

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508489

尘雾天气条件下退化图像时空频域恢复与增强*

聂泽西^{1,2} 王洪金¹ 何贇泽^{1,3} 付玉轩¹ 张振军²

(1. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082; 2. 湖南大学人工智能与机器人学院 长沙 410082;

3. 湖南大学深圳研究院 深圳 518000)

摘要:在计算机视觉任务中,尘、雾环境对图像的能见度及细节特征造成了严重的影响,制约了下游视觉任务的性能,为恢复和增强由恶劣天气条件退化的图像细节,提出一种时空频域图像恢复增强方法。该方法通过研究光在尘、雾大气条件下的扩散数学模型,用高斯滤波模拟大气对光传播的扩散衰减作用,从退化的输入构建了伪时间图像序列,并通过时空维度的傅里叶变换得到序列的时空频域特征。受还原赝热流(RPHF)理论的启发,设计了频域反卷积核序列的高频信息进行加权以抵消大气扩散对图像细节信息的退化效应,对加权之后的频率特征进行傅里叶反变换以重建增强图像。为了验证该方法,建立了包含不同退化强度的尘、雾场景天气数据集,并对其进行实验。实验结果表明,与传统算法相比,该方法在中、重度退化场景下(如雾-重度退化的可见边缘比 e : 78.990)表现较优秀,能够较有效地恢复图像细节。然而,在轻度退化场景下,由于图像的高频信息较多,方法对于图像高频信息不加区分地放大对图像质量的恢复产生了负面作用。总体而言,该方法更适用于中至重度退化图像的恢复与增强。

关键词: 图像恢复与增强; 傅里叶变换; 核函数; 伪时间序列

中图分类号: TP391.4; TN942 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.6040

Spatiotemporal-frequency domain restoration and enhancement for degraded images in multi-weather scenarios

Nie Zexi^{1,2} Wang Hongjin¹ He Yunze^{1,3} Fu Yuxuan¹ Zhang Zhenjun²

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. School of Artificial Intelligence and Robotics, Hunan University, Changsha 410082, China;

3. Shenzhen Research Institute of Hunan University, Shenzhen 518000, China)

Abstract: In computer vision tasks, dust and fog environments have a severe impact on the visibility and detailed features of images, which restricts the performance of downstream vision tasks. To restore and enhance the details of images degraded by adverse weather conditions, a spatio-temporal frequency domain image restoration and enhancement method is proposed. This method studies the mathematical model of light diffusion under dust and fog atmospheric conditions, uses Gaussian filtering to simulate the diffusion and attenuation effect of the atmosphere on light propagation, constructs a pseudo-time image sequence from the degraded input, and obtains the spatio-temporal frequency domain features of the sequence through Fourier transform in the spatio-temporal dimension. Inspired by the restored pseudo heat flux (RPHF) theory, a frequency domain deconvolution kernel is designed to weight the high-frequency information of the sequence to counteract the degradation effect of atmospheric diffusion on the image detail information. The inverse Fourier transform is performed on the weighted frequency features to reconstruct and enhance the image. To verify this method, a weather dataset containing dust and fog scenes with different degradation intensities is established for experiments. The experimental results show that compared with traditional algorithms, this method performs excellently in medium and severe degradation scenarios (such as the visible edge ratio e of severely degraded fog: 78.990) and can effectively restore images. However, in mild degradation scenarios, due to

收稿日期: 2025-06-21 Received Date: 2025-06-21

* 基金项目: 湖南省自然科学基金重大项目(2021JC0004)、中国国家自然科学基金一般项目(62373138)、国家磁约束核聚变能发展研究专项青年项目(2024YFE03250600)、教育部系统控制与信息处理重点实验室开放项目(Scip20230107)、湖南省科技创新领军项目(2023RC1039)资助

the large amount of high-frequency information in the images, the indiscriminate amplification of high-frequency information by the method has a negative effect on image quality restoration. Overall, this method is more suitable for the restoration and enhancement of moderately to severely degraded images.

Keywords: image restoration and enhancement; fourier transform; kernel function; pseudo time series

0 引言

在计算机视觉任务中,沙尘、雨雾等恶劣天气环境对图像的可见度和细节特征影响严重,极大地制约了下游视觉任务的性能。因此,尘、雾天气条件下退化图像的恢复与增强研究受到了广泛关注。同时处理多种天气条件的图像恢复任务通常更复杂。如何在多种恶劣环境下提出一种有效的图像恢复和增强方法是一个值得研究的问题。

目前,研究者对极端条件下的图像恢复任务^[1-4]进行了大量的研究。然而,这些方法几乎不可能推广到其他天气情况。虽然这些方法可以综合处理多场景图像恢复任务,但在决策层面的综合图像恢复方法不能灵活地处理多种不利天气条件交织下的图像恢复任务。近年来,一些基于深度学习的通用多天气恢复模型得到了发展。例如,Wen等^[5]设计了一个序列发生器,在多个尺度上捕获各种天气干扰退化特征,实现了对全局退化特征的有效去除。Valanarasu等^[6]提出了一种改进的基于 Intra-PT 模块的 Transformer Encoder-Decoder 架构,有效地完成了底层视觉任务的精细特征提取。然而,由于图像恢复任务的独特性,对于在现实世界中捕获的退化图像,几乎不可能获得相应的地真图像。而基于监督学习^[7-8]的方法严重依赖于数据的质量,因此使用合成数据集训练的网络的实际应用受到限制。为了克服数据集质量对图像恢复结果的限制,生成式模型^[9-11],如生成对抗网络(generative adversarial nets, GAN)、变分自编码器(variational auto-encoders, VAE)和扩散模型(diffusion models)利用其强大的图像生成能力,在各种图像恢复任务中取得了具有竞争力的性能。但生成模型往往难以处理真实场景中复杂的物理现象,当图像退化严重时,生成模型的性能往往不能令人满意。

大气散射模型(atmospheric scattering model, ASM)是描述光在大气中传播和散射过程的数学模型。在预判断大气光的基础上,通过估算大气光分布,将单幅图像中的大气光信息与目标光分离,达到图像恢复的目的。在尘、雾等多种天气条件下,水滴、冰晶和大气颗粒会散射光线。在这些场景下,大气散射模型可以有效地指导图像恢复^[12-14]。目前,基于大气散射模型的退化图像恢复主要应用于雾天场景。例如,暗通道先验技术^[15-16]通过图像某些区域颜色通道的“黑暗”来估计大气光的传输,

从而实现图像去雾,但其去雾效果严重依赖于算法邻域参数的预设。Ju等^[17]通过将图像分割成多个区域,寻找图像亮度与图像深度之间的关系来估算大气透光率。但是,图像区域划分的数量和方法仍然值得讨论。

针对基于大气散射模型的算法对算法参数选择的依赖性较强,以及基于深度学习的算法在复杂条件下泛化能力不足的问题,提出了一种尘、雾退化图像的时空频域恢复增强算法。首先,考虑光在尘、雾大气环境中的传播扩散现象,对尘、雾天气条件下光在大气中的传播散射进行了数学建模;然后,构建独立于真实世界的图像空间,根据所讨论的光在大气中传播的散射规律,在图像空间中模拟目标光在真实世界中传播的散射效应,构造目标光在空间中传播的时序图像序列;之后,对图像序列分别在时域和空域进行傅里叶变换,得到图像序列的时空频域特征,通过应用反卷积核,增强图像空间及伪时间频域上的高频分量;最后,将频域特征反变换回时空域,求解出更清晰的退化恢复增强图像。为了验证算法的有效性,采集了不同退化条件下的尘、雾场景图像构建数据集,并采用多项定量指标综合评价算法的恢复与增强效果。实验结果表明,与一些经典的图像恢复算法相比,所提出的方法在中度和重度退化环境下能恢复和增强目标的光信息细节与轮廓特;然而,在轻度退化场景下,由于图像本身的高频信息保留较为完整,所提出方法的高通滤波特性易放大噪声和引入振铃效应和光圈伪影,导致了负面的图像恢复效果。总体而言,该算法更适用于退化程度较高的图像恢复场景。

1 退化图像的时空频域恢复与增强方法

1.1 算法机理

在尘、雾场景中,由于大气中水滴、尘埃等小颗粒的存在,光在大气中传播时在这些小颗粒之间不断发生吸收、反射和折射,导致观测设备所观测到的图像变得模糊。考虑一个尘、雾环境下退化图像的恢复问题,假设待观测清晰目标发射或反射的光为 I_0 。由于 I_0 还没有经历大气的退化作用,其为预期的清晰目标图像。随着光在大气中传播距离的增加,大气中小颗粒产生的光的散射和衰减效应对 I_0 的退化作用逐渐明显。当目标光 I_0 穿过大气到达观测设备成像后,即得到清晰目标光图像 I_0 的退化图像 I_m 。假设垂直于目标光在大气中的传播方向为 x 和 y 方向,目标光在大气中的传播方向为 z 方向,大

气环境对目标光传播的退化作用见式(1)。

$$\frac{\partial I}{\partial z} = -\mu I + D \nabla_{x,y}^2 I \quad (1)$$

式中: $I(x, y, z)$ 表示目标光强度; μ 为大气介质的吸收系数; D 为散射系数; ∇^2 为拉普拉斯算子。对式(1)左右两端在 x, y 方向上进行傅里叶变换, 并在 z 方向解微分方程, 可得式(2), 其描述了退化方程(1)的频域解析形式。

$$\hat{I} = A e^{-(\mu + D\xi^2)z} \quad (2)$$

式中: \hat{I} 为目标光在方向上的傅里叶变换; ξ^2 为 x, y 方向空间频率的平方模; A 是一个常量。代入边界条件

$$\hat{I}|_{z=0} = \hat{I}_0, \text{ 即可解 } A = \hat{I}_0. \text{ 令 } l = z \cdot D, \eta = \frac{\mu}{D}, \text{ 则对于在距}$$

目标 z_m 时相机采集到图像 \hat{I}_m 可使用式(3)进行描述。

$$\hat{I}_m = \hat{I}_0 e^{-(\eta + \xi^2)z_m} \quad (3)$$

对于在距目标 z_n 时相机采集到图像 \hat{I}_n , 如果 z_n 的距离大于 z_m , 则存在 $z^* = z_n - z_m > 0$, 可构造式(4), 其描述了不同距离退化图像之间的变换关系。

$$\hat{I}_n = \hat{I}_m e^{-z^* \eta} e^{-\xi^2 z^*} \quad (4)$$

式中: 等号右边第 1 个指数项 $e^{-z^* \eta}$ 描述了目标光在从平面 m 传播到平面 n 的过程中由于介质吸收造成的整体强度均匀衰减, 衰减程度仅依赖于距离 z^* 和相对吸收强度 η , 与空间频率 ξ 无关; 第 2 项 $e^{-\xi^2 z^*}$ 描述了在传播距离 z^* 上由于介质散射造成的图像模糊, 形式对应于空间域中的一个高斯卷积核, 在目标光传播过程中, 图像的高频细节分量 (ξ 大) 被严重衰减 ($e^{-\xi^2}$ 很小), 导致了图像细节的丢失。

对于稀薄的均匀扩散介质, 如大气环境中的尘和雾, 对目标光传播的散射效应一般远强于吸收, 假设在一种理想情况下有 $\mu \rightarrow 0$, 则有如式(5)所示。

$$\hat{I}_n = \hat{I}_m e^{-z^* \eta} e^{-\xi^2 z^*} \approx \hat{I}_m e^{-\xi^2 z^*} \quad (5)$$

将式(5)逆变换回空间域, 得到式(6), 其反映了空间域下不同距离退化图像之间的变换关系。

$$I_n = I_m * \left[\frac{1}{\sqrt{2z^*}} \exp\left(-\frac{x^2}{4z^*}\right) \right] \quad (6)$$

式中: $*$ 表示卷积操作。若观测距离为 z_k 下目标光图像 \hat{I}_k , 有 $\hat{I}_k \approx \hat{I}_m e^{-\xi^2 z_k^*}$, $k = 1, 2, 3, \dots, N$ 。当 $z_k \gg z_m$ 时, \hat{I}_0 与 \hat{I}_m 的差异相比于 \hat{I}_k 之间的差异相对可以忽略, 若以 I_0 为参考, 并记 $z_k = z_k^* + z_m$, 则可记系列 I_k 表达式为式(7)。

$$I_k = I_0 * \left[\frac{1}{\sqrt{2z_k}} \exp\left(-\frac{x^2}{4z_k}\right) \right] \quad (7)$$

由于 $l_k > 0$, 卷积核 $\left[\frac{1}{\sqrt{2z_k}} \exp\left(-\frac{x^2}{4z_k}\right) \right]$ 与热传导

问题中的格林函数一致, 令 $t = z_k$, I_t 为类似温度的量, 则可虚拟一个热扩散轴 z^* , 则 I_k 可以看成以式(8)在 $t = z_k$ 时 $z^* = 0$ 的温度。

$$\frac{\partial I_t}{\partial t} = \nabla^2 I_t \quad (8)$$

有边界条件 $\frac{\partial I_t}{\partial z^*} |_{z^*=0} = I_0, \frac{\partial I_t}{\partial z^*} |_{z^* \rightarrow \infty} = 0, I_t(t = l_m, z^* = 0) = I_m$, 该方程在 $z^* = 0$ 的通解形式为式(9)。

$$I_t |_{z^*=0} = I_0 * \left[\frac{1}{\sqrt{2t}} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{4t}\right) \right] \quad (9)$$

在傅里叶汉克尔频域中存在式(10)。

$$\hat{I}_t |_{z^*=0} = \hat{I}_0 / \sqrt{\xi^2 + i \cdot \omega} \quad (10)$$

式中: ω 为傅里叶变换的时间频率, 根据 Wang 等^[18]提出的还原赝热流 (restored pseudo heat flux, RPHF) 理论, 可以设计一个反卷积核 $H = \sqrt{\xi^2 + i \cdot \omega}$ 对图像序列的频域特征进行加权, 即 $\hat{I}_0 = \hat{I}_k \cdot H$, 进而对清晰图像 \hat{I}_0 进行估计。

1.2 算法流程

所提出的算法被分解为“伪时间序列构建”、“时空傅里叶变换与反卷积核构建”、“频域加权与图像重建”3个实现步骤。

1) 伪时间序列构造

在图 1(a) 中, 观测设备拍摄了图像 I_m , 该图像在大气中传播距离为 z_m 。为恢复这张图像, 需要在目标光传播路径上的多个距离位置采集相应多张图像, 形成图像序列, 而对于任意一张退化图像的恢复, 往往不存在相应匹配的图像序列。如图 1(b) 所示, 可以构造一个独立于真实世界的图像空间 V 。在图像空间 V 中, 光从 I_0 传播到 I_m 的中间过程是未知的, 但根据式(6), 可以使用不同核大小和标准差的高斯滤波器对捕获的图像 I_m 进行处理, 生成目标光传播的时间图像序列 $I_{m:m+T}$ 。本研究对图像 I_m 的每个颜色通道进行 50 步高斯模糊运算, 利用逐级放大的高斯核构造序列 $I_{m:m+T}$ 。

2) 时空傅里叶变换 (FFT) 与反卷积核构建

根据式(11)在时空维度上对空间域 V 内的构造序列 $I_{m:m+T}$ 进行时空傅里叶变换 (IFFT), 如图 1(c) 所示。该过程生成图像序列 $I_{m:m+T}$ 的时空频域表示。

$$\hat{I}(\xi, \omega) = \frac{\hat{I}_0(\xi, \omega)}{\sqrt{\xi^2 + i\omega}} \quad (11)$$

式中: $\hat{I}(\xi, \omega)$ 为光扩散过程中的时空频域表示, $\hat{I}_0(\xi, \omega)$ 为目标光扩散开始时间的频域状态, ξ 和 ω 分别为傅里叶变换在空间和时间维度上的频率。

对于反卷积核 H 的构建, 首先根据式(12)将时空网

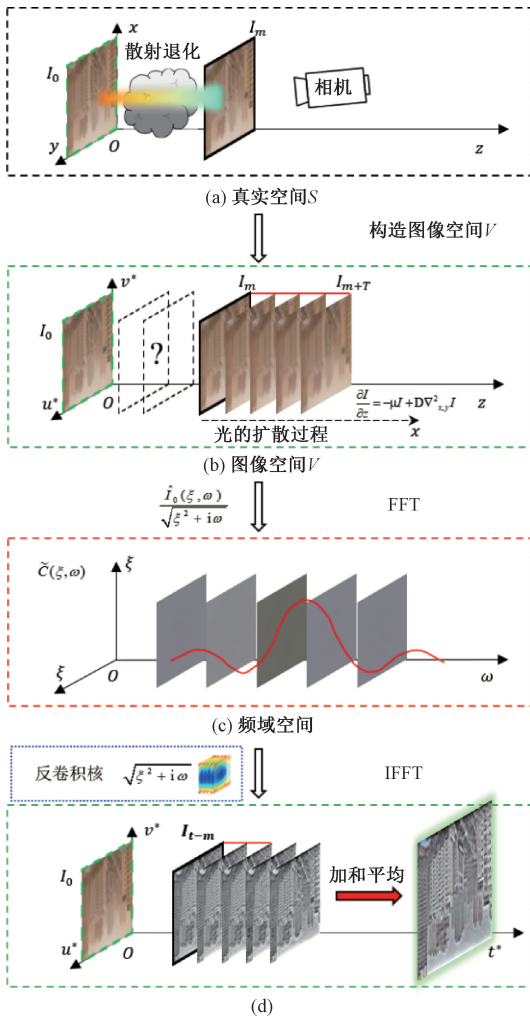


图1 所提出算法整体流程

Fig. 1 General principle diagram of algorithm

格划分为 $[-2\pi, 2\pi]$, 其中 u, v 为图像的空间分辨率, f 为图像序列的总帧数, 得到图像列方向的空间矩阵 $U \in \mathbb{R}^{u \times v \times f}$, 行方向的空间矩阵 $V \in \mathbb{R}^{u \times v \times f}$, 时域矩阵 $W \in \mathbb{R}^{u \times v \times f}$ 。

$$\begin{cases} U_{i,j,k} = \frac{2\pi(2i-u)}{u} \\ V_{i,j,k} = \frac{2\pi(2j-v)}{v} \\ W_{i,j,k} = \frac{2\pi(2k-f)}{f} \end{cases} \quad (12)$$

根据式(13)逐元构造图像反卷积核矩阵 H 。

$$H_{i,j,k} = \sqrt{U_{i,j,k}^2 + V_{i,j,k}^2 + i \cdot W_{i,j,k}^2} \quad (13)$$

3) 频域加权与图像重建

反卷积过程的频域特征计算公式如式(14)所示。

$$\hat{I}_0(\xi, \omega) = \hat{I}(\xi, \omega) \sqrt{\xi^2 + i\omega} \quad (14)$$

在图像的空间维度中, 高频分量代表边缘和细节, 散

射效应会削弱这些分量, 反卷积核中的 ξ^2 项增强了空间维度高频分量的权重, 可以恢复图像的边缘细节, 这体现在反卷积核的图像上, 特征是中心值低, 外围值高; 在图像的时间维度上, 逐步的高斯模糊过程让高频细节信息在序列中逐步丢失, $i\omega$ 项则对序列中的这种时间高频分量进行了放大, $i\omega$ 同时对时间信号施加 45° 的相位超前, 补偿了扩散造成的相位滞后, 逆转了扩散效应的时序演化。

利用核函数对频域特征进行加权后, 进行时空傅里叶逆变换重构时域信号。在理论上, 序列中第一张重构的图像应该最接近原始清晰图像 I_0 的图像, 因为它对应扩散过程的起始点。在实验部分的验证中, 对于每一组清晰图像, 统一做 50 步的扩散处理, 每个输入图像将产生 50 个时步的输出图像。为抑制噪声并增强鲁棒性, 对输出图像组的前 10 个时步进行平均处理, 这个平均图像被作为 I_0 的估计, 如图 1(d) 所示。

2 实验与结果

2.1 数据集构建

为了验证本文提出的图像恢复增强算法在不同天气条件下的性能, 需要构建包含尘、雾两种不同退化程度天气环境的数据集。然而, 目前公开的图像去雾、去尘数据集大多使用合成图像, 而其他真实场景数据集的场景过于简单, 难以对算法的场景适应性进行综合评价。为了寻找和构建合适的多天气数据集, 在一些公共数据集和网络公共图像库中进行了图像选择。虽然部分图像数据来源于互联网, 但在采集过程中保证了数据的真实性和代表性。为了进一步确保数据质量, 所有图像都经过人工挑选以确保每个数据集中的图像在视觉上与相应天气环境的特征一致。每个数据集中图像的分辨率和质量取决于拍摄条件, 有些图像分辨率较高, 能够反映更详细的细节, 而其他图像分辨率较低, 模拟不同天气条件的极端情况。这些差异有助于全面考察算法在处理不同质量图像时的恢复和增强能力。根据图像退化的视觉可见性, 将每个数据集分为“ A. 轻度退化 (mild)”、“ B. 中度退化 (moderate)”和“ C. 严重退化 (serious)”3 个级别, 每个级别共有 10~20 张图像。

1) 沙尘天气数据集

选取风沙天气下的室外交通环境图像, 强调粉尘对物体轮廓和颜色的影响。

2) 雾天数据集

包含雾霾天气下的交通、高层建筑和自然景观图像, 突出雾霾对远距离视觉距离的影响。

图 2 为来自每个数据集的一些图像示例, 包括来自不同场景和天气条件的图像。对于每个类别, 数据集中

“A. 轻度退化”、“B. 中度退化”和“C. 严重退化”的图像示例从左到右显示。为达到绘图效果,对显示的部分图像进行了锁定宽高比的缩放和裁剪。

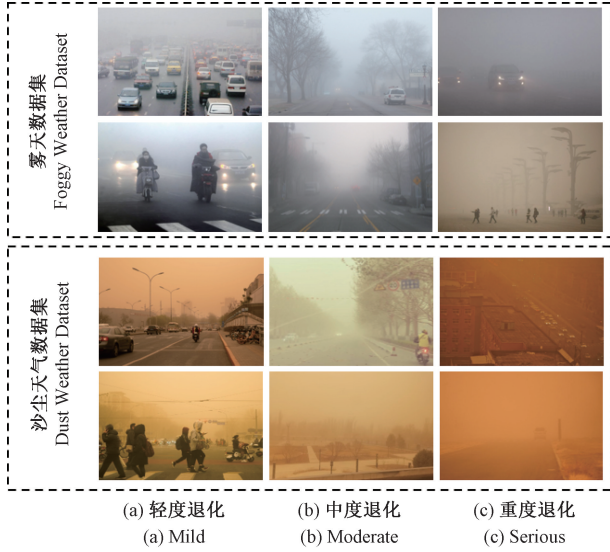


图 2 数据集组成展示

Fig. 2 Dataset composition display

2.2 实验结果与分析

为了证明所提方法的有效性,同时使用直方图均衡化、Retinex 方法、暗通道先验和 DehazeNet 图像去雾网络对所构建的数据集进行处理,并将结果与所提出方法进行对比。其中,采用直方图均衡化方法时,先对每个颜色通道进行直方图均衡化,然后将每个通道的运算结果按照通道顺序进行组合,得到最终的增强图像。

1) 定性评价

图 3 给出了其他图像复原增强方法和所提出图像复原增强方法在尘、雾数据集上的增强结果,所示图像均选自数据集中“严重退化”级别的图像。由图可见,直方图均衡化方法可以提高图像对比度,但不能显著增强图像细节特征,直方图均衡化并不能很好地处理图像中的光晕现象,在沙尘天气图像恢复中,图像上方恢复图像时出现了一种类似太阳的奇怪光晕;Retinex 在各种场景中的表现较好,但在有雾图像的处理中,算法对骑车行人的面部细节的恢复有负面效果,并在行人身体边缘出现了一圈不自然的光晕,相比于其他方法,Retinex 不能很好地抑制噪声;暗通道先验方法在有雾图像的恢复中表现正常,但在沙尘天气条件的图像恢复中出现了不自然的蓝色光晕,难以适应多变复杂的场景恢复任务;DehazeNet 在图像去雾任务中降低了图像对比度,在有雾图像恢复任务中放大了光晕效应,在图像去尘任务中表现不佳;相比之下,所提方法能够在极端场景下相对有效地恢复和

增强图像的细节特征。例如,在雾图像恢复任务中使道路上的车道线更加清晰,算法恢复后的骑自行车者的面部表情和裂缝沥青路面更加清晰可见;在图像去尘任务中,所提方法能够恢复被风沙遮挡的建筑物细节;总体而言,所提算法在捕捉图像细节和纹理特征方面表现优秀,能够提高视场中物体之间的区分度。

2) 定量评价

由于自建数据集中没有清晰的真实图像,采用了一些无参考的图像评价指标对所提出算法的性能进行评价,分别为可见边缘比 e 、梯度增强比 r 、饱和度像素比 σ ^[19]、图像熵增加百分比 c ^[20]、最小局部方差 s_{noise} ^[21]。其中 e, r 反映了算法对图像细节轮廓的增强能力, σ, c, s_{noise} 反映了算法对图像信息的恢复效果, $e, r, \sigma, c, s_{noise}$ 的定义如下。

(1) 可见边缘比率 e

$$e = \frac{n_r - n_o}{n_o} \quad (15)$$

式中: n_r 和 n_o 分别表示复原图像和原始图像的可见边缘数。 e 的大小在一定程度上反映了算法对图像微小细节的增强能力, e 值越高表示算法对图像纹理细节的增强越好。

(2) 梯度增强比率 r

$$r = \exp\left(\frac{1}{n_r} \sum_{P_i \in \theta_r} \log r_i\right) \quad (16)$$

式中: θ_r 是复原图像中可见边缘的集合; P_i 是该集合的单边缘; r_i 是复原图像与原始图像之间的梯度比。梯度增强比 r 反映了增强后图像像素值与原始图像之间的梯度关系。 r 越高,说明算法对图像轮廓信息的增强效果越好。

(3) 饱和度像素比 σ

$$\sigma = \frac{n_s}{dim_x \times dim_y} \quad (17)$$

式中: n_s 表示恢复后已饱和但恢复前未饱和的像素数; dim_x 和 dim_y 表示图像的大小。较低的 σ 值意味着图像增强算法在进行图像增强时图像信息损失较小。

(4) 图像熵增加百分比 c

$$c = \frac{c_o - c_r}{c_r} \times 100\% \quad (18)$$

式中: c_r 是原始图像的全局图像熵; c_o 是复原后图像的全局图像熵。图像熵反映了图像信息的丰富程度。有效的退化图像恢复增强算法可以去除原始图像中的退化部分,恢复图像细节,使图像熵值增加的百分比更高。

(5) 最小局部方差 s_{noise}

$$s_{noise} = \min_k s_k \quad (19)$$

式中: k 表示图像均衡的区域索引; s_k 表示 k 区域的局部方差。 s_{noise} 值越低,图像的整体噪声水平越低。

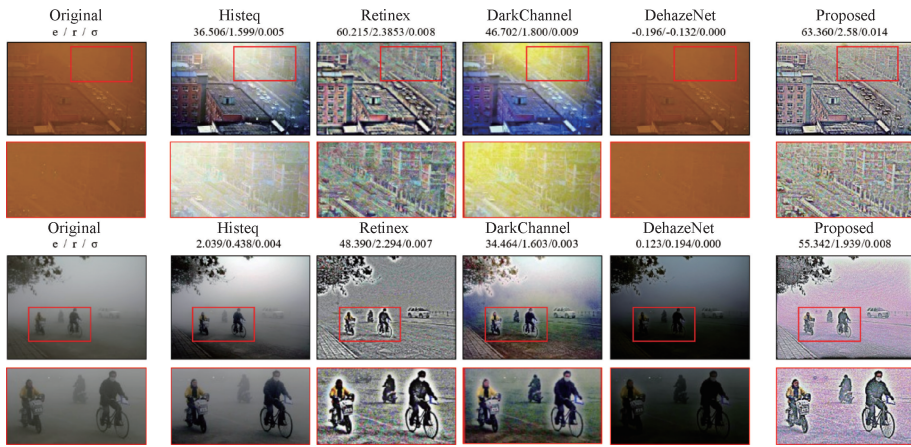


图 3 各算法对尘、雾数据集图像的增强效果比较

Fig. 3 Comparison of enhancement effects of each algorithm on the dust and fog dataset images

表 1 各算法量化指标对比

Table 1 Comparison of quantitative indicators of each algorithm

天气条件 评价指标	雾 (A)					雾 (B)					雾 (C)				
	$e \uparrow$	$r \uparrow$	$\sigma \downarrow$	$c \uparrow$	$s \downarrow$	$e \uparrow$	$r \uparrow$	$\sigma \downarrow$	$c \uparrow$	$s \downarrow$	$e \uparrow$	$r \uparrow$	$\sigma \downarrow$	$c \uparrow$	$s \downarrow$
Histeq	1.125	0.456	0.005	8.758	2.011	1.652	0.401	0.005	8.387	2.372	3.100	0.448	0.005	8.048	1.154
Retinex	4.420	1.476	0.005	8.949	48.541	8.839	1.341	0.004	9.895	62.046	51.243	1.711	0.005	7.091	40.330
DarkChannel	2.615	0.943	0.012	9.385	11.687	4.928	1.037	0.012	9.660	6.515	27.493	1.273	0.007	10.019	4.496
DehazeNet	0.379	0.197	0.002	5.063	0.975	0.611	0.181	0.000	8.073	1.159	0.983	0.144	0.001	7.400	0.975
Proposed	2.748	1.187	0.008	8.011	40.942	12.448	1.718	0.005	10.066	23.520	78.990	2.186	0.007	10.871	141.946
天气条件 评价指标	尘(A)尘(B)					尘(C)									
	$e \uparrow$	$r \uparrow$	$\sigma \downarrow$	$c \uparrow$	$s \downarrow$	$e \uparrow$	$r \uparrow$	$\sigma \downarrow$	$c \uparrow$	$s \downarrow$	$e \uparrow$	$r \uparrow$	$\sigma \downarrow$	$c \uparrow$	$s \downarrow$
Histeq	0.925	0.431	0.003	9.245	1.416	2.192	0.564	0.005	10.716	1.622	9.178	0.754	0.005	17.123	1.497
Retinex	2.920	1.284	0.007	9.052	26.663	5.138	1.399	0.006	11.049	86.415	31.480	1.779	0.005	13.827	58.119
DarkChannel	1.711	0.750	0.035	10.498	3.690	4.257	1.007	0.024	11.637	6.585	21.691	1.198	0.041	17.829	6.208
DehazeNet	0.290	0.226	0.001	3.277	1.891	0.415	0.184	0.000	3.333	0.866	0.220	0.048	0.000	1.776	0.412
Proposed	1.648	1.264	0.005	8.299	23.775	8.675	1.664	0.006	13.078	21.800	40.026	1.996	0.006	19.985	88.592

基于所构建尘、雾天气条件的数据集,计算了每种算法在每个退化级别下的处理结果的 5 个指标。根据表 1 实验数据对比分析该方法在边缘提取($e \uparrow$)和细节增强($r \uparrow$)方面明显优于其他算法,其中沙尘场景(C)($e = 40.026, r = 1.996$)和雾场景(C)($e = 78.990, r = 2.186$)的度量值最优,实验证明,时空频域增强策略对增强轮廓特征是有用的。同时,在尘、雾较为严重的天气条件下,信息恢复能力(c)保持领先,在严重退化(C)任务中,沙尘和雾场景的 c 值分别达到 19.985 和 10.871,表明模型在严重退化下的物理约束有效性。与所提出算法相比,直方图均衡化算法及暗通道先验算法虽然对噪声不太敏感,但在边缘增强比上表现远为落后,相比之下 Retinex 与所提方法性能相近,在图像退化程度较低的情况下,表现较所提出方法优秀,但随着退化程度的增加,所提出方

法性能逐渐赶超 Retinex。在 C 类退化情况下,算法恢复效果更好,可以增强可见边缘,猜测原因是随着退化程度的增加,大气对图像的散射效应逐渐主导了图像的退化,与所提出算法的建模过程较为一致,因此,所提出的方法对于散射主导的退化图像恢复场景较为有效。

3) 局限性分析

所提出的算法在尘、雾场景下的图像边缘增强与信息恢复方面表现出一定的有效性,但本质上所提方法的反卷积操作是一个在时空维度上加权设计的高通滤波器,其对图像中的高频信号分量极为敏感。在高频信息丰富的图像恢复任务中,该方法会对图像中的边缘、噪声等高频部分进行不加区分的放大,进而在图像中轮廓或噪声集中的区域产生强烈的振铃伪影或麻点,影响了图像的恢复质量。与其他方法相比,这一特性直接导致算法

在所有测试场景中的 σ 度量和 s 度量结果较差。该问题在本身保留较多高频信息的轻度退化场景中尤为突出。

图像的局部熵值图反应了图像某区域内信息的丰富程度,其计算公式如式(20)所示。

$$E(i, j) = - \sum_{k=0}^{L-1} p_k \log_2 p_k \quad (20)$$

借助局部熵图像来表征图像信息的分布特征,若原图的局部熵值图像足以看出原图像某目标轮廓,但增强后图像的局部熵值图像杂乱且无法辨识相应目标结构,则说明算法对图像的增强可能过度影响了相应目标附近的图像信息。图 4 为轻度和重度退化图像及其增强结果对应的局部熵图像,计算局部熵值采用的窗口大小为 $4 \times$

4。整体上看,所有增强后的图像的局部熵值图相对于原图均受到了不同程度的噪声干扰,但相比于重度退化图像,轻度退化图像在增强后熵值图中的目标轮廓更加模糊。如在轻度退化组雾天图像中,骑自行车人的信息在图像增强后模糊,在视觉上表现出不自然的色彩失真;在轻度退化组沙尘天气图像中,马路行人附近均产生了严重的振铃辉光效应。而在重度退化组的图像中,虽然算法在图像的天空部分引入了部分噪声和伪影,但增强图像的局部熵值图依然可以较为清晰地辨别目标轮廓,恢复图像的视觉效果也相对自然。从实验结果来看,所提出算法更适用于退化程度较为严重、空间信息较为平滑的退化图像恢复任务。

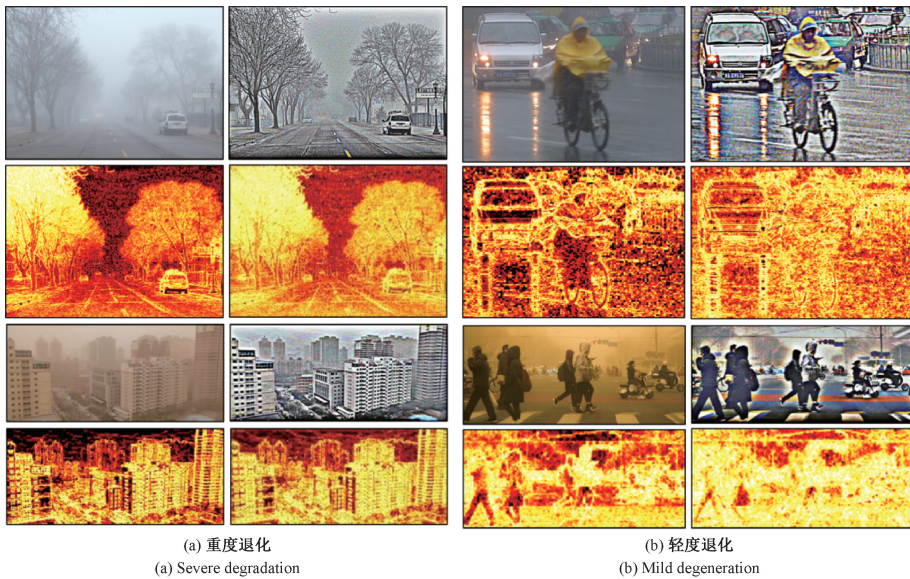


图 4 各组原图像、恢复图像及相应局部熵值
Fig. 4 Original images, restored images and corresponding local entropy value maps of each group

3 结 论

本文提出了一种针对尘、雾等恶劣天气环境的图像恢复与增强算法,通过模拟大气散射物理过程与热扩散模型的类比关系,构建伪时间图像序列,并在时空频域中设计反卷积核以恢复退化图像的高频信息。实验表明,在自建的尘、雾数据集上,该方法在中度和重度退化场景下能增强图像细节与轮廓,在可见边缘比、梯度增强比和信息熵增强比等定量指标上优于多种传统方法,显示出良好的物理可解释性和恢复效果。然而,本文所提方法在轻度退化图像上的性能提升有限,其高频增强机制在细节已较为完整的图像中易引入噪声放大和振铃伪影效应。这一局限性表明,该方法更适用于退化程度较严重

的图像恢复任务。

参考文献

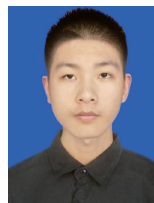
[1] ZHANG W D, DONG L L, PAN X P, et al. Single image defogging based on multi-channel convolutional MSRCR[J]. IEEE Access, 2019, 7: 72492-72504.

[2] 陈哲,周旭,沈洁,等. 基于梯度先验的水下图像恢复[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(8): 39-46.
CHEN ZH, ZHOU X, SHEN J, et al. Underwater image restoration based on gradient prior[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(8): 39-46.

[3] PENG L, JIANG A W, YI Q S, et al. Cumulative rain density sensing network for single image derain [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2020, 27: 406-410.

- [4] 杨伊欣, 高欣健, 麻焯, 等. 基于动态残差扩散的双阶段图像去雨网络[J]. 激光与光电子学进展, 2025, 62(10): 1037006.
YANG Y X, GAO X J, MA Y, et al. Two-stage image rain removal network based on dynamic residual diffusion[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2025, 62(10): 1037006.
- [5] WEN Y, LAI AN Y, QIAN B, et al. Multi-weather Image restoration via histogram-based transformer feature enhancement [J]. The Visual Computer, 2025, 41(13):11053-11067.
- [6] VALANARASU J M J, YASARLA R, PATEL V M. Transweather: Transformer-based restoration of images degraded by adverse weather conditions[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2022:2343-2353.
- [7] KUMARI A, SAHOO S K. A new fast and efficient dehazing and defogging algorithm for single remote sensing images [J]. Signal Processing, 2024, 215: 109289.
- [8] 武丽, 俞俊, 张征浩, 等. 基于多残差和多重特征融合的去雾算法 [J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(6): 12-21.
WU L, YU J, ZHANG ZH H, et al. Fog removal algorithm based on multiple residuals and multiple feature fusion[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(6): 12-21.
- [9] AKHTAR M S, ALI A, CHAUDHURI S S. Mobile-UNet GAN: A single-image dehazing model[J]. Signal, Image and Video Processing, 2024, 18(1): 275-283.
- [10] 陈广庆, 陈雅惠, 周鹏, 等. 基于改进可控扩散模型的工业缺陷图像生成算法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(6): 152-160.
CHEN G Q, CHEN Y H, ZHOU P, et al. Defect image generation algorithm based on an improved controllable diffusion model [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(6): 152-160.
- [11] 谢林芳, 张旭东, 孙锐, 等. 基于多对一映射生成对抗网络的颜色恒常性算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 124-135.
XIE L F, ZHANG X D, SUN R, et al. MTO-GAN: Learning many-to-one mappings for color constancy [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 124-135.
- [12] MA T W, ZHOU J P, ZHANG L L, et al. Image dehazing with polarization boundary constraints of transmission[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(8): 12971-12984.
- [13] JU M Y, GU ZH F, ZHANG D Y. Single image haze removal based on the improved atmospheric scattering model[J]. Neurocomputing, 2017, 260: 180-191.
- [14] ZHAO L Q, ZHANG Y P, CUI Y. An attention encoder-decoder network based on generative adversarial network for remote sensing image dehazing [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(11): 10890-10900.
- [15] WANG J B, HE N, ZHANG L L, et al. Single image dehazing with a physical model and dark channel prior[J]. Neurocomputing, 2015, 149: 718-728.
- [16] KUMAR R, KAUSHIK B K, RAMAN B, et al. A hybrid dehazing method and its hardware implementation for image sensors [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(22): 25931-25940.
- [17] JU M Y. DING C, GUO C A, et al. IDRLP: Image dehazing using region line prior[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 9043-9057.
- [18] WANG H J, WANG N CH, HE Z Y, et al. Phase-locked restored pseudoheat flux thermography for detecting delamination inside carbon fiber reinforced composites [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(5): 2938-2946.
- [19] PAN J S, SUN D Q, PFISTER H, et al. Deblurring images via dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 40(10): 2315-2328.
- [20] CELIK T. Spatial entropy-based global and local image contrast enhancement [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(12): 5298-5308.
- [21] LIU X H, TANAKA M OKUTOMI M. Single-image noise level estimation for blind denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(12): 5226-5237.

作者简介



聂泽西, 2024 年于河海大学获得学士学位, 现为湖南大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、机器视觉。

E-mail: nzx1705@hnu.edu.cn

Nie Zexi received his B. Sc. degree from Hohai University in 2024. Now he is a M. Sc.

candidate of Hunan University. His main research interests include image processing and machine vision.



王洪金(通信作者),2008 年和 2010 年于湖南大学获得学士学位和硕士学位,2016 年于美国德州农工大学获得博士学位,现为湖南大学副教授,主要研究方向为超分辨热成像与红外多光谱视觉、相关图像处理、视觉测量与深度测量及相关机器学习。

学习。

E-mail: hjwang_2018@hnu.edu.cn

Wang Hongjin (Corresponding author) received her B. Sc. degree and M. Sc. degree from Hunan University in 2008 and 2010, and Ph. D. degree from Texas A&M University in 2016. Now she is an associate professor in Hunan University. Her main

research interests include super-resolution thermal imaging and infrared multispectral vision, related image process, vision measurement and depth measurement and related machine learning.



何贇泽,2012 年于国防科技大学获得博士学位,现为湖南大学教授,主要研究方向为嵌入式人工智能与边缘计算、红外热成像与机器视觉。

E-mail: hejicker@163.com

He Yunze received his Ph. D. degree from National University of Defense Technology in 2012. Now he is a professor at Hunan University. His main research interests include embedded artificial intelligence and edge computing, infrared thermal imaging and machine vision.