

12-21-2022

## Overview of Research and Application on Autonomous Vehicle Oriented Perception System Simulation

Ruoxuan Wang

*Department of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;*  
wrx20@mails.tsinghua.edu.cn

Jianping Wu

*Department of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;*

Hui Xu

*Department of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Overview is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Overview of Research and Application on Autonomous Vehicle Oriented Perception System Simulation

## Abstract

**Abstract:** Following the rapid progress of science and technology, vehicles with autonomous driving or auxiliary driving function enter into vehicle market. However, in the past decade, traffic accidents still occurred frequently, and the safety of these functions become the focus. Simulation technology provides a good platform to test the perception system of autonomous vehicle. *Focus on the sensor simulation modeling of autonomous vehicle perception system, from the perspective of single sensor simulation, multi-sensor simulation and classic simulation platform including millimeter wave radar, lidar and camera, the existing research are reviewed, and the shortcomings and development trends of simulation modeling of perception system are summarized.* The perception efficiency, travel safety, and the development of autonomous vehicle is promoted.

## Keywords

perception system, autonomous vehicle, sensors, radar

## Recommended Citation

Ruoxuan Wang, Jianping Wu, Hui Xu. Overview of Research and Application on Autonomous Vehicle Oriented Perception System Simulation[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(12): 2507-2521.

# 自动驾驶汽车感知系统仿真的研究及应用综述

王若萱, 吴建平, 徐辉

(清华大学 土木工程系, 北京 100084)

**摘要:** 随着科学技术的飞速进步, 带有自动驾驶功能或辅助驾驶功能的车辆也开始涌入市场。交通事故的频发, 使其安全问题成为人们关注的焦点。为测试自动驾驶汽车的感知系统, 仿真技术提供了良好的平台。针对自动驾驶汽车感知系统的传感器仿真建模研究, 从包含毫米波雷达、激光雷达、摄像头在内的单一传感器仿真、多传感器仿真、经典仿真平台等角度, 回顾与梳理了现有研究, 并总结了关于感知系统仿真建模的不足与发展趋势, 为提升感知系统的感知效率、出行安全、促进自动驾驶汽车的发展助力。

**关键词:** 感知系统; 自动驾驶汽车; 传感器; 雷达

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2022)12-2507-15

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-FZ0921

## Overview of Research and Application on Autonomous Vehicle Oriented Perception System Simulation

Wang Ruoxuan, Wu Jianping, Xu Hui

(Department of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** Following the rapid progress of science and technology, vehicles with autonomous driving or auxiliary driving function enter into vehicle market. However, in the past decade, traffic accidents still occurred frequently, and the safety of these functions become the focus. Simulation technology provides a good platform to test the perception system of autonomous vehicle. *Focus on the sensor simulation modeling of autonomous vehicle perception system, from the perspective of single sensor simulation, multi-sensor simulation and classic simulation platform including millimeter wave radar, lidar and camera, the existing research are reviewed, and the shortcomings and development trends of simulation modeling of perception system are summarized.* The perception efficiency, travel safety, and the development of autonomous vehicle is promoted.

**Keywords:** perception system; autonomous vehicle; sensors; radar

## 引言

20 世纪以来, 随着智能控制理论与信息技术的不断发展与融合, 自动驾驶汽车逐步发展起来。美国、日本等国家在智能交通领域的研究相对较早, 而我国对于无人驾驶技术的研究起步较晚, 但也取得了许多阶段性成果。无论是谷歌、

百度等互联网公司, 还是奥迪、宝马、特斯拉、蔚来等汽车公司都在大力研发无人自动驾驶汽车与自动驾驶技术。汽车产业逐渐从电动化走向智能化。

自动驾驶汽车主要依靠人工智能、视觉计算、传感器和全球定位系统等先进技术, 让驾驶员从繁琐的驾驶操作中解放出来, 使车辆可以在

收稿日期: 2022-08-06

修回日期: 2022-09-26

基金项目: 国家自然科学基金基础科学中心项目(62088101)

第一作者: 王若萱(1997-), 女, 硕士生, 研究方向为交通仿真等。E-mail: wrx20@mails.tsinghua.edu.cn

没有人类主动操作的情况下实现自动、安全地行驶。其具体任务包括感知车辆周围环境、检测并分类环境中的物体、推演周围环境变化、规划目标车辆的运动情况等。自动驾驶汽车一般由环境感知系统、定位导航系统、路径规划系统、运动控制系统、中央处理单元、数据传输总线等部分组成。其中,环境感知系统是实现车辆与外部环境实时交互的关键,也是实现自动驾驶的第一步。环境感知系统如同自动驾驶汽车的“眼睛”,时刻观察周围情况,为车辆的下一步决策与动作提供依据。

除此之外,交通仿真技术的发展为自动驾驶汽车的研发提供了良好平台。传统的实车测试,成本高、持续时间长、效率低、测试场景有限,无法保证系统的鲁棒性和可靠性,难以满足自动驾驶车辆的有效测试<sup>[1-2]</sup>。相比之下,基于仿真技术与计算机技术的虚拟测试可以较好地克服以上困难。通过仿真,测试自动驾驶汽车的感知与控制算法、紧急情况应急预案等,将减少交通事故的发生,把损失降至最低。

## 1 研究背景与意义

《2021-2022年中国自动驾驶行业研究报告》显示,我国自动驾驶渗透率稳步提升,规模化应用正在从L2级向L3级过渡。目前,国内外都在积极研发与测试L4级甚至L5级自动驾驶技术,但市场上规模量产的自动驾驶系统仍然处于L2+级。我国自动驾驶技术正稳步提升,预计到2025年各等级自动驾驶渗透率合计将达到80%。同时,在单车智能遇到瓶颈后,车路协同成为我国自动驾驶的特色技术路线,在安全问题上取得突破性进展。在未来的十年,实现更高级别、更大范围的自动驾驶,仍将是人们关注的重点与攻克目标,还需要在自动驾驶技术研究上不断突破。

然而近十年,自动驾驶汽车由于其感知效果上存在不足,引发了许多安全问题,导致交通事

故频发。2013—2021年发生了近200起无人驾驶事故(部分案件内容见表1)。根据事故描述可知,在这些与自动驾驶汽车相关的事故中,事故车辆虽然不完全属于全自动驾驶汽车,但是在事故发生时启用了车辆的自动驾驶功能或辅助功能。这些事故车辆未能感知到或者分辨出前方行人、车辆、道路两旁的基础设施及前方的突发状况,使得感知结果混淆,从而导致了事故的发生。事故的频繁发生也让很多人对无人驾驶汽车产生了质疑与不信任,事故发生后的责任承担问题也是一直备受人们关注和讨论的热点话题。

从这些事故原因能发现,感知系统对安全自动驾驶的重要性。一旦自动驾驶系统在感知上存在空缺或是在判断上存在模糊,将会导致下一环节的决策系统无法及时做出正确的反应,最终导致事故悲剧的发生。激光雷达和毫米波雷达传感器无法感知无距离差异的平面内目标信息,无法有效应对复杂的驾驶环境,有时也无法识别静止物体或低速行驶的车辆、偏航的车辆、路坑或施工标志等。另外,视觉感知传感器容易受到光照和运动速度的影响,当车辆在强光和高速公路上行驶时无法进行有效感知,尚无法胜任复杂环境下的全要素识别任务。对于突然出现并且超出传感器探测范围的物体更是无法感知到。

因此,为加快自动驾驶汽车的发展,研究并探索科学、安全的测试方法以考察自动驾驶汽车的综合性能显得尤为重要。仿真技术,可以利用建模或参数化手段,虚拟地构建交通场景和车辆使用的传感器,实现安全、高效的自动驾驶汽车控制算法和应急预案测试,以节省制造或购买设备的时间成本、空间成本和经济成本,为自动驾驶汽车的发展提供了极大的技术支持。越来越多的学者开始对面向自动驾驶汽车的感知系统进行仿真研究,以提升仿真测试的真实性和有效性,为研发更高级别的自动驾驶汽车夯实基础。

表 1 2013—2021 年部分自动驾驶汽车事故  
Table 1 Some autonomous vehicle accidents in 2013—2021

时间	国家	地点	事故描述
2021-07	美国	高速公路	特斯拉因未能识别出高速上静止的车辆和行人, 导致事故车辆撞向高速公路左侧修理爆胎的人, 被撞人当场死亡
2021-04	美国	高速公路	启用了 AutoPilot 自动驾驶系统行驶的特斯拉, 由于在转弯处速度过快, 导致事故车辆失控并撞向路旁树木引发车体自燃, 车内 2 名乘客死亡
2019-12	美国	高速公路	一辆特斯拉未能在远处检测到静止的消防车并提前作出刹车动作, 最终撞上静止的消防车车尾, 导致司机死亡
2019-08	美国	高速公路	一辆福特皮卡向右变道, 后方的特斯拉高速撞上了福特, 导致福特副驾被甩出窗外
2019-03	美国	十字路口	汽车在驶入十字路口时撞上正在左转的货车, 卡车车身相对较高, 轿车车身相对较矮, 毫米波雷达由于高度原因未能检测到卡车, 导致轿车司机死亡
2018-04	日本	城市道路	位于特斯拉前方车辆因躲避人群变道避让, 特斯拉系统检测到前方车辆离开之后判定需要加速(未能考虑到前方车辆变道的原因), 最终撞上人群导致一人死亡(司机瞌睡)
2018-03	美国	高速公路	特斯拉的 Model X 在高速公路上行驶时, 由于未能判定出公路上的隔离墩, 导致 Model X 直接撞上, 司机当场死亡
2018-03	美国	城市道路	优步自动驾驶汽车因未能及时识别前方推着自行车的行人并做出反应, 导致行人死亡
2018-01	美国	高速公路	消防车停在道路左肩, 一辆特斯拉 Model S 跟在一辆轿车后在最左侧车道行驶, 前方车辆变道之后特斯拉保持在原车道随即自动加速行驶, 未预测到前方静止车辆, 导致未能及时躲避前方停着的消防车
2017-11	美国	小巷	一辆卡车在倒车进入小巷子时不慎撞到自动驾驶的小型旅游巴士, 小型巴士在即将发生碰撞时未有躲避动作
2016-05	美国	十字路口	特斯拉无人驾驶汽车因在强光照射下未能分辨出前方车辆底盘较高的白色货车, 导致司机死亡
2016-01	中国	高速公路	中国京港澳高速河北邯郸段, 一辆特斯拉无人驾驶汽车因未能分辨出前方与背景颜色相近的车辆, 全速撞上了正在工作的道路清洁车辆, 导致司机死亡

## 2 传感器建模方法与仿真需求的关系

在自动驾驶感知系统的仿真研究中, 一般需要对传感器进行建模操作。由于仿真研究的目的不同, 目标环境或者仿真场景不同, 那么对传感器的感知仿真结果要求自然不同。传感器建模方法在很大程度上由仿真目标环境与模型输入数据的变量决定。因此, 在仿真研究的过程中, 更需要根据实验需要选择与之相匹配的传感器建模方法。传感器模型根据不同的保真度可以分为低、中、高保真传感器模型 3 类。

为测试自动驾驶汽车的某些功能, 如高级驾驶辅助系统 (advanced driving assistance system, ADAS) 初级测试, 其研究通常使用低保真度传感器

模型, 即可满足测试实验需求。算法测试初期, 主要测试算法是否满足其使用者最根本需求与逻辑框架的正确性。配备相应算法的车辆需要在得知前方物体位置后进行判断并使车辆采取行动, 对传感器类型、感知物体的具体精度与误差大小并不敏感。低保真度传感器模型主要考虑环境中的几何关系, 例如传感器的感知范围和虚拟环境中被探测对象的位置。模型的输入与输出均为对象列表<sup>[3-5]</sup>, 研究中使用一个点或者一个形状来表示对象。例如, Stolz 等将感知目标用位置和半径定义的圆形对象表示, 并通过设置传感器检测边界判断并给出感知目标的检测结果(是否能检测到)<sup>[3]</sup>。此传感器模型适用于多类传感器, 可被视作低保真度模型。

在自动驾驶功能系统设计到达逻辑架构、技术架构、组件设计阶段, 其仿真测试需要使用更

加复杂、详细的传感器模型以验证系统设计的合理性,通常使用中、高保真度传感器模型。中保真度传感器模型将对象列表作为输入,将对象列表或原始数据作为输出。此处的列表对象,大多用抽象的几何点表示。中保真度传感器模型除了考虑传感器、感知对象的几何特征外,还需考虑传感器效应和感知对象的物理特性。例如, Mesow<sup>[6-8]</sup>等在对毫米波雷达传感器建模时都将目标对象用少量反射中心或反射点表示,这些点所反射的信号强度是最强或是超过一定阈值的。

在自动驾驶功能系统设计从规范化阶段过渡到集成实际硬件与实施应用阶段,其仿真测试需要使用高保真度传感器模型,以将真实传感器的输出与传感器模型的输出进行比较。它们将仿真环境提供的虚拟三维(3D)环境作为输入,传感器原始数据作为输出。三维对象由多边形组成的网格表示,并描述对象表面。网格的每个元素都具有渲染所需的材质等属性。同时,在设计模型时需要考虑材料特性、天气条件、检测阈值、照明设施等细节因素。因此,随着保真度水平的提高,模拟环境影响和传感器限制变得越来越重要。另外,相比于低、中保真度传感器模型,高保真度模型需要更大的计算能力,以实现仿真的实时性、真实性。例如, Hanke Timo 等建立的基于光线追踪的激光雷达传感器模型就属于高保真传感器模型,在 GPU 上并行计算点云,实现了传感器感知的实时性<sup>[9]</sup>。

### 3 单一传感器的仿真研究

许多先进的驾驶辅助系统,例如,自适应巡航控制、辅助停车等技术,都需要各种类型的传感器来感知外部环境。常用传感器包含毫米波雷达、激光雷达、摄像头(图像/视觉传感器)、超声波雷达、声学传感器等。这些传感器根据能量关系,大体上可以分为被动传感器和主动传感器2种<sup>[10]</sup>。被动传感器主要是检测环境中物体反射的

现有能量(如光或者辐射),摄像头等是常见的被动传感器。而主动传感器则主要是通过发射并接收自身的电磁等信号来感知周围环境。常见的主动传感器有毫米波雷达、激光雷达、超声波等。

本文主要从毫米波雷达、激光雷达、图像传感器(摄像头)三方面对目前已有的部分传感器仿真研究进行回顾与梳理。

#### 3.1 毫米波雷达传感器

相较于其他传感器,在所有可能遇到的天气条件下,毫米波雷达能够维持良好的性能,具有全天候、全天时的特点。天气状况的变化一般不会对感知数据产生灾难性的影响,可见毫米波雷达具有优秀的环境穿透力。然而,毫米波雷达由于分辨率低导致其观测信息较为稀疏。另外,毫米波雷达传感器也无法避免受到来自时域、空间域、能量域、极化域、频域等方面的噪音干扰<sup>[11]</sup>。常用于车载的毫米波雷达品牌有 Delphi、Bosch、TRW 等。

为了仿真得到与实际传感器类似的感知效果,主要从2个角度建立模型,以完成与毫米波雷达相关的自动驾驶仿真与算法测试,分别是基于功能的建模与基于原始数据的建模。2种方法可以分别理解为针对前方目标信息的仿真建模和针对传感器原始输出的仿真建模。

##### 3.1.1 基于功能的建模方法

毫米波雷达传感器通常发射一定功率的调频连续波,并在一段时间后接收到回波信号。利用此时间差,传感器可以计算出前方目标物体的距离。同时,根据多普勒效应,通过计算返回的毫米波雷达频率变化,可以得到目标相对于雷达的运动速度。

基于功能的建模方法更聚焦于毫米波雷达的自身属性。根据毫米波雷达的感知范围与对不同物体的感知能力对其建立数学模型,主要包含几何模型与物理模型两方面。

几何模型主要用于描述传感器的最大感知范

围。Bernsteiner Stefan等<sup>[1]</sup>使用了二维的几何模型描述前方车辆是否在区域内及是否被遮挡。为了更真实地模拟毫米波雷达传感器的感知过程, 建模角度从二维变向三维, 并逐渐细化了探测方法。文献[10-11]建立了虚拟雷达与三维环境之间的联系, 将雷达波束描述为一个圆锥体, 圆锥体以外的物体将无法被检测到。Guo Jiao等<sup>[11]</sup>利用轴对齐边界框方法逐一判断了各个对象点是否被检测到。而Li Xin等<sup>[10]</sup>根据目标点与雷达之间的距离进行排序, 然后判断雷达与目标定点之间的直线是否与前方的目标列表相交, 交叉点的出现意味着目标点与其他目标存在遮挡。

物理模型即从物理特性的角度对传感器的感知性能进行描述, 包含传感器物理特性、噪声与目标物属性等。考虑到真实传感器的不稳定性, 检测对象在一定时间内会随机丢失, 在物体距离和角度的检测结果中加入了噪声<sup>[1]</sup>。带有噪声的距离与角度坐标:

$$R_{i, \text{noisy}} = R_i + [N(0, \sigma_{r,i}^2) \quad N(0, \sigma_{\phi,i}^2)]^T \quad (1)$$

式中:  $R_i$ 为距离与角度的理想坐标值,  $i$ 表示第 $i$ 个检测点;  $N(0, \sigma_{r,i}^2)$ 和 $N(0, \sigma_{\phi,i}^2)$ 分别为平均值为0, 标准偏差为 $\sigma_{r,i}$ 和 $\sigma_{\phi,i}$ 的随机数。

而这些噪声又被认为是由元件公差、温度漂移和量化过程引起, 可以认为是传感器物理模型的子模型之一, 即误差模型。除了直接在探测结果中加入噪声, 也有学者将传感器属性与目标物属性考虑在内, 建立能量衰减模型<sup>[10,12]</sup>或调整传感器信号传输<sup>[11-13]</sup>。建立的能量衰减模型为

$$R_{\max} = \left[ \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 k T_0 F B_n D_0 L_s L_{\text{atm}}} \right]^{1/4} \quad (2)$$

式中:  $R_{\max}$ 为最大可探测范围;  $P_t$ 为雷达传输功率;  $G$ 为天线增益;  $\lambda$ 为雷达波长;  $T_0$ 为天线热噪声;  $F$ 为接收机噪声系数;  $B_n$ 为接收机带宽;  $D_0$ 为最小可检测信噪比;  $k$ 为玻尔兹曼常数;  $L_s$ 为系统损失;  $L_{\text{atm}}$ 为大气损失;  $\sigma$ 为目标的雷达散射横截面。

$$\sigma = S \cdot W \cdot D \quad (3)$$

式中:  $S$ 为目标的等效几何投影面积;  $W$ 为目标的

反射率;  $D$ 为目标的方向系数。

可见目标返回波的强度取决于多种因素, 例如, 目标材料、形状、入射角等。同时, 为进一步提升仿真的真实性, 现有研究<sup>[10]</sup>还通过概率的形式添加了雷达虚警、雷达漏检子模型, 以反映实际雷达传感器中由多路径传播导致的虚警现象以及4种典型交通场景下由频域噪声干扰(地杂波和气象波)造成的漏检现象。相较于早期的纯几何模型或简单的物理模型, 此毫米波雷达模型更加丰富与系统化, 其与多个品牌毫米波雷达传感器具有较高的适配度。

考虑物理特性的研究思路有2种: ①类似上述的基于能量衰减模型与误差模型, 在目标物的真实位置加上感知偏差; ②还原信号生成、传输、接收、处理的全过程, 并在其中考虑传感器与目标物特性对信号的干扰与影响, 从而间接获得传感器感知结果的偏差。有学者使用光线追踪的方法建立具有较高保真度的雷达传感器模型来模拟毫米波的传播<sup>[14-16]</sup>。雷达传感器在感知范围内发射信号, 其传播被视为光线传播, 需要追踪信号发射与反射后的传播过程, 针对每一根最终击中回传感器的射线都将生成雷达数据, 从而计算得到前方目标点。

另外, 学者们也逐渐开始了硬件在环的仿真研究。硬件在环仿真中, 使用真实的硬件代替在纯仿真测试中难以建模或无法精确建模的数学模型, 减少了对传感器信号处理的建模过程, 为智能车辆测试提供了一种高度可靠、高效的方案。Zhu Bing等<sup>[12]</sup>将真实传感器引入智能车辆在环测试中, 模拟了传感器的回波信号, 并利用此硬件在环系统对自动紧急制动系统(autonomous emergency braking, AEB)算法在各种交通场景进行了测试。

### 3.1.2 纯数据驱动的建模方法

上述方法更关注传感器的功能或还原传感器的感知全过程。而数据驱动的建模方法需要利用

机器学习等技术, 类似于黑盒的建模方法。学者对建立的模型内部原理不需给出基于物理原理解释, 其输出的分类、预测等结果精度较高, 但同时此方法需要大量的真实数据进行模型训练与验证工作。此类方法被广泛地用于车辆位置估计等相关研究中<sup>[17]</sup>, 可以被认为是传感器仿真建模的逆过程, 即从带有噪声的信号数据中识别出目标物体的真实位置。

对于传感器仿真, 随着深度学习技术的成熟, 学者提出了一种基于深度生成网络的雷达数据仿真方法<sup>[18]</sup>, 其模型可以生成与真实样本相似的信号数据样本, 并对毫米波雷达传感器型号、品牌没有限制, 可用于研究或测试毫米波雷达信号的解析与处理算法。模型的输入与输出均为毫米波雷达的原始数据。然而, 虽然此方法生成的毫米波雷达数据较为逼真(包含高分辨率的距离剖面与杂波), 但是前期工作量较大, 因此如果将其扩展到其他交通场景或仿真应用上时, 仍需要进行大量的数据收集和研究工作。

### 3.2 激光雷达传感器

激光雷达传感器被广泛应用于自动驾驶汽车, 车辆感知系统的数据来源少不了激光雷达。激光雷达传感器可以通过追踪目标, 获取周围环境的深度信息。激光雷达具有分辨率高、质量轻、抗有源干扰能力强等特点。同时, 激光波束窄、方向性好、距离与位置探测精度高。而缺点在于激光雷达传感器表面在不良天气下随着异物的逐渐堆积, 其灵敏度也会随之降低, 因此其比较容易受到不良天气的影响, 如雨、雪、雾。另外, 激光雷达相比于毫米波雷达传感器成本更高。

其感知原理是, 由激光二极管向外发射激光脉冲, 激光触碰目标反射后向各方向散射。部分散射光返回到传感器接收器, 记录并处理从光脉冲发出到返回被接收所经历的时间, 测定目标距离。根据探测原理的不同, 可将激光雷达分为单线激光雷达和多线(32、64E)激光雷达。根据传感器结构的

不同, 也可将激光雷达分为固态激光雷达和旋转式激光雷达。常用的车载激光雷达有 Velodyne HDL-64E、SICK LMS-511、IBEO LUX-4 等。针对激光雷达传感器的仿真研究, 建模方法主要包含基于物理特性的方法、基于光线投射和基于光线追踪的方法等, 其仿真结果的保真度也是由低到高的。

#### 3.2.1 基于功能的建模方法

与毫米波雷达传感器基于功能的建模方法同理, 激光雷达也可建立类似的模型。Zhao Jian 等<sup>[19]</sup>提出了一种新的建模方法, 模型由几何模型、物理模型组成, 不仅考虑了信号衰减, 还对不需要的原始数据进行了建模。物理模型公式与毫米波雷达传感器相似:

$$R_{\max}^4 = \frac{P_t D^4 \eta_s}{16 \lambda^2 K_a^2 P_{R_{\min}}} \eta_{\text{atm}} \sigma \quad (4)$$

式中:  $P_{R_{\min}}$  为最小接收功率;  $P_t$  为激光传输功率;  $D$  为孔径直径;  $K_a$  为孔径传输常数;  $\eta_s$  为系统效率;  $\eta_{\text{atm}}$  为大气传输效率;  $\lambda$  为激光波长;  $\sigma$  为被照明物体或表面的横截面。

根据激光雷达, 同时也考虑了天气特性, 采用基于蒙特卡罗的随机算法模拟降雨中不需要的原始数据, 并利用真实数据对模型进行了校准、验证。此方法仅需要少量数据即可仿真得到激光雷达数据, 不仅适用于旋转式激光雷达, 还适用于固态激光雷达。也有学者们考虑了不同天气对激光雷达传感器感知效果的影响<sup>[20-21]</sup>。Khatry Rahul 等<sup>[20]</sup>考虑到通过概率的方法量化目标物其几何与物理特性对信号产生的不确定性, 同时提出可通过修改概率的前向模型将天气对传感器感知效果的影响考虑到仿真模型中。例如, Byeon Mijung 等<sup>[21]</sup>对用于描述传感器性能的信号接收功率进行建模, 提出了带有雨滴模型的激光雷达传感器模型:

$$P(R) = K \cdot G(R) \cdot \beta(R) \cdot T(R) \quad (5)$$

式中:  $R$  为距离;  $P$  为接收到从  $R$  返回的信号功

率;  $K$ 、 $G(R)$ 、 $\beta(R)$ 、 $T(R)$ 分别为系统整体性能、信号发射与接收的几何元素、源于雨滴的后向散射和透射率。

### 3.2.2 基于渲染技术的建模方法

光栅化、光线投射(Ray casting)等均是一种快速渲染方法,也是激光雷达传感器模型的常用建模方法。光栅化的过程是将三维场景投影到二维图像或者屏幕上。光线投射的思考过程则相反,将二维屏幕像素投射到三维场景中,其原理是从激光雷达发射出一条光线,然后找到挡住射线的最近物体并形成点云。

基于光栅化的方法建模时,大多借助开放式图形库(OpenGL)等相关技术对车辆前方目标物体进行光栅化<sup>[22-23]</sup>,并在此基础上通过使用蒙特卡罗、泊松统计等技术模拟传感器的检测概率及误报<sup>[24]</sup>。此类方法较为复杂,相比之下,基于光线投射的建模方法更容易理解与操作。

光线投射可被认为是一种更基本的光线追踪方法,其渲染时只考虑与第一个曲面的交点。同时,返回数据点的颜色取决于光线从可见光表面产生的亮度。首先构建目标的理想点云或背景库,然后再根据环境因素或其他影响对理想的点云位置与反射强度进行适当调整。Manivasagam Sivabalan等<sup>[25]</sup>通过真实激光雷达传感器采集大量数据,建立3D静态地图和3D动态对象的大目录作为场景仿真库,并利用深度神经网络在基于物理原理仿真结果的基础上生成偏差,生成更加逼真的激光雷达点云数据,其模型被命名为LiDARsim。Fang Jin等<sup>[26]</sup>也提出了类似的仿真方法,重复使用RIEGL扫描仪并使用语义分割算法生成得到静态背景图,同时使用基于数据驱动的方法模拟前方障碍物,根据障碍物在真实数据集中的分布来概括障碍物的姿态,然后利用激光雷达物理模型与提出的立方体贴图点云渲染方法,最终仿真得到激光雷达传感器的点云数据。此类方法可以通过添加合成对象模型和交通场景来生

成各种场景,而如何混合点云形式的静态背景和动态对象是其中最大的挑战。

光线追踪(Ray tracing)的难度相比于光线投射的难度更高,在激光雷达传感器建模中使用的较少,其基本原理是从传感器的角度将光线射入场景中,找到传感器光线与物体的交点。追踪的过程需要全程考虑光源与交点之间的直接与间接光束。针对每个击中点计算反射能量时还需要结合被击中物体的材质、光线反射、光线折射的影响。为此,还需要反复计算并追踪光束的传播,直到光线达到最大反射深度或者逃出场景。在对光线进行追踪时由于交集计算量大而产生极高的计算成本,这也导致许多研究在建模时未考虑复杂天气。美国的虚拟自主导航环境仿真平台具有高保真、基于物理的模拟过程,可产生真实的传感器输出,用于自主移动系统的开发和测试,其激光雷达模型也是通过光线追踪实现<sup>[27]</sup>。

### 3.3 图像传感器

图像传感器主要由镜头、光学传感器和数字图像处理器组成,成本低、易于部署,同时摄像头具有强大的感知功能,因此,也常用于行人、车辆和标志检测等。视觉传感器可以在广泛的领域捕获大量的视觉信息,其感知范围通常超出了雷达等其他传感器的纵向和周边范围。配合多种传感器装置,车辆可以获取并处理周围环境信息,进行路径规划和控制决策,最后实现智能驾驶汽车能够在道路上准确安全地运动。

图像(或者视觉)传感器的完整感知过程包含视觉传感器安装、图像采集、图像处理等过程,其中的每一步都将影响传感器最终的感知精度。传感器芯片是一个二维检测元件阵列,光线从周围环境的不同表面反射出来,最终被摄像头的传感器芯片检测为数字信号,实现三维环境被投影到二维平面的过程。

首先需要仿真出较为真实的传感器输出图像,掌握三维物体到二维图像的几何变换。然后对输

出的图像进行感知操作,例如,语义分割、目标检测、视觉里程测量等。大体上,摄像头传感器仿真主要用于闭环评估和离线训练。闭环评估指软件仿真或硬件在环仿真,进而对智能车辆算法进行测试。离线培训指的是模拟摄像头传感器生成用于训练感知算法的合成数据。因为模拟框架可以自动合成并标记数据,这减轻了数据收集和图像标记的负担。而如何量化生成图像数据的真实感仍然等待解决。对于得到图像后的感知技术大多采用机器学习,例如,深度学习和卷积神经网络(CNN),以此关联像素区域并检测得到图像的高维特征(如边缘和斑点)。

已有研究中对图像传感器所输出图像的仿真建模,有 2 种思路:①向清晰未变形的图像上添加图像特征,进而生成逼真图像,可以被视为图像后处理的过程;②基于几何特性、图像特征等还原场景到图像的光线传播过程,并在其中添加环境、传感器等特点对感知过程的影响。前者需要事先收集较为理想的图像数据集,然后直接对已有清晰图像添加相机效果,方法相对简便。而后者的仿真场景配置更加灵活,其借助渲染技术实现三维场景到理想二维图像的转换,同时考虑环境与传感器等对光线传播的影响。此方法的前半部分阶段可以理解为获取清晰或理想图像的过程。大多借助 OpenGL 视觉函数与透视变换对场景进行快速渲染,基于光线追踪方法,进而搭建传感器模型<sup>[14]</sup>。此过程可以细分为基于游戏引擎的图像管道建模<sup>[20,28]</sup>和基于自己搭建的图像管道建模<sup>[27,29-30]</sup>。一般情况下,使用游戏引擎建模更加方便,但在精度提升、新功能添加方面表现不佳。OpenGL 具有强大的绘制各种复杂的三维图形功能,调用库中的视觉函数,实现对三维物体的几何变换、投影变换、视口变换等。

2 种研究思路中都涉及到添加相机效果的过程。根据摄像头等图像传感器的物理成像原理,主要考虑了传感器的内部组件与外部组件。内部组件即图像管道包含光学系统、图像传感器、图

像信号处理器。外部组件指的是外部环境因素带来的影响。内外部组件都会使最终输出与理想值产生偏移。建立的图像传感器模型,一般由前畸变模型、噪音模型、传感器后畸变模型组成,以描述内部组件对图像产生的失真。前畸变模型是在理想图像上添加相机效果,后畸变模型是在图像处理时添加处理误差等。常用的是前畸变模型。常见的畸变包括径向畸变、切向畸变、色差、渐晕、光斑和景深模糊等,产生原因见表 2。

表 2 常见的图像畸变与产生原因  
Table 2 Common image distortion and causes

畸变种类	产生原因
径向畸变	相机组装过程中,透镜与芯片不平行引起光心与几何中心不一致造成的畸变
切向畸变	由于制作工艺缺陷引起透镜形状改变造成的畸变
色差	波长相关折射引起的颜色位置偏移
渐晕	透镜自身原因,光线离轴越远,光强度越弱
光斑	强光的的多径反射产生的鬼影
景深模糊	超出镜头纵深清晰范围的部分出现模糊,受光圈、焦距、物距影响

径向畸变等可以通过几何运算对理想输出图像进行调整,光晕、光斑等可以通过机器学习技术训练得到传感器畸变模板并进行添加<sup>[20,31]</sup>。常用的几何运算模型有针孔模型、鱼眼模型和多项式模型等<sup>[32]</sup>。Santana-Cedr s D. 等<sup>[33]</sup>提出了一种回归的方法用于校准模型参数,例如,可以估计视野模型的径向畸变拟合参数。在计算空间物点与对应图像像点之间的关系时,常用光学标定法,例如,基于主动视觉标定法、自标定法、传统标定板标定法、张正友标定法等<sup>[34-37]</sup>。更有学者将张正友标定法进一步扩充,同时考虑了相机的径向与切向 2 种主要畸变。

对于摄像头产生的渐晕,如果摄像机的焦距和图像传感器直径已知,经过推导并将照明的相对衰减定义为

$$R = \cos^4 \theta \quad (6)$$

式中: $R$ 为相对照明; $\theta$ 为场景目标与光轴的夹角<sup>[38]</sup>。

针对镜头耀斑由于其物理特性复杂, 很难确定其具体特征, 因此为了对耀斑进行建模仿真, 减少对物理性质的依赖, Walch A 等提出使用数据驱动的方法进行耀斑重建<sup>[39]</sup>。实现对未知透镜系统中的耀斑仿真, 需要大量的设置和测量工作来收集模型训练所需要的数据。对色差的建模也是如此, 基于光线追踪的方法虽然有用, 但是计算量巨大。因此对色差的建模目前也是根据收集的图像数据进行校准, 通过建立回归模型或运用启发式算法产生较为真实的图像失真和伪影<sup>[40-41]</sup>。由于车载相机通常聚焦在较长距离, 前方物体很少出现在相机附近, 因此较少考虑景深因素带来的图像失真影响。

另外, 摄像头传感器也受到环境的影响, 如果没有正确的场景模拟, 在某些情况下很多模型的仿真效果可能大打折扣<sup>[42]</sup>。在虚拟世界模拟不良天气的研究, 目前还未形成较为成熟、标准化的建模体系或常用方法<sup>[14]</sup>。

传感器后伪影模型(或者后畸变模型)描述了透过镜头的图像在信号处理器中的处理过程。图像信号处理器通过调整颜色、亮度、噪声和像素错误来生成更吸引人的图像, 此过程可以理解为一个图像预处理过程。图像信号处理器将运行一系列图像处理算法, 包括白平衡、去马赛克、自动曝光、自动对比、颜色校正、去模糊、去噪、伽马校正、下采样和压缩等。有学者提出了根据上下文感知的自动白平衡算法<sup>[43]</sup>、基于机器学习算法的图像去噪<sup>[44]</sup>等。

### 3.4 小结与评价

综上所述不难看出, 针对3种单一传感器, 其建模方法有所不同。当追求更高的仿真保真度时, 传感器模型的限制与要求就会更高, 使得每种传感器的模型差异逐渐增大, 致使很难建立具有高保真度且通用于多种传感器的仿真模型。

针对毫米波雷达传感器, 已有的模型大多属于低等和中等保真度模型。感知对象被抽象为带

有基本参数属性的反射点、散射点或目标对象。同时, 考虑雷达散射截面等物理特性来描述更接近真实的物体。然而, 虽然已有相关研究, 但是仍然缺乏基于光线追踪或傅里叶追踪的高保真度毫米波雷达传感器模型。

激光雷达传感器拥有丰富的点云数据及自身高精度的感知特性, 建立的模型均属于较高保真度模型。已有模型主要基于光线投射和光栅化的渲染方法, 以激光的飞行时间来表示目标物体距离, 并通过考虑每个点的反射率等属性反映其附加信息, 模拟激光雷达的感知过程与结果。少部分学者采用光线追踪的方法进行建模, 而这种方法对计算能力具有较高要求, 如何提升并优化光线追踪的计算能力还需要更进一步的研究。

图像传感器也是如此, 基于其拥有丰富的可视化图像数据与成熟的光学原理, 学者们建立的传感器模型也属于较高保真度模型。图像传感器模型主要借助光栅化或光线追踪的渲染技术, 利用原始图像数据进行训练、合成来仿真得到与真实相机输出相类似的图像。此训练、合成过程包含对一系列光学模糊、渐晕、曝光等效果的整体或逐一学习, 通常被理解为对理想图像的后处理。输出结果的仿真精度较高, 然而针对不同种类的图像传感器, 都需进行大量的训练与合成工作, 模型的普适性尚需提高。

总之, 提升传感器模型的仿真精度、效率与建立具有更高保真度的通用传感器模型是未来研究需要关注的重点。

在评价仿真结果方面, 学者们对于激光雷达传感器数据评价上做了更多的工作。Rosenberger Philipp 等<sup>[45]</sup>推导出了应用于激光雷达点云数据的评价指标, 从而能够在点云数据生成的不同阶段对仿真和真实传感器数据进行定量比较。点云数据仿真主要分成3个阶段, 分别是原始数据扫描、对齐融合后的数据结果以及分析得到的探测目标列表。其中前2个阶段的评价指标相同, 使用了真实点云与仿真点云的欧几里得距离和占空比2

个指标进行评价。而毫米波雷达的相关研究主要使用的是欧几里得距离进行评价。对于第3个阶段使用了最优子模式分配、Jaccard 指数以及混淆矩阵,验证与评估检测、跟踪、分割与分类结果。除了这些直接评估的方法以外,也通过间接手段评价激光雷达传感器的仿真效果。例如,文献[25-26]利用仿真得到的点云数据、其他平台仿真得到的点云数据(作为对比基线)与真实点云数据分别进行了语义分割与目标检测等工作,并计算目标的探测精度,实现了对激光雷达传感器模型的简要评价。而总的来看,传感器仿真评价的通用指标与标准体系尚不成熟,在此方面未来还需要更多的研究与探索。

#### 4 对多传感器仿真研究的思考

为提高感知环境的准确性和可靠性,更精准地辨别前方目标,自动驾驶或辅助驾驶汽车会使用多个传感器。将多个或者多种传感器的数据进行融合,从而丰富前方物体的属性,为后续辨识、追踪目标提供更多信息。

针对车辆感知系统的配置问题,没有固定的解决方案,对于研发自动驾驶技术的各大车企,都面临着一个问题:如何配置感知系统传感器?目前,应用最多的主要是仅搭载图像传感器的纯视觉路线和搭载多种传感器的感知融合路线。特斯拉、丰田都在试图探索纯视觉路线以降低汽车的制造成本,并有效地训练自动驾驶系统。而感知精度可靠的激光雷达随着科学技术的发展,其成本也在逐渐下降。截至目前,长城、小鹏、广汽等企业都表示将量产搭载激光雷达的车型。为测试不同配置的感知系统,一般可以通过配备真实传感器的实车或搭建虚拟仿真设备的虚拟车辆进行实验。事实上,多传感器的仿真研究与搭载真实传感器的感知系统研究内容是高度重合的,其研究重点是处理与分析多源传感器所获取的数据。

在比较真实车辆或仿真感知系统的感知效果前,数据融合是其中的关键。数据融合是将多源

信道所采集的关于同一目标的数据经过一定的处理,消除多传感器信息之间存在的冗余信息并对缺少的数据加以补充,最后综合成一个完整的数据集。多传感器信息融合,通过性能互补的方式,扩展了传感器的时间、空间与频率范围,提高了目标检测的置信度与系统的抗干扰能力。现有数据融合多指建立图像像素点与对应点云坐标之间的约束关系,因此学者们更多地致力于丰富车辆前方的感知信息,将二维数据扩充到三维。常用的多传感器信息融合算法有卡尔曼滤波算法、加权平均法、经典推理法、贝叶斯推理法、神经网络算法等<sup>[46]</sup>。

而在多个传感器进行数据融合前期,尤其针对动态感知过程,需要将数据集的时间序列对齐并对传感器模型进行联合标定。联合标定可分为离线标定与在线标定。在线标定一般难度较大,自动驾驶车辆需要在运行过程中根据参照物实时对自身的传感器进行外参矩阵的校准,用以修正运行过程中因车辆颠簸等缘由出现的累计偏差。在这之前,需要通过提前采集的少量数据进行离线标定获取一个初始值。联合标定一般会选取一定的标靶或者标定板作为联合标定的参照物<sup>[34,36]</sup>。薛艺舟<sup>[34]</sup>在传统相机参数标定方法的基础上,提出了标定精度更高的棋盘格法联合标定、标定流程更简便的特征点标定2种离线联合标定方法。

除了上述同真实多源传感器数据处理一样需要考虑的数据融合问题以外,无论是虚拟仿真还是半实物仿真,还需考虑现实感知过程中多源传感器之间产生的信号干扰等问题。多个雷达间的直接与间接干扰、雷达发射信号的多径效应等都会对雷达的正常工作产生影响<sup>[47]</sup>。而这一点在仿真建模中的详细探讨较少。现有研究主要是对干扰信号的缓解<sup>[48]</sup>、单一传感器的仿真建模或基于成熟仿真平台对车辆感知系统进行搭建的研究。模拟传感器之间的相互影响未来还需要更多的深入研究与总结。其中,干扰信号的缓解需要经过实验对其干扰规律进行识别。

## 5 典型仿真平台及应用

仿真平台逐渐成熟, 可以实现包括传感器仿真在内的许多功能, 为推进自动驾驶技术提供支持。目前, 国内外许多团队与科研机构已经研发了或正在研发自动驾驶仿真测试平台与测试软件。经典的自动驾驶仿真测试平台有PreScan、CarSim、CarMaker、VTD(virtual test drive)等<sup>[49]</sup>。新型的仿真测试平台有Apollo仿真平台、AirSim、Carcraft, 以及我国吉林大学邓文伟团队等自主研发的PanoSim仿真平台、清华大学未来交通研究中心吴建平团队等研发的

FLAWSIM仿真平台<sup>[50]</sup>等。不同的仿真测试平台, 为自动驾驶汽车各方面的测试提供了极大的技术支持。

用于研究自动驾驶技术的主流仿真平台很多, 但并非都能够精准模拟车辆传感器的感知效果。有些软件平台拥有搭建好的传感器模型可直接选择使用, 而部分软件需要通过外部接口实现。常用且可实现摄像头、毫米波雷达、激光雷达仿真的部分仿真平台与其传感器仿真能力见表3。而因为产权等原因, 具体的传感器模型很难获取。

表3 仿真平台与其传感器仿真能力  
Table 3 Simulation platform and its sensor simulation capability

软件/平台	发布时间	功能/优势	传感器仿真能力
CarSim	1996	属于整车动力学仿真软件, 主要从整车角度进行仿真。内置相当数量的车辆数学模型, 具有丰富的经验参数	与Matlab/Simulink联合仿真, 对车辆配置感知传感器
PreScan	2011	可用于从基于模型的控制设计(MIL)到利用软件在环(SIL)和硬件在环(HIL)系统进行的实时测试等应用。支持和Simulink, ROS, Autoware, python, FMI, C++的联合仿真	支持种类丰富的传感器, 例如, V2X传感器, 激光雷达、毫米波雷达、超声波雷达, 单目和双目相机、鱼眼相机等
PanoSim	2014	具有复杂车辆动力学模型、汽车三维行驶环境模型、汽车行驶交通模型、车载环境传感模型、无线通信模型、GPS和数字地图模型。功能强大, 包含Matlab/Simulink接口	基于几何模型与物理建模相结合理念建立了高精度的像机、雷达和无线通信模型
RightHook	2017	拥有一整套的工具链, 包括RightWorld、RightWorldHD、RightWorldHIL。RightWorld提供了包含车辆、行人和自行车的确定性的智能交通仿真模型。RightWorldHD可实现对动力学、天气、时间变化的模拟, 同时包括丰富的接口	包含摄像头、激光雷达毫米波雷达、IMU和GPS的模拟
CARLA	2017	开源模拟器, 具有python接口。提供了用于创建场景的开源数字资源(包括城市布局、建筑以及车辆)以及部分搭建好的自动驾驶测试训练的场景	支持传感器和环境的灵活配置, 可调节光照和天气。支持多摄像头、激光雷达、GPS等传感器的仿真
51Sim-One	2018	一体化的自动驾驶仿真与测试平台。该平台基于物理特性进行机理建模, 具有高精度和实时仿真的特点	相比其他软件仿真能力更加强大。对于摄像头仿真提供语义分割图、深度图、2D/3等带注释的图像数据集, 单目、广角、鱼眼等摄像头的仿真。可提供激光雷达点云原始数据、带标注点云数据等数据。同时也提供目标级毫米波雷达检测物数据

CarSim、CarMaker等软件属于传统全数字车辆动力学仿真软件，具有优秀、复杂的车辆动力学模型，发动机数学模型，变速器数学模型等。这类软件更注重仿真整车动力学，预测或测试车辆控制的稳定性、制动性等性能<sup>[51]</sup>。实现传感器的仿真主要借助Matlab/Stimulink联合仿真。而PreScan以及新兴的仿真测试平台，都是专门为自动驾驶研究而推出的数字仿真系统，其中部分功能、模块的实现，可根据需要自定义开发。PreScan、PanoSim等平台集场景仿真与控制模型为一体，采用参数化建模实现全景摄像头、激光雷达、GPS，及无线通信装置等仿真，也能够与Simulink联合进行控制系统的开发<sup>[52-53]</sup>，如防撞控制、自动泊车系统。CARLA作为为数不多的开源仿真平台也可实现多种传感器仿真与联合仿真、二次开发等<sup>[54]</sup>，并主要应用于生成带标签注释的感知数据、智能驾驶算法验证与测试中<sup>[55-56]</sup>。

综上，较新的仿真平台基于物理特性等对传感器仿真的效果更加真实，使用更加灵活便捷。这些仿真平台都可作为传感器布设规划、自动驾驶算法测试的不错选择。

## 6 结论

面向自动驾驶的仿真技术不断成熟，功能强大的仿真平台不断涌现，针对传感器的仿真建模也逐渐成为关注的焦点。从单一传感器到多传感器，再到感知系统的仿真建模，研究重心也由面向算法功能的重建走向面向整体感知系统的规划，其复杂度逐步提升。已有的传感器模型保真度不同，针对不同仿真研究，应从研究目的和研究成本上综合考虑，选择并不断优化模型。

综上所述对于传感器的仿真建模主要有两类：一类是基于几何关系与物理机理的参数化建模；一类是基于纯数据驱动的建模。通常，第二类的仿真更具有针对性，精度更高，而第一类的仿真、配置更加灵活。如果仅对自动驾驶汽车的控制算

法进行测试，对传感器仿真精度的要求并不高，可采用低保证度的参数化模型。而如果需要对车辆目标检测算法与车辆控制策略进行验证、测试时，则可能需要搭建保真度较高的传感器模型。不同的研究目的对传感器仿真的精度要求不同，因此，其建模方法也会按需进行调整。

针对面向自动驾驶或辅助驾驶车辆的感知系统仿真建模，仍然存在许多待解决的问题与难点：

(1) 不同模型的仿真效果难以比较，缺少标准的评价指标或评价体系。传感器仿真的真实性需要考虑多种要素，例如，仿真输出的距离、方向、速度精度，时间延迟等特点的还原度等。另外，还需要区分针对单一传感器的仿真效果评价体系以及感知系统级的仿真效果评价体系。

(2) 传感器模型的仿真输出结果与实际传感器的输出结果之间仍存在较大偏差。进一步思考如何提升模型的仿真精度，总结并建模导致传感器输出误差的影响因素，是未来需要继续探索的内容。另外，仿真场景应向传感器提供哪些数据，数据样式与详细程度如何，仿真平台呈现或输入到传感器模型的真实程度是否足以让传感器有效地捕获信息也是值得思考的问题。

(3) 很少有学者验证模型对不同品牌或不同型号传感器的适配程度。未来研究应向开发出更加普适化、具有更高保真度的模型而努力，使得平台对传感器的仿真更具针对性与灵活性。

未来，随着车路协同技术的发展，路侧基础设施也可能向车辆发送路况信息，车辆的感知系统也会随之发生变化。可见，为了实现车路协同下的感知系统测试，提升传感器模型的仿真精度，实现传感器模型的标准化与系统化是格外重要的，也是自动驾驶汽车的安全驾驶测试的基础。

## 参考文献：

- [1] Bernsteiner S, Magosi Z, Lindvai-Soos D, et al. Radar Sensor Model for the Virtual Development Process[J]. ATZelektronik Worldwide(S2192-9092), 2015, 10(2): 46-52.

- [2] Cao P, Wachenfeld W, Winner H. Perception Sensor Modeling for Virtual Validation of Automated Driving[J]. *IT-Information Technology(S2196-7032)*, 2015, 57(4): 243-251.
- [3] Stolz M, Nestlinger G. Fast Generic Sensor Models for Testing Highly Automated Vehicles in Simulation[J]. *Elektrotechnik und Informationstechnik (S0932-383X)*, 2018, 135(4): 365-369.
- [4] Muckenhuber S, Holzer H, Rübsam J, et al. Object-Based Sensor Model for Virtual Testing of ADAS/Ad Functions[C]//2019 IEEE International Conference on Connected Vehicles and Expo (ICCVE). Graz, Austria: IEEE, 2019: 1-6.
- [5] Hanke T, Hirsenkorn N, Dehlink B, et al. Generic Architecture for Simulation of ADAS Sensors[C]//2015 16th International Radar Symposium (IRS). Dresden: IEEE, 2015: 125-130.
- [6] Mesow L. Multisensorielle Datensimulation Im Fahrzeugumfeld Für Die Bewertung Von Sensorfusionsalgorithmen[M]. Germany: Shaker, 2007.
- [7] Schuler K, Becker D, Wiesbeck W. Extraction of Virtual Scattering Centers of Vehicles by Ray-Tracing Simulations[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation(S0018-926X)*, 2008, 56(11): 3543-3551.
- [8] Hammarstrand L, Svensson L, Sandblom F, et al. Extended Object Tracking Using a Radar Resolution Model[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems(S0018-9251)*, 2012, 48(3): 2371-2386.
- [9] Hanke T, Schaermann A, Geiger M, et al. Generation and Validation of Virtual Point Cloud Data for Automated Driving Systems[C]//2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Yokohama: IEEE, 2017: 1-6.
- [10] Li X, Deng W, Zhang S, et al. Research on Millimeter Wave Radar Simulation Model for Intelligent Vehicle [J]. *International Journal of Automotive Technology (S1229-9138)*, 2020, 21(2): 275-284.
- [11] Guo J, Deng W, Zhang S, et al. A Novel Method of Radar Modeling for Vehicle Intelligence[J]. *SAE International Journal of Passenger Cars-Electronic and Electrical Systems(S1946-4614)*, 2016, 10(1): 50-56.
- [12] Zhu B, Sun Y, Zhao J, et al. Millimeter-Wave Radar in-the-Loop Testing for Intelligent Vehicles[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (S1524-9050)*, 2022, 23(8): 11126-11136.
- [13] Dudek M, Wahl R, Kissinger D, et al. Millimeter Wave FMCW Radar System Simulations Including a 3D Ray Tracing Channel Simulator[C]//2010 Asia-Pacific Microwave Conference Proceedings(APMC). Yokohama: IEEE, 2010: 1665-1668.
- [14] Schlager B, Muckenhuber S, Schmidt S, et al. State-of-the-Art Sensor Models for Virtual Testing of Advanced Driver Assistance Systems/Autonomous Driving Functions[J]. *SAE International Journal of Connected and Automated Vehicles(S2574-075X)*, 2020, 3(3): 233-261. DOI:10.4271/12-03-03-0018.
- [15] Hirsenkorn N, Subkowski P, Hanke T, et al. A Ray Launching Approach for Modeling an FMCW Radar System[C]//2017 18th International Radar Symposium (IRS). Prague: IEEE, 2017: 1-10.
- [16] Maier F, Makkapati V, Horn M. Environment Perception Simulation for Radar Stimulation in Automated Driving Function Testing[J]. *Elektrotechnik und Informationstechnik (S0932-383X)*, 2018, 135(4): 309-315.
- [17] Suzuki Y, Sugiura Y, Shimamura T, et al. Model-Based Vehicle Position Estimation Using Millimeter Wave Radar[J]. *International Journal of Future Computer and Communication(S2010-3751)*, 2019, 8(3): 94-98.
- [18] Song Y, Wang Y, Li Y. Radar Data Simulation Using Deep Generative Networks[J]. *The Journal of Engineering(S2051-3305)*, 2019(20): 6699-6702.
- [19] Zhao J, Li Y, Zhu B, et al. Method and Applications of Lidar Modeling for Virtual Testing of Intelligent Vehicles [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems(S1524-9050)*, 2021, 22(5): 2990-3000.
- [20] Khatry R, Thompson A. Camera and Lidar Sensor Models for Autonomous Vehicles[R]. Teddington: National Physical Laboratory, 2021.
- [21] Byeon M, Yoon S W. Analysis of Automotive Lidar Sensor Model Considering Scattering Effects in Regional Rain Environments[J]. *IEEE Access(S2169-3536)*, 2020, 8: 102669-102679.
- [22] Peinecke N, Lueken T, Korn B R. Lidar Simulation Using Graphics Hardware Acceleration[C]//2008 IEEE/AIAA 27th Digital Avionics Systems Conference. St. Paul, MN: IEEE, 2008.
- [23] Wang S, Heinrich S, Wang M, et al. Shader-Based Sensor Simulation for Autonomous Car Testing[C]//2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. Anchorage, AK: IEEE, 2012: 224-229.
- [24] O'Brien M E, Fouche D G. Simulation of 3D Laser Radar Systems[J]. *Lincoln Laboratory Journal*, 2005, 15(1): 37-60.
- [25] Manivasagam S, Wang S, Wong K, et al. LiDARsim: Realistic LiDAR Simulation by Leveraging the Real World[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, WA:

- IEEE, 2020: 11164-11173.
- [26] Fang J, Zhou D, Yan F, et al. Augmented LiDAR Simulator for Autonomous Driving[J]. IEEE Robotics and Automation Letters(S2377-3766), 2020, 5(2): 1931-1938.
- [27] Goodin C, Kala R, Carrillo A, et al. Sensor Modeling for the Virtual Autonomous Navigation Environment[C]//2009 IEEE Sensors Conference. Christchurch: IEEE, 2009: 1588-1592. DOI:10.1109/ICSENS.2009.5398491.
- [28] Dosovitskiy A, Ros G, Codevilla F, et al. CARLA: An Open Urban Driving Simulator[C]//Conference on robot learning. California: Proceedings of Machine Learning Research, 2017: 1-16.
- [29] Shah S, Dey D, Lovett C, et al. AirSim: High-fidelity Visual and Physical Simulation for Autonomous Vehicles [C]//Field and Service Robotics. Zurich: Springer, Cham, 2018: 621-635.
- [30] Jiang H, Tian Q, Farrell J, et al. Learning the Image Processing Pipeline[J]. IEEE Transaction on Image Processing(S1057-7149), 2017, 26(10): 5032-5042.
- [31] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative Adversarial Networks[J]. Communications of the ACM(S1557-7317), 2020, 63(11): 139-144.
- [32] Sturm P, Ramalingam S, Tardif J P, et al. Camera Models and Fundamental Concepts Used in Geometric Computer Vision[J]. Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision(S1572-2759), 2011, 6(1/2): 1-183.
- [33] Santana-Cedr s D, Gomez L, Alem n Flores M, et al. Estimation of the Lens Distortion Model by Minimizing a Line Reprojection Error[J]. IEEE Sensors Journal (S1530-437X), 2017, 17(9): 2848-2855.
- [34] 薛艺舟. 面向自动驾驶的激光雷达与相机联合标定方法研究[D]. 北京: 北京建筑大学, 2021. DOI:10.26943/d.cnki.gbjzc.2021.000083.  
Xue Yizhou. Research on the Joint Calibration Method of LiDAR and Camera for Autonomous Driving[D]. Beijing: Beijing University of Civil Engineering and Architecture, 2021. DOI: 10.26943/d.cnki.gbjzc. 2021. 000083.
- [35] 张姗. 智能驾驶车辆环境感知系统建模与仿真[D]. 长春: 长春大学, 2021. DOI:10.27912/d.cnki.gcdex.2021.000106.  
Zhang Shan. Modeling and Simulation of Environment Awareness System for Intelligent Driving Vehicles[D]. Changchun: Changchun University, 2021. DOI:10.27912/d.cnki.gcdex.2021.000106.
- [36] 王瑞. 基于车载的多相机联合标定[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2017.  
Wang Rui. Multi-Camera Joint Calibration Based on Vehicle[D]. Xi'an: Xidian University, 2017.
- [37] 舒娜. 摄像机标定方法的研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2014.  
Shu Na. Research on Camera Calibration Method[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2014.
- [38] Elmquist A, Negrut D. Modeling Cameras for Autonomous Vehicle and Robot Simulation: An Overview[J]. IEEE Sensors Journal(S1530-437X), 2021, 21(22): 25547-25560.
- [39] Walch A, Luksch C, Szabo A, et al. Lens Flare Prediction Based on Measurements with Real-time Visualization[J] The Visual Computer(S0178-2789), 2018, 34(9): 1155-1164.
- [40] Zheng Q, Zheng C. NeuroLens: Data-driven Camera Lens Simulation Using Neural Networks[J]. Computer Graphics Forum(S1467-8659), 2017, 36(8): 390-401.
- [41] Bisagno N, Conci N. Virtual Camera Modeling for Multi-view Simulation of Surveillance Scenes[C]//2018 26th European Signal Processing Conference (EUSIPCO). Rome: IEEE, 2018: 2170-2174.
- [42] Pharr M, Jakob W, Humphreys G. Physically Based Rendering: From Theory to Implementation[M]. San Mateo, CA, USA: Morgan Kaufmann, 2016.
- [43] Afifi M, Brown M S. Deep White-balance Editing[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA: IEEE, 2020: 1397-1406.
- [44] Liu C, Szeliski R, Kang S B, et al. Automatic Estimation and Removal of Noise from a Single Image[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence(S0162-8828), 2008, 30(2): 299-314.
- [45] Rosenberger P, Holder M, Huch S, et al. Benchmarking and Functional Decomposition of Automotive Lidar Sensor Models[C]//2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Paris: IEEE, 2019: 632-639.
- [46] 齐翔. 基于多传感器信息融合技术的汽车行驶状态估计[D]. 镇江: 江苏大学, 2019.  
Qi Xiang. State Estimation of Vehicle Based on Multi-sensors Information Fusion[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2019.
- [47] 刘敏. 基于自动驾驶车载毫米波雷达间相互干扰的研究[D]. 重庆: 重庆理工大学, 2021.  
Liu Min. Research on Mutual Interference between Millimeter Wave Radars for Autonomous Vehicles[D]. Chongqing: Chongqing University of Technology, 2021.
- [48] 毛雪松, 雷闰龙, 黄少伟, 等. 道路环境中激光雷达互干扰的仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(4): 891-900.  
Mao Xuesong, Lei Runlong, Huang Shaowei, et al. Simulation on Mutual Interference of Laser Radar in

- Road Environments[J]. *Journal of System Simulation*, 2022, 34(4): 891-900.
- [49] 刘晶郁, 马辉, 张学文, 等. 自动驾驶虚拟仿真测试技术研究进展[J]. *中国科技论文*, 2021, 16(6): 571-577, 584.  
Liu Jingyu, Ma Hui, Zhang Xuwen, et al. Research and Development of Autonomous Driving Virtual Simulation Technology[J]. *China Science Paper*, 2021, 16(6): 571-577, 584.
- [50] 清华大学-剑桥大学-麻省理工学院低碳能源大学联盟未来交通研究中心. 交通仿真软件 FLOWSIM [EB/OL]. (2021-04-03)[2021-06-01]. <http://tcmftc.civil.tsinghua.edu.cn/research/platform/13/0>.  
Tsinghua University-University of Cambridge-Massachusetts Institute of Technology Low Carbon Energy University Alliance Future Transport Research Center. Traffic Simulation Software: FLOWSIM[EB/OL]. (2021-04-03)[2021-06-01]. <http://tcmftc.civil.tsinghua.edu.cn/research/platform/13/0>.
- [51] 毕锟, 范英, 候峙朴, 等. 基于Carsim和Simulink联合仿真的汽车操纵稳定性评价[J]. *河北工程大学学报(自然科学版)*, 2022, 39(2): 106-112.  
Bi Kun, Fan Ying, Hou Zhipu, et al. Vehicle Handling Stability Evaluation Based on CarSim and Simulink Co-Simulation[J]. *Journal of Hebei University of Engineering (Natural Science Edition)*, 2022, 39(2): 106-112.
- [52] 朱鹏飞, 梁威, 丁文政, 等. 基于PreScan的自动泊车仿真研究[J]. *计算机与数字工程*, 2021, 49(1): 122-125.  
Zhu Pengfei, Liang Wei, Ding Wenzheng, et al. Research on Automatic Parking Simulation Based on PreScan[J]. *Computer & Digital Engineering*, 2021, 49(1): 122-125.
- [53] 郭路兵, 梅志千, 贺勇. 基于PreScan软件的交叉路口防撞碰撞控制系统仿真[J]. *机械与电子*, 2014(2): 22-26.  
Guo Lubing, Mei Zhiqian, He Yong. Simulation of Crossroads Anti-collision Control System Based on PreScan[J]. *Machinery and Electronics*, 2014(2): 22-26.
- [54] 王成康, 黄李波. 基于CARLA的驾驶仿真平台搭建[J]. *佳木斯大学学报(自然科学版)*, 2021, 39(3): 27-29.  
Wang Chengkang, Huang Libo. Construction of Driving Simulation Platform Based on CARLA[J]. *Journal of Jiamusi University(Natural Science Edition)*, 2021, 39(3): 27-29.
- [55] Brekke Å, Vatsendvik F, Lindseth F. Multimodal 3D Object Detection from Simulated Pretraining[C]// Symposium of the Norwegian AI Society. Trondheim: Springer, Cham, 2019: 102-113.
- [56] Zapridou E, Bartocci E, Katsaros P. Runtime Verification of Autonomous Driving System in CARLA[C]// International Conference on Runtime Verification. Los Angeles, CA: Springer, Cham, 2020: 172-183.