面向雾气环境的智能汽车相机传感器模拟测试方法*

范欣炜[1] 位俊超[1] 黄殷梓[2] 严欣[1] 张榕梁[1]

（1.中汽研汽车试验场股份有限公司，盐城 224100；2.吉林大学汽车底盘集成与仿生全国重点实验室，长春 130022）

【摘要】针对雾气环境下智能汽车相机传感器功能测试过程中，实景雾气测试场景获取成本高、不可重复和雾气能见度不可控，以及虚拟仿真测试方法拟真度不足等问题，提出一种面向雾气环境的智能汽车相机传感器模拟测试方法。首先，基于语义分割对场景中不同区域的大气光进行估计；随后，结合目标能见度和雾微物理参数，通过散射模型计算大气散射系数，并利用相机内外参数校正深度信息，以生成精确的透射率图；最后，构建真实可控的雾化测试平台，并通过图像质量评价（PSNR/SSIM）及基于YOLO-V5的目标识别测试对所提方法进行验证。试验结果表明，该方法在25~100 m能见度范围内均能生成高保真度的雾气图像，并在图像质量与功能测试上均优于现有仿真方案，显著降低了数据采集成本，同时保证了相机传感器验证的质量、可控性和可重复性。

主题词：雾气环境 智能汽车 相机传感器 模拟测试方法

中图分类号：U461.91 **文献标志码：**A **DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250416

Simulation Test Method for Intelligent Vehicle Camera Sensors in Fog Environments

Fan Xinwei[1], Wei Junchao[1], Huang Yinzi[2], Yan xin[1], Zhang Rongliang[1]

（1. CATARC Automotive Proving Ground Co., Ltd., Yancheng 224100; 2. State Key Laboratory of Automotive Chassis Integration and Bionics, Jilin University, Changchun 130022）

【Abstract】In the process of testing intelligent vehicle camera sensor functionality in foggy environments, real-world fog test scenarios face high acquisition costs, poor repeatability, and uncontrollable visibility, while virtual simulation methods lack sufficient realism. To address these issues, this paper proposes a simulation test method specifically for camera sensors in fog environments. First, atmospheric light in different scene regions is estimated via semantic segmentation; next, combining target visibility and fog microphysical parameters, the atmospheric scattering coefficient is computed using a scattering model, and depth information is corrected with the camera intrinsic and extrinsic parameters to produce an accurate transmission map; finally, a real, controllable fog test platform is constructed, and the proposed method is validated through image quality evaluation (PSNR/SSIM) and YOLO-V5-based object recognition tests. Experimental results demonstrate that this method generates high-fidelity foggy images across a 25~100 m visibility range and outperforms existing simulation approaches in both image quality and functional testing, significantly reducing data-collection costs while ensuring repeatable, controllable, and high-quality camera sensor validation.

Key words: Foggy environments, Intelligent vehicles, Camera sensors, Simulation Test Method

【引用格式】范欣炜，位俊超，黄殷梓，等. 面向雾气环境的智能汽车相机传感器模拟测试方法[J]. 汽车技术，2026(7): 28-35.

FAN X W, WEI J C, HUANG Y Z, et al. Simulation Test Method for Intelligent Vehicle Camera Sensors in Fog Environments[J]. Automobile Technology, 2026(7): 28-35.

1 前言

随着基于图像的深度学习算法的快速发展，相机传感器功能对智能汽车安全行驶起着越来越重要的作用[1]。为保证相机传感器功能的正常运行，需要在其实际应用前进行充分的测试。然而，智能汽车测试对象已

*基金项目：国家自然科学基金项目（524B2163）；吉林大学博士研究生科研创新能力提升项目（JJKH20250080BS）。

通信作者：严欣（1990—），男，硕士学位，高级工程师，主要研究方向为智能网联汽车场地测试技术等，yanxin@catarc.ac.cn。

从传统的人、车二元独立系统转变为人-车-环境-任务强耦合系统[2]。其中，雾气环境作为真实世界中常见的复杂天气现象，相机传感器功能在雾气环境下会受到极大影响[3]，因此面向雾气环境的相机传感器功能测试成为其实际应用前的必要环节。但在实际测试过程中，开源的雾气环境图像数据集严重匮乏，且存在雾气能见度不可控、场景无法复现、雾气环境实车数据采集风险大等难题，雾气图像风格迁移是该问题的有效解决途径。

国内外已开展雾气图像生成与风格迁移研究，现有方法大体可分为两类：基于深度生成模型的风格迁移方法与基于物理大气散射模型的合成方法。前者可在一定程度上提升观感，但通常缺乏物理可解释性与参数可控接口，容易引入结构形变、纹理漂移或语义一致性破坏，使得合成图像难以作为相机功能测试的可靠输入。黄鹤等[4]在大气散射模型基础上提出了一种新的加雾模型，估计了全局大气光并进行区域方差补偿；Hasirlioglu等[5]描述了可见光范围内雾气环境中相机传感器图像的衰减；Ben-Daoued等[6]重新讨论了雾气环境数字仿真方法所依据的各种模型的真实性；Ozarkar等[7]将计算流体动力学和相机传感器镜头模拟软件相结合，评估了雾气环境下开源感知算法的性能。然而，现有的图像加雾模型存在三方面不足：

a. 大气光常采用全局常量或简单先验估计，难以处理天空、路面与交通参与者等区域差异，易产生整体偏色或局部过曝/欠曝；

b. 透射率依赖深度估计精度，动态交通参与者的深度误差易导致边缘光晕、雾密度不连续等伪影；

c. 雾强参数与可观测的能见度之间缺少严格的一一对应映射，导致“可控性”不足，难以支撑按能见度分级的测试。

针对上述问题，本文提出一种面向雾气环境的智能汽车相机传感器功能模拟测试方法。首先，基于语义分割算法对实车采集图像中的不同区域进行大气光估计，以降低传统全局大气光模型带来的区域差异影响；其次，结合目标能见度及雾气微物理特征建立大气散射系数计算模型，并利用相机内外参数对深度学习方法输出的场景深度进行校正，构建符合实际传播规律的雾气环境透射率模型；最后，搭建真实可控的雾气环境模拟测试平台，对所提出方法在图像质量保持能力以及相机传感器功能测试有效性方面开展验证。本文旨在实现面向不同能见度等级的高保真、可参数化控制的雾气环境图像模拟，为智能汽车相机传感器在复杂气象条件下的功能测试提供一种低成本、高重复性的测试方案。

2　模拟测试方法概述

本文提出的方法如图1所示，其输入为实车数据采集平台采集的晴好天气图像和待仿真模拟的雾气能见度V。在大气光估计模型中，其输入为晴好天气图像，输出为图像不同区域对应的大气光取值；透射率估计模型由2个模块组成，分别为大气散射系数模块、场景景深估计模块。对于大气散射系数模块，输入为待模拟的V和雾气的微物理信息，输出为大气散射系数；对于场景深度估计模块，其输入为晴好天气图像以及数据采集平台的相机参数，输出为修正后的图像深度。通过大气散射模型整合上述参数，最终输出特定V的雾气环境图像应用于智能汽车相机传感器测试。

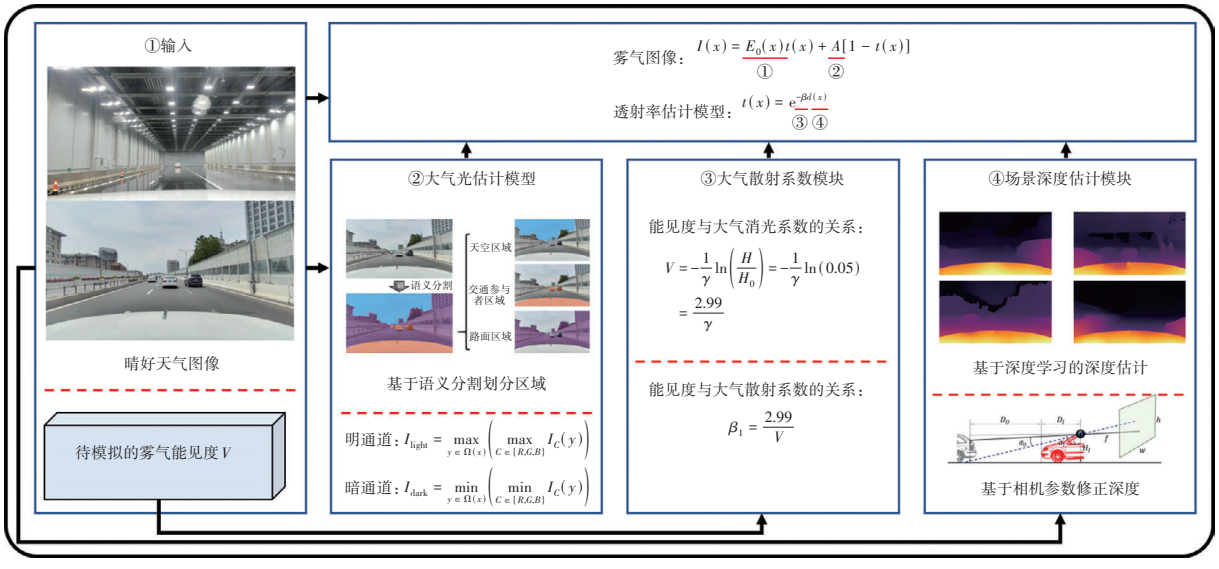


图1　面向雾气环境智能汽车相机传感器的模拟测试方法

3 雾气环境大气光估计模型

3.1 大气散射模型

在雾气环境下，由于大气粒子的散射作用，图像产生的对比度、颜色变化主要由两方面组成，如图2所示：一方面，由于目标物体表面反射光经过雾气散射而损失，使其到达相机端的光强降低，该影响程度会随着距离的增加呈指数衰减；另一方面，由于环境光源以及粒子散射作用导致产生大气光，使介质表面具有光源特性。

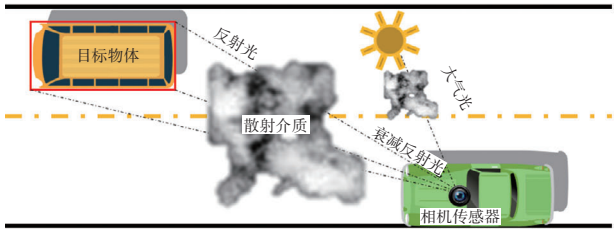


图2 雾气模糊模型

因此，图像模糊模型由反射光衰减模型和大气光成像模型2个模型构成，其表达式为：

$$I(x) = E_0(x)t(x) + A[1 - t(x)] \tag{1}$$

$$t(x) = \mathrm{e}^{-\beta d(x)} \tag{2}$$

式中：x为像素点所在坐标，$E_0(x)$为无雾的晴好图像，β为大气散射系数，$d(x)$为图像的景深，A为大气光值，$t(x)$为雾气透射率，$I(x)$为仿真模拟的有雾图像。

3.2 大气光估计模型

传统估计方法通过图像全局特征求取大气光，首先求取图像的暗特征，表达式为：

$$I_{\mathrm{dark}} = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{C \in \{R,G,B\}} I_C(y) \right) \tag{3}$$

式中：I_{dark}为输入的暗通道特征图像；I_C为输入的原始图像；C为图像所处的R、G、B 3个通道；Ω为以x点为中心的邻域，本文取9像素×9像素的范围；y为邻域Ω内的所有像素点集合。

定义I_{dark}中前0.1%的像素点对应的平均值为全局大气光值A：

$$A = \frac{\sum_{a=1}^{n} I(x_a)}{n} \tag{4}$$

式中：$x_a = \arg\max_{0.1\%} (I_{\mathrm{dark}})$为$I_{\mathrm{dark}}$中前0.1%的像素点的位置，$I(x_a)$为对应$x_a$位置的像素强度，$n$为选取的暗通道图像中前0.1%像素点的数量。

然而，实车前向图像中存在约30%左右的天空区域，如图3所示。通过试验得出，由于大面积天空区域的存在，导致直接通过暗通道获得的大气光值估计不准确，该失真的主要原因是行驶环境中各区域的大气光估计不准，导致无法生成对应准确的模糊图像。为此，本文先利用语义分割将图像划分为天空区域、交通参与者区域和路面区域3类，再分别求取各区域的大气光并按区域比例进行融合。语义分割网络选用U-Net架构，分割结果如图4所示，主要基于以下考虑：

a. 本文仅需3类粗粒度分割，U-Net的编码-解码结构与跳跃连接可在保持边界细节的同时实现像素级预测；

b. U-Net参数量相对较小、训练稳定，对小样本标注数据具有较好适应性；

c. 推理开销较低，便于嵌入本文整体仿真流水线。



图3 实车前向图像的天空区域

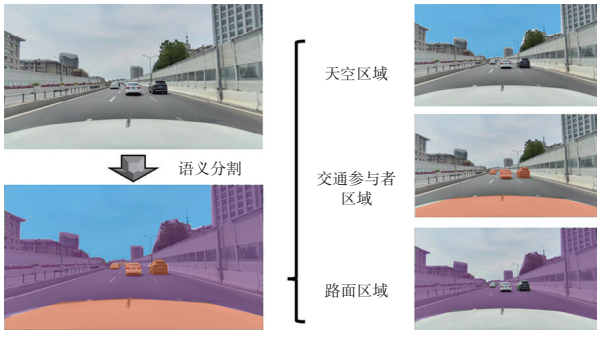


图4 语义分割结果

对天空区域采用明通道进行补偿得到初始天空区域大气光A^0_{sky}，明通道图像先验信息的获得方法与暗通道相反，利用图像三通道中最大的通道像素取值作为明特征I_{light}，表达式为：

$$I_{\mathrm{light}} = \max_{y \in \Omega(x)} \left(\max_{C \in \{R,G,B\}} I_C(y) \right) \tag{5}$$

式中：$I_C(y)$为像素位置y在颜色通道C下的像素强度值。

与暗特征相同，选取I_{light}中前0.1%的像素值平均值作为明特征输出，表达式为：

$$A^0_{\mathrm{sky}} = \frac{\sum_{s=1}^{n} I(x_s)}{n} \tag{6}$$

式中：$x_s = \arg\max_{0.1\%} (I_{\mathrm{light}})$为$I_{\mathrm{light}}$中前0.1%的像素点的位置，$I(x_s)$为对应$x_s$位置的像素强度。

则天空区域的大气光A_{sky}取值为：

$$A_{sky}=\mu A+(1-\mu)A_{sky}^{0} \tag{7}$$

式中：μ为天空区域占全部像素的比例，范围为[0,1]，通过语义分割算法确定。

对于道路区域和交通参与者区域，需要按照暗特征求取方式求取对应区域局部的大气光，并按照语义分割算法输出的像素比例对A进行修正。最后利用对应区域的大气光值结合雾气透射率输出加雾后的图像。

4 雾气环境透射率估计模型

4.1 雾气透射率模型概述

场景中目标物体产生的光线经过雾气介质向相机传播的过程中会发生光线的散射，该过程会产生一定能量损失，其表达式为：

$$I_1=I_0-I_0\beta_1=I_0(1-\beta_1) \tag{8}$$

式中：I_0为进入雾气介质前的初始光照强度，I_1为光线经过单位距离雾气介质传播后的光照强度，β_1为单位距离传播过程中由于雾气散射作用造成的光强衰减系数，$I_0\beta_1$为光线传播单位距离产生的能量损失。

将产生I_0的光源与相机之间的距离l无限分解成n段，则到达相机时光照强度I为：

$$\begin{aligned}I&=\lim_{n\to\infty}I_0\left(1-\frac{l\cdot\beta_1}{n}\right)^n\\&=I_0\cdot\exp\{-\beta_1\cdot l\}=I_0\cdot t(x)\end{aligned} \tag{9}$$

因此，为了确定雾气环境的透射率，需要确定待模拟雾气环境的β_1和l。

4.2 大气散射系数模块

基于大气衰减模型，前人研究提出了雾气环境条件下的亮度对比度衰减表达式[8]：

$$H=H_0\cdot\exp(-\gamma D) \tag{10}$$

式中：H为观测到的亮度对比度，H_0为无雾条件下目标物的初始亮度对比度，D为目标物与相机之间的传播距离，γ为雾气环境中的大气消光系数。

该公式可以解释为与相机距离为D且在雾气的大气消光系数为γ时，对比度达到H_0的目标物才能被相机传感器感受到。国际照明委员会对V的定义为[9]：人类肉眼在对比度阈值H/H_0的数值为5%的情况下所能观测到规定尺寸的黑色目标物体($H_0=1$)所对应的最大距离。根据该定义可以推导出V与γ的关系：

$$V=-\frac{1}{\gamma}\ln\left(\frac{H}{H_0}\right)=-\frac{1}{\gamma}\ln(0.05)=\frac{2.99}{\gamma} \tag{11}$$

由于本文假设的雾气模型是纯粹散射雾气，对图像产生的主要影响是散射，雾气的吸收效应占比较少，因此本文忽略雾气的吸收效应，可以得出β_1和V之间的关系为：

$$\beta_1=\frac{2.99}{V} \tag{12}$$

4.3 场景深度估计模块

从透射率的表达式可以看出，透射率的求解需要每一个像素点的深度。本节首先基于深度学习对实车采集的场景深度进行估算，并基于几何距离估算方法对场景深度进行修正。深度学习方法采用Ranftl提出的方法[10]，初步图像深度估计的结果如图5所示。

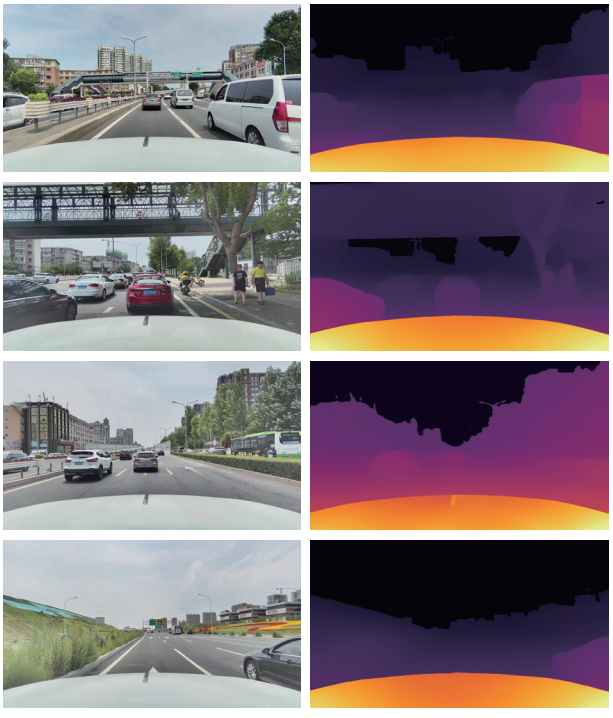


图5 初步图像深度估计结果

然而，仅通过深度学习方法获得的交通参与者深度信息结果，极易与天空区域混淆，导致深度预测结果不准确，因此本文基于相机参数对上述估计结果进行修正，包括相机安装参数和相机内参。

相机安装参数考虑相机实体相对于车辆本身的平移与旋转角度，包括安装角度σ_1、安装高度H_1及相机与车辆最前端平面的水平距离D_1。相机内参包括相机焦距f、图像尺寸(h,w)，如图6所示。σ_1代表相机光轴与交通参与者在成像平面投影与光心连线所形成的夹角。

通过(h,w)和f计算相机对应的垂向视场角f_{ov}，表达式为：

$$f_{ov}=2\arctan\left(\frac{h}{2f}\right) \tag{13}$$

成像距离d_{img}是指交通参与者在图像视角最底端与

图像最下端之间的纵向距离，单位为像素，如图6所示。利用σ_1对本车和交通参与者之间的距离D_0进行求解：

$$D_0 = H_1 \tan(\sigma_1 - \sigma_0) - D_1 \tag{14}$$

式中：$\sigma_o = \arctan\left(\tan\left(\frac{f_{ov}}{2}\right) - \frac{d_{img}}{f}\right)$为交通参与者相对于相机光轴方向的垂向视角偏移角。

因此，通过上述公式即可利用相机参数和d_{img}求解D。通过取2种深度估计方法输出的平均值作为最终结果，如图7所示。与图5对比可知，修正后可以更好地分辨交通参与者的深度信息。

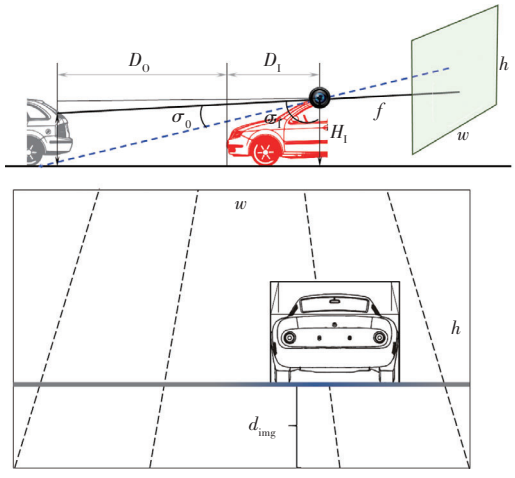


图6　实车相机参数示意

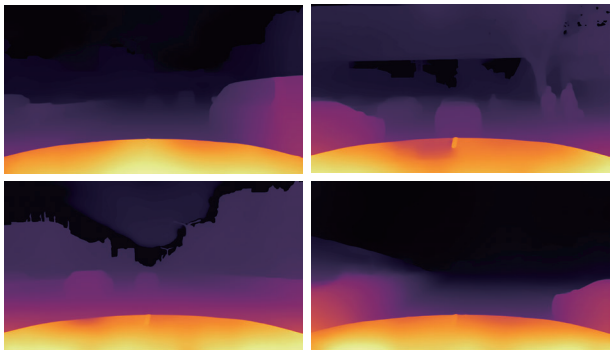


图7　深度估计修正结果

4.4　子模块对最终图像质量的影响分析

模型的性能不仅依赖于单一模块的精度，而是多模块相互作用的结果，本节分析各模块对最终雾气图像模拟的作用。首先，大气光估计的误差会导致图像的亮度和色调发生偏移，尤其在远距离区域，可能造成过曝或欠曝现象。其次，消光系数的误差会影响图像中的雾浓度，导致目标物显得过于模糊或清晰，从而影响图像的自然感。然后，深度估计的误差会使雾密度的计算不准确，特别是在目标物的边缘，可能出现光晕或不连续的伪影。最后，语义分割误差会导致图像中不同区域的大气光和雾强等参数分配不正确，从而影响图像质量。

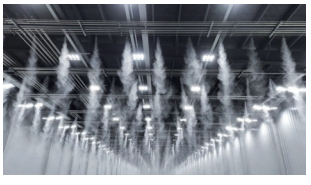
5　模拟图像质量及相机功能测试应用验证

5.1　验证平台

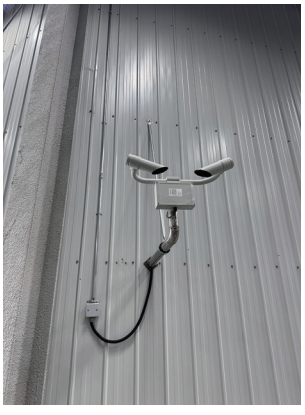
为了验证所提出的模拟测试方法，本文在长三角（盐城）智能网联汽车试验场搭建了真实雾气环境模拟平台，如图8所示。



在长三角（盐城）智能网联汽车试验场搭建平台



真实雾气环境模拟平台



雾气能见度仪

图8　真实雾气环境模拟平台

雾气模拟平台包括造雾机、雾气能见度仪、光照模拟设备、摄像头等，其中造雾机和雾气能见度仪可对雾气模拟平台内的雾气能见度进行闭环控制。在低能见度模拟方面，雾气环境模拟平台可以实现精准到15 m的最低能见度，从大雾、浓雾再到强浓雾，均可实现自然场景的精准模拟。流体造雾技术可以使喷头雾化颗粒直径中位数稳定控制在25 μm左右，接近自然界的雾滴直径。

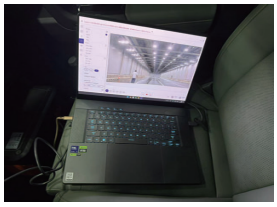
验证试验的硬件平台包括实车数据采集平台和真实雾气环境模拟平台，如图9所示。实车数据采集平台包括实车采集平台、前视摄像头、图像采集和储存设备以及供电设备等。其获得的图像记作I_o，通过雾气模拟平台和本文提出的模拟方法分别获取相同V下的图像信息，并分别记作I_{rf}和I_{sf}。本文通过雾气模拟平台分别采集V为25 m、50 m、75 m和100 m的I_{rf}，并通过本文方法模拟了对应V的I_{sf}，此外还选择了另一种图像模拟方法作为对比。

利用本文方法获得的雾气环境的图像模拟结果如图10b所示。在整个验证试验中，以I_{rf}为真值，对比I_{sf}、仿真软件和另一种雾气模拟方法[1]获得的图像分别在图像质量和智能汽车相机功能测试应用中的有效性，进而验证本文提出的方法。其中，另一种雾气模拟方法采用开源的AdverseWeatherSimulation，其雾效生成模块基于FoHIS参考并改进，通过命令行档位参数控制雾气能见度。为保证公平性，本文对每张输入图像分别生成4档雾化结果，并以与目标能见度相同的档位作为本文方

法的对比输出。



实车数据采集平台



图像采集和储存设备



前视摄像头

图9　验证试验数据实车采集过程

5.2　图像质量验证

本节利用图像质量评价方法对I_{rf}和I_{sf}进行图像质量验证。图像质量评价方法包括峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)[12]和图像结构相似性(Structural Similarity Index, SSIM)[13]。PSNR是基于图像均方差(Mean Square Error, MSE)定义的，对给定一个大小为$M\times N$的原始图像I_O和对照图像I_R，其MSE和PSNR定义为：

$$M_{MSE}=\frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}[I_O(i,j)-I_R(i,j)]^2 \tag{15}$$

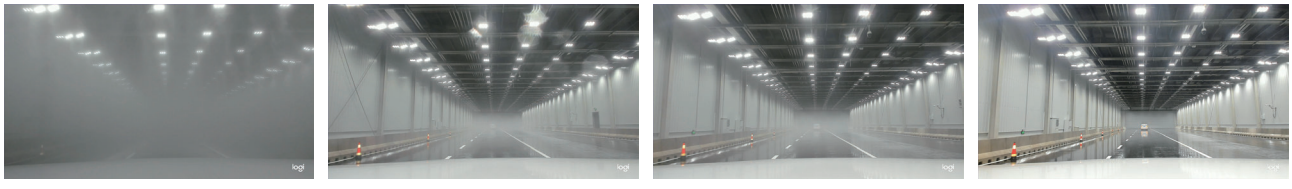
$$P_{PSNR}=10\log_{10}\left(\frac{M_m^2}{M_{MSE}}\right) \tag{16}$$

式中：M_m为图像中像素值最大取值，本文设定为255。

而对于SSIM，给定原始图像x和对照图像y，其SSIM定义为：

$$S_{SSIM}=\frac{(2\mu_x\mu_y+C_1)(2\sigma_{xy}+C_2)}{(\mu_x^2+\mu_y^2+C_1)(\sigma_x^2+\sigma_y^2+C_2)} \tag{20}$$

式中：μ_x、μ_y分别为x和y的均值；σ_x^2、σ_y^2分别为x和y的方差；σ_{xy}^2为x和y的协方差；$C_1=k_1^2L^2$和$C_2=k_2^2L^2$为用于维持公式稳定的常数；L为图像像素值的动态范围；k_1和k_2为SSIM模型中的默认调节参数，本文按照原始SSIM定义取$k_1=0.01$、$k_2=0.03$。



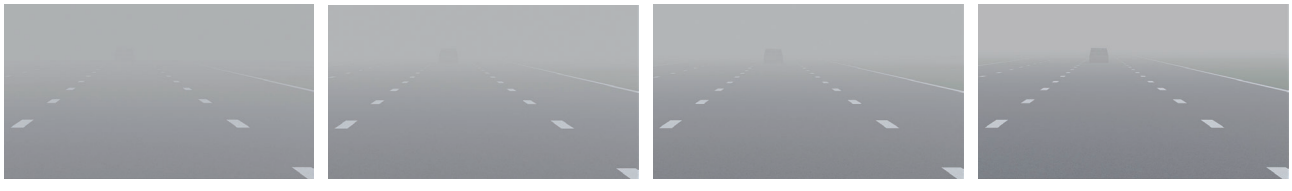
V=25 m　V=50 m　V=75 m　V=100 m

(a)通过真实雾气环境模拟平台获得的I_{rf}



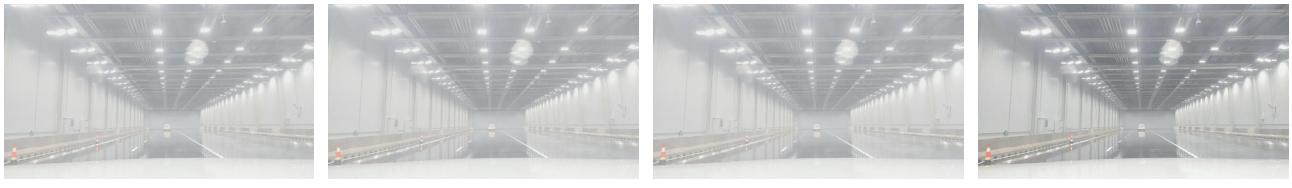
V=25 m　V=50 m　V=75 m　V=100 m

(b)通过本文模拟方法获得的I_{sf}



V=25 m　V=50 m　V=75 m　V=100 m

(c)通过仿真测试软件获得的图像



V=25 m　V=50 m　V=75 m　V=100 m

(d)通过现有的另一种雾气图像模拟方法获得的图像

图10　通过不同方法获得的雾气环境图像信息

利用PSNR和SSIM对I_{sf}、仿真软件和另一种雾气模拟方法获得的图像进行验证，验证结果如表1所示。

表1　图像质量验证结果

图像质量验证（PSNR/SSIM）	V = 25 m	V = 50 m	V = 75 m	V = 100 m
I_{sf}	13.92/0.916 4	12.57/0.808 2	14.48/0.798 2	14.29/0.891 2
仿真测试软件	13.46/0.904 2	11.38/0.801 5	11.31/0.800 5	10.34/0.700 9
已有模拟方法	9.72/0.823 1	10.30/0.772 9	10.46/0.784 5	13.42/0.808 4

试验结果如表1所示，所提方法获得的I_{sf}在所有能见度条件下均取得最高的PSNR和SSIM值，明显领先于仿真测试软件和已有模拟方法。尤其在中等能见度（V为25~75 m）条件下，I_{sf}在图像质量提升方面的优势最为突出；即便在最高能见度（V = 100 m）情形中，其重建性能依然优于其他2种方法。上述结果表明，I_{sf}在多种雾气环境下均能稳定地提供卓越的图像质量。

5.3　雾气环境相机功能测试应用验证

相机功能测试应用验证是为了验证I_{sf}能否有效应用于雾气环境的智能汽车相机功能测试任务。本文分别利用I_{rf}、I_{sf}、仿真软件和另一种雾气模拟方法获得的图像对选定的相机功能进行测试，通过对比测试结果差异进行测试应用验证，该差异越小代表方法能够越有效地应用于雾气环境相机功能测试。

本文选用YOLO-V5[1]作为相机识别功能的测试对象。利用MATLAB的GroundTruthLabeler工具包获得I_f中每一帧图像目标的外包围框真值G；使用YOLO-V5算法分别对I_{rf}、I_{sf}、仿真软件和另一种雾气模拟方法获得的图像进行检测，得到检测外包围框D，利用IOU方法[14]对目标识别算法进行评价：

$$I_{IOU} = \frac{|D \cap G|}{|D \cup G|} \tag{23}$$

$I_{IOU} \in [0,1]$，该数值越大代表目标识别算法越准确，将I_{rf}、I_{sf}、仿真软件和另一种雾气模拟方法获得的图像作为YOLO-V5输入。通过对比同一场景中的差异，验证本文方法在测试相机识别功能方面的有效性，试验结果如表2所示。

在极低能见度（V为25 m、50 m）下条件，I_{sf}与真实雾化图像（I_{rf}）均未检测到目标，测试趋势与真实环境完全一致；而已有模拟方法虽然给出了IOU值（分别为0.18和0.31），但因与真实环境趋势相反，表明其误报风险较高，仿真测试软件同样未能监测到目标。中等能见度（V=75 m）条件下，I_{sf}的IOU达0.60，I_{sf}为0.59（差值仅0.01），两者几乎无差异；已有模拟方法仅获得0.21（与真实环境差值0.39），仿真软件仍未检测到任何目标。在最高能见度（V=100 m）条件下，I_{rf}和I_{sf}的IOU分别为0.69和0.65（差值0.04），远超已有模拟方法的0.30（差值0.39），而仿真测试软件依旧无法检测目标。这些结果表明，I_{sf}在从极低到清晰的全能见度范围内，对相机目标识别功能的测试表现与真实环境高度一致，IOU差异极小，验证了其在雾气环境下智能汽车相机功能测试任务中的有效性与可靠性。

表2　目标识别功能测试应用验证结果

识别算法评价	V = 25 m	V = 50 m	V = 75 m	V = 100 m
I_{rf}			0.60	0.69
I_{sf}	–(√)	–(√)	0.59(0.01)	0.65(0.04)
仿真测试软件	–(√)	–(√)	–(×)	–(×)
已有模拟方法	0.18(×)	0.31(×)	0.21(0.39)	0.30(0.39)

注：()内代表测试方法与真实环境之间的差距绝对值；√代表未识别目标时测试方法与真实环境测试结果趋势相同，×代表趋势不同。

6　结束语

本文针对雾气环境下智能汽车相机传感器功能测试中成本高、不可重复和可控性差的问题，提出了一种结合语义分割区域大气光估计、基于散射模型的散射系数计算与相机参数校正深度信息的雾气模拟测试方法。通过在长三角（盐城）智能网联汽车试验场搭建真实可控的雾气平台，并对比I_{rf}、I_{sf}、仿真测试软件及现有模拟方法的图像质量（PSNR/SSIM）和YOLO-V5识别性能，验证了所提出的方法在25~100 m能见度范围内均能生成高保真度的雾气图像，并在目标识别测试中与真实环境结果高度一致。与其他方法相比，I_{sf}在低至中高能见度条件下均表现出更小的误差和更强的鲁棒性，充分证明了其在雾天相机功能测试中的有效性和可靠性。此外，该方法大幅降低了雾气图像数据采集成本，并提高了测试效率。未来将扩展该拟测试方法的适用范围，加入更多要素，包括不同道路类型（如交叉口、环形路段）、复杂交通流（如高密度、紧急制动等）以及极端天气与光照条件（如夜间、雨雪天气）等。

参　考　文　献

[1] ZHANG Y, GUO Z, WU J, et al. Real-Time Vehicle Detection Based on Improved YOLO v5[J]. Sustainability, 2022, 14(19).

[2] 朱冰, 张培兴, 赵健, 等. 基于场景的自动驾驶汽车虚拟测试研究进展[J]. 中国公路学报, 2019, 32(6): 1-19.
ZHU B, ZHANG P, ZHAO J, et al. Review of Scenario-

based Virtual Validation Methods for Automated Vehicles[J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(6): 1-19.

[3] ZANG S, DING M, SMITH D, et al. The Impact of Adverse Weather Conditions on Autonomous Vehicles: How Rain, Snow, Fog, and Hail Affect the Performance of a Self-Driving Car[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2019, 14(2): 103-111.

[4] 黄鹤, 李战一, 杨澜, 等. 交通图像大气加雾模型设计与评价[J]. 汽车工程, 2023, 45(5): 786-795.
HUANG H, LI Z Y, YANG L, et al. Design and Evaluation of Atmospheric Fogging Model for Traffic Image[J]. Automotive Engineering, 2023, 45(5): 786-795.

[5] HASIRLIOGLU S, DORIC I, KAMANN A, et al. Reproducible Fog Simulation for Testing Automotive Surround Sensors[C]// 2017 IEEE 85th Vehicular Technology Conference (VTC Spring). Sydney, Australia: IEEE, 2017: 1-7.

[6] BEN-DAOUED A, DUTHON P, BERNARDIN F. SWEET: A Realistic Multiwavelength 3D Simulator for Automotive Perceptive Sensors in Foggy Conditions[J]. Journal of Imaging, 2023, 9(2): 54.

[7] OZARKAR S, GELY S, ZHOU K. Physics-Based Simulation Solutions for Testing Performance of Sensors and Perception Algorithm under Adverse Weather Conditions[J]. SAE International Journal of Connected and Automated Vehicles, 2022, 5(4): 297-312.

[8] HULST H C V D. Light Scattering by Small Particles[J]. Physics Today, 1957, 10(12).

[9] HAUTIERE 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.

[10] RANFTL R, LASINGER K, HAFNER D, et al. Towards Robust Monocular Depth Estimation: Mixing Datasets for Zero-Shot Cross-Dataset Transfer[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 44(3): 1623-1637.

[11] RUNOU Y. AdverseWeatherSimulation[EB/OL]. (2024-03-22) [2026-07-09]. https://github. com/RicardooYoung/AdverseWeatherSimulation.

[12] HUYNH-THU Q, GHANBARI M. Scope of Validity of PSNR in Image/Video Quality Assessment[J]. Electronics Letters, 2008, 44(13): 800-801.

[13] HORE A, ZIOU D. Image Quality Metrics: PSNR vs. SSIM[C]// 2010 20th International Conference on Pattern Recognition. Istanbul, Turkey: IEEE, 2010: 2366-2369.

[14] REZATPFIGHI H, TSOI N, GWAK J Y, et al. Generalized Intersection over Union: A Metric and a Loss for Bounding Box Regression[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019: 658-666.

（责任编辑　天下溪）

修改稿收到日期为2026年3月4日。