



计算机工程与应用
Computer Engineering and Applications
ISSN 1002-8331, CN 11-2127/TP

《计算机工程与应用》网络首发论文

题目: 基于多尺度卷积网络的快速图像去雾算法
作者: 寇大磊, 钱敏, 权冀川, 刘佳洛, 张仲伟
网络首发日期: 2019-12-07
引用格式: 寇大磊, 钱敏, 权冀川, 刘佳洛, 张仲伟. 基于多尺度卷积网络的快速图像去雾算法. 计算机工程与应用.
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20191206.1718.004.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于多尺度卷积网络的快速图像去雾算法

寇大磊^{1,2}, 钱 敏³, 权冀川¹, 刘佳洛¹, 张仲伟^{1,4}

KOU Dalei^{1,2}, QIAN Min³, QUAN Jichuan¹, LIU Jialuo¹, ZHANG Zhongwei^{1,4}

1.陆军工程大学 指挥控制工程学院, 南京 210007

2.中国人民解放军 68023 部队, 兰州 730050

3.上海警备区数据信息室, 上海 200040

4.中国人民解放军 73671 部队, 安徽 六安 237000

1.Command & Control Engineering College, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China

2.Unit 68023 of PLA, Lanzhou 730050, China

3.Data and Information Office, Shanghai Garrison Command, Shanghai 200040, China

4.Unit 73671 of PLA, Liu'an, Anhui 237000, China

KOU Dalei, QIAN Min, QUAN Jichuan, et al. Fast image dehazing algorithm based on multi-scale convolutional network. Computer Engineering and Applications

Abstract: Aiming at the limitation of the current dehazing technology and the slow processing speed, a lightweight dehazing algorithm based on multi-scale convolutional network is proposed. The algorithm has two parts: dehazing and repairing. The dehazing module accepts the foggy image. After feature extraction and fusion, the transmittance map and the atmospheric light value are uniformly learned. And the deformed atmospheric physical scattering algorithm is used to invert the fog-free image. But the fog-free image still has such problems as the dark hue and the unclear details. The repairing module repairs the image from the dehazing module by limiting the contrast histogram equalization (CLAHE) to improve the image contrast and the robustness of the algorithm. In the experiments, the dehazing task is combined with the target detection task to verify the validity of the algorithm.

Key words: dehazing algorithm; convolutional network; computer vision; deep learning

作者简介: 寇大磊(1992-),男,研究生,助理工程师,研究领域为深度学习、图像处理、目标检测技术及其应用,E-mail:312531902@qq.com;钱敏(1978—),女,工程师,研究领域为信息系统设计与建设、视频业务系统维护;权冀川(1974-),通讯作者,男,博士,副教授,研究领域为系统效能评估,多源信息融合;刘佳洛(1996—),男,硕士研究生,研究领域为软件测试和蜕变测试;张仲伟(1991-),男,助理工程师,研究领域为深度学习,知识图谱。

摘 要：针对目前图像去雾技术存在的使用场景有限、处理速度慢等问题，提出一种基于多尺度卷积网络的快速去雾算法。算法由去雾和修复两部分组成。去雾模块首先将有雾图像输入，经过特征提取和融合，然后通过变形后的大气物理散射算法对透射率图和大气光值统一学习，并演出去雾图像。去雾后的图像仍存在色调偏暗、细节不清晰的问题。修复模块利用对比度受限自适应直方图均衡方法对去雾图像进行修复，提升图像的对比度和算法的鲁棒性。通过去雾任务与目标检测任务相结合的测试实验进一步验证了算法的有效性。

关键词：去雾算法；卷积网络；计算机视觉；深度学习

文献标识码：A **中图分类号：**TP183 **doi：**10.3778/j.issn.1002-8331.1909-0165

1 引言

雾或雾霾是由空气中的悬浮粒子（水汽、灰尘和烟雾）吸收物体本身的反射光，并散射大气光而产生的一种常见大气现象。雾天或雾霾天对拍摄图像的主要影响是图像颜色偏灰白、对比度下降，物体特征难以辨别。如图 1 所示，在雾或雾霾的影响下，采集的图像不仅视觉效果差，还会对很多高级计算机视觉任务（图像分类、目标检测和无人驾驶等）造成严重的干扰。因此，研究图像去雾技术可以改善图像质量，提升高级计算机视觉任务的性能。



图 1 真实雾图示例

目前图像去雾技术可分为基于图像增强的去雾算法和基于大气散射模型的去雾算法两类^[1]。

基于图像增强的去雾算法主要通过去除图像的噪声、提高图像的对比度等图像增强技术，恢复出无雾清晰图像。代表性的图像增强去雾算法有直方图均衡化（Histogram Equalization, HE）、Retinex 算法、小波变换、同态滤波等。但严格地说，基于

图像增强的去雾算法并不是通过雾气的形成原理来去除雾对图像的影响，而是通过常规的图像增强技术，增强图像的对比度、清晰度等以提升图像的视觉效果和后期对图像处理和分析的效果，是图像去雾领域早期常用的去雾方法^[1]。

近年来，以大气散射模型^{[2][3]}作为先验知识，通过逆向求解进行单幅图像去雾的技术取得了重大突破。如 Fattal^[4]通过估计透射率实现去雾。He^[5]在大量统计的基础上，提出了基于暗原色先验（Dark Channel Prior, DCP）理论的去雾方法。Meng^[6]等将去雾问题作为一个基于边界对比度和正则化的优化问题。由于仅从单张图像进行参数估计误差较大，一些学者开始将卷积网络引入图像去雾领域并取得了一定的效果。如 Cai^[7]等提出的 DehazeNet 通过卷积网络从雾天图像中预测介质传输图。Ren^[8]等提出的 MSCNN 通过多尺度卷积神经网络生成了粗略的场景透射率。随后多尺度卷积被广泛应用于图像去雾领域。文献[9]通过将原始有雾图像与三个不同尺度的卷积核进行卷积，经过一系列特征学习后得到粗略的透射率图。文献[10]提出的 MSDN 通过两个端到端的多尺度全卷积神经网络然后将浅层特征和深层特征进行跳跃连接融合，实现图像去雾。但目前的去雾算法在实际应用中仍然面临很多问题。

2 面临的问题

2.1 使用场景有限

在实际图像采集时，受光照强度、采集距离、场景色彩度等因素作用，图像中雾的影响不尽相同。

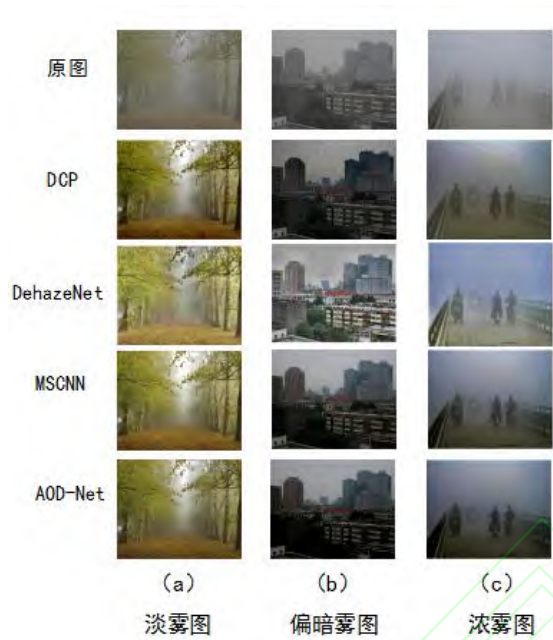


图 2 不同类型雾图示例

图 2 为 4 种经典去雾算法对 4 中不同类型图像的去雾效果：(a) 列雾图为淡雾图，图像色彩鲜艳，图中物体细节清晰；大部分去雾算法可得到很好的去雾效果。(b) 列雾图为光线偏暗的雾图，图像整体亮度偏低；经去雾算法处理后，会产生图像亮度变低、部分细节丢失等副作用。(c) 列雾图为浓雾图，雾气浓度大，能见度极低；对于该类雾图，目前所有的去雾算法的去雾效果都不理想；图像亮度变低、部分细节丢失等副作用。通过上述对比可以发现，基于大气散射模型在处理色彩较为鲜艳的图像时，效果较好，而对图像整体偏暗或部分偏暗时，去雾后会更暗，会影响图像的质量，**由于雾、雾霾会影响光照强度，因此在很多真实的雾图都会出现局部光线偏暗的问题。**

在实际应用环境中，如果无雾图像存在光线偏暗的问题，去雾算法处理后会有副作用。而在一些使用场景中同时存在无雾和有雾图像，必须提前对有雾图像和无雾图像进行判定，**但由于有雾图像和无雾图像并没有一个明显的分界，目前没有十分有效的分类方法，因此在对图像批量去雾时，就需要人工判断是否需要去雾。**

同时由于基于卷积网络的算法，对训练数据集有很大的依赖性，而目前常用的训练集 Middlebury Stereo Dataset、RESIDE 数据集等都是以内或室外无雾图像为基础合成有雾图像。合成雾图只能反映部分场景下真正雾图的部分特性，这也在一定程度上限制了基于深度学习去雾算法的应用场景。

2.2 算法速度慢

目前学术界对去雾算法性能的验证大都是建立在 TitanX、2080ti 等强大的独立显卡基础上，因此大部分去雾算法可以实现实时去雾。但实际的应用场景，例如无人机、移动终端、视频监控等嵌入式设备，通常不具备这样的条件；同时，图像去雾常被称为低级视觉任务，在实际应用中通常作为高级视觉任务的预处理步骤^[11]。其提升高级视觉任务效果的同时，算法处理时间和计算量也将附加到后续的高级视觉任务中。如文献[9]、文献[10]、文献[12]等采用复杂的多尺度卷积网络的去雾算法在结合了高级计算机视觉任务后，会影响整体任务的实时性。目前也出现了例如文献[13-16]等快速去雾算法，但去雾效果有一定的下降。因此对算法计算量的压缩和处理速度的提升的研究也是很有必要的。

2.3 效果评判难

去雾效果评判常采用峰值信噪比（Peak Signal to Noise Ratio, PSNR）、结构相似度（structural similarity index, SSIM）等需要参考清晰图像的指

标或主观的视觉效果对比两种方式。主观评判没有固定标准，评判的误差较大。PSNR、SSIM 等指标需要与无雾参考图像进行对比，只能用于合成雾图去雾效果的评判。而真实有雾图与合成雾图存在很大区别。因此，未来还需提出更直观、更有说服力的评判方法。去雾技术作为高级视觉任务的辅助技术，将其与图像分类、目标检测、图像分割等高级任务相结合，通过其对高级视觉任务的提升效果进行评判更贴近实际、更有说服力。

针对以上问题，本文提出一种基于多尺度卷积网络的快速图像去雾方法。

3 基于多尺度卷积网络的快速图像去雾算法

算法结构由去雾模块和修复模块组成，如图 3 所示。去雾模块通过卷积网络和变形后的大气散射模型从输入图像中得到去雾图像。修复模块通过对比度受限自适应直方图均衡（CLAHE）^[17]技术对去雾模块得到的图像进行修复，消除去雾模块对图像造成的负作用，还原出符合人类正常视觉效果的清晰图像，提升算法的鲁棒性。

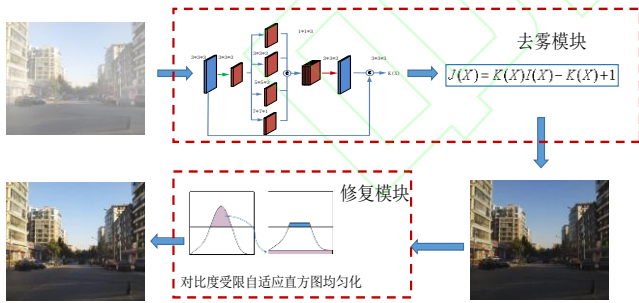


图 3 算法结构图

3.1 去雾模块

近两年，在去雨、去噪、去模糊等研究方向出现了很多端到端的模型，甚至有学者通过卷积网络直接实现端到端的图像去雾。虽然也取得了不错的去雾效果，但是由于放弃了基于物理模型的去雾思路，完全依赖神经网络进行处理，导致算法拟合较

慢，对训练集的依赖程度较大，泛化能力较差。因此，本文提出的去雾算法还是以大气散射模型为基础，借鉴了 AOD-Net^[14]的思想，通过变形后的大气散射模型实现去雾处理。

3.1.1 大气散射模型及变形公式

目前的计算机视觉领域，常通过改进后的大气散射模型来描述雾天图像的形成过程。该模型被广泛用于图像和视频去雾技术研究，其空间模型如图 4 所示。

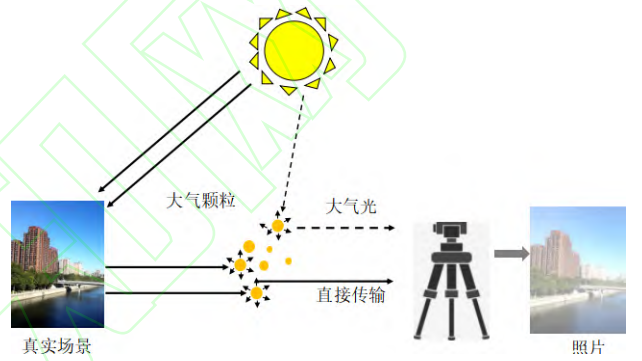


图 4 大气散射模型示意图

用公式可表达为：

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

其中 $I(X)$ 为有雾图像, $J(X)$ 为清晰图像。两个关键参数： $t(x)$ 为介质传输图, A 为大气光值。介质传输图是光线经大气媒介传播到达相机的过程中没有被散射的部分，它能反映图像中目标场景的远近层次。可以定义为：

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

公式（1）等号右边第一项为光线直接衰减值，是场景反射光通过空气中介质传播后衰减后的值；第二项为大气光照，大气光照是全局大气光经空气中介质散射后进入到相机的光线。

目前大部分去雾方法通过复杂的卷积网络从有

雾图像 $I(X)$ 估计介质传输图 $t(x)$ ；再通过人工经验估计 A 值；最后利用公式 (1) 估计清晰图像 $J(X)$ 。这种分步骤估计 $t(x)$ 和 A 值的方式，在估计 $t(x)$ 和 A 值时均会产生误差，这会导致最终结果中误差叠加甚至变大，同时以往通过人工经验估计 A 值的方法受主观因素影响多，这些都将会影响最终的去雾效果。

为此，将公式 (1) 重新表示为下述形式：

$$J(X) = K(X)I(X) - K(X) + 1 \quad (2)$$

其中：

$$K(X) = \frac{\frac{1}{t(x)}(I(x) - A) + (A - 1)}{I(x) - 1}$$

将 $t(x)$ 和 A 值集成到新变量 $K(X)$ 中， $K(X)$ 依赖于 $I(X)$ 。因此可以通过构建卷积网络直接学习 $K(X)$ ，这样通过卷积神经网络一步实现 $K(X)$ 的预测，相比以往的方法不仅能够减小从而最小化输出 $J(X)$ 和 $I(X)$ 清晰图像之间的重建误差，而且将两步变一步，压缩了处理流程和计算量，一定程度上提升算法的速度。确保在增加了修复模块后，算法还能有一个较快的处理速度。

3.1.2 卷积网络结构

如图 5 所示，有雾图像通过卷积网络求出 $K(X)$ 。再利用变形后的大气散射模型求出清晰图像 $I(X)$ 。卷积网络通过特征提取和特征融合达到准确地估计 $K(X)$ 的目的。

图像分类等问题只需要提取图像关键特征，而图像恢复要求图像的细在网络传播中不能丢失，过多的下采样过程会丢失很多的图像细节^[18]。通过

实验对比不同数量卷积核数目和下采样数目后，发现压缩后的网络，去雾模块处理后的图像在视觉效果方面整体会更暗。SSIM、PSNR、FSIM 等指标有一定下降。但随后的修复算法可以在一定程度上弥补压缩网络结构后带来的问题。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。由于本文算法相比其他基于卷积网络算法增加了修复模块，算法的计算量也会随之增加。综合考虑算法的速度和去雾效果。只采用了 1 次下采样，并且每个卷积层仅采用 3 个卷积核。以确保算法的速度。

为实现快速图像去雾，在网络设计时，最大可能的压缩了去雾模块中网络的层数和卷积核的数量。这样相比 MSCNN 等多尺度算法网络捕捉到信息的能力会有一定下降，但速度得到很大提升。而修复模块中的对比度受限自适应直方图均匀化是一种基于图像增强的去雾算法，在对去雾模块输出的图像进行修复的同时，会对图像进行二次去雾，进一步提升模型的去雾效果。

有雾图像作为卷积网络的输入，首先通过 2 层卷积，对雾图进行特征提取，第 1 层为步长为 1 的 3 个 3×3 的卷积核。 3×3 的卷积核是目前特征提取性能最好的卷积核。第 2 层为步长为 3 的 3 个 3×3 的卷积核。在卷积过程中，当步长 s 和滤波器尺寸 k 相等时，卷积将输入图像缩小 k 倍。因此第 2 层卷积对特征图的尺寸进行了压缩，降低了去雾计算复杂度，提升了算法的速度，同时可以提升后续卷积核的感受野。激活函数采用参数修正线性单元 (PReLU)，在 ReLU 的基础上增加了极少量的参数可以加快网络的收敛速度。

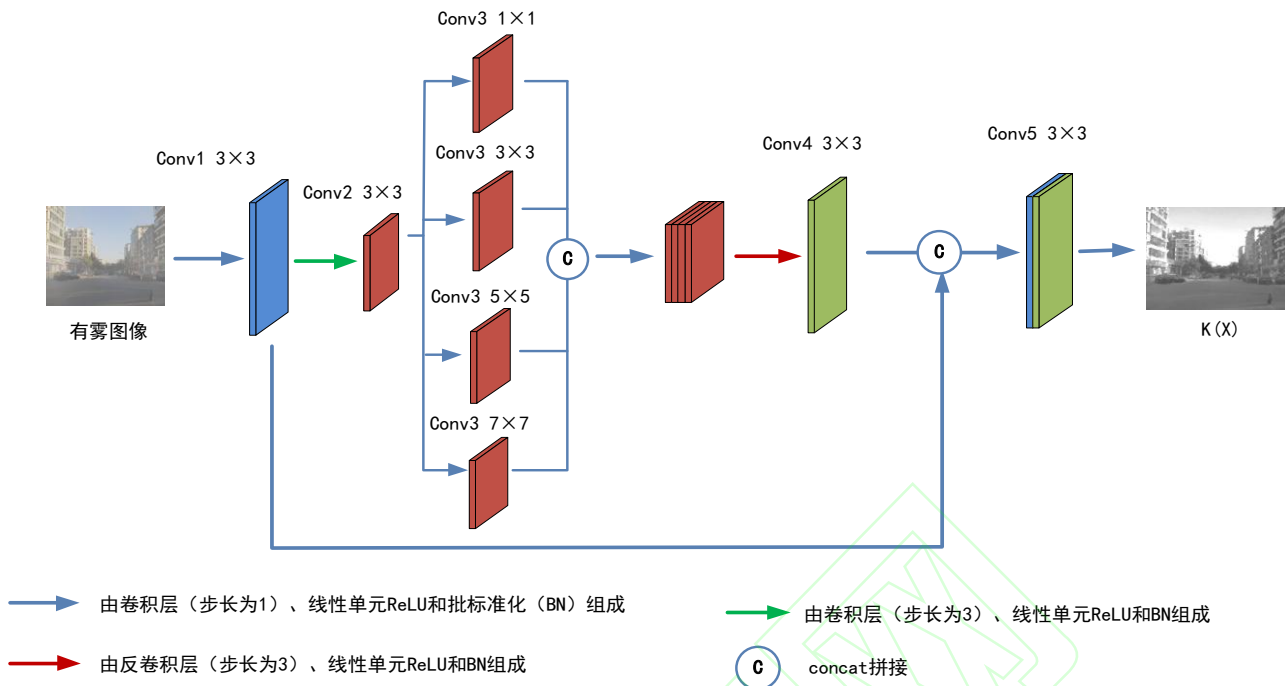


图 5 卷积网络结构图

由于有雾图像恢复通常依赖于短尺度和长尺度的纹理信息,使用不同尺度的滤波器能更好地提取图像的特征,提高捕获图像内部信息的鲁棒性和有效性^[19]。如表 1 所示,在网络结构的第 3 层采用多尺度卷积,提取多尺度规模结构信息,通过 1×1 、 3×3 、 5×5 、 7×7 这 4 种大小的卷积核进行特征提取。

表 1 多尺度卷积参数

Filtersize	Pad	Stride
$1 \times 1 \times 3$	0	1
$3 \times 3 \times 3$	1	1
$5 \times 5 \times 3$	2	1
$7 \times 7 \times 3$	3	1

4 种卷积核是平行的,每个输出 3 张特征图,然后进行 concat 拼接,得到 12 张特征图。

反卷积层可以增加图像的空间维度,实现重建,相当于上采样。第 4 层通过 3 个 3×3 的反卷积核恢复特征图的尺寸,实现重建。浅层网络恢复出的图像较为粗糙,缺少高频细节;深度网络可以更精确地恢复高频细节,但算法不容易收敛;因此第 5 层将第 1 层的特征图与第 4 层的反卷积后的特征图进行 concat 拼接,可以在删除特征图中伪像素的同时减少细节信息的损失。通过 3 个 3×3 的卷积核进行卷积,得到 $K(X)$ 。最后通过公式 (2) 得到去雾后的清晰图像。

3.2 修复模块

为消除算法对部分无雾图像、偏暗图像的副作用,进一步提升算法的鲁棒性。修复模块利用基于图像增强的去雾算法的特点,有针对性的对去雾后的图像进行修复。由于去雾后图像的副作用主要是图像偏暗。因此在修复模块需要能提升去雾模块输出的图像的亮度、对比度,尽可能的消除去雾模块对部分图像产生的副作用,同时图像增强算法也有一定的去雾效果,能弥补压缩多尺度卷积网络带来

的去雾效果下降的问题^[20]。

提升图像对比度和亮度常用的图像增强方法有 Retinex、HE 两种。目前采用较多的有 Retinex 算法还有单尺度 Retinex (Single scaleRetinex, SSR) 和多尺度 Retinex (Multiple scaleRetinex, MSR) 算法。但该类方法进行图像增强时, 存在参数调整困难且算法复杂度较高的问题。如果采用该类方法将严重影响算法的去雾速度^[21]。

HE 通过图像的灰度分布直方图得到一条映射曲线, 用来对图像进行灰度变换, 以达到提高图像对比度的目的。HE 只能对图像全局进行调整, 不能有针对性地提高局部对比度, 会出现过度放大噪声的问题而且算法复杂度较高, 运算量大。在 HE 的基础上出现的 CLAHE 方法相关比 Retinex、HE 在运算速度有大幅度提高, 可以确保在添加了修复模块后, 还能实现快速的图像去雾。因此在修复模块采用直方图均衡化对图像进行二次处理。

如图 6 所示, CLAHE 方法通过限定局部对比度的强度, 剪裁直方图的值, 剪辑超出限制的直方图部分, 将裁剪掉的部分均匀分配到直方图的其他部分, 可以避免噪声放大的问题。CLAHE 算法流程如下:

- 1) 对图像进行划分, 分为 $M \times N$ 个不重叠的子区域。
- 2) 计算所有子区域的灰度直方图。

3) 给定一个限制值 T , 当 $H(i) \geq T$ 时, $H(i) = H_{max}$; 当 $H(i) < T$ 时, $H(i) = H(i) + L$ 。

$$H(i)=\begin{cases} H(i)+L & H(i) \leq T \\ H_{max} & H(i) > T \end{cases}$$

其中: H_{max} 、 T 、 L 三者关系为 $H_{max} = L + T$,

L 的取值为:

$$L=\frac{N_{\sum \text{阴影}}}{N_g}$$

其中: N_g 为子区域灰度级数量, $N_{\sum \text{阴影}}$ 为阴影部分总像素数目。

4) 对所有子区域进行直方图均衡化。

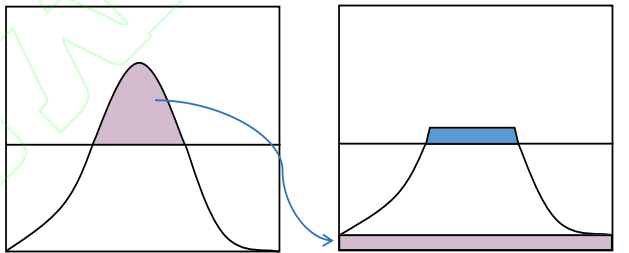


图 6 CLAHE 裁剪分配示意图

CLAHE 处理后的图像, 细节更明显, 更符合人眼视觉感受。如图 7 所示, 虽然经去雾模块处理后的图像确实去除了雾的影响, 但整体色调偏暗, 部分细节不明显。而经过 CLAHE 算法处理后, 图像对比度得到了提升。



图 7 CLAHE 前后对比图

4 实验分析

4.1 实验方案

1) 数据集

目前基于卷积网络的去雾算法，常采用室内数据集进行模型训练。室内图像没有天空，颜色一般色彩丰富。而真实的有雾图像往往在室外。室外图像大都以天空为背景，色彩、亮度和室内图像有一定区别。因此，我们采用 RESIDE^[22]合成雾图数据集进行训练。RESIDE 数据集包含 72135 张合成模糊图像，是使用 2061 张清晰室外图像生成，每张清晰图像合成 35 张模糊图像。设置每个通道大气光 A 值在 $[0.7, 1.0]$ 区间，均匀地随机选择 β 值在 $[0.6, 1.8]$ 区间。

2) 实验环境

硬件环境为 GPU GTX 1080, 处理器为 Intel(R) Core (TM) i5-8300H CPU@2.30GHz, 内存为 8GB, 操作系统为 Ubuntu 18.04, 深度学习框架为 PyTorch, 编程语言为 Python。

3) 参数设置

使用高斯随机变量初始化权重值，动量和衰减参数分别设置为 0.9 和 0.0001，学习率为 0.001。采用均方误差损失函数。利用随机梯度下降算法和反向传播算法进行网络优化，完成网络算法的训练与收敛，迭代次数 50 次。

4) 去雾效果评判

与下述几种经典的去雾方法进行比较：暗通道先验（DCP）^[5]，DehazeNet^[7]，MSCNN^[8]和 AOD-Net^[14]、MSDN^[10]。后三种为基于多尺度卷积网络的去雾算法。

4.2 鲁棒性验证

通过对比合成雾图、真实雾图（包括淡雾、浓雾、偏暗雾图）无雾图像等不同场景的去雾效果。并针对目前常用的几种去雾效果评判指标说服力不强的问题，将去雾算法与 YOLOv3 目标检测算法结合，通过测试对高级计算机视觉任务的辅助效果，对比在辅助高级计算机视觉任务中方面的能力。通过以上方式对算法的鲁棒性进行验证。

4.2.1 合成雾图像实验分析

对 RESIDE 数据集中合成雾图的去雾效果对比，如图 8 所示。与其他去雾算法相比，本文算法得到的去雾图像，大楼的整体细节更加清晰，楼前物体更加清楚，在视觉效果上明显优于其他算法，并且与原无雾图像非常接近。但对天空的处理效果相比其他几种算法要差一些，这也是本文后续研究中的主要改进方向。



图 8 合成雾图像去雾效果对比

为客观对比各算法的去雾效果，本文选取了 SSIM、PSNR、FSIM 三种常用的图像质量评价指标进行分析，其中指标数越高表示算法越好，如表 2 所示。

表 2 不同算法去雾后指标评价

去雾方法	PSNR	SSIM	FSIM
有雾图像	8.1292	0.5533	0.6905
DCP ^[5]	17.462	0.6834	0.7420
DehazeNet ^[7]	17.698	0.7906	0.8852
MSCNN ^[8]	18.162	0.8493	0.8974
AOD-NET ^[14]	18.065	0.8406	0.8938
MSDN ^[10]	18.362	0.8510	0.9012
本文算法	18.349	0.8523	0.8964

表 2 可知，与其他算法相比，与 DCP、DehazeNet、AOD-NET 四种算法相比在客观数据上更加优异，同样采用多尺度去雾的方法的 MSCNN、MSDN 三种指标比较相近。由于这三种指标是需要无雾参考图像进行对比，只能用于合成雾图去雾效果的比较。因此这三类指标只能反映算法对合成雾图的去雾效果。而真实有雾图与合成雾图是存在一定区别的。因此只通过这三种指标评判算法说服力

有限。下文会从多个方面对几种算法进行更全面的对比，以验证本文算法在速度方面和对真实雾图去雾效果等方面的优势。

4.2.2 自然雾图像实验分析

由于雾区和雾浓度不是均匀分布的，自然雾图像的去雾难度往往比合成雾图更大。为验证本文算法对自然雾图的去雾效果，分别对浓雾、淡雾、低照度等几种不同类型的雾图进行了去雾效果对比实验。

图 9 中的雾图，雾浓度小，图像色彩鲜艳，这类雾图去雾难度小，从去雾效果可以看出，基于深度学习的去雾算法整体去雾效果要好于传统算法，而本文算法对图像下方树木的细节恢复得更加清晰。图 10 中的雾图，雾浓度较大，去雾效果都不明显；相对于其他算法，本文算法处理后的图像中的大楼更清晰一些。图 11 中的雾图，受雾影响的同时，图像整体亮度偏暗。从处理效果来看，其他几种算法处理后的图像中原本偏暗的地方更暗了，而本文算法处理后的图像细节清晰，更符合人眼的视觉效果。

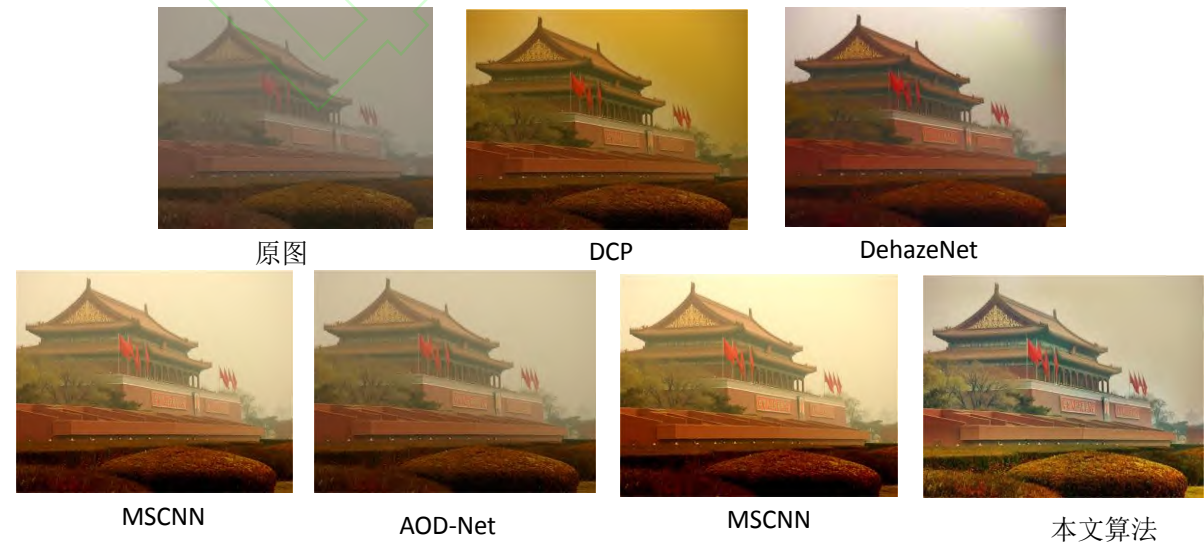


图 9 淡雾图去雾效果对比

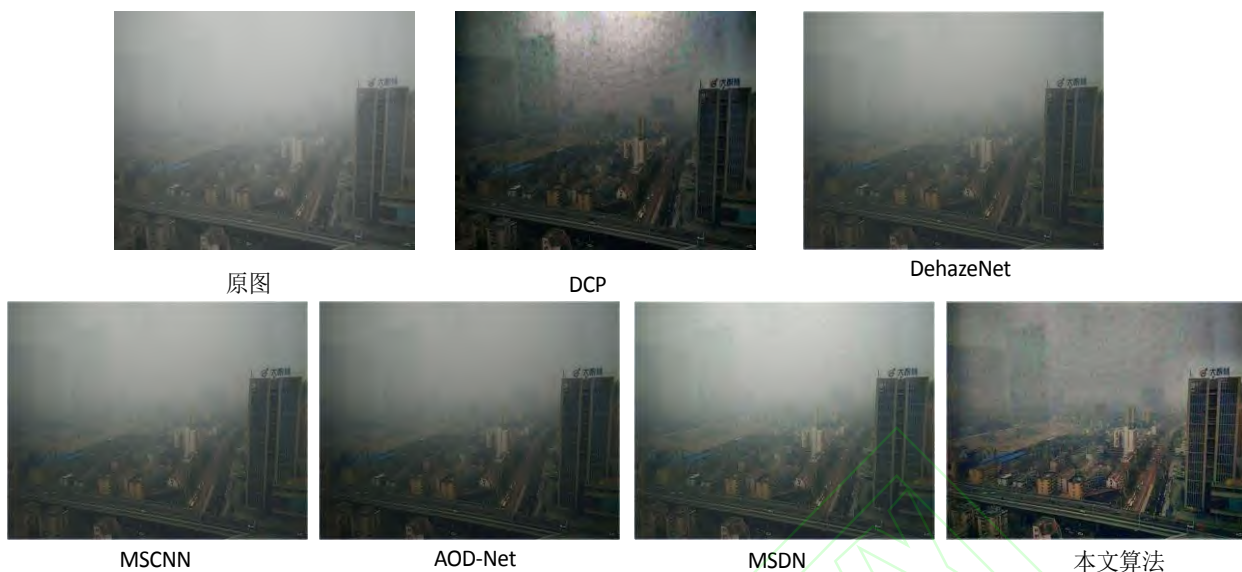


图 10 浓雾图去雾效果对比

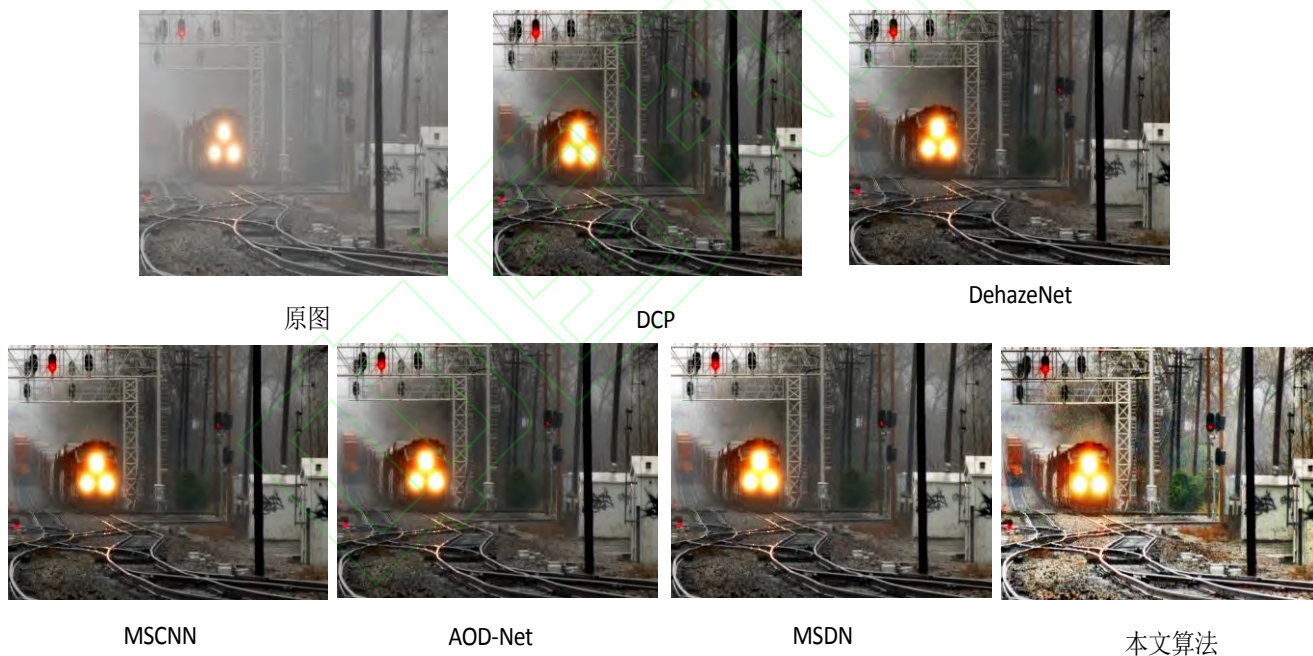


图 11 偏暗雾图去雾效果对比

4.2.3 无雾图像实验分析

图 12 中的图像为无雾图像，且图像整体色调偏灰白，从去雾效果可以看出，其他去雾算法处理后，

图像对比度有所增强，但整体色调偏黑，影响视觉效果。本文算法处理后，图像对比度增强的同时，图像的整体视觉效果更好了。



图 12 无雾图去雾效果对比

4.2.4 对目标检测任务的提升效果分析

通过与经典的目标检测算法 YOLOv3^[23]相结合,进行测试实验,观察对比目标检测的综合效果。我们针对浓雾、淡雾、远景雾图 3 种类型,对比了相关算法对 YOLOv3 检测的提升效果。

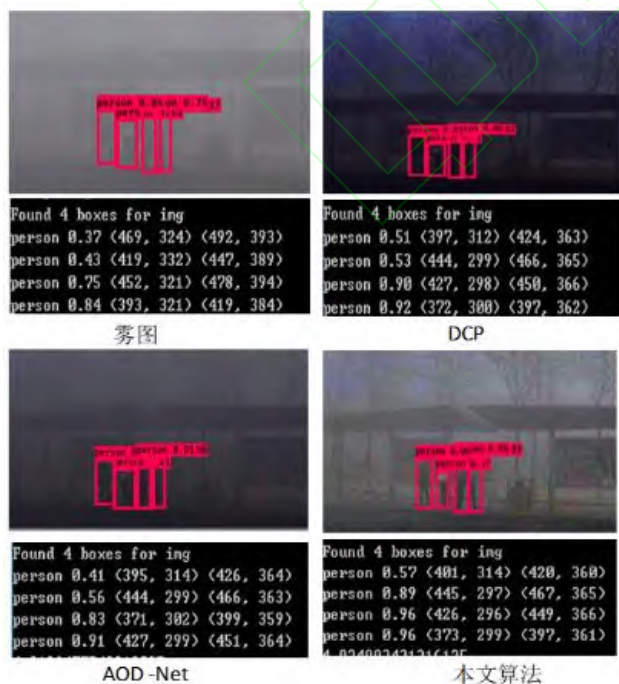


图 13 浓雾图目标检测效果对比

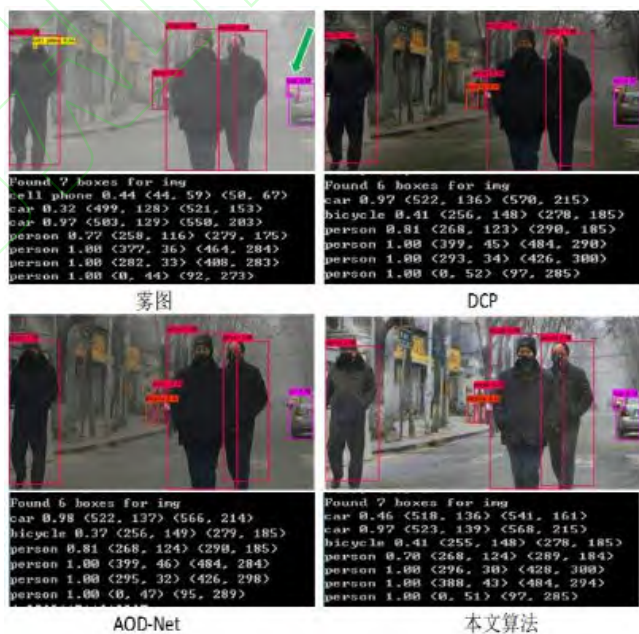


图 14 淡雾图目标检测效果对比

从图 13~图 15 的检测效果来看,对于浓雾图像,对图中每个个体的检测概率值已经明确标出,相比于 DCP 和 AOD-Net,本文算法检测的概率值更大。对于淡雾图,在原始雾图中,绿色箭头指向的地方有两个车辆目标,经 DCP、AOD-Net 处理后,远方的更小车辆目标没有被检测出来。但本文算法能够

检测出两个车辆目标，说明本文算法对原图的细节保留得更好。对于远景雾图，从检测出的车辆目标的数量可以看出，本文算法对图像细节的修复效果更好。综上，本文算法适用的去雾场景更多，能更好地满足实际去雾要求。



图 15 远景雾图目标检测效果对比

4.3 实时性验证

在同一台计算机上对 RESIDE 数据集中选取的 50 张大小为 480×640 的雾图进行去雾处理，统计平均处理时间，如表 3 所示。早期的经典去雾算法通过 Matlab 实现，DehazeNet（Pytorch 版本）、AOD-Net 和本文算法都是基于 pytorch 框架的。结果表明，例如，比 DehazeNet（Matlab 版本）、

MSCNN、MSDN 算法快 1 倍以上，比 DehazeNet（Pytorch 版本）、FVP 算法快 6-7 倍，比 DCP 算法快 10 倍以上。AOD-Net 也是一个快速的图像去雾算法，本文的算法要比 AOD-Net 算法慢一些，但本文在鲁棒性方面要好于 AOD-Net。

表 3 算法时间对比表

序号	算法	时间	平台
1	DCP[5]	18.38	Matlab
3	DehazeNet[7]	1.81	Matlab
4	DehazeNet[7]	5.14	Pytorch
2	MSCNN[8]	1.70	Matlab
5	AOD-Net[14]	0.61	Pytorch
6	MSDN[10]	2.18	Pytorch
7	本文算法	0.77	Pytorch

5 结语

针对目前大多数去雾算法去雾鲁棒性差、处理速度慢等问题，本文提出一种基于多尺度卷积网络的快速图像去雾算法，选取常用的客观标准和主观标准与经典去雾算法进行了对比。实验结果证实基于多尺度卷积网络的快速图像去雾算法在鲁棒性、处理速度上具有一定的优势。此外，与 YOLOv3 算法的结合测试，也验证了本文算法在实际应用中的有效性。

参考文献：

[1] 吴迪, 朱青松. 图像去雾的最新研究进展[J]. 自动化学报, 2015, 41(2):221-239.

[2] McCartney, E. J. (1976). Optics of the atmosphere: scattering by molecules and particles[J]. New York, John Wiley and Sons, Inc., 1976.

[3] Narasimhan S G, Nayar S K. Contrast restoration of weather

- degraded images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2003, 25(6): 713-724.
- [4] Fattal R. Single image dehazing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 721-728.
- [5] He K, Sun J, Tang X O. Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [6] Meng G F, Wang Y, Duan J H, et al. Efficient Image Dehazing with Boundary Constraint and Contextual Regularization[C]//IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney, Australia: IEEE, 2013:617-624.
- [7] 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.
- [8] Ren W, Liu S, Zhang H, et al. Single Image Dehazing via Multi-scale Convolutional Neural Networks[M]//Computer Vision-ECCV 2016. Springer International Publishing, 2016: 154-169.
- [9] 睢青青, 李朝锋, 桑庆兵. 改进多尺度卷积神经网络的单幅图像去雾方法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(10): 179-185.
- [10] 陈永, 郭红光, 艾亚鹏. 基于多尺度卷积神经网络的单幅图像去雾方法[J]. 光学学报, 2019, 39(10): 1010001.
- [11] 寇大磊, 权冀川, 张仲伟. 基于深度学习的目标检测框架进展研究[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(11): 25-34.
- [12] 陈清江, 张雪. 基于并联卷积神经网络的图像去雾[J/OL]. 自动化学报.<https://doi.org/10.16383/j.aas.c190156>.
- [13] Tarel, Jean-Philippe, Hautiere, Nicolas. Fast visibility restoration from a single color or gray level image[C]//2009 IEEE 12th International Conference on, 2009: 2201-2208.
- [14] Li, Boyi, Peng, Xiuliam, Wang, Zhangyang, Xu, J, & Feng, D. An all-in-one network for dehazing and beyond[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017.
- [15] Zhong L, Shang Y, Zhou X, et al. Fast Single Image Dehazing Based on A Regression Model[J]. Neurocomputing, 2017, 245(C):10-22.
- [16] 张弟, 吴萍. 单幅图像快速去雾算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(10): 213-217.
- [17] 冯清枝, 王丹. 基于LIP模型和CLAHE的低照度图像增强算法[J]. 光电技术应用, 2018, 33(5): 31-36.
- [18] 赵建堂. 基于深度学习的单幅图像去雾算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(11): 111005.
- [19] 陈清江, 张雪. 基于全卷积神经网络的图像去雾算法[J]. 应用光学, 2019, 40(4): 596-602.
- [20] 张泽浩, 周卫星. 基于全卷积回归网络的图像去雾算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(20): 201003.
- [21] 汪秦峰. 基于直方图均衡化和 Retinex 的图像去雾算法研究[D]. 西北大学, 2016.
- [22] Li Boyi, Ren Wenqi, Fu Dengpan, Tao Dacheng, Feng Dan, Zeng Wenjun, Wang Zhangyang. Benchmarking Single Image Dehazing and Beyond[J]. IEEE transactions on image processing: a publication of the IEEE Signal Processing Society, 2018.
- [23] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement[J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 89-95.