

# 基于深度估计的雾天模拟方法

李靓, 叶青\*, 刘建平, 刘宇泽

长沙理工大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410114

**摘要** 针对雾天图像数据集匮乏问题, 提出一种基于深度估计的雾天模拟方法。自适应调整亮度与饱和度对清晰原图进行预处理, 采用自监督单目深度挖掘网络生成图像的深度图, 利用引导滤波优化深度图, 设定模拟图像能见度获得透射率图, 通过暗通道图区分天空区域并估计大气光值, 最终由大气散射模型得到设定能见度下的雾天模拟图像。实验数据显示, 该方法有效改善了模拟图像目标不清晰、雾气边缘锐化问题, 在模拟能见度为 2000 m 以下的雾天图像时效果稳定, 其雾天模拟图像与真实雾天图像的特征评价指标平均误差率为 6.28%, 表明该方法具有可行性, 可对自然环境下清晰图像进行雾天模拟以解决雾天图像数据集匮乏与能见度数据缺失的问题。

**关键词** 图像处理; 雾天模拟; 深度估计; 自适应; 大气光值

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP213247

## Fog Simulation Method Based on Depth Estimation

Li Liang, Ye Qing\*, Liu Jianping, Liu Yuze

School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology,  
Changsha 410114, Hunan, China

**Abstract** A fog simulation method based on depth estimation is proposed, aiming at the lack of foggy image datasets. The brightness and saturation are adjusted adaptively to preprocess the clear original image, self-supervised monocular depth mining network is used to generate the depth map and which is optimized by guided filtering. Transmittance map is obtained with setting the visibility of the simulated image, the dark channel map is used to distinguish sky area to estimate the atmospheric light value, and simulated foggy image with visibility is generated through the atmospheric scattering model. According to the experimental data, the problems of unclear targets in simulated images and sharpening of fog edges are improved effectively. The effect is stable when simulated foggy visibility is below 2000 m, which average error rate of feature evaluation index between simulated foggy image and real foggy image is 6.28%, which shows that the proposed method is feasible. It can simulate clear images in natural environment to solve the problems of lack of foggy image dataset and visibility data.

**Key words** image processing; fog simulation; depth estimation; self-adaption; atmospheric light value

## 1 引言

雾天情况下, 大气散射使得户外图像降质, 不能满足自动驾驶、目标检测及视频监控等<sup>[1]</sup>机器视觉应用需要。目前去雾算法大多基于深度学习, 需要大量的雾天图像进行训练, 而收集能见度确定的真实雾天场景下数据集耗时高、成本高<sup>[2]</sup>。因此, 雾天模拟技术在机器视觉的实际应用中具有重要的研究意义。

根据大气散射原理, 雾天场景下大气介质的影响程度取决于目标到摄像机的距离, 即场景深度。因此,

雾天模拟是否真实的关键在于如何正确估计场景深度。估计场景深度的方法和手段很多, 包括使用激光或雷达等设备直接测量、双目视差深度估计<sup>[3]</sup>、视频前后帧位姿估计<sup>[4]</sup>、单目图像深度估计<sup>[5]</sup>等。在场景深度估计方面: 文献[6]以有效深度线性或插值解析深度信息模拟雾天, 但局限于俯视图像; 文献[7]采用双目相机以视差结合焦距和基线获取深度, 对设备要求较高; 文献[8]改进文献[7]中的方法, 却采取纯合成图像数据, 在真实自然图像中并不适用。

综上所述, 现有雾天模拟方法主要基于真实深度

收稿日期: 2021-12-15; 修回日期: 2022-01-28; 录用日期: 2022-02-14; 网络首发日期: 2022-02-24

通信作者: \*1277327164@qq.com

信息或双目视差数据来进行深度估计,但是在实际情况下,真实深度数据与双目视差数据难以获取。因此,本文采用自监督单目深度估计方法与提高图像质量相结合的方式实现雾天图像模拟。针对亮度与色彩饱和度过高的图像深度估计不准确问题,对清晰图像进行预处理;针对雾天模拟目标边缘突兀、雾气过渡明显等问题,对深度图进行引导滤波,实现雾天模拟的视觉真实化;以暗通道区分天空区域以选择更准确的大气光估计值,基于大气散射模型得到带有能见度标识的雾天模拟图像。

## 2 大气散射模型

雾天情况下,成像结果降质的主要原因是大气中的悬浮粒子作用<sup>[9]</sup>:1)衰减目标反射光;2)散射太阳光,形成大气光。基于此原理简化得到如今广泛使用的大气散射模型<sup>[10]</sup>,其数学表达式为

$$I(x) = J(x)t(x) + A[1 - t(x)], \quad (1)$$

$$t(x) = \exp[-\beta d(x)], \quad (2)$$

式中: $I(x)$ 为雾天图像; $J(x)$ 为无雾清晰图像; $A$ 为无穷远处的大气光值; $t(x)$ 为大气透射率; $d(x)$ 为目标与相机的距离,即场景深度,以图像量化表现即为深度图; $\beta$ 为大气消光系数。式(2)表示透射率与场景深度的关系,以图像量化表现即为透射率图。基于此原理,在大气消光系数由能见度确定的前提下,深度图、透射率图、大气光值的估计成为雾天图像模拟研究的主要内容。

## 3 雾天图像模拟的参数估计

### 3.1 改进自监督单目深度图的估计

自监督单目深度估计方法用视频序列或连续图像训练,实现输入任意单目图像输出可靠深度图的模型。核心网络框架如图1所示,无真实深度信息时,该方法的实质是图像的重建与对比。具体训练步骤如下:

1)输入三帧序列长度的目标图像 $I_t$ 和源图像 $I_t'$ 生

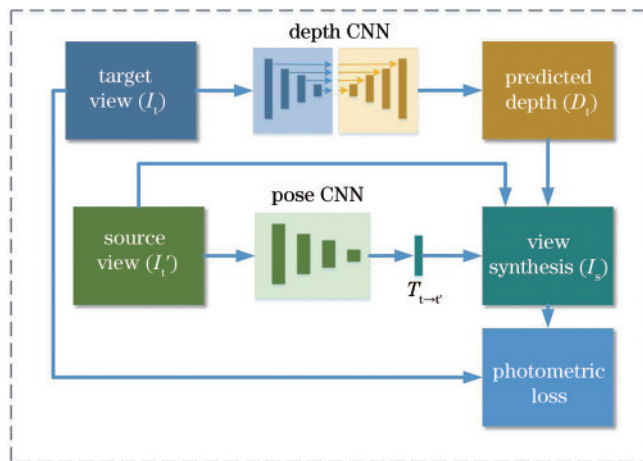


图1 自监督单目深度估计框架

Fig. 1 Self-supervised monocular depth estimation framework

成预测深度图 $D_t$ 和姿态估计 $T_{t \rightarrow t'}$ ;

2)以 $D_t$ 和 $T_{t \rightarrow t'}$ 结合源图像 $I_t'$ 用双线性插值法重构出视图 $I_s$ ;

3)采用光度一致性损失作为损失函数,并以此监督不断训练;

4)以损失反向传播优化网络参数,直到重构误差降到最小时停止训练。

自监督单目深度挖掘<sup>[11]</sup>借鉴U-Net<sup>[12]</sup>架构,利用跳跃连接的编码器-解码器网络,采用ResNet18作为深度估计网络和姿态估计网络,相比文献[13]中的DispNet<sup>[14]</sup>和ResNet<sup>[15]</sup>更轻量、更快速。同时以光度重投影损失、相对静止掩膜与边缘检测平滑损失结合的光度一致性损失进行训练,以解决静态场景与遮挡误差问题。

由于单目图像的学习局限性,雾天模拟时存在下述问题:1)阳光反射导致色彩饱和和区域无法准确估计深度;2)物体前景与背景边缘过渡明显,在生成雾天图像时物体边缘锐化,导致雾气过渡不平滑,与真实雾天有较大差距。

针对第1个问题,根据雾天模拟需求对输入的清晰原图进行亮度与饱和度自适应调整。首先将清晰图像的颜色空间由RGB空间转换到HSV空间,饱和度 $S$ 与亮度 $V$ 的转换公式<sup>[16]</sup>为

$$S =$$

$$\begin{cases} 0, \max(R, G, B) = 0 \\ \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)}, \max(R, G, B) \neq 0 \end{cases}, \quad (3)$$

$$V = \max(R, G, B), \quad (4)$$

式中: $\max(R, G, B)$ 和 $\min(R, G, B)$ 分别表示RGB中的最大值和最小值; $R, G, B$ 分别为红、绿、蓝这3个基本颜色的归一化灰度值。对亮度与饱和度采取自适应非线性调整<sup>[17]</sup>:

$$\bar{V} = \left[ 1 - \frac{\text{mean}(R, G, B)}{\max(R, G, B) + \min(R, G, B) + 1} \right] \cdot V, \quad (5)$$

$$\bar{S} = \left[ 1 - \frac{\text{mean}(R, G, B)}{\max(R, G, B) + \min(R, G, B) + 1} \right] \cdot S, \quad (6)$$

式中: $\bar{V}$ 和 $\bar{S}$ 为调整后的亮度与饱和度; $\text{mean}(R, G, B)$ 为RGB的归一化灰度均值。以均值比重自适应调整亮度与饱和度后,再将图像转换回RGB空间进行雾天的模拟。预处理使得原图具有较好的一致性,避免因原图差异造成深度估计错误。

针对第2个问题,对深度图进行引导滤波措施,将深度变化边缘羽化平滑,使得雾气模拟自然真实。引导滤波<sup>[18]</sup>通过计算输入原图与导向图的均值与方差得到线性相关因子,从而实现引导滤波:

$$q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k), \quad (7)$$

$$a_k = \frac{1}{|\omega_k|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k, \quad (8)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k, \quad (9)$$

式中:  $i$  为图像  $i$  位置上的像素点;  $q$  为滤波后的输出图像;  $\omega_k$  为一个确定的以  $r$  为半径的窗口;  $|\omega_k|$  为窗口  $\omega_k$  中像素点的个数;  $I$  为引导图像;  $(a_k, b_k)$  为由输入图与引导图窗口唯一确定的常量系数;  $\mu_k$  和  $\sigma_k^2$  分别为引导图像  $I$  在窗口  $\omega_k$  中的平均值和方差;  $\bar{p}_k$  表示输入图像  $p$  在窗口  $\omega_k$  中的平均值;  $\epsilon$  为正则化参数, 合理设置以避免  $a_k$  过大, 影响滤波效果。在平滑深度图时, 将半径  $r$  和正则化参数  $\epsilon$  分别设置为 90 和 0.8, 可达到较好效果。

### 3.2 透射率图的简略估计

透射率图决定雾气浓度, 大气消光系数  $\beta$  在深度信息确定后直接影响透射率图, 根据柯西米德定律<sup>[19]</sup>可知, 能见度与大气消光系数密切相关:

$$\beta = -\frac{\ln \delta}{V_n}, \quad (10)$$

式中:  $V_n$  为能见度;  $\delta$  为视觉对比阈值, 一般取 0.02 或 0.05, 本研究取 0.05。基于设定能见度生成对应  $\beta$  值, 以式(2)对深度图像素进行逐个计算, 得到透射率图的简略估计。

### 3.3 大气光值的优化估计

清晰图像中大气光值一般与天空区域或无穷远处像素平均值一致, 为避免高光或白色物体影响<sup>[20-22]</sup>, 有效识别天空区域和无穷远处是关键。根据暗通道先验<sup>[23]</sup>可知, 清晰图像对应的暗通道图在天空区域不趋于 0, 在其他区域趋于 0, 以此结合文献<sup>[24]</sup>中的梯度方法识别天空区域。若存在天空区域, 以识别出的天空区域像素点平均值作为大气光值的估计值; 若无天空区域, 则按照深度图中最远深度区域对应原图的像素点平均值作为大气光值的估计值。

由此, 雾天模拟的深度图、透射率图、大气光值等 3 个参数的估计方法确定了。按照式(1)对不同能见度的雾天图像进行模拟, 其过程如图 2 所示: 首先对无雾目标图像进行深度图估计和大气光值估计, 再设定能见度计算大气消光系数估计透射率图, 最后利用大气散射模型进行雾天图像模拟, 得到设定能见度下的模拟雾天图像。

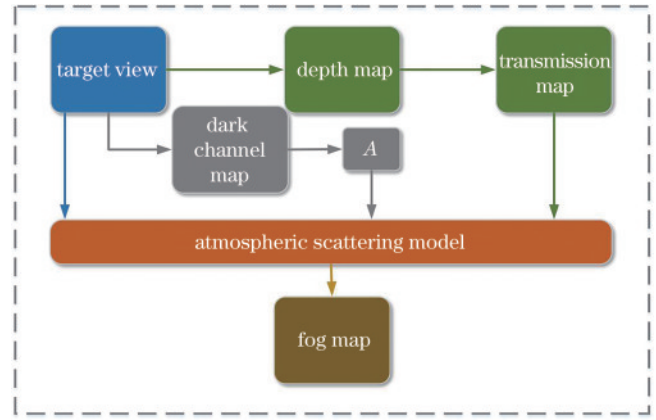


图 2 雾天模拟化过程

Fig. 2 Fog simulation process

## 4 实验结果与分析

### 4.1 深度图改进对比的视觉评价

以手机拍摄的自然道路环境下图像进行实验, 其分辨率按手机参数确定为  $3968 \times 2976$ 。图 3 为无改进下图像, 从图 3 可以看出, 原图亮度与饱和度过高, 深度图中汽车顶部的深度信息与背景混淆, 直接使雾天模拟图像出现不规则的清晰区域, 且边缘锐化, 有雾与无雾区域过渡突兀, 亮度过高, 与真实雾天情况不符。对清晰图像进行预处理, 降低亮度与饱和度, 结果如图 4 所示, 深度图汽车目标与实际一致, 但雾天图像边缘仍然锐化。对预处理后图像的深度图进行引导滤波, 结果如图 5 所示, 边缘明显平滑, 雾天区域与无雾区域的过渡与真实雾天接近, 且近的目标雾气淡, 远的目标雾气浓, 即所做改进有效地提高了雾天模拟图像的真实性。

选择盲/无参考图像空域质量评价(BRISQUE)<sup>[25]</sup>、自然图像质量评价(NIQE)<sup>[26]</sup>、基于感知的图像质量评价<sup>[27]</sup>(PIQE)这 3 种不同的无参考图像质量评价指标评价模拟图像的质量情况, 其值越小, 质量越好, 越符合人眼视觉观察效果。以无任何改进、仅预处理、预处理且引导滤波这 3 种不同类型的雾天模拟图为一组, 对 15 组图像进行评价, 结果如表 1 所示。可见, 预处理与引导滤波有效地改进了雾天模拟图像的质量, 也更加符合人眼视觉效果。

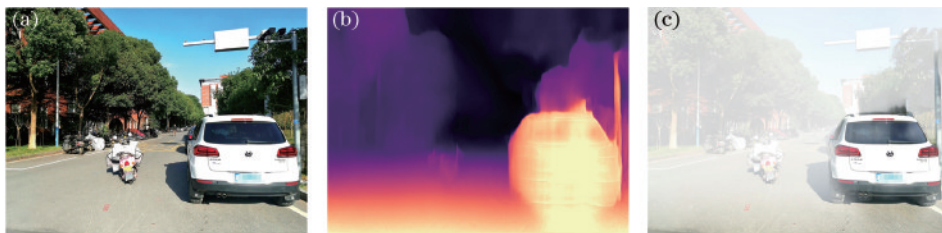


图 3 无改进下图像。(a)清晰原图;(b)深度图;(c)雾天模拟图

Fig. 3 Images without improvement. (a) Clear image; (b) depth map; (c) fog simulation image



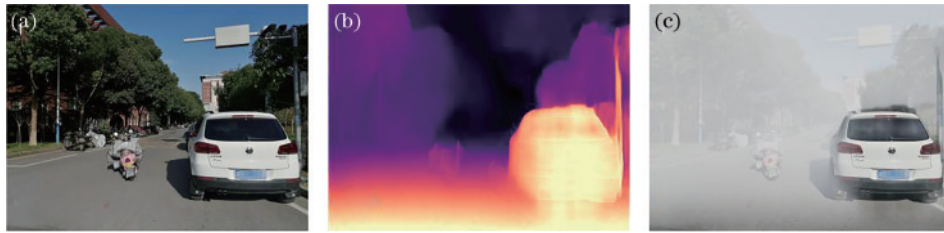


图 4 预处理后图像。(a)清晰原图;(b)深度图;(c)雾天模拟图

Fig. 4 Images with pretreatment. (a) Clear image; (b) depth map; (c) fog simulation image

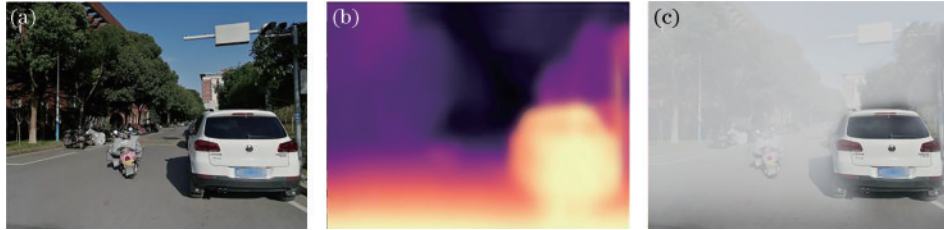


图 5 改进后图像。(a)清晰原图;(b)深度图;(c)雾天模拟图

Fig. 5 Images with improvement. (a) Clear image; (b) depth map; (c) fog simulation image

表 1 图像评价均值

Table 1 Image evaluation mean

Evaluating indicator	BRISQUE	NIQE	PIQE
Original	28.8	3.1	52.4
Pretreatment	25.7	1.9	21.7
Improvement	25.3	1.9	21.4

#### 4.2 不同能见度下的雾天模拟图像比较

在气象学中,能见度表示天空背景下物体能够被人眼清楚识别的最大距离,不同的能见度对应的雾浓度如表 2 所示。以图 6 场景按照不同的能见度值进行雾天模拟。浓雾时取能见度为 100 m,如图 7 所示;大雾时取能见度为 250 m,如图 8 所示;中雾时取能见度为 550 m,如图 9 所示;薄雾时取能见度为 1200 m,如图 10 所示。实地测量的摄像头到图像中最远场景的

表 2 能见度与雾浓度关系

Table 2 Relationship of visibility and fog concentration

Category	Dense fog	Big fog	Moderate fog	Mist
Visibility /km	<0.2	0.2-0.5	0.5-1.0	1.0-5.0



图 7 100 m 能见度

Fig. 7 Visibility at 100 m



图 8 250 m 能见度

Fig. 8 Visibility at 250 m



图 6 雾天模拟前的清晰图像

Fig. 6 Clear image without fog simulation



图 9 550 m 能见度

Fig. 9 Visibility at 550 m

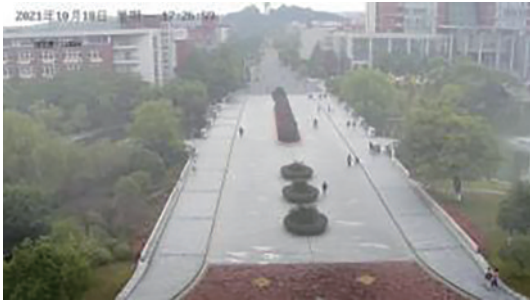


图 10 1200 m 能见度  
Fig. 10 Visibility at 1200 m

距离与雾天模拟中的标识能见度对比基本一致,说明标识能见度可代表雾天图像的真实能见度。

### 4.3 雾天模拟图像特征评价

为验证雾天模拟图像的有效性,对雾天模拟图像与真实雾天图像进行对比。图 11 为气象显示能见度为 200、600、1700 m 时的真实雾天图像,图 12 为同一场景无雾时雾天模拟到的能见度为 200、600、1700 m 的图像。从人眼视觉的主观评价来看,图像的雾天程度相似,对图像特征进行计算评价,利用无参考图像清晰度评价指标进行图像的比较。



图 11 真实雾天图像。(a)能见度 200 m;(b)能见度 600 m;(c)能见度 1700 m  
Fig. 11 Real fog image. (a) Visibility of 200 m; (b) visibility of 600 m; (c) visibility of 1700 m



图 12 模拟雾天图像。(a)能见度 200 m;(b)能见度 600 m;(c)能见度 1700 m  
Fig. 12 Simulated fog image. (a) Visibility of 200 m; (b) visibility of 600 m; (c) visibility of 1700 m

采用 Laplacian 梯度函数<sup>[28]</sup>、灰度方差(SMD)函数、灰度方差乘积(SMD2)函数<sup>[29]</sup>、信息熵函数(entropy)这 4 个常用的无参考图像清晰度评价指标来进行量化评估。Laplacian 梯度函数采用 Laplacian 算子分别提取水平和垂直方向的梯度值进行卷积操作,其梯度值越高,图像越清晰;SMD 函数也是对两个方向相邻像素点灰度值差分的绝对值之和进行累加作为函数值,值越高,图像越清晰;SMD2 函数对每一个像素邻域两个灰度差相乘后再逐个像素累加,改善了 SMD 缺点,采用乘除的运算扩大了有用的信息,其值越大,图像越清晰;信息熵函数衡量图像信息的丰富程度,函数值越大,信息越丰富,细节特征越多。尽管以上指标具有一定局限性,但一般来说,雾天图像与模拟图像的值越接近,雾天模拟图像越具有真实性。

图像评价指标对比如表 3 所示,可知所提雾天模拟方法模拟的雾天图像与真实雾天图像指标相近, $E_s$  为雾天模拟误差率:

$$E_s = \frac{1}{4} \sum_{i=0}^3 E_i = \frac{1}{4} \sum_{i=0}^3 \frac{|Q_i(\text{real}) - Q_i(\text{simulate})|}{Q_i(\text{real})}, \quad (11)$$

式中: $Q_i(\text{real})$ 、 $Q_i(\text{simulate})$  为真实雾天清晰度评价指标和模拟雾天清晰度评价指标; $E_i$  为单个函数指标误

差率,当  $i=0, 1, 2, 3$  时分别表示 Laplacian 梯度函数、SMD 函数、SMD2 函数、信息熵函数这 4 个评价指标值。

从表 3 可以看出,能见度在 200、600、1700 m 的雾天模拟误差率分别为 5.28%、6.93%、6.36%。依照上述图像以起始能见度 100 m、间隔 100 m、终止能见度 5000 m,共 50 组图像进行特征评价,得到的雾天模拟误差率随能见度的变化曲线如图 13 所示。

由图 13 可知:雾天模拟误差率在能见度为 200 m 以内的浓雾和 500 m 以内的大雾下效果较好且稳定;在 1000 m 以内的中雾和 2000 m 内的薄雾下较为波动,但保持在 10% 以下;在能见度为 2000 m 以上的薄雾模拟误差率大于 10% 且趋向于不稳定,这是由于自监督单目深度估计受距离限制;在大于 2000 m 的范围外难以输出可靠的深度信息。因此,所提方法适用于雾天能见度为 2000 m 以下的雾天模拟,在浓雾和大雾条件下效果最好。由此,对小于 2000 m 能见度的 5 个不同场景进行模拟,得到共 100 组的雾天模拟误差率,计算得到的总体平均雾天模拟误差率为 6.28%,体现了雾天模拟方法的可靠性与雾天模拟图像的真实性。

表 3 评价指标对比

Table 3 Comparison of evaluation indicators

Visibility /m	Category	Laplacian	SMD /10 <sup>7</sup>	SMD2 /10 <sup>7</sup>	Entropy	$E_s$ /%
200	Real fog	97.5	0.445	1.266	4.511	
	Simulated fog	92.3	0.449	1.314	4.009	
	$E_i$ /%	5.33	0.89	3.79	11.13	5.28
600	Real fog	170.2	0.925	2.191	4.939	
	Simulated fog	159.7	0.873	2.522	4.979	
	$E_i$	6.17%	5.62%	15.11%	0.81%	6.93
1700	Real fog	591.4	1.214	5.693	5.206	
	Simulated fog	586.6	1.342	5.972	4.726	
	$E_i$	0.81%	10.54%	4.90%	9.22%	6.36

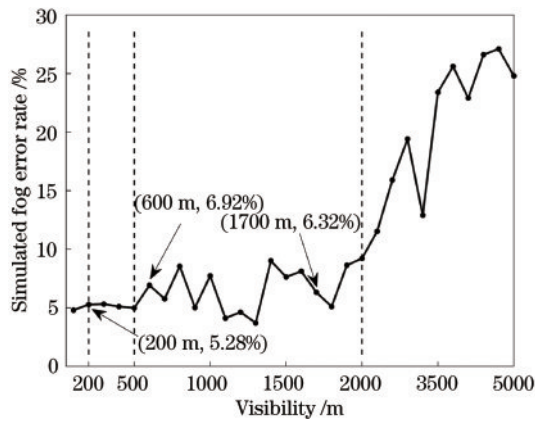


图 13 雾天模拟误差率随能见度变化曲线

Fig. 13 Curve of simulated fog error rate varying with visibility

## 5 结 论

针对雾天模拟技术的迫切需求,提出一种基于改进自监督单目深度估计的雾天模拟方法。基于大气散射模型,自适应调整图像质量与引导滤波改进深度图,进而由能见度估计透射率图,暗通道图区分天空区域估计大气光值,以此实现雾天模拟。雾天模拟图像符合人眼视觉效果,与真实雾图的比较结果显示,该方法适用于模拟能见度小于 2000 m 的雾天环境,其平均雾天模拟误差率为 6.28%,表明所提雾天模拟方法具有可靠性,可解决雾天数据集匮乏与能见度数据缺失的问题。对现有目标检测数据集进行批量加雾处理,可形成雾天目标检测数据集,有助于实现雾天场景下目标检测等问题的进一步研究。

### 参 考 文 献

[1] 梁楚萍,冯一策,谢浩然,等. 基于先验知识的单幅图像雨雾去除方法[J]. 浙江大学学报(理学版), 2021, 48(3): 270-281, 288.  
Liang C P, Feng Y D, Xie H R, et al. Prior-based single image rain and haze removal[J]. Journal of Zhejiang

University (Science Edition), 2021, 48(3): 270-281, 288.

- [2] 解宇虹,谢源,陈亮,等. 真实有雾场景下的目标检测[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2021, 33(5): 733-745.  
Xie Y H, Xie Y, Chen L, et al. Object detection in real-world hazy scene[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2021, 33(5): 733-745.
- [3] 张羽丰,李昱希,赵明璧,等. 局部双目视差回归的目标距离估计[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(7): 1604-1613.  
Zhang Y F, Li Y X, Zhao M B, et al. Object distance estimation based on stereo regional disparity regression[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(7): 1604-1613.
- [4] 金德富,陈芬,彭宗举,等. 结合预处理的深度视频帧内快速编码算法[J]. 光电子·激光, 2017, 28(10): 1131-1138.  
Jin D F, Chen F, Peng Z J, et al. Preprocessing based depth video fast intra coding algorithm[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2017, 28(10): 1131-1138.
- [5] 霍智勇,乔璐. 基于结构化损失的单目深度估计算法研究[J]. 电子科技大学学报, 2021, 50(5): 728-733.  
Huo Z Y, Qiao L. Research on monocular depth estimation algorithm based on structured loss[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2021, 50(5): 728-733.
- [6] 董健康,刘坤,王洁宁. 室外自然场景下的雾天模拟生成算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(3): 397-401, 409.  
Dong J K, Liu K, Wang J N. Simulation of the foggy scene under outdoor natural scenes[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2013, 25(3): 397-401, 409.
- [7] 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.
- [8] Hahner M, Dai D X, Sakaridis C, et al. Semantic understanding of foggy scenes with purely synthetic data[C]// 2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, October 27-30, 2019, Auckland, New Zealand. New York: IEEE Press, 2019: 3675-3681.
- [9] 宋海声,刘宇平,郑海亮,等. 基于暗亮原色先验理论



- 的道路能见度检测[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(6): 0601001.
- Song H S, Liu Y P, Zheng H L, et al. Road visibility detection based on priori theory of dark and bright primary colors[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(6): 0601001.
- [10] Nayar S K, Narasimhan S G. Vision in bad weather[C]// Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, September 20-27, 1999, Kerkyra, Greece. New York: IEEE Press, 1999: 820-827.
- [11] Godard C, Aodha O M, Firman M, et al. Digging into self-supervised monocular depth estimation[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), October 27-November 2, 2019, Seoul, Korea (South). New York: IEEE Press, 2019: 3827-3837.
- [12] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[EB/OL]. (2015-05-18)[2021-05-04]. <https://arxiv.org/abs/1505.04597>.
- [13] Zhou T H, Brown M, Snavely N, et al. Unsupervised learning of depth and ego-motion from video[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 6612-6619.
- [14] Mayer N, Ilg E, Häusser P, et al. A large dataset to train convolutional networks for disparity, optical flow, and scene flow estimation[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 4040-4048.
- [15] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [16] 秦钟, 杨建国, 王海默, 等. 基于Retinex理论的低照度下输电线路图像增强方法及应用[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(3): 150-157.
- Qin Z, Yang J G, Wang H M, et al. Low illumination transmission line image enhancement method and application based on the Retinex theory[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(3): 150-157.
- [17] 李梦蕊, 柳晓鸣, 常婧. 基于颜色衰减先验的自适应Retinex去雾算法[J]. 计算机仿真, 2021, 38(1): 354-358.
- Li M R, Liu X M, Chang J. An adaptive retinex of image haze removal based on color attenuation prior[J]. Computer Simulation, 2021, 38(1): 354-358.
- [18] Li S T, Kang X D, Hu J W. Image fusion with guided filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [19] Hautière N, Tarel J P, Lavenant J, et al. Automatic fog detection and estimation of visibility distance through use of an onboard camera[J]. Machine Vision and Applications, 2006, 17(1): 8-20.
- [20] 王娟, 刘远远, 张馨午, 等. 雾霾图像中大气光值估计方法综述[J]. 激光杂志, 2021, 42(9): 6-10.
- Wang J, Liu Y Y, Zhang X W, et al. Summary of atmospheric light value estimation methods in haze images[J]. Laser Journal, 2021, 42(9): 6-10.
- [21] 杨燕, 陆鑫璇. 结合自适应亮度变换不等式估计透射率的图像去雾方法[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(6): 69-76.
- Yang Y, Lu X X. An image dehazing method combining adaptive brightness transformation inequality to estimate transmittance[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(6): 69-76.
- [22] 於敏杰, 张浩峰. 基于暗原色及入射光假设的单幅图像去雾[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(12): 1812-1819.
- Yu M J, Zhang H F. Single-image dehazing based on dark channel and incident light assumption[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(12): 1812-1819.
- [23] 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.
- [24] 郭彤颖, 李娜, 孙亮亮, 等. 一种包含天空区域图像的去雾方法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(2): 0210009.
- Guo T Y, Li N, Sun L L, et al. A defogging method containing images of sky regions[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(2): 0210009.
- [25] Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(12): 4695-4708.
- [26] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a "completely blind" image quality analyzer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3): 209-212.
- [27] Venkatanath N, Praneeth D, Bh M C, et al. Blind image quality evaluation using perception based features[C]//2015 Twenty First National Conference on Communications (NCC), February 27-March 1, 2015, Mumbai, India. New York: IEEE Press, 2015.
- [28] Yao Y, Abidi B, Doggaz N, et al. Evaluation of sharpness measures and search algorithms for the auto-focusing of high-magnification images[J]. Proceedings of SPIE, 2006, 6246: 62460G.
- [29] 李郁峰, 陈念年, 张佳成. 一种快速高灵敏度聚焦评价函数[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(4): 1534-1536.
- Li Y F, Chen N N, Zhang J C. Fast and high sensitivity focusing evaluation function[J]. Application Research of Computers, 2010, 27(4): 1534-1536.