

基于注意力机制的单图像去雾算法

曹锐虎¹, 张鹏超^{1,2*}, 王磊¹, 张凡¹, 康杰¹

¹陕西理工大学机械工程学院, 陕西 汉中 723000;

²陕西省工业自动化重点实验室, 陕西 汉中 723000

摘要 图像去雾工作目前还存在真实数据集过少、局部对比度失衡和去雾图像失真等问题。针对去雾图像失真这一问题,提出一种新型去雾网络模型(Densely Resnet with SKattention-Dehaze Net, DRS-Dehaze Net)。首先带雾图像经预处理模块转换为多角度特征输入图,然后设计密集残差架构并引入注意力机制完成特征信息的提取与再分配,最后将特征融合,输出无雾图像。实验结果表明,所提算法相比于其他对比算法有着较好的去雾效果,有效改善了去雾图像失真问题,且在一定程度上对图像的清晰度进行了提升。

关键词 图像处理; 图像去雾; 残差网络; 注意力机制

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP213235

Single Image Defogging Algorithm Based on Attention Mechanism

Cao Ruihu¹, Zhang Pengchao^{1,2*}, Wang Lei¹, Zhang Fan¹, Kang Jie¹

¹School of Mechanical Engineering, Shaanxi University of Technology, Hanzhong 723000, Shaanxi, China;

²Shaanxi Key Laboratory of Industrial Automation, Hanzhong 723000, Shaanxi, China

Abstract Present image-defogging methods have a range of problems: insufficient numbers of real datasets, local contrast imbalance, and defogging image distortion. This paper proposes a novel defogging network model (Densely Resnet with SKattention-Dehaze Net, DRS-Dehaze Net) that mitigates defogging image distortion. First, the fogged image is transformed into a multi-angle feature input map by the preprocessing module. The feature information is then extracted and redistributed through a dense residual architecture with an attention mechanism. Finally, the features are fused to output a fog-free image. Experimental comparison results confirmed a better defogging effect of the proposed algorithm than that of other algorithms. Our model effectively improves the distortion in defogged images and enhances the image clarity to a certain extent.

Key words image processing; image defogging; residual network; attention mechanism

1 引言

在雾、霾天气下采集的图像会由于大气散射模型的作用严重降质,通常表现为图像发灰发白、对比度过小、语义信息丢失和特征信息难以提取,失去了图像原本的色彩。带雾图像不仅让人类的视觉效果变差,而且严重影响了下游图像处理任务,图像去雾在特定环境常被用来作为图像处理的第一步,它对后续特征识别、目标检测^[1]等工作的完好进行极其重要,尤其是在智能安防、自动驾驶^[2]和飞机侦察等领域,图像去雾更是作为初始化环节。所以,去雾算法的研究是当前图

像处理方面最重要的工作之一。大气散射模型常被作为近似图像去雾的模型公式,对带雾图像进行一系列复杂公式处理,输出去雾图像,但是想要只通过输入图像来获得去雾图像,这是一件特别困难的事情,大部分研究都是通过估计透射率和场景深度来求取去雾图像的。

十年前,图像去雾是由图像增强和物理模型推导方法来实现的,物理模型以估算大气光值和反射色彩值居多。Tan^[3]根据无雾图像相比带雾图像的对比度高的特点,利用马尔可夫构造出函数,来还原图像。He等^[4]通过大量实验发现无雾图像的RGB三个通道

收稿日期: 2021-12-14; 修回日期: 2022-01-06; 录用日期: 2022-03-14; 网络首发日期: 2022-03-24

基金项目: 国家自然科学基金(62176146)、陕西省自然科学基金基础研究计划重点项目(2019JZ_11)

通信作者: *8811202@qq.com

里至少有一个通道值很小,于是基于大气散射模型假设大气值,得到无雾图像。由于该算法不能够处理天空区域雾霾,故后续算法主要是提高暗通道先验(DCP)方法的效率和性能^[5-7]。此外,Liu等^[8]基于Retinex理论,主要依靠物体本身对光线的反射能力求得无雾图像。然而,这些基于先验的去雾算法繁杂晦涩,不能与现实相结合,处理后的图像质量非常差。与之相比,用卷积神经网络处理图像问题不仅简单,更重要的是处理后的图像质量提高了很多,所以使用卷积神经网络来恢复无雾图像成了主流的解决方法。尤其是近些年来,计算机算力的提升催生了越来越多的模型和大型数据集,图像去雾领域也创新了更多先进的算法。Cai等^[9]提出了可端到端训练的Dehazenet网络,将大气散射模型用神经网络实现。Li等^[10]进一步提出了一个端到端的轻量级网络模型,简化了大气散射模型公式,该模型能够很好地和后续新出模型结合恢复无雾图像。为了直接学习图像特征,王殿伟等^[11]利用生成对抗网络实现去雾,相比于先验算法,学习到了更深层的图像特征。此外,还有一些基于神经网络的去雾算法^[12-14]被提出,上述方法虽然对图像去雾做出了一定贡献,但是由于物理模型的准确性不够好,对图像不能彻底去雾,普通的神经网络去雾算法又不能够很好地

处理图像细节,所以图像去雾仍存在真实数据集缺乏、网络模型泛化能力弱、图像质量差和失真等问题。

本文针对图像失真这一问题提出了一种新的去雾网络模型(DRS-Dehaze Net)。带雾图像首先经预处理统一维度尺寸,然后经DRS(Densely Resnet SKattention)-Blocks训练。所提算法融合了Resnet与Densenet各自的优点,可以在学习深层细节特征的同时避免梯度消失问题;此外引入了注意力机制,按照不同权重比例分配图像特征,能够直接输出无雾图像并且有着良好的视觉效果。

2 所提去雾算法

传统算法大多是基于暗通道与引导滤波的方法进行去雾的,不能直接恢复图像,并且由于它们引入的先验和权重不具有确定性,图像局部颜色会发生偏暗效应。为了避免使用繁琐公式与先验理论,设计了DRS-Dehaze Net这种端到端的可训练去雾算法,DRS-Dehaze Net主要由两部分组成,分别是预处理和DRS-Blocks。**图1**展示了网络框架,带雾图像首先经预处理模块进行统一处理,之后进入包含3个DRS-Blocks的主干网络进行学习训练,引入细节特征读取与注意力机制,输出无雾图像。

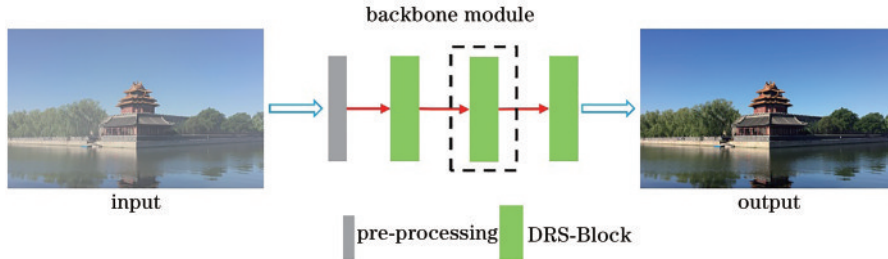


图1 DRS-Dehaze Net 框架

Fig. 1 DRS-Dehaze Net framework

2.1 相关理论

神经网络算法通过非线性单元来映射输入与输出之间的关系,假设输入与输出维度一致,残差网络拟合函数 $H(\cdot)$ 可以被拆分为两个部分,即

$$H(a^{(l-1)}) = a^{(l-1)} + F(a^{(l-1)}), \quad (1)$$

式中: $F(\cdot)$ 表示残差函数。在网络深层,学习 $H(a^{(l-1)}) \rightarrow a^{(l-1)}$ 这一映射关系就等价于令残差部分趋于0,即 $F(a^{(l-1)}) \rightarrow 0$ 。不同于残差相加模块,密集网络对特征进行组合,它与残差网络的公式为

$$x_l = H_l(x_{l-1}) + x_{l-1}, \quad (2)$$

$$x_l = H_l([x_0, x_1, \dots, x_{l-1}]), \quad (3)$$

式中: l 表示层数; x_l 表示第 l 层的输出; H_l 表示非线性变换。区别于普通浅层神经网络,密集网络与残差网络均可学习到更深层次特征,从而实现去雾。

2.2 DRS-Block 网络设计

预处理模块主要对图像数据进行滤波处理,通过

生成带雾图像的多个变体(不同变体体现图像不同方面信息),对图像进行统一尺寸操作,使得特征信息更容易暴露,预处理模块实现了多张图像的输入。

DRS-Block是将Densenet、Resnet和SKattention结合起来的全新网络架构,如**图2**所示。Densenet将

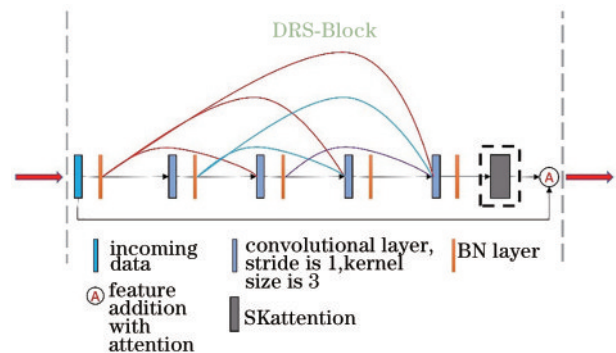


图2 DRS-Block 结构

Fig. 2 DRS-Block structure

已有所有层神经网络输出都传递到下一层的网络模型, Conv1 传入 Conv2, Conv1 和 Conv2 传入 Conv3, Conv1、Conv2 和 Conv3 传入 Conv4, 依次传递。其中蓝色块表示尺寸为 3×3 、步长为 1 的卷积层, BN layer 包含 ReLU、Conv 和 BN, Densenet 建立了前后层的连接关系, 后面层可以获得前面每个层所学习到的特征, 减缓了梯度消失现象。灰色块代表 SKattention, 该模块根据不同信息的重要程度提炼出更丰富的细节特征。Resnet 则由最下面的连接线表示, 它可以引入更深的网络, 由于其残差结构, 避免了梯度爆炸与消失问题, 可以舍弃无关特征, 在减少参数的同时提取出更好的细节特征。通过结合三种网络的优点, 构造出 DRS-Block。

2.3 SK 注意力机制

SKattention 全称是 selective kernel 注意力机制,

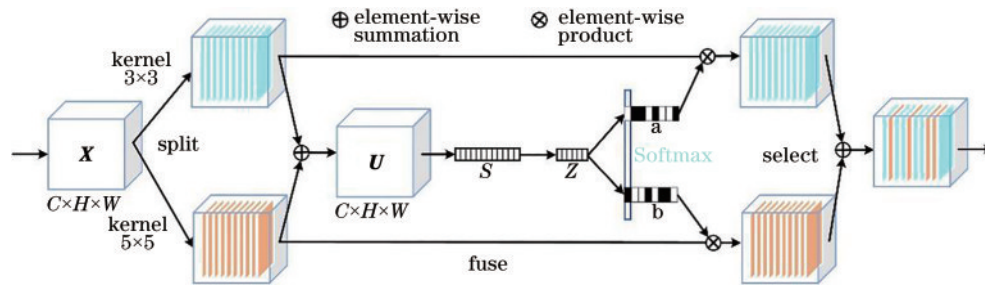


图 3 SKattention 结构

Fig. 3 SKattention structure

DRS-Block 作为单独模块可以被多次使用在网络结构中, 更深的网络往往能够得到更多的细节特征。不同于以往一体化的端到端算法, 比如 AOD-Net, 加入更多层之后会造成梯度消失, 权重信息难以得到更新, DSR-Block 由于密集残差块的存在, 不会造成梯度爆炸或者梯度消失问题, 具有灵活性。主干网络判定选择是将图像传入 DRS 结构还是直接传入下一层, 通过三次选择判定, 参数量并没有增加很多, 所以训练会很快完成, 由于 DRS-Dehaze Net 属于线性结构, 还可以加入更多集成训练模块来增加信息维度。

2.4 损失函数

损失函数可以表示有雾图与真实图之间的接近程度, 所以去雾工作被转换成最小化损失函数求解, 使得损失函数尽可能小, 就可以输出无雾图像。去雾算法常用均方差 (MSE) 作为损失函数, 均方差损失函数曲线光滑连续可导, 即使使用固定的学习率都能够很快收敛, 所以选用 MSE 函数作为损失函数度量真实图像密度图与去雾图像密度图的误差, 表达式为

$$\begin{cases} h(\mathbf{x}) = I(\mathbf{x}) - G(\mathbf{x}) \\ \mathbf{I}_{h(\mathbf{x})} = \text{DRSN}[I(\mathbf{x})] \\ L_{\text{MSE}}(\mathbf{x}) = \|\mathbf{I}_{h(\mathbf{x})} - h(\mathbf{x})\|^2 \end{cases}, \quad (4)$$

式中: $h(\mathbf{x})$ 表示输入的真正带雾密度图像; $G(\mathbf{x})$ 表示清晰无雾图像; $\text{DRSN}(\cdot)$ 表示所提 DRS-Dehaze Net 去

雾网络。引入注意力机制可以对重要特征信息按照一定权重进行分配, 实现了针对性去噪。如图 3 所示, 输入通道数为 C 、高为 H 、宽为 W 的特征图 \mathbf{X} , 通过 3×3 和 5×5 卷积核得到两个特征图; 将它们相加, 得到尺寸为 $C \times H \times W$ 、融合了更多感受野的特征图 \mathbf{U} ; 之后沿着 H 和 W 这两个维度进行全平均池化, 将所有空间信息平均成一个值, 得到 $C \times 1 \times 1$ 的一维向量, S 代表着不同特征的重要程度, 通过线性变换将其映射为 Z 维信息, 再通过两个线性变换将其复原为 C 维信息, 保证了 channel 维度的提取; 然后进行 Softmax 归一化, 得到了反映 channel 重要程度的分数, 对这些分数与两个特征图进行乘积操作, 得到了改变细节信息的特征图; 最后将它们相加, 进行信息融合, 得到了最终的特征图。相比于初始 \mathbf{X} , 输出特征图舍弃无关特征的同时保留了更丰富的细节信息特征。

雾网络。

3 实验与分析

3.1 实验环境配置与数据集

实验的硬件环境配置: Interi7-9700K 处理器 (CPU)、NVIDIA Titanxp 显卡、Ubuntu16.04、Python3.5 以及 Pytorch 的编程环境。网络训练时采用 Adam 优化器, 初始学习率为 0.0001, 训练的批量大小为 4, 共 300 个 epoch。

一般来说很难收集到大量真实世界的无雾与带雾对照图像, 所以为了驱动去雾算法研究, 通常需要依赖合成的模糊图像, 可以选择合适的大气值 A 和散射系数 β 生成清晰图像。本文选择了大型合成数据集 RESIDE^[15], 它包括室内训练集 (ITS)、室外训练集 (OTS) 和综合目标测试集 (SOTS)。ITS 包含 13999 幅室内图像, 是由 1399 张真实图像生成的, 其中 $\beta \in [0.6, 1.8]$, $A \in [0.7, 1.0]$, 深度图 $d(\mathbf{x})$ 从 NYU Depth V2^[16] 和 Middlebury Stereo dataset^[17] 中获得。OTS 包含 296695 张模糊室外图像, 它是由 8477 张清晰图像生成的, 其中 $\beta \in [0.04, 0.2]$, $A \in [0.8, 1.0]$ 。SOTS 是由 500 幅室内和 500 幅室外模糊图像组成的。真实世界图像数据集较少^[4,18], 为了对真实图像的去雾效果进行比较, 选用文献^[4]中的数据集进行展示。

3.2 定性对比实验

通过与 AOD、DCP、BCCR^[19]、Dehazenet 和 Yoly^[20] 这些经典算法进行对比, 所得结果如图 4 所示。AOD 存在明显的去雾不彻底问题, 并且丢失部分特征信息, 如图 4(c) 中 Conference room 与 Sitting room, 图像中部存在团雾, Green tablet 白板处对比度偏高, 丢失原有黑色细节信息; BCCR 去雾效果很差, 存在光晕伪影现象, 如图 4(d) 前 3 张, 图像发白问题严重且特征信息丢失现象明显, 如 Conference room 与 Red curtain 右上方、Green tablet 中间区域丢失了墙角、边缘板等细节信息; DCP 去雾效果比较好, 但是存在部分区域颜色

偏深的问题, 如 Conference room 中屏幕部分颜色偏黄; Yoly 算法是一种无监督且免训练的去雾算法, 故而能够很好地适应新场景, 去雾后的图像较好地保留了原有细节特征, 同时还具有很好的视觉效果, 如 Sitting room 与无雾图像有着极高的相似度, 但是由于没有对特定数据集进行训练, Yoly 算法处理后的图像仍然存在轻微团雾; 与上述算法进行比较, 所提算法处理过的特定区域同样会出现轻微团雾, 但是较好地保留了图像原有信息, 如 Bedroom 中床头纹理处, 所提算法最为清晰, 除 Yoly 算法, 所提算法得到的图像更加接近无雾图像, 取得了较好的去雾效果。

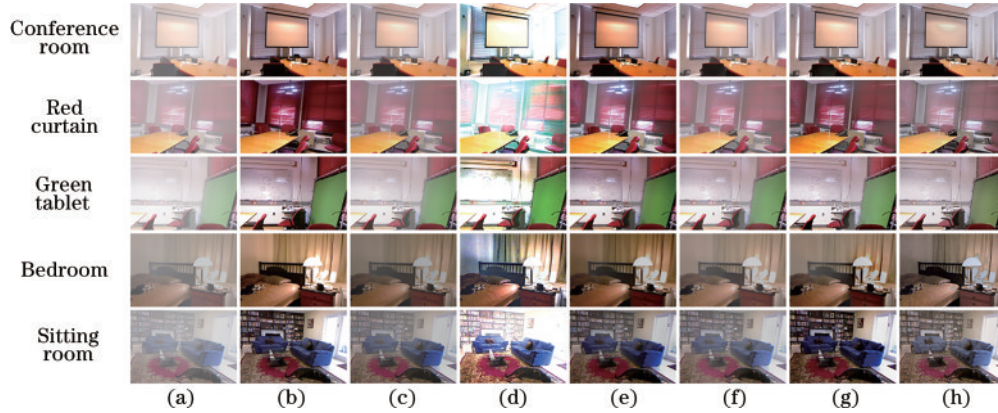


图 4 合成有雾图像的去雾结果对比。(a) 带雾图像; (b) 原始图像; (c) AOD; (d) BCCR; (e) DCP; (f) Dehazenet; (g) Yoly; (h) 所提算法

Fig. 4 Comparison of dehazing results for synthetic foggy images. (a) Foggy images; (b) original images; (c) AOD; (d) BCCR; (e) DCP; (f) Dehazenet; (g) Yoly; (h) proposed algorithm

3.3 定量对比实验

选用峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性 (SSIM) 作为图像去雾评测标准。PSNR 值的大小可以反映出图像质量的好坏。SSIM 是通过图像亮度、对比度和结构这 3 种对比模块形式的组合评测效果的, 其值越大, 表示去雾后图像与真实无雾图像越相近。表 1 列出了评价对比结果, 由表 1 可知: 所提算法的 PSNR 值

和 SSIM 值可以分别达 23.367 和 0.869, 且 PSNR 和 SSIM 平均值最高; Red curtain 场景中, Yoly 算法的 PSNR 值最高, 达 15.161, 除此场景外在其余场景, 所提算法均取得最好的成绩; 对于 SSIM, 各组图像参差不齐, 除所提算法之外, 其余算法的 SSIM 平均值均未超过 0.8。结果表明, 所提算法能够很好地保留图像信息并且完成去雾工作, 相比于其他算法更有优势。

表 1 对合成有雾图像的实验结果

Table 1 Experimental results for synthetic fogged images

Algorithm	Evaluation indicator	Conference room	Red curtain	Green tablet	Bedroom	Sitting room	Average
AOD	PSNR	16.011	10.544	14.734	15.444	15.547	14.456
	SSIM	0.821	0.616	0.797	0.728	0.768	0.746
BCCR	PSNR	11.870	5.075	14.365	16.309	9.081	11.340
	SSIM	0.470	0.254	0.678	0.464	0.504	0.474
DCP	PSNR	17.249	13.721	19.149	14.889	16.897	16.381
	SSIM	0.714	0.634	0.821	0.797	0.653	0.724
Dehazenet	PSNR	18.660	10.510	16.616	17.296	16.228	15.862
	SSIM	0.890	0.628	0.864	0.743	0.798	0.785
Yoly	PSNR	16.460	15.161	16.341	16.204	16.333	16.100
	SSIM	0.649	0.676	0.726	0.742	0.576	0.674
Proposed algorithm	PSNR	23.367	11.888	19.715	17.808	19.553	18.466
	SSIM	0.869	0.625	0.872	0.776	0.865	0.801

3.4 真实带雾图像对比实验

现实世界中带雾图像往往较少,图像相比于合成数据集分布更不均匀,故去雾模型往往更加复杂,为更好测试所提算法的有效性,选取 3 组真实的带雾图像^[4]进行去雾,去雾结果如图 5~7 所示。由图 5 可以看出, BCCR 存在明显失真和丢失特征的问题,如图 5(c)女孩头发处颜色出现异常蓝色,边缘线完全丢失;由图 6 可以看出, BCCR 出现相同问题,如图 6(c)树林尽头颜色偏紫,右侧树枝顶部特征信息完全丢失;由图 7 可以看出, BCCR 取得了良好的视觉效果,但是右上角信息丢失问题严重,边缘失效。DCP 使得去雾后的图像颜

色普遍加深,如图 5(d)女孩脸庞偏深橙色;在非天空区域,基本能够很好地完成去雾工作,但是在天空区域没有进行很好处理,如图 6(d)与图 7(d)均出现些许伪影。AOD 与 Dehazenet 均存在去雾不彻底问题,图 5(b)效果略好于图 5(c),图 7 中 AOD 处理的天空区域偏色严重。Yoly 可以实现部分去雾,但是存在颜色暗淡、团雾问题,如图 5(f)与图 7(f)所示,均未能很好地完成去雾任务。综合比较,相比于其他算法,所提算法处理得到的图像更加接近真实图像,所提算法较好地处理了天空与边缘区域。

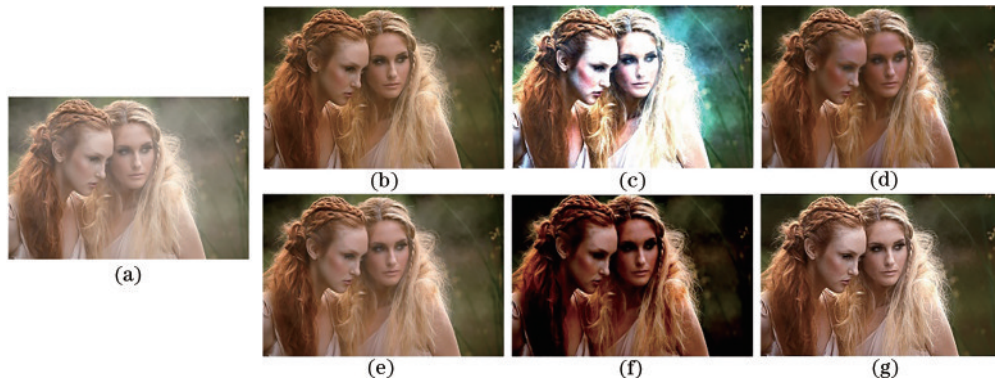


图 5 真实有雾图像 Girls 结果对比。(a)有雾图像;(b) AOD;(c) BCCR;(d) DCP;(e) Dehazenet;(f) Yoly;(g)所提算法
Fig. 5 Result comparison for real fogged images Girls. (a) Foggy image; (b) AOD; (c) BCCR; (d) DCP; (e) Dehazenet; (f) Yoly; (g) proposed algorithm

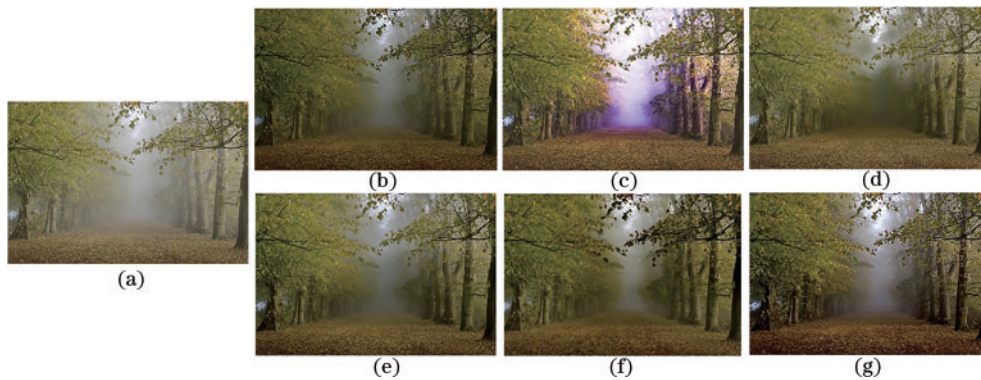


图 6 真实有雾图像 Trees 结果对比。(a)有雾图像;(b) AOD;(c) BCCR;(d) DCP;(e) Dehazenet;(f) Yoly;(g)所提算法
Fig. 6 Result comparison for real fogged images Trees. (a) Foggy image; (b) AOD; (c) BCCR; (d) DCP; (e) Dehazenet; (f) Yoly; (g) proposed algorithm

此外,为了更好地对各个算法进行比较,还选取图像平均梯度 (average gradient) 与信息熵 (information entropy) 作为新的评测指标,图像平均梯度越大表示图像保留的细节特征越多,信息熵越大表示图像所包含的信息越多。如图 8 和图 9 所示,真实有雾图像经过不同算法处理后的平均梯度和信息熵结果用柱状图表示。DCP 在平均梯度对比图中的表现较好,尤其是对天安门图像的平均梯度值达到了 4.359,高于其余对比算法;除了天安门图像结果,所提算法的平均梯度均优于其他对比算法,尤其是在有雾图像 Trees 场景下

更加突出,平均梯度值高达 11.399。各方法得到的信息熵差别不大,除 BCCR 的信息熵较低之外,其余算法的信息熵均保持在 6 与 8 之间,所提算法略优。柱状图对比实验的结果表明:所提算法比较好地保留了图像信息,增强了图像细节处理能力,有效地保留了原始图像饱和的颜色细节信息,达到了良好的视觉效果。

所提算法与 DCP 算法、Dehazenet 算法、MCF-Dehazenet^[14]和 Griddehazenet 算法^[21]的平均运行时间对比结果如表 2 所示。除 DCP 算法外,其他算法的平均运行时间均在 2 s 左右,Dehazenet 算法的运行时间

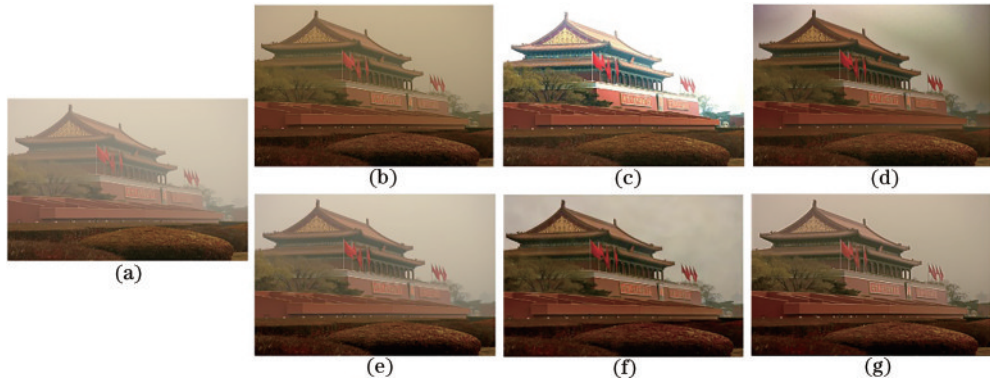


图 7 真实有雾图像 Tian An Men 结果对比。(a)有雾图像;(b) AOD; (c) BCCR; (d) DCP; (e) Dehazenet; (f) Yoly; (g)所提算法
Fig. 7 Result comparison for real fogged images Tian An Men. (a) Foggy image; (b) AOD; (c) BCCR; (d) DCP; (e) Dehazenet; (f) Yoly; (g) proposed algorithm

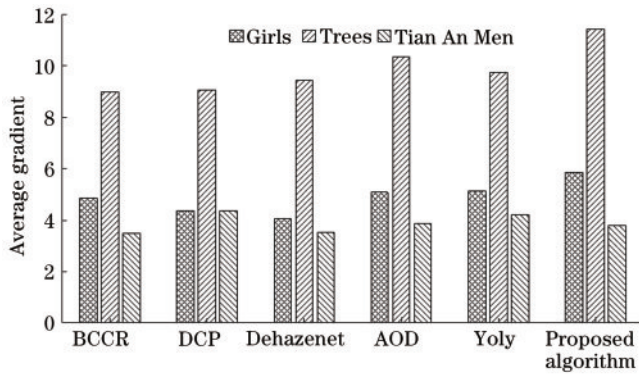


图 8 对真实有雾图像的平均梯度对比

Fig. 8 Comparison of average gradient for real fogged images

相对较短,所提算法具有较好的运行效率。表 3 展示了不同网络模型对去雾算法的影响,DR 代表不包含注意力机制,DRS 代表引入注意力机制。通过对平均

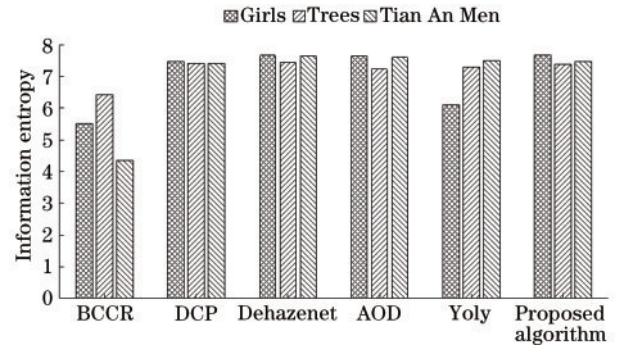


图 9 真实有雾图像信息熵对比

Fig. 9 Comparison of information entropy for real fogged images

梯度进行对比,从结果可以看出,引入注意力机制对图像去雾有很大帮助,主要是因为 SK 注意力机制可以侧重性分配卷积核,达到更好的匹配多尺度特征的效果,从而完成去雾任务。

表 2 不同算法的运行时间对比

Table 2 Comparison of running time of different algorithms

Parameter	Dehazenet	DCP	MCF-Dehazenet	Griddehazenet	Proposed algorithm
Time /s	1.83	9.82	3.05	1.95	1.92

表 3 消融实验的平均梯度

Table 3 Average gradient of ablation experiments

Network	Girls	Trees	Tian An Men
DR	4.525	9.309	3.382
DRS	5.841	11.399	3.789

4 结 论

针对去雾图像失真、颜色偏暗和边缘模糊等问题,提出了 DRS-Dehaze Net 模型。图像经过预处理模块尺寸得到统一,增加了细节特征可提取的特征数量;之后经过 3 个带有密集残差网络与 SK 注意力机制的 DRS-Blocks,进行更深层次的特征提取,避免了在分配特征信息权重时梯度消失现象,解决了图像边缘模糊、偏色问题。区别于传统图像增强,所提端到端的算

法结构克服了人工提取特征的缺点,直接输出去雾图像。在不同散射系数下的合成数据集上对各个算法进行对比实验,并且进一步比较真实图像下的实验结果,结果表明,相比其他算法,DRS-Dehaze Net 可以很好地完成去雾工作,并且产生了较好的视觉效果。

参 考 文 献

[1] 曹城硕,袁杰.基于YOLO-Mask算法的口罩佩戴检测方法[J].激光与光电子学进展,2021,58(8):0810019.
Cao C S, Yuan J. Mask-wearing detection method based on YOLO-Mask[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(8): 0810019.

[2] Baomar H, Bentley P J. An Intelligent Autopilot System that learns flight emergency procedures by imitating human pilots[C]//2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, December 6-9, 2016, Athens,

- Greece. New York: IEEE Press, 2016.
- [3] Tan R T. Visibility in bad weather from a single image [C]//2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2008, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE Press, 2008.
- [4] 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.
- [5] Golts A, Freedman D, Elad M. Unsupervised single image dehazing using dark channel prior loss[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29: 2692-2701.
- [6] 蒲亨飞, 李震, 李良荣. 基于暗通道先验的去雾算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(20): 2010011.
Pu H F, Li Z, Li L R. Research of dehazing algorithm based on dark channel prior[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(20): 2010011.
- [7] Tang Q F, Yang J, He X J, et al. Nighttime image dehazing based on Retinex and dark channel prior using Taylor series expansion[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2021, 202: 103086.
- [8] Liu X G, Liu C J, Lan H Y, et al. Dehaze enhancement algorithm based on retinex theory for aerial images combined with dark channel[J]. OALib, 2020, 7(4): 1-12.
- [9] 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.
- [10] Li B Y, Peng X L, Wang Z Y, et al. AOD-net: all-in-one dehazing network[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision, October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 4780-4788.
- [11] 王殿伟, 李顺利, 韩鹏飞, 等. 基于特征约束 CycleGAN 的单幅图像去雾算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 1410017.
Wang D W, Li S L, Han P F, et al. Feature constraint CycleGAN for single image dehazing algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(14): 1410017.
- [12] Shao Y J, Li L, Ren W Q, et al. Domain adaptation for image dehazing[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 2805-2814.
- [13] Deng Q L, Huang Z L, Tsai C C, et al. HardGAN: a haze-aware representation distillation GAN for single image dehazing[M]//Vedaldi A, Bischof H, Brox T, et al. Computer vision-ECCV 2020. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2020, 12351: 722-738.
- [14] 孙祥胜, 王国中. 基于多尺度特征的无监督去雾算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(16): 1610024.
Sun X S, Wang G Z. Unsupervised dehazing algorithm based on multi-scale features[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(16): 1610024.
- [15] Li B, Ren W, Fu D, et al. Benchmarking single image dehazing and beyond[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 28: 492-505.
- [16] Silberman N, Hoiem D, Kohli P, et al. Indoor segmentation and support inference from RGBD images [M]//Fitzgibbon A, Lazebnik S, Perona P, et al. Lecture notes in computer science. Computer vision-ECCV 2012. Cham: Springer, 2012, 12351: 722-738.
- [17] Scharstein D, Szeliski R. High-accuracy stereo depth maps using structured light[C]//2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-20, 2003, Madison, WI, USA. New York: IEEE Press, 2003.
- [18] Fattal R. Dehazing using color-lines[J]. ACM Transactions on Graphics, 2014, 34(1): 1-14.
- [19] Meng G F, Wang Y, Duan J Y, et al. Efficient image dehazing with boundary constraint and contextual regularization[C]//2013 IEEE International Conference on Computer Vision, December 1-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2013: 617-624.
- [20] Liu X H, Ma Y R, Shi Z H, et al. GridDehazeNet: attention-based multi-scale network for image dehazing [C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), October 27-November 2, 2019, Seoul, Korea (South). New York: IEEE Press, 2019: 7313-7322.
- [21] Li B Y, Gou Y B, Gu S H, et al. You only look yourself: unsupervised and untrained single image dehazing neural network[J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129(5): 1754-1767.