

摘 要

基于 AOD-NET 的图像去雾算法研究

很多的视频监控，目标检测跟踪等任务需要在户外场景中进行，当遇到雾霾天气时图像采集设备采集到的图像会出现细节缺失、色彩暗淡、亮度降低等问题，难以完成所需任务。因此，图像去雾在现实工作中具有重要意义，为了恢复出质量更高的无雾图像，本文研究内容包括以下几点：

第一，在大气散射模型的基础上，针对大气散射模型中需要估计透射率与大气层系数两个参数带来的误差累加的问题，本文应用改进的大气散射模型公式将散射模型中的两个参数通过公式转换合并成一个统一参数，减少了累加误差。

第二，针对传统去雾算法的局限性，在参数统一的理论基础上，本文提出两种深度学习网络模型。其中，第一种去雾网络模型是多尺度-编码-解码神经网络（Multi-Scale All-in-one, MSAOD）模型。此模型分为 3 个模块：第一个模块是预处理模块，将输入图像分为两块，分别进行卷积处理后再进行图像合并；第二模块是主干模块，主要作用是特征提取，将第一部分的输出通过多尺度-编码器-解码器提取图像特征；第三模块是后处理模块，主要是为了减少经过主干网络的卷积计算损失的图像的细节，将得到的特征图融合了原始图像之后进一步进行训练，这样能减少经过网络模块之后的细节损失，从而得到更少偏差的无雾图像，图像的失真情况会更少。通过训练得出图像去雾公式中的统一的参数模型，最后将参数代入到大气散射模型中求得去雾后的图像。另一种去雾网络模型是双尺度神经网络模型（Dual Multi-Scale All-in-one, DMSAOD），此网络模型沿用 MSAOD 网络模型的多尺度模块和后处理模块，在两个模块之间加入了一个多尺度模块形成双多尺度模块用于特征提取功能模块，后处理模块用于保留图像原有细节。实验结果表明，本文提出的两种网络模型的去雾结果在 7 组图像上与 8 种传统去雾算法进行对比，在 PSNR、SSIM 以及主观视觉方面要优于主流的深度学习和传统方法的图像去雾效果，去雾完成后的图像在细节保留，色彩，亮度等方面都有所优化。另外，通过消融实验证明了本文提出的两种网络模型中的各个模块都是必需的。

第三，针对由于颜色投射导致的偏色在去雾算法中无法解决的问题，本文在去雾算法

之后融入进白平衡算法。该算法通过直方图匹配使 R、G、B 三通道直方图达到最大重叠面积从而达到解决色偏问题，但三通道中哪一个通道作为匹配的基准通道无法自动选取，针对这一问题，本文提出一种能够自主选择最佳匹配通道的白平衡算法，使直方图匹配的白平衡算法更加的智能，适用性更广。

实验结果表明，经过本文图像去雾系统得到的最终图像有更加真实的色彩，色偏减少，更加符合人眼视觉特性。

关键词：

图像去雾，大气散射模型，深度学习，白平衡

Abstract

Research on Image Defogging Algorithm Based on AOD-NET

Many tasks such as video monitoring and target detection and tracking need to be performed in outdoor scenes. When encountering haze weather, images collected by image acquisition devices may encounter issues such as lack of detail, dim colors, and reduced brightness, making it difficult to complete the required tasks. Therefore, image defogging is of great significance in practical work. In order to restore higher quality fog free images, the research content of this article includes the following points:

Firstly, based on the atmospheric scattering model, in order to solve the problem of error accumulation caused by the need to estimate the two parameters of transmittance and atmospheric coefficient in the atmospheric scattering model, this paper applies an improved atmospheric scattering model formula to convert the two parameters in the scattering model into a unified parameter through formula conversion, reducing the accumulation error.

Secondly, in view of the limitations of traditional defogging algorithms, this paper proposes two deep learning network models based on the unified theory of parameters. The first defogging network model is a Multi Scale All in one (MSAOD) model. This model is divided into three modules: The first module is a preprocessing module, which divides the input image into two blocks, performs convolution processing respectively, and then performs image merging; The second module is the backbone module, which is mainly used for feature extraction. The output of the first part is used to extract image features through multi-scale encoder decoder; The third module is the post-processing module, which is mainly to reduce the details of the image lost through the convolution calculation of the backbone network. The obtained feature map is fused with the original image and then further trained. This can reduce the loss of details after the network module, so that the fog free image with less deviation can be obtained, and the image distortion will be less. A unified parameter model in the image defogging formula is obtained through training. Finally, the parameters are substituted into the atmospheric scattering model to obtain the defogged image. Another defogging network model is the Dual Multi Scale All in one

(DMSAOD) neural network model. This network model follows the multi scale module and post processing module of the MSAOD network model. A multi scale module is added between the two modules to form a dual multi scale module for the feature extraction function module, and the post processing module is used to preserve the original details of the image. The experimental results show that the defogging results of the two network models proposed in this paper are compared with eight traditional defogging algorithms on seven sets of images, and are superior to mainstream depth learning and traditional methods in terms of PSNR, SSIM, and subjective vision. After defogging, the image is optimized in terms of detail retention, color, brightness, and other aspects. In addition, ablation experiments have proved that each module in the two network models proposed in this article is necessary.

Thirdly, in order to solve the problem of color deviation caused by color projection that cannot be solved in the defogging algorithm, this paper incorporates a white balance algorithm after the defogging algorithm. This algorithm solves the color deviation problem by maximizing the overlapping area of the R, G, and B channel histograms through histogram matching. However, which of the three channels can be used as the matching reference channel cannot be automatically selected. To solve this problem, this paper proposes a white balance algorithm that can independently select the best matching channel, making the histogram matching white balance algorithm more intelligent and more applicable.

The experimental results show that the final image obtained by the image defogging system in this paper has more realistic colors, less color bias, and is more consistent with human visual characteristics.

Keywords:

image defogging, atmospheric scattering model, deep learning, white balance

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 课题研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.3 本文内容及结构安排	5
1.3.1 本文主要研究内容	5
1.3.2 本文结构安排	6
第 2 章 图像去雾算法理论基础	9
2.1 大气散射模型	9
2.1.1 图像成像过程	9
2.1.2 大气散射模型介绍	10
2.2 深度学习网络结构分类	10
2.3 卷积神经网络结构	12
2.4 经典去雾算法简介	14
2.4.1 暗通道先验去雾算法介绍	14
2.4.2 基于深度学习图像去雾算法及经典网络结构	15
2.5 图像去雾评价方法	17
2.5.1 主观视觉评价	17
2.5.2 客观评价	17
2.6 本章小结	19
第 3 章 色彩还原算法简述	21

3.1	应用色彩还原算法目的	21
3.2	自动白平衡算法简述	21
3.2.1	灰度世界算法	21
3.2.2	完美反射法	23
3.2.3	动态阈值法	23
3.3	本论文中采用的方法（直方图匹配）	25
3.3.1	直方图匹配算法	25
3.3.2	最佳匹配通道选取算法	26
3.4	本章小结	28
第 4 章	图像去雾神经网络模型结构	29
4.1	AOD 算法简介	29
4.2	多尺度-编码-解码神经网络结构（MSAOD）	29
4.2.1	预处理结构	29
4.2.2	多尺度-编码-解码	31
4.2.3	映射结构	33
4.2.4	去雾单元	34
4.3	双多尺度去雾网络（DMSAOD）	34
4.4	损失函数	35
4.5	本章小结	35
第 5 章	图像去雾实验过程及结果	37
5.1	数据集说明与训练	37

5.1.1	数据集创建与测试.....	37
5.1.2	训练环境说明.....	37
5.2	参数统一说明.....	38
5.3	图像去雾实验结果.....	39
5.3.1	主观视觉评价.....	39
5.3.2	客观数据说明.....	42
5.3.3	MSAOD 消融实验.....	44
5.3.4	DMSAOD 消融实验.....	45
5.4	图像去雾加入白平衡技术结果.....	46
5.4.1	加入白平衡算法的结果及最佳匹配通道选择测试.....	47
5.4.2	最佳匹配通道选择算法测试.....	48
5.5	图像去雾系统界面.....	48
5.6	本章小结.....	49
第 6 章	总结与展望.....	51
参考文献	55
作者简介	61
致 谢	63

第 1 章 绪论

1.1 课题研究背景及意义

在我们日常生活中，雾霾天气是十分常见的天气情况，当在工作中需要采集图像遇到雾霾天气的情况，那么采集设备最终抓取到的图像就会受到空气中的灰尘或者小水滴的散射影响，采集的图像就会亮度下降，细节损失，整体图像对比度会受到严重的影响，图像质量下降。直接影响人的视觉体验，对图像处理的工作也会产生影响，例如公路上的监控设备就不能清晰地对目标进行检测与跟踪，判别图像物体的颜色也会受到雾霾天气的影响，所以图像去雾在图像处理系统中重要的一环，它是一项极具意义的工作。



图 1.1 雾天场景图

随着计算机视觉在军事、交通以及监控跟踪等多个领域的快速发展，图像去雾技术已经在计算机视觉的各个领域占有重要地位。当各种计算机视觉任务在雾霾天气采集图像时，采集到的图像会由于空气中雾和小水滴的散射作用使图像质量严重下降。如图 1.1 所示，在雾霾天气拍摄出来的图像看不到车的具体细节，整体对比度很低，视觉效果变差。对后续的认识和跟踪等高级任务会产生特别大的影响，甚至达不到所需任务。因此，需要图像去雾技术来增强或修复，得到真实世界的无雾图像，改善视觉效果并且方便后期处理。图

像去雾是一个跨学科发展的领域，它在图像各个领域都有着很大的作用，与各个领域都有着密不可分的作用。近几年深度学习技术快速发展，图像去雾技术在深度学习领域取得越来越大的发展，取得了更多的科研成果。

由于采集设备不具有颜色恒常性，所以光学传感器在采集图像的时候会由于颜色投射而产生色偏问题，所谓的色偏问题就是经过图像传感器之后得到的图像，会出现与物体本来的颜色出现差别，这个问题产生的原因一方面是由于采集图像的环境中色温的不同导致的，另一方面图像去雾算法处理也会对图像颜色产生偏差。这种偏色问题会对后面更高级的视觉任务会造成影响，所以色偏问题是在去雾系统里需要解决的，为了解决这个问题本文在图像去雾算法之后融入进自动白平衡算法，这样的操作能够在图像去雾的同时得到大气环境中最真实的色彩，为后续的高级视觉任务做好预处理工作。

1.2 国内外研究现状

图像去雾算法有两种方向：一方面是使用图像增强算法进行图像去雾，另一方面是估计大气散射模型参数从而实现图像去雾。

通过图像增强的算法实现图像去雾^[1-7]是根据有雾图像的对比度较差，亮度较低，图像整体偏白，色彩饱和度很低的特点，通过图像增强算法来增强有雾图像质量，改变图像的对比度，色彩饱和度等方面，通过这些方面来实现图像去雾。但是这类算法只是单纯调整图像指标来满足人眼视觉要求，并没有考虑雾天图像的成像条件，拍摄环境条件等因素，往往会达不到去雾的效果，会导致细节失真，色彩缺失等问题。例如：自动色阶（AL）通过选取图像中的最大值与最小值的像素值分别作为黑和白，然后根据比例改变三通道像素值，从而得到最终的去雾图像。此算法能够处理简单的有雾图像，但由于没有更多的技术，并且没有考虑实际成像原因，只是单纯拉伸像素，增强图像对比度，使其更满足人眼视觉特性，去雾效果并不明显。用于图像去雾的图像增强算法有：直方图均衡化技术，基于Retinex的图像去雾算法^[1-3]，同态滤波去雾算法^[3-4]，曲波变换去雾算法^[6-7]。

由于使用图像增强的算法进行去雾没有考虑成像条件，所以前人分析雾霾天气的成像原理，通过物理建模的方式，生成大气散射模型，通过求取大气散射模型中的参数，最终得到无雾图像。这种算法得到的无雾图像不会出现明显的色彩失真，图像也更加清晰，更

接近真实世界。这种算法一般还要对求解参数进行优化才能达到最佳的去雾效果。这类算法分为两类：基于图像深度信息的去雾算法和基于先验知识的图像去雾算法^[8-9]。

(1) 基于图像深度信息的去雾算法是通过传感器设备，对图像的深度信息进行分类提取，提取到的景深信息代入到大气模型公式中，求得无雾图像。南栋等^[10]人，首先，对大气退化模型进行变换以满足 Kimmel 变分框架的要求；其次，由于人眼对大气中绿色分量更加敏感，将彩色图像中绿色通道作为大气透射率作为大气模型中参数，带入公式；最后，利用景深图像特性，对能量函数进行约束，通过这几步操作能够使去雾效果更符合人眼视觉特性。但是这种算法的局限性强，去雾效果也没有那么明显。

(2) 基于先验知识的图像去雾算法^[11-12]在这类算法中，去雾效果最好的算法是基于暗通道先验理论的图像去雾算法。He 提出的暗通道先验理论是在大气环境下，图像中的每一个像素点至少存在一个颜色的通道像素值很低，这个通道就是暗通道^[8]。利用该方法可以估计出初步的大气散射模型中的透射率参数。随后对大气透射率进行引导滤波处理，以优化透射率图像，经过滤波操作进行优化能够得到更好的去雾图像，在图像中有大片天空区域时会产生失真。王蓉^[11]等人提出了对暗通道图像去雾进行加权融合算法。为了实现图像去雾的同时还能够保留图像的边缘细节的效果，使用直方图均衡技术和双边滤波对暗通道进行处理，并且通过对透射率权值和大气光值进行改进，加权融合单尺度 Retinex 算法，这样能够使得到的无雾图像，细节损失更少，更接近真实世界场景。赵振禹^[12]等人提出了一种基于边界约束的双滤波透射率优化图像去雾算法。首先，对图像进行颜色校正处理，减少图像色偏；其次，透射率函数有固有的边界约束，对其进行改进，使得约束与上下文正则化进行融合，能够求出传输矩阵的初始值，并对其反复进行运算得到最优解；然后，将最后得到的透射率进行高斯加权，能够将噪声降到最低，最后，经过双边滤波处理得到最优透射率。

根据大气散射模型，想要实现图像去雾，要对大气层系数和透射率进行较为准确地估计，这两个重要的物理参数很难准确估计，这是图像去雾领域面临的重大挑战。何凯明博士的暗通道理论^[8]能够根据有雾图像的暗通道图估计出大气层系数和透射率，从而实现图像去雾，然而，暗通道理论对于含有大片天空区域或者大片白色建筑等图像处理效果并不好。快速恢复图像可见性 (FVR)^[13]方法与暗通道理论的方法不同，它没有估计透射率和

大气光值，更加注重公式中的后半部分，由于没有估计参数值，去雾速度较快，但效果较差。大气光自适应恢复算法 ATM^[14]则更加注重大气光的估计，根据每个图块的像素在 RGB 颜色空间分布在同一条线上可求得大气光值，这个去雾方法可以有效地避免大气光值偏差导致的色彩失真。

基于深度学习的图像去雾算法^[15-45]一般是在大气散射模型的基础上，通过建立图像去雾数据集和深度学习神经网络，通过对网络的模型训练得到去雾所需参数，将估计参数代入到大气散射模型中得到无雾图像。深度学习主要分为监督学习和无监督学习，图像去雾也就由此产生几种神经网络训练方法，一种是卷积神经网络（CNN）进行模型估计^[15-38]，卷积神经网络中包含卷积操作，通过卷积层与池化层组成特征提取部分。这两个层主要进行的滤波操作，经过训练改变卷积核参数，用以提取最主要的图像特征，卷积层与池化层是通过卷积神经网络进行图像处理任务中主要网络结构。另一种是生成对抗网络（GAN）生成去雾图像^[39-45]，生成对抗网络是由生成器和判别器两部分组成，通过两部分的对抗生成所需的图像。

DehazeNet^[15]建立神经网络对大气散射模型中传输矩阵进行估计，因为传输矩阵的范围都是 0 到 1，因此提出一种新的非线性激活函数。输入有雾图像，最后网络中输出对于传输矩阵的估计，通过传输矩阵得到大气层系数的估计，得到两个参数代入到大气散射模型得到最后的无雾图像。但由于两次估计，误差累加，最终的去雾效果并不理想；AOD Net^[17]并没有单独估计传输矩阵和大气光系数，而是通过公式转换将两个参数统一成一个参数，最后通过轻量级 CNN 直接生成清晰图像，由于其网络结构较为简单，不能更好地提取特征，去雾效果没有达到更好；MSCNN^[18]是将输入的有雾图像通过训练先生成一个粗略的传输矩阵，然后再对其进行细化，其中难免会产生误差；FFA-NET^[33]提出了一种端到端的特征融合注意网络用于直接恢复无雾图像。FFA-NET 网络结构中由三部分组成：针对不同通道的信息特征有不同的加权信息，不同的像素上雾霾浓度也不同的问题，提出了一种全新的特征注意力（FA）模块，这个模块是将通道与像素的注意力机制相结合。FA 对待不同的特征和像素的处理是不同的并且不公平的，这样对待不同类型的特征就有着更加灵活地处理，增加了 CNN 的处理数据的能力；RefineD-Net^[36]提出了一种两部分的弱监督的去雾网络。首先，通过第一部分简单得到粗略的去雾结果，然后，在第二部分，它优化了上一部分的去雾结果，并且通过使用未配对有雾和无雾图像的数据集进行对抗性学习来提高

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/997021061130006050>