

Fig. 4 Feature fusion module architecture

此模块将2个模块的输出逐像素相加,之后使用尺度不同的2个分支来提取通道注意力权重,其中一个分支使用全局平均池化来提取全局特征的通道注意力,另一个分支则直接使用逐点卷积提取局部特征的通道注意力。局部特征的通道注意力计算公式可以表示为

$$L(F(x)) =$$

$$B\left(PWConv_2\left(\ell\left(B\left(PWConv_1(F(x))\right)\right)\right)\right), \quad (3)$$

式中: $PWConv_i$ 为逐点卷积; B 为批量归一操作; $F(x)$ 为2个模块融合后的图像。全局特征的通道注意力 $G(F(x))$ 先对输入的 x 进行全局平均池化操作,再进行与 $L(F(x))$ 相同的计算,最后将2个分支的输出结合到一起经过 sigmoid 函数对2个模块的输出做加权平均得到最终的预测图像。

1.5 损失函数

1) Smooth L1 损失可以有效改善预测图像细节丢失的问题,其损失函数可以表示为

$$Smooth_{L1} = \begin{cases} 0.5z^2 & |z| < 1, \\ |z| - 0.5 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (4)$$

$$z = f(x) - y,$$

式中: z 为预测值和真实值之间的差异; $f(x)$ 为模型的预测输出; y 为标签值。

2) HSV 图像分为3个通道: 色调 $H_i \in [0, 2\pi)$, 饱和度 $S_i \in [0, 1]$, 亮度 $V_i \in [0, 1]$, 在 HSV 颜色空间中计算 HSV 损失

$$L_{hsv}^i = \|\hat{S}_i \hat{V}_i \cos(\hat{H}_i) - S_i V_i \cos(H_i)\|_1 + \|\hat{S}_i \hat{V}_i \sin(\hat{H}_i) - S_i V_i \sin(H_i)\|_1, \quad (5)$$

式中: $\|\cdot\|_1$ 表示 1 范数, 即向量元素的绝对值之和。相比于 RGB 颜色空间, HSV 可以更好地调节预测图像的颜色。

3) SSIM 损失调整预测图像的结构和纹理相

似性, 使用从 RGB 图像转换的灰度图像, 公式为

$$SSIM = \frac{2\mu_I(x)\mu_T(x) + c_1}{\mu_I^2(x) + \mu_T^2(x) + c_1} \cdot \frac{2\sigma_{IT}(x) + c_2}{\sigma_I^2(x) + \sigma_T^2(x) + c_2}, \quad (6)$$

式中: $\mu_I(x)$ 和 $\sigma_I(x)$ 为预测图像的均值和方差; $\mu_T(x)$ 和 $\sigma_T(x)$ 为真实图像的均值和方差; $\sigma_{IT}(x)$ 为协方差; c_1 和 c_2 分别取 0.02 和 0.03。由此可得出 SSIM 损失

$$L_{SSIM} = 1 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N SSIM(x_i). \quad (7)$$

4) 为了缩小预测图像与真实图像的感知特征之间的差异, 选择预训练的 VGG16 网络的感知损失, 其损失函数可以表示为

$$L_j^\phi = \frac{1}{C_j H_j W_j} \sum_{i=1}^N \|\phi_j(\hat{I}_i) - \phi_j(I_j)\|, \quad (8)$$

式中: $\phi_j(\cdot)$ 为输入图像到第 j 层网络输出特征的映射; N 为训练过程中每个批次的数量; C_j , H_j 和 W_j 分别表示第 j 层特征图的通道数、高度和宽度。

5) 总损失函数的表达式为

$$L_{total} = \lambda_1 Smooth_{L1} + \lambda_2 L_{hsv} + \lambda_3 L_{SSIM} + \lambda_4 L_j^\phi, \quad (9)$$

式中: λ_1 , λ_2 , λ_3 和 λ_4 为各个损失函数的权重参数, 取值分别为 1、1、1 和 0.25。

2 实验结果及分析

2.1 数据集的构建

由于缺乏匹配的真实沙尘图像数据集, 因此, 从 cityscapes、place365 等数据集中筛选了 10 000 张清晰图像作为基准数据进行处理, 得到合成沙尘图像数据集。现有的图像去沙尘算法均采用大气散射模型作为沙尘成像的物理模型, 但是, Si 等^[12]认为在沙尘天气下, 沙尘颗粒的半径远大于霾和雾, 因此, 提出一种新的沙尘成像物理模型, 其表达式为

$$I(x) = [J(x) - A']t(x) + A, \quad (10)$$

$$t(x) = e^{-\beta d(x)}, \quad (11)$$

式中: $I(x)$ 为沙尘图像; $J(x)$ 为清晰图像; A 为沙尘图像的全局颜色退化光值; A' 为 A 的互补色; $t(x)$ 为清晰场景的透射图; β 为沙尘的衰减系数, 代表图像的沙尘密度; $d(x)$ 为图像的景深信息。

通过实验, 选择 10 种接近沙尘图像颜色的 A 值, 同时从均匀分布区间 $[0.8, 1.2]$ 随机选择 β 来改变沙尘浓度, 采用 Bhat 等^[13]的方法来估计图像的景深信息 $d(x)$, 最后根据式(10)合成沙尘图像 $I(x)$ 。

2.2 训练细节

本文将生成的 10 000 张图像按照 9:1 划分为训练集和测试集,并通过随机旋转 90°、180°、270° 和水平翻转来增强训练数据集。使用 Adam 作为优化算法,其中 β_1 和 β_2 分别取 0.9 和 0.999,初始学习率为 1×10^{-4} ,总批次量为 1×10^6 ,每个批次包含 8 个训练图像,采用余弦衰减策略调整学习率。算法采用 pytorch 库实现,运行平台为 Nvidia RTX 2070 GPU。

2.3 合成沙尘图像数据集实验结果

为了验证本文方法的有效性,选择了 8 种算法进行定性和定量的比较。对比方法分别是 4 种传统去沙尘算法:文献[14],文献[15],彩色图像去雾校正(Color Image Dehazing Correct, CIDC)^[16],ROP+^[17];4 种基于深度学习的去沙尘算法:增强型条件生成对抗图像转换去雾网络(Enhanced PixZpix

Dehazing Network, EPDN)^[18], Refined^[19], TOENet^[20], AoSRNet^[21]。

图 5 展示了本文方法与对比算法在合成沙尘图像测试集上的定性比较结果。可以看出,由于沙尘图像特征参数相较于有雾图像更复杂,文献[14]方法对于沙尘图像的去尘效果不佳;CIDC 可以去除部分沙尘;ROP+ 能去除大部分沙尘,使图像的清晰度有所提升;EPDN 算法去除了大部分沙尘,上述对比方法都存在严重的颜色失真。文献[15]方法恢复了图像的颜色,但是产生了过度曝光;Refined 算法较好地去除了图像中的沙尘,但是出现了类似于雾霾图像的白色噪声;TOENet 的处理结果整体存在轻微的偏黄现象;AoSRNet 的处理结果清晰度较高,但是图像颜色过于鲜艳,整体色调偏黄,并且上述所有对比方法在天空区域都会存在颜色失真的问题。本文方法与其他方法相比能够在保留图像细节的同时较好地恢复图像的颜色,并改善了图像在天空区域的色偏问题。

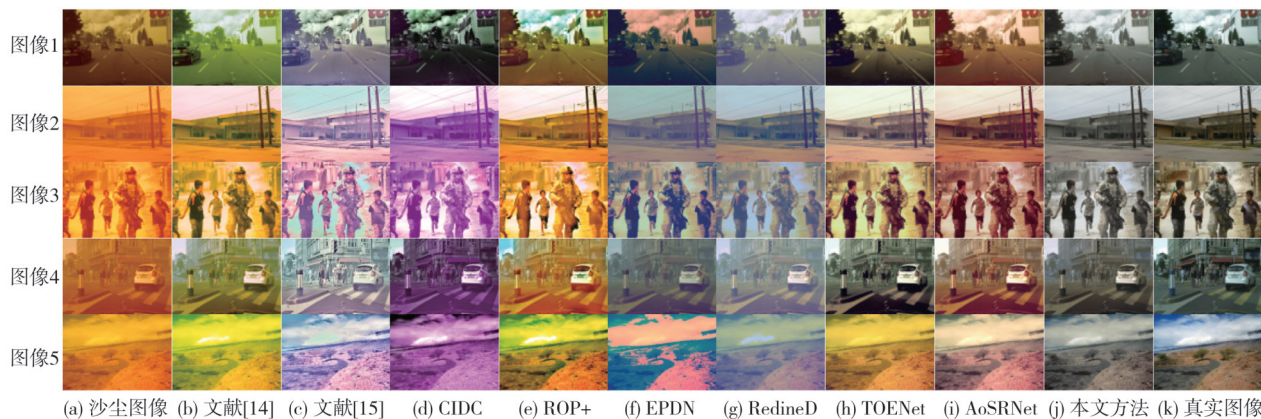


图 5 本文方法与对比算法在合成沙尘图像测试集上的定性比较

Fig. 5 Qualitative comparison between ours and the comparative algorithm on synthetic sand dust image test set

表 1 为本文方法与对比方法在合成沙尘图像测试集的定量比较结果。

表 1 不同方法在合成沙尘图像测试集上的定量比较

Tab. 1 Quantitative comparison of different methods on synthetic sand dust image test sets

方法	PSNR/dB	SSIM
文献[14]	15.653 1	0.600 4
文献[15]	13.262 0	0.536 7
CIDC	16.917 6	0.709 0
ROP+	17.319 8	0.727 6
EPDN	17.321 8	0.712 4
RefinedD	18.718 4	0.748 1
TOENet	19.025 7	0.792 0
AoSRNet	20.209 3	0.851 9
本文方法	20.425 9	0.827 4

本文采用 2 个全参考图像质量评价指标:峰信噪比(Peak Signal-Noise Ratio, PSNR)和结

构相似性(Structural Similarity, SSIM)对合成沙尘图像的处理结果进行了定量对比,一般 PSNR 和 SSIM 的值越高,意味着图像去沙尘效果越好。由表 1 可以看出本文方法在平均 PSNR 上取得了最优结果,在平均 SSIM 的比较中排第二,仅次于 AoSRNet。

2.4 真实沙尘图像数据集实验结果

为了验证本文方法的泛化能力,搜集了 50 张真实沙尘图像进行测试,在综合对比方法与合成沙尘测试集的定性和定量结果后,分别在传统算法和基于深度学习算法中各选出最佳的 2 种方法,分别是文献[14],ROP+,TOENet,AoSRNet 进行比较。

图6展示了本文方法与上述4种方法在真实图像上的定性比较。可以看到,文献[14]方法对沙尘去除效果较差,图像整体色彩偏黄;ROP+算法去除了部分色偏,图像整体亮度较高,但在天空区域出现

了光晕;TOENet和AoSRNet对沙尘有一定程度的去除,提高了图像清晰度,但是图像整体色彩偏黄;本文方法可以较好地修复沙尘图像色彩,在天空区域也未出现颜色失真,视觉效果较好。



图6 本文方法与所选的4种方法在真实图像上的比较

Fig. 6 Comparison of ours with the four selected methods on real images

表2为本文方法与这4种方法的定量比较结果,由于真实沙尘图像对应的清晰图像难以获取,因此,选择无参考图像质量评价指标:自然图像质量评价(Natural Image Quality Evaluator, NIQE),基于无参考图像质量评价(Perceptual Image Quality Evaluation, PIQE)以及无参考图像空间质量评价(Blind Referenceless Image Spatial Quality Evaluator, BRISQUE)来测试真实图像的质量,这三者数值越小代表图像质量越好。从表2可以看出,本文方法在平均NIQE、PIQE的比较中均取得了最好的结果。

表2 不同方法在真实图像上的定量比较

Tab. 2 Quantitative comparison of different methods on real images

方法	NIQE	PIQE	BRISQUE
文献[14]	5.610 3	43.456 3	36.686 3
ROP+	4.581 7	41.762 4	31.422 6
TOENet	4.529 7	38.038 1	30.765 6
AoSRNet	4.487 4	36.825 7	28.944 3
本文方法	4.370 8	36.740 1	29.809 1

2.5 消融实验

本文的消融实验主要分析多尺度残差去沙尘模块中扩张残差卷积块的数量 T 对网络性能的影响

以及联合损失函数中每个损失函数的参数取值对网络性能的影响。

1) 首先,分析多尺度残差去沙尘模块中扩张残差卷积块的数量 T 对网络性能的影响。将 T 从1开始逐步增加,保持网络其他设置不变。从表3可以看出,当 T 取1~6时,平均PSNR和平均SSIM的值都在提升,但是当 $T=7$ 时,两者的值都略有下降,因此取 T 为6比较合适。

表3 不同数量扩张残差卷积块的定量比较

Tab. 3 Quantitative comparison of residual convolution blocks with different numbers of expansions

T	PSNR/dB	SSIM
1	14.051 9	0.569 1
2	16.823 0	0.668 1
3	19.491 4	0.749 1
4	20.196 5	0.790 1
5	20.391 8	0.810 6
6	20.425 9	0.827 4
7	20.410 1	0.821 2

2) 表4给出了在训练网络时,不同损失函数的参数取值对测试集的定量评估, $\lambda_{(\text{smooth}_{L_1,L_1,\text{HSV},L_1}, \text{SSIM},L,G)}$ 分别表示4个损失函数前面的参数。

通过表4可以看出,当感知损失函数的参数取0.25时,会产生更好的结果。在此基础上,增

大其余 3 个损失的参数虽然一定程度上会增加 SSIM 值,但是同时也降低了 PSNR 值,减小其余 3 个损失函数的参数会降低 PSNR 和 SSIM 两者的值。综上,最后选择 $\lambda_{(1,1,1,0.25)}$ 的参数设置作为最终方案。

表 4 不同损失函数参数的定量比较

Tab. 4 Quantitative comparison of different loss function parameters

参数	PSNR/dB	SSIM
$\lambda_{(1,1,1,0.1)}$	19.051 9	0.761 2
$\lambda_{(1,1,1,0.25)}$	20.425 9	0.827 4
$\lambda_{(1,1,1,1)}$	19.601 4	0.780 0
$\lambda_{(10,10,10,0.25)}$	19.896 5	0.840 1
$\lambda_{(0.1,0.1,0.1,0.25)}$	16.507 2	0.590 9

3 结 论

本文提出一种基于多尺度信息与 HSV 空间的图像去沙尘算法,解决了现有算法在大面积天空区域出现颜色失真的问题。实验结果表明,所提方法在定性和定量评价指标的比较中均获得了较优的结果。尽管本文成功构建了一个大规模的合成沙尘图像数据集用于网络训练,但这些合成图像与实际环境中的沙尘图像之间仍存在一定的差异,导致算法在处理真实世界中的沙尘图像时性能有所下降。因此,在未来的研究工作考虑如何利用半监督或无监督模型用于图像去沙尘任务,进一步提升模型的泛化能力。

参考文献:

[1] 牛宏侠,王春智,梁乐观,等. 基于改进暗通道先验的沙尘图像清晰化算法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2023, 61(6): 1407-1418.
 NIU Hongxia, WANG Chunzhi, LIANG Leguan, et al. Sand dust image clarity algorithm based on improved dark channel prior[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2023, 61(6): 1407-1418. (in Chinese)

[2] XIANG P, CHEN C, LIU G, et al. Image enhancement of degraded sand-dust images based on channel compensation and brightness partitioning [C]//2023 2nd International Conference on Robotics, Artificial Intelligence and Intelligent Control (RAIIC), 2023: 288-293.

[3] 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)

[4] 陈万强,陆永华,朱赞,等. 基于深度学习图像配准的燃调表面缺陷检测算法[J]. 测试技术学报, 2024, 38(6): 586-592.
 CHEN Wanqiang, LU Yonghua, ZHU Yun, et al. Research on surface defect detection algorithm of fuel pump regulator based on deep learning image registration [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2024, 38(6): 586-592. (in Chinese)

[5] ZHANG R, CAO Z, YANG S, et al. Cognition-driven structural prior for instance-dependent label transition matrix estimation [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2025, 36(2): 3730-3743.

[6] DING B, ZHANG R, XU L, et al. U2D2Net: unsupervised unified image dehazing and denoising network for single hazy image enhancement[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2023, 26: 202-217.

[7] LIANG P, DONG P, WANG F, et al. Learning to remove sandstorm for image enhancement [J]. The Visual Computer, 2023, 39(5): 1829-1852.

[8] DING Y, WU K. USIR-Net: sand-dust image restoration based on unsupervised learning [J]. Machine Vision and Applications, 2024, 35(3): 45.

[9] 石争浩,刘春月,任文琦,等. 沙尘图像色彩恢复及增强卷积神经网络[J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(5): 1493-1508.
 SHI Zhenghao, LIU Chunyue, REN Wenqi, et al. Convolutional neural networks for sand dust image color restoration and visibility enhancement [J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(5): 1493-1508. (in Chinese)

[10] 丁元,邬开俊. 多分支修复网络的沙尘降质图像增强算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(24): 227-237.
 DING Yuan, WU Kaijun. Sand dust degradation images enhancement algorithm via multi-branch restoration network[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(24): 227-237. (in Chinese)

[11] 丁伯圣,张睿恒,徐立新,等. 基于灰度补偿和特征融合的沙尘图像修复方法[J]. 兵工学报, 2023, 44(10): 3115-3126.
 DING Bosheng, ZHANG Ruiheng, XU Lixin, et al. Sand-dust image restoration using gray compensation and feature fusion[J]. Acta Armamentarii, 2023, 44(10): 3115-3126. (in Chinese)

- [12] SI Y, YANG F, GUO Y, et al. A comprehensive benchmark analysis for sand dust image reconstruction [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2022, 89: 103638.
- [13] BHAT S F, BIRKL R, WOFK D, et al. ZoeDepth: zero-shot transfer by combining relative and metric depth [EB/OL]. *Computer Science*, 2023. arXiv: 2302.12288. <https://arxiv.org/abs/2302.12288>.
- [14] 李策, 刘昊, 陈晓雷, 等. 基于多感知特征计算的沙尘图像增强算法[J]. *兰州理工大学学报*, 2018, 44(4): 90-95.
LI Ce, LIU Hao, CHEN Xiaolei, et al. Enhancement algorithm of dust image based on multi-perceptual feature calculation [J]. *Journal of Lanzhou University of Technology*, 2018, 44(4): 90-95. (in Chinese)
- [15] SHI Z, FENG Y, ZHAO M, et al. Let you see in sand dust weather: a method based on halo-reduced dark channel prior dehazing for sand-dust image enhancement [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 116722-116733.
- [16] KANTI DHARA S, ROY M, SEN D, et al. Color cast dependent image dehazing *via* adaptive airlight refinement and non-linear color balancing [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2021, 31(5): 2076-2081.
- [17] LIU J, LIU R W, SUN J, et al. Rank-one prior: real-time scene recovery [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, 45(7): 8845-8860.
- [18] QU Y, CHEN Y, HUANG J, et al. Enhanced Pix2pix dehazing network[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019: 8152-8160.
- [19] ZHAO S, ZHANG L, SHEN Y, et al. RefineDNet: a weakly supervised refinement framework for single image dehazing [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2021, 30: 3391-3404.
- [20] GAO Y, XU W, LU Y. Let you see in haze and sand-storm: two-in-one low-visibility enhancement network [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 5023712.
- [21] LU Y, YANG D, GAO Y, et al. AoSRNet: all-in-one scene recovery networks *via* multi-knowledge integration [EB/OL]. *Computer Science*, 2024. arXiv: 2402.03738. <https://arxiv.org/abs/2402.03738v1>.