

• 智能汽车运动控制与先进控制算法专题 •

自动驾驶汽车的无偏移非线性模型预测控制研究

刘金波¹ 王超¹ 刘梦可^{1,2} 高原¹ 王宇¹ 王欣志¹

(1. 中国第一汽车股份有限公司研发总院, 长春 130013; 2. 高端汽车集成与控制全国重点实验室, 长春 130013)

【摘要】为解决自动驾驶汽车运动控制中基于横向-纵向耦合结构的无偏移非线性模型预测控制(OF-NMPC)的稳态误差问题,使用无迹卡尔曼滤波器观察控制器状态和扰动,并纳入模型预测和参考值计算以消除稳态误差。仿真和实车试验结果表明,所提出的OF-NMPC算法可有效消除稳态误差,提高系统的动态性能。

关键词: 运动控制 轮胎模型 非线性模型预测控制 路径跟踪

中图分类号: U461.91 **文献标志码:** A **DOI:** 10.20104/j.cnki.1674-6546.20230153

Offset Free Nonlinear Model Predictive Controller for Autonomous Vehicles

Liu Jinbo¹, Wang Chao¹, Liu Mengke^{1,2}, Gao Yuan¹, Wang Yu¹, Wang Xinzhi¹

(1. Global R&D Center, China FAW Corporation Limited, Changchun 130013; 2. National Key Laboratory of Advanced Vehicle Integration and Control, Changchun 130013)

【Abstract】 Nonlinear Model Predictive Control (NMPC) method-based motion control has attracted considerable attention in the field of autonomous driving. However, the steady-state error problem has not been comprehensively investigated, especially for nonlinear MPC. This paper seeks to solve the steady-state error problem based on Offset-Free NMPC (OF-NMPC) with a lateral-longitudinal coupling structure. The proposed OF-NMPC uses an Unscented Kalman Filter (UKF) to observe the states and disturbances and incorporates them into the prediction model and reference calculation to eliminate the steady-state error. One of the challenges of OF-NMPC is the need to use optimization methods to obtain reference values, which will obviously increase the considerable computational burden. Based on the appropriate simplification, we get the reference analytical solution without solving nonlinear optimization problems online in real-time. Simulation and real vehicle experiments show that the proposed OF-NMPC can effectively eliminate the steady-state error and improve the system's dynamic performance.

Key words: Motion control, Tire model, Nonlinear Model Predictive Control (NMPC), Path tracking

【引用格式】 刘金波, 王超, 刘梦可, 等. 自动驾驶汽车的无偏移非线性模型预测控制研究[J]. 汽车工程师, 2024(5): 20-25.

LIU J B, WANG C, LIU M K, et al. Offset Free Nonlinear Model Predictive Controller for Autonomous Vehicles [J]. Automotive Engineer, 2024(5): 20-25.

1 前言

基于模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)的自动驾驶跟随控制技术和稳定性控制技术近年得到了广泛研究。陈勇提出了一种包括路径重新规划控制器、路径跟踪控制器和基于MPC的稳定性控制器^[1],实现了自动驾驶车辆的稳定控制。

邹渊等^[2]应用线性模型预测控制(Linear Model Predictive Control, LMPC)技术同步确定了最佳前轮转向角和外部横摆力矩,但只考虑了横向控制,忽略了纵向控制。杭鹏等^[3]提出鲁棒LMPC算法,实现了四轮电机独立驱动电动汽车的协调路径跟踪和直接横摆力矩控制。基于LMPC方法, Ghazali和Dural等^[4-5]提出了一种使用前轮转向和制动系统的

具有防侧翻功能的路径跟踪控制器,但该方法未考虑纵向控制的干扰误差。

本文在上述研究基础上,设计一种包含纵向控制扰动量的横、纵向耦合控制器。使用时变MPC对轮胎模型进行线性化处理^[5],并利用无偏移非线性模型预测控制(Offset Free Nonlinear Model Predictive Control, OF-NMPC)对车辆轨迹跟随误差进行预测。为实现稳态无误差控制,采用基于梯度的模型预测控制(Gradient based MPC, GRAMPC)求解器进行模型控制预测。最后,利用仿真和实车试验验证所提出的OF-NMPC算法的性能。

2 自动驾驶车辆模型

2.1 轮胎建模

采用刷子(Brush)模型对轮胎的侧向力进行建模:

$$F_y = \begin{cases} -C_\alpha \tan \alpha + \frac{C_\alpha^2}{3\mu F_{zN}} |\tan \alpha| \tan \alpha - \\ \frac{C_\alpha^3}{27\mu^2 F_{zN}^2} \tan^3 \alpha, |\alpha| < \arctan\left(\frac{3\mu F_{zN}}{C_\alpha}\right) \\ -\mu F_{zN} \cdot \text{sgn} \alpha, \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: F_y 为轮胎横向载荷, α 为轮胎侧偏角, C_α 为轮胎侧偏刚度, μ 、 F_{zN} 分别为道路摩擦系数和标称载荷。

由于刷子模型的侧偏刚度未考虑轮胎载荷的影响,因此,本文基于轻量轮胎模型(Tire Model made easy, TMeasy)^[6]的拟合结果,引入负载对轮胎刚度的影响:

$$C_\alpha(F_z) = \frac{F_z}{F_{zN}} \left\{ 2C_\alpha(F_{zN}) - \frac{1}{2}C_\alpha(2F_{zN}) - \left[C_\alpha(F_{zN}) - \frac{1}{2}C_\alpha(2F_{zN}) \right] \frac{F_z}{F_{zN}} \right\} \quad (2)$$

式中: F_z 为轮胎垂向力。

2.2 车辆动力学建模

本文车辆动力学模型采用单轨模型,如图1所示。其中: F_{yf} 、 F_{yr} 分别为前、后轮胎受到的横向力; F_{xf} 、 F_{xr} 分别为前、后轮胎受到的纵向力; V_f 、 V_r 分别为前、后轮速度; δ_f 、 α_f 分别为前轮转向角、前轮胎侧偏角; v_y 、 v_γ 、 v_{cg} 分别为整车质心处横向速度、整车质心处指向目标轨迹圆心的速度和整车速度; β 、 ψ 分别为车辆侧偏角和车辆航向角; e_y 为车辆质心处横向偏差,即整车质心与车道中心线的距离; γ 为横摆角速度; X_f 、 X_r 分别为整车质心到前、后轴的距离; κ 为

整车质心到目标投影的轨迹曲率; a_x 、 a_{xd} 分别为由驱动电机和制动系统的扭转转换而来的整车加速度和干扰值。

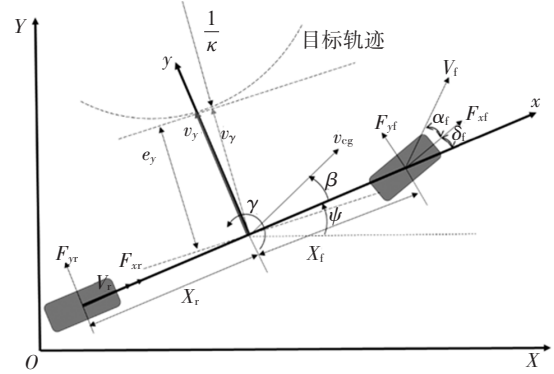


图1 单轨车路模型

对于纵向运动,有以下关系:

$$dv_x/dt = a_x + a_{xd} \quad (3)$$

式中: m 为整车质量, v_x 为车速, t 为控制时间。

轮胎的横向运动动力学方程为:

$$dv_y/dt = (F_{yf} + F_{yr})/m\gamma - v_x + a_{yd} \quad (4)$$

式中: a_{yd} 为横向加速度干扰量。

对于车辆横摆运动,存在以下关系:

$$dr/dt = (X_f F_{yf} + X_r F_{yr})/I_z + \gamma_d \quad (5)$$

式中: r 为车辆角速度, γ_d 为角加速度干扰量, I_z 为整车绕Z轴的转动惯量。

为了在NMPC中加入转向角速度约束,建立转向系统的动力学模型:

$$d\delta_f/dt = \omega_f \quad (6)$$

式中: ω_f 为前轮的转向角速度。

由于转向角速度的响应过程较为迅速,从零到最大转向角速度通常只需要10 ms,故本文建立的动力学模型忽略转向角速度这一因素。

建立车辆关于道路的动态模型,其中状态变量是关于道路的位置和方向误差:

$$e_\psi = \psi - \psi_{ref} \quad (7)$$

$$\dot{e}_\psi = \dot{\psi} - \kappa v_x + e_{\psi d} \quad (8)$$

$$e_{\psi d} = \bar{e}_{\psi d} + \tilde{e}_{\psi d} \quad (9)$$

$$\dot{e}_y = v_y \cos e_\psi + v_x \sin e_\psi = v_y + v_x e_\psi + e_{yd} \quad (10)$$

式中: e_ψ 为车辆对道路的方向误差, ψ 、 ψ_{ref} 分别为偏航角和参考偏航角, $\bar{e}_{\psi d}$ 、 $\tilde{e}_{\psi d}$ 和 e_{yd} 分别为可测量、不可测量和总计的偏航误差扰动。

上述可测量误差均由传感器测量结果计算获得,不可测量误差由卡尔曼滤波器观测获得。

对于纵向控制,由于电压、液压机构等限制,

电机和制动执行器存在电压和液压的物理上限,因此应限制最大加速度 $a_{x\max}$ 和制动减速度 $a_{x\min}$,并满足:

$$a_{x\min} \leq a_x \leq a_{x\max} \quad (11)$$

转向系统的转向角 δ_f 和转向角速度 ω_f 也受到限制:

$$|\delta_f| \leq \delta_{f\max} \quad (12)$$

$$|\omega_f| \leq \omega_{f\max} \quad (13)$$

式中: $\delta_{f\max}$ 、 $\omega_{f\max}$ 分别为前轮最大转向角、最大转向角速度。

3 非线性无偏移模型预测控制结构

3.1 整体结构

OF-NMPC 通常包括 3 个关键部分,即增广状态无迹卡尔曼滤波器(Unsent Kalman Filter, UKF)、参考值生成器和 OF-NMPC 求解器,控制器整体架构如图 2 所示。其中: $\mathbf{x}=[e_{ix}, e_{iy}, e_{\psi}, v_y, \gamma]$ 为系统状态, e_{ix} 为纵向速度误差; $\mathbf{d}=[\kappa_{ref}, a_{ref}, a_{xd}, a_{yd}, \gamma_d]$ 为扰动项, κ_{ref} 为目标轨迹参考曲率, a_{ref} 为参考加速度; $\mathbf{u}=[\delta, a_x]$ 为控制量。

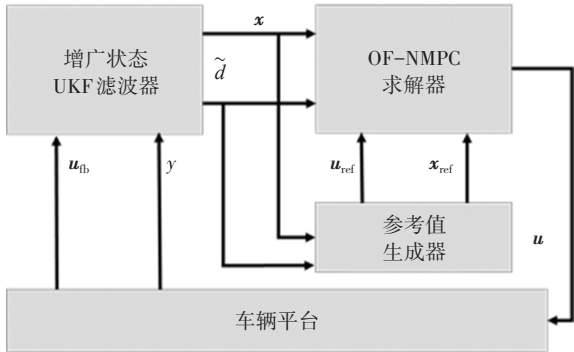


图2 控制器架构

增广状态无迹卡尔曼滤波器可融合状态方程以获得更准确、更平滑的状态估计,并观测因模型不匹配或外部扰动引起的无法测量的扰动。

3.2 非线性最优控制问题

为解决非线性最优控制问题,本文采用 GRAMPC 方法,可描述为:

$$\min_{\mathbf{u}, p, T} J(\mathbf{u}, p, T; \mathbf{x}_0) = V(\mathbf{x}(T), p, T) + \int_0^T l(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), p, t) dt \quad (14)$$

式中: $\mathbf{x}(t)$ 为控制系统状态, $\dot{\mathbf{x}}(t) = f(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), p, t)$, $\mathbf{x}(0) = \mathbf{x}_0$ 为控制系统初始状态, $g(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), p, t) = 0$ 、 $g_s(\mathbf{x}(T), p, T) = 0$ 分别为一般和终端等式约束, $h(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), p, t) \leq 0$ 、 $h_s(\mathbf{x}(T), p, T) \leq 0$ 分别为一般和终端不等式约束, $\mathbf{u}(t) \in [\mathbf{u}_{\min}, \mathbf{u}_{\max}]$ 为控制输出量, $p \in [p_{\min}, p_{\max}]$ 为

系统参数, $T \in [T_{\min}, T_{\max}]$ 为控制结束时间, V 为终端代价项, J 为总体代价项, l 为积分代价项。

GRAMPC 能够处理不同形式的动态系统问题,大致可分为最优控制问题和参数辨识问题。在最优控制问题中,参数不作为决策变量,而参数辨识问题与其相反。同时,选择结束时间 T 作为优化变量,是最短时间优化问题的一种可选方案。GRAMPC 可以处理时变动力学系统,通常可采用控制时间 t 与参数 p 共同描述时变可测扰动和时变参考。

GRAMPC 具有广泛的结构普适性,可用于求解以下包含扰动的最优控制问题:

$$\min_{\mathbf{u}} J = \int_0^T l(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \bar{\mathbf{d}}(t), \tilde{\mathbf{d}}) dt \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \text{s.t. } \dot{\mathbf{x}}(t) &= f(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \bar{\mathbf{d}}(t), \tilde{\mathbf{d}}) \\ \mathbf{x}(t_0) &= \mathbf{x}_0 \\ h(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \bar{\mathbf{d}}(t), \tilde{\mathbf{d}}) &\leq 0 \\ \mathbf{u}(t) &\in [\mathbf{u}_{\min}, \mathbf{u}_{\max}] \end{aligned} \quad (16)$$

式中: $\bar{\mathbf{d}}$ 为可测量扰动, $\tilde{\mathbf{d}}$ 为不可测量扰动。

通常,可测干扰 $\bar{\mathbf{d}}$ 的轨迹已知,不可测干扰 $\tilde{\mathbf{d}}$ 需要通过滤波器来观察,因此,假设它们在预测时间内保持不变,积分代价函数可表示为:

$$l(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = (\mathbf{x}(t) - \mathbf{x}_{ref}(t))^T \mathbf{Q} (\mathbf{x}(t) - \mathbf{x}_{ref}(t)) + (\mathbf{u}(t) - \mathbf{u}_{ref}(t))^T \mathbf{R} (\mathbf{u}(t) - \mathbf{u}_{ref}(t)) \quad (17)$$

式中: \mathbf{u}_{ref} 为控制参考量, \mathbf{x}_{ref} 为状态参考量, \mathbf{Q} 、 \mathbf{R} 为控制参数矩阵。

状态和控制基准参考量是实现无稳态误差控制的关键因素。与时变干扰相同,时变参考可以使用 GRAMPC 的参数 p 和控制时间 t 来描述。

3.3 参考值生成器和无迹卡尔曼滤波器

本文中,参考量即为稳态下的状态量和控制量。在稳定状态下,状态的导数应为 0,且满足所有约束条件。

基于扰动在稳态下恒定的假设,稳态无迹卡尔曼滤波器用于观察状态及其扰动,使用以下增广状态方程来观察扰动:

$$\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{x}} \\ \dot{\tilde{\mathbf{d}}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f(\mathbf{x}_e, \mathbf{u}_e) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中: $\mathbf{x}_e = [\mathbf{x}, \tilde{\mathbf{d}}]$ 为增广状态, $\mathbf{u}_e = [\mathbf{u}, \tilde{\mathbf{d}}]$ 为增广控制变量, $f(\mathbf{x}_e, \mathbf{u}_e)$ 为车辆动力学增广状态方程组。

增广状态估计由 MATLAB 自带无迹卡尔曼滤波器完成。

4 仿真与试验

4.1 车辆及其控制参数

为使用无迹卡尔曼滤波器观察扰动和状态,需要获得测量噪声。在仿真过程中,测量噪声由实车定位设备的噪声范围决定,如表1所示,车辆和轮胎参数如表2所示,NMPC参数如表3所示。

表1 噪声标准差

参数	数值
纵向速度标准差 $\sigma_{v_x}/\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$	0.01
横向速度标准差 $\sigma_{v_y}/\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$	0.01
航向角标准差 $\sigma_{\psi}/(^{\circ})$	0.2
全局坐标系下X坐标位置标准差 σ_x/m	0.01
全局坐标系下Y坐标位置标准差 σ_y/m	0.01
航向角速度标准差 $\sigma_{\dot{\psi}}/(^{\circ})\cdot\text{s}^{-1}$	0.3

表2 车辆和轮胎参数

参数	数值
车辆质量 m/kg	2 050
额定轮胎载荷下前轮侧偏刚度 $C_{\alpha f}(F_{zN})/\text{kN}\cdot\text{rad}^{-1}$	12.2
额定轮胎载荷下后轮侧偏刚度 $C_{\alpha r}(F_{zN})/\text{kN}\cdot\text{rad}^{-1}$	12.2
前轮额定轮胎载荷 F_{zN}/N	6 374
后轮额定轮胎载荷 F_{zN}/N	6 374
质心到前轴的距离 X/m	1.375
质心到后轴的距离 X/m	1.375
前轮制动分配比 ρ_{bf}	0.625
后轮制动分配比 ρ_{br}	0.375
前轮最大转向角 $\delta_{\max}/(^{\circ})$	40
前轮最大转向角速度 $\omega_{\max}/(^{\circ})\cdot\text{s}^{-1}$	500
Z轴转动惯量 $I_z/\text{kg}\cdot\text{m}^2$	1 800

表3 NMPC参数

参数	数值
离散点数量/个	21
预测范围/s	1
积分器步长/s	0.01
车辆纵向速度权重 W_{v_x}	1.0
车辆横向速度权重 W_{v_y}	0.0
横摆角速度权重 $W_{\dot{\psi}}$	1.0
横向误差权重 W_{e_y}	1.0
航向角误差权重 $W_{e_{\psi}}$	0.5
前轮转角权重 W_{δ_f}	10.0
纵向加速度权重 W_a	0.3
前轮最大侧偏角 $\alpha_{\max}/(^{\circ})$	12
后轮最大侧偏角 $\alpha_{\max}/(^{\circ})$	12
前轮最大转角 $\delta_{\max}/(^{\circ})$	40
前轮最大转向速率 $\dot{\delta}_{\max}/(^{\circ})\cdot\text{s}^{-1}$	40

4.2 测试工况

为了测试NMPC的稳态性能和动态性能,设计了U型弯和双移线两种测试工况。

半径为50 m的U型弯测试工况用于调整适配无迹卡尔曼滤波器的参数。U型弯测试的稳定状态中包含2种不连续的稳定状态,即匀速直线运动状态和匀速圆周运动状态,U型弯测试工况用于模拟自动驾驶车辆从一个稳定状态进入另一个稳定状态的过程,适用于观察扰动的收敛速度和波动情况。通常,状态扰动的增广方程方差越大,收敛速度越快,但观测到的扰动的噪声方差也越大。考虑到增广状态方程原始状态部分的方差与扰动方差相互独立,应将车辆动力学模型和定位设备的定位信息集成一组合适的参数,以获得置信度更高的定位信号,保证输出信号更平滑。

双移线(Double Lane Change, DLC)测试工况主要用于测试控制器能否在消除稳态误差的同时提高系统的动态性能。DLC工况的轨迹可表示为:

$$Y_{\text{ref}}(X) = \frac{d_{y1}}{2}(1 + \tanh(z_1)) - \frac{d_{y2}}{2}(1 + \tanh(z_2)) \quad (19)$$

$$\psi_{\text{ref}}(X) = \arctan \left(d_{y1} \left(\frac{1}{\cosh(z_1)} \right)^2 \left(\frac{1.2}{d_{x1}} \right) - d_{y2} \left(\frac{1}{\cosh(z_2)} \right)^2 \left(\frac{1.2}{d_{x2}} \right) \right) \quad (20)$$

式中: $z_1 = (2.4/25)(X - 27.19) - 1.2$ 、 $z_2 = (2.4/25)(X - 54.38) - 1.2$ 为轨迹参数, $d_{x1} = 25$, $d_{y1} = 5.0$, $d_{x2} = 25$, $d_{y2} = 5.0$ 。

5 仿真及实车测试结果

控制器使用基于模型定义(Model Based Definition, MBD)方法开发,采用Simulink搭建控制器框架,控制器模型输出指令通过CAN信号传输。仿真过程中使用CarSim搭建车辆动力学模型,在实车测试中,使用红旗EHS3作为车辆测试平台。仿真和实车的车辆和轮胎参数见表2。

为测试OF-NMPC的性能,本文设计了两种不同的控制器进行比较:仅带纵向扰动补偿的横向和纵向耦合NMPC(NMPC-Longitudinal, NMPC-LON)和带有横向和纵向扰动补偿的横向和纵向耦合NMPC(NMPC-Lateral-Longitudinal, NMPC-LL)。

5.1 U型弯测试工况仿真结果

本文以半径为50 m的U型弯为主要条件调整滤波器和MPC的加权参数。首先确定UKF观察到的噪声,该噪声通常由实车的定位设备给出。仿真中的测量标准差根据实际定位设备特性确定。仿真结果如图3所示。

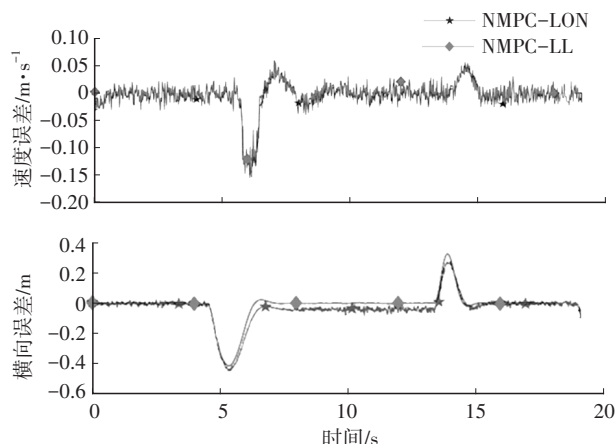


图3 U型弯测试工况仿真结果

由图3可以看出,NMPC-LL采用了横向扰动补偿,从而实现了稳态无偏差控制。相比之下,NMPC-LL和NMPC-LON在同样使用非线性轮胎模型的情况下,由于NMPC-LON使用纯横向轮胎模型,模型仍然存在不匹配的情况。但在实际工况中,轮胎的横向和纵向力互相耦合,纵向力应具有保持纵向速度的作用。

5.2 双移线测试工况仿真结果

设仿真车速为18 m/s,图4所示为无外界扰动和6°路面侧倾角扰动条件下的DLC测试工况仿真结果,在没有外部干扰的情况下,NMPC-LON和NMPC-LL均可在直行部分保持无横向误差的控制,且在车辆换道时,NMPC-LL的横向误差较小。尽管使用了非线性轮胎模型,但模型失配现象仍然存在。NMPC-LL的最大横向误差约为15 cm,NMPC-LON的横向误差为20 cm。

通过对比两种控制器在侧向坡度为6°的外部扰动下的性能可以看出,在该扰动下,NMPC-LON的最大横向误差达30 cm,而直线行驶部分始终存在5 cm左右的稳态误差。NMPC-LL的最大横向误差约为20 cm,但在直行部分成功消除了稳态误差,其控制精度与无扰动的NMPC-LON相近。

由以上仿真结果可知,OF-NMPC可在排除外部干扰的情况下提高车辆的动态性能,且不削弱相关轨迹跟随性能。

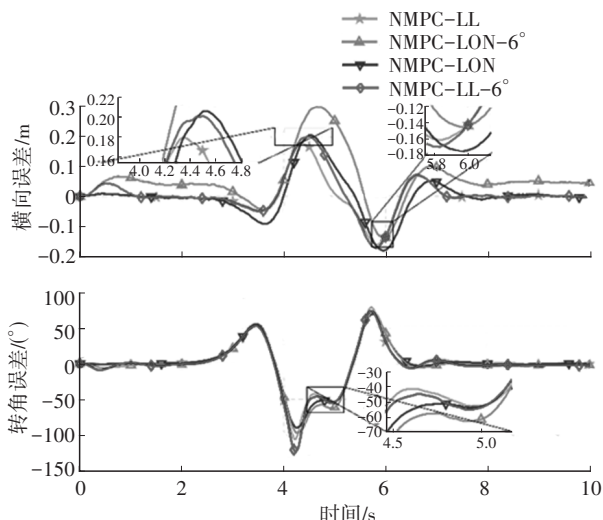


图4 无外界扰动和带6°路面侧倾角扰动的DLC工况仿真结果

为了验证控制器对变化的纵向扰动的补偿能力,本文比较了变坡度条件下的NMPC-LL和非线性标称控制器(Nonlinear Model Predictive Control-Nominal,NMPC-NOM),即横、纵向均无补偿的控制器的性能,结果如图5所示。由图5可以看出,仿真过程中坡度条件随时间变化,最大坡度接近6°,NMPC-NOM不具备补偿纵向扰动的能力,因此其最大速度误差超过1 m/s,而NMPC-LL的最大速度误差仅为0.15 m/s左右。

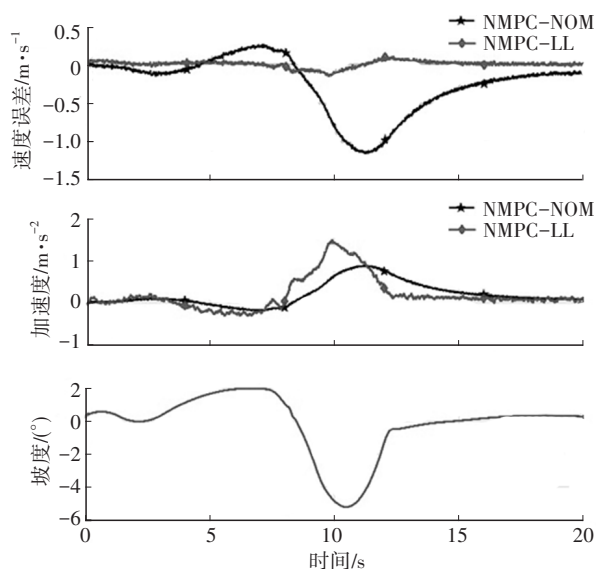


图5 变坡度扰动的DLC工况仿真结果

在无先验信息的条件下对纵向误差进行了补偿,在变坡度扰动条件下获得了较好的车辆控制效果。因此,对于其他无先验的扰动,如变化的空气阻力等,均可进行扰动补偿。

5.3 实车测试结果

实车测试平台如图6所示,运动控制器部署在dSpace-MicroAutoBox II上,采用IBM PPC 750GL处理器,支持4路CAN通信和2路串口通信。车辆的位置和姿态信号由惯性导航装置(Navigation Device)给出,采用诺瓦泰出品的组合惯性导航装置,工作模式采用实时动态(Real-Time Kinematic, RTK)模式,精度可达到厘米级。车辆和导航设备通过CAN总线与MicroAutoBox II通信,然后将控制信号通过CAN总线发送至底盘,以实现自动驾驶功能。

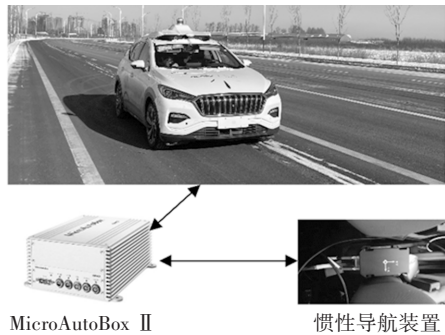


图6 实车测试平台

为了测试控制器的动态性能,在市区道路上设计了车速为40 km/h的DLC试验。测试道路为路面附着系数大于0.75、坡度小于 2° 的常规城市道路。在实车测试中,比较了NMPC-LON和NMPC-LL两种不同控制器的控制效果。DLC实车测试结果如图7所示。

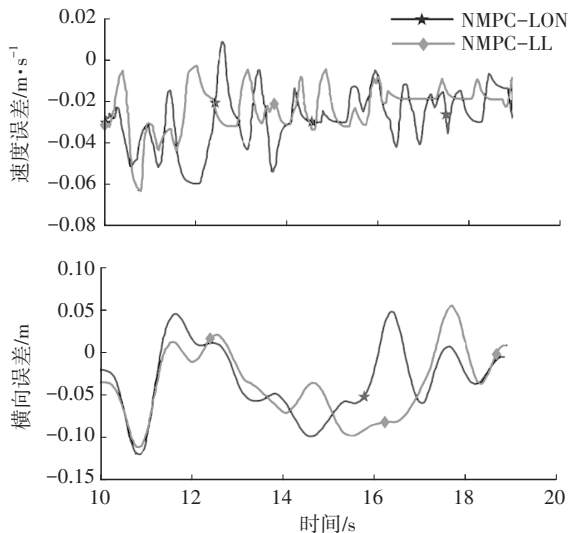


图7 DLC实车测试结果

由图7可知,NMPC-LL的最大横向误差约为12 cm,最大纵向速度误差约为0.062 m/s;NMPC-LON最大横向误差约为14 cm,最大纵向速度误差约为0.060 m/s。在横向误差上,由于具备横向补偿功能,NMPC-LL效果优于NMPC-LON控制器。

6 结束语

本文提出了一种非线性无偏移模型预测控制策略,以解决自动驾驶车辆基于非线性模型预测运动控制中的稳态误差问题。仿真和试验结果表明,所提出的策略可以有效消除稳态误差,在实现车辆路径跟随控制的同时,保证了车辆的运动稳定性。

参考文献

- [1] CHEN Y, CHEN S Z, REN H B, et al. Path Tracking and Handling Stability Control Strategy with Collision Avoidance for the Autonomous Vehicle Under Extreme Conditions[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(12): 14602-14617.
- [2] ZOU Y, GUO N Y, ZHANG X D. An Integrated Control Strategy of Path Following and Lateral Motion Stabilization for Autonomous Distributed Drive Electric Vehicles[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2021, 235(4): 1164-1179.
- [3] PENG H N, WANG W D, AN Q, et al. Path Tracking and Direct Yaw Moment Coordinated Control Based on Robust MPC with the Finite Time Horizon for Autonomous Independent-Drive Vehicles[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(6): 6053-6066.
- [4] GHAZALI M, DURALI M, SALARIEH H. Path-Following in Model Predictive Rollover Prevention Using Front Steering and Braking[J]. Vehicle System Dynamics, 2017, 55(1): 121-148.
- [5] LIANG Y X, LI Y N, YU Y H, et al. Path-Following Control of Autonomous Vehicles Considering Coupling Effects and Multi-Source System Uncertainties[J]. Automotive Innovation, 2021, 4(3): 284-300.
- [6] GEORG R. TMeasy 6.0-A Handling Tire Model That Incorporates the First Two Belt Eigenmodes[C]// XI International Conference on Structural Dynamics. Athens: EASD Procedia, 2020.

(责任编辑 王 一)

修改稿收到日期为2024年4月20日。