

纵坡场景下自动驾驶与人工驾驶纵向控制特性差异研究

刘文静, 张志清*

北京工业大学交通工程北京市重点实验室, 北京

收稿日期: 2026年4月5日; 录用日期: 2026年5月12日; 发布日期: 2026年5月20日

摘要

为探究自动驾驶车辆在纵坡路段的适应性及其与人工驾驶的差异, 本文基于CarSim-PreScan-Simulink联合仿真平台与驾驶模拟实验, 构建统一道路场景, 对1%、2%和4%坡度条件下两种驾驶模式的纵向控制特性进行对比分析。选取速度、纵向加速度指标, 并采用卡尔曼滤波方法对加速度信号进行降噪处理。在此基础上, 通过统计分析与显著性检验量化两种驾驶模式的差异特征。结果表明: 在1%、2%坡段下, 自动驾驶表现出更优的速度稳定性与控制平顺性; 随着坡度增大, 自动驾驶速度保持能力显著下降。研究揭示了自动驾驶在低坡度条件下具有较好的平顺性优势, 但在中大坡度场景中受限于基于反馈的控制策略, 易出现调节滞后问题; 相比之下, 人工驾驶凭借前瞻性调节在复杂纵坡环境中表现出更强的适应性。研究结果可为自动驾驶纵向控制策略优化及坡度适应性提升提供参考。

关键词

自动驾驶, 人工驾驶, 纵坡场景, 控制差异

A Comparative Study of Longitudinal Control Characteristics between Autonomous and Manual Driving under Longitudinal Grade Scenarios

Wenjing Liu, Zhiqing Zhang*

Beijing Key Laboratory of Traffic Engineering, Beijing University of Technology, Beijing

Received: April 5, 2026; accepted: May 12, 2026; published: May 20, 2026

*通讯作者。

文章引用: 刘文静, 张志清. 纵坡场景下自动驾驶与人工驾驶纵向控制特性差异研究[J]. 交通技术, 2026, 15(3): 317-328. DOI: 10.12677/ojtt.2026.153029

Abstract

To explore the adaptability of autonomous vehicles on inclined road sections and the differences between autonomous and manual driving, this study constructs a unified road scenario based on the CarSim-PreScan-Simulink joint simulation platform and driving simulation experiments. The longitudinal control characteristics of two driving modes under 1%, 2%, and 4% slope conditions are compared and analyzed. Speed and longitudinal acceleration are selected as indicators, and Kalman filtering is applied to denoise the acceleration signal. Based on this, statistical analysis and significance testing are conducted to quantify the differences between the two driving modes. The results indicate that, under 1% and 2% slope conditions, autonomous driving demonstrates better speed stability and control smoothness. However, as the slope increases, the speed maintenance ability of autonomous driving significantly decreases. The study reveals that autonomous driving has a smoothness advantage under low slope conditions, but in medium and high slope scenarios, the feedback-based control strategy leads to a lag in adjustment. In contrast, manual driving, with its anticipatory adjustments, exhibits stronger adaptability in complex longitudinal slope environments. The research findings provide insights for optimizing autonomous driving longitudinal control strategies and improving slope adaptability.

Keywords

Autonomous Driving, Human-Driven Vehicles, Longitudinal Grade Scenarios, Control Differences

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着新一代信息技术与汽车工业的深度融合,自动驾驶技术已成为智能交通系统发展的核心方向。自动驾驶车辆通过多源传感器获取环境信息,并依托控制算法实现车辆的自主决策与运动控制,在平直道路及常规交通场景中已表现出良好的运行稳定性与安全潜力[1]。然而,现有道路基础设施主要基于人类驾驶行为进行设计,其在复杂纵断面条件下对自动驾驶系统的适应性仍有待深入研究[2]。

已有研究表明,连续下坡及大纵坡路段是交通事故的高发区域之一[3]。自动驾驶与坡度适应性方面,王雪松[4]和周雯[5]研究发现在现役纵断面路段,尤其是坡道上,自动驾驶依然面临显著挑战;人工驾驶围绕纵坡条件下的行车安全问题,学者们已从驾驶行为特征、速度选择机制以及风险评估方法等方面开展了大量研究[6]-[8]。传统研究主要针对人工驾驶,通过驾驶模拟实验或自然驾驶数据分析纵坡对驾驶员心理负荷、操作行为及车辆运行状态的影响机理[9][10],而对于驾驶人与自动驾驶在纵坡场景的控制差异探究不足。

部分学者的研究重点在于自动驾驶纵向控制优化,主要集中于自适应巡航控制(ACC)算法的改进或制动能量回收策略的验证[11]。但是现有研究大多将人类驾驶与自动驾驶割裂开来,往往针对单一驾驶模式进行独立探讨。在完全相同的道路线形与交通工况下,人类驾驶员的调节机制与自动驾驶基于传感器的反馈控制机制之间存在怎样的微观动力学差异,目前仍缺乏系统性的定量对比分析[12]。

上述研究不足导致当前自动驾驶系统在风险较高的纵断面场景下尤其是下坡场景的控制策略往往缺乏拟人化的参考基准,难以在保障安全性的同时兼顾乘坐平顺性。因此,有必要在统一实验框架下,对

两种驾驶模式在纵坡路段的运行特性进行对比分析, 并从动力学与控制机制角度揭示其差异规律。基于此, 本文依托高精度驾驶模拟器与 CarSim-PreScan-Simulink 联合仿真平台, 构建统一道路场景, 开展了不同下坡坡度(1%、2%、4%)下自动驾驶与人工驾驶纵向控制特性进行对比研究。通过提取速度、纵向加速度等关键指标, 结合卡尔曼滤波降噪算法, 系统分析两种驾驶模式在速度稳定性与控制平顺性方面的差异特征, 并进一步采用统计检验方法对差异显著性进行验证。

本文的主要贡献如下:

(1) 构建了自动驾驶与人工驾驶统一对比的实验框架, 在相同道路条件与控制目标下实现两种驾驶模式的可比性分析;

(2) 从速度与加速度等指标出发, 定量刻画了不同坡度条件下两种驾驶模式的纵向运行特性差异;

(3) 揭示了基于反馈控制的自动驾驶与基于前瞻调节的人工驾驶在纵坡场景中的控制机制差异, 为自动驾驶纵向控制策略的优化提供了参考依据, 也为引入具备预瞄能力的先进控制策略提供了理论依据。

2. 实验系统搭建与场景设计

为对比分析不同纵坡条件下自动驾驶与人工驾驶的行驶特性差异, 本文分别构建自动驾驶联合仿真平台与人工驾驶模拟实验平台, 并采用统一的道路场景设计以确保两种模式下实验条件的一致性。

2.1. 自动驾驶联合仿真

为真实反映车辆在下坡路段受重力影响产生的纵向动力学响应, 本文采用 PreScan、CarSim 和 Matlab/Simulink 的联合仿真架构。PreScan 主要用于道路场景构建及传感器建模, CarSim 用于提供高精度车辆动力学响应。Simulink 搭建控制算法模块, 并集成各模块完成仿真控制。具体架构如图 1 所示。

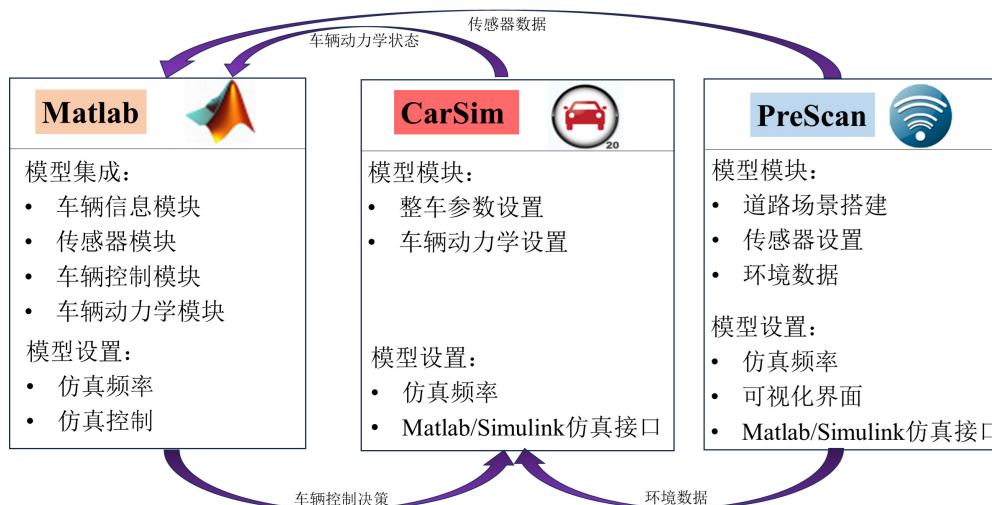


Figure 1. Co-simulation architecture

图 1. 联合仿真架构

在动力学配置上, 将 PreScan 预置的 BMW Z3 车型设定为匀速巡航的目标前车, 采用基础运动学模型; 而自动驾驶跟随车选用 Audi A8 Sedan, 并通过导入 CarSim 动力学文件实现物理响应的闭环交互。CarSim 基于多体动力学理论。考虑簧载质量及空气动力学对下坡纵向控制的影响, 重点配置了自车的核心几何与质量参数, 同时, 模型引入了非线性轮胎模型与 8 挡自动变速箱, 以反馈真实下坡工况下的制动与传动响应, 车辆动力学参数如表 1 所示。

Table 1. Dynamics and powertrain parameters of the vehicle
表 1. 车辆动力学参数

指标	单位	参数值	指标
制动与轮胎	前轮最大制动力	(N·m/MPa)	400
	后轮最大制动力	(N·m/MPa)	150
	有效滚动半径	mm	353
	轮胎垂直刚度	N/mm	278
动力与传动系统	发动机最大功率	KW	300
	驱动形式	-	四轮驱动
	变速箱类型	-	8 挡自动变速
空气动力学	迎风面积(A)	m ²	3.0
	空气阻力系数(C _d)	-	0.3

在 Simulink 环境中构建自动驾驶控制系统, 实现车辆纵向跟驰与稳定行驶。纵向控制采用基于距离与速度的双闭环控制结构(proportional-integral-derivative control), 通过调节车辆加速度实现安全车距保持与速度跟踪。

外环采用距离控制环: 设定恒定目标跟车距离为 d_{ref} , 由毫米波雷达测得实际距离为 $d(t)$, 距离误差 $e_d(t)$ 计算见式(1), 距离 PID 控制计算如式(2)所示:

$$e_d(t) = d_{ref} - d(t) \tag{1}$$

$$u_d(t) = K_{p,d}e_d(t) + K_{i,d} \int e_d(t) dt + K_{d,d} \frac{de_d(t)}{dt} \tag{2}$$

其中 $u_d(t)$ 为距离控制信号, $e_d(t)$ 为实际距离与设定距离误差, $K_{p,d}$ 、 $K_{i,d}$ 、 $K_{d,d}$ 分别是距离环的比例、积分和微分增益。

内环采用速度控制环: 在跟车距离满足安全条件时, 车辆根据速度误差进行加速控制。设定期望速度为 v_{ref} , 实际速度为 $v_{ego}(t)$, 速度 $e_v(t)$ 误差见式(3), 速度 PID 控制计算如式(4)所示:

$$e_v(t) = v_{ref} - v_{ego}(t) \tag{3}$$

$$u_v(t) = K_{p,v}e_v(t) + K_{i,v} \int e_v(t) dt + K_{d,v} \frac{de_v(t)}{dt} \tag{4}$$

其中 $u_v(t)$ 为速度控制信号, $e_v(t)$ 为期望速度与实际速度误差, $K_{p,v}$ 、 $K_{i,v}$ 、 $K_{d,v}$ 分别是速度环的比例、积分和微分增益。

同时, 为避免横向偏移对纵向分析结果产生干扰, 仿真中引入车道保持辅助功能, 以确保车辆始终沿车道中心稳定行驶。

2.2. 人工驾驶实验

人工驾驶场景通过 Hint CAD、3D-Max 与 SCANeR studio 三种软件协同构建。人工驾驶实验依托驾驶模拟器开展(如图 2 所示)。

本实验需要驾驶员在陡坡等线形具有一定风险的路段上进行驾驶任务, 要求驾驶员具有良好的身体和精神状态以及驾驶技能。按照上述要求, 并参照近五年驾驶模拟相关研究被试驾驶员数量, 本实验招募了 20 名符合条件的正式驾驶员, 包括 14 名男性与 6 名女性(按照中国驾驶员男女比例 7:3 进行招募)。

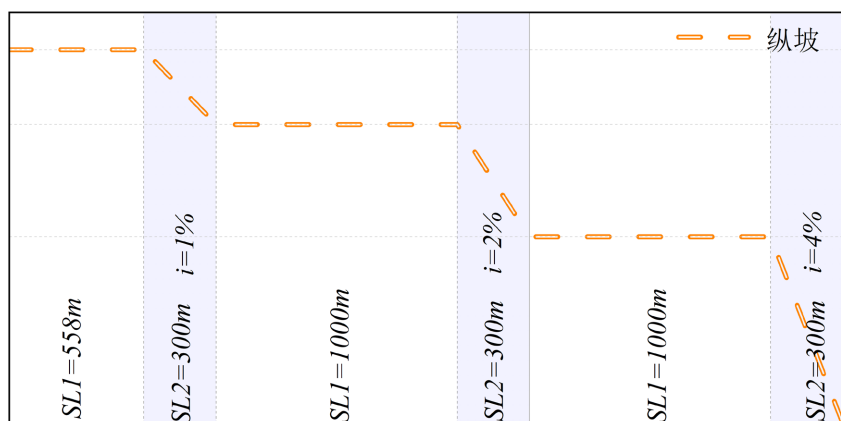
按行驶里程每 50 m 为一组, 将驾驶模拟行为数据进行分组处理。



Figure 2. Driving simulator
图 2. 驾驶模拟器

2.3. 场景设计

根据《公路线形设计规范》[13]中关于二级公路设计速度的规定, 将人工驾驶速度限制为 60~80 km/h。道路纵断面由平直路段与坡度分别为-1%, -2%, -4%的下坡路段交替连接构成, 横断面设置为双向双车道, 为保证实验数据的客观真实性, 在不告知被试驾驶员实验意图的情况下完成驾驶模拟实验。具体驾驶仿真实验场景如图 3 所示。其中 SL1 表示直线长度, i 表示纵坡坡度, SL2 为纵坡坡长。直线与纵坡交界处采用适宜的竖曲线连接。



纵坡驾驶模拟实验场景

Figure 3. Schematic diagram of driving simulation experimental scene on longitudinal slope section

图 3. 纵坡路段驾驶模拟实验场景设计示意图

3. 数据处理

完成自动驾驶联合仿真和人工驾驶模拟实验后, 需对实验过程中采集的车辆运行数据进行整理、筛

选与分析。由于自动驾驶与人工驾驶在数据来源、采集方式及控制特征上存在一定差异, 本文首先对两种模式下的关键参数进行统一提取, 为后续指标计算与对比分析奠定基础。

3.1. 数据采集

针对自动驾驶与人工驾驶两种模式, 分别采集车辆运行过程中的关键动力学参数。其中, 自动驾驶部分主要采集车辆速度、纵向加速度、制动压力及节气门开度等运行数据, 以表征车辆在纵向控制过程中的动态响应特性; 人工驾驶部分则依托驾驶模拟器系统记录驾驶员操作行为及车辆运行状态, 包括车辆速度、加速度、油门输入和制动输入等指标, 用以反映驾驶员在不同纵坡条件下的操作特征及车辆响应情况。为保证后续对比分析的一致性, 本文对两种驾驶模式下具有对应关系的参数进行统一整理, 并以车辆速度、加速度作为核心分析变量[8] [14], 其中, 加速度变化特性在一定程度上可反映车辆纵向控制过程的平顺性, 能够从动态响应角度间接表征控制品质。

由于不同驾驶员在实验完成情况及驾驶风格方面存在显著个体差异, 若直接采用全部 20 名驾驶员的数据进行对比分析, 可能会掩盖道路纵断面线形本身对车辆运行特性的影响。为提高不同工况之间的可比性, 本文对驾驶员数据进行了进一步筛选: 基于各驾驶员在全路段范围内的速度分布特征及其波动水平, 选取平均速度接近且纵向行驶行为相对稳定的 5 名驾驶员作为代表性样本用于后续分析。该样本筛选方法旨在降低驾驶风格差异所带来的干扰, 以保证不同工况之间的可比性, 从而更清晰地识别道路纵断面因素及控制机制差异对车辆运行特性的影响。筛选的样本平均速度处于 72~83 km/h 区间、且速度标准差小于 8.5 km/h、速度变异系数小于 12%。

3.2. 加速度卡尔曼滤波处理

本文主要从速度与纵向加速度两个维度对人工驾驶与自动驾驶的纵断面行驶特性进行对比分析。由于速度信号本身波动相对平稳, 而纵向加速度对驾驶操作和道路坡度变化更为敏感易受数值微分、传感器测量误差及离散控制波动等因素影响, 因而常伴随较明显的高频噪声。

为更清晰地刻画加速度变化的整体趋势, 并减小噪声对分析结果的干扰, 本文采用卡尔曼滤波方法对原始加速度信号进行预处理。卡尔曼滤波能够在系统状态模型约束下对含噪观测进行递推估计, 在抑制随机扰动的同时保留信号的主要演化趋势, 因此不会改变加速度的物理意义及其宏观动态特征。

为保证对比分析的一致性, 人工驾驶与自动驾驶数据均采用相同参数设置进行滤波处理。

将真实纵向加速度定义为系统状态量, 建立如下状态方程与观测方程:

$$x_k = x_{k-1} + w_k \tag{5}$$

$$z_k = x_k + v_k \tag{6}$$

其中, x_k 为真实加速度, z_k 为观测加速度, w_k 和 v_k 分别表示过程噪声与观测噪声。卡尔曼滤波通过预测值与观测值的加权融合实现状态更新, 其核心更新公式为:

$$K_k = \frac{P_{k|k-1}}{P_{k|k-1} + R} \tag{7}$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - \hat{x}_{k|k-1}) \tag{8}$$

图 4 给出了加速度信号滤波前后的对比结果。可以看出, 经过卡尔曼滤波处理后, 加速度曲线的整体变化趋势基本保持一致, 而原始信号中的随机波动和高频噪声得到有效抑制, 使车辆加减速过程的变化特征更加连续和平滑。在保留加速度宏观动态特征和物理意义的同时, 提高了数据的稳定性与可辨识性, 为后续自动驾驶与人工驾驶差异分析提供了可靠的数据支撑。

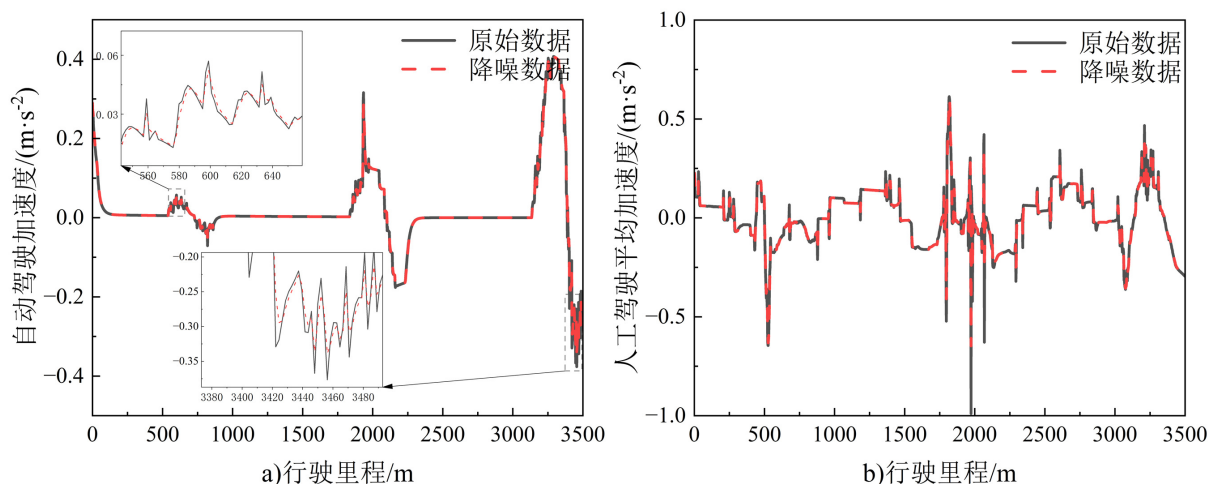


Figure 4. Noise reduction processing of driving simulation experimental data based on Kalman filter algorithm
图 4. 基于卡尔曼滤波算法的驾驶模拟实验数据降噪处理

4. 人机特性差异分析

4.1. 路段整体趋势分析

基于全路段速度与纵向加速度数据,对自动驾驶与人工驾驶在连续纵坡路段的运行特性进行对比分析。结果表明,两种驾驶模式均能够完成纵坡路段的连续行驶,但在速度调节策略与响应特性方面存在显著差异。

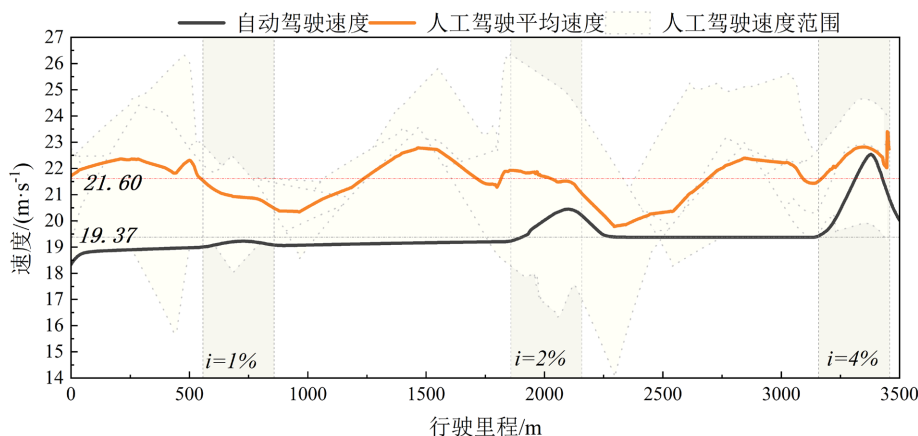


Figure 5. Speed comparison chart
图 5. 速度对比曲线

速度对比曲线如图 5 所示,自动驾驶和人工驾驶在整个路段上的平均速度分别为 19.37 m/s 和 21.60 m/s。从速度变化趋势来看,人工驾驶在进入下坡段后能够较早进行减速调节,在各坡段均表现出明显的前瞻性控制特征;相比之下,自动驾驶在速度偏差积累到一定程度后才进行修正,呈现出典型的滞后响应特征。该差异在坡度增大时更为明显,说明自动驾驶对纵坡变化的适应主要依赖误差反馈,而人工驾驶则通过提前感知实现主动调节。

由于平均速度及其变化趋势只能反映两种驾驶模式在纵坡路段中的总体运行状态,尚不足以全面揭示其控制过程中的动态调节特征。因此,进一步基于卡尔曼滤波后的数据,对自动驾驶与人工驾驶两种

模式下的纵向加速度特性进行分析, 如图 6 所示。

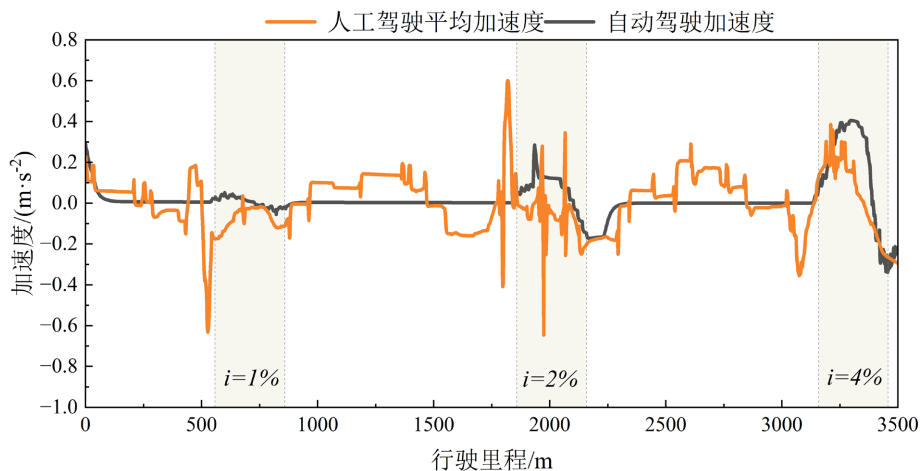


Figure 6. Longitudinal acceleration comparison chart
图 6. 纵向加速度对比曲线

图 6 表明, 自动驾驶在低坡度条件下加速度波动较小, 变化过程较为平缓, 表现出较好的控制平顺性; 而人工驾驶加速度波动频繁但幅值相对较大。在 4% 坡段下, 自动驾驶加速度波动明显增强, 说明其在前期调节不足的情况下, 需要通过更强的控制输出来修正速度偏差。

综合分析表明, 自动驾驶在缓坡条件下具有较好的稳定性与平顺性, 但在大坡度条件下, 其基于反馈的控制机制易导致调节滞后, 从而削弱速度控制效果; 人工驾驶虽然波动较大, 但具备较强的前瞻调节能力, 在陡坡中表现出更好的适应性。

4.2. 不同纵坡量化分析

在趋势分析的基础上, 为量化两种驾驶模式在不同纵坡条件下的运行差异, 结合车辆速度与纵向加速度特征, 选取平均速度、速度标准差、速度变异系数、最大速度偏差、平均纵向加速度、加速度标准差及最大减速度等指标, 对两种驾驶模式的运行特性进行对比, 如表 2 所示。

Table 2. Comparison of indicators under different grades
表 2. 各指标对比分析

坡度	驾驶模式	平均速度 (km/h)	速度标准差 (km/h)	速度变异系数 (%)	最大速度偏差 (km/h)	平均纵向加速度 (m/s ²)	加速度标准差 (m/s ²)	最大减速度 (m/s ²)
1%	人工驾驶	75.75	1.68	2.22	4.56	-0.109	0.121	-0.645
1%	自动驾驶	68.81	0.29	0.43	0.50	0.004	0.023	-0.071
2%	人工驾驶	77.67	1.18	1.52	3.29	-0.024	0.200	-0.989
2%	自动驾驶	71.45	1.63	2.28	2.32	0.031	0.105	-0.176
4%	人工驾驶	80.00	1.87	2.34	4.25	0.010	0.190	-0.296
4%	自动驾驶	74.52	3.84	5.15	6.61	0.104	0.247	-0.376

结果表明, 随着下坡坡度由 1% 增至 4%, 两种驾驶模式的平均速度均上升, 与 4.1 节速度曲线变化规律一致。在 1% 坡段下, 自动驾驶速度变异系数仅为 0.43%, 显著低于人工驾驶的 2.22%, 表现出较好

的速度保持能力; 但随坡度增大, 其速度变异系数升至 2.28% 和 5.15%, 4% 坡段时已明显高于人工驾驶的 2.34%, 说明其对坡度变化更敏感, 速度稳定性有所下降。总体来看, 自动驾驶在低坡度下具有较好的稳定性与平顺性, 但在大坡度条件下适应性弱于人工驾驶。

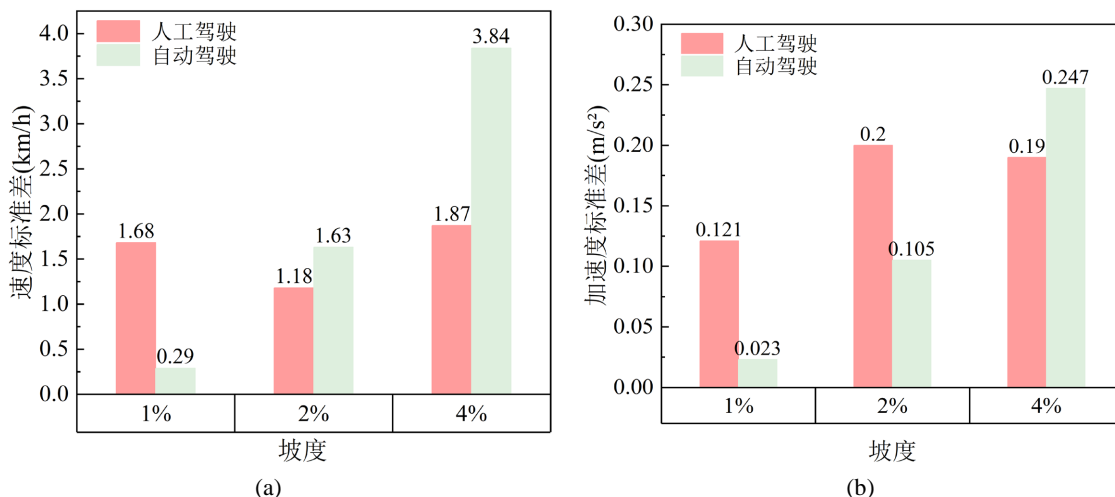


Figure 7. Comparison of standard deviation indicators for manual driving and autonomous driving under different grades
图 7. 不同坡度下人工驾驶与自动驾驶标准差指标对比

自动驾驶与人工驾驶的速度标准差和加速度标准差如图 7 所示: 从图 7(a)和图 7(b)可以看出, 在 1% 坡段下, 自动驾驶的速度标准差和加速度标准差分别仅为 0.29 km/h 和 0.023 m/s², 均明显低于人工驾驶的 1.68 km/h 和 0.121 m/s², 说明自动驾驶在缓坡条件下具有更好的速度稳定性和纵向控制平顺性。随着坡度增大至 2%, 自动驾驶的速度标准差增至 1.63 km/h, 高于人工驾驶的 1.18 km/h, 但其加速度标准差仍低于人工驾驶, 表明此时自动驾驶在速度保持方面已出现一定波动, 而人工驾驶则凭借更主动的调节将整体速度波动控制在较低水平。到 4% 坡段时, 自动驾驶的速度标准差进一步升高至 3.84 km/h, 加速度标准差增至 0.247 m/s², 均明显高于人工驾驶, 说明在较大纵坡条件下, 自动驾驶的速度控制能力和运行平顺性均有所下降, 而人工驾驶仍表现出更好的纵坡适应能力。

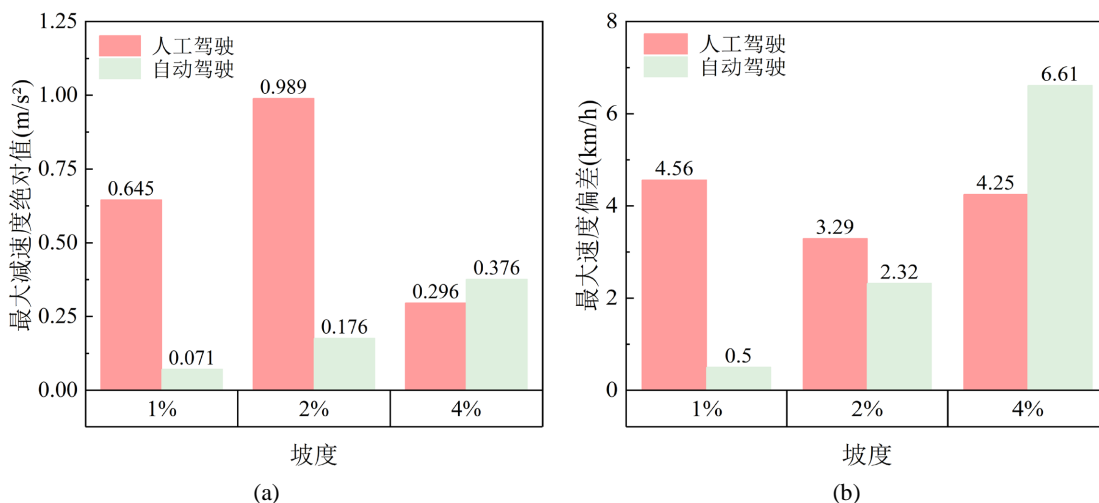


Figure 8. Comparison of extreme-value indicators for manual driving and autonomous driving under different grades
图 8. 不同坡度下人工驾驶与自动驾驶极值指标对比

从图 8(a)和图 8(b)可以进一步看出, 在 1%和 2%坡段下, 自动驾驶的最大减速度绝对值和最大速度偏差均小于人工驾驶。其中, 在 1%坡段下, 自动驾驶的最大减速度绝对值和最大速度偏差仅为 0.071 m/s²和 0.50 km/h, 显著低于人工驾驶的 0.645 m/s²和 4.56 km/h; 在 2%坡段下, 自动驾驶两项指标分别为 0.176 m/s²和 2.32 km/h, 仍低于人工驾驶的 0.989 m/s²和 3.29 km/h。这说明在低、中坡度条件下, 自动驾驶能够以较小的纵向控制幅度实现较好的速度保持效果, 而人工驾驶更多依赖较强的主动减速来抑制车速变化。相比之下, 在 4%坡段下, 自动驾驶的最大减速度绝对值增至 0.376 m/s², 超过人工驾驶的 0.296 m/s², 其最大速度偏差也进一步增大至 6.61 km/h, 明显高于人工驾驶的 4.25 km/h。这表明在较大纵坡条件下, 自动驾驶为修正已形成的速度偏差, 需要输出更强的纵向控制响应, 但其速度保持能力仍明显下降; 而人工驾驶在大坡度工况下仍能保持速度偏差控制在相对较低水平, 表现出更强的适应性和稳定性, 该结果进一步说明, 在缺乏预瞄信息的情况下, 基于反馈的控制策略在复杂纵坡条件下存在一定局限性。

4.3. 显著性检验

为验证两种驾驶模式差异的统计显著性, 采用 Wilcoxon 符号秩检验对速度与加速度序列进行分析, 并以配对 Cohen's d 量化效应量大小。检验结果如表 3 (速度)和表 4 (加速度)所示。

Table 3. Significance test results of speed for manual and autonomous driving under different grades

表 3. 各坡段人工驾驶与自动驾驶速度显著性检验结果

坡度	人工驾驶均值(m/s)	自动驾驶均值(m/s)	Wilcoxon 统计量	p 值	Cohen's d	效应量等级
1%	21.04	19.11	0.00	<0.001	3.72	大效应
2%	21.58	19.85	0.00	<0.001	2.53	大效应
4%	22.22	20.70	0.00	<0.001	2.10	大效应

Table 4. Significance test results of acceleration for manual and autonomous driving under different grades

表 4. 各坡段人工驾驶与自动驾驶加速度显著性检验结果

坡度	人工驾驶均值(m/s ²)	自动驾驶均值(m/s ²)	Wilcoxon 统计量	p 值	Cohen's d	效应量等级
1%	-0.109	0.004	91.0	<0.001	-0.90	大效应
2%	-0.024	0.031	4738.0	<0.001	-0.27	小效应
4%	0.010	0.104	3755.0	<0.001	-0.66	中等效应

表中显著性水平 $\alpha=0.05$; Cohen's d < 0.2 为可忽略, 0.2~0.5 为小效应, 0.5~0.8 为中等效应, >0.8 为大效应。Cohen's d 符号为负表示人工驾驶加速度显著低于自动驾驶。

结果表明, 在 1%、2%及 4%坡段下, 两种驾驶模式在速度与加速度指标上的差异均达到显著水平($p < 0.001$)。从效应量结果来看, 速度指标的 Cohen's d 值分别为 3.72、2.53 和 2.10, 均为大效应, 说明两种驾驶模式在速度控制方面存在显著且稳定的差异; 加速度指标在不同坡度条件下呈现由大效应向中等效应变化的趋势, 表明其差异程度受坡度影响较为明显。

显著性检验结果进一步验证了前述分析结论, 说明两种驾驶模式在纵向控制方面存在稳定且显著的差异, 且非由随机波动引起, 确认了两种模式在纵坡路段的速度调控特性和纵向响应机制上的本质差异。

5. 结论

基于驾驶模拟实验与自动驾驶联合仿真平台, 本文在统一道路场景下对自动驾驶与人工驾驶在不同纵坡条件(1%、2%和 4%)下的纵向控制特性进行了系统对比分析。主要结论如下:

(1) 自动驾驶在低坡度条件下表现出更优的速度稳定性与控制平顺性。与人工驾驶相比, 其速度波动与加速度波动均显著较小, 能够以较低的控制幅度实现稳定的速度保持。

(2) 随着坡度增大, 自动驾驶对纵坡变化的敏感性显著增强, 其速度标准差、速度变异系数及最大速度偏差均明显增大, 在 4% 坡段下表现出较差的速度保持能力; 同时, 其加速度波动增强, 表明需要通过更强的控制响应进行误差修正。

(3) 人工驾驶在不同坡度条件下均表现出较强的适应能力。尽管其加速度波动较大, 但驾驶员能够通过前瞻性感知提前进行速度调节, 从而在大坡度条件下有效抑制速度偏差。

(4) 自动驾驶与人工驾驶在纵坡场景中的差异本质来源于控制机制的不同。自动驾驶主要依赖基于误差的反馈控制, 易在坡度变化条件下产生响应滞后; 而人工驾驶则通过前瞻性调节实现主动控制, 从而在复杂纵坡环境中具有更好的适应性。

研究表明, 现有自动驾驶纵向控制策略在大坡度场景中仍存在适应性不足的问题。未来研究可从坡度预瞄、重力补偿及自适应控制等方面优化控制算法, 以提升自动驾驶在复杂纵断面条件下的稳定性与鲁棒性, 并进一步引入模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)等先进控制方法, 将坡度信息作为前馈项融入控制过程, 从而增强自动驾驶的预瞄能力和纵坡适应性。

致 谢

作者们衷心感谢中国国家自然科学基金(项目编号: 52178403)所提供的资助。

基金项目

国家自然科学基金项目 52178403 《多因素动态耦合下道路安全风险机理与安全设计一致性基础理论研究》。

参考文献

- [1] Liu, W., Hua, M., Deng, Z., Meng, Z., Huang, Y., Hu, C., et al. (2023) A Systematic Survey of Control Techniques and Applications in Connected and Automated Vehicles. *IEEE Internet of Things Journal*, **10**, 21892-21916. <https://doi.org/10.1109/jiot.2023.3307002>
- [2] Zhang, Z., Liu, H., Lei, M., Yan, X., Wang, M. and Hu, J. (2023) Review on the Impacts of Cooperative Automated Driving on Transportation and Environment. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, **115**, Article 103607. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2023.103607>
- [3] 宁航, 赵祥模, 南春丽, 等. 基于道路线形的智能汽车事故多发路段预判模型[J]. 中国公路学报, 2021, 34(3): 183-192.
- [4] 王雪松, 覃定明, 叶欣辰, 等. 面向自动驾驶的道路适驾性研究进展[J]. 中国公路学报, 2024, 37(1): 175-193.
- [5] 周雯. 面向自动驾驶的道路线形设计安全评价研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 东南大学, 2022.
- [6] 张娟, 朱文强, 陈君, 等. 基于车速的公路连续长坡路段纵断面安全性研究[J]. 西安建筑科技大学学报(自然科学版), 2016, 48(4): 529-534.
- [7] 赵芳. 公路纵断面线形设计与安全评价方法[J]. 工程技术研究, 2022, 7(16): 173-175.
- [8] Du, Z., Deng, M., Lyu, N. and Wang, Y. (2023) A Review of Road Safety Evaluation Methods Based on Driving Behavior. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, **10**, 743-761. <https://doi.org/10.1016/j.jtte.2023.07.005>
- [9] Gerber, J. and Joubert, J.W. (2023) Impact of Road Grade on the Risk Profile of Driver Behavior. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, **2677**, 235-245. <https://doi.org/10.1177/03611981221089939>
- [10] 乔建刚, 董进国, 陶瑞, 等. 基于心生理反应的山区高速公路线形安全分析[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(7): 3066-3074.
- [11] Zhou, Y., Pan, M., Guan, W., Cao, X., Chen, H. and Yuan, L. (2023) A Novel Longitudinal Control Method Integrating

- Driving Style and Slope Prediction for High-Efficiency HD Vehicles. *Applied Sciences*, **13**, Article 11968. <https://doi.org/10.3390/app132111968>
- [12] Remonda, A., Veas, E. and Luzhnica, G. (2021) Comparing Driving Behavior of Humans and Autonomous Driving in a Professional Racing Simulator. *PLOS ONE*, **16**, e0245320. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0245320>
- [13] 中华人民共和国交通运输部. 公路路线设计规范 (JTG D20-2017) [S]. 北京: 人民交通出版社, 2017.
- [14] Ali, G., McLaughlin, S. and Ahmadian, M. (2021) Quantifying the Effect of Roadway, Driver, Vehicle, and Location Characteristics on the Frequency of Longitudinal and Lateral Accelerations. *Accident Analysis & Prevention*, **161**, Article 106356. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2021.106356>