基于物理-学习混合动力学建模的智能车辆横向控制研究

时培成[1*] 孙雨辰[1] CHAKIR Chadia[1] 孙 羽[2]
1.安徽工程大学机械与汽车工程学院,芜湖,241000
2.奇瑞新能源汽车股份有限公司,芜湖,241002

摘要:针对智能车辆横向控制中传统动力学模型在复杂工况下精度不足的问题,提出了一种物理-学习混合动力学建模方法,并结合学习型模型预测控制方法以提高横向控制的精度与鲁棒性。首先以单轨模型为基础物理模型,引入门控循环单元(GRU)补偿未建模动态,构建混合物理学习模型,兼具物理可解释性与数据驱动自适应性;然后将混合模型作为预测模型嵌入模型预测控制(MPC)框架,设计考虑轨迹跟踪误差与控制量约束的优化目标函数,实时求解最优前轮转向角指令。CarSim/Simulink联合仿真结果表明,在双移线与蛇形工况下,相较于对比方法,所提方法有效降低了横向跟踪误差均方根,同时减小了前轮转角幅值,有效抑制了单轨模型中的部分未建模动态的影响。所提方法实现了车辆在复杂工况下控制量的精确输出,同步提升了智能车辆的横向控制精度和稳定性,具有良好的横向控制效果。

关键词:智能车辆;混合模型;模型预测控制;横向控制
中图分类号:U461.1
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.08.009 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**:

Research on Lateral Control of Intelligent Vehicles Based on Physics-Learning Hybrid Dynamics Modeling

SHI Peicheng[1*] SUN Yuchen[1] CHAKIR Chadia[1] SUN Yu[2]
1.School of Mechanical and Automotive Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu, Anhui, 241000
2.Chery New Energy Vehicle Co., Ltd., Wuhu, Anhui ,241002

Abstract: To address the insufficient accuracy of traditional dynamic models for intelligent vehicle lateral control under complex operating conditions, this paper proposes a physics-based learning hybrid dynamic modeling method combined with learning-based MPC to enhance lateral control precision and robustness. A single-track model is first adopted as the foundational physical model and augmented with a gated recurrent unit (GRU) network to compensate for unmodeled dynamics, thereby constructing a hybrid model that integrates physical interpretability with data-driven adaptability. The hybrid model is then embedded as the predictive model within an MPC framework, in which an optimization objective function incorporating trajectory tracking errors and control input constraints is designed to compute optimal front-wheel steering angle commands in real time. CarSim/Simulink co-simulation results under double-lane-change and serpentine maneuvers demonstrate that the proposed method reduces both the root-mean-square lateral tracking error and the front-wheel steering angle amplitude compared with benchmark methods, while effectively suppressing unmodeled dynamics inherent in the single-track model. The proposed approach achieves precise control output under complex conditions, improving both lateral control accuracy and stability, and thus demonstrates superior lateral control performance for intelligent vehicles.

Key words: intelligent vehicle; hybrid model; model predictive control (MPC); lateral control

0 引言

在自动驾驶系统中,车辆动力学模型的精度直接影响控制器的性能表现。由于车辆系统具有强非线性特性,传统线性模型难以准确描述复杂工况下的车辆动态行为,故构建高精度非线性动力学模型已成为智能车辆控制领域的关键挑战[1]。高保真动力学模型不仅为算法测试与仿真验证提供了基础支撑,更是轨迹规划、状态估计及实时控制等任务的关键前提[2]。当前主流的建模

收稿日期:2025-03-26
基金项目:中央引导地方科技专项-长三角科技创新共同体联合攻关计划(2023CSJGG1600);安徽省自然科学基金(2208085MF173);芜湖市"赤铸之光"重大科技项目(2023zd01,2023zd03)

方法可分为基于物理原理的机理建模与基于数据驱动的黑箱建模两类[3]。

基于物理规律的机理建模通过解析车辆动力学内在机制来构建数学模型。这类方法以牛顿力学为基础，通过建立车体运动与轮胎侧向力的耦合关系，形成了车辆横向动力学的线性和非线性理论框架[4]。其中，单轨模型(single track model，STM)将车辆简化为前后单轮系统，忽略侧倾运动和悬架动力学，仅保留横向位移与横摆角两个自由度[5]。虽然该模型计算效率高，但过度简化的假设使其难以准确描述载荷转移和非对称工况下的车辆行为，导致复杂场景中的控制效果受限。为提高建模精度，研究者们陆续建立了更高维度的动力学模型。KOUMURA等[6]通过增加侧倾自由度构建3自由度模型，有效分析了恶劣路况下的车辆动态响应。KAZEMI等[7]进一步提出7自由度模型，结合Pacejka轮胎公式研究极限工况下的操纵稳定性。陈慧岩等[8]建立了12自由度全车模型，深入分析了车身-悬架系统的多体耦合特性。这类高维模型虽提高了理论精度，却面临实际应用难题。物理模型在工程应用中主要受限于两方面：一是实时控制需求迫使模型简化，导致复杂动态行为表征能力下降[9]；二是轮胎刚度等关键参数存在时变特性和辨识误差，使得模型在实际使用中产生累积偏差[10]。

与基于物理机理的建模不同，数据驱动方法将车辆系统视为“黑箱”，通过神经网络直接学习输入与输出间的映射关系[11]。这类方法无需依赖物理定律，仅需利用大量训练数据，通过反向传播与梯度优化调整网络参数，使预测值逼近真实动力学响应[12]。神经网络凭借出色的非线性拟合能力，在车辆动力学建模中的应用日益广泛，尤其在车辆横向控制、状态估计等任务中展现出良好效果[13]。JI等[14]融合径向基神经网络与自适应机制，在线辨识轮胎刚度变化，有效抑制了非线性干扰。WU等[15]提出一种不确定性感知模型的强化学习方法，通过集成模型评估环境预测误差，并设计自适应截断机制来动态调整虚拟交互步长，以平衡模型精度与训练效率。Da LIO等[16]依据驱动力物理成分(风阻/扭矩/制动力)构建网络模块，验证了物理启发的结构设计可提高模型精度。

数据驱动模型在车辆动力学建模中表现出良好性能，但仍存在一定局限。由于忽略物理机制，这类模型难以有效利用先验知识且缺乏可解释性。此外，模型精度高度依赖训练数据质量，而实际采集的数据难以覆盖所有复杂工况，导致未知场景下的预测误差增大[17]。

近年来，混合建模方法被提出并逐渐用于车辆动力学系统的建模。GRÄBER等[18]将侧滑角导数的近似测量模型输入循环神经网络中，用于估计车辆侧滑角。YANG等[19]提出了一种使用权重融合机器学习和运动学模型的控制模型用于车辆跟驰。ZHOU等[20]提出一种基于车辆横向动力学的混合建模方法，该方法将建模误差和侧偏刚度统一为复合参数，并设计神经网络实时识别这些时变参数。在混合建模方法中，物理规律能够有效揭示车辆系统的内在机理，而数据驱动方法可精准捕捉难以解析的复杂非线性特征，因此，融合物理规律与数据知识的混合建模方法是实现高精度车辆横向动力学建模的有效途径。

本文的目标是提出一种结合物理和数据驱动方法的混合建模方法，并基于此混合模型来设计学习型模型预测控制器(learning model predictive control，LMPC)。旨在利用混合建模方法提高车辆动力学建模精度，同时通过LMPC优化控制策略提高智能车辆在复杂工况下的控制能力。本文提出一种物理-学习混合建模方法，将单轨模型与GRU深度融合，通过GRU网络学习车辆动力学残差特性以校准物理模型，在保留物理可解释性的同时，利用时序特征提取能力补偿未建模动态，提高了模型对非线性轮胎力及复杂路面的适应性；将混合模型用作MPC轨迹跟踪控制策略的预测模型，提出LMPC控制策略架构，增强控制器对复杂工况的适应能力，结合滚动时域优化机制实现控制指令的高效求解，在保障轨迹跟踪精度的同时精确输出转向角指令，为智能车辆横向控制提供了兼具精度与稳定性的解决方案。

1　物理-学习混合动力学建模

本文提出的车辆系统混合物理-学习建模架构如图1所示，主要由物理部分和数据驱动部分组成。物理模型常需简化处理，但这种简化忽略了轮胎力的非线性成分，导致物理模型与实际动力学存在残差。神经网络的预测性能往往依赖大数据集，当数据不全面时，其学习能力往往会受到限制。由于缺乏先验知识，神经网络仅能从数据中学习车辆动力学特性，导致数据匮乏问题。为解决这一问题，将第一性原理与神经网络结合，利用神经网络表征残差动力学模型而非完整动力学模型。

混合建模通过将物理模型与神经网络结合，利用神经网络表征残差动力学模型而非完整动力

学模型。该融合策略能够有效修正模型预测偏差，从而提高智能车辆横向控制的精度与稳定性。

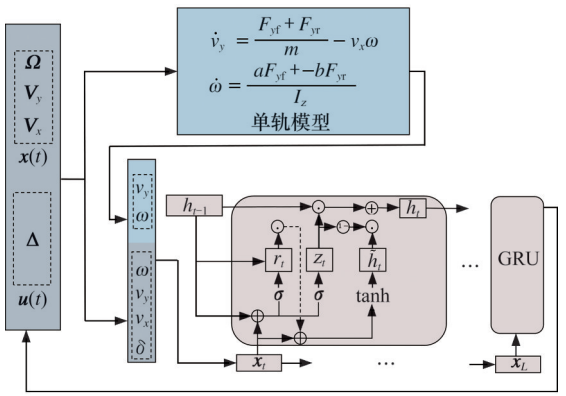


图1 混合物理-数据驱动建模架构

Fig.1 Architecture of hybrid physics-data-driven modeling

1.1 物理模型

在智能车辆控制领域，动力学模型的复杂度需在精度与实时性之间取得平衡。基于实时控制系统的计算资源约束，本研究以单轨模型作为基础模型。如图2所示，该模型通过一系列假设，保留了沿y轴的横向运动与绕z轴的横摆运动，以此简化系统动态。在此简化条件下，推导得到以下微分方程：

$$\left.\begin{aligned} m(\dot{v}_y+v_x\omega)&=F_{yf}+F_{yr}\\ I_Z\dot{\omega}&=aF_{yf}-bF_{yr}\end{aligned}\right\} \tag{1}$$

式中：m为车辆整车质量；v_x、v_y分别为车辆坐标系下质心处沿x、y方向的车速；ω为车辆的横摆角速度；F_{yf}、F_{yr}分别为车辆前轮、后轮受到的侧向力；δ为前轮转向角；I_z为车辆绕z轴的转动惯量；a、b分别为车辆质心处到前、后轴的距离。

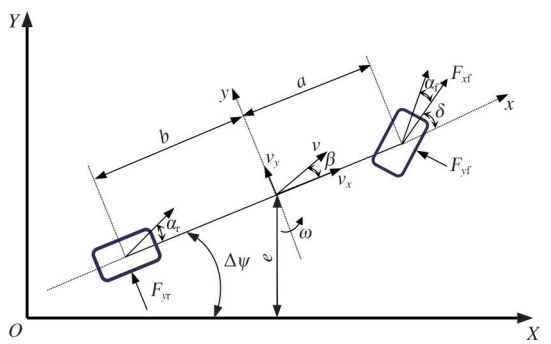


图2 单轨模型

Fig.2 Single-track vehicle model

为了拓展车辆模型的适用范围，采用线性轮胎模型，侧向轮胎力表示为

$$\left.\begin{aligned} F_{yf}&=C_f\alpha_f\\ F_{yr}&=C_r\alpha_r\end{aligned}\right\} \tag{2}$$

式中：C_f、C_r分别为前、后轮胎侧偏刚度；α_f、α_r分别为前、后轴轮胎侧偏角。

轮胎侧偏角表示为

$$\left.\begin{aligned} \alpha_f&=\delta-\frac{v_y+a\omega}{v_x}\\ \alpha_r&=-\frac{v_y-b\omega}{v_x}\end{aligned}\right\} \tag{3}$$

1.2 物理-学习混合模型

在车辆横向控制研究中，动力学状态数据具有显著的时序特性。传统全连接神经网络（fully connected neural networks，FCN）由于隐藏层节点间缺乏跨时步信息交互机制，难以形成动态记忆存储功能，导致时序数据中蕴含的关联特征无法在神经网络内部有效传递[21]。

本研究采用改进型循环神经网络（recurrent neural network，RNN）架构——门控循环单元（gated recurrent unit，GRU），该架构通过采用门控时序特征提取技术，在更新门与重置门的协同作用下，能够精确捕获动力学状态参数间的长时序关联特性。其更新门通过控制历史状态与当前输入的融合比例，实现对轮胎非线性等复杂动态特征的渐进式学习；重置门则通过过滤无关历史信息，缓解噪声与干扰对模型的影响[22]。此外，GRU的链式结构避免了梯度消失问题，且参数规模较RNN的另一种变体长短期记忆网络（long short-term memory，LSTM）更少，在保证时序建模精度的同时提高了计算效率[23]。

综上所述，针对车辆轨迹跟踪控制中实时性要求高、系统动态时变性强等特点，GRU凭借其优异的时序特征提取能力、高效的门控机制、较低的计算复杂度以及良好的梯度特性，可高效补偿物理模型中因线性化与参数不确定性导致的预测偏差，从而增强混合模型的泛化能力与鲁棒性。因此，GRU成为补偿车辆横向动力学残差模型的理想选择。

基于以上分析，将单轨模型作为混合模型的物理部分，GRU作为混合模型的数据驱动部分，如图3所示，设计混合模型（hybrid model，HM）。本研究采用串行架构的混合建模方法，将物理模型作为前端处理模块，数据驱动的神经网络模型作为后置补偿模块。这种方法能够结合物理模型的输出y_{PM}和真实输入，从而弥补物理模型的不

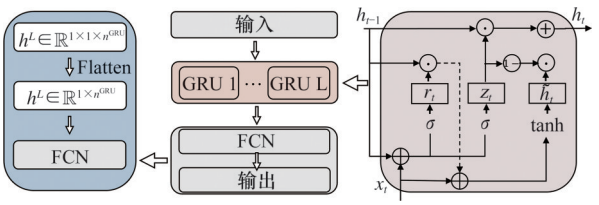


图3 基于GRU的数据驱动模型

Fig.3 GRU-based data-driven model

足。同时，物理模型为数据驱动模型提供了初始数据，减少了数据驱动模型训练用时，提高了数据驱动模型的效率。

通过学习车辆记录的数据，神经网络可实现高质量建模。为从数据中学习离散的车辆横向动力学模型，输入序列为一组时间序列：

$$\left.\begin{aligned}\boldsymbol{V}_y&=[v_y(k-l+1),v_y(k-L+2),\cdots,v_y(k)]\\\boldsymbol{\Omega}&=[\omega(k-l+1),\omega(k-L+2),\cdots,\omega(k)]\\\boldsymbol{\Delta}&=[\delta(k-l+1),\delta(k-L+2),\cdots,\delta(k)]\\\boldsymbol{V}_x&=[v_x(k-l+1),v_x(k-L+2),\cdots,v_x(k)]\end{aligned}\right\}\tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{V}_y$、$\boldsymbol{\Omega}$、$\boldsymbol{\Delta}$、$\boldsymbol{V}_x$分别为横向速度、横摆角速度、前轮转向角、纵向速度从时刻$k-l+1$到k的状态时间序列。

在特征预处理阶段，首先将输入特征向量输入物理模型中，物理模型的输出y_{PM}可表示为

$$y_{\mathrm{PM}}=g[\boldsymbol{x}(t),\boldsymbol{u}(t)]=g[\omega,v_y,v_x,\delta]\tag{5}$$

经过物理模型处理的车辆动力学时序数据，沿串联架构传输至数据驱动模块，作为数据驱动模型的初始化输入，为神经网络提供具备物理可解释性的时序基准。在GRU的前向计算中，重置门r^t和更新门z^t通过前馈层结合输入y^t和前一时刻隐藏状态h^{t-1}计算，并利用Sigmoid函数将输出约束在0到1之间，以控制信息流的开关。候选隐藏状态$\tilde{h}_t$通过前馈层计算，输入为y^t、h^{t-1}和r^t。最终，更新门z^t决定当前隐藏状态h^t由前一时刻隐藏状态h^{t-1}和候选隐藏状态$\tilde{h}_t$的线性组合构成[24]。GRU的计算可总结为下式：

$$\left.\begin{aligned}z^t&=\sigma(\boldsymbol{U}_z h^{t-1}+\boldsymbol{W}_z y^t+b_z)\\r^t&=\sigma(\boldsymbol{U}_r h^{t-1}+\boldsymbol{W}_r y^t+b_r)\\\tilde{h}_t&=\tanh[\boldsymbol{U}_{\tilde{h}}(r^t\odot h^{t-1})+\boldsymbol{W}_{\tilde{h}} y^t+b_{\tilde{h}}]\\h^t&=(1-z^t)\odot h^{t-1}+z^t\odot\tilde{h}^t\end{aligned}\right\}\tag{6}$$

其中，$\boldsymbol{U}_i$、$\boldsymbol{W}_i(i=z,r,\tilde{h})$为权重矩阵；$b_i$为偏置项；$\odot$表示逐元素乘法；$\sigma$为Sigmoid函数，tanh为双曲正切函数，公式如下：

$$\sigma(x)=\frac{1}{1+\mathrm{e}^{-x}}\qquad\tanh(x)=\frac{\mathrm{e}^{x}-\mathrm{e}^{-x}}{\mathrm{e}^{x}+\mathrm{e}^{-x}}\tag{7}$$

在时刻k，GRU的最终隐藏状态h_k作为FCN的输入，最终输出控制量预测结果。该过程可以表示为

$$y=\sigma(\boldsymbol{W}_2^{\mathrm{FC}}(\sigma(\boldsymbol{W}_1^{\mathrm{FC}}h^k+b_1^{\mathrm{FC}}))+b_2^{\mathrm{FC}})\tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{W}_i^{\mathrm{FC}}$、$b_i^{\mathrm{FC}}$分别为第$i$层FCN的权重和偏置。

1.3　混合模型的训练与测试

实验数据集通过高精度车辆动力学仿真平台CarSim生成。为获取能真实反映车辆动力学特性的多样化数据，本研究基于CarSim构建了多模态驾驶场景库，依据典型道路结构特征，设计了表1所示的四种典型的车辆驾驶场景，包含城市道路、高速公路直线段、公路以及包含高曲率连续弯道的赛道。场景设计完成后，进一步通过设定0.85、0.5和0.3三挡路面附着系数，分别模拟车辆在干燥、湿滑及冰雪路面条件下的行驶工况。CarSim同Simulink联合后，设置数据输出频率为50 Hz，并将车辆行驶过程中的数据保存到MATLAB工作区间。仿真数据采集系统结构如图4所示，所采集的样本数据集包含有效时长为1 h的车辆运动轨迹数据，并完整记录车辆的动力学响应特性。

表1　智能车辆驾驶场景设计

Tab.1　Intelligent vehicle driving scenario design

场景类型	道路特征	车速范围/(km·h^{-1})	附着系数μ
城市道路	密集路口，启停工况	30～50	0.85/0.5/0.3
高速公路	长直道	90～120	0.85/0.5
公路	连续缓弯	50～70	0.85/0.5/0.3
赛道	S形急弯	70～90	0.85

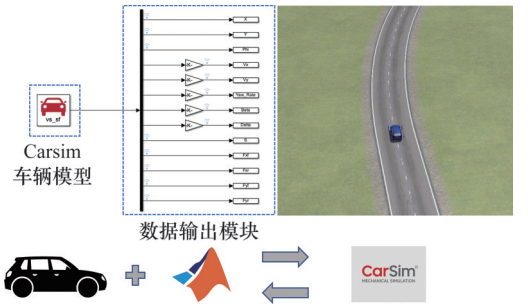


图4　仿真数据采集系统

Fig.4　Simulation data collection system

在神经网络训练过程中，损失函数用于衡量模型预测值与状态真值的差异。在反向传播过程中，调整神经网络内部参数，从而最小化预测误差。损失函数的数学表达式为

$$J=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\begin{bmatrix}\omega\\v_y\end{bmatrix}_k-\begin{bmatrix}\hat{\omega}\\\hat{v}_y\end{bmatrix}_k\right)^2\tag{9}$$

式中：N为训练次数；$\hat{v}_y$、$\hat{\omega}$分别为模型的横向速度与横摆角速度的预测值；v_y、ω分别为横向速度与横摆角速度测量的状态真值。

在模型训练阶段，首先利用多路面附着系数的仿真数据集进行神经网络预训练，建立基础动力学特征映射关系；随后引入连续变化附着条件的混合工况数据，更新调整神经网络权值参数。

为验证模型的实际性能，构建混合附着系数路况下的车辆测试环境，同步记录车辆动力学状态响应。在对比测试中，将单轨模型与混合模型置于相同的初始状态和控制输入条件下，获得横摆角速度ω和横向速度v_y的预测序列。通过预测值与实测值的残差分析，量化评估模型对未建模动态的补偿效果。

表2比较了混合模型与单轨模型的预测结果的平均绝对误差与均方根误差。相较于单轨模型，混合模型预测的横向车速的平均绝对误差下降了47.70%，均方根误差下降了46.18%；在横摆角速度预测方面，相较于单轨模型，混合模型预测的横摆角速度的平均绝对误差下降了37.92%，均方根误差下降了33.51%。

表2 混合模型与单轨模型测试结果对比

Tab.2 Comparison of test results between hybrid model and single-track model

变量	模型	平均绝对误差	均方根误差
v_y	混合模型	0.0352	0.0437
	单轨模型	0.0673	0.0812
ω	混合模型	0.0239	0.0383
	单轨模型	0.0385	0.0576

测试结果表明，所提混合建模方法通过结合物理模型与数据驱动建模的优势，在保证实时计算效率的同时有效提高了动力学建模精度。相较于单轨模型，该方法通过补偿未建模动态特性，增强了不同道路条件下的模型适应性。作为预测模型应用于轨迹跟踪控制时，它兼具物理可解释性和非线性处理能力的特点，可准确预测车辆动态响应。准确的车辆动力学模型可作为后续控制算法的基础，在提高轨迹跟踪精度的同时保障了车辆行驶稳定性，为智能驾驶控制提供了更可靠的动力学建模基础。

2 学习型模型预测控制器设计

本节将混合模型与MPC框架融合，将混合模型用作MPC轨迹跟踪控制策略的预测模型，提出LMPC控制策略架构，通过提高预测模型精度来实现控制精度的提高[25]。

2.1 LMPC控制架构

本节提出的LMPC控制策略架构融合了混合模型与模型预测控制框架。该架构输入集包含车辆状态观测向量(v_x, v_y,ω)、历史误差时序序列及参考路径Y_{ref}[26]。控制器设计以轨迹跟踪误差最小化为目标函数，建立具有时域约束的二次规划数学模型，通过滚动时域优化算法求解最优前轮转向角指令$\delta(k)$。

2.2 预测模型的构建

将混合模型集成至模型预测控制框架，构建具有连续时间预测能力的控制器[27]。为实现数值计算可行性，采用前向欧拉离散化方法对连续动力学系统进行时间离散化处理，并保证优化问题中的控制量$\boldsymbol{u}(k)$在采样周期内维持相对稳定。

首先将式(2)和式(3)代入式(1)可得

$$\left.\begin{aligned}\dot{v}_y&=-\frac{C_{\mathrm{f}}+C_{\mathrm{r}}}{mv_x}v_y+\left(\frac{C_{\mathrm{r}}b-C_{\mathrm{f}}a}{mv_x}-v_x\right)\omega+\frac{C_{\mathrm{f}}}{m}\delta\\\dot{\omega}&=\frac{C_{\mathrm{r}}b-C_{\mathrm{f}}a}{I_zv_x}v_y-\frac{C_{\mathrm{f}}a^2+C_{\mathrm{r}}b^2}{I_zv_x}\omega+\frac{C_{\mathrm{f}}a}{I_z}\delta\end{aligned}\right\}\tag{10}$$

将式(10)改写为状态空间的形式：

$$\dot{\boldsymbol{x}}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}+\boldsymbol{B}\boldsymbol{u}\tag{11}$$

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}-\dfrac{C_{\mathrm{f}}+C_{\mathrm{r}}}{mv_x} & \dfrac{C_{\mathrm{r}}b-C_{\mathrm{f}}a}{mv_x}-v_x\\ \dfrac{C_{\mathrm{r}}b-C_{\mathrm{f}}a}{I_zv_x} & -\dfrac{C_{\mathrm{f}}a^2+C_{\mathrm{r}}b^2}{I_zv_x}\end{bmatrix}\quad \boldsymbol{B}=\begin{bmatrix}\dfrac{C_{\mathrm{f}}}{m}\\ \dfrac{C_{\mathrm{f}}a}{I_z}\end{bmatrix}\tag{12}$$

对式(12)进行欧拉离散化处理，得到离散化的车辆横向动力学模型：

$$\boldsymbol{x}(k+1)=(\boldsymbol{I}+T_{\mathrm{s}}\boldsymbol{A})\boldsymbol{x}(k)+T_{\mathrm{s}}\boldsymbol{B}\boldsymbol{u}(k)\tag{13}$$

式中：T_{s}为采样间隔；$\boldsymbol{I}$为单位矩阵。

最终，以线性离散单轨模型作为标称系统，并在此基础上引入表征残差模型的$\boldsymbol{d}_k$(物理模型与实际车辆动力学模型之间的残差向量)构建预测模型。系统状态可表示为

$$\boldsymbol{x}(k+1)=\boldsymbol{A}_{\mathrm{d}}\boldsymbol{x}(k)+\boldsymbol{B}_{\mathrm{d}}\boldsymbol{u}(k)+\boldsymbol{d}_k\tag{14}$$

其中，$\boldsymbol{x}(k)$为车辆状态向量；$\boldsymbol{u}(k)$为输入向量；$\boldsymbol{A}_d$和$\boldsymbol{B}_d$为状态矩阵和控制矩阵：

$$\boldsymbol{A}_{\mathrm{d}}=\begin{bmatrix}1-T_{\mathrm{s}}\dfrac{C_{\mathrm{f}}+C_{\mathrm{r}}}{mv_x} & T_{\mathrm{s}}\left(\dfrac{C_{\mathrm{r}}b-C_{\mathrm{f}}a}{mv_x}-v_x\right)\\ T_{\mathrm{s}}\dfrac{C_{\mathrm{f}}b-C_{\mathrm{f}}a}{I_zv_x} & 1-T_{\mathrm{s}}\dfrac{C_{\mathrm{f}}a^2+C_{\mathrm{r}}b^2}{I_zv_x}\end{bmatrix}\tag{15}$$

$$\boldsymbol{B}_{\mathrm{d}}=\begin{bmatrix}T_{\mathrm{s}}\dfrac{C_{\mathrm{f}}}{m}\\ T_{\mathrm{s}}\dfrac{C_{\mathrm{f}}a}{I_z}\end{bmatrix}\quad \boldsymbol{d}(k)=\begin{bmatrix}v_y(k)\\ \omega(k)\end{bmatrix}\tag{16}$$

预测模型的整体框架定义为

$$\boldsymbol{x}_{k+1}=f_{\mathrm{HM}}(\boldsymbol{x}_k,\boldsymbol{u}_k)=f_{\mathrm{STM}}(\boldsymbol{x}_k,\boldsymbol{u}_k)+f_{\mathrm{GRU}}(\omega,v_y,v_x,\delta)\tag{17}$$

式中：f_{STM}为单轨模型；f_{GRU}为代表残差模型的神经网络。

2.3 目标函数设计

为平衡轨迹跟踪精度与驾驶平顺性需求，构建基于混合模型的模型预测控制目标优化函数。跟踪精度表示车辆跟随参考轨迹的能力，要求车辆跟随参考轨迹的横向误差尽可能小，从而提高轨迹跟踪的精度；驾驶平顺性通过最小化前轮转向角控制量的绝对值，从而在实现轨迹跟踪误差最小化的同时降低转向幅度，提高乘坐舒适性。则有

$$J=\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{p}}}(\|e_{k+i|k}\|_{\boldsymbol{Q}}^2)+\sum_{i=0}^{N_{\mathrm{c}}-1}(\|\delta_{k+i|k}\|_{\boldsymbol{R}_1}^2+\|\Delta\delta_{k+i|k}\|_{\boldsymbol{R}_2}^2)\tag{18}$$

式中：N_{p}、N_{c}分别为预测时域与控制时域；$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{R}_1$、$\boldsymbol{R}_2$分别

为横向误差e、控制量δ和控制增量$\Delta\delta$的权重矩阵。

通过滚动时域优化机制，控制器在每个采样周期求解该二次规划问题，生成最优转向指令序列$\{\delta(k),\delta(k+1),\cdots,\delta(k+N_c-1)\}$，并将首元素$\delta(k)$作用于被控系统。系统状态更新后进入下一周期优化闭环，形成具有反馈校正能力的轨迹跟踪控制架构。

2.4　约束条件的建立

考虑车辆执行机构的物理极限与动力学稳定性需求，建立三重约束机制以保障优化问题的可行性与控制指令的物理可实现性。约束体系包含以下三个维度。

1)控制输入幅值约束。前轮转向指令幅值需满足执行机构机械限位：

$$\delta_{\min}(t+j)\leqslant\delta(t+j)\leqslant\delta_{\max}(t+j)\quad(19)$$
$$j=0,1,\cdots,N_c-1$$

其中，$\delta_{\min}=-32^\circ$，$\delta_{\max}=32^\circ$表征转向系统最大工作范围。

2)控制增量平滑约束。为抑制转向角速率突变，设定相邻控制周期指令增量边界，确保转向过程平顺性，具体表达式为

$$\Delta\delta_{\min}(t+j)\leqslant\Delta\delta(t+j)\leqslant\Delta\delta_{\max}(t+j)\quad(20)$$
$$j=0,1,\cdots,N_c-1$$
$$\Delta\delta_{\min}=-2.25^\circ\qquad\Delta\delta_{\max}=2.25^\circ$$

3)运动稳定性约束。根据路面附着条件设定稳定性阈值，对质心侧偏角β施加约束以保障横摆稳定性：

$$\boldsymbol{x}_{\beta,\min}(t+j)\leqslant\boldsymbol{x}_\beta(t+j)\leqslant\boldsymbol{x}_{\beta,\max}(t+j)\quad(21)$$
$$j=0,1,\cdots,N_p-1$$
$$\beta_{\min}=-6^\circ\qquad\beta_{\max}=6^\circ$$

3　仿真分析

为验证本文控制策略的有效性，在仿真试验中引入LSTM-MPC方法与一般线性MPC控制器进行对比试验验证，本文方法记为HGRU-MPC，采样周期T_s设为0.02 s，预测时域N_p设为20，控制时域N_c设为5。

针对复杂道路环境下的车辆轨迹跟踪控制需求，构建双测试场景验证系统鲁棒性。试验设定路面附着系数0.8，初始车速70 km/h，分别进行标准双移线与蛇形轨迹跟踪测试。整车动力学仿真参数配置详见表3。

3.1　双移线工况试验

双移线轨迹跟踪效果如图5所示，3种控制方法均可有效跟踪参考轨迹，完成车辆在双移线工况下的轨迹跟踪任务，但HGRU-MPC方法在出弯与入弯处更加贴合参考轨迹。3种方法的横向误差如图6所示，HGRU-MPC方法在双移线工况下的最大横向误差为0.29 m，较LSTM-MPC方法，MPC方法的最大横向误差为0.44、0.60 m，分别降低了34.09%、51.67%；HGRU-MPC方法的横向误差均方根为0.11 m，较LSTM-MPC方法，MPC方法的横向误差均方根为0.15、0.23 m，分别降低了26.67%、52.17%。试验结果表明，HGRU-MPC方法的整体跟踪精度和最大横向误差均低于对比方法的相应值。原因在于：混合模型通过对系统未建模动态的有效补偿，弥补了建模不确定性对状态预测精度的影响，从而提高了预测模型的精度，进而提高轨迹跟踪精度。此外，LSTM-MPC方法虽通过数据学习降低了建模误差，但因缺乏物理先验，导致其对轮胎非线性力的泛化能力不足，其精度低于HGRU-MPC方法的精度。

表3　仿真车辆参数

Tab.3　Vehicle parameters for simulation

整车质量m/kg	1270
轴距l/m	2.91
质心到前轴距离a/m	1.015
质心到后轴距离b/m	1.895
转动惯量I_z/(kg·m^2)	1536
前轴侧偏刚度C_f/(N·rad^{-1})	61 120
后轴侧偏刚度C_r/(N·rad^{-1})	51 160

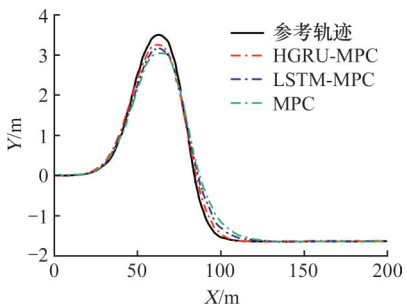


图5　双移线工况下轨迹跟踪效果对比

Fig.5　Trajectory tracking performance comparison under double lane change scenario

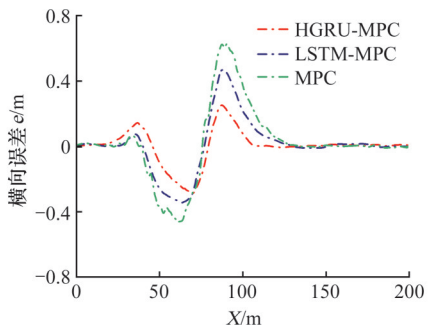


图6　双移线工况下横向误差

Fig.6　Lateral tracking error under double lane change scenario

图7所示为3种控制方法求解出的前轮转角控制量，HGRU-MPC方法输出的前轮转角最大值较LSTM-MPC方法，MPC方法分别减小了9.09%、34.56%。这表明混合模型通过补偿物理模型的非线性预测偏差提高了模型精度，从而实现精确输出前轮转角控制量，使控制器提前抑制过度转向趋势，能够生成更平滑的控制指令，实现平滑转向，从而减少执行器损耗。

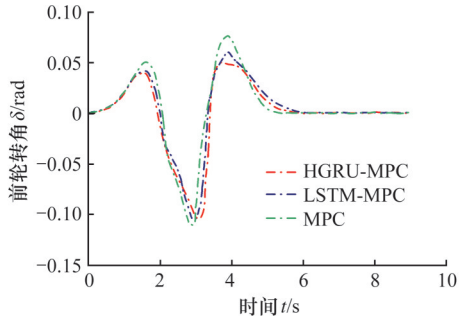
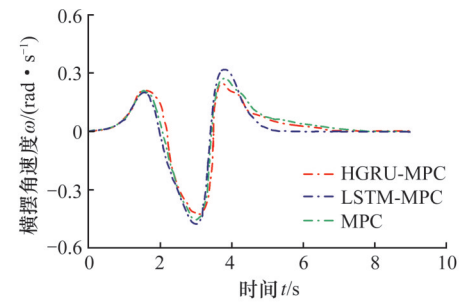


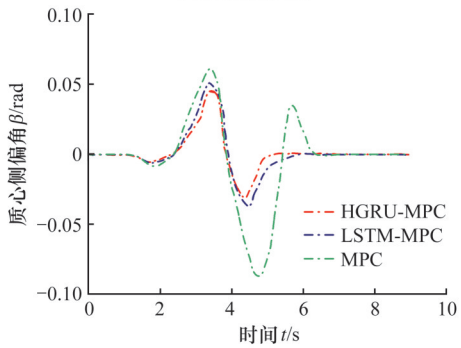
图7 双移线工况前轮转角控制量

Fig.7 Front wheel steering angle control input under double lane change scenario

图8所示为双移线工况下车辆动力学状态响应的对比结果。如图8a所示，3种控制方法的横摆角速度均能随路径曲率变化动态调整，但HGRU-MPC方法在动力学状态量峰值抑制方面表现更优：相较于LSTM-MPC与MPC方法，其横摆角速度幅值分别降低了6.52%、10.47%，有效降低了车辆失稳风险。在质心侧偏角响应特性方面，如图8b所示，HGRU-MPC方法在4～6 s时间范围内表现出更优的轨迹收敛特性。其质心侧偏角波动幅值较LSTM-MPC、MPC方法显著下降。HGRU-MPC方法在一定程度上避免了控制量的超调，同步提高了车辆的轨迹跟踪稳定性。



(a)横摆角速度



(b)质心侧偏角

图8 双移线工况下车辆动力学状态响应

Fig.8 Vehicle dynamic state responses under double lane change scenario

3.2 蛇形工况试验

由图9可以看出，在车辆全程行驶过程中，HGRU-MPC方法的轨迹跟踪精度高于其余两种策略的相应值。如图10所示，HGRU-MPC方法在连续变向中表现出更高的控制精度，其横向误差均方根为0.08 m，相较于LSTM-MPC、MPC方法分别降低了25.14%、52.33%。在高频转向工况下，混合模型通过GRU动态补偿单轨模型的侧向力估计偏差，在跟踪精度方面具有较好的预测效果，在急转向阶段抑制了单轨模型因未建模动力学导致的跟踪误差。

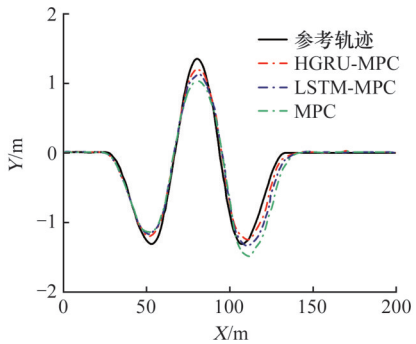


图9 蛇形工况下轨迹跟踪效果对比

Fig.9 Trajectory tracking performance comparison under slalom scenario

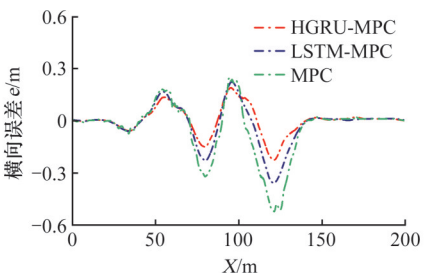


图10 蛇形工况下横向误差

Fig.10 Lateral tracking error under slalom scenario

如图11所示，HGRU-MPC方法的前轮转角最大值相较于LSTM-MPC、MPC方法分别降低14.29%、31.98%。其原因在于，在相同的控制逻辑体系下，混合模型具备更高的模型保真度，使其在优化计算过程中能够更充分地考虑车辆的非线性特性及高阶动态效应。因此，该方法能够有效提高轨迹跟踪控制性能，从而提高车辆在蛇形工况下急转弯时的控制精度与稳定性。由图12可知，相比MPC方法在部分时间内已接近失稳阈值，HGRU-MPC方法具有更好的紧急转向控制

性能，实际横摆角速度和质心侧偏角能更迅速且平滑地趋向参考轨迹，同时其误差变化率较低。

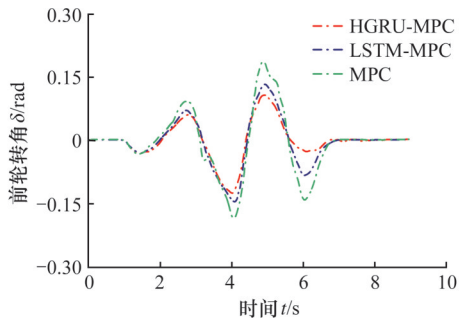
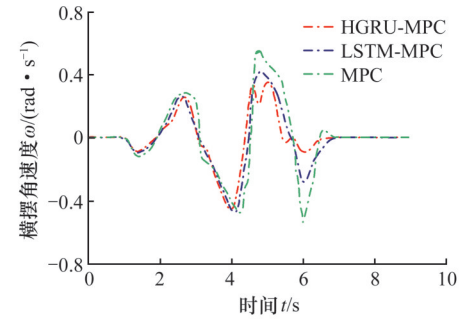
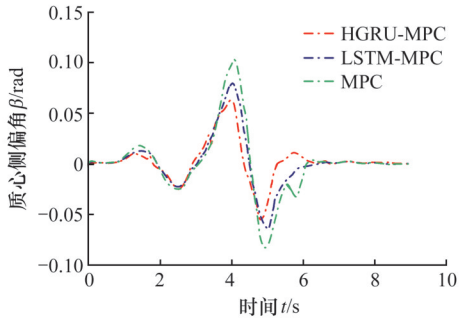


图11　蛇形工况下前轮转角控制量

Fig.11　Front wheel steering angle control input under slalom scenario



(a)横摆角速度



(b)质心侧偏角

图12　蛇形工况下车辆动力学状态响应

Fig.12　Vehicle dynamic state responses under slalom scenario

4　结语

本文采用数据驱动的方法将物理模型扩展为精确的动态模型，提出了面向智能车辆横向控制的混合动力学建模方法。为了实现混合动力学建模，分别应用单轨模型和GRU来建立它的物理部分和数据驱动部分，GRU有效补偿了轮胎非线性力与复杂路面激励下的未建模动态，测试结果表明，混合模型横向速度与横摆角速度预测结果的均方根误差较单轨模型分别降低46.18%与33.51%。此外，将混合模型作为预测模型，在此基础上设计了LMPC控制器，设计了考虑跟踪精度与乘坐舒适性的轨迹跟踪控制目标函数，结合滚动时域优化与多约束机制，增强控制器在高速变道等复杂工况的适应能力。CarSim/Simulink联合仿真试验结果表明，本文方法在双移线与蛇形工况中，横向跟踪误差均方根较MPC方法分别降低52.17%与52.33%，较LSTM-MPC方法分别降低26.67%与25.14%，验证了混合建模方法在智能车辆横向控制领域的适用性，为智能驾驶系统在复杂场景下的控制提供了新的解决方案。需指出的是，本研究主要基于仿真环境进行验证，所提混合模型的有效性在真实多变环境下的表现仍需通过实车实验进一步检验。未来工作将聚焦于真实车辆平台的实验验证，进一步验证本文方法应用于实际环境中的有效性。

参考文献：

[1] ZHANG Tantan, SUN Yueshuo, WANG Yazhou, et al. A Survey of Vehicle Dynamics Modeling Methods for Autonomous Racing: Theoretical Models, Physical/Virtual Platforms, and Perspectives[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9(3): 4312-4334.

[2] LU Shengyang, XU Xiaojun, WANG Wenhao. Coupling Dynamic Model of Vehicle-wheel-ground for All-terrain Distributed Driving Unmanned Ground Vehicle[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2023, 128: 102817.

[3] XU Shaobing, PENG Huei. Design, Analysis, and Experiments of Preview Path Tracking Control for Autonomous Vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(1): 48-58.

[4] GUO Shuo, ZHAO Youqun, LIN Fen, et al. Steady-state Rolling Resistance Prediction Model of Non-pneumatic Tyres Considering Tread Temperature: Theory and Experiment[J]. Vehicle System Dynamics, 2025, 63(5): 876-896.

[5] YANG Shaopu, LU Yongjie, LI Shaohua. An Overview on Vehicle Dynamics[J]. International Journal of Dynamics and Control, 2013, 1(4): 385-395.

[6] KOUMURA S, OHKITA T. Ride Comfort Evaluation through Analysis of Roll and Lateral Vehicle Behaviors Due to Road Input[J]. SAE International Journal of Passenger Cars - Mechanical Systems, 2008, 1(1): 472-479.

[7] KAZEMI R, KESHAVARZ BAHAGHIGHAT M, PANAHI K. Yaw Moment Control of Four Wheel Steering Vehicle by Fuzzy Approach[C]//2008 IEEE International Conference on Industrial Technology. Chengdu, 2008: 1-7.

[8] 陈慧岩，陈舒平，龚建伟. 智能汽车横向控制方法研究综述[J]. 兵工学报，2017，38(6)：1203-1214.
CHEN Huiyan, CHEN Shuping, GONG Jianwei. A Review on the Research of Lateral Control for Intelligent Vehicles[J]. Acta Armamentarii, 2017, 38(6): 1203-1214.

[9] QIN Zhaobo, CHEN Liang, HU Manjiang, et al. A Lateral and Longitudinal Dynamics Control Framework of Autonomous Vehicles Based on Multi-parameter Joint Estimation [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(6): 5837-5852.

[10] VICENTE B A H, JAMES S S, ANDERSON S R. Linear System Identification versus Physical Modeling of Lat-

eral - Longitudinal Vehicle Dynamics[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2021, 29(3): 1380-1387.

[11] ARBABZADEH N, JAFARI M. A Data-driven Approach for Driving Safety Risk Prediction Using Driver Behavior and Roadway Information Data[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(2): 446-460.

[12] YUE Baifan, CHE Weiwei. Data-driven Dynamic Event-triggered Fault-tolerant Platooning Control [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(7): 8418-8426.

[13] DONG Jiachen, LI Jianqiu, GAO Qinhe, et al. Optimal Coordinated Control of Active Steering and Direct Yaw Moment for Distributed-driven Electric Vehicles[J]. Control Engineering Practice, 2023, 134: 105486.

[14] JI Xuewu, HE Xiangkun, LÜ Chen, et al. Adaptive-neural-network-based Robust Lateral Motion Control for Autonomous Vehicle at Driving Limits[J]. Control Engineering Practice, 2018, 76: 41-53.

[15] WU Jingda, HUANG Zhiyu, LÜ Chen. Uncertainty-aware Model-based Reinforcement Learning: Methodology and Application in Autonomous Driving[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2023, 8(1): 194-203.

[16] Da LIO M, BORTOLUZZI D, ROSATI PAPINI G P. Modelling Longitudinal Vehicle Dynamics with Neural Networks[J]. Vehicle System Dynamics, 2020, 58(11): 1675-1693.

[17] RAI R, SAHU C K. Driven by Data or Derived through Physics? A Review of Hybrid Physics Guided Machine Learning Techniques with Cyber-physical System (CPS) Focus[J]. IEEE Access, 2020, 8: 71050-71073.

[18] GRÄBER T, LUPBERGER S, UNTERREINER M, et al. A Hybrid Approach to Side-slip Angle Estimation with Recurrent Neural Networks and Kinematic Vehicle Models[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2019, 4(1): 39-47.

[19] YANG Da, ZHU Liling, LIU Yalong, et al. A Novel Car-following Control Model Combining Machine Learning and Kinematics Models for Automated Vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(6): 1991-2000.

[20] ZHOU Zhisong, WANG Yafei, ZHOU Guofeng, et al. Vehicle Lateral Dynamics-inspired Hybrid Model Using Neural Network for Parameter Identification and Error Characterization [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(11): 16173-16186.

[21] 方培俊, 蔡英凤, 陈龙, 等. 基于车辆动力学混合模型的智能汽车轨迹跟踪控制方法[J]. 汽车工程, 2022, 44(10): 1469-1483.
FANG Peijun, CAI Yingfeng, CHEN Long, et al. Trajectory Tracking Control Method Based on Vehicle Dynamics Hybrid Model for Intelligent Vehicle[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(10): 1469-1483.

[22] WANG Jie, JIANG Zhihao, PANT Y V. Improving Safety in Mixed Traffic: a Learning-based Model Predictive Control for Autonomous and Human-driven Vehicle Platooning[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 293: 111673.

[23] HUANG Keke, WEI Ke, LI Fanbiao, et al. LSTM-MPC: a Deep Learning Based Predictive Control Method for Multimode Process Control[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(11): 11544-11554.

[24] CHEN Jianwei, YU Chuanqiang, WANG Yafei, et al. Hybrid Modeling for Vehicle Lateral Dynamics via AGRU with a Dual-attention Mechanism under Limited Data[J]. Control Engineering Practice, 2024, 151: 106015.

[25] SALZMANN T, KAUFMANN E, ARRIZABALAGA J, et al. Real-time Neural MPC: Deep Learning Model Predictive Control for Quadrotors and Agile Robotic Platforms[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(4): 2397-2404.

[26] 韩陌, 何洪文, 石曼, 等. 基于学习的无人驾驶车辆模型预测路径跟踪控制研究[J]. 汽车工程, 2024, 46(7): 1197-1207.
HAN Mo, HE Hongwen, SHI Man, et al. Research on Learning-based Model Predictive Path Tracking Control for Autonomous Vehicles[J]. Automotive Engineering, 2024, 46(7): 1197-1207.

[27] REN Lichuan, XI Zhimin. Bias-learning-based Model Predictive Controller Design for Reliable Path Tracking of Autonomous Vehicles under Model and Environmental Uncertainty[J]. Journal of Mechanical Design, 2022, 144(9): 091706.

（编辑 陈 勇）

作者简介：时培成*（通信作者），男，1976年生，教授、博士研究生导师。研究方向为新能源汽车、汽车动力学与底盘控制、智能网联汽车和环境感知技术。E-mail：shipeicheng126@126.com。

本文引用格式：

时培成，孙雨辰，CHAKIR Chadia，等. 基于物理-学习混合动力学建模的智能车辆横向控制研究[J]. 中国机械工程，2026，37(8)：1900-1908.

SHI Peicheng，SUN Yuchen，CHAKIR Chadia，et al. Research on Lateral Control of Intelligent Vehicles Based on Physics-Learning Hybrid Dynamics Modeling[J]. China Mechanical Engineering，2026，37(8)：1900-1908.