

文章编号: 1006-0456(2020)03-0279-10

# 基于 MPC 的自动驾驶车辆横向路径跟踪控制

陈威, 廖文浩, 刘明春

(南昌大学机电工程学院, 江西 南昌 330031)

**摘要:** 由于驾驶技能、生理极限等原因, 人工驾驶员在转向操作中存在响应迟滞、动作超调等问题, 控制性能优良的自动驾驶车辆可以改善上述问题。设计了一种基于模型预测控制(MPC)的自动驾驶车辆横向路径跟踪控制器。基于预瞄跟随理论建立了最优侧向加速度的驾驶员转向模型, 以分析驾驶员方向盘操作中预瞄时间和车速对车辆跟踪参考路径的影响。基于模型预测控制算法设计了车辆横向路径跟踪控制器, 利用反馈校正机制改进车辆预测模型, 以处理参数不完全确定和外部干扰对模型精度带来的影响; 采用松弛因子对目标函数进行处理, 以保证目标函数具有可行解; 进一步地, 将所设计的模型预测控制器每一步的优化求解转化为带约束的二次规划问题, 利用模型预测控制滚动优化的特点, 求解跟踪参考路径所需的方向盘转角, 作用于自动驾驶车辆。实验结果表明: 预瞄时间和车速对驾驶员操控车辆跟踪参考轨迹的影响较大, MPC 控制器下的车辆实际行驶轨迹与参考轨迹之间的最大横向偏差为 0.085 m, 小于熟练驾驶员操控的车辆, 同时, MPC 控制器下的车辆转向起始时刻相对于熟练驾驶员操控的车辆提前 0.89 s。

**关键词:** 自动驾驶; 横向路径跟踪; 模型预测控制; 预瞄跟随控制; 驾驶员转向模型

中图分类号: U461.1

文献标志码: A

DOI:10.13764/j.cnki.ncdg.2020.03.013

## Lateral path tracking control of self-driving vehicle based on MPC

CHEN Wei, LIAO Wenhao, LIU Mingchun

(School of Mechatronics Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

**Abstract:** Due to driving skills, physiological limits and other reasons, manual drivers have some problems such as response lag and action overshoot in steering operation. Self-driving vehicles with excellent control performance can improve the above problems. In this paper, a lateral path tracking controller of self-driving vehicle based on model predictive control (MPC) was designed. First, based on the theory of preview and following, a driver steering model with optimal lateral acceleration was established to analyze the influence of the driver preview time and vehicle speed on the path tracking performance. Second, a vehicle lateral path tracking controller was designed based on the MPC method, in which the predictive vehicle model was corrected by using relaxation factors to ensure that the objective function had feasible solutions. Further, the optimization solutions of the proposed MPC controller was considered as a constrained quadratic programming problem in each step. The desired steering angle for path tracking was applied to the autonomous driving vehicle by using the rolling optimization of MPC. The experimental results showed that the preview time and speed have great influence on the vehicle tracking reference track controlled by the driver. The maximum lateral deviation between the actual trajectory and the reference track of the vehicle under the MPC controller was 0.085 m, which was smaller than that of the vehicle controlled by the skilled driver. At the same time, the steering start time of the vehicle under the MPC controller was 0.89 s earlier than that of the vehicle controlled by the skilled driver.

**Key Words:** autonomous driving vehicle; lateral path tracking; model predictive control; preview following control; driver steering model

收稿日期: 2020-05-09。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51605124)。

作者简介: 陈威(1995—), 男, 硕士生; 通信作者: 刘明春(1987—), 男, 副教授, 博士。

引文格式: 陈威, 廖文浩, 刘明春. 基于 MPC 的自动驾驶车辆横向路径跟踪控制[J]. 南昌大学学报(工科版), 2020, 42(3): 279-288.

考虑驾驶员的驾驶能力、先天生理差异、主管情绪等各方面的影响,驾驶员在“驾驶员-车辆-道路”闭环系统中被认为是最薄弱的环节,研究表明,将近 55%~90% 的交通事故是由于驾驶员因素造成的<sup>[1]</sup>。自动驾驶汽车能够部分甚至全部取代人类驾驶员的操作,降低驾驶员操作因素和失误概率,提高行驶安全性、舒适性和高效性,因而被认为是未来汽车发展和技术创新的主要方向<sup>[2]</sup>。自动驾驶车辆的运动控制是行驶安全性和舒适性的核心技术,其中横向运动控制主要实现车辆的横向路径跟踪,即控制方向盘转角,使车辆沿规划好的路径行驶,确保车辆在行驶过程中的安全性、舒适性和平稳性。

目前,横向路径跟踪控制的跟踪精度和稳定性是主要研究方向,并主要通过参考路径的横向偏差、前轮转角及其增量的变化率等参数进行评价。控制算法上主要有 PID 控制、预瞄跟随(PF)、线性二次调节器(LQR)、模型预测控制(MPC)等。文献[3-4]采用改进型的 PID 控制器作为路径跟踪器,能够在一定程度上解决了路径跟踪问题,但需通过大量的测试数据和专家经验确定关键控制参数。文献[5]采用郭孔辉院士提出的“预瞄最优侧向加速度模型”建立驾驶员模型,实现对路径的跟踪,但是跟踪效果受驾驶员参数及环境变化因素影响较大。文献[6]运用 LQR 最优控制理论,提出了一种新型主动转向传动比控制策略,并实现了理想转向特性。文献[7]运用 LQR 算法,利用状态反馈的方法实现了最优控制,解决了因外界条件变化引起的系统失稳问题,但是无法处理多变量控制过程的约束问题。文献[8]采用 LQR 算法考虑了横向稳定性,在规划控制上结合了直接横摆力矩控制,使跟踪更为平顺稳定,但并未考虑复杂的动力学约束问题。模型预测控制算法<sup>[9]</sup>因其能处理复杂约束条件下的多目标优化问题,被广泛应用于自动驾驶车辆的运动控制中。文献[10-11]针对车辆稳定性控制问题,采用 MPC 算法设计了主动转向的 MPC 控制器,取得较好的跟踪效果。文献[12]建立了轨迹跟踪动态的仿真车辆模型,并基于此模型提出了一种基于非线性车辆动态模型在线线性化的侧向 MPC 控制器,有效地减小跟踪误差,保证车辆的行驶平稳性。文献[13-14]采用 MPC 算法,将车辆简化为二自由度线性模型,在规划层考虑了车辆动力学约束问题,控制实时性较好;其中文献[14]通过连续线性化的误差模型,将多目标优化问题转化为一个二次规划问题,因其目标函数结构简单,较容易实现,

但在处理对控制量变化有较高要求的问题时有一定的局限性。上述路径跟踪方法并未考虑真实驾驶员的跟踪特性,不能最优地兼顾安全性、稳定性和舒适性。目前自动驾驶车辆的控制研究主要以提高车辆动力学性能为主,以自动驾驶车辆满足设计条件下的安全性、稳定性等为依据,缺乏对驾驶员操作缺陷方面的改善分析,本文通过分析人工驾驶员的转向操作特性,以熟练驾驶员的转向操作为参考依据,设计自动驾驶车辆横向路径跟踪控制器,并分析其在改善驾驶员转向操作缺陷方面的有效性。

首先,为了分析预瞄时间和车速对驾驶转向操作特性的影响,根据预瞄跟随理论建立最优侧向加速度的驾驶员模型;其次,基于 MPC 控制理论,设计了自动驾驶车辆的横向路径跟踪 MPC 控制器,在 MPC 控制器中,采用反馈校正机制对预测模型进行改善,降低参数不完全确定和外部干扰对模型带来的影响;引入松弛因子对约束条件进行软化和扩展,以保证目标函数具有可行解;进一步地,将横向路径跟踪优化问题转化为带约束的二次规划问题,利用模型预测控制滚动优化的特点,求解跟踪参考路径所需的方向盘转角,作用于自动驾驶车辆。最后,通过仿真实验和实车测试,分析了熟练驾驶员的操作特性,验证了所设计 MPC 控制器的横向路径跟踪性能。

## 1 车辆动力学建模

本小节建立车辆二自由度线性动力学模型,以描述车辆横向运动中的关键状态变量——质心侧偏角、横摆角速度,以及车辆行驶轨迹。如图 1 所示,对车辆模型做如下假设:1) 汽车在  $x_v$  轴方向的速度  $v_x$  保持不变;2) 忽略车辆的转向系统,假设车辆的前轮转角保持一致,并将前轮转角作为系统的输入;3) 忽略空气动力学、悬架作用和轮胎打滑对车辆的影响。

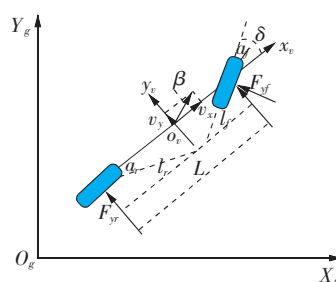


图 1 二自由度车辆模型

Fig.1 Two-degree-of-freedom vehicle model

基于上述假设,坐标系  $X_g - O_g - Y_g$  为大地坐标系,其中,坐标系  $x_v - o_v - y_v$  为固定于车辆质心处的车辆坐标系,坐标原点为  $o_v$ ,  $x_v$  沿着车辆纵轴,  $y_v$  垂直于车辆纵轴。以车辆的横摆角速度  $\dot{\varphi}$  和质心侧偏角  $\beta$  作为系统的状态变量,根据图1和牛顿第二定律,分别得到沿  $y_v$  轴的力平衡和绕  $z_v$  轴的力矩平衡方程,以此来描述车辆的横向动力学特性:

$$mv_x(\dot{\beta} + \dot{\varphi}) = F_{yf}\cos\delta + F_{yr} \quad (1)$$

$$I_z\dot{\varphi} = l_f F_{yf}\cos\delta - l_r F_{yr} \quad (2)$$

式中:  $m$  为整车质量;  $v_x$  为纵向速度;  $I_z$  为车辆绕  $z_v$  轴的转动惯量;  $F_{yf}$ 、 $F_{yr}$  分别表示地面对前、后轮的侧向作用力;  $l_f$ 、 $l_r$  分别为前后轮与质心之间的距离;  $\delta$  为前轮转角,它与方向盘转角  $\delta_s$  的关系为  $\delta = \delta_s/i_s$ ,其中  $i_s$  为转向系统传动比。

当轮胎侧偏角和纵向滑移率处于较小值,可用轮胎侧偏角的线性函数描述轮胎侧向作用力,则前、后轮胎侧向作用力  $F_{yf}$ 、 $F_{yr}$  可表示为<sup>[15]</sup>

$$F_{yf} = C_f \cdot \alpha_f = C_f \cdot \left( \delta - \beta - \frac{l_f \dot{\varphi}}{v_x} \right) \quad (3)$$

$$F_{yr} = C_r \cdot \alpha_r = C_r \cdot \left( -\beta + \frac{l_r \dot{\varphi}}{v_x} \right) \quad (4)$$

式中:  $C_f$ 、 $C_r$  分别为前、后轮的侧偏刚度。

综合式(1)~式(4),考虑到  $\delta$  值较小,得到车辆动力学方程:

$$\dot{\beta} = \frac{-(C_r + C_f)}{mv_x} \beta + \left( \frac{C_f l_r - C_r l_f}{mv_x^2} - 1 \right) \dot{\varphi} + \frac{C_f}{mv_x} \delta \quad (5)$$

$$\dot{\varphi} = \frac{C_f l_r - C_r l_f}{I_z} \beta - \frac{C_r l_r^2 - C_f l_f^2}{I_z v_x} \dot{\varphi} + \frac{C_f l_f}{I_z} \delta \quad (6)$$

另外,为了描述车辆的行驶轨迹,将车身坐标系  $x_v - o_v - y_v$  与大地坐标系  $X_g - O_g - Y_g$  之间进行转换,可得:

$$\begin{cases} \dot{Y}_g = \dot{x}_v \sin\varphi + \dot{y}_v \cos\varphi \\ \dot{X}_g = \dot{x}_v \cos\varphi - \dot{y}_v \sin\varphi \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\dot{x}_v$ 、 $\dot{y}_v$  分别表示车辆坐标系下速度  $v_x$ 、 $v_y$ ,同时,在小角度假设下  $\cos\theta \approx 1$ ,  $\sin\theta \approx \theta$ ,  $\tan\theta \approx \theta$  ( $\theta$  表示各个角,包括前轮转角、横摆角等),上式可简化为:

$$\begin{cases} \dot{Y}_g = v_x \varphi + v_y \beta \\ \dot{X}_g = v_x - v_y \beta \varphi \end{cases} \quad (8)$$

综上,得到车辆动力学模型如下:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_g \\ \dot{\beta} \\ \dot{\varphi} \\ \dot{\varphi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & v_x & v_x & 0 \\ 0 & -\frac{C_r + C_f}{mv_x} & 0 & \frac{C_f l_r - C_r l_f}{mv_x^2} - 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{C_f l_r - C_r l_f}{I_z} & 0 & -\frac{C_r l_r^2 + C_f l_f^2}{I_z v_x} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} Y_g \\ \beta \\ \varphi \\ \dot{\varphi} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{C_f}{mv_x} \\ 0 \\ \frac{C_f l_f}{I_z} \end{bmatrix} \delta \quad (9)$$

## 2 驾驶员转向模型的建立

为了描述路径跟随过程中驾驶员对方向盘转角的操作特性,采用郭孔辉院士提出的预瞄跟随理论<sup>[16]</sup>建立最优侧向加速度驾驶员模型。

驾驶员在驾驶过程中,驾驶员以车辆坐标系  $x_v - o_v - y_v$  作为参考系来获得前方的道路与车辆位置之间的关系,且驾驶员的视线一直处于前方道路上的某一点。设目标路径的函数在大地坐标系上为  $Y=f(X_g)$  (转换关系如式(7)所示),前视距离为  $d$ ,预瞄时间  $T$  较小,可假设在预瞄过程中车辆以恒定的车速行驶。在车辆坐标系  $x_v - o_v - y_v$  中,车辆在  $t$  时刻的质心位置  $A_0(x_v(t), y_v(t))$ ,预瞄点  $A(x_v(t+T), y_v(t+T))$ ;经过预瞄时间  $T$  后,车辆质心的实际位置  $B(x_v(t+T), y_v(t+T))$ 。根据运动学关系,有:

$$\begin{cases} x_v(t+T) = x_v(t) + T\dot{x}_v(t) \\ y_v(t+T) = y_v(t) + T\dot{y}_v(t) + \frac{T^2}{2}\ddot{y}_v(t) \end{cases} \quad (10)$$

驾驶员通过操纵方向盘,力求使得车辆位置  $B$  尽量跟踪预瞄点  $A$ ,即  $B$  点与  $A$  点之间的误差最小。此时,驾驶员模型转化为一个最优控制问题,即求解一个最优的侧向加速度  $\ddot{y}^*$ ,使得侧向跟踪误差最小。取侧向跟踪误差为目标函数:

$$J = f(t+T_i) - y_v(t) - T_i \dot{y}_v(t) - \frac{T_i^2}{2} \ddot{y}_v^*(t) \quad (11)$$

式中:  $T_i$  为行驶路径上每个预瞄点以  $t$  时刻为起点的时间增量。为了使整段预瞄轨迹的跟随误差处于最小值,建立二次型目标函数,则

$$J_e = \sum_{i=1}^n w_i J^2 =$$

$$\sum_{i=1}^n w_i \times [f(t + T_i) - y_v - T_i \dot{y}_v(t) - T_i^2 \ddot{y}_v^*(t) / 2]^2 \quad (12)$$

式中:  $n$  为选取的预瞄点的个数;  $w_i$  为第  $i$  个预瞄点的跟随误差的权重系数。其中, 跟随误差最小的最优侧向加速度为跟随误差指标  $J_e$  最小时的  $\ddot{y}_v^*(t)$  的值。

最优加速度  $\ddot{y}_v^*$  可以描述为

$$\frac{dJ}{d\ddot{y}} = 0 \quad (13)$$

基于预测跟随系统理论建立预瞄最优侧向加速度模型, 其模型结构如图 2 所示。在任意时刻  $t$ , 根据汽车的方位角  $\varphi$ , 将路径函数  $f(X_g)$  转换到车辆坐标系  $f(x_v)$  后, 将其作为驾驶员-车辆系统的输入, 驾驶员以预瞄时间  $T$  得到道路上的预瞄点  $f(x_v(t+T))$ 。驾驶员根据车辆当前的位置和速度信息, 判断车辆到达预瞄点所需的最优侧向加速度  $\ddot{y}_v^*$ , 并施加转向角; 车辆在方向盘转角  $\delta_{sw}$  的作用下, 完成转向运动。

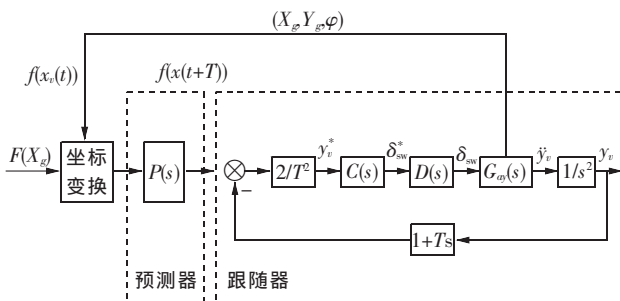


图 2 预瞄最优侧向加速度模型结构图

Fig2 Structure diagram of preview optimal lateral acceleration model

图 2 中  $P(s)$  为驾驶员对路径预瞄的传递函数, 当预瞄时间为  $T$  时, 有:

$$P(s) = e^{Ts} \quad (14)$$

$d(s)$  为实际方向盘转角  $\delta_{sw}$  对期望方向盘转角  $\delta_{sw}^*$  的传递函数。驾驶员操纵方向盘时, 存在神经系统的滞后, 以及手臂动作与车辆转向系惯量的滞后; 前者可通过纯滞后环节表示, 后者可用一阶惯性环节表示, 得到表达式:

$$d(s) = \frac{\delta_{sw}}{\delta_{sw}^*} = \frac{e^{-t_d s}}{1 + T_h s} \quad (15)$$

式中:  $t_d$  为神经系统滞后时间常数;  $T_h$  为动作及惯量滞后时间常数。

$G_{ay}(s)$  为侧向加速度  $\ddot{y}_v$  相对于方向盘转角  $\delta_{sw}^*$  的传递函数, 由车辆动力学可得:

$$G_{ay}(s) = \frac{\ddot{y}_v}{\delta_{sw}} = G_{ayss} \frac{1 + T_{ay1}s + T_{ay2}s^2 + \dots}{1 + T_1s + T_2s^2 + \dots} \quad (16)$$

式中:  $G_{ayss}$  为侧向加速度对方向盘转角的稳态增益, 系数  $T_{ay1}$ 、 $T_{ay2}$ 、 $T_1$ 、 $T_2$  与车辆系统参数有关。

$c(s)$  为驾驶员的矫正函数, 这是为了克服车辆的动态响应特性与驾驶员的反应滞后, 而加上一个串联微分矫正环节。根据预瞄跟随理论, 预瞄跟随系统可被视为由预测器和跟随器组成的串联系统, 预瞄跟随系统在预测器与跟随器传递函数的乘积为 1 时达到最佳跟随效果。由图 2 中的预瞄跟随系统, 得到:

$$c(s) = (1 + T_c s) / G_{ayss} \quad (17)$$

式中:  $T_c$  为矫正时间, 可表示为:

$$T_c = t_d + T_h + T_1 - T_{ay1} \quad (18)$$

### 3 MPC 横向路径跟踪器设计

在车辆行驶过程中, 驾驶员一般关注道路前方的一段, 由预瞄理论可知, 假设这段路程中存在若干个预瞄点, 与预瞄区域处匹配的预瞄时间为  $t_n$ , 跟随误差为  $e_n$ , 那么随着车辆的移动, 不断更新预瞄区域的信息, 驾驶员由此操纵车辆跟踪所预期的行驶路径。本节将基于模型预测控制(MPC)算法, 建立与真实驾驶员横向路径跟踪特性相类似的横向路径跟踪控制器, 建立目标函数及其约束条件, 兼顾熟练驾驶员跟踪特性, 以此达到模拟熟练驾驶员的横向路径跟踪特性。

MPC 横向路径跟踪器的控制策略如图 3 所示, 首先将控制对象输出的状态变量  $x(k)$  作为预测模型的输入, 以系统的状态与跟踪预测状态在  $k$  时刻的状态误差来设计反馈校正预测模型; 通过预测模型来预测车辆状态  $Y$ , 选取跟踪性能、舒适性能等性能指标、约束条件, 并进行预测性转化; 然后, 在采样周期内求解目标函数, 计算预测输入; 最后, 将得到的一系列控制量的第 1 个分量  $u(k)$  施加到被控车辆上, 并将被控车辆的输出状态  $y(k)$  作为下一次求解目标函数的输入, 实现系统的滚动优化。

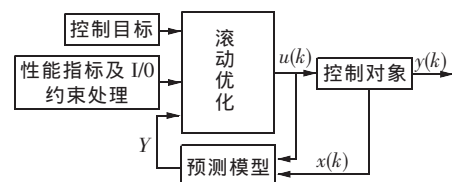


图 3 MPC 控制原理图

Fig3 Schematic diagram of MPC control

#### 3.1 预测模型

为了建立 MPC 控制器, 首先将式(9)中的线性



车辆模型转化成状态空间表达式:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A_c x(t) + B_c u(t) \\ y(t) = C_c x(t) \end{cases} \quad (19)$$

式中:  $x = [Y_g \ \beta \ \varphi \ \dot{\varphi}]^T$  为系统状态量  $\mu = [\delta]$  为系统控制变量 输出变量为  $y = [Y_g \ \varphi]^T$  系数矩阵为

$$A_c = \begin{bmatrix} 0 & v_x & v_x & 0 \\ 0 & -\frac{C_r + C_f}{mv_x} & 0 & \frac{C_r l_r - C_f l_f}{mv_x^2} - 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{C_r l_r - C_f l_f}{I_z} & 0 & -\frac{C_r l_r^2 - C_f l_f^2}{I_z v_x} \end{bmatrix}$$

$$B_c = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{C_f}{mv_y} \\ 0 \\ \frac{C_f l_f}{I_z} \end{bmatrix} \quad C_c = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

根据式(19)得到以下离散状态空间表达式:

$$\begin{cases} x(k+1|t) = A_d x(k|t) + B_d u(k|t) \\ y(k|t) = C_d x(k|t) \end{cases} \quad (20)$$

式中:  $A_d$ 、 $B_d$ 、 $C_d$  分别为离散状态空间方程的状态矩阵、控制矩阵和输出矩阵,有:

$$\begin{aligned} A_d &= e^{A_c \Delta T} \\ B_d &= \int_0^{\Delta T} e^{A_c \tau} \cdot B_c d\tau \\ C_d &= C_c \end{aligned} \quad (21)$$

式中:  $\Delta T$  为系统的采样时间。

为进一步降低算法的复杂程度,在每个步长内,对时变系统的矩阵做如下假设:

$$\begin{aligned} A(k) &= A(t) \quad k = 1, \dots, t+n-1 \\ B(k) &= B(t) \quad k = 1, \dots, t+n-1 \end{aligned} \quad (22)$$

在跟踪器设计过程中,通常将约束控制问题表示为一个实时优化问题,为防止系统执行过程中出现控制量发生突变,直接对控制指令的平顺性造成影响或者导致无可行解的情况,将式(20)中的控制量转化为控制增量形式,并令:

$$\xi(t|t) = \begin{bmatrix} x(t|t) \\ u(t-1|t) \end{bmatrix},$$

$$\Delta u(t|t) = u(t|t) - u(t-1|t) \quad (23)$$

因此式(20)可由一个新的状态空间式表达成:

$$\begin{cases} \xi(t+1|t) = A_a \xi(t|t) + B_a \Delta u(t|t) \\ \eta(t|t) = C_a \xi(t|t) \end{cases} \quad (24)$$

式中:  $A_a$ 、 $B_a$ 、 $C_a$  称为增广矩阵:

$$A_a = \begin{bmatrix} A_d & B_d \\ 0 & I \end{bmatrix} \quad B_a = \begin{bmatrix} B_d \\ I \end{bmatrix} \quad C_a = [C_d \ 0] \quad (25)$$

设定  $N_p$  为预测时域  $N_c$  为控制时域,且  $N_c \leq N_p$ ,则系统的状态变量和输出变量为:

$$\xi(t+N_p|t) = A_a^{N_p} \xi(t|t) + A_a^{N_p-1} B_a \Delta u(t|t) + A_a^{N_p-N_c-1} B_a \Delta u(t+N_c|t) \quad (26)$$

$$\eta(t+N_p|t) = C_a A_a^{N_p} \xi(t|t) + C_a A_a^{N_p-1} B_a \Delta u(t|t) + C_a A_a^{N_p-N_c-1} B_a \Delta u(t+N_c|t) \quad (27)$$

为了明确整个系统关系,以矩阵的形式表达系统未来时刻的输出,即:

$$Y(t) = \Psi \xi(t|t) + \Theta \Delta U(t) \quad (28)$$

式中:

$$Y(t) = [\eta(t+1|t) \ \eta(t+2|t) \ \dots \ \eta(t+N_p|t)]^T \quad (29)$$

$$\Delta U(t) = \begin{bmatrix} \Delta x(t|t) \\ \Delta x(t+1|t) \\ \vdots \\ \Delta x(t+N_c|t) \end{bmatrix}, \Psi = \begin{bmatrix} C_a A_a \\ C_a A_a^2 \\ \vdots \\ C_a A_a^{N_p} \end{bmatrix} \quad (30)$$

$$\Theta = \begin{bmatrix} C_a B_a & 0 & \dots & 0 \\ C_a A_a B_a & C_a B_a & 0 & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_a A_a^{N_c-1} B_a & C_a A_a^{N_c-2} B_a & \dots & C_a B_a \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_a A_a^{N_p-1} B_a & C_a A_a^{N_p-2} B_a & \dots & C_a A_a^{N_p-N_c} B_a \end{bmatrix} \quad (31)$$

由式(28)可知,由系统当前的状态量  $\xi(t|t)$  和控制增量  $\Delta U(t)$  可得到在预测时域内的状态量和输出量。

### 3.2 优化求解

为了提高自动驾驶车辆的横向路径跟踪精度和跟踪稳定性,建立关于控制增量的目标函数如下:

$$J(\xi(k) \ \mu(t-1) \ \Delta U(t)) = \sum_{i=1}^p \|\eta(t+i|t) - \eta_{ref}(t+i|t)\|_Q^2 + \sum_{i=1}^m \|\Delta u(t+i|t)\|_R^2 \quad (32)$$

目标函数中的第一项计算车辆行驶路径与参考路径之间的偏差,反应了车辆跟踪参考轨迹的能力;第二项计算在控制增量在控制时域内的大小,满足控制稳定性的要求<sup>[17]</sup>,最后,对上述两项指标分别设置权重矩阵  $Q$  和  $R$ ,使得车辆快速、稳定地跟踪目

标参考轨迹。

而在实际的车辆系统中,系统状态变量和控制变量受到一定的约束,其约束一般形式为:

$$\begin{cases} y_{\min}(t+k) \leq y(t+k) \leq y_{\max}(t+k) \\ u_{\min}(t+k) \leq u(t+k) \leq u_{\max}(t+k) \\ \Delta u_{\min}(t+k) \leq \Delta u(t+k) \leq \Delta u_{\max}(t+k) \\ k=0, 1, \dots, N_c-1 \end{cases} \quad (33)$$

考虑系统模型的时变性,为了保证优化问题存在最优可行解,采用向量松弛因子  $\varepsilon$ ,同时加入权重系数  $\rho$  对目标函数进行软化处理:

$$J(\xi(k), \mu(t-1), \Delta U(t)) = \sum_{i=1}^{N_p} \|\eta(t+i|t) - \eta_{\text{ref}}(t+i|t)\|_Q^2 + \sum_{i=1}^{N_c} \|\Delta u(t+i|t)\|_R^2 + \rho \varepsilon^2 \quad (34)$$

将预测模型式(28)代入目标函数式(34),并将系统的输出偏差表示为

$$\begin{cases} E(t) = \Psi \xi(t|t) - Y_{\text{ref}}(t) \\ Y_{\text{ref}}(t) = [\eta_{\text{ref}}(t+1|t) \\ \eta_{\text{ref}}(t+2|t) \dots \eta_{\text{ref}}(t+N_p|t)]^T \end{cases} \quad (35)$$

经过矩阵运算,将目标函数整理为标准二次型表达式:

$$J[\xi(k), \mu(t-1), \Delta U(t)] = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \Delta U(t) \\ \varepsilon \end{bmatrix}^T H \begin{bmatrix} \Delta U(t) \\ \varepsilon \end{bmatrix} + G \begin{bmatrix} \Delta U(t) \\ \varepsilon \end{bmatrix} + P_t \quad (36)$$

式中:

$$H = \begin{bmatrix} 2(\Theta^T Q_e \Theta + R_e) & 0 \\ 0 & 2\rho \end{bmatrix}, \quad G = [2E(t)^T Q_e \Theta \quad 0],$$

$$Q_e = \begin{bmatrix} Q & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & Q \end{bmatrix}_{N_p \times N_p}, \quad R_e = \begin{bmatrix} R & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & R \end{bmatrix}_{N_c \times N_c}$$

在上式中  $P_t$  为与控制增量无关量,因此,模型预测控制的滚动优化求解问题就是求解二次规划问题:

$$\begin{cases} \min_{\Delta U(t), \varepsilon} \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \Delta U(t) \\ \varepsilon \end{bmatrix}^T H \begin{bmatrix} \Delta U(t) \\ \varepsilon \end{bmatrix} + G \begin{bmatrix} \Delta U(t) \\ \varepsilon \end{bmatrix} \\ \text{s.t. } \Phi \begin{bmatrix} \Delta U(k) \\ \varepsilon \end{bmatrix} \leq \Omega \end{cases} \quad (37)$$

式中:

$$\Phi = \begin{bmatrix} -I_u & 0 \\ I_u & 0 \\ -L_u & 0 \\ L_u & 0 \\ -\Theta & -I_y \\ \Theta & -I_y \end{bmatrix}, \quad \Omega = \begin{bmatrix} -\Delta U_{\min} \\ \Delta U_{\max} \\ -U_{\min} + U(k-1) \\ U_{\max} - U(k-1) \\ -Y_{\min} + \Psi \xi(t|t) \\ Y_{\max} - \Psi \xi(t|t) \end{bmatrix},$$

$$I_u = \begin{bmatrix} 1 & & \\ & \ddots & \\ & & 1 \end{bmatrix}_{N_c \times N_c}, \quad L_u = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}_{N_c \times N_c},$$

$$I_y = \begin{bmatrix} 1 & & \\ & \ddots & \\ & & 1 \end{bmatrix}_{2N_p \times 1}$$

### 3.3 反馈机制

在每个控制周期内求解式(37),得到了一系列最优控制序列:

$$\Delta U_t^* = [\Delta u_t^*, \Delta u_{t+1}^*, \dots, \Delta u_{t+N_c-1}^*]^T \quad (38)$$

根据模型预测控制的原理,将最优控制序列中第1个元素作为输入控制增量作用在控制对象,即:

$$u(t) = u(t-1) + \Delta u_t^* \quad (39)$$

进入下一周期后,重复上述过程,进行循环滚动优化,实现车辆横向路径跟踪控制。

## 4 实验测试和结果分析

本节采用典型双移线避障工况,比较分析所设计的 MPC 控制器与熟练驾驶员模型在控制车辆转向中的性能。首先,基于驾驶员转向模型,对驾驶员跟踪特性进行分析,通过调整转向模型参数得到熟练驾驶员转向模型;其次,以熟练驾驶员转向模型为参考对象,对比分析在不同速度下基于 MPC 横向路径跟踪器的跟踪效果;最后,以真实驾驶员操纵效果为基础,通过实车验证 MPC 控制器的有效性。

本文所设计的 MPC 的控制参数如表1所示。

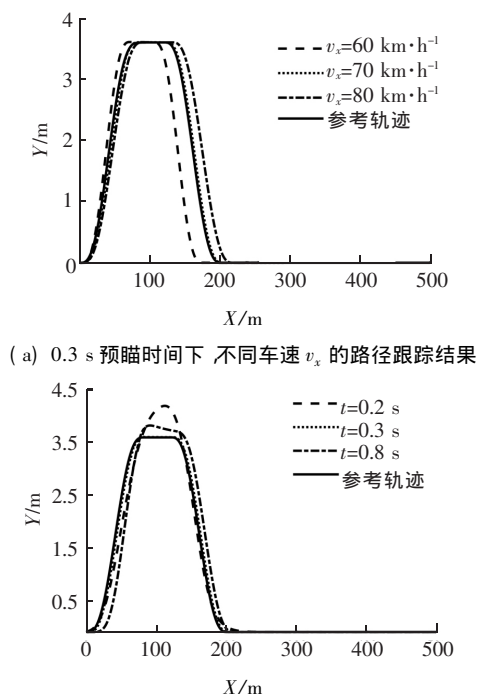
表1 MPC 控制参数

$\Delta T/s$	$N_p$	$N_c$	$\delta_s/(\circ)$	$\Delta \delta_s/(\circ)$	$i_s$
0.05	20	8	$\pm 540$	$\pm 15$	20
$Y_g/m$	$\varphi/(\circ)$	$\varepsilon$	$\rho$	$Q$	$R$
$\pm 3.75$	$\pm 20$	0.003	1 000	diag(550, 50)	0.05

### 4.1 仿真测试 1: 驾驶员模型中横向路径跟踪特性分析

以跟随参考路径的最小横向偏差为目标,忽略驾驶员的决策偏差(即  $t_d$ 、 $T_h$  保持一致),驾驶员模型在不同行驶速度和预瞄时间下的横向路径跟踪的

仿真结果如图4所示。图4(a)所示为同一预瞄时间 $t = 0.3\text{ s}$ ,不同行驶车速下的横向路径跟踪结果,其中驾驶员启动转向操作的起始位置与参考轨迹保持一致,由图可见当预瞄时间为 $0.3\text{ s}$ 时,车速为 $70\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ 可以得到较好的横向路径跟踪效果,而在 $60$ 和 $80\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ 的车速下横向路径跟踪效果差异较大。



(a)  $0.3\text{ s}$  预瞄时间下,不同车速  $v_x$  的路径跟踪结果

(b)  $70\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$  车速下,不同预瞄时间  $t$  的路径跟踪结果

图4 驾驶员跟踪特性

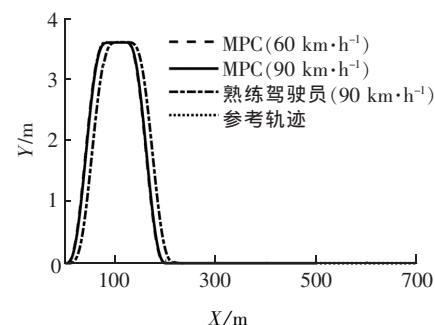
Fig.4 Driver tracking characteristics

图4(b)所示为同一车速( $70\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ ),不同预瞄时间下的路径跟踪效果,由于不同预瞄时间对应预瞄距离不同,因此图中各条曲线对应的起始方向盘转角位置点不同,其中,参考路径的起始变道位置点为 $X_{\text{ref}} = 5\text{ m}$ ,预瞄时间为 $0.2\text{ s}$ 时起始方向盘转角位置点为 $X_{\text{ref}} = 2.35\text{ m}$ ,预瞄时间为 $0.3\text{ s}$ 时起始方向盘转角位置点为 $X_{\text{ref}} = 7.30\text{ m}$ ,预瞄时间为 $0.8\text{ s}$ 时起始方向盘转角位置点为 $X_{\text{ref}} = 12.85\text{ m}$ 。由图可见,当预瞄时间为 $0.3\text{ s}$ 时,可以得到较好的路径跟踪效果;当预瞄时间为 $0.2\text{ s}$ 时,由于预瞄时间较短,驾驶员操作较为急促,产生了较大的路径跟踪超调量;预瞄时间为 $0.8\text{ s}$ 时,产生了一定程度的路径跟踪延迟。

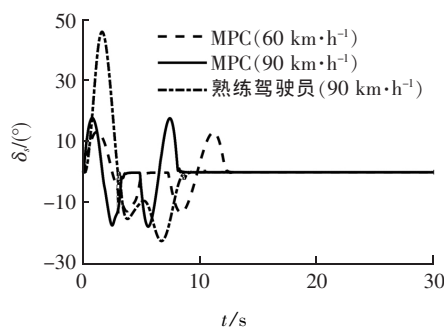
由以上分析可知,行驶速度和驾驶员预瞄时间对车辆路径跟踪效果起着决定性作用,熟练的驾驶员应该能够很好地调整车速和预瞄时间,以精确、稳定地跟踪预期的行驶路径。

#### 4.2 仿真测试 2: 对比熟练驾驶员,不同车速下MPC控制器的横向路径跟踪

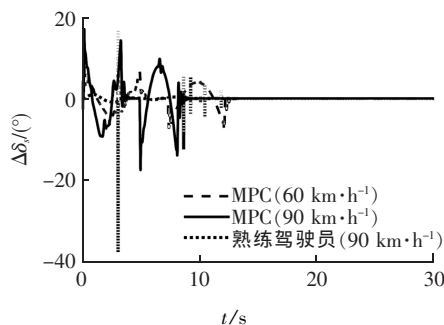
设置驾驶员模型中车速为 $90\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ ,预瞄时间 $t = 1.5\text{ s}$ ;对比MPC控制器作用下车速 $60$ 和 $90\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ 的横向路径跟踪效果。仿真中道路附着条件良好,附着系数为 $\mu = 0.8$ 。仿真结果如图5所示。



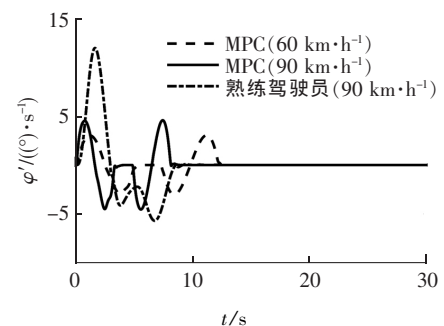
(a) 车辆路径跟踪效果



(b) 方向盘转角



(c) 方向盘转角增量



(d) 横摆角速度

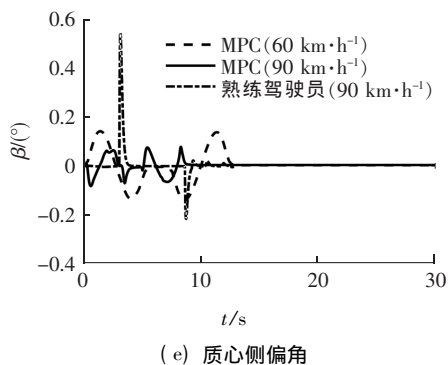


图 5 不同速度下的跟踪对比

Fig.5 Tracking comparison at different speeds

图 5(a) 所示为熟练驾驶员转向模型和 MPC 控制器作用下的车辆横向路径跟踪结果,可见 MPC 控制器可以保证车辆在不同车速下很好地跟踪参考轨迹,而熟练驾驶员控制的车辆在轨迹跟踪方面存在一定程度的延迟,这是因为驾驶员操作存在一定的反应时间和动作时间。图 5(b)、(c) 为 MPC 控制器和熟练驾驶控制下的方向盘转角及其增量的变化情况,可见 MPC 控制下的方向盘转角波动次数更多,但转角幅度及其增量都较小,说明 MPC 控制器可以快速且进行转向操作,且转向动作较为缓和;熟练驾驶员的方向盘转向幅度和增量较大,意味着需要克服较大的驾驶负担。图 5(d)、(e) 分别为车辆横摆角速度和质心侧偏角的变化曲线,可见与熟练驾驶控制下的车辆状态相比, MPC 控制下的车辆横摆角速度和质心侧偏角都较小,车辆行驶

稳定性较好。

### 4.3 实车测试和分析

#### 4.3.1 测试车辆介绍

测试车辆由汉腾汽车有限公司开发,如图 6(a) 所示,测试车辆采用 6R1V 的方案,包括 6 个 BOSCH 毫米波雷达、1 个 Mobileye EQ4 摄像头,具备线控转向、线控驱动和制动功能,满足本文控制算法对转向和速度的控制需求。其传感器感知范围如图 6(b) 所示,车辆主要参数如表 2 所示。

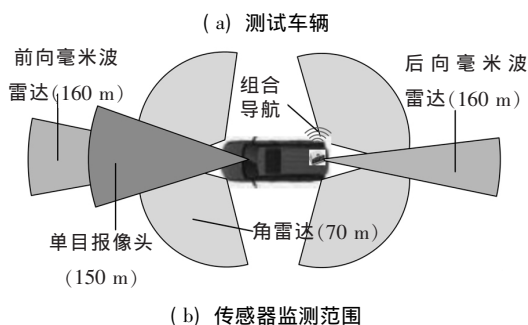


图 6 测试车辆及传感器感知范围

Fig.6 Test vehicle and sensor perception range

表 2 测试车辆主要参数

Tab.2 Test vehicle main parameters

整车质量 /kg	前轮轴心到质心的距离 /m	后轮轴心到质心的距离 /m	轮距 /m	质心高度 /m	整车长度 /m	整车宽度 /m
1 461	1.594	1.206	1.583	0.35	4.826	1.858

实车测试方案如图 7 所示, MicroAutoBox 作为控制器搭载本文提出的 MPC 控制算法,求解作用于车辆的方向盘转角,通过 CAN 通讯将转角指令传输给线控转向系统实现车辆的转向控制;传感器向控制器提供周围交通信息,例如车辆经度和纬度以及和车身状态。在计算机中,主要对于车辆的控制信息和运动状态进行实时监测。

#### 4.3.2 实车测试与分析

实车测试工况为 ISO3888 指导下的双移线工况(如图 8 所示),入口车道宽  $a = (1.1D + 0.25)$  m;相邻车道宽  $b = (D + 1.0)$  m,其中  $D$  为整车宽度。

在实车测试中,路面状况良好,控制车速为  $50 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ ,分别采集熟练驾驶员操纵下的实车状态数

据,以及 MPC 控制算法作用下的实车状态数据,测试结果如图 9 所示。

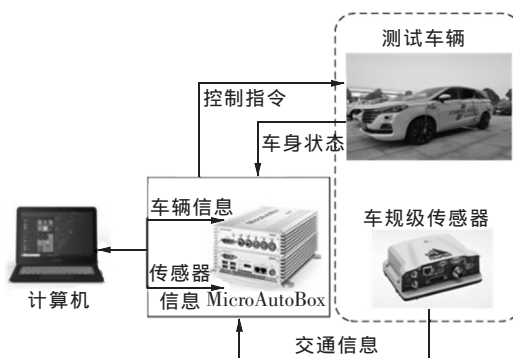


图 7 MPC 控制器在测试车辆的应用

Fig.7 Application of MPC controller in test vehicle



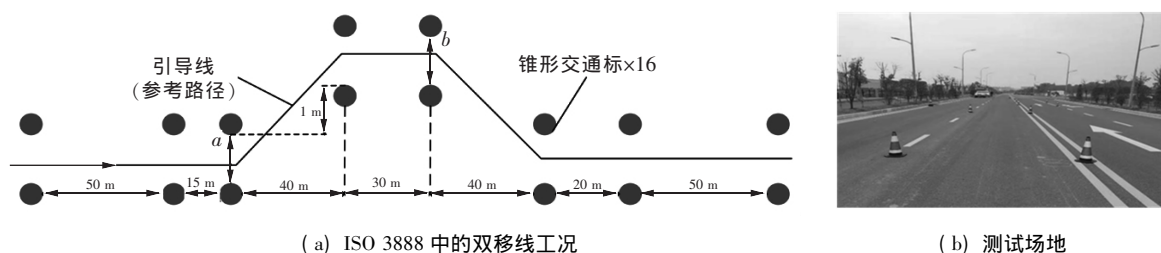
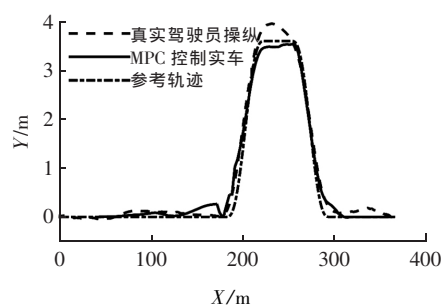
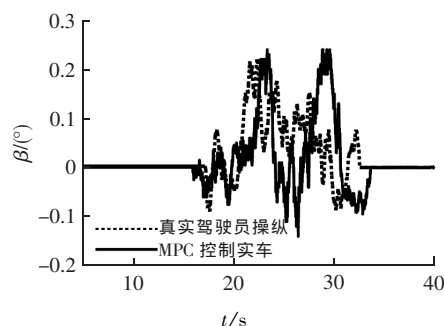


图8 与ISO 3888一致的双移线试验道路设置

Fig.8 Double-track test road setting consistent with ISO 3888



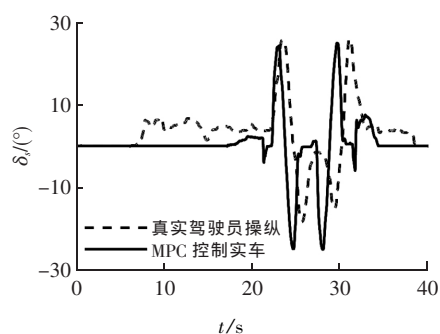
(a) 车辆路径跟踪效果



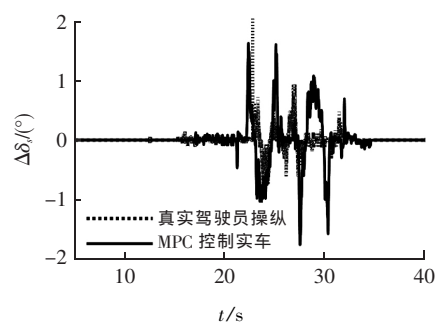
(e) 质心侧偏角

图9 不同附着条件的跟踪对比

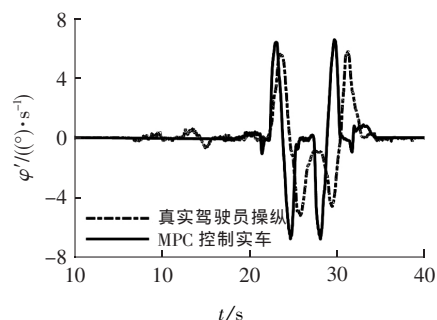
Fig.9 Tracking comparison of different attachment conditions



(b) 方向盘转角



(c) 方向盘转角增量



(d) 横摆角速度

图9(a)所示为驾驶员操纵和MPC控制器作用于实车上的横向路径跟踪结果,由图可知,由于驾驶员存在生理上的反应迟滞造成车辆在换道后会产生一定的超调量,导致车辆实际行驶轨迹与参考轨迹之间产生横向偏差,其中最大横向偏差为0.357 m;而MPC控制器下的最大横向偏差为0.085 m,即MPC控制下的车辆可以更好地跟踪参考路径。图9(b)、(c)所示为方向盘转角及其增量的变化,从中可知驾驶员操纵下的方向盘转角在时间上相对延迟,幅度相对较小,而且较难维持方向盘在完全0°的位置;而MPC控制下的方向盘转角在车辆直线行驶时,可以稳定保持在0°,相对于熟练驾驶员模型,MPC控制下的车辆转向起始时间提前0.89 s,且转向响应迅速、精确。图9(d)、(e)分别为车辆横摆角速度和质心侧偏角的变化情况,可见双移线测试过程中,驾驶员操纵和MPC控制下的车辆都可以维持较小的横摆角速和质心侧偏角,保持较好的车辆操纵稳定性;而与驾驶员相比,MPC控制器下的车辆横摆角速度响应时间较为提前,说明具备更好的响应速度。

## 5 结论

本文针对自动驾驶车辆的横向路径跟踪问题,建立了基于预瞄跟随理论的最优侧向加速度驾驶员

模型,设计了基于模型预测控制(MPC)的车辆横向路径跟踪控制器,并通过仿真实验和实车测试,验证了所设计的 MPC 控制器的有效性,得到如下结论:

1) 预瞄时间、行驶车速等因素对驾驶员跟踪参考路径的影响较大,熟练驾驶员应该能够很好地调整车速和预瞄时间,以精确、稳定地跟踪预期的行驶路径。

2) 仿真实验和实车测试结果都说明,在中、高速行驶情况下,熟练驾驶员仍然存在响应时间相对滞后、方向盘转角幅度大、驾驶负担重、跟踪参考路径超调等问题;所设计的 MPC 控制器对方向盘转角的相应更为快速、精确,可以更好地跟踪参考路径,保持较好的车辆操纵稳定性。

## 参考文献:

- [1] 高红丽,邓昌俊,王文迪,等.基于国家车辆事故深度调查体系的道路交通事故驾驶员人因分析[J].科学技术与工程,2019,19(19):342-348.
- [2] 刘琦.智能车辆驾驶行为决策与运动规划控制研究[D].西安:西安理工大学,2019.
- [3] 张卫波,张麒麟,马宁,等.基于模糊 PID 的智能车辆路径跟踪控制技术研究[J].机械制造与自动化,2018,47(2):167-170.
- [4] HAN G N, FU W P, WANG W, et al. The lateral tracking control for the intelligent vehicle based on adaptive PID neural network[J]. Sensors, 2017, 17(6): 1244.
- [5] 刘明春.8×8 轮毂电机驱动车辆操纵稳定性分析与控制研究[D].北京:北京理工大学,2015.
- [6] 董铸荣,张欣,胡松华,等.基于 LQR 变传动比控制的 4WS 电动车转向控制仿真研究[J].汽车工程,2017,39(1):79-85.
- [7] 陶冰冰,周海鹰,王思山.自动驾驶车辆 LQR 轨迹跟踪控制器设计[J].湖北汽车工业学院学报,2017,31(4):1-6.
- [8] 林葵,倪兰青,赵又群,等.考虑横向稳定性的智能车辆路径跟踪控制[J].华南理工大学学报(自然科学版),2018,46(1):78-84.
- [9] NASCIMENTO T P, DOREA C E T, GONCALVES L M G, et al. Nonlinear model predictive control for trajectory tracking of nonholonomic mobile robots: a modified approach[J]. International journal of advanced robotic systems, 2018, 15(1): 172988121876046.
- [10] LI S S, WANG G D, GUO L P, et al. NMPC-based yaw stability control by active front wheel steering[J]. IFAC-papers on line, 2018, 51(31): 583-588.
- [11] 陈杰,李亮,宋健.基于 LTV-MPC 的车辆稳定性控制研究[J].汽车工程,2016,38(3):308-316,336.
- [12] WANG M L, WANG Z, YANG Y, et al. Model predictive control for UGV trajectory tracking based on dynamic model[C]//2016 IEEE international conference on information and automation (ICIA). New York: IEEE, 2016: 1676-1681.
- [13] SCHIDBACH G, BORRELLI F. Scenario model predictive control for lane change assistance on highways[C]//2015 IEEE intelligent vehicles symposium (IV). New York: IEEE, 2015: 611-616.
- [14] KUHNE F, LAGES W F, DA SILVA JR J G, et al. Model predictive control of a mobile robot using linearization[C]//Proceedings of mechatronics and robotics, aachen, Germany, 2004: 525-530.
- [15] RAJAMANI R. Vehicle dynamics and control[M]. Boston: Springer Science, 2011.
- [16] 郭孔辉.预瞄跟随理论与人-车闭环系统大角度操纵运动仿真[J].汽车工程,1992(1):1-11.
- [17] YAO X L, WANG X W, WANG F, et al. Path following based on waypoints and real-time obstacle avoidance control of an autonomous underwater vehicle[J]. Sensors, 2020, 20(3): 795.
- [13] KUMAR M, AGGARWAL S. Flow analysis of rigid and flexible vegetation using ANSYS fluent[C]//ASCE India conference 2017. New Delhi, India: Reston, VA, USA: American Society of Civil Engineers, 2017: 154-167.
- [14] ZHOU B, WANG X K, GUO W, et al. Experimental measurements of the drag force and the near-wake flow patterns of a longitudinally grooved cylinder[J]. Journal of wind engineering and industrial aerodynamics, 2015, 145: 30-41.
- [15] MASSEY J C, LANGELLA I, SWAMINATHAN N. A scaling law for the recirculation zone length behind a bluff body in reacting flows[J]. Journal of fluid mechanics, 2019, 875: 699-724.

(上接第 278 页)