

doi: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2024.08.007

基于改进LPV模型的自动驾驶轻型货车横向控制*

颜伏伍^{1,2,3}, 向博文^{1,2,3}, 胡杰^{1,2,3}, 陈锐鹏^{1,2,3}, 张志豪^{1,2,3}, 刘昊岩^{1,2,3}, 高宠智⁴

1. 新能源与智能网联车湖北工程技术研究中心, 武汉 430070;
2. 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;
3. 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;
4. 东风汽车股份有限公司商品研发院, 武汉 430000

[摘要] 本文为适应物流自动驾驶轻型货车载荷显著变化的特点, 满足低计算负载和高稳定性等需求, 提出了一种基于LPV-MPC的路径跟踪控制方法。首先构建线性参变模型, 并制定该模型与调度变量-速度和载荷的非线性映射规则, 旨在提高行车稳定性并降低系统对参数的灵敏度; 然后在滚动优化部分, 为解决规划层提供的离散轨迹点稠密程度不匹配控制模块预测层需求的问题, 设计了一种轨迹重构的方法, 构建了适应预测层时域尺度的平滑轨迹序列, 能有效降低预测状态与真实状态的偏差; 同时采用了多点状态量偏差预测方式代替单点偏差预测, 充分利用了参考轨迹信息从而提高跟踪精度; 最后通过联合仿真和实车试验, 验证了所提出控制策略的有效性。

关键词: 自动驾驶轻型货车; 路径跟踪; LPV-MPC; 轨迹重构

Lateral Control of Autonomous Light Truck Based on Improved LPV Model

Yan Fuwu^{1,2,3}, Xiang Bowen^{1,2,3}, Hu Jie^{1,2,3}, Chen Ruipeng^{1,2,3}, Zhang Zhihao^{1,2,3},
Liu Haoyan^{1,2,3} & Gao Chongzhi⁴

1. Hubei Technology Research Center of New Energy and Intelligent Connected Vehicle Engineering, Wuhan 430070;
2. Wuhan University of Technology, Hubei Key Laboratory of Modern Auto Parts Technology, Wuhan 430070;
3. Wuhan University of Technology, Auto Parts Technology Hubei Collaborative Innovation Center, Wuhan 430070;
4. Commercial Product R&D Institute, Dongfeng Automobile Co., Ltd., Wuhan 430000

[Abstract] For the characteristic of significant load variation in urban logistics autonomous light trucks and to meet the needs of low computational load and high stability, a path-tracking control method based on Linear Parameter-Varying Model Predictive Control (LPV-MPC) is proposed in this paper. Firstly, a linear parameter-varying model is constructed, and nonlinear mapping rules between the model and scheduling variables - speed and load - are established, to improve driving stability and mitigating system sensitivity to parameter fluctuations. Then, for the rolling optimization stage, a trajectory reconstruction method is designed to reconcile disparities between the discrete trajectory points provided by the planning layer and the demand of the control module's prediction layer. A smooth trajectory sequence tailored to the temporal scale of the prediction layer is constructed to effectively decrease the deviation between predicted and actual states. In addition, a multi-point state deviation prediction method is used instead of the traditional single-point prediction, fully leveraging reference trajectory information for improved tracking accuracy. Finally, the effectiveness of the proposed control strategy is verified through combined simulation and empirical vehicle tests.

Keywords: autonomous light truck; path tracking; LPV-MPC; trajectory reconstruction

* 湖北省科技重大专项(2022AAA001, 2023BAA017)资助。

原稿收到日期为2024年01月29日, 修改稿收到日期为2024年03月24日。

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

前言

近年来,在行业发展需求和政府的支持下,自动驾驶一直是汽车工程领域的研究重点,在非端到端的自动驾驶框架下,控制层任务是路径跟踪,在与执行器交互的过程中使车辆遵循参考路径和速度曲线,研究目标旨在确保车辆稳定性的同时,尽可能提高路径跟踪的准确性和平滑度^[1]。

本文关注路径跟踪横向控制,现有的车辆路径跟踪控制方法有许多类型,可分为无模型和基于模型方法,亦可根据是否含有经典控制环节分类,如前馈、反馈等,其中PID类控制方法属于反馈、无模型方法^[2],其结构简单,调试便捷,在车辆纵向控制具有较好的表现,但对于横向控制这种多自由度的高阶系统,则需要与其他方法搭配使用。滑模控制是一种有前馈、无模型、鲁棒的非线性控制方法^[3],实时性好,抗干扰能力强,在车辆控制中其改进目标通常是缓解状态在平衡点附近震荡导致的转向盘转角高频抖动问题。基于模型的常用方法包含纯跟踪控制方法^[4], Stanley法^[5], LQR法和MPC等,前两者对曲率复杂、高速工况的适应性较差,在实际量产车型中少有使用。LQR属于有反馈、无前馈的最优控制算法,实际车辆控制中使用,通常会增加额外模块补齐其前馈项^[6],但其无法在控制过程中添加任何约束,只有执行器的物理约束。对于以落地运营为目标的物流自动驾驶轻型货车,这类中型车辆的实际物理特性与常规车辆的区别和额外稳定性需求对路径跟踪控制器带来较大挑战。

在实际车辆系统中,运动学模型属于非线性模型常用于重型车辆,它对轮胎侧偏的忽略使其为MPC提供的位置预测量误差只在低速时才能被忽略,文献[7]中针对矿车路径跟踪提出一种改进非线性MPC方法,由此提升了控制器工作车速范围但仍达不到物流任务需求。文献[8]中设计了一种基于线性时变模型的MPC控制器,模型主体是双轨3自由度线性动力学模型,该方法对车速和路面附着系数有较强的鲁棒性,但只能适用于四轮都能独立驱动的车辆。文献[9]中使用更高自由度的轮胎模型在极限操作条件下对车辆进行转向有相当高精度的控制,代价是增加了计算负载和严重影响算法实时性。文献[10]中采用魔术公式去拟合非线性动力学轮胎模型,但实车试验过程由于拟合需要的参数过

多以至计算的侧偏刚度仍与真实值有差距。文献[11]中抛弃了传统的基于物理的模型,从大量车辆测量的或模拟的状态数据建立多层神经网络并学习,用以捕捉高阶车辆动力学参数,不过模型稳定性仍需要证明。

动力学模型中的状态方程矩阵会基于车辆部分状态而改变,广泛的做法是将连续空间状态方程离散为线性时变(LTV)模型,例如文献[12],离散状态方程矩阵在操作期间不断更新。文献[13]中使用线性参变(LPV)模型作为MPC的主体,状态空间是线性的,参数空间中是非线性的,状态转变取决于调度变量,但没有限制调度变量存在域来保证模型对参数变化的鲁棒性。文献[14]中则选择优化线性模型的采样时间,根据每个步骤中计算的控制输入更新下一步骤采样时间,在复杂曲率道路上用更小的采样时间来减少线性模型误差,但难以在控制层运行频率固定的实车架构中运用。

本文对量产型物流自动驾驶轻型货车控制方法展开研究,主要内容和结构如下:首先简述使用的单轨动力学误差模型;其次详述横向路径跟踪控制器,主要工作有两方面,一是改进LPV模型,制定部分参数与调度变量的非线性映射规则,从而提高行车稳定性,二是在滚动优化部分,设计一种多点状态偏差预测方式和适应MPC预测层的轨迹重构方法,充分利用参考轨迹以提高跟踪精度;然后通过低附着双移线工况下的路径跟踪控制仿真试验,初步对比验证控制器性能和特征;最后展示实车试验,试验包括测试控制器性能、验证转向约束映射模型和实时性。

1 车辆模型

1.1 单轨侧向动力学模型

无人轻型货车的路径跟踪控制,采用从车辆侧向运动分析单轨动力学模型,如图1所示单轨模型有两个自由度,由横向速度 v_y 和横摆角速度提供,其车辆侧向横摆动力学方程表示为

$$\begin{cases} m(\dot{v}_y + v_x \dot{\varphi}) = F_{xi} \sin \delta + F_{yi} \cos \delta + F_{yr} \\ I_z \dot{\varphi} = l_f F_{xi} \sin \delta + l_r F_{yi} \cos \delta - l_r F_{yr} \end{cases} \quad (1)$$

式中: m 是车辆质量; $\dot{\varphi}$ 为车辆横摆角速度; I_z 为横摆转动惯量; v_y 和 v_x 分别为自然坐标系下的横向车速和纵向车速; F_{xi} 和 F_{yi} 分别为轮胎的纵向力和横向力; l_f 、 l_r 分别为车辆质心到前、后轴距离。

依据车辆行驶特性,假设路面附着条件良好,对轮胎侧偏角和转向角做小角度近似,则前后轮侧向力表示为

$$\begin{cases} F_{yf} = 2C_{af}\left(\delta - \frac{\dot{y} + l_f\dot{\varphi}}{v_x}\right) \\ F_{yr} = 2C_{ar}\left(-\frac{\dot{y} - l_r\dot{\varphi}}{v_x}\right) \end{cases} \quad (2)$$

式中: C_{af} 、 C_{ar} 分别为前、后轴等效侧偏刚度; δ 为前轮转角。

1.2 路径跟踪误差模型

通常车辆控制模块接收参考轨迹作为车辆行驶的期望路径,使用车辆相对于参考路径的偏差作为状态变量,观测器能直观且量化地反映跟踪效果。路径跟踪横向偏差 e_y 为车辆质心到参考线匹配点的距离,航向偏差 e_φ 为车辆相对参考线的方向误差,如图1所示。

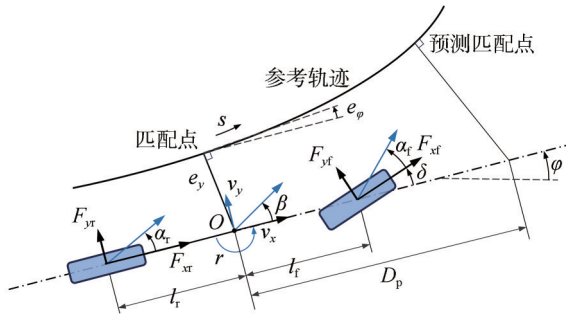


图1 单轨侧向动力学模型

根据上述模型,可以推导出如下偏差量的计算方程:

$$\begin{cases} \dot{\varphi}_{des} = v_x \rho \\ \dot{e}_y = \dot{y} + v_x(\varphi - \varphi_{des}) \\ \dot{e}_\varphi = \dot{\varphi} - \dot{\varphi}_{des} \end{cases} \quad (3)$$

式中: ρ 是参考线曲率; φ_{des} 是参考线匹配点处航向角。式(3)中将参考航向角转化成了参考横摆角速度,注意到车辆行驶时车速 v_x 不是常数,在横向误差1阶导数的计算时会产生非线性,采取的方式是假设纵向速度在计算时域内为常数,得到一个线性参变模型(LPV),速度则是时变参数。将式(3)代入式(1)中,得到

$$\begin{aligned} m\ddot{e}_y = & 2C_{af}\delta + 9\frac{2C_{af} + 2C_{ar}}{v_x}(v_x e_\varphi - \dot{e}_y) + \\ & \frac{-2C_{af}l_f + 2C_{ar}l_r}{v_x}(\dot{e}_\varphi + \dot{\varphi}_{des}) \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} I_z\ddot{e}_\varphi = & 2C_{af}l_f\delta + \frac{-2C_{af}l_f + 2C_{ar}l_r}{v_x}(\dot{e}_y - v_x e_\varphi) - \\ & \frac{2C_{af}l_f^2 + 2C_{ar}l_r^2}{v_x}(\dot{e}_\varphi + \dot{\varphi}_{des}) - \ddot{\varphi}_{des} \end{aligned} \quad (5)$$

将式(4)和式(5)改写为状态空间方程,有

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}u + \mathbf{C}\dot{\varphi}_{des} \quad (6)$$

其中: $\mathbf{x} = [e_y, \dot{e}_y, e_\varphi, \dot{e}_\varphi]^T$; $u = \delta$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{C_{af} + C_{ar}}{mv_x} & \frac{C_{af} + C_{ar}}{m} & \frac{-C_{af}l_f + C_{ar}l_r}{mv_x} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{C_{ar}l_r - C_{af}l_f}{I_z v_x} & \frac{C_{af}l_f - C_{ar}l_r}{I_z} & \frac{-C_{af}l_f^2 + C_{ar}l_r^2}{I_z v_x} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{C_{af}}{m} \\ 0 \\ \frac{C_{af}l_f}{I_z} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{C} = \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{C_{ar}l_r - C_{af}l_f}{mv_x} - v_x \\ 0 \\ -\frac{C_{af}l_f^2 + C_{ar}l_r^2}{I_z v_x} \end{bmatrix}$$

航向角稳态误差 $e_{y_{ss}}$ 是随速度变化而变化的非零量,具体大小为

$$e_{y_{ss}} = \frac{-C_{ar}l_f l_r - C_{ar}l_r^2 + l_f m v_x^2}{RC_{ar}(l_f + l_r)} \quad (7)$$

本文控制对象是以物流任务为主的自动驾驶轻型货车,行驶速度较高,计算负载较低,采用单轨侧向动力学模型作为线性参变模型的主体。

2 路径跟踪控制器

图2展示了控制器整体架构,线性参变模型(LPV)基于单轨动力学跟踪误差模型,状态矩阵依据调度函数进行实时更新,以载荷和车速为调度变量,参考匹配点序列由轨迹点和定位信息计算。MPC控制器则同步更新约束空间和代价函数,求出最优控制序列。在整体架构中,控制器位于轨迹规划模块下游,接收参考轨迹信息,即离散轨迹点;同时,控制器也位于被控车辆底盘的上游,向底盘发送实时控制信号。车载传感器提供的状态信息和定位信息实时反馈至上游模块,供其进行下一周期迭代。

2.1 LPV-MPC控制器

离散系统的控制步长为 T_s ,对式(6)使用双线性变换进行离散化得到:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}_d \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_d u(k) + \mathbf{C}_d \dot{\varphi}_{des} \quad (8)$$

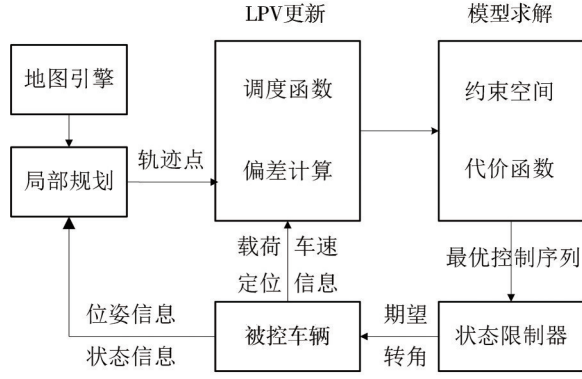


图2 路径跟踪控制器架构

其中: $A_d = (I - AT_s/2)^{-1}(I + AT_s/2)$

$$B_d = BT_s; C_d = CT_s$$

控制输入序列 u 的代价矩阵 R 代表着对控制量的权重,使用误差动力学模型进行横向控制时,控制序列来自车轮转角,为使代价函数聚焦于跟踪效果和行驶稳定性的评价,将控制序列 u 重写为转角增量 $\Delta\delta$ 更为合理,因此状态变量 ξ 重写为

$$\xi(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ u(k-1) \end{bmatrix} = [e, \dot{e}, e_\varphi, \dot{e}_\varphi, \delta]^T \quad (9)$$

新的离散状态空间表达式为

$$\begin{cases} \xi(k+1) = A'_d \xi(k) + B'_d u(k) + C'_d \dot{\varphi}_{des} \\ \eta(k) = D'_d \xi(k) \end{cases} \quad (10)$$

式中: $A'_d = \begin{bmatrix} A_d & B_d \\ O & I \end{bmatrix}_{5 \times 5}$; $B'_d = \begin{bmatrix} B_d \\ I \end{bmatrix}_{5 \times 1}$; $C'_d = \begin{bmatrix} C_d \\ O \end{bmatrix}_{5 \times 1}$; $D'_d = [IO]$; $u(k) = \Delta\delta$ 为 k 时刻前轮转角增量。这不仅简化了第2.3节中构建约束规则的过程,而且使得观测器 $\eta(k)$ 不用线性变换就能检查控制量是否收敛。

定义 MPC 控制器的目标函数为

$$\begin{cases} J = \min_{\xi, \Delta u} \sum_{k=0}^{N-1} ((\xi(k) - \xi_{r,k})^T Q_\lambda (\xi(k) - \xi_{r,k}) + \\ u^T(k) R_\lambda u(k) + (\xi(N) - \xi_{r,N})^T P (\xi(N) - \xi_{r,N})) \\ \text{s. t. } \begin{cases} \xi(k+1) = A'_d \xi(k) + B'_d u(k) + C'_d \dot{\varphi} \\ \xi(k) \in \xi_{lim,\lambda}; u(k) \in u_{lim} \end{cases} \end{cases} \quad (11)$$

式中: N 为预测时域步数; Q_λ 为状态量权重矩阵, $Q_\lambda = \text{diag}[q_1, q_2, q_3, q_4, q_5]$; R_λ 为控制量权重矩阵, $R_\lambda = \text{diag}[r_1]$; $\xi_{lim,\lambda}$ 为状态量约束矩阵; u_{lim} 为控制增量约束,由车辆最大转向盘转角速度和采样周期 T_s 决定; P 为终端代价项,设置方式为迭代 $A^T P A + Q = P^*$,取 $P > P^*$ 的值,可保证终端收敛。式(10)中

曲率项 $C'_d \dot{\varphi}_{des}$ 在2.2节被转化为阶段代价项。

每个周期开始时刻用车辆观测量来更新模型状态空间方程、目标函数和状态约束,使用 OSQP 求解器求解式(12)所示的二次规划问题得到最优控制序列:

$$U^* = [\Delta\delta(k), \Delta\delta(k+1), \dots, \Delta\delta(k+N-1)]^T \quad (12)$$

选取最优控制序列第一个控制量 $\Delta\delta(k)$ 结合第 k 控制周期接受的车辆前轮转角 $\delta(k-1)$ 输出控制器转角:

$$\delta(k) = \delta(k-1) + \Delta\delta(k) \quad (13)$$

2.2 期望状态量构建

和路径相关的点都使用6维向量保存信息,包含位置、航向角、路径曲率、参考速度和累计路程 s , 即 $P = [x_i, y_i, \varphi_i, \rho_i, v_i, s_i]$ 。在此对后文叙述使用的名词符号做一下释义声明,参考点 P_i 指参考路径上的轨迹点;匹配点 $P_{r,i}$ 是依附于参考点 P_i 的虚拟点,代表预测时域 H_p 内的期望状态, i 是点序列索引。

2.2.1 问题分析

在实际车辆行驶路径跟踪控制过程中,常面临以下问题导致跟踪精度下降。

问题1:使用误差动力学模型设计路径跟踪控制器在优化时常将偏差状态变量的期望值 ξ_r 全设为零,即在二次规划过程只有二次项,用当前单点偏差状态量预测未来偏差,没有有效利用参考轨迹信息。

问题2:根据目前广泛使用的架构,规划层提供的行车轨迹由离散参考点集序列 $\{P_i\}$ 构成,其稠密程度一般符合车辆行驶需求,但未必符合 MPC 控制器预测层需求。对两次相邻的采样间隔而言,如果匹配到不同匹配点,车辆的期望状态会出现跳变,跳变程度对 MPC 的预测层有显著影响,尤其是解空间的光滑性方面。

2.2.2 期望轨迹构建

问题2常发生在车辆场景变换或者突然出现的交通参与者导致局部规划轨迹变化时,新轨迹需要与旧轨迹进行轨迹拼接和平滑处理,在控制模块中重构期望轨迹是效果最好的选择。这里提出一种期望轨迹构建的方法,能构建一条平滑且其离散程度满足 MPC 预测层需求的离散轨迹序列,其流程如图3所示。

构建过程具体如下。

(1)步骤d的重构期望轨迹头节点过程取用了匹配点的一对邻点 P_0 和 P_1 ,前者是上一点,后者是

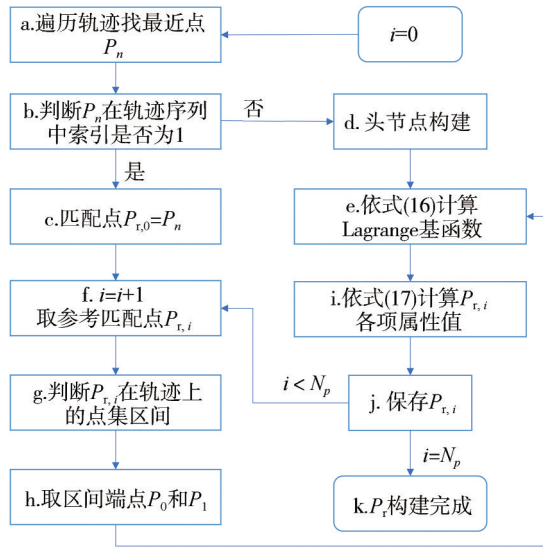


图3 期望轨迹构建流程图

P_0 下一点,其相对位置计算方法为向量 $\overrightarrow{P_0 P_1}$ 往向量 $\overrightarrow{P_0 P_b}$ 投影,即

$$\Delta d = \frac{\overrightarrow{P_0 P_1} \cdot \overrightarrow{P_0 P_b}}{|\overrightarrow{P_0 P_1}|} \quad (14)$$

$$s = s_{p_0} + \Delta d \quad (15)$$

式中: s 是头节点 $P_{r,0}$ 的累计路程标签; P_b 是当前车辆位姿点,位置在车辆质心。取邻点保证了投影计算值始终为正,方便后续步骤e的计算流程。

(2)步骤e和步骤i使用Lagrange插值的方式计算 $P_{r,i}$ 的属性值,使用 $n = 4$ 个数据点,多项式次数为 $d = n - 1 = 3$,使用路程标签 s 作为插值结点,具体基函数和插值多项式公式如下:

$$l_i(s) = \frac{(s - s_0) \cdots (s - s_{i-1})(s - s_{i+1}) \cdots (s - s_n)}{(s_i - s_0) \cdots (s_i - s_{i-1})(s_i - s_{i+1}) \cdots (s_i - s_n)} \quad (16)$$

$$L_3(s) = \sum_{i=0}^3 a_i \left(\prod_{j=0, j \neq i}^3 \frac{s - s_j}{s_i - s_j} \right) \quad (17)$$

式中 $a = [x, y, \varphi, \rho]$, a_i 取自于轨迹点 P_i ,在每次插值前还要检查母点航向角并将其归一化。插值的意义主要是为了得到平滑的参考匹配点信息,即使在相邻采样周期内匹配到不同参考点时,匹配点给出的期望状态变化幅度和其他任意采样周期一样。

(3)步骤f取下一个匹配点采用等弧长 $\Delta s = vT_s$ 递推插值节点, v 是车辆当前速度,自然坐标系下的横轴坐标改为 $s = s_0 + \Delta s$,这保证了匹配点序列与预

测时域 H_p 内的时间序列是一致的。

(4)步骤g中额外考虑了预测匹配点 $P_{r,i}$ 超出参考点集 $\{P_i\}$ 的情况,这里的处理方法是将区间端点都设置为参考点集 $\{P_i\}$ 中最后一点,即从 i 到 N_p 匹配点都是轨迹终点,直到接收局部规划模块下发新的轨迹点集。

通过上述方法,在每个滚动周期都构造了一条依附于参考轨迹的匹配点集 $\{P_{r,i}\}$ 用于后续期望误差计算,该序列能有效削弱离散参考轨迹点间隔不均匀的干扰及其带来的期望状态量突变的影响;匹配点集按时序排列也能避免在大曲率弯道出现预测状态由于行驶偏差较大,跳点匹配到邻轨迹段上距离自车最近的错位点。

2.2.3 期望偏差计算

问题1的情形如图4(a)所示,整个优化过程在求解未来一段时间周期 $T = N_p T_s$ 内,如何使车辆位姿贴近当前的匹配点 $P_{r,0}$,而非实际中经过了 $N_p T_s$ 这段时间后可能的匹配点 $P_{r,N}$ 。实时时该问题在复杂曲率弯道工况下尤为明显,导致跟踪效果差。对于问题1提出如图4(b)所示的期望偏差计算方法取代将期望偏差都置零。

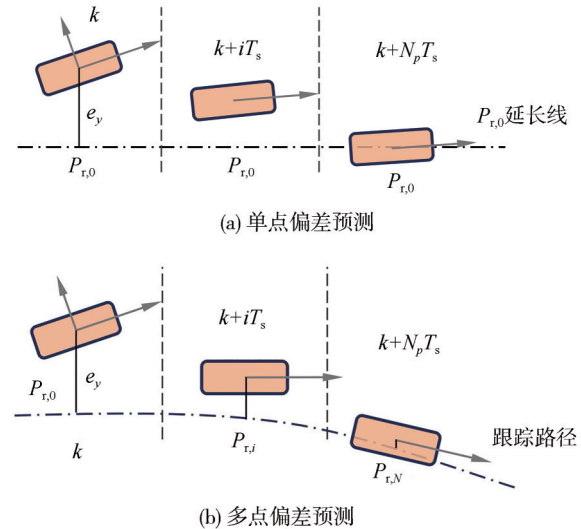


图4 偏差预测示意图

图4(a)描述了单点预测情形,参考状态变量 $\xi_{r,k}$ 被全设为0,图4(b)则是多点偏差预测示意图,优化目标函数鼓励整个预测时域 H_p 内车辆位姿都尽可能贴近跟踪路径,参考状态变量 $\xi_{r,k}$ 只有第一组是0,其余由式(19)计算。此时代价函数里对跟踪偏差的惩罚项为

$$J_1 = \sum_{k=0}^{N-1} (\xi(k) - \xi_{r,k})^T Q_\lambda (\xi(k) - \xi_{r,k}) \quad (18)$$

式中: $\xi_{r,k} = [e_{y_{ref}}, \dot{e}_{y_{ref}}, e_{\varphi_{ref}}, \dot{e}_{\varphi_{ref}}, u_{ref}]$; 计算期望偏差量具体数值方法是利用 $P_{r,i}$ 与当前匹配点 $P_{r,0}$ 的位置关系。计算公式如下:

$$\begin{cases} e_{y_{ref}} = (y_i - y_0) \cos \varphi_0 - (x_i - x_0) \sin \varphi_0 \\ \dot{e}_{y_{ref}} = v_i \sin(\varphi_i - \varphi_0) \\ e_{\varphi_{ref}} = \varphi_i - \varphi_0 \\ \dot{e}_{\varphi_{ref}} = v_i \rho_i - v_0 \rho_0 \\ u_{ref} = \arctan(\rho(l_f + l_r)) \end{cases} \quad (19)$$

至此利用上节重新构建的期望轨迹 $\{P_{r,i}\}$ 计算出了期望偏差 ξ_r , 这是一个 $5(N_p + 1)$ 维列向量。

当车速和采样周期固定, 预测步数 N_p 反映了当前车辆位置较远处跟踪效果的看重程度^[15], N_p 过大会在当前位置附近会产生较大跟踪偏差, 过小会因为车辆前轮转向速度的限制而无法及时转向, 或收敛周期过长。多点偏差算法结合期望轨迹重构步骤, 能削弱模型对预测步数 N_p 的高依赖, 增加模型鲁棒性。

上述设计的多点偏差计算方法将道路曲率信息转化为了参考状态变量 $\xi_{r,k}$ 的第3项, 从而移至代价函数计算, 不用前馈补偿就能减少动力学模型的状态量稳态误差; 同时构建状态空间时不必额外添加 X, x, v_x, β 这类车辆纵向属性量来帮助 y 作坐标转换。有些方法将阶段性代价写为 $(x(k) - x_{ref})^T Q (x(k) - x_{ref})$, 状态变量 $x = [Y, \dot{y}, X, x, \varphi, \dot{\varphi}]$, 这里单独的 y 表示车辆横向位移是伺服车身坐标系, 轨迹信息是大地坐标系下的 X, Y 值, 计算期望 x_{ref} 需要定义未来轨迹和车身坐标系的关系。在误差模型下, e_y 伺服自然坐标系, $e_{y_{ref}}$ 的计算回避了车身坐标系纵向量, 降低了优化时状态变量维度, 求解速度更快。

2.3 LPV 模型

实车环境中系统复杂, 控制器受模型参数实时变化影响较大, 建立线性时变模型可以更新线性状态空间以解决模型失配问题, 但固定的参数限制了其高效工作区间。本文采用线性参变模型, 两个调度变量 λ 分别为车速 v 和载荷 m_s , 每个执行周期状态矩阵、代价函数和约束会根据调度函数 $f(\lambda)$ 作变换, 以提高行车稳定性并降低系统对参数的灵敏度, 调度函数 $f(\lambda)$ 中非线性映射包括状态量权重矩阵 $f_w(\lambda)$ 和状态量约束 $f_{lim}(\lambda)$ 。

2.3.1 权重矩阵映射

构建 $f_w(v) = Q_\lambda = [q_{1,\lambda}, q_{2,\lambda}, q_{3,\lambda}, q_{4,\lambda}, q_{5,\lambda}]$, 代价

函数 J 中, 权重矩阵也具有变化需求, 车速越高, Q 矩阵中航向误差权重 q_3 和转角量的权重系数 q_5 应越大, 横向误差权重系数 q_1 越小, 即高速偏重于航向误差, 反之低速应偏重于横向误差。以 5 km/h 为速度步长测试 Q 矩阵最优参数, 并保存为调度增益映射表。

做二次规划时 N_p 会使何塞(Hessian)矩阵条件数很大从而敏感度很高^[16]。基于此设计一种稳态保护机制增加矩阵稳定性, Q_{dev} 表明车辆状态的偏差程度, 车辆进入非理想状态后意味着难以维持路径跟踪性能和车辆稳定性, 让前轮转向角 δ 变成低优先级, 其权重通过双曲正切函数 $\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$ 迅速降低, 帮助车辆在稳定范围内尽可能路径跟踪, 具体变化公式如下:

$$Q_{dev} = \max\left(\frac{|e_y|}{e_{y,lim}}, \frac{|e_\varphi|}{e_{\varphi,lim}}\right) \quad (20)$$

$$q_5 = \begin{cases} q_{\delta}, & Q_{dev} \leq 1 \\ q_{\delta}(a_s \tanh\left(\frac{1}{Q_{dev}}\right) + b_s), & Q_{dev} > 1 \end{cases} \quad (21)$$

式中 b_s 和 a_s 是常数。上述情形通常在动态障碍物突然侵犯本车行驶域且单纯制动不足以避障时发生, 控制模块会接收到具有相当挑战性的轨迹, 在稳定性约束下的任意可行前轮转角 δ 都是可以接受的; 在常规情况, 自动驾驶轻型货车因货物运输完好率要求对前轮转角 δ 有一定的制约。

2.3.2 状态约束映射

状态约束映射构建为 $f_{lim}(v, m_s) = \delta_{lim}$ 。能够考虑系统约束是模型预测控制相对于线性二次型控制器、反步法等方法优越性, 在路径跟踪实现过程中, 等式约束通常指第1节中动力学方程, 不等式约束是对系统求解的需求, 由执行机构物理极限和车辆行驶稳定性需求这两部分组成, 这里稳定性指车辆的侧倾与侧翻。

当车辆在稳态转向时, 使用侧翻指数 R 来表明车辆侧翻的可能性, F_{z1} 是内侧车轮垂向力, F_{z2} 是外侧车轮垂向力, 通过轮胎垂向力差值计算侧翻指数 R :

$$R = \frac{F_{z2} - F_{z1}}{F_{z2} + F_{z1}} = \frac{kl_s \sin \phi + bl_s \dot{\phi} \cos \phi}{mg} \quad (22)$$

式中 l_s 是左右悬架距离。式(22)中的侧翻指数不能直接计算, 轮胎力不易测得, 需要通过侧倾动力学模型间接计算, 当忽略动态力的转移则有:

$$kl_s \sin \phi + bl_s \dot{\phi} \cos \phi = \frac{2ma_y h_R \cos \phi + 2mgh_R \sin \phi}{l_s} \quad (23)$$

用轮距 l_w 代替左右悬架距离 l_s , 得到:

$$R = \frac{2h_R}{l_w g} a_y \cos \phi + \frac{2h_R}{l_w} \sin \phi \quad (24)$$

车辆稳态转向时侧倾角 ϕ 较小, 将侧向加速度 a_y 用横摆角速度 $\dot{\phi}$ 表示成直接控制量 $a_y = v_x \dot{\phi}$, 式(24)重写为

$$R = \frac{2h_R v_x^2 \tan \delta}{l_w g (l_f + l_r)} \quad (25)$$

式中 h_R 是簧载质心距侧倾中心的距离, 是调度变量载荷 m_s 的函数, 记为式(26), 其中 m_0 为整车质量, 空载时 $h_R = h_{R0}$

$$h_R = \frac{h_{R0} m_0 + \left(\frac{m_s}{l_w (l_f + l_r)} \right) m_s}{m_0 + m_s} \quad (26)$$

当侧翻指数 $R = 0$ 时, 车辆直线行驶, $R = \pm 1$ 时, 一边车轮与路面处于临界接触状态。处于稳定安全行驶目的将侧翻指数临界值设为 $|R_{\text{thres}}| = 0.7$ 。以上, 车辆稳定性约束为

$$\delta_{\text{lim}} = \arctan \left(\frac{R_{\text{thres}} l_w g (l_f + l_r)}{2h_R v_x^2} \right) \quad (27)$$

当车速超过临界, 车辆稳定性约束比执行机构物理约束更严格, 前轮转向可行域收缩。

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的优越性。仿真车型选用 Large European Van, 基本车辆参数如表 1 所示。

测试工况选择标准双移线, 道路设置为潮湿混凝土路面, $\mu=0.55$ 。为了验证控制器理想工作范围和测试载荷传感器误差对车辆控制的影响, 在

表 1 车辆参数

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 $I_z/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	4116
前轴侧偏刚度 $C_{\alpha f}/(\text{N} \cdot \text{rad}^{-1})$	173 000
后轴侧偏刚度 $C_{\alpha r}/(\text{N} \cdot \text{rad}^{-1})$	173 000
转向传动比 i	25.0

TruckSim 中设置载荷 1 000 kg, 而仿真程序时将状态空间里整车质量 m 设置为 3 200 kg, 即 300 kg 的载荷传感器偏差和载荷后质心位置偏差; 纵向车速以固定加速度从 5 加速到 50 km/h。

给作为仿真对比方法的 LQR 控制器加入前馈控制模块, 将 MPC 控制器也设计成线性参变的模型, 控制权重从调度表调取, 均为当前车速下最优参数, 仿真结果如图 5~图 8 所示。

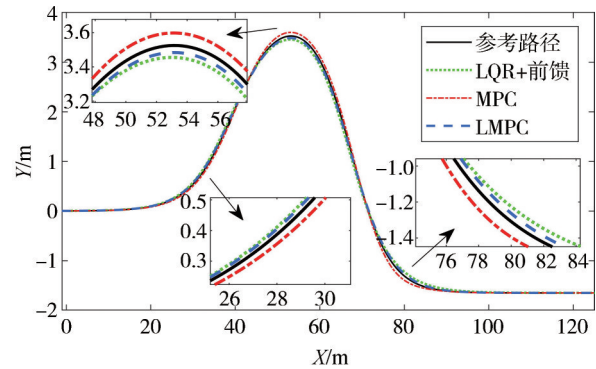


图 5 路径跟踪效果对比(仿真)

图 5 描述了 3 种控制器对双移线路径的跟踪效果, 结果显示上述控制器在仿真参数设置与 TruckSim 车辆参数有一定偏差情况下, 都具有一定的路径跟踪能力, 不过本文提出的改进 LPV-MPC 控制器(图中简称为 LMPC)与参考路径贴合最好, MPC 控制器和 LQR 控制器的跟踪效果次之。

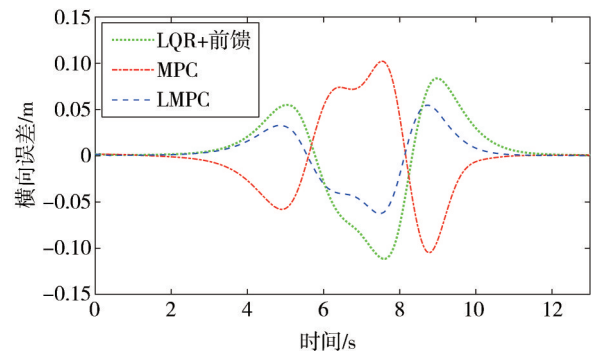


图 6 横向偏差(仿真)

图 6 和图 7 显示了车辆行驶轨迹相对于期望路径的横向偏差与航向偏差。由图可见: 改进 LMPC 最大横向偏差为 0.068 m, 最大航向角偏差为 0.04 rad, 具有最佳跟踪效果; MPC 控制器最大航向角偏差为 0.05 rad, 前半段低车速时, 横向偏差与对比方法表现相近, 但在第 8.5 s 的高速弯道段横向偏

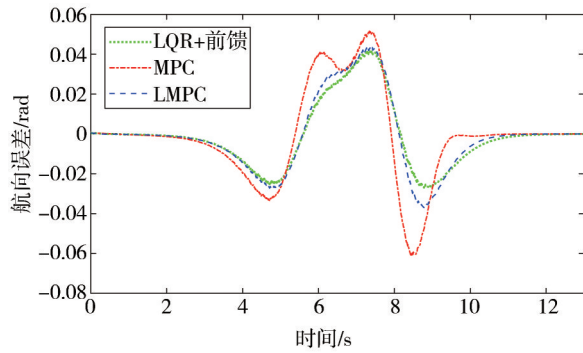


图7 航向偏差(仿真)

差达到了最大值0.1 m,;LQR控制器最大横向偏差也为0.1 m,最大航向角偏差为0.04 rad,跟踪效果与MPC相近,但具体表现的特征有所不同。

图8展示了控制器的转向盘转角输出。可看出,有曲率前馈补偿的LQR控制器在大曲率弯道能输出大幅值的转向角控制量,因此能很好地控制航向角偏差,但由于前馈补偿存在相位滞后,使得跟踪效果一般。相比之下,改进LPV-MPC控制器将控制量设置为前轮转角增量 $\Delta\delta$,输出的转向盘转角更平滑。

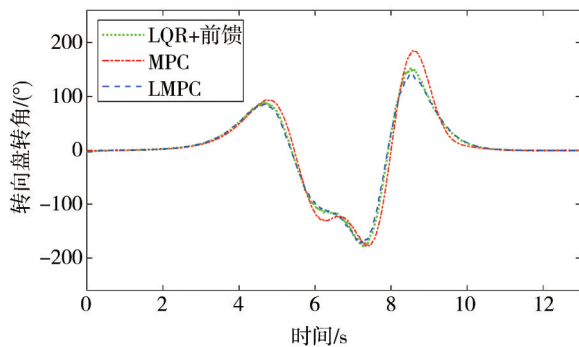


图8 转向盘转角(仿真)

综合来说,MPC控制器仅基于单轨动力学误差模型进行单点偏差预测,未充分利用上未来参考路径信息,其对即将到来的大曲率弯道反应速度慢,出现如图5所示过于弯道外切的车辆轨迹。采用前馈模块补偿状态空间道路曲率项使LQR控制器对大曲率弯道响应程度更好,并消除横向位置稳态偏差和降低航向角稳态偏差,但面对扰动易出现超调现象,造成车辆轨迹在弯道处过于内切。在模型参数设置准确的情况下,LQR控制器路径跟踪偏差很小,但控制器对模型参数灵敏度较高,控制效果随模型失配程度迅速下降。MPC控制器不是传统意义上的

闭环反馈,而是通过滚动求解开环最优控制实现反馈功能,具备一定鲁棒性,缺点是受预测时域影响较大。改进的LMPC控制器采用局部期望轨迹重构,缓解了预测控制器在低速和高速行驶时对不同预测步数的需求,提出的多点偏差算法充分利用了未来轨迹信息,在输出转角 δ 更平滑的效果下实现更小路径偏差。

4 实车试验

为验证提出的路径跟踪控制器的有效性和适应性,采用东风EV18自动驾驶轻型货车作为试验平台。该平台配备线控底盘,搭载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9所示。



图9 试验平台

车辆参数如表2所示。

具体软件架构如图10所示。其中驱动程序采用C++编写并部署在域控制器中,域控制器的SoC芯片存储并运行感知、地图、决策规划模块,MCU存

表2 车辆参数

参数	数值
整车质量 m/kg	2 850
满载质量 m/kg	4 495
前轴到质心距离 l_f/m	1.20
后轴到质心距离 l_r/m	2.108
空载绕 z 轴转动惯量 $I_z/(kg \cdot m^2)$	4 800
满载绕 z 轴转动惯量 $I_z/(kg \cdot m^2)$	8 090
前轴侧偏刚度 $C_{af}/(N \cdot rad^{-1})$	174 000
后轴侧偏刚度 $C_{ar}/(N \cdot rad^{-1})$	174 000
转向传动比 i	19.5-22.0
预测时域步数 N	40
离散时间 T_s/s	0.01

储并运行控制模块,通过UDP信号交互。线控底盘与域控制器采用CAN通信,实时交互车载信息、定位和控制信号,实现车辆驱动和转向控制,控制频率为100 Hz。

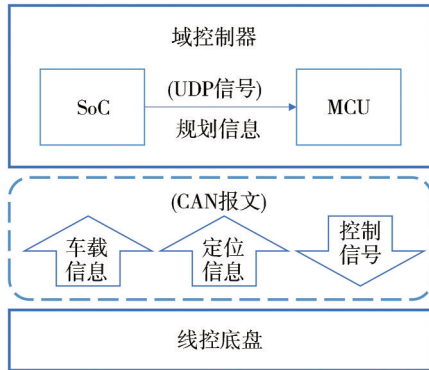


图10 软件架构图

实车试验在武汉智能网联汽车测试场完成,测试场内暂不具备高精地图,跟踪路径为实车定位录制经平滑处理得到。

4.1 控制器效果对比试验

为测试LQR、MPC和改进LPV-MPC控制器的实车路径跟踪效果,录制类鱼钩形路径,试验车速为25 km/h,控制参数均为实车最优参数,试验结果如图11~图13所示。

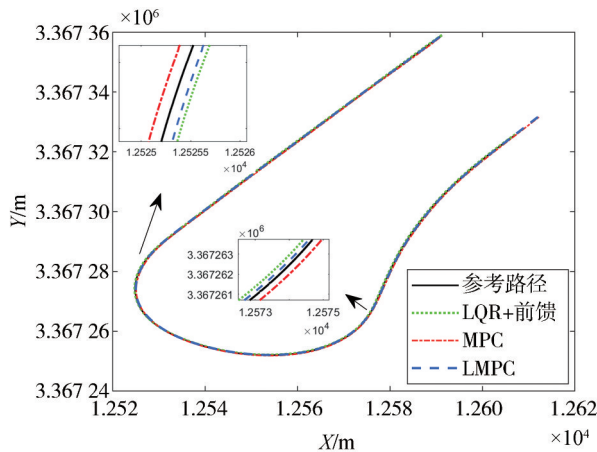


图11 路径跟踪效果对比图(试验)

图11显示了3种控制器的实车路径跟踪效果,其中改进的LPV-MPC控制器跟踪效果最好,LQR控制器和MPC控制器次之,前者通过大曲率路径过于内切,稳定性较差。

图12和图13精确描述了车辆相对参考路径的侧向偏差和航向偏差。初始时刻,偏差较大源于录

制轨迹绝对位置是固定的,每轮测试车辆初始位姿会有偏差。车辆贴近参考路径稳定行驶后,改进的LPV-MPC控制器横向位置偏差最小,控制器控制车辆在初始位姿有偏差情况下迅速贴近参考路径,并以较小的跟踪偏差稳定行驶;相比之下LQR控制器效果较为一般,较大的航向角偏差和横向偏差出现在第15和第16 s的大曲率弯道段,最大偏差为横向0.232 m和航向角0.124 rad;MPC控制器也有不错的控制效果,在横向初始偏差为0.33 m和航向偏差0.13 rad情况下开始,该控制器能迅速减少跟踪偏差,并保持在一定误差范围内,整体跟踪精度逊于改进的LPV-MPC控制器。

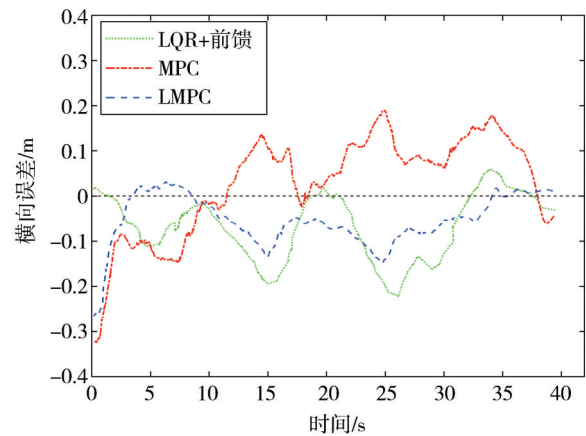


图12 横向偏差(试验)

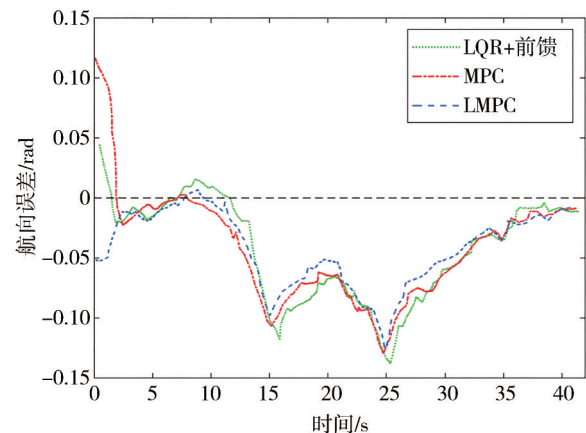


图13 航向偏差(试验)

表3显示了具体的峰值控制性能参数和控制器平均控制效果,这是选择车辆稳定行驶后的数据。改进LPV-MPC控制器均方根偏差分别为横向位置0.086 4 m和航向角0.040 8 rad,相较于LQR控制器减少了24.5%和13.7%,较MPC控制器减少了16.2%和15.2%,转向盘转角相较于LQR和MPC控制器分

别减少了8.9%和6.1%。实车测试中3种控制器都以单轨动力学误差模型为基础,具有接近的转角输出,LQR控制器通过曲率前馈加状态反馈使系统收敛,出现的超调现象和闭环反馈滞后特性造成前轮转角变化幅度大且峰值滞后。MPC能预测未来车辆相对于当前匹配点信息,优化过程有效避免转向超调并使误差收敛。改进的LPV-MPC模型额外对转角增量施加代价,输出转向盘转角更为平滑,通过多匹配点偏差预测使优化得到的解质量更高更贴合实际行驶需求,从而在转角平滑度和控制效果都表现最好。实车试验结果表明改进LPV-MPC控制器在自动驾驶轻型货车上能有效提升路径跟踪精度和稳定性。由于本文提出的轨迹重构方法要匹配多点偏差状态预测模型使用,因此没有量化轨迹平滑程度对跟踪效果的影响,还需进一步探究。

表3 实车试验评价指标

参数	LQR	MPC	LMPC
最大横向偏差/m	-0.232	0.195	-0.143
最大航向偏差/rad	-0.134	-0.127	-0.116
横向偏差均方根/m	0.114 5	0.103 1	0.086 4
航向偏差均方根/rad	0.047 3	0.048 0	0.040 7
转角均方根/(°)	115.76	112.17	105.41

4.2 状态约束映射试验

为验证行车稳定性,采用观测器实时观测轻型货车数据和模型输出的转角约束,行车过程为4.1节的类鱼钩型路径跟踪控制测试。测试条件为空载 $m_s=200\text{ kg}; h_R=0.7366; l_w=2.18\text{ m}$ 。

具体观测结果如图14所示,这里只截取了前15s的数据,其中蓝色的ESC速度为经过滤波的底盘实时车速,车速从0加速到25 km/h后匀速行驶;橘色虚线为执行器转角约束,为 36.5° ;橘色曲线为稳定性转角约束,随着车速的增加而不断收缩,在第3.61s收缩到执行器约束,此时的临界车速为34.75 km/h。

4.3 算法实时性测试

图10显示的自动驾驶轻型货车软件架构图中,预测感知和决策规划模块都在NVIDIA DRIVE Orin SoC(系统级芯片)中运行,它们需要消耗大量算力资源,控制模块则在低成本MCU芯片中运行。改进LPV-MPC算法增加了轨迹重构模块并使二次规划求解凸空间更加复杂,导致计算耗时有所增加,因此用实车算法耗时测试来验证其实时性,试验结果如图15所示。

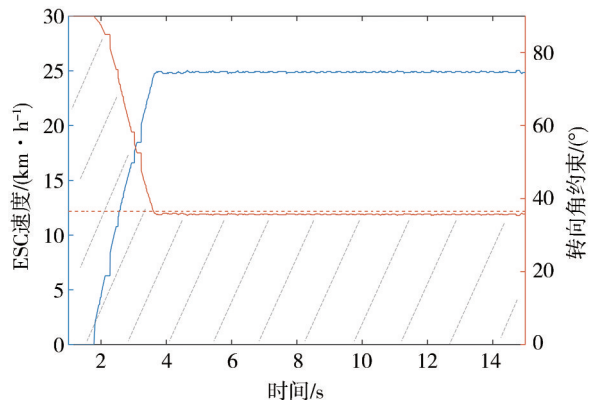


图14 实车约束映射

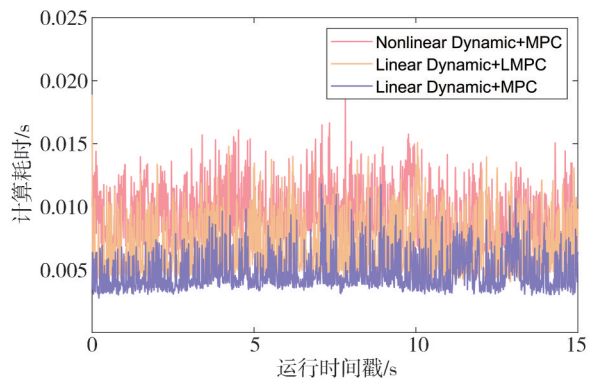


图15 控制周期计算时间图

实时性测试对象都以动力学模型为基础,两组为线性动力学(linear dynamic)模型,将轮胎侧向力和侧偏角视为为线性关系,一对照组为非线性动力学(nonlinear dynamic)模型也称轮胎模型,使用魔术公式拟合。图16更直观显示了控制器在每个周期计算耗时,着色箱子上下线和中线分别是3/4、1/4位和中位数,可见改进LPV-MPC算法在EV18轻型货车平台上平均计算时间小于0.01s,完全满足100 Hz控制频率需求。

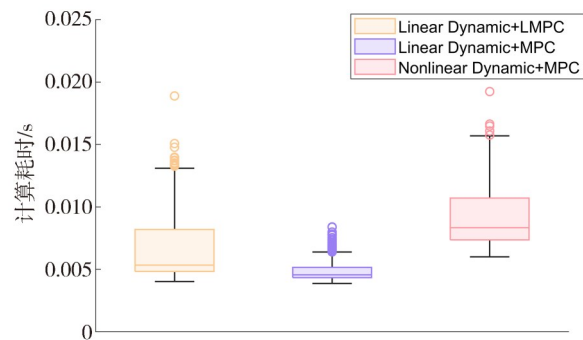


图16 控制周期耗时箱形图

5 结论

本文针对自动驾驶轻型货车载荷变化显著的特点,为满足低计算负载、高跟踪精度、高稳定性的需求,提出了一种基于改进的LPV-MPC路径跟踪控制方法。首先构建了以单轨车辆动力学误差模型为主体的线性参变模型,定义了代价函数和稳定性约束与调度变量(速度与载荷)之间非线性映射的规则,以保证行车稳定性并减小系统对参数变化的敏感度;然后为解决实车过程中控制模块接收的行车离散轨迹点稠密程度不匹配控制器预测层需求的工程问题,在滚动优化部分提出了一种轨迹重构的方法,构建了平滑且适应预测层时间域的离散轨迹序列,有效减少预测状态与实际状态的偏差;同时设计了一种多点偏差状态量的预测方式,由此代替原本的单点偏差预测,这一改进有效地利用了参考路径信息,从而提高了车辆跟踪精度。最后通过联合仿真和实车试验验证了该控制方法在保证更高稳定性的同时,拓宽了控制器的理想工作范围,并提升了跟踪精度。

参考文献

- [1] 白国星,孟宇,刘立,等.无人驾驶车辆路径跟踪控制研究现状[J].工程科学学报,2021,43(4):475-485.
BAI G, MENG Y, LIU L, et al. Current status of path tracking control of unmanned driving vehicles [J]. Chinese Journal of Engineering, 2021,43(4):475-485.
- [2] 赵熙俊,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, CHEN H. A study on lateral control method for the path tracking of intelligent vehicles [J]. Automotive Engineering, 2011,33(5):382-387.
- [3] WU Y, WANG L, LI F, et al. Robust sliding mode prediction path tracking control for intelligent vehicle[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2022, 236(9): 1607-1617.
- [4] KAPSALIS D, SENAME O, MILANES V, et al. Design and experimental validation of an LPV pure pursuit automatic steering controller[J]. IFAC PapersOnLine, 2021, 54(2).
- [5] AbdELMONIEM A, OSAMA A, ABDELAZIZ M, et al. A path-tracking algorithm using predictive stanley lateral controller [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(6).
- [6] YANG T, BAI Z, LI Z, et al. Intelligent vehicle lateral control method based on feedforward+ predictive LQR algorithm [C]. Actuators. MDPI, 2021, 10(9): 228.
- [7] BAI G, LIU L, MENG Y, et al. Path tracking of mining vehicles based on nonlinear model predictive control [J]. Applied Sciences, 2019, 9(7): 1372.
- [8] WU H, SI Z, LI Z. Trajectory tracking control for four-wheel independent drive intelligent vehicle based on model predictive control [J]. IEEE Access, 2020, 8: 73071-73081.
- [9] CHOWDHRI N, FERRANTI L, IRIBARREN F S, et al. Integrated nonlinear model predictive control for automated driving [J]. Control Engineering Practice, 2021, 106: 104654.
- [10] 王开峰.基于非线性动力学模型的无人驾驶汽车横向控制算法研究[D].重庆:重庆交通大学,2023.
WANG Kaifeng. Research on lateral control algorithm of autonomous vehicle based on nonlinear dynamical models [D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2023.
- [11] ROKONUZZAMAN M, MOHAJER N, NAHAVANDI S, et al. Model predictive control with learned vehicle dynamics for autonomous vehicle path tracking [J]. IEEE Access, 2021, 9: 128233-128249.
- [12] BAI G, MENG Y, GU Q, et al. Relative navigation control of articulated vehicle based on LTV-MPC [J]. International Journal of Heavy Vehicle Systems, 2021, 28(1): 34-54.
- [13] LIU R, ZHAO X, ZHU X, et al. A human-like shared driving strategy in lane-changing scenario using cooperative LPV/MPC [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023.
- [14] CHOI Y, LEE W, KIM J, et al. A variable-sampling time model predictive control algorithm for improving path-tracking performance of a vehicle [J]. Sensors, 2021, 21(20): 6845.
- [15] ZHANG B, ZONG C, CHEN G, et al. An adaptive-prediction-horizon model prediction control for path tracking in a four-wheel independent control electric vehicle [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2019, 233(12): 3246-3262.
- [16] LIN X, TANG Y, ZHOU B. Improved model predictive control path tracking strategy based an online updating algorithm with cosine similarity and a horizon factor [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 23(8): 12429-12438.