

基于特征约束 CycleGAN 的单幅图像去雾算法研究

王殿伟¹, 李顺利^{1*}, 韩鹏飞², 刘颖¹, 姜静¹, 任新成³

¹西安邮电大学通信与信息工程学院, 陕西 西安 710121;

²西湖大学工学院人工智能研究与创新中心, 浙江 杭州 310024;

³延安大学物理与电子信息学院, 陕西 延安 716000

摘要 针对雾天场景下成像设备采集的图像降质严重的问题, 提出一种基于特征约束循环生成对抗网络(CycleGAN)的单幅图像去雾算法。首先, 通过循环生成对抗网络学习雾天图像与清晰图像之间的映射关系, 经由判别器判断重建图像是否符合真实样本图像的数据分布; 然后, 针对网络模型损失函数部分, 构建基于循环一致损失和 Haze 损失的联合函数。在 Haze 损失函数中引入图像频率信息作为约束项, 并结合预训练的 VGG-16 模型提取图像高维特征的内容损失, 从而提高网络的去雾性能, 解决了 CycleGAN 模型去雾不足和图像信息丢失的问题; 最后, 将峰值信噪比和结构相似性作为评价标准, 对输入的雾天图像和输出的去雾增强图像进行定量分析。实验结果表明, 提出的算法能有效地降低雾对成像质量的影响, 进而获得更好的主观视觉评价和客观量化评价。

关键词 数字图像处理; 图像去雾; CycleGAN; Haze 损失; 特征约束

中图分类号 TP751.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1410017

Feature Constraint CycleGAN for Single Image Dehazing Algorithm

Wang Dianwei¹, Li Shunli^{1*}, Han Pengfei², Liu Ying¹, Jiang Jing¹, Ren Xincheng³

¹School of Communications and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an, Shaanxi 710121, China;

²Center for AI Research and Innovation, Westlake University, Hangzhou, Zhejiang 310024, China;

³School of Physics and Electronic Information, Yan'an University, Yan'an, Shaanxi 716000, China

Abstract To solve the problem of serious degradation of images captured by imaging equipment in hazy scenes, a single image dehazing algorithm based on feature constraint cycle generative adversarial networks (CycleGAN) is proposed. First, the mapping relationship between the hazy image and the clear image is learned by the CycleGAN, and the discriminator determines whether the reconstructed image conforms to the data distribution of the real sample image. Then, as for network model loss function, the joint function based on cyclic consistent loss and Haze loss is constructed. The frequency information of image is introduced into Haze loss function as a constraint term and the content loss of high-dimensional feature is extracted by the pre-trained VGG-16 model, which can improve dehazing performance of the network and solve the problems of insufficient dehazing and image information loss in CycleGAN model. Finally, the peak signal-to-noise ratio and structural similarity index are used as the evaluation criteria for quantitative analysis between the input hazy image and the output dehazing enhanced image. Experimental results show that the proposed algorithm can effectively reduce the effect of haze on imaging quality, and obtain better subjective visual evaluation and objective quantitative evaluation.

Key words digital image processing; image dehazing; CycleGAN; Haze loss; feature constraint

OCIS codes 100.2000; 100.2980; 100.2960

收稿日期: 2020-09-21; 修回日期: 2020-10-15; 录用日期: 2020-11-18

基金项目: 公安部科技强警基础工作专项(2019GABJC42)、陕西省能源大数据智能处理省市共建重点实验室开放基金(IPBED6)、西安邮电大学研究生创新基金(CXJJLY2019067)

通信作者: * 780953701@qq.com

1 引言

在雾天场景下由于空气中的水汽对光场的吸收和散射导致采集到的图像存在对比度低、颜色偏差和细节模糊问题,影响图像后期处理。因此,针对雾天图像进行去雾增强研究具有重要意义^[1]。

目前主要通过基于图像增强的方法^[2]、基于物理模型的复原方法^[3-6]和基于深度学习^[7-10]的图像去雾方法实现单幅图像去雾。例如,He 等^[5]通过对大量雾天图像的分析统计提出暗通道先验理论,该算法具有良好的去雾性能,但是当场景亮度与大气光强度相近时该先验理论失效;Zhu 等^[6]提出一种颜色衰减先验理论,该方法能够获得较好的去雾效果,但部分增强后的图像仍存在残雾;Cai 等^[7]提出一种端到端的单幅图像去雾网络 DehazeNet,利用卷积神经网络代替传统的人工先验知识估计传输图,但是分开估计传输图和大气光强度在一定程度上使得去雾结果存有残雾,影响算法的去雾性能;Ren 等^[8]提出一种基于多尺度卷积神经网络^[9]的去雾算法 MSCNN,通过粗尺度网络来预测整体雾图的透射率和细尺度网络来细化局部的去雾效果,获得的去雾图像存在图像细节模糊的问题;基于循环生成对抗网络(CycleGAN)^[10]模型的去雾可以学习到雾天图像与无雾清晰图像间的映射关系,但是无法保证将雾天图像映射为所期望的高质量清晰图像,存在去雾后图像模糊和信息丢失的问题。

针对以上 CycleGAN 方法的不足,提出一种新的特征约束函数对 CycleGAN 进行优化。雾天图像可以分为高频分量和低频分量两部分,在雾天图像中雾霾主要存在于低频分量中并且低频分量主要由图像的颜色、对比度以及亮度等信息组成;高频分量主要包含一些细节、边缘变化锐利的纹理信息,并且雾天图像的色彩饱和度、对比度严重下降,纹理细节信息损失严重。受 Ignatov 等^[11]启发,选用低频信息作为约束函数可以评估图像之间的亮度、对比度和色彩饱和度之间的差异,同时消除纹理和内容信息。选取高频信息作为约束条件可以增强图像去雾后的细节纹理信息。在此基础上加入内容损失,Ledig 等^[12]发现该损失能够在特征空间对图像进行约束,使得图像具有相似的特征,包括图像内容、感知质量等方面,从而获得更加符合人眼视觉特性的图像。基于上述分析,提出了一种新的特征约束函数——Haze 损失函数,该函数包含了图像的低频

信息损失、高频信息损失以及内容损失。最后从主观和客观两方面对提出的算法取得的结果进行评价。

2 基于特征约束 CycleGAN 的单幅图像去雾算法

生成对抗网络(GAN)的思想基于博弈论中的二人零和博弈,博弈的双方作为 GAN 中的生成器和判别器。生成器的作用是根据输入的数据分布生成一个类似真实训练数据分布的伪样本;判别器的作用是区分真实数据和生成数据。因此为了使生成的伪样本更加符合真实训练样本的数据分布,生成器和判别器均需提高自己的能力,最终使得判别器无法区分出生成器生成的伪样本和真实训练样本。利用这种思想学习雾天图像与无雾清晰图像的映射关系,但是 CycleGAN 模型存在去雾不足和图像细节信息丢失问题,因此,在 CycleGAN 的基础上引入 Haze 损失函数,以提高网络去雾性能。

2.1 目标函数

在使用传统的对抗损失对生成器 G、F 引入限制的基础上,还需要具备循环一致性才可能保证训练结果类似于目标图像。即对于数据集 X 域中的图像 x ,在转换到数据集 Y 域后,仍然可以确保能够重新转换回到数据集域 X,还原出原始图像 x ,即: $x \rightarrow G(x) \rightarrow F(G(x)) \approx x$ 。同理可知,对于数据集 Y 域中的图像 y ,在转换到数据集 X 域后,仍然需要确保新的图像还可以重新转换回到数据集 Y,还原出原始图像 y ,即: $y \rightarrow F(y) \rightarrow G(F(y)) \approx y$ 。其循环一致性损失函数表达式为

$$L_{\text{cyc}} = E_{X \sim \text{pdata}(x)} [\|F(G(x)) - x\|_1] + E_{Y \sim \text{pdata}(y)} [\|G(F(y)) - y\|_1], \quad (1)$$

式中 $X \sim \text{pdata}(x)$ 和 $Y \sim \text{pdata}(y)$ 表示原始数据分布, L_{cyc} 函数的主要目的是确保网络模型生成的伪图像 $F(G(x))$ 能够还原出符合原始数据分布 $X \sim \text{pdata}(x)$ 的数据。进行不同风格图像转换时,生成图像必须保留原始图像的特性,即使用生成器 GeneratorA-B 生成一张伪图像,能够使用生成器 GeneratorB-A 来恢复出原始图像,此过程必须满足循环一致性。

为了获得更优的去雾效果,本文从图像自身特征出发构建 Haze 损失函数来优化网络模型,使得重建图像和原始输入图像达到高度一致。该函数主要考虑以下 3 个方面:低频信息、高频纹理信息和图

像高维内容。

1) 低频信息损失

为了获取低频信息,对图像进行高斯模糊处理^[11],主要是为了消除纹理和内容信息的影响,进而约束图像的色彩饱和度、对比度和亮度等信息。低频信息损失的定义为

$$L_{lf} = \|(I_x)_b - (F(G(I_x)))_b\|_2^2 + \|(I_y)_b - (G(F(I_y)))_b\|_2^2, \quad (2)$$

式中 $(I_x)_b$ 、 $(I_y)_b$ 和 $(F(G(I_x)))_b$ 、 $(G(F(I_y)))_b$ 分别表示进行高斯模糊处理后的原始图像和生成图像。 I_b 的定义为

$$I_b(i, j) = \sum_{m, n} I(i + m, j + n) \times G(m, n), \quad (3)$$

式中 I_b 表示对图像 I 进行高斯模糊处理,高斯模糊算子表示为 $G(m, n)$ 。 $I_b(i, j)$ 表示的是图像中的像素点 (i, j) ,高斯模糊算子 $G(m, n)$ 中的 m, n 决

定模糊半径的大小,模糊半径为 $\sqrt{m^2 + n^2}$ 。其中高斯模糊算子 $G(m, n)$ 的定义为

$$G(m, n) = \frac{1}{2\pi\alpha^2} \exp\left(-\frac{m^2}{2\alpha^2} - \frac{n^2}{2\alpha^2}\right), \quad (4)$$

式中 α 为正态分布的标准偏差(MSE),受 Ignatov 等^[11]启发,为了消除高频纹理信息对图像进行高斯模糊处理,在消除纹理和内容信息的同时最大限度地保留图像的原始信息,这里取 $\alpha^2 = 3$ 。

2) 高频信息损失

通过对 1492 组分辨率为 256×256 的雾图和清晰图像在色相、饱和度、明度(HSV)颜色空间的统计分析,发现将雾图由红绿蓝(RGB)颜色空间映射到 HSV 颜色空间后,在同一场景下的雾图和清晰无雾图像的 HSV 分量中的 H 分量对雾天图像差异影响很小,如图 1 所示。

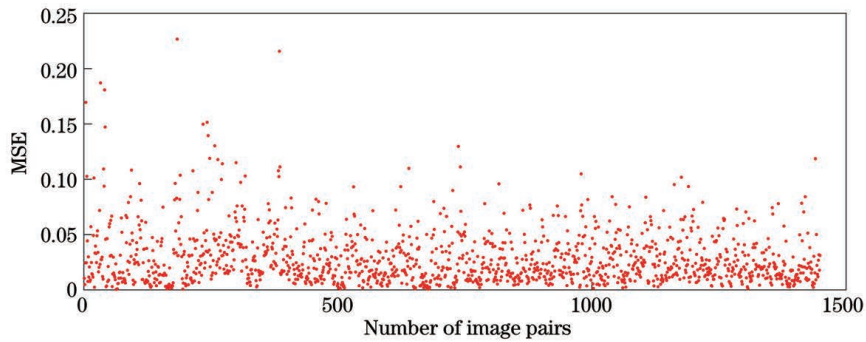


图 1 1492 组图像对中 H 通道的 MSE 散点图

Fig. 1 MSE scatter plot of H channel in 1492 image pairs

根据统计得到的雾图和清晰图像间 H 分量差异很小这一先验知识,同时为避免因 S 分量的色彩饱和度信息产生的误差,对图像高频纹理特征信息在 V 通道进行约束,在最大化舍弃图像色彩信息的同时保留图像的高频纹理信息。根据上述分析,高频信息损失的定义为

$$L_{hf} = \|(I_x)_v - (F(G(I_x)))_v\|_2^2 + \|(I_y)_v - (G(F(I_y)))_v\|_2^2, \quad (5)$$

式中 $(I_x)_v$ 、 $(I_y)_v$ 、 $(F(G(I_x)))_v$ 和 $(G(F(I_y)))_v$ 分别表示雾天输入图像、无雾输入图像以及相应的重建图像在 HSV 空间中 V 通道的灰度图。

3) 内容信息损失

受 Ledig 等^[12]启发,该损失在特征空间对图像进行约束,包括图像内容、感知质量等方面,从而获得更加符合人眼视觉特性的图像。采用预训练的 VGG-16 模型的线性整流单元(ReLU)层生成的激活映射来定义内容损失。假设 $\varphi_i(\cdot)$ 是在 VGG-16 的第 i 个卷积层后得到的特征图,内容损失定义为

$$L_{content} = \|\varphi_i(I_x) - \varphi_i(F(G(I_x)))\|_2^2 + \|\varphi_i(I_y) - \varphi_i(G(F(I_y)))\|_2^2, \quad (6)$$

式中 I_x 、 I_y 、 $F(G(I_x))$ 和 $G(F(I_y))$ 分别表示雾天输入图像、无雾输入图像以及相应的重建图像。

综上所述,提出的 Haze 损失函数 L_{Haze} 的定义为

$$L_{Haze} = w_1 \times L_{lf} + w_2 \times L_{hf} + w_3 \times L_{content}, \quad (7)$$

式中 w_1 、 w_2 和 w_3 分别是三项损失函数的权重。通过对约 2000 幅图像进行实验,其中包括不同场景(室内、室外)和不同雾浓度的雾天数据,最终得出当 w_1 、 w_2 和 w_3 取值分别为 0.5、0.5 和 1 时能得到一个相对最优的结果。

2.2 网络模型

如图 2 所示,算法模型是一个环形可循环迭代的网络,包括两个生成网络 G, F 和两个判别网络 D_X, D_Y, X 和 Y 分别代表雾天图像和清晰图像两种不同的数据域。两个生成器分别用于生成清晰无雾图像和有雾图像,且二者互为彼此的逆过程。

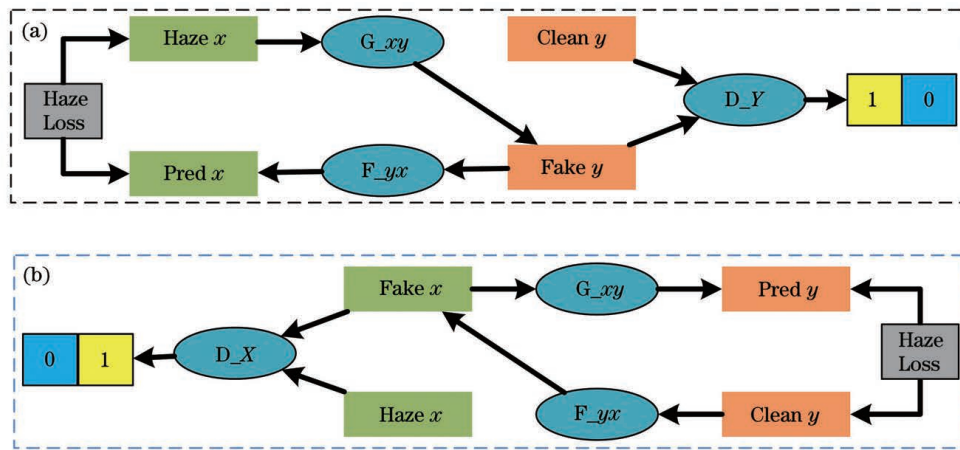


图 2 网络整体结构。(a)正向过程;(b)逆向过程

Fig. 2 Structure of overall network. (a) Forward; (b) reverse

通过学习给定的雾天图像域 X 和清晰图像域 Y 之间的映射函数,最终使得生成器生成的伪样本符合真实样本的数据分布,达到一种雾天图像到清晰图像的转换。约束函数 L_{Haze} 同时作用在两个不同方向的循环网络上,用来约束循环重建图像 $Pred\ x$ 和输入图像 $Haze\ x$ 之间的一致性,从而优化生成网络 G 、 F 获得更加清晰的无雾图像,进而获得更好的去雾性能。

图 2 中生成网络的作用是通过学习目标域的数据分布来对输入图像进行重建,生成器 G 和 F 采用完全一样的网络结构。生成网络由编码器、残差结构和解码器组成,编码器由 3 个卷积层、3 个批规范化层和 3 个 ReLU 激活层构成,卷积核大小为

3×3 ,步长为 2;残差结构由 6 个残差块构成,每个残差块又包含了 2 个卷积层、2 个批规范化层和 1 个 ReLU 激活层,卷积核大小为 3×3 ,步长为 1;解码器由 2 个反卷积层、2 个批规范化层、3 个 ReLU 激活层和 1 个卷积层构成。编码器对输入数据进行图像特征提取,然后经过残差网络将其转换为符合目标域数据分布的特征图。网络的右半部分则相当于一个解码器,将从转换器中得到的特征向量进行扩张,进而反演出低级特征。若步长为 1,则输入输出特征图大小相等;若步长为 2,则经卷积后输出特征大小减半。最后,经反卷积后输出特征大小加倍,得到原尺寸的去雾图像。生成网络结构如图 3 所示。

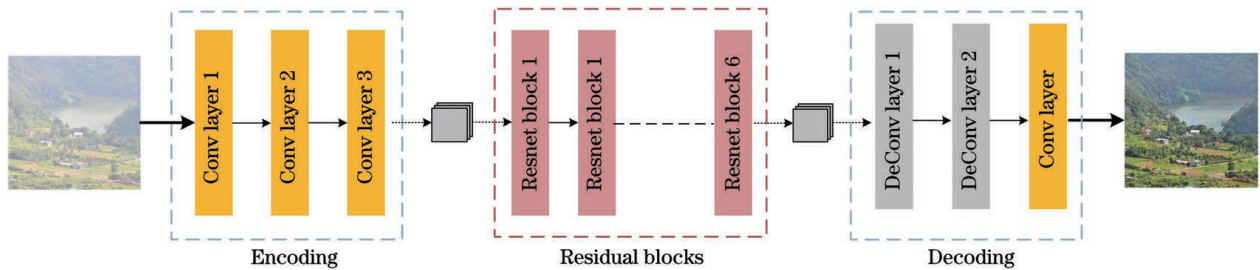


图 3 生成网络结构图

Fig. 3 Structure of generate network

同理,判别器的作用是判断重建图像与真实图像的真伪,促使正向生成器 G 生成高质量的目标域图像。判别网络由 5 个卷积模块组成,如图 4 所示,所有的卷积层都使用 Leaky-ReLU 激活函数,分别为 Conv layer 1、Conv layer 2、Conv layer 3、Conv layer 4 和 Conv layer。前四层用于提取生成模型的输出图像特征,每层卷积的卷积核大小为 4×4 ,步长为 2,然后通过添加产生一维输出的卷积层 Conv layer,其卷积核大小为 4×4 ,步长为 1,

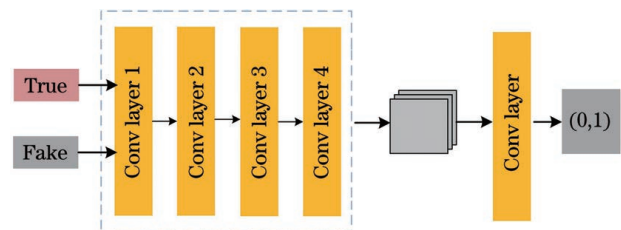


图 4 判别网络结构图

Fig. 4 Structure of discriminant network

并使用 Sigmoid 激活函数,来判断生成图像是否符合

合真实样本的数据分布,如果是真实图像则输出为 1,重建图像则输出为 0。

3 实验及结果分析

提出的算法的实验平台为 Ubuntu 16.04、Tensorflow^[13]以及 Python3.5 的编程环境。考虑到样本数据较小,将最小批次学习设置为 1,对训练集迭代 200 轮,学习率设置为 0.0001,求解算法采用 Adam 优化器。训练数据来源于公开数据集 D-HAZY^[14],其包含 NYU-Depth^[15]和 Middelbury^[16]两个部分,NYU-Depth 数据集由 1449 对相同场景下合成的有雾图像和对应清晰图像组成。Middelbury 包含 23 个相同场景下的清晰和合成的有雾图像。本文选择在数据集 NYU-Depth 上训练模型,从中随机抽取 1249 张作为训练集,其余 200

张作为测试集。

3.1 定量评价

本文采用峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)客观评价指标来评估去雾后的图像质量。其中 PSNR 能够在像素级别评估图像的质量和去雾有效性,值越大说明图像质量越好;SSIM 分别从亮度、对比度、结构三方面度量图像相似性,值越大结构信息保存越好。为进一步评估提出的算法的性能,将其与一些经典的单幅图像去雾算法在测试集上进行比较,并对训练好的模型在数据集 Middelbury 上进行跨域测试。其中对比算法包括 DCP^[5]算法、CAP^[6]算法、DehazeNet^[7]算法、MSCNN^[8]算法和 CycleGAN^[10]算法。测试结果如表 1、表 2 所示。

表 1 测试集下的 PSNR/SSIM 均值

Table 1 Average PSNR/SSIM values for test set

Method	DCP	CAP	DehazeNet	MSCNN	CycleGAN	Ours
PSNR	11.08	12.89	12.94	13.26	11.57	13.68
SSIM	0.65	0.66	0.70	0.69	0.55	0.70

表 2 数据集 Middelbury 下的 PSNR/SSIM 均值

Table 2 Average PSNR/SSIM values for Middelbury dataset

Method	DCP	CAP	DehazeNet	MSCNN	CycleGAN	Ours
PSNR	12.02	14.16	13.59	13.55	11.30	14.32
SSIM	0.69	0.76	0.75	0.73	0.34	0.73

从表 1、表 2 可知,提出的算法的 PSNR 均值均为最优,说明提出的算法具有良好的去雾性能。虽然在数据集 Middelbury 上的 SSIM 值不是最优,但是与最高值仅差 0.03,这表明提出的算法对跨域数据集的处理依然可以取得好的去雾效果,对陌生雾天样本具有良好的学习能力,并且 PSNR 和 SSIM 两个指标值都明显优于 CycleGAN 算法。

3.2 定性分析

为直观展示不同算法的去雾效果,选取不同雾天场景下的图像进行比较,结果如图 5 所示。

从图 5 中可以看出,DCP 算法去雾能力较好,但在天空区域容易出现颜色失真现象;CAP 算法取得了较好的去雾效果,但对传统模型中参数的不准确估计使得增强图像中仍存在残雾;DehazeNet 网络去雾效果良好但细节处仍有多处雾残留,整体色调偏暗;MSCNN 算法整体去雾效

果较好,但有时会出现色彩失真现象,例如场景二中的天空区域;CycleGAN 算法整体效果较好,但部分图像饱和度和不足。提出的算法的去雾结果明亮自然,具有更清晰的细节信息,证明提出的网络模型是有效的。为了进一步验证提出的算法的有效性,选取 4 个不同场景下的有雾图像,分别使用 CycleGAN 方法和提出的方法进行去雾,并将处理前后图像的局部区域进行细节放大,结果如图 6 所示。

图 6 中每个场景从左至右,依次为原始雾图、CycleGAN 算法和提出的算法处理后的增强结果。可以看出,虽然 CycleGAN 算法的整体去雾效果比较好,但是该算法去雾后的结果存在主观视觉质量差、细节损失等问题。实验结果表明,提出的算法相较于 CycleGAN 算法在去雾程度、图像细节信息恢复等方面都有明显的优势。

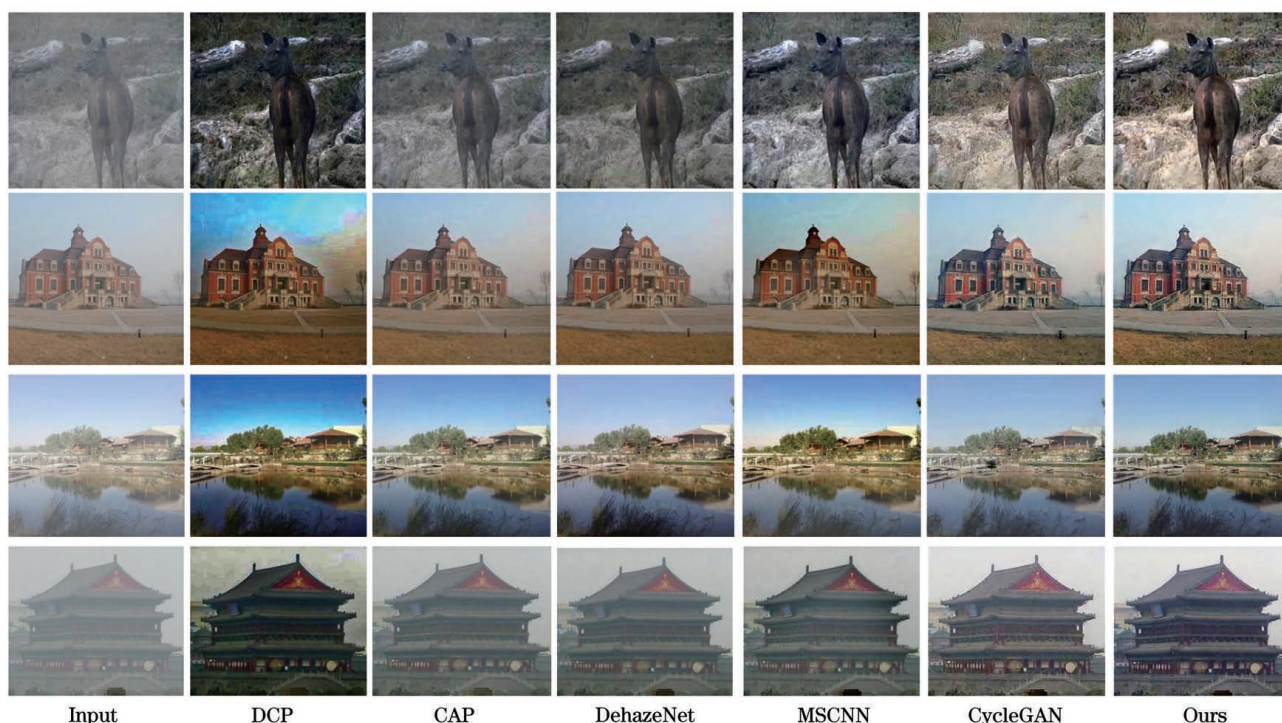


图 5 不同算法去雾结果对比

Fig. 5 Comparison of dehazing results by different algorithms

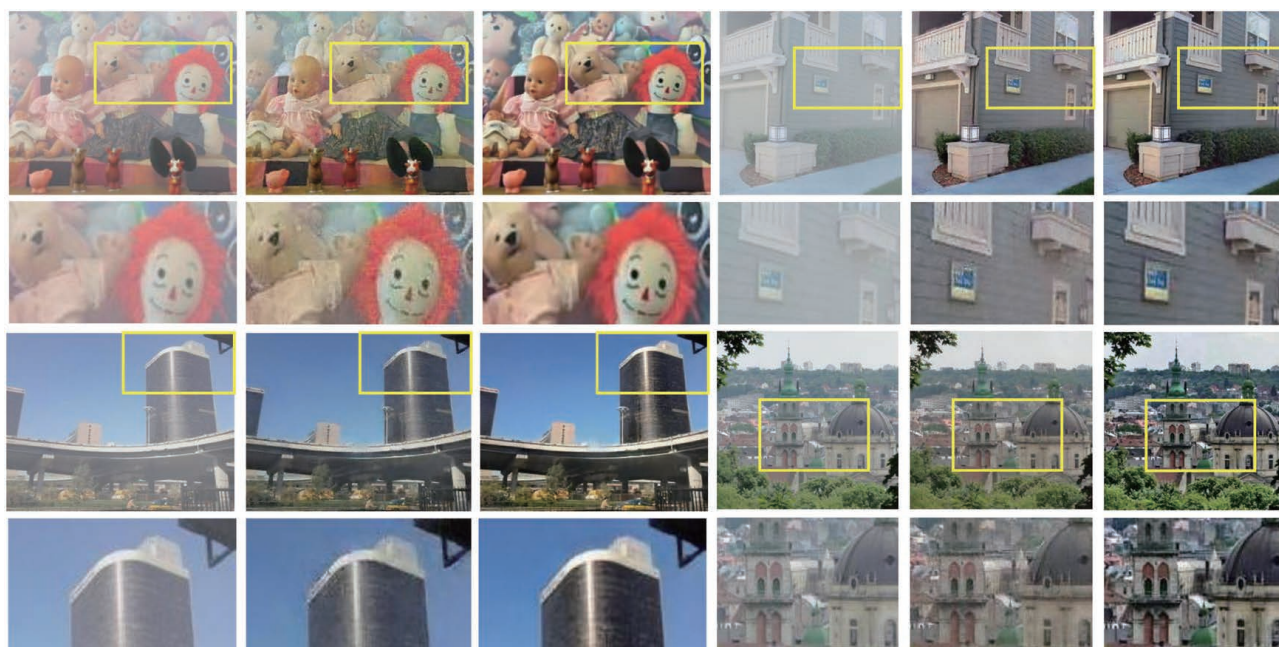


图 6 CycleGAN 算法和提出的算法去雾效果对比

Fig. 6 Comparison of dehazing performance between CycleGAN algorithm and the proposed algorithm

4 结 论

为解决雾天图像降质问题,提出一种基于特征约束 CycleGAN 的端到端去雾算法,并通过定性分析和定量评价验证该算法的有效性。对雾天图像进行颜色、纹理和内容的约束结果表明,提出的算法相

较于其他算法不仅能提升图像去雾性能,而且增强后图像的纹理细节信息得到了更好的恢复,更有利于后续的图像处理工作。尽管该算法在雾天场景下效果较好,但是不同恶劣场景下的天气情况不尽相同,未来研究将致力于优化该网络使其能够增强多种恶劣天气下的图像。

参 考 文 献

- [1] Wang D W, Han P F, Fan J L, et al. Multispectral image enhancement based on illuminance-reflection imaging model and morphology operation [J]. *Acta Physica Sinica*, 2018, 67(21): 210701.
王殿伟, 韩鹏飞, 范九伦, 等. 基于光照-反射成像模型和形态学操作的多波段图像增强算法. *物理学报*, 2018, 67(21): 210701.
- [2] Zhong W F, Yuan D X. Low-illumination-based enhancement algorithm of color images with fog [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(16): 161021.
仲伟峰, 袁东雪. 基于低照度的有雾彩色图像增强算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(16): 161021.
- [3] Zheng Y, Gao Q, Wang D, et al. Image-dehazing method based on improved dynamic atmospheric scattering coefficient function [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(18): 181003.
郑毅, 高强, 王笛, 等. 基于改进动态大气散射系数函数的图像去雾方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(18): 181003.
- [4] Wang Z D, Jing X, Sun G D, et al. Image dehazing of dark channels based on area contrast constraint [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(8): 0810003.
王振东, 靖旭, 孙国栋, 等. 基于区域对比度约束的暗通道图像去雾 [J]. *中国激光*, 2019, 46(8): 0810003.
- [5] He K M, Sun J, Tang X O, et al. Single image haze removal using dark channel prior [C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 20-25, 2009, Miami Beach, FL. New York: IEEE Press, 2009:1956-1963.
- [6] Zhu Q S, Mai J M, Shao L. A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(11): 3522-3533.
- [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] Ren W Q, Liu S, Zhang H, et al. Single image dehazing via multi-scale convolutional neural networks [C] // *Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. ECCV 2016: computer vision-ECCV 2016*. Cham: Springer, 2016: 154-169.
- [9] Chen Y, Guo H G, Ai Y P. Single image dehazing method based on multi-scale convolution neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(10): 1010001.
陈永, 郭红光, 艾亚鹏. 基于多尺度卷积神经网络的单幅图像去雾方法 [J]. *光学学报*, 2019, 39(10): 1010001.
- [10] Zhu J Y, Park T, Isola P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks [C] // *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 2242-2251.
- [11] Ignatov A, Kobyshev N, Timofte R, et al. DSLR-quality photos on mobile devices with deep convolutional networks [EB/OL]. (2017-04-08) [2020-08-20]. <https://arxiv.org/abs/1704.02470>.
- [12] Ledig C, Theis L, Huszár F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network [C] // *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 105-114.
- [13] Abadi M, Agarwal A, Barham P, et al. TensorFlow: large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems [EB/OL]. (2016-03-16) [2018-04-08]. <https://arxiv.org/abs/1603.04467>
- [14] Ancuti C, Ancuti C O, de Vleeschouwer C. D-HAZY: a dataset to evaluate quantitatively dehazing algorithms [C] // *2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, September 25-28, 2016, Phoenix, AZ, USA. New York: IEEE Press, 2016: 2226-2230.
- [15] Silberman N, Hoiem D, Kohli P, et al. Indoor segmentation and support inference from RGBD images [C] // *Fitzgibbon A, Lazebnik S, Perona P, et al. ECCV 2012: computer vision-ECCV 2012*. Berlin Heidelberg: Springer, 2012: 746-760.
- [16] Scharstein D, Hirschmüller H, Kitajima Y, et al. High-resolution stereo datasets with subpixel-accurate ground truth [M] // *Jiang X Y, Hornegger J, Koch R, et al. GCPR 2014: Pattern Recognition*. Cham: Springer, 2014: 31-42.