

分 类 号: TP273
研究生学号: 2020522052

单位代码: 10183
密 级: 公 开



吉 林 大 学

硕士学位论文

(学 术 学 位)

保证实时性的商用车队列纵横向协同控制
Longitudinal and Lateral Cooperative Control of Truck
Platoons in Real Time

作 者 姓 名: 盛恩聪
专 业: 控制科学与工程
研 究 方 向: 商用车编队控制
指 导 教 师: 于树友 教授
培 养 单 位: 通信工程学院

2023 年 5 月

保证实时性的商用车队列纵横向协同控制

Longitudinal and Lateral Cooperative Control of Truck
Platoons in Real Time

作者姓名：盛恩聪

专业名称：控制科学与工程

指导教师：于树友 教授

学位类别：工学硕士

答辩日期：2023 年 05 月 28 日

摘要

车辆队列作为智能交通系统中的研究热点，有助于缓解交通拥堵、降低燃油消耗。传统的队列纵横向解耦控制策略忽略了车辆的强耦合非线性，难以保证控制精度。横纵向耦合预测控制策略虽提高了控制精度，却通常无法保证实时性能。基于Koopman算子理论，本文提出了一种保证实时性的商用车队列纵横向协同控制算法，主要研究内容如下：

基于车辆及车辆队列系统的输入输出数据，本论文分别采用动态模式分解算法（Dynamic Mode Decomposition with Control, DMDC）与扩展动态模式分解算法（Extended Dynamic Mode Decomposition, EDMD）有限维近似Koopman算子，将车辆及车辆队列系统“全局”线性化，构建Koopman线性模型。相比于局部线性化方法，Koopman算子可在复杂行驶工况下保证线性化精度。

车辆速度跟踪控制是车辆队列控制的重要基础，本文基于Koopman算子理论提出了一种商用车纵横向协同速度跟踪控制算法。构建了考虑轮胎非线性的车辆五自由度动力学模型，并基于此非线性模型获取系统数据。基于Koopman线性车辆模型设计预测控制器，可将非凸优化问题转化为凸优化问题，明显降低在线计算负担。最后，Matlab/Trucksim联合仿真实验结果表明所提控制算法可有效跟踪参考速度信号，并具备良好的实时性能。

考虑路面附着系数变化对商用车队列行驶安全性的影响，本文基于Koopman算子理论提出了一种考虑路面附着系数变化的商用车队列纵横向协同控制算法。以五自由度车辆动力学模型与车道保持模型为基础，建立了商用车队列横纵一体化模型，并获取了不同路面附着系数下的队列系统数据。基于路面附着系数低敏感的线性队列模型，设计了分布式预测控制器。最后，Matlab/Trucksim联合仿真实验结果表明所提队列控制算法提高了商用车队列对路面附着系数变化的鲁棒性。

关键词：

商用车队列，纵横向协同控制，Koopman算子，模型预测控制，实时控制

Abstract

Vehicle platoon, a focus of research in the field of intelligent transportation, is conducive to reduce traffic congestion and fuel consumption. The significant coupling non-linearity of the vehicle is ignored by the conventional longitudinal and lateral decoupling control strategy, making it challenging to guarantee control accuracy. Although the longitudinal and lateral coupling predictive control technique improves the control accuracy, the real-time performance typically cannot be guaranteed. Based on the Koopman operator theory, this paper proposes a longitudinal and lateral cooperative control strategy of truck platoons in real time. The main research contents are as follows:

Based on the input and output data of truck and truck platoon systems, this paper adopts Dynamic Mode Decomposition with Control (DMDc) and Extended Dynamic Mode Decomposition (EDMD) algorithms approximate the Koopman operator in finite dimension, which can linearize truck and truck platoon systems "globally" and construct Koopman linear models. Compared with the local linearization method, the Koopman operator can guarantee the linearization accuracy under complex driving conditions.

Vehicle velocity tracking control is an important basis of vehicle platoon control. In this paper, a longitudinal and lateral cooperative velocity tracking control strategy of trucks is proposed based on the Koopman operator theory. A five-degree-of-freedom (5-DOF) dynamics model of the vehicle considering tire nonlinearity is constructed, and system data are obtained based on this nonlinear model. A linear model predictive controller is designed based on Koopman linear vehicle model, which can transform non-convex optimization problems into convex optimization problems and obviously reduce the online computational burden. Finally, Matlab/Trucksim co-simulation results show that the proposed control algorithm can effectively track the reference velocity signals and has good real-time performance.

Considering the influence of road surface adhesion coefficient variation on the driving safety of truck platoons, this paper proposes a longitudinal and lateral cooperative control algorithm of truck platoons considering the variation of road adhesion coefficients based on Koopman operator theory. Based on the 5-DOF dynamics model and the lane keeping model, the longitudinal and lateral integrated model of the truck platoon is established, and the input and output data of the platoon system under different road adhesion coefficients are obtained. A distributed linear model predictive controller is designed based on a linear platoon model with low sensitivity of road adhesion coefficients. Finally,

Matlab/Trucksim co-simulation results show that the proposed platoon control algorithm improves the robustness of truck platoons to the variation of road adhesion coefficients.

Key Words:

Truck platoon, Longitudinal and lateral cooperative control, Koopman operator, Model predictive control, Real-time control

目 录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题研究背景及意义.....	1
1.2 车辆队列研究现状.....	2
1.2.1 车辆队列模型.....	4
1.2.2 车辆队列控制策略.....	6
1.2.3 当前研究中存在的不足.....	9
1.3 本文主要研究内容及结构	10
第 2 章 Koopman 算子理论及模型预测控制算法	13
2.1 Koopman 算子理论.....	13
2.1.1 Koopman 算子定义.....	13
2.1.2 Koopman 算子谱分解.....	14
2.2 Koopman 算子有限维近似.....	15
2.2.1 动态模式分解算法.....	15
2.2.2 扩展动态模式分解算法.....	17
2.3 非线性模型预测控制器设计	18
2.4 本章小结.....	20
第 3 章 商用车纵横向协同速度跟踪控制	21
3.1 引言.....	21
3.2 车辆动力学建模及验证.....	21
3.2.1 五自由度车辆动力学模型.....	21
3.2.2 非线性轮胎模型.....	23
3.2.3 动力学模型验证.....	25
3.3 基于 Koopman 算子的车辆动力学线性模型.....	28
3.3.1 Koopman 线性模型.....	28
3.3.2 Koopman 线性模型验证.....	30
3.4 车辆纵横向协同速度跟踪控制器设计	33
3.4.1 线性模型预测控制器设计.....	33
3.4.2 纵横向协同速度跟踪控制器验证.....	36
3.5 本章小结.....	41
第 4 章 考虑路面附着系数变化的商用车队列纵横向协同控制	43
4.1 引言.....	43
4.2 车辆队列横纵一体化模型	43
4.3 路面附着系数低敏感的线性队列模型	47
4.3.1 非线性队列模型的“全局”线性化.....	48

4.3.2 线性队列模型验证.....	51
4.4 分布式模型预测控制器设计	57
4.4.1 控制目标.....	57
4.4.2 优化问题描述.....	58
4.5 仿真结果及分析.....	59
4.6 本章小结.....	74
第5章 全文总结与展望	75
5.1 全文总结.....	75
5.2 未来工作展望.....	76
参考文献.....	77

第1章 绪论

1.1 课题研究背景及意义

随着经济的高速发展，我国汽车保有量逐年增加。据公安部统计，截至2022年9月底，全国汽车保有量达3.15亿辆，其中商用车保有量已突破3000万辆^[1]。庞大的汽车保有量在充分保障人们的生产生活的同时，引发了交通安全、交通拥堵、能源消耗等社会问题。据相关统计，我国已有约81%的城市存在严重的交通拥堵^[2]。此外，每年因操作失误、疲劳驾驶等人为因素引发的交通事故占事故总数的90%以上^[3]，而商用车因质量大、质心位置偏高等原因，相较于乘用车更易发生严重交通事故。据统计，2016年各类货车所导致的交通事故共占事故总数的67.7%，其中重型货车所导致的事故占比更是高达47.08%^[4]。另一方面，目前的汽车动力来源仍以石油为主，工信部相关数据显示我国汽车燃油消耗量占石油年消耗量的一半左右，其中商用车燃油消耗量占汽车燃油总消耗量的比重高达49.2%^[5]。因此，进一步提高汽车行驶安全性、高效性、燃油经济性逐渐成为汽车产业的发展方向及当前学术研究热点之一。



图 1.1 交通拥堵



图 1.2 交通事故

在这一背景下，有效利用先进的信息通讯、自动控制和计算机等技术的智能交通系统(Intelligent Transportation System, ITS)应运而生，并且与5G、大数据、人工智能等前沿技术相融合，旨在构建实时、准确、高效的交通系统。作为智能交通系统中不可或缺的一环，智能网联汽车(Intelligent Connected Vehicle, ICV)可通过环境感

知^[6]、精确定位^[7]、决策规划^[8]、协同控制^[9]等技术实现车辆的自动驾驶,极大的改善驾驶安全性与舒适性。近年来,世界各国都积极推进智能网联汽车的发展。美国交通部发布《准备迎接未来交通:自动驾驶汽车3.0》;欧洲发布《阿姆斯特丹宣言》,对智能网联汽车的发展进行规划^[10];中国制订了一系列智能网联汽车的发展战略,发布《中国制造2025》与《智能汽车创新发展战略》,规划了智能网联汽车的发展方向及目标。

在智能汽车领域,单个车辆的自动驾驶控制虽可提高驾驶安全,但是无法有效降低燃油消耗、提高道路通行效率^[11, 12]。相比之下,作为智能交通系统的研究热点之一的智能车辆队列具有更显著的优势。智能车辆通过车间通信(Vehicle-to-Vehicle, V2V)^[13]、传感技术获取周围车辆及环境信息,准确控制车辆按照期望速度、路径行驶,并保持期望车间距,实现协同式队列巡航、跟随与驶离^[14]。智能车辆通过组成队列的方式,使多辆智能车以较小车间距行驶,明显提高了道路空间利用率,可在一定程度上缓解交通拥堵问题。队列中各智能车辆通过获取周围车辆的运动状态信息,输出相应的控制动作以实现队列形式的行驶,可极大的提高驾驶安全性,有效减少由操作失误引发的交通事故。另一方面,当多个智能车辆组成队列时,前后车的空气动力学特性将会发生变化,使车辆行驶空气阻力明显减小,进而节约燃油消耗。研究表明,相较于单车行驶,两车呈队列形式行驶时前车可节约0.5%-5%燃油,后车可节约5%-15.5%燃油^[15, 16]。

综上所述,车辆的队列控制的不断研究与完善将有效推动智能车辆系统的实际应用进程,具有重要的经济与社会意义。实时的队列控制是车辆队列应用的前提与基础,本文将研究商用车队列控制技术,结合车辆动力学与Koopman算子理论对车辆队列系统进行建模分析,并利用纵横向协同控制算法实现商用车队列的实时、准确控制,对促进车辆队列控制的研究具有一定的意义。

1.2 车辆队列研究现状

关于车辆队列行驶的研究最早起源于20世纪60年代,美国麻省理工学院的W.Levine最先提出车辆队列行驶中协同控制方面的问题^[17]。上世纪80年代,美国提出PATH (Partners for Advanced Transit and Highways) 计划^[18],该计划对队列的控制框架、控制目标、队列中车辆的传感和执行等进行了深入的研究,并实现了由8辆车组成的自动驾驶队列的高速行驶。随后,日本提出了Energy ITS计划^[16];欧盟提出SARTRE (Safe Road Trains for the Environment) 项目^[19],并与沃尔沃公司完成了真实交通环境下的队列行驶测试。此外,DATP (Driver Assistant Truck Platoon) 项目^[20]于2015年实现了商用车队列控制测试,COMPANION (Cooperative dynamic

formation of platoons for safe and energy-optimized goods transportation) 项目^[21]于同年实现了组成与解除队列等场景下的控制算法测试。



图 1.3 美国PATH计划



图 1.4 日本Energy ITS计划



图 1.5 欧洲SARTRE项目



图 1.6 COMPANION项目

在智能车辆队列研究中，我国虽起步较晚，但近年来不断加大对智能车辆的研发投入。目前，我国已取得显著的研究成果。百度Apollo无人驾驶异质车辆队列完成了在港珠澳大桥上的“8”字交叉跑协同控制实验^[22]；长安进行了55辆CS55型的多车辆队列实验，成功挑战“最大规模自动驾驶车巡游”吉尼斯记录^[23]；中国重汽、东风商用车、福田汽车共同进行了商用车队列跟驰标准公开验证实验，完成了加速、减速、换道等测试项目^[24]。

目前，在智能车辆队列协同控制的研究中，车辆队列建模以及队列控制策略是两个至关重要的研究热点，引发了国内外学者的广泛关注。本文将从这两个主要研究方向出发，介绍国内外车辆队列研究现状。



图 1.7 百度Apollo车辆队列控制实验



图 1.8 长安车辆队列控制实验

1.2.1 车辆队列模型

建立合适的车辆队列模型是实现智能车辆队列控制的基础和关键环节，目前通常通过单个车辆的建模来实现整个队列的建模与分析。根据建模时对车辆运动特性的不同考量，车辆队列建模策略可以分为纵向建模策略、横向建模策略、纵横向耦合建模策略。

(1) 纵向建模策略

当研究车辆队列的纵向行驶特性时，通常采用一阶积分模型、二阶积分模型、三阶积分模型以及非线性模型。一阶积分模型以车辆的速度为输入，以车辆的纵向位移作为输出，是可以描述车辆纵向运动特性的最简单的模型。文献 [25] 基于一阶积分模型提出了一种最优局部反馈控制算法，实现了在考虑邻近车辆位置信息交互情况下的一维编队控制；文献 [26] 基于一阶积分模型提出了一种纵向车辆队列的分布式一致性控制方法，并通过三车队列的行驶测试验证了所提出的控制方法的有效性。相比于一阶积分模型，二阶积分模型引入加速度作为模型输入，并设置模型输出为纵向位置与纵向速度。文献 [27] 基于二阶积分模型提出了一种分散式双向控制算法，显著提高了闭环稳定性裕度；文献 [28] 考虑邻近车辆信息交互作用，基于二阶积分模型对车辆队列的稳定性与鲁棒性进行了研究。但是一阶与二阶积分模型忽略了车辆纵向运动中的许多影响因素，如发动机的惯性延迟等，模型精度较低，并且在实际应用时仍需将控制器得到的控制输入转化为车辆的驱动/制动力矩等实际控制输入，具有一定的局限性。

目前较为常用的纵向车辆模型为三阶积分模型，其考虑了发动机惯性延迟，将发动机的控制输入作为输入，并设置模型输出为加速度、纵向速度、纵向位置。文献 [29] 采用三阶积分模型描述队列中各子车辆的运动，提出了一种分散交迭控制算法；文

献 [30] 基于三阶积分模型提出了一种分级控制算法, 对自动驾驶队列的燃油效率与安全控制问题进行了研究。

此外, 非线性模型考虑了车辆纵向动力学特性, 包括发动机、气动阻力、滚动阻力等, 具有较高的模型准确度, 但模型复杂度进一步增加。文献 [31] 基于纵向非线性动力学模型分析了重型车辆队列行驶安全距离标准的问题; 文献 [32] 基于纵向非线性模型提出了一种分布式自适应滑模控制算法, 以克服交互拓扑与车辆纵向动力学参数的不确定性。

(2) 横向建模策略

在实际应用中, 车辆队列难以仅进行纵向行驶。车辆队列的横向运动特性同样是研究热点之一, 目前通常基于轨迹跟踪或车道保持对其进行研究。因此, 在横向建模策略中, 反映车辆横向运动特性的二自由度单轨动力学模型及车道保持模型得到了广泛应用。二自由度动力学模型假设纵向速度保持不变, 忽略车辆纵向上的驱动/制动力, 只考虑车辆的横向与横摆方向的运动。文献 [33] 基于二自由度动力学模型对车辆队列横向控制进行研究, 在所提出控制算法下分析了模型不确定性对队列横向串稳定性的影响; 文献 [34] 基于二阶积分模型与二自由度横向动力学模型提出了一种纵横向联合控制算法, 考虑了安全性、舒适性与执行器约束, 使车辆队列可在指定车道内稳定行驶。车道保持模型可描述车辆相对于车道线的运动状态, 文献 [35] 基于横向动力学模型及车道保持模型, 利用控制不变性提出了一种扰动解耦控制器, 实现了未知扰动下的车辆控制。

(3) 纵横向耦合建模策略

由于车辆纵向与横向运动是耦合的, 为更准确的分析车辆的横纵耦合特性, 目前通常采用车辆运动学模型、三自由度动力学模型、五自由度动力学模型等进行车辆建模与分析。

车辆运动学模型反映了车辆的运动学规律, 能够描述车辆的速度、横摆角以及纵横向位置变化。文献 [36] 基于运动学模型提出了一种跟踪车辆协同路径跟踪控制算法, 可在车联网环境下以最小通信量实现多车辆协作控制。但当车辆高速行驶时, 简单的运动学模型难以准确描述车辆的运动状态, 严重损害车辆队列行驶安全。

为了更精确的描述车辆的耦合运动特性, 在二自由度横向动力学模型基础上增加了纵向速度自由度, 以轮胎工作在线性范围为基础, 建立了三自由度车辆动力学模型。文献 [37] 基于三自由度非线性动力学模型提出了一种耦合式转向与速度控制算法, 有效提高了控制器性能; 文献 [38] 基于三自由度动力学模型提出了一种考虑车辆纵横向耦合特性的协调运动控制算法, 在线处理车辆动力学约束, 可有效跟踪期望轨迹。

当商用车队列高速通过大曲率道路、湿滑道路时, 轮胎非线性特性显著。而三自

由度模型由于假设轮胎仅工作在线性范围,在此工况下存在明显的局限性,将影响商用车队列横向行驶安全性。五自由度动力学模型在三自由度模型的基础上,引入了车轮自由度,并考虑了车辆在行驶时轮胎非线性的影响,进一步提高了模型准确度。文献 [39]基于五自由度动力学模型提出了一种用于四轮独立电机驱动电动汽车的纵横向协调控制算法,保证了车辆的横向稳定性;文献 [40]基于五自由度动力学模型研究了自主车队系统的动力学特性和稳定性,指出轮胎非线性严重影响高速跟随行驶中自主车队系统的稳定性。

1.2.2 车辆队列控制策略

迄今为止,国内外学者在车辆队列的控制策略方面做了大量的研究。目前关于车辆队列的控制结构主要可以分成两类:集中式控制^[41-43]与分布式控制^[44-46]。集中式控制由一个主控单元处理队列中各车辆的环境和状态信息,向各跟随车发送控制指令,从而实现车辆队列的统一协调控制。但是集中式控制对处理器计算能力要求较高,容错性、灵活性和适应性较差。分布式控制可以将复杂的车辆队列控制问题分解成各个跟随车辆的控制问题,通过处理环境信息、自身及相邻车的车辆状态信息完成自车的控制,从而实现整个车辆队列的控制。相比于集中式控制,分布式控制策略可有效降低控制器计算负担,且容错性较高,得到了广泛的研究。本文将以分布式控制策略为背景,分别介绍车辆队列的纵向控制策略、横向控制策略、纵横向综合控制策略。

(1) 纵向控制策略

车辆队列的纵向控制是指通过车间通信技术或者传感器技术获取其他车辆及自车的速度、加速度、位置等信息,控制器输出控制信号,实现对队列中各个跟随车辆的控制,保证同车辆队列中的各车以相同的纵向速度行驶的同时,相邻车之间保持所设置的期望车间距。

基于纵向车辆队列建模的研究,国内外学者在控制器设计方面已取得一系列的研究成果。文献 [47]提出了一种迭代加权 l_1 范数算法,降低了分布式控制器所需的通信链路,并在一阶积分车辆队列控制中验证了所提出算法的有效性;文献 [48]基于二阶积分模型提出了一种新型的协同自适应控制算法,有效提高了响应速度与稳定性。一阶或二阶车辆纵向模型未能考虑车辆内部动力学的一些特征,所设计的控制器可能会导致实际驾驶条件下的不稳定性^[49]。目前,基于三阶积分模型的控制器设计通常采用反馈线性化方法及分层控制结构,上层负责对期望速度、距离跟踪,下层负责控制执行器实现控制动作。文献 [50]提出了一种分层控制算法,上层为反馈线性化控制器,基于反

馈线性化方法简化三阶积分模型，下层控制为双向比例微分控制器；文献 [51] 采用分层控制器设计框架，上层为反馈线性化控制器，下层为 H_∞ 控制器，进一步提高了鲁棒性与串稳定性。

队列稳定性和队列行驶安全性一直是纵向车辆队列控制研究的重点，队列稳定性要求扰动在沿着队列传播时不会向后放大，行驶安全性即队列中相邻各车保持安全距离，防止碰撞。文献 [52] 提出了一种分布式滚动时域控制算法，提高了队列控制系统的稳定性与串稳定性；文献 [53] 考虑到车辆队列的非线性加速度的不确定性，提出一种自适应积分滑模控制算法，并对车辆队列的稳定性进行了研究。目前，车辆队列的通信拓扑结构主要有前车跟随 (Predecessor Following, PF)、前车-领航车跟随 (Predecessor-Leader Following, PLF)、双向跟随 (Bidirectional, BD)、两前车跟随 (Two Predecessor Following, TPF) 等 [54]，如图 1.9 所示。不同的通信拓扑结构将会影响队列控制的串稳定性 [55]，文献 [56] 研究了通信拓扑结构对同质车辆队列的内部稳定性和可扩展性的影响；文献 [57] 提出了一种分布式模型预测控制算法，并引入基于等式的终端约束以确保稳定性，最后在不同通信拓扑下验证了所提出算法的有效性。

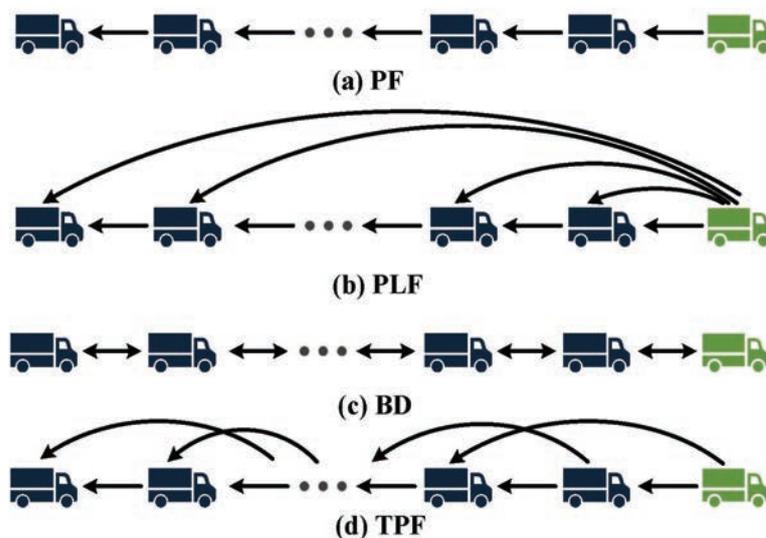


图 1.9 通信拓扑结构图

针对车辆队列的行驶安全性，研究者们设计了多种安全间距策略 [58]，包括固定间距策略、固定时距策略以及可变间距策略。文献 [59] 基于可变车头时距策略提出了一种新的碰撞威胁评估措施，设计了一种考虑重型车辆制动系统动力学的控制器，可在复杂交通中避免追尾碰撞；文献 [60] 提出了一种非线性可变间距策略，期望车间距为速度

的非线性函数，在保证行驶安全性的情况下提高了交通流容量；文献 [61]考虑了车辆之间的安全距离问题，在分布式控制器中增加了柔性安全距离约束，实现了避撞、连通性保持和预设时间收敛。

（2）横向控制策略

车辆队列横向控制是指在获取车辆及道路相关信息的基础上，通过设计控制器对智能车辆的前轮转角进行控制，以实现车辆队列横向运动的控制。目前，队列横向控制通常通过轨迹跟踪或车道保持来实现，但道路信息的不断变化以及车辆横向运动所固有的非线性特性使得控制器的设计往往是个复杂问题。

目前，常用的横向控制方法主要有PID控制、模糊控制、滑模控制、模型预测控制等。文献 [62]由雷达测得实际横摆角，并基于实际横摆角与期望横摆角的误差设计PID控制器对车辆横向运动进行矫正控制，从而实现队列的横向控制；文献 [63]提出了一种基于航向角误差与动力学模型的鲁棒PID控制器以实现车辆队列轨迹跟踪；文献 [64]提出了一种用于指定车道内的车辆队列纵横向综合控制算法，其中设计了多模型模糊控制器来处理车辆横向控制，从而将车辆保持在道路内；文献 [65]基于单点预瞄方法建立了相对于车道中心线的横向位置误差和横摆角误差动态模型，采用非奇异终端滑模方法，设计了车道保持控制规律。分布式模型预测控制（Distributed model predictive control, DMPC）可以预测系统未来状态、处理约束与多目标优化问题，在车辆队列横向控制中被广泛采用。文献 [66]根据车辆与道路的关系建立了车道保持模型，并设计了Takagi-Sugeno模糊模型预测控制器以实现车辆的速度跟踪与车道保持功能；文献 [67]提出了一种基于前车历史运动的路径估计算法来计算前车的行驶路径，采用模型预测控制来调节前轮转角，实现队列的横向控制。

（3）纵横向综合控制策略

在车辆队列实际行驶时，复杂的道路环境不仅需要纵向控制以保持相同的车速与期望车间距，还需要同时进行横向控制以实现车辆队列在弯曲道路上的行驶。为了同时保证横向与纵向的控制性能，国内外学者对纵横向综合控制策略进行了大量研究。

目前，纵横向综合控制策略可分为纵横向解耦控制策略与纵横向耦合控制策略。纵横向解耦控制策略忽略横向和纵向的动态耦合特性，分别设计横向与纵向控制器。文献 [68]基于纵向车辆模型与考虑道路位置坐标的横向车辆模型，分别设计了分层纵向控制器与虚拟前瞻车道保持控制算法；文献 [69]分别建立了纵向与横向车辆模型，将车辆纵向跟随控制表示为线性二次最优问题，采用直接横摆力矩控制方法直接确定期望的横摆力矩。在高速、大转角、道路路面附着系数小的情况下，横纵向动力学的耦合效应是不可忽略的，而纵横向独立建模策略割裂了车辆横纵向动态耦合特性，仅可实现曲率较小的路径下的队列横纵向控制，因此有必要建立横纵一体化动力学模型。文

献 [70]建立了考虑了车辆的横纵耦合特性的动力学模型，但仍然分别设计了非线性纵向控制器与基于非线性模型预测控制的自动转向控制器。

当车辆耦合非线性特性及轮胎非线性特性显著的工况下，虽采用横纵一体化动力学模型进行建模与分析，但分别设计纵向与横向控制器仍会损失控制精度，难以保证行驶安全性，因此有必要采用纵横向耦合控制策略，同时对队列纵向与横向运动进行控制。文献 [71]设计了一种协调横向和纵向运动控制的多目标一体化控制结构，该结构由全局协作控制层、控制分配层、动作执行层组成，其中协作控制层中设计了一种反步滑模控制器，实现了车辆队列行驶与轨迹跟踪；文献 [72]建立了三自由度动力学模型与轨迹跟踪模型，提出了一种非线性模型预测控制与障碍函数法相结合的控制算法，实现了纵横向综合轨迹跟踪控制；文献 [73]基于六自由度车辆动力学模型提出了一种新型纵向、横向、垂向的综合控制系统，该系统基于模型预测控制可同时考虑可操作性、稳定性和舒适性要求，实现力矩最优分配。

考虑运动耦合特性的横纵一体化模型具有强非线性，这就使得模型预测控制在滚动求解优化问题时产生巨大的计算负担，严重影响队列控制的实时性。目前，研究者们对降低模型预测控制器的计算负担进行了大量研究。文献 [74]通过忽略横向动力学中纵向驱动力的耦合分量获得了简化的动力学模型，将平均求解时间减少了9.6%；文献 [75]基于小角度假设简化车辆单轨动力学模型，并采用局部线性化方法将动力学模型线性化，将优化问题转化为二次规划问题以降低求解复杂度；文献 [76]提出了一种基于非线性模型预测控制器的车辆路径跟踪横纵耦合控制器，将非线性规划问题转化为代数组求解，并采用并行牛顿方法加快求解速度，提高控制的实时性。

目前队列耦合控制策略通常基于干燥路面进行设计，而受到路面材质、天气变化等影响，实际路面附着系数将发生变化。路面信息变化将直接影响轮胎非线性特性，进而使车辆动力学特性发生变化。此时，基于干燥路面所建立的车辆动力学模型将发生模型失配，严重影响车辆队列行驶安全性。目前，研究者对复杂路面工况下的车辆控制进行了研究。文献 [77]设计了一种考虑路面附着条件和驾乘人员舒适度的纵向制动避撞算法，在避免碰撞的同时保证了车辆的稳定性；文献 [78]为了提高车辆在不同附着系数路面上的转向稳定性，提出了一种适应路面附着系数的分级转向稳定性控制算法；文献 [79]针对高、中、低附着系数路面分别建立三种误差模型，提出了一种多模型控制框架，提高了车辆在大曲率、路面附着系数不确定的道路上轨迹跟踪的稳定性。

1.2.3 当前研究中存在的不足

综上所述，车辆队列控制在众多学者努力下已取得了研究成果，但仍存在如

下一些问题:

(1) 在系统模型层面, 目前大多数学者采用忽略了车辆横纵耦合特性的横纵向独立建模策略, 或采用低自由度动力学模型对车辆进行建模与分析, 往往无法满足精确控制的要求。此外, 轮胎非线性是车辆耦合非线性的重要影响因素, 有必要建立考虑轮胎非线性特性的高自由度车辆动力学模型。

(2) 在控制器设计方面, 广泛应用的横纵解耦控制策略割裂了纵横向运动的耦合特性, 难以保证在复杂工况下的控制精度, 尤其是在高速、大转角等车辆耦合特性显著的工况下。目前, 车辆队列控制策略通常并未考虑路面附着系数的影响, 仅适用于干燥路面下的队列行驶场景, 无法保证商用车队列在低路面附着系数下的行驶安全。因此, 有必要设计可在多种路面附着系数下保证有效性的纵横向协同控制器。

(3) 在队列模型预测控制器的实时性方面, 随着车辆模型复杂度和非线性程度增加, 会极大的增加模型预测控制器的计算负担, 使得实时性难以保证。目前, 通常采用模型线性化方法降低优化问题求解负担, 但反馈线性化方法要求数学模型必须足够精确, 否则难以补偿非线性; 局部线性化方法仅在工作点附近有效, 且仍需实时更新雅可比矩阵; 多模型方法分区域进行线性化, 但难以保证模型切换时的稳定性。因此, 有必要研究新型模型线性化方法, 进一步提高线性化精度。

1.3 本文主要研究内容及结构

本论文研究了保证实时性的商用车队列纵横向协同控制算法, 本文的研究内容主要包括两个方面:

(1) 商用车纵横向协同速度跟踪控制

智能车速度跟踪控制是指通过车载传感融合模块及决策模块产生期望速度曲线, 利用控制算法使车辆的速度达到期望速度, 是车辆队列控制的重要基础。基于Koopman算子理论, 本论文提出了一种商用车纵横向协同速度跟踪控制算法。首先考虑轮胎非线性的影响, 建立了横纵耦合的五自由度动力学模型, 并基于此非线性模型获取能够反映系统特性的状态量与控制量数据。利用所获取的数据, 采用Koopman算子将车辆非线性模型“全局”线性化, 获取Koopman线性模型。随后, 基于Koopman线性模型设计线性模型预测控制器, 将非凸优化问题转化为凸优化问题。最后在Matlab与Trucksim联合仿真环境下验证了所提出算法的有效性。

(2) 考虑路面附着系数变化的商用车队列纵横向协同控制

在车辆队列实际行驶过程中, 变化的道路路面附着系数将使得车辆动力学模型参数失配, 严重损害车辆队列行驶安全。为实现在多种路面附着系数下的车辆队列控

制，基于Koopman算子理论，本文提出了一种考虑路面附着系数变化的商用车队列纵横向协同控制算法。首先在五自由度车辆动力学模型的基础上引入车道保持模型，构建了可以反映车辆相对于车道线行驶状态的一体化队列模型。获取了不同路面附着系数下的队列系统输入与输出数据，基于Koopman算子理论构建了路面附着系数低敏感的线性队列模型，保证线性队列模型在多种路面附着系数下的有效性。基于此线性队列模型，设计了分布式线性模型预测控制器，以实现商用车队列纵横向协同控制。最后通过Matlab/Trucksim仿真实验验证了所提出的商用车队列纵横向协同控制算法在多种路面附着系数下的有效性。

本论文共五章，每章内容安排如下：

第1章介绍本论文的研究背景及意义，从车辆队列模型和车辆队列控制策略两方面介绍车辆队列的国内外研究现状，并指出当前研究仍存在的不足。最后介绍了本文主要研究内容及各章节内容安排。

第2章介绍了本文的理论基础。首先介绍了Koopman算子的详细定义与谱分解，随后介绍了两种常用的Koopman算子有限维近似方法：动态模式分解算法及扩展动态模式分解算法。最后，介绍了非线性模型预测控制器的设计。

第3章介绍了一种商用车纵横向协同速度跟踪控制算法，该算法可实现车辆状态对期望速度曲线的实时跟踪。首先建立了横纵耦合五自由度动力学模型，并基于该非线性动力学模型获取能够反映系统特性的状态量与控制量数据。之后，利用所获取的数据，分别采用动态模式分解算法与扩展动态模式分解算法构建Koopman线性模型。最后基于Koopman线性模型设计了线性模型预测控制器，并在Matlab与Trucksim联合仿真环境下验证了所提出算法的有效性。

第4章介绍了考虑路面附着系数变化的商用车队列纵横向协同控制算法，该方法考虑到路面附着系数对车辆动力学的影响，可实现在不同附着系数的弯曲道路上的商用车队列控制。首先在车辆动力学模型的基础上加入车道保持模型，构建了可以反映车辆相对于车道线行驶状态的一体化队列模型。之后获取不同路面附着系数下的车辆队列系统数据，基于Koopman算子理论构建了路面附着系数低敏感的线性队列模型，可在不同路面附着系数下对系统未来时刻状态进行准确预测。最后，基于线性队列模型设计了分布式模型预测控制器，并在多种工况下验证了所提出算法的有效性。

第5章对全文研究工作进行总结，并对今后的研究工作进行展望。

第2章 Koopman算子理论及模型预测控制算法

本章将具体阐述Koopman算子基本理论及非线性模型预测控制，为后续章节的内容奠定基础。本章的具体内容如下：首先介绍Koopman算子的定义及谱分解特性，随后介绍两种常见的Koopman算子有限维近似方法：动态模式分解算法与扩展动态模式分解算法，最后介绍非线性模型预测控制器设计方法。

2.1 Koopman算子理论

Koopman算子理论是B.O.Koopman于1931年提出的^[80]，它的基本思想是将非线性系统升维到无限维的线性空间中，能够在得到原动力系统非线性特性的同时保证系统不会丢失任何信息。Koopman算子可以将非线性动力系统“全局”线性化，且只需利用系统的实验或者仿真数据而不用对系统进行数学建模^[81]。

2.1.1 Koopman算子定义

首先，给定一般离散非线性系统的状态空间表达式：

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k) \quad (2.1.1)$$

其中 $k \in \mathbb{N}$ 为离散的时间步， $\mathbf{x}_k \in \mathcal{M} \subseteq \mathbb{R}^n$ 为系统在 k 时刻的状态， \mathcal{M} 为有限维度的状态空间， f 表示在状态空间 \mathcal{M} 下的相邻两时刻状态的非线性映射关系。

定义Koopman算子 \mathcal{K} 为作用在观测函数 $g: \mathcal{M} \rightarrow \mathbb{R}$ 上的无限维的线性算子，其中观测函数 g 一般为非线性函数。在Koopman算子 \mathcal{K} 的作用下，原系统状态的非线性演进可转化为如图2.1所示的线性演进，即：

$$\mathcal{K}g(\mathbf{x}_k) = g(\mathbf{x}_{k+1}) = g(f(\mathbf{x}_k)) \quad (2.1.2)$$

传统的Koopman算子仅针对非受控系统，可将Koopman算子推广至受控系统中。给定离散非线性受控系统的状态空间表达式：

$$\mathbf{x}_{k+1} = f'(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) \quad (2.1.3)$$

其中 $k \in \mathbb{N}$ 为离散的时间步， $\mathbf{x}_k \in \mathcal{M} \subseteq \mathbb{R}^n$ 为系统在 k 时刻的状态， $\mathbf{u}_k \in \mathcal{U} \subseteq \mathbb{R}^m$ 为系统在 k 时刻的控制输入， f' 表示该非线性受控系统的相邻两时刻的状态映射关系。

定义 \mathcal{K}' 为可用于受控系统的Koopman算子，将 \mathcal{K}' 作用于观测函数 $g' : \mathcal{M} \times \mathcal{U} \rightarrow R$ 上，原受控系统状态的非线性演进可转化为如图 2.2所示的线性演进，即：

$$\mathcal{K}'g'(x_k, u_k) = g'(x_{k+1}, u_{k+1}) = g'(f'(x_k, u_k), u_{k+1}) \quad (2.1.4)$$

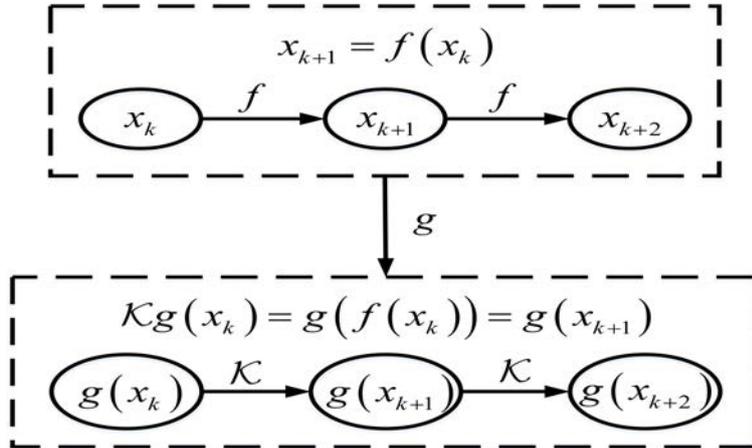


图 2.1 Koopman算子应用于自治系统

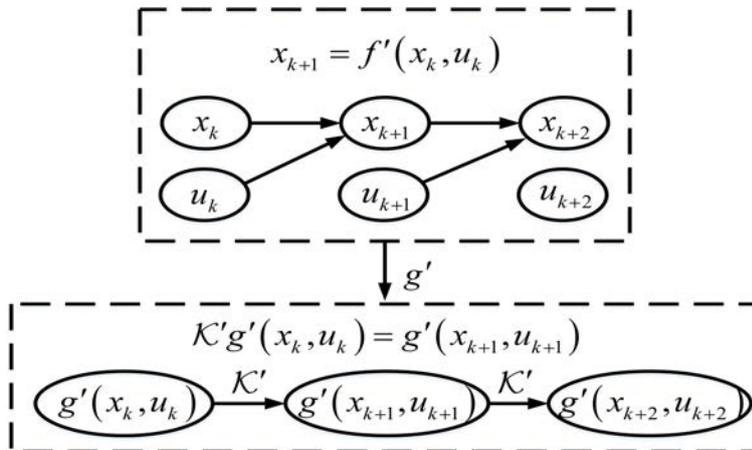


图 2.2 Koopman算子应用于受控系统

2.1.2 Koopman算子谱分解

在许多非线性系统中，我们关注的可观测函数通常是相应系统中的Koopman算子的特征函数。上一小节中将Koopman算子定义为线性算子，因此可以对其进行谱分

解^[82]。假设 ϕ_i 是Koopman算子 \mathcal{K} 的特征函数， λ_i 是与 ϕ_i 相对应的特征值，可得：

$$\mathcal{K}\phi_i(\mathbf{x}_k) = \phi_i(f(\mathbf{x}_k)) = \lambda_i\phi_i(\mathbf{x}_k), i = 1, 2, \dots \quad (2.1.5)$$

特别的，若 λ_i 是 \mathcal{K} 的特征根，则 λ_i^n ($n \in \mathbb{Z}$)也是其特征根，并满足下式：

$$\mathcal{K}\phi_i(\mathbf{x}_k) = (\phi_i(f(\mathbf{x}_k)))^n = (\lambda_i\phi_i(\mathbf{x}_k))^n = \lambda_i^n\phi_i^n(\mathbf{x}_k), n \in \mathbb{Z}, i = 1, 2, \dots \quad (2.1.6)$$

由谱分解性质可知Koopman算子 \mathcal{K} 的特征函数 $\phi_1, \phi_2, \phi_3, \dots$ 是正交且完备的，可将这组特征函数作为基底。在此构成的空间下，观测函数 $g(\mathbf{x}_k)$ 可表示为：

$$g(\mathbf{x}_k) = \sum_i \phi_i(\mathbf{x}_k) \cdot v_i \quad (2.1.7)$$

其中 v_i 为特征函数的展开系数，称为Koopman模态。

由Koopman算子的定义及谱分解特性可得：

$$g(\mathbf{x}_k) = \mathcal{K}^k g(\mathbf{x}_0) = \mathcal{K}^k \sum_i \phi_i(\mathbf{x}_0) \cdot v_i = \sum_i \lambda_i^k \cdot \phi_i(\mathbf{x}_0) \cdot v_i \quad (2.1.8)$$

通过上述各式的推导，在完备且正交的特征函数所构成的空间下，可以通过Koopman算子 \mathcal{K} 对原非线性系统的在未来时刻状态进行预测，从而实现对原系统的“全局”线性化。理论上，在无穷维空间下，Koopman算子所得到的线性系统可包含原系统的所有信息。但在实际应用中，无穷维度难以实现，仅可得到具有较高精度的Koopman高维线性模型，此过程即为Koopman算子的有限维近似。下一小节中将介绍两种常用的Koopman算子有限维近似算法：动态模式分解算法与扩展动态模式分解算法。

2.2 Koopman算子有限维近似

Koopman算子在理论上是无穷维度的，实际应用中难以实现，因此常采用动态模式算法（Dynamic Mode Decomposition, DMD）、扩展动态模式分解算法（Extended Dynamic Mode Decomposition, EDMD）等算法对Koopman算子进行有限维近似。

2.2.1 动态模式分解算法

动态模式分解算法最初由Schmid^[83]在流体动力学领域引入，目前迅速成为一种常用的基于数据驱动的有限维近似Koopman算子的方法。传统的DMD算法仅适用于自治系统，Proctor^[84]提出了DMDc（Dynamic Mode Decomposition with Control, DMDc）算法，将传统DMD算法扩展至受控系统(2.1.3)，可构建下式所示的全局线性化模型：

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}(k+1) = \mathbf{A}_{\text{DMDc}}\hat{\mathbf{x}}(k) + \mathbf{B}_{\text{DMDc}}\mathbf{u}(k) \\ \hat{\mathbf{y}}_{\text{DMDc}}(k) = \mathbf{C}_{\text{DMDc}}\hat{\mathbf{x}}(k) \end{cases} \quad (2.2.1)$$

其中 $\hat{\mathbf{x}}(k) \in \mathbb{R}^n$ 与 $\hat{\mathbf{y}}_{\text{DMDc}}(k) \in \mathbb{R}^q$ 分别为线性模型中的状态量与输出量， \mathbf{C}_{DMDc} 为输出矩阵。

值得注意的是，线性模型 (2.2.1) 的维度与原非线性系统 (2.1.3) 的维度相同，“全局”线性化之后维度没有改变。

DMDc 算法有限维近似 Koopman 算子的过程即为用有限维的参数矩阵 \mathbf{A}_{DMDc} 、 \mathbf{B}_{DMDc} 、 \mathbf{C}_{DMDc} 近似表示无限维的 Koopman 算子 \mathcal{K} 。DMDc 算法是一种基于数据驱动的有限维近似 Koopman 算子的方法，需通过真实实验或模拟实验，获取系统数据，并构造如下的数据矩阵：

$$\begin{aligned}\mathbf{X}_1 &= [\mathbf{x}(1), \dots, \mathbf{x}(k_{\max})] \\ \mathbf{X}_2 &= [\mathbf{x}(2), \dots, \mathbf{x}(k_{\max} + 1)] \\ \mathbf{Y} &= [\mathbf{y}(1), \dots, \mathbf{y}(k_{\max})] \\ \mathbf{U} &= [\mathbf{u}(1), \dots, \mathbf{u}(k_{\max})]\end{aligned}\quad (2.2.2)$$

其中状态量矩阵 $\mathbf{X}_1 \in \mathbb{R}^{n \times k_{\max}}$ ， $\mathbf{X}_2 \in \mathbb{R}^{n \times k_{\max}}$ ，输出量矩阵 $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{q \times k_{\max}}$ ，控制量矩阵 $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{m \times k_{\max}}$ ， k_{\max} 为采样点个数。

为了获取式 (2.2.1) 中的参数矩阵，利用数据矩阵构造如下增广数据矩阵：

$$\mathbf{X}_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{\text{DMDc}} & \mathbf{B}_{\text{DMDc}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{U} \end{bmatrix} = \mathbf{G}\Omega \quad (2.2.3)$$

其中矩阵 \mathbf{G} 为 $\begin{bmatrix} \mathbf{A}_{\text{DMDc}} & \mathbf{B}_{\text{DMDc}} \end{bmatrix}$ ，重构增广矩阵 Ω 为 $\begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 & \mathbf{U} \end{bmatrix}^T$ 。

随后对矩阵 Ω 进行奇异值分解，当系统维度较低时可设置截断秩 p 等于系统维数，令 $p = n$ ，可得：

$$\Omega \approx \tilde{\mathbf{U}}\tilde{\mathbf{S}}\tilde{\mathbf{V}}^T \quad (2.2.4)$$

其中矩阵 $\tilde{\mathbf{U}} \in \mathbb{R}^{(n+m) \times n}$ ，矩阵 $\tilde{\mathbf{S}} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 。

为了从矩阵 \mathbf{G} 中分离得到 \mathbf{A}_{DMDc} 与 \mathbf{B}_{DMDc} ，将矩阵 $\tilde{\mathbf{U}}$ 进行分割：

$$\tilde{\mathbf{U}} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{U}}_1 \\ \tilde{\mathbf{U}}_2 \end{bmatrix} \quad (2.2.5)$$

其中矩阵 $\tilde{\mathbf{U}}_1 \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ， $\tilde{\mathbf{U}}_2 \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 。

基于上述各式，可辨识得到矩阵 \mathbf{A}_{DMDc} 与 \mathbf{B}_{DMDc} ：

$$\begin{aligned}\mathbf{A}_{\text{DMDc}} &= \mathbf{X}_2 \tilde{\mathbf{V}} \tilde{\mathbf{S}}^{-1} \tilde{\mathbf{U}}_1^T \\ \mathbf{B}_{\text{DMDc}} &= \mathbf{X}_2 \tilde{\mathbf{V}} \tilde{\mathbf{S}}^{-1} \tilde{\mathbf{U}}_2^T\end{aligned}\quad (2.2.6)$$

2.2.2 扩展动态模式分解算法

扩展动态模式分解算法^[85]是另一种常用的Koopman算子有限维近似方法，该方法是改进的动态模式分解算法，理论上可以比DMDc算法更好的近似非线性特性。EDMD算法通过选取状态提升函数将非线性动力学升维至高维空间，在此高维空间中，非线性系统可表示为线性受控动态系统的形式^[86]。

定义控制输入序列为 $\mathbf{u}_{in}(k) := \mathbf{u}(i)_{i=k}^{\infty}$ ，利用控制量对原系统状态量进行扩展。定义 k 时刻的扩展状态量为： $\boldsymbol{\chi}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(k) & \mathbf{u}(k) \end{bmatrix}^T$ ，相邻时刻间的扩展状态的演进可表示为：

$$\boldsymbol{\chi}(k+1) = F(\boldsymbol{\chi}(k)) = \begin{bmatrix} f'(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) \\ S\mathbf{u}_{in}(k) \end{bmatrix} \quad (2.2.7)$$

其中 $F(\cdot)$ 表示相邻两时刻 $\boldsymbol{\chi}$ 的非线性映射关系， S 为左移算子，即有 $\mathbf{u}_{in}(k+1) = (S\mathbf{u}_{in})(k)$ 。

定义 \mathcal{K}' 为作用在观测函数 $\varphi'(\boldsymbol{\chi}(k))$ 上的Koopman算子，根据Koopman算子定义，可得：

$$\mathcal{K}'\varphi'(\boldsymbol{\chi}(k)) = \varphi'(F(\boldsymbol{\chi}(k))) \quad (2.2.8)$$

扩展动态模式分解法的准备工作包括系统数据的采集和基底函数的选取。首先需要对非线性系统(2.1.3)进行数据的采集，构造如式(2.2.2)所示的数据矩阵。基底函数，也被称为状态提升函数，其选取与扩展动态模式分解法的效果直接相关。常见的基底函数如表2.1所示。

表 2.1 常见的基底函数

函数类型	表达式
Thinplate函数	$y = \ x - x_0\ ^2 \log(\ x - x_0\)$
Gauss函数	$y = \exp(-\ x - x_0\ ^2/\sigma^2)$
Invquad函数	$y = 1/(1 + \ x - x_0\ ^2)$
Invmultquad函数	$y = 1/\sqrt{1 + \ x - x_0\ ^2}$
Polyharmonic函数	$y = \ x - x_0\ \log(\ x - x_0\)$

注： x_0 为中心值，通常随机选取； σ 为内核宽度。

定义状态提升函数 $\boldsymbol{\psi}$ 为:

$$\boldsymbol{\psi}(\mathbf{x}(k)) = [\psi_1(\mathbf{x}(k)), \psi_2(\mathbf{x}(k)), \dots, \psi_{N_\psi}(\mathbf{x}(k))]^T \quad (2.2.9)$$

其中 N_ψ 为提升函数的个数, 且 $N_\psi \gg n$ 。

使用EDMD算法有限维近似Koopman算子, 构建如下全局线性模型:

$$\begin{cases} \mathbf{z}(k+1) = \mathbf{A}_{\text{EDMD}}\mathbf{z}(k) + \mathbf{B}_{\text{EDMD}}\mathbf{u}(k) \\ \hat{\mathbf{y}}_{\text{EDMD}}(k+1) = \mathbf{C}_{\text{EDMD}}\mathbf{z}(k) \end{cases} \quad (2.2.10)$$

其中 $\mathbf{z}(k) = \boldsymbol{\psi}(\mathbf{x}(k)) := [\psi_1(\mathbf{x}(k)), \psi_2(\mathbf{x}(k)), \dots, \psi_{N_\psi}(\mathbf{x}(k))]^T$ 与 $\hat{\mathbf{y}}_{\text{EDMD}}(k+1) \in \mathbb{R}^q$ 分别为线性模型中的提升状态量与输出量, 其中矩阵 \mathbf{A}_{EDMD} 、 \mathbf{B}_{EDMD} 可通过求解如下优化问题得到:

$$\min_{\mathbf{A}_{\text{EDMD}}, \mathbf{B}_{\text{EDMD}}} \sum_{k=1}^{k_{\max}} \|\boldsymbol{\psi}(\mathbf{x}(k+1)) - \mathbf{A}_{\text{EDMD}}\boldsymbol{\psi}(\mathbf{x}(k)) - \mathbf{B}_{\text{EDMD}}\mathbf{u}(k)\|_2^2 \quad (2.2.11)$$

矩阵 \mathbf{C}_{EDMD} 可求解如下优化问题得到:

$$\min_{\mathbf{C}_{\text{EDMD}}} \sum_{k=1}^{k_{\max}} \|\mathbf{y}(k) - \mathbf{C}_{\text{EDMD}}\boldsymbol{\psi}(\mathbf{x}(k))\|_2^2 \quad (2.2.12)$$

EDMD算法有限维近似Koopman算子时, 需要人为选取状态提升函数进行升维, 所构建的线性模型的维度明显高于原非线性系统。相较于DMDc算法, 虽然EDMD算法处理非线性的能力得到增强, 但是提升函数的选取所具有的主观性, 会影响构建的线性模型的精度。

车辆及车辆队列系统是典型的强耦合非线性系统, 常用的局部线性化方法难以保证强耦合行驶工况下的线性模型精度, 而反馈线性化方法要求数学模型足够精确, 动力学参数失配将对其构建的线性模型精度产生较大影响。本文后续章节将采用本节所介绍的DMDc算法及EDMD算法有限维近似Koopman算子, 将车辆及车辆队列系统“全局”线性化, 构建Koopman线性模型。

2.3 非线性模型预测控制器设计

近几十年, 模型预测控制不断发展, 得到了广泛的应用, 其具有基于模型的预测、滚动优化、前馈-反馈的控制结构的基本特点^[87]。本节针对非线性系统(2.1.3)设计了非线性模型预测控制器(Nonlinear Model Predictive Control, NMPC), 以实现期望输出轨迹的跟踪。

由于模型预测控制算法是一种有限时域优化控制算法, 给定预测时域内的期望序列为:

$$\mathbf{r}(k) = [\mathbf{r}(k|k), \mathbf{r}(k+1|k), \dots, \mathbf{r}(k+N_p-1|k)] \quad (2.3.1)$$

其中 N_p 为预测时域, $\mathbf{r}(k) \in \mathbb{R}^{n \times N_p}$, $\mathbf{r}(k|k) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 。

为使得系统输出尽可能的靠近期望输出轨迹, 设计了如式 (2.3.2) 所示的控制目标, 以及式 (2.3.3)、(2.3.4) 所示的优化问题:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}(k) - \mathbf{r}(k|k)\| = 0 \quad (2.3.2)$$

问题1.

$$\underset{\mathbf{U}(k)}{\text{minimize}} J_{\text{NMPC}}(\mathbf{x}(k), \mathbf{r}(k), \mathbf{U}(k)) \quad (2.3.3)$$

s.t.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^p(k+i+1|k) &= f'(\mathbf{x}^p(k+i|k), \mathbf{u}(k+i|k)) \\ \mathbf{y}^p(k+i|k) &= \mathbf{C}\mathbf{x}^p(k+i|k) \\ \mathbf{x}^p(k|k) &= \mathbf{x}(k) \\ \mathbf{x}^p(k+i|k) &\in [\mathbf{x}_{\min}^p, \mathbf{x}_{\max}^p] \\ \mathbf{u}(k+i|k) &\in [\mathbf{u}_{\min}, \mathbf{u}_{\max}] \end{aligned} \quad (2.3.4)$$

其中, $\mathbf{x}^p(k+i|k)$ 与 $\mathbf{y}^p(k+i|k)$ 分别是在预测时域内的状态量预测值与输出量预测值, $\mathbf{x}_{\min}^p/\mathbf{x}_{\max}^p$ 与 $\mathbf{u}_{\min}/\mathbf{u}_{\max}$ 分别表示对状态量与控制输入的约束, 式中控制输入序列 $\mathbf{U}(k)$ 可表示为:

$$\mathbf{U}(k) = [\mathbf{u}(k|k), \mathbf{u}(k+1|k), \dots, \mathbf{u}(k+N_p-1|k)] \quad (2.3.5)$$

为了在保证控制动作小的同时跟踪期望输出轨迹, 将预测输出对期望输出的跟踪误差和控制输入都包括到目标函数中, 设计了如下的目标函数:

$$\begin{aligned} &J_{\text{NMPC}}(\mathbf{x}(k), \mathbf{r}(k), \mathbf{U}(k)) \\ &= \sum_{i=0}^{N_p-1} \left[\|\mathbf{y}^p(k+i|k) - \mathbf{r}(k+i|k)\|_{\mathbf{Q}_{\text{NMPC}}}^2 + \|\mathbf{u}(k+i|k)\|_{\mathbf{R}_{\text{NMPC}}}^2 \right] \end{aligned} \quad (2.3.6)$$

其中, \mathbf{Q}_{NMPC} 与 \mathbf{R}_{NMPC} 为半正定的状态量权重矩阵与控制量权重矩阵。

通过求解优化问题, 可得最优目标函数值 $J_{\text{NMPC}}^*(\mathbf{x}(k), \mathbf{r}(k), \mathbf{U}(k))$ 与对应的最优控制输入序列 $\mathbf{U}^*(k)$:

$$\mathbf{U}^*(k) = [\mathbf{u}^*(k|k), \mathbf{u}^*(k+1|k), \dots, \mathbf{u}^*(k+N_p-1|k)] \quad (2.3.7)$$

其中 $\mathbf{u}^*(k|k)$ 为最优控制序列的第一个元素, 并将其作用于系统。

在每个采样时刻, NMPC 均需要求解问题1得到最优控制输入。然而车辆复杂动力学具有强非线性, 针对非线性车辆动力学设计NMPC时, 优化问题1为非凸优化问题, 存在若干个局部最小值。非凸优化问题的在线滚动求解需要大量计算资源, 使得NMPC难以具备实时控制性能, 将严重影响车辆及车辆队列的行驶安全性。本文后续章节将提出一种基于Koopman算子的商用车队列预测控制算法, 并与本节所介绍的NMPC相对比, 进一步验证所提控制算法的有效性。

2.4 本章小结

本章对后续章节所用到的基础理论知识进行了介绍。首先介绍了Koopman算子的定义与谱分解特性，介绍了Koopman算子在无穷维空间下将非线性系统全局线性化的原理。随后，介绍了动态模式分解算法与扩展动态模式分解算法，对Koopman算子进行有限维近似。最后，介绍了非线性模型预测控制器的设计方法，其需要滚动求解非凸优化问题，实时性难以保证。

第3章 商用车纵横向协同速度跟踪控制

3.1 引言

近年来,自动驾驶车辆迅速发展,可有效提高驾驶安全性与舒适性。智能车辆速度跟踪控制是一种重要的自动驾驶控制,可认为是简化的自适应巡航控制,通过控制车辆的驱动/制动、方向盘等实现车辆的纵横向速度跟踪控制。

车辆解耦控制策略采用纵横向独立建模策略,分别设计纵向与横向控制器以实现纵横向运动控制。该控制策略割裂了车辆系统的纵横向耦合特性,难以保证控制精度。基于模型预测控制的车辆耦合控制策略采用纵横向一体化模型,设计耦合控制器实现纵横向协同控制。但其自身滚动优化的特点及车辆动力学的强非线性特性,使得优化问题的在线求解耗费巨大的计算资源。

为解决上述问题,本章基于Koopman算子理论设计了一种商用车纵横向协同速度跟踪控制器,实现车辆对期望速度的快速跟踪,并有效降低了模型预测控制的计算负担。建立了考虑轮胎非线性的五自由度动力学模型,基于Koopman算子将车辆非线性模型“全局”线性化,获取Koopman线性模型。基于此线性模型,设计线性模型预测控制器,以实现车辆的纵横向协同速度跟踪控制。本章在不同工况下对比了Koopman算子与局部线性化方法所构建线性模型的精度,验证了Koopman算子在处理强非线性系统时的有效性。在多组工况下对比了基于Koopman算子的线性模型预测控制器与非线性模型预测控制器的控制性能,验证了所提出控制算法在复杂工况下的有效性。

3.2 车辆动力学建模及验证

3.2.1 五自由度车辆动力学模型

汽车动力学模型的建立主要包括:微分方程建模、物理建模以及结构建模,涉及到车辆运动与作用力、质量等之间的关系。由于车辆是一个极其复杂的非线性时变系统,建立全面反映车辆运动行为的模型是非常困难的。

目前存在的汽车动力学模型主要有二自由度、三自由度、七自由度、十四自由度等，分别适用于不同行驶场景。本文在经典三自由度模型（即考虑车辆纵向、横向和横摆方向上的运动）的基础上引入车轮转动自由度，建立了如图 3.1 所示的五自由度（Five Degree of Freedom, 5-DOF）车辆模型。

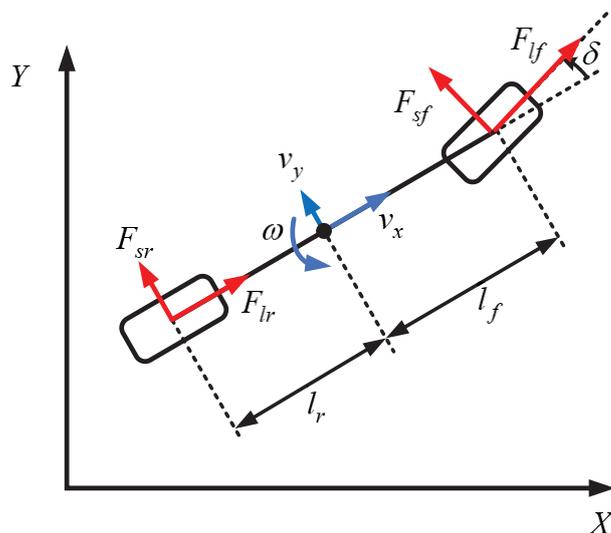


图 3.1 车辆动力学模型示意图

所建立的车辆非线性模型遵守如下假设：

- (1) 将车辆视为刚体，忽略悬架的影响、车辆侧倾及俯仰；
- (2) 忽略转向系统的影响，将左右转向轮视为一体；
- (3) 不考虑车轮间的载荷转移
- (4) 不考虑车辆空气动力学

考虑车辆纵向、横向、横摆方向上的运动，根据牛顿第二定律可得车辆力与力矩平衡方程：

$$\begin{cases} m\dot{v}_x - mv_y\omega = F_{lf} \cos \delta - F_{sf} \sin \delta + F_{lr} \\ m\dot{v}_y + mv_x\omega = F_{lf} \sin \delta + F_{sf} \cos \delta + F_{sr} \\ I_z\dot{\omega} = (F_{lf} \sin \delta + F_{sf} \cos \delta) l_f - F_{sr} l_r \end{cases} \quad (3.2.1)$$

其中 v_x 、 v_y 、 ω 分别为纵向速度、横向速度和横摆角速度； m 为车辆的质量； δ 为前轮转角； F_{lf} 与 F_{lr} 分别为前、后轮纵向力； F_{sf} 与 F_{sr} 分别为前、后轮侧向力； l_f 、 l_r 分别为前、后轴到质心的距离； I_z 为绕 z 轴转动惯量。

在车辆模型中引入车轮转动自由度，轮胎动力学模型如图 3.2 所示，可得：

$$\begin{cases} \dot{\omega}_f = (T_f - R_e F_{lf}) / J_f \\ \dot{\omega}_r = (T_r - R_e F_{lr}) / J_r \end{cases} \quad (3.2.2)$$

其中 ω_f 、 ω_r 分别为前、后轮胎角速度； R_e 为车轮转动半径； J_f 、 J_r 分别为前、后轮转动惯量； T_f 、 T_r 分别为前、后轮力矩。

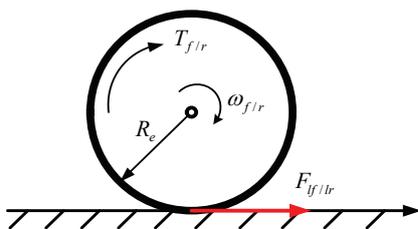


图 3.2 轮胎动力学模型示意图

为了进一步简化车辆模型的复杂度，将整车力矩定义为 T ，假设车辆前后轴力矩等比例分配，即 $T_f = T_r = T/2$ 。

联立式 (3.2.1) 与式 (3.2.2)，构建五自由度车辆动力学模型为：

$$\begin{cases} m\dot{v}_x = mv_y\omega + F_{lf}\cos\delta - F_{sf}\sin\delta + F_{lr} \\ m\dot{v}_y = -mv_x\omega + F_{lf}\sin\delta + F_{sf}\cos\delta + F_{sr} \\ I_z\dot{\omega} = (F_{lf}\sin\delta + F_{sf}\cos\delta)l_f - F_{sr}l_r \\ \dot{\omega}_f = (T/2 - R_e F_{lf}) / J_f \\ \dot{\omega}_r = (T/2 - R_e F_{lr}) / J_r \end{cases} \quad (3.2.3)$$

选取状态量为纵向速度、横向速度、横摆角速度、前后轮角速度，即 $\mathbf{x} = [v_x, v_y, \omega, \omega_f, \omega_r]^T$ ，控制输入为前轮转角与整车力矩，即 $\mathbf{u} = [\delta, T]^T$ 。选取纵向速度、横向速度、横摆角速度为系统的输出，即 $\mathbf{y} = [v_x, v_y, \omega]^T$ ，将式 (3.2.3) 写为如下的状态方程的形式：

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = f_v(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} \end{cases} \quad (3.2.4)$$

其中 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^5$ ， $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^2$ ，矩阵 \mathbf{C} 为 $[\mathbf{I}_{3 \times 3}, \mathbf{0}_{3 \times 2}]$ 。

3.2.2 非线性轮胎模型

轮胎是连接车辆和行驶路面的关键部件，除重力与空气动力学产生的作用力之外，影响车辆操纵特性与运动特性（即制动、加速、转向等）的力几乎全部来自轮胎。因此，轮胎模型是整车动力学仿真的基础和关键。

目前，常采用理论轮胎模型和经验轮胎模型描述轮胎特性。理论轮胎模型是根据轮胎的物理结构创建的，用数学语言表示、与轮胎力学特征相贴合的一种模型。虽然该模型精度较高，但数学表达式复杂，使动力学模型的复杂度进一步增加，因此较少应用于实际问题中。经验轮胎模型是根据相关实验得到的轮胎受力数据，利用统计学方法确定各力之间的关系，最后借助拟合手段将其用公式较完整的描述得到的模型。目前采用三角函数表示的轮胎魔术公式(Magic Formula)^[88]应用较为广泛。

魔术公式一般表达为：

$$Y(x) = D \sin(C \arctan(Bx - E(Bx - \arctan Bx))) \quad (3.2.5)$$

其中 B ， C ， D 分别为轮胎的刚度、形状、峰值系数，由轮胎垂直受力情况和外倾角共同决定； E 为峰值系数； Y 为输出变量， x 为输入变量；当 Y 为侧向力时， x 为侧偏角；当 Y 为纵向力时， x 是纵向滑移率。

图 3.3与图 3.4 分别表示在路面附着系数为0.85 时，不同垂直载荷下轮胎侧向力与侧偏角、轮胎纵向力与滑移率的关系。实际中，轮胎力受多种因素的共同影响，例如车辆侧偏角、滑移率等。但本文为了简化复杂度，认为侧向力仅与侧偏角有关，纵向力仅与滑移率有关。

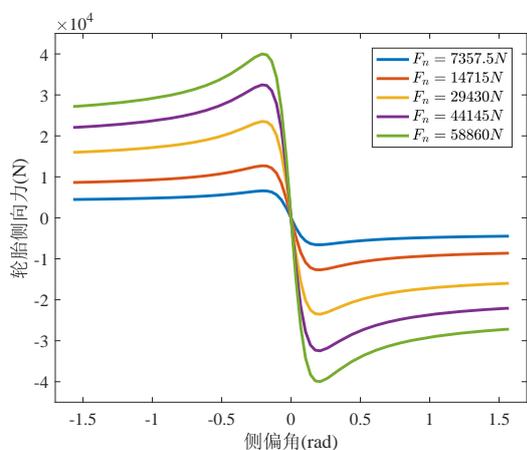


图 3.3 侧偏角与侧向轮胎力的关系

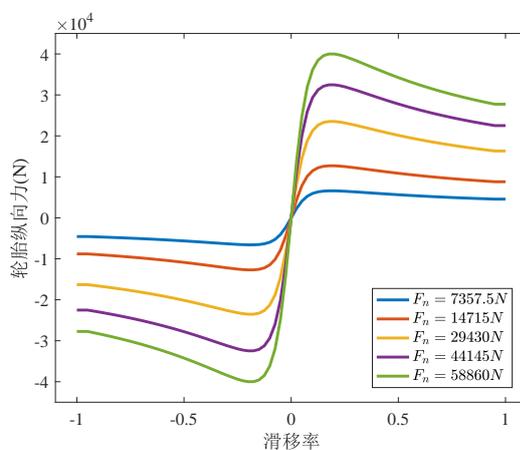


图 3.4 滑移率与纵向轮胎力的关系

(1) 轮胎侧向力计算

轮胎侧向力可由轮胎的侧偏角计算得到：

$$F_s = D_s \sin(C_s \arctan(B_s \alpha_{f/r} - E_s(B_s \alpha_{f/r} - \arctan B_s \alpha_{f/r}))) \quad (3.2.6)$$

其中 F_s 为轮胎的侧向力， α_f 、 α_r 分别为前后轮侧偏角。

前后轮的轮胎侧偏角为：

$$\begin{cases} \alpha_f = \arctan\left(\frac{v_{fy}^w}{v_{fx}^w}\right) \\ \alpha_r = \arctan\left(\frac{v_{ry}^w}{v_{rx}^w}\right) \end{cases} \quad (3.2.7)$$

其中 v_{fx}^w 、 v_{fy}^w 、 v_{rx}^w 、 v_{ry}^w 分别为轮胎坐标系下的前、后轮的纵、横向速度。

前后轮轮心速度为：

$$\begin{cases} v_{fy}^w = v_{fy} \cos \delta - v_{fx} \sin \delta \\ v_{fx}^w = v_{fy} \sin \delta + v_{fx} \cos \delta \\ v_{ry}^w = v_{ry} \\ v_{rx}^w = v_{rx} \end{cases} \quad (3.2.8)$$

其中 v_{fx} 、 v_{fy} 、 v_{rx} 、 v_{ry} 分别为车辆坐标系下，前、后轮的纵、侧向速度，具体可以由下式计算：

$$\begin{cases} v_{fx} = v_x \\ v_{fy} = v_y + l_f \omega \\ v_{rx} = v_x \\ v_{ry} = v_y - l_r \omega \end{cases} \quad (3.2.9)$$

(2) 轮胎纵向力计算

轮胎纵向力可由轮胎的滑移率计算得到：

$$F_l = D_l \sin\left(C_l \arctan\left(B_l k_{f/r} - E_l \left(B_l k_{f/r} - \arctan B_l k_{f/r}\right)\right)\right) \quad (3.2.10)$$

其中 F_l 为轮胎的纵向力， k_f 、 k_r 分别为前后轮滑移率。

滑移率可由下式计算得到：

$$\begin{cases} k_f = \frac{\omega_f R_e - v_{fx}^w}{|v_{fx}^w|} \\ k_r = \frac{\omega_r R_e - v_{rx}^w}{|v_{rx}^w|} \end{cases} \quad (3.2.11)$$

其中 v_{fx}^w 、 v_{fy}^w 、 v_{rx}^w 、 v_{ry}^w 可由式(3.2.8)、(3.2.9)计算得到。

3.2.3 动力学模型验证

Trucksim软件是美国MSC公司于1996年开发的一种仿真软件，可以对车辆模型、空气动力学、驾驶员行为、道路信息等进行设置，从而对车辆的各项性能进行研究与分析。Trucksim软件中设置整车动力学模型的界面如图3.5所示。

本文将基于Trucksim仿真软件对模型(3.2.3)的有效性进行验证。在Matlab环境中编写S-Function函数实现五自由度车辆动力学模型，模型中满载商用车参数及路面附着系数为0.85时的轮胎魔术公式参数分别如表3.1、表3.2所示，并采用同样的参数设置Trucksim软件中的车辆模块。

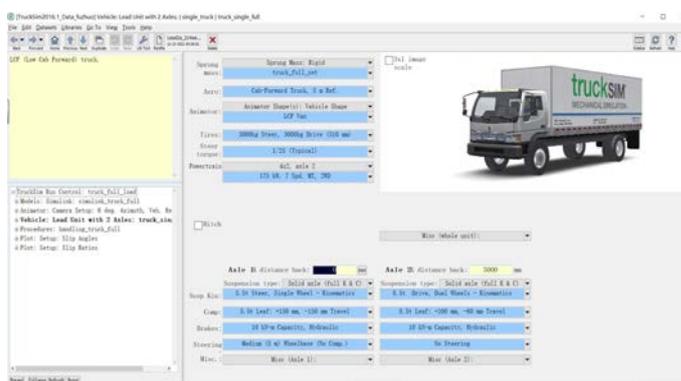


图 3.5 Trucksim软件界面

表 3.1 商用车参数（满载）

参数	符号	数值	单位
质量	m	18000	kg
重力加速度	g	9.8	m/s^2
绕Z轴转动惯量	I_z	130421.8	$kg \cdot m^2$
前轮至质心距离	l_f	3.5	m
后轮至质心距离	l_r	1.5	m
前轮转动惯量	J_f	24	$kg \cdot m^2$
后轮转动惯量	J_R	48	$kg \cdot m^2$
车轮滚动半径	R_e	0.51	m

表 3.2 轮胎魔术公式参数（路面附着系数为0.85）

参数	前轮	后轮	参数	前轮	后轮
B_s	5.228	5.228	B_l	8.434	8.434
C_s	2.42	2.42	C_l	1.813	1.813
D_s	21430	42140	D_l	21370	42020
E_s	0.9869	0.9869	E_l	0.6593	0.6593

本文在两种工况下，给定相同的车辆初始状态及控制输入，比较Trucksim模块和五自由度动力学模型的纵向速度、横向速度、横摆角速度是否一致，以验证动力学模型有效性。设置两种工况下的整车力矩输入均为2000Nm，初始纵向速度为20m/s。设置工况1的前轮转角始终为0，工况2的前轮转角为幅值0.03rad，频率0.25Hz的正弦信号。

两组工况下Trucksim模块与五自由度动力学模型的输出如图3.6与图3.7所示。仿真结果表明，Trucksim模块与五自由度动力学模型输出虽然有一定的误差，但整体变化趋势保持一致。因此，本文建立的五自由度车辆动力学模型能够反映车辆的纵横向运动特性，可采用该动力学模型进行后续车辆控制研究。

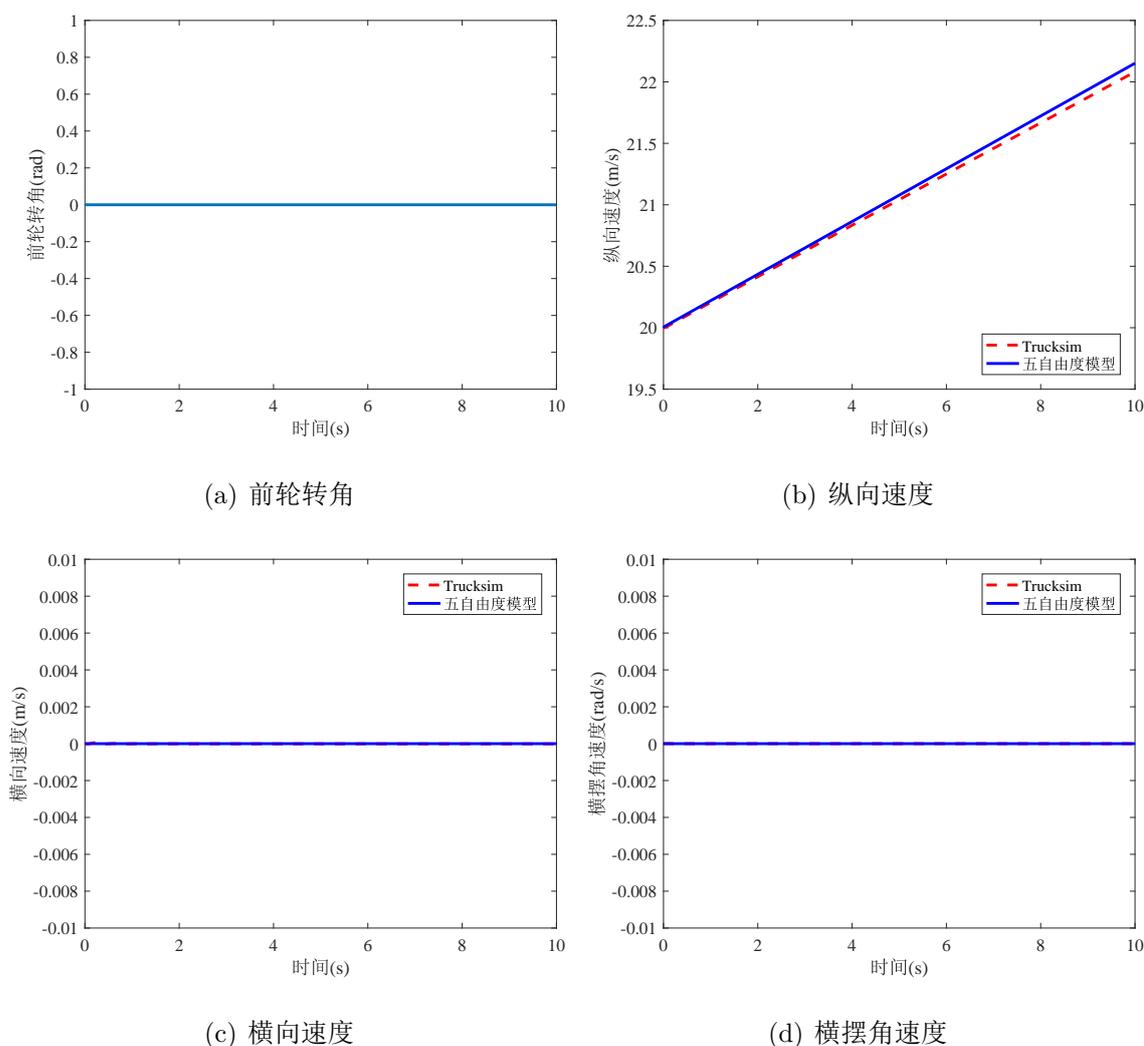


图 3.6 Trucksim与五自由度动力学的前轮转角输入及模型输出对比（工况1）

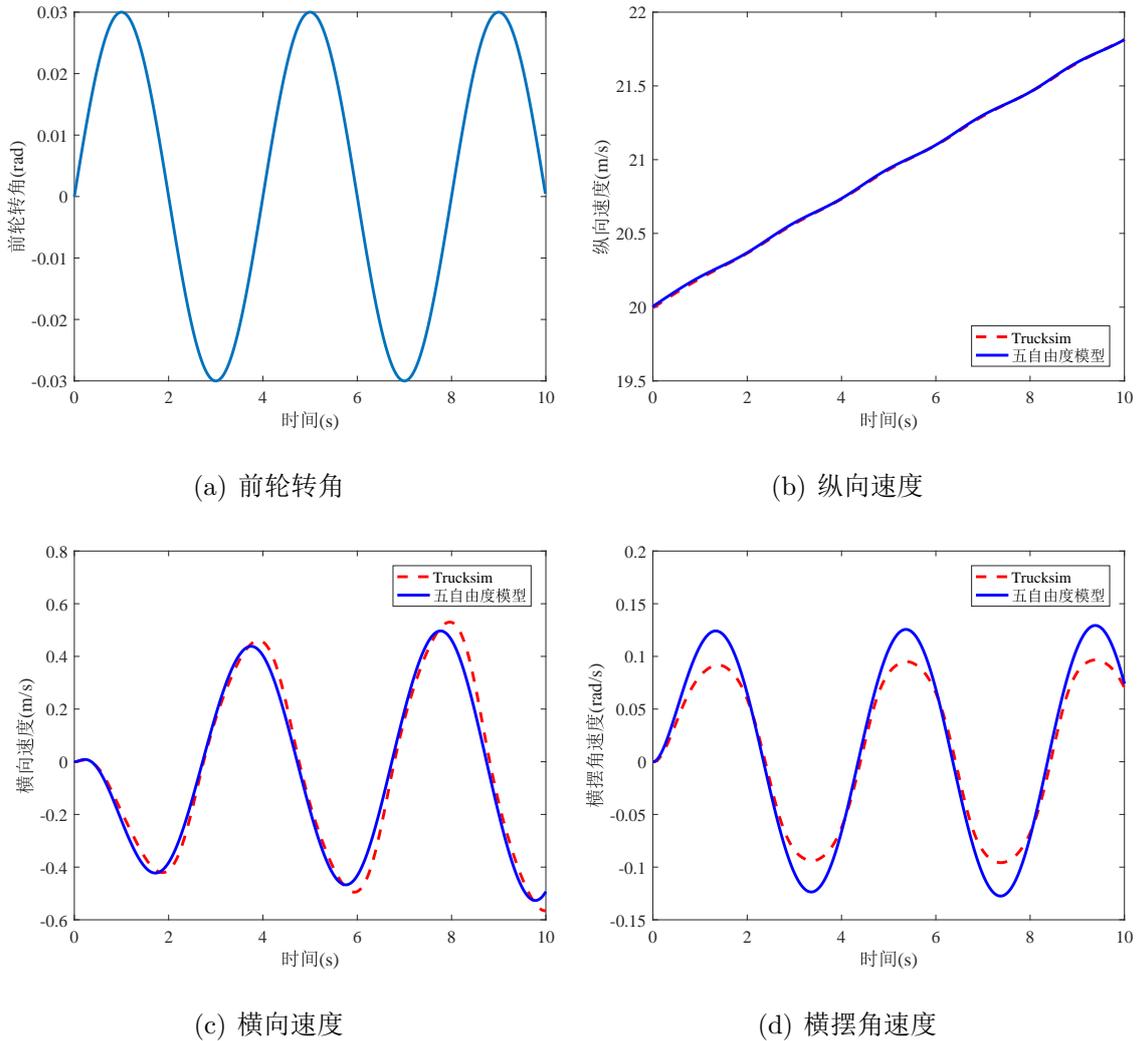


图 3.7 Trucksim与五自由度动力学的前轮转角输入及模型输出对比（工况2）

3.3 基于Koopman算子的车辆动力学线性模型

3.3.1 Koopman线性模型

为避免测量噪声对车辆系统数据的干扰，本节基于非线性车辆动力学模型 (3.2.4)，通过状态迭代获取大量反映车辆非线性系统特性的数据，并分别采用DMDc算法与EDMD算法构建Koopman线性模型。

首先, 设置采样周期 $T_s = 10\text{ms}$, 基于龙格库塔法将5-DOF车辆动力学模型 (3.2.4) 离散化:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = f_v'(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) \end{cases} \quad (3.3.1)$$

其中 $\mathbf{x}(k) = [v_x(k), v_y(k), \omega(k), \omega_f(k), \omega_r(k)]^T$ 为车辆状态, $\mathbf{y}(k) = [v_x(k), v_y(k), \omega(k)]^T$ 为系统输出, $\mathbf{C} = [\mathbf{I}_{3 \times 3}, \mathbf{0}_{3 \times 2}]$ 为输出矩阵, $\mathbf{u}(k) = [\delta(k), T(k)]^T$ 为控制输入。

给定系统 (3.3.1) 的状态量初始值以及一定步长的控制输入序列, 基于5-DOF模型对系统未来时刻的状态进行演进, 从而获得相应的状态量、输出量、输入量数据, 并构建如式 (2.2.2) 所示的数据矩阵。具体而言, 本文选取1000个不同的状态初始点, 从每个初始点出发向前演进100个步长, 得到1000条采样步长为100的系统状态轨迹。

DMDc算法及EDMD算法均为数据驱动的Koopman算子有限维近似算法, 因此数据的完备性对DMDc算法及EDMD算法的精度具有极大的影响。在实际行驶中, 商用车不仅存在纵向变速运动, 还存在超车、换道、过弯等纵横向协同运动。为使数据集可以同时反映纵向变速运动特性及纵横向协同运动特性, 将1000条轨迹等比例分配, 分别构造直线行驶子数据集与曲线行驶子数据集。两个子数据集设置如下:

(1) 直线行驶子数据集

设置纵向速度 v_x 初始值为 $[10, 30]\text{m/s}$ 内的随机数, 横向速度 v_y 初始值为 $[-0.1, 0.1]\text{m/s}$ 内的随机数, 横摆角速度 ω 初始值为 $[-0.1, 0.1]\text{rad/s}$ 内的随机数, 前、后轮角速度 ω_f 、 ω_r 初始值为 $[10/R_e, 30/R_e]\text{rad/s}$ 内的随机数。设置整车力矩 T 为 $[-10000, 10000]\text{Nm}$ 内的随机数, 前轮转角 δ 为 $[-0.001, 0.001]\text{rad}$ 内的随机数。

(2) 曲线行驶子数据集

设置纵向速度 v_x 初始值为 $[10, 30]\text{m/s}$ 内的随机数, 横向速度 v_y 初始值设置为 $[-0.5, 0.5]\text{m/s}$ 内的随机数, 横摆角速度 ω 初始值设置为 $[-0.5, 0.5]\text{rad/s}$ 内的随机数, 前、后轮角速度 ω_f 、 ω_r 初始值设置为 $[10/R_e, 30/R_e]\text{rad/s}$ 内的随机数。设置整车力矩 T 为 $[-10000, 10000]\text{Nm}$ 内的随机数, 前轮转角 δ 为 $[-0.1, 0.1]\text{rad}$ 内的随机数。

采用EDMD算法有限维近似Koopman算子时, 需基于状态提升函数对原系统状态升维, 而状态提升函数的种类与数量将明显影响EDMD算法的精度。常见的提升函数有thinplate函数、gauss函数、invquad函数等, 需设置提升函数的个数远大于原非线性系统维数。此外, 需计算提升函数的反函数, 以便从提升状态量得到原状态的估计值。为简化这一过程, 通常选择原系统状态的自身映射作为状态提升函数。

本节设置状态提升函数向量 ψ 为车辆纵向速度、横向速度、横摆角速度、前后轮角

速度, 即 $\psi_1 = v_x$, $\psi_2 = v_y$, $\psi_3 = \omega$, $\psi_4 = \omega_f$, $\psi_5 = \omega_r$, 与100个Invquad 基函数:

$$\psi_i = \frac{1}{1 + \|x - x_0\|^2}, i = 6, 7, \dots, 105 \quad (3.3.2)$$

其中 x_0 为随机选取的中心值。

基于2.2节中介绍的参数矩阵辨识方法, 构建车辆系统的全局线性模型, 其中基于DMDc算法构建的Koopman线性模型如下所示:

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{x}}(k+1) = \boldsymbol{A}_{\text{DMDc}} \hat{\boldsymbol{x}}(k) + \boldsymbol{B}_{\text{DMDc}} \boldsymbol{u}(k) \\ \hat{\boldsymbol{y}}_{\text{DMDc}}(k) = \boldsymbol{C}_{\text{DMDc}} \hat{\boldsymbol{x}}(k) \end{cases} \quad (3.3.3)$$

其中 $\hat{\boldsymbol{x}}(k) = [\hat{v}_x(k), \hat{v}_y(k), \hat{\omega}(k), \hat{\omega}_f(k), \hat{\omega}_r(k)]^T$ 与 $\hat{\boldsymbol{y}}_{\text{DMDc}}(k) = [\hat{v}_x(k), \hat{v}_y(k), \hat{\omega}(k)]^T$ 分别为对原系统(3.3.1)状态量与输出量的估计值, 矩阵 $\boldsymbol{A}_{\text{DMDc}} \in \mathbb{R}^{5 \times 5}$, 矩阵 $\boldsymbol{B}_{\text{DMDc}} \in \mathbb{R}^{5 \times 2}$, 矩阵 $\boldsymbol{C}_{\text{DMDc}} = [\boldsymbol{I}_{3 \times 3}, \mathbf{0}_{3 \times 2}]$ 。

基于EDMD算法构建的Koopman线性模型如下所示:

$$\begin{cases} \boldsymbol{z}(k+1) = \boldsymbol{A}_{\text{EDMD}} \boldsymbol{z}(k) + \boldsymbol{B}_{\text{EDMD}} \boldsymbol{u}(k) \\ \hat{\boldsymbol{y}}_{\text{EDMD}}(k+1) = \boldsymbol{C}_{\text{EDMD}} \boldsymbol{z}(k) \end{cases} \quad (3.3.4)$$

其中 $\boldsymbol{z}(k) = \boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{x}(k))$ 与 $\hat{\boldsymbol{y}}_{\text{EDMD}}(k+1) \in \mathbb{R}^3$ 分别为模型中的提升状态量与对原系统输出量的估计值, 且 $\boldsymbol{z}(k) \in \mathbb{R}^{105}$, 矩阵 $\boldsymbol{A}_{\text{EDMD}} \in \mathbb{R}^{105 \times 105}$, 矩阵 $\boldsymbol{B}_{\text{EDMD}} \in \mathbb{R}^{105 \times 2}$, 矩阵 $\boldsymbol{C}_{\text{EDMD}} \in \mathbb{R}^{3 \times 105}$ 。

3.3.2 Koopman线性模型验证

本节在不同工况下验证DMDc算法与EDMD算法所构建的全局线性化模型精度。仿真实验在Matlab R2016b仿真环境下完成, 处理器为Intel(R)Core(TM) i7-10700CPU @2.90 GHz, RAM为16GB。

为更加客观的描述模型精度, 引入均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 作为客观评价标准, 公式如下:

$$\text{RMSE} = \frac{\sqrt{\sum_k \|x_{\text{pred}}(k) - x_{\text{true}}(k)\|_2^2}}{\sqrt{\sum_k \|x_{\text{true}}(k)\|_2^2}} \times 100\% \quad (3.3.5)$$

其中 $x_{\text{true}}(k)$ 与 $x_{\text{pred}}(k)$ 分别为五自由度模型“真实”值与Koopman线性模型的预测值。

采用以下两种工况验证DMDc和EDMD算法所构建的全局线性模型(3.3.3)与(3.3.4)的精度, 工况具体设置如下:

(1) 工况1

车辆初始状态为： $[20, 0, 0, 20/R_e, 20/R_e]^T$ ，整车力矩 T 为6000Nm，前轮转角 δ 为0。该工况用于验证车辆直线行驶时，DMDc和EDMD算法所建立的线性模型精度。

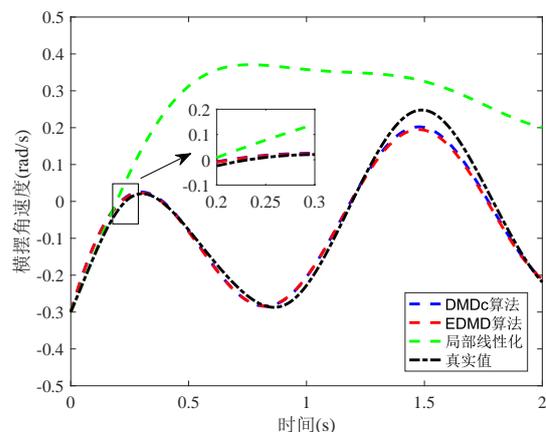
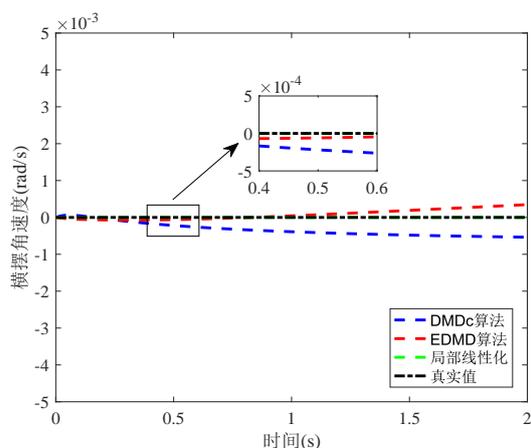
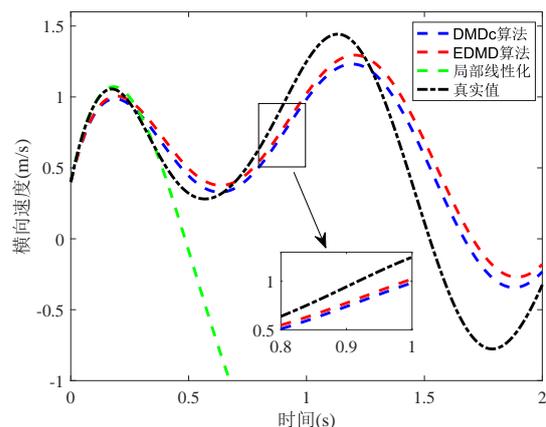
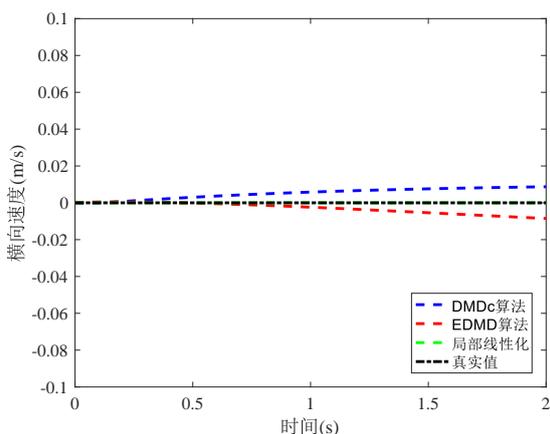
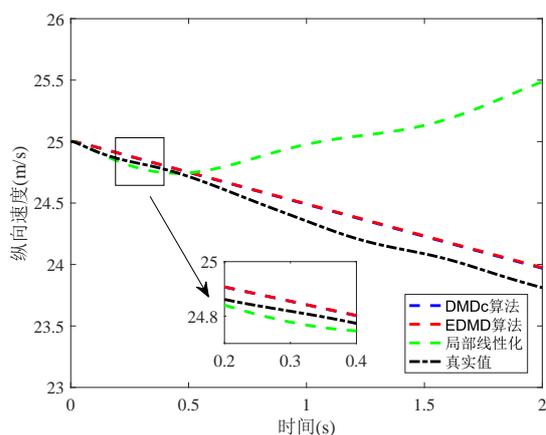
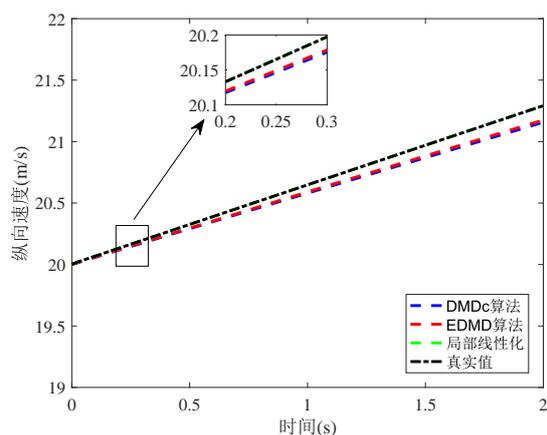


图 3.8 系统状态预测结果 (工况1)

图 3.9 系统状态预测结果 (工况2)

(2) 工况2

车辆初始状态为： $[25, 0.4, -0.3, 25/R_e, 25/R_e]^T$ ，整车力矩 T 为 -4000Nm ，前轮转角 $\delta = 0.12 \sin(5t)$ 。该工况用于验证车辆过弯/换道行驶时，DMDc和EDMD算法所建立的线性模型精度。

为进一步体现Koopman算子的优势，本节采用局部线性化方法构建了车辆线性模型。工况1与工况2下，基于DMDc和EDMD算法构建的Koopman线性模型和局部线性化方法构建的线性模型对系统未来时刻状态的预测结果如图 3.8及图 3.9所示，三种方法下实际状态和预测状态之间的RMSE值分别如表 3.3和表 3.4所示。

表 3.3 不同方法下系统实际状态与预测状态的RMSE值（工况1）

步长 N	10	30	50	100
DMDc算法	0.03%	0.07%	0.10%	0.20%
EDMD算法	0.026%	0.058%	0.089%	0.17%
局部线性化	0.002%	0.0014%	0.0012%	0.00093%

表 3.4 不同方法下系统实际状态与预测状态的RMSE值（工况2）

步长 N	10	30	50	100
DMDc算法	0.21%	0.26%	0.40%	0.56%
EDMD算法	0.20%	0.25%	0.46%	0.56%
局部线性化	0.0084%	0.22%	0.85%	6.25%

工况1中车辆仅进行纵向运动，耦合特性较弱。由图 3.8及表 3.3可知，直线行驶工况下，局部线性化可以获得比由DMDc和EDMD算法更高的近似精度。

在工况2中，前轮转角为时变输入。由图 3.10中可知，轮胎已进入非线性工作区域，车辆横纵耦合特性显著。此时，构建的Koopman线性模型可以对系统未来时刻的状态进行良好预测，而局部线性化方法不再具备有效性。

综上所述，与局部线性化相比，数据驱动的Koopman线性模型可以在车辆非线性显著的复杂工况下更加准确的预测系统状态。相比于EDMD算法，DMDc算法操作简单更便于实现，在降低Koopman线性模型维度的同时并未明显损失模型精度。

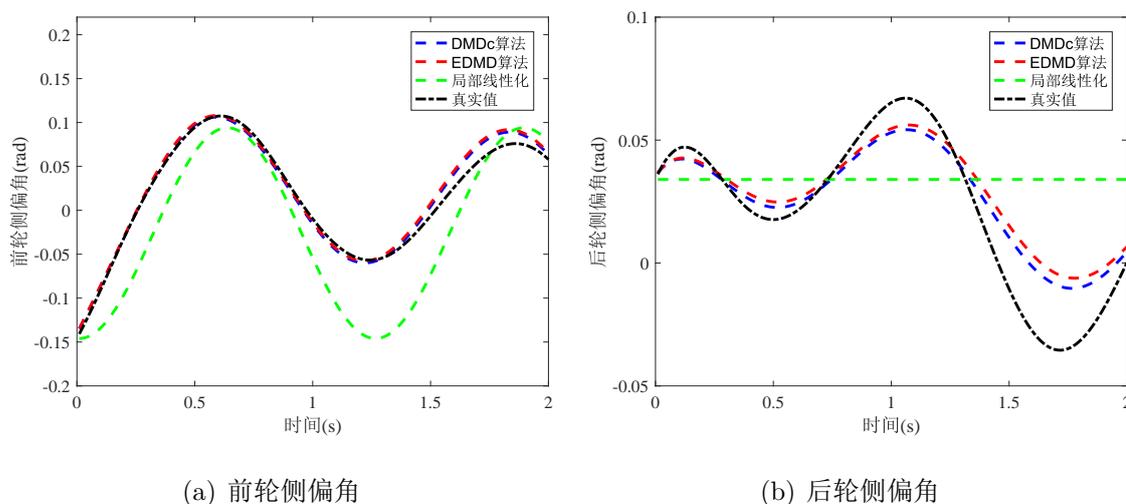


图 3.10 前后轮侧偏角（工况2）

3.4 车辆纵横向协同速度跟踪控制器设计

3.4.1 线性模型预测控制器设计

本节将分别基于由DMDC算法与EDMD算法得到的线性模型设计线性模型控制控制器，求解凸优化问题，降低在线计算负担。

(1) 基于DMDC算法的线性MPC设计

基于3.3.1节中DMDC算法构建的线性模型 (3.3.3)设计线性MPC（即DMDC-MPC），以实现速度跟踪控制，系统控制框图如 3.11所示。

为实现车辆纵横向协同速度跟踪控制，设置如式 (3.4.1)所示的控制目标：

$$\begin{cases} \lim_{k \rightarrow \infty} \|v_x(k) - v_x^{\text{ref}}(k)\| = 0 \\ \lim_{k \rightarrow \infty} \|v_y(k) - v_y^{\text{ref}}(k)\| = 0 \\ \lim_{k \rightarrow \infty} \|\omega(k) - \omega^{\text{ref}}(k)\| = 0 \end{cases} \quad (3.4.1)$$

其中 $v_x^{\text{ref}}(k)$ 、 $v_y^{\text{ref}}(k)$ 、 $\omega^{\text{ref}}(k)$ 分别为 k 时刻期望的纵向速度、横向速度与横摆角速度。

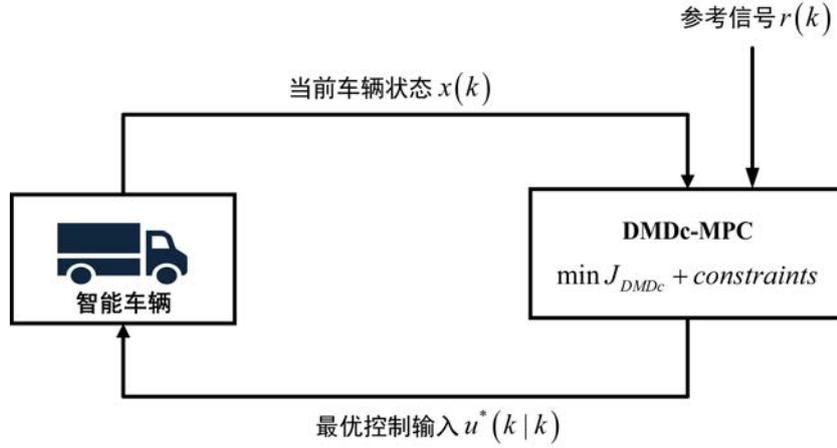


图 3.11 DMDc-MPC控制框图

在 k 时刻，DMDc-MPC的优化问题可以描述为：

问题2.

$$\underset{\mathbf{U}(k)}{\text{minimize}} J_{\text{DMDc}}(\hat{\mathbf{x}}(k), \mathbf{r}(k), \mathbf{U}(k)) \quad (3.4.2)$$

s.t.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(k+i+1|k) &= \mathbf{A}_{\text{DMDc}}\hat{\mathbf{x}}(k+i|k) + \mathbf{B}_{\text{DMDc}}\mathbf{u}(k+i|k) \\ \hat{\mathbf{y}}_{\text{DMDc}}(k+i|k) &= \mathbf{C}_{\text{DMDc}}\hat{\mathbf{x}}(k+i|k) \\ \hat{\mathbf{x}}(k|k) &= \mathbf{x}_k \\ \hat{\mathbf{x}}(k+i|k) &\in [\hat{\mathbf{x}}_{\min}^{\text{DMDc}}, \hat{\mathbf{x}}_{\max}^{\text{DMDc}}] \\ \mathbf{u}(k+i|k) &\in [\mathbf{u}_{\min}^{\text{DMDc}}, \mathbf{u}_{\max}^{\text{DMDc}}] \end{aligned} \quad (3.4.3)$$

其中 $\hat{\mathbf{x}}(k+i|k)$ 与 $\hat{\mathbf{y}}_{\text{DMDc}}(k+i|k)$ 分别为基于线性模型 (3.3.3)的预测状态与预测输出， $\mathbf{r}(k)$ 为参考速度信号序列， $\mathbf{U}(k)$ 为待优化的控制序列， $\hat{\mathbf{x}}_{\min/\max}^{\text{DMDc}}$ 与 $\mathbf{u}_{\min/\max}^{\text{DMDc}}$ 分别为状态量约束与控制输入约束。

为了在保证控制动作小的同时跟踪期望速度信号，定义式 (3.4.2)中的代价函数 J_{DMDc} 如下：

$$\begin{aligned} J_{\text{DMDc}}(\hat{\mathbf{x}}(k), \mathbf{r}(k), \mathbf{U}(k)) \\ = \sum_{i=0}^{N_p-1} \left[\left\| \hat{\mathbf{y}}_{\text{DMDc}}(k+i|k) - \mathbf{r}(k+i|k) \right\|_{\mathbf{Q}_{\text{DMDc}}}^2 + \left\| \mathbf{u}(k+i|k) \right\|_{\mathbf{R}_{\text{DMDc}}}^2 \right] \end{aligned} \quad (3.4.4)$$

其中 N_p 为预测时域， \mathbf{Q}_{DMDc} 与 \mathbf{R}_{DMDc} 为权重矩阵。

将最优控制序列 $\mathbf{U}^*(k)$ 的第一个元素 $\mathbf{u}^*(k|k)$ 作用于车辆系统，并滚动求解优化问题2。

(2) 基于EDMD算法的线性MPC设计

基于3.3.1节中EDMD算法构建的线性模型 (3.3.4)设计线性模型预测控制器 (即EDMD-MPC)，系统控制框图如 3.12所示。

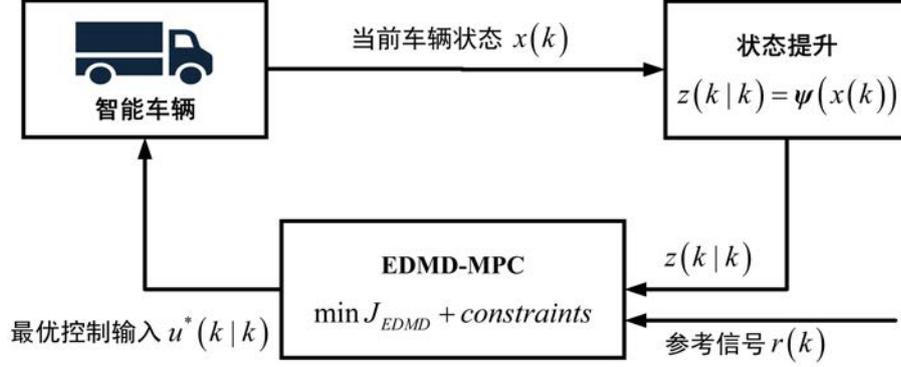


图 3.12 EDMD-MPC控制框图

在 k 时刻，EDMD-MPC的优化问题可以描述为：

问题3.

$$\underset{\mathbf{U}(k)}{\text{minimize}} J_{\text{EDMD}}(\mathbf{z}(k), \mathbf{r}(k), \mathbf{U}(k)) \quad (3.4.5)$$

s.t.

$$\begin{aligned} \mathbf{z}(k+i+1|k) &= \mathbf{A}_{\text{EDMD}}\mathbf{z}(k+i|k) + \mathbf{B}_{\text{EDMD}}\mathbf{u}(k+i|k) \\ \hat{\mathbf{y}}_{\text{EDMD}}(k+i|k) &= \mathbf{C}_{\text{EDMD}}\mathbf{z}(k+i|k) \\ \mathbf{z}(k|k) &= \boldsymbol{\psi}(\mathbf{x}_k) \\ \hat{\mathbf{y}}_{\text{EDMD}}(k+i|k) &\in [\hat{\mathbf{y}}_{\min}, \hat{\mathbf{y}}_{\max}] \\ \mathbf{u}(k+i|k) &\in [\mathbf{u}_{\min}^{\text{EDMD}}, \mathbf{u}_{\max}^{\text{EDMD}}] \end{aligned} \quad (3.4.6)$$

其中 $\mathbf{z}(k+i|k)$ 与 $\hat{\mathbf{y}}_{\text{EDMD}}(k+i|k) = [\hat{v}_x(k+i|k), \hat{v}_y(k+i|k), \hat{\omega}(k+i|k)]^T$ 分别为基于线性模型 (3.3.4)的预测状态与预测输出， $\mathbf{r}(k)$ 为参考速度信号序列， $\mathbf{U}(k)$ 为待优化的控制序列， $\hat{\mathbf{y}}_{\min/\max}$ 与 $\mathbf{u}_{\min/\max}^{\text{EDMD}}$ 为输出约束与控制量约束。

问题3中代价函数定义如下：

$$\begin{aligned} &J_{\text{EDMD}}(\mathbf{z}(k), \mathbf{r}(k), \mathbf{U}(k)) \\ &= \sum_{i=0}^{N_p-1} \left[\left\| \hat{\mathbf{y}}_{\text{EDMD}}(k+i|k) - \mathbf{r}(k+i|k) \right\|_{\mathbf{Q}_{\text{EDMD}}}^2 + \left\| \mathbf{u}(k+i|k) \right\|_{\mathbf{R}_{\text{EDMD}}}^2 \right] \end{aligned} \quad (3.4.7)$$

其中 \mathbf{Q}_{EDMD} 与 \mathbf{R}_{EDMD} 为权重矩阵。

将最优控制序列 $\mathbf{U}^*(k)$ 的第一个元素 $\mathbf{u}^*(k|k)$ 作用于车辆系统，并滚动求解优化问题3。

3.4.2 纵横向协同速度跟踪控制器验证

本节设置了四种仿真工况，分别模拟不同的行驶状况，并在Matlab与Trucksim联合仿真环境下进行实验。为了体现本文所提出算法的优势，对比了非线性模型预测控制器的控制性能。仿真实验中控制器参数设置如表 3.5所示。

表 3.5 控制器参数

参数	数值	参数	数值
采样时间	10ms	预测时域	10
输出约束	$-30 < v_x < 30$ $-2 < v_y < 2$ $-1 < \omega < 1$	控制约束	$-0.2 < \delta < 0.2$ $-10000 < T < 10000$

(1) 工况一

此工况用于模拟车辆直线加减速行驶的情况，设置仿真时间为30s，车辆初始状态为： $[10, 0, 0, 10/R_e, 10/R_e]^T$ ，期望纵向速度由10m/s增加至30m/s，随后降至20m/s，期望横向速度与横摆角速度保持为0。

此工况下，DMDc-MPC、EDMD-MPC、NMPC的仿真结果如图 3.13所示。由图 3.13可知，在工况1中，三种控制器均可保证纵向速度有效跟踪期望值，但NMPC对横向速度与横摆角速度的跟踪出现多处震荡，控制精度差于DMDc-MPC与EDMD-MPC。DMDc-MPC与EDMD-MPC控制精度相近，但是由于DMDc算法构建的Koopman线性模型维度更低，DMDc-MPC 优化问题求解时间明显低于EDMD-MPC。

(2) 工况二

此工况用于模拟车辆加速超车或换道的行驶工况，设置仿真时间为20s，车辆初始状态为： $[15, 0, 0, 15/R_e, 15/R_e]^T$ ，期望纵向速度由10m/s增加至25m/s，期望横向速度与横摆角速度保持变化。

各控制器在工况二下的仿真结果如图 3.14所示，由图可知，在此工况下，NMPC对纵向速度的跟踪效果高于DMDc-MPC与EDMD-MPC。但DMDc-MPC与EDMD-MPC对横向速度与横摆角速度的跟踪更加准确、平滑。

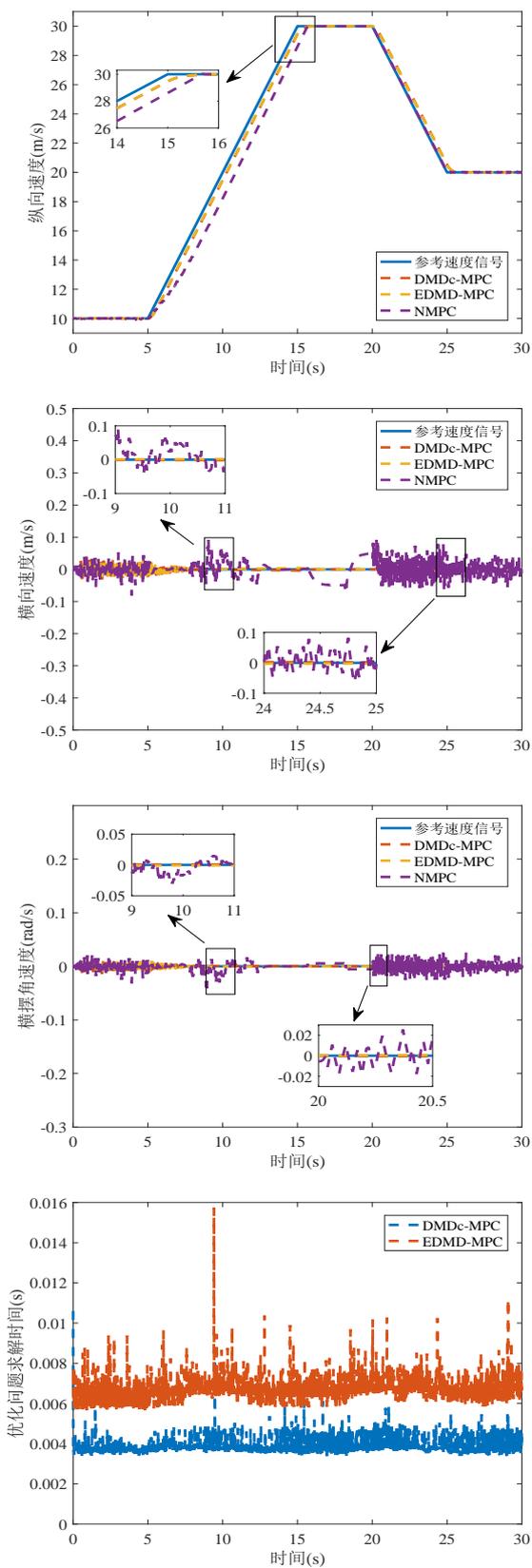


图 3.13 参考速度跟踪 (工况一)

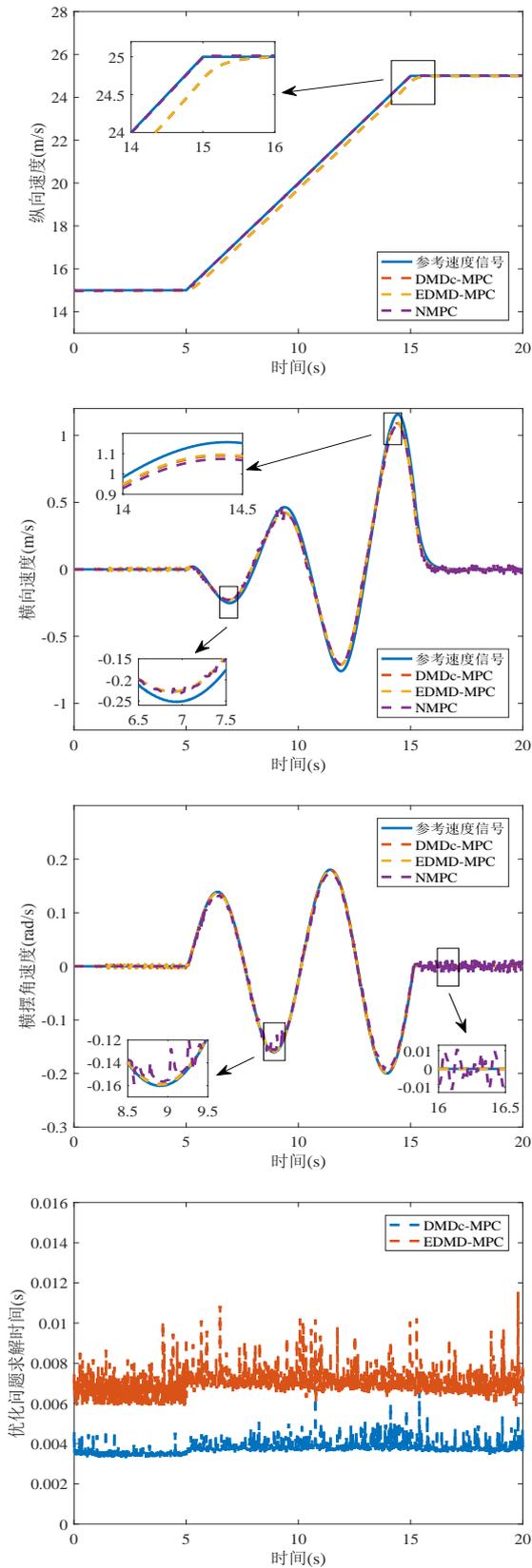


图 3.14 参考速度跟踪 (工况二)

(3) 工况三

此工况用于模拟车辆减速过弯或换道的行驶工况，设置仿真时间为20s，车辆初始状态为： $[25, 0, 0, 25/R_e, 25/R_e]^T$ 。期望纵向速度由25m/s增加至15m/s，期望横向速度与横摆角速度保持变化。

各控制器在工况三下的仿真结果如图 3.15所示，由图可知，在此工况下，NMPC对纵向速度的跟踪精度更高，但是对横向速度与横摆角速度的跟踪出现较大震荡。DMDc-MPC与EDMD-MPC对横向速度与横摆角速度的跟踪精度明显优于NMPC。

(4) 工况四

此工况用于模拟车辆高速行驶时发生横向运动的行驶状态，验证所提出的控制算法在轮胎非线性显著工况下的有效性。设置仿真时间为30s，车辆初始状态为： $[25, 0, 0, 25/R_e, 25/R_e]^T$ 。

各控制器在工况四下的仿真结果如图 3.16所示，图 3.17为前后轮侧偏角结果。由图 3.17可知，前轮侧偏角赋值已超过0.05rad。根据图 3.3所示的侧偏角与侧向轮胎力的关系可知，轮胎此时已处于非线性工作区域。此工况下，NMPC对纵向速度的跟踪时产生的波动更小，DMDc-MPC与EDMD-MPC对横向速度与横摆角速度的控制精度略优于NMPC。

表 3.6给出了各工况下不同控制器所对应的参考速度状态与实际状态的均方根误差值，由表可知DMDc-MPC与EDMD-MPC对参考速度信号跟踪控制的精度大致相同。在曲线行驶工况下，由于NMPC对纵向速度跟踪精度更高，虽横向速度产生一定波动，仍使得NMPC在工况二与工况三下整体的RMSE值更小。虽然NMPC采用精确的非线性模型，但需在线滚动求解非凸优化问题。本节使用Fmincon求解该非凸优化问题时，易陷入局部最优值，使得横向速度与横摆角速度出现一定程度的波动。而基于Koopman线性模型所设计的DMDC-MPC与EDMD-MPC，可将非凸优化问题转化为凸优化问题，更易接近全局最优值。

表 3.7给出了各工况下不同控制器的优化问题平均求解时间，各工况下NMPC的优化问题求解时间如图 3.18所示。由表 3.7可知，在四种工况下，DMDc-MPC与EDMD-MPC的优化问题求解时间均小于采样时间10ms，但DMDc-MPC具有更快的优化问题求解效率。而NMPC优化问题求解时间明显高于采样时间10ms，不足以实现实时控制。

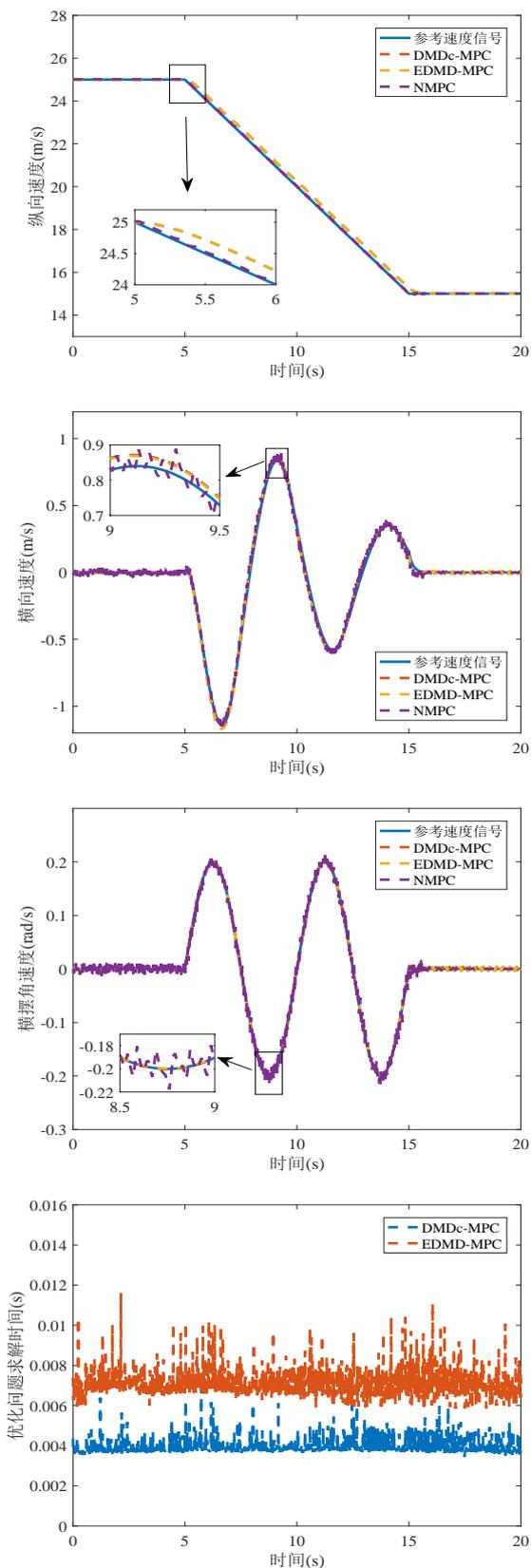


图 3.15 参考速度跟踪 (工况三)

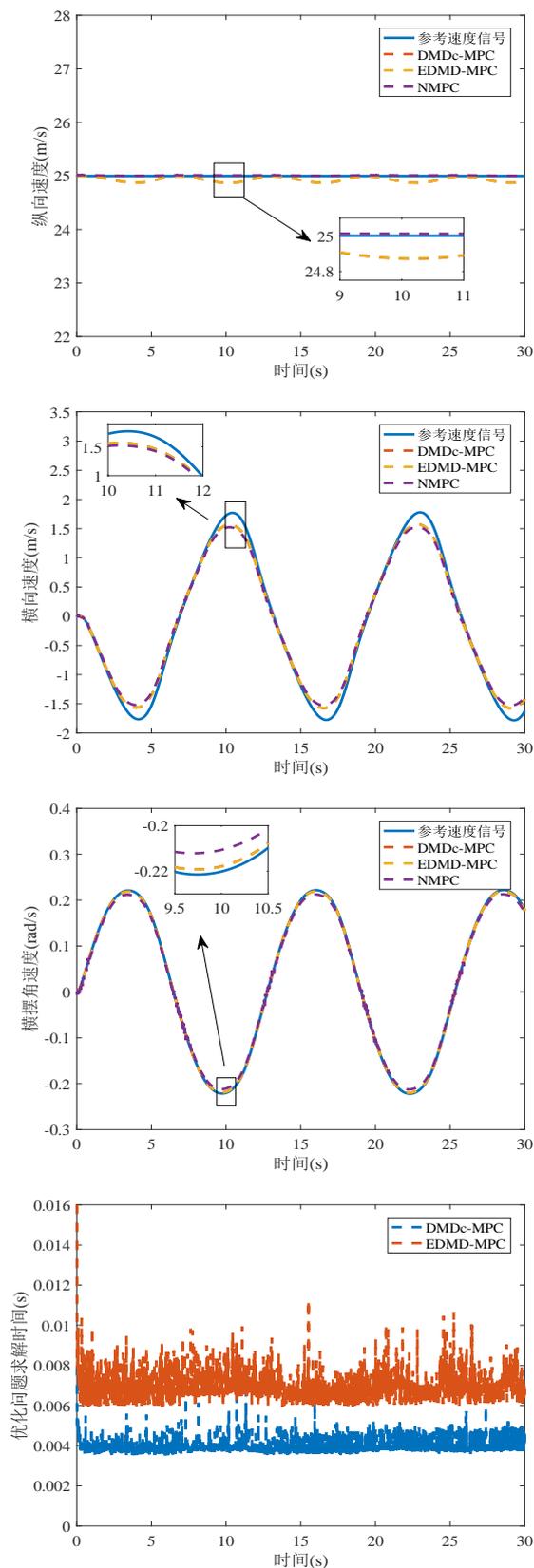


图 3.16 参考速度跟踪 (工况四)

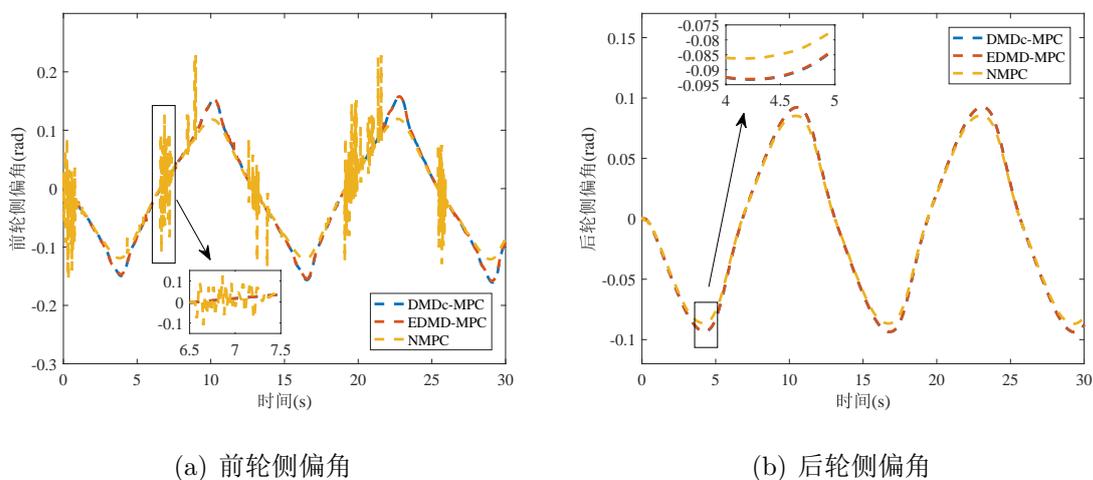


图 3.17 前后轮侧偏角（工况四）

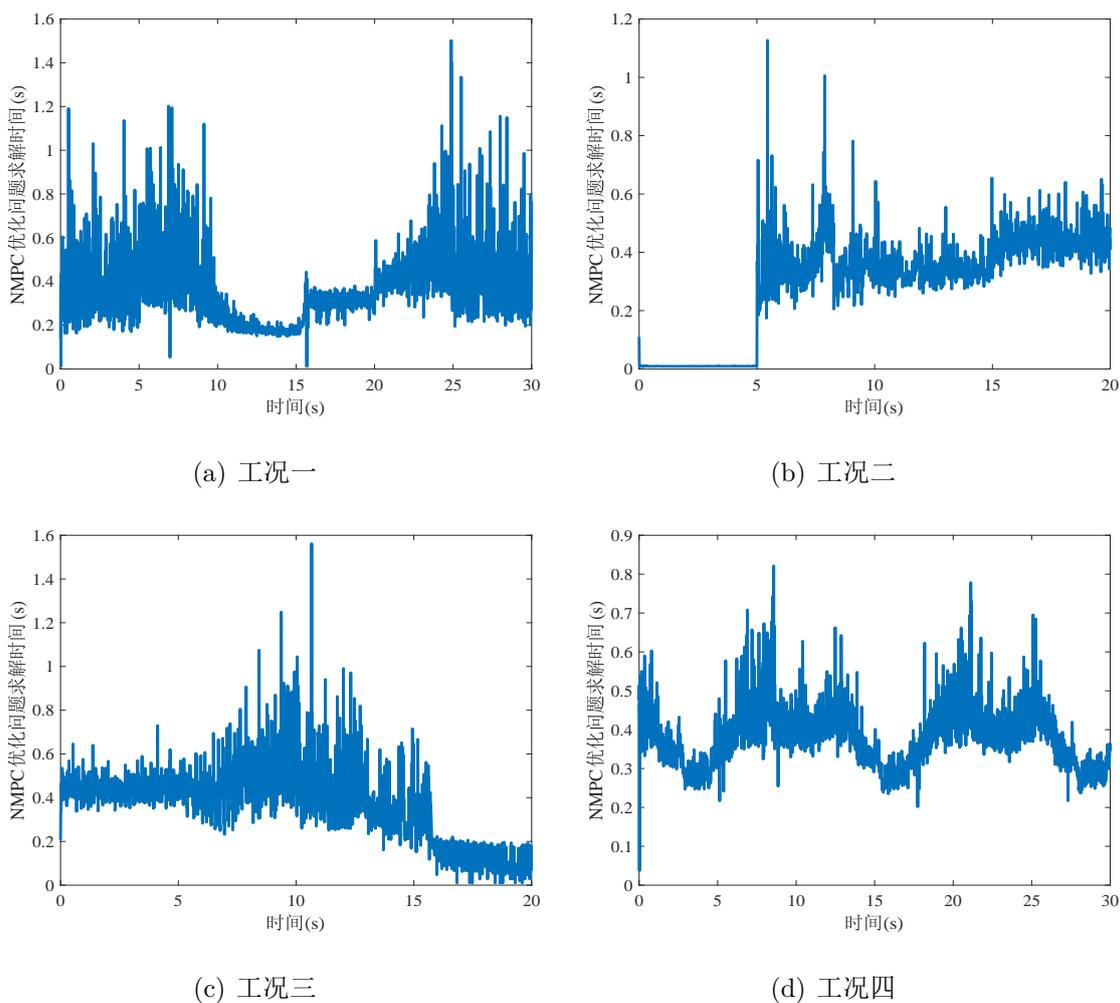


图 3.18 不同工况下的NMPC优化问题求解时间

表 3.6 不同控制器的参考速度状态与实际状态的RMSE值

控制器	工况一	工况二	工况三	工况四
DMDc-MPC	1.68%	1.00%	0.83%	0.56%
EDMD-MPC	1.67%	0.99%	0.83%	0.56%
NMPC	4.06%	0.19%	0.16%	0.57%

表 3.7 不同控制器的优化问题平均求解时间 (ms)

控制器	工况一	工况二	工况三	工况四
DMDc-MPC	3.8	3.8	3.9	4.0
EDMD-MPC	6.7	7.0	7.1	7.0
NMPC	368.5	289.5	373.8	381.2

3.5 本章小结

为实现对给定参考速度信号的实时跟踪，本章提出了一种商用车纵横向协同速度跟踪控制算法。首先建立了5-DOF动力学模型，并基于非线性模型完成系统数据的采集。本章分别基于DMDc算法与EDMD算法得到车辆非线性系统的Koopman线性模型，最后在不同工况下对比了DMDc算法、EDMD算法与局部线性化方法的模型线性化精度。结果表明，相比于局部线性化，Koopman算子能够在复杂工况下以更高的精度完成车辆系统的线性化。

为降低非线性模型预测控制器求解优化问题的计算负担，本章分别基于DMDc和EDMD算法所得到的Koopman线性模型，设计了线性预测控制器。相比于非线性模型预测控制，本章所提出的控制算法求解凸优化问题，极大降低优化问题在线求解负担，可实现实时的纵横向协同速度跟踪控制。

第4章 考虑路面附着系数变化的商用车队列纵 横向协同控制

4.1 引言

第三章所介绍的车辆速度跟踪控制是车辆队列控制的研究基础。相比于速度跟踪控制，智能车辆队列控制可明显提高道路空间利用率及燃油经济性。车辆队列纵横向协同控制是指采用纵横向一体化模型，设计耦合控制器实现队列的纵横向协同运动。但是车辆横纵一体化动力学模型具有强非线性，使得基于模型预测控制的车辆队列纵横向协同控制在线求解优化问题的负担过重。目前在队列控制器设计时，通常假设队列行驶道路为理想道路。然而实际队列行驶中，因天气、道路变化等因素，路面附着系数会产生不同程度的变化。路面附着系数变化将直接影响到轮胎非线性特性，进而使车辆动力学发生参数失配，影响队列行驶的安全性。

为实现在多种路面附着系数下的队列控制，本文基于Koopman算子理论提出了一种商用车队列纵横向协同控制算法。基于五自由度车辆动力学模型及车道保持模型，构建了横纵一体化队列模型。采集不同路面附着系数下的队列系统数据，基于Koopman算子构建了路面附着系数低敏感的线性队列模型，并设计了分布式线性模型预测控制器（Distributed Linear Model Predictive Controller, DLMPC）以实现队列控制。最后，通过Matlab/Trucksim联合仿真实验验证了所提出算法的有效性。

4.2 车辆队列横纵一体化模型

车辆队列的建模与分析是队列控制的基础。本章设置的车辆队列系统由一辆领航车与 N_{sum} 辆跟随车组成，其中将领航车表示为第“0”车，各跟随车表示为第“ i ”车， $i = 1, 2, \dots, N_{\text{sum}}$ ，各车均为满载商用车，车辆参数见表 3.1。队列中各车采用前车跟随拓扑结构，通过车间通信或传感技术获取前车信息，如图 4.1 所示。本节将基于队列中的第 i 辆跟随车，在车辆动力学模型的基础上引入车道保持模型，建立可以描述车辆相对于车道线行驶状态的横纵向一体化模型。

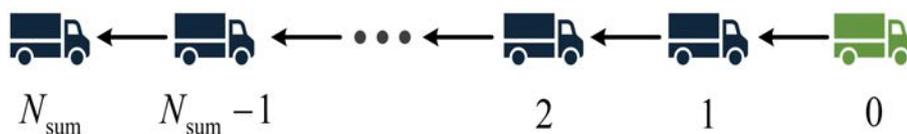


图 4.1 前车通信拓扑示意图

(1) 5-DOF车辆动力学模型

基于3.2.1节中五自由度车辆动力学模型 (3.2.3)，本节建立了车队中各跟随车的动力学模型：

$$\begin{cases} m_i \dot{v}_i^x - m_i v_i^y \omega_i = F_i^{lf} \cos \delta_i - F_i^{sf} \sin \delta_i + F_i^{lr} \\ m_i \dot{v}_i^y + m_i v_i^x \omega_i = F_i^{lf} \sin \delta_i + F_i^{sf} \cos \delta_i + F_i^{sr} \\ I_i^z \dot{\omega}_i = (F_i^{lf} \sin \delta_i + F_i^{sf} \cos \delta_i) l_i^f - F_i^{sr} l_i^r \\ \dot{\omega}_i^f = (T_i/2 - R_i^e F_i^{lf}) / J_i^f \\ \dot{\omega}_i^r = (T_i/2 - R_i^e F_i^{lr}) / J_i^r \end{cases} \quad (4.2.1)$$

其中 v_i^x 、 v_i^y 、 ω_i 、 ω_i^f 、 ω_i^r 分别为第 i 辆车的纵向速度、横向速度、横摆角速度、前、后轮胎角速度； m_i 为第 i 辆车的的质量； δ_i 与 T_i 分别为第 i 辆车的前轮转角与整车力矩； F_i^{lf} 与 F_i^{lr} 分别为第 i 辆车的前、后轮纵向力； F_i^{sf} 与 F_i^{sr} 分别为第 i 辆车的前、后轮侧向力； l_i^f 、 l_i^r 分别为第 i 辆车前、后轴到质心的距离； I_i^z 为第 i 辆车的绕 z 轴转动惯量， $R_i^e = R_e$ 为车轮转动半径； J_i^f 、 J_i^r 分别为前、后轮转动惯量。

动力学模型 (4.2.1) 中轮胎动力学可表示为：

$$\begin{cases} F_i^l = D_i^l \sin \left(C_i^l \arctan \left(B_i^l \alpha_i^{f/r} - E_i^l \left(B_i^l \alpha_i^{f/r} - \arctan B_i^l \alpha_i^{f/r} \right) \right) \right) \\ F_i^s = D_i^s \sin \left(C_i^s \arctan \left(B_i^s k_i^{f/r} - E_i^s \left(B_i^s k_i^{f/r} - \arctan B_i^s k_i^{f/r} \right) \right) \right) \end{cases} \quad (4.2.2)$$

其中 F_i^l 与 F_i^s 分别为第 i 辆车的轮胎侧向力与纵向力； α_i^f 、 α_i^r 分别为前、后轮侧偏角； k_i^f 、 k_i^r 分别为前、后轮滑移率。

路面附着系数 μ 可表征轮胎在不同路面下的附着能力，干燥水泥路面附着系数常在 0.7~1 之间，潮湿路面附着系数为 0.4~0.6，刚刚下雨时路面附着系数为 0.3~0.4。当路面附着系数变化时，满载商用车的轮胎特性将发生相应的变化。在动力学模型 (4.2.1) 中将满载商用车左右轮等效为一个轮胎，前后轮垂直载荷分别为 52974N 与 123606N。在不同的路面附着系数下，满载商用车的轮胎侧向力与侧偏角的关系如图 4.2 所示。由图 4.2 可知，当路面附着系数变小时，车辆的轮胎力将会明显减小；更小的侧偏角即可使轮胎工作在线性区域内。在不同附着系数下，满载商用车的轮胎魔术公式参数相对于理想路面附着系数 $\mu = 1$ 的参数将发生一定规律的变化^[89]：

式 (4.2.2)中 $B_i^{l/s}$ 变化为 $(2 - \mu) B_i^{l/s}$ 、 $C_i^{l/s}$ 变化为 $(\frac{5}{4} - \frac{\mu}{4}) C_i^{l/s}$ 、 $D_i^{l/s}$ 变化为 $\mu D_i^{l/s}$ 。不同附着系数下，满载商用车的轮胎魔术公式参数如表 4.1、表 4.2、表 4.3 所示。

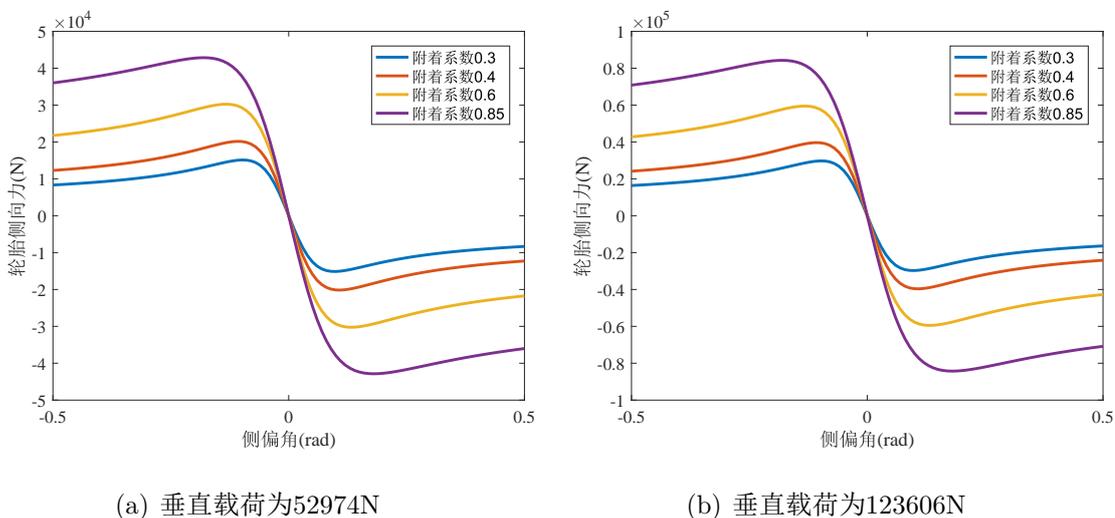


图 4.2 不同路面附着系数下侧偏角与轮胎侧向力的关系

表 4.1 轮胎魔术公式参数（路面附着系数为0.3）

参数	前轮	后轮	参数	前轮	后轮
B_i^l	12.4677	12.4677	B_i^S	7.7283	7.7283
C_i^l	2.0533	2.0533	C_i^S	2.7407	2.7407
D_i^l	7542.4	14873	D_i^S	7563.5	14873
E_i^l	0.9869	0.9869	E_i^S	0.6593	0.6593

表 4.2 轮胎魔术公式参数（路面附着系数为0.4）

参数	前轮	后轮	参数	前轮	后轮
B_i^l	11.7343	11.7343	B_i^S	7.2737	7.2737
C_i^l	2.0096	2.0096	C_i^S	2.6824	2.6824
D_i^l	10056	19774	D_i^S	10085	19831
E_i^l	0.9869	0.9869	E_i^S	0.6593	0.6593

表 4.3 轮胎魔术公式参数（路面附着系数为0.6）

参数	前轮	后轮	参数	前轮	后轮
B_i^l	10.2675	10.2675	B_i^s	6.3645	6.3645
C_i^l	1.9222	1.9222	C_i^s	2.5658	2.5658
D_i^l	15085	29661	D_i^s	15127	29746
E_i^l	0.9869	0.9869	E_i^s	0.6593	0.6593

（2）车道保持模型

在实际场景中，车辆队列通常在某条车道内行驶，需要使车辆的行驶轨迹与车道线保持一致，从而保证在直道与弯曲道路上均可沿指定车道安全行驶。本节建立了如图 4.3所示的车道保持模型，以描述车辆相对于车道线的位置、行驶方向等信息。

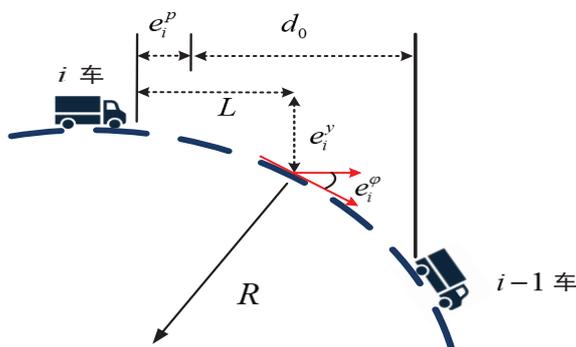


图 4.3 弯道保持模型示意图

定义 s_i 为车辆队列中第 i 车纵向位置，定义 e_i^p 为纵向间距误差：

$$e_i^p = s_i - (s_{i-1} - d_{\text{des}}) \quad (4.2.3)$$

其中 d_{des} 为相邻两车期望车间距。本章将采用固定车间距策略，即 d_{des} 为定常数。

为了描述车辆相对于车道线的横向运动状态，定义 e_i^y 为质心到车道线的横向位置误差， e_i^φ 为横摆角误差：

$$\dot{e}_i^y = v_i^x e_i^\varphi - v_i^y - L\omega_i \quad (4.2.4)$$

$$e_i^\varphi = \varphi_d - \varphi_i \quad (4.2.5)$$

其中 L 为车辆预瞄距离； φ_d 与 φ_i 分别为第 i 车的期望横摆角与实际横摆角。

车道保持模型可表示为：

$$\begin{cases} \dot{e}_i^p = v_i^x - v_{i-1}^x \\ \dot{e}_i^y = v_i^x e_i^\varphi - v_i^y - L\omega_i \\ \dot{e}_i^\varphi = \omega_d - \omega_i \end{cases} \quad (4.2.6)$$

其中 ω_d 为期望的横摆角速度， R 为道路半径， $\omega_d = v_i^x/R$ 。

(3) 车辆队列横纵一体化模型

联立式(4.2.1)及式(4.2.6)，构建车辆队列横纵一体化模型：

$$\begin{cases} m_i \dot{v}_i^x - m_i v_i^y \omega_i = F_i^{lf} \cos \delta_i - F_i^{sf} \sin \delta_i + F_i^{lr} \\ m_i \dot{v}_i^y + m_i v_i^x \omega_i = F_i^{lf} \sin \delta_i + F_i^{sf} \cos \delta_i + F_i^{sr} \\ I_i^z \dot{\omega}_i = (F_i^{lf} \sin \delta_i + F_i^{sf} \cos \delta_i) l_i^f - F_i^{sr} l_i^r \\ \dot{\omega}_i^f = (T_i/2 - R_i^e F_i^{lf}) / J_i^f \\ \dot{\omega}_i^r = (T_i/2 - R_i^e F_i^{lr}) / J_i^r \\ \dot{e}_i^p = v_i^x - v_{i-1}^x \\ \dot{e}_i^y = v_i^x e_i^\varphi - v_i^y - L\omega_i \\ \dot{e}_i^\varphi = \omega_d - \omega_i \end{cases} \quad (4.2.7)$$

选取状态量为纵向速度、横向速度、横摆角速度、前后轮角速度、纵向间距误差、横向位置误差、横摆角误差，即 $\mathbf{x}_i = [v_i^x, v_i^y, \omega_i, \omega_i^f, \omega_i^r, e_i^p, e_i^y, e_i^\varphi]^T$ ，控制输入为前轮转角与整车力矩，即 $\mathbf{u}_i = [\delta_i, T_i]^T$ 。选取纵向速度、纵向间距误差、横向位置误差、横摆角误差为系统的输出，即 $\mathbf{y}_i = [v_i^x, e_i^p, e_i^y, e_i^\varphi]^T$ ，将式(4.2.7)写为如下的状态方程的形式：

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_i = f_p(\mathbf{x}_i, \mathbf{u}_i) \\ \mathbf{y}_i = \mathbf{C}_p \mathbf{x}_i \end{cases} \quad (4.2.8)$$

其中 $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^8$ ， $\mathbf{u}_i \in \mathbb{R}^2$ ，矩阵 $\mathbf{C}_p = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{1 \times 1} & \mathbf{0}_{1 \times 7} \\ \mathbf{0}_{3 \times 5} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix}$ 。

4.3 路面附着系数低敏感的线性队列模型

上节建立了车辆队列横纵一体化模型，本节将基于Koopman算子理论建立与式(4.2.8)对应的线性队列模型，具体流程如图4.4所示。

路面附着系数的变化将影响车辆动力学特性，但并不影响弯道保持模型表示的系统特性。因此，构建路面附着系数低敏感的线性队列模型时，分别线性化车辆动力学模型和弯道保持模型。为降低线性模型对路面附着系数的敏感性，即在多种路面附着系数下保证所构建的线性模型的精度，本节采集不同路面附着系数下的车辆系统数据，建立路面附着系数低敏感的车辆线性模型。随后，基于Koopman算子完成车道保持模型的线性化，构建线性车道保持模型。联立车辆线性模型与线性车道保持模型，即可完成路面附着系数低敏感的线性队列模型的构建。

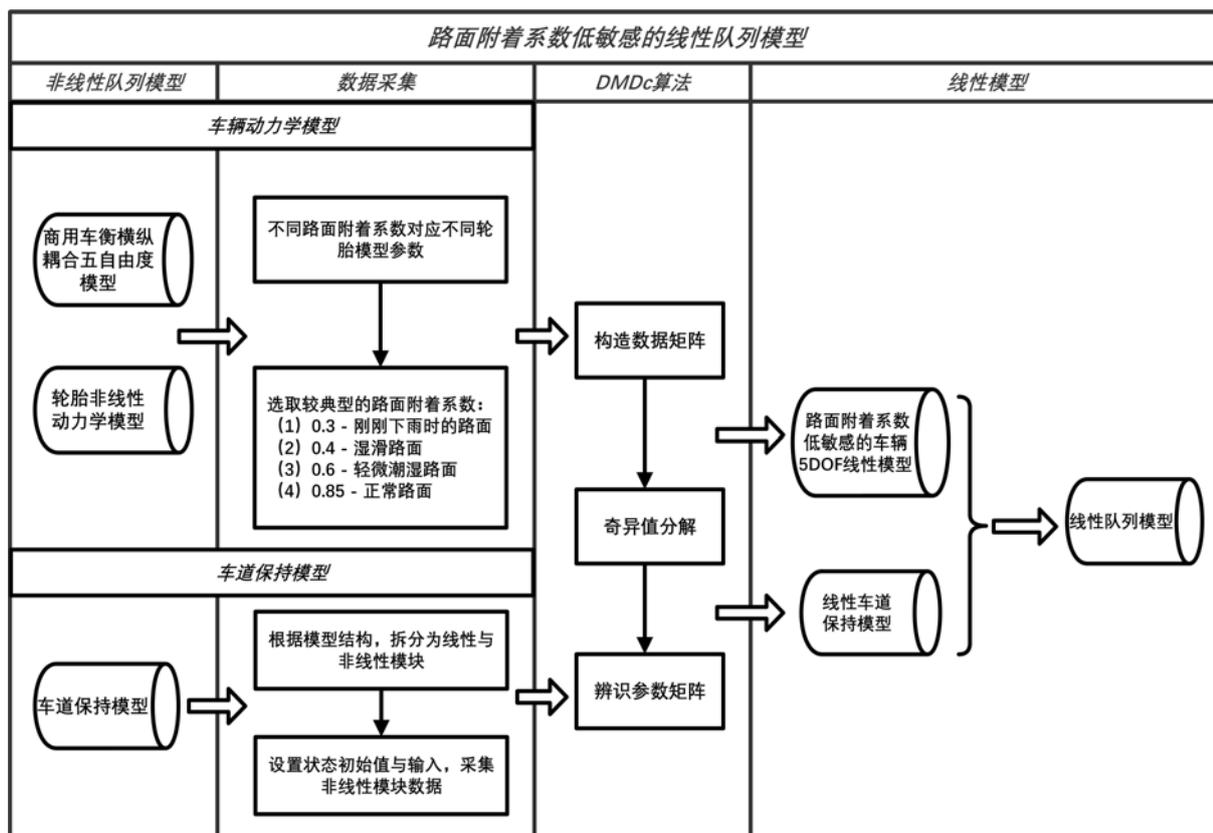


图 4.4 路面附着系数低敏感的线性队列模型的构建过程

4.3.1 非线性队列模型的“全局”线性化

(1) 路面附着系数低敏感的5-DOF车辆线性模型

本文在第三章中对比了DMDc算法与EDMD算法近似车辆动力学的精度，DMDc算法在降低线性模型维度的同时并未明显损失精度，因此本节将利用DMDc算法构建路面附着系数低敏感的5-DOF车辆线性模型。

设置采样周期 $T_s = 10\text{ms}$ ，基于龙格库塔法将式(4.2.1)离散化。由于Koopman算子所构建的线性模型具有一定的泛化能力，因此，无需采集所有附着系数下的数据，仅采集附着系数为0.3、0.4、0.6、0.85下的系统状态量与控制量数据，用于获取5-DOF车辆线性模型。

本文共采集4000条步长为100的轨迹，即附着系数为0.3、0.4、0.6、0.85的子数据集分别包含1000条轨迹。每个附着系数的子数据集均由500条直线行驶子数据集及500条曲线行驶子数据集构成。

获取所有直线行驶子数据集时，纵向速度 v_x 、横向速度 v_y 、横摆角速度 ω 的初始值分别为 $[10, 30]\text{m/s}$ 、 $[-0.1, 0.1]\text{m/s}$ 、 $[-0.1, 0.1]\text{rad/s}$ 内的随机数；前、后轮角速度 ω_f 、 ω_r 初始值为 $[10/R_e, 30/R_e]\text{rad/s}$ 内的随机数。整车力矩 T 为 $[-10000, 10000]\text{Nm}$ 内的随机数，前轮转角 δ 为 $[-0.001, 0.001]\text{rad}$ 内的随机数。

获取所有曲线行驶子数据集时，整车力矩 T 设置为 $[-10000, 10000]\text{Nm}$ 内的随机数，前轮转角 δ 设置为 $[-0.1, 0.1]\text{rad}$ 内的随机数。

获取曲线行驶子数据集时状态量初始值分别设置如下：

(a) 附着系数为0.3的曲线行驶子数据集

设置纵向速度 v_x 、横向速度 v_y 、横摆角速度 ω 的初始值分别为 $[10, 30]\text{m/s}$ 、 $[-0.2, 0.2]\text{m/s}$ 、 $[-0.1, 0.1]\text{rad/s}$ 内的随机数；设置前、后轮角速度 ω_f 、 ω_r 初始值为 $[10/R_e, 30/R_e]\text{rad/s}$ 内的随机数。

(b) 附着系数为0.4的曲线行驶子数据集

设置纵向速度 v_x 、横向速度 v_y 、横摆角速度 ω 的初始值分别为 $[10, 30]\text{m/s}$ 、 $[-0.3, 0.3]\text{m/s}$ 、 $[-0.1, 0.1]\text{rad/s}$ 内的随机数；设置前、后轮角速度 ω_f 、 ω_r 初始值为 $[10/R_e, 30/R_e]\text{rad/s}$ 内的随机数。

(c) 附着系数为0.6的曲线行驶子数据集

设置纵向速度 v_x 、横向速度 v_y 、横摆角速度 ω 的初始值分别为 $[10, 30]\text{m/s}$ 、 $[-0.3, 0.3]\text{m/s}$ 、 $[-0.2, 0.2]\text{rad/s}$ 内的随机数；设置前、后轮角速度 ω_f 、 ω_r 初始值为 $[10/R_e, 30/R_e]\text{rad/s}$ 内的随机数。

(d) 附着系数为0.85的曲线行驶子数据集

设置纵向速度 v_x 、横向速度 v_y 、横摆角速度 ω 的初始值分别为 $[10, 30]\text{m/s}$ 、 $[-0.5, 0.5]\text{m/s}$ 、 $[-0.5, 0.5]\text{rad/s}$ 内的随机数；设置前、后轮角速度 ω_f 、 ω_r 初始值为 $[10/R_e, 30/R_e]\text{rad/s}$ 内的随机数。

将获取的各附着系数下的子数据集构成统一的数据集，并基于DMDc算法构建Koopman线性模型：

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{x}}_p(k+1) = \boldsymbol{A}_{\text{DMDc}}^p \hat{\boldsymbol{x}}_p(k) + \boldsymbol{B}_{\text{DMDc}}^p \boldsymbol{u}_p(k) \\ \hat{\boldsymbol{y}}_{\text{DMDc}}^p(k) = \boldsymbol{C}_{\text{DMDc}}^p \hat{\boldsymbol{x}}_p(k) \end{cases} \quad (4.3.1)$$

其中 $\hat{\boldsymbol{x}}_p(k) = [\hat{v}_i^x(k), \hat{v}_i^y(k), \hat{\omega}_i(k), \hat{\omega}_i^f(k), \hat{\omega}_i^r(k)]^T$ 为对原系统 (4.2.8) 状态量的估计值， $\hat{\boldsymbol{y}}_{\text{DMDc}}^p(k) = [\hat{v}_i^x(k), \hat{v}_i^y(k), \hat{\omega}_i(k)]^T$ 为对输出量的估计值，矩阵 $\boldsymbol{A}_{\text{DMDc}}^p \in \mathbb{R}^{5 \times 5}$ ，矩阵 $\boldsymbol{B}_{\text{DMDc}}^p \in \mathbb{R}^{5 \times 2}$ ，矩阵 $\boldsymbol{C}_{\text{DMDc}}^p = [I_{3 \times 3}, 0_{3 \times 2}]$ 。

(2) 弯道保持模型线性化

观察式 (4.2.6) 可知，模型中的非线性特性体现在横向位置误差 e_i^y 项中的 $v_i^x e_i^\varphi$ 。通常可假设工作点附近纵向速度 v_i^x 保持不变，将 $v_i^x e_i^\varphi$ 表示为与 e_i^φ 有关的线性项。但纵向速度 v_i^x 在预测时域内会不断变化，使该近似方法有较大误差。为进一步提高线性模型精度，本节将基于DMDc算法完成弯道保持模型的线性化。

取式 (4.2.6) 中横向位置误差 e_i^y 及横摆角偏差 e_i^φ ，将 e_i^y 记为 x_1 ，将 e_i^φ 记为 x_2 ， v_i^x 记为 u_1 ， $\omega_d - \omega_i$ 记为 u_2 ，可得：

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 u_1 \\ \dot{x}_2 = u_2 \end{cases} \quad (4.3.2)$$

首先将基于DMDc算法建立式 (4.3.2) 的线性模型。设置采样时间 $T_s = 10\text{ms}$ ，基于龙格库塔法将式 (4.3.2) 离散化。选取10000个不同的状态初始点，从每个初始点出发向前演进200个步长，以采集到10000条采样步长为200的系统状态轨迹。具体的，根据车辆行驶时的状态，设置 x_1 、 x_2 的初始值分别为 $[-0.3, 0.3]$ 与 $[-0.05, 0.05]$ 内的随机数、设置控制输入 u_1 、 u_2 分别为 $[0, 35]$ 与 $[-0.1, 0.1]$ 内的随机数。

基于所获取的数据及DMDc算法，构建式 (4.3.2) 的线性模型：

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_1(k+1) \\ \hat{x}_2(k+1) \end{bmatrix} = \boldsymbol{A}_{\text{DMDc}}^c \begin{bmatrix} \hat{x}_1(k) \\ \hat{x}_2(k) \end{bmatrix} + \boldsymbol{B}_{\text{DMDc}}^c \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{bmatrix} \quad (4.3.3)$$

其中矩阵 $\boldsymbol{A}_{\text{DMDc}}^c \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ ，矩阵 $\boldsymbol{B}_{\text{DMDc}}^c \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ 。

根据线性系统的可加性及前向欧拉法，构建式 (4.2.6) 所对应的线性弯道保持模型：

$$\begin{bmatrix} \hat{e}_i^p(k+1) \\ \hat{e}_i^y(k+1) \\ \hat{e}_i^\varphi(k+1) \end{bmatrix} = \boldsymbol{A}_{\text{DMDc}}^w \begin{bmatrix} \hat{e}_i^p(k+1) \\ \hat{e}_i^y(k+1) \\ \hat{e}_i^\varphi(k+1) \end{bmatrix} + \boldsymbol{B}_{\text{DMDc}}^w \begin{bmatrix} \hat{v}_i^x(k) \\ \hat{v}_i^y(k) \\ \hat{\omega}_i(k) \end{bmatrix} + \boldsymbol{E}_{\text{DMDc}}^w \hat{v}_{i-1}^x(k) \quad (4.3.4)$$

其中矩阵 $\mathbf{A}_{\text{DMDc}}^w \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 、 $\mathbf{B}_{\text{DMDc}}^w \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 、 $\mathbf{E}_{\text{DMDc}}^w \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ ，具体表示为：

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_{\text{DMDc}}^w &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{A}_{\text{DMDc}}^c(1,1) & \mathbf{A}_{\text{DMDc}}^c(1,2) \\ 0 & \mathbf{A}_{\text{DMDc}}^c(2,1) & \mathbf{A}_{\text{DMDc}}^c(2,2) \end{bmatrix} \\ \mathbf{B}_{\text{DMDc}}^w &= \begin{bmatrix} T_s & 0 & 0 \\ \mathbf{B}_{\text{DMDc}}^c(1,1) + \mathbf{B}_{\text{DMDc}}^c(1,2)/R & -T_s & -\mathbf{B}_{\text{DMDc}}^c(1,2) - LT_s \\ \mathbf{B}_{\text{DMDc}}^c(2,1) + \mathbf{B}_{\text{DMDc}}^c(2,2)/R & 0 & -\mathbf{B}_{\text{DMDc}}^c(2,2) \end{bmatrix} \\ \mathbf{E}_{\text{DMDc}}^w &= \begin{bmatrix} -T_s \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.3.5)$$

(3) 线性队列模型

联立式 (4.3.1) 及式 (4.3.4)，构建式 (4.2.8) 整体线性模型：

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_i(k+1) = \mathbf{A}_{\text{curve}} \hat{\mathbf{x}}_i(k) + \mathbf{B}_{\text{curve}} \mathbf{u}_i(k) + \mathbf{E}_{\text{curve}} v_{i-1}^x(k) \\ \hat{\mathbf{y}}_i(k) = \mathbf{C}_{\text{curve}} \hat{\mathbf{x}}_i(k) \end{cases} \quad (4.3.6)$$

其中 $\hat{\mathbf{x}}_i(k) = [\hat{v}_i^x(k), \hat{v}_i^y(k), \hat{\omega}_i(k), \hat{\omega}_i^f(k), \hat{\omega}_i^r(k), \hat{e}_i^p(k), \hat{e}_i^y(k), \hat{e}_i^\varphi(k)]^T$ 为对系统状态量的估计值， $\hat{\mathbf{y}}_i(k) = [\hat{v}_i^x(k), \hat{e}_i^p(k), \hat{e}_i^y(k), \hat{e}_i^\varphi(k)]^T$ 为对系统输出的估计值，矩阵 $\mathbf{A}_{\text{curve}} \in \mathbb{R}^{8 \times 8}$ 、 $\mathbf{B}_{\text{curve}} \in \mathbb{R}^{8 \times 2}$ 、 $\mathbf{E}_{\text{curve}} \in \mathbb{R}^{8 \times 1}$ 、 $\mathbf{C}_{\text{curve}} \in \mathbb{R}^{4 \times 8}$ ，具体表示为：

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_{\text{curve}} &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{\text{DMDc}}^p & \mathbf{0}_{5 \times 3} \\ \mathbf{B}_{\text{DMDc}}^w & \mathbf{0}_{3 \times 2} & \mathbf{A}_{\text{DMDc}}^w \end{bmatrix} \\ \mathbf{B}_{\text{curve}} &= \begin{bmatrix} \mathbf{B}_{\text{DMDc}}^p \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \\ \mathbf{E}_{\text{curve}} &= \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{5 \times 1} \\ \mathbf{E}_{\text{DMDc}}^w \end{bmatrix} \\ \mathbf{C}_{\text{curve}} &= \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{1 \times 1} & \mathbf{0}_{1 \times 7} \\ \mathbf{0}_{3 \times 5} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.3.7)$$

4.3.2 线性队列模型验证

在使用DMDc算法构建Koopman线性队列模型后，本节在不同路面附着系数下，使用不同的初始值和控制量验证模型精度。本章仿真在Matlab R2016b仿真环境下完成，处理器为Intel(R)Core(TM) i7-10700CPU @2.90 GHz，RAM为16GB。队列内满载车辆参数如表 3.1所示，各附着系数下轮胎魔术公式参数如表 3.2、4.1、4.2、4.3所示。

为进一步说明路面附着系数低敏感的线性队列模型的有效性，分别在0.3、0.4、0.6、0.85附着系数下获取4000条采样步长为100的系统状态轨迹，构建多个由单一附着系数数据训练得到的Koopman线性队列模型。在各附着系数所对应的数据集中，状态初始值与控制量的设置与4.3.1节中不同附着系数下的设置保持一致。

设置四种不同附着系数下的工况，分别为工况1、工况2、工况3与工况4。

(1) 工况1

此工况用于验证在路面附着系数为0.85的直线道路下所构建的线性队列模型的精度。设置车辆初始状态为： $[20, 0, 0, 20/R_e, 20/R_e, 0, 0, 0]^T$ ，整车力矩 T_i 为6000Nm，前轮转角 δ_i 为0，前车车速为21m/s。

(2) 工况2

此工况用于验证在路面附着系数为0.85、半径为400m的弯曲道路条件下线性队列模型的精度。设置车辆初始状态为： $[25, 0, 0, 25/R_e, 25/R_e, 0, 0, 0]^T$ ，整车力矩 T_i 为-4000Nm，前轮转角 $\delta_i = 0.05 \sin(5t/3)$ ，前车车速为24m/s。

(3) 工况3

此工况用于验证在路面附着系数为0.5的直线道路条件下线性队列模型的精度。设置车辆初始状态为： $[15, 0, 0, 15/R_e, 15/R_e, 0, 0, 0]^T$ ，整车力矩 T_i 为4000Nm，前轮转角 $\delta_i = 0.1 \sin(5t)$ ，前车车速为16m/s。

(4) 工况4

此工况用于验证在路面附着系数为0.3、半径为250m的弯曲道路条件下线性队列模型的精度。设置车辆初始状态为： $[16, 0, 0, 16/R_e, 16/R_e, 0, 0, 0]^T$ ，整车力矩 T_i 为4000Nm，前轮转角 $\delta_i = 0.1 \cos(5t)$ ，前车车速为17m/s。

在这四个工况下对比考虑路面附着系数变化所建立Koopman线性队列模型与未考虑路面附着系数变化所建立的Koopman线性队列模型的精度，其中未考虑路面附着系数变化所建立的Koopman线性队列模型是指基于各单一附着系数对应的5-DOF线性模型与式(4.3.4)所建立的线性队列模型。

工况1中车辆在干燥路面的直线道路上进行纵向运动，横纵耦合特性较弱。此工况下对系统未来时刻状态的预测仿真结果如图4.5所示，不同建模方法下系统实际状态与预测状态的RMSE值如表4.4所示。在获取系统数据时，由于附着系数0.3所对应数据集的横向速度范围最小，训练数据所反映的车辆特性更接近直线行驶时的特性。因此在路面附着系数为0.85的道路上直线行驶时，仅考虑附着系数0.3所构建的Koopman线性模型精度更高，而路面附着系数低敏感的Koopman线性模型精度略差。

工况2中道路为路面附着系数为0.85、半径为400m的曲线道路，车辆进行纵横向运动。此工况下系统未来时刻状态及前后轮侧偏角的仿真结果如图4.6所示。

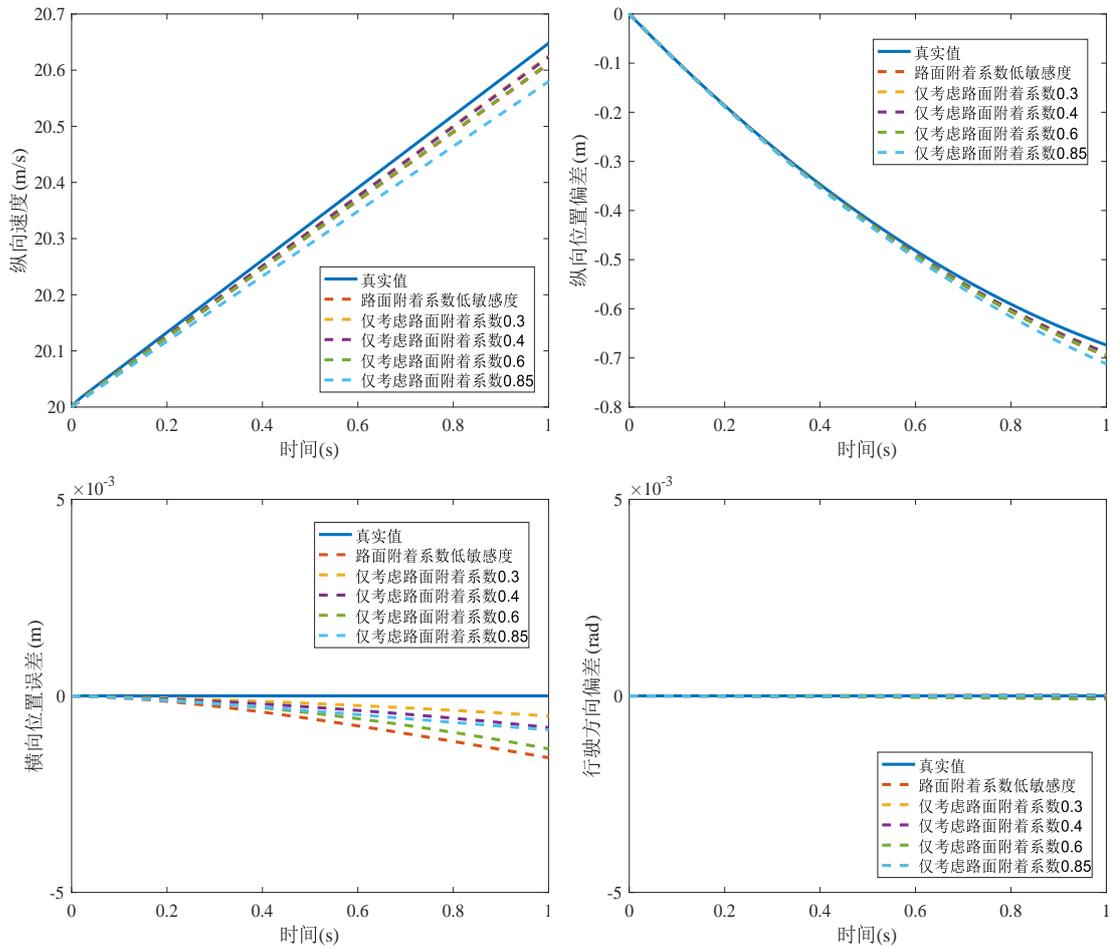


图 4.5 系统状态预测结果（工况1）

表 4.4 不同工况下系统实际状态与预测状态的RMSE值

建模方法	工况1	工况2	工况3	工况4
路面附着系数低敏感	0.12%	0.636%	0.494%	0.717%
仅考虑路面附着系数0.3	0.0765%	0.982%	1.789%	0.366%
仅考虑路面附着系数0.4	0.0818%	0.772%	0.973%	0.583%
仅考虑路面附着系数0.6	0.114%	0.448%	0.394%	1.013%
仅考虑路面附着系数0.85	0.2166%	0.274%	1.185%	1.328%

注：表中RMSE值为整个仿真时间内系统状态与预测状态计算得到。

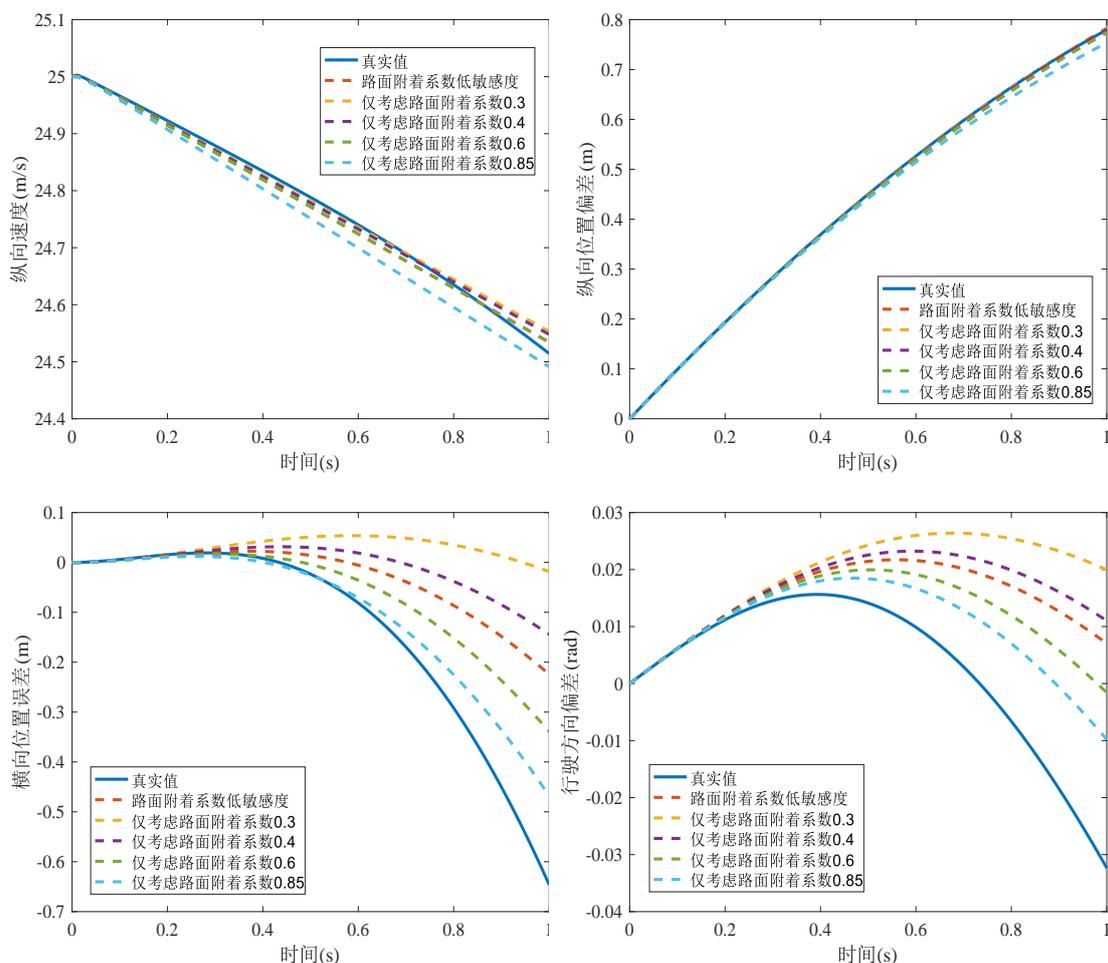


图 4.6 系统状态预测结果（工况2）

由工况2下的仿真结果可知，在路面附着系数为0.85的道路上弯曲行驶时，仅考虑附着系数0.85所得到的Koopman 线性模型的精度最高，仅考虑附着系数0.3所得到的Koopman线性模型的精度最低，路面附着系数低敏感度的Koopman线性模型精度介于两者之间。

工况3中道路为路面附着系数为0.5的直线道路，描述车辆在潮湿路面进行纵横向运动，纵横耦合特性较强，此工况下系统未来时刻状态及前后轮侧偏角的仿真结果如图 4.7所示。由图可知，前后轮侧偏角幅值较大，轮胎进入非线性工作区域。从仿真结果来看，在潮湿路面下，仅考虑附着系数0.6所得到的Koopman线性模型的精度最高，而路面附着系数低敏感的Koopman线性模型精度仅小于考虑附着系数0.6所得到的Koopman线性模型。

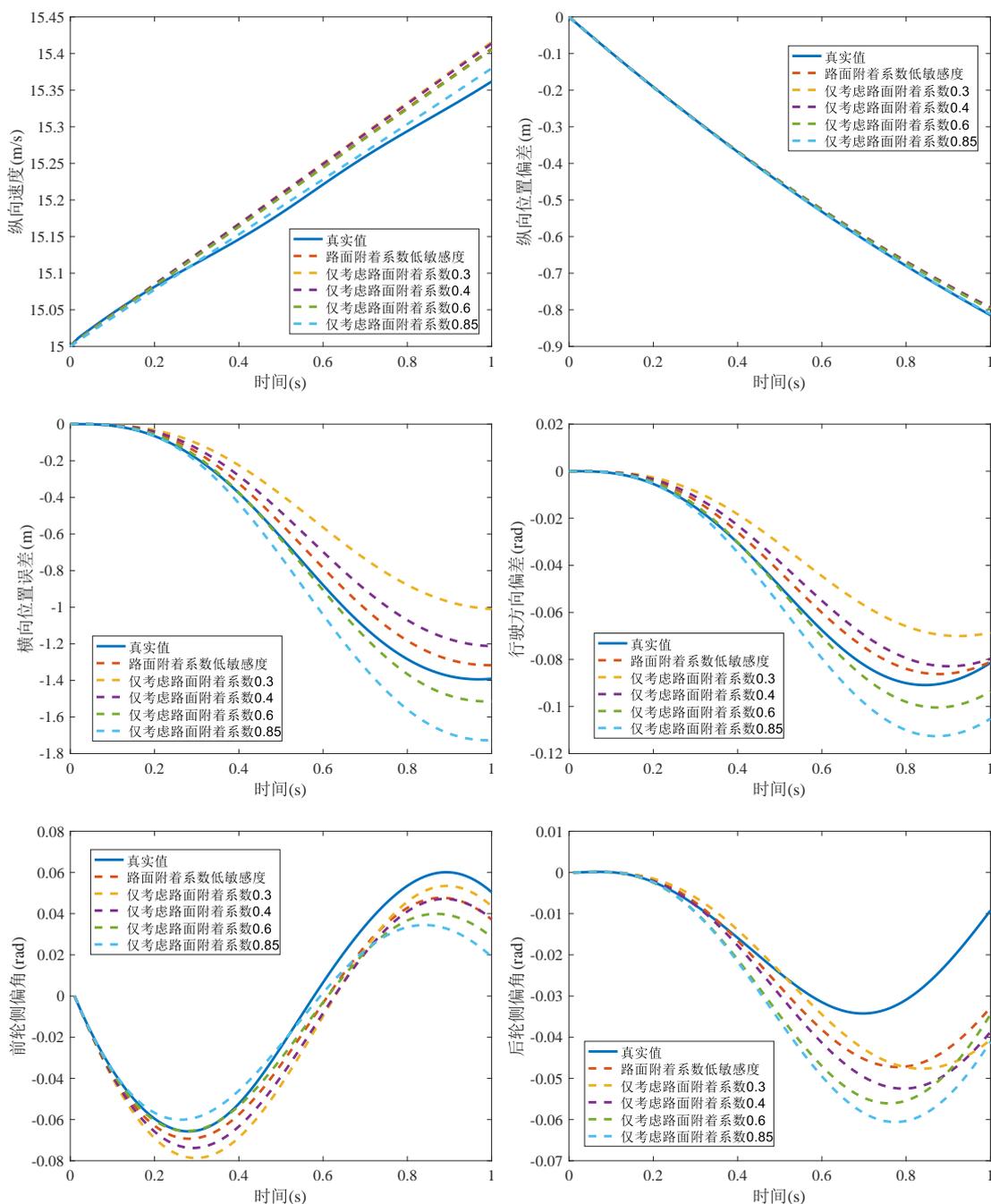


图 4.7 系统状态预测结果（工况3）

工况4中道路为路面附着系数为0.3、半径为250m的曲线道路。在此工况下，基于不同Koopman线性模型对系统未来时刻状态的预测及前后轮侧偏角的仿真结果如图 4.8所示。附着系数0.3代表刚刚下雨时的路面，更易激发出轮胎非线性特性，且由图 4.8中前后轮侧偏角的仿真结果可知，轮胎已进入非线性工作区域。在湿滑路面

下，仅考虑附着系数0.3所得到的Koopman线性模型的精度最高，而路面附着系数低敏感的Koopman 线性模型精度介于考虑附着系数0.4、0.6所得到的Koopman线性模型之间。

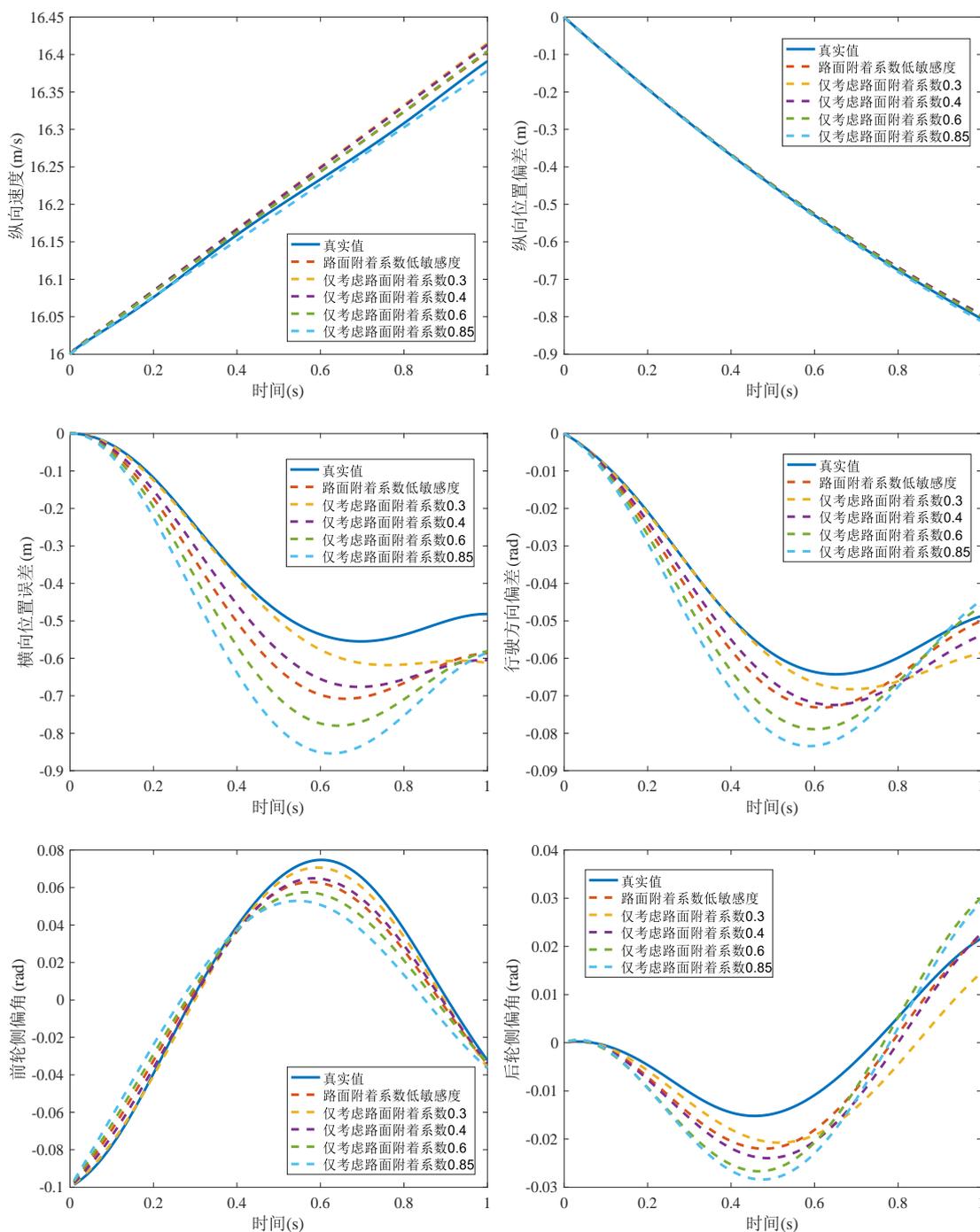


图 4.8 系统状态预测结果（工况4）

综上所述,仅依据一种附着系数下的系统数据所得到的Koopman线性模型可在该附着系数下保证较高的模型精度,但在其他附着系数下,模型精度将明显下降。本文建立的路面附着系数低敏感的Koopman线性模型可在多组附着系数下保证较高的精度,受路面附着系数变化的影响更低。

4.4 分布式模型预测控制器设计

将整个车辆队列的控制问题转化为子车辆的优化问题,从而进一步降低车辆队列控制在线计算负担,实现对车辆队列的横纵向实时协同控制。

本节对车辆队列控制器的设计将以下列假设为基础^[90]:

- (1) 本文所研究的车辆队列为同质车辆队列,即队列中各车的车型、车身质量与载重、车辆参数均保持一致;
- (2) 车队中各车时钟同步,即车队中所有成员车辆共用同一个时钟;
- (3) 忽略队列各车辆间的通信时延及噪声干扰的影响。

4.4.1 控制目标

为实现在弯曲道路上的车辆队列控制,本节所设计的控制器将分别满足纵向与横向的控制需求。

(1) 纵向控制目标及约束

为实现车辆队列的纵向运动,设置队列通信拓扑为前车跟随拓扑结构,车间距策略为固定距离策略,并设置纵向控制目标为队列中各车纵向速度保持一致、各车达到理想车间距,如式(4.4.1)所示:

$$\begin{cases} \lim_{k \rightarrow \infty} \|v_i^x(k) - v_{i-1}^x(k)\| = 0 \\ \lim_{k \rightarrow \infty} \|s_{i-1}(k) - s_i(k) - d_{\text{des}}\| = 0 \end{cases} \quad (4.4.1)$$

其中 $v_i^x(k)$ 与 $v_{i-1}^x(k)$ 分别为 k 时刻第 i 辆与第 $i-1$ 辆车的纵向速度; $s_i(k)$ 与 $s_{i-1}(k)$ 分别为第 i 辆与第 $i-1$ 辆车的纵向位置; d_{des} 为期望车间距。

为满足车辆队列的安全性要求,即相邻车辆间的距离保证在允许的范围内,防止车辆出现碰撞,设置了如下纵向安全约束:

$$e_p^{i,\min} \leq e_i^p(k) \leq e_p^{i,\max} \quad (4.4.2)$$

其中 $e_p^{i,\max}$ 与 $e_p^{i,\min}$ 分别为第 i 辆车需满足的最大与最小纵向间距误差。

(2) 横向控制目标及约束

为保证车辆队列沿车道线横向运动，希望车辆队列中各车相对于车道线的横向位置误差与横摆角误差尽可能的接近0，因此设置横向控制目标为：

$$\begin{cases} \lim_{k \rightarrow \infty} \|e_i^y(k)\| = 0 \\ \lim_{k \rightarrow \infty} \|e_i^\varphi(k)\| = 0 \end{cases} \quad (4.4.3)$$

其中 $e_i^y(k)$ 与 $e_i^\varphi(k)$ 分别为 k 时刻第 i 辆车的横向位置误差与横摆角误差。

为满足车辆队列的横向行驶安全性要求，使车辆始终在车道内行驶，设置车辆横向位置误差与横摆角误差满足如下约束，防止车辆超出车道边界。

$$\begin{aligned} e_y^{i,\min} &\leq e_i^y(k) \leq e_y^{i,\max} \\ e_\varphi^{i,\min} &\leq e_i^\varphi(k) \leq e_\varphi^{i,\max} \end{aligned} \quad (4.4.4)$$

其中 $e_y^{i,\max}$ 与 $e_y^{i,\min}$ 分别为第 i 辆车需满足的最大与最小横向位置误差，具体数值将基于车道宽度与车辆宽度进行设置； $e_\varphi^{i,\max}$ 与 $e_\varphi^{i,\min}$ 分别为第 i 辆车需满足的最大与最小横摆角误差。

4.4.2 优化问题描述

为实现队列的横向与纵向控制目标，设计了如下子车辆的优化问题：

问题4.

$$\underset{\mathbf{U}_i(k)}{\text{minimize}} J_i(\hat{\mathbf{x}}_i(k), \mathbf{r}_i(k), \mathbf{U}_i(k)) \quad (4.4.5)$$

s.t.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_i(k+j+1|k) &= \mathbf{A}_{\text{curve}}\hat{\mathbf{x}}_i(k+j|k) + \mathbf{B}_{\text{curve}}\mathbf{u}_i(k+j|k) + \mathbf{E}_{\text{curve}}v_{i-1}^x(k|k) \\ \hat{\mathbf{y}}_i(k) &= \mathbf{C}_{\text{curve}}\hat{\mathbf{x}}_i(k) \\ \hat{\mathbf{x}}_i(k|k) &= \mathbf{x}_i(k) \\ v_{i-1}^x(k|k) &= v_{i-1}^x(k) \\ \delta_{i,\min} &\leq \delta_i(k) \leq \delta_{i,\max} \\ T_{i,\min} &\leq T_i(k) \leq T_{i,\max} \\ e_p^{i,\min} &\leq e_i^p(k) \leq e_p^{i,\max} \\ e_y^{i,\min} &\leq e_i^y(k) \leq e_y^{i,\max} \\ e_\varphi^{i,\min} &\leq e_i^\varphi(k) \leq e_\varphi^{i,\max} \end{aligned} \quad (4.4.6)$$

其中 $\hat{\mathbf{x}}_i(k+j|k)$ 与 $\hat{\mathbf{y}}_i(k)$ 分别为第 i 辆车基于线性队列模型(4.3.6)的预测状态与预测输出； $\mathbf{r}_i(k)$ 为第 i 辆车的参考信号序列，令 $\mathbf{r}_i(k) = [v_{i-1}^x(k), 0, 0, 0]^T$ ； $\delta_{i,\max}$ 与 $\delta_{i,\min}$ 分别为第 i 辆车需满足的最大与最小前轮转角； $T_{i,\max}$ 与 $T_{i,\min}$ 分别为第 i 辆车需满足的最大与最小整车力矩。第 i 辆车待优化的控制序列 $\mathbf{U}_i(k)$ 为：

$$\mathbf{U}_i(k) = [\mathbf{u}_i(k|k), \mathbf{u}_i(k+1|k), \dots, \mathbf{u}_i(k+N_{i,p}-1|k)] \quad (4.4.7)$$

为完成对期望序列 $\mathbf{r}_i(k)$ 的跟踪，同时控制动作尽可能的小，设计了如下目标函数：

$$J_i(\hat{\mathbf{x}}_i(k), \mathbf{r}_i(k), \mathbf{U}_i(k)) = \sum_{j=0}^{N_{i,p}-1} \left[\|\hat{\mathbf{y}}_i(k+j|k) - \mathbf{r}_i(k+j|k)\|_{\mathbf{Q}_i}^2 + \|\mathbf{u}_i(k+j|k)\|_{\mathbf{R}_i}^2 \right] \quad (4.4.8)$$

其中 $N_{i,p}$ 为预测时域， \mathbf{Q}_i 与 \mathbf{R}_i 为权重矩阵。

通过求解优化问题，可得最优目标函数值 $J_i^*(\hat{\mathbf{x}}_i(k), \mathbf{r}_i(k), \mathbf{U}_i(k))$ 与对应的最优控制输入序列 $\mathbf{U}_i^*(k)$ ：

$$\mathbf{U}_i^*(k) = [\mathbf{u}_i^*(k|k), \mathbf{u}_i^*(k+1|k), \dots, \mathbf{u}_i^*(k+N_{i,p}-1|k)] \quad (4.4.9)$$

其中 $\mathbf{u}_i^*(k|k)$ 为最优控制序列的第一个元素，并将其作用于系统。

4.5 仿真结果及分析

本节设置了多组仿真工况，分别模拟不同的行驶状况，并在Matlab与Trucksim联合仿真环境下进行实验。为了更好的体现本文所提出算法的优势，在仿真实验中对比了分布式非线性模型预测控制器（Distributed Nonlinear Model Predictive Controller, DN MPC）以及基于由附着系数0.85系统数据获取的Koopman模型所设计的模型预测控制器（记为DL MPC2）的性能，其中DN MPC为基于附着系数0.85下的非线性模型(4.2.8)所设计。

仿真实验中队列由领航车及三辆跟随车组成，分别编号为：“0”、“1”、“2”、“3”。在各个工况中，设置各车在初始时刻已形成车辆队列，各车初始位置状态如表4.5所示，纵向位置偏差、横向位置误差、横摆角误差初始状态均为0。设置队列中各车控制器参数保持一致，如表4.6所示。

表 4.5 各车初始状态信息

车辆编号	初始纵向位置
0车	45m
1车	30m
2车	15m
3车	0m

表 4.6 各车控制器参数

参数	数值
期望车间距	15m
预测时域	7
输出约束	$15 \leq v_i^x(k) \leq 30$
	$-3 \leq e_i^p(k) \leq 3$
	$-0.675 \leq e_i^y(k) \leq 0.675$
	$-0.1 \leq e_i^{\varphi}(k) \leq 0.1$
控制量约束	$-0.1 \leq \delta_i(k) \leq 0.1$
	$-10000 \leq T_i(k) \leq 10000$
加权矩阵 Q_i	$diag(10^6, 10^6, 10^7, 10^7)$
加权矩阵 R_i	$diag(10^7, 10^{-3})$
加权矩阵 Q_i^{NMPC}	$diag(10^6, 10^6, 10^7, 10^7)$
加权矩阵 R_i^{NMPC}	$diag(10^7, 10^{-3})$

注：根据车道宽度3.75m及车身宽度2.4m设置横向位置误差约束。

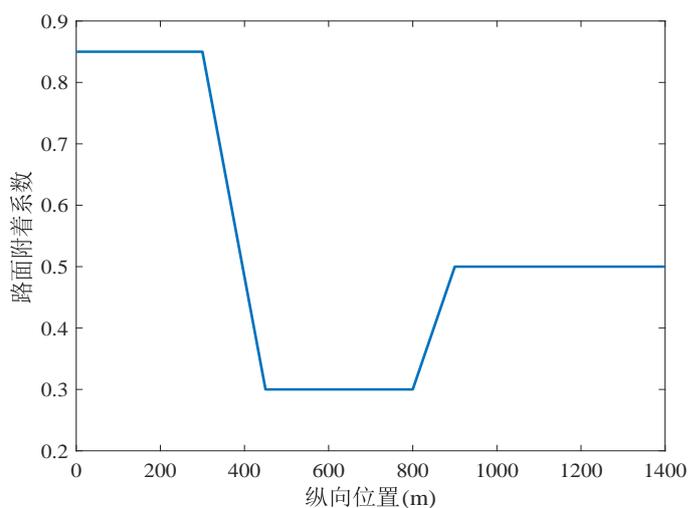


图 4.9 路面附着系数变化（工况一）

(1) 工况一

此工况用于验证所设计的队列控制器在直线行驶工况下的有效性。设置直线道路的路面附着系数由0.85变化至0.3，再由0.3变化至0.5，如图 4.9所示，用于模拟由天气变化导致的路面附着系数变化。

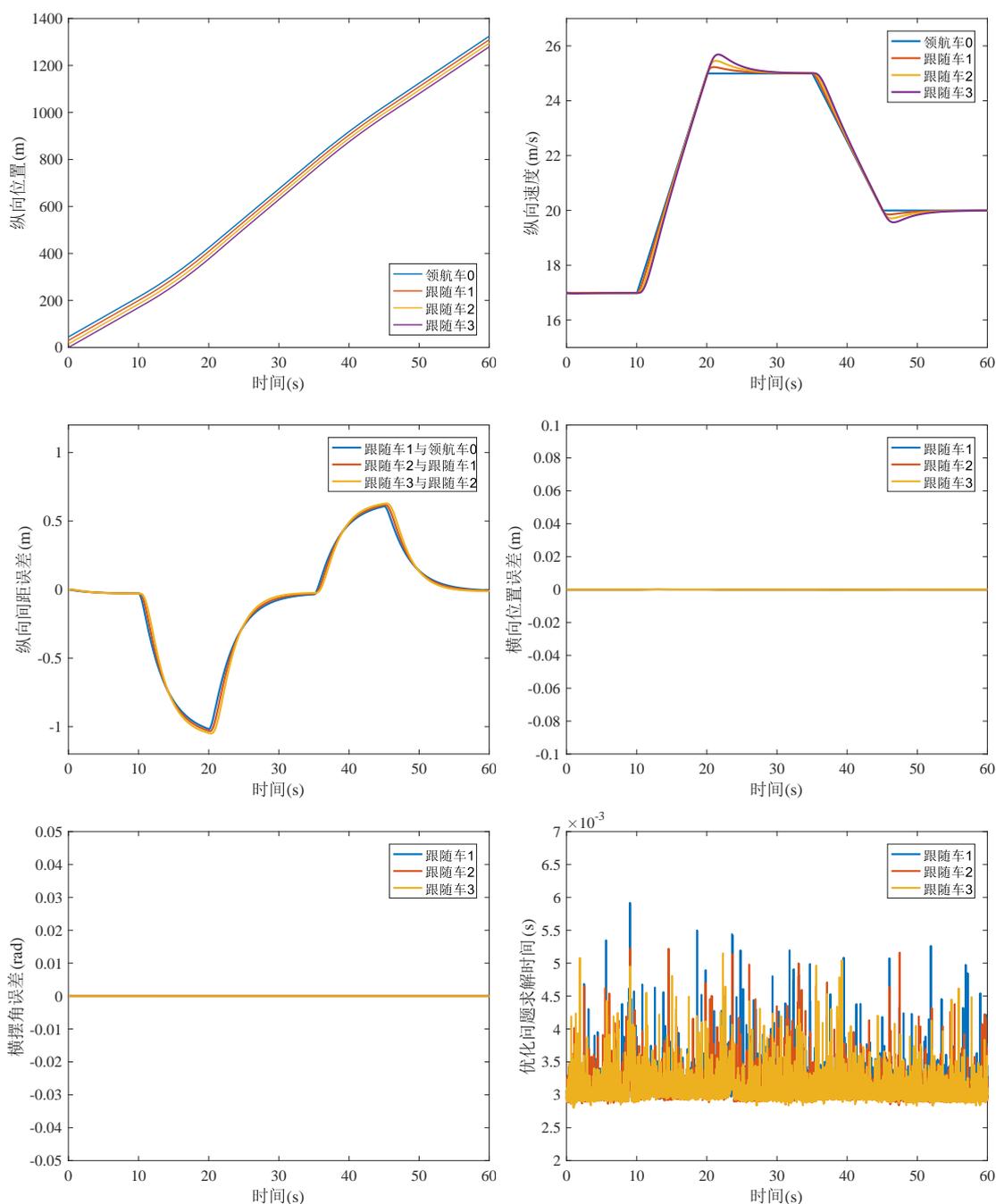


图 4.10 DLMPC仿真结果（工况一）

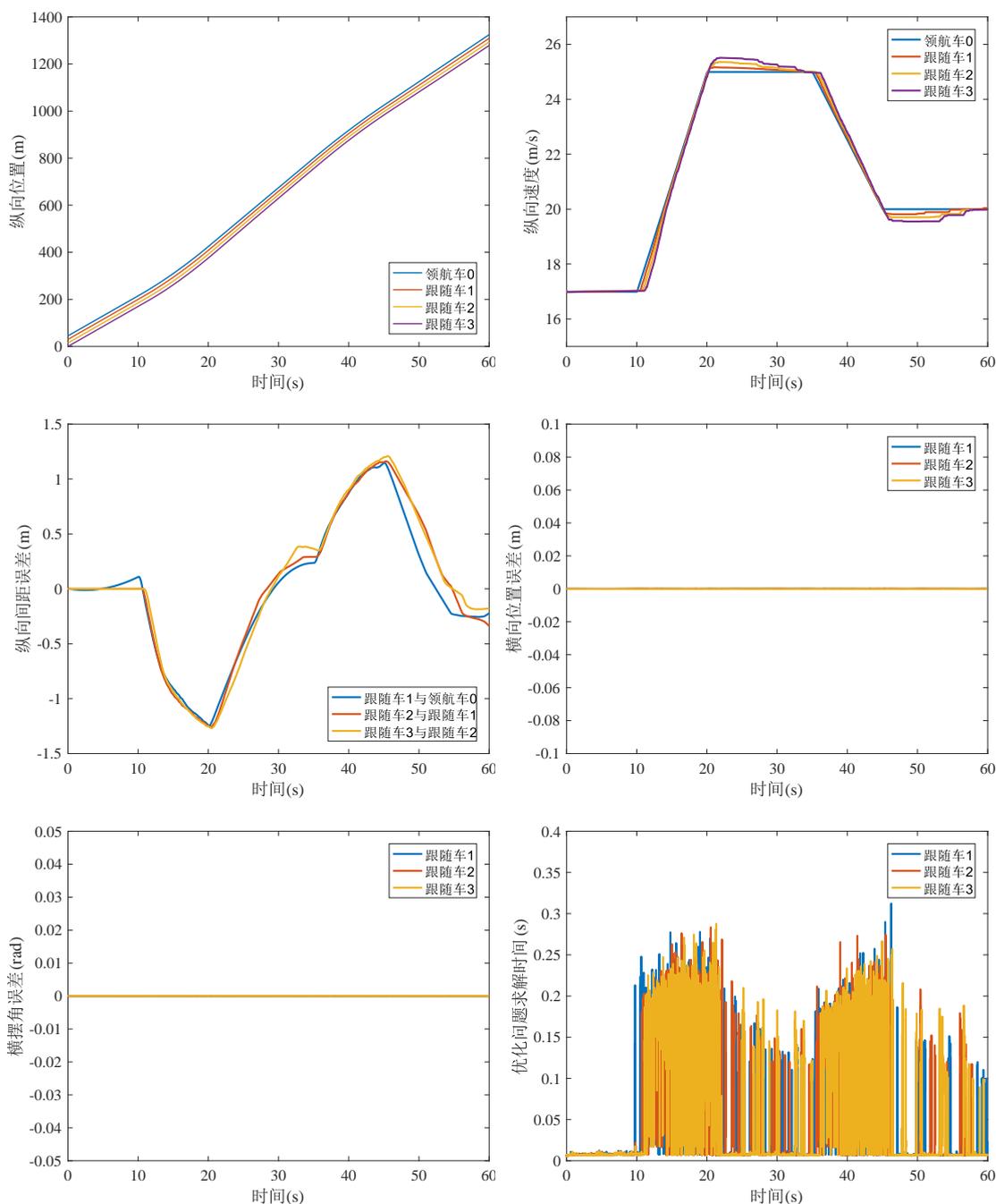


图 4.11 DNMPC仿真结果（工况一）

设置各车初始时刻的纵向速度均为17m/s，领航车纵向速度由17m/s加速至25m/s，由25m/s减速至20m/s。

此工况下，DLMPC的仿真结果如图 4.10所示，DNMPC的仿真结果如图 4.11所示。由图可知，在路面附着系数发生变化时，DLMPC与DNMPC均可保持横向

位置误差与横摆角误差尽可能的接近0，保证车辆队列的直线行驶。但是相比于DNMPC，DLMPC使纵向速度、纵向间距误差更平滑的收敛至期望值，其中最大纵向间距误差由1.27m缩小至1.05m。

工况一中各车DLMPC优化问题平均求解时间分别为3.17ms、3.10ms、3.09ms，优化问题最大求解时间分别为5.92ms、5.22ms、5.15ms，具体如表4.7与表4.8所示。各车DNMPC的优化问题平均求解时间分别为59.84ms、62.12ms、63.39ms，优化问题最大求解时间分别为312.32ms、283.50ms、287.70ms，具体如表4.9与表4.10所示。

在变附着路面系数的直线行驶工况下，所提出的DLMPC算法可保证车辆队列控制的实时性，并且控制精度略高于DNMPC算法。

表 4.7 DLMPC优化问题平均求解时间 (ms)

车辆编号	工况1	工况2	工况3	工况4
1车	3.17	3.01	3.00	3.13
2车	3.10	2.96	2.96	3.06
3车	3.09	2.96	2.94	3.04

表 4.8 DLMPC优化问题最大求解时间 (ms)

车辆编号	工况1	工况2	工况3	工况4
1车	5.92	5.18	4.64	6.28
2车	5.22	5.95	4.51	7.24
3车	5.15	4.63	4.62	5.44

表 4.9 DNMPC优化问题平均求解时间 (ms)

车辆编号	工况1	工况2	工况3	工况4
1车	59.84	44.32	50.56	67.55
2车	62.12	46.33	53.84	66.54
3车	63.39	46.00	57.35	66.27

表 4.10 DN MPC优化问题最大求解时间 (ms)

车辆编号	工况1	工况2	工况3	工况4
1车	312.32	140.55	213.40	212.78
2车	283.50	142.12	230.94	218.78
3车	287.70	131.37	172.00	172.04

(2) 工况二

设置工况二的路面附着系数保持为0.5，以验证所提出的车辆队列控制算法在潮湿路面下的有效性。设置队列中各车纵向速度初始状态均为25m/s，分别经过两段半径为200m的弯曲道路，如图 4.12所示。

在此工况下，同时对比了DLMPC、DN MPC的控制性能，仿真结果分别如图 4.13、图 4.14所示。在DLMPC控制算法下，前后轮侧偏角幅值分别为0.062rad与0.057rad。由图 4.2可知，轮胎进入非线性工作区域。

由图可知，在直线道路行驶时，DLMPC控制算法下的各车纵向速度可保持为25m/s，而DN MPC控制算法下的各车纵向速度偏差略大。进入弯道后，车辆纵向速度及纵向间距误差发生波动，但在驶出弯道后，纵向间距误差逐渐趋于0，使相邻两车间距保持期望车间距15m。

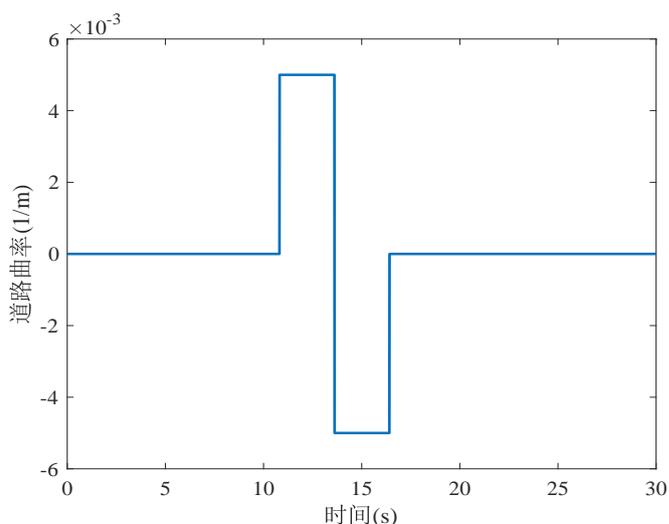


图 4.12 道路曲率变化 (工况二)

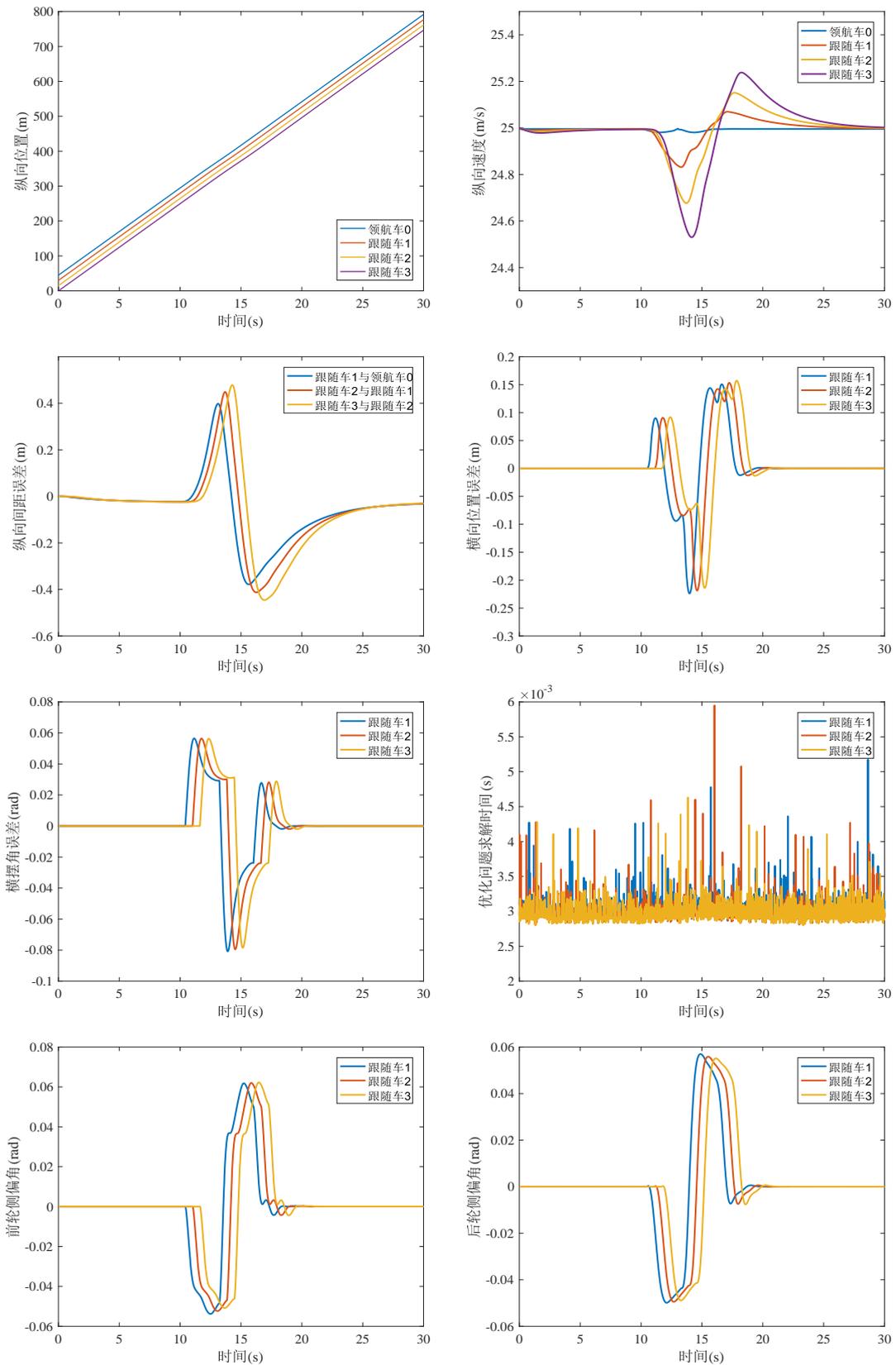


图 4.13 DLMPC仿真结果 (工况二)

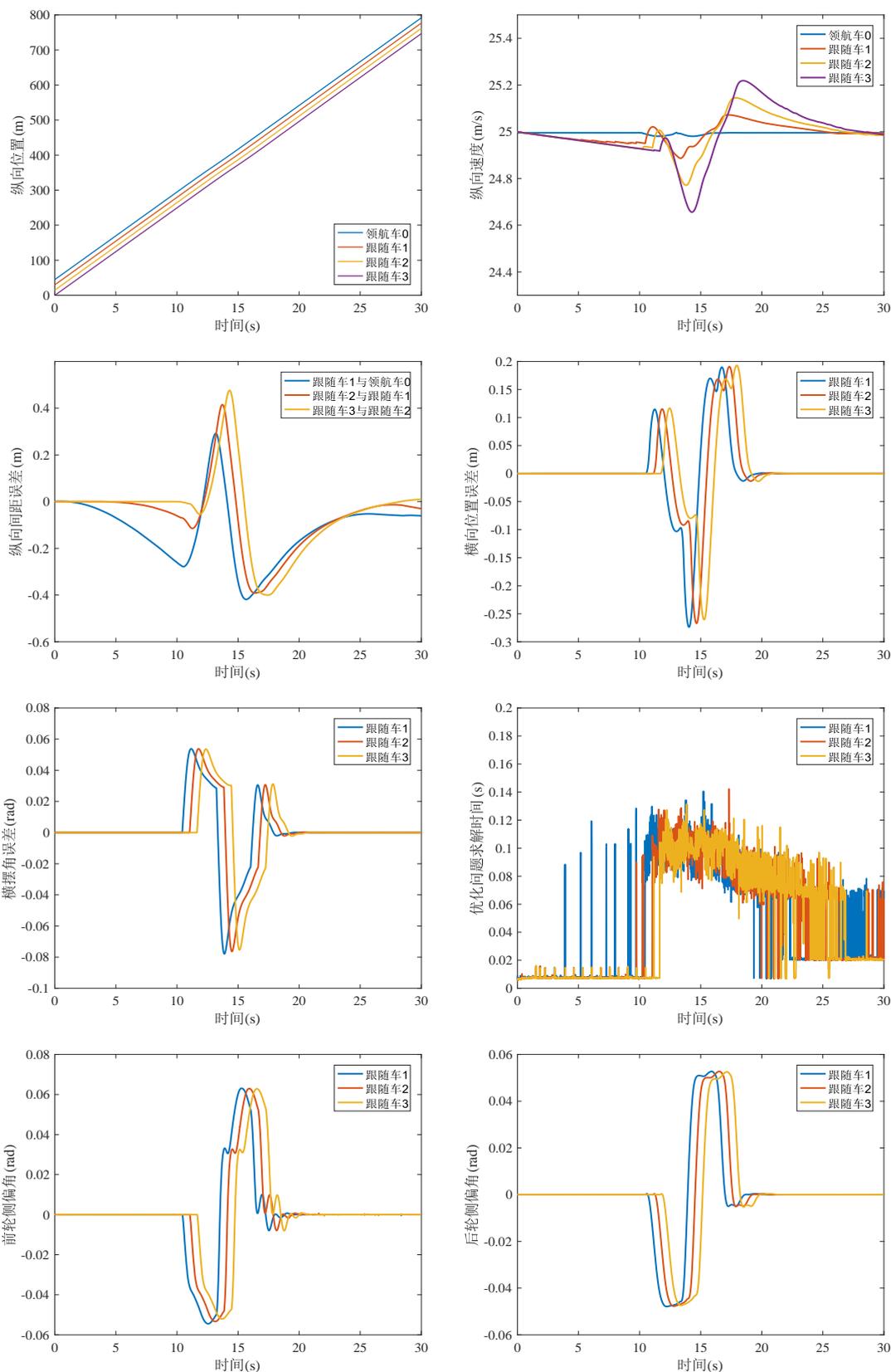


图 4.14 DNMPC仿真结果 (工况二)

工况二中DLMPC与DNMPC所对应的最大纵向间距误差分别为0.478m、0.475m。不同控制算法下最大纵向间距误差基本相同，但DLMPC的纵向间距误差波动更小。相较于DNMPC，DLMPC控制算法下的横向位置误差由0.274m减小为0.224m。

工况二中各车DLMPC优化问题平均求解时间分别为3.01ms、2.96ms、2.96ms，优化问题最大求解时间分别为5.18ms、5.95ms、4.63ms。各车DNMPC的优化问题平均求解时间分别为44.32ms、46.33ms、46.00ms，优化问题最大求解时间分别为140.55ms、142.12ms、131.37ms。

因此，在潮湿路面下，所提出的DLMPC控制算法在不损失控制精度的同时实现毫秒级队列控制。

(3) 工况三

设置工况三的路面附着系数保持为0.3，以验证所提出的车辆队列控制算法在湿滑路面下的有效性。设置队列中各车纵向速度初始状态均为25m/s，分别经过两段半径为245m的弯曲道路，如图4.15所示。

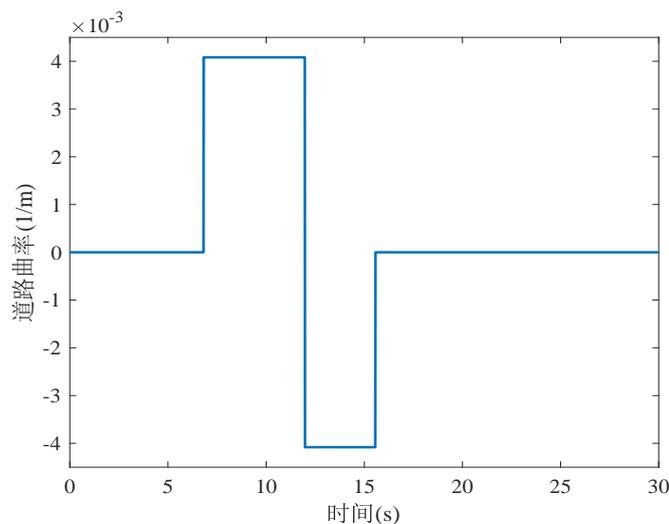


图 4.15 道路曲率变化（工况三）

此工况下，同时对比了DLMPC、DLMP2、DNMPC的控制性能，仿真结果分别如图4.16、图4.17、图4.17所示。此工况下，DLMPC所对应的前后轮侧偏角幅值分别为0.121rad与0.077rad。由图4.2可知，轮胎进入非线性工作区域。

由图可知，在驶出弯道后，DLMPC、DLMP2与DNMPC控制算法均可使各车纵向速度逐渐收敛至25m/s。在此湿滑工况下，DLMPC、DLMP2与DNMPC控制算法下跟随车3所对应的最大横向位置误差分别为0.638m、0.99m、0.691m。道路边界限制

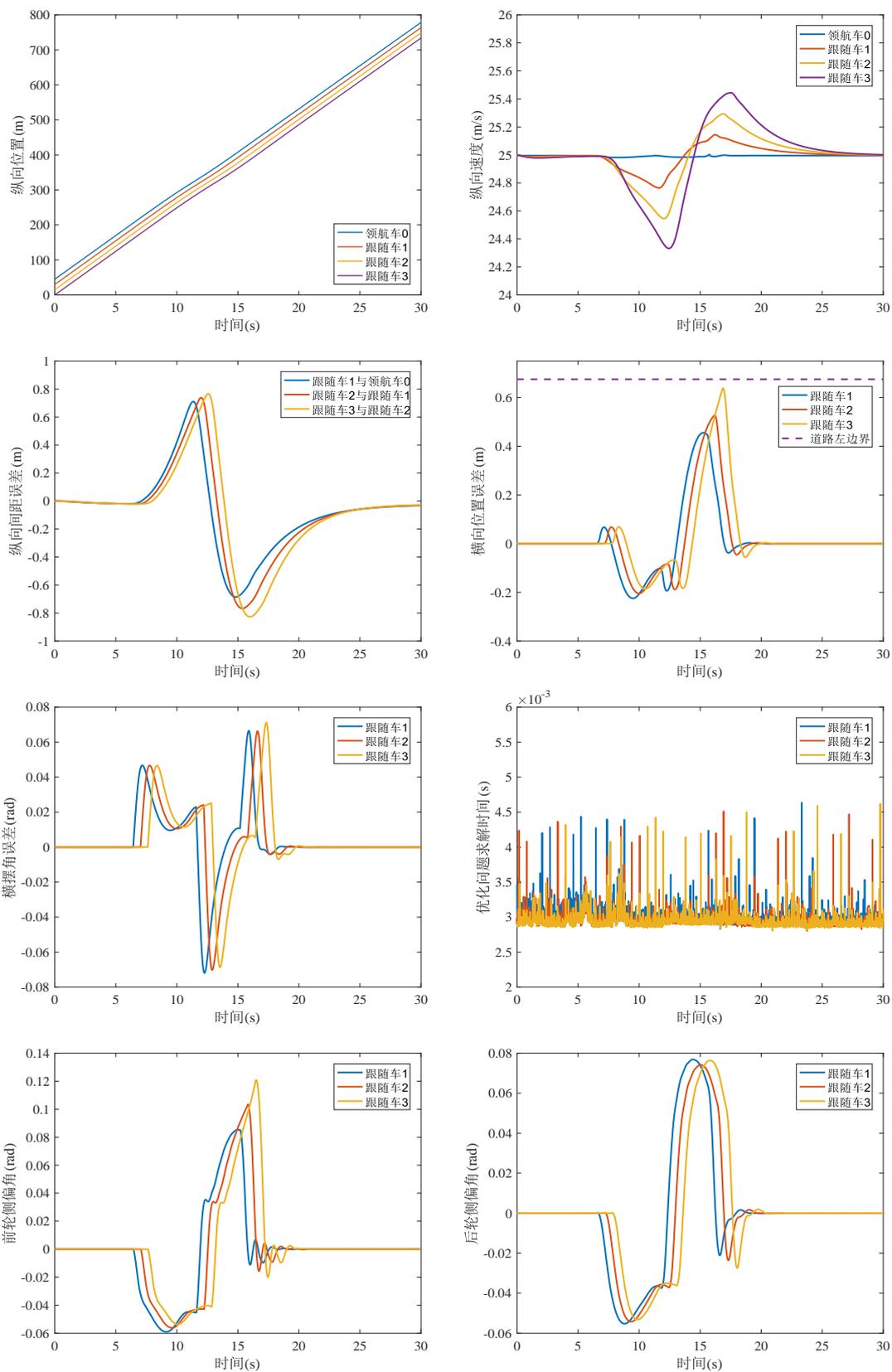


图 4.16 DLMPC仿真结果（工况三）

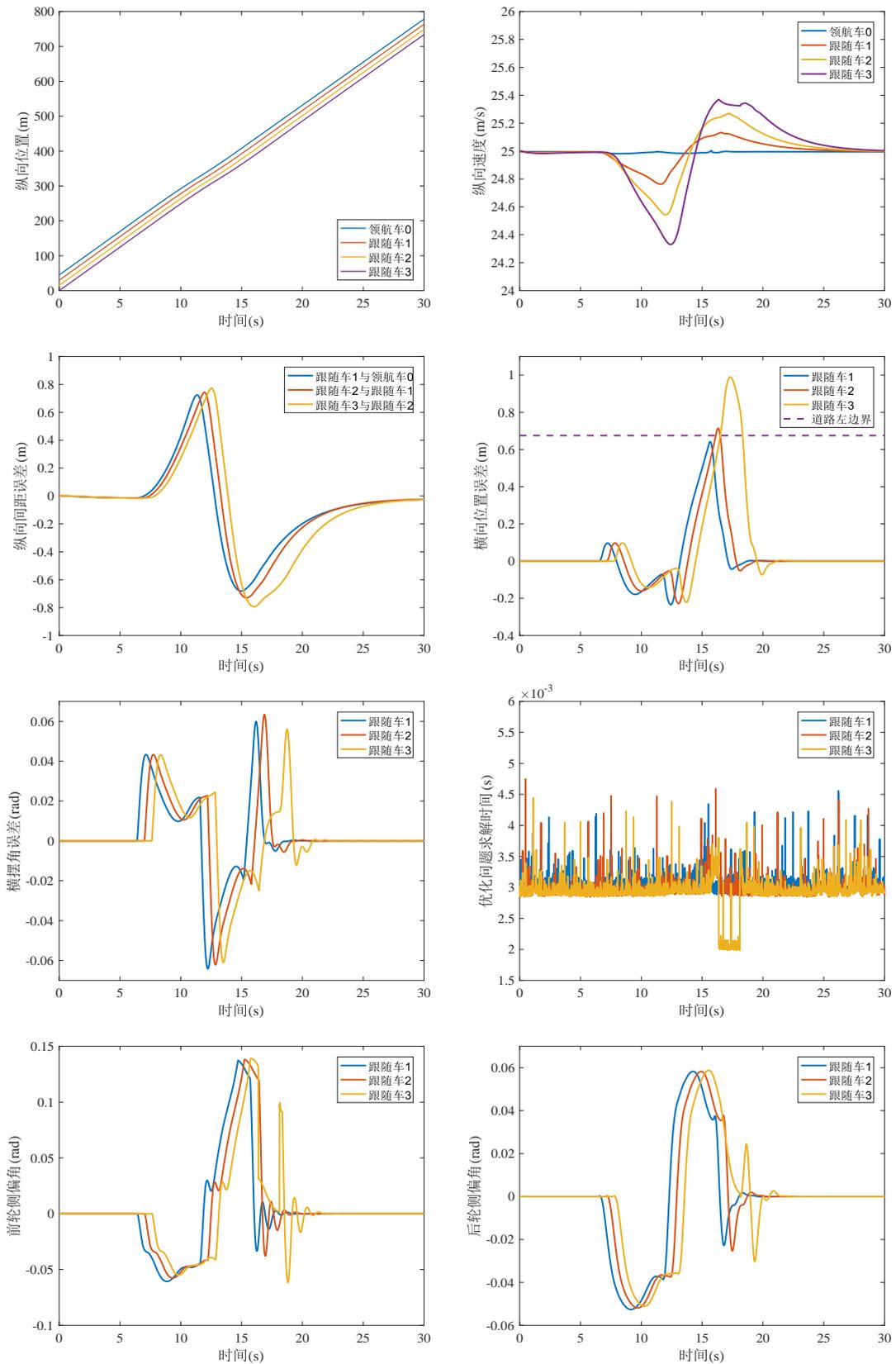


图 4.17 DLMPC2仿真结果 (工况三)

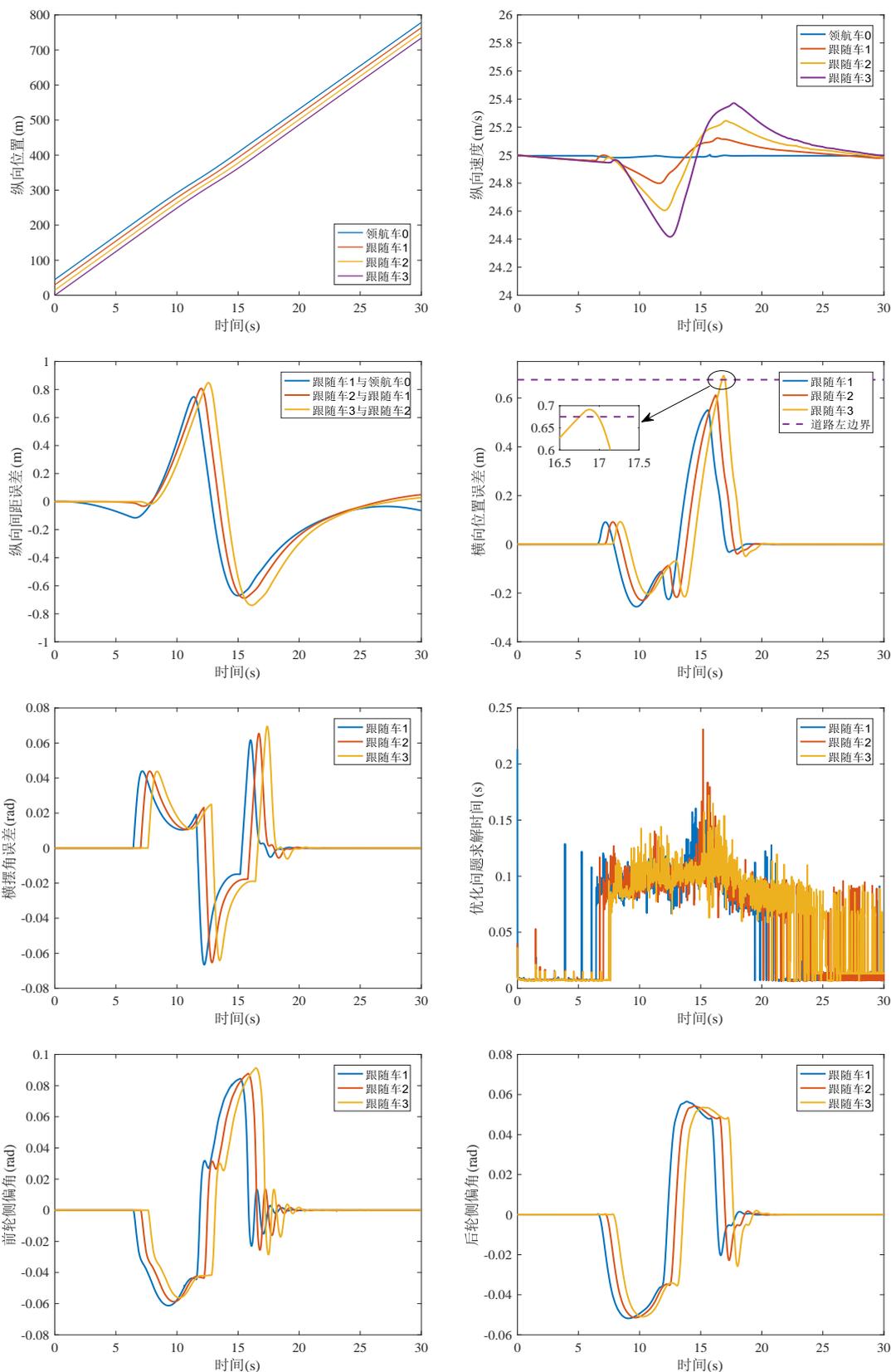


图 4.18 DN MPC仿真结果 (工况三)

为0.675m，因此，DLMPC2与DNMPC控制算法未能使得商用车队列在车道内安全行驶。

工况三中各车DLMPC优化问题平均求解时间分别为3.00ms、2.96ms、2.94ms，优化问题最大求解时间分别为4.64ms、4.51ms、4.62ms。各车DNMPC的优化问题平均求解时间分别为50.56ms、53.84ms、57.35ms，优化问题最大求解时间分别为213.40ms、230.94ms、172.00ms。

因此，在湿滑路面下，所提出的DLMPC控制算法仍可保证有效性。

(4) 工况四

现实中某一高速路段的路面附着系数可受天气变化或路面材质变化等因素的影响发生变化，而其他高速路段的路面附着系数为正常值。路面信息的突然变化将影响车辆队列行驶的安全性。

设置工况四的路面附着系数如图4.19所示，车辆队列依次驶过附着系数为0.85、0.3、0.85的道路。工况四包含直线道路以及半径为250m的弯曲道路，道路曲率变化如图4.20所示，设置队列中各车纵向速度初始状态均为25m/s。

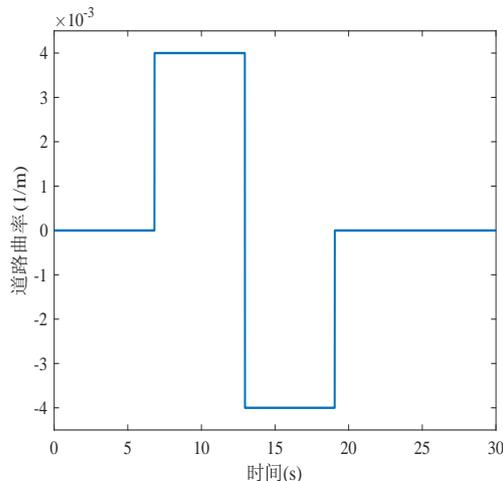
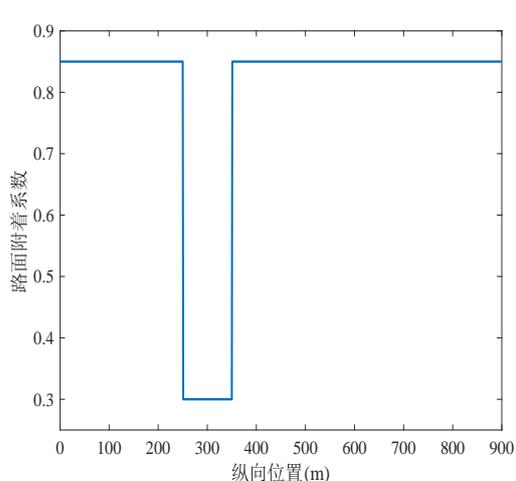


图 4.19 路面附着系数变化（工况四）

图 4.20 道路曲率变化（工况四）

此工况下，DLMPC的仿真结果如图4.21所示，DNMPC的仿真结果如图4.22所示。由图可知，在直线道路行驶时，DLMPC与DNMPC控制算法下的各车纵向速度可保持为25m/s。进入弯道后，车辆纵向速度及纵向间距误差发生波动，DLMPC与DNMPC所对应的最大纵向间距误差分别为0.965m、1.075m，最大横向位置误差分别为0.201m、0.244m。相较于DNMPC，DLMPC控制算法下的横向位置误差幅值略小。

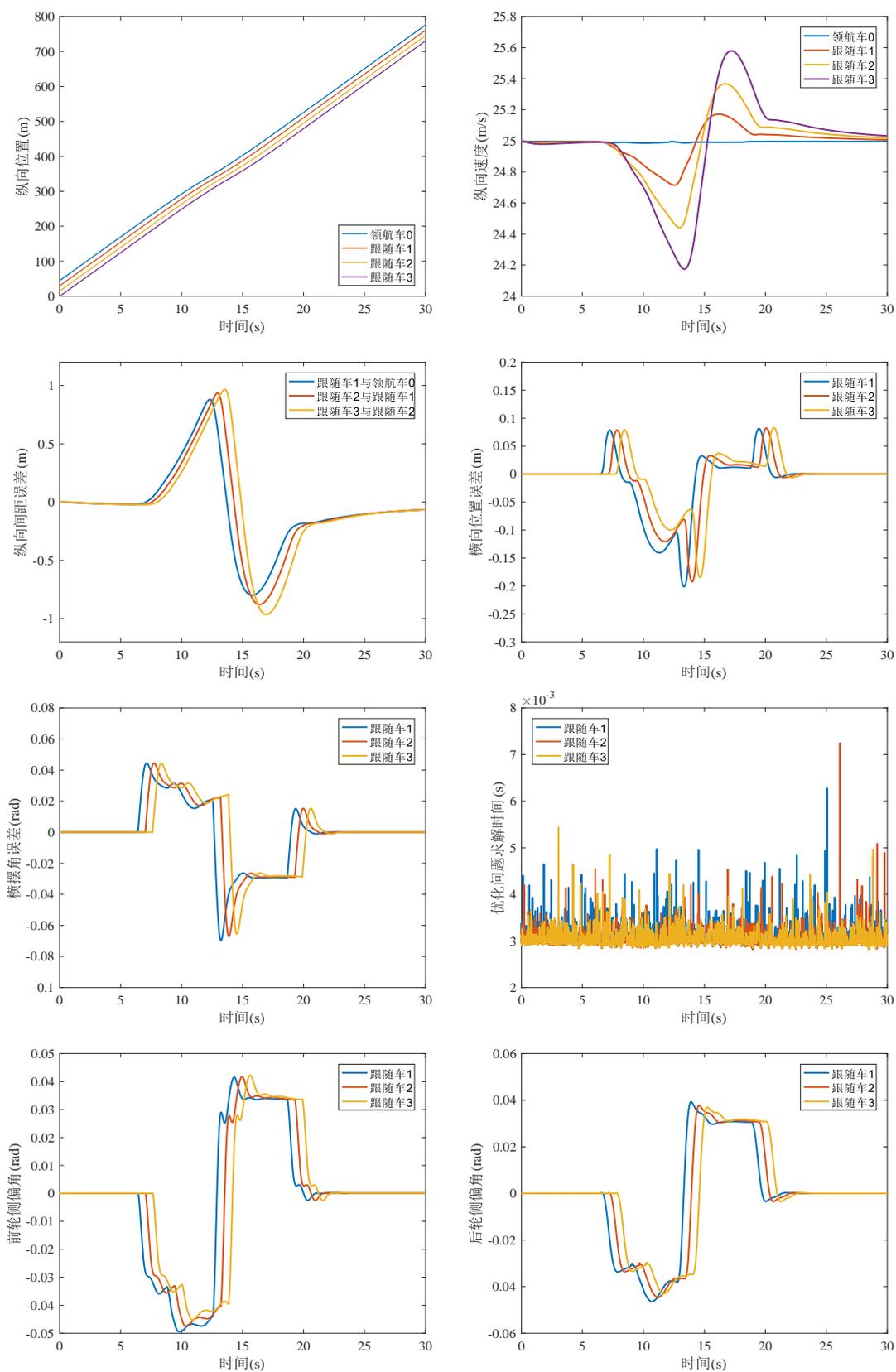


图 4.21 DLMPC仿真结果（工况四）

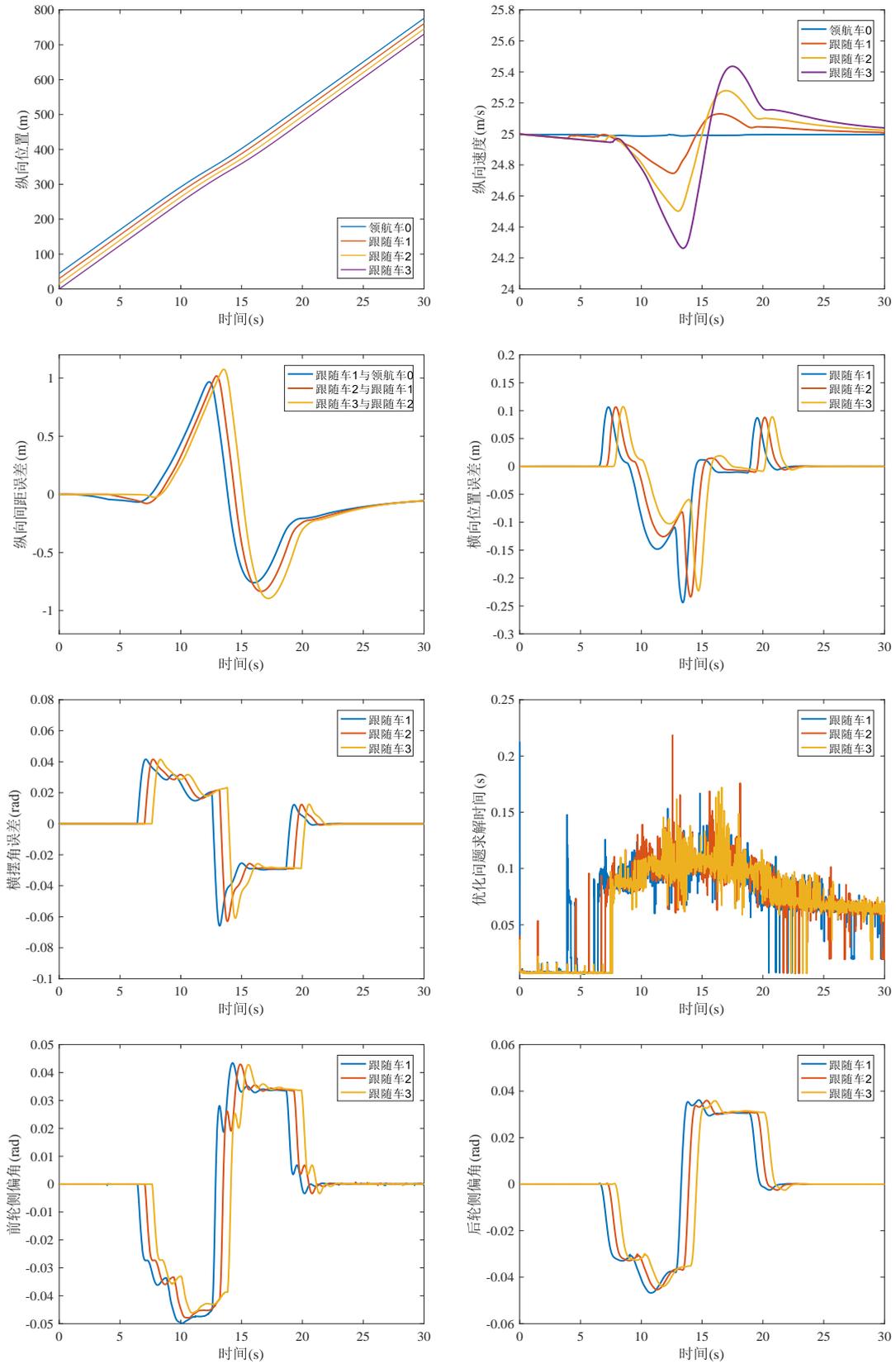


图 4.22 DN MPC仿真结果（工况四）

工况四中各车DLMPC优化问题平均求解时间分别为3.13ms、3.06ms、3.04ms，优化问题最大求解时间分别为6.28ms、7.24ms、5.44ms。各车DNMPC的优化问题平均求解时间分别为67.55ms、66.54ms、66.27ms，优化问题最大求解时间分别为212.78ms、218.78ms、172.04ms。

综上所述，在不同路面附着系数下，所提出的控制算法可实现车辆队列毫秒级安全控制。

4.6 本章小结

为实现在多种路面附着系数的弯曲道路下的队列控制，本文提出了一种考虑路面附着系数变化的商用车队列纵横向协同控制算法。首先基于5-DOF动力学模型及弯道保持模型建立了车辆队列纵横一体化模型，用于描述队列中各子车辆相对于车道线的运动状态。获取多种路面附着系数下的系统数据，基于Koopman算子分别将5-DOF车辆动力学模型及弯道保持模型“全局”线性化，构建了路面附着系数低敏感的线性队列模型。随后，基于此线性队列模型设计了分布式模型预测控制器，以实现车辆队列纵横向协同控制。最后，在多组工况下，通过Matlab/Trucksim联合仿真验证了所提出的控制算法的有效性。仿真结果表明，在干燥路面道路、湿滑路面道路、变附着系数道路下，所提出的控制算法均可实现毫秒级队列控制，并保证车辆队列行驶安全。

第5章 全文总结与展望

5.1 全文总结

车辆队列作为智能交通系统中的研究热点，可有效缓解交通拥堵、提升通行效率、增强燃油经济性，具有重要的经济与社会意义。能够表征车辆横纵耦合特性的动力学模型具有强非线性，导致队列分布式模型控制控制器需在每个采样时刻求解非凸优化问题，计算负担过大。为实现车辆队列的实时控制，本论文提出了一种保证实时性的车辆队列纵横向协同控制算法，本文的研究内容可概括为以下几个方面：

(1) 本文采用Koopman算子将车辆及车辆队列系统“全局”线性化，构建车辆及车辆队列系统的Koopman线性模型。相比于局部线性化方法，本文所采用的Koopman算子方法可在复杂行驶工况下保证“全局”有效性；且无需在每个采样时刻更新线性模型中的参数矩阵。

(2) 智能车速度跟踪控制是车辆队列控制的重要基础，本论文提出了一种保证实时性的商用车纵横向协同速度跟踪控制算法。为更好的描述车辆横纵耦合特性，本文建立了考虑轮胎非线性的五自由度车辆动力学模型，并基于此模型进行车辆系统的数据采集。随后，基于Koopman线性车辆模型设计了线性模型预测控制器，避免在线滚动求解非凸优化问题，明显降低了优化问题求解的计算负担。最后，在Matlab/Trucksim仿真环境下进行了仿真实验。仿真结果表明，所提出控制算法可实现毫秒级的纵横向协同速度跟踪控制。

(3) 为实现在多种路面附着系数的弯曲道路下的队列控制，本文提出了一种考虑路面附着系数变化的商用车队列纵横向协同控制算法。首先以车辆动力学模型与车道保持模型为基础，建立了车辆队列横纵一体化模型，并获取多种路面附着系数下的队列系统数据。随后，基于路面附着系数低敏感的线性队列模型设计了分布式预测控制器，以实现在弯曲道路上的车辆队列控制。最后，在Matlab/Trucksim仿真环境下进行了仿真实验。仿真结果表明，所提出的控制算法可实现在不同路面附着系数的道路下毫秒级的车辆队列纵横向协同控制。

5.2 未来工作展望

本文基于Koopman算子理论对车辆队列的横纵向协同控制进行研究，分别提出了商用车纵横向协同速度跟踪控制算法与考虑路面附着系数变化的商用车队列纵横向协同控制算法。在本文研究基础上，有必要对以下方面进行进一步的探索：

(1) DMDC算法与EDMD算法为基于数据驱动的Koopman算子有限维近似算法，理论上仅需车辆系统输入与输出数据，无需建立车辆动力学模型。今后可考虑基于Trucksim软件直接获取车辆系统数据，或者基于实际车辆系统采集数据。

(2) 本文仅针对同质车辆队列进行控制算法研究，为进一步扩展应用前景，有必要基于Koopman算子理论对异质车辆队列的横纵向协同控制算法进行研究。

(3) 本文所提出的控制算法并未考虑稳定性与串稳定性，今后有必要基于Koopman算子理论对此方面进行研究。

参 考 文 献

- [1] 公安部交通管理局. 全国汽车达3.15亿辆, 第三季度汽车月均新增量明显高于上半年, 连续3个月保持较快增长[EB/OL]. (2022-10-08). <http://www.mps.gov.cn/n2254314/n6409334/c8719751/content.html>.
- [2] 罗凯. 智能网联电动汽车队列的经济性巡航分布式控制研究[D]. 东南大学, 2020.
- [3] RUMAR K. The role of perceptual and cognitive filters in observed behavior[J]. *Human Behavior and Traffic Safety*, 1985, 151-165.
- [4] MATTHIAS GSUL,胡予红,周旋,等. 道路交通运输安全发展报告(2017)[J]. *中国应急管理*, 2018(02):48-58.
- [5] 司康. 我国重型商用车燃油消耗量限值法规的发展现状及动向[J]. *重型汽车*, 2014(02):40-43.
- [6] HULSE L M, XIE H, GALEA E R. Perceptions of autonomous vehicles: Relationships with road users, risk, gender and age[J]. *Safety Science*, 2018, 102, 1 - 13.
- [7] YANG J A, KUO C H. Integrating Vehicle Positioning and Path Tracking Practices for an Autonomous Vehicle Prototype in Campus Environment[J]. *Electronics*, 2021, 10(21), 2703.
- [8] SCHWARTING W, ALONSO-MORA J, RUS D. Planning and decision-making for autonomous vehicles[J]. *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*, 2018, 1, 187 - 210
- [9] 高松,王玉琼,王玉海,等. 智能汽车纵横向整体反馈线性化控制[J]. *吉林大学学报(工学版)*,2023,53(03):735-745.
- [10] 殷健元,王今朝,任梦茹. 中国智能网联汽车发展现状及未来展望[J]. *时代农机*, 2019, 46(10):12-13.
- [11] SHLADOVER S E. Path at 20-history and major milestones[J]. *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*, 2007, 8(4):584-592.

- [12] ALAM A A, GATTAMI A, JOHANSSON K H. An experimental study on the fuel reduction potential of heavy duty vehicle platooning[C]. //2010 IEEE 13th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems(ITSC), 2010:306-311.
- [13] MO C, LI Y, LING Z. Simulation and analysis on overtaking safety assistance system based on vehicle-to-vehicle communication[J]. *Automotive Innovation*, 2018, 1(2):158-166.
- [14] JIA D, LU K, WANG J, ET AL. A survey on platoon-based vehicular cyber-physical systems[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, 18(1):263—284.
- [15] BROWAND F, MCARTHUR J, RADOVICH C. Fuel saving achieved in the field test of two tandem trucks[J]. *Institute of Transportation Studies Research Reports Working Papers Proceedings*, 2004.
- [16] TSUGAWA S, KATO S, AOKI K. An automated truck platoon for energy saving[C]. //2011 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems. IEEE, 2011:4109-4114.
- [17] LEVINE W S, ATHANS M. On the optimal error regulation of a string of moving vehicles[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1966, 11(3):355-361.
- [18] ROOZBEH K, BRUNO A, ALIREZA E. Design and experimental validation of a cooperative driving system in the grand cooperative driving challenge[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2012, 13(3):994-1007.
- [19] COELINGH E, SOLYOM S. All aboard the robotic road train[J]. *IEEE Spectrum*, 2012, 49(11):34—39.
- [20] BEVLY D, MURRAY C, LIM A, ET AL. Heavy truck cooperative adaptive cruise control: evaluation, testing, and stakeholder engagement for near term deployment: phase one final report[J]. 2015.
- [21] VAN DE HOEF S, JOHANSSON K H, DIMAROGONAS D V. Fuel-optimal centralized coordination of truck platooning based on shortest paths[C]. //2015 American Control Conference (ACC). IEEE, 2015:3740-3745.
- [22] 网易汽车综合. “我要上春晚”百度Apollo选择在港珠澳大桥上开跑[EB/OL]. (2018-02-16). <https://www.163.com/auto/article/DAOQQLSO000884N3.html>.

- [23] 车壹圈. 55辆长安CS55, 长安成功挑战“最大规模自动驾驶车巡游”吉尼斯纪录[EB/OL]. (2018-11-29). <https://www.youcheyihou.com/news/81636>.
- [24] 马晓帆. 基于深度强化学习的商用车编队控制方法研究[D]. 吉林大学, 2022.
- [25] LIN F, FARDAD M, JOVANOVIĆ M R. Optimal Control of Vehicular Formations With Nearest Neighbor Interactions[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2012, 57(9):2203-2218.
- [26] ZEGERS J C, SEMSAR-KAZEROONI E, PLOEG J, ET AL. Consensus Control for Vehicular Platooning With Velocity Constraints[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2018, 26(5):1592-1605.
- [27] BAROOAH P, MEHTA P G, HESPANHA J P. Mistuning-Based Control Design to Improve Closed-Loop Stability Margin of Vehicular Platoons[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(9):2100-2113.
- [28] HAO H, BAROOAH P. Stability and robustness of large platoons of vehicles with double-integrator models and nearest neighbor interaction[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2012, 23(18):2097-2122.
- [29] STANKOVIĆ S, STANOJEVIĆ M, SILJAK D. Decentralized overlapping control of a platoon of vehicles[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2000, 8(5):816-832.
- [30] QIONG W, GE G, BIN C B. Distributed receding horizon control for fuel-efficient and safe vehicle platooning[J]. Science China Technological Sciences, 2016, 59(12):1953 - 1962.
- [31] ALAM A, GATTAMI A, JOHANSSON K H, ET AL. Guaranteeing safety for heavy duty vehicle platooning: Safe set computations and experimental evaluations[J]. Control Engineering Practice, 2014, 24:33-41.
- [32] FENG G, HU X, LI S E, ET AL. Distributed Adaptive Sliding Mode Control of Vehicular Platoon with Uncertain Interaction Topology[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(8):6352-6361.
- [33] IDELCHI A, SALAMAH B B. Lateral Control of Vehicle Platoons[C]. //2013 IEEE International Conference on Systems. IEEE, 2013:4561-4565.

- [34] KIANFAR R, ALI M, FALCONE P, ET AL. Combined longitudinal and lateral control design for string stable vehicle platooning within a designated lane[C]. //2014 IEEE 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). IEEE, 2014:1003-1008.
- [35] SATOURI M R, RAZMINIA A, MOBAYEN S, ET AL. Disturbance Decoupling and Tracking Controller Design for Lateral Vehicle Dynamics[J]. IEEE Access, 2021, PP(99):1-1.
- [36] 俞志英,郭戈. 车联网环境下的车辆编队协作路径跟踪控制[J]. 控制工程, 2015, 22(05):804-808.
- [37] LIM E H M, HEDRICK J K. Lateral and longitudinal vehicle control coupling for automated vehicle operation[C]. //1999 American Control Conference. IEEE, 1999:3676-3680.
- [38] 史鸿枫,刘明春,黄菊花. 智能电动车辆横纵向协同运动控制[J]. 南昌大学学报(工科版), 2021, 43(01):62-72.
- [39] ZHOU H, JIA F, JING H, ET AL. Coordinated Longitudinal and Lateral Motion Control for Four Wheel Independent Motor-Drive Electric Vehicle[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(5):3782-3790.
- [40] 李玲,姚喜贵,施树明. 轮胎非线性对自主车队稳定性的影响分析[J]. 汽车工程, 2019,41(09):1065-1072+1087.
- [41] FANG T H, CHO D J, CHOI J W. Optimal scheduling of a communication channel for the centralized control of a platoon of vehicles[J]. International Journal of Control Automation & Systems, 2013, 11(4):752-760.
- [42] LI S, GAO F, CAO D, ET AL. Multiple-Model Switching Control of Vehicle Longitudinal Dynamics for Platoon-Level Automation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(6):4480-4492.
- [43] JIA D, DONG N. Platoon based cooperative driving model with consideration of realistic inter-vehicle communication[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2016, 68:245-264.

-
- [44] YU K, YANG H, TAN X, ET AL. Model Predictive Control for Hybrid Electric Vehicle Platooning Using Slope Information[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(7):1894-1909.
- [45] YANG Z, LI S E, LI K, ET AL. Stability Margin Improvement of Vehicular Platoon Considering Undirected Topology and Asymmetric Control[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2016, 24(4):1253-1265.
- [46] LI S E, QIN X, ZHENG Y, ET AL. Distributed Platoon Control Under Topologies With Complex Eigenvalues: Stability Analysis and Controller Synthesis[J]. Control Systems Technology IEEE Transactions on, 2019, 27(1):206-220.
- [47] FARDAD M, FU L, JOVANOVIĆ M R. Sparsity-promoting optimal control for a class of distributed systems[C]. //2011 American Control Conference (ACC), IEEE, 2011:2050-2055.
- [48] MILANES V, SHLADOVER S E, SPRING J, ET AL. Cooperative Adaptive Cruise Control in Real Traffic Situations[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(1):296-305.
- [49] LI S E, ZHENG Y, LI K, ET AL. Platoon Control of Connected Vehicles from a Networked Control Perspective: Literature Review, Component Modeling, and Controller Synthesis[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017:1-1.
- [50] GHASEMI A, KAZEMI R, AZADI S. Stable Decentralized Control of a Platoon of Vehicles With Heterogeneous Information Feedback[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 62(9):4299-4308.
- [51] GUO G, YUE W. Hierarchical platoon control with heterogeneous information feedback[J]. IET control theory applications, 2011, 5(15):1766-1781.
- [52] DUNBAR W B, CAVENEY D S. Distributed Receding Horizon Control of Vehicle Platoons: Stability and String Stability[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2012, 57(3):620-633.
- [53] GUO X, WANG J, LIAO F, ET AL. Distributed Adaptive Sliding Mode Control Strategy for Vehicle-Following Systems With Nonlinear Acceleration Uncertainties[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(5):981-991.

- [54] 聂光明. 具有换道辅助功能的协同自适应巡航控制理论与方法研究[D]. 吉林大学, 2022.
- [55] SWAROOP D, HEDRICK J K, CHOI S B. Direct adaptive longitudinal control of vehicle platoons[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2001, 50(1): 150-161.
- [56] ZHENG Y, EBEN LI S, WANG J, ET AL. Stability and Scalability of Homogeneous Vehicular Platoon: Study on the Influence of Information Flow Topologies[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 17(1):14-26.
- [57] ZHENG Y, LI S E, LI K, ET AL. Distributed Model Predictive Control for Heterogeneous Vehicle Platoons Under Unidirectional Topologies[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2017, 25(3):899-910.
- [58] 吴兵,唐豪. 智能车辆队列纵向安全控制研究综述[J]. 农业装备与车辆工程, 2021, 59(07):62-67.
- [59] RAJARAM V, SUBRAMANIAN S C. Heavy vehicle collision avoidance control in heterogeneous traffic using varying time headway[J]. Mechatronics, 2018, 50:328-340.
- [60] SANTHANAKRISHNAN K, RAJAMANI R. On spacing policies for highway vehicle automation[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2003, 4(4):198-204.
- [61] 王建格. 考虑预设时间的网联车辆/无人机系统队列控制研究[D]. 燕山大学, 2020.
- [62] 王玥明. 分布式车队协同控制研究[D]. 西南交通大学, 2018.
- [63] CHANG C, YUAN Z. Combined Longitudinal and Lateral Control of Vehicle Platoons[C]. //2017 International Conference on Computer Systems, Electronics and Control (ICCSEC), 2017:848-853.
- [64] LATRECH C, CHAIBET A, BOUKHNIFER M, ET AL. Integrated Longitudinal and Lateral Networked Control System Design for Vehicle Platooning[J]. Sensors, 2018, 18(9):3085.
- [65] 任殿波,崔胜民,吴杭哲. 车道保持预瞄控制及其稳态误差分析[J]. 汽车工程, 2016, 38(02):192-199.

- [66] BIAN C, YIN G, ZHANG N, ET AL. Takagi-sugeno fuzzy model predictive controller design for combining lane keeping and speed tracking of four wheels steering and four wheels drive electric vehicle[C]. //2017 29th Chinese Control And Decision Conference (CCDC), 2017:4124-4129.
- [67] WEI S, ZOU Y, ZHANG X, ET AL. An Integrated Longitudinal and Lateral Vehicle Following Control System With Radar and Vehicle-to-Vehicle Communication[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, PP(2):1-1.
- [68] RAJAMANI R, TAN H S, LAW B K, ET AL. Demonstration of integrated longitudinal and lateral control for the operation of automated vehicles in platoons[J]. IEEE Transactions on control systems technology, 2000, 8(4):695-708.
- [69] MOON S, CHO W, YI K. Intelligent vehicle safety control strategy in various driving situations[J]. Vehicle System Dynamics, 2010, 48:537 - 554.
- [70] ATTIA R, BASSET M, ORJUELA R. Combined longitudinal and lateral control for automated vehicle guidance[J]. Vehicle System Dynamics, 2014, 52(2):261 - 279.
- [71] GUO J, LI K, LUO Y. Coordinated Control of Autonomous Four Wheel Drive Electric Vehicles for Platooning and Trajectory Tracking Using a Hierarchical Architecture[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2015, 137(10):101001.
- [72] 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(02):153-161.
- [73] ZHAO H, LU X, CHEN H, ET AL. Coordinated attitude control of longitudinal, lateral and vertical tyre forces for electric vehicles based on model predictive control[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(3):2550-2559.
- [74] DENG D, GAO F, HU Q. Motion planning for autonomous vehicles considering longitudinal and lateral dynamics coupling[J]. Applied sciences, 2020, 10(9):3180.
- [75] 邓涛,李鑫. 智能车辆横纵向运动综合控制方法研究[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2021, 40(04):133-140.
- [76] 许芳,张君明,胡云峰,等. 智能车辆路径跟踪横纵向耦合实时预测控制器[J]. 吉林大学学报(工学版), 2021, 51(06):2287-2294.

- [77] 汪龚,殷国栋,耿可可,等. 基于不同紧急工况辨识的车辆主动避撞自适应控制[J]. 机械工程学报, 2020, 56(04):115-124.
- [78] HOU R, ZHAI L, SUN T. Steering Stability Control for a Four Hub-Motor Independent-Drive Electric Vehicle with Varying Adhesion Coefficient[J]. Energies, 2018, 11(9), 2438.
- [79] LIU D, XU K, CUI Y, ET AL. Learning-based Motion Control of Autonomous Vehicles Considering Varying Adhesion Road Surfaces[C]. //2022 IEEE 25th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2022:4259-4264.
- [80] KOOPMAN B O. Hamiltonian Systems and Transformation in Hilbert Space[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1931, 17(5):315-318.
- [81] 贾继莹. Koopman算符在一些动力系统中的应用研究[D]. 清华大学, 2015.
- [82] MEZIC I. Spectral Properties of Dynamical Systems, Model Reduction and Decompositions[J]. Nonlinear Dynamics, 2005, 41:309 - 325.
- [83] SCHMID P J, SESTERHENN J. Dynamic mode decomposition of numerical and experimental data[C]. //Sixty-First Annual Meeting of the APS Division of Fluid Dynamics, 2008, 208.
- [84] PROCTOR J L, BRUNTON S L, KUTZ J N. Dynamic mode decomposition with control[J]. SIAM Journal on Applied Dynamical Systems, 2016, 15(1):142-161.
- [85] WILLIAMS M O, KEVREKIDIS I G, ROWLEY C W. A Data-Driven Approximation of the Koopman Operator: Extending Dynamic Mode Decomposition[J]. Journal of Nonlinear Science, 2015, 25:1307-1346.
- [86] KORDA M, MEZI I. Linear predictors for nonlinear dynamical systems: Koopman operator meets model predictive control[J]. Automatica, 2016, 93:149-160.
- [87] 陈虹著. 系统与控制丛书模型预测控制[M]. 北京: 科学出版社,2013
- [88] PACEJKA H B, BAKKER E. The magic formula tyre model[J]. Vehicle System Dynamics, 1992, 21:1 - 18.
- [89] MAMMAR S, KOENIG D. Vehicle Handling improvement by Active Steering[J]. Vehicle System Dynamics, 2002, 38(3):211 - 242.

- [90] 陈浩. 纵向行驶的车辆队列系统分布式预测控制策略[D]. 吉林大学, 2021.