

基于半解析模型的夜间雾天图像生成算法

郭璠^{1,2}, 刘文韬¹, 杨佳男¹, 唐璘^{1,2}

(1.中南大学自动化学院, 湖南长沙 410083; 2.湘江实验室, 湖南长沙 410205)

摘要: 针对目前少有夜间雾天图像生成的研究, 且常用的大气散射模型用于夜晚雾天生成效果不佳等问题, 提出了一种夜晚雾天图像生成新方法。首先, 该方法针对夜晚场景人造光源占据主导这一特点, 构建了描述人造光源及光晕现象的半解析雾天成像模型。然后, 依据该半解析模型, 采用本征图像分解方式将夜间图像分解为照射图和反射图, 以获取半解析模型的相关参数值。最后, 使用大气调制函数和点扩散函数来进一步模拟人造光源的光晕效果, 以获得夜晚雾天图像生成的最终效果。实验结果表明: 相比于其他已有方法, 所提方法能够更好地模拟夜晚人造光源在雾气作用下产生的光晕效果。同时, AuthESI 指标的统计结果和志愿者偏好实验也反映出所提方法相比于其他方法对夜晚雾天的模拟效果更为真实、自然。

关键词: 夜晚图像; 雾天图像生成; 半解析模型; 图像分解; 光晕效果

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2025061

Nighttime foggy image generation algorithm based on semi-analytic model

GUO Fan^{1,2}, LIU Wentao¹, YANG Jianan¹, TANG Jin^{1,2}

1. School of Automation, Central South University, Changsha 410083, China

2. Xiang Jiang Laboratory, Changsha 410205, China

Abstract: To solve the problems that there were few studies on the generation of night foggy images, and the commonly used atmospheric scattering model was not effective in generating foggy nights, a new night foggy image generation method was proposed. First, since artificial light sources often dominate the night scene, a semi-analytical foggy imaging model that describes artificial light sources and halo phenomena was constructed. Then, an intrinsic image decomposition method was used to decompose the night image into illuminance map and reflection map to obtain the relevant parameters of the semi-analytical model. Finally, the atmospheric modulation function and the point spread function were used to further simulate the halo effect of the artificial light source, and the final generation effect can be obtained. The experimental results show that, compared with other methods, the proposed method can better simulate the halo effect of artificial light source under nighttime fog. Meanwhile, the statistical results of AuthESI indicators and volunteer preference experiments also reflect that the simulation effect of the proposed method is more realistic and natural compared with other methods.

Keywords: night image, foggy image generation, semi-analytic model, image decomposition, glow effect

收稿日期: 2024-12-31; 修回日期: 2025-03-16

通信作者: 郭璠, guofansu@163.com

基金项目: 湘江实验室重点基金资助项目(No.23XJ02002); 湖南省自然科学基金资助项目(No.2023JJ30697, No.2025JJ50396); 长沙市自然科学基金资助项目(No.kq2208286)

Foundation Items: The Scientific Research Project of Xiang Jiang Lab (No.23XJ02002), The Natural Science Foundation of Hunan Province (No.2023JJ30697, No.2025JJ50396), The Natural Science Foundation of Changsha (No.kq2208286)

0 引言

雾天图像生成算法在自动驾驶系统开发、影视与游戏制作、军事训练模拟、无人机测试、图像去雾算法性能评估等诸多领域有着广泛的应用前景。目前,在白天雾天图像生成方面已有较多的成熟方法,但对于夜晚雾天图像的生成却鲜见报道。究其原因,主要是因为白天和夜晚这2种场景由于光源类型的区别,其成像过程大不相同。夜间不论是大气光还是场景光,都直接或者间接来自人造光源,并且在场景反射之外,还会有人造光源透过雾气向相机直射造成的光晕现象。Knowles^[1]、Duntley等^[2]和Gordon等^[3]的研究中系统地日间能见度和夜间能见度的计算进行了阐释。由此确立了以Koschmieder定律计算日间能见度,以及利用Allard定律计算夜间能见度的应用模式。

目前,雾天图像合成方法主要分为两大类。一类是基于已有软件的方法,早期的工作有法国Tarel团队利用SIVICTM软件开发的雾天道路虚拟图像数据库FRIDA^[4],后续该团队又进一步拓展了模拟道路图像的雾天类型和场景范围,开发出FRIDA2数据库^[5]。另一类是基于物理模型的方法,此类方法大多依赖于简化的大气散射模型,并使用Koschmieder定律来确定能见度与消光系数之间的关系。在大气散射模型的基础上,研究者提出了各自的模拟雾天图像生成方法。例如,Sakaridis等^[6]为了解决雾天场景语义理解问题提出了将合成雾气添加到Cityscapes数据集^[7]的真实无雾图像上的算法流程,但该方法主要存在的问题为Cityscapes数据集的图像对比度不高,且对应的深度信息不完备;另外,该方法对于模型所需的大气光值的估计也不够准确。Zhang等^[8]基于气象科学的相关研究,提出了对雾霾、薄雾、沙尘暴等3类恶劣天气条件的模拟方法。Li等^[9]所构建的RESIDE数据库包含室内和室外的雾天场景模拟,该数据库利用来自NYU2^[10]和Middlebury stereo^[11]数据库的深度图来生成雾天模拟图像,但这些由单幅图像估算得到的深度图往往不太可信,导致最终模拟结果无法预测。Zhang等^[12]所开发的HazeRD数据库则利用由消光系数、大气光、光谱分布所求取的深度信息为原始无雾图像添加雾气,色彩和对比度校正也能确保在不同雾气浓度条件下模拟图像的真实感。

在图像去雾领域,研究者们通常利用包含无雾

图像及其对应的深度图的数据库来生成模拟雾天图像。这主要是因为利用深度学习技术构建合理的图像去雾模型往往需要借助大量同一场景的有雾和无雾图像对,来对去雾模型已有监督的方式进行训练。但要收集大量有雾和无雾图像对并非易事,因此利用雾天图像生成算法生成用作模型训练的数据集就成为解决该问题的有效途径之一。对于图像雾气模拟任务而言,大多数方法主要借助诸如NYU2和Middlebury stereo之类的室内深度图数据集来进行雾气合成,因而存在模拟结果不真实的问题。少数方法如Li等^[9]采用室外深度图数据集Make3D^[13],但由于Make3D所提供的深度信息不够准确,因此合成效果仍然不佳。总体而言,上述利用室内或室外深度图数据库进行雾气模拟的方法存在的主要问题为生成效果不够真实自然,且深度数据采集成本较高。此外,已有方法最大的问题在于都是针对白天情况下的雾气模拟,而对夜间雾气的模拟往往效果不佳。之所以现有工作无法有效应对夜间雾气模拟任务,是因为目前在雾气模拟领域常用的大气散射模型难以适应以人造光源为主导的夜间环境,因而无法准确模拟人造光源在雾气中的光晕效果。基于已有软件的方法,如Photoshop,其固定的雾气渲染模式缺乏灵活性,难以生成真实的夜间雾效。基于生成式模型的方法,如stable diffusion虽能生成新图像,但无法在原图基础上精准添加雾气,且生成结果过于随机,与原图的对应关系不紧密。

基于此,本文提出一种全新的基于半解析模型的夜晚雾天图像生成算法。该算法通过深入剖析夜间雾天成像的全过程,从光照来源角度出发,构建能准确描述人造光源及光晕现象的半解析雾天成像模型。同时,围绕该半解析模型,采用基于梯度稀疏先验的本征图像分解算法,将夜间图像分解为照射图和反射图,以获取该模型中的关键参数值。通过这种方式,本文方法有效克服了现有方法的不足,为夜晚雾天图像生成提供了更为真实、自然的解决方案。具体来说,本文的主要贡献如下。

1) 针对目前普遍采用的大气散射模型不适用于以人造光源占据主导地位的夜间场景问题,提出了一种新的基于半解析模型的夜晚有雾图像生成算法。该算法结合夜晚图像的特点,从光照来源的角度出发,力求得到真实自然的夜晚雾天渲染结果,从而为夜晚雾气模拟开辟了新的思路。

2) 为描述夜间场景的光照情况, 本文方法使用基于梯度稀疏先验的本征图像分解算法, 以迭代优化的方式将夜间图像分解为照射图和反射图。该图像分解的处理方式不仅有利于结合半解析模型有效实现夜晚雾天图像的生成, 还为解决图像去雾、去雨等计算机视觉领域的其他问题提供了一个新的途径。

3) 大量实验结果表明, 相比于已有基于大气散射模型的夜晚雾气模拟方法, 本文方法对于光源较多、光照较复杂的夜间场景, 能够更好地体现出雾气产生的光晕, 具有相对更优的主观视觉效果。此外, 针对夜晚图像雾气模拟的典型下游应用, 对本文方法与现有方法的模拟效果进行了对比实验, 以验证本文方法的实用性。

1 雾天成像模型简介

1.1 大气散射模型

白天的室外自然场景中, 人造光源是不明显的, 不论晴朗或是阴天, 整个场景的主要光源都是太阳光, 因此雾气对图像的影响中占据主要地位的是对太阳光的散射形成的大气光。雾对光有衰减和散射作用, 有雾图像可以看作被雾气衰减的反射光和被散射形成的大气光的叠加, 白天的有雾场景成像过程如图1所示。

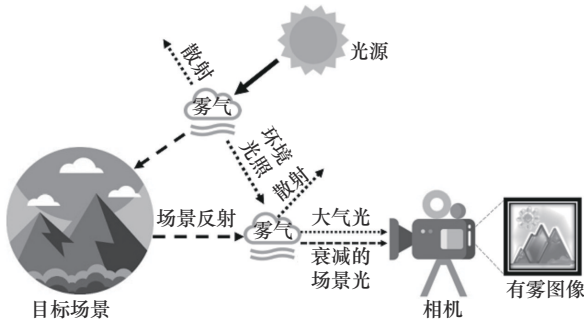


图1 白天的有雾场景成像过程

夜晚场景以人造光源为主。夜间有雾场景成像过程如图2所示, 人造光源成为整个场景的亮度来源, 并且随着其在场景所在位置与光线传播的光路不同而产生不同的效果。在成像过程之外, 白天和夜间能见度的计算方式不同, 能见度是指能够清晰辨认物体或光源的距离, 是衡量周围空气透明度的指标。对于日间能见度, 使用Koschmieder定律进行计算, 即

$$d_v = -\ln \frac{\epsilon}{K} \quad (1)$$

其中, ϵ 表示对比视感阈, 即当亮度减小到目标物

不能见时的亮度对比值; K 表示消光系数, 是表征传递介质对于光线吸收和散射能力的物理量; d_v 表示能见度。关于夜间能见度的研究, 最早可以追溯到1876年法国学者 Émile Allard 对夜晚灯塔光强和可视范围的考察^[14]。该研究将夜间光源的最远可见距离 d_v 、消光系数 K 、背景亮度 E_B 与能见度之间的关系总结为 Allard 定律, 即

$$E_B = \frac{e^{-Kd_v}}{d_v^2} \quad (2)$$

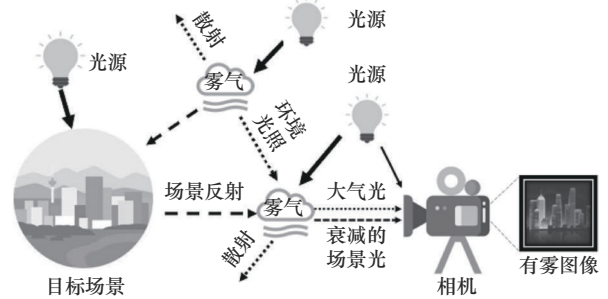


图2 夜间有雾场景成像过程

1.2 半解析模型

视觉环境的图像是由被观察场景投射到观察者的眼睛(或相机的光圈)中的亮度分布形成的。主要光路和次要光路示意如图3所示, 亮度一部分来自天空发出的光能, 另一部分来自人造光源。在无雾条件下, 能见度正常, 一部分光能直接到达观察者, 称为主要光路。其余的则照亮整个场景的表面, 这些表面随后成为二次光源。二次光源中的一小部分光能再被反射给观察者, 这部分称为次要光路。因此, 无雾状态下进入视觉系统的光线可以划分为主要光路和次要光路2种来源, 具体取决于光是沿着单路径还是多路径到达观察者。视觉信号由光源发射或表面反射的亮度叠加形成。而雾滴的散射作用同时在光源、表面和观察者之间的所有光路发生。

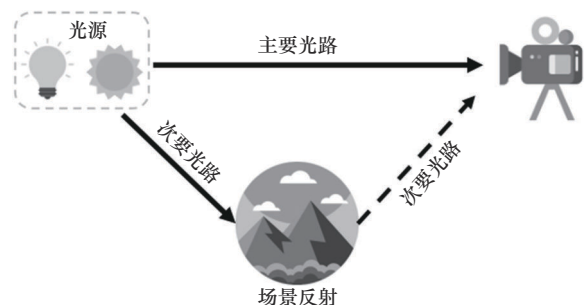


图3 主要光路和次要光路示意

光线在传播过程中会沿着其路径与空气中的微粒相互作用。雾是由直径从几微米到几十微米的水滴形成的，这种直径的微粒对于可见光的波长仅有散射而少有吸收作用。根据米氏理论，散射能量的方向分布取决于液滴的大小，平流或重辐射雾中较大的液滴会产生更强的前向散射。雾对视觉信号的主要影响是通过散射引起的亮度衰减。这种消光效应由 Beer-Lambert 定律^[15]描述，该定律导致亮度随距离呈指数衰减。应该注意的是，消光不仅发生在场景中的元素和观察者之间，而且还发生在光源和场景元素之间。令空间中某个光源（包括反射所形成的二次光源）处的亮度为 $L(0)$ ，则到该光源距离为 d 处亮度 $L(d)$ 为

$$L(d) = e^{-Kd}L(0) \quad (3)$$

由于水滴不吸收可见光，因此散射能量不会简单地消失，它会在整个场景中重新分布，一部分到达观察者，导致视觉信号进一步改变。因此，散射光会产生2种主要的视觉效果，对于自然光源表现为大气光，对于人造光源表现为光晕现象，如图4所示。

大气光是由雾滴将日光散射向观察者引起的。根据 Koschmieder 水平能见度理论，令无穷远处的雾的亮度为 L_f ，则距观测者距离为 d 处的场景上叠加的大气光遮罩强度 L_v 为

$$L_v = (1 - e^{-Kd})L_f \quad (4)$$

Koschmieder 模型为白天有雾场景中距观测者距离为 d 处不发光物体的亮度 $L(d)$ 提供了表达式

$$L(d) = e^{-Kd}L(0) + (1 - e^{-Kd})L_f \quad (5)$$

其中， $L(0)$ 处的亮度通常称为本征亮度，即该不发光物体所反射的亮度，本征亮度受日光和人造光源的共同影响。光晕效应是由雾滴将从人造光源接收到的光散射给观察者引起的。根据大气调制传递函数 (MTF) 理论^[16]，产生的光晕效果相当于光源图像与雾的点扩散函数 (PSF) 的卷积。PSF 是

MTF 的傅里叶逆变换，与距离有关。 $M(K,d)$ 可利用距离为 d 且消光系数为 K 的大气调制传递函数 M 导出，称为频率对比算子。

$$M(K,d) = M^{Kd} \quad (6)$$

依据对能见度衰减机制的分析，可提出雾对视觉信号影响的统一模型。改变的视觉信号通过3个步骤计算：次要光路的衰减、主要光路的卷积和大气光的添加。

具体来说，第一步将可见表面的固有亮度分解为2个部分：来自日光的 L_0 和由场景中存在的 n 个人造光源发出的 $L_s \in [1, n]$ 。次要光路的光线亮度 L_{sec} 通过应用 Beer-Lambert 衰减因子^[15]计算，首先会沿着每个光源到场景表面的距离为 d_s 的路径进行衰减，然后沿着从场景表面到观察者的距离为 d_s 的路径进行衰减，衰减后的亮度 L_{sec} 记为

$$L_{sec} = e^{-Kd} \left(L_0 + \sum_{s=1}^n e^{-Kd_s} L_s \right) \quad (7)$$

第二步使用与雾气范围相关的 PSF 作为卷积核，将每个发光物体的固有亮度 L_s 传播到视觉信号的相邻区域。PSF 是通过物体与观察者之间的距离为 d 的 MTF 进行逆傅里叶变换而获得的。MTF 通过式(6)导出。因此，主要区域的透射亮度 L_{pri} 可以表示为

$$L_{pri} = L_s \mathcal{F}^{-1} M^{Kd} \quad (8)$$

最后一步将式(5)中表示的路径亮度添加到前2个步骤的结果中，并产生观察者感知的表现亮度 L 为

$$L = L_{pri} + L_{sec} + (1 - e^{-Kd})L_f \quad (9)$$

其中， L_{pri} 是来自主要光路的视觉信号； L_{sec} 来自次要光路，是无穷远处的雾的亮度。此外，假设场景中存在 n 个光源，半解析模型主要考虑主要光路和次要光路的亮度，其中，主要光路 L_{pri} 中光源的亮

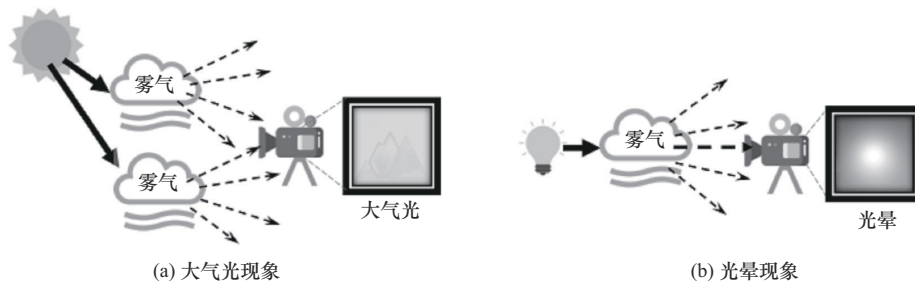


图4 大气光和光晕现象示意

度记为 L_{sp} , 光源到被摄者的距离为 d_{sp} , 主要光路中仅包括 n_m 个可见光源, 存在场景中但未被观测到的光源不做考虑。次要光路 L_{sec} 的光源记为 L_s , 光源到场景中被摄物体的距离为 d_s , 次要光路包括场景中所有的 n 个光源。综上所述, 雾天情况下观测者观测到的亮度 L 可表示为

$$L = \sum_{sp=1}^{n_m} L_{sp} \mathcal{F}^{-1} M^{Kd_{sp}} + e^{-Kd} (L_0 + \sum_{s=1}^n e^{-Kd_s} L_s) + (1 - e^{-Kd}) L_f \quad (10)$$

经过以上推导, 在 Koschmieder 定律的基础上加入了对人工照明以及光晕作用的影响, 则可将模型的应用从仅包含日光的白天推广到包括黄昏和夜间的具有各种光照的场景, 此即本文半解析模型的表达式。尽管该模型统一地描述了各种光照情况下的雾天成像过程, 然而运用该模型需要考虑光强度和几何信息, 以及每个光源的亮度相对于场景中的每一点的距离。此外, 该模型还保留了其所依据理论的一些假设和近似值。例如 Koschmieder 理论假设雾是均匀的, MTF 理论假设光源向观察者各向同性发射。

2 基于梯度稀疏先验的本征图像分解

本征图像分解是将一幅自然图像分解成照射图和反射图2个部分。其中照射图反映的是被摄对象的光照情况, 包括阴影和高光等, 取决于场景的光照。而反射图表示的是在变化的光照条件下维持不变的部分, 取决于被摄对象本身特性, 包括颜色和纹理信息等。通过分离这2种成分, 能够对被摄对象的实际形状、材质及当前光照情况有更好的了解。本征图像分解任务的难点是将自然图像分解成照射图和反射图, 通过一个已知输入来求取2个未知的输出, 本身是一个不定问题, 在不引入额外信息的情况下有着无穷多解, 因此, 此类研究往往要依赖于自然图像的规律、先验知识, 以及概率模型来完成。

在本征图像分解问题中, 原图 $I_o(x, y)$ 、反射图 $R_o(x, y)$ 和照射图 $L_o(x, y)$ 之间可以表示为

$$I_o(x, y) = R_o(x, y) L_o(x, y) \quad (11)$$

Retinex 算法采用简单的启发式搜索, 假设图像中亮度梯度变化明显的部分是由反射造成的, 以此来简单区分反射图和照射图。这里的亮度梯度是

指图像中像素值变化的速度和方向, 通常用来表示图像的边缘和纹理等重要特征。Olshausen 等^[17]和 Simoncelli 等^[18]通过对于自然图像的统计研究, 发现了图像梯度的稀疏性。梯度稀疏性是指图像的梯度在空间上具有较少的非零值, 即只有少数像素具有显著的梯度值, 而大部分像素的梯度接近于零。与 Retinex 将原图进行高斯滤波作为照度图相同, 梯度稀疏性约束也认为照度图和反射图具有不同的梯度分布, 其中较为平滑的一层是照射图。此外, Wainwright 等^[19]的研究中提出, 可以使用无限个高斯分布的混合模型来描述自然图像的直方图, 通过添加许多均值为零, 但方差不同的高斯分布, 可以获得稀疏分布。梯度稀疏性是指图像的梯度在空间上具有较少的非零值, 即只有少数像素具有显著的梯度值, 而大部分像素的梯度接近于零。Levin 等^[20]发现自然图像本身也可以通过仅混合2个分布来实现: 以零为中心的窄分布和以零为中心的宽分布, 并且二者的融合也形成了一个稀疏分布, 由梯度稀疏性先验, 较大的梯度值应当主要出现在反射图中。依照文中提出的这一原理, 可以构建式(12)、式(13)这2个概率分布进行计算。

$$P_1(x) = \frac{1}{z} \max \left\{ e^{-\frac{x^2}{\sigma_1^2}}, \epsilon \right\} \quad (12)$$

$$P_2(x) = \frac{1}{2\pi\sigma_2^2} e^{-\frac{x^2}{\sigma_2^2}} \quad (13)$$

其中, x 是梯度值, z 是正则化系数, σ_1 和 σ_2 是2个较小的值, 以确保这2个高斯分布滤波器较窄, \max 操作避免了 P_1 的值归零。将原图、反射图和照射图归一化到 $[\frac{1}{256}, 1]$ 并取对数, 分别记为 I 、 R 和 L , 则由 Retinex 算法可知, $R = I - L$ 。

为解决本征图像分解问题, 所提方法使用式(14)、式(15)的概率模型, 让 R 和 L 的联合概率 $P(R, L)$ 最大, 也就是让对数形式的概率取最小值。

$$-\ln P_1(x) \propto \min \left\{ \frac{x^2}{\sigma_1^2(-\log \epsilon)}, 1 \right\} + C_1 \quad (14)$$

$$-\ln P_2(x) \propto \frac{x^2}{\sigma_2^2} + C_2 \quad (15)$$

其中, C_1 和 C_2 是常数, 不影响优化结果, 可以将 P_1 中的 $\sigma_1^2(-\log \epsilon)$ 简化为 k , 进而将 $-\ln P_1(x)$ 简化为 $\rho(x) = \min(\frac{x^2}{k}, 1)$, 其中 k 是一个常数, 在这

里固定为 10^{-4} 。依照 Xu 等^[21]对图像稀疏表示的研究, 本征图像分解的 R 和 L 之间是相互独立的, 即 $P(R, L) = P(R)P(L)$, 则最小化 $-\ln P(R, L)$ 变为

$$\min_{R, L} \left(\rho(R) + \frac{L^2}{\sigma_2^2} \right) \quad (16)$$

对于任意一幅图像, 依照 Weiss^[22]的研究, 认为其导数滤波器在各个方向上是独立的, 对于一个滤波器 f 和图像 I , 令其点积 $f \cdot I$ 表示滤波后的结果, 则滤波结果和原图像之间的概率分布为

$$P(I) = \prod_{i,k} P(f_{i,k} I) \quad (17)$$

其中, $f_{i,k}$ 是以像素 i 为中心的第 k 个导数滤波器。参考 Li 等^[23]的方法, 使用一阶导数滤波器对 R 进行处理, 使用二阶拉普拉斯滤波器处理 L , 有助于在恢复 R 中的重要边缘的同时对 L 中的平滑变化进行编码。对 R 使用 2 个导数滤波器 $f_1 = [-1 \ 1]$ 和 $f_2 = [-1 \ 1]^T$ 提取边缘, 对 L 使用一个拉普拉斯算子 f_3 进行平滑。令 $\lambda = 1/\sigma_2^2$, 则滤波结果为

$$\min_{R, L} \sum_i \left(\rho(Rf_{i,1}) + \rho(Rf_{i,2}) + \lambda(Lf_{i,3})^2 \right) \quad (18)$$

整个目标函数式(18)实质上仅与 R 有关, 因此可表示为 R 的函数

$$\mathcal{F}(R) = \frac{\beta \sum_k \left(\mathcal{F}(f_{i,k})^* \mathcal{F}(g_{i,k}) \right) + \lambda \mathcal{F}(F^3)^* \mathcal{F}(F^3) \mathcal{F}(I)}{\beta \sum_k \left(\mathcal{F}(f_{i,k})^* \mathcal{F}(g_{i,k}) \right) + \lambda \mathcal{F}(F^3)^* \mathcal{F}(F^3)} \quad (22)$$

其中, \star 表示复共轭矩阵。在计算出 R 后, 通过正则化确保 R 的值处在适当的下界和上界之间, 由于 I 、 R 、 L 是图像归一化到 $[\frac{1}{256}, 1]$ 后再取对数的值, 则适当的 R 的取值应当在 $[0, 0]$ 之间, 令 R 正则化的偏移值为 d , 即 $I_i \leq (R)_i + d \leq 0$ 。引入惩罚项 m_i 和 n_i 用以控制 R 不越界。

$$m_i = \begin{cases} 1, & (R)_i + d < I_i \\ 0, & (R)_i + d \geq I_i \end{cases} \quad (23)$$

$$n_i = \begin{cases} 1, & (R)_i + d > 0 \\ 0, & (R)_i + d \leq 0 \end{cases} \quad (24)$$

构造限制 R 越界的正则化参数 d 的目标函数为

$$\min_d \sum_i m_i ((R)_i + d - I_i)^2 + \sum_i n_i ((R)_i + d)^2 \quad (25)$$

使用梯度下降的方法即可得到正则化所需的最

$$\min_R \sum_i \left(\sum_{k=1,2} \rho(Rf_{i,k}) + \lambda((I - R)f_{i,3})^2 \right) \quad (19)$$

由于 $\rho(x) = \min\left(\frac{x^2}{k}\right)$, 1 是非凸的, 整个目标

函数也是非凸函数。为解决此优化问题, 使用半二次分裂方法^[24-25]来消除不等式约束的影响, 并在每次迭代之后执行归一化, 迫使解落在约束范围内。依照半二次分裂方法, 在此处为每一个作用于 R 的滤波器引入辅助变量 $g_{i,k}$ 和用于进行逼近的权重 β , 二者之间关系为

$$g_{i,k} = \begin{cases} Rf_{i,k}, & (Rf_{i,k})^2 > \frac{1}{\beta} \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases} \quad (20)$$

由此可将式(19)转化为待优化函数

$$\min_{R, g_{i,k}} \sum_i \left(\sum_{k=1,2} \left(\beta(Rf_{i,k} - g_{i,k})^2 + \rho(g_{i,k}) \right) + \lambda((I - R)f_{i,3})^2 \right) \quad (21)$$

当 $g_{i,k}$ 固定时, 式(21)就变成了一个关于 R 的二次函数, 可以应用一个二维快速傅里叶变换对 $f_{i,k}$ 进行对角化, 从而直接求取最优的 R 值。令 F 表示快速傅里叶变换, 则最优的 R 可表示为

优的 d 值, 从而得到正则化处理后的 R 。在此基础上, 利用输入图像 I , 求得照射图 L 。通过梯度稀疏先验从自然图像中求解照射图和反射图的算法流程如算法 1 所示。

算法 1 基于梯度稀疏先验的本征图像分解算法

输入 图像 I , 平滑权重 λ 初始化 β_0 和 β 增长率 η , 迭代次数 i_{\max}

输出 反射图 R 和照射图 L

1) 初始化 $R \leftarrow I$, $\beta \leftarrow \beta_0$

2) for $i \leftarrow 1 \cdots i_{\max}$ β_0 do

3) 使用式(20)对 $g_{i,k}$ 进行更新

4) 使用式(22)对 R 进行更新

5) 使用式(25)对 R 进行正则化处理

6) $\beta = n\beta$

7) end for

$$8) L = I - R$$

对于一幅夜间清晰图像,可以依照上述算法处理流程,结合梯度稀疏先验对其进行本征图像分解,分解出的反射图 R 表征了消除光源位置强度等因素干扰的场景本身性质,而照射图 L 可被视作所有一次光源和二次光源的光线求和的结果。图5给出了一个本征图像分解结果示例,其中,图5(b)和图5(c)分别为对图5(a)进行本征图像分解后所得的反射图像 R 和照射图像 L 。

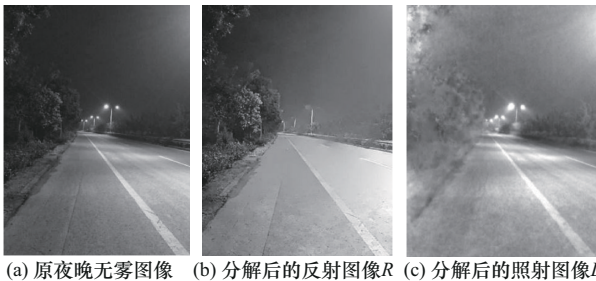


图5 本征图像分解结果示例

3 夜间有雾图像的合成

在夜间有雾场景下,将进入成像系统的光线按照主要光路和次要光路划分为 L_{pri} 和 L_{sec} ,夜间光线仅来自人造光源,不存在日光 L_0 ,因此式(7)所表示的次要光路的亮度可变换为

$$L_{sec} = e^{-Kd} \sum_{s=1}^n e^{-Kd_s} l_s \quad (26)$$

由此,式(10)所示的夜晚雾天情况下观测者观测到的亮度 L 表达式可变换为

$$L = \sum_{sp=1}^{n_{in}} L_{sp} \mathcal{F}^{-1} M^{Kd} + e^{-Kd} \sum_{s=1}^n e^{-Kd_s} L_s + (1 - e^{-Kd}) L_f \quad (27)$$

其中,等式右边第一项为主要光路项,第二项为次要光路项,第三项为大气光成像项。夜晚雾天的观测亮度 L 可表示为上述3项之和。

在观测亮度 L 实际求取过程中,对于主要光路项需考虑大气对成像系统的影响。该影响可以用湍流和气溶胶2个方面来表示。湍流主要体现在空气中温度、湿度、风速等气象参数对于复折射率的影响。气溶胶主要体现在空气中具有不同直径和光学性质的粒子对于光线的吸收和散射作用。因此,大气调制函数分为湍流传递函数和气溶胶传递函数2个部分,是描述大气湍流及气溶胶现象对光学成像系

统影响的函数。在计算中大气调制传递函数的形式可简化为 Beer-Lambert 定律^[15]的表示形式,即雾天的成像规律实质上就是在普适大气成像模型的基础上强调气溶胶的影响。在夜晚雾天场景中,这种影响通常表现为主要光路的光晕和所有光路上的高频衰减,即高频细节受到更强的抑制,导致图像失去细节和清晰度,这种现象在浓雾和远距离的情况下尤为明显。

由此,结合本征图像分解的结果,雾天图像可以表示为照射图的消光效应与反射图的颜色校正。在实际计算中,主要光路上的衰减可以通过与距离相关的点光源扩散函数 PSF 对表征光照情况的照射图 L 做卷积来表示,从而实现场景光源能量在较大范围内的扩散式重新分配。反映在视觉效果上即深度值越大的地方,照射图的模糊程度越高。图6给出了一个经过 PSF 处理后的新照射图 L' 求取示例。对比图6(a)和图6(c)中远处路灯光源的亮度与大小可以发现, L' 更好地体现了距离越远,光晕越明显的夜晚雾天场景的主要光路特性。因此,该新照射图 L' 可视为式(27)中主要光路项的求取结果。

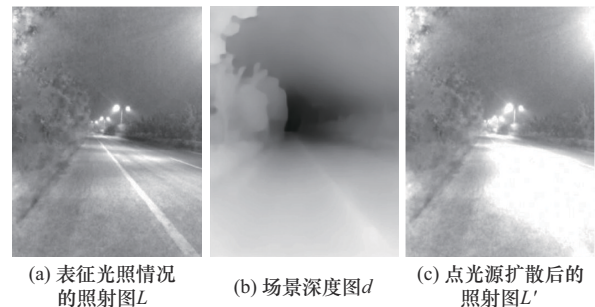


图6 基于深度信息的点光源扩散结果

对于次要光路项和大气光成像项,He等^[26]在2009年 CVPR 会议所提出的大气散射模型简化表达式中令 $t = e^{-Kd}$,这里的 t 为透射率图,反映了场景目标的景深信息。因此,在实际计算中,透射率图 t 可利用消光系数 K 和原图像所对应的深度图 d 来求取。其中,消光系数 K 值已知,深度图 d 可通过 MetaAI 所发布的 DINOv2 视觉大模型^[27]或研究者们所提出的 AdaBins^[28]等算法求得。

结合式(27)和式(5)可知,次要光路项可视为原夜晚无雾图像所对应的透射率图 t 、原图本征亮度(反射图像) R 、原夜晚无雾图像 I_0 共同作用的结

果。大气光成像项则利用透射率图 t 和无穷远处的雾的亮度 L_f 刻画了大气光的遮罩强度。综上所述, 式(27)所表示的观测亮度 L 可简化为

$$L = L' + tRI_0 + (1 - t)L_f \quad (28)$$

值得注意的是, 式(29)中的消光系数 K 是与能见度 d_v 相关的。在消光系数计算方面, 对于白天有雾图像合成的研究主要使用 Koschmieder 定律。在 Nebuloni^[29] 的研究中, 式 (1) 中的对比视感阈 ϵ 值常被设定为 0.02, 此时, 消光系数 K 相对于能见度距离 d_v 的关系可被固定为

$$K = \frac{3.912}{d_v} \quad (29)$$

对于夜间的消光系数计算, Allard 定律在能见度 d_v 之外还需要考虑背景亮度。这里主要依据 Gordon 有关夜间能见度的研究成果^[2], 将消光系数 K 与能见度 d_v 间的关系确定为

$$K = -\frac{\ln 0.002\ 08d_v}{d_v} \quad (30)$$

由式 (29)和式(30), 结合中华人民共和国国家标准 GB/T 33673- 2017 中规定的水平能见度等级描述^[30], 不同能见度及其对应的 2 种方式下的消光系数数值如表 1 所示。

表 1 不同能见度及其对应的 2 种方式下的消光系数值

能见度/km	能见度描述	雾气等级	Koschmieder 消光系数	Allard 消光系数
0.05	极差	大雾	78.24	183.42
0.1	差	浓雾	39.12	84.72
0.2	差	雾	19.56	38.92
0.5	较差	中雾	7.82	13.74
1	一般	轻雾	3.91	6.18

由表 1 可知, 针对夜间的 Allard 消光系数值要大于针对白天的 Koschmieder 消光系数。由于消光系数 K 通常用于表征对光的吸收能力, 夜晚环境往往存在可被吸收的多个个人造光源, 因而相较于白天, 夜晚吸收的光会更多, 造成 K 值越大。在此基础上, 将夜晚场景不同能见度对应的 Allard 消光系数 K 和深度图 d 代入上述透射率图表达式 $t = e^{-Kd}$, 在实际计算中取能见度为 1 km 时的 Allard 消光系数 6.18 作为基准值来调控不同能见度情况下的雾气浓度。再结合所求得透射率图 t 、新照射图 L' 、反射图像 R 、原夜晚无雾图像 I_0 、无穷远处的雾的亮度 L_f (实验中 L_f 默认值设为 0.76), 通过公式(28) 获得最终的模拟夜晚雾天图像。图 7 给出了原图像及其对应的不同能见度的模拟夜晚雾天图像。从图 7 可以看出, 随着能见度值的增大, 夜晚雾天模拟图像变得更为清晰。这一结果与实际情况相符, 证明了本文方法的有效性和合理性。

4 实验结果与分析

4.1 实验细节

为了验证基于半解析模型的夜晚雾天图像生成算法的有效性和实用性, 本文采用 MATLAB R2021b 在 Intel(R) Core(TM) i7-8700 CPU、3.20 GHz、32 GB 内存的计算机上对大量夜晚无雾图像进行了雾气模拟和算法对比实验。

实验中所用测试图像一部分来自 Nighttime Driving 公开数据库^[31], 另一部分来自自拍或网络收集的夜晚无雾图像。Nighttime Driving 数据集包含了 35 000 幅使用 GoPro Hero 5 摄像头采集的道路场景图像, 涵盖了从白天到黄昏直到夜晚的不同时间段, 其中夜晚图像共 9 500 幅, 自拍和网络收集图像共 500 幅。因此, 实验所用的夜晚无雾测试图像总共 10 000 幅。

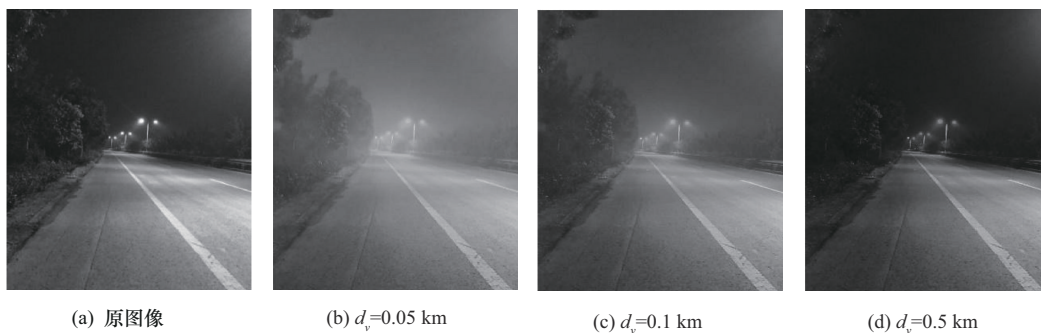


图 7 原图像及其对应的不同能见度的模拟夜晚雾天图像

4.2 主观对比

采用本文基于半解析模型的夜晚雾天图像生成方法,对 Nighttime Driving 数据集中的夜晚无雾图像依照随机能见度参数进行有雾图像合成处理,生成的模拟雾天图像如图8所示。从图8可以看出,所生成的夜晚雾天图像具有较好的真实感,尤其是对雾天光源发光效果的处理,既让该场景笼罩一层符合景深关系的雾气,又很好地保留了光晕的效果。

通过调研获知目前有关夜晚雾天图像生成的算法鲜见报道,大部分都是针对白天情况的雾天图像生成,因而很难找到合适的相关方法进行对比实验和分析。除了采用诸如 Photoshop 之类的图像编辑软件为原输入图像添加雾气外,近年来随着 stable diffusion (SD) 技术^[32]的兴起,为生成夜晚雾天图像提供了一种新的途径。为验证本文夜间有雾图像合成方法的有效性,针对相同的夜晚图像,采用 HazeRD 方法^[12]、Photoshop 方法、SD 方法与本文方法的合成结果进行对比,图9~图12即雾气合成效果对比的示例。

由图9(c)和图10(c)可以看出, HazeRD 方法作为针对日间雾气合成的算法,该方法主要采用大气散射模型,合成效果偏白,不太符合夜间场景环境光照较暗的特点,不能体现出夜间场景的光晕效果。利用 Photoshop 方法,采用该软件“滤镜”菜单中的“云彩渲染”方式,这种固定模式的渲染方式导致模拟生成的雾效灵活性不够,生成的雾效不太真实,如图9(d)和图10(d)所示。与之相比,利用 SD 技术生成的模拟雾天场景过于灵活和随机,该方法并非在原图上添加雾气,而是在提示词的约束下生成具有类似场景的新图像,如图9(e)和图10(e)所示。

本文方法结合专门针对夜晚雾天场景所构建的

半解析模型,在应用 Allard 定律并依照深度信息还原光晕效果后,可在原图像上生成较为真实自然的夜晚雾天图像,如图9(f)和图10(f)即本文方法的处理结果示例。从图中可以看出,本文方法在不改变整体光照效果的情况下,可明显地体现出路灯经过雾气散射产生的光晕效果。

由图11和图12可以看出,对于光源较多、光照较为复杂的场景,本文方法也能够较好地体现出雾气产生的光晕效果。尤其是对于图11中大面积的广告牌和图12中较为密集的路灯,在经过深度相关的扩散卷积处理后产生了较为明显的光晕,有效还原了夜晚雾天场景在光源作用下产生的视觉效果。相比之下,大气散射模型 HazeRD 方法、图像编辑软件 Photoshop 方法、生成式模型 SD 方法的处理结果仍然分别存在结果泛白、雾气模式单一,或生成图像与原图像无法一一对应等问题。正是这些问题限制了这3种方法由原图像生成对应的夜晚雾天图像的应用。

在运行时间方面,对于一幅分辨率为 515 像素×693 像素的图像,在已获取其对应深度图的情况下,本文方法生成模拟夜晚雾天图像的运行时间约为 5 s。HazeRD 方法在已知原输入图像所对应的深度图的情况下,处理同样大小的图像大约需要 2 s。尽管本文获取模拟夜间雾天图像的时间要长于 HazeRD 方法,但从模拟效果来看,本文方法夜晚光晕效果的渲染更为真实自然。而 Photoshop 方法和 SD 方法由于需要借助已有图像编辑软件或需向大模型提供提示词,因而均需人工参与,无法像基于物理模型的方法那样自动实现端到端的雾气模拟处理。

在算法参数设置方面,图13展示了对于图9(a)所示的夜晚图像在不同浓度雾气的合成效果。其

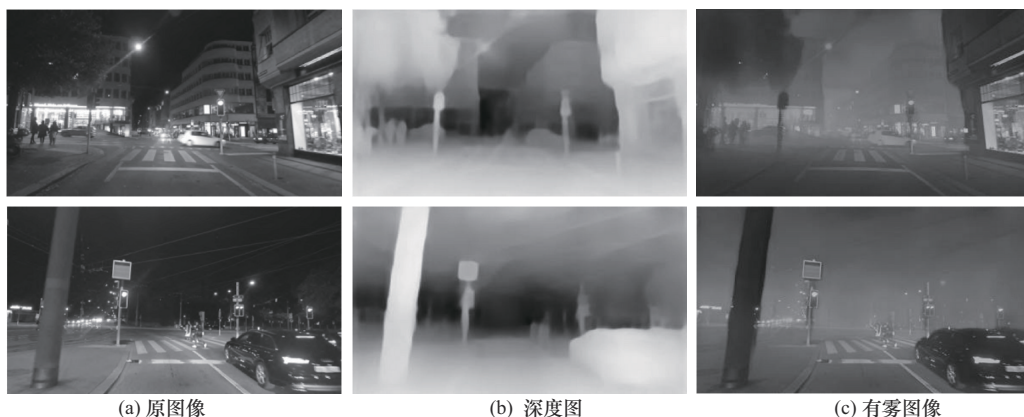


图8 Nighttime Driving 数据集中的夜晚原图像及生成的有雾图像

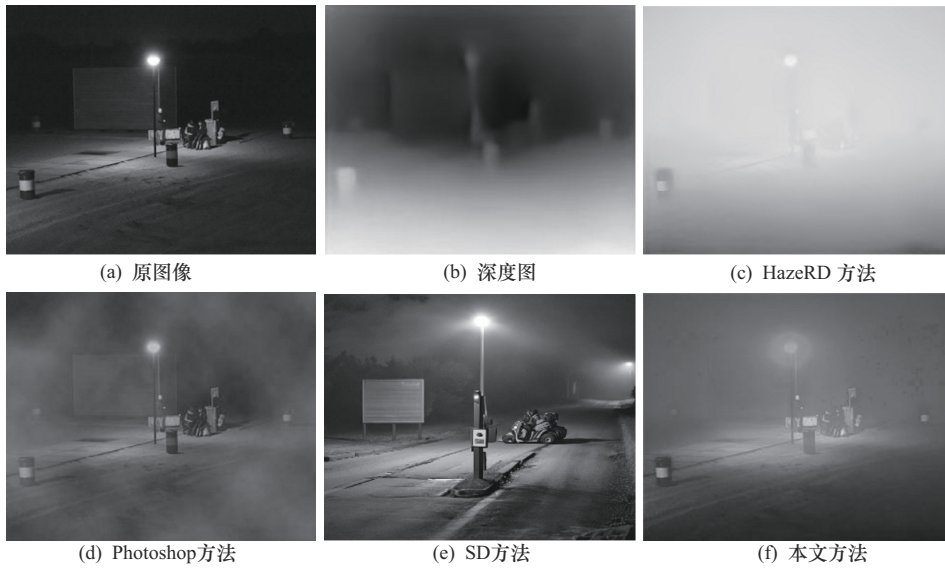


图9 雾气合成效果对比示例 1



图10 雾气合成效果对比示例 2

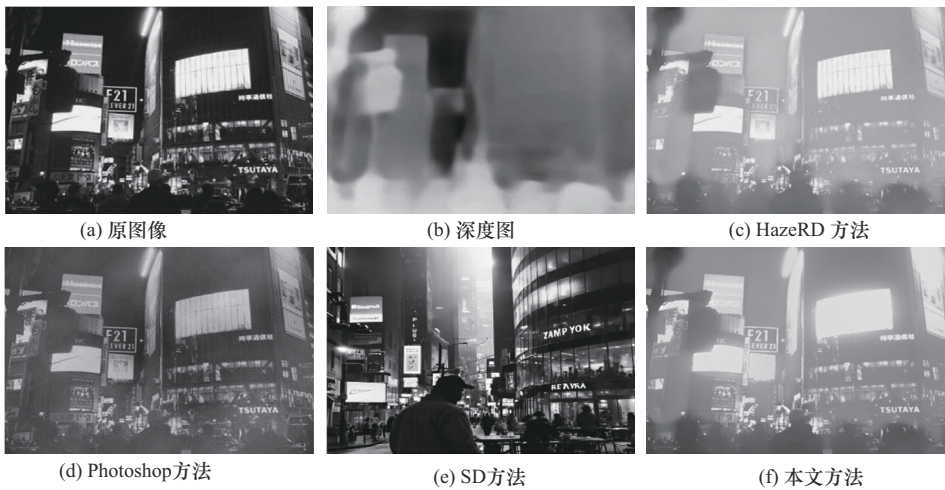


图11 雾气合成效果对比示例 3



图 12 雾气合成效果对比示例 4

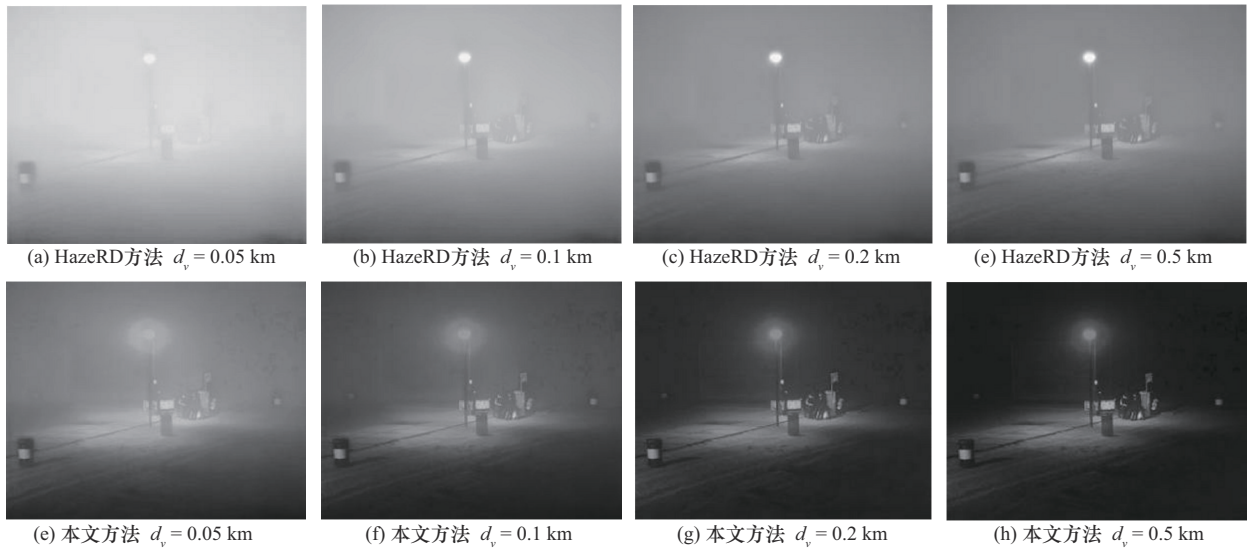


图 13 对于图9(a)夜晚图像在不同浓度雾气的合成效果

中，第一行为 HazeRD 方法的合成结果，第二行为本文方法的结果， d_v 表示相对能见度。由于 Photoshop 方法和 SD 方法不涉及能见度值的设置与调整，因此这里的对比实验未考虑这 2 种方式。从图 13 可以看出，随着能见度 d_v 值的增大，雾气逐渐消减，这与实际生活经验相一致。此外，在对模拟图像光源发光效果的刻画方面，本文方法也明显优于 HazeRD 方法，尤其是对雾天情况下的光源处理结果更贴近实际夜晚场景的效果。

图 14 展示了对于图 10(a)所示的夜晚图像在不同浓度雾气的合成效果。由图 14 可以看出，虽然 HazeRD 方法和本文方法都能较好地反映不同雾气

浓度带来的能见度变化，但本文方法可以更好地凸显夜间光源在雾气中的光晕效果。究其原因，主要是半解析模型充分考虑了夜晚各光路的影响，因而对模拟夜晚图像中光源的处理更为合理。

4.3 定量评估

为了客观地评估合成雾图像的真实性，本文采用 Zhang 等^[32]提出的合成雾图像真实性评估指标 AuthESI。AuthESI 基于构建雾和霾的典型自然场景统计特征 (NSS, natural scene statistic) 的集合，并将它们拟合到多元高斯 (MVG, multivariate Gaussian) 模型。合成图像的真实性表示为自然 MVG 模型和模拟图像的 MVG 模型之间的修正

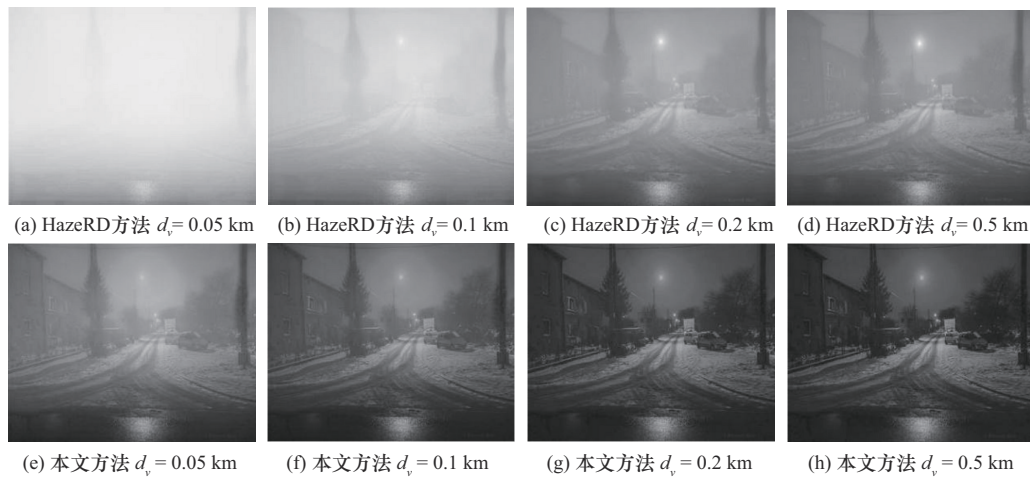


图 14 对于图 10(a)夜晚图像在不同浓度雾气的合成效果

Bhattacharyya 距离, 较小的距离值意味着模拟图像看起来更自然。具体来说, AuthESI 指标的计算过程包括: 首先, 对图像进行灰度化操作, 进行预处理, 再对图像进行分块处理, 选取感兴趣的图像块, 并根据选取出来的图像块提取建立模型所需要的 NSS 特征; 其次, 根据 NSS 特征建立自然图像的 MVG 模型; 最后, 依据测试图像与真实图像在 NSS 上的偏离规律, 计算得到模型之间的距离。在此基础上, 即可根据此距离值对各雾气模拟方法的真实感效果进行定量评估。

实验中, 采用 AuthESI 指标值对 10 000 幅夜晚无雾测试图像进行了统计, 不同方法在不同数据库上的 AuthESI 值对比如表 2 所示。从表 2 可以看出, 本文方法获得了较低的 AuthESI 值, 说明该方法的 NSS 特征接近自然雾, 在真实性评价指标 AuthESI 上有着更优表现。上述结论也与图 11~图 14 的视觉效果一致。HazeRD 方法的模拟结果不够自然, 道路旁的路灯没有体现出其应有的夜晚雾天的发光效果, 缺乏真实感。以 Photoshop 为代表的图像编辑软件因雾气生成模式固定, 缺乏随场景而变的灵活性, 表现在图像上即雾天场景缺乏真实感, AuthESI 值相对较高。以 SD 方法为代表的生成式模型方式所生成的新图与原图会有所差别, 尽管从 AuthESI 值来看该方法模拟效果尚可, 但因其无法在原图上直接添加雾气限制了该方法的部分应用。相比之下, 本文方法的模拟结果不仅符合夜晚雾天情况下光源周围会出现光晕的视觉效果, 而且可在原图基础上直接添加雾效, 因而从视觉效果上看, 本文方法比其他方法更为真实、自然。

表 2 不同方法在不同数据库上的 AuthESI 值对比

数据库	HazeRD 方法	Photoshop 方法	SD 方法	本文方法
Nighttime Driving	0.934	2.014	1.717	0.911
自拍图片	1.312	2.559	1.948	1.185
网络收集	1.232	2.046	1.912	1.041

此外, 为了从人眼感官的角度去有效评估夜晚雾天图像的模拟效果, 还邀请了 100 位志愿者分别完成 10 组测试实验。具体做法为: 对于每一组测试, 首先从本文方法的实验结果数据集中选择一幅测试图像作为左测试图, 然后从其他方法生成的数据集中选择对应图像的雾天模拟结果作为右测试图, 由此构成了每一组实验的测试数据对。对于每一组测试数据对, 志愿者都将被问及 3 个问题: “左测试图视觉效果更好吗?” “右测试图视觉效果更好吗?” “没有偏好倾向”。

图 15 为对志愿者的不同偏好进行的直方图统计, 其中涵盖单个志愿者和所有志愿者的直方图统计结果。在每组直方图中, 不同偏好的百分比显示在 3 列中。从图 15 可以看出, 志愿者大体上均认为本文方法的夜晚雾天生成效果更真实、视觉效果更好。综合所有志愿者偏好百分比的直方图表明: 1) 总体认为本文方法视觉效果更好的百分比为 74%; 2) 总体认为其他方法视觉效果更好的百分比仅为 18%; 3) 没有选择偏好的比例为 8%。由此可以推断出, 在人眼图像真实性主观感受评价方面, 本文方法的夜晚雾天模拟结果相比其他算法更为真实自然。

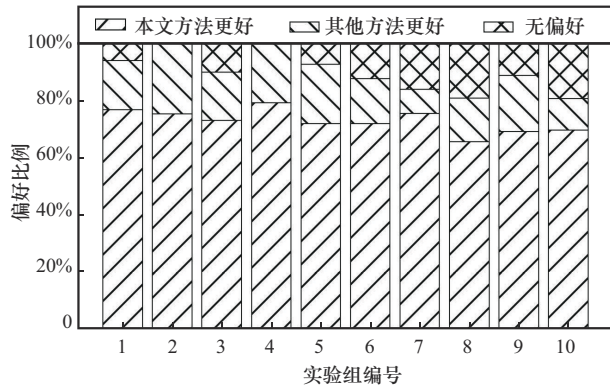


图15 志愿者不同偏好百分比直方图

4.4 在下游应用中的对比实验

本文研究的夜间雾天图像生成算法可广泛应用于自动驾驶系统开发、影视与游戏制作、无人机测试等诸多领域。对于自动驾驶系统开发，利用雾天图像生成算法可以生成不同浓度的合成雾天数据集，用于训练车辆感知系统在低能见度条件下的目

标检测能力。对于影视与游戏制作，利用此算法可以进行特效渲染和虚拟环境构建，在计算机生成影像 (CGI) 或游戏引擎 (如Unity等) 中模拟自然雾效，起到营造氛围和增强沉浸感的作用。对于军事模拟训练，利用此算法可以进行战场环境仿真，以便为士兵提供接近真实的雾天作战训练场景，从而检验战术决策与设备性能。对于无人机测试，利用此算法可以进行视觉导航验证，通过模拟雾气干扰，评估无人机在复杂气象条件下的避障与定位算法性能。

针对不同的下游应用各模拟方法的处理效果如图16所示。其中，各列对应的场景分别为自动驾驶场景、游戏场景、军事训练场景、无人机测试场景，各行代表不同的雾天图像生成方法的结果，这些方法分别为HazeRD方法、Photoshop方法、SD方法、本文方法。由图16可以看出，HazeRD方法因其基于面向日间雾天成因的大气散射模型，因而



图16 针对不同的下游应用各模拟方法的处理效果

所求取的雾天图像仿佛仅仅只是蒙上了一层雾气遮罩,无法很好体现出夜晚光源在雾气作用下的光晕效果,也没能较好地反映出雾气在近处较为稀薄,而在远处较为浓密的特点。Photoshop方法采用“云彩”滤镜的手段来模拟雾气,由此得到的雾天图像模式单一且与实际雾天情况有所偏离。SD方法的雾天图像生成过程仅将原无雾图像作为参考图像,并未严格遵循原图的场景,因此所生成的雾效与原图差别很大,有些结果甚至将夜晚图像更换成了白天场景。本文方法则是在原图基础上添加雾效,很好地保留了原场景的结构信息,且生成的雾效真实自然,对场景光源的处理效果也更为合理。

此外,为了更好地验证本文方法相比于其他方法的有效性与实用性,实验中还采用AuthESI指标值对图16中各雾天图像生成算法的雾气模拟结果进行了统计,统计结果如表3所示。从表3可以看出,本文方法的AuthESI值相对较小,HazeRD方法次之,SD方法和Photoshop方法的AuthESI值相对较大。由于较小的AuthESI值代表图像更为自然,因此从客观指标值的角度衡量,本文方法的雾气模拟效果相对较好。这一结论也与人眼对图16的主观评价相符,从而验证了本文方法的实用性。

表3 采用AuthESI指标对图16中各方法模拟效果的统计结果

图片编号	HazeRD方法	Photoshop方法	SD方法	本文方法
1	0.553	1.778	4.566	0.160
2	0.194	4.261	7.752	0.055
3	0.583	1.710	6.529	0.446
4	1.316	2.007	2.737	0.502

5 结束语

夜晚雾天图像生成是计算机视觉领域的重要问题。尽管目前国内学者对日间雾天图像生成进行了广泛的研究,但是专门针对夜晚场景的雾天成像模型和雾气模拟算法还不多见。因此,本文主要针对夜晚雾天图像生成问题展开研究,主要贡献与创新点为:针对目前普遍采用的大气散射模型不适用于人造光源占据主导地位的夜间场景问题,构建了刻画夜晚雾天成像机制的半解析模型,在此基础上,采用基于梯度稀疏先验的本征图像分解算法将

夜间图像分解为照射图和反射图,以获取此半解析模型的相关参数,并最终得到模拟夜晚图像效果。实验结果表明,本文方法能更好地模拟夜晚人造光源在雾气作用下产生的光晕效果,在模拟结果的真实感和自然性方面要优于其他对比方法。因此,可广泛应用于虚拟仿真系统开发、游戏场景真实感渲染、图像去雾算法性能评价等诸多领域。但本文算法仍有待进一步完善,如所生成的夜晚雾天图像对景深关系的刻画还需加强,半解析模型中各参数的计算时间还可缩短。尽管如此,所提方法仍不失为解决夜晚雾天图像生成问题的一种新的思路和处理途径。同时,相信本文解决夜晚雾天图像生成问题的图像分解思想将会有助于解决计算机视觉领域的其他问题。

参考文献:

- [1] KNOWLES W E. Bouguer, Lambert, and the theory of horizontal visibility[J]. Isis; an International Review Devoted to the History of Science and Its Cultural Influences, 1960, 51: 145-149.
- [2] DUNTLEY S Q, GORDON J I, TAYLOR J H, et al. Visibility[J]. Applied Optics, 1964, 3(5): 549-598.
- [3] GORDON J I. Daytime visibility, a conceptual review (A)[J]. Journal of the Optical Society of America A, 1984, 1: 1324.
- [4] TAREL J P, HAUTIERE N, CORD A, et al. Improved visibility of road scene images under heterogeneous fog[C]//Proceedings of the 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2010: 478-485.
- [5] TAREL J P, HAUTIERE N, CARAFFA L, et al. Vision enhancement in homogeneous and heterogeneous fog[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2012, 4(2): 6-20.
- [6] SAKARIDIS C, DAI D X, VAN GOOL L. Semantic foggy scene understanding with synthetic data[J]. International Journal of Computer Vision, 2018, 126(9): 973-992.
- [7] CORDT S M, OMRAN M, RAMOS S, et al. The cityscapes dataset for semantic urban scene understanding[C]//Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE Press, 2016: 3213-3223.
- [8] ZHANG L, ZHU A Q, ZHAO S Y, et al. Simulation of atmospheric visibility impairment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 8713-8726.
- [9] LI B Y, REN W Q, FU D P, et al. Benchmarking single-image dehazing and beyond[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(1): 492-505.
- [10] SILBERMAN N, HOIEM D, KOHLI P, et al. Indoor segmentation and support inference from RGBD images[C]//Computer Vision - ECCV 2012. Berlin: Springer, 2012: 746-760.
- [11] SCHARSTEIN D, SZELISKI R. High-accuracy stereo depth maps using structured light[C]//Proceedings of the 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings. Piscataway: IEEE Press, 2003: 1.

- [12] ZHANG Y F, DING L, SHARMA G. HazeRD: an outdoor scene dataset and benchmark for single image dehazing[C]//Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway: IEEE Press, 2017: 3205-3209.
- [13] SAXENA A, SUN M, NG A Y. Make3D: learning 3D scene structure from a single still image[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(5): 824-840.
- [14] ALLARD É. Mémoire sur l'intensité et la portée des phares: comprenant la description de quelques appareils nouveaux, ainsi que des études sur la transparence des flammes, la vision des feux scintillants et la transparence nocturne de l'atmosphère[M]. Paris: Imprimerie Nationale, 1876.
- [15] KOCSIS L, HERMAN P, EKE A. The modified Beer-Lambert law revisited[J]. Physics in Medicine and Biology, 2006, 51(5): 91-98.
- [16] WANG H, XIANG Y, YU B X. Average modulation transfer function of line-array fiber-optic image bundles[J]. Chinese Optics Letters, 2004, 2(8): 453-455.
- [17] OLSHAUSEN B A, FIELD D J. Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images[J]. Nature, 1996, 381(6583): 607-609.
- [18] SIMONCELLI E P. Statistical models for images: compression, restoration and synthesis[C]//Proceedings of the Conference Record of the Thirty-First Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway: IEEE Press, 1997: 673-678.
- [19] WAINWRIGHT M J, SIMONCELLI E P, WILLSKY A S. Random cascades of Gaussian scale mixtures and their use in modeling natural images with application to denoising[C]//Proceedings of the Proceedings 2000 International Conference on Image Processing. Piscataway: IEEE Press, 2000: 260-263.
- [20] LEVIN A, WEISS Y. User assisted separation of reflections from a single image using a sparsity prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(9): 1647-1654.
- [21] XU L, ZHENG S C, JIA J Y. Unnatural L0 sparse representation for natural image deblurring[C]//Proceedings of the 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2013: 1107-1114.
- [22] WEISS Y. Deriving intrinsic images from image sequences[C]//Proceedings of the Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. ICCV 2001. Piscataway: IEEE Press, 2001: 68-75.
- [23] LI Y, BROWN M S. Single image layer separation using relative smoothness[C]//Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2014: 2752-2759.
- [24] WANG Y L, YANG J F, YIN W T, et al. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2008, 1(3): 248-272.
- [25] ROTHER C, KIEFEL M, ZHANG L, et al. Recovering intrinsic images with a global sparsity prior on reflectance[C]//Proceedings of the 25th Annual Conference on Neural Information Processing Systems. Piscataway: IEEE Press, 2011: 1-9.
- [26] HE K M, SUN J, TANG X O. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [27] OQUAB M, DARCET T, MOUTAKANNI T, et al. Dinov2: learning robust visual features without supervision[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2304.07193, 2023.
- [28] FAROOQ BHAT S, ALHASHIM I, WONKA P. AdaBins: depth estimation using adaptive bins[C]//Proceedings of the 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE Press, 2021: 4009-4018.
- [29] NEBULONI R. Empirical relationships between extinction coefficient and visibility in fog[J]. Applied Optics, 2005, 44(18): 3795-3804.
- [30] DAI D X, GOOL L V. Dark model adaptation: semantic image segmentation from daytime to nighttime[C]//Proceedings of the 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Piscataway: IEEE Press, 2018: 3819-3824.
- [31] ROMBACH R, BLATTMANN A, LORENZ D, et al. High-resolution image synthesis with latent diffusion models[C]//Proceedings of the 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE Press, 2022: 10674-10685.
- [32] ZHANG N, ZHANG L, CHENG Z X. Towards simulating foggy and hazy images and evaluating their authenticity[C]//Neural Information Processing. Berlin: Springer, 2017: 405-415.

[作者简介]



郭璠 (1982-), 女, 湖南临澧人, 博士, 中南大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为图像处理、模式识别、人工智能等。



刘文韬 (2000-), 男, 湖北武汉人, 中南大学硕士生, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理、模式识别等。



杨佳男 (2000-), 男, 河南信阳人, 中南大学硕士生, 主要研究方向为图像处理、计算机视觉、人工智能等。



唐璠 (1966-), 男, 湖南武冈人, 博士, 中南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为计算机视觉、人工智能、机器人等。