

面向纯电动汽车自适应巡航系统的人性化起停控制策略

孙天骏^{1,2,3}, 杨惠喆², 蔡荣贵², 冯嘉仪³, 冉锐², 刘斌⁴

(1. 吉林大学汽车底盘集成与仿生全国重点实验室, 长春 130022; 2. 吉林大学汽车工程学院, 长春 130022;
3. 工业和信息化部装备工业发展中心, 北京 100846; 4. 中国第一汽车股份有限公司研发总院, 长春 130013)

摘要: 针对纯电动汽车传统自适应巡航系统存在的驾驶风格适配性不足问题, 提出了一种基于驾驶行为特征的人性化起停控制策略。首先, 对真实驾驶员的起停数据进行分析与特征提取, 并利用主成分分析与 K -means++ 算法构建驾驶风格分类模型; 其次, 设计双层控制架构, 实现类人的驱动、制动切换控制逻辑; 再次, 基于贝叶斯线性回归与最大熵逆优化方法设计人性化因子; 最后, 通过仿真测试分析, 验证了所提方法与真实驾驶员操控行为的一致性。

关键词: 车辆工程; 纯电动汽车; 自适应巡航控制; 起停控制; 人性化决策控制

中图分类号: U461.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2025)09-2847-11

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20250242

Humanized stop-and-go control strategy for adaptive cruise system of pure electric vehicle

SUN Tian-jun^{1,2,3}, YANG Hui-zhe², CAI Rong-gui², FENG Jia-yi³, RAN Rui², LIU Bin⁴

(1. National Key Laboratory of Automotive Chassis Integration and Bionics, Jilin University, Changchun 130022, China;
2. College of Automotive Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China; 3. Ministry of Industry and Information Technology Equipment Industry Development Center, Beijing 100846, China; 4. FAW General R&D Institute, Changchun 130013, China)

Abstract: Addressing the issue of insufficient adaptation to driving styles in the traditional adaptive cruise system of pure electric vehicles, a humanized stop-and-go control strategy based on driving behavior characteristics was proposed. Firstly, real driver stop-and-go data were analyzed and features extracted, and construction of a driving style classification model using principal component analysis and the K -Means++ algorithm. Secondly, a two-layer control architecture was designed to implement the human-like control logic for switching between driving and braking. Thirdly, a humanization factor was designed based on Bayesian linear regression and maximum entropy inverse optimization methods. Finally, the consistency between the proposed method and real drivers' control behaviors was validated through

收稿日期: 2025-03-24.

基金项目: 吉林省科技厅青年科技人才培养项目(20250602051RC); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(2025-JCXX-10).

作者简介: 孙天骏(1990-), 男, 副教授, 博士. 研究方向: 自动驾驶拟人智能化决策与控制. E-mails: sun_tj@jlu.edu.cn

通信作者: 冯嘉仪(1995-), 女, 助理研究员, 博士. 研究方向: 大数据驱动的决策支持方法. E-mails: fengjiayi@eidc.org.cn

simulation tests analysis.

Key words: automotive engineering; pure electric vehicles; adaptive cruise control; stop-and-go control; humanized decision-making control

0 引言

随着汽车智能化的快速发展,高级驾驶辅助系统(Advanced driving assistance systems, ADAS)凭借在提升道路安全、优化交通通行及减轻驾驶负担等方面的显著作用^[1],成为自动驾驶技术必备的基础。同时,自适应巡航控制(Adaptive cruise control, ACC)作为 ADAS 的一项主要功能,可以辅助驾驶员在跟车行驶过程中,通过动态调控实时车速、保持适当车距,减轻驾驶员的频繁操作负荷^[2]。其中,自动起停控制是 ACC 的组成部分,也是最能体现驾驶员操控行为特性的重要环节,持续优化并提升自动起停过程的拟人智能化程度一直是智能驾驶领域的研究热点^[3,4]。

近 3 年,新能源智能网联汽车在全球市场销量中处于领先地位。统计数据显示^[5],2024 年我国新能源汽车销量达 1 286.6 万辆,同比增长 35.5%,渗透率为 40.9%。全国新能源汽车保有量为 3 140 万辆,占汽车总量的 8.9%,其中纯电动汽车保有量为 2 209 万辆,占新能源汽车总量的 70%。得益于政策的强力支持,汽车电动化进程得到快速推进,但也为 ADAS 在纯电动汽车上的部署带来了新的挑战——纯电动汽车的动力系统和制动系统与传统燃油汽车存在显著差异,直接沿用传统燃油汽车的控制策略不再具有普适性^[6]。具体而言,在动力系统方面,纯电动汽车的动力源为电驱动,其特性与内燃机有本质区别,驱动电机能够迅速响应并达到目标转矩,且在低转速下即可产生较大转矩;在制动系统方面,纯电动汽车能够通过能量回收实现电机反拖制动,与传统汽车仅依赖液压制动系统相比,能够产生额外的制动力和制动来源^[7-9]。因此,纯电动汽车在起步加速过程中,因较快响应和较高转矩,带给驾驶员更明显的加速冲击感;而在制动减速过程中,动能回收系统的介入也会给驾驶员带来更明显的晕眩感。

由此可见,纯电动汽车低速工况下的起停控制进一步增加了驾驶员平衡动力性与舒适性的难度。对于偏好运动性的驾驶员,起步工况下敏捷的响应能满足其对推背感的需求;对于偏好舒适

性的驾驶员,起步工况下敏捷的响应可能导致其体感不适和驾驶危机感的提升。

ACC 系统通常采用分层控制策略^[10,11]。Jia 等^[12]在设计纯电动汽车 ACC 系统时,将前方交通信息纳入考量,通过构建空间域模型预测控制(Model predictive control, MPC)模型,实现了能量和跟驰性能的最优平衡;Yang 等^[13]在考虑 ACC 系统纵向巡航能力的同时,兼顾弯曲道路的车辆横向稳定性,针对纯电动汽车差速转向的 ACC 上层决策器,结合模型控制和 MPC,实现了较好的车辆跟驰性能和横向稳定驾驶性能;Guo 等^[14]在研究纯电动汽车跟驰工况时,将交流感应电机模型简化为单一惯性环节,以描述期望转矩与实际转矩之间的动态响应关系。

人性化系统的设计旨在通过分析特定类型驾驶员的驾驶数据特征,实现针对特定风格驾驶员的类人性系统输出。Yarlagadda 等^[15]收集驾驶员日常驾驶中的制动操作数据,利用主成分分析(Principal component analysis, PCA)对高维数据进行降维分析;Gilman 等^[16]结合模糊逻辑和阈值方法,为驾驶员定制专属风格的驾驶辅助系统,以更好地辅助驾驶;Li 等^[17]通过 K-means 对我国和德国的数据集进行聚类分析,据此确定了不同国家驾驶员驾驶风格的类人性汽车跟驰规律;Gao 等^[18]提出了一种直觉模糊集多属性决策方法,将驾驶员关注的多种性能作为评估代替性能所需的数据,通过线性加权平方实现类人的 ACC 模式切换策略;黄晶等^[19]通过分析不同驾驶员跟车过程中的最小时距和减速度值判别驾驶风格,并针对不同的 ACC 工况,采用分层控制方式,提出了适应驾驶员风格的 ACC 工况平衡切换控制策略。

综上所述,传统 ACC 系统输出策略单一,缺乏多样性的人性化设计,难以满足驾驶员多样的驾驶需求。同时,纯电动汽车在低速起停时的动力特性进一步加剧了驾驶员之间的性能需求差异。鉴于此,本文提出一种人性化的 ACC 起停控制策略,通过实车与驾驶模拟器采集自然驾驶数据,结合 PCA 与 K-means++ 算法构建 3 类驾驶风格分类模型;设计双层控制架构,采用贝叶斯线

性回归与最大熵逆优化方法,提取车头时距和代价函数权重作为人性化因子,最终形成差异化控制策略并进行仿真测试分析。

1 驾驶员起停驾驶行为特性分析

1.1 真实驾驶员实车起停行为数据采集

在相对简单的跟车场景中,选取200 m直线路段,招募10名具有成熟驾驶技能的驾驶员,利用L4+智能驾驶性能开发实验车进行数据采集。实验涵盖起步加速、车速保持及减速制动3个阶段,

每组实验重复进行3次,采集的关键参数包括纵向加速度、纵向减速度、加速度变化率(下文简称“加加速度”)及减速度变化率(下文简称“减减速度”)。

无前车起步/停车工况驾驶行为参数分布如图1所示,所有驾驶员在起步及停车阶段的加速度平均值与加加速度平均值均呈现近似正态分布特性。尽管不同驾驶员在起步时的加速度和停车时的减速度存在细微个体差异,但加加速度和减减速度却相对稳定。驾驶员在起步阶段执行匀加速运动,其加速度分布在 $0.97\sim 2.13\text{ m/s}^2$;而停车阶段执行匀减速运动,其减速度分布在 $0.40\sim 2.54\text{ m/s}^2$ 。

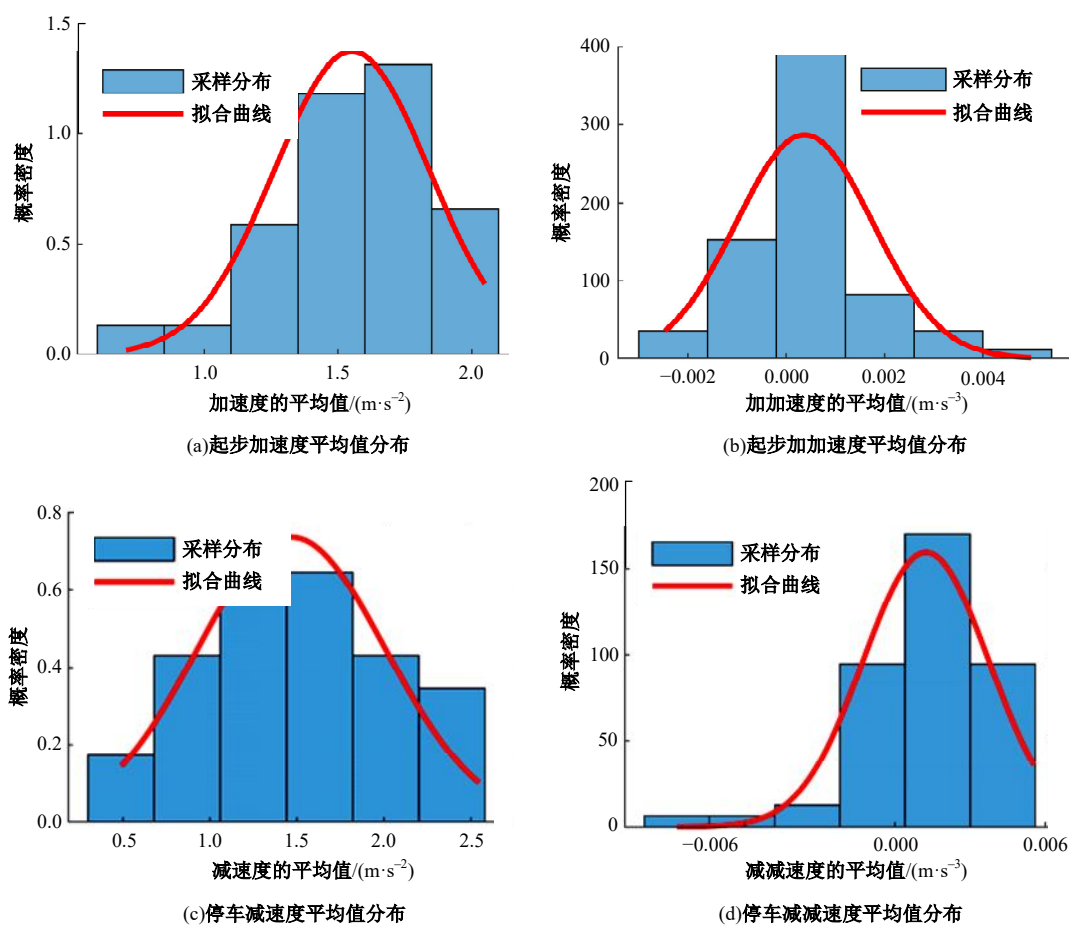


图1 无前车起步/停车工况驾驶行为参数分布

Fig. 1 Driving behavior parameter distribution in lead vehicle absent start/stop scenarios

1.2 真实驾驶员驾驶模拟器起停行为数据采集

为了降低实车实验产生的时间成本,以及人力、物力和财力消耗,在驾驶模拟器上开展实验,采集驾驶员跟随前车起停的驾驶行为数据,并在仿真平台中分别模拟前车慢速起停、常规起停和快速起停3种场景。

驾驶模拟器主要由驾驶员操控机构(转向盘、档位杆、油门或制动踏板)及实时仿真系统构成。

其中,驾驶员通过操控机构向车辆动力学模型输入信号,而由PanoSim软件与Simulink模型组成的实时仿真系统,可输出驾驶员操纵行为与车辆相对运动状态等数据。首先,驾驶员根据PanoSim呈现的驾驶场景及车辆当前行驶状况,通过操纵方向盘实施转向动作,通过踩踏脚刹执行制动动作,通过踩踏油门执行加速动作。其次,搭建Simulink模型接收来自方向盘传感器的转

角、转矩和转速信号,以及来自踏板位置传感器的开度信号,经由车辆动力学模型解算。最后,PanoSim/Simulink将车辆行驶状态与位置信息通

过三屏显示器反馈给驾驶员,并结合方向盘反馈的转向力感信息,辅助驾驶员进行后续操控。利用驾驶模拟器的起停实验数据采集如图2所示。

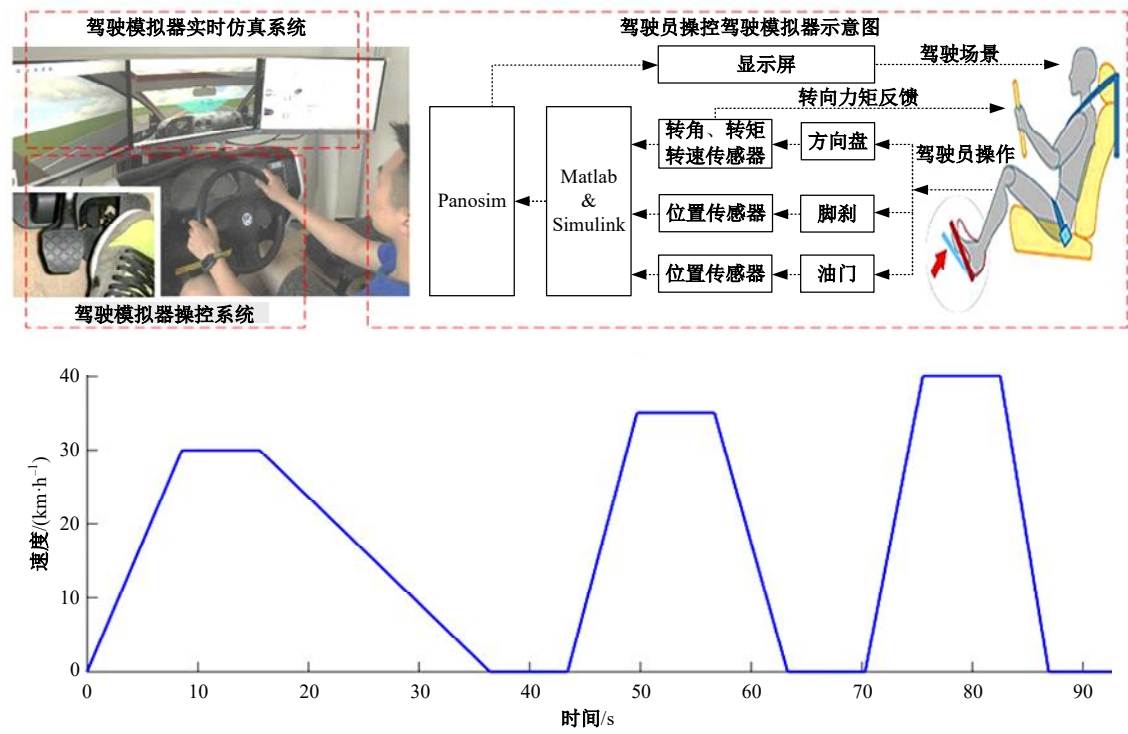


图2 利用驾驶模拟器的起停实验数据采集

Fig. 2 Data collection for stop-and-go experiments based on driving simulator

选择上文所述相同的驾驶员群体,每组实验重复进行3次,设计前车行驶的车速工况,表1为实验过程中记录和采集的驾驶数据。

表1 实验采集参数表

Table 1 Experimental acquisition parameters table			
类别	参数名称	符号	单位
自车运动信息	自车车速	v_h	km/h
	自车纵向加速度	a_h	m/s^2
	自车纵向加加速度	j_h	m/s^3
前车运动信息	前车车速	v_t	km/h
	前车纵向加速度	a_t	m/s^2
相对运动信息	与前车相对距离	d	m
	与前车相对速度	Δv	km/h
	与前车相对加速度	Δa	m/s^2

1.3 驾驶数据预处理及特征提取

利用卡尔曼滤波算法对车速和纵向加速度数据进行滤波处理,以减少数据突变和异常值,提高数据平滑度。本文以相对参数为特征构建基础,分别计算每组数据中相对距离、相对速度和相对加速度的平均值、方差、最大值、最小值和中位数,以此构建了15个特征参数,用于表征驾驶员跟随前车起停过程中的行为特征。同时,考虑到若将所有特

征参数作为聚类算法的输入,则会导致输入信息冗余、计算复杂度升高、模型收敛困难等风险。

因此,在进行数据聚类之前,需对特征数据进行降维。本文利用PCA对上述实验数据进行降维处理,图3为各主成分的方差贡献率和累计方

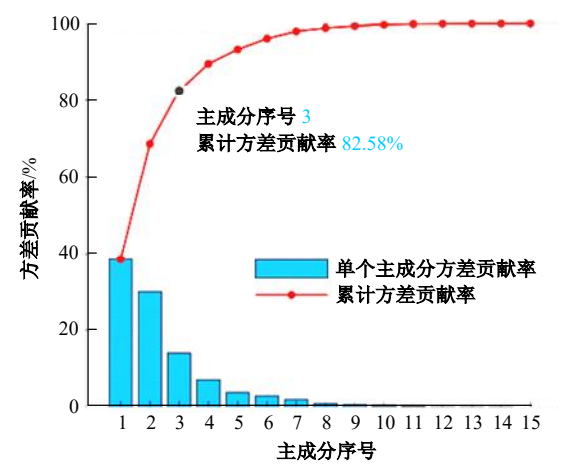


图3 特征参数的主成分方差贡献率和累计方差贡献率

Fig. 3 Principal component variance contribution rate and cumulative variance contribution rate of characteristic parameters

差贡献率。其中,方差贡献率越大,表明该主成分在表征数据特征方面效果越佳。通过计算,前3个主成分的累计方差贡献率达82.58%,已能够满足表征驾驶员行为的要求^[20]。

1.4 起停驾驶风格聚类及分析

为了了解不同驾驶员之间的特性和风格差异,本文利用特征矩阵对驾驶风格进行聚类和分析,结果如图4所示。首先确定聚类数,其往

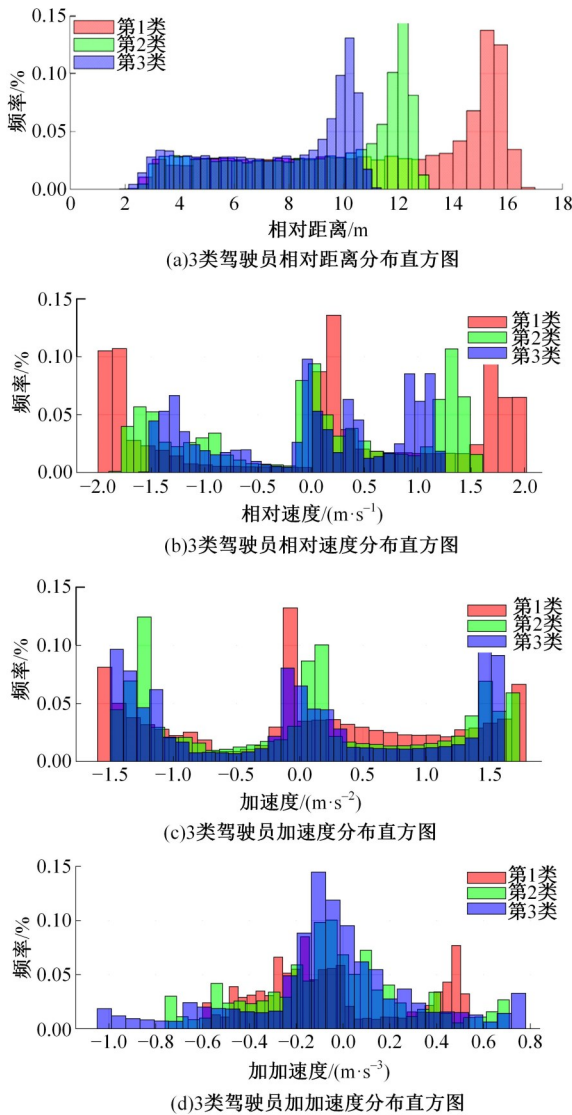


图4 三类驾驶员的特征参数分布直方图

Fig. 4 Three types of drivers feature parameter distribution histogram

往直接影响聚类效果,数量太少会导致对某一特定类型的描述模糊,而数量太多则易使最终解决方案缺乏共性特点。常见的聚类数确定方法有肘部法、轮廓系数法等,采用不同的方法,均可得到驾驶风格的最佳聚类中心数为3的结论。因此,

本文选取聚类数为3。采用K-means++算法将驾驶员按驾驶风格划分为3类,为减少工况差异对分析的影响,选取同一前车车速下的3类驾驶员数据,从相对距离、相对速度、加速度和加加速度4个方面对3种驾驶风格进行分析。

通过数据分析可知,第1类驾驶员在跟随前车起停的过程中,倾向于与前车保持较大的安全车距,对前车车速变化敏感度较低,且对加速和制动踏板的操作频率和幅度较小,呈现出保守舒适的驾驶风格;相比之下,第3类驾驶员在跟随前车起停的过程中,倾向于保持较小的安全车距,且通过对加速和制动踏板的高频、大幅度操作来快速响应前车的车速变化,呈现出激进运动的驾驶风格;而第2类驾驶员的多数特征参数介于第1类和第3类驾驶员之间,呈现出兼具二者特点的中等均衡的驾驶风格。

2 纯电动汽车 ACC 系统起停控制设计

2.1 上层控制器设计

在ACC系统的巡航模式下,车间纵向跟驰运动关系常以期望车间距为基准进行描述。为适应复杂交通环境,选取固定车间时距(Constant time headway, CTH)模型,如下所示:

$$d_{\text{des}} = \theta \times v_h + d_0 \quad (1)$$

式中: d_{des} 为期望车间距; θ 为车头时距,其取值范围通常为1~3 s; v_h 为自车速度; d_0 为静止状态下,自车和前车之间的最小安全距离,其取值通常为3~6 m。

在获得期望车距模型后,可进一步构建车间纵向跟驰模型。其中,以车间距误差、车速误差及自车的实际加速度作为被控系统的状态变量;以期望加速度作为被控系统的控制输入变量;以前车的加速度作为被控系统的扰动输入变量。自车在跟驰过程中的纵向运动过程如图5所示。

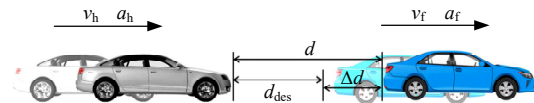


图5 车间纵向跟驰示意图

Fig. 5 Workshop longitudinal following diagram

由于车辆的传动系统与制动系统之间存在惯性且具有非线性特性,期望加速度与实际加速度之间存在延迟。因此,本文利用一阶惯性环节描

述期望加速度与实际加速度之间的映射关系,如下所示:

$$a_h = \frac{1}{T_i s + 1} a_{des} \quad (2)$$

式中: T_i 为一阶惯性环节的时间常数; s 为微分算子; a_{des} 为自车的期望加速度。

车间纵向跟驰模型的状态转移方程可转化为标准形式,如下所示:

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu + Gw \\ y = Cx \end{cases} \quad (3)$$

式中: $x = [\Delta d, \Delta v, a_h]^T$; $u = a_{des}$, $w = a_f$;

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -\theta \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1/T_i \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1/T_i \end{bmatrix};$$

$$G = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}; C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}。$$

式中: Δd 为车间距误差; Δv 为车速误差, 即自车与前车的相对速度; a_h 和 a_f 分别为自车和前车当前的实际加速度; y 为系统的输出量。

2.2 多目标决策下的性能指标设定

为了尽可能满足驾驶员的多样驾驶需求,在设计 ACC 系统时,需综合考虑多维度性能指标。本文选取安全性、跟随性、经济性和舒适性作为 ACC 系统的性能评估指标,构建综合性能指标代价函数,以实现系统在多目标优化框架下的平衡与协调,如下所示:

$$J = y^T Q y + \Delta u^T R \Delta u \quad (4)$$

$$Q = \begin{bmatrix} \delta_{\Delta d} & 0 & 0 \\ 0 & \delta_{\Delta v} & 0 \\ 0 & 0 & \delta_{a_h} \end{bmatrix}, R = [\delta_{a_{des}}] \quad (5)$$

式中: Q 和 R 为权重矩阵; $\delta_{\Delta d}$ 为车间误差的权重系数; $\delta_{\Delta v}$ 为车速误差的权重系数; δ_{a_h} 为自车加速度的权重系数; $\delta_{a_{des}}$ 为自车加速度的权重系数。

通过调节 Q 和 R 矩阵对角线上的元素值,可实现不同性能侧重点的控制效果,从而构建面向不同驾驶风格的人性化 ACC 系统。同时,本文构建了系统状态量的综合约束条件,如下所示:

$$\begin{cases} y_{\min} \leq y \leq y_{\max} \\ u_{\min} \leq u \leq u_{\max} \\ \Delta u_{\min} \leq \Delta u \leq \Delta u_{\max} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $y_{\max}$ 和 $y_{\min}$ 分别为系统输出量的上下限; $u_{\max}$ 、 $u_{\min}$ 和 $\Delta u_{\max}$ 、 $\Delta u_{\min}$ 分别为系统控制量及其误差的上、下限。

2.3 下层控制器设计

在通过上层控制器得到自车的期望加速度后,还需通过动力系统建模将期望加速度转换为电机转矩,并作用于电动汽车系统,从而完成整个控制系统的闭环控制。本文以双轴独立驱动的电动汽车为例,搭建简化的电动汽车动力系统模型,以实现期望加速度到电机转矩的转换。

通过逆纵向动力学模型和期望加速度,得到期望扭矩值。汽车纵向动力学模型如下所示:

$$F_t = F_f + F_w + F_i + F_j \quad (7)$$

式中: F_t 为驱动力; F_f 为滚动阻力; F_w 为空气阻力; F_i 为坡度阻力; F_j 为加速阻力。

对于双轴独立驱动的电动汽车,其总转矩依靠前后双电机输出。根据车辆行驶过程中前后轮法向反作用力关系,进行前后电机转矩分配,计算方法如下所示:

$$\begin{cases} T_m = T_i i_{t_i} \eta_i + T_r i_{t_r} \eta_r \\ \frac{T_f}{T_r} = \frac{b g \cos \alpha - h_g \sin \alpha - h_g \frac{dv}{dt}}{a g \cos \alpha + h_g \sin \alpha + h_g \frac{dv}{dt}} \end{cases} \quad (8)$$

式中: T_i 和 T_r 分别为前后电机输出端的转矩; i_i 和 i_r 分别为前后电机到前后轮端的总传动比; η_i 和 η_r 分别为前后电机到前后轮端的总传动效率; a 和 b 分别为车辆质心到前轴和后轴的距离; h_g 为车辆质心到地面的高度。

将前后电机输出端转矩替换为期望电机转矩,可得逆纵向动力学模型,如下所示:

$$\frac{T_{f,des} i_i \eta_i + T_{r,des} i_r \eta_r}{r} = m g f \cos \alpha + \frac{C_D A}{21.15} v^2 + m g \sin \alpha + \delta m a_{des} \quad (9)$$

在给定车辆期望加速度和实际车速的情况下,可得到确定的前后电机期望转矩。

3 人性化的起停控制方法优化

3.1 人性化因子设计

在上层控制器设计中,部分超参数反映系统对不同性能的侧重点,这些参数在相同的情况下,会给不同风格的驾驶员带来不同的驾驶体验。因此,根据驾驶员的驾驶特性和驾驶风格对上述超参数进行调整,可满足不同驾驶员的驾驶需求。为此,将这些超参数定义为人性化因子,其主要由车头时距和多目标权重系数构成,如下所示:

$$\rho = [\theta, \delta_{\Delta d}, \delta_{\Delta v}, \delta_{a_h}, \delta_{a_{des}}] \quad (10)$$

车头时距 θ 作为反映跟驰强弱的参数,将显著影响驾驶员对系统的使用体验。较小的 θ 意味着驾驶员处于强跟驰状态,需要投入更多的注意力关注前车的速度变化,从而可能降低安全性。相反,较大的 θ 意味着驾驶员处于弱跟驰状态,驾驶员预留了更充足的时间适应前车的速度变化,从而提高了安全性。多目标权重系数向量 $[\delta_{\Delta d}, \delta_{\Delta v}, \delta_{a_h}, \delta_{\dot{a}_{des}}]$ 一方面直接决定系统输出策略的性能偏好,是满足驾驶员多样驾驶需求的关键;另一方面,由于各项性能指标的计算数值存在量纲差异,直接通过调整数值大小来改变对某些性能的关注程度不仅难度较大,且缺乏先验知识指导如何标准化各性能指标的数值量纲差异。

3.2 车头时距拟合

根据现有数据特点,选用贝叶斯线性回归方法对不同驾驶风格的驾驶员在跟随前车起停时的车头时距 θ 进行拟合分析,可得贝叶斯线性回归后验均值 $\hat{\theta}_{MAP}$,即该驾驶风格下驾驶员 CTH 模型中的车头时距值。

图6为3类驾驶员的车速-跟车距离原始数据点及贝叶斯线性回归拟合曲线。由拟合曲线的斜率可知,在3类驾驶风格中,跟车距离随车速增加的变化幅度由第1类至第3类递减。这一现象说明,第1类驾驶风格的驾驶员倾向于维持较弱跟驰强度,通过保持较为宽松的跟车距离,确保驾驶过程中的安全性。相比之下,第3类驾驶风格的驾驶员则倾向于维持较强跟驰强度,更贴近前车的车速变化。

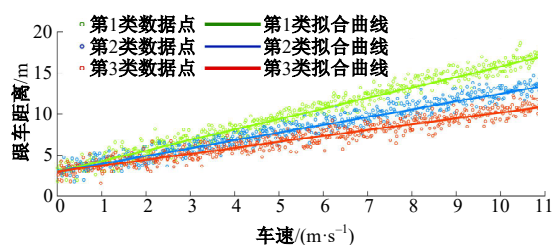


图6 不同驾驶风格驾驶员车速-跟车距离图

Fig. 6 Driver speed-following distance chart for different driving styles

表2展示了不同驾驶风格下车头时距贝叶斯线性回归拟合参数的具体结果,3类车头时距拟合方差均较小,说明所拟合的参数具有一定稳定性。

3.3 多目标权重参数学习

本文依据 MPC 的特性,结合逆强化学习(In-

表2 不同驾驶风格下车头时距贝叶斯线性回归拟合参数

Table 2 Time headway bayesian linear regression fitting parameters for different driving style

驾驶员类型	车头时距拟合值	车头时距拟合方差/ 10^{-5}
第1类	1.273 3	2.143 6
第2类	0.943 6	2.251 2
第3类	0.717 6	2.214 9

verse reinforcement learning, IRL) 和逆最优控制(Inverse optimal control, IOC)的优点,提出了一种基于最大熵原理的逆模型预测控制(Inverse model predictive control, IMPC)方法。在传统 IOC 框架中,代价函数的推导通过使专家示例成为最优解来实现。然而,该方法在某些场景下可能产生多条代价相同的最优轨迹,从而引发解的歧义问题。通过引入 IRL 中的最大熵原理,不仅能在求解过程中保留解的多样性,还能有效消除多解带来的歧义。此外,该方法沿用 IOC 框架中基于模型求解的思路,但使用 MPC 替代最优控制进行正向求解。

本文基于最大熵原则,在专家演示给出了若干轨迹 $\{\zeta_i\}$ 的前提下,旨在找到一个轨迹分布 $p(\zeta)$,使其既能匹配专家轨迹的某些统计特征,又能在这些约束条件下具有最大熵,如下所示:

$$\begin{cases} \max_p - \sum_{\zeta} p(\zeta) \log p(\zeta) \\ \text{s.t.} \sum_y p(\zeta) = 1, \\ \sum_{\zeta} p(\zeta) \sum_{i=0}^{T_j-1} \phi = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \sum_{t=0}^{T_i-1} \phi \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\phi = [\Delta d^2, \Delta v^2, \Delta a_h^2, \Delta \dot{a}_{des}^2]^T$

3类驾驶风格参数的训练结果如表3所示。通过数据分析发现, $\delta_{\Delta d}$ 和 $\delta_{\Delta v}$ 参数值从第1类驾驶风格到第3类驾驶风格呈递增趋势,而 δ_{a_h} 和 $\delta_{\dot{a}_{des}}$ 参数值则呈递减趋势。较大的 δ_{a_h} 和 $\delta_{\dot{a}_{des}}$ 参数值表明,第1类驾驶风格更关注自车的速度和加速度变化,倾向于避免急加速和急减速等激烈驾驶行为。同时,较小的 $\delta_{\Delta d}$ 和 $\delta_{\Delta v}$ 参数值与其较大的车头时距值相匹配,在弱跟驰状态下,能够降低与前车的相对关联程度。相比之下,第3类驾驶风格具有较大的 $\delta_{\Delta d}$ 和 $\delta_{\Delta v}$ 参数值和较小的 δ_{a_h} 和 $\delta_{\dot{a}_{des}}$ 参数值,这表明第3类驾驶风格更关注前车的状态,并通过速度和加速度的快速变化实现紧密跟驰的驾驶状态。第2类驾驶风格的各权重参数值的数

量级较为接近,呈现出相对均衡的驾驶风格,既不过于关注自车的动力学状态,也不过度依赖前车的状态,而是保持了一种平衡的驾驶策略。

表 3 3类驾驶风格多目标权重参数值表

Table 3 Multi-objective weight parameter value table for three types of driving styles

驾驶风格	$\delta_{\Delta\delta}$	$\delta_{\Delta v}$	δ_{a_h}	$\delta_{\dot{a}_{acc}}$
第 1 类	4.156 7	7.123 9	19.826 4	30.204 4
第 2 类	7.462 6	8.773 0	7.763 4	5.419 3
第 3 类	7.513 7	14.828 2	0.528 9	0.732 9

4 仿真测试及分析

4.1 人性化评价指标构建

为进一步验证所设计方法的输出与真实驾驶员行为之间的相似程度,还需采用定量分析方法。为此,在仿真测试之前,本文设计了 ACC 系统中起停控制的人性化评价指标。基于动态时间规整(Dynamic time warping, DTW)方法,在距离矩阵中搜索最优规整路径。

DTW 距离用于表征两段时间序列的差异程度,该值越大,说明两段时间序列的相似性越小。为了量化系统的人性化程度,即 ACC 系统输出时间序列与驾驶员演示时间序列的相似度,本文取

DTW 距离的倒数,并乘以 1 000 作为放大系数,以此构建类人性评价指标值(Human likeness, HL),如下所示:

$$HL = \frac{1\,000}{DTW} \quad (12)$$

式中:DTW 为 ACC 系统输出时间序列与驾驶员演示时间序列之间的 DTW 距离;HL 可直观反映系统输出与人类驾驶行为的相似性,HL 值越大,表明 ACC 系统的人性化程度越高。

4.2 仿真测试

为检验训练得到的人性化因子对系统人性化性能的提升效果,本文利用前期搭建的纯电动汽车 ACC 系统仿真平台,在自车跟随前车的起停工况下,对得到的 3 组人性化因子进行验证,以评估其作用下系统输出与相应风格驾驶员演示输出的贴合度。如图 7~图 9 所示,每组仿真实验分别输出驾驶员示例、初始化 ACC 系统、人性化 ACC 系统的相对距离、相对速度、车速和加速度时间序列。通过曲线可定性对比人性化 ACC 系统输出与初始化 ACC 系统输出的差异。同时,本文分别计算了初始化 ACC 系统 and 人性化 ACC 系统的跟车轨迹与真实驾驶员演示输出的时间序列的人性化评价指标 HL 值,以此定量评估 ACC 系统的人性化提升程度。

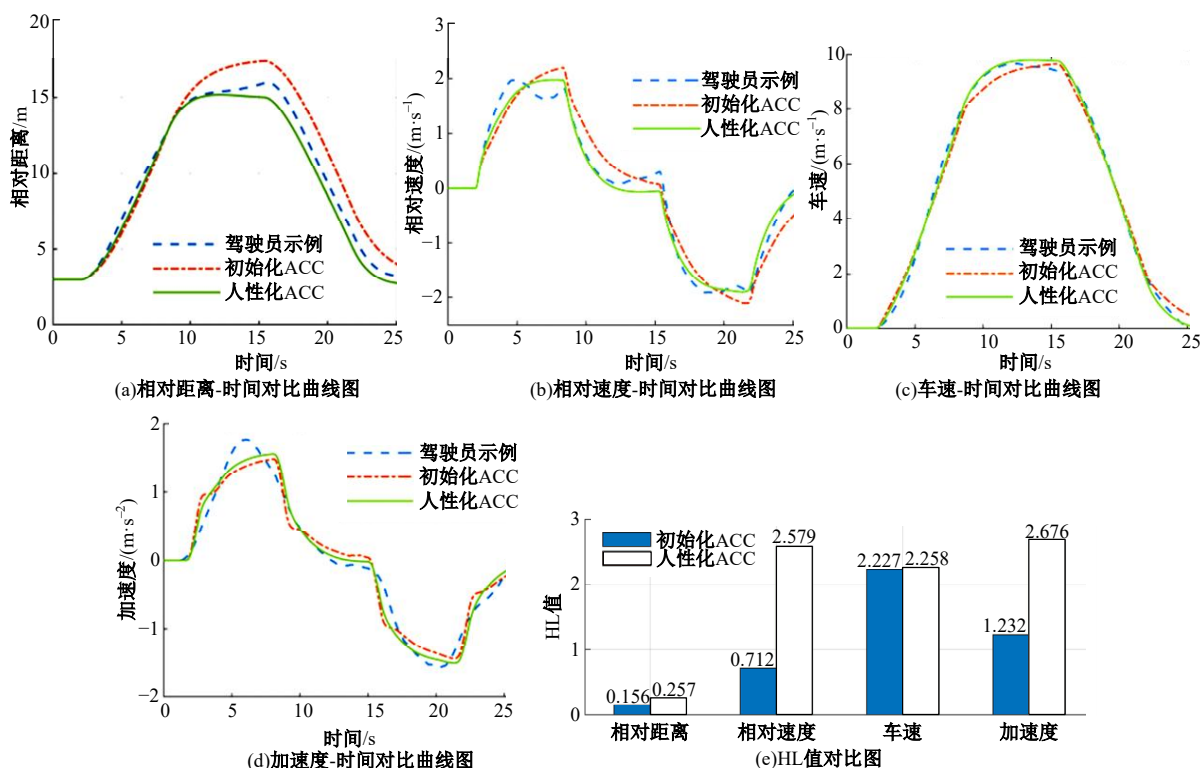


图 7 初始化 ACC 与第 1 类驾驶风格人性化 ACC 输出对比图

Fig. 7 Comparison chart between initialized ACC and type 1 driving style humanized ACC outputs

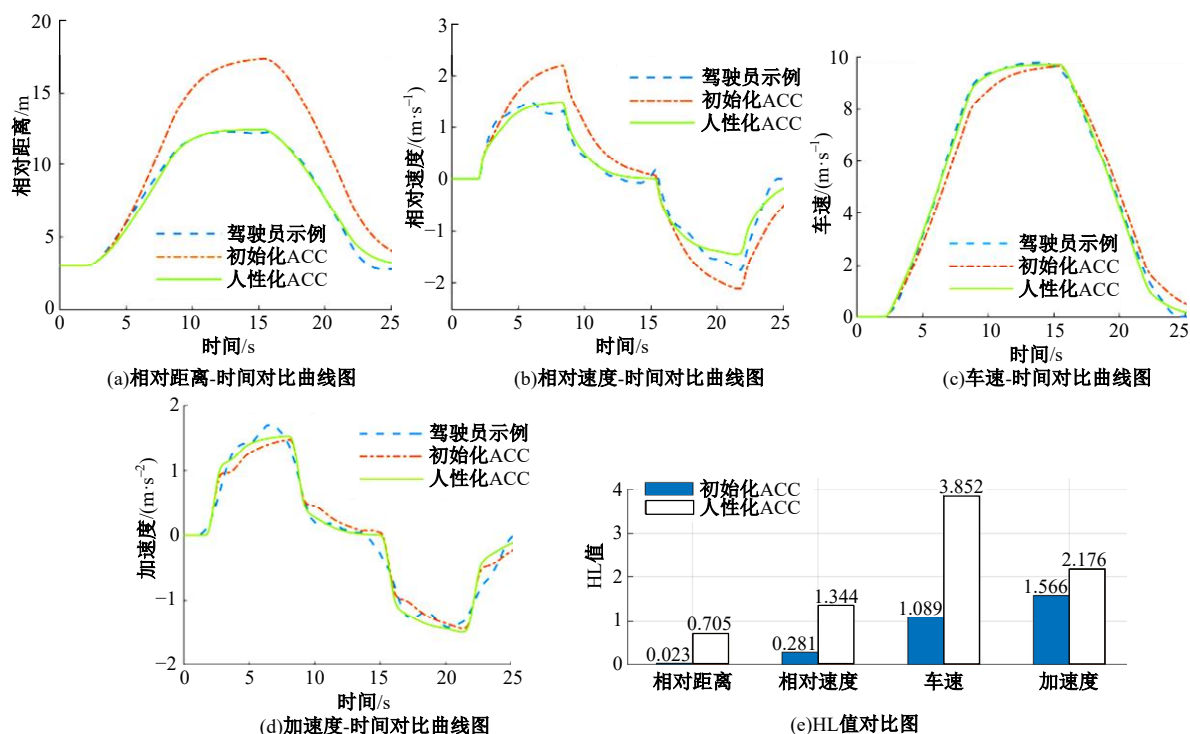


图8 初始化ACC与第2类驾驶风格人性化ACC输出对比图

Fig. 8 Comparison chart between initialized ACC and type 2 driving style humanized ACC outputs

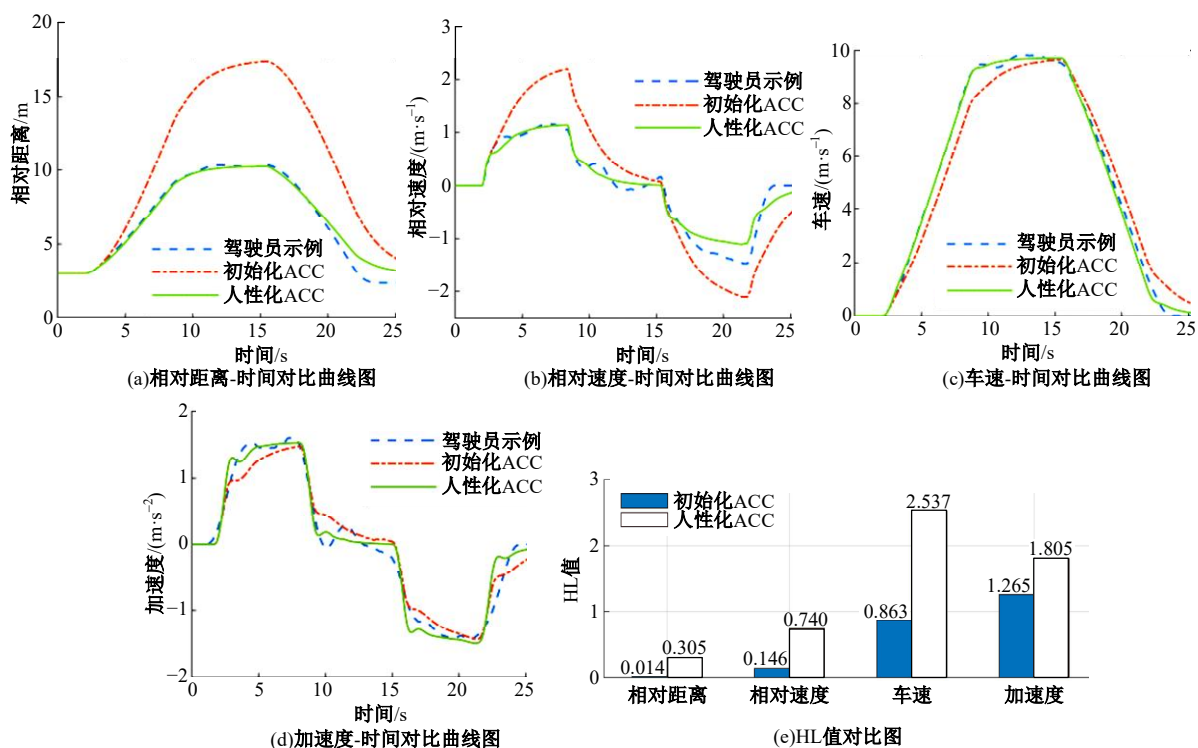


图9 初始化ACC与第3类驾驶风格人性化ACC输出对比图

Fig. 9 Comparison chart between initialized ACC and type 3 driving style humanized ACC outputs

5 结论

汽车在低速起停时的动力特点进一步增加了驾驶员平衡动力性与舒适性的难度。

(1) 不同于传统燃油汽车的控制策略,纯电动

(2) 设计双层控制架构,上层融合多目标优

化实现类人决策,下层建立制动切换逻辑完成纵向动力学映射。

(3)本文构建的人性化 ACC 系统(起停控制)在类人性表现方面相较于初始化 ACC 系统更贴合真实驾驶员的操控行为,二者表现出较强的一致性。仿真测试结果表明,经人性化因子学习拟合后,系统输出的轨迹在车速、相对速度和加速度方面的类人性平均提升 3.491 2、1.496 9 和 0.663 8 倍。

参考文献:

- [1] 高镇海,孙天骏.汽车智能辅助驾驶系统技术[M].北京:机械工业出版社,2024.
- [2] 孙天骏.基于学习控制的汽车全速自适应巡航决策与控制算法研究[D].长春:吉林大学汽车工程学院,2019.
- Sun Tian-jun. Research on decision and control algorithm for vehicle full-speed adaptive cruise based on learning[D]. Changchun: College of Automotive Engineering, Jilin University, 2019.
- [3] 徐顺鑫,谢辉,刘昌文.基于参数自学习的智能电动公交车起停加速度跟踪控制[J].武汉大学学报:工学版,2024,57(7):950-963.
- Xu Shun-xin, Xie Hui, Liu Chang-wen. Start-stop acceleration tracking control of intelligent electric bus based on parameter self-learning[J]. Engineering Journal of Wuhan University (Engineering Edition), 2024, 57(7): 950-963.
- [4] Zhang Y, Lin Y, Qin Y, et al. A new adaptive cruise control considering crash avoidance for intelligent vehicle[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(1): 688-696.
- [5] 中汽协会行业信息部.中国汽车工业协会信息发布会[EB/OL]. [2025-03-14]. http://www.caam.org.cn/chn/4/cate_154/con_5236619.html
- [6] Yu L, Wang R. Researches on adaptive cruise control system: a state of the art review[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part D-Journal of Automobile Engineering, 2022, 236(2/3): 211-240.
- [7] Yu S, Pan X, Georgiou A, et al. A robust model predictive control framework for ecological adaptive cruise control strategy of electric vehicles[EB/OL]. [2025-03-14]. https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/10170817/1/ICM_2023_RMPC_VF_Paper_final_submission_.pdf
- [8] Fleming J, Midgley W J B. Energy-efficient automated driving: Effect of a naturalistic eco-ACC on a following vehicle[C]//2023 IEEE International Conference on Mechatronics. Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 1-6.
- [9] 张哲,丁海涛,张袅娜,等.智能网联电动汽车经济性巡航速度规划[J].汽车工程,2022,44(4):609-616,637.
- Zhang Zhe, Ding Hai-tao, Zhang Niao-na, et al. Economie cruising speed planning of intelligent network connected electrie vehicle[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(4): 609-616, 637.
- [10] 张亮修,吴光强,郭晓晓.车辆自适应巡航控制系统的建模与分层控制[J].汽车工程,2018,40(5):547-553.
- Zhang Liang-xiu, Wu Guang-qiang, Guo Xiao-xiao. Modeling and hierarchical control of vehicle ACC system[J]. Automotive Engineering, 2018, 40(5): 547-553.
- [11] 初亮,李天骄,孙成伟.纯电动车自适应巡航纵向控制方法研究[J].汽车工程,2018,40(3):277-282,296.
- Chu Liang, Li Tian-jiao, Sun Cheng-wei. A research on adaptive cruise longitudinal control scheme for battery electric vehicles[J]. Automotive Engineering, 2018, 40(3): 277-282, 296.
- [12] Jia Y, Jibrin R, Görges D. Energy-optimal adaptive cruise control for electric vehicles based on linear and nonlinear model predictive control[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(12): 14173-14187.
- [13] Yang M, Tian J. Longitudinal and lateral stability control strategies for ACC systems of differential steering electric vehicles[J]. Electronics, 2023, 12(19): No.4178.
- [14] Guo J, Li W, Wang J, et al. Safe and energy-efficient car-following control strategy for intelligent electric vehicles considering regenerative braking[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(7): 7070-7081.
- [15] Yarlagadda J, Pawar D S. Heterogeneity in the driver behavior: An exploratory study using real-time driving data[J]. Journal of Advanced Transportation,

- 2022, 2022: No. 4509071.
- [16] Gilman E, Keskinarkaus A, Tamminen S, et al. Personalized assistance for fuel-efficient driving[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 58: 681-705.
- [17] Li Z H, Li Z L, Zhao X H, et al. Development of human-like automated driving following rules: a comparison between China and Germany[J]. Transportation Planning and Technology, 2024, 48(2): 366-386.
- [18] Gao Z, Wang J, Hu H, et al. Control mode switching strategy for ACC based on intuitionistic fuzzy set multi-attribute decision making method[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2016, 31(6): 2967-2974.
- [19] 黄晶, 韦伟, 邹德彪. 基于个性化间距策略的自适应巡航系统模式切换策略研究[J]. 汽车工程, 2020, 42(10): 1302-1311.
- Huang Jing, Wei Wei, Zou De-biao. Research on multi-mode switching strategy of adaptive cruise Control system based on personalized spacing strategy[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(10): 1302-1311.
- [20] 朱乃宣. 仿驾驶员行为的智能汽车横向决策方法研究[D]. 吉林: 吉林大学汽车工程学院, 2024.
- Zhu Nai-xuan. Research on lateral decision-making method for intelligent vehicles imitating driver behavior[D]. Jilin: College of Automotive Engineering, Jilin University, 2024.