

doi: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2024.10.007

# 基于模型预测路径积分和输出调节的层级运动控制\*

万航, 聂士达, 刘辉, 张发旺, 项昌乐, 韩立金  
(北京理工大学机械与车辆学院, 北京 100081)

**[摘要]** 由于车载平台计算能力的限制,长控制/预测时域和短控制步长之间存在难以调和的矛盾。本文基于时标分离思想推导了车辆平移运动与平面姿态运动解耦的必要条件,使得车辆的平移运动控制器可以获得更长的控制/预测时域,以便于生成类人跟踪轨迹。车辆的平面姿态调整则基于更为精确的动力学模型和更短的控制周期来调节。此外,利用基于并行采样及优化的模型预测路径积分策略来减轻非线性运动规划的计算负担。最后,提出了一种模型预测输出调节器来解决车辆横向动力学中的欠驱动控制问题,并抑制偏航角的稳态误差。理论分析和试验结果表明,所提出方法能够极大地提升计算效率、参数适应性和转向平顺性,在所有验证工况中将横向冲击度平均降低了50%。

**关键词:** 自动驾驶; 路径积分; 欠驱动; 输出调节

## A Cascade Control Scheme for Path Tracking with Model Predictive Path Integral and Output Regulator

Wan Hang, Nie Shida, Liu Hui, Zhang Fawang, Xiang Changle & Han Lijin

School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081

**[Abstract]** Due to the limitation of the computing power of the vehicle platform, there is an irreconcilable contradiction between the long-term control/prediction time domain and the short-term control step. In this paper, a necessary condition is derived to decouple the translational motion from yawing motion based on the time-scale separation. Consequently, the translational motion is regulated over an extended control horizon to generate a human-like tracking trajectory. The yawing motion is regulated based on a more accurate dynamic model and a shorter control cycle. In addition, model predictive path integral (MPPI) strategy is used to mitigate the computational burden of nonlinear motion planning through sampling-based optimization. Finally, a model predictive output regulator is proposed to solve the underactuated control problem in vehicle lateral dynamics and reduce steady-state errors in yaw angle. Theoretical analysis and simulation results show that the proposed method enhances computing efficiency, improves the parameters adaptability and steering smoothness and reduces the lateral jerk by an average of 50% in all driving scenarios.

**Keywords:** autonomous driving; MPPI; underactuated; output regulator

## 前言

自动驾驶是人工智能技术最具挑战性的应用领

域之一,可以显著提高交通效率和驾驶安全性<sup>[1-2]</sup>。由于感知技术和计算效率不断提升,自动驾驶技术发展迅猛。学术界和工业界对感知、运动规划和行为决策模块进行了大量研究。在没有人类驾驶员干

\* 国家自然科学基金(52394262)资助。

原稿收到日期为2024年06月02日,修改稿收到日期为2024年07月17日。

通信作者:聂士达,特别副研究员,博士,E-mail:nieshida@bit.edu.cn。

的情况下,准确平稳地操纵执行机构在自动驾驶车辆中发挥着关键作用<sup>[3]</sup>。尽管针对路径跟踪控制器的设计已经有了广泛的研究,然而,可用于大规模部署的通用运动控制系统仍然存在空白。同时,在日常自动驾驶测试中,运动控制的多目标性、被控对象的非线性和耦合性导致控制系统须通过漫长的试错过程来为各种驾驶场景整定控制参数。

路径跟踪控制方法大致可以分为两类:免模型控制和基于模型的控制。免模型控制方法不直接对被控对象进行数学建模,其注重分析系统的输入和输出之间的关系,在此基础上生成控制律或策略模型,如比例-积分-微分控制、自抗扰控制和强化学习<sup>[4-8]</sup>,该类型方法在被控对象包含高度不确定性动态或难以直接建模的领域有一定优势。然而,传统的输入输出方法难以保证应对非线性和欠驱动控制系统时的全局性能。而大量的训练数据和低效学习过程限制了以数据驱动为代表的免模型方法在现实中的应用。

基于模型的控制方法利用数学模型带来的先验知识为控制器设计提供参考,从而使得控制器应对未知环境和有界扰动时表现更加鲁棒。基于运动学/几何的方法无法考虑轮胎力等其他车辆动力学因素,导致该类方法对被控系统的可控裕度存在错误的估计。基于动力学模型的方法可以利用车辆的动力学特性生成控制律。Xu、Borrelli 和 Falcone 等分别设计了基于预瞄 LQR 和 MPC 的转向控制器<sup>[9-13]</sup>。通过对控制器参数的反复调整,这些方法通常比基于运动学/几何的方法可以取得更好的跟踪性能<sup>[14-15]</sup>。

在没有直接横向力驱动的情况下,大多数路面行驶车辆仅依靠油门和前轮转角进行操纵,这是一种典型的欠驱动系统。传统的基于模型的方法以参考路径的速度和航向角作为动力学控制系统的参考指令。然而,如果不能很好地利用系统状态间的耦合关系,且对执行机构的饱和问题不做处理,欠驱动系统难以稳定收敛。基于运动学/动力学混合模型的方法可以为状态提供收敛轨迹,从而很好地解决欠驱动控制难题。Kim 等<sup>[16]</sup>将运动学和3自由度动力学模型相结合,以提高车辆的跟踪精度。Koubaa 等<sup>[17]</sup>采用反步控制来设计路径导引律。Raffo 等<sup>[18]</sup>则采用预测控制来设计无人车的路径跟踪和横向动力学控制系统。具有较长控制时域的预测控制方法可以更好地处理欠驱动跟踪系统的状态转移过程。

因为这些方法可以在当前动作决策期间提供对未来轨迹的合理猜测,并根据其未来回报以优化当前控制序列,充分考虑到了动作的后效性。

然而,在较短控制步长下实现长时域控制会显著增加计算负担<sup>[19-21]</sup>。一种可行的方法是变步长控制。Funke 和刘凯等<sup>[22-23]</sup>使用变步长离散化应对这个难题。另一种可行的解决方法是层级控制。Tang 等<sup>[24]</sup>基于层级控制系统设计的路径跟踪控制器提高了车辆在高速时的路径跟踪性能。此外,将平移运动从旋转运动中解耦,在层级控制框架下来处理这两种运动可以进一步降低问题复杂度。姿态(旋转)控制系统通常比平移控制系统带宽更高,这有助于设计双时间尺度控制方案。结合双时域的层级控制框架外回路用于生成收敛轨迹,内回路用于进行姿态控制。

虽然许多路径跟踪方法使用高精度控制模型来提升控制性能,但是高精度模型的应用需要大量的参数整定工作来保证全局收敛和噪声抑制能力。现阶段许多工作致力于研究自适应整定诸如前向距离和反馈增益等参数<sup>[25-27]</sup>。为提升自动驾驶系统部署的便捷性,Wang 和 Lucchini 等<sup>[28-29]</sup>基于贝叶斯理论自动调整反馈控制器的参数。Khosravi 等<sup>[30]</sup>提出了一种层级控制器的自适应整定方法。时标分离思想允许根据被调节状态的时间尺度给控制器分配适当的带宽,可以显著减轻参数调整的工作量,提高参数对驾驶场景的适应性。基于以上分析,可以从以下3个方面进一步提高路径跟踪性能。(1) 姿态调整运动可以在较短的时间尺度上实现平移运动所需的横摆角速度,而平移运动则需要在相对较长的时间尺度上完成收敛,因此两者演变的时间尺度存在差异,可以利用层级控制进行解耦以降低计算复杂度。(2) 大规模部署的自动驾驶路径跟踪控制器须提高参数的适应性。(3) 以参考路径的切线方向作为姿态控制器的期望航向角,而不考虑质心侧偏角,这将导致偏航角稳态误差无法收敛和弯道路径跟踪性能变差<sup>[31]</sup>。此外,已有方案利用线性化的运动学模型和准稳态条件来设计导引律,这意味着必须显式处理距预定目标太远时的工况。

为填补上述空白,本文基于层级控制策略设计了非线性运动学导引律和基于模型预测控制的输出调节器(MPC based output regulator, ORMPC)。本文的贡献如下:

(1) 推导了 Point to Points (P2Ps) 跟踪问题的一

个必要条件。基于此条件设计了层级控制方案,其可以在车载计算平台上实现长时域预测控制,提升转向的横向舒适性。

(2) 平移和旋转运动的解耦使得带宽分配更加合理,简化了参数整定,提高了参数适应性。此外,具有较低带宽的外回路控制器提高了整个控制系统的噪声抑制能力。

(3) 本文提出了一种考虑质心侧偏角的双回路输出预测调节器(double loop ORMPC, D-ORMPC),以消除偏航通道稳态误差,改善车辆过弯的转向响应。

(4) 仿真和实验结果表明,该方法仅使用一组控制参数可以在各种驾驶场景中显著降低横向冲击度,并产生类似人类的驾驶控制体验。

## 1 建模

在经典控制器设计中,考虑车辆动力学对于保证路径跟踪问题的良好性能是必要的,尤其是在高速工况下。然而,从刚体运动的角度分析,运动学和动力学模型从不同的角度描述了车辆运动的特征。本文设计的层级控制方案考虑了两类模型。运动学模型描述了整车运动状态之间的关系,在本文中则是速度及其方向对质心平移运动的影响。动力学模型考虑了驱动车辆运动的力和力矩。

### 1.1 运动学建模

运动学模型描述了质心的平移运动,整个车辆刚体被简化为质点模型,如图1(a)所示。简化模型仅考虑水平速度 $v$ 及其方向 $\theta$ ,其定义了质心点的未来轨迹点,如式(1)所示。

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = v(t) \cdot \cos(\psi(t) + \beta(t)) \\ \dot{y}(t) = v(t) \cdot \sin(\psi(t) + \beta(t)) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\psi$ 为车头的朝向角; $\beta$ 为质心侧偏角。质心速度的方向如式(2)所示。

$$\theta(t) = \psi(t) + \beta(t) \quad (2)$$

与阿克曼运动学模型不同,文中的模型舍弃了基于几何学的偏航角速度和侧滑角计算,因为没有考虑轮胎力的特性,不适用于高速场景。在本文中, $(v, \psi, \beta)$ 被认为是引导路径收敛的虚拟控制变量。考虑到执行器的响应、驾驶安全性和乘坐舒适性,必须限制它们的变化。

$$\begin{cases} \rho_{\min} \leq \dot{v} \leq \rho_{\max} \\ -\omega_{\max} \leq \dot{\theta} \leq \omega_{\max} \end{cases} \quad (3)$$

假设车辆在准稳态下行驶,即 $\dot{v} \approx 0$ , $\dot{\psi} \approx 0$ 和 $\dot{\beta} \approx 0$ ,则可根据轮胎侧向力的极限计算可接受的偏航角速度。

$$m |a_y| = m |v \cdot \dot{\psi}| \leq m |v \cdot \omega_{\max}| \leq \mu \cdot mg \quad (4)$$

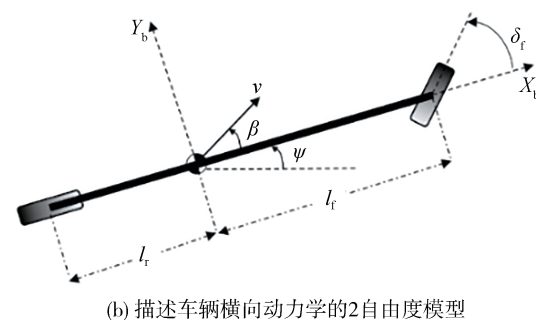
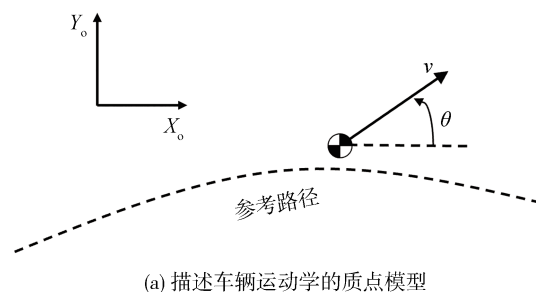


图1 运动学和动力学关系示意图

非线性运动学模型作为运动学约束,可以生成平滑的收敛轨迹。文中完全舍弃了运动学模型中利用几何关系推导的公式,因为它们无法反映机械机构的物理作用力上限。此外,即使与参考路径有较大差异,非线性运动学模型也可以处理。

### 1.2 动力学建模

在推导动力学模型之前,需要有一些假设:假设质心在车辆的参考系中的位置是固定的,即前/后轴到质心的距离是恒定的。整个车辆被认为是一个刚体,前/后轮胎和地面之间的力被认为作用在前/后车轮之间的两个假想点上。最终,得到的是考虑横向偏航和质心侧偏运动的横向动力学模型。

车辆的速度可以沿着车身坐标系<sup>[32]</sup>的3个轴分解,如图1(b)所示。

$$\mathbf{v} = \begin{bmatrix} v \cdot \cos \beta \\ v \cdot \sin \beta \\ 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

根据矢量求导原理,质心加速度在车身参考系中可以写成:

$$\mathbf{a} = \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial t} + \boldsymbol{\omega} \times \mathbf{v} = \begin{bmatrix} -v \cdot (\dot{\psi} + \dot{\beta}) \sin \beta \\ v \cdot (\dot{\psi} + \dot{\beta}) \cos \beta \\ 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

在小侧滑角的假设下,可以得到车辆的横向加速度为

$$a_y = v \cdot (\dot{\psi} + \dot{\beta}) \cos \beta \approx v \cdot (\dot{\psi} + \dot{\beta}) \quad (7)$$

在小轮胎滑移角假设下,轮胎侧向力  $F_{yf}, F_{yr}$  为

$$\begin{cases} F_{yf} = c_{af} \alpha_f \\ F_{yr} = c_{ar} \alpha_r \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \alpha_f = \delta_f - \beta - \frac{l_f \dot{\psi}}{v} \\ \alpha_r = -\beta + \frac{l_r \dot{\psi}}{v} \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $c_{af}, c_{ar}$  分别为前后轮的侧偏刚度;  $\alpha_f, \alpha_r$  分别为前后轮的侧偏角。

考虑到道路倾斜角  $\phi$ , 横向位移和偏航运动可以使用牛顿-欧拉方法建模, 最终得到横向动力学的数学模型。将车辆动力学模型表示为状态空间模型, 其中状态量为  $\mathbf{x} = [\psi, \dot{\psi}, \beta] \in \mathbb{R}^3$ , 输入为前轮转向角  $\delta_f \in \mathbb{R}$ , 即

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & \frac{p_1}{v} & p_2 \\ 0 & -1 + \frac{p_3}{v^2} & \frac{p_4}{v} \end{bmatrix} \mathbf{x} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{c_{af} l_f}{I_z} \\ \frac{c_{af}}{mv} \end{bmatrix} \delta_f + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{g}{v} \sin \phi \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中:

$$p_1 = -\frac{c_{af} l_f^2 + c_{ar} l_r^2}{I_z}; \quad p_2 = -\frac{c_{af} l_f - c_{ar} l_r}{I_z}$$

$$p_3 = -\frac{c_{af} l_r - c_{ar} l_f}{m}; \quad p_4 = -\frac{c_{af} + c_{ar}}{m}$$

## 2 问题描述

车辆的平移和旋转运动时间尺度不同, 平移运动相较于旋转运动时间尺度更长, 所需要的收敛时间也就更长。因此, 不适合在单控制回路对它们进行调节, 这样很难在跟踪精度和驾驶舒适性之间找到平衡, 且须进行繁重的参数整定来确保在各种驾驶场景中具有良好的跟踪性能。此外, 在传统的控

制方案中, 纵向和横向控制系统直接且独立地从参考路径获得指令。横向控制系统不得不牺牲一定的跟踪性能来确保安全性和乘坐舒适性。最后, 预瞄对两个控制通道都至关重要, 但预瞄窗口的不同长度会导致不同的参考点。因此, 这些方法只能让车辆接近参考路径, 而不能实现与参考路径的精确时空对齐。

本文首先在质点模型的基础上, 将路径跟踪问题建立在笛卡尔坐标系中。将 Luca 等提出的 Point to Point<sup>[33]</sup> 跟踪扩展到 P2Ps 跟踪问题, 如问题 1 所示。

问题 1: 从质心初始坐标  $(x_o, y_o)$  开始, 初始速度为  $v \in \mathbb{R}$ , 方向为  $\theta \in \mathbb{R}$  时, 车辆的未来轨迹收敛到参考路径  $\mathbf{p} = (x_{ref}(t), y_{ref}(t), \theta_{ref}(t), v_{ref}(t))$  须满足如下方程:

$$\begin{cases} \lim_{t \rightarrow \infty} \|x(t) - x_{ref}(t)\| = 0 \\ \lim_{t \rightarrow \infty} \|y(t) - y_{ref}(t)\| = 0 \\ \lim_{t \rightarrow \infty} \|\theta(t) - \theta_{ref}(t)\| = 0 \\ \lim_{t \rightarrow \infty} \|v(t) - v_{ref}(t)\| = 0 \end{cases} \quad (11)$$

参考路径由一系列彼此接近的点组成, 这些点满足如下非完整约束条件:

$$\dot{x}_{ref}(t) \sin \theta_{ref}(t) - \dot{y}_{ref}(t) \cos \theta_{ref}(t) = 0 \quad (12)$$

一旦车辆的轨迹在时间  $t$  收敛到参考路径, 对于任何  $T > t$ , 必须有足够小的变量  $\epsilon_1$  和  $\epsilon_2$ , 使得:

$$\begin{cases} \|\theta(t) - \theta_{ref}(t)\| < \epsilon_1 \\ \|v(T) - v_{ref}(t)\| < \epsilon_2 \end{cases} \quad (13)$$

否则, 根据运动学模型式(1), 方程式(11)的开始两个等式的收敛性将不成立。因此, 方程式(13)成为这两个方程成立的必要条件。事实上, 方程式(13)是方程式(12)中后两个等式的另一种表达形式。

问题 2: 从质心初始坐标  $(x, y)$ 、速度  $v$  及其方向  $\theta$  开始, 当方程式(11)开始的两个等式满足时, 车辆的行驶轨迹收敛到参考路径。

这种简化是有必要的, 因为分析式(11)前两个和后两个方程中状态所需的时间尺度有很大不同, 在单回路控制器中调节它们是不合适的。在本文中设计了一种层级控制方案, 其中外回路控制器解决问题 2, 并为解决问题 3 而设计的内回路控制器提供目标点(set point)。问题 3 描述了内回路控制器的目标。

问题3:速度  $v$  及其方向  $\theta$  (偏航角和质心侧偏角的加和)必须在内回路控制器的控制时域内收敛到参考命令。

### 3 控制策略

本节设计了解耦平移和姿态运动的层级控制方

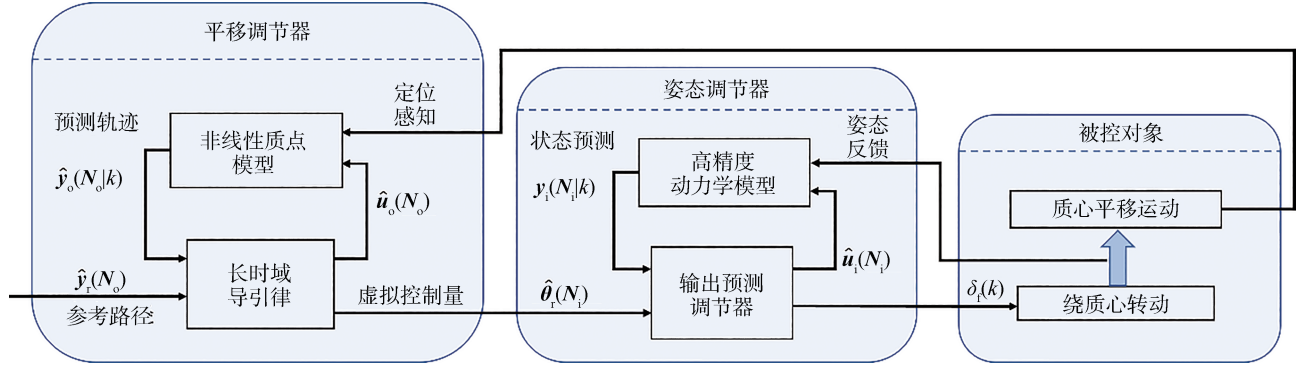


图2 双时域控制方案

质心点的平移运动属于慢周期运动,须用长控制时域进行调节。因此,该回路中的连续对象模型将使用长控制周期(0.1 s)和长控制时域(2 s)进行离散化。较长的控制时域可以提供更多的参考轨迹点,因此控制器将为未来的路径变化做好准备。此外,由于控制时域较长,当前动作对车辆未来行为的影响将被捕获,从而影响当前的动作决策,使操纵更加人性化。这对于运动轨迹受限的非完整约束系统非常重要。

旋转运动的过渡响应相较于平移运动更短,需要精细的控制输入来确保系统的精确跟踪和稳定。因此,连续动力学模型将使用短时间步长(0.02 s)进行离散化。由于计算成本的限制,控制时域较短(0.4 s)。即使在将来计算负担不再是一个难题,所提出的控制架构仍然是有益的。因为对车辆动力学的长期预测在复杂的机械响应和随机扰动下是不可靠的。

#### 3.1 平移运动调节器

在本节假设底层控制系统对整体性能没有影响。即在平移调节器中产生的期望速度和方向可以在没有误差的情况下快速实现。

给定对象模型、约束条件和目标轨迹,平移调节器的关键是生成过渡收敛轨迹。轨迹需要舒适、自然且易于追踪。约束条件包含差分方程,通过使用前向欧拉方法离散方程式(1)得到。为了防止过激

案。根据时标分离思想,较低带宽的平移调节器为较高带宽的姿态调节器提供了目标点,如图2所示,图中  $N_o$  是外回路的控制时域,  $N_i$  是内回路的控制时域。内回路的参考输入是外回路的输出。纵向控制系统采用具有坡度补偿的级联抗饱和PID控制器。在本文的分析中,只关注姿态调节器中的横向控制系统。

操纵,引入操纵变量作为新状态得到增广状态量,从而形成仿射型控制系统。增量控制系统为

$$\begin{cases} x(k+1) = x(k) + (v(k) \cdot \cos \theta(t)) \cdot \Delta t \\ y(k+1) = y(k) + (v(k) \cdot \sin \theta(t)) \cdot \Delta t \\ v(k+1) = v(k) + \Delta v(k) \\ \theta(k+1) = \theta(k) + \Delta \theta(k) \end{cases} \quad (14)$$

状态增广向量  $\mathbf{x}_o = [x, y, v, \theta]^T$ 。输出量为前两个状态,即  $\mathbf{y}_o = [x, y]^T$ 。下标  $o$  表示外控制回路。外回路的控制输入为  $\mathbf{u}_o = [\Delta u, \Delta \theta]^T$ 。

一方面,跟踪性能是通过系统状态量的偏差决定(状态量相关代价);另一方面,控制量本身也作为代价函数的一部分。因此,本节中优化问题定义为如下非线性规划(nonlinear programming, NLP)问题:

$$\min_{\mathbf{u}} \phi(\mathbf{x}_T) + \int_0^T \left( q(\mathbf{x}_i) + \frac{1}{2} \mathbf{u}_i^T \mathbf{R} \mathbf{u}_i \right) dt \quad (15a)$$

$$\text{s. t. } \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_i, \mathbf{u}_i, t) \quad (15b)$$

系统方程式(15b)实际上属于控制输入仿射型系统,定义系统状态的Lagrange型价值函数:

$$V(\mathbf{x}_i) = \mathbb{E}_{\mathbb{Q}^*} \left[ \int_0^T \left( q(\mathbf{x}_i) + \frac{1}{2} \mathbf{u}(\mathbf{x}_i)^T \mathbf{R} \mathbf{u}_i(\mathbf{x}_i) \right) dt \right] \quad (16)$$

式中  $\mathbb{Q}^*$  表示最优策略。利用泰勒展开式对价值函数求2阶近似,并求其在最优策略下的期望值。

$$\mathbb{E}_{\mathbb{Q}}[V(\mathbf{x}_k + \delta)] = V(\mathbf{x}_k) + \Delta(\mathbf{f} + \mathbf{G}\mathbf{u})^T V_x(\mathbf{x}_k) \quad (17)$$

式中  $V_x$  表示状态价值函数关于状态量的偏导数。在极小的采样步长  $\Delta$  下,可以将贝尔曼最优原理引入式(16)来推导递推表达式:

$$V(\mathbf{x}_k, k) = \min_u \left\{ \Delta \left( q(\mathbf{x}_k) + \frac{1}{2} \mathbf{u}_i^T \mathbf{R} \mathbf{u}_i \right) + \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}[V(\mathbf{x}_{k+1}, k+1)] \right\} \quad (18)$$

式中  $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \Delta(\mathbf{f} + \mathbf{G}\mathbf{u})$ 。将式(17)代入式(18),在无控制输入约束条件下,求状态价值函数关于控制输入的偏导,可以得到最优动作序列满足如下方程:

$$\mathbf{R}\mathbf{u} + \mathbf{G}^T V_x = 0 \quad (19)$$

因此,想要计算最优动作序列,须计算出  $V_x$  的显式表达。利用式(19)计算最优动作表达式并代入式(18)得到:

$$V(\mathbf{x}_k, k) = \Delta \left( q(\mathbf{x}_k, k) - \frac{1}{2} V_x^T \mathbf{G} \mathbf{R}^{-1} \mathbf{G}^T V_x \right) + V(\mathbf{x}_k, k+1) + \Delta \mathbf{f}^T V_x(\mathbf{x}_k) \quad (20)$$

对上式移项并对时间增量求极限得到连续时域最优方程——哈密尔顿-雅可比-贝尔曼方程(Hamilton-Jocabi-Bellman, HJB):

$$V_t(\mathbf{x}_i, t) = q(\mathbf{x}_i, t) + \mathbf{f}(\mathbf{x}_i, t)^T V_x - \frac{1}{2} V_x^T \mathbf{G}(\mathbf{x}_i, t) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{G}(\mathbf{x}_i, t)^T V_x \quad (21)$$

在已知终端价值函数  $V(x_T, T)$  情况下 HJB 方程是一种反向偏微分方程。在连续时域系统中直接求解该方程往往面临着维度灾难。低效的求解无法满足自动驾驶运动控制系统 50 Hz 采样频率的需求。

路径积分(path integral, PI)控制策略基于费曼-卡茨引理为 HJB 方程的求解提供了一种更加高效的方式。费曼-卡茨引理将偏微分方程的解表达为一个随机进程的期望,在此基础上,PI 控制策略将确定性偏微分方程式(21)的解视为一类随机微分方程的期望,即

$$V(x_i, t) = -\lambda \log \left( \mathbb{E}_{\mathbb{P}} \left[ e^{-\frac{1}{\lambda} S(\tau)} \right] \right) \quad (22)$$

式中  $S(\tau)$  为式(15a)中与过程状态量相关的代价函数,即积分型性能指标函数。假定最优控制分布的概率密度函数为  $q^*(\mathbf{u}|U, \sigma)$ 。理论上,最优控制序列可以直接在最优控制分布上采样获得:

$$\mathbf{u}_i^* = \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}[\hat{\mathbf{u}}_i] \quad \forall t \in 0, 1, \dots, T-1 \quad (23)$$

然而,对于自动驾驶车辆,因为自身动力学的复杂特性和驾驶工况的多样性,很难建立精确的数学模型,无法直接在最优控制分布上进行采样。将当前控制策略记为  $\mathbb{Q}_{\hat{U}, \sigma}$ ,文中采取在当前策略上进行控制采样,利用蒙特卡洛估计求最优控制序列的估计值:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}[\hat{\mathbf{u}}_i] &= \int q^*(\mathbf{u}|U, \sigma) \hat{\mathbf{u}}_i d\hat{\mathbf{u}} = \\ &= \int w(\mathbf{u}) q(\mathbf{u}|\hat{U}, \sigma) \hat{\mathbf{u}}_i d\hat{\mathbf{u}} = \\ &= \mathbb{E}_{\mathbb{Q}_{\hat{U}, \sigma}}[w(\mathbf{u}) \hat{\mathbf{u}}_i] \end{aligned} \quad (24)$$

式中  $w(\mathbf{u}) = \frac{q^*(\mathbf{u}|U, \sigma)}{q(\mathbf{u}|\hat{U}, \sigma)}$  为重要性采样权重。

Williams 推导了满足式(22)的最优控制分布具有如下形式<sup>[34]</sup>:

$$\begin{cases} q^*(\mathbf{u}) = \frac{1}{\eta} e^{-\frac{1}{\lambda} S(\mathbf{u})} p(\mathbf{u}) \\ \eta = \int e^{-\frac{1}{\lambda} S(\mathbf{u})} p(\mathbf{u}) d\mathbf{u} \end{cases} \quad (25)$$

式中  $p(\mathbf{u}) = q(\mathbf{u}|\tilde{U}, \sigma)$  是基分布。将式(25)代入重要性采样权重,舍弃非优化项,重要性采样权重可以有如下估计式:

$$w(\mathbf{u}) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{\lambda} S(\mathbf{u}) - \mathcal{D}\right)}{\int \exp(\mathcal{D}) q(\mathbf{u}|\hat{U}, \sigma) \exp\left(-\frac{1}{\lambda} S(\mathbf{u})\right)} = \frac{\exp\left(-\frac{1}{\lambda} S(\mathbf{u}) - \mathcal{D}\right)}{\int q(\mathbf{u}|\hat{U}, \sigma) \exp\left(-\frac{1}{\lambda} S(\mathbf{u}) - \mathcal{D}\right)} \quad (26)$$

式中  $\mathcal{D} = \sum_{i=0}^{T-1} (\hat{\mathbf{u}}_i - \tilde{\mathbf{u}}_i)^T \sigma^{-1} v_i$ 。利用式(24)和式(26)

可以在当前策略下对控制序列和代价函数进行采样,并利用蒙特卡洛方法得到最优控制序列的无偏估计。

MPPI、NLP 和基于线性模型预测控制(LMPC)的单回路控制器的计算代价对比如表1所示。这3个控制器以不同的计算成本实现了长控制时域(2 s),其中基于 MPPI 的层级控制器能够在车载计算平台上实现 50 Hz 的控制采样。

表1 计算代价对比

控制方法	拉格朗日-海森矩阵非零数	求解时间/s
层级控制(MPPI)	41	0.01+0.001
层级控制(NLP)	439	0.021+0.001
单回路(LMPC)	610	0.032

### 3.2 平面姿态调节器

姿态调节器的作用是保证平移调节器给出的参考指令能被精确跟踪。为考虑质心侧偏角,本节设计了一种输出调节器(output regulator, OR)。输出调节器是单输入单输出(single-input-single-output, SISO)系统的形式,其中转向角是操纵变量,车头朝向角与质心侧偏角的加和是输出变量。本文考虑的动力学约束可以从式(10)中导出,并由SISO状态空间模型表示:

$$\dot{\mathbf{x}}_i = \mathbf{A}\mathbf{x}_i + \mathbf{B}\mathbf{u}_i + \mathbf{B}_{\text{comp}} \quad (27a)$$

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{C}\mathbf{x}_i \quad (27b)$$

式中 $\mathbf{y}_i$ 是被控输出,下标*i*表示内控制回路。

输出矩阵为

$$\mathbf{C} = [1 \ 0 \ 1] \quad (28)$$

为便于在数字控制器上进行部署,采用零阶保持法对上述连续控制系统进行离散化:

$$\mathbf{x}_i(k+1) = \mathbf{A}(k)\mathbf{x}_i(k) + \mathbf{B}(k)\mathbf{u}_i(k) + \mathbf{B}_{\text{comp}}(k) \quad (29a)$$

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{C}\mathbf{x}_i \quad (29b)$$

其中离散矩阵的计算公式为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{bmatrix}_{4 \times 4} = e^{\begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}_{4 \times 4} \Delta t} \quad (30a)$$

$$\mathbf{C} = \mathbf{C} \quad (30b)$$

根据线性控制系统的叠加原理,道路倾斜角补偿矩阵 $\mathbf{B}_{\text{comp}}(k)$ 的离散化可以通过再次调用式(30a)进行计算。将系统式(29)的控制问题转换为有限时域的最优控制问题,利用线性变参数模型预测控制搭建控制系统:

$$\min_{\mathbf{u}} \sum_{k=0}^{N_i} (\mathbf{y}_{i,k} - \mathbf{y}_{r,k})^T \mathbf{Q} (\mathbf{y}_{i,k} - \mathbf{y}_{r,k}) + \Delta \mathbf{u}_{i,k}^T \mathbf{R} \Delta \mathbf{u}_{i,k} \quad (31a)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{s. t. } \mathbf{x}_i(k+1) = \mathbf{A}(k)\mathbf{x}_i(k) + \mathbf{B}(k)\mathbf{u}_i(k) + \mathbf{B}_{\text{comp}}(k) \\ \mathbf{y}_i = \mathbf{C}\mathbf{x}_i \\ \mathbf{y}_{\min} \leq \mathbf{y}_{i,k} \leq \mathbf{y}_{\max} \\ \mathbf{u}_{\min} \leq \mathbf{u}_{i,k} \leq \mathbf{u}_{\max} \\ \Delta \mathbf{u}_{\min} \leq \Delta \mathbf{u}_{i,k} \leq \Delta \mathbf{u}_{\max} \\ \mathbf{x}_0 = \bar{\mathbf{x}} \end{array} \right. \quad (31b)$$

式中 $N_i$ 为内环的控制时域。对代价函数进行变换,且整合线性约束,将上述最优控制问题转换为典型的二次规划问题进行求解。

$$\text{minimize } \mathbf{X}^T \mathbf{P} \mathbf{X} + \mathbf{q}^T \mathbf{X} \quad (32a)$$

$$\text{subject to } \mathbf{I} \leq \Delta \mathbf{X} \leq \mathbf{u} \quad (32b)$$

其中 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^n$ 为待优化向量:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_i(k) \\ \vdots \\ \mathbf{y}_i(k + N_i | k) \\ \Delta \mathbf{u}_i(k) \\ \vdots \\ \Delta \mathbf{u}_i(k + N_i - 1) \end{bmatrix} \quad (33)$$

在本文中,二次规划问题将使用OSQP求解器来求解<sup>[35]</sup>。与存在稳态偏航误差的状态调节器不同,输出调节器考虑了质心侧偏角。它将航向角和质心侧偏角的加和作为系统的输出,并将输出收敛到平移控制器给出的参考值,而不是参考路径的切线方向。这将消除稳态偏航误差,改善控制器的弯道响应性能。

## 4 理论分析

在本节给出D-ORMPC的理论分析,包括输出调节器如何消除稳态偏航误差,以及层级控制方案如何平滑转向响应并提高噪声抑制能力。

### 4.1 稳态误差分析

考虑如下所示误差状态调节系统:

$$\mathbf{e}(k+1) = \mathbf{A}_e \mathbf{e}(k) + \mathbf{B}_e \mathbf{u}(k) + \mathbf{C}_e \kappa(k) \quad (34)$$

式中 $\mathbf{e} = [e_y, \dot{e}_y, e_\psi, \dot{e}_\psi]$ 表示误差状态向量; $\kappa(k)$ 表示道路曲率。基于全状态反馈控制律设计闭环控制系统如下:

$$\mathbf{e}(k+1) = (\mathbf{A}_e - \mathbf{B}_e \mathbf{K}) \mathbf{e}(k) + \mathbf{C}_e \kappa(k) \quad (35)$$

式中 $\mathbf{K}$ 为反馈增益矩阵。状态反馈控制率仅仅通过调整 $(\mathbf{A}_e - \mathbf{B}_e \mathbf{K})$ 的特征值无法保证偏航通道的稳态误差收敛为零。引入和路径曲率相关的前馈控制补偿,且假定车辆以恒定速度行驶在曲率为恒定值的道路上,利用频域控制系统的终值定理可以得到包含前馈补偿的系统的稳态误差如下:

$$\mathbf{e}_{ss} = \lim_{z \rightarrow 1} (z-1) \mathbb{E}(z) = \lim_{z \rightarrow 1} (z\mathbf{I} - \mathbf{A}_e + \mathbf{B}_e \mathbf{K})^{-1} (\mathbf{C}_e - \mathbf{B}_e \mathbf{K}_{ff}) \kappa = \begin{bmatrix} \frac{\kappa}{k_1} \left( k_{ff,1} - \frac{l_t m v^2 k_3}{2(c_{\alpha l_f} + c_{\alpha l_r})} - l_r k_3 - \sigma \right) \\ 0 \\ \kappa \left( \frac{l_t m v^2}{2(c_{\alpha l_f} + c_{\alpha l_r})} - l_r \right) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (36)$$

可以看出,通过调节反馈和前馈增益,横向位移误差可以保证收敛到零。但是横向偏航误差与前

馈/反馈增益无关,无法保证收敛。这是因为在半稳态状态下,车辆存在质心侧偏角<sup>[36]</sup>,即

$$\beta = \frac{v_y}{v_x} = \frac{\dot{e}_y - v_x e_\psi}{v_x} \quad (37)$$

式中 $v_x$ 为车辆的纵向速度。由于横向位移误差在稳态下收敛到零。因此可以得出横向偏航误差将会收敛到质心侧偏角。

$$\beta = -e_{\psi,ss} = -(\psi - \theta_{des})_{ss} \quad (38)$$

对上式移项,推导出质心侧偏角和车身朝向角最终将会收敛到参考路径的切线方向,即

$$(\beta + \psi)_{ss} = \theta_{des} \quad (39)$$

上式的左边就是输出调节器式(27)的输出量,上式的右边由位移调节器给出,且在稳态情况下(即式(11)的开始两个等式成立)收敛到参考路径的切线方向。所以,3.2节提出的输出调节器可以消除偏航角的稳态误差,提升整车在弯道时的响应性能。

## 4.2 过渡过程

根据式(34),可以通过转向角抵抗路径曲率的变化对系统误差状态的影响。由于机械系统的带宽有限,转向系统很难跟上路径曲率的变化。如果处理不当,路径几何的急剧变化将恶化转向平顺性,并削弱乘客对自动驾驶系统的信心。为说明D-ORMPC如何衰减这种影响,具有路径曲率阶跃变化的J型弯道将作为参考路径,如图3(a)所示。该路径由一条长度为70 m的直线和一段半径为47.8 m的弧线组成,车辆将以36 km/h的恒定速度行驶。基于误差的MPC(error MPC, E-MPC)及其变体(preview MPC, P-MPC)将与D-ORMPC进行比较。E-MPC和P-MPC都使用误差状态模型式(34)。E-MPC和P-MPC之间的区别在于,E-MPC在控制时域内将路径曲率视为常数,而P-MPC将其作为参考路径的先验知识。

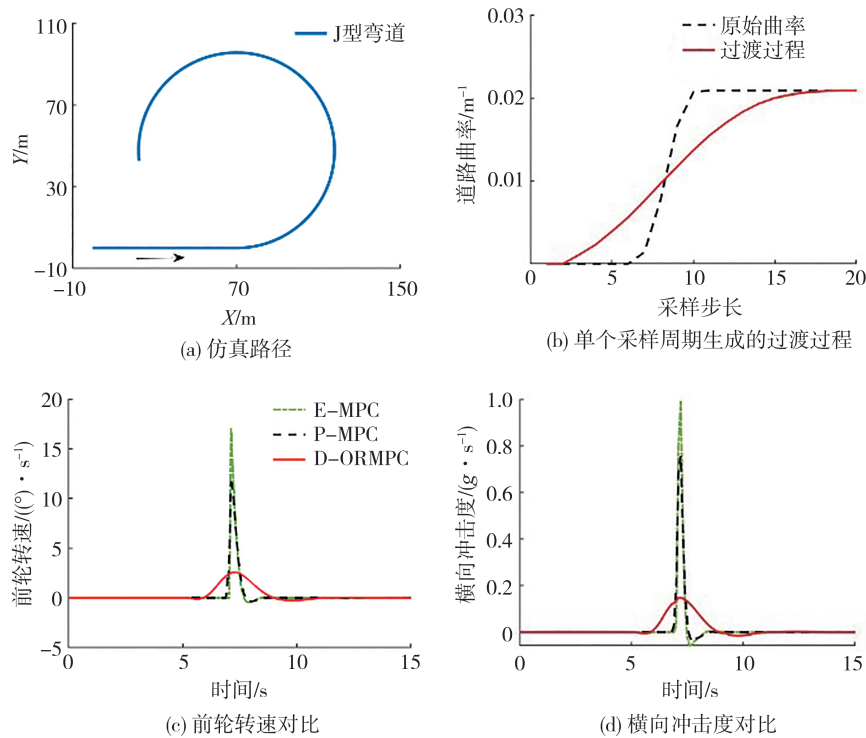


图3 J型弯道仿真结果

D-ORMPC的平移调节器根据系统式(1)中状态的演变规律,为道路几何的阶跃变化生成了平滑的过渡过程。图3(b)显示了D-ORMPC在一次控制采样中平滑路径曲率的阶跃变化。图3(c)和图3(d)对比了文中的方法和另外两种方法的转向响应和横向冲击度响应。由图可见:车辆在第7 s进入弯道

E-MPC在车辆进入弯道之前不采取动作,这导致了大的转向速率和不舒服的横向冲击;利用预瞄来提供未来路径曲率的变化,P-MPC比E-MPC稍早(0.2 s)采取行动,并将横向冲击度降低了0.2g/s;D-ORMPC通过生成过渡过程进一步将横向冲击度降低了0.8g/s以上。

### 4.3 噪声抑制能力

将  $G(s)$  记为被控系统和调节器的传递函数, 可以计算互补灵敏度函数, 该函数表示从传感器噪声到跟踪系统输出的传递特性。

$$T(s) = \frac{G(s)}{1 + G(s)} \quad (40)$$

单回路控制器的互补灵敏度函数的推导如下。将有限最优控制问题视为无约束优化问题, 可以通过计算优化的必要条件来求解:

$$\frac{\partial V}{\partial \mathbf{u}} = \mathbf{H}\mathbf{u} + \mathbf{B}^T \mathbf{Q} \mathbf{A} \mathbf{x}_k = 0 \quad (41)$$

式中  $\mathbf{H} = \mathbf{B}^T \mathbf{Q} \mathbf{B} + \mathbf{R}$  为汉密尔顿函数。全状态反馈控制律为

$$\mathbf{u} = -\mathbf{K} \mathbf{x}_k = -\mathbf{H}^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{Q} \mathbf{A} \mathbf{x}_k \quad (42)$$

在得到了反馈增益后, 控制系统的开环传递函数为

$$G(s) = \mathbf{K}(s\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1} \mathbf{B} \quad (43)$$

D-ORMPC 需要在工作点进行线性展开, 从而得到小扰动线性化模型为

$$\dot{\tilde{\mathbf{x}}}(t) = \mathbf{A}(t) \tilde{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{B}(t) \tilde{\mathbf{u}}(t) \quad (44)$$

式中:  $\tilde{\mathbf{x}}(t)$  表示相对于参考路径的偏差;  $\tilde{\mathbf{u}}(t)$  表示相对于稳态输入的偏差。线性系统的传递矩阵为系统式(1)的雅可比线性化矩阵和系统式(27)的线性矩阵综合。

理论上, 具有良好控制性能的跟踪系统要求  $|T(j\omega)|$  在低频时接近 1(0 dB), 而在高频时较小, 因此跟踪低频参考输入不受影响, 且高频噪声被衰减。互补灵敏度函数的频率响应如图 4 所示。双回路控制器可以衰减高频噪声, 而不会降低低频下的跟踪性能。因为外回路调节器产生的过渡过程仅影响高频输入。

## 5 仿真和试验

本节给出了仿真和试验分析, 以验证所提出方

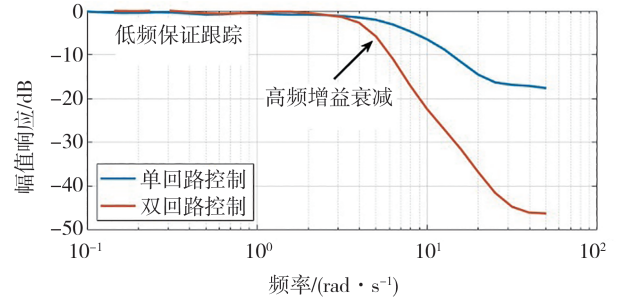


图4 互补灵敏度函数的频域响应

法的性能。仿真中设计的参考路径存在显著的几何差异。参考速度从 9 到 80 km/h 不等。在仿真和试验中, D-ORMPC 只使用一组控制参数, 设置为  $\mathbf{Q}_{\text{outer}} = \text{diag}[0.05, 0.05]$ ,  $\mathbf{R}_{\text{outer}} = \text{diag}[0.01, 0.06]$ ,  $\mathbf{Q}_{\text{inner}} = 1.0$ ,  $\mathbf{R}_{\text{inner}} = 0.8$ 。

### 5.1 参数适应性

单回路控制器需要在横向位移和偏航运动之间分配控制权重。不同的行驶速度和几何形状导致不同的位移和偏航运动响应。因此, 需要相应地调整控制器参数。D-ORMPC 采用层级控制方案, 具有较强的参数适应性。车辆的平移和平面旋转动力学在两个控制回路内进行调节。外回路生成过渡收敛轨迹, 内回路操纵转向盘和油门控制系统以跟踪参考指令。仿真结果表明, 该控制方案参数适应性更好。它不需要参数微调, 且在各种驾驶场景中实现了更好的跟踪性能。

设计不同速度和曲率的 U 型弯, 以测试 D-ORMPC 的参数适应性, 对比方法包含 4.2 节中的两种经典控制器以及基于长预瞄窗口的 MPC (LP-MPC)。表 2 和图 5 给出了 4 种控制方法在不同弯道下的平均跟踪误差和转向响应。在控制参数不变的情况下, D-ORMPC 的跟踪误差和转向响应在所有工况下变化最小。对比方法的平均跟踪误差随着车速变化显著增加, 且它们的转向响应逐渐恶化。E-MPC 在第 7 种情况下表现出不稳定的操纵行为。

表2 参数适应性对比

平均跟踪误差/m	$v = 9 \text{ km/h}$ $\kappa = 0.1 \text{ m}^{-1}$	$v = 9 \text{ km/h}$ $\kappa = 0.05 \text{ m}^{-1}$	$v = 18 \text{ km/h}$ $\kappa = 0.067 \text{ m}^{-1}$	$v = 18 \text{ km/h}$ $\kappa = 0.056 \text{ m}^{-1}$	$v = 27 \text{ km/h}$ $\kappa = 0.056 \text{ m}^{-1}$	$v = 27 \text{ km/h}$ $\kappa = 0.05 \text{ m}^{-1}$	$v = 36 \text{ km/h}$ $\kappa = 0.056 \text{ m}^{-1}$	$v = 36 \text{ km/h}$ $\kappa = 0.05 \text{ m}^{-1}$
EMPC	0.015 1	0.019 8	0.106 9	0.107 4	0.093 0	0.093 2		0.072 8
P-MPC	0.015 1	0.019 8	0.106 9	0.107 3	0.122 5	0.119 0	0.090 5	0.090 7
LP-MPC	0.034 3	0.018 9	0.133 4	0.135 3	0.122 7	0.123 6	0.103 6	0.105 0
D-ORMPC	<b>0.012 3</b>	<b>0.009 1</b>	<b>0.017 8</b>	<b>0.017 0</b>	<b>0.019 7</b>	<b>0.018 5</b>	<b>0.031 5</b>	<b>0.027 9</b>

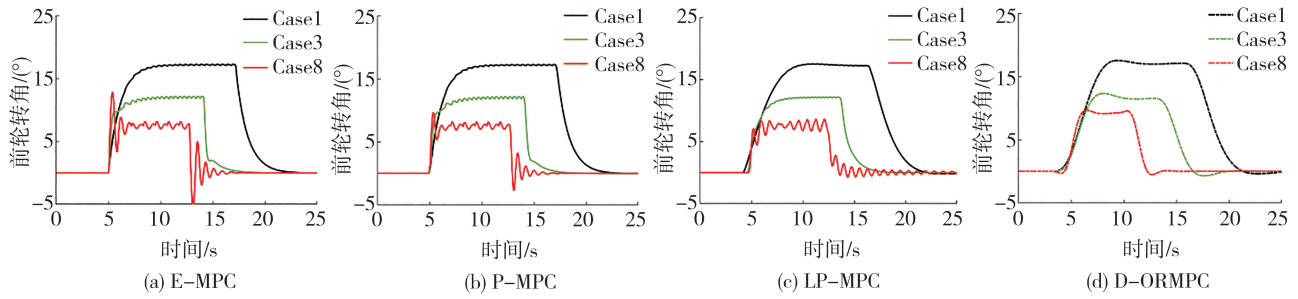


图5 4种控制方法在不同U型弯的转向响应对比

5.2 横向冲击度

具有长控制时域的平移调节器为路径几何的阶跃变化提供了平缓的过渡过程。因此,拥有较高控制带宽的姿态调节器不会受到阶跃信号的直接冲击。此外,ORMPC还考虑了质心侧偏角,改善了瞬态响应,可以在跟踪精度不降低的情况下实现平稳的转向响应。本节选择双移线和高速变曲率的道路来验证该方法的转向性能。在双移线工况,继续对比4种控制策略。在高速变曲率工况,为LP-MPC准备了两组控制参数来与文中的控制方案进行比较。

双移线工况的仿真结果如图6所示。测试工况的平均车速达到60 km/h,路径曲率最大为0.034 m<sup>-1</sup>。从图6(a)和图6(b)可以看出,E-MPC和P-MPC由于缺少足够长的预瞄距离,其输出的前轮转角和转速均明显高于其他两种算法,横向冲击度很大,跟踪误差也没有得到有效抑制。LP-MPC虽然一定程度上延长了预瞄距离,但是缺乏平滑路径曲率的过渡过程,依然没有有效抑制横向冲击度,反而导致跟踪误差变大。文中提出的方法在控制精度不降低的前提下,将横向冲击度降低了50%。

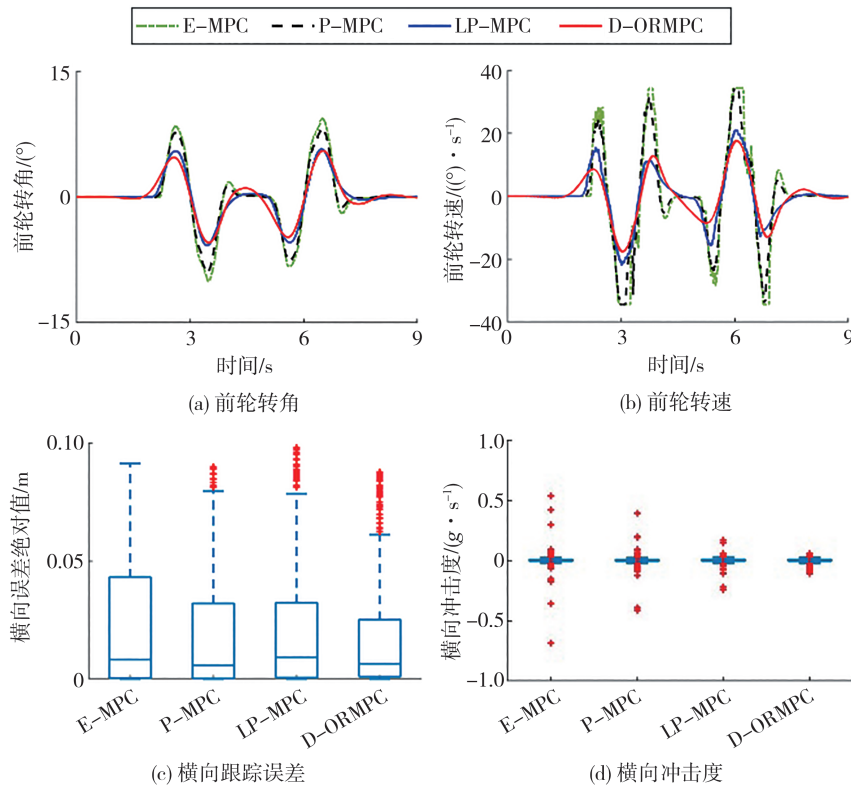


图6 双移线工况仿真结果

变曲率道路结果如图7所示。测试工况平均车速为80 km/h。LP-MPC通过转向盘的快速响应

实现了较小的横向跟踪误差,但横向冲击度较大;LP-MPC\*为降低冲击度限制了转向率,这虽然有效

降低了冲击度,但是跟踪误差较大,如图7(c)和图7(d)所示。文中所提出的方法实现了良好的跟踪精度和非常低的横向冲击度,将横向冲击度降低了60%以上。如图7(a)和图7(b)所示,在最后一个

弯道,所提出的方法与两个LP-MPC控制器输出相同幅度的转向角,然而本文所提出方法的转向速率和转向角的超调要小很多,转向过程更加平稳和舒适。

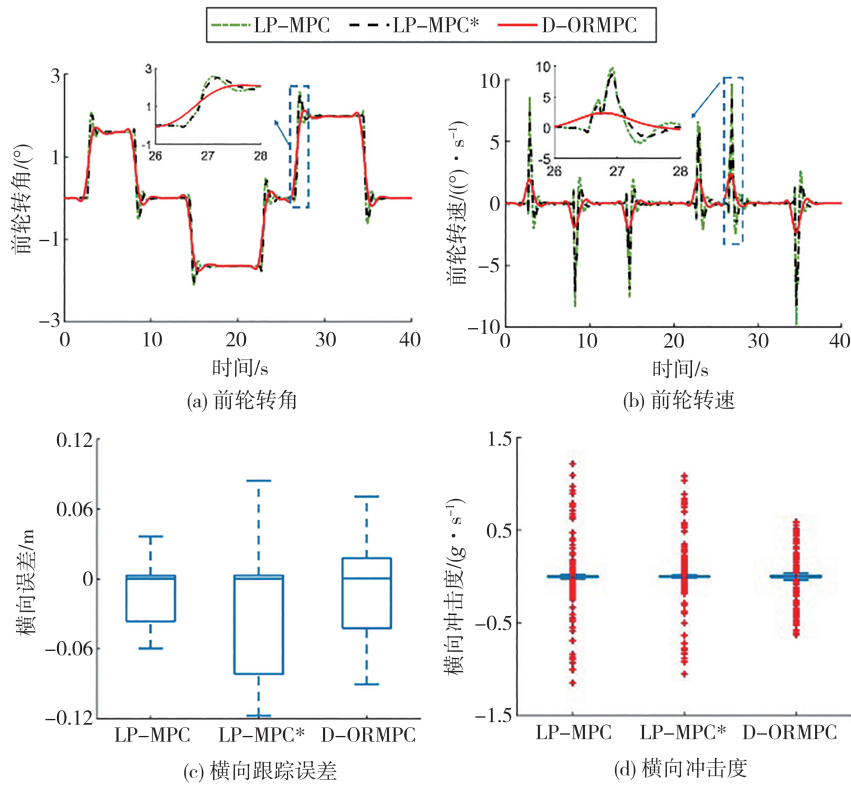


图7 高速仿真结果

### 5.3 实车试验

将所提出的D-ORMPC控制器部署在自动驾驶电动汽车上,如图8所示。车速保持采用级联PID控制器。无人系统配备了边缘计算平台Nuvo-8108GC-XL和实时定位系统GW-NAV100B,以实现

底盘操纵和状态测量。路径跟踪控制模块使用C++编写并部署在Ubuntu 18.04的ROS Melodic Morenia操作系统中,工作频率为50 Hz。线控系统包含前轮转角、油门和制动器。测试场地为内蒙古包头市的开放道路。

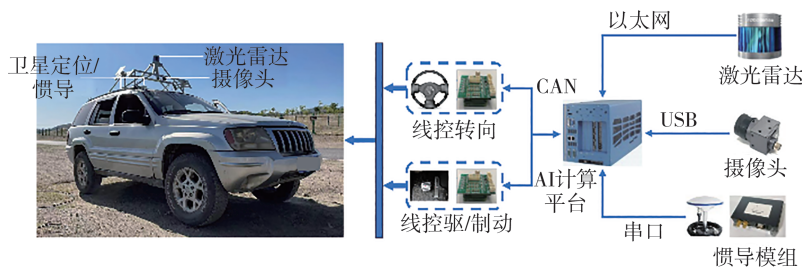


图8 实车平台

#### 5.3.1 U型弯测试

为验证所提出算法的参数适应性,将仿真和实车试验的结果进行对比。对比结果可以证明所提出的方法可大大减少控制器实车整定的工作量。结果

如图9所示,期望路径用黑色虚线标记,模拟和试验结果分别用蓝色和红色实线标记。实车试验的转向响应包络(转向角的上升和稳定时间以及转向速率)与仿真结果基本一致。尽管路径曲率很大,但由于

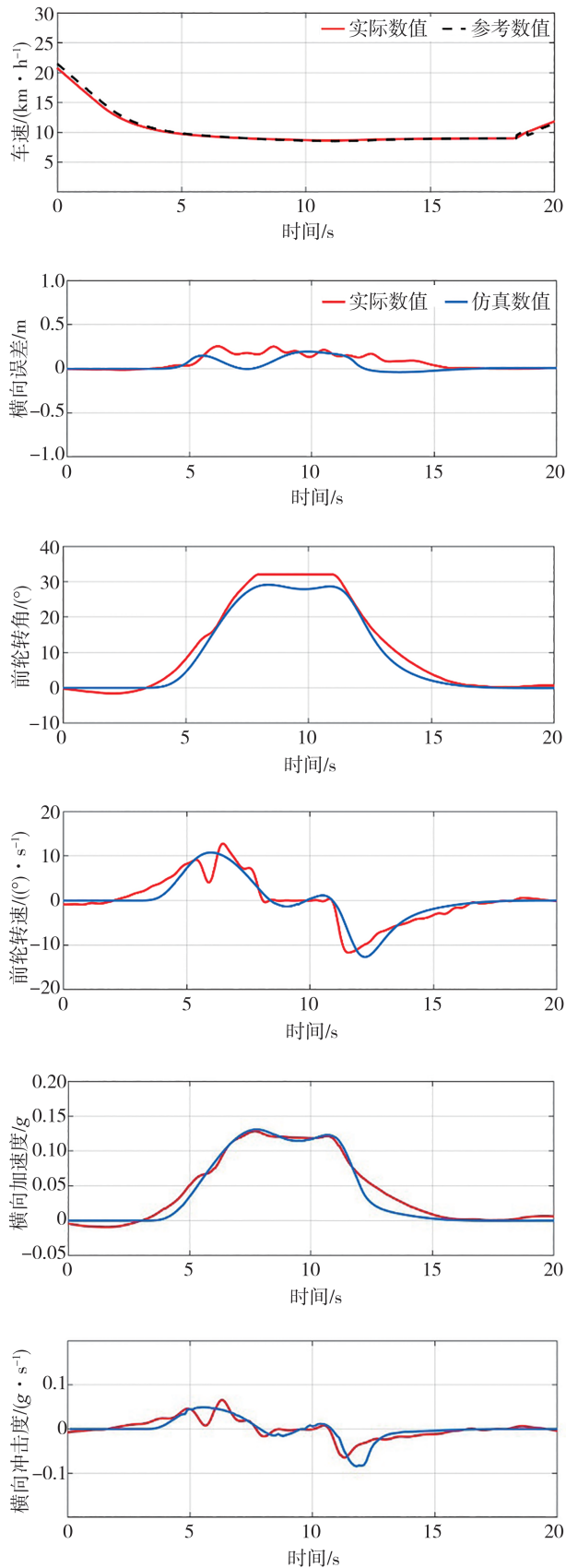


图9 U型弯路径的试验和仿真结果

层级控制方案给出了合理的过渡过程,而且输出调节器考虑了质心侧偏角的动态,D-ORMPC仍然实现了平稳的转向和可接受的跟踪误差,这与仿真结果一致。只要内外环控制系统的带宽本身不改变,控制器的参数就可以保持不变,外环控制系统就可以为内环系统提供合理的目标点。

### 5.3.2 高速换道测试

试验道路为三车道直线道路,全长约 350 m。同样,D-ORMPC 的参数保持不变。路径跟踪控制器操纵自动驾驶汽车以 28 km/h 的速度从最左边的车道开始行驶,完成两次车道变换,最后到最右边的车道以 40 km/h 的速度结束换道任务。尽管路径的曲率相对较小,但由于车速较高,导致横向加速度、冲击度和跟踪误差并不小。如图 10 中前轮转角和前轮转速曲线所示,D-ORMPC 产生的转向角和转向速率是平滑的,不会降低跟踪精度。在完成第一次变道后,对比传统短时域控制方案(图 10 中蓝色曲线标记),文中的方法实现了较小的超调和较短的调节时间,这与变曲率道路仿真的结果一致。根据乘客舒适性的调查研究<sup>[37-38]</sup>,乘用车横向加速度的 50% 报告阈值为 0.12g,对应的横向冲击度为 0.06g/s;乘用车横向加速度的 20% 报告阈值为 0.085g,对应的横向冲击度为 0.04g/s。对于城市道路自动驾驶,如图 10 最后两张图所示,文中的方法在横向加速度方面完全满足乘客的舒适性要求。对于横向冲击度,文中的方法仅在某些峰值区域超过了 20% 的报告阈值,几乎满足了 50% 的报告阈值的要求。

## 6 结论

本文设计、分析并验证了一种双时域层级控制方案,将不同时间尺度下的状态解耦来解决自动驾驶汽车的路径跟踪问题。具有较高控制带宽的平面姿态调节器可保证精确的姿态控制,而具有较低控制带宽的平移调节器可为参考路径的阶跃变化生成平滑的过渡过程。与传统方法相比,所提出的方法仅使用一组控制参数就可以在不牺牲跟踪精度的情况下将横向冲击度平均降低 50%。此外,外回路的较低控制带宽防止了噪声向具有较高带宽的内回路传递。且 D-ORMPC 消除了稳态偏航误差,因此不会发生颤抖的转向动作。文中的方法通过降低横向冲击度和提高转向平顺性来提高乘客的乘坐体验。最后,与传统方法相比,所提出的方法增强了对噪声

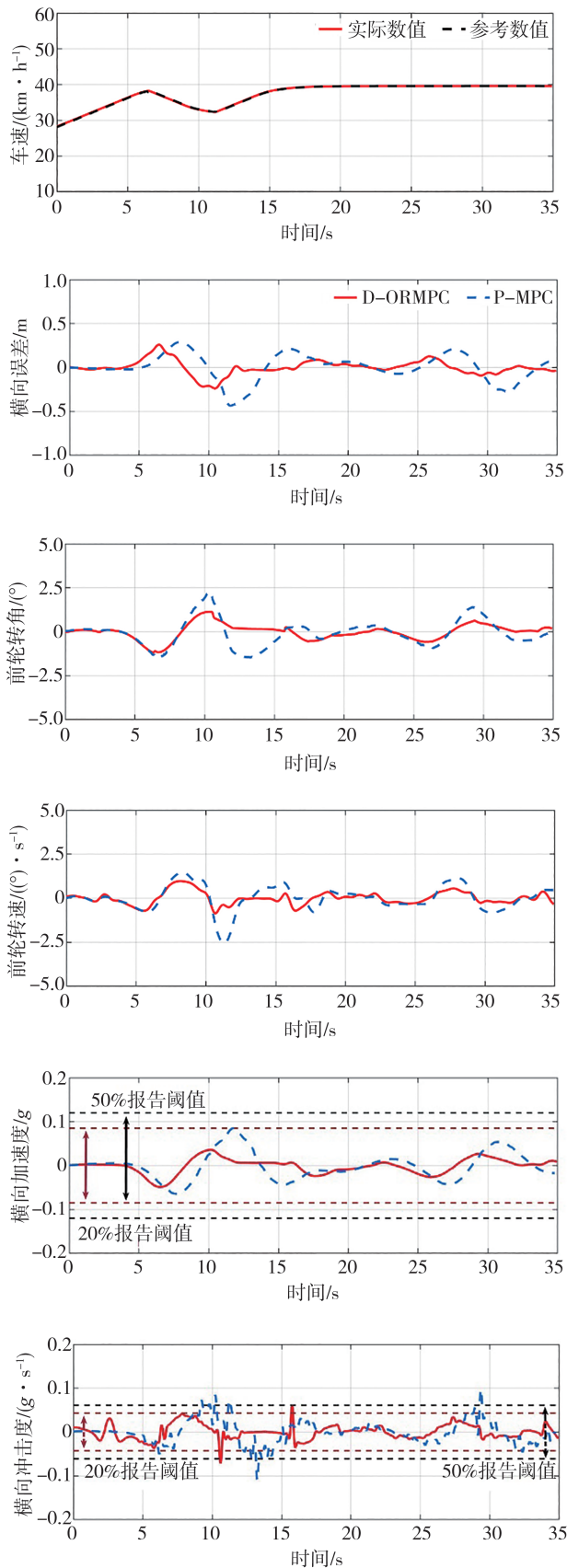


图10 40 km/h两个变道场景的实车试验结果

的抑制能力,简化了调参工作。然而,本文没有讨论模型失配和外部扰动导致的控制性能下降问题。设计一个考虑扰动、执行器动力学和延迟的鲁棒控制器是未来的研究工作。

### 参考文献

- [1] PADEN B, ČÁP M, YONG S Z, et al. A survey of motion planning and control techniques for self-driving urban vehicles [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2016, 1(1): 33-35.
- [2] WATZENIG D, HORN H. Automated driving: safer and more efficient future driving[M]. Springer Cham, 2016.
- [3] AMER N H, ZAMZURI H, HUDHA K, et al. Modelling and control strategies in path tracking control for autonomous ground vehicles: a review of state of the art and challenges[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2017, 86: 225-254.
- [4] DUAN J L, GUAN Y, LI S E, et al. Distributional soft actor-critic: off-policy reinforcement learning for addressing value estimation errors [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(11): 6584-6598.
- [5] LIN Z Y, MA J, DUAN J L, et al. Policy iteration based approximate dynamic programming toward autonomous driving in constrained dynamic environment [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(5): 5003-5013.
- [6] LIU M, ZHAO F, YIN J L, et al. Reinforcement-tracking: an effective trajectory tracking and navigation method for autonomous urban driving [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(7): 6991-7007.
- [7] SHAN Y X, ZHENG B L, CHEN L S, et al. A reinforcement learning-based adaptive path tracking approach for autonomous driving [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 10581-10595.
- [8] 杜国栋, 邹渊, 张旭东, 等. 基于双估计强化学习结合前向预测控制的自动驾驶运动控制研究[J]. 汽车工程, 2024, 46(4): 564-576.  
DU G D, ZOU Y, ZHANG X D, et al. Research on automatic driving motion control based on double estimator reinforcement learning combined with forward predictive control [J]. Automotive Engineering, 2024, 46(4): 564-576.
- [9] XU S B, PENG H. Design, analysis, and experiments of preview path tracking control for autonomous vehicles [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(1): 48-58.
- [10] XU S B, PENG H, TANG Y F. Preview path tracking control with delay compensation for autonomous vehicles [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(5): 2979-2989.
- [11] BORRELLI F, FALCONE P, KEVICZKY T, et al. MPC-based approach to active steering for autonomous vehicle systems [J]. International Journal of Vehicle Autonomous Systems, 2005, 3(2-4): 265-291.

- [12] FALCONE P, BORRELLI F, ASGARI J, et al. Predictive active steering control for autonomous vehicle systems[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2007, 15(3): 566–580.
- [13] FALCONE P, BORRELLI F, TSENG H E, et al. A hierarchical model predictive control framework for autonomous ground vehicles[C]. *American Control Conference (ACC)*, 2008: 3719–3724.
- [14] TIAN Y, YAO Q Q, HANG P, et al. A gain-scheduled robust controller for autonomous vehicles path tracking based on LPV system with MPC and  $H_{\infty}$ [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(9): 9350–9362.
- [15] CAI G S, XU L W, LIU Y, et al. Robust preview path tracking control of autonomous vehicles under time-varying system delays and saturation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(7): 8486–8499.
- [16] KIM B, NECSULESCU D, SASIADEK J. Model predictive control of an autonomous vehicle[C]. *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. Proceedings*, 2001, 2(2): 1279–1284.
- [17] KOUBAA Y, BOUKATTAYA M, DAMMAK T. Adaptive sliding-mode dynamic control for path tracking of nonholonomic wheeled mobile robot[J]. *Journal of Automation and Systems Engineering*, 2015, 9(2): 119–131.
- [18] RAFFO G V, GOMES G K, NORMEY-RICO J E, et al. A predictive controller for autonomous vehicle path tracking[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2009, 10(1): 92–102.
- [19] BRÜDIGAM T, PRADER D, WOLLHERR D, et al. Model predictive control with models of different granularity and a non-uniformly spaced prediction horizon[C]. *American Control Conference (ACC)*, 2021: 3876–3881.
- [20] ZHANG X X, CHENG Z L, MA J, et al. Semi-definite relaxation-based admm for cooperative planning and control of connected autonomous vehicles[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(7): 9240–9251.
- [21] LAURENSE V A, GERDES J C. Long-horizon vehicle motion planning and control through serially cascaded model complexity[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2022, 30(1): 166–179.
- [22] FUNKE J, BROWN M, ERLIEN S M, et al. Collision avoidance and stabilization for autonomous vehicles in emergency scenarios[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2017, 25(4): 1204–1216.
- [23] 刘凯, 陈慧岩, 龚建伟, 等. 高速无人驾驶车辆的操控稳定性研究[J]. *汽车工程*, 2019, 41(5): 514–521.  
LIU K, CHEN H Y, GONG J W, et al. A research on handling stability of high-speed unmanned vehicles[J]. *Automotive Engineering*, 2019, 41(5): 514–521.
- [24] TANG L, YAN F, ZOU B, et al. An improved kinematic model predictive control for high-speed path tracking of autonomous vehicles[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 51400–51413.
- [25] CAMPBELL S F. Steering control of an autonomous ground vehicle with application to the DARPA-URBAN challenge[D]. Massachusetts Institute of Technology, 2007.
- [26] CHEN C, TAN H S. Steering control of high-speed vehicles: dynamic look ahead and yaw rate feedback[C]. *Proceedings of the 37th IEEE Conference on Decision and Control*, 1998, 1: 1025–1030.
- [27] CHEN C, TAN H S. Experimental study of dynamic look-ahead scheme for vehicle steering control[C]. *American Control Conference (ACC)*, 1999, 5: 3163–3167.
- [28] WANG Y, JIANG S, LIN W, et al. A learning-based automatic parameters tuning framework for autonomous vehicle control in large scale system deployment[C]. *American Control Conference (ACC)*, 2021: 2919–2926.
- [29] LUCCHINI A, FORMENTIN S, CORNO M, et al. Torque vectoring for high-performance electric vehicles: an efficient MPC calibration[J]. *IEEE Control Systems Letters*, 2020, 4(3): 725–730.
- [30] KHOSRAVI M, BEHRUNANI V N, MYSZKOROWSKI P, et al. Performance-driven cascade controller tuning with Bayesian optimization[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(1): 1032–1042.
- [31] HU C, WANG R, YAN F J, et al. Should the desired heading in path following of autonomous vehicles be the tangent direction of the desired path[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(6): 3084–3094.
- [32] SCHRAMM D, HILLER M, BARDINI R. *Vehicle dynamics: modeling and simulation*[M]. Berlin, Germany: Springer, 2014.
- [33] LUCA A D, ORIOLO G, SAMSON C. *Feedback control of a non-holonomic car-like robot*[M]. Berlin, Germany: Springer, 1998: 171–253.
- [34] WILLIAMS G, DREWS P, GOLDFAIN B, et al. Information-theoretic model predictive control: theory and applications to autonomous driving[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(6): 1603–1622.
- [35] STELLATO B, BANJAC G, GOULART P, et al. OSQP: an operator splitting solver for quadratic programs[J]. *Mathematical Programming Computation*, 2020, 12(4): 637–672.
- [36] RAJAMANI R. *Vehicle dynamics and control*[M]. 2nd ed. New York: Springer, 2011: 15–46.
- [37] WINKEL K N, IRMAK T, HAPPEE R, et al. Standards for passenger comfort in automated vehicles: acceleration and jerk[J]. *Applied Ergonomics*, 2023, 106: 103881.
- [38] BAE I, MOON J, JHUNG J, et al. Self-driving like a human driver instead of a robocar: personalized comfortable driving experience for autonomous vehicles [DB/OL]. (2022–11–18). <https://arxiv.org/abs/2001.03908>.