

基于深度学习的单幅图像去雾算法

赵建堂

咸阳师范学院数学与信息科学学院, 陕西 咸阳 712000

摘要 提出了一种基于深度学习的单幅图像去雾算法。利用卷积神经网络,通过学习雾天图像与清晰图像的 YUV(Y 代表的是亮度,UV 代表的是彩度)各个通道之间的映射关系实现去雾。网络结构由两个相同的特征模块组成,主要包括多尺度卷积、卷积和跳跃连接结构。实验结果表明,无论是针对合成雾天图像数据集还是针对自然雾天图像数据集,所提去雾算法恢复的图像皆具有较高的清晰度和对比度,在主观评价和客观评价上均优于其他对比算法。

关键词 图像处理; 图像去雾; 深度学习; 大气散射模型; 图像恢复; 多尺度卷积

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.111005

Single-Image Defogging Algorithm Based on Deep Learning

Zhao Jiantang

College of Mathematics and Information Science, Xianyang Normal University, Xianyang, Shaanxi 712000, China

Abstract A single-image defogging algorithm based on deep learning is proposed. The convolutional neural network achieves defogging by learning the mapping relationship among the YUV (Y is luminance, UV is chrominance) channels of the foggy and clear images. The network structure comprises two identical feature modules, which mainly include multi-scale convolution, convolution and skip-connection frameworks. The experimental results show that the proposed algorithm can be used to restore images with high resolution and high contrast, regardless of the datasets with synthetic or natural fog images. Furthermore, a comparative evaluation of this algorithm with the existing algorithms confirms its superior performance both subjectively and objectively.

Key words image processing; image defogging; deep learning; atmospheric scattering model; image restoration; multi-scale convolution

OCIS codes 100.3008; 100.3010; 100.3020; 150.1135

1 引言

雾是一种常见的自然天气现象,在雾霾天气下采集到的图像,因色彩衰减严重,对比度和饱和度降低,视觉效果差,给人们的生活和各种计算机视觉系统的应用带来了严重的影响,如航空摄影系统、视频监控、卫星遥感系统、目标检测和识别系统。因此,对雾霾图像进行有效地去雾和恢复具有十分重要的意义。

近些年来,基于先验知识或假设的单幅图像去雾技术取得了重大突破。Narasimhan 和 Nayar 在

McCartney 提出的大气散射模型^[1-2]基础上,进行了详细的描述与推导,这为基于物理模型的去雾方法奠定了重要基础。Fattal^[3]提出了一种场景反射率的估计方法。Tan^[4]在马尔可夫随机场(MRF)模型的框架下,构造了边缘代价函数,并利用图分割理论估计最优光。He 等^[5]提出了基于暗原色先验(DCP)知识统计的方法。Meng 等^[6]将去雾问题作为一个基于边界对比度和正则化(BCCR)的优化问题。Li 等^[7]提出了一种从雾天图像的视频序列中联合估计场景深度和恢复清晰图像(SVDSR)的方法。Zhu 等^[8]提出了一个可训练的线性模型,称为

收稿日期: 2018-12-06; 修回日期: 2018-12-24; 录用日期: 2018-12-25

基金项目: 陕西省教育厅项目(11JK0513)、陕西省教育厅自然科学基金项目(15JK2157)

* E-mail: zhaojiantanglaoshi@126.com

颜色衰减先验(CAP),在监督的方式下学习参数模型。尽管上述算法取得了很大的进步,但其仍然依赖于各种先验或约束,并且有局限性。目前,深度学习理论在目标检测^[9]、图像融合^[10]、图像超分辨率重建^[11-12]等研究领域取得了重大成果,如Dong等^[13]提出了应用于图像重建的3层超分辨率卷积神经网络(SRCNN)。最近,一些学者将该理论逐渐用于图像去雾领域也获得了较好的效果,如Cai等^[14]提出的DehazeNet从雾天图像中训练预测的介质传输图。与DehazeNet类似,Ren等^[15]利用多尺度卷积神经网络(MSCNN)生成了粗略的场景透射率。徐岩等^[16]提出了一种基于多特征融合的卷积神经网络图像去雾算法。Li等^[17]提出了一种基于残差深度卷积神经网络的去雾算法,利用网络分别估计介质传输和大气光照,提高了除雾效率。

本文提出了一种基于深度学习的单幅图像去雾方法,网络结构由两个相同的特征模块组成,主要包括多尺度卷积、卷积和跳跃连接结构。两个特征模块具有较浅的网络层数,避免了深层网络的过拟合,具有较快的收敛速度,而且恢复的去雾图像具有良好的效果。

2 大气散射物理模型

在计算机视觉领域,通常使用大气散射物理模型^[1-2]描述雾天图像的退化过程,该模型已广泛用于图像和视频去雾技术的研究,空间模型如图1所示。

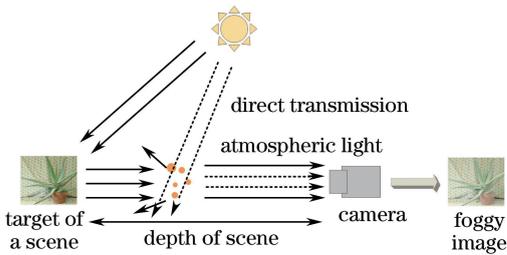


图1 大气散射模型示意图

Fig. 1 Schematic of atmospheric scattering model

采集到的雾天图像可表示为

$$P(x) = t(x)W(x) + A[1 - t(x)], \quad (1)$$

式中: x 为像素点的空间坐标; $W(x)$ 为清晰图像; $t(x)$ 为介质传输图; A 为大气光值。(1)式中右边第一项为直接衰减项,描述了场景辐射率在介质中衰减的结果;第二项为大气光照,可反映由全局大气光散射导致的场景颜色的偏移。介质传输图

描述的是光线通过大气媒介传播到达成像设备的过程中没有被散射的部分,能反映出图像上目标场景的远近层次。当大气同质时,介质传输图可以定义为

$$t(x) = \exp[-\beta d(x)], 0 \leq t(x) \leq 1, \quad (2)$$

式中: β 为散射率,当大气均匀时,在一定时刻对于整幅图像来说散射率是一个定值; $d(x)$ 为场景对象到传感器的距离,即场景深度。

因此,去雾的目的是从有雾图像 $P(x)$ 中估算出大气光值 A 和介质传输图 $t(x)$,从而恢复出清晰的无雾图像 $W(x)$ 。

3 基于深度学习的单幅图像去雾方法

借鉴卷积神经网络在图像超分辨率重建等方面的应用经验,提出了一种基于深度学习的单幅图像去雾方法。网络结构直接学习和估计雾天图像与其无雾清晰图像YUV(Y代表的是亮度,UV代表的是彩度)各个通道之间的映射关系,避免了对介质传输图和大气光的分别估计^[18-19],减少了恢复图像的累积误差。

3.1 本文方法的网络结构

卷积神经网络结构的设计充分考虑了网络在雾天图像与清晰图像YUV各个通道之间的关系,网络主要由两个相同的特征模块组成,每个特征模块主要由两层多尺度卷积、3层卷积和跳跃连接结构组成。图2为所提去雾算法的卷积神经网络结构图。 \oplus 表示concat操作,Conv表示卷积操作。

3.2 多尺度卷积

第一层为输入层,分别输入雾天图像的YUV通道,多尺度卷积层主要由4种大小不同的滤波器组成,设卷积核尺寸为 $f_i \times f_i \times n_i$,其中 i 表示组数, f_i 为卷积核的大小, n_i 为卷积核的数量。多尺度的卷积可以捕获不同尺度的特性,提高捕获图像内部信息的稳健性和有效性。

网络通过多尺度卷积进行特征提取,多尺度卷积的计算公式为

$$F_{si}(Y) = W_{si} * F_{s-1}(Y), \quad (3)$$

式中: $W_{si}(i=1,2,3,4)$ 为第 s 层的第 i 组卷积核; F_{si} 为第 s 层输出的第 i 组特征图; F_{s-1} 为第 $s-1$ 层输出的特征图; $*$ 为卷积操作。

网络中的每个卷积层后均接入参数修正线性单元(PReLU)激活函数,这不仅可以避免梯度消失问题,而且还可以加快网络的收敛速度。其定义为

$$P_{\text{ReLU}}(x_i) = \max(x_i, 0) + a_i \min(0, x_i), \quad (4)$$

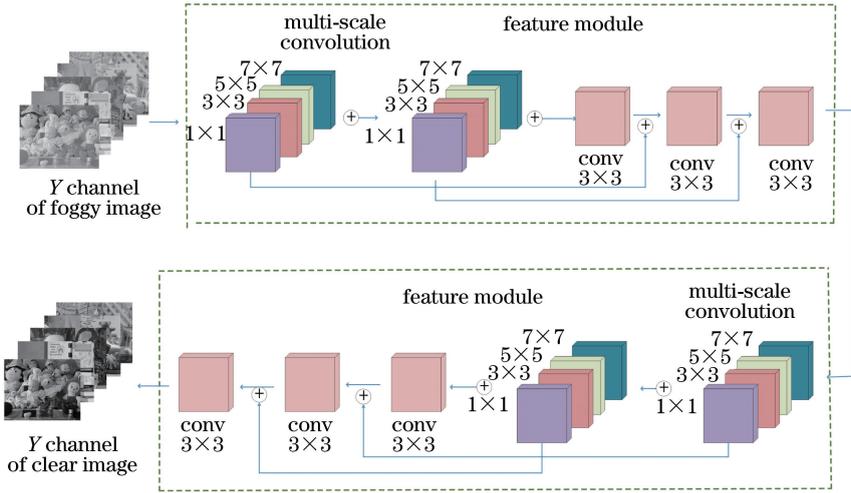


图2 所提网络结构

Fig. 2 Proposed network structure

表1 多尺度卷积参数

Table 1 Multi-scale convolution parameters

Filter size	Pad	Stride
$1 \times 1 \times 16$	0	1
$3 \times 3 \times 16$	1	1
$5 \times 5 \times 16$	2	1
$7 \times 7 \times 16$	3	1

式中: x_i 为第 i 层的正区间的输入; a_i 为第 i 层的负区间的权系数。所以, 多尺度卷积层的最终输出为

$$F_{si}(\mathbf{Y}) = P_{\text{ReLU}}[\mathbf{W}_{si} * \mathbf{F}_{s-1}(\mathbf{Y}) + \mathbf{B}_s], \quad (5)$$

式中 \mathbf{B}_s 为第 s 层的偏置。

4 种大小不同的卷积核分别进行卷积运算, 接着进行 concat 连接, 得到 64 个特征图, 然后将 64 个特征图再次进行多尺度卷积, 以捕获更多的不同尺度的特性。

3.3 卷积操作

经过两层多尺度卷积之后, 受 SRCNN^[13] 的启发, 进行 3 层的卷积, 卷积核的尺寸均为 $3 \times 3 \times 16$, 3×3 的卷积核是最能够捕获图像信息的, 并且具有最少的参数。经过 3 层的卷积不仅可以提高图像的分辨率, 而且可以提取更多与雾霾相关的特征。因此, 每层卷积的输出为

$$\mathbf{F}_s(\mathbf{Y}) = P_{\text{ReLU}}[\mathbf{W}_s * \mathbf{F}_{s-1}(\mathbf{Y}) + \mathbf{B}_s], \quad (6)$$

式中: \mathbf{W}_s 为第 s 层的卷积核; \mathbf{F}_s 为第 s 层输出的特征图。

3.4 跳跃连接结构

图像分类等问题只需要提取图像关键特征, 而图像恢复要求其细节在网络传播中不能丢失, 且网

络层数变深可能会导致图像细节的丢失; 另一方面, 层数较深容易在训练过程中导致梯度弥散, 不容易收敛到最优解。通过在网络中引入 concat 层跳跃结构来连接具有相同尺寸的卷积层, 即将第一(二)层多尺度卷积的特征图与第一(二)层卷积特征图进行 concat 层合并, 这种连接方式大幅增加了卷积输出特征图的数量, 并且网络层数较浅, 能够加快网络训练速度, 防止网络陷入局部最优, 同时保证图像细节信息的有效传递。

两个部分的特征模块可以提高恢复图像的质量, 并且网络中的任何一层都能充分利用其前一层的输出特征图。与只能利用前一层输出特征图的卷积神经网络相比, 这种特征图的连接机制体现了特征图的重要性, 从而减少了每层所需特征图的数量。

在网络训练过程中, 使用均方误差损失函数 (MSE) 计算输入雾天图像与预测的无雾图像两者差值平方的期望值, 即

$$M_{\text{SE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2, \quad (7)$$

式中: O_i 为第 i 组清晰图像值; P_i 为网络结构的第 i 组输出值; N 为样本训练数目。利用随机梯度下降法 (SGD) 和网络反向传播 (BP) 算法来最小化 MSE 以调整网络的参数, 网络权重的更新过程为

$$\Delta_{k+1} = 0.9 \times \Delta_k - \eta \times \frac{\partial M_{\text{SE}}}{\partial W_k^{(s)}}, \mathbf{W}_{k+1}^{(s)} = \mathbf{W}_k^{(s)} + \Delta_{k+1}, \quad (8)$$

式中: Δ_k 为第 k 层的权重更新值; s 为层数; k 为网络的迭代次数; η 为学习率; $\mathbf{W}_k^{(s)}$ 为第 s 层的第 k 次迭代时的权重。

4 实验与结果分析

给出实验数据的获取、设置及实验步骤,对比分析本文算法与传统的经典去雾算法:DCP^[5]算法、BCCR^[6]算法、SVDSR^[7]算法和 CAP^[8]算法以及基于卷积神经网络的 MSCNN^[15]算法分别在合成雾天图像数据集和真实自然雾天图像数据集下的去雾结果。

4.1 实验数据与实验设置

实验数据:现实中大量的雾天图像和对应的清晰图像在网络结构的训练中是不可用的,因此采用数据集 Middlebury Stereo Datasets 通过大气散射模型得到的雾天图像训练网络,挑选 50000 对有雾和无雾图像作为训练样本,并选取 20000 幅作为测试样本。

实验设置:利用 Caffe 框架实现网络,每层的权重均采用均值为 0,方差为 0.001 的高斯分布进行随机初始化,网络模型采用固定的学习率,设置为 0.00001,动量参数设置为 0.9,迭代次数为 10^5 ,利用随机梯度下降法(SGD)和 BP 算法进行网络优化,完成网络模型的训练和收敛。

4.2 实验步骤

- 1) 采用数据集 Middlebury Stereo Datasets 通过大气散射模型获取雾天图像数据集;
 - 2) 将雾天 RGB(red, green, blue) 图像数据集与清晰 RGB 图像数据集转换为 YUV 通道的图像;
 - 3) 对雾天图像与清晰图像的 YUV 各个通道分别进行网络模型的训练与测试;
 - 4) 经过 YUV 逆变换恢复出 RGB 清晰图像;
 - 5) 分析基于合成雾天图像数据集的去雾结果;
 - 6) 分析基于真实雾天图像数据集的去雾结果。
- 所提算法流程如图 3 所示。

4.3 基于合成雾天图像数据集的去雾结果和分析

为验证本文算法对合成雾天图像的去雾效果,将其与现有的经典去雾算法进行实验对比。图 4~6 分别为数据集 Middlebury Stereo Datasets 中图像 Teddy、Dolls 和 Cloth 的去雾结果对比图。

由图 4~6 可知,DCP 算法易产生光晕现象,BCCR 算法去雾图像颜色过于饱和,产生大面积色彩失真;SVDSR 算法去雾图像色彩增强;MSCNN 算法对图像 Cones 去雾结果颜色失真,而所提方法明显优于其他方法,去雾图像信息完整,较为清晰,细节和纹理明显,且接近真实清晰图像。

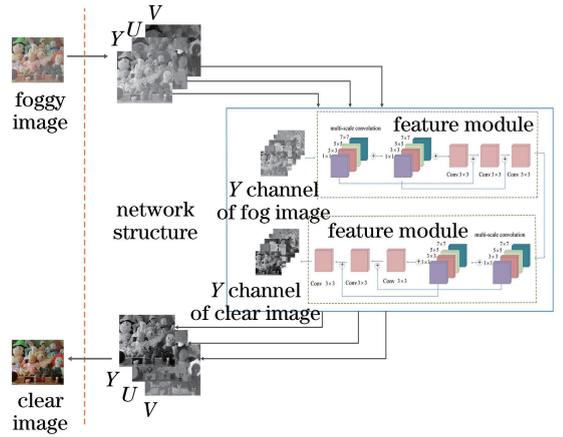


图 3 所提算法流程图

Fig. 3 Flow chart of proposed algorithm

为了定量地评价这些方法,选取 Middlebury Stereo Datasets 的合成有雾图像作为测试集,采用方均根误差(RMSE)、通用质量指标(UQI)交叉熵、色调还原度、信息熵、平均梯度、结构相似度(SSIM)和峰值信噪比(PSNR, dB) 8 种图像评价标准对比合成雾天图像去雾结果,如表 2~4 所示,其中 \downarrow 表示值越小越好, \uparrow 表示值越大越好。

由上述可知,与传统算法和基于卷积神经网络的 MSCNN 方法相比,所提算法具有更加明显的优势,3 幅测试图像中的 8 种评价指标值都相对较优。因此,无论相比传统的经典去雾算法还是基于卷积神经网络的 MSCNN 算法,所提去雾算法都有良好的表现。

4.4 基于真实雾天图像数据集的去雾结果与分析

讨论自然雾天图像的一些去雾算法,以验证所提算法的有效性。首选现实世界中经常使用的雾天图像,将所提方法与其他算法进行比较,如图 7~9 所示。

由上述可知,在图像 House 中,DCP 算法易产生光晕现象,使其场景不真实;BCCR 算法色彩增强;所提方法去雾图像场景自然清晰。在图像 Pumpkin 中,DCP 算法会使天空区域色彩突变;SVDSR 算法和 MSCNN 算法对天空区域的处理出现光晕现象,而本文方法对天空区域能够很好地去雾,且无光晕现象和噪声。在图像 Girls 中,传统算法对面部和头发的处理都出现了颜色扭曲和色彩失真的现象,而本文方法明显优于其他方法,对面部和头发的处理更加自然。由此可知,所提去雾算法在自然雾天图像上的处理明显优于其他对比算法,去雾图像信息完整,边缘特征和细节丰富,具有良好的去雾结果。

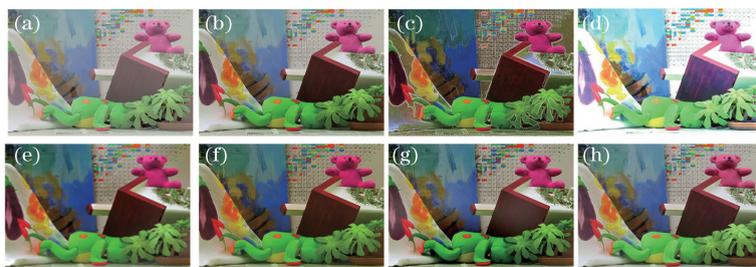


图 4 不同算法对雾天图像 Teddy 的去雾结果。(a)雾图;(b)清晰图像;

(c) DCP 算法;(d) BCCR 算法;(e) SVDSR 算法;(f) CAP 算法;(g) MSCNN 算法;(h)所提算法

Fig. 4 Defogging results of foggy image Teddy by different algorithms. (a) Foggy image; (b) original clear image; (c) DCP algorithm; (d) BCCR algorithm; (e) SVDSR algorithm; (f) CAP algorithm; (g) MSCNN algorithm; (h) proposed algorithm



图 5 不同算法对雾天图像 Dolls 的去雾结果。(a)雾图;(b)清晰图像;

(c) DCP 算法;(d) BCCR 算法;(e) SVDSR 算法;(f) CAP 算法;(g) MSCNN 算法;(h)所提算法

Fig. 5 Defogging results of foggy image Dolls by different algorithms. (a) Foggy image; (b) original clear image; (c) DCP algorithm; (d) BCCR algorithm; (e) SVDSR algorithm; (f) CAP algorithm; (g) MSCNN algorithm; (h) proposed algorithm

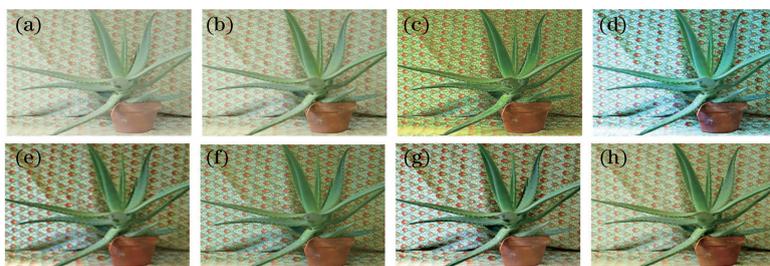


图 6 不同算法对雾天图像 Cloth 的去雾结果。(a)雾图;(b)清晰图像;

(c) DCP 算法;(d) BCCR 算法;(e) SVDSR 算法;(f) CAP 算法;(g) MSCNN 算法;(h)所提算法

Fig. 6 Defogging results of foggy image Cloth by different algorithms. (a) Foggy image; (b) original clear image; (c) DCP algorithm; (d) BCCR algorithm; (e) SVDSR algorithm; (f) CAP algorithm; (g) MSCNN algorithm; (h) proposed algorithm

表 2 图像 Teddy 采用不同算法去雾后评价指标结果

Table 2 Evaluation indicators of defogging results of image Teddy by different algorithms

Indicator	DCP	BCCR	SVDSR	CAP	MSCNN	Proposed
RMSE ↓	0.0273	0.0133	0.0629	0.0259	0.0258	0.0246
UQI ↑	0.6146	0.5678	0.6245	0.6179	0.6035	0.6327
Cross entropy ↑	0.5763	1.1316	0.3643	1.6366	1.2088	1.2529
Tone reduction ↑	0.7563	0.2432	0.7501	0.7908	0.6966	0.8441
Average gradient ↑	11.0044	8.8069	9.8318	7.1499	7.9799	11.1956
Entropy ↑	17.0265	13.3513	14.6280	16.7995	16.3855	17.8831
PSNR /dB ↑	15.8246	12.5962	15.2510	19.8702	20.6022	23.4425
SSIM ↑	0.7782	0.6097	0.7572	0.8769	0.8797	0.9524

表3 图像 Dolls 采用不同算法去雾后评价指标结果

Table 3 Evaluation indicators of defogging results of image Dolls by different algorithms

Indicator	DCP	BCCR	SVDSR	CAP	MSCNN	Proposed
RMSE ↓	0.0320	0.0227	0.0756	0.0313	0.0297	0.0299
UQI ↑	0.5947	0.6440	0.6724	0.6159	0.5955	0.6781
Cross entropy ↑	0.2300	2.5409	0.2536	1.3798	0.6806	2.5820
Tone reduction ↑	0.9304	0.3455	0.7694	0.5236	0.5577	0.9843
Average gradient ↑	6.2746	6.9560	7.4696	3.9494	4.3671	7.5562
Entropy ↑	14.9801	13.3218	13.7417	14.5518	14.3132	16.7908
PSNR /dB ↑	11.4845	10.6521	19.4985	24.6558	22.3259	24.7741
SSIM ↑	0.8412	0.6339	0.8601	0.8769	0.8583	0.9245

表4 图像 Cloth 采用不同算法去雾后评价指标结果

Table 4 Evaluation indicators of defogging results of image Cloth by different algorithms

Indicator	DCP	BCCR	SVDSR	CAP	MSCNN	Proposed
RMSE ↓	0.0375	0.0287	0.0966	0.0231	0.0241	0.0225
UQI ↑	0.8378	0.9220	0.8838	0.5231	0.6895	0.9867
Cross entropy ↑	1.0192	1.4342	1.0265	0.2260	0.4852	0.0421
Tone reduction ↑	0.7459	0.6243	0.6323	0.8045	0.6556	0.9650
Average gradient ↑	16.5629	22.5152	7.3269	5.6146	5.2312	22.7680
Entropy ↑	13.3149	15.1098	12.6598	15.5405	14.2319	16.6995
PSNR /dB ↑	24.2385	16.2698	15.2502	23.4958	21.2102	27.3441
SSIM ↑	0.8567	0.7357	0.7279	0.9462	0.8975	0.9690

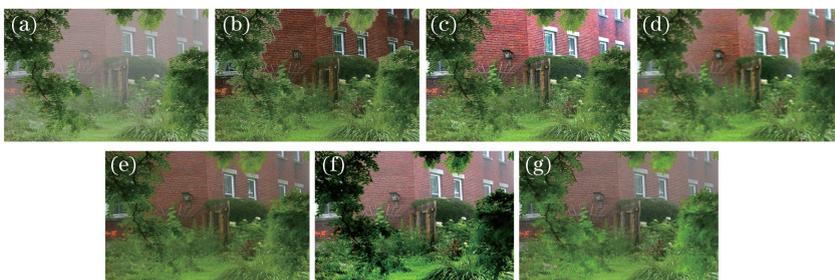


图7 自然雾天图像 House 的去雾结果对比。(a)雾图;(b) DCP 算法;(c) BCCR 算法;(d) SVDSR 算法;(e) CAP 算法;(f) MSCNN 算法;(g)所提算法

Fig. 7 Comparison of defogging results of natural foggy image House. (a) Foggy image; (b) DCP algorithm; (c) BCCR algorithm; (d) SVDSR algorithm; (e) CAP algorithm; (f) MSCNN algorithm; (g) proposed algorithm

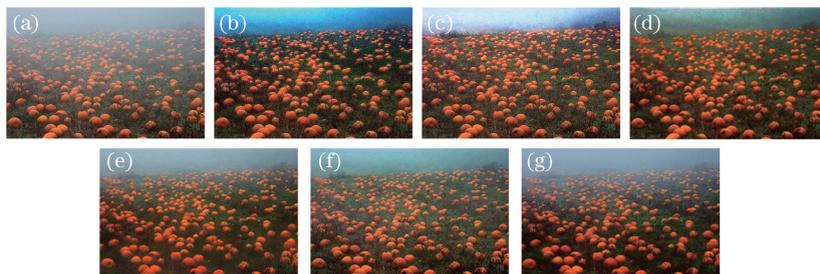


图8 自然雾天图像 Pumpkin 的去雾结果对比。(a)雾图;(b) DCP 算法;(c) BCCR 算法;(d) SVDSR 算法;(e) CAP 算法;(f) MSCNN 算法;(g)所提算法

Fig. 8 Comparison of defogging results of natural foggy image Pumpkin. (a) Foggy image; (b) DCP algorithm; (c) BCCR algorithm; (d) SVDSR algorithm; (e) CAP algorithm; (f) MSCNN algorithm; (g) proposed algorithm



图9 自然雾天图像 Girls 的去雾结果对比。(a)雾图;(b) DCP 算法;(c) BCCR 算法;(d) SVDSR 算法;(e) CAP 算法;(f) MSCNN 算法;(g)所提算法

Fig. 9 Comparison of defogging results of natural foggy image Girls. (a) Foggy image; (b) DCP algorithm; (c) BCCR algorithm; (d) SVDSR algorithm; (e) CAP algorithm; (f) MSCNN algorithm; (g) proposed algorithm

为了进一步验证所提算法处理自然雾天图像的有效性,采用平均梯度和信息熵两个重要的无参考

图像评价标准对自然雾天图像去雾结果进行对比,如图 10 所示。

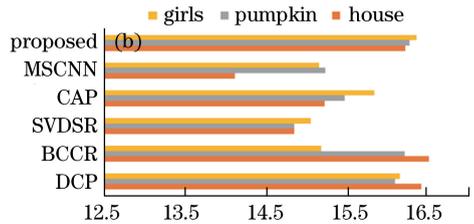
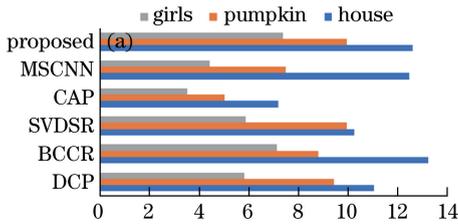


图 10 不同算法的对比结果。(a)平均梯度;(b)信息熵

Fig. 10 Comparison results of different algorithms. (a) Average gradient; (b) information entropy

由图 10 可知,无论是平均梯度还是信息熵,所提算法都具有较高的值,表明所提算法对于真实自然雾天图像的去雾处理较好、噪声少且图像质量高。因此,综合主观评价和客观评价指标值可知,所提去雾算法在视觉方面有一定的提高,边缘信息得到了更好的保留,其清晰度、对比度和细节信息均优于其他对比算法。

5 结 论

由于雾霾天气下的大气光照对 YUV 通道的亮度通道影响较大,因此,提出了基于深度学习的图像去雾算法,其网络结构的设计充分考虑了雾天图像与清晰图像的亮度通道之间的关系。采用端到端的全卷积方法克服了传统算法需要人工提取特征和对比度低的缺点,网络自动识别与雾霾相关的特征,增强视觉对比度,利用场景的固有色彩恢复缺失的纹理信息,并且大量的非线性复杂度和较少的参数有效地提高了网络模型的预测精度,去雾图像色彩自然,具有良好的清晰度和对比度。

参 考 文 献

[1] McCartney E J. Optics of the atmosphere: scattering by molecules and particles [M]. New York: John

Wiley and Sons, Inc., 1976.

[2] Narasimhan S G, Nayar S K. Contrast restoration of weather degraded images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25 (6): 713-724.

[3] Fattal R. Single image dehazing [J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 72.

[4] 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, 2008: 4587643.

[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] 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, 2013: 617-624.

[7] Li Z W, Tan P, Tan R T, et al. Simultaneous video defogging and stereo reconstruction [C] // 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern

- Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE, 2015: 4988-4997.
- [8] 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.
- [9] Wang Q, Zhang X D, Chen G Z, *et al.* Change detection based on faster R-CNN for high-resolution remote sensing images[J]. Remote Sensing Letters, 2018, 9(10): 923-932.
- [10] Guo X P, Nie R C, Cao J D, *et al.* Fully convolutional network-based multifocus image fusion [J]. Neural Computation, 2018, 30(7): 1775-1800.
- [11] Yamanaka J, Kuwashima S, Kurita T. Fast and accurate image super resolution by deep CNN with skip connection and network in network [M] // Liu D, Xie S, Li Y, *et al.* Neural information processing. Cham: Springer, 2017: 217-225.
- [12] Wang Z W, Liu D, Yang J C, *et al.* Deep networks for image super-resolution with sparse prior [C] // 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), December 7-13, 2015, Santiago, Chile. New York: IEEE, 2015: 370-378.
- [13] Dong C, Loy C C, He K M, *et al.* Image super-resolution using deep convolutional networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(2): 295-307.
- [14] 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.
- [15] Ren W Q, Liu S, Zhang H, *et al.* Single image dehazing via multi-scale convolutional neural networks [M] // Leibe B, Matas J, Sebe N, *et al.* Computer vision-ECCV 2016. Cham: Springer, 2016: 154-169.
- [16] Xu Y, Sun M S. Convolution neural network image defogging based on multi-feature fusion [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(3): 031012. 徐岩, 孙美双. 基于多特征融合的卷积神经网络图像去雾算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(3): 031012.
- [17] Li J J, Li G H, Fan H. Image dehazing using residual-based deep CNN [J]. IEEE Access, 2018, 6: 26831-26842.
- [18] Dai S B, Xu W, Piao Y J, *et al.* Remote sensing image defogging based on dark channel prior [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(3): 0328002. 代书博, 徐伟, 朴永杰, 等. 基于暗原色先验的遥感图像去雾方法 [J]. 光学学报, 2017, 37(3): 0328002.
- [19] Dong Y Y, Bi D Y, He L Y, *et al.* Single image dehazing algorithm based on non-local prior [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(11): 1110001. 董亚运, 毕笃彦, 何林远, 等. 基于非局部先验的单幅图像去雾算法 [J]. 光学学报, 2017, 37(11): 1110001.