

·智能车辆轨迹预测与路径跟踪技术专题·

基于 PSO-BP 优化 MPC 的无人驾驶汽车路径跟踪控制研究*

史培龙¹ 常宏^{1,2} 王彩瑞¹ 马强¹ 周猛¹

(1.长安大学,西安 710064;2.比亚迪汽车有限公司,西安 710119)

【摘要】针对模型预测控制(MPC)路径跟踪控制器在不同路面附着系数及车速下跟踪误差大的问题,提出了基于粒子群寻优(PSO)-反向传播(BP)神经网络优化MPC的无人驾驶汽车路径跟踪控制策略。首先,设计了MPC路径跟踪控制器;其次,利用PSO-BP对MPC进行优化,以控制器精度和车辆稳定性作为评价函数,获得PSO离线最优时域参数;最后,选择4种工况进行双移线跟踪对比仿真验证。结果表明:所提出的控制策略在保证行驶稳定性的条件下,低路面附着系数低速、高路面附着系数低速、高路面附着系数高速及中路路面附着系数中速工况下双移线跟踪横向控制精度分别提高了50%、55%、9%和20%。

关键词:无人驾驶 路径跟踪控制 模型预测控制 粒子群寻优 BP神经网络

中图分类号:U461.1 **文献标识码:**A **DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20220941

Research on Path Tracking Control of Autonomous Vehicles Based on PSO-BP Optimized MPC

Shi Peilong¹, Chang Hong^{1,2}, Wang Cairui¹, Ma Qiang¹, Zhou Meng¹

(1. Chang'an University, Xi'an 710064; 2. BYD Auto Co., Ltd., Xi'an 710119)

【Abstract】To solve the problem that the path tracking controller has a large tracking error under different road adhesion coefficients and vehicle speeds based on traditional Model Predictive Control (MPC), this paper proposed a path tracking control strategy for autonomous vehicles based on Particle Swarm Optimization (PSO)-BP neural network optimization MPC. Firstly, a path tracking controller based on MPC was designed; Secondly, PSO-BP was used to optimize MPC, and the controller accuracy and vehicle stability were taken as evaluation functions to obtain the offline optimal time domain parameters of PSO. Finally four conditions were selected for comparison and simulation verification of double shift lane tracking. The results show that the lateral control accuracy of double shift lane tracking under the 4 conditions, including low adhesion at low speed, high adhesion at low speed, high adhesion at high speed and medium adhesion at medium speed, is improved by 50%, 55%, 9% and 20% respectively.

Key words: Autonomous vehicle, Path tracking control, Model Predictive Control (MPC), Particle Swarm Optimization (PSO), Back Propagation (BP) neural network

【引用格式】史培龙,常宏,王彩瑞,等.基于PSO-BP优化MPC的无人驾驶汽车路径跟踪控制研究[J].汽车技术,2023(7):38-46.
SHI P L, CHANG H, WANG C R, et al. Research on Path Tracking Control of Autonomous Vehicles Based on PSO-BP Optimized MPC[J]. Automobile Technology, 2023(7): 38-46.

1 前言

无人驾驶汽车的关键技术包括环境感知、决策、运动规划和跟踪控制等。其中路径跟踪的目标是在保证行驶稳定性的前提下,使被控车辆沿着期望的路

径行驶。目前常用的路径跟踪控制方法有斯坦利(Stanley)前轮反馈控制^[1]、比例积分微分(Proportional Integral Derivative, PID)控制^[2]、滑模控制^[3]、线性二次最优(Linear Quadratic Regulator, LQR)控制^[4]以及模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)^[5]等算法, MPC

*基金项目:国家自然科学基金面上项目(52172361);国家重点研发计划项目(2021YFB2501201);榆林市科技计划项目(CXY-2020-021);中央高校基本科研业务费专项资金(30010222201)。

以车辆动力学模型作为预测模型,加入约束条件,能够显著提高控制精度。

Falcone等^[6]基于线性车辆模型建立了MPC路径跟踪控制器,并对轮胎侧偏角进行约束,提高了车辆在低附着路面上的跟踪精度及稳定性;龚建伟等^[7]利用MPC算法进行路径跟踪,通过离散变步长,提高车辆高速行驶时的跟踪实时性,同时考虑了车辆操纵稳定性问题;张睿等^[8]采用基于非线性预测及沿轨迹线性化的MPC算法,提高了路径跟踪的实时性以及车辆在低附着系数路面条件下的跟踪精度。然而,上述研究并未考虑跟踪控制器时域参数对控制效果的影响。刘溯奇等^[9]针对不同车速下恒定预测时域跟踪误差大的问题,设计了适用于变车速、变预测时域的MPC控制器,以此提高控制精度;白国星等^[10]设计了可变预测时域的MPC路径跟踪控制器,利用三次多项式拟合最佳预测时域与速度的关系,在不同车速下使用不同的预测时域参数,提高了控制器对速度的自适应性。但是,上述研究忽略了不同路面附着系数与时域参数的关系。吴施鹏等^[11]基于MPC算法,利用遗传算法获得最优时域参数,提高了车辆在低附着路面条件和高速行驶时的行驶稳定性;范贤波等^[12]采用模糊控制法对MPC控制器的预测时域及控制时域进行在线优化,根据车辆的横向及纵向车速自适应选择预测时域参数,优化后的MPC控制器提高了车辆路径跟踪的稳定性及跟踪精度。但对时域参数进行在线优化会增加MPC的计算量,影响控制器的实时性。

综合考虑时域参数、路面附着条件及控制时效性对控制效果的影响,本文利用粒子群寻优-反向传播(Particle Swarm Optimization-Back Propagation, PSO-BP)离线优化MPC控制器的预测时域和控制时域参数,通过在不同路面附着系数及车速条件下自适应选择最优时域参数,保证控制器具有较好的效果。

2 车辆动力学模型

汽车是高度非线性的复杂系统,车辆模型越复杂,其仿真结果越接近真实运动规律,但当系统模型复杂时,计算量增加,会降低控制器的时效性,影响跟踪效果,甚至引发危险。为此,本文对车辆模型进行简化,建立了三自由度车辆动力学模型^[13],如图1所示。建模过程考虑了转向轮轮胎的侧偏特性,忽略了垂向运动、空气动力学特性、横向载荷及前、后轴荷转移带来的影响。

由牛顿第二定律可得:

2023年 第7期

$$\begin{cases} m\dot{v}_x = m\dot{v}_y\dot{\varphi} + 2F_{xf} + 2F_{xr} \\ m\dot{v}_y = -mv_x\dot{\varphi} + 2F_{yf} + 2F_{yr} \\ I_z\ddot{\varphi} = 2aF_{yf} - 2bF_{yr} \end{cases} \quad (1)$$

式中, m 为整车整备质量; φ 为车辆的航向角; F_{xf} 、 F_{xr} 分别为前、后轴轮胎的纵向力; F_{yf} 、 F_{yr} 分别为前、后轴轮胎的侧向力; v_x 、 v_y 分别为质心的纵向及横向速度; I_z 为绕 z 轴的转动惯量; a 、 b 分别为质心到前、后轴距离。

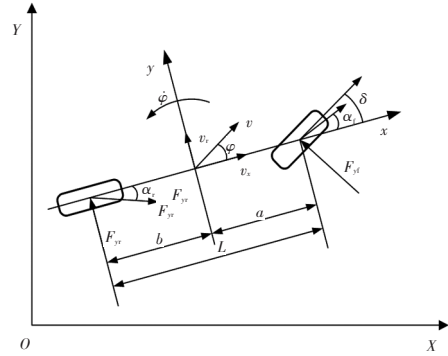


图1 三自由度车辆动力学模型

大地坐标系与车身坐标系的转换以及车辆动力学模型为:

$$\begin{cases} \dot{v}_x = v_y + \frac{2}{m} \left[C_{ff} s_f + C_{fr} s_r - C_{df} \left(\delta_f - \frac{v_y + a\dot{\varphi}}{v_x} \right) \delta_f \right] \\ \dot{v}_y = -v_x \dot{\varphi} + \frac{2}{m} \left[C_{ff} s_f \delta_f + C_{df} \left(\delta_f - \frac{v_y + a\dot{\varphi}}{v_x} \right) + C_{cr} \frac{b\dot{\varphi} - v_y}{v_x} \right] \\ \ddot{\varphi} = \frac{2}{I_z} \left[aC_{df} \left(\delta_f - \frac{v_y + a\dot{\varphi}}{v_x} \right) - bC_{cr} \frac{b\dot{\varphi} - v_y}{v_x} \right] \\ \dot{\varphi} = \dot{\varphi} \\ \dot{X} = v_x \cos \varphi - v_y \sin \varphi \\ \dot{Y} = v_x \sin \varphi + v_y \cos \varphi \end{cases} \quad (2)$$

式中, C_{df} 、 C_{cr} 分别为车辆前、后轮侧偏刚度; C_{ff} 、 C_{fr} 分别为前、后轮胎纵向刚度; s_f 、 s_r 分别为前、后轮胎纵向滑移率; δ_f 为前轮转角; X 、 Y 为车辆在大地坐标系下的纵向、横向位置。

3 基于PSO-BP优化的MPC跟踪控制器设计

3.1 MPC路径跟踪控制器设计

3.1.1 MPC控制器

MPC由预测模型、滚动优化和反馈校正3个部分组成,其流程如图2所示。MPC控制器依据预测模型及目标函数进行最优求解,得到最优序列 $u(t)$ 并输出,通过滚动优化、反馈校正保证被控车辆沿着期望路径行驶。考虑到车辆模型的非线性特性,为了提高控制精度,本文基于非线性MPC模型进行路径跟踪控制器设计。

3.1.2 预测模型及其离散化

本文采用三自由度车辆动力学模型作为控制器的

预测模型。式(2)经状态转换,得到系统状态为:

$$\dot{\xi}(t) = f(\xi(t), u(t)) \quad (3)$$

式中, $\xi = [v_x \ v_y \ \varphi \ X \ Y]^T$ 为状态量; $u = [\delta_i]$ 为输入量。

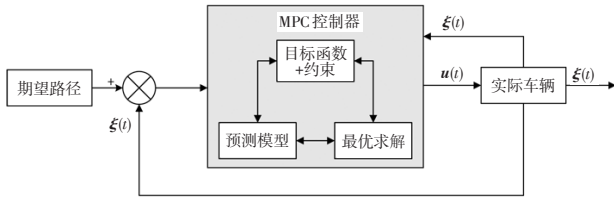


图2 基于MPC的路径跟踪控制流程

系统输出量 η 为:

$$\eta = [X \ Y \ \varphi]^T \quad (4)$$

η 的构造公式为:

$$\eta = C\xi \quad (5)$$

式中:

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

3.1.3 目标函数与约束条件设计

考虑到跟踪过程中车辆的稳定性,为车轮转角变化和跟踪误差分别赋予权重,建立目标函数。设控制器预测时域为 N_p ,控制时域为 N_c ,建立目标函数:

$$J = \sum_{i=1}^{N_p} \|\eta(k+i) - \eta_{ref}(k+i)\|_Q^2 + \sum_{i=0}^{N_c-1} \|\Delta u(k+i)\|_R^2 + \rho \varepsilon^2 \quad (7)$$

式中, $\eta_{ref}(k+i)$ 、 $\eta(k+i)$ 分别为以当前时刻 k 起,预测时域 N_p 内第 i 个时刻的期望输出量、输出量预测值; ρ 为常量; ε 为松弛因子; Q 、 R 分别为跟踪过程中准确性和平稳程度的权重。

式(7)中第1项为系统输出与期望轨迹间的偏差,表征无人驾驶汽车路径跟踪的准确性,第2项为系统输入的变化量,表征车辆路径跟踪过程中的平稳程度。为获得最优解,目标函数改写为:

$$J(k) = \|\mathbf{Y}(k) - \mathbf{Y}_{ref}(k)\|_Q^2 + \|\Delta \mathbf{U}(k)\|_R^2 + \rho \varepsilon^2 \quad (8)$$

$$\text{式中, } \mathbf{Y}(k) = \begin{bmatrix} \eta(k+1) \\ \eta(k+2) \\ \vdots \\ \eta(k+N_c) \\ \vdots \\ \eta(k+N_p) \end{bmatrix}; \mathbf{Y}_{ref}(k) = \begin{bmatrix} \eta_{ref}(k+1) \\ \eta_{ref}(k+2) \\ \vdots \\ \eta_{ref}(k+N_c) \\ \vdots \\ \eta_{ref}(k+N_p) \end{bmatrix} \text{为当前时}$$

$$\text{刻期望的参考路径序列; } \Delta \mathbf{U}(k) = \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \Delta u(k+2) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N_c-1) \end{bmatrix}。$$

为了防止控制量超出范围,对输出的前轮转角和增

量进行约束:

$$\begin{cases} U_{\min} \leq U \leq U_{\max} \\ \Delta U_{\min} \leq \Delta U \leq \Delta U_{\max} \end{cases} \quad (9)$$

式中, U_{\min} 、 U_{\max} 分别为车轮转角的最小值和最大值; ΔU_{\min} 、 ΔU_{\max} 分别为车轮转角增量的最小值和最大值。

3.2 路径跟踪控制器设计

3.2.1 评价指标

为了保证控制精度和车辆行驶稳定性,建立评价函数,判断时域参数 N_p 和 N_c 的优劣。文献[14]以平均横向偏差、最大偏差和平均横摆角偏差作为路径跟踪准确性评价指标,文献[15]以质心侧偏角和横摆角速度作为车辆行驶稳定性的评价指标。为此,本文选择平均横向偏差 e_{mean} 、最大横向偏差 e_{max} 、最大质心侧偏角 β_{max} 和最大横摆角速度 $\dot{\varphi}_{max}$ 作为路径跟踪过程评价指标。

路径跟踪时, e_{mean} 、 e_{max} 越小,控制器精度越高; β_{max} 、 $\dot{\varphi}_{max}$ 超过路面允许值^[16]时,车辆将失稳。 β_{max} 、 $\dot{\varphi}_{max}$ 、车速及路面附着系数存在约束关系:

$$\begin{cases} \beta_{max} = \arctan(0.02\mu g) \\ \dot{\varphi}_{max} = \frac{\mu g}{v} \end{cases} \quad (10)$$

式中, g 为重力加速度; μ 为路面附着系数; v 为车辆行驶速度。

为了消除不同量纲的影响,将评价指标 e_{mean} 、 e_{max} 、 β_{max} 和 $\dot{\varphi}_{max}$ 进行归一化处理。用最大横向偏差和平均横向偏差归一化总和 E 表征控制器的控制精度;用最大横摆角速度、最大质心侧偏角归一化总和 W 表征行驶稳定性。

考虑到 N_p 较大时,能够预测未来更多信息,转向动作时间充裕,车辆行驶稳定性较好,但控制精度会降低,因此一组 N_p 和 N_c 控制参数难以保证控制精度 E 和稳定性 W 同时达到最小。为此,设计评价函数 S ,获得最优时域参数时,能够兼顾控制器控制精度和跟踪时车辆的行驶稳定性的时域控制参数:

$$S = A \cdot E + B \cdot W \quad (11)$$

式中, A 为控制精度 E 的权重; B 为稳定性 W 的权重。

3.2.2 基于PSO-BP的MPC时域参数优化策略

为了获得不同路面附着系数及车速下的最优时域控制参数,本文提出基于PSO-BP算法的MPC优化策略,如图3所示。首先,训练基于BP神经网络模型,输入层为时域控制参数 N_p 、 N_c 、路面附着系数 μ 和车速 v ,输出层为控制精度 E 和稳定性 W ;其次,在不同 μ 和 v 条件下产生粒子群,并赋予粒子不同的时域控制参数 N_p 、 N_c ,再次获得 E 和 W ;通过不同的 N_p 、 N_c 进行迭代寻优,利用评价函数 S 判断 N_p 、 N_c 是否为最优时域参数,直至达到

最大迭代次数,并输出最优时域参数,由MPC控制器进行路径跟踪控制。

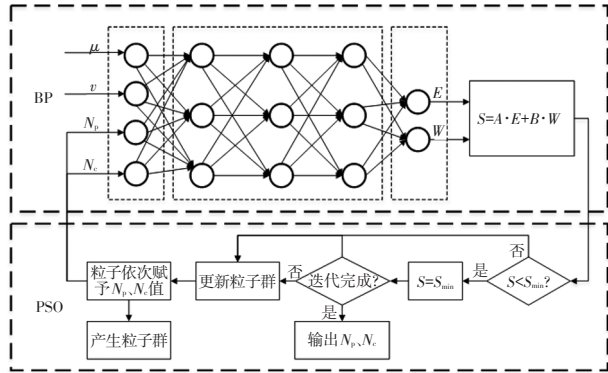


图3 基于PSO-BP算法的MPC优化策略

3.2.3 不同时域参数下试验数据获取

为了获取最优时域参数 N_p 、 N_c ,利用设计的MPC路径跟踪控制器获取试验数据,并对数据进行分析处理。在路面附着系数 $\mu=0.4$,车速分别为18 km/h、36 km/h和54 km/h低、中速条件下,以及 $\mu=0.8$,车速分别为18 km/h、36 km/h、54 km/h、72 km/h和90 km/h低、中、高速条件下,利用遍历的方法,对不同时域参数 N_p 和 N_c 的MPC控制器进行仿真,得到评价指标 e_{mean} 、 e_{max} 、 ϕ_{max} 和 β_{max} 。 N_p 的取值范围为15~36, N_c 的取值范围为1~ N_p-1 ,剔除异常值后获得数据4 094组,训练数据结构如图4所示。

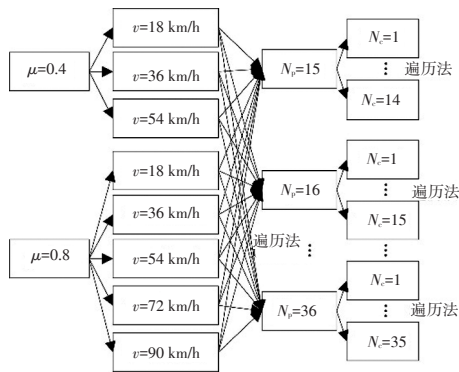


图4 训练数据结构

3.3 BP神经网络训练

利用获取的试验数据训练BP神经网络,其中80%的数据作为训练集,剩余20%的数据作为测试集。输入层为路面附着系数 μ 、车速 v 以及时域控制参数 N_p 和 N_c ,输出层为控制器控制精度 E 和车辆行驶稳定性 W ,隐藏层数为3层,每层神经元数量为50个,最大迭代次数为1 000次,最大均方误差为0.000 01,训练迭代过程如图5所示。

由图5可知,第378次迭代时,均方误差 9.991×10^{-6} 小于0.000 01,停止迭代,此时相关性系数 $R=0.999 96$,拟合效果较好。此时,输出控制精度 E 和稳定性 W 的训练集拟合效果和测试集预测效果如图6和图7所示,控

制精度 E 训练集及测试集拟合最大误差分别为0.038和0.062,稳定性 W 训练集及测试集拟合最大误差分别为0.023和0.051,真实值与预测值基本吻合,表明神经网络训练和测试效果较好。

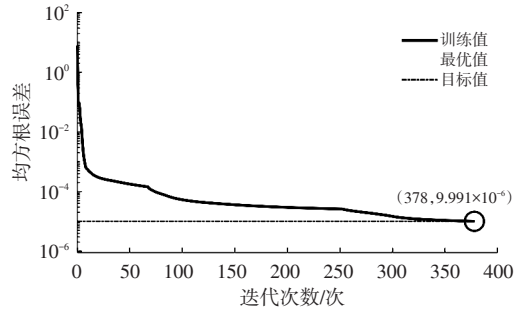
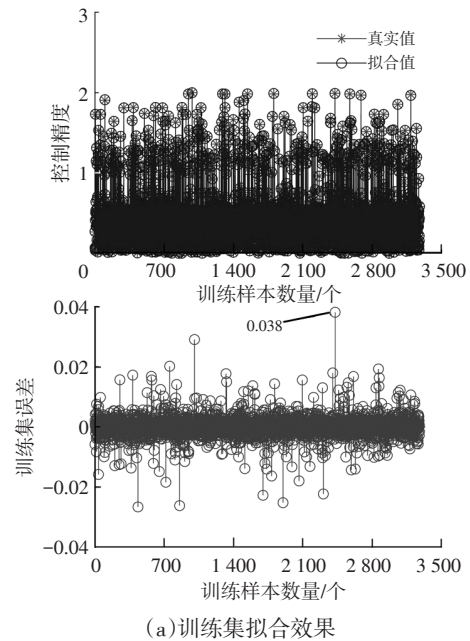
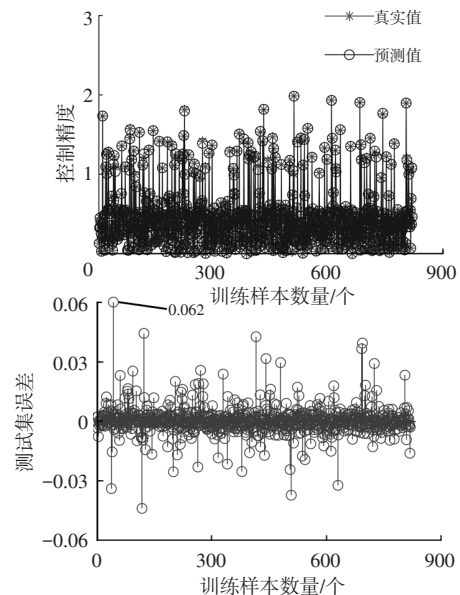


图5 BP神经网络训练效果



(a) 训练集拟合效果



(b) 测试集预测效果

图6 控制精度 E 神经网络训练和测试结果

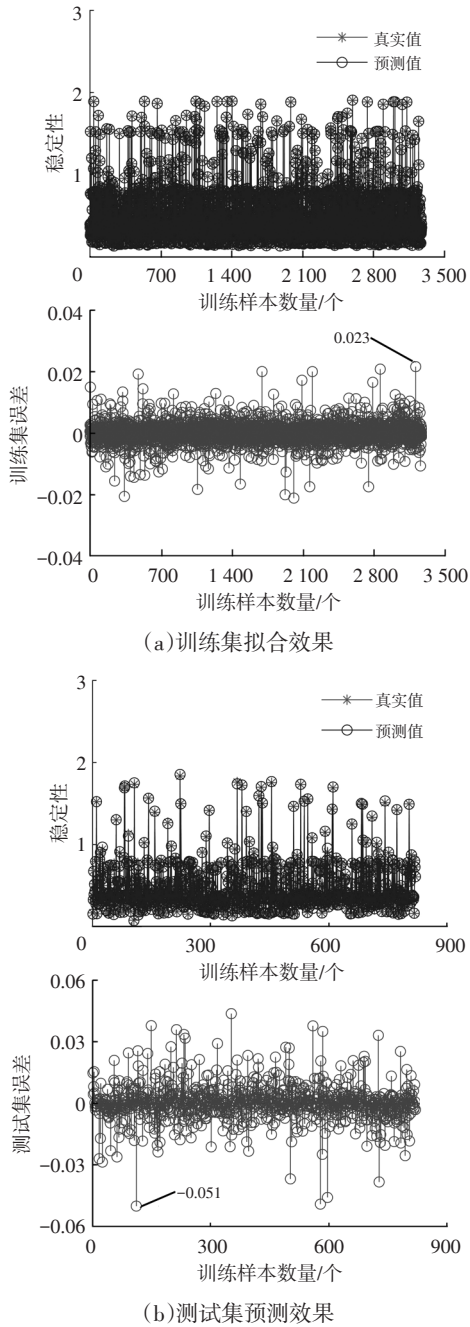


图7 稳定性W神经网络训练和测试结果

4 基于PSO-BP优化的MPC控制器仿真验证

为了验证本文设计控制器的实际效果,分别进行低路面附着系数低速工况、高路面附着系数低速和高速工况及中路路面附着系数中速工况双移线跟踪仿真对比验证。考虑实际运行安全因素,取目标函数权重 $A=8, B=2$ 。

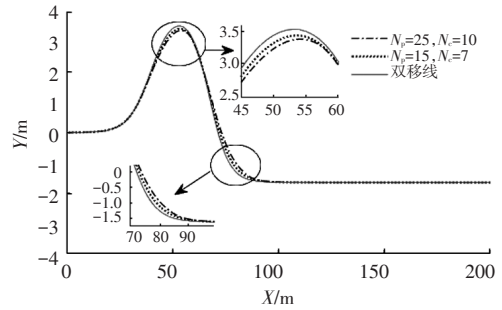
4.1 低路面附着系数低速工况双移线跟踪仿真

设置路面附着系数 $\mu=0.4$ 、车速 $v=40$ km/h,利用PSO-BP算法得到 $N_p=15, N_c=7$;选择对比验证固定时域参数 $N_p=25, N_c=10$ 。将参数输入MPC控制器进行仿真,各评价指标如表1所示,跟踪效果及跟踪偏差如图8所

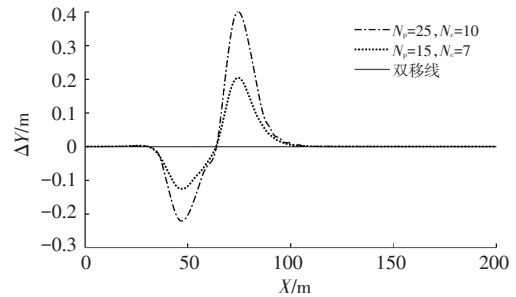
示,质心侧偏角及横摆角速度如图9所示。

表1 低附着低速工况仿真结果

项目	N_p	N_c	e_{mean}/m	e_{max}/m	$\dot{\varphi}_{max}/(^\circ)\cdot s^{-1}$	$\beta_{max}/(^\circ)$
固定时域参数	25	10	0.045 58	0.400 47	16.613 1	1.139 48
PSO-BP算法	15	7	0.025 61	0.204 69	16.199 8	1.153 81

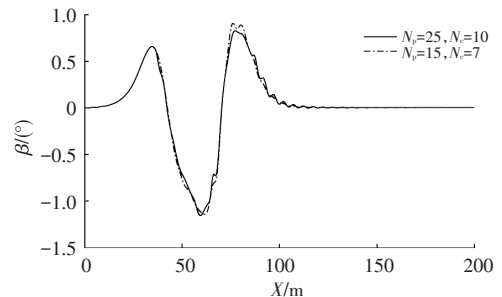


(a)跟踪效果

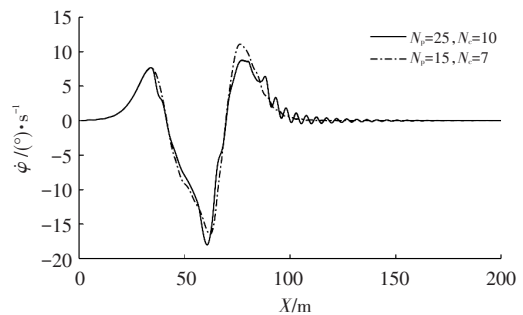


(b)跟踪偏差

图8 低附着低速工况跟踪效果及横向偏差



(a)质心侧偏角



(b)横摆角速度

图9 低附着低速工况质心侧偏角及横摆角速度变化

由表1可知,固定时域MPC横向偏差的最大值和平均值均大于PSO-BP优化的MPC对应值,其最大值分别汽车技术

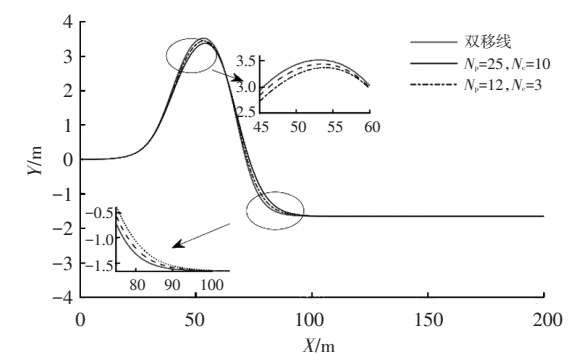
为 0.400 5 m 和 0.204 7 m,后者降低了近 50%。仿真结果显示,PSO-BP 优化的 MPC 控制器最大质心侧偏角和最大横摆角速度较固定时域 MPC 控制器大,但二者仅相差 0.014° 和 0.042 (°)/s,因为后者采用了较大的时域控制参数,车辆稳定性相对增加,但横向偏差较大。由图 8 可知:PSO-BP 优化的 MPC 控制器控制车辆跟踪的横向偏差始终小于固定时域 MPC 作用时的横向偏差;2 种控制器分别作用时,质心侧偏角及横摆角速度相差较小,均能保证车辆进行路径跟踪时的稳定性,如图 9 所示。由此可见,PSO-BP 优化的 MPC 路径跟踪控制策略能够提高路径跟踪精度。

4.2 高路面附着系数低速工况双移线跟踪仿真

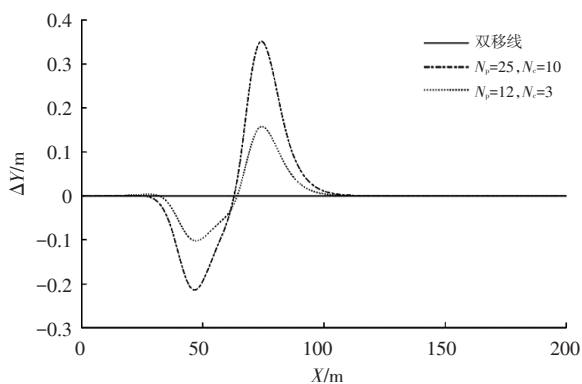
设置路面附着系数 $\mu=0.8$ 、车速 $v=40$ km/h,利用 PSO-BP 算法得到 $N_p=12$ 、 $N_c=3$;选择对比验证固定时域参数 $N_p=25$ 、 $N_c=10$ 。将参数输入 MPC 控制器进行仿真,各评价指标如表 2 所示,跟踪效果及跟踪偏差如图 10 所示,质心侧偏角及横摆角速度如图 11 所示。

表 2 高附着低速工况仿真结果

项目	N_p	N_c	e_{mean}/m	e_{max}/m	$\dot{\varphi}_{\text{max}}/(\text{°}\cdot\text{s}^{-1})$	$\beta_{\text{max}}/(\text{°})$
固定时域参数	25	10	0.044 67	0.351 68	15.344 3	1.141 49
PSO-BP 算法	12	3	0.020 64	0.157 83	15.800 1	1.368 19

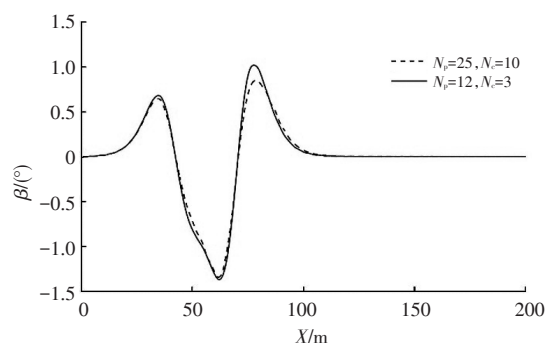


(a)跟踪效果

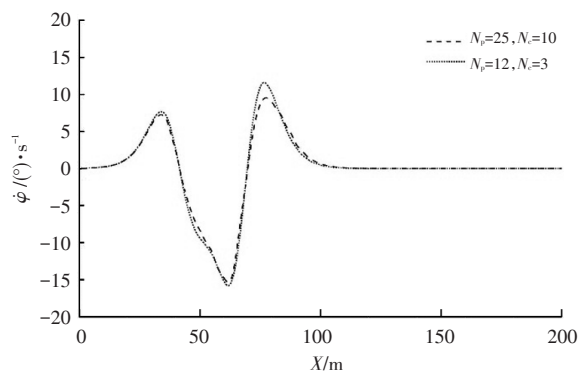


(b)跟踪偏差

图 10 高附着低速工况跟踪效果及横向偏差



(a)质心侧偏角



(b)横摆角速度

图 11 高附着低速工况质心侧偏角及横摆角速度变化

由表 2 可知,固定时域 MPC 横向偏差的最大值和平均值均大于 PSO-BP 优化的 MPC 对应值,其最大值分别为 0.351 7 m 和 0.157 8 m,后者降低了 55%。仿真结果显示,PSO-BP 优化的 MPC 控制器最大质心侧偏角和最大横摆角速度较固定时域 MPC 控制器略大,但其仅相差 0.226 7° 和 0.455 8 (°)/s,因为后者采用了较大的时域控制参数,车辆稳定性相对增加,但其横向偏差较大。由图 10 可知:PSO-BP 优化的 MPC 控制器控制车辆跟踪的横向偏差始终小于固定时域 MPC 作用时的横向偏差;2 种控制器分别作用时,质心侧偏角及横摆角速度相差不大,均能保证车辆进行路径跟踪时的稳定性,见图 11。由此可见,PSO-BP 优化的 MPC 路径跟踪控制策略能够提高路径跟踪精度。

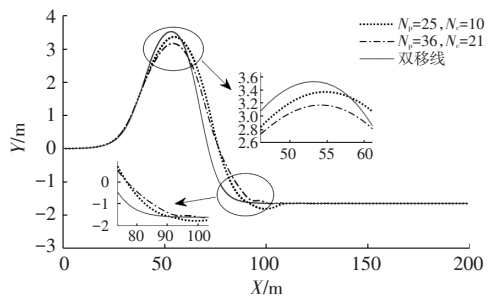
4.3 高路面附着系数高速工况双移线跟踪仿真

设置路面附着系数 $\mu=0.8$ 、车速 $v=80$ km/h,利用 PSO-BP 算法得到 $N_p=36$ 、 $N_c=21$;选择对比验证固定时域参数 N_p 、 N_c 不变。将参数分别输入控制器进行仿真,得到仿真结果如表 3、图 12 及图 13 所示。

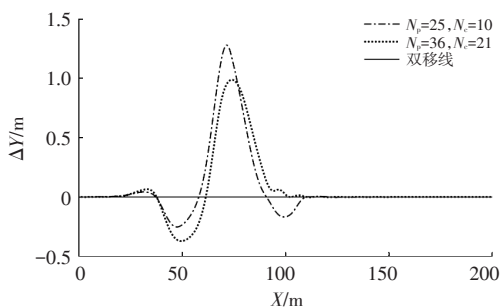
由表 3 可知:相比于固定时域 MPC,PSO-BP 优化的 MPC 各项评价指标均小于前者;前者横向偏差较大,控制精度较低,最大质心侧偏角接近 10°,最大横摆角速度达到 39.476 (°)/s,车辆行驶稳定性较差,可能产生侧滑等危险。

表3 高附着高速工况仿真结果

项目	N_p	N_c	e_{mean}/m	e_{max}/m	$\dot{\varphi}_{max}/(^\circ)\cdot s^{-1}$	$\beta_{max}/(^\circ)$
固定时域参数	25	10	0.120 99	1.279 52	39.476 13	10.113 92
PSO-BP算法	36	21	0.117 71	0.930 76	33.034 32	3.631 59

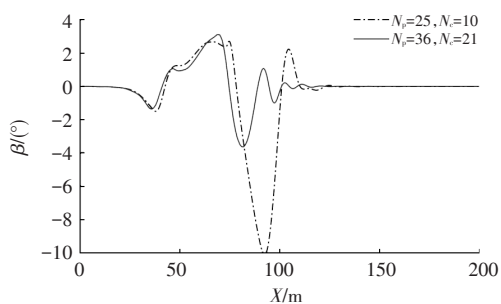


(a)跟踪效果

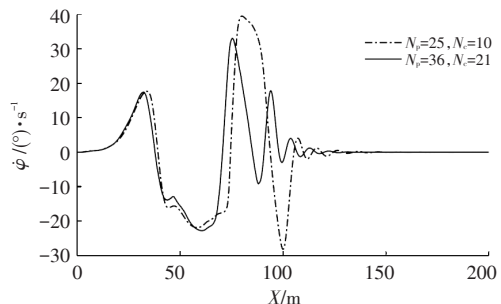


(b)跟踪误差

图12 高附着高速工况跟踪效果及横向偏差



(a)质心侧偏角



(b)横摆角速度

图13 高附着高速工况质心侧偏角及横摆角速度变化

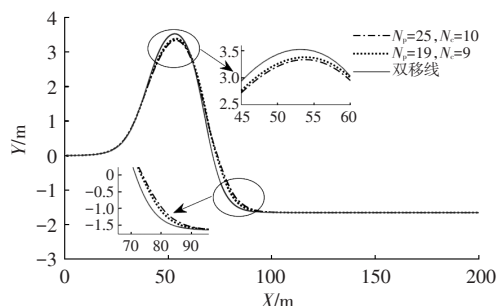
4.4 中路面附着系数中速工况双移线跟踪仿真

设置路面附着系数 $\mu=0.6$ 、车速 $v=60\text{ km/h}$,利用PSO-BP算法得到 $N_p=19$ 、 $N_c=9$;选择对比验证固定时域

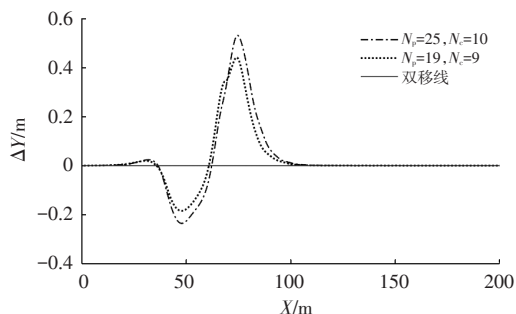
参数 N_p 、 N_c 不变。将参数分别输入控制器进行仿真,得到仿真结果,如表4、图14及图15所示。

表4 中附着中速工况仿真结果

项目	N_p	N_c	e_{mean}/m	e_{max}/m	$\dot{\varphi}_{max}/(^\circ)\cdot s^{-1}$	$\beta_{max}/(^\circ)$
固定时域参数	25	10	0.057 31	0.531 04	18.125 33	2.075 50
PSO-BP算法	19	9	0.047 13	0.441 25	20.456 97	2.167 67

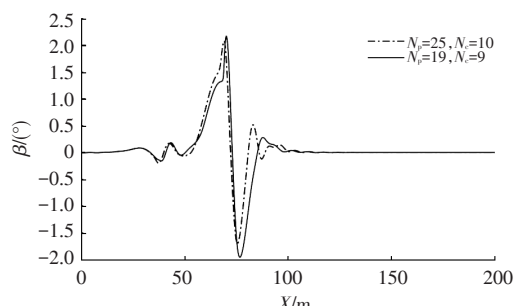


(a)跟踪效果

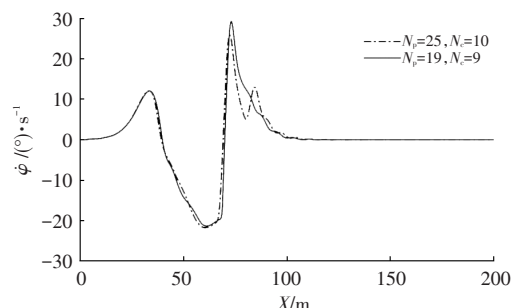


(b)跟踪误差

图14 中附着中速工况跟踪效果及横向偏差



(a)质心侧偏角



(b)横摆角速度

图15 中附着中速工况质心侧偏角及横摆角速度变化

由表4可知,固定时域MPC横向偏差最大值和平均值均大于PSO-BP优化的MPC对应值,分别为0.531 m和0.441 m,最大质心侧偏角和最大横摆角速度小于后者,但是后者显著提高了跟踪精度,如图14所示。由图15可知,后者最大质心侧偏角和横摆角速度分别为 2.168° 和 20.457 ($^\circ$)/s,车辆处于稳定状态,在保证车辆稳定性的前提下,能够提高跟踪精度。

4种工况下双移线跟踪仿真验证结果表明:车辆以中低速行驶时,基于PSO-BP获得时域参数的MPC控制器,能够在保证车辆行驶稳定性的前提下提高控制器的跟踪精度;车辆高速行驶时,利用PSO-BP优化算法获得时域参数的MPC控制器,不仅能够提高控制器的跟踪精度,还能提高车辆的行驶稳定性。

5 结束语

为了兼顾时域参数、路面附着条件及控制时效性对无人驾驶汽车路径跟踪控制效果的影响,本文提出了基于PSO-BP优化的MPC路径跟踪控制策略,并在低路面附着系数低速、高路面附着系数低速、高路面附着系数高速及中路面附着系数中速工况下验证了控制效果,得出以下结论:

a. PSO-BP优化后的MPC控制器路径跟踪过程中,高附着、低附着路面低速工况下横向控制精度提高了50%以上;中速工况和高速工况下横向控制精度分别提高了20%和9%。

b. 基于PSO-BP优化的MPC路径跟踪控制策略能够依据路面附着条件和车速自适应 N_p 、 N_c 参数,与固定时域参数相比,不仅能提高车辆路径跟踪精度,还能兼顾车辆行驶稳定性。

c. 利用PSO-BP离线优化MPC控制器的预测时域和控制时域参数,利用BP神经网络泛化能力,降低在线数据复杂程度,可有效提高控制的时效性。

本文BP神经网络训练样本附着系数只有0.4和0.8,后续研究工作需要进一步优化;控制策略仅在仿真环境验证,需要进一步开展实车验证。

参 考 文 献

[1] AMER N H, ZAMZURI H, HUDHA K, et al. Path Tracking Controller of an Autonomous Armoured Vehicle Using Modified Stanley Controller Optimized with Particle Swarm Optimization[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2018, 40(2): 1-17.

[2] 戈一航, 杨光永, 徐天奇, 等. 基于SSA优化PID在移动机器人路径跟踪中的研究[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(9): 64-69.

GE Y H, YANG G Y, XU T Q, et al. Research on Optimized PID Based on SSA in Path Tracking of Mobile Robot[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(9): 64-69.

[3] 赵健, 杜金朋, 朱冰, 等. 基于自适应动态滑模控制的智能汽车纵向巡航控制[J]. 汽车工程, 2022, 44(1): 8-16.

ZHAO J, DU J P, ZHU B, et al. Longitudinal Cruise Control of Intelligent Vehicles Based on Adaptive Dynamic Sliding Mode Control[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(1): 8-16.

[4] GOODARZI A, SABOOTEH A, ESMAILZADEH E. Automatic Path Control Based on Integrated Steering and External Yaw-Moment Control[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part K Journal of Multi-body Dynamics, 2008, 222(2): 189-200.

[5] JALALI M, KHOSRAVANI S, KHAJEPOUR A, et al. Model Predictive Control of Vehicle Stability Using Coordinated Active Steering and Differential Brakes[J]. Mechatronics, 2017, 48: 30-41.

[6] FALCONE P, BORRELLI F, TSENG H E, et al. Linear Time-Varying Model Predictive Control and its Application to Active Steering Systems: Stability Analysis and Experimental Validation[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2018, 18(8): 862-875.

[7] 龚建伟, 姜岩, 徐威. 无人驾驶车辆模型预测控制[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2014.

GONG J W, JIANG Y, XU W. Model Predictive Control of Self-Driving Vehicle[M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2014.

[8] 张睿, 谢正超, 赵晶, 等. 基于非线性预测和沿轨迹线性化MPC的车辆路径跟踪控制方法[J]. 汽车技术, 2022(3): 28-34.

ZHANG R, XIE Z C, ZHAO J, et al. Vehicle Path Following Control Method Based on MPC-NPLT[J]. Automobile Technology, 2022(3): 28-34.

[9] 刘溯奇, 王刚, 安伟彪, 等. 基于变预测时域的电动汽车轨迹跟踪控制[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(17): 7348-7354.

LIU S Q, WANG G, AN W B, et al. Trajectory Tracking Based on the Varied Prediction Domain[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(17): 7348-7354.

[10] 白国星, 孟宇, 刘立, 等. 基于可变预测时域及速度的车辆路径跟踪控制[J]. 中国机械工程, 2020, 31(11): 1277-1284.

BAI G X, MENG Y, LIU L, et al. Path Tracking Control of Vehicles Based on Variable Prediction Horizon and Velocity[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(11): 1277-1284.

[11] 吴施鹏, 刘冉冉, 颜海彬, 等. 基于模型预测的无人车路径跟踪优化控制[J]. 重庆理工大学学报(自然科学),

- 2020, 34(12): 36-44.
- WU S P, LIU R R, YAN H B, et al. Optimal Control of Unmanned Vehicle Path Tracking Based on Model Prediction[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2020, 34(12): 36-44.
- [12] 范贤波, 彭育辉, 钟聪. 基于自适应MPC的自动驾驶汽车轨迹跟踪控制[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2021, 49(4): 500-507.
- FAN X B, PENG Y H, ZHONG C. Trajectory Tracking Control of Autonomous Vehicles Based on Adaptive MPC [J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2021, 49(4): 500-507.
- [13] 陈荫三, 余强. 汽车动力学[M]. 第四版. 北京: 清华大学出版社, 2009.
- CHEN Y S, YU Q. Vehicle Dynamics [M]. 4th Ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2009.
- [14] 孙银健. 基于模型预测控制的无人驾驶车辆轨迹跟踪控制算法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2015.
- SUN Y J. Research on Model Predictive Control- Based Trajectory Tracking Algorithm for Unmanned Vehicles[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2015.
- [15] 潘公宇, 张明梅. 高速转向工况下汽车操纵稳定性和平顺性研究[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2016, 41(3): 674-683.
- PAN G Y, ZHANG M M. Study on Vehicle Handling Stability and Ride Performance at High Speed Steering Condition[J]. Journal of Guangxi University (Natural Science Edition), 2016, 41(3): 674-683.
- [16] 李寿涛, 李秋媛, 刘辉. 等. 可实现车辆稳定性控制的滑模变结构策略[J]. 吉林大学学报(工学版), 2019, 49(4): 1288-1292.
- LI S T, LI Q Y, LIU H, et al. Sliding Mode Variable Structure Strategy for Vehicle Stability Control[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2019, 49(4): 1288-1292.

(责任编辑 王 一)

修改稿收到日期为2022年10月25日。

《汽车技术》“智能电动汽车全域安全”专刊征稿通知

在“新四化(电动化、网联化、智能化、共享化)”背景下,智能电动汽车已然成为汽车工业的发展趋势。智能电动车不但可以为用户提供更加便利和优质的出行体验,还可为社会带来节能减排、交通拥堵缓解、道路安全提升等多重效益。然而,智能电动汽车的发展正面临着众多安全挑战,除传统的主被动安全外,还有诸如车辆起火及电池热失控、信息泄露及网络攻击、功能失效等新的安全问题。因此,迫切需要从更广维度来重新定义智能电动汽车安全,即全域安全。智能电动汽车全域安全包括:智能生命安全域、能源动力安全域及网络信息安全域。全域安全问题的解决程度,将成为衡量智能电动汽车发展水平的关键因素。

为更好地交流学术思想、分享研发经验、展示优秀成果,共同促进智能电动汽车全域安全水平的快速发展,《汽车技术》适时推出“智能电动汽车全域安全”专刊,并特邀湖南大学孙光永教授和张冠军副教授担任客座主编,欢迎全国高校、科研院所和企业单位的科研团队踊跃投稿。

一、征稿主题(包括但不限于以下主题)

智能生命安全域:交通事故调查与分析、人体损伤生物力学、结构耐撞性分析与设计、先进主动安全功能、智能驾驶功能安全、乘员智能防护、弱势人群智能防护、主被动安全融合技术、先进安全测评技术

能源动力安全域:电池多尺度表征与建模、电池碰撞与防护、电池机械滥用与热失控、电池热分析与控制、先进电池测评技术

网络信息安全域:汽车网络安全、汽车信息安全、汽车数据安全

二、投稿须知

1. 请登录 www.qcjs.cbpt.cnki.net 在线投稿。
2. 论文具体要求见本刊主页“下载中心”栏目《作者指南》,在系统内稿件基本信息的中文标题前增加“【智能电动汽车全域安全专刊】”字样。
3. 热烈欢迎第17届国际汽车交通安全学术会议(INFATS 2023)参会代表积极投稿。
4. 投稿截止日期为2023年11月20日。

《汽车技术》编辑部

汽车技术