

分类号: TP391

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210330168



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 复杂路况下车辆路径跟踪

控制算法研究

论 文 作 者 周骏

校 内 导 师 韩超 教授

校 外 导 师 郝旭耀 工程师

专业学位类别 电子信息

研究方向 (领域) 控制工程与自动化技术

论文提交日期: 2024 年 5 月 31 日

分类号: TP391

单位代码: 10363

密 级: 公开

学 号: 2210330168

题 目 复杂路况下车辆路径跟踪控制算法研究

英文题目 Research on Vehicle Path Tracking Control
Algorithm under Complex Road Conditions

论文作者: 周骏

校内导师: 韩超 教授

校外导师: 郝旭耀 工程师

专 业: 电子信息

研究方向: 控制工程与自动化技术

论文答辩日期: 2024/05/23

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：

周强

日期：

2024 年 5 月 30 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 ____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：

周媛

指导教师签名：

韩超

日期： 2024 年 5 月 30 日

日期： 2024 年 5 月 30 日

复杂路况下车辆路径跟踪控制算法研究

摘 要

路径跟踪控制是实现智能车辆自动驾驶的核心技术之一。目前，智能车辆路径跟踪控制的研究主要建立在良好的路况基础之上，在复杂路况下，车辆的路径跟踪控制效果并不理想。针对这一问题，本文基于模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)理论，设计了车辆路径跟踪控制器，并重点研究其在低附着系数路面、大曲率路面和障碍物路面下相对应的优化策略，本文主要研究内容如下：

(1) 详细介绍了模型预测控制算法的原理和在车辆路径跟踪控制中的应用。首先，建立三自由度车辆动力学模型，同时利用 Pacejka 轮胎模型，准确地描述车辆的运动特性和轮胎与路面之间的相互作用。在此基础上，对车辆模型线性化处理并设计了 MPC 控制器。为了提高车辆在低附着系数路面下的行驶稳定性，在 MPC 控制器中引入侧向加速度约束，质心侧偏角约束，轮胎侧偏角约束等各种约束条件。最后，在 Carsim/Simlink 联合仿真平台中进行仿真实验，实验结果表明，引入了约束条件的 MPC 控制器在低附着系数路面下具有良好的路径跟踪控制性能。

(2) 为了解决大曲率路面下车辆路径跟踪控制精度和稳定性低的问题，首先对 MPC 控制器的预测时域进行分析，评估其对 MPC 控制器路径跟踪控制性能的影响。然后，结合模糊控制理论提出一种预测时域自适应调节策略，该策略能够根据车辆的纵向速度和道路曲

率等实时信息智能地调节 MPC 控制器的预测时域。最后，在联合仿真平台中构建自适应模糊 MPC 控制器，并在不同车速下进行仿真实验，验证了自适应模糊 MPC 控制器的有效性。

（3）道路环境中存在的障碍物会对车辆的路径跟踪控制造成干扰，甚至导致跟踪失败。针对这一问题，在路径跟踪控制器前引入局部路径规划控制器，提出局部路径规划控制器和自适应模糊 MPC 控制器相结合的控制策略。局部路径规划控制器根据车辆当前位置、参考路径以及障碍物的位置和形状等信息，生成一条安全、无碰撞的局部参考路径。自适应模糊 MPC 控制器根据生成的局部参考路径，控制车辆的转向角度，确保车辆避开障碍物并继续跟踪预设的参考路径。最后，通过实验验证了无论是在静态障碍物还是动态障碍物条件下，所提出的控制策略均能有效地避开障碍物并保证车辆稳定行驶。

关键词：复杂路况，模型预测控制，路径跟踪，模糊控制，联合仿真

RESEARCH ON VEHICLE PATH TRACKING CONTROL ALGORITHM UNDER COMPLEX ROAD CONDITIONS

ABSTRACT

Path tracking control is one of the pivotal technologies for the autonomous driving of intelligent vehicles. Current research on intelligent vehicle path tracking control primarily relies on scenarios with optimal road conditions, leading to less than ideal control performance under complex roadway circumstances. To address this challenge, this article is founded on the theory of Model Predictive Control (MPC) to design a vehicle path tracking controller and focuses on exploring optimization strategies for scenarios involving low adhesion coefficient surfaces, high curvature roadways, and obstacle-laden paths. The core research contents of this paper are as follows:

(1) The study provides a detailed introduction to the principles of the MPC algorithm and its application in vehicle path tracking control. Initially, a three-degree-of-freedom vehicle dynamic model is established, along with the utilization of the Pacejka tire model to accurately describe the vehicle's motion characteristics and the interaction between tires and the road surface. Based on this, the vehicle model is linearized and an MPC controller is designed. To improve the stability of vehicle motion on

low-adhesion road surfaces, various constraints such as lateral acceleration constraints, center of mass lateral deviation angle constraints, and tire side slip angle constraints are introduced into the MPC controller. Finally, simulation experiments are conducted using the Carsim/Simlink joint simulation platform. The experimental results demonstrate that the MPC controller with introduced constraints exhibits excellent path tracking control performance on low-adhesion road surfaces.

(2) To address the issue of low path tracking accuracy and stability on high-curvature road surfaces, an analysis of the prediction horizon of the MPC controller is conducted to evaluate its impact on path tracking control performance. Subsequently, a prediction horizon adaptive adjustment strategy is proposed based on fuzzy control theory. This strategy can intelligently adjust the prediction horizon of the MPC controller based on real-time information such as the vehicle's longitudinal speed and road curvature. Finally, an adaptive fuzzy MPC controller is constructed and simulation experiments are conducted at different vehicle speeds using the joint simulation platform to verify the effectiveness of the adaptive fuzzy MPC controller.

(3) Obstacles in the road environment can interfere with vehicle path tracking control. To address this issue, a local path planning controller is introduced before the path tracking controller. A control strategy combining the local path planning controller and the adaptive fuzzy MPC

controller is proposed. The local path planning controller generates a safe and collision-free local reference path based on information such as the vehicle's current position, reference path, and the position and shape of obstacles. The adaptive fuzzy MPC controller controls the vehicle's steering angle based on the generated local reference path to ensure that the vehicle avoids obstacles and continues to track the preset reference path. Finally, experiments are conducted to validate the proposed control strategy, demonstrating its effectiveness in avoiding obstacles and ensuring stable vehicle operation under both static and dynamic obstacle conditions.

KEY WORDS: complex road condition, model predictive control, trajectory tracking, fuzzy control, joint simulation

目录

摘 要	I
ABSTRACT	III
第 1 章 绪论	1
1.1 课题研究背景及意义	1
1.2 研究现状分析	2
1.2.1 路径跟踪控制算法研究现状	2
1.2.2 复杂路况下路径跟踪控制算法研究现状	6
1.2.3 目前存在的问题	7
1.3 本文主要研究内容及工作安排	8
第 2 章 智能车辆路径跟踪控制原理与系统模型	10
2.1 路径跟踪模型预测控制	10
2.1.1 模型预测控制算法基础	10
2.1.2 路径跟踪模型预测控制原理	12
2.2 车辆动力学模型和轮胎模型	13
2.2.1 车辆动力学模型	14
2.2.2 轮胎模型	16
2.3 MPC 路径跟踪控制器设计	20
2.3.1 线性误差模型	21
2.3.2 目标函数	23
2.3.3 约束条件	24
2.3.4 优化求解	26
2.4 仿真分析	27
2.5 本章小结	31
第 3 章 基于模糊控制的 MPC 控制器优化	32
3.1 模糊控制原理	32
3.2 预测时域对 MPC 控制器性能的影响分析	33

3.3 基于模糊控制的 MPC 控制器设计	37
3.3.1 预测时域自适应调节策略	37
3.3.2 模糊控制器设计	37
3.4 自适应模糊 MPC 控制器仿真分析	40
3.4.1 自适应模糊 MPC 控制器模型构建	40
3.4.2 仿真分析	41
3.4 本章小结	46
第 4 章 障碍物条件下的 MPC 控制器优化	47
4.1 避障规划路径跟踪控制系统	47
4.2 局部路径规划控制器设计	48
4.2.1 车辆点质量模型	48
4.2.2 局部路径参考点	49
4.2.3 避障函数设计	50
4.2.4 问题转化与求解	51
4.2.5 五次多项式拟合轨迹	51
4.3 路径跟踪控制器设计	53
4.4 仿真分析	53
4.4.1 静态障碍物条件下仿真分析	55
4.4.2 动态障碍物条件下仿真分析	56
4.5 本章小结	60
第 5 章 总结与展望	62
5.1 总结	62
5.2 展望	63
参考文献	64
攻读硕士期间取得的学术成果	71
致谢	72

第 1 章 绪论

1.1 课题研究背景及意义

近年来,随着我国经济的不断发展和科技水平的持续提升,汽车保有量呈现出快速增长的趋势^[1]。然而,这一增长导致交通安全问题日益凸显,据统计数据显示,全球每年约有 135 万人丧生于各种交通事故中,其中超过 90% 的事故是由于驾驶员的不当行为所致。这些频繁发生的交通事故不仅造成了人员的生命财产损失,还给社会带来了巨大的经济压力和负担。为了最大程度避免因驾驶员错误操作而引发的交通事故,智能车辆成为未来发展的方向^[2],其整体结构如图 1-1 所示^[3],智能车辆主要由以下部分组成。

(1) 感知系统

感知系统相当于智能车辆的眼睛,利用各种传感器实时地监测和感知车辆周围的环境信息。这些环境信息是决策规划系统的重要输入,能够为智能车辆提供准确的环境认知和实时的路况信息。

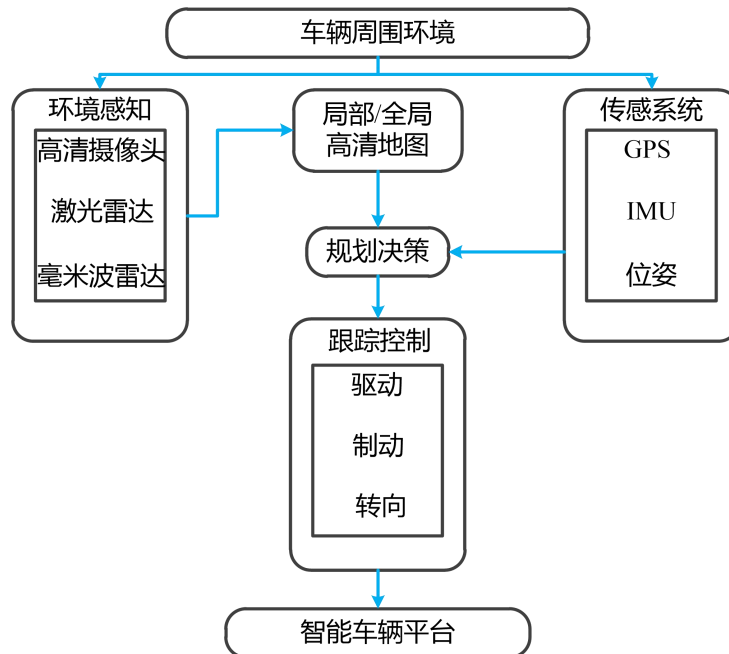


图 1-1 智能车辆整体架构

(2) 决策与规划系统

决策与规划系统根据环境信息和车辆自身状态,以及预先设定的目标和规则,

规划出局部最优路径。决策部分主要负责决定何时加速、减速、转向、变道、停车等驾驶操作，协调各个车辆控制模块之间的信息传递。规划部分则生成车辆的整体行驶路径，以避免碰撞和优化行驶路线。

（3）路径跟踪控制系统

路径跟踪控制系统的主要功能是使车辆沿着预设路径稳定地行驶^[4]。随着自动驾驶技术的不断发展，路径跟踪控制系统在实现智能交通、提高交通安全、提升行车效率等方面扮演着关键的角色。

目前，智能车辆路径跟踪控制的研究主要建立在良好的路况基础之上，在复杂路况下，车辆路径跟踪控制效果并不理想。在低附着系数路面上，如冰雪路面等，车辆受到的牵引力会降低，制动距离会增加，转向发生困难，容易出现打滑或失控等现象，增加驾驶员和乘客的安全风险。在大曲率路面上，如急转弯道路、山路等，智能车辆需要具备更高的控制能力和动态响应能力，以保证车辆稳定行驶，避免车辆发生侧翻。根据交通事故调查统计，汽车碰撞在交通事故中占据相当高的比例^[5]，当智能车辆检测到障碍物时，需要及时规划避障路径，确保车辆安全地避开障碍物。然而，要在短时间内做出正确的避障决策并执行相应操作，对智能车辆的控制系统提出了更高的要求。综上所述，研究复杂路况下车辆路径跟踪控制算法具有十分重要的意义^[6]。

1.2 研究现状分析

1.2.1 路径跟踪控制算法研究现状

智能车辆正处于蓬勃发展阶段，其关键技术之一是车辆路径跟踪控制，车辆路径跟踪控制算法的研究面临诸多挑战和机遇。一方面，随着智能车辆的不断发展，车辆行驶环境的复杂性和不确定性日益增加，如何有效应对各种复杂路况和突发情况成为了研究的重点之一。另一方面，随着人工智能的不断发展，车辆路径跟踪控制算法也迎来了前所未有的机遇，可以借助先进的技术手段实现更加准确、高效的路径跟踪控制。当前，车辆路径跟踪控制算法主要包括比例积分微分(Proportional Integral Derivative, PID)控制^[7]、线性最优二次型(Linear Quadratic Regulator, LQR)控制^[8]、预瞄控制^[9]及模型预测控制(model predictive control,

MPC)^[10-11]等。

(1) PID 控制

PID 控制算法计算复杂度低, 具有较好的鲁棒性, 成为智能车辆路径跟踪控制中广泛采用的控制算法之一^[12]。Marino 等^[13]提出了嵌套式 PID 转向控制策略, 通过两个控制器对车辆进行控制, 一个控制器降低车辆路径跟踪过程中的航向误差, 另一个控制器降低车辆路径跟踪过程中的横向误差, 提升了车辆的路径跟踪性能。Park 等^[14]设计一种基于 PID 的转向控制系统, 由路径跟踪控制器和原始驱动器组合而成, 路径跟踪控制器通过前视距离、车辆航向和横向偏移来计算所需的转向角, 转向控制器控制转向执行器遵循所需的转向角度, 并在控制过程中通过死区补偿的方式保证车辆行驶的稳定性。Zhao 等^[15]提出了基于 PID 的车辆横向控制策略, 该控制策略由航向偏差生成器和 PID 反馈控制器组成, 根据不同的车速自适应调节控制器的参数, 通过实验验证了车辆在变速工况下能保持良好的路径跟踪性能。Shi 等^[16]提出了一种自适应 PID 控制算法, 该算法结合车辆运动学模型和道路模型, 根据车辆横向误差和航向误差控制车轮转角, 在大曲率路面上行驶时表现出良好的性能。尽管 PID 控制算法在智能车辆路径跟踪控制中具有许多优点, 但其对参数的选择相当敏感, 不正确的参数选择可能导致系统不稳定或性能不佳, 在车辆参数和道路环境时刻变化的情况下难以适用, 需要通过其他优化算法进行参数的不断调节。

(2) LQR 控制

LQR 控制算法基于最小二乘法和最优控制理论, 通过最小化系统状态和控制输入的二次型性能指标, 来设计最优的状态反馈控制器。Jond 等^[17]设计了一种基于 LQR 的路径跟踪控制器, 当车辆即将发生碰撞时, 控制器控制车辆的转向, 保证车辆的行驶安全。Yoo 等^[18]提出结合机器学习的 LQR 控制方法, 该方法通过训练控制器学习速度指令, 提高车辆路径跟踪性能, 与传统 LQR 控制相比, 该方法收敛速度更快。Fan 等^[19]提出了一种基于 LQR 的路径跟踪控制策略, 首先建立路径跟踪误差线性系统, 然后调整矩阵的平衡状态和输入权重, 实现 LQR 控制器的最优二次性能指标, 提升了车辆的路径跟踪精度。Liu 等^[20]针对避障路径跟踪问题, 设计了一种改进的 LQR 路径跟踪控制器, 首先建立适用于小半径的多项式避障轨迹, 并通过转向角频率和车速自适应调整车轮的转角大小,

实验结果表明,改进的 LQR 路径跟踪控制器可以提高车辆在高速紧急情况下的安全性和稳定性。LQR 控制算法本质上是针对线性系统的无约束优化算法,其求解过程中无法满足实际系统中的约束条件,并且依赖系统精确的线性模型。然而,智能车辆的动力学特性可能是复杂的、非线性的,这会限制 LQR 控制算法在实际应用中的适用性^[21]。

(3) 预瞄控制

预瞄控制是指系统通过预先选取前方道路的一个位置点,然后计算出车辆所在位置和选取的位置点之间的距离,并根据这些预测信息调整车辆的转向和速度,使其沿着期望的路径行驶。预瞄控制理论最早是由 MacAdam 等人提出^[22-23]。国内较早研究预瞄控制的是郭孔辉等人^[24-25]。Yim 等^[26]设计一种基于预瞄控制的车辆稳定性控制器,将前方车辆的转角信息输入给后方车辆,采用线性最优预瞄控制方法进行预瞄控制,通过仿真验证了该控制器的性能。Kaldas 等^[27]提出一种基于预瞄控制的主动悬架控制策略,将预览的前方道路信息作为前馈输入信号,将车辆的状态信息作为反馈信号,提升了路径跟踪控制器的性能。Xu 等^[28]提出一种考虑控制信号延迟和控制指令滞后的预瞄转向控制策略,采用前向状态预瞄器和时延增强解决控制信号延迟问题,通过一阶滞后系统近似解决控制指令滞后的问题,控制智能车辆准确高效的跟踪参考路径,与忽略延迟和滞后的控制器相比,跟踪误差更低,稳定性裕度显著提高。He 等^[29]提出一种结合预瞄控制的车辆稳定性前馈加反馈控制方法,建立预瞄模型,根据预瞄信息调整车辆的状态变化和预测时域,减小控制误差和道路环境扰动带来的不利影响,提高了车辆的路径跟踪精度和稳定性。Wang 等^[30]提出一种综合考虑参考路径和车速信息的动态预瞄距离跟踪控制算法,以几何学纯跟踪算法为基础,得到车辆行驶过程中的横向跟踪控制律,根据参考路径和车速信息,自适应调整预瞄距离,通过实验验证了所提出的算法具有较低的计算复杂度和较高的精度。预瞄控制算法的效果高度依赖于预瞄位置的选择,如果预瞄位置选取不当,可能会导致控制不准确或者不稳定。同时,预瞄控制算法对环境变化的适应性较差,当环境发生变化时,预瞄控制算法可能无法及时调整预瞄位置,导致控制效果下降。

(4) 模型预测控制

模型预测控制算法能够预测车辆的行驶路径,并根据实时环境信息调整车辆

的行驶路径,因此具有较强的适应性,能够应对不同的驾驶场景和道路条件。并且该算法能够考虑到车辆的约束条件,从而在控制过程中避免超出车辆的可操作范围,提高了控制的安全性和稳定性。Falcone 等^[31]设计一种用于车辆主动转向的 MPC 控制器,通过 MPC 控制器计算车辆跟踪参考路径所需的前轮转角,并在湿滑道路上进行仿真,验证了所设计的 MPC 控制器的有效性。Kanchwala 等^[32]设计了一种结合车辆协同路径规划的 MPC 路径跟踪控制器,通过混合整数二次规划方法生成最优的参考路径,路径跟踪控制器结合参考路径产生转向和扭矩输入,在仿真平台中以不同速度执行避障操作,验证了所设计控制器的有效性。Hassan 等^[33]针对 MPC 控制算法计算复杂度高,实时性低的问题,提出了一种基于神经网络的 MPC 控制策略,该策略将非线性自回归外生神经网络和 MPC 控制器相结合,并在 20 个不同数据集上进行训练和验证,实验结果表明该控制策略提高了 MPC 控制器的处理性能,缩短了计算时间。Wang 等^[34]设计一种与模糊控制相结合的 MPC 控制器,通过模糊控制自适应调整传统 MPC 控制器中的控制权重,并将所改进的 MPC 控制器与纯跟踪控制器和传统 MPC 控制器进行对比仿真,实验结果表明,改进的 MPC 控制器的跟踪精度和稳定性都要优于后者。Chen 等^[35]提出了一种非线性 MPC 路径跟踪控制策略,首先计算车辆在路径跟踪中的总纵向力、总侧向力和总横摆力矩。接着,利用轮胎动力学模型,对轮胎力进行最优分配,实现了横纵向综合路径跟踪控制。值得注意的是,这种方法要求建立相对复杂的车辆非线性模型。Miu 等^[36]设计了一种双层自适应 MPC 控制器,在避障规划控制器中根据车辆与障碍物的距离关系建立安全碰撞距离模型,在路径跟踪控制器中根据车速自适应调整预测时域的大小,大大提高了车辆的路径跟踪精度和行驶稳定性。Liu 等^[37]提出一种曲率自适应的双层 MPC 控制策略,其中,外层控制器根据道路曲率计算出车辆行驶的最佳车速,内层控制器根据道路曲率为车辆提供最佳前轮转角,仿真结果表明,所提出的控制策略显著提高了车辆的路径跟踪性能,降低了车辆侧翻和超速的相关风险。Yang 等^[38]针对智能车辆与动态障碍物易发生碰撞的问题,设计了一种改进的 MPC 控制器,通过道路宽度和车辆形状构建新型碰撞约束,并结合自适应人工势场法保证了车辆安全地避开障碍物。

1.2.2 复杂路况下路径跟踪控制算法研究现状

车辆在低附着系数路面、大曲率路面、紧急避障等复杂路况下行驶时，随着车速的提高，车辆需要更大的抓地力和横向力，这些力会影响车辆的稳定性，当轮胎提供的抓地力和横向力不足时，车辆容易出现失控、侧滑或翻车等情况，增大了发生交通事故的风险。图 1-2 为车辆在冰雪路面发生侧滑。现在车辆普遍配有防抱死系统(Antilock Brake System, ABS)、电子稳定系统(Electronic Stability Controller, ESC)等，ABS 可以防止车轮在紧急制动时抱死，ESC 可以检测车辆是否失去控制并在必要时通过控制车辆制动力和引擎输出来恢复车辆稳定性。但是在复杂路况下仍可能因为轮胎附着力不足导致车辆行驶过程中发生危险，这就要求路径跟踪控制器在车辆发生危险之前就对其运动控制进行及时干预。



图 1-2 车辆在冰雪路面发生侧滑

针对复杂路况下车辆的路径跟踪控制的问题，目前的研究主要涉及两类方法，一类是通过预测车辆在不同工况下的行驶状态，并根据预测结果进行相应地控制，在这个过程中，通常会引入车辆的侧向加速度、质心侧偏角、轮胎侧偏角等约束条件。Brown 等^[39]提出一种基于安全驾驶包络线的 MPC 控制策略，该策略中局部路径规划器规划的参考路径同时保持在两个包络线内，一个包络线对应稳定性条件，另一个包络线对应避障条件，MPC 控制器在保证安全的前提下以最小的跟踪误差跟踪参考路径。Mohseni 等^[40]提出了一种用于智能车辆的协作控制方法，每辆车根据相邻车辆的估计状态来计算自己的控制输入，在此基础上，引入了一个考虑碰撞的兼容性约束，同时确保每辆车不会明显偏离参考路径。仿

真结果表明,随着车辆数量的增加,所提出的控制算法具有较好的扩展性。Li 等^[41]设计一种考虑车辆稳定性的 MPC 控制器,该控制器简化了车辆动力学模型并对其进行线性化处理,在此基础上,引入了质心侧偏角等约束条件,通过仿真验证了所设计的控制器能够控制车辆在不同附着系数路面上行驶的同时保持较好的路径跟踪精度和稳定性。Zhang 等^[42]针对车辆路径跟踪精度低的问题,设计了一种改进的 MPC 控制器,在模型预测控制算法中引入横摆角速度跟踪误差作为目标函数的一部分,同时对车辆的质心侧偏角进行约束,实验结果表明,车辆在稳定行驶的同时路径跟踪精度更高。

在解决复杂路况下车辆路径跟踪控制问题时,还存在一类智能控制方法,这类方法的核心思想是利用优化算法对路径跟踪控制算法中的内部参数进行动态调整和优化,以更好地适应不同的路况和驾驶环境。其中,模糊控制算法、遗传算法、粒子群算法等是常见的优化算法,这些优化算法具有不同的特点和适用范围,在车辆路径跟踪控制中发挥着重要作用。Sherif 等^[43]设计了一种 LQR 路径跟踪控制器,通过模拟退火算法动态调整和优化算法中的权重系数,仿真结果表明,所设计的控制器与传统的 LQR 控制器相比,具有更好的性能。Swain 等^[44]针对自动驾驶车辆在路径跟踪过程中易受外部环境干扰的问题,提出一种基于高阶滑模的开关控制策略,采用径向基函数来估计等效控制,以补偿外部干扰的影响,通过仿真实验证明了该控制策略在车辆车道保持和横向稳定方面的有效性。Wu 等^[45]设计了结合遗传算法的 MPC 路径跟踪控制器,引入了遗传算法优化 MPC 控制器的预测时域,同时对车辆的轮胎侧偏角的范围进行限制,提高了车辆在湿滑路面上行驶时的路径跟踪性能。Liang 等^[46]针对智能车辆在大曲率道路上行驶时路径跟踪精度低的问题,设计了一种结合 RBF 神经网络的 MPC 控制器,以车辆动力学模型作为预测模型,分析得到状态转移误差模型,通过 RBF 神经网络动态地补偿误差,提高了车辆路径跟踪的精确性。

1.2.3 目前存在的问题

(1) 目前,许多研究者在智能车辆路径跟踪控制的研究中并未对车辆的动力学模型和轮胎模型进行准确地建模。然而,车辆动力学模型和轮胎模型对车辆路径跟踪控制的稳定性有很大影响。如果模型不准确或者忽略了重要因素,控制

器可能无法准确地预测车辆的行为，导致控制不稳定，甚至出现失控的情况。同时，模型不准确会影响路径跟踪控制的精度，路径跟踪误差可能会随着时间的推移而累积，导致车辆偏离预设的参考路径。因此，对车辆动力学模型和轮胎模型进行准确建模，以及考虑多种约束条件，对于实现高效、稳定的路径跟踪控制至关重要。

(2) 环境的变化和车辆运动状态的改变性往往导致模型的不准确性。模型预测控制算法通常依赖于准确的系统模型进行预测和优化，受到系统模型参数和控制器设计参数的影响尤为显著。在这种情况下，采用固定参数设计的路径跟踪控制器往往无法有效地应对复杂路况，可能导致路径跟踪控制器的跟踪精度和稳定性下降。因此，为了在复杂路况下实现可靠的路径跟踪控制，有必要对路径跟踪控制器的关键参数进行自适应调节，使路径跟踪控制器更好地应对复杂多变的路况，从而实现更加可靠和高效的路径跟踪控制。

(3) 在实际道路环境中，预设的参考路径上往往会存在各种障碍物，如其他车辆、行人等，如果车辆无法及时避开障碍物，就有可能发生碰撞事故，给人身和财产造成巨大损失。由于实际道路环境是动态变化的，障碍物的出现要求车辆实时调整行驶路径，可以将车辆的局部路径规划和路径跟踪控制联合起来，提高车辆对障碍物的应对能力，从而实现更加安全、高效的智能驾驶。

1.3 本文主要研究内容及工作安排

本文主要研究复杂路况下车辆路径跟踪控制的问题。首先，介绍了主要的路径跟踪控制算法和目前存在的问题。然后建立车辆动力学模型并进行分析，以深入理解车辆在复杂道路环境中的行驶特性，同时考虑到各种约束条件，确保车辆能够在各种复杂路况中沿着参考路径安全、稳定地行驶。通过对不同车速和道路曲率工况下的路径跟踪控制效果进行分析和比较，得出了预测时域对 MPC 控制器性能的影响规律，并设计了自适应模糊 MPC 控制器，提高了车辆在不同工况下的适应性和性能表现。最后，在此基础上，设计了车辆避障规划路径跟踪控制系统，通过及时调整车辆的行驶路径，实现避障路径规划和路径跟踪控制，保证了车辆在复杂路况中安全、稳定地行驶。本文分为五个主要章节，每个章节的研

究内容如下。

第 1 章为绪论。首先介绍了随着我国经济的不断发展和科技水平的持续提升,汽车保有量呈现出快速增长的趋势,这一增长导致交通安全问题日益凸显,对智能交通系统提出了更高的要求。然后,介绍了路径跟踪控制算法在解决这些问题中的重要性 and 应用前景,对不同算法的优劣势进行了评估。最后,简要概述了目前智能车辆路径跟踪控制领域存在的问题,并提出了本文的主要研究内容。

第 2 章为智能车辆路径跟踪控制原理与系统模型。首先介绍了模型预测控制的原理,并分析该原理是如何应用到智能车辆路径跟踪控制中的。然后,建立了车辆动力学模型和轮胎模型,为车辆路径跟踪控制提供了准确的数学描述。接下来,建立线性误差模型,明确路径跟踪控制的目标函数,设定约束条件,在此基础上,设计了 MPC 控制器。最后,通过联合仿真平台验证了引入约束条件的 MPC 控制器在低附着系数路面下的路径跟踪控制性能。

第 3 章为基于模糊控制的 MPC 控制器优化。为了解决大曲率路面下车辆路径跟踪精度和稳定性低的问题,首先分析车辆以不同速度行驶时预测时域对 MPC 控制器路径跟踪控制性能的影响,得到预测时域与 MPC 控制器路径跟踪控制性能之间的变化规律。然后,以道路曲率和车速作为模糊控制的输入,预测时域调节系数作为模糊控制的输出,通过模糊控制对 MPC 控制器的预测时域进行自适应调节,以提升车辆在大曲率路面下行驶时的路径跟踪性能。

第 4 章为障碍物条件下的 MPC 控制器优化。为了解决障碍物对智能车辆路径跟踪控制造成干扰的问题,在路径跟踪控制器前引入局部路径规划控制器,提出局部路径规划控制器和自适应模糊 MPC 控制器相结合的控制策略。局部路径规划控制器负责在车辆遇到障碍物时生成新的可行驶路径,自适应模糊 MPC 控制器则根据生成的局部路径控制车辆避开障碍物并保持稳定行驶。最后,通过联合仿真平台验证控制系统在静态障碍物和动态障碍物条件下的路径跟踪控制性能。

第 5 章为总结与展望。总结本文的主要研究内容和成果,指出研究过程中存在的一些局限性和不足之处并提出改进的建议和思路,同时探讨未来研究工作的方向和可能的发展趋势。

第 2 章 智能车辆路径跟踪控制原理与系统模型

本章主要介绍了智能车辆路径跟踪控制原理和系统模型。首先，建立车辆动力学模型和轮胎模型，根据模型预测控制理论，设计了 MPC 控制器。然后，在 MPC 控制器中引入车辆系统模型中的各种约束条件，从而确保智能车辆能够准确地跟踪参考路径，并保持稳定的行驶状态。最后，通过联合仿真平台验证了引入约束条件的 MPC 控制器在低附着系数路面下的路径跟踪控制性能。

2.1 路径跟踪模型预测控制

2.1.1 模型预测控制算法基础

模型预测控制算法最早是由 Richalet 等人^[47]于 20 世纪 70 年代提出的，并经历了多次优化。这一算法最初主要应用于化工和电力系统等较慢的工业控制过程，这是因为当时的计算机性能较低。20 世纪 80 年代到 21 世纪初，随着计算机硬件性能和数学优化理论的发展，模型预测控制算法能够处理更加复杂的控制问题。此时，模型预测控制算法开始向更广泛的工业控制领域扩展，包括汽车、航空和机器人等^[48]。进入 21 世纪，模型预测控制算法在理论优化方面取得了重大进展，研究者们提出了许多新的优化算法和技术，提高了模型预测控制算法的计算效率和控制性能。与此同时，模型预测控制算法也逐渐向更复杂的控制系统拓展，如非线性系统、多变量系统等。在智能交通系统和智能驾驶领域，模型预测控制算法也得到了广泛应用，成为车辆路径跟踪控制的重要方法之一。未来，随着计算机技术和数学优化理论不断发展，模型预测控制算法将进一步得到完善和提升，研究者们将继续探索模型预测控制算法在更复杂控制系统中的应用。同时，模型预测控制算法也将与其他先进技术相结合，如深度学习、强化学习等，进一步提高控制系统的性能和智能化水平。模型预测控制算法的核心由下列部分组成^[49]。

(1) 预测模型：预测模型用于预测系统未来的状态和输出，通常由系统的状态方程和输出方程组成。状态方程描述了系统状态如何随时间变化，而输出方程则描述了系统的输出如何与状态相关联。这些方程可以是连续时间的物理方程，也可以是离散时间的状态空间方程，根据系统的性质和控制需求而定。模型预测

控制算法的效果受预测模型的影响很大，因此在实际应用中，预测模型的建立是一个关键的步骤。在本文中，MPC 控制器的预测模型采用状态空间方程来表示。

(2) 滚动优化：滚动优化是模型预测控制算法中的关键步骤之一，通过多次在线迭代计算找到最佳的控制策略，与一次性完成的优化过程不同，滚动优化将优化问题分解为多个时间步长，并在每个时间步长内进行优化计算。滚动优化的优势在于其能够应对实际预测模型中的不确定性因素和误差，避免由于模型误差的累积而导致系统控制效果逐渐下降的问题。这种循环迭代的优化过程使得模型预测控制算法具有较强的鲁棒性和适应性，能够适应不断变化的工况和环境。另外，滚动优化过程中需要引入一定的约束条件，确保控制器在求解过程中不会出现无解的情况，从而保证系统的稳定性和可行性。

(3) 反馈校正：在实际应用中，由于系统模型的简化、外部环境的干扰等因素存在，模型预测的结果往往会与实际值存在一定的偏差。反馈校正是通过实时比较模型预测值与实际值之间的差异，并将这些差异反馈到控制系统中，以调整控制策略和优化控制效果。其主要作用在于提高控制系统的鲁棒性、适应性和性能表现，使系统能够更准确地跟踪参考路径，实现控制目标。

综上所述，模型预测控制算法的不同组成部分之间密切合作，相互协调，对系统准确预测、优化控制和动态调整，更好地保障控制系统的稳定性和鲁棒性。根据这三个组成部分，本节通过图 2-1 来描述模型预测控制的算法思想。

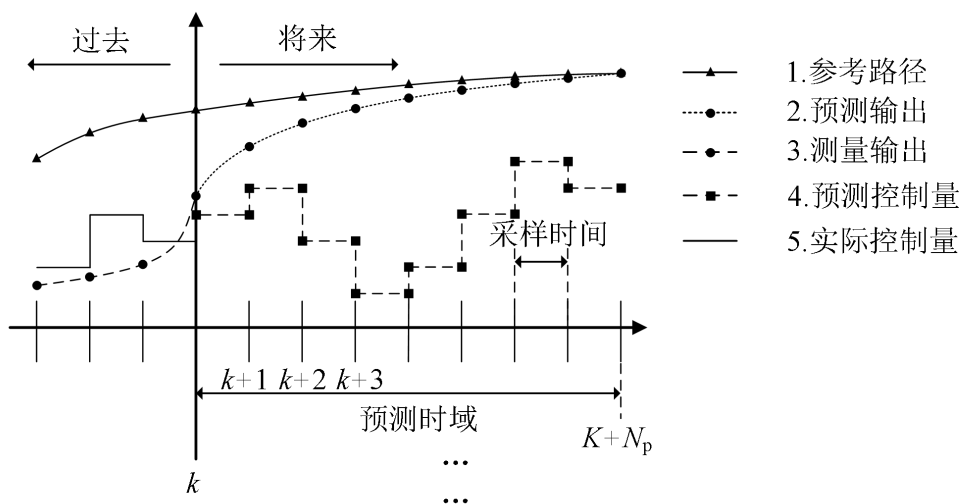


图 2-1 模型预测控制原理图

在控制过程中，控制器首先根据曲线 1 作为参考曲线进行计算。利用预测模

型, 结合当前时刻状态和控制量, 得到曲线 2 表示的未来一段时间内系统输出的预测情况。而曲线 3 代表过去一段时间测量到的实际输出。曲线 4 所代表的预测控制量是根据系统模型、控制目标和约束条件综合计算得出的, 实际控制量由控制序列的第一项确定, 在后面的每一时刻, 控制器不断滚动优化, 以满足系统动态变化和性能要求。

图 2-2 为 MPC 算法的控制过程。首先 MPC 控制器利用系统的数学模型和当前状态信息求解出被控系统的控制序列 $u^*(t)$, 被控系统输出控制量 $y(t)$ 并将状态量 $x(t)$ 输送到状态估计器中, 难以直接得到的状态量 $\hat{x}(t)$ 会被状态估计器估计出来并进入 MPC 控制器, 并反复重复以上过程。

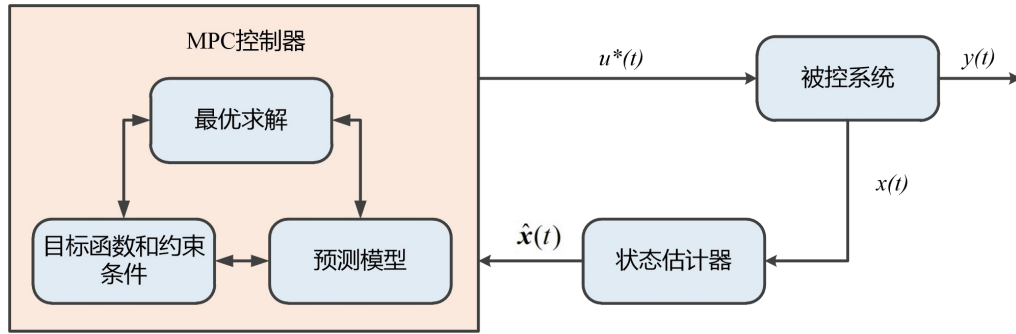
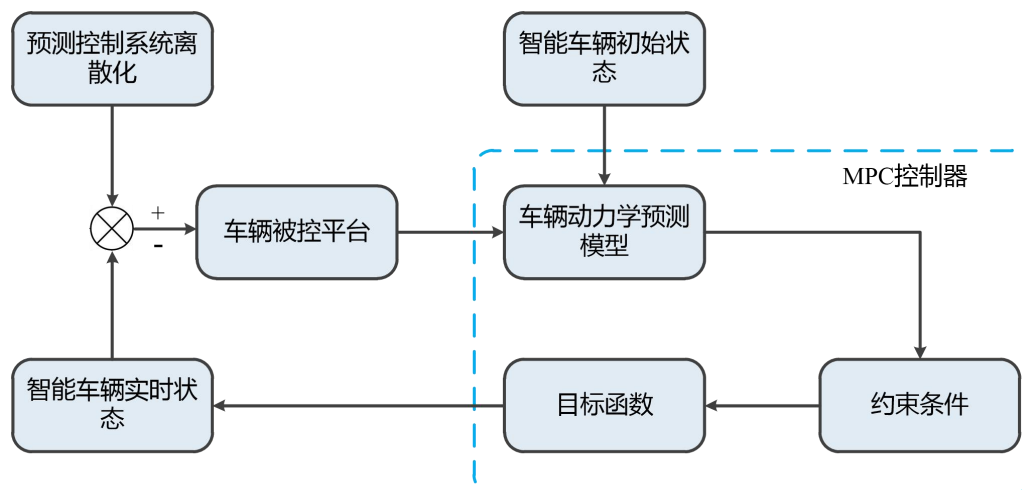


图 2-2 MPC 算法控制流程图

MPC 算法中的核心是二次规划问题的求解, 在满足线性或非线性约束的情况下, 最小化或最大化一个含有二次项的实函数。二次型规划问题通常包括系统的动态模型、性能指标和约束条件。动态模型描述了系统的演变过程, 性能指标用于衡量控制的质量, 而约束条件则包括了系统的物理限制和操作约束。为了有效地求解这类优化问题, MPC 控制器解法主要采用了有效集法或内点法, 有效集法是一种基于约束激活与非激活集合的方法, 它通过不断地调整控制量以满足约束条件, 并在每个时间步长中更新可行解。而内点法则是一种迭代算法, 通过将原问题转化为一系列的互补线性系统来逼近最优解。这两种方法在实际应用中都能够有效地解决 MPC 中的优化问题, 并实现对系统的精确控制。

2.1.2 路径跟踪模型预测控制原理

智能车辆能够利用配备的多种先进传感器实时感知道路环境信息, 为路径规划系统提供必要的数据和信息, 路径规划系统计算出最适合车辆行驶的参考路



在图 2-3 中，首先，MPC 控制器处理智能车辆的状态信息，并通过引入约束条件对控制量的变化范围进行限制，保证车辆的稳定性。然后，在预测时域内，MPC 控制器计算车辆在每个采样时间内的实时状态，并实时反馈到车辆的控制系统中，通过实时计算，得到最优控制序列，并将最优控制序列的首个值传输给被控对象。最后，通过不断地滚动优化输入最优的控制结果，实现车辆对参考路径准确、稳定地跟踪。

建立车辆动力学模型的过程中，为了降低系统的计算复杂度，对车辆的模型进行了简化处理，这种简化主要是通过对车辆的动力学特性进行分析和建模，以识别和集中处理对车辆路径跟踪控制影响最大的因素。其中，轮胎模型的建立尤为重要，因为它直接影响到车辆在不同路况下的行驶性能。通过对轮胎受力的深入分析，能够获得关于轮胎的各种特性，如抓地力、摩擦系数等，从而为设计高效的_{路径跟踪控制器}提供理论支持和技术保障。

2.2.1 车辆动力学模型

车辆动力学模型为车辆运动控制提供理论基础,可以深入理解车辆的运动特性和动力学特征,从而更好地设计和优化车辆的控制系统^[50]。同时,车辆动力学模型还可以用于智能车辆的仿真和测试,通过模拟不同场景下的车辆行为,系统可以评估控制算法的性能。在本章中,构建三自由度车辆动力学模型,在建模时,进行以下假设^[51]: (1) 车辆的转向仅依靠前轮的转动; (2) 不考虑车辆在垂直方向上的运动; (3) 忽略悬架系统的影响; (4) 车辆前后的载荷分配保持不变。

如图 2-4 所示为车辆三自由度动力学模型,车辆坐标系以 xoy 表示, 惯性坐标系以 XOY 表示, 表 2-1 为本章所讨论的主要参数。

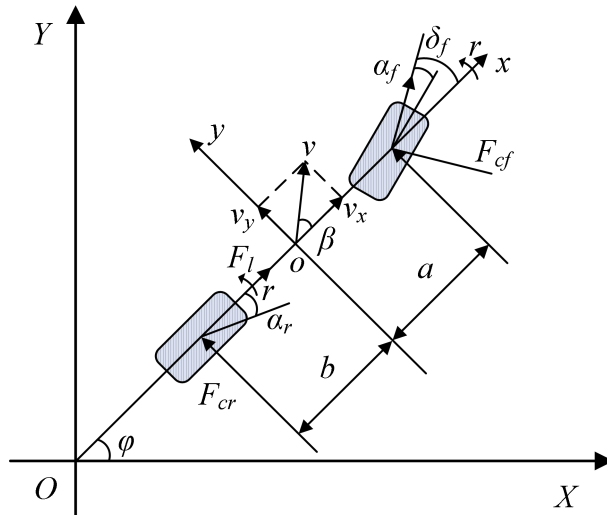


图 2-4 车辆动力学模型

表 2-1 车辆主要参数

符号	物理量	单位
m	车辆质量	Kg
a	车辆前轴与质心距离	m
b	车辆后轴与质心距离	m
$\dot{x}(v_x)$	车辆纵向速度	m/s
$\dot{y}(v_y)$	车辆横向速度	m/s
φ	横摆角	rad
$\dot{\varphi}$	横摆角速度	rad/s
α	轮胎侧偏角	rad

续表 2-1

符号	物理量	单位
β	质心侧偏角	rad
δ_f	前轮转角	rad
F_{xf}	前轮在 x 方向所受的力	N
F_{xr}	后轮在 x 方向所受的力	N
F_{yf}	前轮在 y 方向所受的力	N
F_{yr}	后轮在 y 方向所受的力	N
F_{lf}	前轮所受纵向力	N
F_{lr}	后轮所受纵向力	N
F_{cf}	前轮所受侧向力	N
F_{cr}	后轮所受侧向力	N
I_z	绕 z 轴转动惯量	Kg • rad
C_{cf}	前轮侧偏刚度	N • rad
C_{cr}	后轮侧偏刚度	N • rad
s	滑移率	/
μ	路面摩擦因数	/
F_z	车轮的垂向载荷	/
r	轮胎半径	m
ω	车轮旋转角速度	rad/s
v_y^*	车轮横向速度	m/s
v_x^*	车轮纵向速度	m/s

式(2-1)为不同坐标之间互相转化的方程。

$$\begin{cases} \dot{Y} = \dot{x} \sin \varphi + \dot{y} \cos \varphi \\ \dot{X} = \dot{x} \cos \varphi - \dot{y} \sin \varphi \end{cases} \quad (2-1)$$

由车辆受力平衡得到式(2-2)。

$$\begin{cases} m\ddot{x} = m\dot{y}\dot{\varphi} + 2(F_{lr} + F_{lf} \cos \delta_f - F_{cf} \sin \delta_f) \\ m\ddot{y} = -m\dot{x}\dot{\varphi} + 2(F_{cr} + F_{lf} \sin \delta_f + F_{cf} \cos \delta_f) \\ I_z\ddot{\varphi} = 2a(F_{lf} \sin \delta_f + F_{cf} \cos \delta_f) - 2bF_{cr} \end{cases} \quad (2-2)$$

假设车辆在转向过程中的角度变化相对较小^[52]，则前轮转角的近似值为式(2-3)。

$$\begin{cases} \sin \delta_f \approx 0 \\ \cos \delta_f \approx 1 \end{cases} \quad (2-3)$$

将式(2-3)代入式(2-2)，得到车辆动力学模型为式(2-4)。

$$\begin{cases} \ddot{x} = \dot{y}\dot{\phi} + \frac{2}{m}(F_{lf} + F_{lr}) \\ \ddot{y} = \frac{2}{m}(F_{cf} + F_{cr}) - \dot{x}\dot{\phi} \\ \ddot{\phi} = \frac{2}{I_z}(aF_{cf} - bF_{cr}) \end{cases} \quad (2-4)$$

2.2.2 轮胎模型

智能车辆路径跟踪控制过程中，轮胎模型的作用是描述车辆轮胎与路面之间的接触特性，包括轮胎的侧向力、纵向力等^[53]。轮胎的横向稳定性受到轮胎侧向力的影响，其加速性能和制动性能则受到轮胎纵向力的影响，这些力均通过地面传递给轮胎^[54]。通过对轮胎模型的建立和分析，控制器可以更准确地预测车辆在不同路面和操作条件下的运动特性，从而实现更精确的路径跟踪控制。

车辆的轮胎模型通常可以根据不同的特性和应用进行分类。这些模型最主要包括：（1）理论轮胎模型。理论轮胎模型的优点在于具有高计算精度和较好的理论基础，但其缺点在于求解过程相对复杂，需要较多的计算资源和时间，尤其是在考虑轮胎非线性特性和复杂工况时，求解难度更大。（2）物理轮胎模型。物理模型基于轮胎的力学原理和材料特性，能够提供更准确、更全面的轮胎行为描述。缺点是模型计算复杂度高，求解难度大，通常需要大量的物理参数和实验数据支持，计算速度较慢，实时性低^[55]。（3）经验轮胎模型。这类轮胎模型基于经验方程或经验公式来描述轮胎的力学特性，考虑了轮胎的非线性特性以及轮胎在不同路面条件下的性能变化，如 Pacejka 轮胎模型^[56]。该模型适用于不同类型的轮胎和车辆，具有较强的通用性^[57]。

通过对轮胎模型的分类和优缺点比较，本文采用了 Pacejka 轮胎模型，该模型通常表示为一个非线性的函数，包含了轮胎的纵向、横向和垂向特性。Pacejka 轮胎模型如式(2-5)所示。

$$Y(x) = D \sin \{ \text{Carctan} [Bx - E(Bx - \arctan(Bx))] \} \quad (2-5)$$

式(2-5)中， Y 代表输出。 x 表示输入。参数 B 、 C 、 D 和 E 分别代表了曲线的刚度、形状、峰值和曲率系数，它们影响了轮胎侧偏角和侧向力之间的关系，描述了轮胎在不同工况下的行为特性。

轮胎纵向力通过式(2-6)描述。

$$F_l = D \sin\{C \arctan[Bx - E(Bx - \arctan(Bx))]\} + S_v \quad (2-6)$$

式(2-6)中， B 是刚度系数， $B = (B_3 F_z^2 + B_4 F_z) \times e^{-B_z F_z} / (C \times D)$ 。 $x = s + S_h$ ， s 是纵向滑移率。 C 是曲线形状系数， $C = B_0$ 。 D 是曲线峰值系数， $D = B_1 F_z^2 + B_2 F_z$ 。 E 是曲率系数， $E = B_6 F_z^2 + B_7 F_z + B_8$ 。 S_h 表示曲线的水平偏移， $S_h = B_9 F_z + B_{10}$ ； S_v 表示曲线的垂直偏移， $S_v = 0$ 。

轮胎侧向力通过式(2-7)描述。

$$F_c = D \sin\{C \arctan[Bx - E(Bx - \arctan(Bx))]\} + S_v \quad (2-7)$$

式(2-7)中， $B = A_3 \sin(2 \arctan(F_z / A_1)) \times (1 - A_5 |\gamma|) / (C \times D)$ ， γ 是轮胎侧倾角。 $x = \alpha + S_h$ ， α 是轮胎侧偏角。 $C = A_0$ ， $D = A_1 F_z^2 + A_2 F_z$ ， $E = A_6 F_z + A_7$ ， $S_v = A_{11} F_z \gamma + A_{12} F_z + A_{13}$ 。

结合式(2-6)和式(2-7)，轮胎纵向力随纵向滑移率的变化情况如图 2-5 所示。

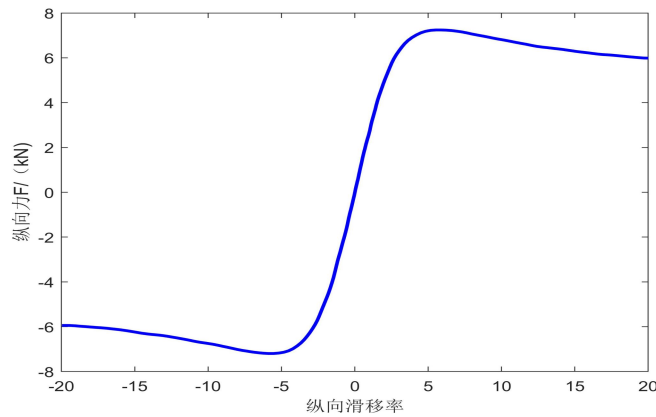


图 2-5 轮胎纵向力随纵向滑移率的变化情况

根据图 2-5 可知，纵向滑移率较小时，轮胎纵向力的变化趋势可以通过线性化表达式(2-8)来描述。

$$F_l = C_l s \quad (2-8)$$

式(2-8)中， C_l 为车辆轮胎纵向刚度， $C_l = 65800 \text{ N} / \text{rad}$ 。

图 2-3 表示轮胎侧向力随侧偏角的变化情况。

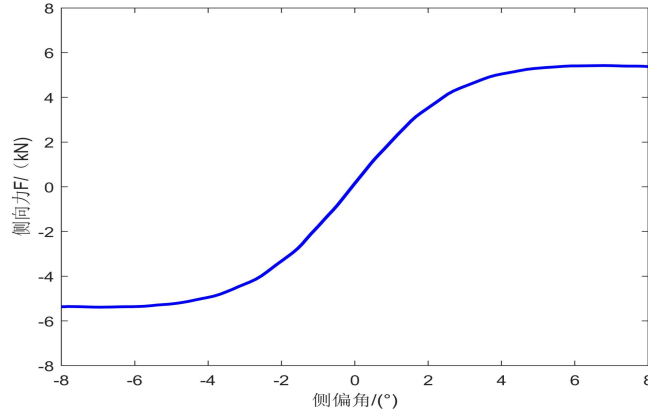


图 2-6 轮胎侧向力随侧偏角的变化情况

由图 2-6 可知, 轮胎侧偏角处于 $[-3^\circ, +3^\circ]$ 范围内时, 可通过线性化表达式(2-9)描述轮胎侧向力。

$$F_c = C_c \alpha \quad (2-9)$$

式(2-9)中, C_c 为车辆轮胎侧偏刚度, $C_c = 61520 \text{ N} / \text{rad}$ 。

如图 2-7 所示为轮胎受力图。

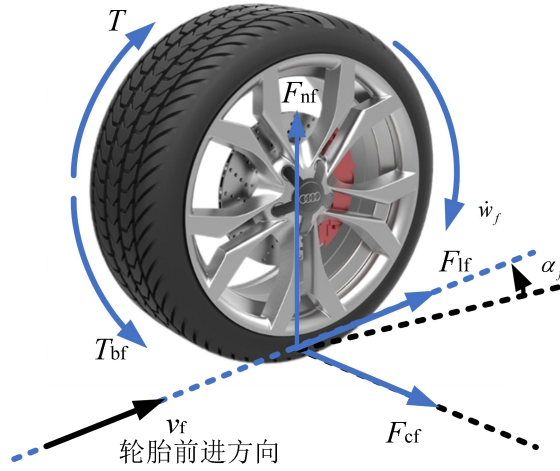


图 2-7 轮胎受力图

通常, 通过车辆的速度信息, 可以推导出轮胎的运动速度, 式(2-10)和式(2-11)描述了轮胎的运动速度。

$$\begin{cases} v_{y^*f} = \dot{y} + a\dot{\phi} \\ v_{y^*r} = \dot{y} - b\dot{\phi} \end{cases} \quad (2-10)$$

$$\begin{cases} v_{x^*f} = \dot{x} \\ v_{x^*r} = \dot{x} \end{cases} \quad (2-11)$$

根据式(2-10)和式(2-11),可以得到式(2-12)和(2-13)所表示的轮胎的侧向速度 v_c 和纵向速度 v_l 。

$$v_l = v_{y^*} \sin \delta + v_{x^*} \cos \delta \quad (2-12)$$

$$v_c = v_{y^*} \cos \delta - v_{x^*} \sin \delta \quad (2-13)$$

轮胎侧偏角通过式(2-14)描述。

$$\alpha = \tan^{-1} \frac{v_c}{v_l} = \tan^{-1} \frac{v_{y^*} \cos \delta - v_{x^*} \sin \delta}{v_{y^*} \sin \delta + v_{x^*} \cos \delta} \quad (2-14)$$

轮胎的地面滑移率通过式(2-15)描述。

$$s = \begin{cases} \frac{rv\omega}{v} - 1 (v > r\omega, v \neq 0) \\ 1 - \frac{v}{r\omega} (v < r\omega, \omega \neq 0) \end{cases} \quad (2-15)$$

通常情况下, 轮胎受到的垂直载荷主要来自于车辆的重量以及载运的货物、乘客等负荷。这些载荷通过车辆的悬架系统传递到轮胎, 最终作用于轮胎与路面之间^[58]。式(2-16)和式(2-17)为轮胎的垂直载荷的计算公式。

$$F_{zf} = \frac{bmg}{2(a+b)} \quad (2-16)$$

$$F_{zr} = \frac{amg}{2(a+b)} \quad (2-17)$$

将式(2-3)代入式(2-14), 得到式(2-18)为前后轮侧偏角计算公式。

$$\begin{cases} \alpha_f = \frac{\dot{y} + a\dot{\phi}}{\dot{x}} - \delta_f \\ \alpha_r = \frac{\dot{y} - b\dot{\phi}}{\dot{x}} \end{cases} \quad (2-18)$$

将式(2-18)代入式(2-8)和式(2-9)中, 得到式(2-19)为轮胎力计算公式。

$$\begin{cases} F_{cf} = C_{cf} \left(\delta_f - \frac{\dot{y} + a\dot{\phi}}{\dot{x}} \right) \\ F_{cr} = C_{cr} \frac{b\dot{\phi} - \dot{y}}{\dot{x}} \\ F_{lf} = C_{lf} s_f \\ F_{lr} = C_{lr} s_r \end{cases} \quad (2-19)$$

通过以上推导和分析，可得到结合 Pacejka 轮胎模型的车辆动力学模型表达式(2-20)。

$$\begin{cases} \ddot{y} = \frac{2}{m} [C_{cf} (\delta_f - \frac{\dot{y} + a\dot{\phi}}{\dot{x}}) + C_{cr} \frac{b\dot{\phi} - \dot{y}}{\dot{x}}] - \dot{x}\dot{\phi} \\ \ddot{x} = \frac{2}{m} [C_{lf} s_f - C_{cf} (\frac{\dot{y} + a\dot{\phi}}{\dot{x}} - \delta_f) \delta_f + C_{lr} s_r] + \dot{y}\dot{\phi} \\ \ddot{\phi} = -\frac{2}{I_z} [bC_{cr} \frac{b\dot{\phi} - \dot{y}}{\dot{x}} + aC_{cf} (\frac{\dot{y} + a\dot{\phi}}{\dot{x}} - \delta_f)] \end{cases} \quad (2-20)$$

2.3 MPC 路径跟踪控制器设计

设计 MPC 路径跟踪控制器如图 2-8 所示。

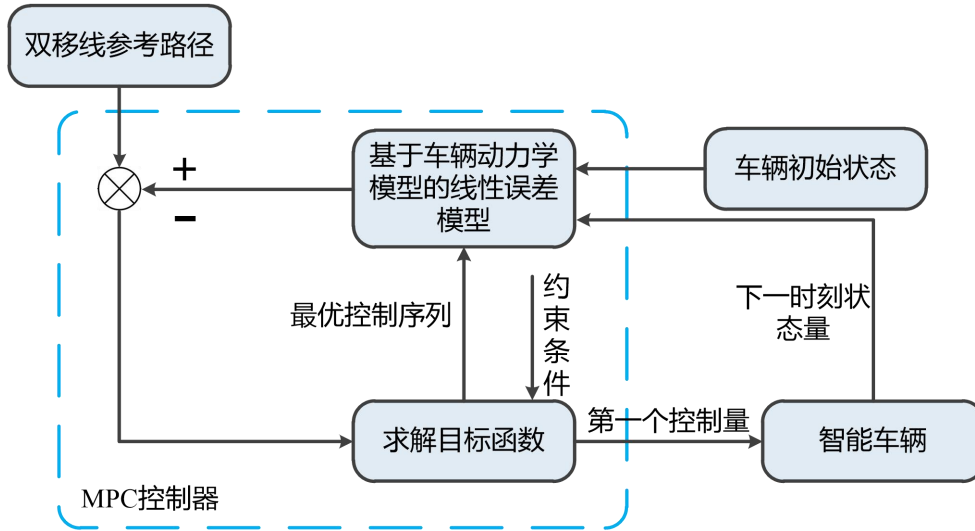


图 2-8 MPC 路径跟踪控制器

首先，建立车辆的线性模型，这一过程通常涉及对车辆的动力学进行建模，并将非线性系统线性化，得到车辆的线性误差模型，线性误差模型描述了车辆状态与控制输入之间的线性关系，为后续控制提供了基础。然后，制定 MPC 控制器的目标函数，目标函数是根据控制任务和性能要求来确定的，通常包括使车辆路径跟踪误差最小化、最小化控制输入变化量等方面的指标。在此基础上，调整

目标函数的权重，可以平衡不同控制目标之间的优先级，从而实现对车辆运动的灵活控制。在求解目标函数的过程中，定义了约束条件，约束条件包括车辆本身的物理限制、系统稳定性要求以及环境约束等。物理限制涉及到车辆的最大速度、最大加速度、转向角度限制等；系统稳定性要求包括对车辆状态变量的限制，如避免超调等；而环境约束则是根据外部环境的限制来定义，如避障、遵守交通规则等。

2.3.1 线性误差模型

式(2-21)为 MPC 控制器的状态空间方程。

$$\begin{cases} \dot{\xi} = f(\xi, u) \\ \eta = g(\xi) \end{cases} \quad (2-21)$$

式(2-21)中，状态量 $\xi = [\dot{y} \ \dot{x} \ \varphi \ \dot{\varphi} \ Y \ X]^T$ ，控制量 $u = \delta_f$ ，输出量 $\eta = [Y \ \varphi]^T$ 。

由于非线性系统的求解通常更加复杂，需要使用更为复杂的数值优化方法。相比之下，线性系统的求解速度更快，计算效率更高，特别是在实时控制的应用中，因此线性化处理车辆动力学模型，从而提高路径跟踪控制器的实时计算效率，式(2-22)为线性时变表达式。

$$\Delta \dot{\xi} = A(t)\Delta \xi + B(t)\Delta u \quad (2-22)$$

式(2-22)中， $\Delta \xi = \xi - \xi_r$ ， $\Delta u = u - u_r$ ， $A(t) = \left. \frac{\partial f}{\partial \xi} \right|_{\substack{\xi = \xi_r \\ u = u_r}}$ ， $B(t) = \left. \frac{\partial f}{\partial u} \right|_{\substack{\xi = \xi_r \\ u = u_r}}$ 。

式(2-22)离散化处理后通过式(2-23)表示。

$$\begin{cases} \Delta \xi(k+1) = A_{k,\Delta} \Delta \xi(k) + B_{k,\Delta} \Delta u(k) \\ \eta(k) = C_{k,\Delta} \Delta \xi(k) \end{cases} \quad (2-23)$$

式(2-23)中， $A_{k,\Delta} = TA(t) + I$ ， $B_{k,\Delta} = TB(t)$ ， $C_{k,\Delta} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$ 。

MPC 控制器通常基于线性化的系统模型进行设计和预测，在这种情况下，使用控制增量而不是控制量可以保持系统模型的线性性质，简化了控制器的设计。同时，控制增量通常可以提高控制器的实时性能，由于只需调整控制增量而不是重新计算完整的控制量，因此 MPC 控制器可以更快地响应系统状态的变化并执行实时控制。图 2-9 描述了控制器与 MPC 被控系统的关系，MPC 控制器将

控制增量 $\Delta u(t)$ 输入给传递函数，传递函数通过 $u(t)$ 控制车辆转向。

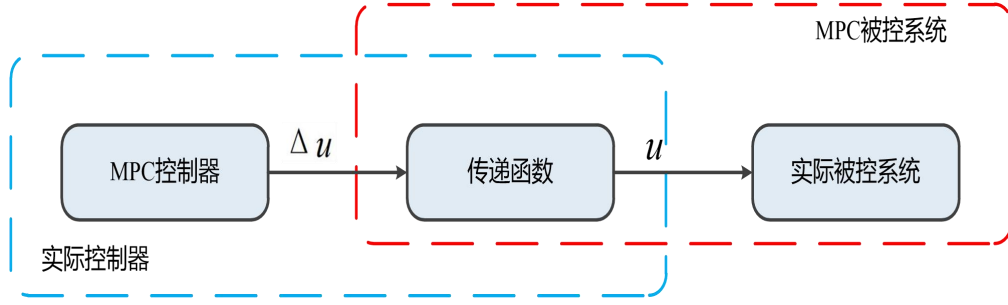


图 2-9 控制器与被控系统关系图

将式(2-23)改写成式(2-24)用状态增量表示的形式。

$$\begin{cases} \tilde{\xi}(k+1|t) = \tilde{A}\tilde{\xi}(k|t) + \tilde{B}\Delta u(k|t) \\ \tilde{\eta}(k|t) = \tilde{C}\tilde{\xi}(k|t) \end{cases} \quad (2-24)$$

式(2-24)中， $\tilde{\xi}(k|t) = \begin{bmatrix} \Delta \xi(k|t) \\ \Delta u(k-1|t) \end{bmatrix}$ ， $\tilde{A} = \begin{bmatrix} A_{k,t} & B_{k,t} \\ 0_{m \times n} & I_m \end{bmatrix}$ ， $\tilde{B} = \begin{bmatrix} B_{k,t} \\ I_m \end{bmatrix}$ ， $\tilde{C} = \begin{bmatrix} C_{k,t} & 0 \end{bmatrix}$ 。

式(2-25)表示系统在每一个预测时域内的状态量。

$$\left\{ \begin{aligned} \tilde{\xi}_1 &= \tilde{A}\tilde{\xi}_0 + \tilde{B}\Delta u_0 \\ \tilde{\xi}_2 &= \tilde{A}\tilde{\xi}_1 + \tilde{B}\Delta u_1 = \tilde{A}(\tilde{A}\tilde{\xi}_0 + \tilde{B}\Delta u_0) + \tilde{B}\Delta u_1 \\ &= \tilde{A}^2\tilde{\xi}_0 + \tilde{A}\tilde{B}\Delta u_0 + \tilde{B}\Delta u_1 \\ &\vdots \\ \tilde{\xi}_k &= \tilde{A}^k\tilde{\xi}_0 + \tilde{A}^{k-1}\tilde{B}\Delta u_0 + \tilde{A}^{k-2}\tilde{B}\Delta u_1 + \cdots + \tilde{A}\tilde{B}\Delta u_{k-2} + \tilde{B}\Delta u_{k-1} \\ &= \tilde{A}^k\tilde{\xi}_0 + \sum_{i=0}^{k-1} \tilde{A}^{k-i-1} \tilde{B}\Delta u_i \end{aligned} \right. \quad (2-25)$$

输出量的预测方程表达式由(2-26)所示。

$$\tilde{\eta}_k = \tilde{C}\tilde{\xi}_k = \tilde{C}(\tilde{A}^k\tilde{\xi}_0 + \sum_{i=0}^{k-1} \tilde{A}^{k-i-1} \tilde{B}\Delta u_i) = \tilde{C}\tilde{A}^k\tilde{\xi}_0 + \tilde{C}\sum_{i=0}^{k-1} \tilde{A}^{k-i-1} \tilde{B}\Delta u_i \quad (2-26)$$

式(2-27)为系统的输出。

$$Y(t+1|t) = \psi(t)\tilde{\xi}(t|t) + \Theta(t)\Delta U \quad (2-27)$$

$$\text{式(2-27)中, } Y(t+1|t) = \begin{bmatrix} \tilde{\eta}(t+1|t) \\ \tilde{\eta}(t+2|t) \\ \vdots \\ \tilde{\eta}(t+N_c|t) \\ \vdots \\ \tilde{\eta}(t+N_p|t) \end{bmatrix}, \quad \Delta U = \begin{bmatrix} \Delta u(t|t) \\ \Delta u(t+1|t) \\ \vdots \\ \Delta u(t+N_c|t) \\ \vdots \\ \Delta u(t+N_p|t) \end{bmatrix}, \quad \psi(t) = \begin{bmatrix} \tilde{C}\tilde{A} \\ \tilde{C}\tilde{A}^2 \\ \tilde{C}\tilde{A}^3 \\ \vdots \\ \tilde{C}\tilde{A}^{N_c} \\ \vdots \\ \tilde{C}\tilde{A}^{N_p} \end{bmatrix},$$

$$\Theta(t) = \begin{pmatrix} \tilde{C}\tilde{B} & 0 & 0 & 0 \\ \tilde{C}\tilde{A}\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{B} & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ \tilde{C}\tilde{A}^{N_c-1}\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{A}^{N_c-2}\tilde{B} & \dots & \tilde{C}\tilde{B} \\ \tilde{C}\tilde{A}^{N_c}\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{A}^{N_c-1}\tilde{B} & \dots & \tilde{C}\tilde{A}\tilde{B} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{C}\tilde{A}^{N_p-1}\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{A}^{N_p-2}\tilde{B} & \dots & \tilde{C}\tilde{A}^{N_p-N_c-1}\tilde{B} \end{pmatrix}, \quad N_p \text{ 表示预测时域, } N_c \text{ 表示控制时域。}$$

域。

2.3.2 目标函数

由于控制器在每个采样周期内要求系统状态与期望参考值之间最优匹配^[59]。构建式(2-28)所表示的目标函数。

$$J(k) = \sum_{j=1}^{N_p} \Delta \xi^T(k+j|k) Q \Delta \xi(k+j|k) + \Delta u(k+j-1) R \Delta u(k+j-1) \quad (2-28)$$

式(2-28)中, Q 、 R 表示权重矩阵, 用于衡量系统状态误差和控制输入变化的重要性, 通过调整 Q 和 R 矩阵的值, 可以优化控制器的性能, 并使其更好地适应不同的控制要求和系统特性。等式右边第一项代表状态误差的惩罚项, 这一项衡量了当前系统状态与期望参考状态之间的差异, 即系统当前状态与控制目标之间的偏差。通过对状态误差的惩罚, 控制器可以迫使系统的状态逐渐趋近于期望状态, 从而实现对系统的控制。等式右边第二项代表控制输入变化量的惩罚项, 也称为控制量变化率的惩罚项, 这一项旨在限制控制输入的快速变化, 从而提高系统的稳定性和平滑性, 并减少控制过程中的振荡和能量消耗。本章采用控制增量 $\Delta u(t)$ 间接控制车辆, 所以构建关于控制增量的目标函数为式(2-29), 并引入松弛因子避免目标函数无解^[60]。

$$J(\xi(t), u(t-1), \Delta U(t)) = \sum_{i=1}^{N_p} \|\Delta y(t+i|t)\|_Q^2 + \sum_{i=1}^{N_c-1} \|\Delta u(t+i|t)\|_R^2 + \rho \varepsilon^2 \quad (2-29)$$

式(2-29)中, ρ 代表权重系数, ε 代表松弛因子, Δy 代表输出值与参考值之间的差值, Δu 代表控制增量。

为了降低计算复杂度, 将式(2-29)转换为式(2-30)的形式。

$$J(\xi(t), u(t-1), \Delta U(t)) = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \Delta U(t) \\ \varepsilon \end{bmatrix}^T H \begin{bmatrix} \Delta U(t) \\ \varepsilon \end{bmatrix} + G \begin{bmatrix} \Delta U(t) \\ \varepsilon \end{bmatrix} \quad (2-30)$$

式(2-30)中, H 为状态加权矩阵, $H = \begin{bmatrix} 2\Theta^T \tilde{Q}\Theta + \tilde{R} & 0 \\ 0 & 2\rho \end{bmatrix}$ 。 G 为控制加权矩阵,

$G = \begin{bmatrix} -2E^T(t)\tilde{Q}\Theta & 0 \end{bmatrix}$ 。 $\tilde{Q} = I_{N_p} \otimes Q$, $\tilde{R} = I_{N_c} \otimes R$, $\otimes$ 表示两个矩阵相乘,

$E(t) = \psi(t)\Delta\xi(t) + \Theta(t)\Delta U - Y_{ref}(t)$ 。

2.3.3 约束条件

在设计 MPC 路径跟踪控制器的过程中, 引入了以下约束条件, 从而保证车辆安全行驶^[61-62]。

(1) 控制量和控制增量约束

车辆行驶时, 如果突然大幅转动方向盘, 车辆会受到较大的侧向力, 导致失控和翻车, 因此约束前轮转角及其增量可以提高车辆行驶的稳定性 and 安全性, 如式(2-31)所示。

$$\begin{cases} \Delta U_{min} \leq \Delta U_t \leq \Delta U_{max} \\ U_{min} \leq A\Delta U_t + U_t \leq U_{max} \end{cases} \quad (2-31)$$

式(2-31)中, $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 1 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \otimes I_m$, $U_t = 1_{N_c} \otimes u(k-1)$, 单位矩阵通过 I_m 表示,

m 表示维度, $\otimes$ 表示两个矩阵相乘。

式(2-32)为控制量和控制增量的约束范围。

$$\begin{cases} |\delta| \leq 10^\circ \\ |\Delta\delta| \leq 0.85^\circ \end{cases} \quad (2-32)$$

(2) 侧向加速度约束

路面附着系数直接影响车辆与路面之间的附着力大小, 附着力是车辆能够产生的最大侧向和纵向力的限制因素之一, 式(2-33)描述了这一关系。

$$\sqrt{a_x^2 + a_y^2} \leq \mu g \quad (2-33)$$

式(2-33)中, a_x 和 a_y 分别代表车辆纵向加速度和横向加速度, μ 代表路面附着系数, g 代表重力加速度。

当车辆匀速行驶, 式(2-33)可改写为式(2-34)。

$$|a_y| \leq \mu g \quad (2-34)$$

当横向加速度过大时, 特别是在高速行驶或转弯时, 车辆可能会发生打滑或失控的情况, 同时过大的横向加速度会给驾驶员带来不适感, 可能会引起晕车或身体不适的情况。过小的横向加速度会导致车辆转弯性能差, 转向不足, 影响车辆的操控性和灵活性, 严重的会影响车辆的避险能力, 使车辆在紧急情况下难以有效避让障碍物或其他车辆。因此, 适当的横向加速度对于车辆的行驶安全和稳定性至关重要, 式(2-35)描述了横向加速度的约束条件。

$$a_{y,min} - \varepsilon \leq a_{y,min} \leq a_{y,max} + \varepsilon \quad (2-35)$$

(3) 轮胎侧偏角约束

式(2-36)为轮胎侧偏角的求解公式。

$$\alpha_f = \frac{\dot{y} + a\dot{\varphi}}{\dot{x}} - \delta_f \quad (2-36)$$

式(2-36)中, α_f 代表前轮轮胎侧偏角。

为了确保车辆在行驶过程中的稳定性和安全性, 对轮胎侧偏角引入式(2-37)所示的约束条件。

$$-3^\circ \leq \alpha_f \leq 3^\circ \quad (2-37)$$

利用状态量和控制量表示轮胎侧偏角, 如式(2-38)所示。

$$\alpha = D\xi(k,t) + Eu(k,t) \quad (2-38)$$

$$\text{式(2-38)中, } \alpha = [\alpha_f \quad \alpha_r]^\top, \quad E = [-1 \quad 0]^\top, \quad D = \begin{bmatrix} \frac{1}{\dot{x}} & -\frac{\dot{y} + a\dot{\varphi}}{\dot{x}^2} & 0 & \frac{a}{\dot{x}} & 0 & 0 \\ \frac{1}{\dot{x}} & \frac{b\dot{\varphi} - \dot{y}}{\dot{x}^2} & 0 & -\frac{b}{\dot{x}} & 0 & 0 \end{bmatrix}。$$

(4) 质心侧偏角约束

质心侧偏角是指车辆质心相对于车辆行驶方向的侧向偏转角度, 其大小直接影响着车辆的横向稳定性和操控性能, 所以需要在 MPC 控制器中引入质心侧偏角约束。路面附着系数的不同会直接影响车辆的抓地力和操控性能, 进而影响质

心侧偏角的约束范围，路面附着系数越高，轮胎与路面之间的摩擦力就越大，车辆在转弯时可以承受更大的侧向力，因此在高附着系数的路面上，质心侧偏角的约束范围可以相对较大。车辆在低附着系数的路面上容易打滑和失控，因此需要限制质心侧偏角，以确保车辆在转弯时保持稳定，在低附着系数的路面上，质心侧偏角的约束范围通常会较小。式(2-39)为质心侧偏角的约束范围。

$$\begin{cases} -12^\circ \leq \beta \leq 12^\circ & (\text{高附着系数路面}) \\ -2^\circ \leq \beta \leq 2^\circ & (\text{低附着系数路面}) \end{cases} \quad (2-39)$$

将车辆的质心侧偏角、轮胎侧偏角统一用输出量的形式进行约束，如式(2-40)所示。

$$\begin{cases} Y_{min} \leq Y_{k,t} \leq Y_{max}, k = t, \dots, t + N_p \\ \varphi_{min} \leq \varphi_{k,t} \leq \varphi_{max}, k = t, \dots, t + N_p \end{cases} \quad (2-40)$$

2.3.4 优化求解

通过式(2-41)进行优化求解。

$$\begin{aligned} J(\xi(t), u(t-1), \Delta U(t)) &= \sum_{i=1}^{N_p} \|\Delta y(t+i|t)\|_Q^2 + \sum_{i=1}^{N_c-1} \|\Delta u(t+i|t)\|_R^2 + \rho \varepsilon^2 \\ &\begin{cases} \Delta U_{min} \leq \Delta U_t \leq \Delta U_{max} \\ U_{min} \leq A\Delta U_t + U_t \leq U_{max} \\ Y_{min} \leq Y_{k,t} \leq Y_{max}, k = t, \dots, t + N_p \\ \varphi_{min} \leq \varphi_{k,t} \leq \varphi_{max}, k = t, \dots, t + N_p \end{cases} \end{aligned} \quad (2-41)$$

在控制器采样周期内对式(2-41)进行求解，得到控制序列(2-42)。

$$\Delta U = \begin{bmatrix} \Delta u(t) \\ \Delta u(t+1) \\ \vdots \\ \Delta u(t+N_c-1) \end{bmatrix} \quad (2-42)$$

式(2-43)为当前时刻的控制量和控制增量之间的关系。

$$u(t) = u(t-1) + \Delta u(t) \quad (2-43)$$

2.4 仿真分析

MPC 控制器设计完成之后，需要进行联合仿真以验证其性能。本章所选取的参考路径如图 2-10 所示，其函数表达式如式(2-44)所示。

$$\begin{cases} Y_{ref} = 0, X < 40 \\ Y_{ref} = 1.75 \times \sin(2 \times \pi / 60 \times (X - 40) - \pi / 2) + 1.75, 40 \leq X < 70 \\ Y_{ref} = 3.5, 70 \leq X < 100 \\ Y_{ref} = 1.75 \times \sin(2 \times \pi / 60 \times (X - 100) + \pi / 2) + 1.75, 100 \leq X < 130 \\ Y_{ref} = 0, 130 \leq X \end{cases} \quad (2-44)$$

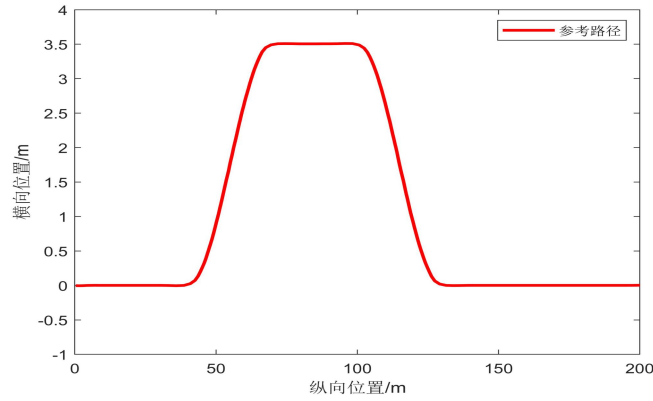


图 2-10 参考路径

图 2-11 为在 Carsim/Simlink 联合仿真平台中搭建的 MPC 路径跟踪控制系统结构图。

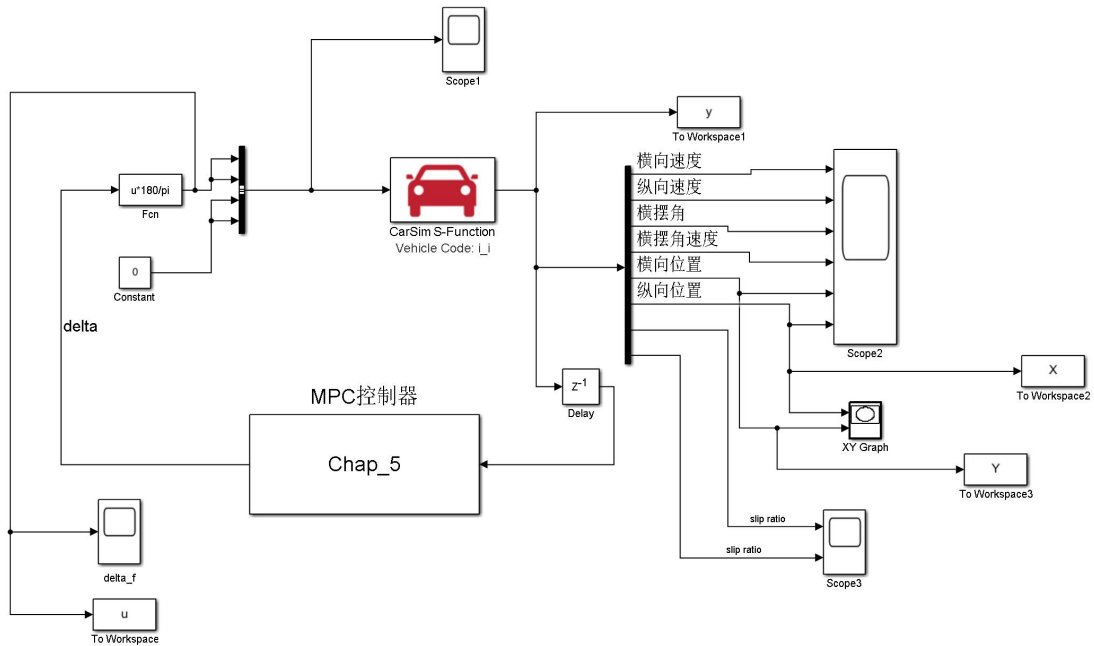


图 2-11 MPC 路径跟踪控制系统结构图

在 Carsim 中进行车辆动力学模型建模，表 2-2 为 MPC 控制器参数，图 2-12 表示车辆的参数设置。

表 2-2 MPC 控制器参数

参数	数值
预测时域	8~26
控制时域	2
采样周期/s	0.05
前轮转角控制量	$-10^{\circ} \sim 10^{\circ}$
前轮转角控制增量	$-0.847 \sim 0.847$
Q	$\begin{bmatrix} 1000 & 0 \\ 0 & 600 \end{bmatrix}$
R	10
S	1000
ρ	1000

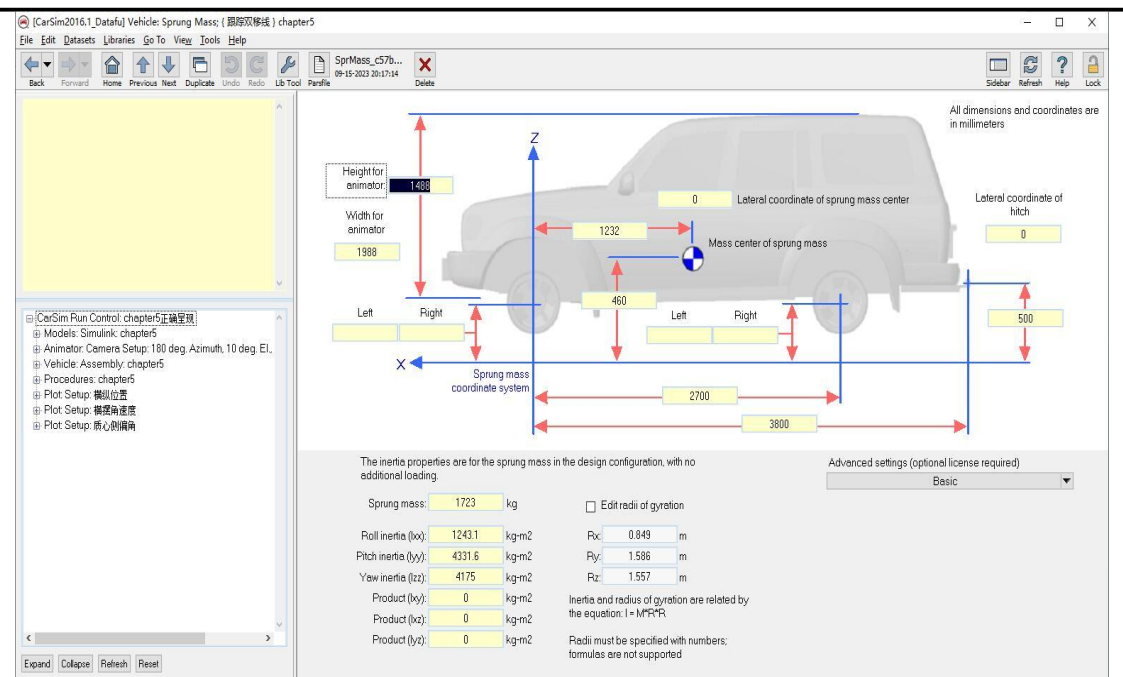


图 2-12 车辆参数设置

为了确保仿真结果的可靠性，分别以不同的车速和不同的约束条件跟踪参考路径，并对仿真结果进行分析。根据参考文献[63]可知，干燥沥青路面的附着系数设置为 0.85，潮湿沥青路面附着系数设置为 0.6，冰雪路面附着系数设置为 0.3。本章设置路面附着系数为 0.3 来模拟冰雪路面。

仿真实验一：车辆以 30km/h 匀速行驶，MPC 控制器的预测时域设置为 8，

控制时域设置为 5，采样周期设置为 0.05s。图 2-13 为仿真结果，仿真数据如表 2-3 所示。

表 2-3 车速为 30km/h 仿真数据

控制器	$e_{y,max} (m)$	$e_{y,mean} (m)$	$\dot{\phi}_{max} (rad/s)$	$\beta_{max} (rad)$
未引入约束条件的控制器	0.3164	0.1630	0.2168	0.0213
引入约束条件的控制器	0.1361	0.0627	0.1183	0.0040

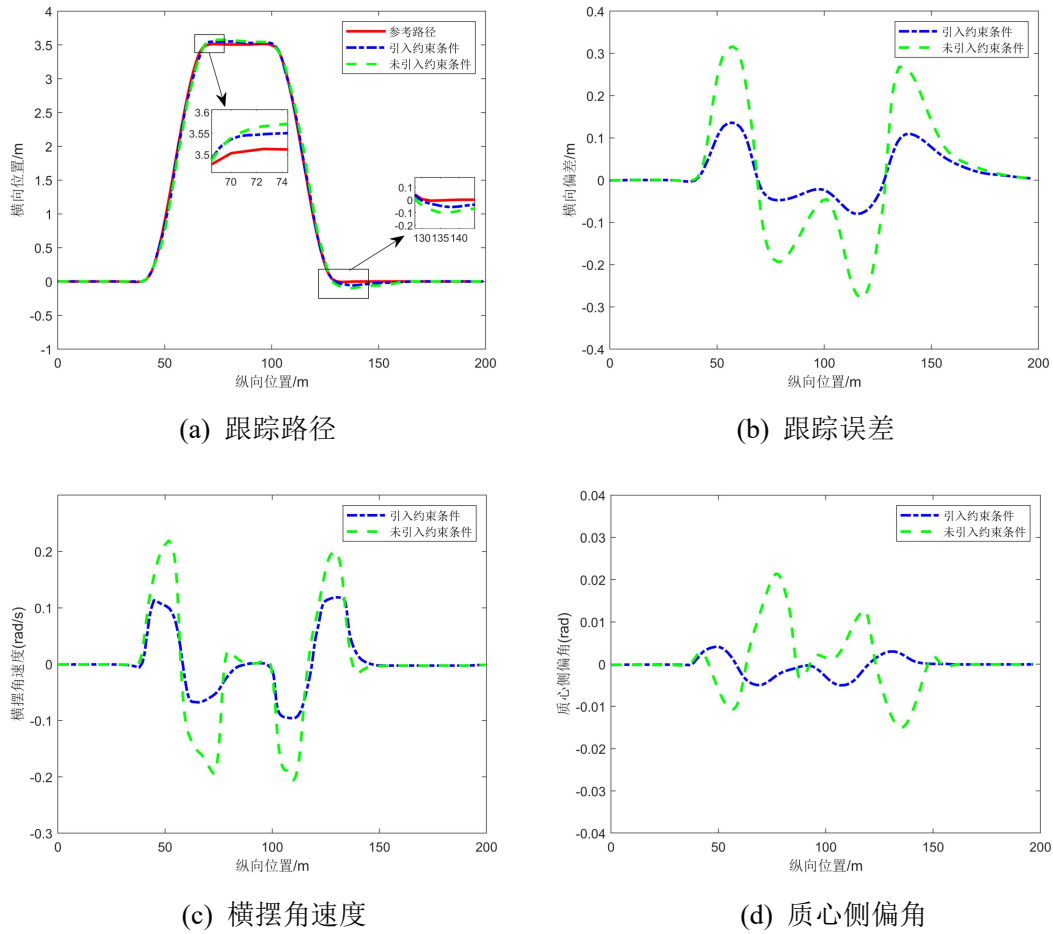


图 2-13 车速为 30km/h 仿真结果

根据图 2-13(a)和 2-13(b)可知，引入约束条件的 MPC 控制器能够有效提升车辆路径跟踪精度。其中，未引入约束条件的 MPC 控制器最大横向偏差为 0.3164m，引入约束条件后的 MPC 控制器最大横向偏差为 0.1361m，最大横向偏差减少了 0.1803m。未引入约束条件的 MPC 控制器平均横向偏差为 0.1630m，引入约束条件后的 MPC 控制器平均横向偏差为 0.0627m，平均横向偏差减少了 0.1003m，平均路径跟踪精度提高了 61.53%。根据图 2-13(c)和 2-13(d)可知，引入约束条件对提升车辆的行驶稳定性起到了重要作用。在没有引入约束条件时，车辆的最大

横摆角速度 0.2168rad/s ，最大质心侧偏角为 0.0213rad ，相比之下，引入约束条件后，车辆的最大横摆角速度降低至 0.1183rad/s ，最大质心侧偏角也降低至 0.0040rad 。这表明约束条件的引入有效限制了车辆在横向运动过程中的摆动，从而提高了车辆行驶的稳定性的。

仿真实验二：车辆以 60km/h 匀速行驶，MPC 控制器的预测时域设置为 8，控制时域设置为 5，采样周期设置为 0.05s 。如图 2-14 为仿真结果，仿真数据如表 2-4 所示。

表 2-4 车速为 60km/h 仿真数据

控制器	$e_{y,\max} (m)$	$e_{y,\text{mean}} (m)$	$\dot{\phi}_{\max} (rad/s)$	$\beta_{\max} (rad)$
未引入约束条件的控制器	0.3789	0.2056	0.2660	0.0335
引入约束条件的控制器	0.1777	0.0877	0.1466	0.0068

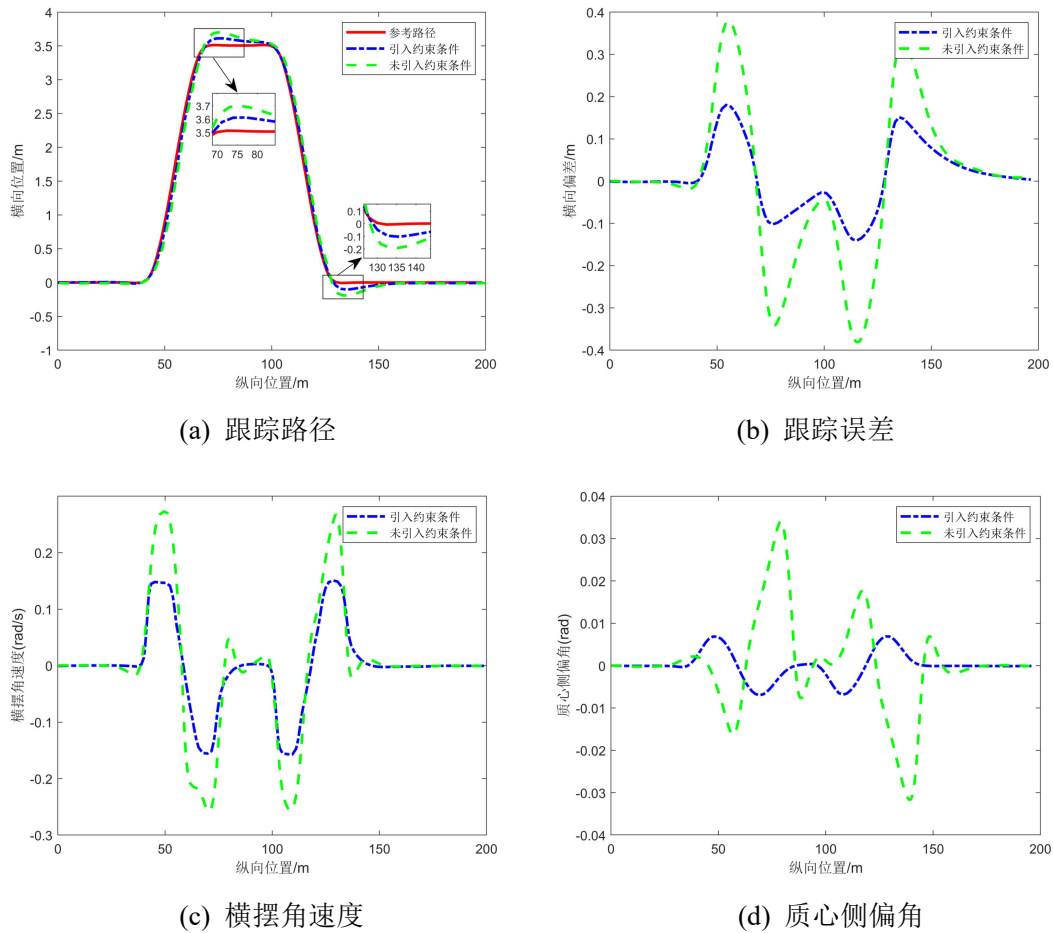


图 2-14 车速为 60km/h 仿真结果

根据图 2-14(a)和 2-14(b)可知，引入约束条件的 MPC 控制器能够有效提升车辆路径跟踪精度。其中，未引入约束条件的 MPC 控制器最大横向偏差为 0.3789m ，

引入约束条件后的 MPC 控制器最大横向偏差为 0.1777m，最大横向偏差减少了 0.2012m。未引入约束条件的 MPC 控制器平均横向偏差为 0.2056m，引入约束条件后的 MPC 控制器平均横向偏差为 0.0877m，平均横向偏差减少了 0.1179m，平均路径跟踪精度提高了 57.34%。根据图 2-14(c)和 2-14(d)可知，引入约束条件对提升车辆的行驶稳定性起到了重要作用。在没有引入约束条件时，车辆的最大横摆角速度 0.2660rad/s，最大质心侧偏角为 0.0335rad。相比之下，引入约束条件后，最大横摆角速度降低至 0.1466rad/s，最大质心侧偏角也降低至 0.0068rad。这表明引入约束条件有效限制了车辆在横向运动过程中的摆动，从而提高了行驶的稳定性。

2.5 本章小结

本章主要介绍了模型预测控制算法基本原理和在车辆路径跟踪控制中的应用。为了更好地预测车辆的运动状态，首先建立三自由度车辆动力学模型，同时利用 Pacejka 轮胎模型，更准确地描述车辆在不同路况和行驶状态下的轮胎力学特性。然后，通过对车辆模型线性化处理并引入侧向加速度约束，质心侧偏角约束、轮胎侧偏角约束等各种约束条件设计了 MPC 控制器，MPC 控制器在采样周期内计算出最佳的前轮转角，并反复滚动优化。最后，通过实验验证了引入约束条件的 MPC 控制器在低附着系数路面下具有良好的路径跟踪控制性能。

第 3 章 基于模糊控制的 MPC 控制器优化

在第 2 章中介绍了智能车辆路径跟踪原理并设计了 MPC 路径跟踪控制器。为了解决大曲率路面下车辆路径跟踪精度和稳定性低的问题。在本章中，首先对 MPC 控制器的预测时域进行分析，评估其对 MPC 控制器路径跟踪控制性能的影响。然后，结合模糊控制理论提出了一种预测时域自适应调节策略，该策略能够根据车辆的纵向速度和参考路径曲率等实时信息智能地调节 MPC 控制器的预测时域，使 MPC 控制器能够更好地适应路面曲率和车辆状态的变化，提高路径跟踪控制的准确性和稳定性。最后，在联合仿真平台中搭建自适应模糊 MPC 控制器，并在不同车速条件下的进行仿真，验证了自适应模糊 MPC 控制器的有效性。

3.1 模糊控制原理

模糊控制的核心思想是基于模糊集合理论，通过模糊逻辑和模糊推理来实现对系统的控制，与传统的精确控制方法不同，模糊控制不要求系统具有精确的数学模型。相反，它允许使用模糊的、不确定的规则和输入来处理复杂的、模糊的系统行为，这使得模糊控制在复杂系统建模困难或难以精确描述系统动态的情况下具有很大的优势。在模糊控制中，专家知识和经验以模糊规则的形式表达，这些规则用于将模糊的输入映射到模糊的输出，通过模糊集合的模糊化和解模糊化过程，模糊控制器能够根据模糊的输入和规则产生模糊的输出，并将其转化为具体的控制动作。这种灵活性使得模糊控制被广泛应用于各种工程和科学领域，包括智能驾驶领域等^[64]。其基本原理如图 3-1 所示。

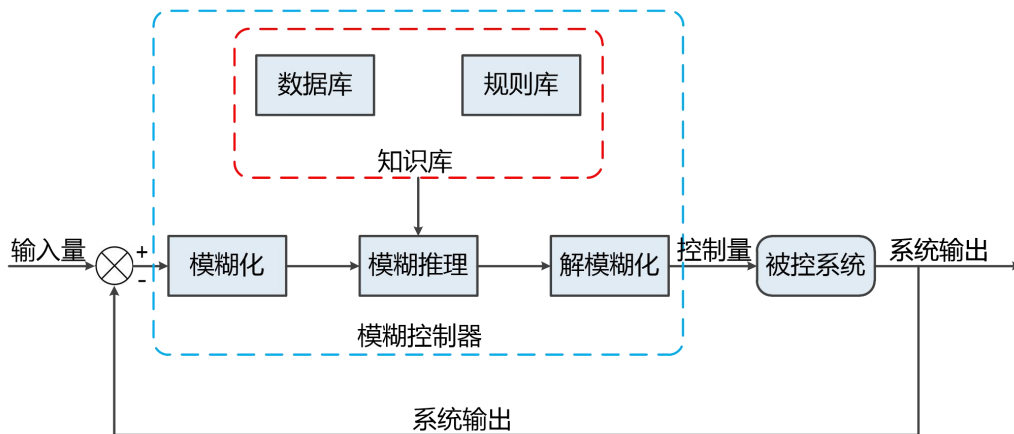


图 3-1 模糊控制原理

由图 3-1 可知，模糊控制主要包括以下组成部分。

(1) 输入量模糊化：在模糊控制中，首先需要将系统的输入量模糊化，模糊化过程是将实际的数值转换为模糊集合，其中包含了一系列语言变量和模糊语义。

(2) 模糊规则：模糊规则用于描述输入和输出量之间的关系，每条模糊规则都由一个条件部分和一个结论部分组成。条件部分包括一组模糊集合，通常用于描述输入变量的模糊状态，而结论部分则描述了基于这些模糊输入状态所做出的模糊输出决策。

(3) 模糊推理：模糊推理是模糊控制的核心，它基于模糊输入和模糊规则来推导模糊输出。常用的方法有 Mamdani 模糊推理法等^[65]。

(4) 解模糊化：解模糊化将得到的模糊输出转换为具体值，使系统能够产生准确可行的控制动作，从而实现对系统的精确控制。常见的方法包括最大值法、重心法和加权平均法等。

3.2 预测时域对 MPC 控制器性能的影响分析

预测时域 N_p 是 MPC 控制器中一个重要的参数，决定了控制器能够预测未来的时间范围，从而影响控制性能。当控制器中的预测时域较小时，控制器只需考虑较短期内的系统行为，因此可以更快地做出决策和调整，这有助于提高控制系统的实时性。但较小的预测时域可能无法描述系统长期的动态特性，这会导致控制器无法得到充分的优化，从而降低控制性能。当控制器中预测时域较大时，控制器可以对更长时间范围内的系统行为进行预测，更加平滑地调整控制输出，从而提高系统的稳定性。但较大的预测时域会增加计算的复杂度和成本，这可能需要更多的计算资源和时间来求解优化问题，影响控制器的实时性能。因此，需要根据实际需求和系统特性来选择合适的预测时域^[66]。

式(3-1)为预测距离和预测时域之间的计算关系^[67]。

$$d = v_x \times T_s \times N_p \quad (3-1)$$

式(3-1)中， d 代表预测距离， T_s 代表采样时间。

如图 3-2(a)所示，当车辆匀速行驶且采样时间 T_s 保持不变，增大 MPC 控制

器的预测时域会使控制器可以预测更远的未来时间段内的车辆行为,能够更好地考虑长期的运动趋势和变化。然而,这样会减小距离车辆较近位置的控制权重,从而增大车辆路径跟踪误差。如图 3-2(b)所示,减小 MPC 控制器的预测时域会使控制器更快地分析和预测车辆的行为,提高车辆的跟踪精度。但在大曲率路面或需要紧急转向时,较小的预测时域可能导致控制器无法及时响应路况变化,使得车辆转向不及时或无法正确调整转向角度,从而影响车辆的稳定性和安全性^[68]。

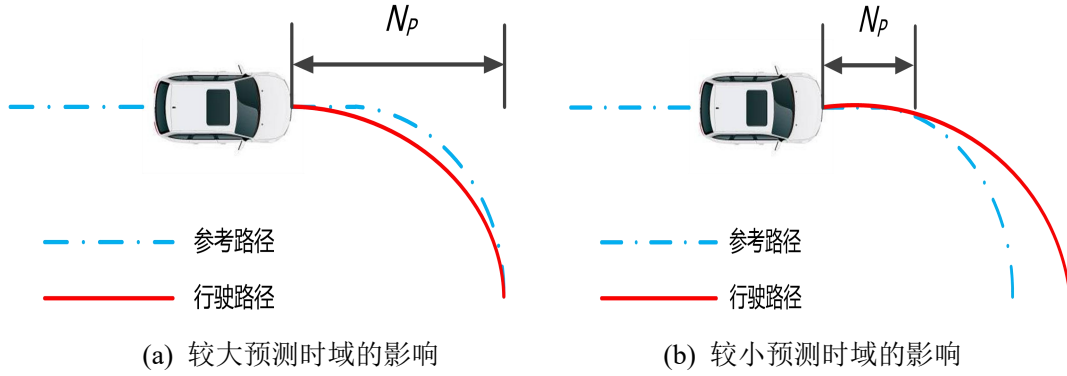


图 3-2 预测时域对跟踪效果的影响

为深入研究预测时域对 MPC 控制器的影响,预测时域 N_p 分别取 6、10、14,采样时间 $T_s=0.05s$,控制时域 $N_c=2$,分别以 30km/h 和 60km/h 的速度跟踪图 3-3(a)所示的双移线参考路径。双移线参考路径作为紧急变线实验车道,全程有三个曲率突变点,图 3-3(b)为双移线路径的曲率图。

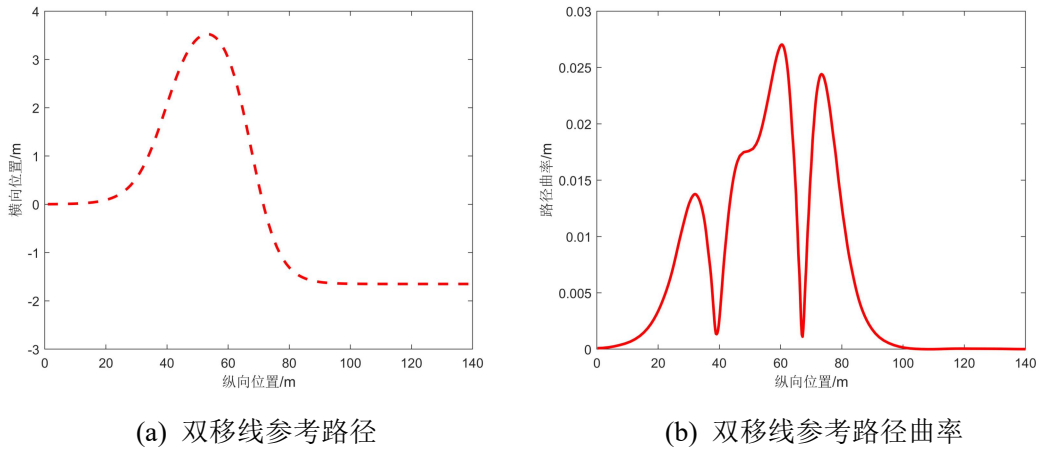


图 3-3 双移线参考路径和曲率

双移线参考路径的函数表达式如(3-2)所示^[69]。

$$Y_{ref}(X) = \frac{d_{y1}}{2}(1 + \tanh(z_1)) - \frac{d_{y2}}{2}(1 + \tanh(z_2)) \quad (3-2)$$

式(3-2)中, $z_1 = \frac{2.4}{25}(X - 27.19) - 1.2$, $z_2 = \frac{2.4}{21.95}(X - 56.46) - 1.2$, $d_{y1} = 25$, $d_{y2} = 21.95$ 。

仿真实验一：车速为 30km/h 的仿真结果如图 3-4 所示。

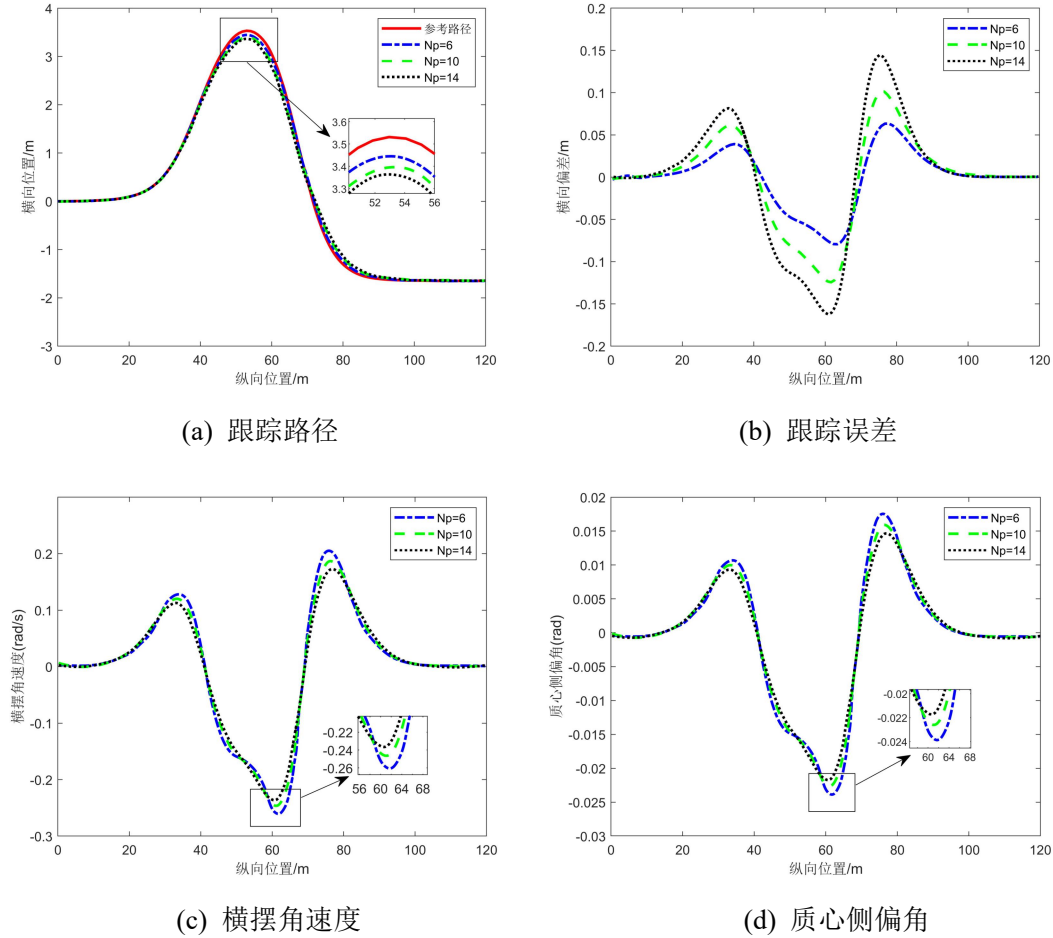


图 3-4 速度为 30km/h 仿真结果图

由图 3-4(a)和 3-4(b)可知, 随着预测时域 N_p 取值减小, 车辆在参考路径上的跟踪性能有所提升, 特别是在大曲率路段附近, 车辆的路径跟踪误差大幅度减少。这是因为控制器能够更快地响应道路变化、更精细地调节控制量, 更有效地进行误差修正, 从而降低车辆在大曲率路段附近的路径跟踪误差。由图 3-4(c)和 3-4(d)可知, 随着预测时域 N_p 取值减小, 车辆在大曲率路段附近的横摆角速度和质心侧偏角逐渐变大, 这表明车辆需要更大的横向控制力来保持稳定, 车辆稳定性降低。这是因为车辆需要更快速地适应道路曲率的变化, 所以控制器会更频繁地进行控制量的调节, 导致车辆的横摆角速度和质心侧偏角的峰值增加。

仿真实验二：车速为 60km/h 的仿真结果如图 3-5 所示。

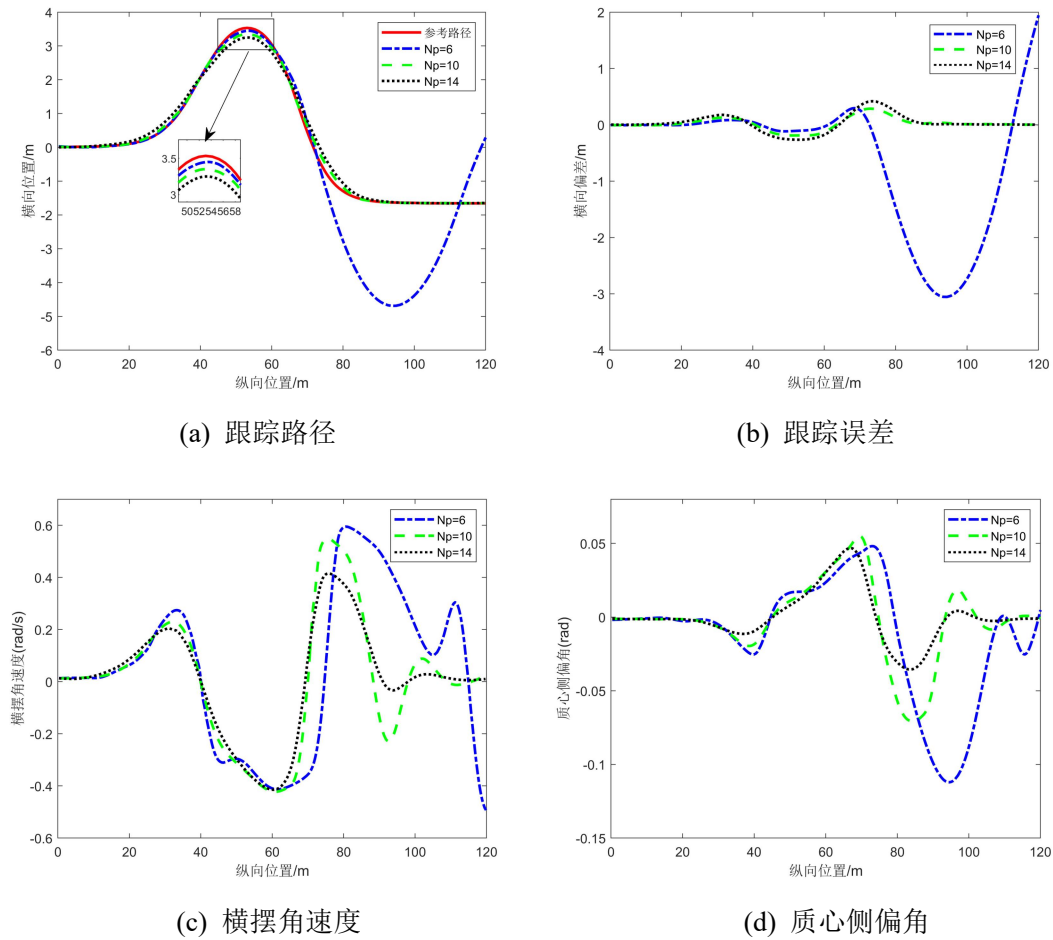


图 3-5 速度为 60km/h 仿真结果图

由图 3-5(a)和 3-5(b)可知,当预测时域 N_p 为 10 和 14 时,车辆在跟踪参考路径时表现出较小的偏差。预测时域 N_p 为 6 时,车辆在纵向位置 70m 之前表现出较高的路径跟踪精度,而在纵向位置 70m 之后大幅度的偏离了参考路径,横向误差急剧增大且不能及时恢复平稳。这是因为较小的预测时域意味着控制器只能考虑较短时间范围内的路径跟踪控制问题,忽略了较远处的道路情况。导致控制器无法及时预测未来路况的变化,使车辆偏离参考路径。如图 3-5(c)和 3-5(d)所示,当预测时域 N_p 为 14 时,车辆横摆角速度和质心侧偏角呈现出相对稳定的趋势。然而,当预测时域 N_p 减小,车辆横摆角速度和质心侧偏角在跟踪后期出现明显的起伏,增加车辆失控的风险。

由上述分析和仿真实验可以发现,随着预测时域的减小, MPC 控制器能够考虑较短的时间范围内的路径跟踪控制问题,能够更快地响应道路变化、更精细地调节控制量,更有效地进行误差修正,从而降低车辆在大曲率路段附近的路径

跟踪误差，提高路径跟踪精度。但频繁地进行控制量的调节，导致车辆的横摆角速度和质心侧偏角的峰值增加，车辆的行驶稳定性下降。随着预测时域的增大，车辆的行驶稳定性有所提高但跟踪精度变差。此外，随着车速的增大，MPC 控制器需要考虑增大预测时域，通过使用较大的预测时域，MPC 控制器能够更充分地考虑未来时刻的变化情况，从而更有效地控制车辆跟踪参考路径，确保车辆高速行驶时的稳定性。

3.3 基于模糊控制的 MPC 控制器设计

3.3.1 预测时域自适应调节策略

为了解决大曲率路面下车辆路径跟踪精度和稳定性低的问题，提出了一种预测时域自适应调节策略如图 3-6 所示，这种策略可以根据车速和参考路径曲率的变化情况，实时调节 MPC 控制器的预测时域 N_p 。

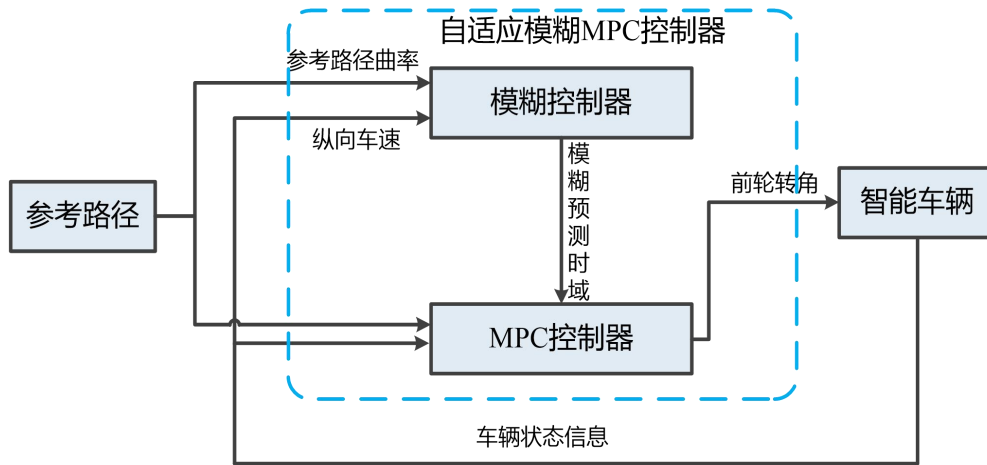


图 3-6 预测时域自适应调节策略

3.3.2 模糊控制器设计

对于智能车辆的路径跟踪控制问题，纵向车速和参考路径曲率是两个关键的输入变量，采用二维模糊控制结构可以更好地捕捉这两个输入变量之间的复杂关系。在此基础上设计模糊控制器，以车辆速度 v_x 和道路曲率 κ 作为输入量，预测时域调节系数 f_p 作为输出量，实现对预测时域的自适应调节。

首先，通过式(3-3)和式(3-4)对车辆速度和道路曲率进行归一化处理^[70]。

$$\bar{v}_x = \frac{v_x - v_{x, \min}}{v_{x, \max} - v_{x, \min}} \quad (3-3)$$

$$\bar{\kappa} = \frac{\kappa - \kappa_{\min}}{\kappa_{\max} - \kappa_{\min}} \quad (3-4)$$

式(3-3)和式(3-4)中， $v_{x, \max}$ 、 $v_{x, \min}$ 分别为车辆最大纵向速度和最小纵向速度， $\kappa_{\max}$ 、 $\kappa_{\min}$ 分别为最大参考路径曲率和最小参考路径曲率。

经过归一化处理后，输入量 $\bar{v}_x$ 和 $\bar{\kappa}$ 的模糊论域被限定在[0,1]区间内。在这个区间内，定义了 $\bar{v}_x$ 模糊子集{EL, VL, L, M, H, VH, EH}，分别代表着{极小，很小，小，中，大，很大，极大}的含义，定义了 $\bar{\kappa}$ 模糊子集{EL, L, M, H, EH}，分别代表着{极小，小，中，大，极大}的含义，输出量 f_p 的模糊论域被限定在[-1,1]区间内， f_p 的模糊子集为{NB, NM, NS, ZO, PS, PM, PB}，对应着{负大，负中，负小，零，正小，正中，正大}，为了对输入量 $\bar{v}_x$ 、 $\bar{\kappa}$ 和输出量 f_p 进行模糊化处理，采用图 3-7 所示的三角隶属度函数来描述各个模糊子集的隶属度。

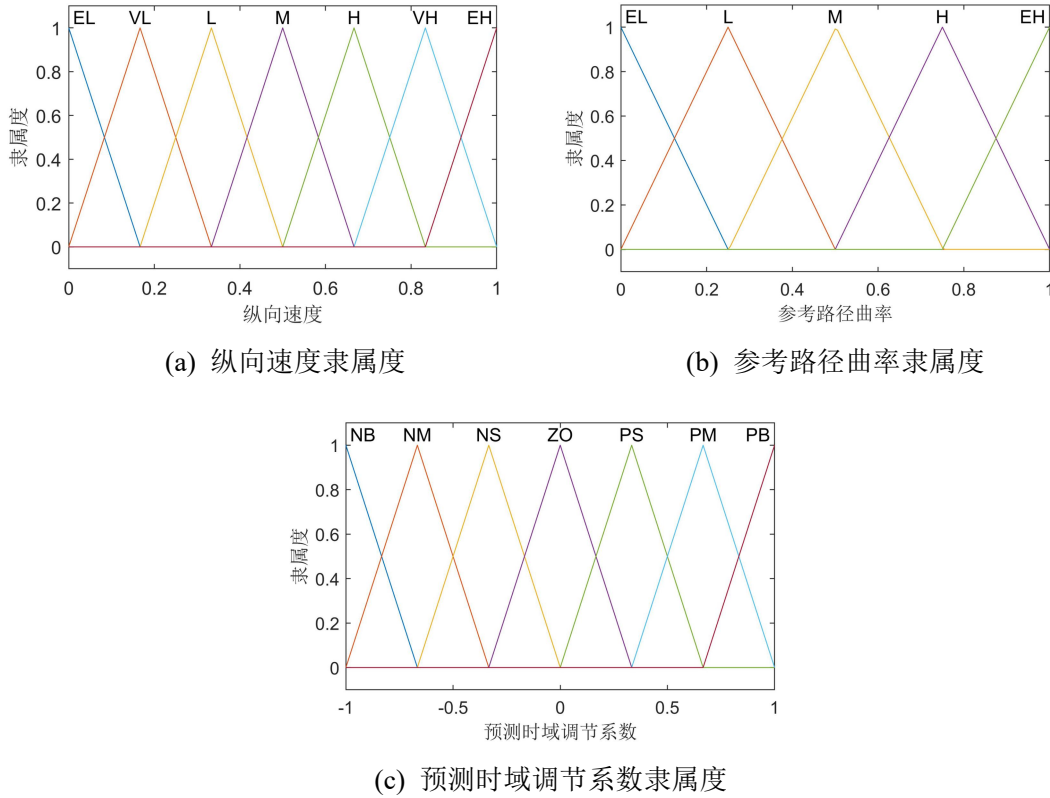


图 3-7 输入量和输出量隶属度曲线

制定模糊控制规则如下。

(1) 智能车辆低速行驶时，随着参考路径曲率的增大，MPC 控制器应更侧重于路径跟踪控制的精度。通过适度降低预测时域，使 MPC 控制器能够更快地响应道路变化、更精细地调节控制量，更有效地进行误差修正，从而降低车辆在大曲率路段附近的路径跟踪误差，提高路径跟踪精度。

(2) 智能车辆高速行驶时，随着参考路径曲率的增大，确保车辆稳定行驶是 MPC 控制器的首要目标。通过适度增大预测时域，MPC 控制器能够预测更远的未来时刻的车辆状态和行为，提高车辆行驶稳定性。

(3) 当车速提高时，车辆在单位时间内行驶的距离也相应增加。因此，为了更好地预测未来道路情况，预测时域需要相应的变大。

根据模糊控制规则，得到表 3-1 所示的模糊控制规则表。

表 3-1 模糊控制规则表

预测时域 调节系数		纵向车速 $\bar{v}_x$						
f_p		EL	VL	L	M	H	VH	EH
参考路 径曲率 $\bar{k}$	EL	NM	NS	NS	NS	ZO	PM	PM
	L	NM	NM	NS	NS	ZO	PM	PB
	M	NM	NM	NM	NS	ZO	PM	PB
	H	NB	NM	NM	NM	PS	PM	PB
	EH	NB	NB	NM	NM	PS	PB	PB

为了更加直观的表述模糊控制规则，根据表 3-1 得到图 3-8 所示的模糊控制规则曲面。

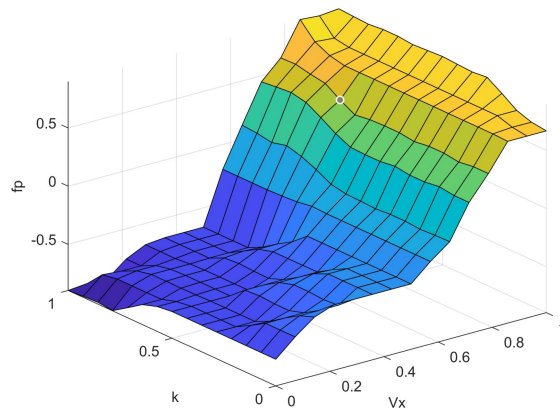


图 3-8 模糊控制规则曲面

模糊推理过程采用 Mamdani 法，Mamdani 型系统中，模糊集合的形状和隶属度函数可以灵活地调整，以适应不同的应用场景，这种灵活性使得 Mamdani 型系统适用于各种复杂的控制问题。使用中心法实现解模糊化，中心法通常将模糊输出的隶属度函数转换为清晰的数值，这有助于结果的明确解释和应用。因为模糊控制器的输出量 f_p 值域为 $[-1,1]$ ，根据式(3-5)对预测时域进行自适应调节。

$$N_{p,f} = \text{round}(N_{p,0} + f_p k_p) \quad (3-5)$$

式(3-5)中， round 表示取整函数， $N_{p,f}$ 表示模糊预测时域， $N_{p,0}$ 为预测时域基数， k_p 为增益系数。

3.4 自适应模糊 MPC 控制器仿真分析

3.4.1 自适应模糊 MPC 控制器模型构建

为了对模糊 MPC 路径跟踪控制策略的有效性进行验证，利用 Carsim/Simlink 联合仿真平台构建自适应模糊 MPC 控制器，以便更好地评估其在实际驾驶场景中的性能表现。图 3-9 展示了自适应模糊 MPC 控制器的 simlink 模型。

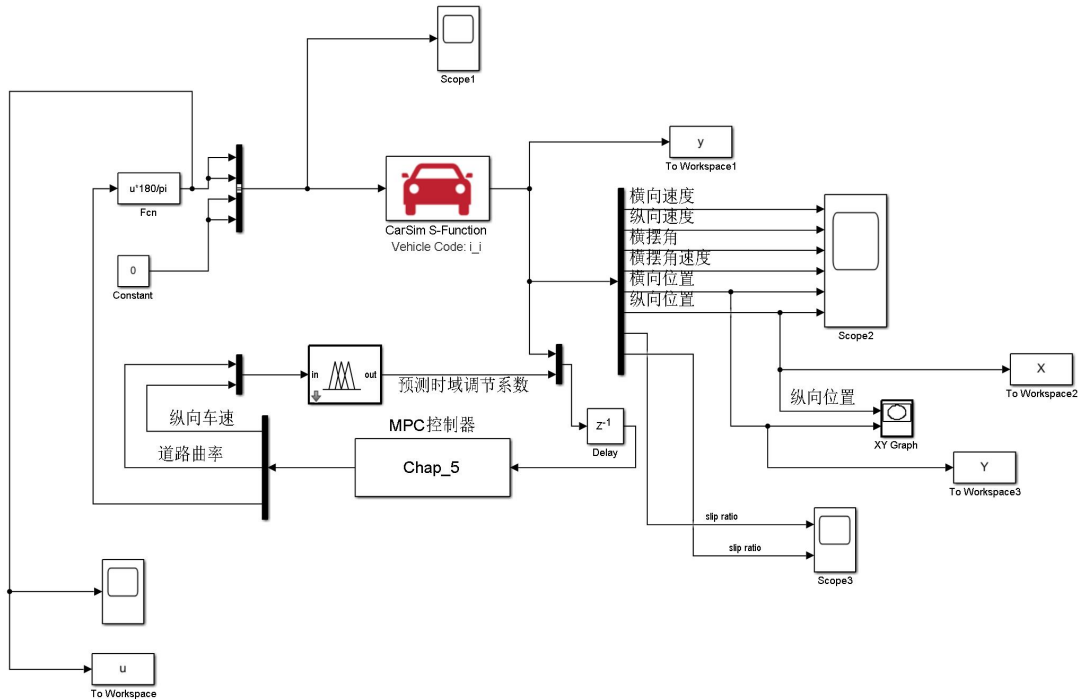


图 3-9 自适应模糊 MPC 控制器模型

3.4.2 仿真分析

本章的自适应模糊 MPC 控制器(Adaptive Model Predictive Control, AMPC)与第二章中的 MPC 控制器在预测时域不同取值下进行对比。自适应模糊 MPC 控制器的参数 $N_p=8$, $k_p=3$, 在其他参数相同时, 控制车辆跟踪参考路径。根据参考文献[36]设定 30km/h、60km/h 和 90km/h 分别为低速、中速和高速仿真条件。

(1) 车辆低速实验: 车辆以 30km/h 匀速行驶, N_p 取值为 4, 8 和 12, 表 3-2 与图 3-10 为仿真结果。如图 3-10(a)和 3-10(b)所示, 当预测时域 N_p 设为较小值 4 时, MPC 控制器对道路曲率变化敏感度增加, 在车辆由大曲率弯道驶入直线道路时, 前轮转角出现振荡, 进而造成较大的跟踪偏差, 路径跟踪精度明显下降。相比之下, AMPC 控制器和 N_p 取值为 8、12 的 MPC 控制器均表现出了稳定的路径跟踪控制能力, 根据表 3-2 中的数据, AMPC 控制器表现出了更显著的横向误差降低效果, 路径跟踪控制精度更高。AMPC 控制器控制车辆路径跟踪过程中的最大横向偏差和平均横向偏差均小于预测时域为恒定值的 MPC 控制器, 和 N_p 取值为 8 的 MPC 控制器对比, 平均路径跟踪控制精度提高了 14.29%, 和 N_p 取值为 12 的 MPC 控制器对比, 平均路径跟踪控制精度提高了 47.83%。如图 3-10(c)和 3-10(d)所示, 当 N_p 设置为较小值 4 时, 车辆的横摆角和质心侧偏角发生剧烈的振荡, 严重影响了车辆的稳定性。AMPC 控制器和 N_p 为 8、12 的 MPC 控制器的横摆角速度和质心侧偏角变化更加平稳, 并且波动幅度较小。由表 3-2 可以看到, AMPC 最大横摆角速度为 0.1275rad/s, 最大质心侧偏角为 0.0339rad; N_p 取值为 8 的 MPC 控制器最大横摆角速度为 0.1263rad/s, 最大质心侧偏角为 0.0336rad; N_p 为 12 的 MPC 控制器最大横摆角速度和最大质心侧偏角分别为

表 3-2 速度为 30km/h 仿真数据

控制器	$e_{y,max} (m)$	$e_{y,mean} (m)$	$\dot{\phi}_{max} (rad/s)$	$\beta_{max} (rad)$
AMPC	0.0463	0.0132	0.1275	0.0339
$N_p=4$	0.4829	0.1352	0.3412	0.0921
$N_p=8$	0.0557	0.0154	0.1263	0.0336
$N_p=12$	0.0752	0.0253	0.1242	0.0325

0.1242rad/s 和 0.0325rad。AMPC 控制器的横摆角速度峰值与质心侧偏角峰值略微增加，但变化幅度很小。如图 3-11(e)所示，AMPC 控制器在预测时域自适应调节过程中，未出现明显的阶跃，确保了控制效果的稳定性。

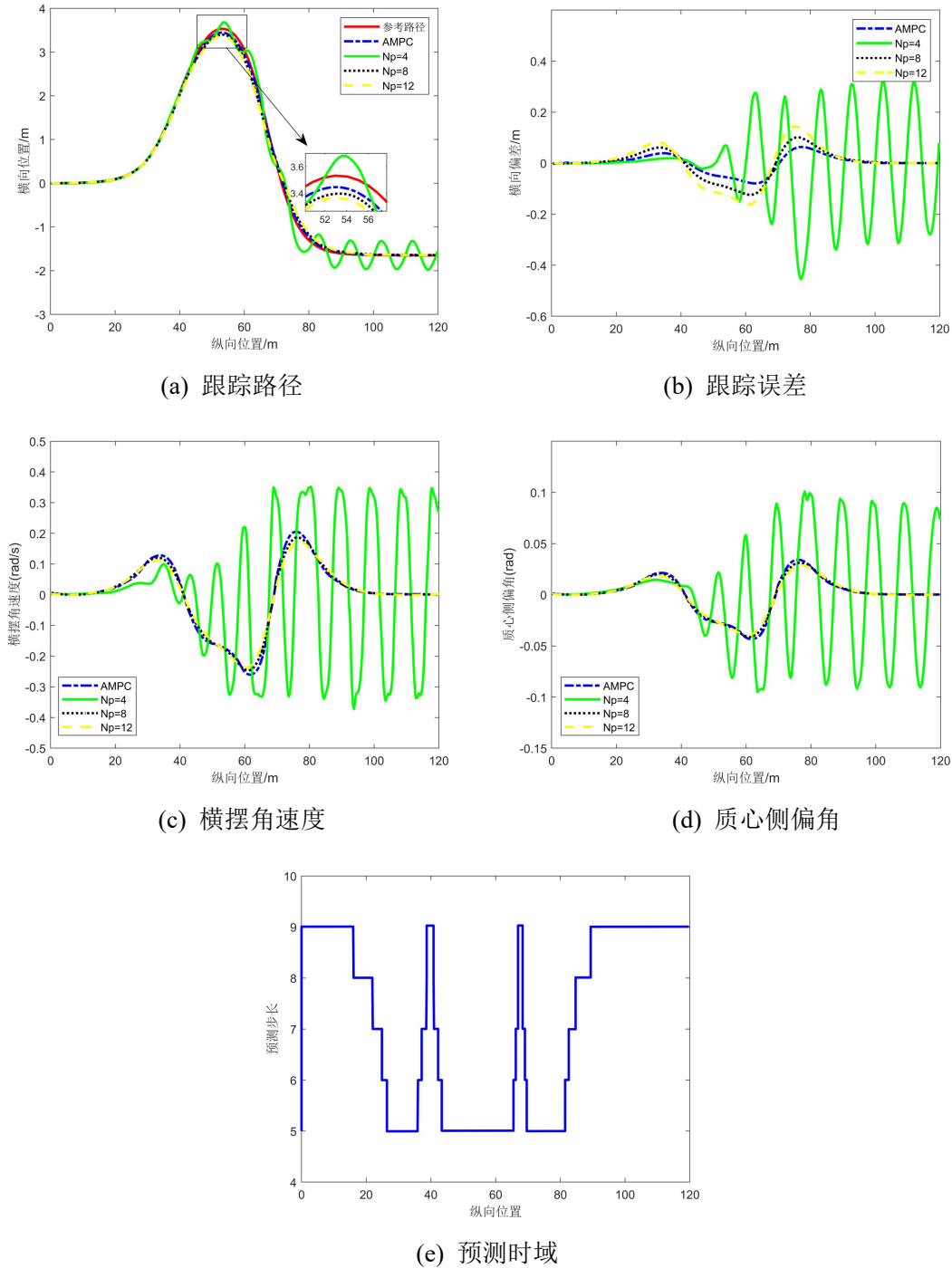


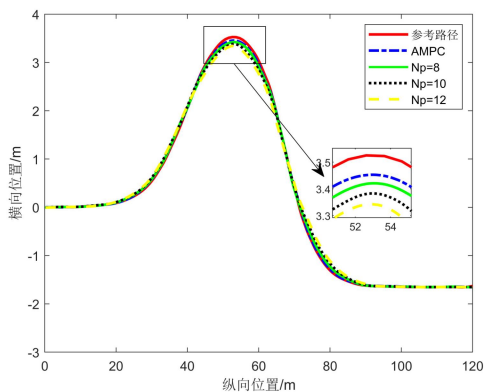
图 3-10 30km/h 跟踪双移线仿真结果

(2) 车辆中速实验：车辆以 60km/h 匀速行驶， N_p 取值为 8，10，12，表 3-3 与图 3-11 为仿真结果。如图 3-11(a)和 3-11(b)所示，AMPC 控制器与 N_p 为 8、

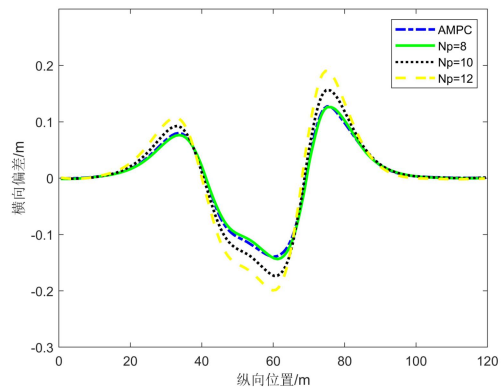
10 和 12 的预测时域为恒定值的 MPC 控制器都能够控制车辆稳定地跟踪参考路径，跟踪过程中没有发生大幅度振荡。且根据表 3-3 中数据，AMPC 控制器在控制车辆路径跟踪过程中产生更小的横向偏差，拥有更高的路径跟踪控制精度。AMPC 控制器和 N_p 为 10 的 MPC 控制器相比较，平均路径跟踪控制精度提高了 14.95%，和 N_p 为 12 的 MPC 控制器相比较，平均路径跟踪控制精度提高了 26.80%。如图 3-11(c)和 3-11(d)所示，AMPC 控制器与 N_p 为 8、10 和 12 的预测时域为恒定值的 MPC 控制器的横摆角速度和质心侧偏角变化平稳，结合表 3-3 可以看到，随着 N_p 变大，控制器的横摆角速度和质心侧偏角最大值稍有下降，但总体趋势保持一致，AMPC 控制器表现出稳定的路径跟踪控制能力。如图 3-11(e)所示，车辆以 60km/h 匀速行驶时，确保路径跟踪控制精度是 AMPC 控制器的首要目标。因此，随着道路曲率的变大，AMPC 控制器的预测时域略有减小但没有明显突变，能够避免车辆的行驶轨迹不连续或急剧变化。

表 3-3 车速为 60km/h 仿真数据

控制器	$e_{y,max}(m)$	$e_{y,mean}(m)$	$\dot{\phi}_{max}(rad/s)$	$\beta_{max}(rad)$
AMPC	0.1392	0.0478	0.3829	0.0118
$N_p=8$	0.1442	0.0459	0.3807	0.0102
$N_p=10$	0.1743	0.0562	0.3675	0.0074
$N_p=12$	0.1996	0.0653	0.3556	0.0059



(a) 跟踪路径



(b) 跟踪误差

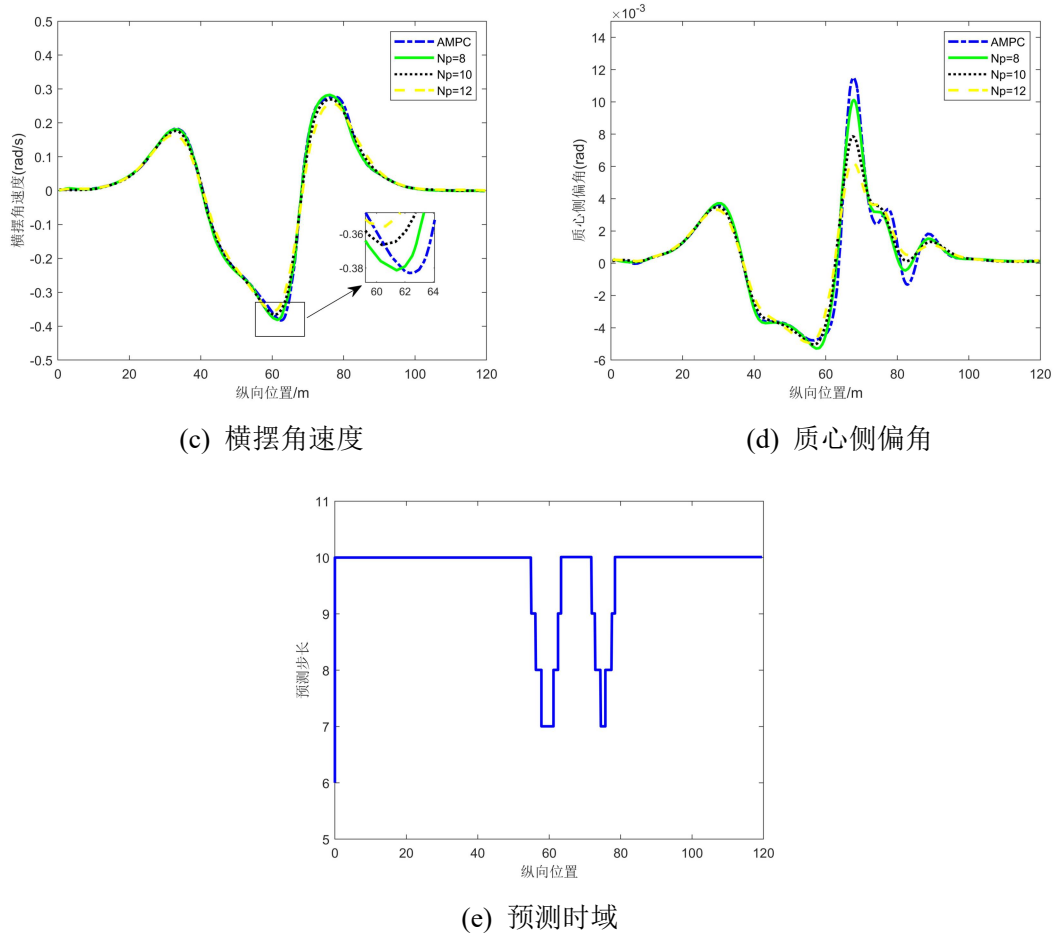


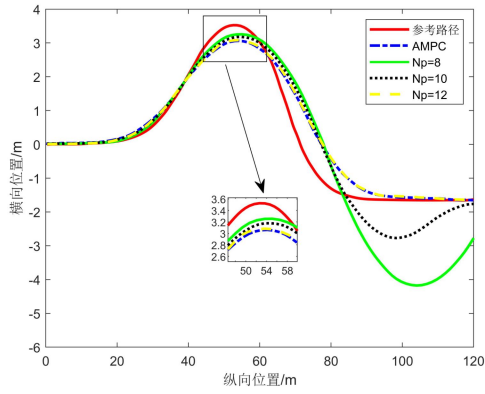
图 3-11 60km/h 跟踪双移线仿真结果

(3) 车辆高速实验：车辆以 90km/h 匀速行驶， N_p 取值为 8，10，12，表 3-4 与图 3-12 为仿真结果。如图 3-12(a)和 3-12(b)所示，AMPC 控制器与 N_p 为 12 的预测时域为恒定值的 MPC 控制器跟踪效果较为接近，变化较为平稳。相比之下， N_p 取值为 8 和 10 的 MPC 控制器在控制车辆路径跟踪过程中，车辆在纵向位置 80m 之后的阶段出现大幅度跟踪偏差，路径跟踪精度严重下降。结合表 3-4 数据可知，AMPC 控制器的横向误差均低于其他三种预测时域为固定值的 MPC 控制器，路径跟踪控制精度更高。相较于 N_p 取值为 8 的 MPC 控制器，平均路径跟踪控制精度提高了 65.32%，相较于 N_p 取值为 10 的 MPC 控制器，平均路径跟踪控制精度提高了 34.95%。如图 3-12(c)和 3-12(d)所示，AMPC 控制器和预测时域 N_p 为 8、10 和 12 的 MPC 控制器的横摆角速度和质心侧偏角在纵向位置 70m 之后的阶段都出现明显的波动，然而，AMPC 控制器波动程度较小，且表现出趋向稳定的特征。结合表 3.2 可以看到，AMPC 控制器的最大质心侧偏角

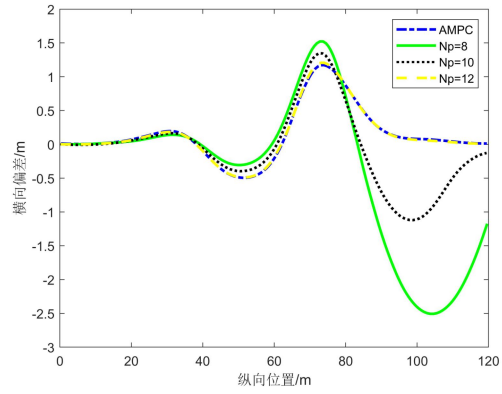
低于 N_p 为 10 和 12 的 MPC 控制器，表明 AMPC 控制器在横向稳定性方面表现更佳。由图 3-12(e)所示，因为车辆以 90km/h 高速行驶，AMPC 控制器的预测时域只作小范围调节，没有明显突变，能够避免车辆的行驶轨迹不连续或急剧变化。

表 3-4 车速为 90km/h 仿真数据

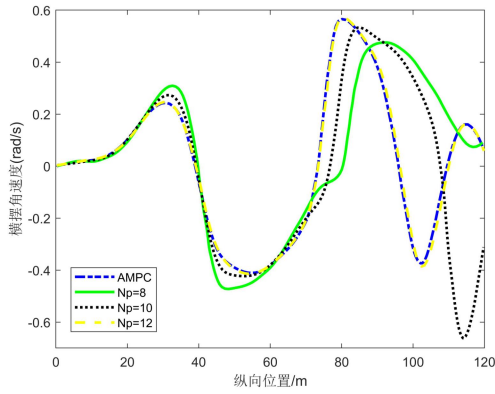
控制器	$e_{y,max} (m)$	$e_{y,mean} (m)$	$\dot{\phi}_{max} (rad/s)$	$\beta_{max} (rad)$
AMPC	1.1674	0.2721	0.5675	0.1052
$N_p = 8$	2.5146	0.7845	0.4738	0.0982
$N_p = 10$	1.3507	0.4183	0.6783	0.1148
$N_p = 12$	1.2061	0.2732	0.5668	0.1072



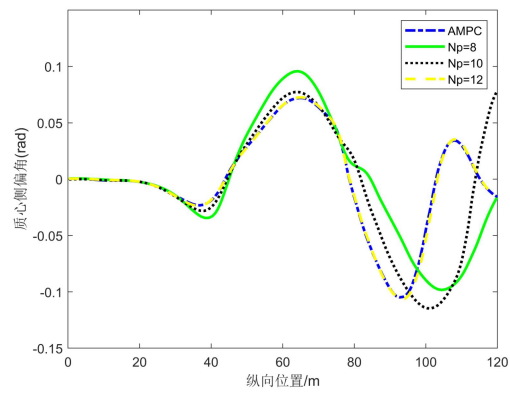
(a) 跟踪路径



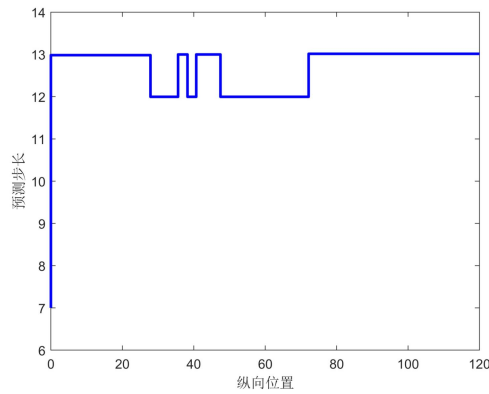
(b) 跟踪误差



(c) 横摆角速度



(d) 质心侧偏角



(e) 预测时域

图 3-12 90km/h 跟踪双移线仿真结果

综上所述，与传统的固定预测时域的 MPC 控制器相比，自适应模糊 MPC 控制器控制车辆以不同车速在大曲率路况下行驶时都展现出良好的路径跟踪控制性能，通过纵向车速和道路曲率的变化动态调节预测时域，实现最优的控制效果。

3.4 本章小结

在本章中，首先通过分析揭示了 MPC 控制器在不同车速和道路曲率条件下的最佳预测时域调节规律。然后，在 Carsim/Simlink 联合仿真平台中搭建了自适应模糊 MPC 控制器，实现对 MPC 控制器预测时域的自适应调节。最后，通过仿真实验验证了自适应模糊 MPC 控制器的性能，与传统的固定预测时域的 MPC 控制器相比，自适应模糊 MPC 控制器控制车辆以不同车速在大曲率路况下行驶时都展现出良好的路径跟踪控制性能，通过纵向车速和道路曲率的变化动态调节预测时域，实现最优的控制效果。这表明自适应模糊 MPC 控制器能够更有效地应对不同速度和道路曲率下的复杂工况。

第 4 章 障碍物条件下的 MPC 控制器优化

在智能车辆跟踪参考路径的过程中，道路上常常会出现各种障碍物，障碍物的存在会对智能车辆的路径跟踪控制造成干扰，智能车辆需要绕过障碍物并尽量跟踪预先设定的参考路径。针对这一问题，本章提出局部路径规划控制器和自适应模糊 MPC 控制器相结合的控制策略，局部路径规划控制器负责在遇到障碍物时生成新的可行行驶路径，自适应模糊 MPC 控制器则根据生成的局部路径控制车辆避开障碍物并保持稳定行驶。最后，通过联合仿真验证自适应模糊 MPC 控制器在静态障碍物和动态障碍物条件下的路径跟踪控制性能。

4.1 避障规划路径跟踪控制系统

智能车辆在自主行驶时面临来自复杂环境的挑战，其中包括其他车辆和障碍物等因素，在真实道路上，这些因素使得车辆路径跟踪控制变得更加复杂和困难。因此，车辆需要具备更高的灵活性和响应能力，能够在复杂的道路环境中稳定行驶并避免与其他车辆或障碍物发生碰撞。因此，设计了图 4-1 所示的避障规划路径跟踪控制系统。

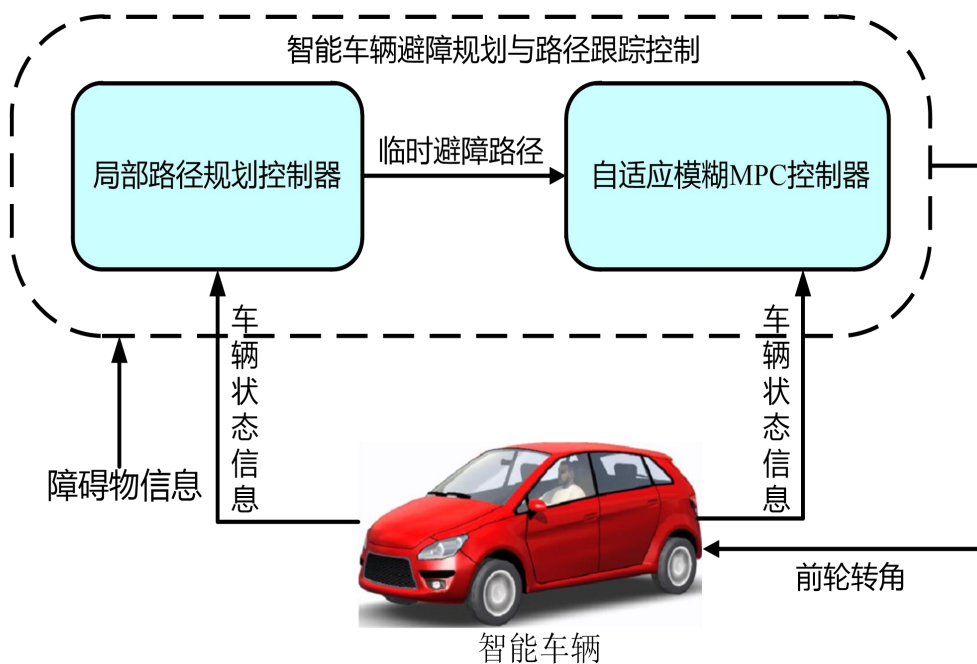


图 4-1 避障规划路径跟踪控制系统

图 4-1 展示了控制系统的基本架构，它主要包含了局部路径规划控制器和自适应模糊 MPC 控制器两个关键部分。局部路径规划控制器根据车辆当前位置、目标位置以及障碍物的位置和形状等信息，生成一条可行驶的局部路径，这条路径可以避开障碍物，并满足车辆的行驶要求，如安全性、时效性等。自适应模糊 MPC 控制器通过调整车辆的转向角度，确保车辆安全地行驶并尽可能跟踪参考路径。避障过程需要符合以下要求：（1）车辆必须绕过障碍物；（2）规划出的局部参考路径必须符合设定的约束条件；（3）尽可能减小局部参考路径与全局参考路径之间的偏差^[71]。

4.2 局部路径规划控制器设计

4.2.1 车辆点质量模型

为了降低系统的计算复杂度，提高计算效率，在局部路径规划控制器中采用点质量模型^[72]。点质量模型将车辆简化为质点，相比于复杂的车辆动力学模型，点质量模型只需考虑车辆的位置和方向，因此系统可以更快地生成可行的路径并进行实时的路径跟踪控制。此外，点质量模型也更容易与其他系统集成，提高了系统的可扩展性和适用性。图 4-2 为车辆点质量模型。

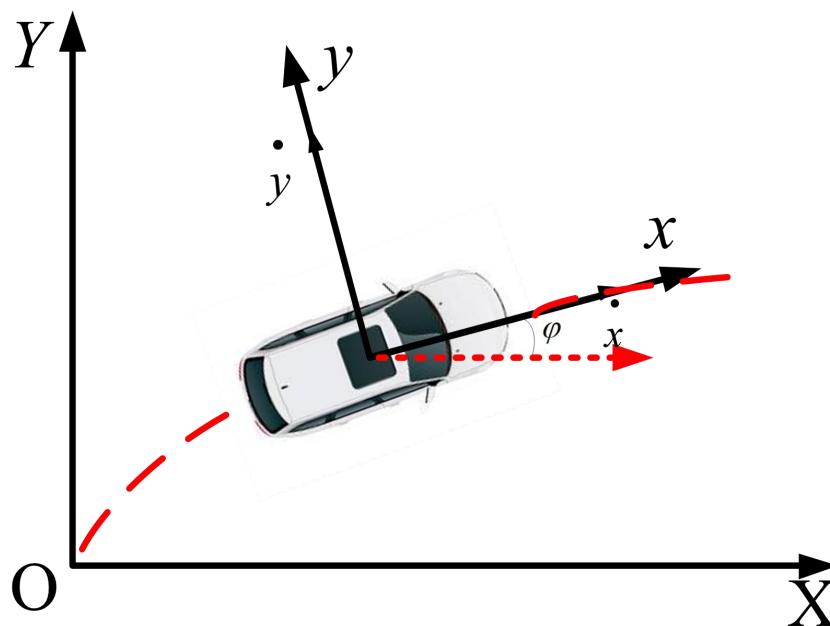


图 4-2 车辆点质量模型

图 4-2 中，惯性坐标系以 XOY 表示，车辆坐标系以 xoy 表示， $\dot{x}$ 和 $\dot{y}$ 分别为车辆纵向速度和横向速度， φ 为横摆角。车辆点质量模型通过式(4-1)描述。

$$\begin{cases} \ddot{y} = a_y \\ \ddot{x} = 0 \\ \dot{\varphi} = \frac{a_y}{\dot{x}} \\ \dot{Y} = \dot{x} \sin \varphi + \dot{y} \cos \varphi \\ \dot{X} = \dot{x} \cos \varphi - \dot{y} \sin \varphi \end{cases} \quad (4-1)$$

式(4-1)中， $\ddot{x}$ 和 $\ddot{y}$ 分别为车辆纵向加速度和横向加速度， $\dot{X}$ 和 $\dot{Y}$ 分别为惯性坐标系下车辆纵向速度和横向速度， $\dot{\varphi}$ 为横摆角速度。

式(4-2)为车辆横向加速度约束范围。

$$|a_y| \leq \mu g \quad (4-2)$$

将式(4-1)和式(4-2)改写成式(4-3)的形式。

$$\begin{cases} \dot{\xi}(t) = f(\xi(t), u(t)) \\ |u(t)| \leq \mu g \end{cases} \quad (4-3)$$

式(4-3)中，状态量 $\xi = [\dot{y} \ \dot{x} \ \varphi \ Y \ X]^T$ ，控制量 $u = \delta_f$ 。

4.2.2 局部路径参考点

由于避障操作是针对当前车辆位置和周围环境的，选择局部路径参考点作为起始点可以使得车辆避障过程更加局部化和精细化。通常根据道路的曲率，过车辆的质心作垂直于道路的直线，该直线与道路曲线的交点就是局部路径参考点^[73]。然而，当该交点是障碍物所在的位置时，局部路径参考点被错误地选择在障碍物的位置上，导致车辆在避开障碍物后可能会沿着原始路径返回起始点，因为控制系统仍然将障碍物的位置作为路径的一部分。针对这一问题，可以根据车辆当前位置，过车辆的质心作直线与全局参考路径相交于两个点，从这两个相交点中选择一个作为局部路径参考点，通常选择距离车辆当前位置较近的一个点作为局部路径参考点，这个点将被用于局部路径规划和路径跟踪控制。如图 4-3 为局部路径初始参考点选取示意图。

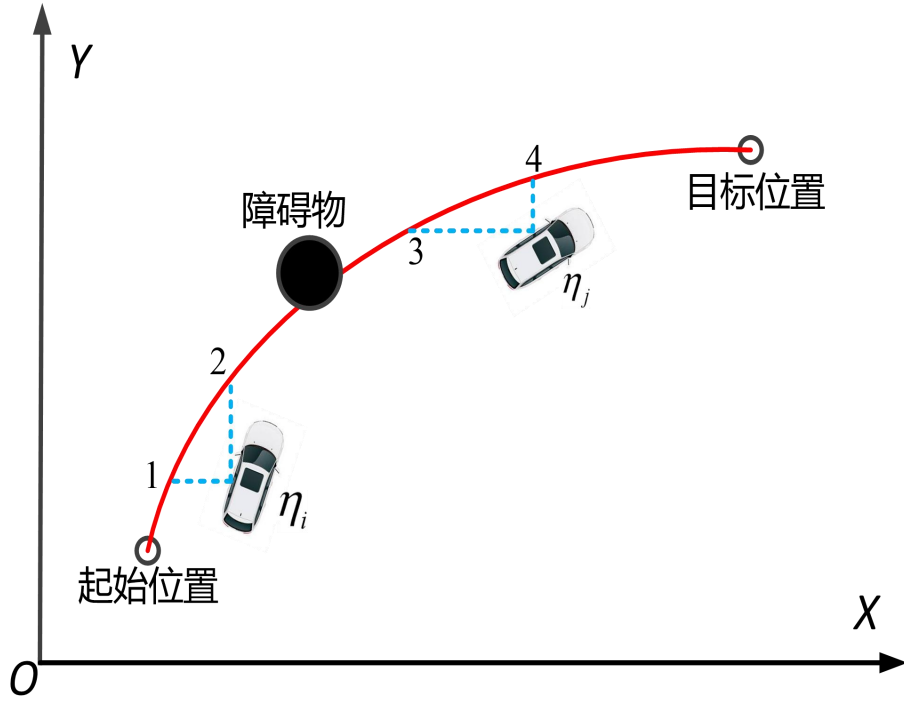


图 4-3 局部路径初始参考点选取

4.2.3 避障函数设计

智能车辆在遇到障碍物时需要快速做出反应,规划出一条安全可行的避障路径。然而,道路环境的复杂性使得这一任务变得更加具有挑战性,不同位置的障碍物,其对车辆行驶的威胁程度是不同的,这取决于障碍物与车辆之间的距离。通常情况下,较近的障碍物会迫使车辆采取更紧急的避让动作,而较远的障碍物则允许车辆更为平缓地调整行驶轨迹。式(4-4)为避障功能函数^[74]。

$$\begin{cases} J_{obs,i} = \frac{S_{obs}v_i}{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2 + \zeta} \\ v_i = v_x^2 + v_y^2 \end{cases} \quad (4-4)$$

式(4-4)中, $J_{obs,i}$ 为目标函数, S_{obs} 为系数, (x_i, y_i) 为障碍物位置, (x_0, y_0) 为车辆位置, ζ 为松弛因子,防止函数无解。

避障功能函数图如图 4-4 所示。

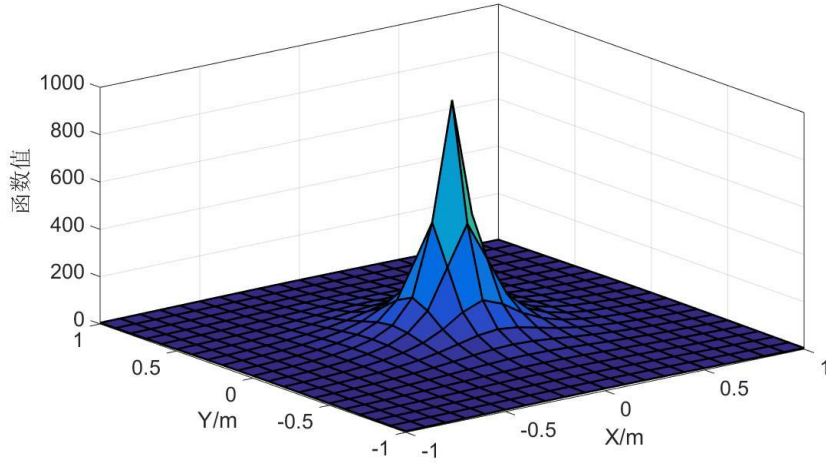


图 4-4 避障功能函数图

4.2.4 问题转化与求解

局部路径规划控制器规划的路径需确保车辆能够安全、高效地避开障碍物。因此，局部路径规划控制器的目标函数由式(4-5)所示。

$$J(t) = \min_{U_i} \sum_{i=1}^{N_p} \left\| \eta(t+i|t) - \eta_{ref}(t+i|t) \right\|_Q^2 + \|U_i\|_R^2 + J_{obs\ i} \quad (4-5)$$

式(4-5)中，s.t. $U_{\min} \leq U_i \leq U_{\max}$ ， η 为输出值， η_{ref} 为参考值， U_i 为控制量， Q 和 R 分别表示输出量权重矩阵和控制量权重矩阵。

4.2.5 五次多项式拟合轨迹

局部路径规划控制器输出的是一系列的避障参考点，这些避障参考点的位置会根据车辆当前位置、环境中的障碍物信息以及路径规划的要求动态地生成和更新，将避障参考点进行轨迹拟合之后才能输送到路径跟踪控制器中。由于五次多项式能够生成连续且光滑的曲线，保证了路径的一阶、二阶甚至更高阶导数的连续性。同时，五次多项式的系数可以根据需要进行调节和优化，通过调节系数，可以控制路径的曲率、曲线形状和路径的走向，从而适应不同场景和行驶需求。本章采用五次多项式拟合避障参考点，式(4-6)为拟合函数。

$$\begin{cases} X(t) = X_0 + v_{x_0}t + \frac{1}{2}a_{x_r}t^2 \\ Y(t) = b_0 + b_1t + b_2t^2 + b_3t^3 + b_4t^4 + b_5t^5 \end{cases} \quad (4-6)$$

式(4-6)中, X_0 为初始位置, v_{x_0} 为车辆初速度, a_{x_i} 为车辆加速度, $b_i (i=0\sim 5)$ 表示多项式系数。

对车辆横向位置 $Y(t)$ 进行求导得到式(4-7)表示的横向速度和横向加速度。

$$\begin{cases} \dot{Y}(t) = b_1 + 2b_2t + 3b_3t^2 + 4b_4t^3 + 5b_5t^4 \\ \ddot{Y}(t) = 2b_2 + 6b_3t + 12b_4t^2 + 20b_5t^3 \end{cases} \quad (4-7)$$

通过图 4-5 表示车辆的避障过程。

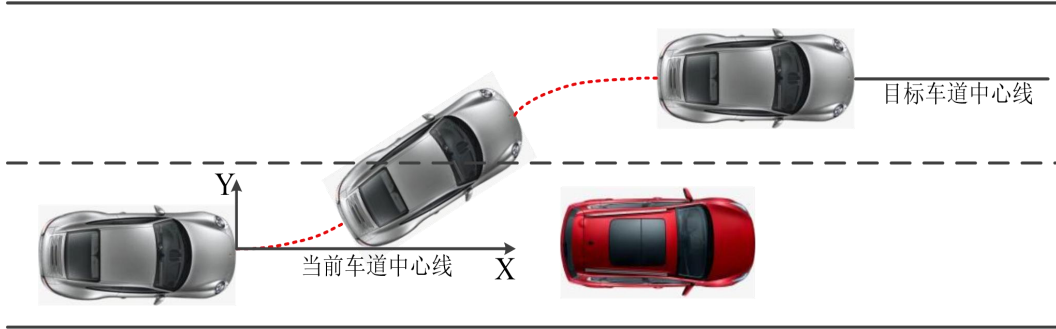


图 4-5 车辆避障过程

初始时刻, 车辆的状态通过式(4-8)描述。

$$Y_0 = 0 \quad v_{Y_0} = 0 \quad a_{Y_0} = 0 \quad (4-8)$$

式(4-8)中, Y_0 表示车辆的初始横向位置, v_{Y_0} 表示车辆的初始速度, a_{Y_0} 表示车辆初始加速度。

式(4-8)代入式(4-6)和(4-7)得到式(4-9)。

$$b_0 = 0 \quad b_1 = 0 \quad b_2 = 0 \quad (4-9)$$

避障完成时刻为 t_s , 此时, 车辆的状态通过式(4-10)描述。

$$Y(t_s) = Y_s \quad \dot{Y}(t_s) = 0 \quad \ddot{Y}(t_s) = 0 \quad (4-10)$$

式(4-10)中, Y_s 表示 t_s 时刻的横向位置, v_{Y_s} 表示 t_s 时刻的速度, a_{Y_s} 表示 t_s 时刻的加速度。

将式(4-10)代入式(4-6)得到式(4-11)。

$$\begin{cases} b_3t_s^3 + b_4t_s^4 + b_5t_s^5 = Y_s \\ 3b_3t_s^2 + 4b_4t_s^3 + 5b_5t_s^4 = 0 \\ 6b_3t_s + 12b_4t_s^2 + 20b_5t_s^3 = 0 \end{cases} \quad (4-11)$$

将式(4-6)代入式(4-11)得到式(4-12)所描述五次多项式拟合函数。

$$\begin{cases} X(t) = X_0 + v_{x_0}t + \frac{1}{2}a_{x_t}t^2 \\ Y(t) = \frac{10Y_s}{t_s^3}t^3 - \frac{15Y_s}{t_s^4}t^4 + \frac{6Y_s}{t_s^5}t^5 \end{cases} \quad (4-12)$$

式(4-12)中, a_{x_t} 为车辆加速度, Y_s 为避障完成时刻的车辆横向位置, t_s 表示避障完成时间。

4.3 路径跟踪控制器设计

路径跟踪控制器仍采用第 3 章中构建的自适应模糊 MPC 控制器, 式(4-13)为引入局部路径规划的 MPC 控制器的目标函数。

$$J(\xi(t), u(t-1), \Delta U(t)) = \sum_{i=1}^{N_p} \|\Delta y(t+i|t)\|_Q^2 + \sum_{i=1}^{N_c-1} \|\Delta u(t+i|t)\|_R^2 + \rho \varepsilon^2 \quad (4-13)$$

式(4-13)中, Δy 代表输出值与参考值之间的差值, Δu 代表控制增量, ρ 代表权重系数, ε 代表松弛因子, Q 、 R 分别表示输出量权重矩阵和控制量权重矩阵。

4.4 仿真分析

为了验证避障规划路径跟踪控制系统的性能, 通过 Carsim/Simlink 联合仿真平台进行仿真, 自适应模糊 MPC 控制器已在第 3 章中进行设计, 表 4-1 为局部路径规划控制器的主要参数, 图 4-6 为静态障碍物工况下 Simlink 模型图, 图 4-7 为动态障碍物工况下 Simlink 模型图。

表 4-1 局部路径规划控制器主要参数

参数类别	数值大小
采样周期/s	0.1
控制时域	2
预测时域	15
输出权重矩阵 Q	10
输入权重矩阵 R	5

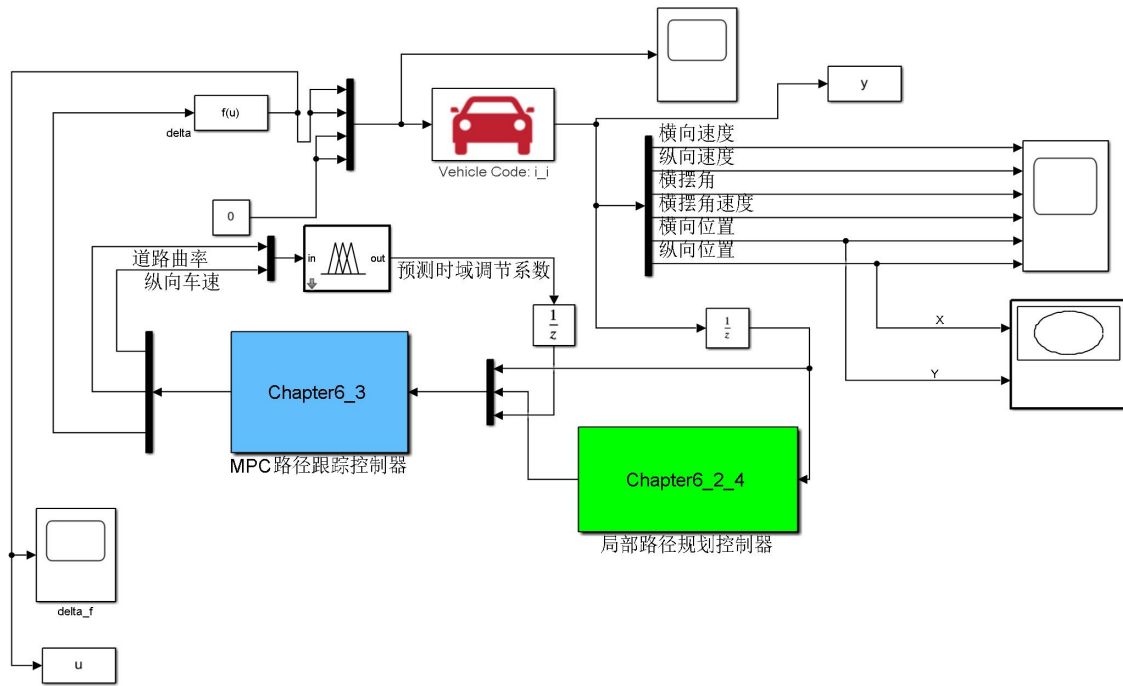


图 4-6 静态障碍物工况 Simlink 模型图

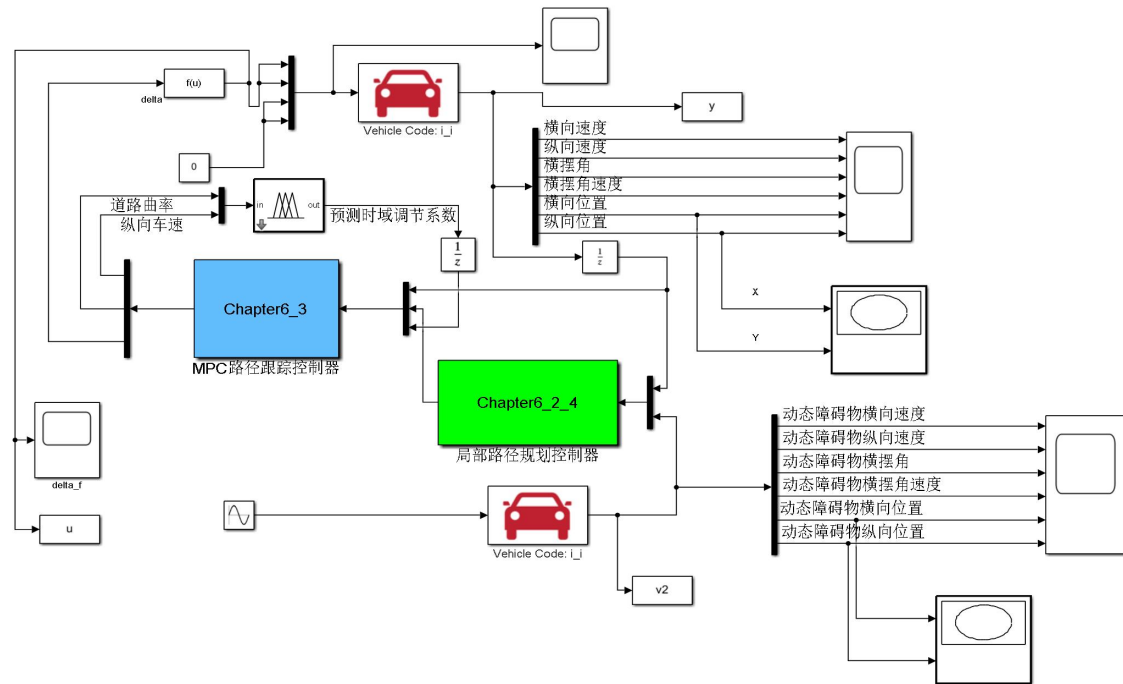


图 4-7 动态障碍物工况 Simlink 模型图

如图 4-6 和 4-7 所示，局部路径规划控制器根据车辆当前位置、目标位置以及环境中的障碍物信息生成一条避障路径。自适应模糊 MPC 控制器接收到局部路径规划控制器生成的避障路径，并根据该路径调整车辆的转向角度，使得车辆能够沿着避障路径安全行驶。当环境中的障碍物发生变化或者车辆的目标位置改变时，局部路径规划控制器会实时更新避障路径，路径跟踪控制器会相应地调整

车辆的行驶策略，确保车辆能够及时地避开障碍物并继续跟踪参考路径。

4.4.1 静态障碍物条件下仿真分析

在双移线参考路径上设置静态障碍物，静态障碍物被表示为黑色方块，其尺寸为 $5\text{m} \times 0.5\text{m}$ 。设定仿真过程中路面附着系数为 0.85 模拟干燥沥青路面。表 4-2 和图 4-8 展示了车辆以 30km/h、60km/h、90km/h 的速度行驶时遇到静态障碍物的仿真结果。

表 4-2 不同车速下车辆避障仿真数据

车速	$e_{y,\max} (m)$	$\dot{\phi}_{\max} (rad/s)$	$\beta_{\max} (rad)$
30km/h	1.9067	0.4466	0.1399
60km/h	2.2076	0.4342	0.0388
90km/h	2.4709	0.4826	0.0304

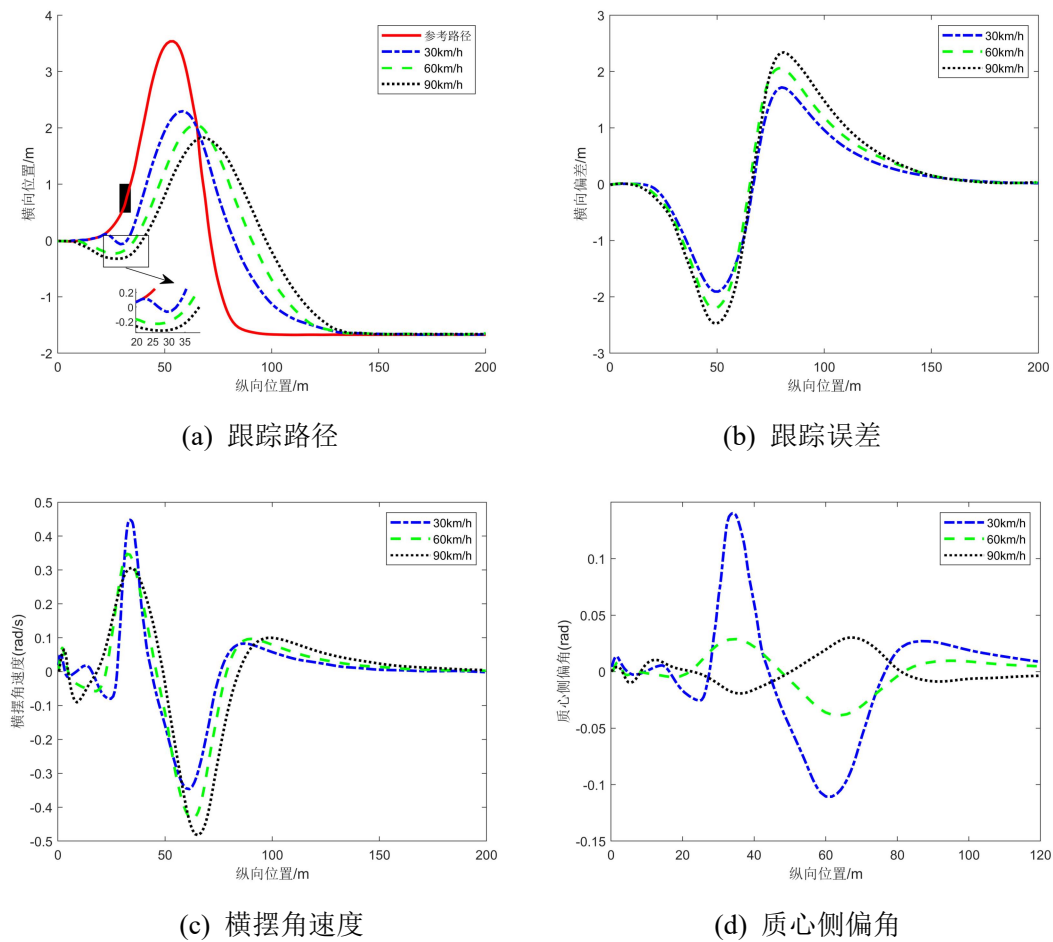


图 4-8 不同车速下车辆避障仿真结果

图 4-8(a)为车辆在不同速度条件下避障路径跟踪对比图。由图可知,设计的避障规划路径跟踪控制系统在各种车速工况下都表现出良好的适应性,无论车辆低速行驶还是高速行驶,均能有效的避开道路上的静态障碍物,并且保持对预设参考路径的稳定跟踪。然而,随着车速的提高,车辆与障碍物之间的安全距离也随之增加,避障规划路径跟踪控制系统的性能呈现出下降的趋势。车辆在未检测到障碍物时,控制系统执行已规划好的行车策略,不需要进行额外的调整或干预,当检测到障碍物时,局部路径规划控制器会立即根据障碍物信息规划出局部参考路径,以避开障碍物。车辆在高速行驶时,局部路径规划控制器会更早地规划安全的行驶路径,一旦确认可以安全地绕过障碍物,控制系统便控制车辆逐渐向参考路径靠近,车辆的行驶趋势逐渐变得稳定,表明控制系统在成功规避障碍后能够有效地重新对车辆进行路径跟踪控制。图 4-8(b)为车辆在不同速度条件下横向偏差对比图。由图可知,随着车速的提高,车辆路径跟踪过程中的横向偏差相应地变大,尤其在车辆躲避障碍物的过程中,横向偏差达到了最大值。根据表 4-2 中的数据,当车速为 90km/h 时,车辆最大横向偏差达到 2.4709m,路径跟踪精度比车速为 60km/h 的时候下降了 10.66%,比车速为 30km/h 的时候下降了 22.83%。在跟踪参考路径的后半阶段,路径跟踪控制器对车辆的前轮转角进行实时调整,使车辆和参考路径之间的偏差不断减小。图 4-8(c)为车辆在不同速度条件下横摆角速度对比图。由图可知,车辆的横摆角速度保持相对稳定,没有出现大幅度振荡,这是由于路径跟踪控制系统有效地调节车辆前轮转角。图 4-8(d)为车辆在不同速度条件下质心侧偏角对比图。由图可知,在车辆躲避静态障碍物时,车辆质心侧偏角始终保持在较低水平,且在控制器的约束范围内,表明控制系统在避障路径跟踪控制过程中稳定性良好,能够有效地调整车辆的姿态以适应不同的道路条件和障碍物。

4.4.2 动态障碍物条件下仿真分析

在双移线参考路径上设置一个运动的车辆作为动态障碍物,动态障碍物速度变化曲线如图 4-9 所示,先由初始速度 5km/h 做加速运动,最高加速到 40km/h,当纵向位置达到 120m 后做减速运动,最终减速到 26km/h。目标车辆以 36km/h 匀速行驶。

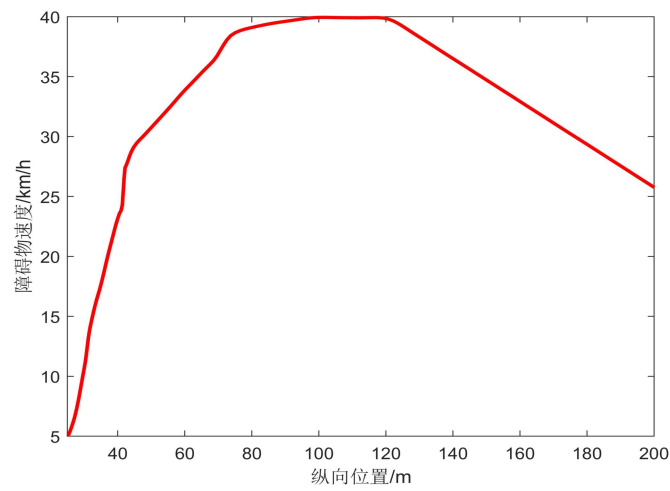
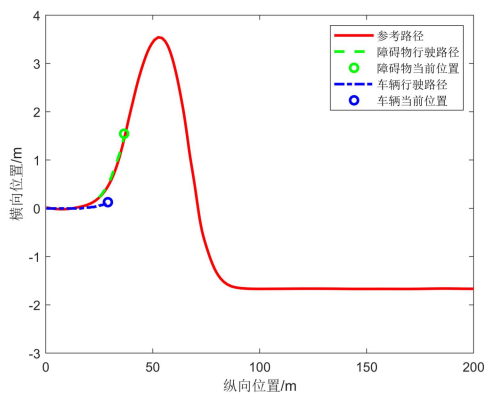
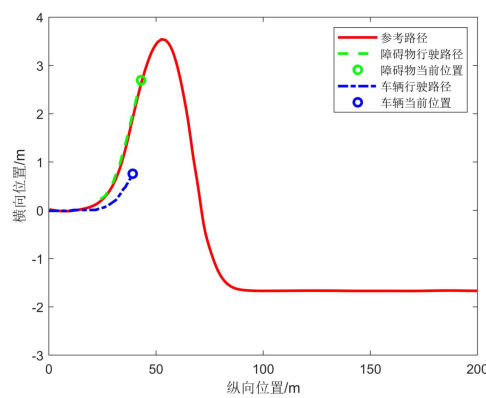


图 4-9 动态障碍物速度

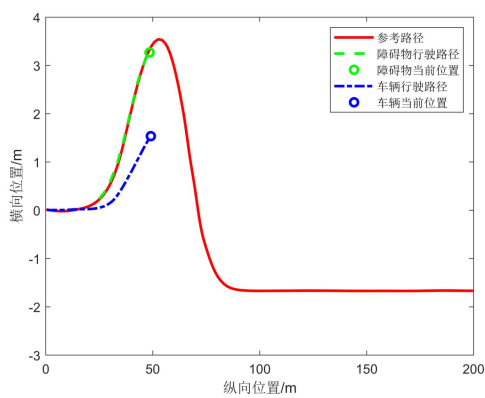
图 4-10 为不同时刻车辆与动态障碍物的位置关系图。



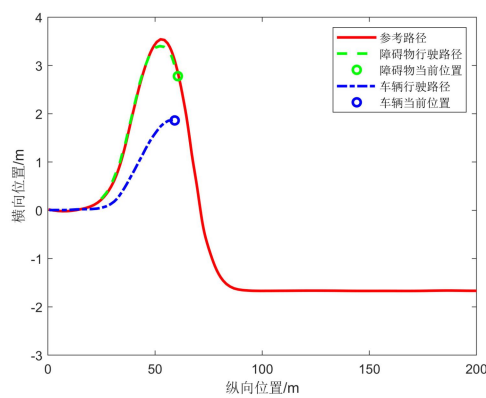
(a) 第 3s 的位置关系图



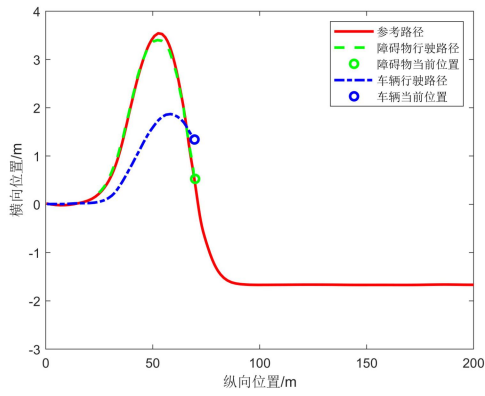
(b) 第 4s 的位置关系图



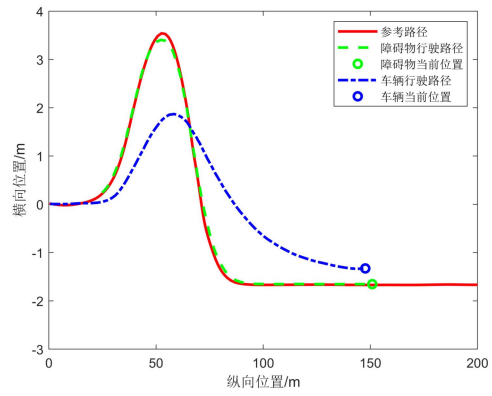
(c) 第 5s 的位置关系图



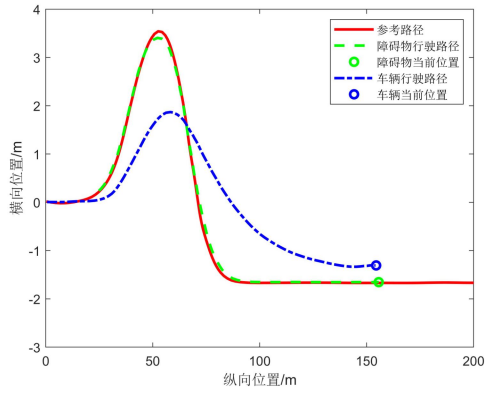
(d) 第 6s 的位置关系图



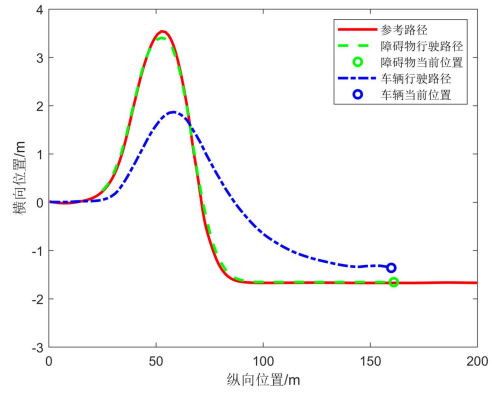
(e) 第 7s 的位置关系图



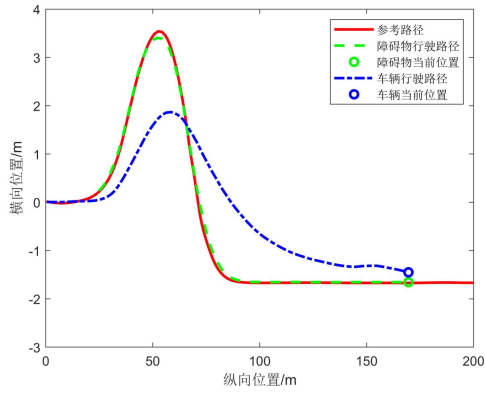
(f) 第 15s 的位置关系图



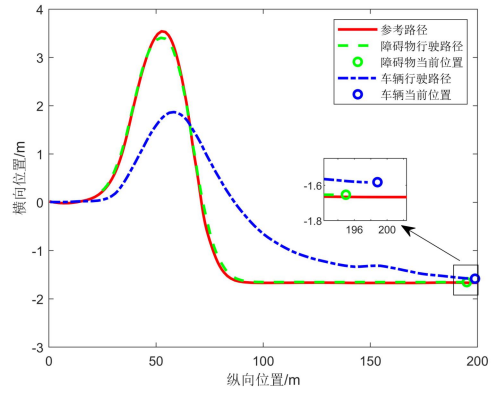
(g) 第 15.5s 的位置关系图



(h) 第 16s 的位置关系图



(i) 第 17s 的位置关系图



(j) 第 20s 的位置关系图

图 4-10 不同时刻车辆与动态障碍物的位置关系图

图 4-10 为车辆与动态障碍物在多个时刻的位置关系。由图 4-10(a)到图 4-10(e)可知，在 3s 至 7s 内，车辆速度比动态障碍物的速度快，如果车辆继续沿着参考路径行驶，就可能撞上动态障碍物。这时候局部路径规划控制器会立即重新规划出一条避开障碍物的路径，并将新路径传递给自适应模糊 MPC 控制器，自适应模糊 MPC 控制器则根据新路径调整车辆的转向，以确保车辆安全避开动态障碍

物。从图 4-10(f)到图 4-10(j)中可以看出,在 15s 至 20s 内,当车辆行驶到纵向位置 150m 处时远离了参考路径,这是因为前方突然又出现了动态障碍物,局部路径规划器迅速进行了路径重规划,确保目标车辆能够安全绕过动态障碍物,避免与之碰撞。在纵向位置 160m 后,动态障碍物的速度逐渐降低,车辆超过动态障碍物后逐渐接近参考路径。

车辆在躲避动态障碍物时的状态量变化如图 4-11 所示。

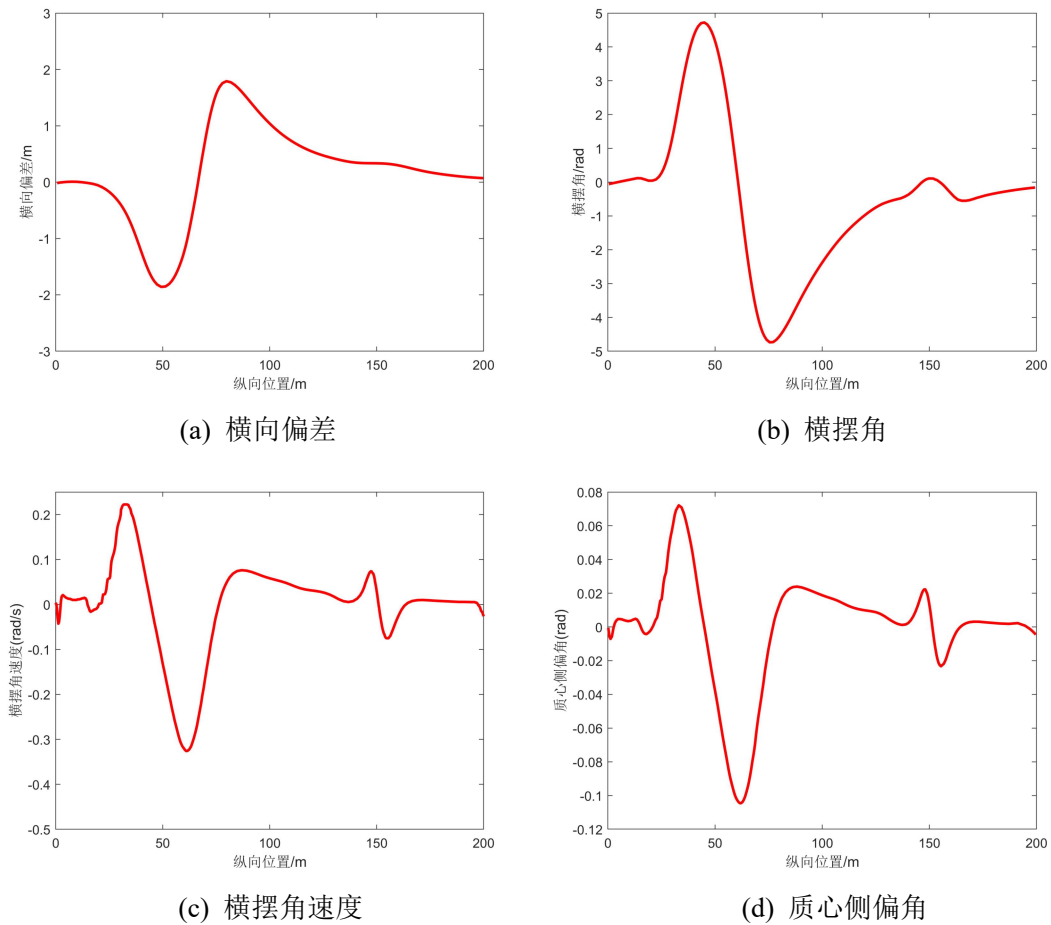


图 4-11 车辆躲避动态障碍物时的状态量变化

图 4-11(a)为车辆与双移线参考路径的横向偏差,可以看出车辆在第一次避开动态障碍物时横向偏差最大,最大偏差达到 1.8591m。当车辆行驶到纵向位置 80m 处也产生较大的横向偏差,此时车辆与双移线参考路径的横向偏差为 1.7916m,这是因为此位置参考路径的曲率较大。在纵向位置 150m 处车辆第二次避开动态障碍物,此时车辆与参考路径的横向偏差小幅增大,横向偏差增大到 0.3277m。避障完成后,车辆横向偏差逐渐减小并趋近于 0。图 4-11(b)为车辆的横摆角变化情况,由图可知车辆在第一次避开动态障碍物时横摆角最大,最大横

摆角达到 4.7379rad 。当车辆行驶到纵向位置 80m 处也产生了较大的横摆角，此时车辆的横摆角为 4.7032rad ，这是因为此位置参考路径的曲率较大，车辆需要更大的横摆角来完成转弯。在纵向位置 150m 处车辆第二次避开动态障碍物，此时车辆的横摆角出现小幅度振荡。避障完成后，车辆横摆角逐渐减小并趋近于 0 。在整个避障规划路径跟踪过程中，车辆的横摆角都没有出现大幅度振荡，表明车辆具有较好的行驶稳定性。图 4-11(c)为车辆在避开动态障碍物过程中的横摆角速度变化情况。由图可知，车辆在第一次避开动态障碍物时产生了较大的横摆角速度，此时车辆的横摆角速度为 0.2227rad/s 。当车辆行驶到纵向位置 60m 处附近横摆角速度最大，最大横摆角速度达到 0.3241rad/s 。在纵向位置 150m 处车辆第二次避开动态障碍物，此时车辆的横摆角速度出现小幅振荡。避障完成后，车辆的横摆角速度逐渐减小并趋近于 0 。在整个避障规划路径跟踪过程中，车辆的横摆角速度没有出现大幅度振荡且在控制器的约束范围内，可以反映车辆躲避动态障碍物过程中的稳定性。图 4-11(d)为车辆避开动态障碍物过程的质心侧偏角变化情况，同样能够反映车辆的行驶稳定性，由图可知，车辆在第一次避开动态障碍物时产生了较大的质心侧偏角为 0.0721rad 。当车辆行驶到纵向位置 60m 处附近质心侧偏角最大，最大质心侧偏角达到 0.1045rad 。在纵向位置 150 处车辆第二次避开动态障碍物，此时车辆的质心侧偏角出现小幅振荡。避障完成后，车辆的质心侧偏角逐渐减小并趋近于 0 。车辆在避开动态障碍物时，质心侧偏角始终保持在较低水平，且在控制器的约束范围内，表明车辆在避障路径跟踪过程中稳定性良好，能够有效调整车辆的行驶方向以避开动态障碍物。

4.5 本章小结

本章针对道路环境中可能出现障碍物的问题，建立了避障规划路径跟踪控制系统，主要包含了局部路径规划控制器和自适应模糊 MPC 控制器两个关键部分。首先，局部路径规划控制器根据车辆当前位置、目标位置以及障碍物的位置和形状等信息，生成一条安全、无碰撞的局部路径。然后，自适应模糊 MPC 控制器根据局部路径规划器生成的新路径，调整车辆的转向角度，确保车辆能够安全绕过障碍物并继续行驶。最后，通过 Carsim/Simlink 联合仿真平台验证了静态障碍

物和动态障碍物条件下控制系统的性能。实验结果表明，无论是在静态还是动态障碍物条件下，控制系统都能控制车辆有效地避开障碍物并稳定行驶，在面对复杂环境时具有良好的适应性和鲁棒性，为智能车辆的自主行驶提供了可靠的支持。

第 5 章 总结与展望

5.1 总结

本文基于模型预测控制算法，设计了 MPC 路径跟踪控制器，并重点研究其在低附着系数路面、大曲率路面和障碍物路面等复杂路况下相对应的优化策略。主要研究内容如下：

（1）阐述了模型预测控制算法的原理并将该算法应用于车辆路径跟踪控制中。首先，建立三自由度车辆动力学模型，同时利用 Pacejka 轮胎模型，准确地描述车辆的运动特性和轮胎与路面之间的相互作用。在此基础上，对车辆模型线性化处理并设计了 MPC 控制器。为了提高车辆在低附着系数路面下的行驶稳定性，在 MPC 控制器中引入侧向加速度约束，质心侧偏角约束，轮胎侧偏角约束等各种约束条件。最后，进行联合仿真实验，实验结果表明，引入约束条件的 MPC 控制器在低附着系数路面下具有良好的路径跟踪控制性能。

（2）为了解决大曲率路面下车辆路径跟踪精度和稳定性低的问题，首先对 MPC 控制器的预测时域进行分析，评估其对 MPC 控制器路径跟踪控制性能的影响。然后，结合模糊控制理论提出一种预测时域自适应调节策略，该策略能够根据车辆的纵向速度和道路曲率等实时信息智能地调节 MPC 控制器的预测时域。最后，在联合仿真平台中构建自适应模糊 MPC 控制器，并以不同车速进行仿真实验，验证了自适应模糊 MPC 控制器的有效性。

（3）道路环境中存在的障碍物会对车辆的路径跟踪控制造成干扰，针对这一问题，在路径跟踪控制器前引入局部路径规划控制器，提出局部路径规划控制器和自适应模糊 MPC 控制器相结合的控制策略。局部路径规划控制器根据车辆位置、参考路径以及障碍物信息，生成一条安全、无碰撞的局部参考路径。自适应模糊 MPC 控制器根据生成的局部参考路径，控制车辆的转向角度，确保车辆避开障碍物并继续跟踪预设的参考路径。最后，通过实验验证了无论是在静态障碍物还是动态障碍物条件下，所提出的控制策略均能有效地避开障碍物并保证车辆稳定行驶。

5.2 展望

本文主要基于模型预测控制算法,对复杂路况下车辆路径跟踪控制进行研究,取得了一定的研究成果,但仍有改进的空间,未来的工作可以从以下几个方面展开。

(1) 本文中对建立的车辆动力学模型进行了合理假设和理想化处理,在描述车辆动态特性方面存在不足。未来将通过引入更多的物理参数和考虑更多的外部因素,建立更加准确的车辆动力学模型,更好地捕捉车辆在复杂环境下的行驶特性。

(2) 在避障规划路径跟踪控制的过程中,参考路径上设置的是单个静态障碍物或动态障碍物,未考虑多障碍物和不同类型障碍物同时出现的情况,需要对控制器进一步优化,确保车辆在更加复杂的路况下安全行驶。

(3) 本文中对车辆路径跟踪控制器进行验证时,只进行了联合仿真实验,并未部署在实车上,未在真实道路上对本文设计的路径跟踪控制器进行验证,在后续的研究中可以将理论与实践相结合,通过实车试验验证所设计的控制器的性能。

参考文献

- [1] 林耿堃, 陈易凡, 危凡, 等. 碳中和目标下汽车保有量影响因素研究[J]. 交通运输部管理干部学院学报, 2021, 31(02): 37-48.
- [2] Zhao X B, Yin Z S, He Z W, et al. Indirect shared control strategy for human-machine cooperative driving on hazardous curvy roads[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2023, 8(3): 2257-2270.
- [3] Zhang J, Zhang B J, Zhang N, et al. A novel robust event-triggered fault tolerant automatic steering control approach of autonomous land vehicles under in-vehicle network delay[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2021, 31(7): 2436-2464.
- [4] 郭景华, 李富强, 罗禹贡. 智能车辆运动控制研究综述[J]. 汽车安全与节能学报, 2016, 7(02): 151-159.
- [5] Cheng S, Li L, Guo H Q, et al. Longitudinal collision avoidance and lateral stability adaptive control system based on MPC of autonomous vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(6): 2376-2385.
- [6] Aizat M, Qistina N, Rahiman W. A comprehensive review of recent advances in automated guided vehicle technologies: dynamic obstacle avoidance in complex environment towards autonomous capability[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-25.
- [7] Chen Q, Wang Y J, Song Y D. Tracking control of self-restructuring systems: a low-complexity neuroadaptive PID approach with guaranteed performance[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2023, 53(5): 3176-3189.
- [8] Chen G Y, Zhao X M, Gao Z H, et al. Dynamic drifting control for general path tracking of autonomous vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2023, 8(3): 2527-2537.
- [9] Liu M K, Chuor K, Rathinam S, et al. Lateral control of an autonomous and connected following vehicle with limited preview information[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2020, 6(3): 406-418.
- [10] Ju S, Wang J, Dou L Y. MPC-based cooperative enclosing for nonholonomic mobile agents under input constraint and unknown disturbance[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2023,

53(2): 845-858.

- [11] Zhai L, Wang C P, Hou Y H, et al. MPC-based integrated control of trajectory tracking and handling stability for intelligent driving vehicle driven by four hub motor[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(3): 2668-2680.
- [12] Zhu D F, Li H R, Zhao C Y, et al. Trajectory tracking of autonomous vehicle based on model predictive control with PID feedback[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(2): 2239-2250.
- [13] Marino R, Scalzi S, Netto M. Nested PID steering control for lane keeping in autonomous vehicles[J]. Control Engineering Practice, 2011, 19(12): 1459-1467.
- [14] Park M, Lee S, Han W. Development of steering control system for autonomous vehicle using geometry-based path tracking algorithm[J]. ETRI Journal, 2015, 37(3): 617-625.
- [15] 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(05): 382-387.
- [16] Shi Z J, Bao H, Pan F, et al. An adaptive-PID path tracking algorithm based on high accuracy driving map for an autonomous vehicle[J]. International Journal of Simulation Systems, Science&Technology, 2016, 17(30): 1-7.
- [17] Jond H B, Platoš J. A disturbance activation approach to collision avoidance autonomous driving[C]// 2019 5th Iranian Conference on Signal Processing and Intelligent Systems (ICSPIS). Shahrood, Iran: IEEE, 2019: 1-6.
- [18] Yoo J. A study of the combination of LQR control and PILCO reinforcement learning[J]. Journal of Institute of Control, 2019, 25(10): 891-895.
- [19] Fan Z S, Chen H. Study on path following control method for automatic parking system based on LQR[J]. SAE International Journal of Passenger Cars-Electronic and Electrical Systems, 2016, 10: 41-49.
- [20] Liu R Q, Wei M X, Zhao W Z. Trajectory tracking control of four wheel steering under high speed emergency obstacle avoidance[J]. International Journal of Vehicle Design, 2018, 77(1-2): 1-21.
- [21] 熊璐, 杨兴, 卓桂荣, 等. 无人驾驶车辆的运动控制发展现状综述[J]. 机械工程学报, 2020, 56(10): 127-143.

- [22] Macadam C, Charles C. Application of an optimal preview control for simulation of closed-loop automobile driving[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 2007, 11(6): 393-399.
- [23] Macadam C, Johnson E. Application of elementary neural networks and preview sensors for representing driver steering control behaviour[J]. Vehicle System Dynamics, 1996, 25(1): 3-30.
- [24] Guo K, Guan H. Modelling of driver/vehicle directional control system[J]. Vehicle System Dynamics, 1993, 22(3-4): 141-184.
- [25] Ding H, Guo K, Fang W, et al. An analytical driver model for arbitrary path following at varying vehicle speed[J]. International Journal of Vehicle Autonomous Systems, 2007, 5(3/4): 204-218.
- [26] Yim S. Preview controller design for vehicle stability with V2V communication[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(6): 1497-1506.
- [27] Kaldas M, Soliman A, Abdallah A, et al. Road preview control for active suspension system[J]. SAE International Journal of Vehicle Dynamics, Stability, and NVH, 2022, 6(4): 371-383.
- [28] 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.
- [29] 贺伊琳, 马建, 杨舒凯, 等. 融合预瞄特性的智能电动汽车稳定性模型预测控制研究[J]. 汽车工程, 2023, 45(05): 719-734.
- [30] 王丽娟, 关龙新, 张明华, 等. 运用路径动态预览模型的低速智能汽车侧向跟踪控制研究[J]. 机械科学与技术, 2024, 43(01): 141-149.
- [31] 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.
- [32] Kanchwala H, Bezerra Viana I, Aouf N. Cooperative path-planning and tracking controller evaluation using vehicle models of varying complexities[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2020, 235(16): 2877-2896.

-
- [33] Hassan A, Ruiz-Moreno S, Frejo J R D, et al. Neural-network based MPC for enhanced lateral stability in electric vehicles[J]. IEEE Access, 2024, 12: 23265-23278.
 - [34] Wang H Y, Liu B, Ping X Y, et al. Path tracking control for autonomous vehicles based on an improved MPC[J]. IEEE Access, 2019, 7: 161064-161073.
 - [35] 陈龙, 邹凯, 蔡英凤, 等. 基于 NMPC 的智能汽车纵横向综合轨迹跟踪控制[J]. 汽车工程, 2021, 43(2): 153-161.
 - [36] Miu B R, Han C. Intelligent vehicle obstacle avoidance path tracking control based on adaptive model predictive control[J]. Mechanical Sciences, 2023, 14: 247-258.
 - [37] Liu H B, SUN J H, Cheng K W E. A two-layer model predictive path-tracking control with curvature adaptive method for high-speed autonomous driving[J]. IEEE Access, 2023, 11: 89228-89239.
 - [38] Yang H J, He Y Q, Xu Y, et al. collision avoidance for autonomous vehicles based on MPC with adaptive APF[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9(1): 1559-1570.
 - [39] Brown M, Funke J, Erlien S, et al. Safe driving envelopes for path tracking in autonomous vehicles[J]. Control Engineering Practice, 2017, 61: 307-316.
 - [40] Mohseni F, Frisk E, Nielsen L. Distributed cooperative MPC for autonomous driving in different traffic scenarios[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2021, 6(2): 299-309.
 - [41] 李军, 唐爽, 周伟. 考虑车辆稳定性的模型预测路径跟踪方法[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 2019, 40(05): 574-579.
 - [42] 张维刚, 张朋, 韦昊, 等. 一种基于 LTV MPC 改进的无人驾驶汽车路径跟踪控制算法[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2021, 48(10): 67-73.
 - [43] Sherif M M, Ahmed A M, Moustafa A M, et al. Optimal control of lane keeping system using simulated annealing and linear quadratic regulator[C]// 2019 15th International Computer Engineering Conference (ICENCO). Cairo, Egypt: IEEE, 2019: 1-5.
 - [44] Swain S K, Rath J J, Veluvolu K C. Neural network based robust lateral control for an autonomous vehicle[J]. Electronics, 2021, 10(4): 510.
 - [45] 吴施鹏, 刘冉冉, 颜海彬, 等. 基于模型预测的无人车路径跟踪优化控制[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2020, 34(12): 36-44.
 - [46] 梁军, 朱方博, 蔡英凤, 等. 面向复杂曲率变化的智能车路径跟踪控制[J]. 汽车工程,

- 2021, 43(12): 1771-1779.
- [47] Richalet J, Rault A, Testud J L, et al. Model predictive heuristic control[J]. Automatica (journal of IFAC), 1978, 14(5): 413-428.
- [48] 徐祖华. 模型预测控制理论及应用研究[D]. 浙江: 浙江大学, 2004.
- [49] 曾志文, 卢惠民, 张辉, 等. 基于模型预测控制的移动机器人轨迹跟踪[J]. 控制工程, 2011, 18(S1): 80-85.
- [50] Shi P C, Li L, Ni X, et al. Intelligent vehicle path tracking control based on improved MPC and hybrid PID[J]. IEEE Access, 2022, 10: 94133-94144.
- [51] Liu K W, Li N, Tseng H E, et al. Interaction-aware trajectory prediction and planning for autonomous vehicles in forced merge scenarios[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(1): 474-488.
- [52] 梁艺潇, 李以农, Khajepour A, 等. 基于转向与主动横摆力矩协调的四轮驱动智能电动汽车路径跟踪控制[J]. 机械工程学报, 2021, 57(06): 142-155.
- [53] 段顺昌, 许男, 石琴, 等. 考虑迟滞特性的轮胎纵向动力学模型[J]. 机械工程学报, 2023, 59(12): 364-372.
- [54] 郭孔辉. UniTire 统一轮胎模型[J]. 机械工程学报, 2016, 52(12): 90-99.
- [55] Falcone P. Nonlinear model predictive control for autonomous vehicles[M]. Benevento: Università del Sannio, 2007.
- [56] Pacejka H B, Sharp S R. Shear force development by pneumatic tyres in steady state conditions: a review of modelling aspects[J]. Vehicle System Dynamics, 1991, 20(3-4): 121-175.
- [57] 王国栋, 刘洋, 李绍松, 等. 基于轮胎状态刚度预测的极限工况路径跟踪控制研究[J]. 自动化学报, 2022, 48(06): 1590-1600.
- [58] 许男, 张紫薇, 杨宇航, 等. 考虑参数不确定性的 UniTire 轮胎模型与车辆稳定性分析[J]. 机械工程学报, 2022, 58(16): 247-257.
- [59] Ru Y, Guo H Y, Sun Z P, et al. MPC-based regional path tracking controller design for autonomous ground vehicles[C]// 2015 IEEE International Conference on Systems, man, and Cybernetics. Hong Kong, China: IEEE, 2015: 2510-2515.
- [60] 李斯旭, 徐彪, 胡满江, 等. 基于动力学模型预测控制的铰接车辆多点预瞄路径跟踪方

- 法[J]. 汽车工程, 2021, 43(08): 1187-1194.
- [61] 王志文, 辛鹏, 孙洪涛, 等. 基于收缩约束模型预测控制的无人车辆路径跟踪[J]. 控制与决策, 2021, 6(2): 1-10.
- [62] Falcone P, Eric Tseng H, Borrelli F, et al. MPC-based yaw and lateral stabilisation via active front steering and braking[J]. Vehicle System Dynamics, 2008, 46(1): 611-628.
- [63] 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(05): 514-521.
- [64] Zhang J D, Zhang L P, Liu S S, et al. Event-triggered adaptive fuzzy approach-based lateral motion control for autonomous vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9(1): 1260-1269.
- [65] 高彤, 王贵君. 基于模糊相似度的广义 Mamdani 模糊系统及其逼近[J]. 模糊系统与数学, 2018, 32(01): 137-143
- [66] 金辉, 鲁坤. 基于多参数自适应优化的智能车轨迹跟踪[J]. 中国公路学报, 2023, 36(05): 260-272.
- [67] 范贤波, 彭育辉, 钟聪. 基于自适应 MPC 的自动驾驶汽车轨迹跟踪控制[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2021, 49(04): 500-507.
- [68] 谢辉, 刘爽爽. 基于模型预测控制的无人驾驶汽车横纵向运动控制[J]. 汽车安全与节能学报, 2019, 10(3): 326-333.
- [69] Xia Y Q, Pu F, Li S F, et al. Lateral path tracking control of autonomous land vehicle based on ADRC and differential flatness[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(5): 3091-3099.
- [70] 谈庆明. 量纲分析[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2005.
- [71] Xie Z X, Wu Y F, Gao J P, et al. Emergency obstacle avoidance system of driverless vehicle based on model predictive control[C]// 2021 International Conference on Advanced Mechatronic Systems. Tokyo, Japan: IEEE, 2021: 22-27.
- [72] 邓涛, 李鑫. 基于模型预测控制的智能车辆避障跟踪仿真[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(08): 1556-1566.
- [73] Eklund J M, Sprinkle J, Sastry S S. Switched and symmetric pursuit/evasion games using online model predictive control with application to autonomous aircraft[J]. IEEE

Transactions on Control Systems Technology, 2011, 20(3): 604-620.

- [74] 邓海鹏, 麻斌, 赵海光, 等. 自动驾驶车辆紧急避障的路径规划与轨迹跟踪控制[J]. 兵工学报, 2020, 41(03): 585-594.

攻读硕士期间取得的学术成果

- [1] 周骏, 韩超. 基于模型预测控制的车辆路径跟踪控制研究[J]. 安徽工程大学学报, 2024, 39(6). (已录用)
- [2] 韩超, 周骏, 陆小磊, 等. 一种基于车路云一体化的车辆航向角计算方法及装置[P]. 中国专利: CN202310334571.8. (实审中)

致谢

首先，我要向我的导师韩超教授表示最深的敬意和感激。从论文的选题、构思到最终完成，导师都给予了我无微不至的指导和关怀。导师严谨的学术态度、深厚的专业知识以及高尚的人格魅力，都深深影响着我，使我在学术道路上不断前行。

同时，我也要感谢所有在论文写作过程中给予我帮助和支持的老师、同学和朋友们。他们的建议和意见，使我能够不断完善论文，提高论文的质量。在论文写作过程中，我们相互鼓励、相互支持，共同度过了许多难忘的时光。

此外，我还要感谢我的家人，他们一直是我坚实的后盾。在我写作论文的过程中，他们给予了我无限的关爱和支持，让我能够安心地专注于学业。他们的支持，是我不断前行的动力。

最后，我要感谢母校安徽工程大学为我提供的良好的学术环境和资源，让我能够在这里完成我的硕士学业。在未来的日子里，我将继续努力，不断学习，为学术事业贡献自己的力量。

再次感谢所有给予我帮助和支持的人，你们的付出和关爱，我将永远铭记在心。

尚模敦学 唯实惟新

