

基于生成对抗网络的多特征融合去雾技术

司亚中^{1,2}, 张旭龙¹, 杨帆², 王健宗¹, 程宁¹, 肖京¹

1. 平安科技(深圳)有限公司, 广东 深圳 518063;

2. 河北工业大学, 天津 300401

摘要

为提高图像清晰度, 解决传统图像在去雾过程中存在的特征提取困难、去雾不彻底等问题, 提出一种基于生成对抗网络的多特征融合端到端去雾网络。该网络由生成器和判别器组成, 生成器采用编解码结构, 通过多特征提取融合(MFEF)块提取多种感受野下的高维表征信息。判别器使用一系列卷积计算对生成图像和清晰图像进行特征差异分析, 引导生成器输出更加真实的去雾图像。实验结果表明, 该算法在有效消除雾霾干扰的同时, 能够最大限度地保留图像的原始色调。与现有方法相比, 该算法在峰值信噪比、结构相似性客观评价指标上分别提升了2.588 dB、2.66%。

关键词

图像处理; 图像去雾; 深度学习; 生成对抗; 多特征融合

中图分类号: TP317.4

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-0271.2024047

Multiple-feature fusion based generative adversarial network for image dehazing

SI Yazhong^{1,2}, ZHANG Xulong¹, YANG Fan², WANG Jianzong¹, CHENG Ning¹, XIAO Jing¹

1. Ping An Technology (Shenzhen) Co., Ltd., Shenzhen 518063, China

2. Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China

Abstract

To enhance image clarity and address the difficulties in feature extraction and incomplete haze removal in traditional image dehazing processes, a multi-feature fusion based generative adversarial dehazing network is proposed. The network adopts a generative adversarial approach and consists of a generator and a discriminator. The generator utilizes an encoder-decoder structure, and extracts haze-related feature maps from multiple receptive fields by a multi-feature extraction fusion (MFEF) block. The discriminator uses a series of convolutional calculations to analyze the feature differences between the generated images and the clear images, guiding the generator to output more realistic dehazing images. The experimental images show that the proposed method can effectively eliminate haze interference while preserving the original color tone

of the image to the greatest extent possible. The experimental results demonstrate that the dehazed images produced by our algorithm have improved peak signal-to-noise ratio and structural similarity with an average of 2.588 dB and 2.66% respectively, compared with existing methods.

Key words

image processing, image dehazing, deep learning, generative adversarial, multiple feature fusion

0 引言

随着图像处理技术与人工智能的飞速发展,智能信息处理系统对图像质量的要求也越来越高,尤其是在智能交通系统、无人驾驶汽车、遥感图像获取等方面。在雾、霾等天气条件下,由于大气中悬浮的大量微小水滴、气溶胶的散射作用,水平能见度显著降低,从而导致成像传感器采集的图像严重降质^[1],极大影响了智能信息处理系统的性能,为后续的目标检测和图像处理带来了一定的困难。图像去雾问题是一个极具挑战的难题。

目前主流的去雾方法有以下3种。①基于图像增强,如直方图均衡化^[2]、Retinex算法^[3]、对比度增强^[4]等。基于图像增强的去雾方法一般通过观察雾图的分布规律,设计去雾算法流程,对雾图的亮度、对比度等进行优化调节。②基于大气散射模型,如暗通道先验(dark channel prior, DCP)算法^[5]。刘万军等人^[6]融合GF-MSRCR算法与暗通道先验算法,更精准地计算雾图的透射率,再代入大气散射模型进行图像还原;在前人的基础上,Cai等人^[7]首次将卷积神经网络应用到雾图的透射率估计上,开启了神经网络在图像去雾领域的研究;为减小模型参数的估计误差,Li等人^[8]提出一体化去雾网络AOD-Net,将透射率和大气光值整合为一个变量进行估计,将整合的变量代入大

气散射模型进行去雾。③基于深度学习的端到端去雾,通过深度网络模型直接实现雾图到去雾图的映射。Chen等人^[9]设计了一种门控融合网络GCANet,通过对提取出的不同层次的特征图进行线性融合而实现图像去雾;Dong等人^[10]提出基于生成对抗网络的去雾网络FD-GAN,以高低频信息为额外输入,对生成器的输出进行约束,使生成器输出在高频、低频上与真实数据保持一致。

尽管目前图像去雾算法已经取得了显著的成果,但仍存在一些不可忽视的问题。如基于传统算法的图像去雾需要人工调节图像对比度、色调等参数,增加了算法设计的复杂性。基于大气散射模型去雾算法的缺点主要在于透射率的估计偏差会影响大气光值的计算,导致误差累积,经大气散射模型还原后的图像存在去雾不彻底、色调偏暗等问题。此外,传统深度学习网络模型中使用的批量归一化操作,无法在图像转换任务中加快模型收敛,使用简单的上采样操作会在图像还原过程中填充冗余信息,造成图像细节丢失。

针对以上问题,本文提出一种基于条件生成对抗网络的多特征融合去雾方法。去雾过程不依赖大气散射模型,通过网络直接实现端到端去雾。该方法的网络模型采用生成对抗思想,设计多特征提取融合(multi-feature extraction and fusion, MFEF)块,对上一层网络输出的特征图进行不同粒度的信息提取融合,在结构设计上使用跳跃连接,对生成器网络提取的低

维特征与高维特征进行拼接融合,对特征信息进行二次学习。将生成器生成的去雾图像与真实无雾图像输入判别器,判别器通过卷积计算对生成图像的质量进行评定,从而约束生成器生成更接近真实图像的去雾图。使用实例归一化层^[11]代替传统批量归一化层,加快网络收敛,采用反卷积计算替代传统上采样操作,保留特征信息的同时对特征图进行二次学习。最后在经过预处理的数据集上对网络进行训练,并与同类型去雾算法进行对比。

1 生成对抗网络基本原理

生成对抗网络通过生成器和判别器之间的博弈来生成高质量图片^[12],为图像转换任务提供了新思路。一方面,生成器尽可能生成更加真实的图像以“欺骗”判别器;另一方面,判别器通过自身的学习,尽可能区分生成器生成的图像。当判别器无法分辨生成器输出与真实数据时,说明生成器的输出质量已经达到了以假乱真的水平,此时判别器达到纳什均衡。与普通端到端网络相比,生成对抗网络最大的优势在于结构化学习,判别器能够从大局上对生成器的输出结果进行把控,使生成器的输出

更加符合现实逻辑。

2 基于生成对抗网络的多特征融合去雾算法

2.1 去雾算法流程

本文提出的去雾算法流程如图1所示。在训练阶段,首先将雾霾退化图像输入生成器,生成与输出相对应的去雾图像。同时,将真实图像与生成图像输入判别器进行差异性分析,训练判别器学习真实图像和生成图像的特征差异,并基于该差异对生成器进行特征生成引导。然后,计算生成图像与真实图像之间的对抗损失及L2损失。最后,通过反向传播更新生成器与判别器模型中的相关权重参数。

2.2 生成器结构

为解决传统算法普遍存在的泛化能力弱、特征提取困难等问题,本文提出一种基于生成对抗网络的多特征融合去雾模型,其结构如图2所示,其中 k 表示卷积核大小, s 表示步长。模型包括生成器和判别器两部分,生成器的输入为原始雾

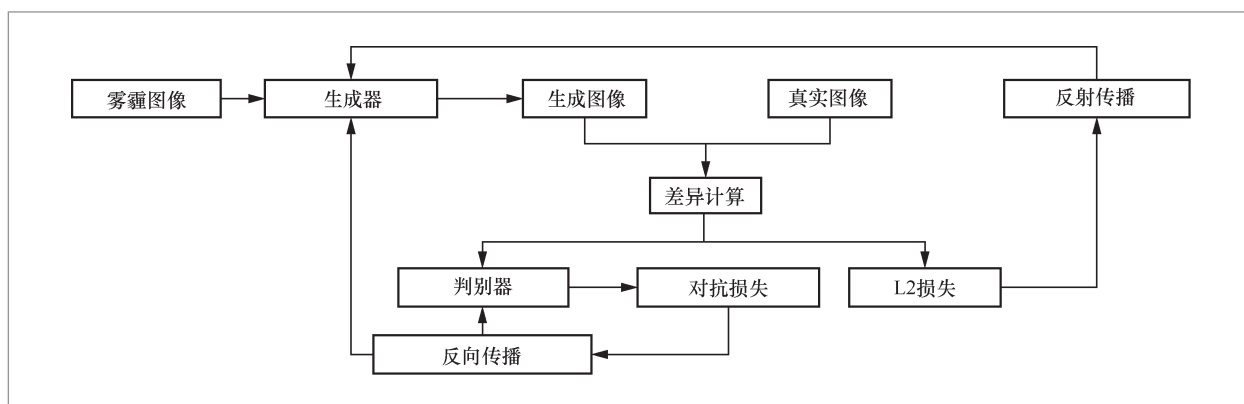


图1 去雾算法流程

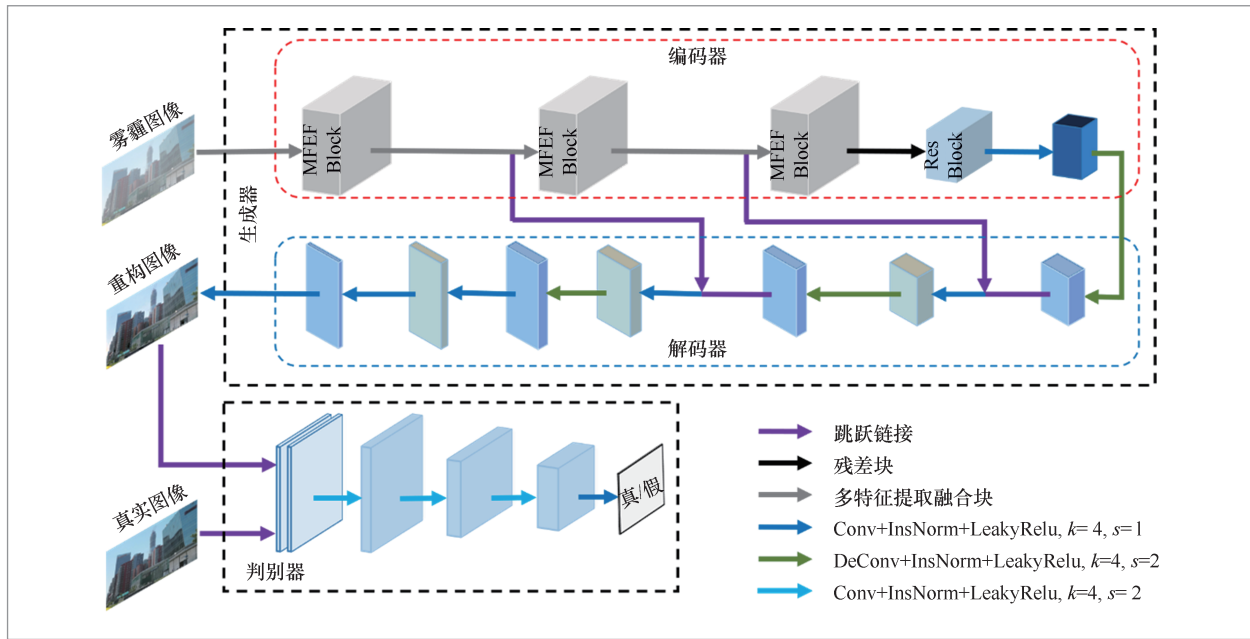


图2 多特征融合去雾网络结构

图，经多次卷积运算后输出重构图像，再将真实图像与重构图像输入判别器进行判决。生成器采用编解码结构，其中编码器主要负责对图像中的浅层信息进行提取，在特征提取过程中丢弃冗余信息，同时将图像的主要信息压缩至一个固定维度的稠密向量中。一般来说，卷积核的大小在一定程度上会影响网络对图像特征的学习效率，不同大小的卷积核提取出的特征存在明显差异，图3分别展示了卷积核大小为 3×3 、 5×5 和 7×7 时提取的浅层特征图。对于卷积神经网络来说，卷积核越小，感受野越窄，单步卷积计算涉及的信息越精细，特征图获得的局部信息越

多，更有利于图像细节信息的保留；反之，卷积核尺寸越大，感受野越广，特征图获得的全局信息越完整，更能反映出图像的整体特征分布。

多特征提取融合块是编码器的核心组件，其内部结构如图4所示，网络使用 3×3 、 5×5 和 7×7 这三种尺寸的卷积核对输入图像进行特征提取，将提取的不同粒度的特征图进行拼接，并传递至下一层网络。

在生成器编码器设置3个级联的MFEF块，用于对退化图像的浅层特征进行提取。随着网络层数的加深，图像的低维特征被逐级映射到高维空间的抽象特征上。在编码器部分末端加入残差块^[13]，深化网

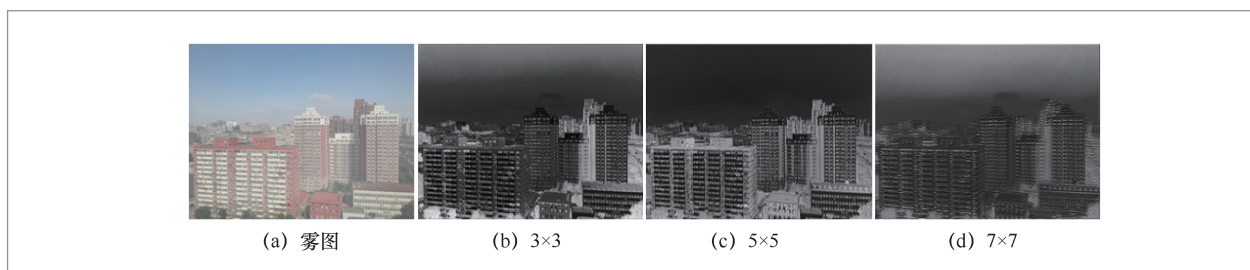


图3 不同大小卷积核提取出的特征图

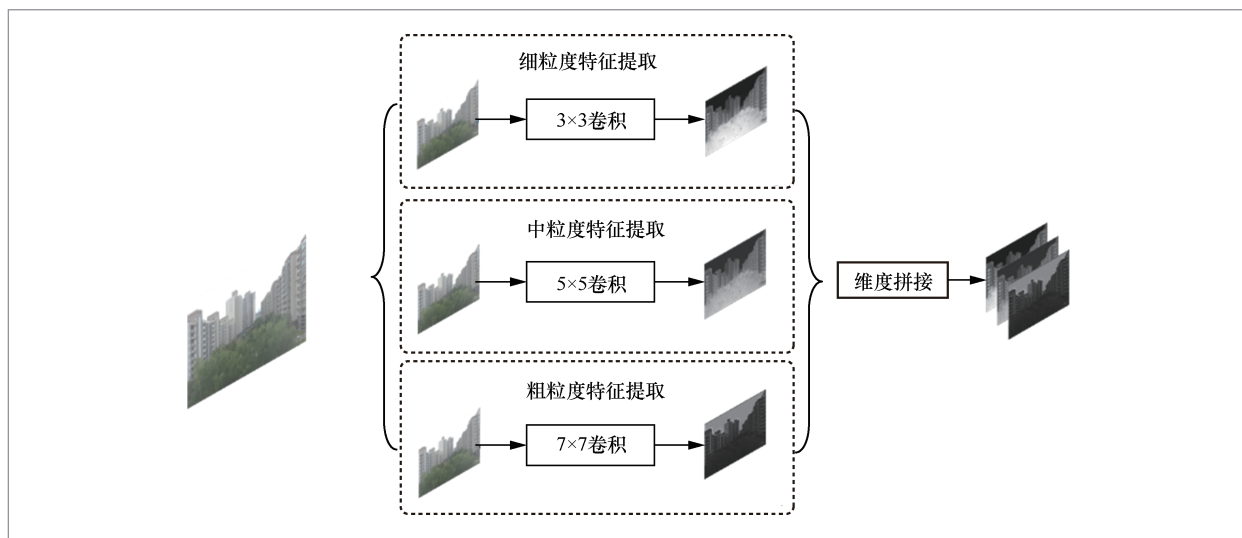


图4 多特征提取融合块结构

络结构,提升网络对高维空间向量的非线性表达能力。

解码器通过跳跃连接的方式对浅层和深层特征进行融合,用反卷积运算代替简单上采样操作,对融合后的特征图进行二次学习,将高维空间特征逐级映射到清晰图像上。为消除反卷积运算引起的棋盘效应,将卷积核大小设置为可被步长整除的大小,步长设置为2,使用 4×4 的卷积核对特征图进行反卷积计算。

2.3 判别器结构

判别器的主要作用是对输入图像的真伪进行辨别,并约束生成器输出具有“结构化”的图像。在传统生成对抗网络中,判别器的输出通常是单个判别矢量,代表了判别器对于整张输入图像的评价结果。但与分类、回归等任务不同,图像生成是具有结构化的映射过程,单一的判决矢量并不能给生成器提供有效的生成建议,造成生成器无法准确定位重构图像需要优化的位置,导致网络训练困难、不易收敛。为解决以上问题,本文设计了一种卷积神经网络作为判

别器,网络输出结构借鉴了PatchGAN^[14]的思想,将生成器的生成结果与真实图像作为判别器的输入,判别器输出一个 $N \times N$ 的判决矩阵,矩阵中的每个数值对应原图中一定大小的矩阵块。生成器通过分析每个矩阵块所得分数,对重构图像进行局部优化,使输出图像在细节上更加接近真实图像。判别器的基本单元包含卷积层、实例归一化层、LeakyRelu激活层。

2.4 损失函数

模型的损失函数主要由两部分组成:对抗损失和L2损失。对抗损失定义如式(1)所示,其中 z 为雾霾图像, x 为对应的真实无雾图像,判别器 D 应尽可能地区分出输入图像的真伪,生成器 G 尽量生成更加逼真的图像以“欺骗”判别器,对抗损失可以保留图像细节,使生成效果更加接近真实图像。

$$l_{\text{adv}} = \min_G \max_D E_{x \sim P_{\text{real}}} [\log(D(x))] + E_{z \sim P_{\text{hazy}}} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

L2损失又称最小化平方误差,常用于

最小化生成器输出值与真实值之间的差异, L2损失定义如式(2)所示:

$$l_{\text{cont}} = \frac{1}{CWH} \|G(z) - x\|_2^2 \quad (2)$$

其中, C 为图像通道数, W 与 H 分别是图像的宽和高。总的损失函数定义如式(3)所示, 其中 λ_1 、 λ_2 分别为对应权重, 以对抗损失和L2损失为约束条件, 对网络中的参数进行优化。

$$l_{\text{total}} = \lambda_1 l_{\text{adv}} + \lambda_2 l_{\text{cont}} \quad (3)$$

3 实验结果与分析

3.1 实验数据集

数据集会影响网络的去雾性能, 然而在现实中很难收集大量的成对训练样本。基于深度学习的主流去雾方法大多通过合成雾图来获取大量训练样本。目前使用较多的数据集包括NYU-Depth^[15]、RESIDE^[16]、NTIRE2018 Dehazing Challenge^[17]等。本文算法使用RESIDE数据集对网络模型进行训练, 并在合成雾图RESIDE SOTS、NTIRE2018 Dehazing Challenge和真实雾图数据集RESIDE RTTS上与其他去雾方法进行对比。

3.2 实验配置及参数设置

本文算法硬件环境为NVIDIA GeForce GTX1080Ti GPU、12 GB显存、Intel Xeon Silver 4114 CPU、2.2 GHz主频、64 GB内存; 软件环境使用Tensorflow2.3.0作为网络开发框架, 编程语言为Python, 操作系统为Ubuntu20.04。

使用高斯随机变量对卷积核参数进行

初始化; 生成器初始学习率 $l_G=0.008$, 判别器初始学习率 $l_D=0.005$ 。为了避免网络震荡不收敛, 在训练过程中动态调整学习率, 每40个Epoch学习率减半。设置Batch Size=2, 权重 $\lambda_1=1$ 、 $\lambda_2=100$, 生成器与判别器的训练次数比为1, 迭代200次, 使用Adam优化器对网络参数进行优化。

3.3 合成雾图实验对比

为了验证本文算法的有效性, 设置对比实验, 将本文算法与DCP^[15]、MSBDN^[18]、DehazeFormer^[19]和T-Net^[20]等具有代表性的方法在RESIDE SOTS和NTIRE2018 Dehazing Challenge数据集上进行去雾对比。考虑到雾霾干扰主要集中在亮度通道上, 因此在实验中设置多个不同亮度及不同浓度的雾霾场景进行对比, 以更全面地评估算法的泛化能力。

图5是各算法在RESIDE SOTS测试集中强弱光场景下的去雾效果展示。强光场景下, 天空与雾霾区域的像素数值存在交叉, 由于传统算法的去雾过程极度依赖先验信息, DCP的输出结果在天空区域存在明显失真。弱光场景下, 图像对比度变大, 算法应当在去除高亮区域雾霾的前提下保留弱光区域的细节信息, 这增加了图像去雾的难度。可以看出, DCP、MSBDN和DehazeFormer在暗处细节上都有不同程度的丢失, T-Net虽然提升了暗处的亮度, 但也存在天空区域的失真, 而本文提出的方法较对比算法在不同强度的光照场景下, 输出的去雾图像更加接近于真实无雾图像。

图6展示了各算法在RESIDE SOTS测试集中不同浓度雾霾场景下的去雾效果。DCP的去雾结果存在较大的颜色失真; MSBDN和DehazeFormer在某些薄雾场景下去雾不彻底, 这3种方法存在



图5 强光和弱光场景下的去雾效果

色调偏移和亮度偏暗问题。T-Net能够在保留图像原始色调的同时，提高去雾图像亮度，但在天空等光线充足的区域输出亮度过高，造成颜色失真、细节丢失等问题。

图7是各算法在NTIRE2018 Dehazing Challenge数据集上的去雾结果展示。DCP存在较大的颜色失真，MSBDN和

DehazeFormer存在较多的白雾残留，T-Net能够有效去除图像中的白雾，但是经过处理后的图像颜色偏暗，与无雾图亮度偏差较大。与其他算法相比，本文算法的去雾结果更加接近真实清晰图像，在达到有效去雾的同时，最大限度地保留了图像的原始色彩，视觉效果上明显优于同类型的其他去雾算法。

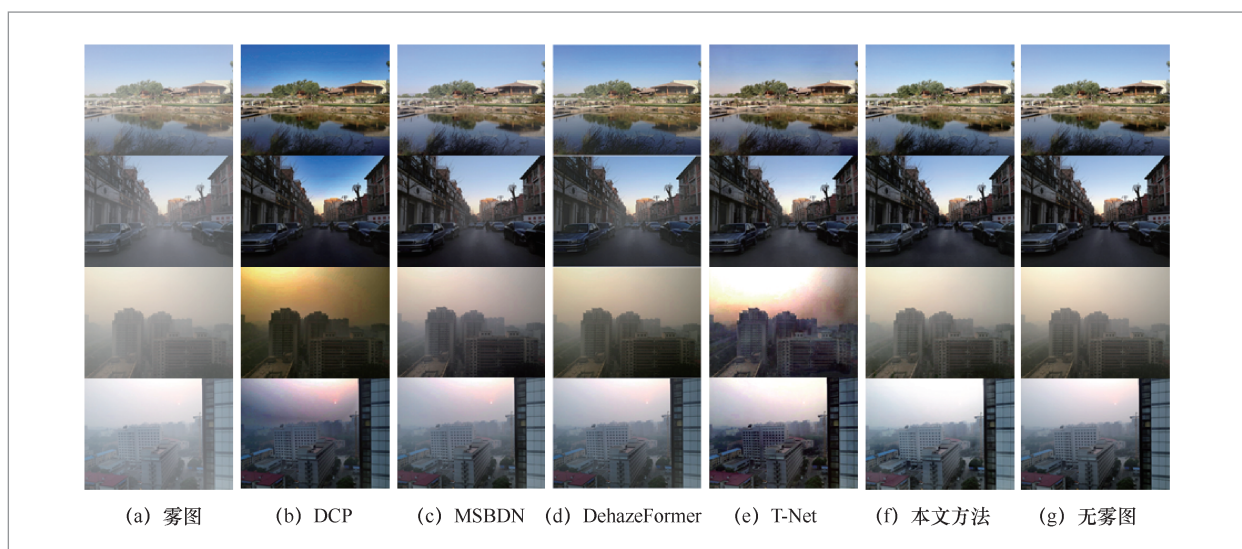


图6 薄雾和浓雾场景下的去雾效果

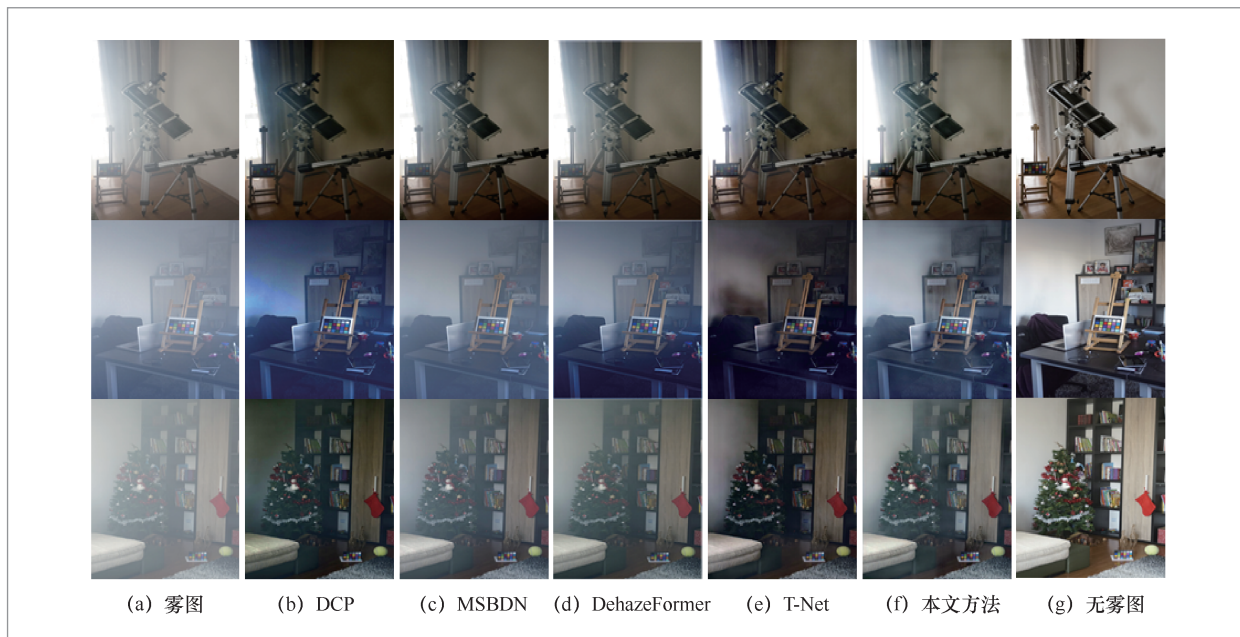


图7 NTIRE2018 Dehazing Challenge 数据集上去雾效果

3.4 去雾效果评估

为了客观地评估各算法的性能表现,本文采用峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)和结构相似性(structural similarity index, SSIM)作为去雾效果的评价指标,数值越大代表去雾图像与无雾图像相似度越高,算法性能越好。多场景下的去雾效果见表1,可以看出,由于存在较大的颜色失真,DCP在指标上明显小于同类算法,T-Net的综合表

现优于其他3种算法。本文算法在4种场景下与次优值相比,PSNR和SSIM平均提升了约4.776 dB、1.80%。

表2为本文方法与其他去雾算法在NTIRE2018 Dehazing Challenge数据集上的指标对比,为了客观地进行比较,选取各算法在整个数据集去雾输出结果指标梯度的前10%和后10%的数据值进行加权平均。可以看出,本文方法在指标上均优于同类型去雾算法,与次优值相比,本文提出的算法在峰值信噪比与结构相似性上分别提升了约0.4 dB、3.52%。

表1 RESIDE SOTS 数据集多场景下去雾效果

场景类别	DCP	MSBDN	DehazeFormer	T-Net	本文方法
	PSNR(dB)/SSIM	PSNR(dB)/SSIM	PSNR(dB)/SSIM	PSNR(dB)/SSIM	PSNR(dB)/SSIM
bright	12.8324/71.91%	23.6712/93.91%	20.3518/90.82%	<u>27.9463/95.68%</u>	29.8192/96.50%
dark	15.9842/75.13%	24.1169/77.46%	20.9747/90.53%	<u>24.593/90.79%</u>	31.2793/94.60%
mist	12.6756/72.11%	<u>26.782/94.23%</u>	20.4727/89.79%	26.1434/ <u>95.98%</u>	32.7965/97.10%
thick	12.9062/81.32%	<u>23.2929/94.19%</u>	21.2429/92.50%	19.6503/86.82%	27.821/95.65%

注:加粗数值为每行最优值,下划线标注数值为次优值。

为了验证网络性能,将本文提出的算法与同类型具有代表性的去雾算法在RESIDE SOTS数据集中的多个场景和NTIRE2018 Dehazing Challenge数据集上进行对比实验。结果表明,本文算法在两种数据集的多种场景下的去雾结果更自然,各项指标均高于对比实验中的其他算法,在峰值信噪比与结构相似性两种客观评价指标上平均提升了2.588 dB、2.66%。

3.5 真实场景去雾

由于雾天场景下,雾的浓度和分布区域并不均匀,所以真实场景下的去雾难度要明显高于合成雾图。为验证本文算法对实际雾天图像的去雾效果,在RESIDE RTTS真实雾天测试集上测试算法性能,图8展示了本文算法与同类型算法的去雾效果。

从图8可以看出,DCP的输出图像在天空区域出现颜色失真、伪影等问题;MSBDN和DehazeFormer存在较多的白雾残留区域,去雾图像亮度偏暗;T-Net虽然

表2 NTIRE2018 Dehazing Challenge 数据集去雾效果

Dehaze method	PSNR(dB)	SSIM
DCP	14.2992	63.57%
MSBDN	16.0611	<u>68.38%</u>
DehazeFormer	14.9886	62.08%
T-Net	<u>16.1393</u>	67.07%
本文方法	16.5383	71.90%

注:加粗数值为每行最优值,下划线标注数值为次优值。

在保留图像原始亮度的同时有效去雾,但在天空区域也出现了色彩失真的问题。本文算法处理后的图像细节更加清晰,在有效恢复清晰图像的同时最大限度地保留了图像的原始色调,输出结果更符合人眼的视觉感受。

4 结束语

传统去雾方法主要通过分析雾图分布规律,对雾图的对比度、亮度、色调等进行人工调节。卷积神经网络在图像转换中展现出优越性能,为图像去雾工作提供了新思

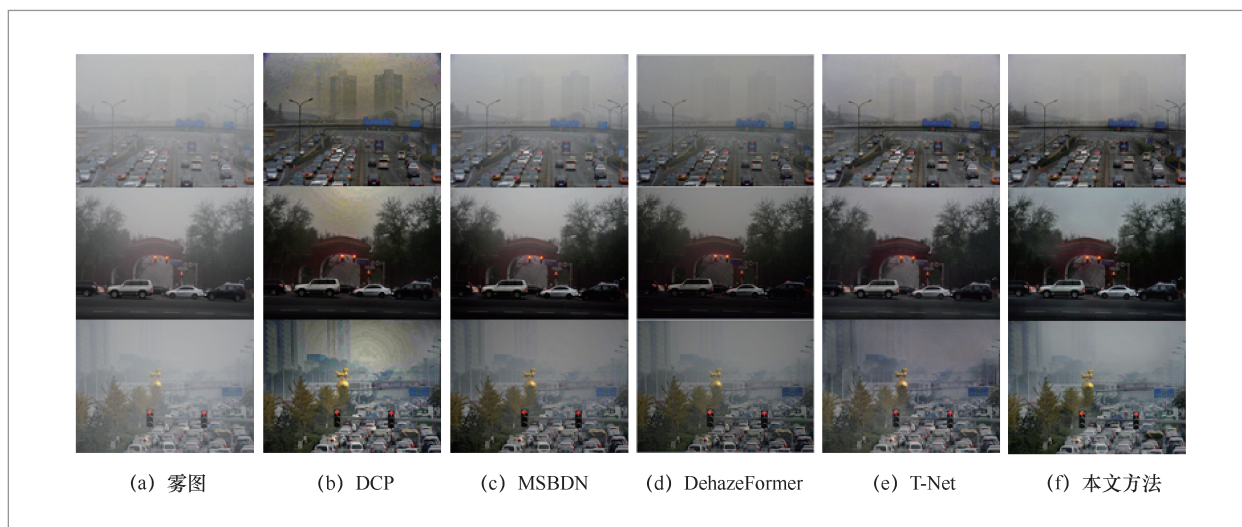


图8 真实场景下去雾效果对比

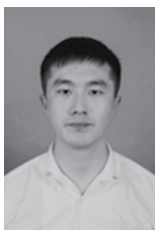
路。本文以生成对抗为思想,设计多特征融合的网络结构,通过网络强大的拟合能力对雾天图像进行去雾,克服了传统去雾算法计算复杂、特征提取困难等困难。本文算法能够有效解决日常生活中因雾霾导致的图像模糊、可辨识度低等问题,但对于能见度极低、对比度极小的浓雾场景,网络在处理过程中很容易造成边缘信息丢失或去雾不彻底的情况。未来的研究将侧重于对浓雾、夜间等特殊场景进行去雾。

参考文献:

- [1] 禹晶, 徐东彬, 廖庆敏. 图像去雾技术研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(9): 1561-1576.
YU J, XU D B, LIAO Q M. Image defogging: a survey[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(9): 1561-1576.
- [2] STARK J A. Adaptive image contrast enhancement using generalizations of histogram equalization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(5): 889-896.
- [3] JOBSON D J. Retinex processing for automatic image enhancement[J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(1): 100.
- [4] 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.
- [5] HE K M, SUN J, TANG X O. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [6] 刘万军, 白宛司, 曲海成, 等. 融合GF-MSRCR和暗通道先验的图像去雾[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(11): 1893-1905.
LIU W J, BAI W S, QU H C, et al. Image dehazing based on GF-MSRCR and dark channel prior[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(11): 1893-1905.
- [7] CAI B L, XU X M, JIA K, et al. DehazeNet: an end-to-end system for single image haze removal[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(11): 5187-5198.
- [8] LI B Y, PENG X L, WANG Z Y, et al. AOD-net: all-in-one dehazing network[C]//Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2017: 4780-4788.
- [9] CHEN D D, HE M M, FAN Q N, et al. Gated context aggregation network for image dehazing and deraining[C]//Proceedings of the 2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1375-1383.
- [10] DONG Y, LIU Y H, ZHANG H, et al. FD-GAN: generative adversarial networks with fusion-discriminator for single image dehazing[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. California: AAAI, 2020, 34(7): 10729-10736.
- [11] ULYANOV D, VEDALDI A, LEMPITSKY V. Instance normalization: the missing ingredient for fast stylization[EB]. arXiv preprint, 2016, arXiv: 1607.08022.
- [12] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]//Proceedings of the Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 2. Cambridge: MIT Press, 2014: 2672-2680.
- [13] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [14] ISOLA P, ZHU J Y, ZHOU T H, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks[C]//

- Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2017: 5967–5976.
- [15] SILBERMAN N, HOIEM D, KOHLI P, et al. Indoor segmentation and support inference from RGBD images[C]// Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2012: 746–760.
- [16] LI B Y, REN W Q, FU D P, et al. Benchmarking single image dehazing and beyond[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 28(1): 492–505.
- [17] ANCUTI C, ANCUTI C O, TIMOFTE R, et al. NTIRE 2018 challenge on image dehazing: methods and results[C]// Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1004–100410.
- [18] DONG H, PAN J S, XIANG L, et al. Multi-scale boosted dehazing network with dense feature fusion[C]// Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2020: 2154–2164.
- [19] SONG Y D, HE Z Q, QIAN H, et al. Vision transformers for single image dehazing[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2023, 32: 1927–1941.
- [20] ZHENG L R, LI Y S, ZHANG K H, et al. T-net: deep stacked scale-iteration network for image dehazing[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2022, 25: 6794–6807.

作者简介



司亚中(1996–)，男，河北工业大学博士生，主要研究方向为深度学习、计算机视觉等。



张旭龙(1988–)，男，博士，平安科技(深圳)有限公司高级算法研究员，复旦大学计算机理学博士，主要研究方向为语音合成、语音转换、音乐信息检索以及机器学习和深度学习方法在人工智能领域应用。担任清华大学深圳研究院以及中国科学技术大学先进技术研究院校外导师，目前是IEEE、中国自动化学会以及中国计算机学会会员，担任联邦数据与联邦智能专委会委员，2023年入选上海市东方英才计划青年项目。



杨帆(1966–)，男，博士，河北工业大学电子信息工程学院教授、博士生导师，主要研究方向为智能信息处理、计算机视觉、图像处理等。



王健宗 (1983-), 男, 博士, 平安科技(深圳)有限公司副总工程师, 资深人工智能总监, 联邦学习技术部总经理, 智能金融前沿技术研究院院长。美国佛罗里达大学人工智能博士后, 美国莱斯大学和华中科技大学联合培养博士, 中国计算机学会资深会员, 中国计算机学会大数据专家委员会委员, 中国自动化学会联邦数据和联邦智能专业委员会副主任。主要研究方向为大模型、联邦学习和深度学习等。



程宁 (1981-), 男, 博士, 平安科技(深圳)有限公司高级经理, 中国科学院计算技术研究所计算机应用技术博士后, 主要研究方向为语音识别、语音增强以及麦克风阵列。



肖京 (1972-), 男, 美国卡耐基梅隆大学博士, IEEE Fellow, 国家特聘专家。国家新一代普惠金融人工智能开放创新平台技术负责人、深圳市政协委员、深圳市决策咨询委员会委员, 兼中国计算机学会深圳分部副主席、广东省人工智能与机器人学会副理事长、深圳市人工智能行业协会会长、深圳市人工智能学会副理事长, 清华大学、上海交通大学、同济大学等客座教授。长期从事人工智能与大数据分析挖掘相关领域研究, 先后在爱普生美国研究院及美国微软公司担任高级研发管理职务, 现任平安集团首席科学家, 负责人工智能技术研发及其在金融、医疗、智慧城市等领域的应用, 带领团队树立了多项传统行业智能化经营的标杆。已发表学术论文249篇, 美国授权专利101项, 中国发明专利155项, 参与及承担国家级项目8项。凭借在技术创新及应用的杰出贡献, 先后获得2018年中国专利奖、2019年吴文俊人工智能杰出贡献奖、2020年吴文俊人工智能科技进步一等奖、2020年上海市科技进步奖一等奖、2020年中国人工智能十大风云人物、2021年深圳市五一劳动奖章、2022年深圳市最美科技工作者等荣誉。

收稿日期: 2023-09-26

通信作者: 王健宗, jzwang@188.com

基金项目: 广东省重点领域研发计划“新一代人工智能”重大专项(No.2021B0101400003)

Foundation Item: The Key Research and Development Program of Guangdong Province (No.2021B0101400003)