

基于无人驾驶车辆轨迹跟踪控制的模型预测

游志锐, 刘俊辉, 吴海涛, 王家乐, 王建宏[†]

(江西理工大学电气工程与自动化学院, 江西 赣州 341000)

摘 要:针对无人驾驶车辆轨迹跟踪问题,设计了一种改进的模型预测控制(MPC)控制方法。在路径跟踪方面,结合车辆横摆动力学模型,并根据路面附着系数以及行驶车速调节预测时域。在安全性方面,根据道路曲率系数动态调节车速并设计了车速调节控制器,基于 MPC 控制与最大安全车速设计车辆行驶速度,再由 PI 控制器作用于车辆,从而实现在行驶过程中动态调节参数,保证车辆各项性能。Simulink/Car-Sim 联合仿真表明使用该控制器,能够提高车辆在轨迹跟踪过程中不同路面附着系数工况下的跟踪性能和稳定性。

关键词:轨迹跟踪;模型预测控制;模糊控制;车速调节

中图分类号:TP273

文献标识码:A

Model Predictive Control Based Trajectory Tracking Control For Autonomous Vehicles

YOU Zhirui, LIU Junhui, WU Haitao, WANG Jiale, WANG jianhong[†]

(School of Electrical Engineering and Automation, Jiangxi University of Technology, Ganzhou, Jiangxi 341000, China)

Abstract: An improved Model Predictive Control (MPC) control method was designed for the trajectory tracking problem of autonomous vehicles. In terms of path tracking, combining the vehicle's yaw dynamics model and adjusting the prediction time domain based on road adhesion coefficient and driving speed. In terms of safety, the vehicle speed is dynamically adjusted based on the road curvature coefficient and a speed adjustment controller is designed. The vehicle driving speed is designed based on MPC control and maximum safe speed, and then the PI controller acts on the vehicle to dynamically adjust parameters during driving, ensuring various vehicle performance. Simulink/CarSim joint simulation shows that using this controller can improve the tracking performance and stability of vehicles under different road adhesion coefficient conditions during trajectory tracking.

Key words: trajectory tracking; model predictive control; fuzzy control; vehicle speed adjustment

近年来,随着经济快速发展,汽车逐渐成为人们的主要出行方式,道路上汽车交通事故比例也在不断增加,导致无人驾驶技术不断引起人们的关注,使用成熟技术智能驾驶对于人们来说已经是迫在眉睫。智能驾驶车辆是一种具有感知驾驶环境、

规划驾驶路径和跟踪期望路径能力的轮式移动机器人^[1]。近年来,针对智能驾驶车辆的跟踪控制问题^[2]、路径规划问题,以及车辆的避障问题,大量的研究人员、科研机构以及各类公司都积极进行研究,在智能驾驶车辆的研究上取得了长足进步,大

量的研究成果被展示出来,甚至进行了实车展示,具有十分重要的参考价值和实际意义,为继续对智能驾驶车辆进行研究提供了大量的理论知识。

针对智能车辆轨迹跟踪问题,国内外学者进行了大量研究,其中所使用的控制算法主要包括:PID 控制^[3]、纯跟踪控制^[4]、LQR 控制^[5]、滑模控制^[6]、模型预测控制(MPC)等。与其他算法相比,MPC 控制算法有较大优势,近年来被大量用于路径跟踪研究当中。该控制器考虑控制对象的非线性关系建预测模型,并且可以通过设立多个目标约束,较高程度模拟智能车辆在复杂工况行驶过程中的外部因素。

Falcone 等^[7]设计了 2 种不同复杂的计算方法并采用 MPC 控制器于智能车辆主动转向控制。Attia 等^[8]采用两个 NMPC 控制器同时控制车辆纵向运动和横向运动。聂光明等^[9]对车辆进行解耦,并采用 Lyapunov 方法设计了横向控制器。黄迎港等^[10]采用 MPC 控制器设计了车辆纵向控制器,并设计了前轮转角补偿器。Gözü 等^[11]提出一种主动转型控制,通过将前后轴轮胎力观测器与 PI 控制器结合的方法,有效提高车辆性能,但是并未对不同路面附着系数进行分析。Chen 等^[12]提出一种分层控制方法,前轮转角由 LMPC 控制器生成,车辆驱动力与制动力由 PID 控制器生成,以达到分层协调控制效果,进而进行路径跟踪。OS-TAFEW 等^[13]的研究着重提高了 NMPC 路径跟踪性能,但是并未考虑预测时域对不同工况下的跟踪效果。

基于以上分析,提出了一种基于 MPC 算法的综合控制策略。在路径跟踪方面,根据车辆横摆动力学设计 MPC 控制器,通过模糊推理建立纵向速度、路面系数与 MPC 控制器参数预测时域的关系;在车辆行驶稳定性方面,考虑车速对车辆安全性的影响以及行驶时间,设计 MPC 与 PI 控制器调节车速。最后在双移线路况中对不同路面附着系数工况下该控制算法有效性进行仿真验证。

1 车辆动力学建模

智能车辆是一个自由度高、复杂的非线性系统,建立一个完整的高维车辆动力学模型是复杂烦琐的,并且还会增加行驶过程中的计算时间,这对汽车实时动态性能与安全是极不稳定的。因此需要建立一个合适的简化线性模型,如图 1 所示。

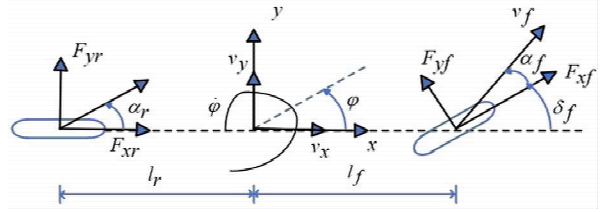


图 1 车辆横摆动力学模型

基于前轮转角进行小角度假设、在较小滑移率的情况下且车辆每个轮胎相同,采用线性轮胎表示表示:

$$\begin{cases} F_{yf} = C_{af} \alpha_f, F_{xf} = C_{lf} s_f \\ F_{yr} = C_{ar} \alpha_r, F_{xr} = C_{lr} s_r \end{cases} \quad (1)$$

式中: s_f 、 s_r 分别为前轮、后轮胎滑移率; C_{af} 、 C_{ar} 分别为前轮、后轮侧偏刚度; C_{lf} 、 C_{lr} 分别为前轮、后轮纵向刚度; α_f 、 α_r 分别为前轮、后轮侧偏角。

对车辆进行受力分析,根据受力平衡和力矩平衡得到:

$$\begin{aligned} m(\dot{v}_x - v_y \dot{\varphi}) &= F_{xf} \cos \delta_f - F_{yf} \sin \delta_f + F_{xr} \\ m(\dot{v}_y - v_x \dot{\varphi}) &= F_{xf} \sin \delta_f - F_{yf} \cos \delta_f + F_{yr} \\ I_z \ddot{\varphi} &= l_f [F_{xf} \sin \delta_f + F_{yf} \cos \delta_f] - l_r F_{yr} \end{aligned} \quad (2)$$

式中: m 为车辆质量; V_x 、 V_y 分别为车辆纵向速度和车辆横向速度; F_{xf} 、 F_{xr} 分别为车辆前轮、后轮受到的轮胎纵向力合力; F_{yf} 、 F_{yr} 分别为车辆前轮、后轮受到的轮胎横向力合力。

对式(2)车体坐标系转化为大地坐标系并联立式(1)得到车辆动力学模型:

$$\begin{aligned} \dot{v}_y &= -v_x \dot{\varphi} + \frac{2}{m} [C_{ar} \frac{l_r \dot{\varphi} - v_y}{v_x} + C_{af} (\delta_f - \frac{v_y + l_f \dot{\varphi}}{v_x})] \\ \dot{v}_x &= v_y \dot{\varphi} + \frac{2}{m} [C_{lf} s_f + C_{lr} s_r + C_{af} (\delta_f - \frac{v_y + l_f \dot{\varphi}}{v_x})] \\ \ddot{\varphi} &= \frac{2}{I_z} [-l_f C_{ar} \frac{l_r \dot{\varphi} - v_y}{v_x} + l_f C_{af} (\delta_f - \frac{v_y + l_f \dot{\varphi}}{v_x})] \\ \dot{Y} &= v_x \sin \varphi + v_y \cos \varphi \\ \dot{x} &= v_x \cos \varphi - v_y \sin \varphi \end{aligned} \quad (3)$$

式中: I_z 为转动惯量; l_f 、 l_r 分别为车辆质心到前轴、后轴距离。

得到车辆动力学模型 $\dot{\xi} = F(\xi, u)$, 得到状态变量为: $\xi = [\dot{Y}, \dot{x}, \varphi, \dot{\varphi}, Y, X]^T$, 控制量为: $u = [\delta_f]$ 。

2 轨迹跟踪控制器设计

智能车辆轨迹跟踪的过程中,控制器不仅要满足准确跟踪性能,还要在结合路面工况因素的同时保证安全性。为了满足上述需求,设计轨迹跟踪MPC控制器并设置了安全约束。

2.1 预测模型

模型离散化不仅能提高在线求解效率、满足计算实时性,还能提高模型精度和稳定性。对式(3)参考轨迹以 (ξ_0, u_0) 为起点,持续施加不变的控制量,采用泰勒展开忽略高阶项并在 t 时刻进行离散化线性化处理,得到车辆离散的线性误差模型:

$$\xi(k+1) = A_{k,0}\xi(k) + B_{k,0}u(k) + d_{k,0}(k) \quad (4)$$

式中: $A_{k,0} = \left. \frac{\partial F}{\partial \xi} \right|_{\tilde{\xi}_0(k), u_0(k)}, B_{k,0} = \left. \frac{\partial F}{\partial u} \right|_{\tilde{\xi}_0(k), u_0(k)}$

$$d_{k,0} = \hat{\xi}_0(k+1) - A_k \hat{\xi}_0(k) - B_k u_0(k)$$

构建新的状态变量, $\tilde{\xi}(k) = [\tilde{\xi}(k), \tilde{u}(k-1)]^T$ 得到状态空间方程:

$$\begin{cases} \tilde{\xi}(k+1|t) = A\tilde{\xi}(k|t) + B\Delta u(k|t) + d(k) \\ \eta(k|t) = C\tilde{\xi}(k|t) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\Delta u(k)$ 为系统的控制增量; $\eta(k)$ 为输出; $d(k)$ 为估计误差; C 为单位输出矩阵。

对于每个时刻 t , 可得线性预测模型为:

$$Y = \psi \xi(k) + \vartheta \Delta U(k) + D\phi(k) \quad (6)$$

式中: $\psi = \begin{bmatrix} CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^{N_p} \end{bmatrix}$,

$$\Delta U(k) = \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N_c-1) \end{bmatrix},$$

$$D = \begin{bmatrix} C & 0 & \cdots & 0 \\ CA & C & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{N_p-1} & CA^{N_p-2} & \cdots & C \end{bmatrix},$$

$$\phi(k) = \begin{bmatrix} d_k \\ d_{k+1} \\ \vdots \\ d_{k+N_p} \end{bmatrix},$$

$$\vartheta = \begin{bmatrix} CB & 0 & \cdots & 0 \\ CAB & CB & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{N_p-1}B & CA^{N_p-2}B & \cdots & CB \end{bmatrix}.$$

2.2 目标函数及约束条件

为了车辆跟踪的精度和行驶过程平稳度,考虑如下目标函数:

$$J_{\min}(\tilde{\xi}(t), \Delta u(t)) = \sum_{i=1}^{N_p} \|\eta(k+i|t) - y\eta_{\text{ref}}(k+i|t)\|_{Q_1}^2 + \sum_{i=1}^{N_c-1} \|\Delta u(k+i|t)\|_{R_1}^2 + \rho \epsilon^2 \quad (7)$$

式中: 为状态输出量; Q_1 、 R_1 分别权重系数矩阵; ρ 为权重系数; ϵ 为松弛因子。

式(7)第一项表示跟踪误差。第二项是限制前轮转角的大幅度变化。为了避免控制周期内出现无解的情况,最后一项为软约束,在无解的情况下生成次优解当作本次优化求解的最优解。

将式(7)转化为二次规划约束问题:

$$J_{\min}(\xi(t), \Delta U(t)) = \frac{1}{2} \Delta U^T H \Delta U + f^T \Delta U$$
$$\text{s. t. } \begin{cases} \Delta u_{\min} \leq \Delta u \leq \Delta u_{\max} \\ U_{\min} \leq A_I \Delta U + U_t \leq U_{\max} \\ a_{y,\min} - \epsilon \leq a_y \leq a_{y,\max} + \epsilon \end{cases} \quad (8)$$

式中: $A_I = \begin{bmatrix} I & 0 & \cdots & 0 \\ I & I & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I & I & \cdots & I \end{bmatrix}_{N_u \times N_c, N_c}$, I 为

单位矩阵; Δu 表示控制增量; u 表示控制量; $a_{y,\min}$ 、 $a_{y,\max}$ 为加速度极限约束; N_c 为控制时域; N_u 为控制器输出量个数。

通过设置合理的优化函数并求解可以得到系统控制量序列,并从该序列中选取第一项元素当作控制量,重复以上过程实现滚动优化。

考虑车辆在行驶过程的约束如下:

1) 质心侧偏角约束

衡量汽车是否侧翻的一个重要参数是质心侧偏角,这个角度在稳定性中起关键作用。对质心侧偏角作出约束:

$$\begin{cases} -10^\circ \leq \beta \leq 10^\circ (\text{良好路面}) \\ -5^\circ \leq \beta \leq 5^\circ (\text{冰雪路面}) \end{cases} \quad (9)$$

2) 轮胎侧偏角约束

车辆是否发生侧滑的外部因素很大程度取决于路面附着系数。当路面附着系数越来越小时,侧

偏角 α_f 的阈值也就越小,并且 α_f 在小角度时,轮胎侧向力和侧偏角近似等同线性关系,地面能够给轮胎足够侧向力,因此对轮胎侧偏角作出约束:

$$\begin{cases} -5^\circ \leq \alpha_f \leq 5^\circ (\text{良好路面}) \\ -2.5^\circ \leq \alpha_f \leq 2.5^\circ (\text{冰雪路面}) \end{cases} \quad (10)$$

3)路面附着条件约束

防止车辆跟踪目标轨迹时经过弯道发生侧滑危险,定义车辆纵向加速度 a_x 和横向加速度 a_y 受到地面摩擦力的限制,即每个车轮纵向力 F_x 和侧向力 F_y 在满足摩擦椭圆关系式:

$$F_x^2 + F_y^2 \leq (\mu mg)^2 \quad (11)$$

式中: μ 为道路摩擦系数; g 为重力加速度。

不考虑车辆侧翻,只在纵向方向上行驶时,地面最大附着力等于横向最大加速度 a_y ,即:

$$|a_y| \leq \mu g \quad (12)$$

2.3 预测时域自适应律

对于预测控制来说,参数中最主要的是预测时域 N_p 和控制时域 N_c 。其中预测时域对 MPC 控制的预测作用最为关键。预测时域的大小与系统未来的状态量相关:当预测时域较大时,系统预测距离也就越大,造成当前状态量与预测的位置产生较大误差。当预测时域较大时,相当于预测距离较远造成车辆当前位置与预测的位置产生较大的误差。当预测时域较小时,可以预测较短距离^[14],但由于车辆转向角速度约束的存在,无法及时转向,从而无法达到控制预期,造成跟踪精度不足,因此车辆速度与预测时域的大小对车辆跟踪参考轨迹的能力有很大影响。

在相同垂直负载的情况下,路面附着系数对车辆控制同样有着重要影响。路面摩擦系数较小时,路面对轮胎提供的摩擦力也会降低,由于预测时域较大会对当前位置产生较大误差,进而导致控制量急剧增加,造成轮胎侧偏角增大,使车辆更倾向于发生侧滑,故应当增大预测时域。当路面附着系数较大时,路面对车辆提供足够摩擦力,这时车辆的跟踪精度更大程度取决于控制时域,应该减小预测时域,保持车辆稳定的同时减小跟踪误差。

传统 MPC 控制器进行在线求解时采用固定控制时域与固定预测时域,无法兼顾稳定性和路径跟踪精度。综合上述问题,采用模糊推理方法自适应调节预测时域。基于以上所述建立模糊规则,如表 1 所示。

表 1 模糊规则

预测时域	行驶速度				
	NB	NS	ZE	PS	PB
路面附着系数	NB	PS	PS	PB	PB
	NS	PS	PS	PB	PB
	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE
	PS	NS	NS	NB	NB
	PB	NS	NS	NB	NB

模糊控制器输入量为:当前车速和路面系数,输出量为预测时域。将车速分为五个模糊集:NB(低速),NS(中低速),ZE(中速),PS(中高速),PB(高速),论域为 $[40,100]$ 。同样将路面附着系数分为五个模糊集,论域为 $[0,1]$ 。预测时域的分五个模糊集,论域为 $[0,40]$ 。

路面附着系数以 0.45 定义为高、低阈值。当车速较大、路面摩擦系数较小时,选取更大的预测时域,使车辆能够对前方道路有一定的预测能力;当车速较小、路面摩擦系数较大时,选取较小的预测时域。通过建立模糊规则获得模糊推理结果,制定预测时域与纵向速度、路面摩擦系数的对应关系,如图 2 所示。

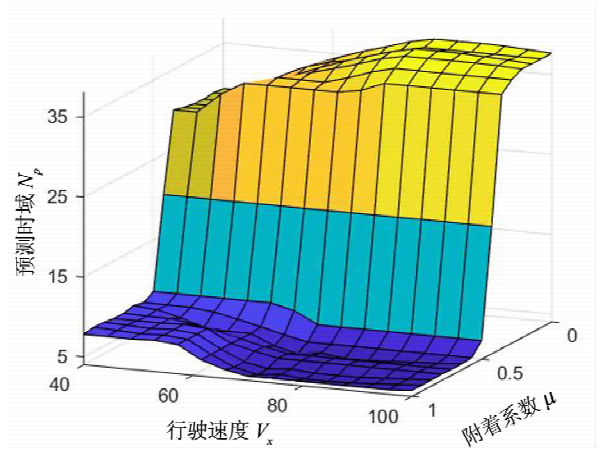


图 2 预测时域设置方法

通过模糊推理得到输出为模糊集形式,采用重心法对输出进行量化。模糊控制器以路面附着系数和行驶速度为输入,得到输出量预测时域,再将预测时域输入轨迹跟踪控制器,如图 3 所示。

3 速度调节控制器

由于横向控制器输出为前轮转角无法对车速进行直接控制,为进一步考虑车辆行驶稳定性,故需要建立车速控制器。

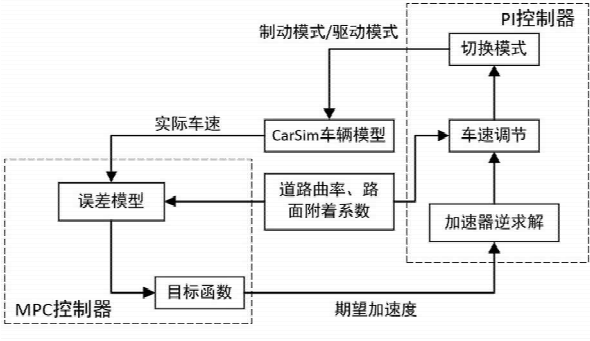


图 3 速度调节控制器

3.1 预测模型

车辆速度与加速度关系通常采用一阶惯性系统模型表示，如下：

$$\dot{\xi} = A\xi(k) + Bu(k) \tag{13}$$

式中： $A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -1/\tau \end{bmatrix}$ ； $B = \begin{bmatrix} 0 \\ K/\tau \end{bmatrix}$ ； $\xi = [v, a]^T$ ； $u = [a_{des}]$ ； K 为系统增益； τ 为时间常数。

为了使系统能够作用于控制器，式(13)与上节一样进行线性化离散化并引入新的状态变量，得到：

$$\begin{cases} \xi(k+1|t) = A_k \xi(k|t) + B_k \Delta u(k|t) \\ y(k|t) = C \xi(k|t) \end{cases} \tag{14}$$

式中： $A_k = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 - T/\tau \end{bmatrix}$ ； $B_k = \begin{bmatrix} 0 \\ KT/\tau \end{bmatrix}$ ； $C = [1 \ 0]$ 。

考虑纵向控制系统是为了跟踪速度，为了避免过大的加速度和加速度变化率，目标函数定义为：

$$J_{\min}(\xi(t), \Delta u(t)) = \sum_{i=1}^{N_p} \|y(k+i|t) - y_{ref}(k+i|t)\|_{Q_2}^2 + \sum_{i=1}^{N_c-1} \|\Delta u(k+i|t)\|_{R_2}^2 \tag{15}$$

式中： y 为状态输出量； Q_2 、 R_2 为权重系数对角矩阵，表示各项状态量及控制量的权重值。第一项是确保车速快速跟踪；第二项是限制增量幅度。

式(15)转化二次规划形式并带约束范围，如下：

$$J_{\min}(\xi(t), \Delta U(t)) = \frac{1}{2} \Delta U^T H \Delta U + f^T \Delta U$$
$$\text{s. t. } \begin{cases} \Delta U_{\min} \leq \Delta U_t \leq \Delta U_{\max} \\ U_{\min} \leq I \Delta U_t + U_t \leq U_{\max} \end{cases} \tag{16}$$
$$\text{式中：} I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 1 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix}_{N_c \times N_c}。$$

求解式(16)得到最优序列，将序列中的第一项作为最优解输入系统中，重复以上过程实现滚动优化。

3.2 速度调节机制

考虑轮胎线性模型和较小的横向加速度，忽略重量传递和地形效应的简化，车辆的纵向力等于地面最大附着力时，根据计算的道路曲率，最大允许稳态车辆速度为^[15]：

$$V_{\max} = \sqrt{k\mu g |\rho|^{-1}} \tag{17}$$

式中： μ 为路面附着系数； ρ 为道路曲率； k 为安全系数取0.4。

当轨迹变化幅度较大，即道路曲率较大，道路弯道很大时，应尽快减小车速；当曲率较小，说明道路平缓，应增加车速。下一时刻的参考速度可以由当前纵向力和上一时刻车速得到，每个周期上位控制器重新计算参考加速度，再由下位控制器控制汽车驱动/制动模式。下一时刻参考速度比最大稳态车辆速度大时：

$$V_{x+\Delta s} = \sqrt{V_x^2 - 2 \frac{F_{x,\max}}{m} (1 + \frac{\mu_y \rho}{\mu}) \Delta s} \tag{18}$$

式中： $V_{x+\Delta s}$ 和 V_x 分别为下一时刻车速和当前车速； Δs 为当前时刻预测的纵向位置与当前纵向位置的距离； μ_y 为路面附着安全系数取10。

下一时刻参考速度比最大稳态车辆速度小时：

$$V_{x+\Delta s} = \sqrt{V_x^2 - 2 \frac{F_{x,\max}}{m} (1 + \frac{\mu_y \rho}{\mu}) \Delta s} \tag{19}$$

为节省行驶时间，当车辆在直线路径上行驶时车速调至原车速。下层PI控制器包括两部分内容：制动驱动模式切换和底层控制量计算。由上层控制器求解到的期望加速度得出汽车下一时刻状态，下层PI控制器通过期望加速度计算出期望节气门开度和期望制动主缸压力，最后输出给CarSim模型，实现车速调节过程。

4 仿真实验与结果分析

为了验证所提出的横纵控制方法对车辆自动驾驶的性能，选取双移线工况作为实验道路，使用本文提出的控制方法在Simulink/CarSim联合仿真模拟车辆跟踪该路径实验。

轨迹跟踪控制器参数如下：预测时域 N_p 为22，控制时域 N_c 为1。速度控制器参数如下：预测时域 N_p 为15，控制时域 N_c 为15。车辆参数表具体见表2。

表 2 车辆参数

参数名	取值
车辆质量/kg	1723
绕 z 轴横摆转动惯量 I_z /(kg·m ²)	66900
车辆质心到前轴距离 l_f /m	1.232
车辆质心到后轴距离 l_r /m	1.468
质心高度 h /m	0.46
前轮侧偏刚度 C_{af} /(N·rad ⁻¹)	66900
后轮侧偏刚度 C_{ar} /(N·rad ⁻¹)	62700

4.1 高附着路面仿真结果

为了对比不同控制器的性能,采用初始车速为 60 km/h,在路面附着系数为 0.8 的情况下在双移线工况进行仿真,分别比较跟踪情况与稳定性,情况如图 4 所示。

由图 4(a)、(b)看出,IMPC 控制器能够较好地实现轨迹跟踪过程并且具有较小的跟踪误差。MPC 最大跟踪误差为 0.56 m,IMPC 最大跟踪误差为 0.12 m,平均跟踪误差降低 77.05%。

由图 4(d)~(f)看出,MPC 与 IMPC 相比,前轮转角、质心侧偏角和横摆角平均大小和最大峰值均有不同程度的减小,提高了车辆行驶的稳定性。

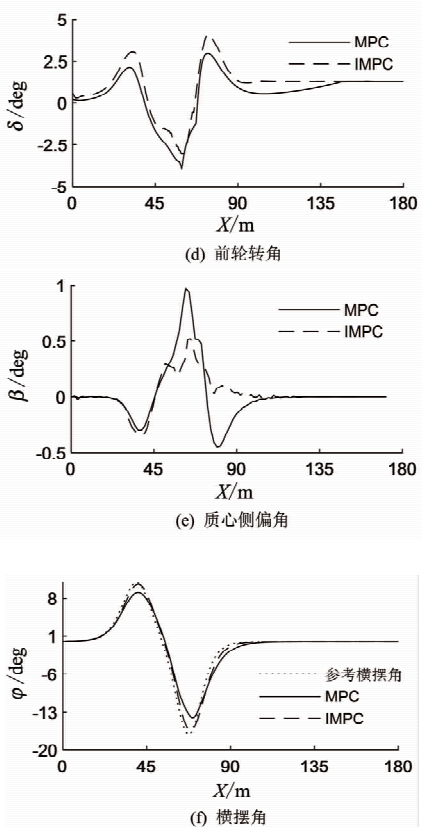


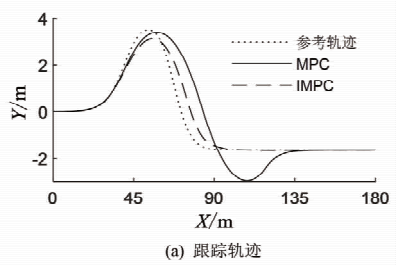
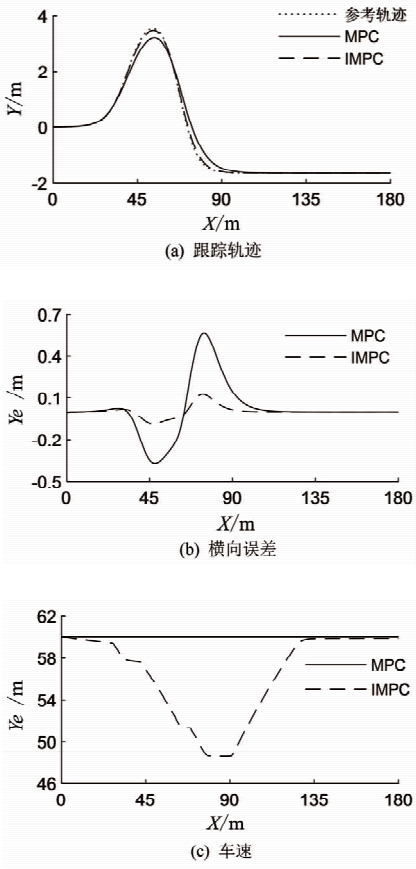
图 4 高附着系数工况下跟踪情况

4.2 低附着路面仿真结果

在路面附着系数为 0.3,初始车速为 60 km/h 的条件下在双移线工况进行仿真,跟踪结果如图 5 所示。

从图 5(a)、(b)中看出,在附着系数较低的工况下,MPC 控制器在纵向位置 50 m 开始横向误差逐步增大并且不能够跟上参考轨迹,而 IMPC 控制器跟踪误差明显小于 MPC 控制器,其中 IMPC 最大横向误差为 1.33 m,MPC 控制最大横向误差为 2.68 m,最大峰值误差减少 50.2%,平均跟踪误差降低 55.2%。

由图 5(d)~(f)看出,MPC 的前轮转角已经达到约束最大值,但是仍然能够正常行驶。IMPC 的质心侧偏角与横摆角相比于 MPC 更低,稳定性更高。



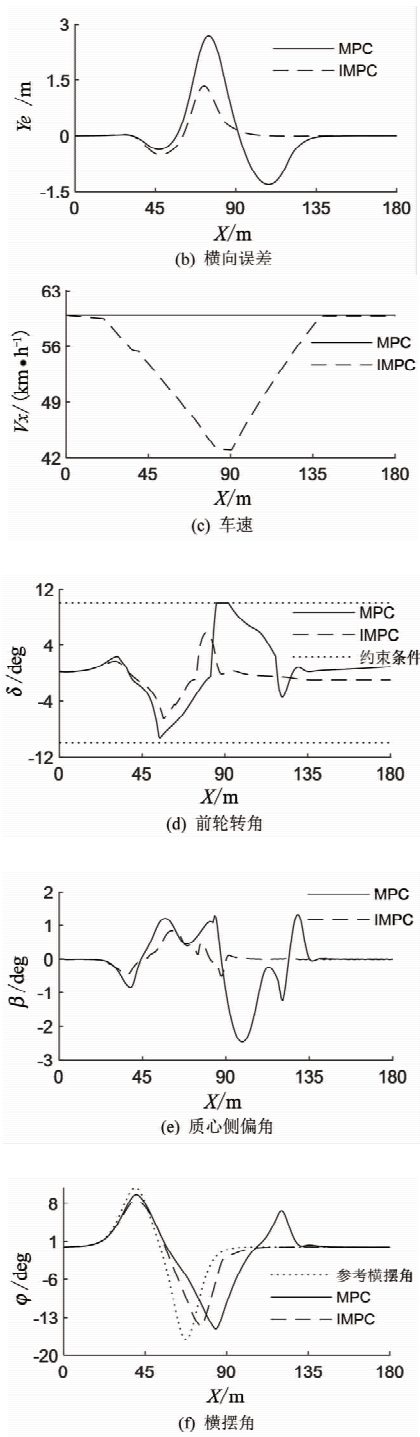


图 5 低附着系数工况跟踪仿真结果对比

5 结 论

车辆非线性模型在传统 MPC 控制器的基础上,考虑道路曲率和行驶车速以及路面附着系数设计了 IMPC 轨迹跟踪控制器。通过 Simulink/CarSim 联合仿真表明,相较于传统 MPC 控制器,IMPC 控制器能够保证车辆行驶稳定性的前提下提升轨迹跟踪性能,并且在不同路面附着系数下表现出较强的适

应能力。

参考文献

[1] 金善科. 无人驾驶汽车的概念及发展[J]. 中国科技术语, 2017,19(3):75—78.

[2] 陈慧岩,熊光明,龚建伟,等. 无人驾驶汽车概论[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2014.

[3] MONOT N, MOREAU X, BENINE-NETO A, et al. Automated vehicle lateral guidance using multi-PID steering control and look-ahead point reference[J]. International Journal of Vehicle Autonomous Systems, 2021, 16(1): 38—55.

[4] AHN J, SHIN S, KIM M, et al. Accurate path tracking by adjusting look-ahead point in pure pursuit method[J]. International Journal of Automotive Technology, 2021, 22: 119—129.

[5] WANG Z, SUN K, MA S, et al. Improved linear quadratic regulator lateral path tracking approach based on a real-time updated algorithm with fuzzy control and cosine similarity for autonomous vehicles[J]. Electronics, 2022, 11(22): 3703—1—3703—26.

[6] 李逃昌. 农业轮式移动机器人自适应滑模路径跟踪控制[J]. 中国机械工程, 2018,29(5):579—584.

[7] 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.

[8] ATTIA R, BASSET M, ORJUELA R. Combined longitudinal and lateral control for automated vehicle guidance[J]. Vehicle System Dynamics, 2014, 52(2): 261—279.

[9] 聂光明,谢波,田彦涛. 基于 Frenet 框架的协同自适应巡航控制算法设计[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(7): 1687—1695.

[10] 黄迎港,罗文广,蓝红莉,等. 复杂路况下无人车辆全速域路径跟踪复合控制研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2022,36(2):28—36.

[11] GÖZÜ M, OZKAN B, EMIRLER M T. Disturbance observer based active independent front steering control for improving vehicle yaw stability and tire utilization[J]. International Journal of Automotive Technology, 2022, 23(3): 841—854.

[12] CHEN S, CHEN H. MPC-based path tracking with PID speed control for autonomous vehicles[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2020, 892(1): 012034—1—012034—15.

[13] OSTAFEFW C J, SCHOELLIG A P, BARFOOT T D, et al. Learning-based nonlinear model predictive control to improve vision-based mobile robot path tracking[J]. Journal of Field Robotics, 2016, 33(1): 133—152.

[14] SONG L, LI J, WEI Z, et al. Longitudinal and lateral control methods from single vehicle to autonomous platoon[J]. Green Energy and Intelligent Transportation, 2023, 2(2): 100066—1—100066—16.

[15] KAPANIA N R, SUBOSITS J, GERDES J C. A sequential two-step algorithm for fast generation of vehicle racing trajectories[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2016, 138(9): 091005—1—091005—10.