

基于边缘先验和深度学习的视觉传达图像增强去雾方法

马浩¹ 高孟飞¹
MA Hao GAO Mengfei

摘要

视觉传达图像获取质量易受环境干扰因素影响,当图像在雾气、霾等条件下拍摄时,这些环境因素会散射和吸收光线,导致图像中的信息被严重干扰出现信号衰减。面对低对比度、模糊化的图像,对其进行边缘信息提取时往往难以准确恢复物体的轮廓和细节,影响图像的复原精度与真实感。为此,提出一种基于边缘先验和深度学习的视觉传达图像增强去雾方法。先进行视觉传达图像颜色空间转换和全景重构,改善图像模糊化、低对比度问题,优化图像预处理。利用基于边缘先验的图像细化技术提取图像边缘信息,为深度学习模型提供关键特征,然后构建基于深度学习的图像增强去雾模型,通过训练大量数据学习去雾策略,最后应用融合边界先验的去雾算法实现图像增强去雾。实验结果证明,该方法应用后,图像的 SSIM 值更加接近 1,展现出更高的图像复原精度和更强的细节保留能力,在去除雾气后,得到的图像与实际情况更为吻合,并且具有较好的视觉效果。

关键词

边缘先验;深度学习;视觉传达;图像;增强;去雾

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.05.017

0 引言

在自然界中,空气中的微粒和水蒸气等会对光产生散射与吸收作用,导致图像质量下降、视觉效果模糊^[1]。这种现象不仅削弱了图像的视觉美感,更在交通监控、自动驾驶、航空航天、环境监测等关键领域带来了实质性的应用难题。因此,深入研究高效的图像去雾算法,提升图像质量极为重要^[2]。尽管现有图像去雾技术已取得一定进展,但仍面临诸多挑战。如文献[3]提出的方法通过估算大气光和透射率去除图像雾霾,但该方法高度依赖精确的雾霾模型,且计算过程复杂,在低对比度场景下,并未对其进行良好地预处理,模糊化问题难以解决,导致最终增强去雾效果并不理想;文献[4]利用计算机原理模拟光学成像系统,引入多重分形法和半软阈值指数衰减法去除重构图像上的噪声。并通过计算亮暗双通道系数来确定图像增强过程中的最佳透射率,利用透射率对低光照图像进行增强处理。但该方法并未对初始图像进行良好预处理,低对比度问题未解决,边缘信息提取依然模糊,导致其在图像色彩和细节的处理尚未达到理想效果,存在色彩失真与细节丢失的问题。根据以上问题,本文提出一种基于边缘先验和深度学习的图像增强去雾方法。本文利用深度学习模型自动学习雾霾图像与清

晰图像的映射关系,同时结合边缘先验信息,以更精确地恢复图像的边缘和纹理细节。希望通过本次研究,可为视觉传达领域提供更加清晰、准确的图像信息,以满足实际应用中视觉传达图像的高要求。

1 视觉传达图像颜色空间转换

在视觉传达图像的处理中进行图像去雾时,转换图像的颜色空间至 YUV 具有关键作用。YUV 颜色空间的一大优势在于,其允许单独处理亮度信息 Y ,而不会干扰到色度信息 U 和 V ^[5]。这种做法不仅大幅简化了去雾算法的设计,还显著提升了图像色彩信息的保持能力,有效规避了在去雾过程出现的色彩偏差和非自然现象^[6]。

为完成这一转换,利用数学计算公式,以达到从 RGB 颜色空间到 YUV 颜色空间变换。其公式能够精确地将图像的色彩构成进行转换,为后续的去雾处理奠定了坚实基础。具体用公式表示为:

$$\begin{cases} Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ U = -0.147R - 0.289G + 0.436B \\ V = 0.615R - 0.515G - 0.100B \end{cases} \quad (1)$$

式中: R 、 G 、 B 分别为图像在 RGB 颜色空间中的红、绿、蓝通道的值; Y 、 U 、 V 分别为图像在 YUV 颜色空间中的亮度、色度蓝与色度红分量^[7]。根据以上变换,将图像的亮度信息和色度信息分离,仅对亮度分量 Y 去雾。

1. 郑州西亚斯学院计算机与软件工程学院 河南郑州 451100
[基金项目] 河南省 2021 年民办普通高等学校学科专业建设资助项目(软件工程专业)

2 视觉传达图像全景重构

在视觉传达图像的处理流程中，颜色空间转换可将图像从原始的颜色空间转换到更适合于后续处理和分析的颜色空间，改善图像的视觉效果，增强图像数据的可处理性，以此为基础，开展图像全景重构研究。这一过程旨在通过计算机算法，将多个元素图像组合成宽视角的全景图像^[8]。

首先，设定关键参数以描述图像重构过程。以观察点 E 为圆心，以镜头面到镜头组的间隔 i 来标示，并以镜头成像面 LIP 来标示。设置该微镜头的直径是 Q ，使该单元像图像 EIP 与镜头阵之间的距离单元像的高度是 h ，以及该镜头的焦点 g 。视觉传达图像全景重构如图 1 所示。

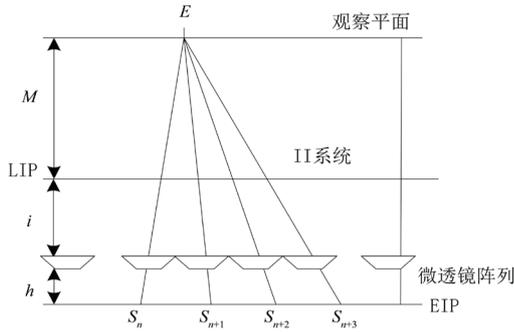


图 1 视觉传达图像全景重构

根据光线传播的原理，将第 n 个穿过透镜成像平面 LIP、微透镜中心并最终到达观测点 E 的记录光线，在元素图像 EIP 上的投影像素设定为 S_n 。同理，第 $n+1$ 个记录光线在 EIP 上的投影像素则设定为 S_{n+1} 。以此类推，为每一个记录光线都找到对应的投影像素，用公式表示为：

$$\begin{cases} S_n = \frac{nQ - h(E - nQ)}{i + M} \\ S_{n+1} = \frac{(n+1)Q - h[E - (n+1)Q]}{i + M} \\ \Delta j = S_{n+1} - S_n \end{cases} \quad (2)$$

基于上述过程，通过逐个提取投影像素，并按照在元素图像中的相对位置进行排列，从而实现特定方向上的图像重构^[9]。

3 基于边缘先验的图像细化

视觉传达图像全景重构可以显著提升图像的视野范围和息量，使其能够获取到更加全面、详尽的场景信息。为进一步优化图像的质量和细节，利用基于边缘先验的图像细化技术来提取图像的边缘信息，完成图像细化。在提取边缘前，对全景图像进行去噪预处理。本文采用非局部均值去噪方法，该算法通过对图像中相近点进行加权平均，消除了噪声。假定全景重建的图像是 $I(x, y)$ ，去噪后的图像为 $I'(x, y)$ ，则非局部均值去噪表示为：

$$I'(x, y) = \frac{1}{C(x, y)} \sum_{z \in \Omega} \Delta j w(x, y, z) \cdot I(z) \quad (3)$$

式中： Ω 是图像的搜索窗口； z 是窗口内的像素位置； $w(x, y, z)$ 是权重函数，衡量了像素 x, y 与 z 之间的相似度； $C(x, y)$ 是归一化常数，确保权重之和为 1。

预处理完成后，采用边缘检测算法来识别图像中的边缘。边缘检测算法通过计算图像梯度的幅度和方向来检测边缘。渐变的大小反映出影像的亮度改变的速度，而趋向显示的是光的改变。假设图像梯度在点 (x, y) 处的幅度为 $G(x, y)$ ，方向为 $\theta(x, y)$ ，则其可以分别通过公式计算为：

$$G(x, y) = I'(x, y) \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)} \quad (4)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \right) \quad (5)$$

式中： $G_x(x, y)$ 、 $G_y(x, y)$ 分别为图像在 x 方向和 y 走向上的梯度分量。梯度较大的位置被认为是边缘。

在提取出的边界后，采用一种精细的方法剔除多余的边像素。同时保留关键的边缘特征^[10]。假设细化处理后的边缘图像为 $E(x, y)$ ，则细化过程表示为：

$$E(x, y) = f_i(D(x, y))_{G(x, y)\theta(x, y)} \quad (6)$$

式中： f_i 表示细化函数； $D(x, y)$ 表示检测到的边缘图像。

综上，基于边缘先验的图像细化过程包括预处理、边缘检测和细化处理三个步骤，可以从全景图像中提取出高质量、清晰的边缘信息，为后续图像增强去雾提供有力的支持。

4 基于深度学习的图像增强去雾

基于边缘校验完成图像细化后，可进一步提升图像的清晰度和细节表现力。其细化处理后的图像去除了冗余的边缘像素，同时保留了关键的边缘特征，整体视觉效果更加突出。本次以此为输入，基于深度学习理论，完成图像增强设计。为训练深度学习模型，需收集并准备清晰图像和对应雾天图像的数据集，对于模型学习雾天图像到清晰图像的映射关系至关重要。假设数据集为 $\{(I_f, I_c)\}$ ，其中， I_f 表示雾天图像， I_c 表示对应的清晰图像。使用准备好的数据集对深度学习模型进行训练，目标是使模型能够准确地从雾天图像中恢复出清晰图像。训练过程中，模型会尝试最小化损失函数，以优化其参数。本次设计损失函数公式为：

$$L = \sum_{(I_f, I_c) \in D} \|f_m(I_f) - I_c\|^2 \quad (7)$$

式中： f_m 为深度学习模型。

在此基础上，利用神经网络对图像开展强化去雾。模型会根据学习到的映射关系，对输入图像进行逐像素的预测，生成去雾后的图像。这一过程表示为深度学习模型的前向传播过程：

$$I_d = f_m(E(x,y))_L \quad (8)$$

式中： I_d 表示去雾后的图像。输出去雾图像，并保存到指定的存储位置。

通过上述流程的实施，基于边缘先验的图像细化与深度学习算法相结合，不但能在雾霾天气下还原出清晰的高品质图像，而且为各种场景提供有力支持。

5 实验分析

5.1 实验对象

本文从多个来源挑选 1 000 张雾霾图像构建训练集，这些图像内容丰富，涵盖城市街景、自然风光、室内环境等多种场景，且雾霾程度从轻微到重度不等，确保了样本的多样性和代表性。具体而言，训练集中城市街景图像占比 30%，即 300 张；自然风光图像占比 40%，即 400 张；室内环境图像占比 30%，即 300 张。这样的构成有助于模型学习到不同场景和雾霾程度下的有效去雾策略。

此外，选取 200 张未参与训练的图像作为测试集，以验证模型的泛化能力。测试集中的图像同样涵盖了多种场景和雾霾程度，但与训练集无重叠，确保测试的公正性和客观性。测试集的构成如表 1 所示。

表 1 测试集图像构成

场景类型	图像数量 / 张	占比 / %
城市街景	60	30
自然风光	80	40
室内环境	60	30

在试验中，对每张图进行预处理，把图像大小统一调节到 256 px × 256 px，然后做归一化，将像素的数值缩小置于 [0,1] 的范围内，以确保输入数据的一致性和稳定性。

5.2 实验环境配置

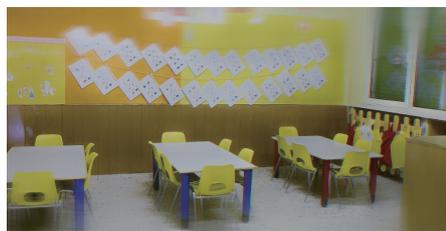
在实验环境配置上，选择基于英特尔至强 E5-2690v4 的高性能运算集群，旨在保障深度学习模型训练和推理的高效执行。

训练中，设定初始学习率为 0.001，并选用 Adam 优化器来迭代更新模型参数。为优化学习进程，实施学习率衰减策略：每完成 10 个训练周期 (epoch)，学习率即减半，直至触及预设的最低值。

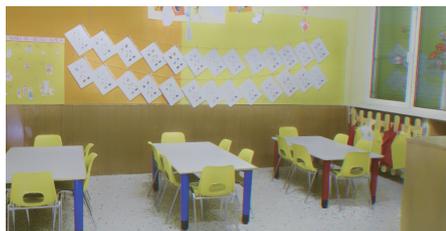
整个实验历经 50 个训练周期，每个周期均涵盖对所有训练样本的全面学习。此外，还引入早停策略，即在验证集损失不再改善时，及时终止训练，以防止模型过度拟合。

5.3 功能性验证

为评估不同图像去雾方法的效果，选取相同的室内环境细节图像，应用所提方法开展功能性测验，得到图像细化结果与去雾增强结果如图 2 所示。



(a) 原始图像



(b) 细化后图像



(c) 去雾增强后图像

图 2 图像细化去雾增强效果图

由图 2 可以看出，应用所提方法，可对原始图像进行细化与增强，在细节保留和清晰度提升方面具有较大作用，应用效果较好。

5.4 对比实验结果分析

为量化评估低光线条件下图像增强去雾的整体质量，选取城市街景、自然风光、室内环境三类图像各 2 张，编号为 01 至 06。选取文献 [3] 的全局与局部协同的图像去雾技术、文献 [4] 视觉传达原理的图像去雾策略作为对比方法，开展对比实验。采用 3 种方法对图像进行增强去雾处理，并计算每张图像的结构相似性指数 SSIM 值，以此作为图像质量评价的依据。SSIM 值越接近 1，表明去雾增强后的图像与原图像的结构相似度越高，即图像质量保持得越好。SSIM 值对比结果如图 3 所示。

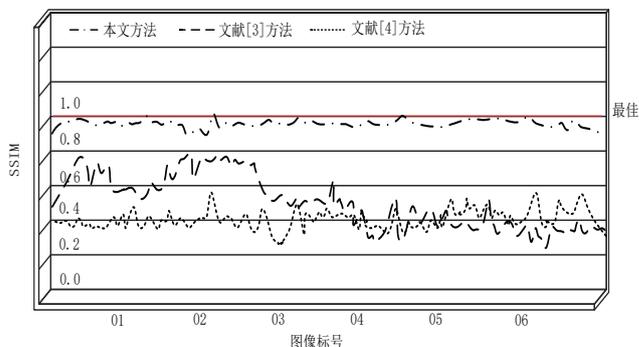


图 3 图像 SSIM 值对比结果

由图 3 的对比结果可知, 本文提出的基于边缘先验与深度学习相结合的方法在各类图像上均取得最高的 SSIM 值, 且值更加接近 1, 证明该方法展现出更高的图像复原精度和更强的细节保留能力, 使去雾后的图像更贴近现实, 提高了视觉效果。这一优异表现得益于边缘先验和深度学习的共同作用。两者的结合使该方法能够在复杂多变的图像环境中实现稳定且高效的去雾效果。

6 结语

本研究不仅革新了传统的图像去雾方法, 更在视觉传达领域开辟新的应用前景。通过引入边缘先验, 去雾处理变得更为精确, 保留了图像的关键细节, 有效解决了过度平滑或模糊的问题。同时, 结合深度学习技术, 模型展现出了强大的泛化能力, 能够灵活应对多种复杂的雾天环境。随着 AI 技术的进步与改进, 此算法将会在许多方面得到广泛的应用, 本文将继续深化研究, 致力于开发更高效、更稳定的图像去雾方法, 为视觉传达领域的发展贡献更多力量。

参考文献:

[1] 王士斌, 郭嘉懿. 基于高低频特征增强和透射率修正的复杂图像去雾方法 [J]. 吉林大学学报 (理学版), 2024, 62 (5): 1138-1144.
 [2] 井新新. 基于视觉传达技术的舰船航行图像去雾增强方法 [J]. 舰船科学技术, 2024, 46 (7): 163-166.
 [3] 罗小同, 杨汶锦, 曲延云, 等. 基于全局局部协同的非均匀

图像去雾方法 [J]. 自动化学报, 2024, 50 (7): 1333-1344.
 [4] 林伟, 赵继平, 刘世章. 基于视觉传达技术的无参考低光照图像增强方法 [J]. 激光杂志, 2024, 45 (2): 140-145.
 [5] 张凯丽, 王安志, 熊娅维, 等. 基于 Transformer 的单幅图像去雾算法综述 [J]. 计算机科学与探索, 2024, 18(5): 1182-1196.
 [6] 王凯娜, 张玉昆, 葛海飞. 基于分布式光纤的视觉传达图像清晰化处理系统 [J]. 激光杂志, 2023, 44 (5): 198-204.
 [7] 倪倩. 基于时空域滤波的视觉传达图像的微小细节增强方法 [J]. 黑龙江工业学院学报 (综合版), 2022, 22 (10): 66-71.
 [8] 李灿林, 朱金娟, 刘金华, 等. 一种自适应 SSR 的雾天低照度图像增强方法 [J]. 计算机应用与软件, 2022, 39 (9): 233-239.
 [9] 姜雨彤, 宋海平, 王光辉. 基于质量评价最优的无人机航拍图像去雾方法 [J]. 兵工学报, 2022, 43 (1): 148-158.
 [10] 郭晨鸿, 谢维成, 杨杨. 高斯加权暗通道及边界约束的航空图像去雾算法 [J]. 电光与控制, 2020, 27 (10): 17-21.

【作者简介】

马浩 (1989—), 男, 河南新郑人, 硕士, 助教, 研究方向: 计算机视觉、深度学习。

马孟飞 (1997—), 男, 河南郑州人, 硕士, 助教, 研究方向: 物联网技术、深度学习。

(收稿日期: 2024-12-13 修回日期: 2025-05-14)

(上接第 76 页)

[18] ZHANG W, JING K H, HUANG F, et al. SFLN: a sparse feature learning ensemble method with linear neighborhood regularization for predicting drug-drug interactions[J]. Information sciences, 2019, 497: 189-201.
 [19] RYU J Y, KIM H U, LEE S Y. Deep learning improves prediction of drug-drug and drug-food interactions[J]. Proceedings of the national academy of sciences of the united states of america, 2018, 115(18):4304-4311.
 [20] LIN X, QUAN Z, WANG Z J, et al. A novel molecular representation with BiGRU neural networks for learning atom[J]. Briefings in bioinformatics, 2019, 21(6):2099-2111.
 [21] CAO S S, LU W, XU Q K. GraRep: Learning graph representations with global structural information[C]// Proceedings of the 24th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management. New York: ACM, 2015: 891-900.
 [22] PEROZZI B, AL-RFOU R, SKIENA S. DeepWalk: online learning of social representations[EB/OL]. (2014-06-27) [2024-06-26]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1403.6652>.

[23] RIBEIRO L F R, SAVERESE P H P, FIGUEIREDO D R. Struc2vec: learning node representations from structural identity[EB/OL]. (2017-07-03) [2024-03-16]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1704.03165>.
 [24] KIPF T N, WELING M. Variational graph auto-encoders[EB/OL]. (2016-11-21) [2024-06-29]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1611.07308>.
 [25] KARIM M R, COCHEZ M, JARES J B, et al. Drug-drug interaction prediction based on knowledge graph embeddings and convolutional-LSTM network[C]// Proceedings of the 10th ACM International Conference on Bioinformatics, Computational Biology and Health Informatics. New York: ACM, 2019: 113-123.

【作者简介】

李硕 (1999—), 男, 河南南阳人, 硕士研究生, 研究方向: 计算机应用技术。

(收稿日期: 2025-01-07 修回日期: 2025-05-13)