

## 适用于多场景的 ResNet 单幅图像去雾算法\*

姜冰 陆健强 王卫星 李旺枝 黄德威 林佳翰

(华南农业大学电子工程学院)

**摘要:** 针对传统去雾算法需要人工提取特征,无法在不同应用场景中保证稳定的去雾效果,适用性不足的问题,提出一种基于残差网络的去雾算法。利用卷积神经网络自动提取图像特征;设计多种损失函数和激活函数;加入 GANs 网络恢复图像的纹理信息;拟合同一场景有雾图像和清晰图像的映射关系,训练网络参数,输出去雾后清晰图像。实验表明:本文算法在农田、山间、校园、城市和果园等多个场景去雾性能和适用性较好。

**关键词:** 多场景;去雾算法;神经网络;残差网络

## 0 引言

雾是一种常见的自然天气现象。雾霾天气拍摄的图像色彩衰减,可视效果较差。在视频监控、自动驾驶以及目标检测等应用中,雾霾天气拍摄的图像会使图像处理系统的性能急剧降低。因此,对雾霾天气拍摄的图像进行有效去雾和还原具有重要意义<sup>[1-4]</sup>。

He 等人通过对大量户外无雾清晰图像的统计得到暗通道先验法,其假设图像中不存在大面积亮域,如天空或白色场景,某些像素至少一个颜色通道具有较低的值,该方法对有天空区域和大面积白色区域的图像去雾适用性较差<sup>[5-6]</sup>。Tarel 等人在假设大气光幕局部变化平缓的情况下,提出大气光幕散射模型,利用模型实现图像去雾,该方法采用中值滤波器复原图像,图像的边缘信息不能很好保留<sup>[7]</sup>。

本文基于残差网络(residual networks, ResNet)提出一种适用于多场景的去雾算法。利用卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)提取图像特征,优化损失函数和激活函数;加入生成式对抗网络(generative adversarial networks, GANs)保持图像的纹理。图像近景处去雾干净,远景处天空区域无光晕效应。

## 1 基于 ResNet 单幅图像去雾模型

## 1.1 模型设计

ResNet 单幅图像去雾模型主要包括图像特征提取、非线性映射和图像重建 3 个关键步骤。输入有

雾单幅图像通过卷积层将原始图像数据映射成高维图像特征;然后模型提取高维特征,经过卷积层进行清晰图像重建。基于 ResNet 单幅图像去雾模型结构如图 1 所示,由普通卷积层和 ResNet 模块组成。ResNet 模块结构如图 2 所示<sup>[8]</sup>。ResNet 模块先交替使用  $1 \times 3$  和  $3 \times 1$  的卷积提取图像特征,获得非线性表达能力,并降低网络参数量<sup>[9]</sup>;再利用批标准化(batch normal, BN)对图像特征数据进行归一化,减少非线性映射后数据改变,加速网络收敛<sup>[10]</sup>;输出结果可以表示为  $y = \sigma(W_2 \sigma(W_1 x)) + x$ ,其中  $Wx$  表示卷积操作; $\sigma$  为非线性映射。将普通卷积和 ResNet 模块提取的图像特征经过最后一个  $3 \times 3$  的卷积层进行图像重建。



图1 基于 ResNet 单幅图像去雾模型结构

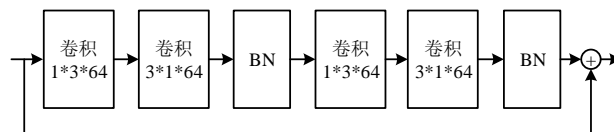


图2 ResNet 模块结构

## 1.2 损失函数与激活函数设计

## 1.2.1 均方误差

本文采用均方误差(mean squared error, MSE)函数作为网络损失函数, MSE 函数为

14 \* 基金项目: 广西科技计划重点研发计划项目(桂科 AB16380286); 2018 年省级乡村振兴战略专项资金(2018LM2163); 广州市科技计划项目创新平台建设与共享专项(201605030013)。

$$f_{\text{MSE}} = \arg \min_f \sum_{s=1}^S L \|f(y_s) - x_s\|_2^2 \quad (1)$$

其中,  $f(y_s)$  为去雾后图像;  $x_s$  为训练数据集中清晰无雾图像;  $s$  为当前图像像素总数。

MSE 函数只能整体衡量 2 幅图像之间的差异, 无法确保其具有相似性。如图 3 所示, 不同的像素值有相同的均方误差, 其中图 3(b)、图 3(c)相对于图 3(a)具有相同的 MSE, 但图像内容却不一致, 因此网络需要增加其他损失函数以确保图像的相似性。

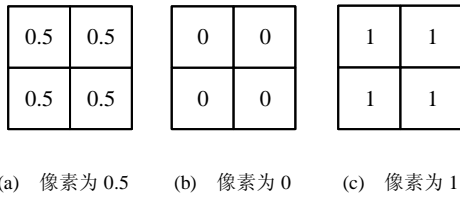


图 3 相同均方误差不同像素

### 1.2.2 色彩损失函数

在图像像素具有相似性时, MSE 会造成色彩失真, 且输入的有雾图像自身也存在色彩失真, 因此需要设计用于矫正色彩失真的损失函数。本文采用巴氏距离来衡量 2 个图像直方图的相似性。直方图相似度

定义为

$$\text{HistDist} = \sum \sqrt{p_1 \cdot p_2} \quad (2)$$

其中  $p_1$ ,  $p_2$  分别为基准图像和对比图像的直方图概率值。

当 2 个直方图一致时, 直方图相似度值为 1, 但不代表 2 个图像的内容一致。如图 4 所示, 图 4(a)和图 4(b)的直方图相似度为 1, 图像内容却不同。

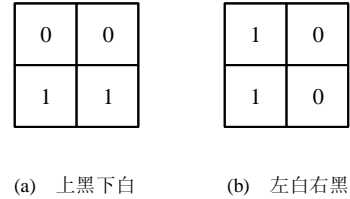


图 4 不同像素相同图像直方图

### 1.2.3 纹理损失函数

通过 GANs 衡量去雾后图像与清晰图像之间的纹理关系。GANs 的输入为去雾后图像和清晰图像, 训练目的是判别输入图像是去雾后图像还是清晰图像, 并使去雾后图像纹理特性趋近于清晰图像的纹理。纹理判别器网络结构如图 5 所示。

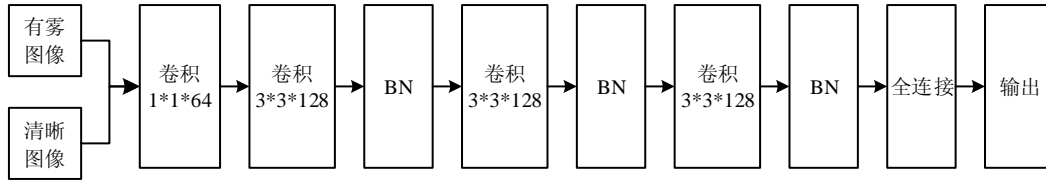


图 5 纹理判别器网络结构

GANs 通过优化去雾后图像和清晰图像的交叉熵进行训练, 其损失函数为

$$L_{\text{texture}} = -\sum_i \log D(F_w(I_s), I_t) \quad (3)$$

其中,  $F_w$  为生成器网络;  $I_s$  为输入的有雾图像;  $F_w(I_s)$  为去雾后图像;  $I_t$  为清晰图像。

### 1.2.4 结构相似性损失函数

选取多尺度结构相似度 (multi-scale structural similarity, MS-SSIM) 为结构相似性损失函数  $L_{\text{MS-SSIM}}$ 。

$$L_{\text{MS-SSIM}}(x, y) =$$

$$(L_M(x, y))^{\alpha_M} \cdot \prod_{i=1}^M [(C_i(x, y))^{\beta_i} (S_i(x, y))^{\gamma_i}] \quad (4)$$

其中,  $L(x, y)$  为亮度图像;  $C(x, y)$  为对比度图像;  $S(x, y)$  为结构相似度;  $\alpha_M$ ,  $\beta_i$  和  $\gamma_i$  是常数因子。

多尺度结构相似性损失框架如图 6 所示<sup>[11]</sup>。图像  $C_1(x, y)$  和  $S_1(x, y)$  是第一级, 即对原始清晰图像和本文算法输出的去雾后图像进行相似度计算; 其后对每一级的图像进行下采样, 采样尺寸每次下降一半; 经过  $M-1$  次降尺度采样后得到  $M$  阶尺度图像。

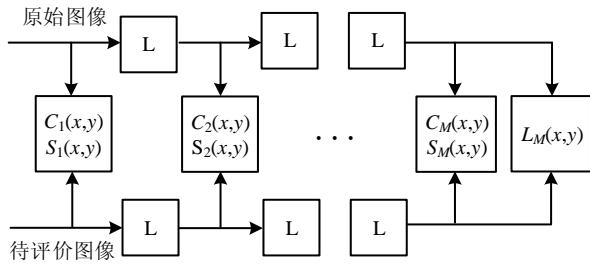


图6 多尺度结构相似性损失框架

### 1.2.5 总损失函数

GANs 的纹理损失函数结合 MSE、色彩和结构损失函数构成整体损失函数。本文算法总损失函数为

$$L_{\text{total}} = \alpha \cdot f_{\text{MSE}} + \beta \cdot \text{HistDist} + \lambda \cdot L_{\text{texture}} + \theta \cdot L_{\text{MS-SSIM}} \quad (5)$$

其中  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\lambda$ ,  $\theta$  为常数控制因子, 可根据实际场景选择不同的组合控制复原图像的质量。如复原图像更倾向于保留图像结构相似度, 则相应地调大  $\theta$ 。

### 1.2.6 激活函数

神经网络中有多种激活函数, 选取合适的激活函数对训练网络至关重要。Sigmoid 激活函数饱和区会发生梯度弥散现象且近饱和区域收敛速度慢。ReLU 激活函数在正半轴能够保证梯度, 在负半轴梯度为 0, 具有稀疏性, 且不能保证图像像素值位于 [0,1] 区间内。

为更好地结合 Sigmoid 和 ReLU 激活函数的特性, 本文采用截断 ReLU 激活函数如式(6)所示。

$$y = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ x, & 0 \leq x \leq 1 \\ 1, & x > 1 \end{cases} \quad (6)$$

### 1.3 训练神经网络数据获取

本文网络训练使用 NYU Depth 数据集<sup>[12]</sup>; 采用大气散射模型合成部分有雾图像, 实际拍摄有雾图像和合成有雾图像数据集共 47351 张, 实际有雾图像与其对应的清晰图像 1364 组; 采用角点匹配算法对拍摄图像进行校正和裁剪。

## 2 实验结果与分析

本实验的电脑操作系统采用 Ubuntu14.04; 软件平台 Tensorflow 和 Matlab2014Ra; 处理器 Intel Xeon(R) CPU E5-2620 v4 @ 2.10 GHz × 16; 内存 64 G; GPU 为 GTX TIAN X。

### 2.1 定性分析

将本文算法与 Tarel 算法和 He 算法进行对比, 并进行定性定量分析。图7从上到下分别为农田、山间、校园、城市和果园 5 个不同场景的图像; 从左到右依次为原图、Tarel 算法、He 算法和本文算法对比图。

图 7(a) 农田



图 7(b) 山间

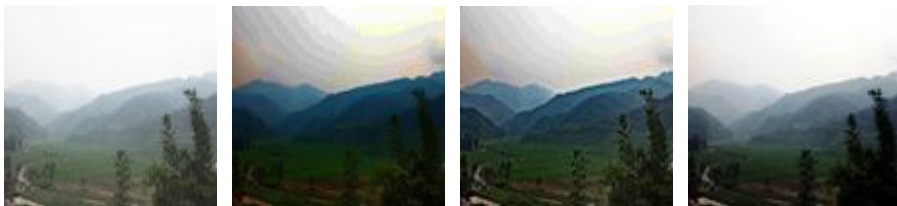


图 7(c) 校园



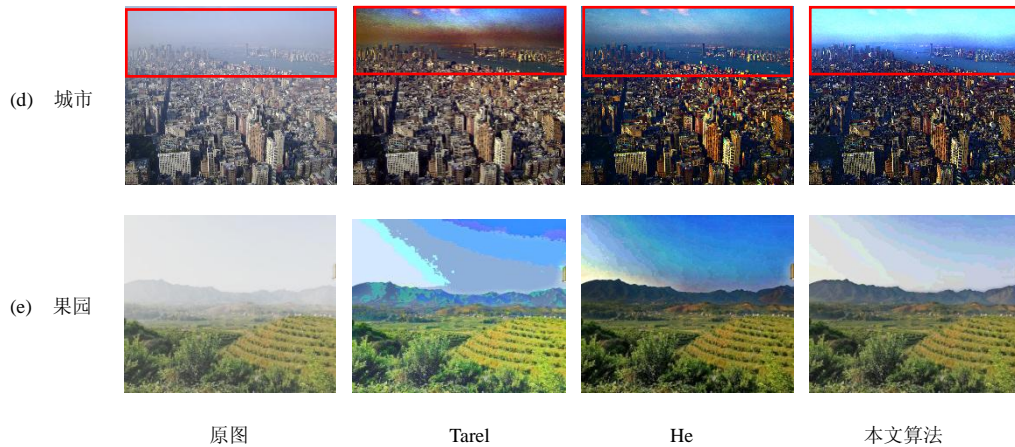


图7 去雾效果对比图

由图7可以看出：采用 Tarel 算法和 He 算法的农田、山间、城市和果园图像天空区域出现光晕效应和块状效应；校园图像边缘出现残雾，且图像整体色彩偏暗；采用本文算法的农田、山间和果园天空区域平滑，近景区域去雾较为彻底；校园树叶边缘残雾较少，颜色较为自然；城市和果园远景区域色彩协调、颜色自然，近景去雾干净。

由此说明：本文算法能够有效解决天空域出现明显失真及图像亮域复原时容易出现光晕效应的问题，同时对不同场景具有很好的适应性，复原图边缘不会出现残雾和色彩失真。

## 2.2 定量分析

采用  $MSE^{[13]}$  对上述实验图像进行定量分析。 $MSE$  数学定义为

$$MSE = \frac{\sum_{i < M} \sum_{j < N} (f_{ij} - f'_{ij})^2}{M \times N} \quad (7)$$

其中， $f_{ij}$  为原始参考图像； $f'_{ij}$  为待评价图像； $M$  和  $N$  分别为图像  $x$  和  $y$  方向像素点数目。

同时采用量化综合评价法，对去雾后图像进行量化评估<sup>[14-16]</sup>。量化评价指标值越大，复原图像的效果越好。量化综合评价指标  $Q$  为

$$Q = \frac{S \times HistDist}{e^{-L}} \quad (8)$$

其中， $S$  为结构相似函数，用于衡量结构信息的保留程度，其值越大表示两幅图像相似程度越高； $HistDist$  为直方图相似函数，其越接近于 1，表示去雾后的直方图匹配越好； $L$  为边缘强度函数，先对图像进行滤波平滑，用 Canny 算子提取图像边缘，再对边缘细节数进行统计。

采用盲评指标<sup>[17]</sup>对有雾图像复原效果进行量化评价，通过有雾图像和复原后清晰图像的新可见边数比 ( $e$ )、平均梯度比 ( $r$ ) 和黑色像素点占比例 ( $\sigma$ ) 3 个指标对图像进行评价。在该评价指标体系中，复原较好的图像应该具有较高  $e$  和  $r$ ，同时  $\sigma$  较低。综上所述，复原较好的图像应具有较小的  $MSE$  指标、较大的综合评价指标  $Q$  和良好的盲评指标。3 种去雾算法的  $MSE$  如表 1 所示，综合客观评价价值如表 2 所示，盲评指标如表 3 所示。

表1 3种去雾算法的 MSE

测试图组	Tarel 算法	He 算法	本文算法
图 7 (a)	0.1594	0.1338	0.1296
图 7 (b)	0.0793	0.0649	0.0216
图 7 (c)	0.0583	0.0518	0.0513
图 7 (d)	0.1943	0.1725	0.1592
图 7 (e)	0.0427	0.0394	0.0384

表 2 3 种去雾算法的综合客观评价价值

测试图组	Tarel 算法	He 算法	本文算法
图 7 (a)	1.0843	1.1761	1.5537
图 7 (b)	1.3649	1.5618	1.8913
图 7 (c)	0.6417	0.9519	1.0492
图 7 (d)	1.3619	1.9317	1.9760
图 7 (e)	2.4150	2.6371	2.7613

1) 由表 1 可以看出: 本文算法去雾后的图像与原图像的像素颜色 MSE 最小, Tarel 算法和 He 算法比本文算法的 MSE 高 10% 以上; Tarel 算法和 He 算法去雾后图像与原图像的像素颜色偏差较大。

2) 由表 2 可以看出: 本文算法综合评价指标的数值比 Tarel 算法平均高 37.35%、比 He 算法平均高 45.91%。

3) 由表 3 可以看出: 3 种去雾算法的  $\sigma$  评价指标均稳定为 0.00, 因此可以忽略该项指标对实验结果的影响; 本文算法的  $e$  指标比 He 算法平均高 15.1%, 比 Tarel 算法平均高 24.4%; 本文算法的  $r$  指标比 He 算法平均高 15.6%, 比 Tarel 算法平均高 29.3%。

综合表 1、表 2 和表 3 的实验结果, 本文算法在 MSE 指标、综合评价指标和盲评指标 3 个评价中都比 He 算法和 Tarel 算法取得更好的效果, 因此可认为本文算法在多个场景中的单幅图像去雾效果更佳。

### 3 结论

本文基于 ResNet 单幅图像去雾算法解决了局限于特定应用场景的去雾问题, 对农田、山间、校园、城市和果园等不同场景均表现较好的去雾效果, 且具有较好的适应性, 同时解决了天空区域出现的光晕效应和块状效应。但是由于雾天图像较为模糊, 近景处去雾后效果边缘信息清晰, 远景处去雾后的图像边缘信息损失较多, 不能完全复原图像。另外, 基于深度神经网络的图像去雾算法, 参数和计算量存在着较多

表 3 3 种去雾算法的盲评指标

测试图组	Tarel 算法			He 算法			本文算法		
	$e$	$r$	$\sigma$	$e$	$r$	$\sigma$	$e$	$r$	$\sigma$
图 7 (a)	1.30	1.55	0.00	1.280	1.70	0.00	1.48	1.90	0.00
图 7 (b)	0.57	1.48	0.00	0.651	1.62	0.00	0.78	2.17	0.00
图 7 (c)	1.01	1.47	0.00	1.032	1.82	0.00	1.25	1.87	0.00
图 7 (d)	1.06	1.55	0.00	1.090	1.57	0.00	1.34	1.81	0.00
图 7 (e)	0.85	1.64	0.00	1.070	1.73	0.00	1.13	2.00	0.00

的冗余, 模型有一定的压缩空间。

### 参考文献

- [1] 胡子昂, 王卫星, 陆健强, 等. 视频图像去雾霾技术研究综述与展望[J]. 电子技术与软件工程, 2015(22):94-95.
- [2] 南栋, 毕笃彦, 许悦雷, 等. 基于暗原色先验的图像去雾算法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013(10):4101-4108.
- [3] 涂雅媛. 雾天降质图像的对比度增强方法研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2009.
- [4] 周雪智. 图像增强算法研究及其在图像去雾中的应用[D]. 长沙: 湖南师范大学, 2015.
- [5] He Kaiming, Sun J, Tang Xia. Single image haze removal using dark channel prior[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2009:1956-1963.
- [6] He Kaiming, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12):2341-2353.
- [7] Tarel J P, Hautière N. Fast visibility restoration from a single color or gray level image[C]. IEEE, International Conference on Computer Vision, 2009:2201-2208.
- [8] Zhang K, Zuo W, Chen Y, et al. Beyond a Gaussian denoiser: residual learning of deep CNN for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26; 26(7):3142-3155.
- [9] Szegedy C, Vanhoucke V, Ioffe S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision[J]. Computer Science, 2016:2818-2826.
- [10] Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]. International Conference on International Conference on Machine Learning. JMLR.org, 2015, 37: 448-456.
- [11] 姜中敏, 周颖梅. 基于多尺度结构相似度的印刷图像质量评

- 价研究[J].包装工程,2016,37(9):134-137.
- [12] Silberman N, Hoiem D, Kohli P, et al. Indoor segmentation and support inference from RGBD images[C]. European Conference on Computer Vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 2012:746-760.
- [13] 麦嘉铭,王美华,梁云,等.特征学习的单幅图像去雾算法[J].中国图象图形学报,2016,21(4):464-474.
- [14] 胡子昂,王卫星,陆健强,等.视觉信息损失先验的图像分层去雾方法[J].中国图象图形学报,2016,21(6):711-722.
- [15] 黄德威,陆健强,陈可昕,等.基于大气光值图的自适应去雾算法[J].计算机工程与设计,2018,39(4):1130-1135.
- [16] He Kaiming, Sun J, Tang X. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6):1397-1409.
- [17] Hautiere N, Labayrade R, Aubert D. Real-time disparity contrast combination for onboard estimation of the visibility distance[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2006, 7(2):201-212.

## ResNet Single Image Defogging Algorithm for Multiple Scenes

Jiang Bing Lu Jianqiang Wang Weixing Li Wangzhi Huang Dewei Lin Jiahan  
(School of Electronic Engineering, South China Agricultural University)

**Abstract:** The traditional defogging algorithm requires manual extraction of features, and it is impossible to ensure a stable defogging effect in different application scenarios, and the applicability is insufficient. This paper proposes a neural network image dehazing algorithm based on neural network to automatically extract image features, design various loss functions and activation functions, join GANs network to recover image texture information, and fit the fog map and clear image mapping of the same scene. Relationship, training network parameters, output clear image after defogging. Experiments show that the algorithm has good applicability to fogging in farmland, mountain, campus, city and orchard. The fogging performance of fog images in different scenes is good, and it can be applied to multi-scene fogging.

**Key Words:** Multiple Scenes; Defogging Algorithm; Neural Network; Residual Network

作者简介:

姜冰,男,1994年生,硕士研究生,主要研究方向:图像处理。E-mail: bing9783@163.com

陆健强(通信作者),男,1980年生,高级实验师,硕士生导师,主要研究方向:图像处理。E-mail: 646346@qq.com

~~~~~

(上接第8页)

**Abstract:** Aiming at the problems that the current verification regulations are not detailed enough to detect the relevant parameters of the open channel ultrasonic flowmeter for rectangle sharp-crested weir, this paper studies in detail the influencing factors of the main parameters of rectangle sharp-crested weir, and quantitatively analyses the maximum allowable variation of these parameters when the flow rate changes to 5%, so as to refine the content of the verification regulations and find the unqualified aspect of open channel ultrasonic flowmeter for Rectangle sharp-crested weir, so it improves the verification efficiency of open channel ultrasonic flowmeter for Rectangle sharp-crested weir.

**Key Words:** Rectangle Sharp-Crested Weir; Weir and Flume; Open Channel Flowmeter

作者简介:

陈汉松,男,1986年生,学士,工程师,主要研究方向:能源计量。E-mail: 529035580@qq.com

陈国宇,男,1990年生,博士,工程师,主要研究方向:能源计量。E-mail: mechenguoyu@hotmail.com

赖森豪,男,1993年生,学士,工程师,主要研究方向:能源计量。E-mail: 443889786@qq.com