

DOI: 10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202601006

复杂场景降质图像去雾方法研究综述

李庆辉, 崔智高*, 陈玉强, 兰云伟, 蔡艳平, 苏延召
(火箭军工程大学, 西安 710025)

摘要: 针对雾霾天气下图像质量严重退化, 导致目标检测、语义分割、行人重识别等高级视觉任务性能下降的问题, 对复杂场景降质图像去雾技术进行了综述。首先, 介绍了雾霾图像的形成机理及其退化模型; 其次, 系统回顾了从传统基于物理模型的图像去雾方法到当前基于深度学习的图像去雾方法的技术演变, 详细阐述了几类主流图像去雾算法的特点、优势和局限性; 最后, 介绍了图像去雾领域常用的数据集和评价指标, 并针对图像去雾技术未来的发展趋势进行了深入探讨, 以期能够为相关领域的研究者提供有价值的参考, 共同推动图像去雾技术向着更加智能化、实用化的方向迈进。

关键词: 降质图像; 图像去雾; 深度学习; 物理模型

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2097-2741(2026)01-0056-12

随着计算机、网络通信等技术的发展, 基于计算机视觉的智能视频监控系统通过对场景的分析与理解, 正大规模应用于安防系统、城市管理以及自动驾驶等领域中。然而, 由于恶劣环境如雾霾、沙尘等因素的影响, 会导致智能视频监控系统中视觉传感器采集的图像质量明显退化, 产生对比度低、颜色失真、画面模糊等图像降质现象, 从而严重影响目标检测^[1]、语义分割^[2]、行人重识别^[3]等高级视觉任务的准确性。在各种恶劣环境中, 雾霾是对图像质量影响最大的天气因素, 极易出现在湿度较大的雨季和蓄水能力强的山地地区。在雾霾天气下, 空气中的悬浮粒子对光线传播产生折射和散射作用, 从而使视觉传感器采集的图像偏灰白色, 同时, 物体特征也难以辨认。因此, 如何在现有视觉传感器的基础上, 充分利用计算机视觉、机器学习等技术手段实现复杂场景雾霾条件下图像质量的增强处理, 从而提升摄像机的抗干扰能力和在高级视觉任务中的智能化应用效果, 具有重要的研究意义和广阔的应用前景。

为了实现复杂场景下降质图像的增强处理,

研究人员提出了多种图像去雾方法, 从早期基于物理模型的传统图像去雾算法到当前基于深度学习的数据驱动^[4]图像去雾算法, 极大推动了图像去雾领域的技术进步^[5]。此外, 半监督学习^[6]、弱监督学习^[7]等新兴范式的引入, 使得算法可以摆脱对大量标注数据的依赖, 从而进一步拓宽了图像去雾的应用范围。然而, 尽管当前复杂场景降质图像去雾技术已经取得了显著成就, 但现有方法仍面临着诸多挑战。例如, 如何使算法在复杂多变的实际场景中保持良好的泛化性能、如何保持去雾后图像的颜色真实性和视觉质量以及如何有效利用有限数据资源训练高性能的图像去雾模型等。基于此, 本文全面回顾了图像去雾技术的发展历程, 分析了当前的研究现状, 并深入探讨了未来可能的发展趋势。

1 雾霾图像退化模型

雾霾是一种常见的自然现象, 是由大量悬浮在空气中的水、沙尘等微粒组成的气溶胶系统。

收稿日期: 2025-04-24

修回日期: 2025-08-29

录用日期: 2025-09-03

基金项目: 陕西省自然科学基金面上项目 (2023-JC-YB-501)

第一作者: 李庆辉 (1989—), 男, 副教授, 主要从事计算机视觉研究。E-mail: lqhui1212@126.com

***通信作者:** 崔智高 (1984—), 男, 教授, 主要从事模式识别与智能控制技术研究。E-mail: cuizg10@126.com

引用格式: 李庆辉, 崔智高, 陈玉强, 等. 复杂场景降质图像去雾方法研究综述[J]. 火箭军工程大学学报, 2026, 40 (1): 56-67. LI Qinghui, CUI Zhigao, CHEN Yuqiang, et al. Review on dehazing algorithm for degraded images in complex scenes[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2026, 40 (1): 56-67.

通常温度越高, 空气容纳水汽的能力越强。当空气中的水汽含量达到饱和, 温度降低时, 空气容纳水汽的能力降低, 一部分水汽就会凝结成小水珠悬浮在空气中, 从而形成雾, 当雾与灰尘结合, 便会形成雾霾^[8]。

受雾霾天气影响, 摄像机成像过程中成像物体的反射光在经过空气中的悬浮微粒时被部分吸收, 进入摄像机镜头感受器的入射光减少, 导致图像的清晰度和对比度下降, 使图像产生颜色偏移, 图像整体呈现灰白色。同时, 光在经过这些悬浮微粒时, 会发生散射现象, 导致光偏离原来的传播路径, 进入摄像机镜头感受器的入射光进一步减少, 使图像呈现模糊的特点。雾霾图像成像原理如图1所示, 图像采集设备所接收到的总光照强度应为目标表面反射光经过空气悬浮微粒散射、衰减后到达图像采集设备成像平面的光照强度与进入图像采集设备成像平面的环境光光照强度之和^[9]。

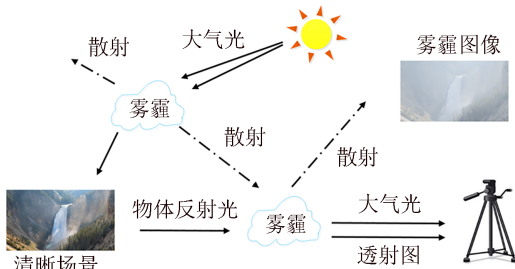


图1 雾霾图像成像原理

Fig. 1 Imaging principle of haze images

图像退化过程建模为

$$E(d, \lambda) = E_0(\lambda) e^{-\beta(\lambda)d} + E_\infty(\lambda) (1 - e^{-\beta(\lambda)d}) \quad (1)$$

式中: λ 、 d 、 β 分别为环境光波长、场景深度和散射系数; E_0 为场景深度为0时的光照强度; E_∞ 为场景深度为 ∞ 时的光照强度, 通常可认为是天空区域的光照强度。

根据摄像机成像原理, 假设散射系数 β 为常数, 且与波长 λ 无关, 则式(1)可等价

$$I(x) = A\rho(x) e^{-\beta d(x)} + A(1 - e^{-\beta d(x)}) \quad (2)$$

式中: x 为图像像素空间坐标; $I(x)$ 为雾霾图像; A 为大气光值, 通常情况下假设为全局常量, 而与局部位位置 x 无关; $\rho(x)$ 为场景反照率; $d(x)$ 为图像空间坐标 x 处的监控场景深度。

由于 $A\rho(x) = J(x)$, 则式(2)可进一步等价

$$\begin{cases} I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)) \\ t(x) = e^{-\beta d(x)} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $J(x)$ 为生成的无雾图像; $t(x)$ 为场景透射图, 由 $d(x)$ 和 β 共同决定。通常摄像机在有雾条件下只能得到有雾图像 $I(x)$, 因此, 若要得到无雾图像 $J(x)$, 需要人为设定先验信息或通过数据驱动方法得到大气光 A 和透射图 $t(x)$, 再反向求解得到无雾图像 $J(x)$ 。

2 图像去雾研究现状

图像去雾旨在恢复清晰的无雾图像, 从而使原有的降质有雾图像转化为高质量的无雾图像。目前, 图像去雾算法分类如图2所示。大致可分为基于图像增强的去雾算法、基于图像复原的去雾算法和基于深度学习的去雾算法3类, 其中, 基于图像增强的去雾算法将雾霾作为噪声, 利用常规的图像处理技术来调节图像的灰度等级, 从而突出图像中的重要细节, 抑制或忽略图像中的模糊部分; 基于图像复原的去雾算法通过重新构建大气散射模型, 进而生成高质量的去雾图像; 基于深度学习的去雾算法通过学习雾霾图像与无雾图像之间的映射, 从而直接生成去雾图像, 有效缓解引入人为先验误差的问题。

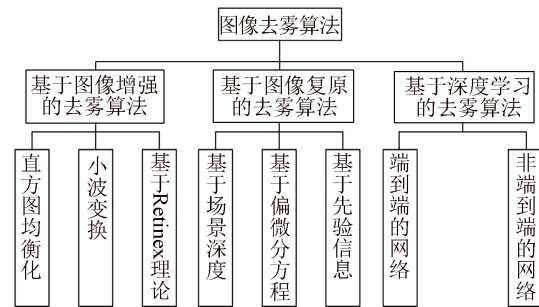


图2 图像去雾算法分类

Fig. 2 Classification of image dehazing algorithms

2.1 基于图像增强的去雾算法

根据增强方式的不同, 基于图像增强的去雾算法可分为直方图均衡化去雾算法、小波变换去雾算法和基于Retinex理论的去雾算法3种。

2.1.1 直方图均衡化去雾算法

直方图均衡化去雾算法可进一步分为全局直方图均衡化和局部直方图均衡化去雾算法2种。其中, 全局直方图均衡化去雾算法^[10]主要通过拟定离散函数来对图像灰度值集中部分的对比度进行增强, 从而实现图像去雾。该算法简单且易于实现, 对整体偏亮和偏暗的图像去雾效果好; 缺点是只能对图像整体的灰度进行均一化处理, 容易过度增强去雾后的图像。Kim等^[11]提出了局部直

方图均衡化去雾算法,通过对图像的局部重叠子块进行处理,有效增强了算法的鲁棒性,并改善了去雾图像亮度不均等问题。此外,Zuiderveld^[12]还提出了自适应直方图均衡化图像去雾算法,通过设置一个阈值修正直方图来限制对比度,能够有效缓解传统直方图均衡化去雾算法造成的图像颜色失真等问题,从而改善图像去雾质量。

2.1.2 小波变换去雾算法

小波变换去雾算法^[13]首先分离图像的高频分量和低频分量,并得到有雾图像不同频率分布的特征,然后通过增强高频分量来生成去雾图像。与小波变换去雾算法相似,同态滤波去雾算法^[14]采用灰度变换和频率过渡相结合的方式对图像去雾。

2.1.3 基于Retinex理论的去雾算法

Retinex理论又被称为颜色恒常性理论,Jobson等^[15]基于Retinex理论提出了单尺度Retinex算法,通过高斯函数突出图像中的高频信息用于图像增强。但由于现实中图像的光照和亮度变化往往是非线性的,该算法使用单一确定的尺度会导致图像出现颜色畸变等问题。因此,Jobson等^[16]进一步提出了多尺度Retinex图像去雾算法,在进行图像增强的同时,能够有效缓解单尺度算法的不足。

上述基于图像增强的去雾算法通过对图像颜色、对比度等信息进行处理,具有一定的去雾效果,但由于其未考虑雾天图像的退化机理和退化模型。因此,去雾效果较为有限。

2.2 基于图像复原的去雾算法

基于图像复原的去雾算法主要依据式(3)的大气散射模型生成去雾图像,主要包括基于场景深度的去雾算法、基于偏微分方程的去雾算法和基于先验信息的去雾算法3类。

2.2.1 基于场景深度的去雾算法

基于场景深度的去雾算法通过获取有雾图像的场景深度信息,根据大气散射模型逆向求解生成去雾图像。例如,Oakley等^[17]利用雷达信号对场景深度信息进行估计并恢复出无雾图像,该算法需要利用先进昂贵的设备来获取场景深度信息,具有较大的局限性。

2.2.2 基于偏微分方程的去雾算法

基于偏微分方程的去雾算法通过最优化能量模型建立偏微分方程,然后求解大气散射模型所需参数,最后,根据该模型生成去雾图像。例如,张然^[18]通过构建整数阶和分数阶偏微分方程进行

图像去雾;周理等^[19]结合偏微分理论,通过建立并求解微分方程来实现图像去雾。

2.2.3 基于先验信息的去雾算法

基于先验信息的去雾算法通过对无雾图像的颜色、饱和度等信息进行深入观察和分析,人为制定先验信息对大气散射模型进行约束,并利用该模型生成最终的去雾图像。暗通道先验去雾算法^[20]是最具影响力的基于先验信息的图像去雾算法。暗通道先验理论认为,在一幅图像的非天空区域图像块中,一般至少有一个通道在某些像素处具有非常低的强度,在这样的图像块中,这个通道的最小强度值非常低,且趋近于0。该理论可表示为

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{C \in \{R, G, B\}} J^C(y) \right), J \rightarrow 0 \quad (4)$$

式中: C 为 R 、 G 、 B 3个通道中的任一通道; $\Omega(x)$ 为灰度图中以每一个像素点为中心,选取一定大小的矩阵范围。首先计算出图像每一个像素在3个通道的最小值,从而得到灰度图,然后取 $\Omega(x)$ 中灰度最小值的点代替中心点,从而得到暗通道图像。 $J \rightarrow 0$ 表示通过暗通道先验得到的暗通道图像所有像素灰度值为0。需要指出的是,尽管暗通道先验去雾算法能够恢复出无雾图像,但该算法计算复杂度较高,实时性不佳。除上文所述暗通道先验去雾算法以外,Zhu等^[21]依据有雾图像中雾的浓度来假定有雾图像的亮度和饱和度之间的关系;Fattal^[22]观察到图像的颜色在RGB颜色空间中通常呈一维分布,并据此提出色线先验去雾算法;Berman等^[23]提出图像在RGB颜色空间中可近似为几百种不同颜色的簇,并据此提出非局部先验去雾算法。

上述基于先验信息的图像去雾算法可有效恢复出无雾图像的纹理信息,但人为设定的先验信息并不适用于所有场景,此类算法往往会过度去雾,导致生成的去雾图像亮度变低、颜色保真度下降等问题。

2.3 基于深度学习的去雾算法

近年来,大量研究者提出了基于深度学习的图像去雾算法,以神经网络为基础架构,采用数据驱动的方式学习降质图像与清晰图像之间的非线性映射关系,从而将降质图像转换为高质量图像,有效避免了传统图像去雾方法因引入人工知识而导致的人为误差。典型的基于深度学习图像去雾算法的结构范式如图3所示,采用UNet作为特征提取网络。具体而言,输入图像首先通过该网络进行多层次的特征提取,并输出初步的去雾

结果, 然后, 通过在去雾输出与真实标签之间引入损失函数对模型进行约束, 从而引导网络在训练过程中不断优化其去雾能力。随着深度学习技术的不断发展, 近年来的研究也尝试将其他网络结构应用于特征提取模块。但需要指出的是, 尽管网络结构有所变化, 大多数方法仍沿袭了图3所示的基本范式。目前, 基于深度学习的图像去雾算法主要分为非端到端的去雾算法和端到端的去雾算法2种。

2.3.1 非端到端的去雾算法

非端到端的图像去雾算法通过构建神经网络来分别获得大气散射模型所需的相关参数, 然后将其代入模型, 从而反演生成去雾图像。例如, Cai等^[24]首次构建了卷积神经网络对透射图进行估计并进行特征提取, 实验结果表明该算法能够有效去雾, 但由于其网络结构简单, 因此去雾能力有限; 为了对透射图进行更精确地估计, Ren等^[25]提出了一种多尺度卷积神经网络, 该算法以有雾图像和透射图为学习对象, 使用粗尺度子网络估计图像的全局透射图, 再使用细尺度子网络对透射图进行细化学习, 从而实现透射图的二次优化; Li等^[26]提出使用由粗到细的学习方式对透射图进行渐进估计, 以进一步提高算法的图像去雾效果。上述3种图像去雾算法利用卷积神经网络对透射图进行估计, 有效缓解了人为先验信息估计透射图而造成的去雾图像颜色失真等问题。

由于卷积神经网络强大的特征学习能力, 一些算法能够同时对大气光和透射图进行估计, 然后再利用大气散射模型反演生成去雾图像。例如, Zhang等^[27]提出一种金字塔去雾结构, 利用金字塔密集连接透射图估计网络和大气光估计网络, 分

别估计透射图和大气光, 然后将大气散射模型嵌入到整个网络, 并利用该模型反演生成去雾图像; Li等^[28]提出了AODNet算法, 考虑到同时估计大气光和透射图可能会带来累计误差, 因此, 直接将透射图和大气光合并为一个参数进行估计, 从而生成最终的去雾图像。

上述非端到端的图像去雾算法通过构建卷积神经网络, 并采用数据驱动的方式对透射图和大气光进行预测和优化, 并将其代入大气散射模型, 从而反演生成去雾图像。然而, 大气散射模型是一个理想模型, 其本质上也是一种先验信息, 因此非端到端的图像去雾算法在一定程度上仍会过度增强去雾图像。

2.3.2 端到端的去雾算法

1) 基于全监督范式的端到端去雾算法。端到端的去雾算法摆脱了对大气散射模型的依赖, 直接通过卷积神经网络生成最终的去雾图像。例如, Ren等^[29]对有雾图像进行伽马矫正等预处理, 利用神经网络将得到的衍生图像进行自适应融合并生成去雾图像; Qin等^[30]则通过引入密集连接和残差网络结构并构建深度神经网络, 从而提高算法的去雾能力。除了增加网络深度外, 也有部分算法通过增加网络宽度而进行多尺度特征融合, 从而改善图像的特征提取能力。例如, Chen等^[31]提出了一种门控聚合网络, 使用平滑膨胀卷积以更好地获取图像全局信息, 并使用门控网络融合不同尺度的特征信息来改善图像去雾效果; Liu等^[32]提出了一种格形去雾网络, 采用残差密集块和上下采样块组成基本块并进行特征提取, 同时使用注意力机制对其进行融合; Dong等^[33]基于U-Net^[34]架构, 提出一种多尺度增强图像去雾网络,

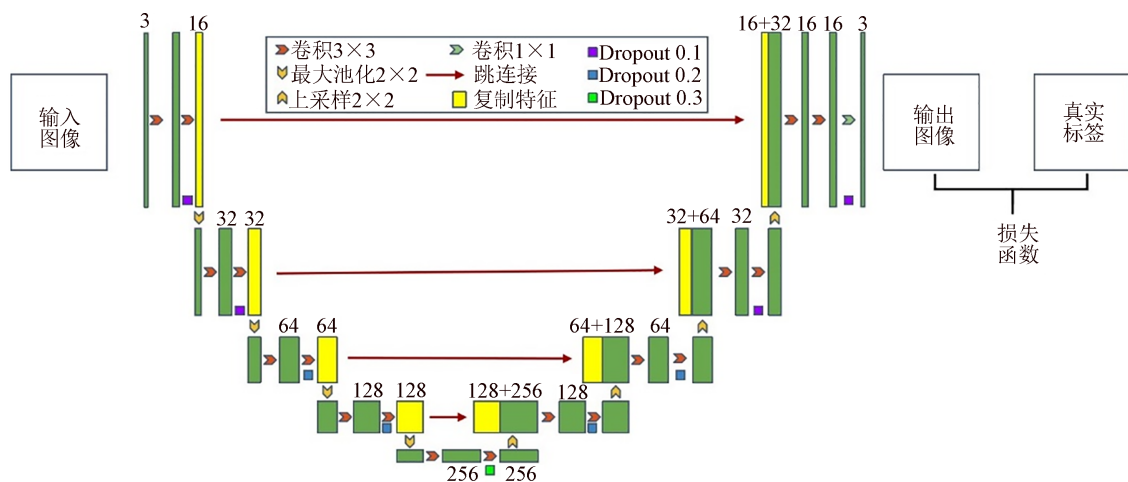


图3 典型基于深度学习的去雾算法结构范式

Fig. 3 Structural paradigms of a typical deep learning-based dehazing algorithm

采用编码器-解码器结构并使用增强策略来生成去雾图像；基于生成对抗网络^[35]相关理论，Qu等^[36]提出一种增强型像素对像素的图像去雾网络，通过嵌入的生成对抗网络和增强器进行共同训练，取得了较好的图像去雾效果；Wu等^[37]率先将对比学习^[38]引入到图像去雾领域，主要通过增大去雾图像与雾霾图像之间距离、缩小去雾图像与清晰图像之间距离来改进图像去雾效果。

视觉Transformer (vision transformer, ViT)^[39]的提出，标志着Transformer结构正式应用于计算机视觉领域。受该工作启发，最近的研究工作探索了Transformer结构在图像去雾领域应用的可行性。例如，Song等^[40]提出了DehazeFormer图像去雾算法，针对原有Transformer正则化层可能导致图像相关性信息丢失的问题，提出了可缩放的正则化层来对特征矩阵进行归一化，同时，该方法还提出了一种滑窗划分和卷积自注意力机制并行的空间聚合方案，以有效增强对图像边缘区域的特征提取能力；Guo等^[41]通过学习以Transformer特征为条件的调制矩阵（即系数矩阵和偏置矩阵）来调制卷积神经网络特征，并使用与雾霾密度相关的先验信息引导Transformer进行图像去雾；为解决Transformer中Softmax-attention二次计算复杂度较高、限制其在图像去雾任务中应用的问题，Qiu等^[42]提出一种新的MB-TaylorFormer算法，应用泰勒展开来近似Softmax-attention，实现了线性计算复杂度，同时，还提出了一种多尺度注意力细化模块，可作为纠正泰勒展开误差的补充。

2) 基于半监督、弱监督范式的端到端图像去雾算法。基于全监督范式的端到端图像去雾算法未考虑雾天图像的退化机理，而是直接利用端到端的网络生成去雾图像，通常需要大量真实有雾图像及其对应的无雾图像作为训练数据集来对网络进行训练。然而，在现实世界中，真实有雾训练数据集的收集极其困难，且需要消耗大量的人力物力。因此，上述算法大多在合成有雾数据集上进行训练。此外，由于真实有雾图像和合成有雾图像上的雾霾分布存在一定差异，且网络通常缺乏额外信息的引导，导致此类算法的鲁棒性较差，其在真实有雾图像上的去雾效果往往不够理想。为解决上述问题，研究者们综合考虑雾天图像的退化机理，提出基于半监督、弱监督范式的端到端图像去雾算法，从而实现在真实数据集上的非配对训练。

在基于半监督的端到端图像去雾算法方面，Chen等^[43]提出一种先验信息引导的有原则合成到真实图像去雾网络，该算法利用多种先验信息对训练好的网络进行精细化调整，从而使调整后的网络在真实有雾图像上也能获得较好的图像去雾效果^[44]；Li等^[45]提出一种半监督图像去雾算法SID，其流程如图4所示。

该算法主要基于一个参数共享的编码-解码结构，即同时使用合成雾霾数据集和真实雾霾数据集训练网络的参数，其中，合成雾霾数据集的监督信息是真实的清晰图像，能够通过训练来修正部分失真现象，而真实雾霾数据集则使网络学习

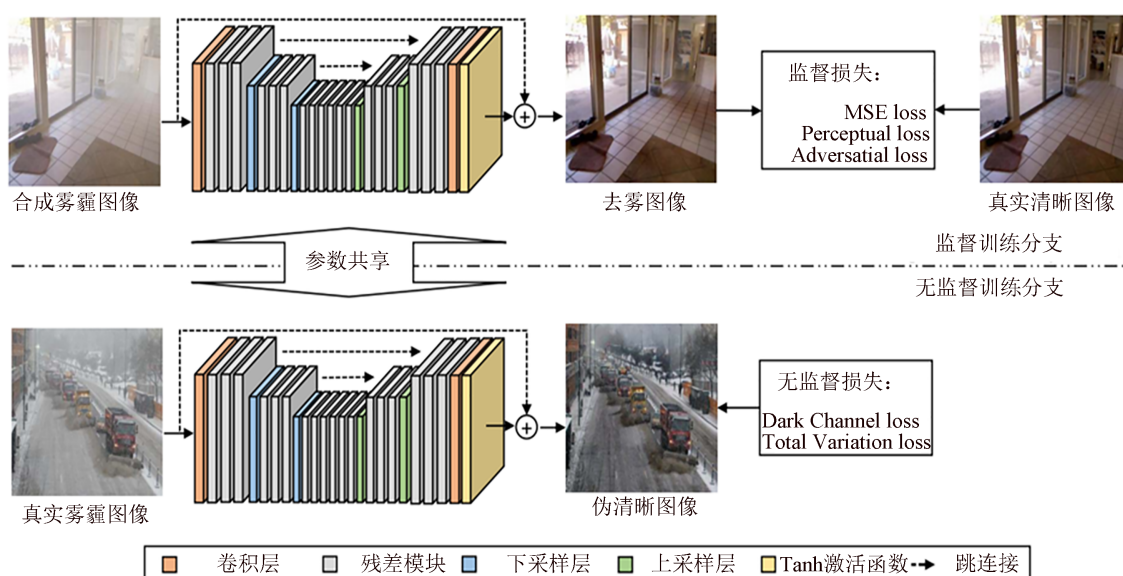


图 4 SID 图像去雾算法流程^[45]

Fig. 4 Flowchart of SID image dehazing algorithm^[45]

到真实雾霾的特征分布, 从而提升去除真实雾霾的泛化能力; Shao 等^[46]提出一种域自适应图像去雾算法, 使用一个双向翻译网络, 将图像从一个图像域转换到另一个图像域, 以弥补真实有雾图像和合成有雾图像之间的域差异; Wang 等^[47]提出一种基于正交解耦对比正则化的图像去雾算法, 主要思想是确保去雾图像中与雾霾相关的特征与清晰图像特征非常相似, 而与雾霾无关的特征则与输入雾霾图像保持一致。

在基于弱监督的端到端图像去雾算法方面, Engin 等^[48]将 CycleGAN^[49]引入图像去雾领域, 通过生成对抗损失使生成的去雾图像分布更加接近目标清晰图像, 并通过循环一致损失和感知一致损失对去雾图像施加一致性约束; 得益于 CycleGAN 网络在处理非配对图像翻译任务中的优越性, Yang 等^[50]提出一种自增强的非配对图像去雾网络 D4, 通过构建加雾、去雾循环来对去雾图像施加一致性约束, 同时, 还将透射图分解为场景深度和散射系数来渲染和去除不同厚度的雾霾。

相比于基于全监督范式的端到端去雾算法,

上述半监督、弱监督算法无需采用配对合成数据集进行训练, 即能够摆脱对合成数据集的依赖, 可较好地泛化应用于真实场景。

2.4 方法对比与分析

针对基于图像增强的去雾算法 (如直方图均衡化算法^[11]、Retinex 算法^[15]) 与基于深度学习的图像去雾算法 (如 DehazeNet^[24]、AODNet^[28]), 选取了 2 幅具有代表性的有雾图像进行对比, 结果如图 5 所示。图 5 (a) 为雾霾天气下的有雾图像, 图 5 (b) ~ (e) 分别为直方图均衡化算法、Retinex 算法、DehazeNet 算法、AODNet 算法的图像去雾结果。从定性对比结果可以看出, 直方图均衡化算法在一定程度上改变了图像的颜色, 从而造成不真实的结果, 而 Retinex 算法则使图像的大部分区域亮度提高, 但仍然无法对雾进行有效处理。相比之下, 基于深度学习的图像去雾算法显著优于基于图像增强的传统方法, 其去雾后的结果拥有更清晰的纹理与可见性, 表明基于深度学习的方法能够更好地恢复图像细节, 从而提升图像的整体视觉质量。

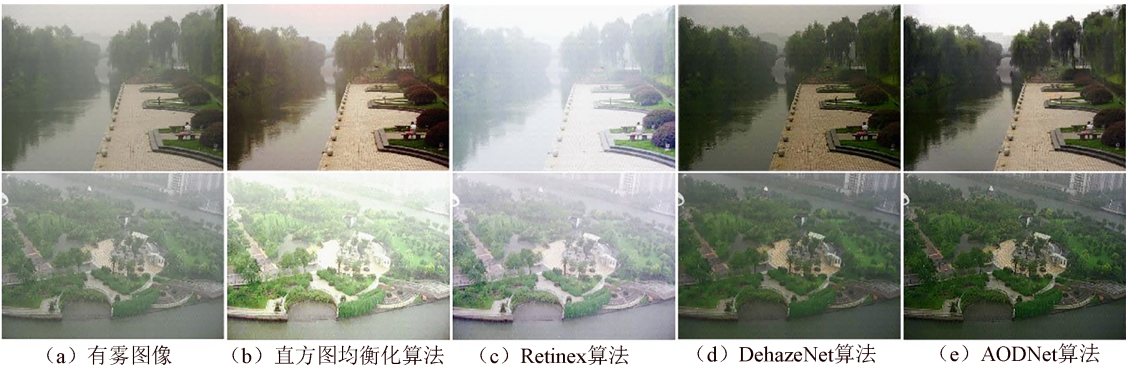


图 5 定性对比实验结果

Fig. 5 Qualitative comparative experimental results

针对图 5 (a) 的原始图像, 进行定量对比, 结果如表 1 所示。考虑到基于图像增强的去雾方法均为早期去雾领域的相关方法, 因此, 采用图像信息熵作为定量评估指标。信息熵用于量化图像所包含的信息量, 通常利用熵值大小进行衡量, 图像中的信息量越多, 则熵值越大, 意味着算法的去雾效果越好。从表 1 可以看出, 相比于有雾图像的平均信息熵 6.562, DehazeNet 和 AODNet 的平均信息熵分别提高到 6.843 和 6.713。此外, 直方图均衡化算法的信息熵值普遍高于其他算法, 这是由于直方图均衡化主要通过调整图像像素分布来使图像变得更加均匀, 从而使得图像表现出

更多的视觉信息, 然而这种方法也会放大噪声和其他无关信息, 从而导致实际去雾效果并不理想。

表 1 图 5 (a) 有雾图像的定量对比实验结果

Table 1 Quantitative comparative experimental results of the haze images in Fig.5 (a)

评价指标	有雾图像	直方图均衡化算法	Retinex 算法	DehazeNet	AODNet
平均信息熵	6.562	7.322	6.031	6.843	6.713

综合上述分析可以看出, 尽管基于图像增强的传统去雾方法在特定条件下能够提供较高的信

息熵值,但在处理复杂的真实有雾图像时往往表现欠佳。相比之下,基于深度学习的图像去雾算法不仅能够在大多数情况下取得更好的去雾效果,而且具有更强的鲁棒性和泛化能力。

针对基于先验信息的图像去雾算法(如暗通道先验 DCP^[20]、非局部去雾 NLD^[23])与基于深度学习的图像去雾方法(EPDN^[35]、DA^[46])在数据集 SOTS 上进行了对比实验。考虑到 SOTS 的有雾图像有其相对应的清晰图像,即有雾图像和清晰图像是像素级配对的,因此,采用图像恢复领域经典的有参考评价指标峰值信噪比 PSNR 和结构相似度 SSIM 作为定量评估指标,实验结果如表 2 所示。可以看出,基于深度学习的图像去雾方法在 PSNR 和 SSIM 指标上显著优于基于先验信息的传统去雾算法。主要原因是深度学习的方法能够从大规模数据中自动学习复杂的退化模式,并通过端到端的方式实现图像恢复。这种自适应的学习能力使其在面对复杂真实场景时表现出更高的鲁棒性和泛化性能,而传统方法则依赖于人工设计的先验知识,在实际应用中容易受到环境变化的影响,从而导致图像去雾效果不稳定。

表 2 SOTS 数据集定量对比实验结果

Table 2 Quantitative comparative experimental results of SOTS dataset

评价指标		DCP	NLD	EPDN	DA
室内	PSNR/ dB	19.95	17.29	25.09	30.32
	SSIM	0.872	0.801	0.932	0.981
室外	PSNR/ dB	20.44	18.11	20.32	22.59
	SSIM	0.898	0.871	0.902	0.927

3 图像去雾常用数据集及评价指标

3.1 图像去雾常用数据集

1) RESIDE 数据集。Li 等^[51]利用大气散射模型合成有雾图像,提出了真实单幅图像去雾数据集 RESIDE。该数据集也是目前图像去雾领域极其经典和被广泛使用的数据集,主要包括室内训练集 ITS、室外训练集 OTS、混合测试集 HSTS、合成测试集 SOTS 和真实测试集 RTTS 共 5 个子集。其中,ITS 包含 1 399 幅无雾图像以及利用大气散射模型生成的 13 990 幅有雾图像;OTS 包含 2 061 幅真实室外无雾图像以及相应的 72 135 幅有雾图像;SOTS 分别包含 50 幅室内和室外无雾图

像以及利用大气散射模型合成的有雾图像;HSTS 分别包含 10 幅合成和真实有雾图像,主要用于人的主观评价;RTTS 包含 4 332 幅真实有雾图像,主要用于测试图像去雾模型在真实场景中的去雾能力。

2) HazeRD 数据集。HazeRD 数据集^[52]也是一个合成有雾图像数据集,由于该数据集包含的有雾图像数量较少,因此,很少有算法将其作为训练数据集进行训练,但该数据集常被用于验证去雾模型的性能。该数据集包含 15 幅室外真实有雾图像,通过将场景深度分别设置为 50、100、200、500、1 000,合成了 75 幅有雾图像,即每幅无雾图像对应 5 幅有雾图像,且场景深度越大,雾浓度也越大。

3) D-HAZY 数据集。D-HAZY 数据集是 Ancuti 等^[53]在 Middelbury 和 NYU Depth 深度数据集的基础上,基于大气散射模型和图像深度信息合成的有雾数据集,包含 1 400 多对有雾图像及其对应的无雾图像。

4) I-HAZE 和 O-HAZE 数据集。上文所述有雾图像数据集均是利用大气散射模型人工合成得到,虽然对于模型训练具有重要意义,但仅仅使用上述数据集对模型进行测试,尚不能有效验证图像去雾算法在真实有雾图像上的去雾能力。基于此, Ancuti 等相继提出了 I-HAZE^[54]和 O-HAZE^[55]数据集,其分别包含 35 幅、45 幅室内和室外场景的有雾图像和无雾图像。与前文所述合成有雾数据集相比,I-HAZE 和 O-HAZE 数据集的有雾图像均由专业的造雾机直接生成,其雾分布也更加接近真实有雾图像。

5) URHI 数据集。URHI^[46]数据集是无注释的真实有雾图像数据集,包含 1 400 多幅真实有雾图像。该数据集由摄像机在真实场景下直接采集得到,因此,算法在该数据集上的去雾效果能直接反映其在真实场景下的去雾性能。需要指出的是,由于该数据集没有相对应的无雾图像,因此只能通过人的视觉感知系统进行主观比较,而无法使用客观评价标准对算法进行定量比较。

3.2 图像去雾常用评价指标

为评价图像去雾算法的性能,研究者们建立了一套广泛使用的图像去雾评价指标,主要分为主观评价和客观评价 2 种^[56]。

1) 主观评价指标。去雾图像的主观评价需要邀请多个研究人员从生成的去雾图像颜色、对比度、亮度、色差等方面对图像进行打分,然后采

用统计学知识对其进行加权, 以评价图像去雾质量高低。主观评价指标简单直接, 评价效果更加符合人类的视觉感知系统, 但由于需要邀请多个研究人员进行评价, 而不同的研究人员通常具有不同审美习惯, 其对图像的理解往往不尽相同甚至可能截然相反, 这就导致对图像的评价结果存在争议, 因此图像去雾主观评价指标通常只是一种辅助的评价指标^[57]。

2) 客观评价指标。去雾图像的客观评价通常使用某种数学模型的计算值来代替人的视觉感知系统, 可定量评价去雾图像并判断去雾效果的优劣。常用的客观评价指标主要分为2类: 一种是全参考图像评价指标, 这些指标依赖于原始无雾图像作为参考, 并通过比较去雾图像与参考图像之间的差异来评估去雾效果^[58], 常用评价指标包括峰值信噪比 PSNR、结构相似度 SSIM、学习感知图像块相似度 LPIPS 等; 另一种是无参考图像评价指标, 由于实际应用中往往难以获得原始无雾图像, 因此研究者们提出了一系列不依赖于参考图像的评价方法, 常用的评价指标包括自然图像质量评估 NIQE、无参考图像质量评估 BRIS-QUE、感知距离 FID 等。

4 研究结论与展望

本文系统回顾了近年来主流的图像去雾方法, 从传统物理模型驱动的方法到基于深度学习的数据驱动算法, 全面分析了各类方法的基本原理、技术特点、适用场景及其局限性。当前的研究趋势表明, 未来图像去雾算法将朝着以下方向发展。

1) 更精细的图像退化模型与先进的训练范式。当前图像去雾算法主要利用大气散射模型, 而大气散射模型是一个简化的图像退化模型。未来的图像去雾算法将更加依赖于对大气散射现象的深入理解和精细化建模, 包括考虑更多环境因素的影响, 从而构建更为准确的大气传输和图像退化模型。此外, 目前大多数先进的图像去雾算法依赖于大量标注良好的训练样本, 这限制了这些算法的广泛应用。为此需要继续探索更优的无监督或弱监督学习方法^[59], 进而训练出泛化能力更强的图像去雾模型, 并促进图像去雾算法在更多领域的实际应用。

2) 面向多种退化场景的图像增强。目前主流的图像去雾算法主要针对雾霾单一退化场景, 然而真实世界中的退化图像可能同时包含多种退化

形式, 如雨雾共存、雪雾共存等, 在这些复杂退化场景中, 只能处理单一退化类型的图像去雾方法往往不再适用。因此, 需要构建一种面向多种退化场景的图像增强模型^[60], 从而通过仅微调模型参数而无需全部重新训练, 解决多种退化场景下的图像增强问题。

3) 结合高层视觉任务的图像去雾。图像去雾是一种典型的底层视觉任务, 通常作为目标跟踪、行为分析、语义分割等高层视觉任务的预处理算法, 然而现有研究并没有建立底层图像去雾对高层视觉任务的直接指导关系, 而是将二者分开进行。为此需要根据具体的高层视觉任务挖掘相关先验知识^[61], 并自动反馈到图像去雾模型以建立两种任务之间的关联, 从而实现两种任务之间的相互指导和协同优化。

综上所述, 尽管图像去雾技术已经取得了显著进步, 但在复杂场景适应性、算法泛化能力等方面仍面临诸多挑战。未来的研究需要进一步融合先进的人工智能技术、光学建模方法, 以推动该技术向更加实用化、智能化的方向发展, 从而更好地服务于各种实际应用需求。

参考文献

- [1] CHOW T Y, LEE K H, CHAN K L. Detection of targets in road scene images enhanced using conditional GAN-based dehazing model[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(9): 5326.
- [2] LEE S, SON T, KWAK S. FIFO: learning fog-invariant features for foggy scene segmentation[C]// 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 18889-18899.
- [3] FAN G D, GAN M, FAN B, et al. Multiscale cross-connected dehazing network with scene depth fusion[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(2): 1598-1612.
- [4] DWIVEDI P, CHAKRABORTY S. A comprehensive qualitative and quantitative survey on image dehazing based on deep neural networks[J]. *Neurocomputing*, 2024, 610: 128582.
- [5] HE C M, SHEN Y Q, FANG C Y, et al. Discussion models in low-level vision: a survey[EB/OL]. (2025-02-25) [2025-04-12]. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2406.11138>.
- [6] LAN Y W, CUI Z G, SU Y Z, et al. SSKDN: a semisupervised knowledge distillation network for single image dehazing[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2023, 32(1): 013002.

- [7] YANG X T, XU Z, LUO J B. Towards perceptual image dehazing by physics-based disentanglement and adversarial training[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2018, 32(1): 7485-7492.
- [8] MCCARTNEY E J, HALL F F J. Optics of the atmosphere: scattering by molecules and particles [J]. *Physics Today*, 1977, 30(5): 76-77.
- [9] NAYAR S K, NARASIMHAN S G. Vision in bad weather[C]//*Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2002: 820-827.
- [10] 王道累, 张天宇. 图像去雾算法的综述及分析[J]. *图形学报*, 2020, 41(6): 861-870.
WANG D L, ZHANG T Y. Review and analysis of image defogging algorithm[J]. *Journal of Graphics*, 2020, 41(6): 861-870.
- [11] KIM T K, PAIK J K, KANG B S. Contrast enhancement system using spatially adaptive histogram equalization with temporal filtering[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 1998, 44(1): 82-87.
- [12] ZUIDERVELD K. Contrast limited adaptive histogram equalization[M]//Andrew S G. *Graphics Gems*. Amsterdam: Elsevier, 1994: 474-485.
- [13] ZHANG H, LIU X, HUANG Z T, et al. Single image dehazing based on fast wavelet transform with weighted image fusion[C]//2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 4542-4546.
- [14] 张登银, 鞠铭烨, 钱雯. 图像去雾算法研究现状与展望[J]. *南京邮电大学学报(自然科学版)*, 2020, 40(5): 101-111.
ZHANG D Y, JU M Y, QIAN W. Research status and prospect of image dehazing algorithm[J]. *Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2020, 40(5): 101-111.
- [15] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODSELL G A. Properties and performance of a center/surround retinex[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(3): 451-462.
- [16] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODSELL G A. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(7): 965-976.
- [17] OAKLEY J P, SATHERLEY B L. Improving image quality in poor visibility conditions using a physical model for contrast degradation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(2): 167-179.
- [18] 张然. 基于分数阶偏微分方程的雾天图像增强算法[D]. 西安: 西安理工大学, 2018: 21-27.
ZHANG R. Hazy image enhancement algorithm based on fractional partial differential equations[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2018: 21-27.
- [19] 周理, 毕笃彦, 何林远. 融合变分偏微分方程的单幅彩色图像去雾[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(5): 1466-1473.
ZHOU L, BI D Y, HE L Y. Single color image dehazing using variational partial differential equation [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(5): 1466-1473.
- [20] HE K M, SUN J, TANG X O. Single image haze removal using dark channel prior[C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 1956-1963.
- [21] 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.
- [22] FATTAL R. Dehazing using color-lines[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, 34(1): 1-14.
- [23] BERMAN D, TREIBITZ T, AVIDAN S. Non-local image dehazing[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 1674-1682.
- [24] 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.
- [25] REN W Q, PAN J S, ZHANG H, et al. Single image dehazing via multi-scale convolutional neural networks with holistic edges[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2020, 128(1): 240-259.
- [26] LI Y N, MIAO Q G, OUYANG W L, et al. LAP-Net: level-aware progressive network for image dehazing[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 3275-3284.
- [27] ZHANG H, PATEL V M. Densely connected pyramid dehazing network[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 3194-3203.
- [28] LI B Y, PENG X L, WANG Z Y, et al. AOD-Net: all-in-one dehazing network[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (IC-

- CV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 4780–4788.
- [29] REN W Q, MA L, ZHANG J W, et al. Gated fusion network for single image dehazing[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 3253–3261.
- [30] QIN X, WANG Z L, BAI Y C, et al. FFA-Net: feature fusion attention network for single image dehazing[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 11908–11915.
- [31] CHEN D D, HE M M, FAN Q N, et al. Gated context aggregation network for image dehazing and deraining[C]//2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 1375–1383.
- [32] LIU X H, MA Y R, SHI Z H, et al. GridDehazeNet: attention-based multi-scale network for image dehazing[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 7313–7322.
- [33] DONG H, PAN J S, XIANG L, et al. Multi-scale boosted dehazing network with dense feature fusion[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 2154–2164.
- [34] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[M]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2015. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234–241.
- [35] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139–144.
- [36] QU Y Y, CHEN Y Z, HUANG J Y, et al. Enhanced pix2pix dehazing network[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 8152–8160.
- [37] WU H Y, QU Y Y, LIN S H, et al. Contrastive learning for compact single image dehazing[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 10546–10555.
- [38] PENG Z, LUO M N, HUANG W B, et al. Learning representations by graphical mutual information estimation and maximization[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(1): 722–737.
- [39] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An image is worth 16×16 words: transformers for image recognition at scale[EB/OL]. (2021–06–03) [2025–04–12]. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2010.11929>.
- [40] SONG Y D, HE Z Q, QIAN H, et al. Vision transformers for single image dehazing[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2023, 32: 1927–1941.
- [41] GUO C L, YAN Q X, ANWAR S, et al. Image dehazing transformer with transmission-aware 3D position embedding[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 5802–5810.
- [42] QIU Y W, ZHANG K H, WANG C X, et al. MB-TaylorFormer: multi-branch efficient transformer expanded by Taylor formula for image dehazing[C]//2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2023: 12756–12767.
- [43] CHEN Z Y, WANG Y C, YANG Y, et al. PSD: principled synthetic-to-real dehazing guided by physical priors[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 7176–7185.
- [44] ZHAO S Y, ZHANG L, SHEN Y, et al. RefinedNet: a weakly supervised refinement framework for single image dehazing[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 3391–3404.
- [45] LI L, DONG Y L, REN W Q, et al. Semi-supervised image dehazing[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29: 2766–2779.
- [46] SHAO Y J, LI L, REN W Q, et al. Domain adaptation for image dehazing[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 2805–2814.
- [47] WANG Z Z, ZHAO H T, PENG J C, et al. ODCR: orthogonal decoupling contrastive regularization for unpaired image dehazing[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2024: 25479–25489.
- [48] ENGIN D, GENC A, EKENEL H K. Cycle-dehaze: enhanced CycleGAN for single image dehazing[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 938–946.

- [49] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 2242-2251.
- [50] YANG Y, WANG C Y, LIU R S, et al. Self-augmented unpaired image dehazing via density and depth decomposition[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 2027-2036.
- [51] LI B Y, REN W Q, FU D P, et al. Benchmarking single image dehazing and beyond[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 28(1): 492-505.
- [52] ZHANG Y F, DING L, SHARMA G. HazeRD: an outdoor scene dataset and benchmark for single image dehazing[C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 3205-3209.
- [53] ANCUTI C, ANCUTI C O, DE VLEESCHOUWER C. D-HAZY: a dataset to evaluate quantitatively dehazing algorithms[C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 2226-2230.
- [54] ANCUTI C, ANCUTI C O, TIMOFTE R, et al. I-HAZE: a dehazing benchmark with real hazy and haze-free indoor images[M]//Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems. Cham: Springer International Publishing, 2018: 620-631.
- [55] ANCUTI C O, ANCUTI C, TIMOFTE R, et al. O-HAZE: a dehazing benchmark with real hazy and haze-free outdoor images[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Salt Lake City: IEEE, 2018: 754.
- [56] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [57] KANG Y M, ZHANG L, HU P, et al. Learning depth aware decomposition for single image dehazing[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2024, 248: 104069.
- [58] LAN Y W, CUI Z G, LIU C, et al. Exploiting diusion prior for real-world image dehazing with unpaired training[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2025, 39(4): 4455-4463.
- [59] SINDAGI V A, OZA P, YASARLA R, et al. Prior-based domain adaptive object detection for hazy and rainy conditions[M]//Computer Vision-ECCV 2020. Cham: Springer International Publishing, 2020: 763-780.
- [60] CHEN H T, WANG Y H, GUO T Y, et al. Pre-trained image processing transformer[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 12294-12305.
- [61] ZHOU H Y, JIANG F, LU H T. SSDA-YOLO: semi-supervised domain adaptive YOLO for cross-domain object detection[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2023, 229: 103649.

Review on Dehazing Algorithm for Degraded Images in Complex Scenes

LI Qinghui, CUI Zhigao*, CHEN Yuqiang,
LAN Yunwei, CAI Yanping, SU Yanzhao

(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

ABSTRACT: To address the issue of performance degradation in advanced visual tasks, such as object detection, semantic segmentation, and person re-identification caused by complex degraded images under haze weather conditions, an overview of dehazing techniques for degraded images in complex scenes was provided. First, the formation mechanism of haze images and the degradation models were introduced. Second, the evolution from conventional physical model-based image dehazing methods to current deep learning-based approaches was reviewed, providing a detailed analysis of the characteristics, advantages, and

limitations of each method. Finally, common datasets and evaluation metrics in the field were presented and future development trends were discussed to provide valuable references for researchers in related fields and jointly promote image dehazing technologies towards a more intelligent and practical direction.

KEYWORDS: degraded image; image dehazing; deep learning; physical model

（编辑：于福兴）

向专家致谢

2025 年，《火箭军工程大学学报》的审稿专家秉持专业精神，耐心细致地对评审稿件提出科学、合理的意见与建议，为提升稿件的学术质量与写作水平，促进期刊建设与发展奠定了扎实的基础。为此，特向一年中所有参与稿件审阅的专家（以姓氏笔画为序排列）致以最诚挚的谢意！

于传强	马 伟	马 峰	王 飞	王正元	王永超	王志凯	王 坤	王 忠	王金涛
王沿朝	王学仁	王焕春	王 蕊	车 俐	戈艺萌	孔祥玉	白柯萌	乐 浩	吕晓猛
朱丰超	伍 明	向 前	刘小方	刘洁瑜	刘 顾	刘 博	祁 清	许庆明	许剑锋
孙振生	阳能军	苏 娟	李义红	李天梅	李亚雄	李江华	李进军	李 林	李 剑
李勇翔	李艳玲	李艳娇	李晓军	李 敏	李翔宇	李鹏飞	李新三	杨小冈	杨正伟
杨志勇	杨 波	杨 剑	杨 萍	时晨光	吴其华	吴慎将	何 川	何玉杰	何 兵
余志勇	宋海涛	张大巧	张云佐	张文斌	张玉贵	张有宏	张建勋	张 辉	张 鑫
陈正生	陈 兴	陈兴彬	陈桂明	陈 强	林粤伟	罗海波	金 伟	周兰伟	周永涛
周召发	周志杰	郑建飞	郑 浩	孟云鹤	赵一龙	赵久奋	赵军阳	赵建伟	赵晓枫
郝 帅	胡 宇	胡雪垚	俞坤东	姜 静	姚青旭	姚俊萍	秦伟伟	秦 晋	聂保杰
贾 瑛	顾 瑞	徐东辉	徐 宁	高成强	高 旻	高姣姣	高 晶	郭文普	郭康康
席建祥	唐圣金	唐登洪	黄富瑜	曹 菲	龚禾林	崔建明	崔智高	康兴无	蒋留兵
韩远飞	辜弘炆	程洪杰	舒健生	甄 立	蔡光斌	蔡 伟	蔡志强	蔡幸福	蔡星会
蔡艳平	裴季方	裴 洪	管文良	鲜 勇	廖守亿	潘乐飞	薛 亮	魏一苇	

特别感谢杨燕初研究员、罗海波副研究员对“临近空间浮空器研发与应用专题”、席建祥教授与郑建飞教授对“空天智能导航制导控制与健康管理专题”、李爱华教授对“复杂视频监控场景图像分析与数据挖掘专题”的支持。诚挚欢迎各位专家学者为期刊专题做进一步指导，对期刊创新发展提出宝贵的意见建议。

《火箭军工程大学学报》编辑部

二〇二六年一月