

中图法分类号: T391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2025)01-0083-12

论文引用格式: Liu C X, Hu P J, Li S C, Wang C H and Ling Y. 2025. Decoupled triple-stage enhancement network for non-homogeneous image dehazing. Journal of Image and Graphics, 30(01):0083-0094(刘春晓, 胡鹏靖, 厉世昌, 王成骅, 凌云. 2025. 面向非均质图像去雾的解耦合三阶段增强网络. 中国图象图形学报, 30(01):0083-0094)[DOI:10.11834/jig.240069]

面向非均质图像去雾的解耦合三阶段增强网络

刘春晓*, 胡鹏靖, 厉世昌, 王成骅, 凌云

浙江工商大学计算机科学与技术学院, 杭州 310018

摘要: 目的 在雾霾环境下拍摄的图像通常具有结构对比度较低、细节信息模糊和颜色饱和度失真等特点。虽然目前的去雾算法已经能较好地处理均质雾霾图像,但是对于非均质雾霾图像的去雾能力仍较差。为此,提出了一种面向非均质雾霾图像去雾的解耦合三阶段增强网络。方法 通过颜色空间变换将输入图像解耦为亮度、饱和度和色度3个通道之后,该算法首先通过对比度增强模块增强亮度图的对比度,使去雾结果具有更清晰的结构和细节信息;然后,通过饱和度增强模块增强图像的饱和度,使去雾结果具有更鲜艳的颜色;最后,使用颜色校正增强模块对总体颜色进行微调,使去雾结果更符合人眼视觉感知。特别地,在饱和度增强模块中设计了一个雾霾密度编码矩阵,通过计算亮度图在对比度增强前后的梯度差异,估计出雾霾图像的雾霾密度信息,为饱和度增强模块提供指导,以保证饱和度恢复的准确性。结果 在3个数据集上与14种方法进行了对比实验,本文方法在NHD(non-homogeneous dataset)数据集上得到了最优结果,相比于性能第2的模型,平均峰值信噪比提升了8.5 dB,平均结构相似性提升了0.12;在Real-World数据集中,本文方法的感知雾密度预测值为0.47,雾密度估计值为0.21,均处于前列;在SOTS(synthetic object testing set)数据集中,本文方法的平均峰值信噪比为16.52 dB,平均结构相似性为0.80,在人眼感知效果方面不输于已有方法。结论 本文所提方法对于非均质雾霾图像具有优秀的处理能力,可以有效地去除图像的雾霾并还原出雾霾图像的真实细节信息和颜色。

关键词: 深度学习;非均质图像去雾;饱和度增强;对比度增强;三阶段增强;雾霾密度编码矩阵

Decoupled triple-stage enhancement network for non-homogeneous image dehazing

Liu Chunxiao*, Hu Pengjing, Li Shichang, Wang Chenghua, Ling Yun

School of Computer Science and Technology, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China

Abstract: Objective The absorption or scattering effect of microscopic particles in the atmosphere, such as aerosols, soot, and haze, will reduce image contrast, blur image details, and cause color distortion. These problems can decrease the accuracy of subsequent advanced computer vision tasks, such as object detection and image segmentation. Therefore, image dehazing has attracted increasing attention, and various image dehazing methods have been proposed. The ultimate

收稿日期: 2024-01-31;修回日期: 2024-05-21;预印本日期: 2024-06-03

* 通信作者: 刘春晓 cxliu@mail.zjgsu.edu.cn

基金项目: 浙江省自然科学基金项目(LY24F020004, LZ23F020004);浙江省重点研发计划项目(2023C01039);浙江工商大学“数字+”学科建设项目(SZJ2022B016);浙江省大学生科技创新活动计划暨新苗人才计划项目(2023R408035, 2024R408B080)

Supported by: Zhejiang Provincial Natural Science Foundation, China (LY24F020004, LZ23F020004); Key R&D Program of Zhejiang Province, China (2023C01039); Zhejiang Gongshang University “Digital+” Disciplinary Construction Management Project (SZJ2022B016); Zhejiang University Students Science and Technology Innovation Activity Plan and New Talent Plan (2023R408035, 2024R408B080)

goal of image dehazing is to recover a haze-free image from the input hazy image. At present, existing image dehazing algorithms can be divided into two categories: traditional dehazing algorithms based on image prior and image dehazing algorithms based on deep learning. The image priori-based dehazing algorithm uses the prior information and empirical rules of the image itself to estimate the transmittance map and atmospheric light value, and it utilizes the atmospheric scattering model to realize the image dehazing process. This approach can improve the contrast of the image to a certain extent but easily leads to excessive enhancement or color distortions in the dehazed results. Driven by a large amount of image data, the image dehazing algorithm based on deep learning can flexibly learn the mapping from hazy image to haze-free images by directly constructing an efficient convolutional neural network and obtain dehazed effects with better generalization performance and human visual perception. However, because of domain differences, the image dehazing algorithm trained on the synthesized homogeneous haze dataset usually has difficulty achieving satisfactory results on heterogeneous hazy images in the real world. **Method** Haze will reduce the contrast of the image and make it look blurry. Thus, we train the network (i. e., the contrast enhancement module) with the brightness map of the hazy image and the brightness map corresponding to the clear image as the training image pairs, which effectively enhances the contrast of the brightness map and obtains the brightness enhancement map with a clear image structure and details. Furthermore, we calculate the gradient differences of the brightness maps before and after the contrast enhancement process and estimate the haze density information in the hazy images to guide saturation enhancement of the hazy images. Therefore, we propose an end-to-end decoupled triple-stage enhancement network for the heterogeneous haze dehazing task, which decouples the input hazy image with color space conversion into three channels, i. e., brightness, saturation, hues. Our algorithm first enhances the contrast of the brightness map through the contrast enhancement module so that the dehazed result holds clear structure and detail information. Then, it enhances the saturation channel of the image through the saturation enhancement module so that the dehazed result takes on a more vivid color. Finally, the color correction and enhancement module is used to fine-tune the overall color of the image so that the final dehazed result will be more in line with human visual perception. In particular, we design a haze density coding matrix in the saturation enhancement module and estimate the haze density information of the hazy image by calculating the gradient differences of the brightness maps before and after the contrast enhancement process. This step will provide guidance for the saturation enhancement module to ensure the accuracy of saturation recovery. The U-Net network structure exhibits superior performance in image enhancement tasks. Thus, we choose U-Net as the backbone network of our contrast and saturation enhancement modules and obtain multi-scale information of images through the encoder and decoder structure for better dehazing results. For the color correction and enhancement module, we only need to fine-tune the previously enhanced image results, which is why we only use a simple network with convolutional layers and skip connections to prevent the loss of image information with upsampling and downsampling operations. **Result** Compared with the second best-performing model in performance, the average peak signal-to-noise ratio is increased by 8.5 dB and the average structural similarity is increased by 0.12. Our perceived fog density prediction value is 0.47 and the estimated haze density is 0.21 in the real-world dataset, both of which rank first. In the SOTS dataset, our average peak signal-to-noise ratio is 16.52 dB and the average structural similarity is 0.80, which are comparable to the existing algorithms in terms of human visual perception. **Conclusion** Through a series of subjective and objective experimental comparisons, the experimental results show that our algorithm has excellent processing ability for non-homogeneous hazy images and can effectively restore the real details and colors of hazy images.

Key words: deep learning; non-homogeneous image dehazing; saturation enhancement; contrast enhancement; triple-stage enhancement; haze density coding matrix

0 引言

大气中存在的微观粒子,如气溶胶、烟尘和雾霾等,对光线有吸收或散射效果,会降低所拍摄的数字

图像的对比度,模糊图像的细节,造成图像颜色失真,这些问题会对后续的高级计算机视觉任务,如目标检测、图像分割等造成精确度下降。因此,图像去雾任务引起了越来越多人的关注,也有越来越多的图像去雾方法相继提出。图像去雾的最终目的是从

有雾的输入图像中恢复出清晰的无雾图像。

已有图像去雾方法主要分为两大类,即基于图像先验的传统去雾方法和基于深度学习的图像去雾方法,后者又可以细分为基于大气散射模型的方法和基于端到端网络的方法。

基于图像先验的传统去雾方法利用图像本身的先验信息和经验规则来估计透射率图和大气光值,并利用大气散射模型来实现图像去雾。该方法能在一定程度上提升图像的对比度,但容易导致过度增强或偏色。He等人(2011)观察到在无雾图像大部分区域的局部图像块中,至少有一个颜色通道的像素值接近0,提出了暗通道先验来估计透射率图。刘万军等人(2019)融合暗通道先验算法与视网膜增强算法求出场景透射率图,并使用加权四叉树搜索求出大气光,以恢复无雾图像。Zhao(2021)观察到雾霾图像的像素点各通道间的差异较小,提出了一个度量公式来确定透射率图。赵锦威等人(2016)基于块偏移的策略计算了准确的透射率,并使用支持向量机(support vector machine, SVM)选取了可靠的大气光值。Berman等人(2016)提出了非局部先验,对深度相似的雾霾块和无雾块建立联系,为雾霾像素点匹配无雾颜色值。沈逸云等人(2017)提出基于纹理平滑的透射率精确化计算策略,能够使相同深度像素的透射率估值保持更高的一致性。上述这些物理先验方法通常无法准确地估计出大气透射率图,且泛化性能较差。

基于大气散射模型的去雾方法通过构建卷积神经网络直接估计大气散射模型中的变量,并通过公式来重建无雾图像。Liu等人(2021)设计了解纠缠图像去雾网络,由粗到细地预测透射率图、无雾图像和大气光图,并设计了一致性平均教师网络促进合成数据和未标记的真实数据的协作。袁非牛等人(2021)提出了一种基于两阶段特征的小样本训练算法估计透射率图,从而实现图像去雾。Zhu等人(2021)利用多尺度信息,分别设计了粗、细尺度分支协作的网络来预测透射率图和大气光图以恢复去雾结果。上述这些方法对于非均质雾霾图像仍容易产生具有残雾或颜色失真的去雾结果。

基于端到端网络的图像去雾方法独立于物理模型,通过深度神经网络直接学习雾霾图像到无雾图像的映射,将传统探索人工先验的过程转化为构建卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)

的过程。Chen等人(2021)使用先验损失在已训练的去雾模型上使用非成对的真实雾图进行微调,解决域差异问题。Fu等人(2021)在网络中嵌入二维离散小波变换,提供足够的高频信息以恢复清晰的纹理细节。Guo等人(2022)设计了Transformer和CNN结合的去雾网络,并提出3D信息嵌入模块,为Transformer提供了相对位置和雾霾密度信息。尽管构建了这些高效的卷积神经网络,但训练所需的大规模的成对图像难以从现实世界中获得。且由于合成雾图和真实雾图之间的域差异,在合成图像对上训练的神经网络难以在真实雾图上取得好的结果。

为了解决上述问题,本文提出了一种端到端的基于解耦合三阶段增强网络的非均质图像去雾算法。该网络由3个模块构成:对比度增强模块、饱和度增强模块和颜色校正增强模块,分别对雾霾图像的亮度 V 、饱和度 S 和色度 H 进行增强。同时还设计了雾霾密度编码矩阵,为饱和度增强模块提供引导。一系列实验表明,本文所提出的算法对于非均质雾霾图像具有优秀的处理能力。

1 算法动机

雾霾会降低图像的对比度,使图像变得平滑(Zhao, 2021),以雾霾图像的亮度图 V 和其对应清晰图像的亮度图 V_{clear} 作为图像对来训练网络(即对比度增强模块),该网络能够得到具有清晰结构和细节的亮度增强图 V' 。在此基础上,若能再增强图像的饱和度,解决雾霾图像颜色失真的问题,就可以得到好的去雾效果。

雾的浓度与饱和度和对比度成反比(Zhu等, 2015),通过计算亮度图 V 在对比度增强前后的梯度差异,估计出雾霾图像的雾霾密度信息,以指导雾霾图像饱和度的增强力度。本文提出饱和度增强图计算为

$$S' = \frac{\Delta V'}{\Delta V \times S} \quad (1)$$

式中, Δ 表示使用拉普拉斯算子求图像的梯度图, S 表示雾霾图像的饱和度图, S' 表示饱和度增强图。

结果如图1所示,其中,图1(a)表示目标雾霾图像;图1(b)(c)分别表示图1(a)在HSV颜色空间中的 S 和 V ;图1(g)表示对比度增强图 V' ,图1(f)表示通过式(1)计算得到的饱和度增强图 S' ;图1(d)(h)



图1 算法动机

Fig. 1 Algorithmic motivation ((a) hazy image; (b) S of hazy image; (c) V of hazy image; (d) dehazing result with only enhanced V ; (e) dehazing result with enhanced S and V ; (f) enhanced S' ; (g) enhanced V' ; (h) dehazing result with only enhanced S)

分别表示使用图1(g)(f)替换图1(a)中对应通道后的结果;图1(e)表示使用图1(d)(h)同时替换图1(a)中对应通道后的结果。对比图1(a)和图1(d)、图1(h)可知, S 和 V 的增强,分别恢复了雾霾图像的颜色信息和去除了部分雾霾。图1(e)通过 V 和 S 的同时增强,兼具了图1(d)和图1(h)的优点,同时恢复了图像的部分结构信息和颜色信息。

在使用式(1)计算饱和度增强图时,是以 5×5 大小的图像块来计算梯度商,导致最终去雾结果(图1(e))呈现块状效果,因此设计了饱和度增强模块,使用神经网络来获得更平滑准确的饱和度增强图。本文还观察到在最终去雾结果图1(e)中,有部分存在偏色的情况,因此设计了颜色矫正增强模块对增强后的结果进行进一步的矫正,以还原出更符合人眼感知的去雾结果。

2 本文算法

2.1 网络结构

本文提出的面向非均质图像去雾的解耦合三阶段增强网络的整体结构如图2所示,共有3个模块:对比度增强模块、饱和度增强模块和颜色矫正增强模块。其中,对比度和饱和度增强模块以U-Net为

主干网络,是图像去雾增强的主要模块;颜色矫正增强模块由卷积层和跳跃连接构成。

对于输入的雾霾图像 I_{rgb} ,通过颜色空间变换将其转化到HSV颜色空间,得到 I_{hsv} ,并解耦合为 H 、 S 和 V 。首先,将亮度图 V 输入到对比度增强模块,获得具有清晰结构的亮度增强图 V' 。然后,对 V 和 V' 分别使用拉普拉斯算子计算梯度并相除,得到雾霾密度编码矩阵 Z ,为饱和度增强模块提供雾霾密度信息。随后,将得到的雾霾密度编码矩阵 Z 与 S 进行堆叠并输入到饱和度增强模块中,得到饱和度增强图 S' ,以恢复图像的颜色信息。最后,将 H 、 V' 和 S' 堆叠并输入到颜色矫正增强模块中,得到 J_{hsv} 并转化回RGB颜色空间,得到最终去雾结果 J_{rgb} 。该算法的去雾过程可表达为

$$V' = \text{CEM}(V) \quad (2)$$

$$Z = \frac{\text{Lap}(V')}{\text{Lap}(V)} \quad (3)$$

$$S' = \text{SEM}(\text{cat}(Z, S)) \quad (4)$$

$$J_{\text{hsv}} = \text{CCM}(\text{cat}(H, S', V')) \quad (5)$$

式中, $\text{CEM}(\cdot)$ 表示对比度增强模块, $\text{Lap}(\cdot)$ 表示使用拉普拉斯算子计算图像的梯度, $\text{SEM}(\cdot)$ 表示饱和度增强模块, $\text{CCM}(\cdot)$ 表示颜色矫正增强模块, $\text{cat}(\cdot)$ 表示堆叠操作。

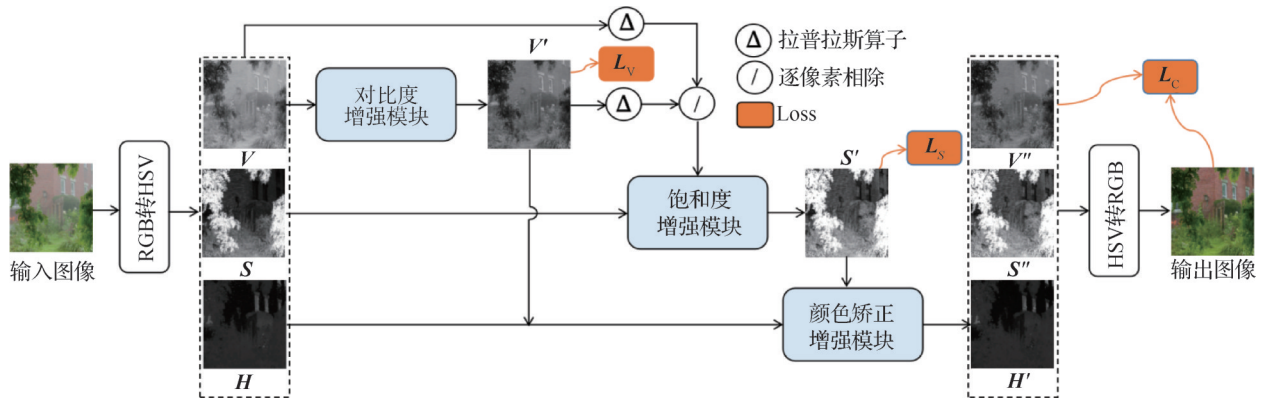


图2 面向非均质图像去雾的解耦合三阶段增强网络

Fig. 2 Decoupled triple-stage enhancement network for non-homogeneous image dehazing

2.2 对比度和饱和度增强模块

对比度和饱和度增强模块是图像去雾的两个主要模块,采用了完全相同的以U-Net为主干的网络结构,如图3所示, V' 和 S' 分别表示对比度增强网络和饱和度增强网络的输出结果。

该模块主要由3个下采样块、3个上采样块和2个残差块构成,中间通过3个跳跃连接将下采样模块中收集到的特征信息传递给上采样模块,以得

到更好的图像去雾的效果。下采样模块由1个卷积核大小为 3×3 的卷积层、1个实例归一化层、1个GeLU(Gaussian error linear unit)激活函数、2个残差块以及1个下采样卷积层组成,将该模块的输入图像的大小缩小为原来的1/4。上采样模块与下采样结构相似,但上采样模块中的最后一层使用了反卷积层,将该模块的输出图像的大小放大为原来的4倍。

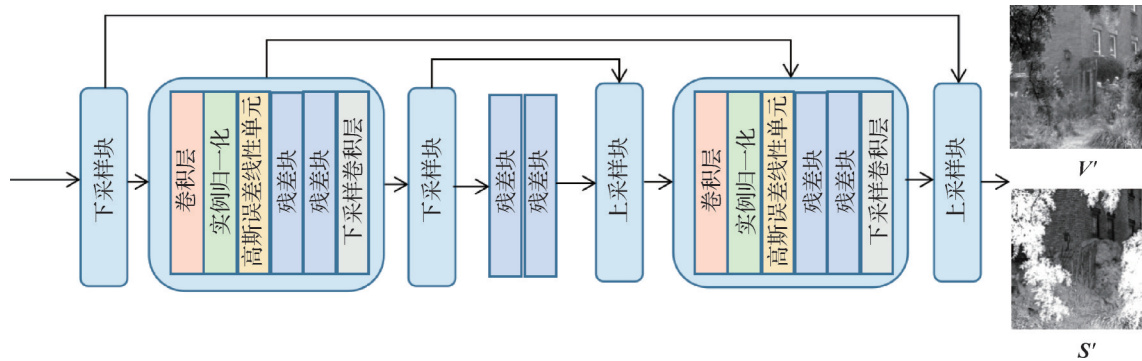


图3 对比度和饱和度增强模块的网络结构图

Fig. 3 Network structure of contrast and saturation enhancement module

上、下采样模块使用的残差块具体结构如图4所示,用以进一步提取深度特征信息和缓解梯度消失的问题。本文使用了卷积核大小为 3×3 、步长为1的卷积层以及ReLU(rectified linear unit)激活函数对输入特征连续提取特征并与前一层的结果依次堆叠再输出。为了保证映射结果的输出范围在 $[0,1]$ 之间,在网络的最后添加了sigmoid激活函数。

2.3 颜色校正增强模块

对比图增强模块以及饱和度增强模块的双增强去雾结果还存在略微的偏色,本文设计了颜色校正增强模块对其进行微调。由于U-Net的上下采样过

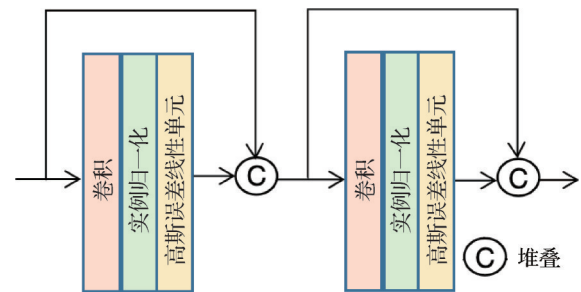


图4 残差块

Fig. 4 Residual block

程可能会使得图像信息丢失,因此仅使用了普通的卷积层。在该网络中,特征图的大小始终保持不变,

其具体结构如图5所示。该模块主要由6个卷积块组成,每个卷积块包含两个卷积核大小为 3×3 、步长为1的卷积层,在每个卷积层后都添加了ReLU激活函数以保证得到的特征图的值为正值,中间添加了3个跳跃连接进行信息的传递以得到更好的颜色增强结果。

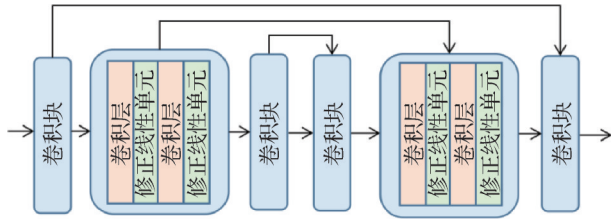


图5 颜色校正增强模块

Fig. 5 Color correction and enhancement module

2.4 目标函数设计

本文为网络中3个模块的预测结果都设计了损失函数。

1)对比度增强模块损失函数 L_V ,用于比较对比度增强模块输出 V' 与清晰图像 V_{gt} 之间的像素差异,具体为

$$L_V = \sum_{n=0}^{307 \times 200} |V'(n) - V_{gt}(n)| \quad (6)$$

式中, n 表示图像的像素点。

2)饱和度增强模块损失函数 L_S ,用于比较饱和度增强模块输出 S' 与清晰图像 S_{gt} 之间像素差异,具体为

$$L_S = \sum_{n=0}^{307 \times 200} |S'(n) - S_{gt}(n)| \quad (7)$$

3)颜色校正增强模块损失函数 L_C ,用于比较去雾结果 J_{hsv} 和 J_{rgb} 与清晰图像 G_{hsv} 和 G_{rgb} 之间的像素差异,具体为

$$L_{hsv} = \sum_{n=0}^{307 \times 200} |J_{hsv}(n) - G_{hsv}(n)| \quad (8)$$

$$L_{rgb} = \sum_{n=0}^{307 \times 200} |J_{rgb}(n) - G_{rgb}(n)| \quad (9)$$

颜色损失 L_{col} 通过计算两幅图像像素值向量的夹角大小来衡量图像间的颜色相似度,具体为

$$L_{col} = \sum_{n=0}^{307 \times 200} CA(J_{rgb}(n), G_{rgb}(n)) \quad (10)$$

式中, $CA(\cdot)$ 表示计算两个向量之间的夹角,感知损失函数 L_{pre} 具体为

$$L_{pre} = \sum_k \sum_{n=0}^{307 \times 200} \|\phi_k(J_{rgb}(n)) - \phi_k(G_{rgb}(n))\| \quad (11)$$

式中, ϕ_k 表示从第 k 层VGG(Visual Geometry Group)网络中提取的中间特征,设置 $k \in \{1, 3, 5, 9, 13\}$ 。

结构相似度损失 L_{ssim} 用于衡量两幅图像之间的结构相似性,具体为

$$L_{ssim} = 1 - SSIM(J_{rgb}, G_{rgb}) \quad (12)$$

因此,颜色校正模块损失函数 L_C 可以表示为

$$L_C = L_{hsv} + L_{rgb} + L_{col} + \gamma_1 L_{pre} + \gamma_2 L_{ssim} \quad (13)$$

式中, γ_1 和 γ_2 是加权参数,根据经验将 γ_1 和 γ_2 分别设置为0.4和0.6。

综上,总损失函数 L_{all} 可以表示为

$$L_{all} = L_V + L_S + L_C \quad (14)$$

3 实验结果

3.1 数据集和评价指标

目前普遍使用的去雾数据集是RESIDE(realistic single image dehazing)(Li等,2019),其包含室内训练数据集RESIDE-ITS(indoor training set)、室外训练数据集RESIDE-OTS(outdoor training set)和合成目标测试集SOTS(synthetic objective testing set),其中合成目标测试集SOTS又包含室内测试数据集SOTS-indoor和室外测试数据集SOTS-outdoor,大部分基于该数据集训练的去雾方法在处理真实世界的雾图(如Real-World数据集(Li等,2019))时并不能取得较好的可视化效果。为此,采用了Liu等人(2022)的有雾图像合成流程,构建了非均质雾霾图像数据集NHD(non-homogeneous dataset)。本文在NHD数据集上进行模型训练,然后在Real-World和NHD数据集中进行了去雾性能测试。在此基础上,分别在RESIDE-ITS和RESIDE-OTS数据集上进行训练微调后,再分别在SOTS-indoor和SOTS-outdoor数据集(Li等,2019)上进行性能测试,以体现测试的公平性。

为了评估去雾算法的优劣性能,使用了两类指标来进行评估。对于合成数据集,使用了全参考评价指标:峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)和结构相似度(structural similarity index measure, SSIM);对于真实图像,使用了无参考指标:感知雾密度预测算法FADE(fog aware density evaluator)(Choi等,2015)和雾密度估计算法HazDes(Haze

Density)(Zhang 等, 2022)。

3.2 训练细节

在训练过程中,将训练数据集的图像随机裁剪成尺寸为 320×320 像素的块,并将批处理大小设置为 16。学习率初始化为 0.000 1,衰减率设置为每 40 个周期减少 50%,共训练 200 个周期。训练过程中使用 Adam 优化器,其两个动量参数分别为 $\beta_1 = 0.9$ 和 $\beta_2 = 0.999$ 。在 Ubuntu 上通过 PyTorch 实现了这个网络模型,并使用一块 NVIDIA RTX 2080Ti GPU 进行训练,保留在验证集上具有最佳 SSIM 指标的模型参数为最佳模型。

3.3 消融实验

为验证本文算法中各模块的有效性,本文进行了消融实验,以进一步观察本文的设计对图像去雾性能的影响。共包括以下模型结构:1)无对比度增强模块:对于输入图像,直接将 S 输入到饱和度增强模块;2)无饱和度增强模块:将对比度增强模块的输出结果直接和雾霾图像的 S 和 H 堆叠,输入到颜色矫正增强模块中;3)无颜色矫正增强模块:将对比度增强模块和饱和度增强模块的输出结果与输入图像的 H 堆叠直接输出;4)无 Z 引导的饱和度增强模块:不堆叠雾霾密度编码矩阵 Z ,只输入雾霾图像的 S 到饱和度增强模块中。

表 1 和图 6 展示了不同消融实验的定量和定性结果,可以观察到,设计的模块对去雾结果的 SSIM、PSNR 以及可视化效果均有提升,证明了其有效性。

表 1 消融实验在 NHD 数据集上的定量比较

Table 1 Quantitative comparison of ablation experiments on the NHD dataset

方法	PSNR/dB	SSIM
无对比度增强模块	25.003 4	0.892 3
无饱和度增强模块	23.566 7	0.902 3
无颜色矫正增强模块	23.864 1	0.830 1
无 Z 引导的饱和度增强模块	22.465 4	0.922 4
解耦合三阶段增强网络	25.764 2	0.946 7

注:加粗字体表示各列最优结果。

3.4 实验对比

为了验证所提出的去雾算法的有效性,选择了 14 种经典的图像去雾算法进行比较:DCP(dark channel prior)(He 等, 2011)、AOD(all-in-one dehaze net)(Li 等, 2017)、GDN(grid dehaze net)(Liu 等, 2019)、EPDN(enhanced pix2pix dehazing net)(Qu 等, 2019)、FFA(feature fusion attention net)(Qin 等, 2020)、DMPHN(deep multi patch hierarchical net)(Das 和 Dutta, 2020)、LDN(light-weight dehazing net)(Ullah 等, 2021)、TBN(two branch net)(Yu 等, 2021)、MSS(multi-scale selective net)(Jo 和 Sim, 2021)、SGID(self guided image dehazing net)(Bai 等, 2022)、D4(dehazing via density and depth decomposition)(Yang 等, 2022)、DSS(dual scale single image dehazing)(Li 等, 2022)、DeFormer(dehazing via trans-



图 6 不同消融实验的测试结果

Fig. 6 Test results of different ablation experiments ((a) hazy image; (b) without saturation enhancement module; (c) without contrast enhancement module; (d) without color correction and enhancement module; (e) saturation enhancement module without Z guide; (f) ours)

formers) (Song 等, 2023)、SLP(saturation line prior) (Ling 等, 2023)。为了比较的公平性,使用了作者提供的网络结构和最优参数设置来获得并比较。

3. 4. 1 定性比较

图 7—图 10 分别展示了去雾算法在 NHD、SOTS-indoor、SOTS-outdoor和 Real-World去雾数据集上的定性去雾效果。在图 7 和图 10 中,大部分去雾

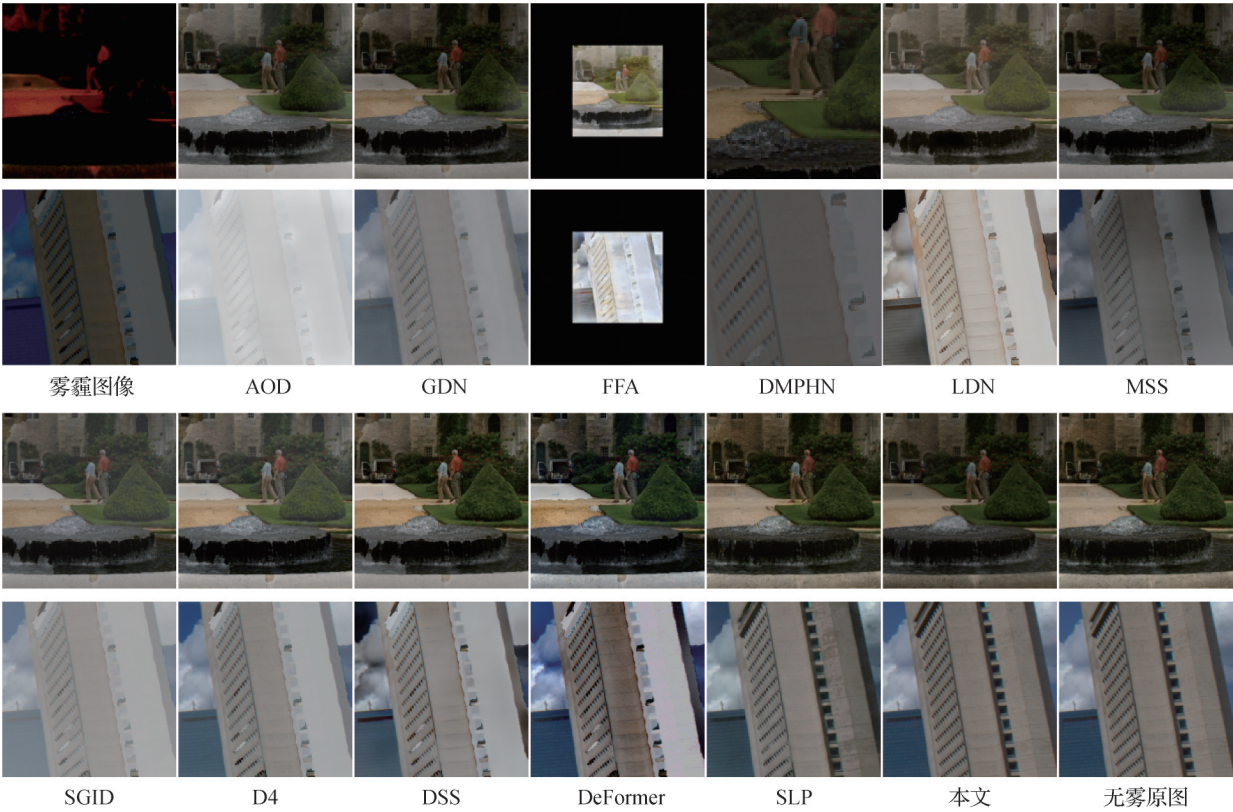


图 7 不同去雾算法在 NHD 数据集上的测试结果

Fig. 7 The test results of different defogging algorithms on the NHD dataset



图 8 不同去雾算法在 SOTS-indoor 数据集上的测试结果

Fig. 8 The test results of different defogging algorithms on the SOTS-indoor dataset

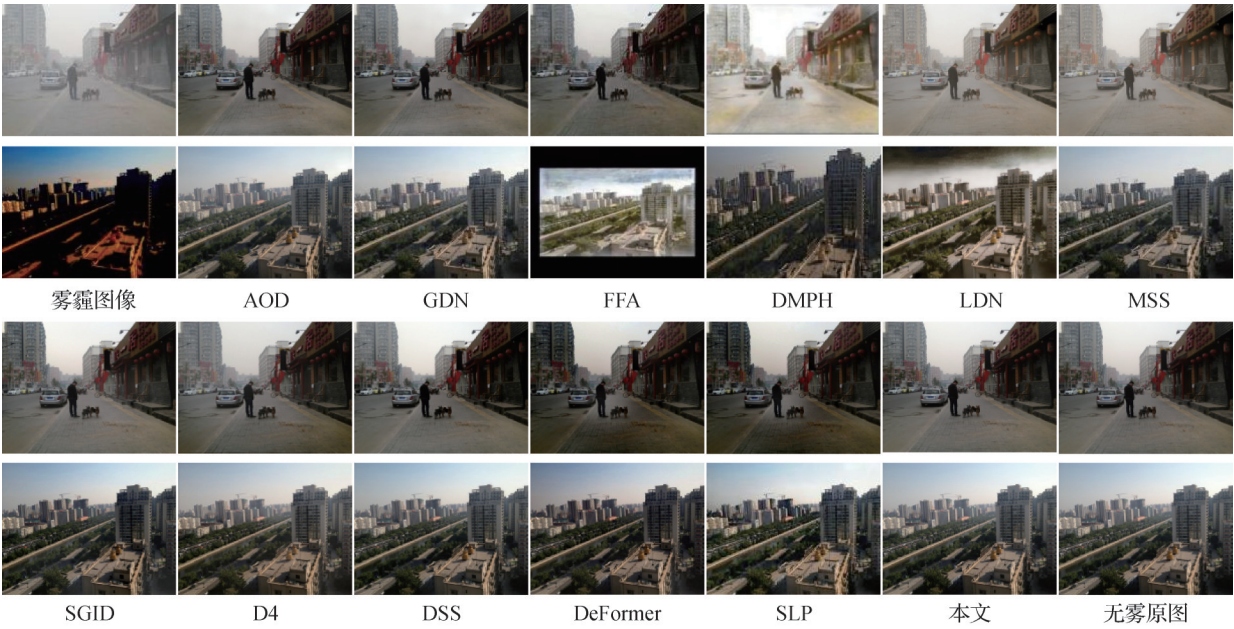


图 9 不同去雾算法在 SOTS-outdoor 数据集上的测试结果
Fig. 9 The test results of different defogging algorithms on the SOTS-outdoor dataset



图 10 不同去雾算法在 Real-World 数据集上的测试结果
Fig. 10 The test results of different dehazing algorithms on the SOTS-outdoor dataset

算法对于非均质雾霾图像的去雾能力明显不足, AOD、FFA 和 LDN 恢复的图像过暗, 且丢失了雾霾图像的很多细节; GDN 和 D4 恢复的图像还具有明显的残雾存在, DMPH 和 MSS 虽然能够恢复图像的细节, 但是其具有明显的颜色失真, 不符合人眼感知; DeFormer 和 SLP 对于天空部分的处理能力较差。本文方法既可以清晰恢复图像的细节信息, 又可以保持图像的原始颜色, 使得恢复的图像具有良好的人

眼感知效果。图 8 和图 9 展示了本文算法在能良好处理非均质雾霾的同时, 对于均质雾霾的图像也能取得好的效果。

3. 4. 2 定量比较

表 2 和表 3 分别展示了去雾算法在 NHD、SOTS-indoor、SOTS-outdoor 和 Real-World 数据集上的定量去雾效果。从全参考指标上看, 本文提出的方法在 NHD 数据集上表现出最高的指标性能。与排列第 2

表2 NHD和Real-World数据集上的定量比较
Table 2 Quantitative comparison on NHD and Real-World datasets

方法	NHD		Real-World	
	PSNR/dB	SSIM	FADE	HazDes
DCP(He等,2011)	17.268 6	0.822 9	1.331 4	0.275 8
AOD(Li等,2017)	14.394 6	0.632 2	0.471 3	0.192 7
GDN(Liu等,2019))	13.200 0	0.510 8	0.400 4	0.192 7
FFA(Qin等,2020)	12.895 2	0.595 0	0.637 9	0.248 5
DMPHN(Das和Dutta,2020)	9.266 7	0.537 3	0.410 9	0.190 6
LDN(Ullah等,2021)	11.886 5	0.334 5	0.462 1	0.200 7
TBN(Yu等,2021)	9.423 7	0.576 4	0.644 4	0.311 5
MSS(Jo和Sim,2021)	14.024 7	0.680 1	0.545 4	0.275 9
SGID(Bai等,2022)	13.791 0	0.581 9	0.443 7	0.190 7
D4(Yang等,2022)	15.075 6	0.741 4	3.393 0	0.503 4
DSS(Li等,2022)	16.063 7	0.777 4	2.330 3	0.412 6
DeFormer(Song等,2023)	16.104 4	0.737 7	1.004 0	0.270 6
SLP(Ling等,2023)	16.545 8	0.769 7	0.604 8	0.161 9
本文	25.764 2	0.946 7	0.469 2	0.207 9

注:加粗字体表示各列最优结果。

表3 SOTS数据集上的定量比较
Table 3 Quantitative comparison on SOTS dataset

方法	SOTS-indoor		SOTS-outdoor	
	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM
DCP(He等,2011)	17.813 9	0.880 2	18.913 9	0.922 5
AOD(Li等,2017)	17.399 0	0.854 7	20.937 1	0.914 6
EPDN(Qu等,2019)	15.983 6	0.530 9	13.916 9	0.618 1
LDN(Ullah等,2021)	13.325 6	0.306 0	19.185 1	0.861 9
TBN(Yu等,2021)	9.485 7	0.589 4	8.776 4	0.424 9
MSS(Jo和Sim,2021)	15.035 7	0.680 1	17.846 8	0.837 8
SGID(Bai等,2022)	20.815 9	0.939 6	28.232 1	0.947 8
D4(Yang等,2022)	17.466 4	0.875 3	25.883 6	0.951 5
DSS(Li等,2022)	18.038 3	0.881 3	25.883 6	0.946 5
DeFormer(Song等,2023)	20.909 9	0.958 9	24.367 6	0.956 3
SLP(Ling等,2023)	16.965 8	0.830 4	23.900 5	0.893 9
本文	15.733 5	0.756 6	20.076 9	0.796 3

注:加粗字体表示各列最优结果。

的DCP相比,分别在PSNR和SSIM指标上提高了8.495 6 dB和0.123 8。从无参考指标FADE和

HazDes上看,本文算法对真实世界的有雾图像同样表现优秀,FADE和HazDes指标仅与第1名分别相

差0.068 8和0.046 0,但可视化结果不相上下。

在SOTS数据集上,本文方法虽然未取得很好的指标,但在该数据集上的可视化结果并不差于其他算法,并且现实世界中大部分雾霾图像都是非均质的雾霾,SOTS中合成的均质雾霾图像的去雾不太具有现实意义。

4 结 论

非均质雾霾图像存在多样性的退化,包括结构对比度低、细节模糊和颜色失真等问题。为此,本文提出了一种面向非均质雾霾图像的解耦合三阶段增强去雾网络,对雾霾图像的对比度、饱和度及颜色依次进行增强,并且特别设计了雾霾密度编码矩阵,利用对比度增强的结果计算出雾霾的密度信息,为饱和度增强模块提供指导。通过一系列的对比实验,证明了本文模型对于多种场景下的雾霾图像均能还原出其结构、细节和颜色信息。

对于图像去雾任务,未来的研究方向有以下3个方面:1)评价指标:目前去雾算法性能的评价指标PSNR和SSIM等依赖于成对图像的存在,指标高的去雾图像并不一定符合人眼感知效果;2)数据集:数据集的生成采集十分重要,一个高质量、多样性和广泛覆盖实际场景的数据集对于去雾算法的成功与否至关重要;3)复杂样本:对于复杂样本的去雾仍是去雾领域的难题,对这类样本的去雾将成为下一步的重点研究对象。

参考文献(References)

- Bai H R, Pan J S, Xiang X G and Tang J H. 2022. Self-guided image dehazing using progressive feature fusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 31: 1217-1229 [DOI: 10.1109/TIP.2022.3140609]
- Berman D, Treibitz T and Avidan S. 2016. Non-local image dehazing//*Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas, USA: IEEE: 1674-1682 [DOI: 10.1109/CVPR.2016.185]
- Chen Z Y, Wang Y C, Yang Y and Liu D. 2021. PSD: principled synthetic-to-real dehazing guided by physical priors//*Proceedings of 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Nashville, USA: IEEE: 7176-7185 [DOI: 10.1109/CVPR46437.2021.00710]
- Choi L K, You J and Bovik A C. 2015. Referenceless prediction of perceptual fog density and perceptual image defogging. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(11): 3888-3901 [DOI: 10.1109/TIP.2015.2456502]
- Das S D and Dutta S. 2020. Fast deep multi-patch hierarchical network for nonhomogeneous image dehazing//*Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Seattle, USA: IEEE: 1994-2001 [DOI: 10.1109/CVPRW50498.2020.00249]
- Fu M H, Liu H, Yu Y K, Chen J and Wang K Y. 2021. DW-GAN: a discrete wavelet transform GAN for nonhomogeneous dehazing//*Proceedings of 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Nashville, USA: IEEE: 203-212 [DOI: 10.1109/CVPRW53098.2021.00029]
- Guo C L, Yan Q X, Anwar S, Cong R M, Ren W Q and Li C Y. 2022. Image dehazing transformer with transmission-aware 3D position embedding//*Proceedings of 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New Orleans, USA: IEEE: 5812-5820 [DOI: 10.1109/CVPR52688.2022.00572]
- 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(12): 2341-2353 [DOI: 10.1109/TPAMI.2010.168]
- Jo E and Sim J Y. 2021. Multi-scale selective residual learning for non-homogeneous dehazing//*Proceedings of 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Nashville, USA: IEEE: 507-515 [DOI: 10.1109/CVPRW53098.2021.00062]
- Li B Y, Peng X L, Wang Z Y, Xu J Z and Feng D. 2017. An all-in-one network for dehazing and beyond [EB/OL]. [2024-01-31]. <http://doi.org/10.48550/arXiv.1707.06543.pdf>
- Li B Y, Ren W Q, Fu D P, Tao D C, Feng D, Zeng W J and Wang Z Y. 2019. Benchmarking single-image dehazing and beyond. *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(1): 492-505 [DOI: 10.1109/TIP.2018.2867951]
- Li Z G, Zheng C B, Shu H Y and Wu S Q. 2022. Dual-scale single image dehazing via neural augmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 31: 6213-6223 [DOI: 10.1109/TIP.2022.3207571]
- Ling P Y, Chen H A, Tan X, Jin Y and Chen E H. 2023. Single image dehazing using saturation line prior. *IEEE Transactions on Image Processing*, 32: 3238-3253 [DOI: 10.1109/TIP.2023.3279980]
- Liu C X, Ye S S, Zhang L D, Bao H Y, Wang X and Wu F D. 2022. Non-homogeneous haze data synthesis based real-world image dehazing with enhancement-and-restoration fused CNNs. *Computers and Graphics*, 106: 45-57 [DOI: 10.1016/j.cag.2022.05.008]
- Liu W J, Bai W S, Qu H C and Zhao Q G. 2019. Image dehazing based on GF-MSRCR and dark channel prior. *Journal of Image and Graphics*, 24(11): 1893-1905 (刘万军, 白宛司, 曲海成, 赵庆国. 2019. 融合 GF-MSRCR 和暗通道先验的图像去雾. 中国图象图

- 形学报, 24(11): 1893-1905 [DOI: 10.11834/jig.190089]
- Liu X H, Ma Y R, Shi Z H and Chen J. 2019. GridDehazeNet: attention-based multi-scale network for image dehazing//Proceedings of 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Seoul, Korea (South): IEEE: 7313-7322 [DOI: 10.1109/ICCV.2019.00741]
- Liu Y, Zhu L, Pei S D, Fu H Z, Qin J, Zhang Q, Wan L and Feng W. 2021. From synthetic to real: image dehazing collaborating with unlabeled real data//Proceedings of the 29th ACM International Conference on Multimedia. Chengdu, China: ACM: 50-58 [DOI: 10.1145/3474085.3475331]
- Qin X, Wang Z L, Bai Y C, Xie X D and Jia H Z. 2020. FFA-Net: feature fusion attention network for single image dehazing//Proceedings of the 34th AAAI Conference on Artificial Intelligence. New York, USA: AAAI: 11908-11915 [DOI: 10.1609/aaai.v34i07.6865]
- Qu Y Y, Chen Y Z, Huang J Y and Xie Y. 2019. Enhanced pix2pix dehazing network//Proceedings of 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, USA: IEEE: 8152-8160 [DOI: 10.1109/CVPR.2019.00835]
- Shen Y Y, Shao Y Q, Liu C X, Zhou H J, Zhao J W. 2017. Integrating sky detection with texture smoothing for image defogging. Journal of Image and Graphics, 22(7): 897-905 (沈逸云, 邵雅琪, 刘春晓, 周华健, 赵锦威. 2017. 结合天空检测与纹理平滑的图像去雾. 中国图象图形学报, 22(7): 897-905) [DOI: 10.11834/jig.170030]
- Song Y D, He Z Q, Qian H and Du X. 2023. Vision transformers for single image dehazing. IEEE Transactions on Image Processing, 32: 1927-1941 [DOI: 10.1109/TIP.2023.3256763]
- Ullah H, Muhammad K, Irfan M, Anwar S, Sajjad M, Imran A S and De Albuquerque V H C. 2021. Light-DehazeNet: a novel light weight CNN architecture for single image dehazing. IEEE Transactions on Image Processing, 30: 8968-8982 [DOI: 10.1109/TIP.2021.3116790]
- Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R and Simoncelli E P. 2004. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. IEEE Transactions on Image Processing, 13(4): 600-612 [DOI: 10.1109/TIP.2003.819861]
- Yang Y, Wang C Y, Liu R S, Zhang L, Guo X J and Tao D C. 2022. Self-augmented unpaired image dehazing via density and depth decomposition//Proceedings of 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans, USA: IEEE: 2027-2036 [DOI: 10.1109/CVPR52688.2022.00208]
- Yu Y K, Liu H, Fu M H, Chen J, Wang X Y and Wang K Y. 2021. A two-branch neural network for non-homogeneous dehazing via ensemble learning//Proceedings of 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Nashville, USA: IEEE: 193-202 [DOI: 10.1109/CVPRW53098.2021.00028]
- Yuan F N, Li Z Q, Shi J T, Xia X and Li Y. 2021. Image defogging algorithm using a two-phase feature extraction strategy. Journal of Image and Graphics, 26(3): 568-580 (袁非牛, 李志强, 史劲亭, 夏雪, 李雅. 2021. 两阶段特征提取策略的图像去雾. 中国图象图形学报, 26(3): 568-580) [DOI: 10.11834/jig.200057]
- Zhang J H, Min X K, Zhu Y C, Zhai G T, Zhou J T, Yang X K and Zhang W J. 2022. HazDesNet: an end-to-end network for haze density prediction. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 23(4): 3087-3102 [DOI: 10.1109/TITS.2020.3030673]
- Zhao J W, Shen Y Y, Liu C X and Ouyang Y. 2016. Dark channel prior-based image dehazing with atmospheric light validation and halo elimination. Journal of Image and Graphics, 21(9): 1221-1228 (赵锦威, 沈逸云, 刘春晓, 欧阳毅. 2016. 暗通道先验图像去雾的大气光校验和光晕消除. 中国图象图形学报, 21(9): 1221-1228) [DOI: 10.11834/jig.20160911]
- Zhao X. 2021. Single image dehazing using bounded channel difference prior//Proceedings of 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Nashville, USA: IEEE: 727-735 [DOI: 10.1109/CVPRW53098.2021.00082]
- Zhu H Y, Cheng Y, Peng X, Zhou J T, Kang Z, Lu S J, Fang Z W, Li L Y and Lim J H. 2021. Single-image dehazing via compositional adversarial network. IEEE Transactions on Cybernetics, 51(2): 829-838 [DOI: 10.1109/TCYB.2019.2955092]
- Zhu Q S, Mai J M and Shao L. 2015. A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior. IEEE Transactions on Image Processing, 24(11): 3522-3533 [DOI: 10.1109/TIP.2015.2446191]

作者简介

- 刘春晓,男,副教授,硕士生导师,主要研究方向为机器学习与计算机视觉。E-mail: cxliu@mail.zjgsu.edu.cn
- 胡鹏靖,男,硕士研究生,主要研究方向为图像处理。E-mail: 1796684160@qq.com
- 厉世昌,男,硕士研究生,主要研究方向为图像处理。E-mail: 844288908@qq.com
- 王成骅,男,本科生,主要研究方向为图像处理与深度学习。E-mail: 2012190218@pop.zjgsu.edu.cn
- 凌云,男,教授,硕士生导师,主要研究方向为大数据处理与分布式系统。E-mail: yling@mail.zjgsu.edu.cn