

DOI:10.20035/j.issn.1671-2668.2025.01.002

引用格式:姜晓庆,万青松,郝文邦,等.雨雾天气对路侧激光雷达测试性能的影响研究[J].公路与汽运,2025,41(1):6-11+17.

Citation:JIANG Xiaoqing, WAN Qingsong, HAO Wenbang, et al. Study on the influence of rain and fog weather on the test performance of roadside LiDAR[J]. Highways & Automotive Applications, 2025, 41(1): 6-11+17.

雨雾天气对路侧激光雷达测试性能的影响研究*

姜晓庆, 万青松, 郝文邦, 程卫平

(山东高速信息集团有限公司, 山东 济南 250102)

摘要: 随着车路协同与自动驾驶技术的迅猛发展,路侧感知设备在智慧交通系统中的作用越来越重要。但目前对路侧感知设备性能尤其是雨雾等恶劣天气条件下激光雷达(LiDAR)性能变化的研究还不充分。针对该问题,文中通过CARLA(Car Learning to Act)仿真平台模拟复杂道路和天气条件,以定位偏差为适应性指标对路侧激光雷达在雨雾天气下的适应性进行模糊综合评价。结果表明,与晴天相比,路侧激光雷达在中雨和大雨条件下的定位偏差均值分别增长0.70%、1.24%,中雾和浓雾条件下定位偏差均值分别增长0.15%、0.26%,雨天对激光雷达的影响比雾天更显著;总体而言,激光雷达在雨雾天气下具有良好的适应性。

关键词: 智慧交通;激光雷达(LiDAR);天气适应性;雨雾天气;模糊综合评价

中图分类号:U491.5

文献标志码:A

文章编号:1671-2668(2025)01-0006-06

随着城市化进程的加快和汽车保有量的持续增长,道路交通拥堵与交通事故日益严重。根据交通运输部数据,2023年全国共发生道路交通事故175万起,雨雾等恶劣天气条件是导致这些事故的重要因素。在雨雾天气条件下,驾驶员的视野受限,车辆制动距离延长,驾驶行为变得更加不可预测,增加了交通事故风险^[1-2]。随着自动驾驶技术的发展,路侧激光雷达(LiDAR)在智慧交通中的作用日益关键。激光雷达目标检测与深度学习算法相结合可充分利用激光雷达的高精度三维成像能力和深度学习算法强大的特征提取与识别能力,显著提升目标检测的准确性和鲁棒性,是当前自动驾驶、机器人导航、遥感测绘等领域的研究热点^[3-5]。但目前对雨雾天气条件下路侧激光雷达性能的研究尚不足,且大多基于实地测试。因此,探索一种经济高效且能在多种恶劣天气条件下进行测试的方法尤为重要。

目前对激光雷达天气适应性的研究主要关注激光雷达在不同天气条件下的性能表现及应对策略。耿洋洋等研究了雨雪对激光传输的衰减特性,基于Mie散射理论,对M-P和Joss雨滴模型进行MATLAB仿真,分析了激光在雨雪中传输的关系,得到了激光随降雨量、降雪量衰减的规律及激光雷

达最大探测距离与降雨量、降雪量的关系^[6]。鄢坤等利用测风激光雷达观测数据,以L波段探空系统风场数据为参考,分析了测风激光雷达在不同能见度和相对湿度下的探测能力,重点关注雾天和霾天的探测能力^[7]。苏博家等利用Modtran 5对典型大气下能见度和背景辐射(或工作时段)水平路径上宽光谱背景辐射与大气传输透过率进行仿真,对不同大气条件下激光诱导荧光(LIF)雷达的探测性能进行定量分析,评估了LIF激光雷达在不同大气条件下的探测性能^[8]。现有研究对车路协同系统感知设备的可靠性、适用性、环境适应性等进行了深入分析,但对路侧激光雷达适应性的研究较少,且常忽略实际道路条件,未综合考虑人、机器、环境等因素,评价方法和指标体系的应用及感知设备适应性的提高仍需进一步研究^[9-10]。本文针对路侧激光雷达在雨雾等恶劣天气条件下的性能评估与优化,通过在CARLA仿真平台构建雨雾天气下交通场景,探究雨雾天气条件对路侧激光雷达检测性能的影响。

1 路侧激光雷达仿真试验

1.1 激光雷达简介

激光雷达是一种高精度的遥感技术,通过发射

* 基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFB2501203)

激光脉冲并测量其反射光来确定物体的距离和位置。激光脉冲经透镜聚焦形成细小光点投射至目标,部分光线反射回雷达被接收器捕获,计算激光发射与返回的时间差,结合光速,即可推算出目标与激光雷达之间的距离。激光雷达的主要部件包括激光发射器、接收器、扫描系统和信号处理器(见图 1)。

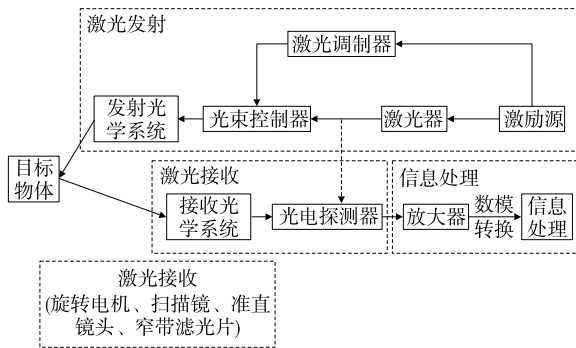


图 1 激光雷达的组成

激光雷达作为高精度、高分辨率的测量工具,已广泛应用于多个领域,但面临雨雾天气挑战。雨中,雨滴反射和吸收光束,会降低探测范围并可能误判为障碍物,影响准确性。雾中,水蒸气散射激光,弱化信号,难以准确检测和定位物体。为应对这些问题,研究人员正在研究开发提高激光雷达在恶劣天气下鲁棒性的方法,如使用先进噪声模型预测和减少误判、结合其他传感器补充数据、开发复杂算法处理天气噪声等。

1.2 CARLA 仿真软件

CARLA(Car Learning to Act)是一款开源自动驾驶仿真软件,为自动驾驶研究和开发提供强大平台。它旨在支持城市自动驾驶系统的开发、训练和验证,提供开源代码、协议及为此目的创建的数字资产,如城市布局、建筑、车辆等^[11]。CARLA 环境基于 Unreal Engine 4 开发,能提供先进渲染质量和逼真物理效果。它由静态和动态三维模型组成,经过优化以平衡视觉效果与渲染效率。与 LGSVL(LG Silicon Valley Lab)一样,CARLA 基于虚拟游戏引擎,具备贴近现实的交通环境、传感器和交通目标模型,并支持与 ROS(Robot Operating System)、Autoware 等平台的联合仿真。因 LGSVL 已停止更新,本文基于 CARLA 进行仿真测试。

如图 2 所示,在 CARLA 架构中,服务端(Server)负责创建和维护仿真环境,包括使用 Unreal Engine 4 进行 3D 渲染,构建汽车、街道、建筑物等元素,设置传感器模型并执行物理运算。它不仅构筑

整个虚拟世界,还根据客户端(Client)指令实时更新。Client 则负责指挥虚拟世界的动态变化,用户可编写 Python 脚本向 Server 发送指令,控制仿真环境中的事件和行为,Server 接收指令后相应调整仿真状态^[12]。

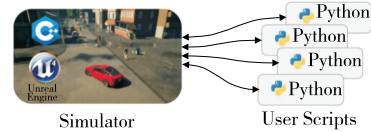


图 2 CARLA 仿真软件的基本架构

1.3 仿真方案设计

设置不同天气状况,以晴天作为对照组,中雨、大雨、中雾、浓雾作为试验组,对比分析路侧激光雷达获取的车辆位置信息与车辆实际位置信息,探究不同天气状况对路侧激光雷达测试性能的影响。每次仿真测试配置两辆车行驶,获得 5 种天气状况下车辆对比数据。

1.3.1 路侧激光雷达配置

CARLA 仿真平台集成了 LiDAR 和 Semantic LiDAR 两种激光雷达系统,能精准模拟传统机械式激光雷达的发射与接收过程,进而生成虚拟的点云数据。这一功能有效补充了现实世界中点云数据在数量和多样性上的不足,为提升基于实际点云数据的目标识别模型的性能提供了有力支持。本文采用现实中广泛应用的 Velodyne 64 线 3D 激光雷达进行车辆数据采集,参数设置见表 1。

表 1 路侧激光雷达配置参数

参数名称	参数值
线数	64
最大探测距离/m	100
扫描频率/Hz	10
水平视场角/(°)	0~360
垂直视场角/(°)	-25~5

将路侧激光雷达放置于图 3 所示视野开阔位置,确保其能捕捉到尽可能多的目标,从而最大限度地提高激光雷达的探测范围和准确性。

1.3.2 天气配置

CARLA 仿真软件内置了多种天气变量供用户设置,对于恶劣天气,CARLA 主要支持配置雨和雾两种天气环境。通过调节所配置天气参数的大小,可渲染出不同的天气状况。CARLA 规定需要调节

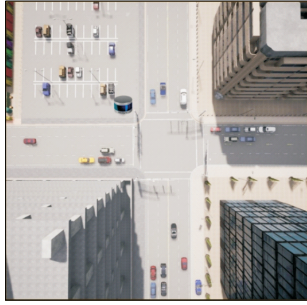


图 3 路侧激光雷达布设位置

的变量的设置范围为 0~100,0 表示该变量完全没有影响,100 表示该变量影响程度最大。本次仿真试验中,降水量、降水沉积、雾浓度及湿度是需要调节的天气变量,其余变量与仿真目的无关,按默认参数值设置。不同天气状况的参数设置见表 2。

表 2 不同天气状况的参数设置

参数名称	不同天气下参数值				
	晴天	中雨	大雨	中雾	浓雾
云量	20	20	20	20	20
降水量	0	40	100	0	0
降水沉积	0	10	30	0	0
风力	0	0	0	0	0
太阳方位角	45	45	45	45	45
太阳高度角	45	45	45	45	45
雾浓度	0	0	0	30	100
雾视距	0	0	0	80	20
湿度	10	40	70	20	30

注:表中数据为试验中可变参数,只有数值,没有单位,数值大小仅代表影响程度大小。

2 路侧激光雷达天气适应性分析

2.1 适应性指标

经过数据处理,从中提取目标车辆在三维空间中的位置坐标这一核心车辆信息,基于此设计定位偏差(Positioning Deviation, PD)适应性指标。定位偏差是衡量激光雷达检测目标位置准确性的指标,对于路侧激光雷达,该指标至关重要,因为定位信息直接影响自动驾驶系统的决策和操作。自动驾驶车辆需要准确的定位信息,以避免与其他车辆、行人或障碍物发生碰撞。如果定位偏差过大,可能导致不准确的路径规划和避障操作,从而危及行车安全。可利用定位偏差分析路侧激光雷达的天气适应性^[13-15]。定位偏差计算公式如下:

$$D_{PD} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

式中: D_{PD} 为路侧激光雷达的定位偏差(m); x_i 、 y_i 分别为被检测目标车辆真实位置的横坐标和纵坐标; x_j 、 y_j 分别为路侧激光雷达检测到的目标车辆位置的横坐标和纵坐标。

2.2 适应性分析

根据目标车辆在三维空间中的坐标,利用式(1)计算不同天气状况下激光雷达的定位偏差,表 3 为部分定位偏差计算结果。根据不同天气状况下所有车辆数据绘制的路侧激光雷达定位偏差频数分布见图 4。

表 3 不同天气下激光雷达的定位偏差 单位:m

编号	不同天气下激光雷达的定位偏差				
	晴天	中雨	大雨	中雾	浓雾
1	0.275	0.308	0.331	0.280	0.284
2	0.418	0.442	0.455	0.421	0.427
3	0.242	0.256	0.258	0.248	0.250
4	0.303	0.323	0.331	0.305	0.308
5	0.125	0.141	0.146	0.130	0.131
6	0.182	0.185	0.193	0.185	0.186
7	0.131	0.140	0.153	0.136	0.141
8	0.045	0.050	0.066	0.050	0.053
9	0.143	0.150	0.163	0.145	0.152
10	0.202	0.212	0.237	0.204	0.205

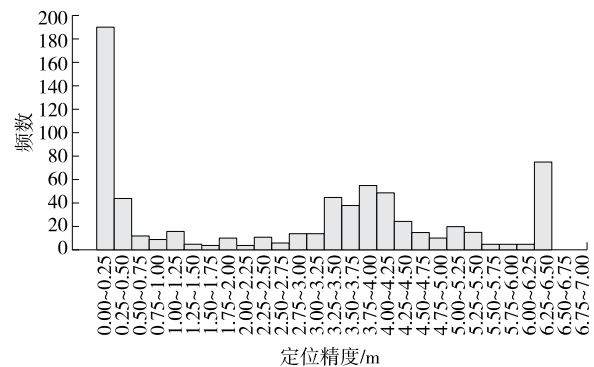


图 4 路侧激光雷达定位偏差频数分布直方图

在理想条件下,路侧激光雷达数据点集中于近零偏差,表明其具有高精度定位能力。从图 4 可以看出:路侧激光雷达定位偏差频数的峰值出现在 0.00~0.25 m;在 0.25 m 以上区间,随着定位偏差的增大,数据点数量显著减少,路侧激光雷达的定位偏差或检测性能逐渐变差;有相当多的数据集中分布在 3.25~4.25 m 及 6.25~6.50 m,这可能是由于

目标车辆距离激光雷达较远或某些特定环境因素导致激光雷达出现较大定位偏差。

2.2.1 雨天不同降雨强度下适应性分析

以晴天作为基准对照组,分析雨天不同降雨强度(中雨、大雨)下路侧激光雷达天气适应性的变化规律。表 4 为雨天不同降雨强度下路侧激光雷达定位偏差统计结果。由表 4 可知:随着雨量的增大,路侧激光雷达的定位偏差增大,但并非急剧增大。与晴天相比,中雨天气状况下路侧激光雷达的定位偏差均值增长 0.70%,大雨天气状况下路侧激光雷达的定位偏差均值增长 1.24%。

表 4 雨天不同降雨强度下激光雷达定位

偏差统计结果		单位:m
天气状况	统计指标	定位偏差
晴天	平均值	2.732
	中位数	3.332
	标准差	2.216
中雨	平均值	2.751
	中位数	3.340
	标准差	2.216
大雨	平均值	2.766
	中位数	3.352
	标准差	2.216

图 5 为中雨和大雨天气下路侧激光雷达定位偏差相对于晴天的增长趋势。由图 5 可知:与晴天相比,中雨天气下路侧激光雷达的定位偏差增长率大多在 0.8% 以内,大雨天气下路侧激光雷达的定位偏差增长率大多在 1.4% 以内,少量数据波动较大或增长平缓,大部分数据具有相似的增长趋势。

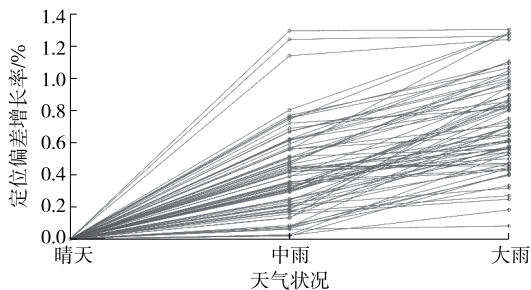


图 5 雨天不同降雨强度下路侧激光雷达定位偏差的增长趋势

为了进一步分析不同天气状况下路侧激光雷达天气适应性的差异及变化规律,采用多独立样本 Kruskal-Wallis H 检验(K-W 检验)对定位偏差进

行分析^[16-18]。检验步骤如下:1) 建立假设,零假设为所有群体的中位数相等,备择假设为至少有 2 个群体的中位数不相等。2) 组织数据,将所有观测值按照组别进行排列。3) 对每个组的数据进行排名,从 1 开始,如果有相同数值,取平均排名。4) 计算秩和,对每个组的排名求和,得到每个组的秩和。5) 按式(2)计算 Kruskal-Wallis 统计量 H 。6) 根据 Kruskal-Wallis 统计量,查找相应的 p 值。7) 如果 p 值小于显著性水平,则拒绝零假设,认为至少有 2 个群体的中位数不相等。

$$H = \frac{12}{N(N+1)} \sum_{i=1}^k \frac{R_i^2}{n_i} - 3(N+1) \quad (2)$$

式中: N 为总样本数; R_i 为第 i 个组的秩和; n_i 为第 i 个组的样本数。

p 值用于衡量数据在零假设(各天气下激光雷达定位偏差无显著差异)成立时出现的概率。将显著性水平设为常用的 0.05。按上述步骤对雨天不同降雨强度下路侧激光雷达的适应性指标进行 K-W 检验, p 值为 0.993 2,远高于 0.05,不足以拒绝零假设,即晴天、中雨、大雨下激光雷达定位偏差无显著统计差异,雨天对定位偏差的影响不显著,表明路侧激光雷达雨天适应性良好。

2.2.2 雾天不同雾浓度下适应性分析

以晴天作为对照组,雾天不同雾浓度下路侧激光雷达的定位偏差统计结果见表 5。由表 5 可知:随着雾浓度的增大,路侧激光雷达的定位偏差缓慢增大,但非常小;与晴天相比,中雾天气状况下路侧激光雷达的定位偏差均值增长 0.15%,浓雾天气状况下路侧激光雷达的定位偏差均值增长 0.26%。

表 5 雾天不同雾浓度下路侧激光雷达

定位偏差统计结果		单位:m
天气状况	统计指标	定位偏差
晴天	平均值	2.732
	中位数	3.332
	标准差	2.216
中雾	平均值	2.736
	中位数	3.334
	标准差	2.216
浓雾	平均值	2.739
	中位数	3.337
	标准差	2.216

图 6 为中雾和浓雾天气下路侧激光雷达定位偏差相对于晴天的增长趋势。由图 6 可知:与晴天相比,中雾天气下路侧激光雷达的定位偏差增长率大多在 0.15% 以内,浓雾天气下路侧激光雷达的定位偏差增长率大多在 0.30% 以内。

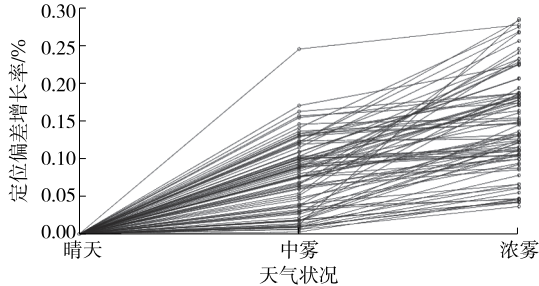


图 6 雾天不同雾浓度下路侧激光雷达定位偏差的增长趋势

将显著性水平设为 0.05,对雾天不同雾浓度下路侧激光雷达的适应性指标进行 K-W 检验, p 值为 0.996 8,远大于 0.05,表明晴天、中雾和浓雾条件下激光雷达定位偏差之间没有非常显著的统计差异,雾天对激光雷达定位偏差的影响非常微弱,路侧激光雷达在雾天的适应性较好。

3 路侧激光雷达天气适应性评价

3.1 模糊综合评价法

对路侧激光雷达的天气适应性进行模糊综合评价^[19]。模糊综合评价以模糊数学为基础,应用模糊关系合成原理,将一些边界不清、不易定量的因素定量化,从多个因素对被评价事物隶属等级状况进行综合评价^[20]。通常使用模糊集合来描述模糊性,用隶属函数刻画模糊集合。模糊集合有序偶表示法和扎德表示法两种常用表示方法,表达式分别见式(3)、式(4)。

$$A = \{(10, 1), (20, 1), (30, 0.5), (40, 0)\} \quad (3)$$

$$A = \int_{x \in (0, 20)} \frac{1}{x} + \int_{x \in [20, 40]} \frac{40 - x}{20x} + \int_{x \in (40, 150)} \frac{0}{x} \quad (4)$$

应用一级模型进行综合评判的步骤如下:

(1) 确定评价对象的因素集 U [见式(5)]。在不同情境下,对评价对象的质量可根据其属性或性能(即参数/质量指标)进行评估,这些指标综合反映整体质量水平,成为评价对象的重要依据。

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\} \quad (5)$$

(2) 确定评价集[见式(6)]。

$$V = \{V_1, V_2, \dots, V_m\} \quad (6)$$

(3) 确定权重。权重确定方法分为主观法与客观法。主观法以层次分析法为代表,依赖专家判断。客观法则基于数据间关系与数学计算,如熵权法、变异系数法。在评价体系 U 中,不同因素的影响力各异,须根据其重要性分配权重,形成 U 上的模糊子集[见式(7)、式(8)]。

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\} \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^m a_i = 1 \quad (8)$$

(4) 确定模糊综合评判矩阵。对于第 i 个指标,对各评语的隶属度为 V 上的模糊子集,则对第 i 个指标的评判记为式(9),以 n 个单因素评价集组成模糊综合评价矩阵[见式(10)]。

$$R_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{im}) \quad (9)$$

$$R = \begin{pmatrix} r_{11} & \dots & r_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ r_{n1} & \dots & r_{nm} \end{pmatrix} \quad (10)$$

(5) 综合评判。利用 R 进行一个模糊变换[见式(11)],其中综合后的评判可看作是 V 上的模糊向量,记为式(12)。

$$B = A \cdot R \quad (11)$$

$$B = (b_1, b_2, \dots, b_m) \quad (12)$$

上述步骤中,建立单因素评判矩阵 R 和确定权重分配 A 最关键,评判矩阵常采用指派法确定,权重分配常采用熵权法确定。

3.2 天气适应性评价

采用模糊综合评价方法对路侧激光雷达的天气适应性进行评价,并利用 SPSSAU 数据分析平台简化计算过程。步骤如下:

(1) 构建表 6 所示权重判断矩阵。其中指标项权重参考济南市 2023 年全年 4 种天气发生的频率来赋值;依据雨雾天气下路侧激光雷达定位偏差与晴天时定位偏差的差值来划分评价等级,分为适应、一般和不适应 3 个等级。

表 6 权重判断矩阵

天气状况	指标项权重	各评价等级的权重		
		适应	一般	不适应
中雨	0.4	0.957 2	0.007 1	0.035 7
大雨	0.2	0.835 7	0.078 6	0.085 7
中雾	0.3	0.971 5	0.007 1	0.021 4
浓雾	0.1	0.942 9	0.007 1	0.050 0

(2) 计算隶属度。经数据处理,计算得到表 7 所示各评价等级的隶属度,适应、一般和不适应的隶属度分别为 0.936,0.021,0.043,其中适应的权重最高,根据最大隶属度原则,综合评价结果为“适应”。

表 7 各评价等级的隶属度

评价等级	隶属度	评价等级	隶属度
适应	0.936	不适应	0.043
一般	0.021		

综上,路侧激光雷达在雨天和雾天的适应性较好,其中雨天对激光雷达的影响比雾天更显著^[20-22]。

4 结论

本文基于 CARLA 自动驾驶仿真软件分析雨天和雾天对路侧激光雷达测试性能的影响,采用模糊综合评价法,以定位偏差为适应性指标对路侧激光雷达的天气适应性进行评价。结论如下:1) 与晴天相比,路侧激光雷达在中雨和大雨条件下的定位偏差均值分别增大 0.70%、1.24%,中雾和浓雾条件下分别增大 0.15%、0.26%,综合评价结果为“适应”,激光雷达在雨天和雾天均具有较好的适应能力。2) 雨天对激光雷达的影响比雾天更显著,可能是因为雨滴削弱了激光脉冲,干扰了其探测能力,影响数据采集质量。雾气对激光脉冲的散射作用虽有影响,但影响较小。3) 雨天和雾天是不同的气象条件,无法完全等同衡量其对激光雷达的影响。仿真过程中应尽量保持雨天和雾天的参数一致或相近,以减少差异对试验结果的影响,从而使结论更接近实际情况。

CARLA 中天气变化对相机传感器捕获的视觉效果影响较大,对其余传感器的影响并不显著。在实际仿真测试中确实受到传感器灵敏度的限制,雨天和雾天两种天气下激光雷达受到的影响比现实情况都低一些。除天气因素外,激光发射功率、接收灵敏度、扫描频率、环境干扰、系统稳定性等因素都可能对激光雷达的测试性能产生影响,后续测试研究中需综合考虑这些因素,以优化激光雷达的性能和可靠性。

参考文献:

[1] 龚玲艳,王可可,毛学军,等.雾天环境下高速公路交通控制方法[J].交通科学与工程,2017,33(1):85-90.
 [2] 周葵,吴伟,姚文静,等.雾天高速公路交通安全风险评估[J].交通科学与工程,2015,31(1):79-84.

[3] 白雪,赵宇,温国强,等.利用激光点云的智能网联汽车自主换道横向避障[J].激光杂志,2024,45(6):238-242.
 [4] 余飞,余绍淮,陈楚江.机载激光雷达测量技术在高速公路勘察设计中的应用研究[J].中外公路,2016,36(2):335-338.
 [5] ZHAO J X, XU H, LIU H C, et al. Detection and tracking of pedestrians and vehicles using roadside LiDAR sensors[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2019, 100: 68-87.
 [6] 耿洋洋,马元魁,张建生.雨雪天气对激光雷达性能的影响分析研究[J].电子设计工程,2022,30(20):97-102+107.
 [7] 鄢琬,时晓曦,傅刚,等.测风激光雷达在青岛低能见度天气下的适用性[J].应用气象学报,2024,35(1):33-44.
 [8] 苏博家,董吉辉,杨荣,等.大气对生物气溶胶激光雷达性能影响的仿真分析[J].中国激光,2024,51(6):203-213.
 [9] 王西.新基建背景下智慧高速多元融合感知技术应用浅谈[J].中国交通信息化,2020(6):125-126.
 [10] 杨峰,阳琴,陈孝林,等.恶劣天气对调频连续波激光雷达性能影响仿真分析[J].激光与红外,2023,53(5):663-669.
 [11] 王宇唯,黄宏成.基于 CARLA 的仿真数据集生成框架研究[J].传动技术,2023,37(4):3-6.
 [12] 张鼎鑫.基于深度强化学习的自动驾驶算法研究及其在 CARLA 中的测试验证[D].长春:吉林大学,2023.
 [13] WU J Q, XU H, TIAN Y, et al. Vehicle detection under adverse weather from roadside LiDAR data[J]. Sensors, 2020, 20(12): 3433.
 [14] SUN P, SUN C, WAN L, et al. Objects detection with 3-D roadside LiDAR under snowy weather[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(23): 23051-23063.
 [15] TIAN Y. Identification of weather conditions related to roadside LiDAR data[D]. University of Nevada, Reno, 2021.
 [16] MACFARLAND T W, YATES J M. Kruskal-Wallis H-test for oneway analysis of variance (ANOVA) by ranks[C]//MACFARLAND T W, YATES J M. Introduction to Nonparametric Statistics for the Biological Sciences Using R. Springer International Publishing, 2016:177-211.
 [17] OSTERTAGOVA E, OSTERTAG O, KOVÁČ J. Methodology and application of the Kruskal-Wallis test[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 611: 115-120.

(下转第 17 页)

由图 9 可知:匀速行驶工况下,相比模糊 PID 方法,采用 GA-模糊 PID 控制方法,车辆速度能更快贴近参考速度 60 km/h,节气门开度曲线更平缓;两种控制方法下期望节气门开度出现振荡现象,这是由变速器换挡所致,属于正常现象,当自车保持 60 km/h 匀速行驶时,节气门开度保持不变,符合实际情况。总体而言,GA-模糊 PID 方法的控制效果更好。

由图 10 可知:变速行驶工况下,GA-模糊 PID 控制方法对参考速度的跟踪效果更精准,没有出现明显的超调现象,而采用模糊 PID 控制,第 11 s 和 31 s 的速度切换过程中出现明显的超调现象,不能精准跟踪参考速度;GA-模糊 PID 方法的跟踪性能更优,加速度跟踪效果更好。

4 结语

为提高智能车辆纵向跟随控制系统的精确性和稳定性,本文设计驱动/制动切换策略,不再需要缓冲区间,防止油门制动踏板的频繁切换,速度跟踪精度也得到提高;将模糊控制引入 PID 控制中,在线修正 PID 参数,并利用遗传算法对其进行优化,得到优化后隶属函数图。通过 CarSim/Simulink 建立仿真模型,在匀速行驶和变速行驶两种工况下对优化前后车辆纵向跟随模糊控制系统进行对比分析,结果显示,优化后车辆纵向跟随模糊控制系统能使自车速度跟踪更加迅速,加速度更加平稳,既能确保行车安全,又能满足驾乘舒适性要求。本文研究成果有助于提升模糊控制系统的性能,为实现智能车辆无人驾驶技术奠定基础。

参考文献:

[1] GUO J H, HU P, LI L H, et al. Design of automatic steering controller for trajectory tracking of unmanned

vehicles using genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 61(7): 2913-2924.

- [2] 付建.智能驾驶汽车横纵向协同控制方法研究[D].桂林:桂林电子科技大学,2023.
- [3] 张卫波,张麒麟,马宁,等.基于模糊 PID 的智能车辆路径跟踪控制技术研究[J].机械制造与自动化,2018, 47(2):167-170+174.
- [4] JU F, MURGOVSKI N, ZHUANG W C, et al. Integrated propulsion and cabin-cooling management for electric vehicles[J]. Actuators, 2022, 11(12): 356.
- [5] 王浩然,王兴有,盛玉,等.基于 Smith 预估器的模糊 PID 调车自动驾驶系统速度控制研究[J].中国铁路, 2024(2):93-100.
- [6] 李文昌,郭景华,王进.分层架构下智能电动汽车纵向运动自适应模糊滑模控制[J].厦门大学学报(自然科学版),2019, 58(3):422-428.
- [7] 张佳奇,张涛,杨佳龙,等.基于模糊自适应 PID 的无人驾驶车辆路径跟踪控制[J].大连民族大学学报,2021, 23(3):218-222.
- [8] 江书真.智能汽车轨迹跟踪横纵向综合控制策略研究[D].西安:长安大学,2021.
- [9] 陈刚,吴俊.无人驾驶机器人车辆非线性模糊滑模车速控制[J].中国公路学报,2019, 32(6):114-123.
- [10] 朱晓宏,丁卫东,钟炳迪,等.车辆纵向运动跟车间距控制虚拟现实仿真[J].公路与汽运,2006(3):32-33.
- [11] 庄迪,黄益绍.基于神经网络与终端滑模的车辆纵向速度控制[J/OL].交通科学与工程,1-8[2024-12-27]. <https://doi.org/10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.20230424002>.
- [12] 段亚军,杨有龙,白旭英.基于模糊规则的随机缺失属性值数据分类算法[J].吉林大学学报(理学版), 2019, 57(1):89-96.
- [13] 刘洪玮,石红瑞.基于遗传算法优化的汽车巡航模糊控制策略[J].计算机仿真,2010, 27(7):285-287.

收稿日期:2024-09-04

(上接第 11 页)

- [18] 张志俊,王盼盼.基于 Kruskal-Wallis 检验的公路货车车辆满载率差异分析[J].交通运输系统工程与信息, 2014, 14(5):216-220+241.
- [19] 曾知法,宋波,李天斌,等.隧道涌突水危险度的模糊综合评价方法[J].中外公路,2011, 31(4):213-216.
- [20] SHEN N Z, GUO X Y, CUI J W, et al. Assessment of urban community emergency preparedness and response capacity using entropy weight method and

multilayer fuzzy comprehensive model[J]. Tehnički Vjesnik, 2024, 31(3): 843-850.

- [21] 刘学军,蒋明锋.高速公路出入口衔接路网适应性分析[J].公路与汽运,2018(6):19-21+27.
- [22] 陈熙源,戈明明,姚志婷,等.雨雪天气下的激光雷达滤波算法研究[J].仪器仪表学报,2023, 44(7): 172-181.

收稿日期:2024-07-16