

doi: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2025.04.008

基于P-PP的轻型商用车路径跟踪控制*

王志红^{1,2,3}, 曾嘉荣^{1,2,3}, 胡杰^{1,2,3}, 张志凌^{1,2,3}, 杨东浩^{1,2,3}, 纪越丰^{1,2,3}

(1. 武汉理工大学, 现代汽车零部件技术湖北省重点实验室, 武汉 430070;

2. 武汉理工大学, 汽车零部件技术湖北省协同创新中心, 武汉 430070;

3. 新能源与智能网联车湖北工程技术研究中心, 武汉 430070)

[摘要] 为提高轻型商用车在复杂曲率工况下路径跟踪的精度和稳定性, 本文提出一种预测纯跟踪(predictive-pure pursuit, P-PP)控制方法。首先, 根据车辆离散运动学模型设计P-PP控制器, 并基于航向误差设计PID补偿器, 提高跟踪精度与稳定性。其次, 针对固定预测时域算法难以在复杂曲率工况下同时保证精度和稳定性的问题, 提出变预测时域优化算法, 建立以预测时域内的车辆横向误差和曲率误差为代价的评价函数, 采用贝叶斯优化获取最优预测时域, 解决精度和稳定性之间的矛盾。最后, 进行TruckSim/Simulink联合仿真和实车试验, 实车试验中基于贝叶斯优化的P-PP控制器的横向、航向误差、转向盘转角均方根分别为0.113 m、0.045 rad、153.2°, 均优于基于模糊控制的P-PP和MPC控制器中的相应指标, 表明所提出的控制器在复杂曲率下能保持良好的跟踪精度与稳定性。

关键词: 轻型商用车; 路径跟踪; P-PP; PID补偿; 贝叶斯优化

Path Tracking Control of Light Commercial Vehicles Based on P-PP

Wang Zhihong^{1,2,3}, Zeng Jiarong^{1,2,3}, Hu Jie^{1,2,3}, Zhang Zhiling^{1,2,3},
Yang Donghao^{1,2,3} & Ji Yuefeng^{1,2,3}

1. Wuhan University of Technology, Hubei Key Laboratory of Modern Auto Parts Technology, Wuhan 430070;

2. Wuhan University of Technology, Auto Parts Technology Hubei Collaborative Innovation Center, Wuhan 430070;

3. Hubei Technology Research Center of New Energy and Intelligent Connected Vehicle Engineering, Wuhan 430070

[Abstract] To improve the accuracy and stability of path tracking for light commercial vehicles under complex curvature conditions, in this paper a Predictive-Pure Pursuit (P-PP) control method is proposed. Firstly, a P-PP controller is designed based on the vehicle's discrete kinematic model, and a PID compensator is developed based on heading error to enhance tracking accuracy and stability. Secondly, to address the challenge of maintaining both accuracy and stability under complex curvature conditions with a fixed prediction horizon algorithm, a variable prediction horizon optimization algorithm is proposed. A cost function based on the lateral and curvature errors within the prediction horizon is established, and Bayesian optimization is used to determine the optimal prediction horizon, resolving the conflict between accuracy and stability. Finally, TruckSim/Simulink co-simulation and real vehicle tests are conducted. In the real vehicle tests, the root mean square values of the lateral error, heading error, and steering wheel angle for the Bayesian-optimized P-PP controller is 0.113 m, 0.045 rad, and 153.2°, respectively, all of which are superior to the corresponding metrics of the P-PP controller based on fuzzy control and the MPC controller, indicating that the proposed controller maintains good precision and stability under complex curvature conditions.

Keywords: light commercial vehicles; path tracking; P-PP; PID compensation; Bayesian optimization

* 湖北省重大攻关项目(JD2023BAA017)资助。

原稿收到日期为2024年09月09日, 修改稿收到日期为2024年10月29日。

通信作者: 胡杰, 教授, 博士, E-mail: auto_hj@163.com。

前言

近年来,自动驾驶技术迅速发展,其整体架构可分为“感知—规划—控制”^[1],而路径跟踪技术在运动控制中发挥着至关重要的作用。路径跟踪的目的是使车辆准确跟踪决策规划模块发出的期望路径,其主要任务是根据车辆的运动学和动力学模型求解相应的控制量来实现对期望路径的实时跟随^[2-4],而相比于乘用车,轻型商用车由于体积大、轴距长等特点,在复杂曲率路径上难以表现出良好的路径跟踪性能。因此,研究轻型商用车的自动驾驶技术变得尤为重要。

国内外学者对路径跟踪技术展开了广泛研究,现有的路径跟踪控制方法可分为无模型控制方法和基于模型控制方法^[5]。无模型控制方法不需要建立被控车辆的模型,可忽略车辆特性,直接根据车辆与参考路径之间的偏差计算前轮转角,其中PID控制方法^[6]具有实现简单、成熟可靠等优点,但对车辆的非线性特性和复杂道路环境的适应性差,控制效果有待提升;模糊控制方法^[7]基于模糊理论,相较于PID方法具有较好的控制效果,但是需要依靠人的经验设计隶属度函数和模糊规则。基于模型控制方法又可分为基于运动学模型的控制方法和基于动力学模型的控制方法。基于运动学的控制方法主要包括纯跟踪(pure pursuit, PP)控制算法^[8]和Stanley控制算法^[9],但上述两种算法对高速工况和大曲率道路的适应性较差,无法满足实际控制需求^[10]。基于动力学模型的控制方法能够更准确地表征车辆系统的实际特性,提升控制的精度和稳定性。其中LQR(linear quadratic regulator)控制方法^[11]通过设计适当的状态反馈矩阵 K ,使得代价函数最小,以实现系统的稳定性、准确性和高效性,但该方法无法预测未来道路曲率的变化^[12];MPC(model predictive control)控制方法^[13-14]通过预测未来一段时域内的车辆状态来优化迭代求解控制序列,但此方法对模型参数变化和系统不确定性较为敏感^[15],无法很好地处理参数变化和外部扰动。

在上述控制方法中,纯跟踪算法基于车辆运动几何学,通过车辆模型与参考路径的运动学关系来获取前轮转角控制量,因具有模型复杂度低、实时性高等优势,而广泛应用于车辆路径跟踪控制。文献[16]中将一个周期内的横向误差和航向误差之和作

为模糊控制器的第一输入,以车速作为第二输入,将前视距离作为输出,有效提高跟踪过程中的行驶稳定性和跟踪精度,但是该方法预测性不足,无法较好地处理航向角突变或大曲率工况。文献[17]中针对自动驾驶车辆速度和预瞄距离对纯跟踪模型轨迹跟踪控制的影响,提出了基于两个模糊控制器的路径跟踪算法,用于调整车辆速度和预瞄距离,提高整个系统的跟踪性能,但是该方法容易造成转向盘摆动,影响车辆稳定性。文献[18]中采用I-PP的控制方法,保证在不同初始偏差和不同目标行驶速度下能够快速消除初始偏差,提高行驶平稳性,但文中并未考虑不同道路曲率对实际控制的影响。文献[19]中提出了一种改进的纯跟踪算法,并设计了一种自适应调整预瞄距离的规则,提高了跟踪精度,但未考虑弯曲道路工况。

此外,近年来基于学习的控制方法得到了广泛的研究和应用。文献[20]中针对现有控制方法风格单一的问题,提出了多风格值分布强化学习算法,但在复杂曲率工况难以平滑切换驾驶风格,进而导致车辆稳定性较差。文献[21]中提出了一种基于学习的模型预测控制策略,依赖高斯过程回归实时修正车辆模型误差。文献[22]中则针对车辆在复杂非结构化环境下难以平衡跟踪精度和横摆稳定性的问题,提出了一种基于学习型滑模预测控制的方法。尽管这两种方法在控制精度上有所提升,但由于依赖实时数据训练,在复杂多变的场景下难以实现实车部署。

针对以上问题,本文设计了一种基于P-PP的路径跟踪控制器。首先建立车辆运动学模型,并在该模型的基础上,考虑航向误差进行PID转角补偿,减小跟踪误差;其次结合模型预测控制的思想,基于离散运动学模型预测未来车辆状态较好地处理航向角突变或大曲率工况,提升车辆稳定性;然后考虑车辆横向误差和曲率误差设计了代价函数作为性能评价函数,并采用贝叶斯优化对代价函数中的预测时域进行优化,以提高路径跟踪控制器的跟踪精度和稳定性。最后,通过TruckSim/Simulink对复杂曲率工况的联合仿真,以及在复杂曲率路径下的实车试验,验证了该控制方法的优越性和有效性。

1 车辆运动学模型构建

纯跟踪(PP)控制方法基于后轴中心建立的车辆运动学模型如图1所示^[23]。

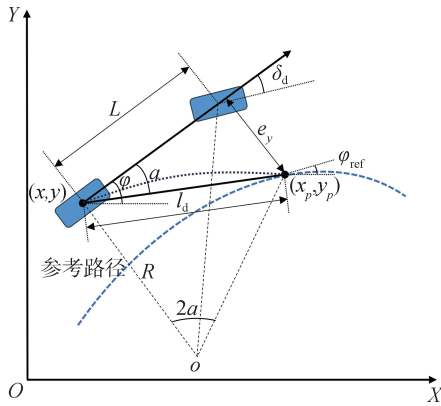


图1 纯跟踪控制方法示意图

图1中,车辆以后轴中心 (x, y) 作为控制点, (x_p, y_p) 表示期望轨迹上的预瞄点, L 表示车辆轴距, R 表示车辆转弯半径, l_d 为预瞄距离, δ_d 为前轮转角, e_y 为车辆相对于参考路径的横向误差, a 表示车辆航向与预瞄方向间的夹角,即预瞄偏差角。根据图1的几何关系可得:

$$R = \frac{l_d}{2\sin a} \quad (1)$$

由阿克曼转向几何定理可以得到:

$$\tan \delta_d = \frac{L}{R} \quad (2)$$

最后,由式(1)和式(2)得到纯跟踪控制转角计算式为

$$\delta_d = \arctan \frac{2L \sin a}{l_d} \quad (3)$$

2 路径跟踪控制器

传统纯跟踪控制器仅依赖固定预瞄距离求解转角,未考虑到路径跟踪时存在航向误差以及不同曲率对控制效果的影响,从而限制其应对航向角变化和大曲率工况的能力。针对上述问题,提出一种基于P-PP的路径跟踪控制方法,根据预测模型充分利用未来路径信息求解输出转角,整体框架如图2所示。其中在线阶段的PID补偿器用于抑制复杂工况与外界干扰所引起的跟踪误差;离线阶段考虑车辆横向误差和曲率误差设计了代价函数,假设其符合高斯分布,使用贝叶斯优化对预测时域 N 进行优化,并将优化的预测时域发送给在线阶段的P-PP控制器,保证控制器在复杂曲率道路下的跟踪性能。

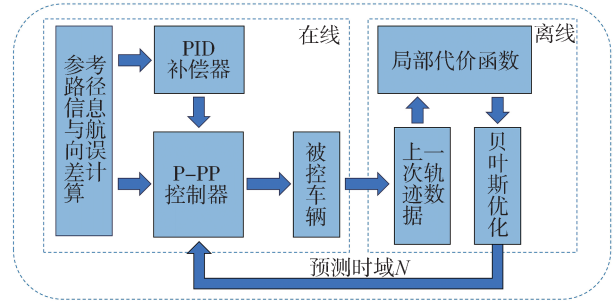


图2 路径跟踪控制器框架

2.1 PID补偿器

现有的纯跟踪算法仅考虑位置误差而缺乏对航向误差的考虑,难以在复杂工况下保证控制精度和稳定性。为此,提出了一种基于车辆航向误差的PID转角补偿器。

如图1所示, φ 表示当前位置车辆航向角, φ_{ref} 表示期望航向角。定义航向误差为

$$e_\varphi = \varphi - \varphi_{ref} \quad (4)$$

PID补偿器针对车辆的航向误差进行转角补偿,则相应的前轮补偿转角表示为

$$\delta_\varphi = k_p \cdot e_\varphi + k_i \cdot \int e_\varphi \cdot dt + k_d \cdot \frac{de_\varphi}{dt} \quad (5)$$

式中: δ_φ 为基于航向误差的PID补偿器输出的补偿转角; k_p 、 k_i 、 k_d 分别表示比例系数、积分系数、微分系数。

因此,综合式(3)和式(5),前轮转角表示为

$$\delta_f = t_d \cdot \delta_d + t_\varphi \cdot \delta_\varphi \quad (6)$$

式中 t_d 、 t_φ 分别表示PP控制器的转角权重系数和PID补偿器的转角权重系数。

2.2 P-PP控制器

运用模型预测控制的基本思想,基于离散运动学模型预测未来车辆状态,进而计算得到预测时域内预瞄偏差角 a 和航向误差 e_φ 的状态序列,并通过加权计算得到相应转角控制量。与MPC方法一致,P-PP须通过车辆模型获取车辆未来一段时间的状态变化。在低速场景下,可以忽略轮胎变形以及横向受力的影响,将车身视为刚体,简化表示为车辆运动学模型有:

$$\begin{cases} \dot{X} = v \cos \varphi \\ \dot{Y} = v \sin \varphi \\ \dot{\varphi} = \frac{v}{L} \tan \delta \end{cases} \quad (7)$$

式中: \dot{X} 、 \dot{Y} 分别为纵横方向车辆的速度分量; v 为车辆当前速度; δ 为前轮转角。

假设车辆初始状态 (x_0, y_0, φ_0) 、前轮转角 δ 和速度 v 已知,预测时域为 N ,离散时间为 dt ,基于离散动力学模型预测未来车辆状态的计算方程为

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + vdt \cdot \cos \varphi_k \\ y_{k+1} = y_k + vdt \cdot \sin \varphi_k \\ \varphi_{k+1} = \varphi_k + \frac{vdt}{L} \cdot \tan \delta \end{cases} \quad (8)$$

由式(8)可以得到预测时域内的车辆所有状态用矩阵形式表示为

$$[x_0, y_0, \varphi_0; x_1, y_1, \varphi_1; x_2, y_2, \varphi_2; \dots; x_N, y_N, \varphi_N] \quad (9)$$

继而可得到预测时域内 k 时刻的预瞄偏差角 $a(k)$ 和航向误差 $e_\varphi(k)$ 。为了考虑不同车速下预瞄距离对控制效果的影响,选取预瞄距离 l_d 为

$$l_d = k_v \cdot v + l_{d0} \quad (10)$$

式中: k_v 为速度比例系数; l_{d0} 为基础预瞄距离。

针对该离散系统,则式(3)、式(5)和式(6)变换为

$$\delta_d(k) = \arctan \frac{2L \sin a(k)}{l_d} \quad (11)$$

$$\delta_\varphi(k) = k_p e_\varphi(k) + k_i \sum_{j=0}^k e_\varphi(j) + k_d (e_\varphi(k) - e_\varphi(k-1)) \quad (12)$$

式中: $\delta_d(k)$ 为 k 时刻的纯跟踪控制转角; $\delta_\varphi(k)$ 为 k 时刻的PID补偿转角。因此, k 时刻的前轮转角为

$$\delta_i(k) = t_d \cdot \delta_d(k) + t_\varphi \cdot \delta_\varphi(k) \quad (13)$$

P-PP算法流程图如图3所示,该算法转角计算取决于预测模型,该预测机制通过增加预测控制器在每个状态下输出合适稳态转角而不是只依靠预瞄点计算转角,能够有效处理航向角突然变化和应对大曲率道路工况,并充分利用未来参考点信息降低跟踪误差,提升路径跟踪精度。

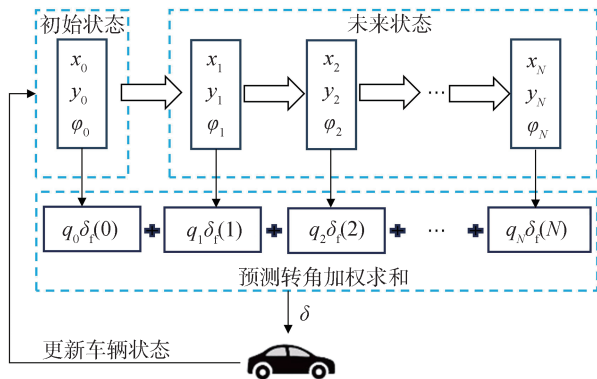


图3 P-PP算法转角计算流程图

结合图3可知预测时域内 N 个转角控制器的加权求和,即P-PP控制器所计算的前轮转角为

$$\delta_p = \sum_{k=0}^N q_k \cdot \delta_i(k) \quad (14)$$

式中: δ_p 为P-PP控制器输出的转角; q_k 为在 N 个预测步长内第 k 个转角控制器权重。

综合上述内容,可以得到该控制器最终输出至车辆转向盘转角为

$$\delta = i_p \cdot \delta_p \quad (15)$$

式中 i_p 为车辆的转向传动比。

2.3 预测时域动态调节

考虑到实际道路环境复杂,道路曲率的变化会对路径跟踪控制器的控制效果造成较大的影响。针对此问题,本文提出了一种自适应预测时域的方法,考虑预测时域内的车辆横向误差和曲率误差,建立以二者之和为代价的评价函数,采用贝叶斯优化实现对P-PP控制器中预测时域的动态调节,提升控制器的适应性和跟踪性能。

2.3.1 高斯过程回归

高斯过程是概率论和数理统计中的一种随机过程,其中任意一组随机变量都服从联合高斯分布。高斯过程回归则是一种利用高斯过程先验进行数据回归分析的非参数模型。

对于输入集 $Z = (z_1, z_2, \dots, z_n)$,如果 $f(Z) = [f(z_1), f(z_2), \dots, f(z_n)]$ 服从多元高斯分布,则称 f 为一个高斯过程,表示为

$$f(Z) \sim \mathcal{N}(\mu(Z), H(Z, Z)) \quad (16)$$

式中: $\mu(Z)$ 为均值函数,表示各个维度的均值; $H(Z, Z)$ 为核函数,表示各个维度之间的相关性。高斯过程由均值函数和核函数唯一定义。由于径向基函数具有广泛适用性和便于优化的特性,本文选择径向基函数作为核函数,其表达式为

$$H(z_i, z_j) = \sigma^2 \exp\left(-\frac{\|z_i - z_j\|^2}{2l^2}\right) \quad (17)$$

式中: $H(z_i, z_j)$ 为输入 z_i 和 z_j 之间的核函数值; σ 为核函数的尺度参数,用于控制核函数的幅度; l 为长度尺度参数,控制函数的平滑程度, l 越小表示函数变化越剧烈。定义核函数的超参数为

$$\lambda = (\sigma, l) \quad (18)$$

式中 λ 是须优化的超参数,决定高斯过程模型的性能。

使用最大化边缘对数似然来寻找最优超参数,假设均值函数初始值 $\mu(0) = 0$,则高斯过程回归的边缘对数似然函数为

$$\ln P(f(Z)|Z, \lambda) = -\frac{1}{2} f^T(Z) \mathbf{H}(Z, Z)^{-1} f(Z) - \frac{1}{2} \ln |\mathbf{H}(Z, Z)| - \frac{n}{2} \ln(2\pi) \quad (19)$$

在已知观测数据集 $\mathcal{D}_n = \{(z_i, f(z_i))\}_{i=1}^n$ 的前提下,对于任意新的输入 z_{n+1} 、 $f(z_{n+1})$ 和 $f(z_{1:n})$ 服从 $n+1$ 维的联合高斯分布:

$$\begin{pmatrix} f(z_{1:n}) \\ f(z_{n+1}) \end{pmatrix} \sim \mathcal{N} \left(\begin{pmatrix} \mu(z_{1:n}) \\ \mu(z_{n+1}) \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \mathbf{H}(z_{1:n}, z_{1:n}) & \mathbf{H}(z_{1:n}, z_{n+1}) \\ \mathbf{H}(z_{1:n}, z_{n+1})^T & \mathbf{H}(z_{n+1}, z_{n+1}) \end{pmatrix} \right) \quad (20)$$

其中:

$$\mathbf{H}(z_{n+1}, z_{n+1}) = \mathbf{H}(z_{n+1}, z_{n+1})$$

$$\mathbf{H}(z_{1:n}, z_{1:n}) = \begin{pmatrix} \mathbf{H}(z_1, z_1) & \mathbf{H}(z_1, z_2) & \cdots & \mathbf{H}(z_1, z_n) \\ \mathbf{H}(z_2, z_1) & \mathbf{H}(z_2, z_2) & \cdots & \mathbf{H}(z_2, z_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{H}(z_n, z_1) & \mathbf{H}(z_n, z_2) & \cdots & \mathbf{H}(z_n, z_n) \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{H}(z_{1:n}, z_{n+1}) = (\mathbf{H}(z_{n+1}, z_1) \mathbf{H}(z_{n+1}, z_2) \cdots \mathbf{H}(z_{n+1}, z_n))^T$$

根据多元高斯分布的条件分布的性质可知, $f(z_{n+1})$ 符合一维高斯分布:

$$P(f(z_{n+1})|z_{n+1}, \mathcal{D}_n) = \mathcal{N}(\bar{\mu}, \bar{H}) \quad (21)$$

式中 $\bar{\mu}$ 和 \bar{H} 分别为高斯分布后验均值和方差。具体为: $\bar{\mu} = \mathbf{H}(z_{1:n}, z_{n+1})^T \mathbf{H}(z_{1:n}, z_{1:n})^{-1} f(z_{1:n})$; $\bar{H} = \mathbf{H}(z_{n+1}, z_{n+1}) - \mathbf{H}(z_{1:n}, z_{n+1})^T \mathbf{H}(z_{1:n}, z_{1:n})^{-1} \mathbf{H}(z_{1:n}, z_{n+1})$

2.3.2 贝叶斯优化

贝叶斯优化常用于求解未知函数的极值问题。该算法通常采用高斯过程回归,根据已知采样点的信息预测函数值在任意一点的概率分布,然后通过计算采集函数的极值来确定下一个采样点,以实现高效的搜索过程^[24]。由于期望提高函数 (expected improvement, EI) 具有良好的鲁棒性,平衡了对新区域的探索和对已知优良区域的开发,因此本文选择为 EI 作为采集函数。设 f^* 是已知观测数据集 $\mathcal{D}_n = \{(z_i, f(z_i))\}_{i=1}^n$ 中的最小值,即

$$f^* = \min \{f(z_i)\}, i = 1, 2, \dots, n \quad (22)$$

定义效用函数为

$$u(f(z)) = \max \{f^* - f(z), 0\} \quad (23)$$

则相应的 EI 采集函数为

$$\text{EI}(z) = E[u(f(z))|z, \mathcal{D}_n] = (f^* - u(f(z))) \Phi(f^*; \bar{\mu}, \bar{H}) + \bar{K} \phi(f^*; \bar{\mu}, \bar{H}) \quad (24)$$

式中: Φ 为高斯分布的累积分布函数; ϕ 为高斯分布的概率密度函数。通过不断计算找到 EI 采集函数值最大的点,则可以确定目标采集点,从而不断优化模型的性能。

为提高 P-PP 控制器的跟踪性能,综合考虑预测时域内的车辆横向误差 $e_y(k)$ 和曲率误差 $\Delta Kappa(k)$, 预测时域内 k 时刻的车辆横向误差 $e_y(k)$ 表达式为

$$e_y(k) = (y(k) - y_p(k)) \cos \varphi_{\text{ref}}(k) - (x(k) - x_p(k)) \sin \varphi_{\text{ref}}(k) \quad (25)$$

式中: $(x_p(k), y_p(k))$ 为 k 时刻的预瞄点坐标; $\varphi_{\text{ref}}(k)$ 为 k 时刻的期望航向角。

基于曲率公式定义预测时域内 k 时刻的曲率误差 $\Delta Kappa(k)$ 为

$$\Delta Kappa(k) = \frac{|\ddot{y}(x_k)|}{(1 + \dot{y}(x_k)^2)^{\frac{3}{2}}} - \frac{|\ddot{y}(x_{p,k})|}{(1 + \dot{y}(x_{p,k})^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (26)$$

式中 $\dot{y}(x_k)$ 、 $\dot{y}(x_{p,k})$ 、 $\ddot{y}(x_k)$ 、 $\ddot{y}(x_{p,k})$ 分别为预测时域内 k 时刻自车点及预瞄点坐标的 1 阶、2 阶导数。

定义代价函数为

$$J = \frac{1}{N+1} \sum_{k=0}^N (\xi^T(k) \mathbf{Q} \xi(k)) \quad (27)$$

式中: $\xi(k) = [e_y(k), \Delta Kappa(k)]^T$; \mathbf{Q} 为性能目标权重矩阵, $\mathbf{Q} = \text{diag}[Q_1, Q_2]$, Q_1 越大权重越大, 车辆路径跟踪精度越高, Q_2 越大车辆的转向变化越平滑, 车辆行驶平顺性越高, 尤其在道路曲率变化较大的路径上平顺性表现更好。

由代价函数可知, 预测时域 N 的取值决定了控制器的路径跟踪性能, 本文将 N 参数化为 θ , 所以不同的 θ 执行固定的路径跟踪任务将会得到不同的代价。路径跟踪控制器优化的目标是动态调节 θ , 使得性能代价最小, 将性能代价表示为

$$\arg \min J(\theta); \quad \text{s. t. } \theta \in \mathcal{D} \quad (28)$$

将参数 θ 的搜索范围限定在一个有界区域 $\mathcal{D} \in \mathbf{R}^D$ 里面, 其范围通常包含名义设计参数, 在此有界区域内, 参数的探索被认为是安全的且跟踪性能将会得到提升。

由于代价函数的具体表达式形式无法获取, 无法确定其凹凸性或梯度信息, 本文假设为高斯回归过程, 并用贝叶斯优化的方法寻找最优参数, 则有:

$$J(\theta) \sim \mathcal{N}(\mu(\theta), H(\theta, \theta)) \quad (29)$$

本文运用贝叶斯优化方法对P-PP控制器的预测时域 N 进行动态调节优化,通过建立高斯过程模型,对代价函数进行概率建模和预测,以便更有效地选择采集点,提升优化效率。在每次迭代中,通过计算EI采集函数的最大值来确定下一个目标观测参数,并更新控制器参数。该方法反复迭代,探索设定参数区域 \mathcal{D} 内的性能代价,以较少的成本得到性能代价的最小值及其对应的参数 θ^* 。最终,使用贝叶斯优化得到的最优预测时域 N 来调整控制器,实现路径跟踪任务中的最小代价,具体优化步骤如表1所示。

表1 参数优化步骤

算法1:参数优化	
1: Input: 初始化 θ_0 , 以及对应的代价函数 J_0	
2: $\{\theta, J\} \leftarrow \{\theta_0, J_0\}$	
3: procedure	
4: for $i = 1, 2, \dots, N$ do	
5: $(\bar{\mu}, \bar{H}) \leftarrow GP(\lambda, \{\theta, J\})$	
6: $\theta_i = \arg \max EI(\theta)$	
7: θ_i 更新控制器参数, 计算 J_i	
8: $\{\theta, J\} \leftarrow \{\theta_0, J_0\} \cup \{\theta_i, J_i\}$	
9: end for	
10: $\theta^* \leftarrow \arg \min \{J_0, J_1, \dots, J_N\}$	
11: return θ^*	
12: end procedure	

3 仿真分析

通过MATLAB/Simulink和TruckSim联合仿真,验证所提出路径跟踪控制器在复杂曲率工况下的有效性和优越性。仿真车型选用Large European Van,车辆的基本参数及控制参数如表2所示。

选择标准双移线工况与蛇行工况拼接的复杂曲率工况进行测试,其中道路设置为湿滑低附着路面,仿真车速设置为50 km/h。分别设计模糊控制自适应预测时域的P-PP控制器,以及传统的MPC控制器,与本文所提出的基于贝叶斯优化P-PP控制器进行对比分析。各控制器权重参数均为仿真最优参数。仿真结果如图4所示。

图4(a)描述了在模糊P-PP、MPC和贝叶斯P-PP 3种控制器作用下,车辆相对于复杂曲率路径的跟踪效果。可以看出贝叶斯P-PP控制器的跟踪效果最佳,相较于模糊P-PP、MPC控制器对于参考路

表2 车辆及控制参数

参数	数值
整车质量 m/kg	2 500
前轴到质心距离 l_f/m	1.35
后轴到质心距离 l_r/m	3.05
绕z轴转动惯量 $I_z/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	4 116
前轴侧偏刚度 $C_{af}/(\text{N} \cdot \text{rad}^{-1})$	178 000
后轴侧偏刚度 $C_{ar}/(\text{N} \cdot \text{rad}^{-1})$	178 000
转向传动比 i_p	25.0
离散时间 dt/s	0.1
k_p	3
k_i	0.02
k_d	0.4
贝叶斯优化参数 θ 范围	[1, 10]
贝叶斯优化迭代次数	15
性能目标权重矩阵 Q	diag[20, 10]

径的跟踪误差明显更小,精度更高,模糊P-PP控制器的跟踪效果次之,而MPC控制器整体控制效果较差,其跟踪误差较大,与参考路径存在明显的偏移。

图4(b)和图4(c)分别描述了3种控制器作用下,车辆行驶路径相对于参考路径的横向误差和航向误差。由图可知,贝叶斯P-PP控制器跟踪效果最好,在双移线工况时最大横向误差为0.066 m,最大航向误差为0.061 rad,在蛇行工况时最大横向误差为0.062 m,最大航向误差为-0.113 rad。模糊P-PP控制器在双移线工况时最大横向误差为0.095 m,最大航向误差为0.062 rad,在蛇行工况时最大横向误差为0.135 m,最大航向误差为-0.114 rad。MPC控制器相较于模糊P-PP、贝叶斯P-PP控制器误差变化幅度较大,跟踪效果较差,在双移线工况4~5 s即参考路径曲率最大处出现最大横向误差为0.120 m,最大航向误差为-0.090 rad,在蛇行工况时最大横向误差为-0.168 m,最大航向误差为-0.137 rad。

图4(d)描述了3种控制器的输出转向盘转角。由图可看出,贝叶斯P-PP控制器输出的转向盘转角较为平滑,没有出现转角跳变,稳定性好。模糊P-PP控制器在9~10 s即双移线路径与蛇行路径拼接处出现转向盘转角小幅度振荡现象,稳定性较差。而MPC控制器在路径拼接处输出的转向盘转角出现超调现象,除此之外,在路径曲率最大处输出的方向盘转角均出现超调现象,稳定性差。

结果表明:在复杂曲率道路下MPC控制器的路径跟踪效果最差,主要原因是MPC控制器仅依赖固

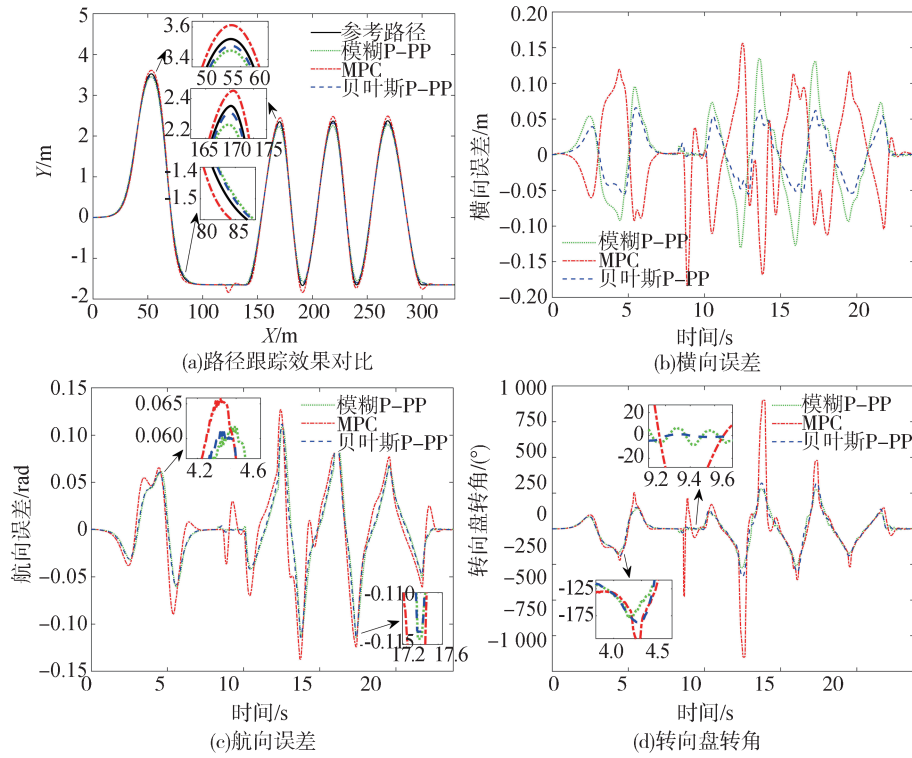


图4 控制器仿真结果对比图

定预测时域求解前轮转角,未考虑到路径跟踪时变曲率道路对控制效果的影响,对复杂曲率道路适应性差。模糊P-PP控制器通过设计隶属度函数和模糊规则来动态调整预测时域,但是该隶属度函数和模糊规则依赖专家经验,造成模糊控制存在一定的偏差,进而计算出错误的前轮转角,导致路径跟踪误差加大。而贝叶斯P-PP控制器能够很好地消除上述影响,通过预测模型充分利用未来路径信息求解前轮转角,并对预测时域 N 进行优化,使得该控制器在复杂曲率道路下具有良好的适应性,并通过PID补偿器达到转角补偿的目的,提升控制精度与稳定性。

图5为仿真试验道路曲率及贝叶斯优化的预测

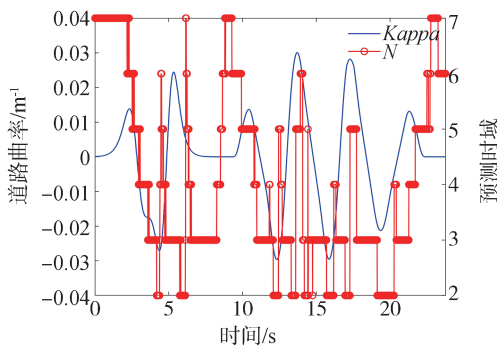


图5 道路曲率及预测时域变化曲线

时域变化曲线,由图可知,道路曲率的变化满足复杂曲率道路场景要求。选择 $\theta_0=7$ 作为初始值,每次迭代优化15次之后得到最优预测时域 N 。

4 实车试验

为验证设计的路径跟踪控制器,采用某型号自动驾驶轻型货车作为实车试验平台对其进行试验测试。该试验平台搭载6枚激光雷达以及摄像头、GNSS、IMU、超声波雷达和毫米波雷达等传感器,如图6所示。



图6 实车试验平台

整车的结构及控制参数如表3所示。

表3 整车结构及控制参数

参数	数值
整车质量 m/kg	14 440
前轴到质心距离 l_f/m	2.93
后轴到质心距离 l_r/m	1.57
绕z轴转动惯量 $I_z/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	60 000
前轴侧偏刚度 $C_{\alpha f}/(\text{N} \cdot \text{rad}^{-1})$	400 000
后轴侧偏刚度 $C_{\alpha r}/(\text{N} \cdot \text{rad}^{-1})$	400 000
转向传动比 i_p	20.7
离散时间 dt/s	0.1
k_p	1.5
k_i	0.05
k_d	0.2
贝叶斯优化参数 θ 范围	[1, 5]
贝叶斯优化迭代次数	10
性能目标权重矩阵 Q	diag[35, 15]

该实车试验平台的软件架构为:定位和底盘模块代码通过C++编写并部署在域控制器,两模块间采用ROS2消息通讯;控制模块代码通过Simulink编写,与其他模块采用UDP通讯。域控制器通过CAN报文接收并解析定位和底盘信息,并将控制信息发送至底盘实现对车辆的控制。车速采用PID控制,横、纵向控制频率均为100 Hz。

测试场地位于武汉经开区某公开道路。由于测试场地暂不具备高精地图,跟踪路径是由实车定位录制并经平滑处理后生成的路径点列。

4.1 控制器效果对比试验

为进行对比分析,分别设计了模糊控制自适应预测时域的P-PP控制器,以及传统的MPC控制器,与本文设计的贝叶斯P-PP控制器同时进行路径跟踪试验。选用复杂曲率路径,道路为湿滑低附着路面,试验车速为20 km/h,各控制器的权重参数均为实车试验最优参数,试验结果如图7和表4所示。

图7(a)描述了在3种控制器作用下,车辆相对于参考路径的跟踪效果。如图可以看出贝叶斯P-PP控制器对于参考路径的跟踪效果最好,而MPC控制器和模糊P-PP控制器均存在较大的误差,MPC控制器误差最大,与参考路径明显偏离,控制效果最差。

图7(b)和图7(c)分别描述了车辆相对于参考路径的横向误差和航向误差。由图可知,贝叶斯P-PP控制器的控制效果最好,横向误差和航向误差变

化均能维持在较小的范围,无明显误差跳变现象,稳定性好,最大横向误差为0.260 m,最大航向误差为-0.148 rad。模糊P-PP控制器的整体控制效果稍弱于贝叶斯P-PP控制器,最大横向误差为0.332 m,最大航向误差为-0.167 rad。而MPC控制器因固定预测时域而难以适应复杂曲率路径,在路径跟踪上表现出较大的横向误差和航向误差,尤其是在38~44 s时间区间,即车辆在经过大曲率掉头路径时,最大横向误差达到了0.351 m,最大航向误差达到了-0.176 rad,误差变化幅度较大,导致车辆出现明显偏离现象,稳定性较差。

图7(d)描述了3种控制器作用下的输出转角。结合图7(b),可知MPC控制器和贝叶斯P-PP控制器均在起始位置存在横向误差,MPC控制器由于无法自适应调节预测时域,同时为了加快误差收敛,转向盘先向左打后迅速从+390.2°往右打转向盘至-101.8°,短时间内转角变化过快引起车辆左右摆动。相反,贝叶斯P-PP控制器具有自适应调节预测时域的能力,能够有效控制预测时域内的转角变化,经过较小转角调整即可使误差收敛,有效避免出现超调现象。此外,模糊P-PP控制器在设计隶属度函数和模糊规则时需要依赖专家经验,存在局限性和灵活性不足等问题。在38~44 s车辆经过大曲率掉头路径时,模糊P-PP控制器和MPC控制器均出现了小幅度转角跳变现象,稳定性较差,尤其是MPC控制器最大转向盘转角达到了-563.1°,而贝叶斯P-PP控制器在大曲率路径跟踪表现较好,输出的转角较为平滑。

表4描述了3种控制器在消除起始位置误差后,车辆稳定时横向误差、航向误差以及转向盘转角的均方根值。在贝叶斯P-PP控制器作用下,横向误差和航向误差均方根分别为0.113 m和0.045 rad,相较于模糊P-PP控制器分别减少了6.6%和6.3%,相较于MPC控制器分别减少了11.7%和10.0%,表明在复杂曲率路径下,贝叶斯P-PP控制器能够有效提升路径跟踪控制精度;转向盘转角均方根为153.2°,相较于模糊P-PP控制器减少了1.5%,相较于MPC控制器减少了2.7%,表明贝叶斯P-PP控制器输出转向盘转角变化幅度更小,平稳性更好。

图8为实车试验道路曲率及贝叶斯优化的预测时域变化曲线,由图可知,道路曲率的变化满足复杂曲率道路场景要求。选择 $\theta_0=4$ 作为初始值,每次迭代优化10次之后得到最优预测时域 N 。如图8所

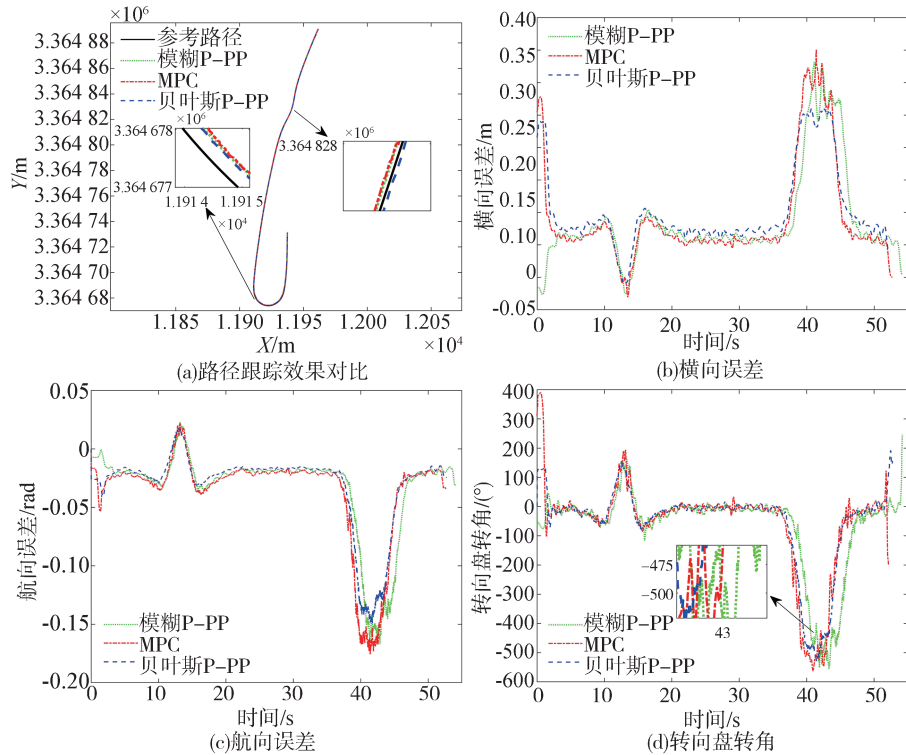


图7 控制器试验结果对比图

示,随着道路曲率的变化,由贝叶斯优化离线计算得到的最优预测时域 N 能够对控制器进行实时调整,提高路径跟踪精度,并加快误差收敛速度。

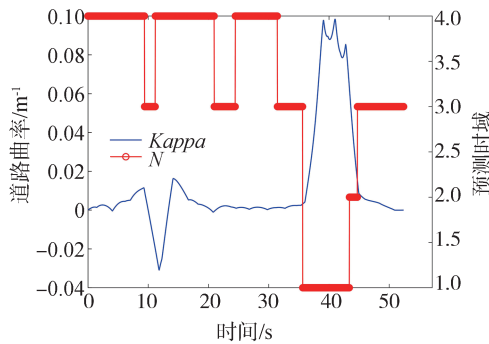


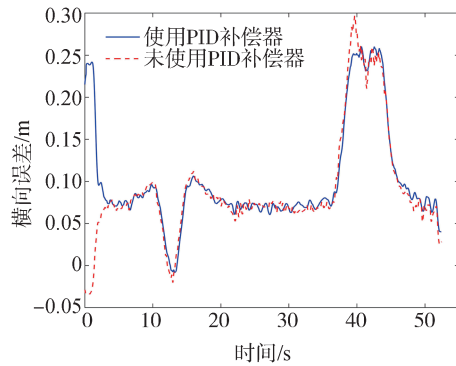
图8 道路曲率及预测时域变化曲线

表4 误差和转角均方根对比

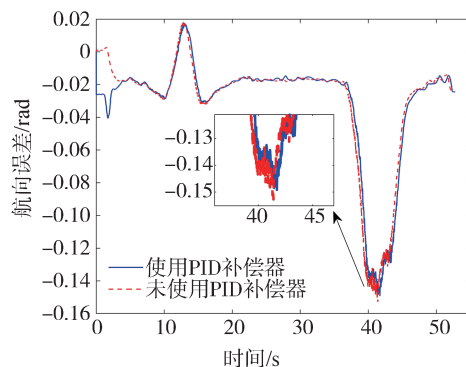
参数	模糊P-PP	MPC	贝叶斯P-PP
横向误差均方根/m	0.121	0.128	0.113
航向误差均方根/rad	0.048	0.050	0.045
转向盘转角均方根/(°)	155.6	157.5	153.2

4.2 PID 补偿器试验

为验证PID补偿器的控制效果,设置无PID补偿器的P-PP控制器作为对照,试验结果如图9和表



(a) 横向误差对比图



(b) 航向误差对比图

图9 PID补偿器试验结果对比图

5所示。

表5 误差均方根对比

参数	未使用PID补偿器	使用PID补偿器
横向误差均方根/m	0.118	0.113
航向误差均方根/rad	0.046	0.045

对比图9(a)和图9(b)可以看出,在使用PID补偿器的情况下,控制更为精准且稳定,无明显误差跳变现象,最大横向误差为0.260 m,最大航向误差为-0.148 rad。由图9(b)的局部放大图可看出,在不使用PID补偿器的情况下,车辆经过大曲率掉头路径时,航向误差发生小幅度跳变,控制效果较差,最大横向误差为0.297 m,最大航向误差为-0.153 rad。从表5可知,在PID补偿器作用下,横向误差和航向误差均方根分别为0.113 m和0.045 rad,相较于未使用PID补偿器分别减少了4.2%和2.2%。

5 结论

本文针对轻型商用车难以在复杂曲率工况表现出较好的跟踪性能,提出了一种基于P-PP的控制方法。首先,针对传统的PP控制器未考虑到路径跟踪时存在航向误差以及不同曲率对控制效果的影响,设计了P-PP控制器。然后基于航向误差设计了PID补偿器进行转角补偿用于减小跟踪误差,有效提升了车辆转向控制的精确性。最后针对固定预测时域算法难以在复杂曲率工况下保证精度和稳定性的问题,采用贝叶斯优化获取最优预测时域,解决了精度和稳定性之间的矛盾。仿真和实车试验结果表明,该路径跟踪控制方法在保证较高控制精度的同时,相较于模糊P-PP和MPC控制方法,具有更好的稳定性和适应性。

参考文献

[1] 王浩宇,左志强,邓宇翔,等.无人驾驶车辆运动控制综述[J/OL].控制理论与应用,1-16[2024-08-11].<http://kns.cnki.net/kcms/de-tail/44.1240.TP.20231214.0029.006.html>.
WANG H Y, ZUO Z Q, DENG Y X, et al. A review of motion control for autonomous vehicles[J/OL]. Control Theory & Applications, 1-16 [2024-08-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1240.TP.20231214.0029.006.html>.

[2] BOYUAN L, HAIPING D, WEIHUA L. A potential field approach-based trajectory control for autonomous electric vehicles with in-wheel motors[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(8): 2044-2055.

[3] ZHAI L, TIANMIN S, JIE W, et al. Electronic stability control based on motor driving and braking torque distribution for a four in-wheel motor drive electric vehicle [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(6): 4726-4739.

[4] JIN X J, YU Z, YIN G, et al. Improving vehicle handling stability based on combined AFS and DYC system via robust takagi-sugeno fuzzy control[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(8): 2696-2707.

[5] 李春,王少峰,刘明春,等.基于多目标优化的自动驾驶车辆轨迹跟踪控制[J].汽车技术,2022(4):8-15.
LI C, WANG S F, LIU M C, et al. Research on the trajectory tracking control of autonomous vehicle based on the multi-objective optimization[J]. Automobile Technology, 2022(4):8-15.

[6] 赵煦俊,陈慧岩.智能车辆路径跟踪横向控制方法的研究[J].汽车工程,2011,33(5):382-387.
ZHAO X J, CHEN H Y. Research on lateral control methods for path tracking of intelligent vehicles[J]. Automotive Engineering, 2011, 33(5): 382-387.

[7] MENG J, SONG S. Parking path tracking method based on kalman filter and fuzzy control[J]. International Core Journal of Engineering, 2020, 6(1): 77-85.

[8] RUI W, YING L, JIAHAO F, et al. A novel pure pursuit algorithm for autonomous vehicles based on salp swarm algorithm and velocity controller[J]. IEEE ACCESS, 2020, 8:166525-166540.

[9] 靳欣宇,张军,刘元盛,等.基于Stanley算法的自适应最优预瞄模型研究[J].计算机工程,2018,44(7):42-46.
JIN X Y, ZHANG J, LIU Y S, et al. Research on adaptive optimal preview model based on Stanley algorithm[J]. Computer Engineering, 2018, 44(7): 42-46.

[10] THRUN S, MONTEMERLO M, DAHLKAMP H, et al. Stanley: the robot that won the DARPA grand challenge [J]. Journal of Field Robotics, 2006, 23(9): 661-692.

[11] JINGMING G, DIANJUN F. Genetic algorithm based LQR control for AGV path tracking problem[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1952(3).

[12] SHAOBING X, HUEI P. Design, analysis, and experiments of preview path tracking control for autonomous vehicles [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(1): 48-58.

[13] GUIRGUIS M J, HAMMAD S, MAGED A S. Path tracking control based on an adaptive MPC to changing vehicle dynamics[J]. International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research, 2022, 11(7): 535-541.

[14] 杨博,张缓缓,江忠顺.基于模型预测控制的车辆避障路径跟踪控制仿真研究[J].智能计算机与应用,2020,10(12):99-103.
YANG B, ZHANG H H, JIANG Z S. Simulation of vehicle obstacle avoidance path tracking control based on model predictive control[J]. Intelligent Computer and Applications, 2020, 10(12): 99-103.

[15] 胡杰,陈锐鹏,张志豪,等.基于RMPC的自动驾驶货车路径跟

- 踪控制[J]. 汽车工程, 2023, 45(11): 2092-2103.
- HU J, CHEN R P, ZHANG Z H, et al. Path tracking control of autonomous trucks based on RMPC[J]. *Automotive Engineering*, 2023, 45(11): 2092-2103.
- [16] CHENGLIANG Z, GUANLEI G, CHUNZHAO Z, et al. Research on 4WS agricultural machine path tracking algorithm based on fuzzy control pure tracking model[J]. *Machines*, 2022, 10(7): 597-597.
- [17] WANG H, CHEN X, CHEN Y, et al. Trajectory tracking and speed control of cleaning vehicle based on improved pure pursuit algorithm[C]. 中国自动化学会控制理论专业委员会(Technical Committee on Control Theory, Chinese Association of Automation), 中国自动化学会(Chinese Association of Automation), 中国系统工程学会(Systems Engineering Society of China). 第三十八届中国控制会议论文集(3). School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University; Chinese Academy of Agriculture Mechanization Sciences; Shanghai Key Laboratory of Power Station Automation Technology, 2019:6.
- [18] 潘世举,李永乐,李子先,等. 基于改进纯跟踪的智能车路径跟随方法[J]. 汽车工程, 2023, 45(1): 1-8, 19.
- PAN S J, LI Y L, LI Z X, et al. Path following method f-or intelligent vehicles based on improved pure pursuit [J]. *Automotive Engineering*, 2023, 45(1): 1-8, 19.
- [19] QINPENG S, ZHONGHUA W, MENG L, et al. Path tracking control of wheeled mobile robot based on improved pure pursuit algorithm [C]. 2019 Chinese Automation Congress (CAC). IEEE, 2019: 4239-4244.
- [20] 肖礼明,张发旺,陈良发,等. 依托多风格强化学习的车辆轨迹跟踪避撞控制[J]. 汽车工程, 2024, 46(6): 945-955.
- XIAO L M, ZHANG F W, CHEN L F, et al. Vehicle trajectory tracking and collision avoidance control based on multi-style reinforcement learning [J]. *Automotive Engineering*, 2024, 46(6): 945-955.
- [21] 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 M, HE H W, SHI M, et al. Research on model predictive path tracking control of autonomous vehicles based on learning [J]. *Automotive Engineering*, 2024, 46(7): 1197-1207.
- [22] 刘聪,刘辉,韩立金,等. 基于学习型滑模预测控制的无人驾驶车辆非结构化环境轨迹跟踪及稳定性控制[J]. 机械工程学报, 2024, 60(10): 399-412.
- LIU C, LIU H, HAN L J, et al. Trajectory tracking and stability control of autonomous vehicles in unstructured environments based on learning-type sliding mode predictive control [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2024, 60(10): 399-412.
- [23] 杨阳阳,何志刚,汪若尘,等. 智能车辆路径跟踪横向混合控制器设计[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2018, 32(11): 7-14.
- YANG Y Y, HE Z G, WANG R C, et al. Design of a lateral hybrid controller for path tracking of intelligent vehicles [J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2018, 32(11): 7-14.
- [24] 吴西涛,魏超,翟建坤,等. 考虑横摆稳定性的无人车轨迹跟踪控制优化研究[J]. 机械工程学报, 2022, 58(6): 130-142.
- WU X T, WEI C, ZHAI J K, et al. Optimization research on trajectory tracking control of unmanned vehicles considering yaw stability [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 58(6): 130-142.

(上接第644页)

- [16] SUN P, ZHANG R, JIANG Y, et al. Sparse R-CNN: an end-to-end framework for object detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, 45(12): 15650-15664.
- [17] DAI X, CHEN Y, XIAO B, et al. Dynamic head: unifying object detection heads with attentions[C]. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Nashville, TN, USA, IEEE Press, 2021: 7373-7382.
- [18] WANG C Y, YE H I, LIAO H Y M. YOLOv9: learning what you want to learn using programmable gradient information [J/OL]. *Computer Science*, arXiv preprint arXiv: 2402.13616, 2024.
- [19] WANG A, CHEN H, LIU L, et al. YOLOv10: real-time end-to-end object detection [J/OL]. *Computer Science*, arXiv preprint arXiv: 2405.14458, 2024.
- [20] KHANAM R, HUSSAIN M. YOLOv11: an overview of the key architectural enhancements [J/OL]. *Computer Science*, arXiv preprint arXiv: 2410.17725, 2024.
- [21] LIU S, LI F, ZHANG H, et al. DAB-DETR: dynamic anchor boxes are better queries for detr[J/OL]. *Computer Science*, arXiv preprint arXiv: 2201.12329, 2022.
- [22] ZHANG H, LI F, LIU S, et al. DINO: DETR with improved denoising anchor boxes for end-to-end object detection [J/OL]. *Computer Science*, arXiv preprint arXiv: 2203.03605, 2022.
- [23] LV W, ZHAO Y, XU S, et al. DETRs beat YOLOs on real-time object detection[C]. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Seattle, WA, USA, IEEE Press, 2024: 16965-16974.
- [24] ZHANG Y, ZHU Y, LIU J, et al. An interpretability optimization method for deep learning networks based on Grad-CAM [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, Accession number 20244517311551: 1-8.