

DOI:10.16136/j.joel.2023.03.0291

基于双注意力机制的雾天图像清晰化算法研究

王延年*, 刘妍妍, 杨恒升, 郑方亮

(西安工程大学 电子信息学院, 陕西 西安 710048)

摘要:针对传统去雾算法容易依赖先验知识以及恢复出来的清晰图像会产生颜色失真等问题,本文提出一种基于双注意力机制的雾天图像清晰化算法。首先将雾图输入编码器,经过下采样后得到特征图像;特征提取模块将多个特征提取基本块联结在一起,每个基本块由局部残差学习和特征注意模块组成,提高图像质量以及图像特征信息的利用率,增加网络训练的稳定性;然后通过通道注意力与多尺度空间注意力并行的结构处理特征图像,使得网络更加关注细节特征,提取更多关键信息,同时提高网络效率;最后将融合后的特征图像输入解码器中,经过多级映射,得到与输入大小匹配的雾密度图。实验结果表明,不论是对合成雾天图像或者真实雾天图像,本文算法能够高效地进行去雾处理,得到更自然的清晰图像。

关键词:双注意力机制;局部残差学习;特征注意模块;多尺度

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **文章编号:**1005-0086(2023)03-0260-08

Research on hazy image sharpening algorithm based on dual attention mechanism

WANG Yannian*, LIU Yanyan, YANG Hengsheng, ZHENG Fangliang

(School of Electronic Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an, Shaanxi, 710048, China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional dehazing algorithm is easy to rely on prior knowledge and the restored clear image produces color distortion, this paper proposes a haze image clarity algorithm based on dual attention mechanism. Firstly, the haze image is input into the encoder, and the feature image is obtained after down-sampling. The feature extraction module connects several basic blocks of feature extraction together, and each basic block is composed of local residual learning and feature attention module, which improves the image quality and the utilization rate of image feature information, and increases the stability of network training. Then feature images are processed by parallel structure of channel attention and multi-scale spatial attention, which makes the network pay more attention to detail features, extract more key information, and improve network efficiency. Finally, the fused feature image is input into the decoder, and the haze density image matching the input size is obtained by multi-level mapping. The experimental results show that the algorithm presented in this paper can effectively remove haze and get more natural and clear images no matter for synthetic or real hazy images.

Key words: dual attention mechanism; local residual learning; feature attention module; multi-scale

0 引 言

近年来,数字图像处理技术在社会治安、军事、医学等重要领域中得到了越来越多的应用。

随着图像采集途径的增多,对图像质量的要求也越来越严格。在恶劣天气环境下,如大雾天气会使成像设备捕捉到的图像出现不同程度的退化,对大多数的户外视觉系统造成严重影响^[1]。为了

* E-mail: 317412239@qq.com

收稿日期: 2022-04-19 修订日期: 2022-06-15

基金项目: 陕西省重点研发计划项目(2021GY-076)和西安工程大学(柯桥)研究生创新学院研究生联合培养项目(19KQYB02)资助项目

避免雾天给户外成像设备带来的困扰,提高雾天环境下采集到的图像质量,国内外学者对图像去雾算法展开了大量研究。根据目前处理雾天图像方法的差异,可以将方法分为图像增强、图像复原和深度学习的方法^[2]。

基于图像增强的去雾方法,主要是强化图像中的细节、边缘,补偿对比度、亮度、色彩饱和度等,从而实现去雾效果^[3]。目前,常用的有:直方图均衡化、小波变换、色阶增强和 Retinex 算法等。其中,JOBSOON 等^[4]提出带色彩恢复的多尺度 Retinex 算法(multi-scale Retinex with color restore,MSRCR),利用色彩恢复因子弥补多尺度 Retinex(multi-scale Retinex,MSR)算法恢复出的失真图像。除此之外,基于图像复原的方法可以有效地解决在某些情况下图像进行增强的差异,以及对目标的细节和色彩还原能力的限制。另外,基于图像恢复的技术能够有效地克服在特定场景中对图像进行增强的差别,并且限制了物体的细节和颜色恢复。其中,基于物理模型的图像复原去雾算法主要依赖大气光学模型对其进行建模,分解出无雾图像。HE 等^[5]提出的基于暗通道先验算法(dark channel prior,DCP)是其中比较经典的去雾算法。该算法利用先验信息估计场景深度,然后通过大气散射模型计算雾的传输图,从而达到图像去雾的目的,由于计算复杂度高,难以进行实时处理。虽然近几年来,传统的除雾技术已经有了一些进步,但仍不能完全适用于实际情况。

随着深度学习在视觉问题上取得的进步,许多学者提出了利用深度学习框架进行图像去雾。TANG 等^[6]较早将深度学习应用到图像去雾中。将随机森林算法与暗通道、局部色相、局部对比度和局部饱和度等多维特征相结合,构建一种用于预测透射图的回归模型。REN 等^[7]提出多尺度卷积神经网络(multi-scale convolutional neural networks,MSCNN)用来估计大气传输图,再对其进行优化。但大气传输图和大气光值的估计会存在一定误差。CAI 等^[8]提出端到端去雾网络模型 DehazeNet (dehaze network),通过提取雾图的特征,并使用暗通道的方法检测大气光值,以大气散射模型进行恢复,但大气光值会受到光源影响,导致恢复图像亮度较暗。LI 等提出一种一体化的去雾网络(all-in-one dehazing network,AOD-Net)^[9],将大气光值和传输图合并生成清晰图像,提高图像处理效率。LIAO^[10]提出雾密度预测网络(haze density prediction network,HDP-Net),使用卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)对夜晚雾图直接去雾,但是合成的数据集较为粗糙,导

致恢复图像模糊。

尽管上述方法在一定程度上能够将有雾图像恢复成无雾图像,但仍存在一部分算法依赖先验知识,并且最后恢复出的图像存在色彩畸变等现象。针对上述问题,本文提出一种基于双注意力机制的雾天图像清晰化方法。根据 HDP-Net 重新定义后的大气散射模型,使用编码—解码作为基本框架,引入双注意力机制,考虑了全局信息,提取更多细节特征,并且新模型的使用避免了传统去雾算法容易依赖先验知识以及恢复出来的清晰图像会产生颜色失真等问题,可直接从有雾图像中估算雾密度图,从而得到无雾图像。

1 相关工作

1.1 大气散射模型

大气成像过程是指大气光照射到目标物体上,经过目标表面后反射的光被成像装置吸收,是对视觉信息的编码过程。雾天的大气散射模型是入射光散射和大气衰减结合而成。计算机视觉中,大气散射模型去雾过程^[11]一般用以下方式来表达:

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

式中, x 是图像的空间坐标, $I(x)$ 代表被反射的光通过衰减后进入成像装置的光强,也就是有雾图像, $J(x)$ 代表要复原的无雾图像, A 代表大气光值, $t(x)$ 代表透射率。

由式(1)可以得到:

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

该模型中共有 3 个未知参数,那么,为了获得无雾的图像,不仅需要估计大气光值 A ,还需要得到准确的透射率值 $t(x)$ 。因此直接通过物理模型来求解得到无雾图像需要对于大气光进行估计,一般是选取一幅图像中像素强度最大值,但是图像中白色区域像素值可能会被误认为是大气光值,错误估计会影响准确计算透射率,因此利用大气散射模型的去雾算法也存在一定的缺陷。

1.2 雾密度预测函数模型

LIAO 提出的 HDP-Net 是通过预测图像中的雾密度,建立网络模型,得到雾密度图,并将其与原始输入的雾天图像相减,得到理想的无雾输出。该模型表示为:

$$I_h(x) = P(I(x)), \quad (3)$$

式中, $I_h(x)$ 表示雾密度图像, $P(\cdot)$ 为拟预测函数,用来估计雾霾密度,范围为 $[-1,1]$ 。

HDP-Net 根据雾天图像的组成,将大气散射模型重新定义为:

$$I(x) = J(x) + I_h(x). \quad (4)$$

因此只需求得雾密度图像,便可从输入的有雾图像 $I(x)$ 中恢复无雾图像 $J(x)$,不需要再计算大气光值 A 和透射率 $t(x)$,避免计算多个参数而导致的误差性较大。那么,无雾图像即可表示为:

$$J(x) = I(x) - I_h(x). \quad (5)$$

2 本文方法

2.1 网络结构

针对传统去雾算法容易依赖先验知识以及恢复

出来的清晰图像会产生颜色失真等问题,本文根据 HDP-Net 重新定义后的大气散射模型,提出一种基于双注意力机制的雾天图像清晰化算法。采用编码—解码结构作为算法的基本结构,从有雾图像中估算雾密度图;特征提取模块是由局部残差学习和特征注意组成的多个基本块联结而成;同时引入通道注意力与多尺度空间注意力机制并行的结构处理特征图像,使得网络更加关注细节特征,提取更多关键信息,提高网络计算效率。本文提出的基于双注意力机制的去雾网络如图 1 所示。

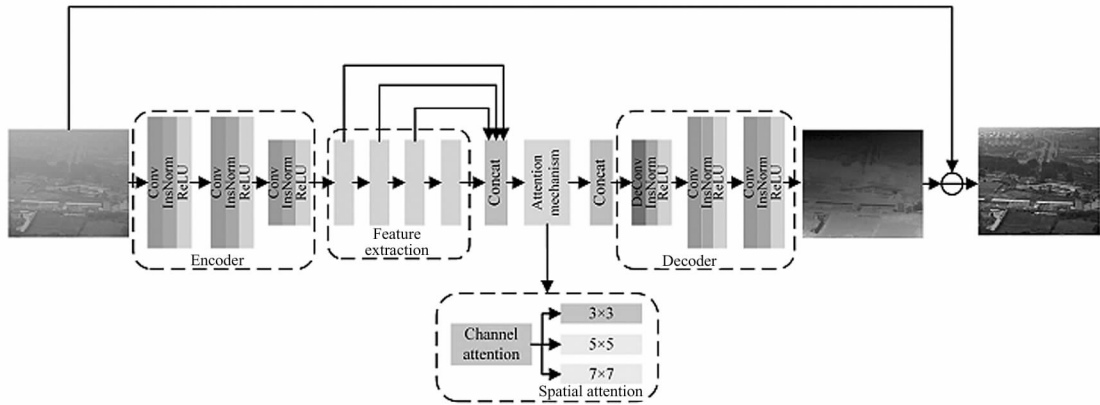


图 1 基于双注意力机制的去雾网络

Fig. 1 Haze removal network based on dual attention mechanism

2.2 编码器与解码器

编码器部分使用 3 个 3×3 的卷积块,首先对输入的雾图进行特征提取,然后利用第三个卷积对特征图像进行下采样,获得特征图像大小的一半。

解码器第一个卷积层采用 5×5 的反卷积,对特征图像进行上采样,将其恢复到原始大小,经过多级映射后,得到与输入大小一致的雾密度图像。

2.3 特征提取转换结构

对于输入图像特征提取的效果,特征提取转换结构起非常重要的作用。本文的特征提取模块使用多个特征提取基本块联结的结构,特征提取基本块的网络结构如图 2 所示。

该结构是基于特征融合注意力网络(feature fusion attention network, FFA-Net)^[12]中所提出的局部残差学习和特征注意组成的。局部残差学习允许通过多个局部残差连接,可以绕过薄雾等不太重要的信息,融合提取到的关键信息,使网络训练变得更加高效。特征注意部分的构成是通道注意力和像素注意力两种注意力机制,可借获得的自适应学习权重来融合特征,让网络更加关注雾多的区域,保留图

像的纹理细节和色彩。

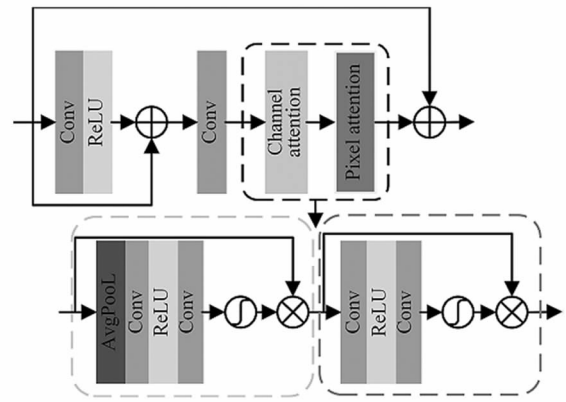


图 2 特征提取基本块网络结构

Fig. 2 Feature extraction basic block network structure

2.4 双注意力机制融合

本文引入通道注意力与多尺度空间注意力机制并行的机制结构处理特征图像,生成可训练的权重用于特征融合。首先,对输入的特征图像,通道注意力用来关注“有意义的内容”,空间注意力来关注最丰富信息量的特征的“位置”。最后,特征融合模块将不同尺度的特征拼接成一个特征。

2.4.1 通道注意力

通道注意力关注更“有意义的”特征部分。将特征图像记为 F , $F \in R^{C \times H \times W}$, 其中, C 为特征图像的通道数, H 与 W 分别为特征图像的像素尺寸。通道注意力机制可以根据特征通道的重要性, 将不同的通道特征进行加权分配^[13]。通道注意力机制结构如图3所示。

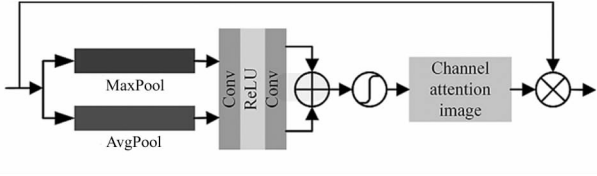


图3 通道注意力机制

Fig. 3 Channel attention module

平均池化和最大池化可以将图像中的信息聚合, 产生两个不同的通道描述符: F_{avg}^C 和 F_{max}^C 分别代表平均池化特征和最大池化特征, 即:

$$F_{avg}^C = H_{GP}(F) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W x_C(i, j), \quad (6)$$

$$F_{max}^C = H_{MP}(F) = \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W \max(x_C(i, j)), \quad (7)$$

式中, H_{GP} 与 H_{MP} 分别表示平均池化函数和最大池化函数, $x_C(i, j)$ 表示在 (i, j) 位置第 C 个通道 x_C 的值。平均池化使得特征图像的大小从 $C \times H \times W$ 变为 $C \times 1 \times 1$, 通过两个卷积层及 ReLU、Sigmoid 激活函数得到不同权值加权后的通道注意力图 M_C , 使用 δ 和 σ 分别表示 ReLU 和 Sigmoid 函数, 即:

$$M_C = \sigma(\text{Conv}(\delta(\text{Conv}(F_{avg}^C))) + \text{Conv}(\delta(\text{Conv}(F_{max}^C))))). \quad (8)$$

最后将通道注意力图 M_C 与输入特征图像 F 相乘以生成得到输出的特征图像 F_C , 即:

$$F_C = M_C \otimes F. \quad (9)$$

2.4.2 空间注意力

由于在图像不同的区域中, 雾浓度分布也是不均匀的, 使用空间注意力模块可以使网络更加关注高浓雾图像区域。本文引入空间注意力, 为不同浓度的空间区域分配大小不等的权重, 并且使用多尺度卷积的结构, 避免单一尺度卷积不能准确感知各个区域中雾特征的关联性。多尺度空间注意力模块采用并行结构, 不同尺度的卷积核对应不同大小的感受野, 分别提取从高频到低频的不同特征信息, 并且可以避免因串联造成特征丢失而导致无法准确分配权重的现象。空间注意力机制结构如图4所示。

与通道注意力不同的是, 空间注意力更针对的是信息性的部分。 F_{avg}^S 和 F_{max}^S 分别代表平均池化特征和最大池化特征, 聚合输入的特征信息, 即:

$$F_{avg}^S = H_{GP}(F_C), \quad (10)$$

$$F_{max}^S = H_{MP}(F_C). \quad (11)$$

池化后的特征串联后经过卷积层和归一化操作, 得到空间注意力图 M_S , 即:

$$M_S = \sigma(\text{Conv}([F_{avg}^S; F_{max}^S])), \quad (12)$$

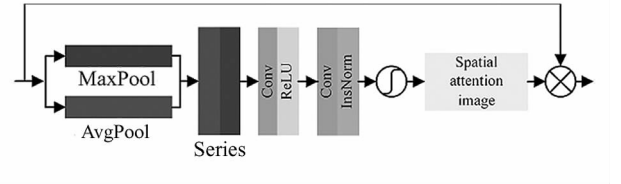


图4 空间注意力机制

Fig. 4 Spatial attention module

最后将空间注意力图 M_S 和通道注意力输出的特征图像 F_C 相乘得到空间注意力机制的输出 F_S , 即:

$$F_S = M_S \otimes F_C. \quad (13)$$

3 实验

3.1 实验环境与数据集

本文实验分别在合成数据集和真实场景数据集中作对比, 证明所提出的方法具有更好的适应性。在合成数据集的选取上, 不仅选用了拥有不同数据源和内容的 RESIDE^[14] 数据集, 还选用由专业雾霾机器生成雾后被捕获组成的 O-HAZE^[15] 数据集, 更好地验证模型的稳定性。即本文分别采用 O-HAZE 数据集和 RESIDE 数据集的合成客观数据集 (synthetic objective testing set, SOTS)。此外, 为验证本文模型具有更好的适应性, 本文将文献[8]所使用的真实有雾图像作为真实场景数据集, 对提出模型进行主观评价。与当前经典的算法进行比较, 主要包括 MSRCR、DCP、DehazeNet、MSCNN、AOD-Net。

本文所有实验环境在 Pytorch 深度学习框架下训练, 并搭配 Matlab 软件, 所使用的硬件设备为 Intel Core i7-8750 CPU, 内存 16 GB, 显卡使用 NVIDIA GeForce RTX 1080 Ti。

3.2 评价指标

为了方便评估去雾的网络模型生成的图像质量, 有必要运用图像质量评价准则 (image quality assessment, IQA), 对图像处理中算法做出客观准确的

评价。客观评价方法是通过公式计算的数值来比较生成图像的好坏,并给出评价的数值结果。但是客观评价方法常常不能很精确地捕捉人的视觉。例如,在峰值信噪比(peak signal-to-noise ration, PSNR)和结构相似度(structural similarity index, SSIM)得分较优秀的图像有时也会出现伪影和纹理不清晰,可能导致评价结果有很大的差异。因此,将主客观评价结果相结合,综合对图像质量进行评价,更能有效检验所提算法的准确性和可靠性。

3.2.1 有参考评价指标

有参考评价是将一张参考图作为基准计算各种数值指标,本文选用 PSNR 和 SSIM^[16]两个客观评价指标对合成雾图的恢复质量进行评价。

a) PSNR

PSNR 用于衡量两张图像之间差异从而评估去雾图像质量,值越大,表明最终得到的图像与原图越相像,去雾效果越好。PSNR 通过均方误差(mean square error, MSE)进行定义,计算式为:

$$PSNR = 10 \times \lg\left(\frac{255^2}{MSE}\right), \quad (14)$$

式中, MSE 代表恢复出的无雾图像与原始图像的均方误差,表示两幅图像之间的差异。

b) SSIM

SSIM 是分别从图像结构、亮度、对比度方面描述两张图像之间的近似程度,取值范围为 $[0, 1]$,此值越接近于 1,表明去雾后图像的失真程度越小,计算式为:

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x + \mu_y + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}, \quad (15)$$

式中, x 和 y 分别为恢复出的无雾图像和原始无雾图像, c_1 和 c_2 是维持公式稳定的常数, μ_x 和 μ_y 分别

代表 x 和 y 的均值, σ_x^2 和 σ_y^2 分别代表 x 和 y 的均值方差, σ_{xy} 代表 x 和 y 的之间的协方差。

3.2.2 无参考评价指标

对于真实雾图,由于没有参考的原始清晰图像作为对比,那么无参考图的评价指标可运用本文对真实数据集训练结果的评价。本文选用平均梯度(average gradient, AG)和信息熵(information entropy, IE)^[17]两个客观评价指标对真实雾图的恢复质量进行评价。

a) AG

AG 可以反映出图像中各细节和纹理信息, AG 值越大的,说明该图像细节显现的越多,图像越清晰,从而去雾效果更好,计算式为:

$$AG = \frac{1}{WH} \sum_{h=1}^H \sum_{w=1}^W \sqrt{\left(\frac{\partial I(w, h)}{\partial w}\right)^2 + \left(\frac{\partial I(w, h)}{\partial h}\right)^2}, \quad (16)$$

式中, W 和 H 分别为图像的宽和高, $I(w, h)$ 表示融合图像。

b) IE

IE 可作为衡量图像中信息量大小的指标, IE 值越大的,去雾效果越好,计算式为:

$$H_{IE} = \sum_{w=0}^{L-1} \frac{H_w}{MN} \log \frac{H_w}{MN}, \quad (17)$$

式中, M 和 N 代表去雾图像的宽和高, L 代表最高灰度级, H_w 代表灰度级为 w 的像素的个数。

3.3 在合成数据集上的测试结果

3.3.1 主观视觉效果

从 O-HAZE 数据集和 SOTS 数据集中分别选取带有均匀薄雾的图像进行主观质量评价,图 5 和图 6 所示为本文与上述几种去雾算法在合成雾天图像所得到的去雾结果示例。

通过对比,从图中可以看到,MSRCR算法使图

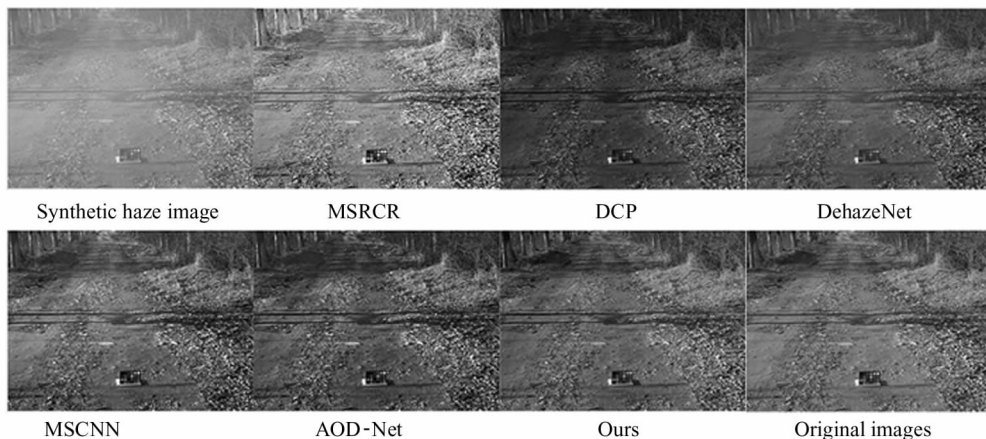


图 5 O-HAZE 数据集去雾结果对比示例

Fig. 5 Comparison example of dehazing results for O-HAZE dataset

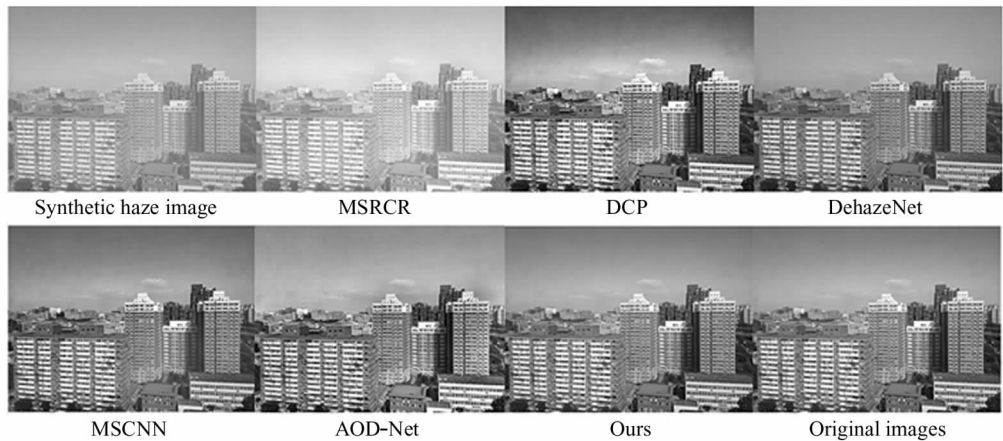


图 6 STOS 数据集去雾结果对比示例

Fig. 6 Comparison example of dehazing results for STOS dataset

像整体色调过亮。DCP算法生成的无雾图像出现颜色失真现象,并且色调偏暗。DehazeNet 利用大气散射模型对图像进行复原,生成的无雾图像中仍存在残留的雾。MSCNN 算法的整体去雾效果较好,但最终生成的无雾图像质量不高,且存在颜色偏移的问题。AOD-Net 处理密集的雾的时候,图像对比度增强,会出现一些伪影。相比,本文方法得到的无雾

图像能够较好地保持图像色彩和细节信息,在各个方面比较接近于原始图像,视觉效果较好。

3.3.2 客观评价指标

表 1 所示为对所算法进行定量计算后对应的客观评价指标值。在定量评价上,本文算法的 PSNR 和 SSIM 值整体上高于其他算法。表明本文的去雾效果得到了提升,更好地保留了图像的纹理和

表 1 不同算法客观评价指标值

Tab. 1 Objective evaluation index of different algorithms

Dataset	Evaluation index	MSRCR	DCP	DehazeNet	MSCNN	AOD-Net	Ours
O-HAZE	PSNR	12.441 4	14.816 9	19.726 9	21.553 6	18.913 0	23.854 9
	SSIM	0.732 3	0.666 6	0.756 8	0.881 9	0.714 5	0.843 9
SOTS	PSNR	13.689 3	14.882 3	20.169 1	19.725 3	19.567 2	21.899 9
	SSIM	0.767 1	0.755 1	0.912 8	0.855 3	0.815 3	0.908 1

结构信息,且失真度也更小。

3.4 在真实数据集上的测试结果

3.4.1 主观视觉效果

为验证所提算法在真实场景中雾天图像清晰化

处理效果,本节将本文算法用于真实雾图上做对比实验,在真实雾天图像上得到的结果如图 7 所示。

通过对比从图中可以看到,在真实雾图上,各个算法基本都能完成去雾任务,但仍存在一些不足之



图 7 真实有雾图像去雾结果对比示例

Fig. 7 Comparison example of real haze image dehazing results

处。MSRCR 算法使图像的亮度和对比度有明显改善,但图像整体色调过亮,严重偏离真实图像。DCP 算法使图像的整体变得暗一些,对远处雾处理的效果一般。DehazeNet 生成的无雾图像依旧存在有残留的雾,图像对比度不高,部分区域失真。MSCNN 算法对近景雾处理效果较好,对远处浓雾处理的一般。AOD-Net 算法在图像的某些局部仍有少量雾处理不到位,并且损失了色彩的保真度,近景区域也存在色差偏差。本文提出的方法得到的去雾图像在不失真的前提下具有较好的去雾能力。

3.4.2 客观评价指标

表 2 所示为对所示算法进行定量计算后对应的客观评价指标值。在定量评价上,本文算法的 AG 和 IE 值整体上高于其他算法,表明本文的去雾方法得到的结果图像,色彩更丰富,细节更多,信息量更大,取得了一定的去雾效果。

表 2 不同算法客观评价指标值

Tab. 2 Objective evaluation index of different algorithms

Algorithm	AG	IE
MSRCR	8.463 3	14.469 8
DCP	5.659 1	14.254 5
DehazeNet	3.894 9	14.005 0
MSCNN	5.653 0	14.145 0
AOD-Net	9.632 5	16.195 8
Ours	10.559 0	17.545 6

4 结 论

本文提出一种基于双注意力机制雾天图像清晰化算法。特征提取基本块由局部残差学习和特征注意力模块组成,提高了图像特征信息的利用率以及图像质量,增加网络训练的稳定性。同时引入通道注意力与多尺度空间注意力,使得网络更加关注细节特征,提取更多关键信息,避免特征丢失,提高去雾效果。最终,本文优化的网络不单单只针对图像中的雾,在处理的同时,将图像本身质量的优化也考虑进来,从而确保去除雾气之后的图像不会丢失重要信息。并且不需要对透射率和大气光值进行准确估计,更好地避免了传统去雾算法容易依赖先验知识以及恢复出来的清晰图像会产生颜色失真等问题,在处理真实场景下由于恶劣天气导致图像低质的问题,优化改进的算法具有更好的适应性。本文算法对高浓度带雾图像去雾效果一般,在今后研究过程中仍需要不断改进。

参考文献:

- [1] WANG Z W, YANG Y. HazeNet: a network for single image dehazing[J]. Optoelectronics Letters, 2021, 17(11): 699-704.
- [2] JIANG H W, YANG Z, ZHANG X, et al. Research progress of image dehazing algorithms[J]. Journal of Jilin University, 2021, 51(4): 1169-1181.
蒋华伟, 杨震, 张鑫, 等. 图像去雾算法研究进展[J]. 吉林大学学报, 2021, 51(4): 1169-1181.
- [3] LI Y M, WU G Y, ZHANG X J. Image dehazing method based on dual channel and image quality evaluation model[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2021, 32(7): 703-710.
李雅梅, 吴光英, 张旭佳. 基于双通道及图像质量评价模型的去雾方法[J]. 光电子 · 激光, 2021, 32(7): 703-710.
- [4] CELIK T. Spatial entropy-based global and local image contrast enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(12): 5298-5308.
- [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] TANG K T, YANG J C, WANG J. Investigating haze-relevant features in a learning framework for image dehazing[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE, 2014: 2995-3002.
- [7] REN W Q, LIU S, ZHANG H, et al. Single image dehazing via multi-scale convolutional neural networks[C]//European Conference on Computer Vision(ECCV), October 8-16, 2016, Amsterdam, Netherlands. Cham: Springer, 2016: 154-169.
- [8] 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, 2016, 25(11): 5187-5198.
- [9] LI B, PENG X, WANG Z, et al. AOD-Net: All-in-one dehazing network[C]//IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE, 2017.
- [10] LIAO Y, SU Z, LIANG X, et al. HDP-Net: haze density prediction network for nighttime dehazing[C]//Proceedings of the 2018 Pacific Rim Conference on Multimedia, July

- 29-August 3, 2018, Hong Kong, China. Cham: Springer, 2018:469-480.
- [11] GAO J, CHU Q T, ZHANG X D, et al. Image dehazing method based on light field depth estimation and atmospheric scattering model[J]. Acta Photonica Sinica, 2020, 49(7):0710001.
高隽, 褚擎天, 张旭东, 等. 结合光场深度估计和大气散射模型的图像去雾方法[J]. 光子学报, 2020, 49(7): 0710001.
- [12] XU Q, ZHI L W, YUAN C B, et al. FFA-Net: Feature fusion attention network for single image dehazing[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, February 7-12, 2020, New York, USA. Palo Alto, California: AAAI Press, 2020, 34(7):11908-11915.
- [13] SHENG J C, LU G Q, DU G, et al. Multi-scale residual attention network for single image dehazing[J]. Digital Signal Processing, 2022, 121:103327.
- [14] LI B Y, REN W Q, FU D P, et al. Benchmarking single-image dehazing and beyond[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2019, 28(1):492-505.
- [15] ANCUTI C O, ANCUTI C, TIMOFFE R, et al. O-haze: a dehazing benchmark with real hazy and haze-free outdoor images [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops, June 18-22, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE, 2018:754-762.
- [16] WU D, GUO F J, HUANG F, et al. Underwater image enhancement algorithm based on color attenuation prior and visual saliency[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2020, 31(9):891-896.
吴迪, 郭凤姣, 黄峰, 等. 基于颜色衰减先验和视觉显著性的水下图像增强算法[J]. 光电子 • 激光, 2020, 31(9):891-896.
- [17] HUANG H, HU K Y, GUO L, et al. Improved defogging algorithm for sea fog[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2021, 53(8):81-91.
黄鹤, 胡凯益, 郭璐, 等. 改进的海雾图像去除方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53(8):81-91.

作者简介:

王延年 (1963—), 男, 教授, 硕士研究生导师, 主要研究方向为图像处理与模式识别、工业信息化系统、计算机控制系统、工业信息通信系统、数字信号处理。