

文章编号:1006-2475(2020)10-0064-05

# 基于深度学习的火场灰度图像去烟算法

马 悦

(陕西中医药大学,陕西 咸阳 712046)

**摘要:**火场环境中由于大量烟雾的存在导致视频监控系统画面变得模糊不清,图像对比度和清晰度下降,无法为人员疏散和消防搜救提供有效的视觉支持。针对这一情况,本文提出一种基于深度学习的灰度图像去烟算法。本文中的网络主要由检测子网络与去除子网络 2 个部分串联组成,前者通过残差学习网络来确定烟雾所在的具体位置,后者通过密集连接的 U 型网络在保留原先背景的情况下去除烟雾,其中利用 Dense Block 将低层特征复用到高层从而进一步提高去烟的准确性。大量的实验结果显示,采用该网络表现出更好的去除清晰效果和实时性,主观评价和客观评价上均优于其他对比算法。

**关键词:**深度学习;图像去烟;火场救援;灰度图像;视频监控

中图分类号:TP391

文献标志码:A

DOI: 10.3969/j.issn.1006-2475.2020.10.012

## Smoke Removal Algorithm of Gray-scale Image in Fire Field Based on Deep Learning

MA Yue

(Shaanxi University of Chinese Medicine, Xianyang 712046, China)

**Abstract:** Due to the existence of a large number of smoke in the fire scene, the image clarity of the video monitoring system becomes blurred, and the contrast and clarity of the image decline, which can not provide effective visual support for evacuation and search and rescue. In view of this situation, this paper proposes a gray-scale image smoke removal algorithm based on deep learning. The network proposed in this paper is mainly composed of two parts: detection sub network and removal sub network. The former determines the specific location of smoke through residual learning network, and the latter uses dense U-shaped network to remove smoke while retaining the original background, and uses dense block to reuse low-level features to high-level features to further improve the accuracy of smoke removal. A large number of experimental results show that the network has better performances in removal effect and real-time, and the subjective evaluation and objective evaluation are better than other comparison algorithms.

**Key words:** deep learning; image desmoking; fire rescue; gray-scale image; video monitoring

## 0 引 言

在多种灾害形式当中,火灾是最常见的,不仅会对社会大众的生命造成严重的威胁,还会导致社会恐慌。为了更有效地加强火灾的预防和监测,建筑物内的视频监控系统起到关键作用。但火灾发生时,会伴随大量的烟气生成,严重影响视频拍摄的清晰度。救援工作人员需要根据视频所提供的画面来确定受困人员所在的详细位置,在拍摄清晰度严重受到影响的情况下,会导致救援行动无法及时开展,严重影响救援行动的下一步实施。相反,若火灾现场所拍摄的视频十分清晰,救援人员能够精准地得知现场详细位置以及其它的相关信息,这对于救援工作来说具有至

关重要的意义<sup>[1]</sup>。

基于此,需要对火场情形下建筑物内监控系统的灰度图像的精细度进行优化。在目前全球的相关研究当中,火灾现场的图像清晰化处理方式往往与图像去雾算法联系在一起<sup>[2-5]</sup>。但火灾时的烟雾通常分布不均匀,再加上燃烧过程中会产生大量颗粒的吸收和散射,从而使监控画面亮度变暗,相比于室外雾天图像的处理难度更大。

从是否需要进行图像退化模型这一角度来说,能够把图像的清晰度处理问题分成以下 2 种情况:第 1 种是基于物理模型;第 2 种是基于非物理模型。

1) 基于物理模型这一处理方式能够通过大气散射模型来表示。散射光与图像信号混合,导致场景的

收稿日期:2020-03-10;修回日期:2020-03-23

作者简介:马悦(1988—),女,陕西西安人,工程师,硕士,研究方向:模式识别与智能系统,E-mail:1361007@sntcm.edu.cn。

视觉亮度和颜色发生变化。此外,摄像机从场景点接收到的信号沿着视线衰减,降解量随深度增加而增加。烟雾图像退化可以建模为上述因素的相加组合,用公式可以表示为:

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

其中, $I(x)$ 和 $J(x)$ 是观察到的模糊图像和清晰的场景图像, $A$ 是全局大气光, $t(x)$ 是描述未散射并到达相机的场景传输图。假设烟雾是均匀的, $t(x)$ 进一步可以表示为:

$$t(x) = \exp(-\beta d(x)) \quad (2)$$

其中, $\beta$ 是大气散射系数, $d(x)$ 是场景深度(物体到相机之间的距离)。从模型式可以看出,基于物理模型的图像清晰化方法其实就是求解 $J(x)$ 的过程<sup>[6]</sup>。

但对于火场环境来说,主要是建筑室内环境居多,而大气散射模型并不适合于室内烟气环境的图像恢复。在这一模型中,散射项能够有效提高拍摄现场的亮度,若使用到火灾现场当中,会导致含烟图像的亮度变暗,甚至完全看不清图像内容。

2) 基于非物理模型的图像去烟雾方法,则不用考虑图像退化的物理成因,代表算法有直方图均衡化、同态滤波、Retinex、小波变换等。本文提出一种端到端的深度学习算法,不考虑室内烟气的物理模型即可直接恢复输出清晰的图像。

## 1 算法比较

### 1.1 基于传统增强的方法

直方图均衡化往往用于提升图像整体或者是部分对比度,特别是在图像有用数据对比度相似的情况下,因此该算法特别适应于灰度图像清晰度增强。但如果没有对所需要处理的数据信息进行筛选,会导致背景的干扰声对比度下降,影响信号的对比情况的检测结果<sup>[7]</sup>。所以,若将其使用于火灾现场烟雾处理,会有一定的限制性。

同态滤波指的是集频率过滤与灰度变换有效结合在一起的图像处理方式,这一方式确保图像处理符合人眼对于亮度响应的非线性特性,避免直接对图像进行傅里叶变换最终导致其真实度受到影响<sup>[8]</sup>。但是这一方式的计算过程十分繁琐,若将其使用到火灾现场,需要较长的时间来对其进行处理,因此,该方式不能满足实时性的要求。

小波变换指的是能够有效改变时间窗与频率窗时频局部化处理的方式。在低频的情况下拥有低时间分辨率以及高频率分辨率,反之亦成立<sup>[9]</sup>。但是在小波变换使用在其它情况时仍旧需要进行大量的研究来选择最佳参数,计算过程十分繁琐,所以,该计算方式无法广泛使用。

Retinex 方法基本上已经经历了 3 个发展阶段:

单尺度 Retinex (SSR)、多尺度 Retinex (MSR) 和具有色彩还原操作的 MSR。在火场烟雾弥漫的环境中,MSR 方法似乎更有效。它基于颜色恒定性理论,该理论认为人类感知的物体的颜色在不同的光照条件下不会改变<sup>[10-12]</sup>。因此,照明条件和颗粒颜色对输出的影响是有限的。但在应用中计算复杂度更大,处理时间也最长。针对这一不足,文献[13]提出了一种采用色彩还原的多尺度 Retinex 算法 GL-MSR。该算法用高斯金字塔来取代原先的高斯函数的滤波函数,并且在对数查表法的基础上进行加速计算,较原先的 Retinex 算法在处理效果和处理速度方面有了很大的提高。

### 1.2 基于深度学习的方法

随着深度学习的兴起,近些年来也提出了许多神经网络的方法来处理图像去烟问题。文献[14]提出了一种用卷积神经网络(CNN)构建的图像去烟雾模型,称为一体化除烟雾网络(AOD-Net)。它是基于重新配制的大气散射模型设计的,不同于先前模型那样分别估算传输图和大气光,而是通过轻量级 CNN 直接生成清晰图像。文献[15]提出了一种基于颜色通道的去烟机器学习算法,称为 CSR-Net。文献[16]提出了一种利用深度神经网络提高图像视频质量的去烟方案,称为 DSR-Net。众所周知,这些深度学习的方法需要额外的时间来完成数据预处理和模型训练以达到烟雾消除。

## 2 网络模型

由于建筑物内火场烟雾的形成十分复杂,和室内光源、燃烧物、燃烧时间等因素有关,很难建立统一的物理模型。因此本文提出的深度神经网络是以端到端的形式进行,直接让网络学习无烟图像和有烟图像之间的差异。

受文献[17]的启发,本文提出一种迭代烟雾消除算法,以将每次迭代的输出作为下一次迭代的输入来消除不均匀的烟雾。从宏观角度考虑,烟雾检测和去除所关注的图像区域相同,检测到的烟雾可以引导其去除。因此,本文采用一种串联的方式来检测和去除图像中的烟,这样烟雾的准确估计可以促进烟雾的去除,去除子网络通过反向传播也会调节烟雾的检测,使得烟雾检测和去除能够互相促进。整体网络结构如图 1 所示。

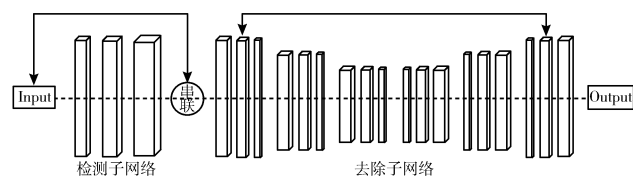


图 1 本文网络整体结构示意图

本文网络是由检测子网络和去除子网络串联这 2 个部分组成,前者用于检测图像当中烟雾的位置情况,后者则对检测子网络返回的结果进行去除,检测和去除 2 个子网络在学习过程中相互促进。

## 2.1 检测子网络

图像退化问题是随着网络层数的增加,在训练集上的准确度达到了饱和或下降。为了解决这类问题,本文的检测子网络采用残差学习<sup>[18]</sup>的方式。该网络包含 3 个残差学习模块来检测图像中的烟雾,一个模块由 10 个残差块构成,一个残差块由 2 层  $3 \times 3$  的卷积层组成,每 2 层都通过残差的形式连接起来,详见图 2。此外还通过引入正则化中间层来预防梯度消失。

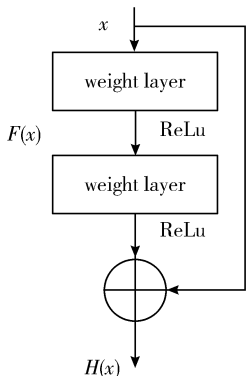


图 2 残差学习模块示意图

## 2.2 去除子网络

通过检测子网络检测到图像中的烟雾区域后,本文采用 U-net 结构<sup>[19]</sup>作为去除子网络的框架,其最大的优势在于更好地保留图像恢复的细节。U-net 网络结构如图 3 所示。

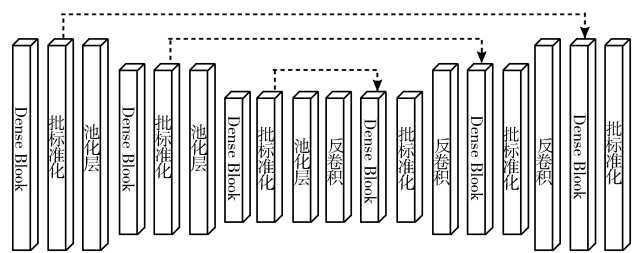


图 3 U-net 网络结构示意图

该子网络由收缩路径和扩展路径组成,用收缩路径来捕捉图像中的信息,用扩展路径来定位图像中需关注的部分。同时为了确保网络各层之间的最大信息流,本文在去除子网络中选择使用 Dense Block 模块<sup>[20]</sup>将所有匹配的特征映射连接起来,将低层特征复用到高层,提高去除烟雾的准确性。这样保留了前向传播的特点,每层的结果都是在前面层结果的基础上得出的,能够有效增强检测子网络传递到的特征传播,同时促进特征复用<sup>[21]</sup>。

去除子网络由 Dense Block 模块、批标准化、池化层、反卷积层等组成,各层连接如图 4 所示。

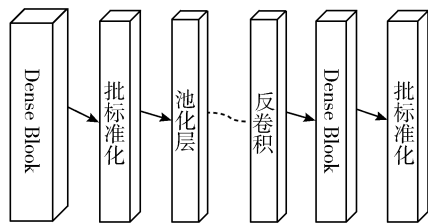


图 4 去除子网络结构示意图

批标准化主要由标准化操作以及带有 ReLu 激活的卷积操作构成,池化层指的是对初始图像进行步长为 2 下采样操作的过程。

## 2.3 损失函数

均方误差 (MSE) 和  $L_2$  损失是应用最广泛的图像清晰化的损失函数。然而文献[22]指出,在 PSNR 和 SSIM 指标方面,许多  $L_1$  损失的图像恢复任务训练取得了比  $L_2$  损失更好的性能。遵循同样的策略,本文默认采用简单的  $L_1$  损失。目标图像  $y$  和生成图像  $G(x, z)$  之间的  $L_1$  损失计算如下:

$$L_{L_1} = E_{x,y,z} [\|y - G(x, z)\|_1] \quad (3)$$

## 3 实验过程

### 3.1 数据集

与当前的深度学习方法相类似,本文的方法需要相对大量的成对标签数据进行训练。由于室内火场没有公开的烟雾数据集,因此本文合成了一个综合实验数据集。该数据集包含 6960 组室内模拟着火起烟、未起烟的成对图像,其中训练集包含 6000 组,测试集包含 960 组。

### 3.2 训练细节

训练指的是通过误差反向传播来不断地更新网络信息,将损失函数降到最低的过程。本文的网络被训练在 Nvidia GTX 1080 (4 GB) 计算显卡上。本文中的网络通过 Tensorflow 这一框架来实现,并且在 Adam 优化器的帮助下执行梯度下降训练,为了确保拟合与梯度等结果不受影响,需要通过旋转、裁剪以及变换操作来使数据得以强化。此外将学习率值设置为 0.001,总共迭代训练 100 个周期后至收敛。

## 4 实验结果对比与分析

为了说明本文深度学习网络的有效性,在合成和真实数据上分别做定量和定性分析对比实验,将其与前文提及的 MSR、GL-MSR、AOD-Net、CSR-Net、DSR-Net 共 5 种现有的火场图像去烟算法进行可视化比较。

### 4.1 合成图像对比实验

首先,在合成数据集上对本文网络进行测试评估,图 5 展示了其中的一个对比场景。



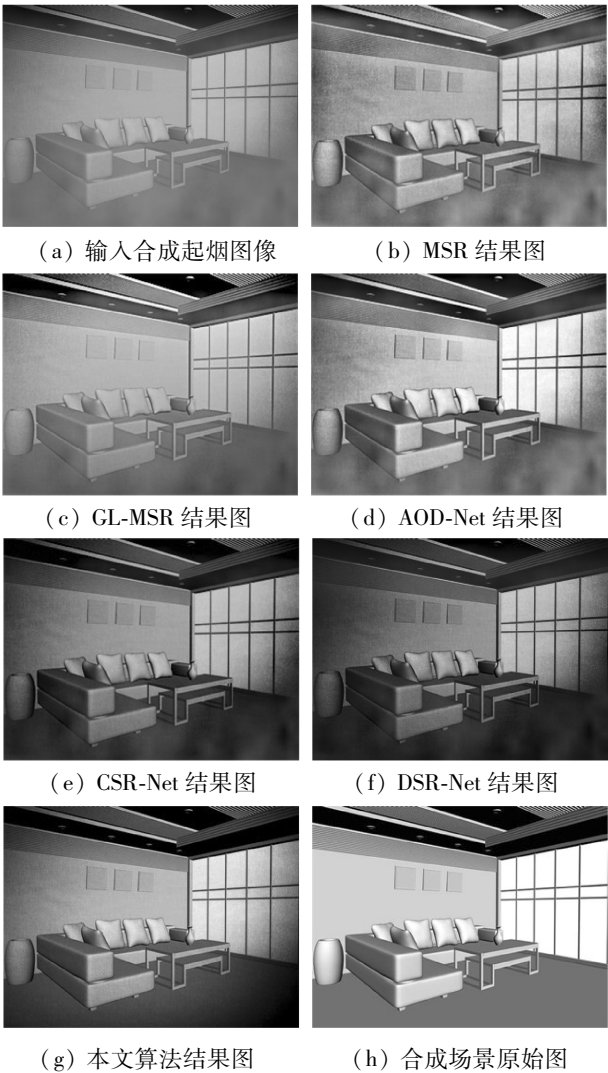


图 5 不同算法在合成起烟图像上的结果对比图

从图 5 中可以看出,深度学习方法的去除效果比传统方法有了显著提升。其中 GL-MSR 较 MSR 有了明显的改进,但依然残留余量烟雾,且图像的对比度和细节会变差。AOD-Net 由于在训练过程中的强度不够,故对浓烟的处理并不理想。CSR-Net 和 DSR-Net 虽与本文方法有竞争优势,但在图像边缘的恢复上不足。相比之下,本文的网络输出结果不仅在清晰程度上优胜于其他算法,同时还很好地保持了图像的边缘,使图像有良好的视觉效果。

此外,采用 PSNR、SSIM 这 2 个图像质量评价指标来评估处理后的图像情况。PSNR 代表的是峰值信噪比,以像素点间误差作为基础来评价图像的质量,并且将烟雾去除的有效性体现出来。SSIM 代表的是结构相似性,主要从亮度、对比度以及结构这几个方面来评价图像的相似情况<sup>[23]</sup>。这 2 个客观评价指标的值越大,图像处理效果越好,可以从表 1 中看出本文表现出最好的性能。此外,还测试了不同算法的运算时间。

表 1 不同算法在合成数据集上的定量比较

Methods	PSNR/dB	SSIM	Run Time/ms	Platform
MSR	12. 48	0. 580	32. 7637	Matlab
GL-MSR	12. 95	0. 504	8. 2353	Matlab
AOD-Net	13. 67	0. 651	31. 7272	Python
CSR-Net	15. 48	0. 715	53. 8581	Python
DSR-Net	16. 54	0. 759	12. 8001	Python
本文算法	20. 32	0. 826	9. 7118	Python

用于火场环境,还需要满足实时性的要求,本文的网络运算时间性能在这些算法中排名第 2。GL-MSR 算法结合了对数查找表进行加速运算,在处理时间方面相对有很大的优势,但本文算法的 PSNR 值比它高出 7. 37 dB,SSIM 值提升了 0. 322。总体来看,本文方法简单、快速,效果更好。

4.2 真实图像对比实验

为了确保真实性,本文收集了许多发生在建筑物内部的火灾现场监控拍摄图像,并对相关的图像进行了测试。图 6 展示了其中的一个对比场景,可以从结果对比中很直观地看到本文算法的优势。

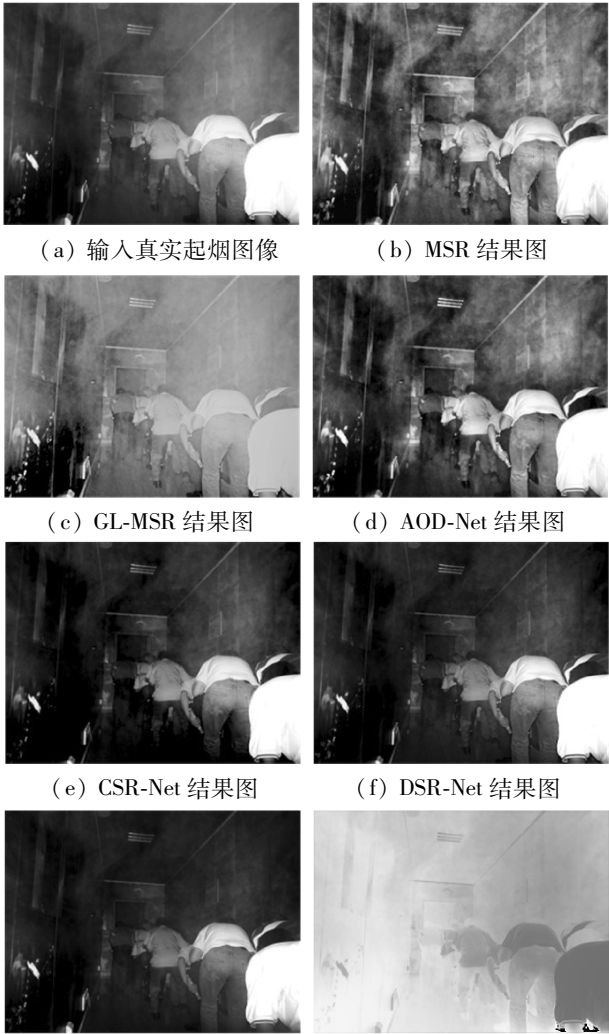


图 6 不同算法在真实起烟图像上的结果对比图

从图 6 可以看出, MSR、GL-MSR、AOD-Net 这 3 种算法在真实图像上并没有看到很明显的去烟效果,甚至加大了图像中的噪声或者引入了新的噪声。尽管 GL-MSR 是基于 MSR 方法开发的,但是还发现了一种现象,即无论比例参数和权重如何,通过 GL-MSR 方法处理真实着火起烟场景图像的视觉效果都比 MSR 差,可以得出 GL-MSR 不具有良好的鲁棒性和泛化能力。而 CSR-Net 和 DSR-Net 这 2 种算法的处理结果比较接近,但依然存留部分明显的烟没有完全去除。相比之下,通过本文的网络去除烟雾区域是最彻底的,保持了监控图像的目标信息,提高了监控的有效性。经过精炼的图像对于协助那些被困人员的救援过程非常重要,也有利于疏散过程。

## 5 结束语

本文提出了基于深度学习的火场灰度图像去除烟雾网络,该网络由检测子网络和去除子网络串联组成,用来解决室内火场中视频监控系统图像清晰度下降的问题。将本文的网络与现有的 5 种主流算法进行定性和定量的对比,采用峰值信噪比、结构相似性、运行处理时间 3 个指标评估对比效果,数据结果展现出本文的网络在火场灰度图像清晰化上的优势,具有运行速度快、恢复效果好的特点。下一步,将继续深入研究火场彩色图像的清晰化处理问题。

### 参考文献:

- [1] 郭剑. 视频监控系统在消防指挥调度中的作用[J]. 信息安全与技术, 2012, 3(7): 89-91.
- [2] FATTAL R. Single image dehazing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): Article No. 72, DOI: 10.1145/1360612.1360671.
- [3] 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.
- [4] CHOI L K, YOU J, BOVIK A C. Referenceless prediction of perceptual fog density and perceptual image defogging[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3888-3901.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 许骏. 面向火灾场景的图像去烟雾系统研究[D]. 上海: 东华大学, 2016.
- [8] 张金泉, 杨进华, 卢珊. 基于同态滤波的图像去烟雾方

- 法研究[J]. 科技信息, 2009(7): 71.
- [9] 李庆忠, 刘清. 基于小波变换的低照度图像自适应增强算法[J]. 中国激光, 2015, 42(2): 272-278.
- [10] 李垚峰, 何小海, 吴小强. 改进的带色彩恢复的多尺度 Retinex 雾天图像增强算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(10): 2996-2999.
- [11] PARTHASARATHY S, SANKARAN P. A Retinex based haze removal method[C]// Proceedings of the 2012 IEEE 7th International Conference on Industrial and Information Systems. 2012, DOI: 10.1109/ICIInfS.2012.6304767.
- [12] LAND E H. The Retinex theory of color vision[J]. Scientific American, 1977, 237(6): 108-128.
- [13] 李森. 火灾初期建筑内图像清晰化及人员检测技术研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2014.
- [14] LI B Y, PENG X L, WANG Z Y, et al. An all-in-one network for dehazing and beyond[J]. arXiv preprint arXiv: 1707.06543, 2017.
- [15] CHEN W T, YUAN S Y, TSAI G C, et al. Color channel-based smoke removal algorithm using machine learning for static images[C]// Proceedings of the 2018 25th IEEE International Conference on Image Processing. 2018: 2855-2859.
- [16] BOLKAR B, WANG C C, CHEIKH F A, et al. Deep smoke removal from minimally invasive surgery videos[C]// Proceedings of the 2018 25th IEEE International Conference on Image Processing. 2018: 3403-3407.
- [17] 李鹏越, 田建东, 王国霖, 等. 面向机器人环境共融的图像去雪算法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(11): 98-104.
- [18] 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. 2016: 770-778.
- [19] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// Proceedings of the 2015 International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. 2015: 234-241.
- [20] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks[C]// Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017: 2261-2269.
- [21] ZHANG H, PATEL V M. Densely connected pyramid dehazing network[C]// Proceedings of the 2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 3194-3203.
- [22] LIM B, SON S, KIM H, et al. Enhanced deep residual networks for single image super-resolution[C]// Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2017: 136-144.
- [23] REN W Q, MA L, ZHANG J W, et al. Gated fusion network for single image dehazing[C]// Proceedings of the 2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 3253-3261.