

分类号: TP273  
研究生学号: 2020524023

单位代码: 10183  
密 级: 公 开



# 吉 林 大 学

## 硕 士 学 位 论 文

(专业学位)

考虑横纵耦合的商用车编队分布式预测控制策略  
Distributed Predictive Control Strategy of Truck Platoons  
Considering Longitudinal and Lateral Coupling

作者姓名: 李云勇  
类 别: 工程硕士  
领域(方向): 控制工程  
指导教师: 于树友 教授  
培养单位: 通信工程学院

2023 年 5 月

---

考虑横纵耦合的商用车编队分布式预测控制策略

---

Distributed Predictive Control Strategy of Truck Platoons  
Considering Longitudinal and Lateral Coupling

---

作者姓名：李云勇

领域（方向）：控制工程

指导教师：于树友 教授

类别：工程硕士

答辩日期：2023 年 5 月 28 日

# 摘要

在现有的网联化技术和汽车智能化的背景下，以自动驾驶和环境信息交互技术为基础的智能网联车辆编队技术不仅可以显著降低燃油消耗量，还可以避免由人为因素引起的交通事故，缓解商用车司机短缺的情况。然而目前针对车辆编队控制的研究一般将车辆的纵向控制和横向控制解耦，这忽视了车辆行驶中实际存在的横纵耦合效应。针对上述问题，本文分别基于解耦控制方式与耦合控制方式设计商用车编队控制器，研究不同控制器作用下商用车队列的编队行驶问题，主要完成的工作内容如下：

本文首先介绍了能够表征车辆横纵耦合运动的五自由度车辆动力学模型，并在商用车参数下对比五自由度模型与TruckSim验证了模型有效性。同时为实现商用车队列在弯道上的编队行驶，引入了一个车道保持模型。最后对商用车编队横纵向控制目标进行了介绍。

为研究横纵耦合效应对商用车编队控制的影响，本文设计了一种解耦控制器对商用车队列进行控制。纵向上采用基于准无限时域的分布式预测控制策略，通过在优化问题中加入终端不等式约束及终端代价保证了车辆编队纵向行驶的一致性，横向上采用反馈加前馈的控制策略。利用Matlab/Simulink及TruckSim联合仿真在不同行驶工况下对解耦控制器进行了验证。

由于忽视了车辆实际存在的横纵耦合效应，解耦控制器有可能会降低跟踪性能，进而影响队列的行驶安全性。本文将五自由度车辆动力学模型与车道保持模型相结合，建立了适用于队列在弯道上行驶的纵横向一体化模型，并设计了一种考虑横纵耦合的商用车编队分布式预测控制器。为解决非线性预测控制求解效率低的问题，提出一种迭代强化学习预测控制算法，基于神经网络和actor-critic网络结构来获得具有高计算效率的约束优化问题最优/次优解。通过Matlab/Simulink及TruckSim联合仿真平台，分别基于所提算法与传统非线性预测控制算法对每辆车的约束优化问题进行求解，仿真结果验证了所提算法的有效性及其优越性。

## 关键词：

商用车编队，横纵耦合，分布式预测控制，强化学习

# Abstract

In the context of existing networked technology and automotive intelligence, intelligent networked vehicle platoon technology based on autonomous driving and environmental information interaction technology can not only significantly reduce fuel consumption, but also prevent traffic accidents caused by human factors and alleviate the shortage of truck drivers. However, current research on vehicle platoon control mainly decouples the longitudinal control and lateral control of the vehicle, which ignores the actual longitudinal and lateral coupling effects of vehicle. In response to the aforementioned questions, this paper proposes the truck platoon controllers based on the decoupling control scheme and the coupling control scheme respectively, and focuses on truck platoon problems under different controllers. The main contents are as follows:

First of all, a five-degree-of-freedom vehicle dynamics model which can characterize the lateral and longitudinal coupling motion of the vehicle is introduced in this paper. To verify the effectiveness of this model, the five-degree-of-freedom model is compared with TruckSim using truck parameters. Meanwhile, in order to make the platoons run on curves, a lane keeping model is taken into account. Finally the truck platoon's lateral and longitudinal control objectives are introduced.

In order to investigate the influence of lateral and longitudinal coupling on the truck platoon control, a decoupling controller is designed for the truck platoon. The longitudinal controller adopts a quasi-infinite horizon distributed predictive control strategy, which applies the terminal inequality constraint and terminal cost to the optimization problem to ensure the consistency of the platoon's longitudinal driving. Feedback and feedforward control method is adopted for the lateral controller. The decoupling controller is verified by co-simulation of Matlab/Simulink and TruckSim under various driving conditions.

The decoupling controller may reduce tracking performance by neglecting the longitudinal and lateral coupling effects of the vehicle, which further compromises the platoon's driving safety. Therefore, this paper proposes a vehicle platoon integration model which is suitable for operation on a curved road by combining the five-degree-of-freedom vehicle dynamics model with the lane keeping model, and designs a truck platoon distributed predictive controller considering lateral and longitudinal coupling. In order to solve the problem of inefficient solution of nonlinear predictive control, a reinforcement learning predictive control algorithm-based the neural network and actor-critic network structure is proposed, which can obtain the optimal/suboptimal solution of the constrained optimiza-

tion problem with high-efficiency. The proposed algorithm and the traditional nonlinear predictive control algorithm are used to solve the constrained optimization problem for each vehicle through Matlab/Simulink and TruckSim co-simulation platform, and simulation results show the effectiveness and superiority of the proposed algorithm.

**Key Words:**

truck platoon, lateral and longitudinal coupling, distributed predictive control, reinforcement learning

# 目 录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 车辆编队项目发展现状.....	2
1.2.2 车辆编队控制方法研究现状.....	5
1.3 本文主要研究内容及结构 .....	8
第 2 章 商用车队列系统建模 .....	11
2.1 引言.....	11
2.2 车辆动力学系统建模.....	11
2.2.1 五自由度车辆动力学模型.....	11
2.2.2 轮胎力计算.....	13
2.2.3 商用车参数下的动力学模型有效性验证 .....	15
2.3 车道保持模型.....	17
2.4 商用车编队控制目标.....	18
2.5 本章小结.....	19
第 3 章 横纵解耦商用车编队控制器设计 .....	21
3.1 引言.....	21
3.2 纵向控制器设计.....	21
3.2.1 纵向动力学模型.....	22
3.2.2 纵向控制目标及约束条件.....	23
3.2.3 基于准无限时域的分布式预测控制.....	23
3.3 横向控制器设计.....	24
3.3.1 横向动力学模型.....	25
3.3.2 横向控制目标及约束条件.....	26
3.3.3 LQR 反馈加前馈控制.....	26
3.4 仿真结果及分析.....	28
3.5 本章小结.....	32
第 4 章 横纵耦合商用车编队控制器设计 .....	33
4.1 引言.....	33
4.2 考虑横纵耦合的分布式预测控制器设计 .....	33
4.2.1 纵横一体化模型.....	33
4.2.2 商用车编队分布式预测控制器设计.....	35
4.3 商用车编队分布式预测控制算法的高效求解 .....	37
4.3.1 迭代强化学习预测控制算法.....	37

4.3.2 基于神经网络的迭代 RLPC 算法高效求解 .....	40
4.4 仿真结果及分析.....	45
4.5 本章小结.....	54
第 5 章 全文总结与展望 .....	55
5.1 全文总结.....	55
5.2 未来工作展望.....	56
参考文献.....	57

# 第1章 绪论

## 1.1 课题研究背景及意义

国民经济的快速增长和电子商务的不断发展，离不开商品运输的推动作用。其中，公路运输凭借其方便快捷的优点承包了全球过半数的货物运输量<sup>[1]</sup>。为了满足日益增长的货物运输需求，公路运输行业也向着高质量、智慧化、网络化等方面飞速发展，并且在国民经济运行和发展中发挥着不可替代的作用。然而，不断壮大的公路运输给人们带来更方便、更优质生活质量的同时，也给我国社会经济发展带来了巨大的挑战，主要表现在以下几个方面：

(i) 燃油消耗量大：据统计，我国是全球第二大石油消费国家以及前三石油进口国家<sup>[2]</sup>，而其中高达三分之一的比例都用于供给汽车消耗。据国家发改委统计，全国机动车保有量正在逐年上升，截止到2021年6月份，全国汽车保有量已达到2.92亿辆，其中商用车保有量约为3191万辆<sup>[3]</sup>。虽然商用车数量相较于汽车总量较少，但是二者燃油消耗总量却相差不大，因此商用车数量的增长必定带来燃油消耗量的大幅度增长。此外，有研究指出，在公路运输燃油利用率方面，我国与欧美等发达国家相比还具有一定的差距，其数据比欧洲低25%，比美国低10%，比日本低20%<sup>[4]</sup>。如何有效的提高商用车燃油利用率，减少燃油消耗量是当前汽车产业亟待解决的难点之一。

(ii) 商用车事故发生率高：商用车相较于乘用车具有质量和体积更大、质心更高和轮距相比车辆高度更窄等特点，因此商用车更容易发生侧翻事故。侧翻是商用车行驶过程中最危险的事故，而且在事故发生时，司机往往无法察觉。此外，商用车司机普遍存在睡眠不足、疲劳驾驶等现象，造成了很大的行驶安全隐患。2021年我国车辆交通事故总死亡人数的48%是由载货类商用车导致，其中84%的商用车交通事故是由驾驶员疲劳驾驶、操作失误等人为因素造成的<sup>[5]</sup>，因此如何提高商用车行驶安全性也是目前研究的热点。

(iii) 商用车司机数量不足：公路运输行业的快速扩张需要大量的商用车司机，然而由于商用车驾驶难度较大、且需要长途行驶以及工作环境更为艰苦等原因，商用车司机数量短缺问题在短期内无法有效解决。

随着智能交通系统（Intelligent Transportation System, ITS）概念的出现，以人工智能和信息交互技术为基础的智能网联车辆编队技术为解决上述问题提供了新的途



图 1.1 商用车侧翻事故图

径。车辆编队技术不仅可以增加高速公路上的交通流量，还可以提升商用车编队的燃油经济性<sup>[6]</sup>。这是由于相比于单车行驶，车辆以编队形式行驶一方面大大减小了相邻车间的跟车距离，增加了道路吞吐量。另一方面，后车可以进入前车尾流区，进而减小车辆的空气阻力系数。随着车辆间跟车距离的减小，队列中跟随车数量越多，车队的平均阻力系数就越小<sup>[7]</sup>。有相关研究表明，一辆满载的商用车在高速公路上以100km/h的速度行驶时，其燃油消耗量的一半被用于克服空气阻力<sup>[8]</sup>，因此商用车以编队形式行驶可以显著提高整个队列的燃油利用率。此外，由于队列中的跟随车辆均为自动驾驶，因此商用车编队技术降低了对商用车司机数量的需求，同时也缓解了由于长途运输导致的疲劳驾驶问题，降低了交通事故发生的频率，提高了道路交通安全和行驶安全性。在国务院2015年发布的《中国制造2025》中，更是明确指出智能网联车是汽车产业重点发展的方向之一。综上所述，在当前智能网联技术和汽车智能化的背景下，对于商用车编队控制策略的研究，具有极其重大的研究意义和应用价值，符合国家发展战略。

## 1.2 国内外研究现状

### 1.2.1 车辆编队项目发展现状

早在上世纪60年代，美国麻省理工学院的林肯实验室就针对车辆编队控制器开展了研究，并利用最优控制方法设计了一个线性反馈控制律来实现车辆队列的编队行

驶<sup>[9]</sup>。而随着人工智能、信息通讯技术和智能控制算法的不断发展以及在车联网中的普及，世界各国也加大了对智能网联车的研究力度，车辆编队技术开始快速发展。



图 1.2 PATH项目组加州实车测试

1986年美国加州大学的伯克利分校联合加利福尼亚州交通运输局以及部分科研单位开展了PATH (Partners for Advanced Transit and Highways) 项目。其中，利用智能交通和汽车智能化实现车辆队列编队行驶的自动化公路系统NAHS (National Automated Highway System) 子项目是PATH项目的重点内容。1997年8月该项目组在圣地亚哥市开展了车辆编队行驶的演示实验，内容包含了跟随车起步加速、车道保持、制动停车、组队和解队等功能。2004年，PATH项目组又在加州开展了一次实车测试，结果表明，跟车距离在3~10米时，领航车的燃油利用率可提高5%~10%，跟随车的燃油利用率可提高10%~12%<sup>[10]</sup>，该实验进一步证明了编队行驶对燃油经济性的改善作用。2015年，PATH项目组联合沃尔沃集团针对重型商用车队列进行编队控制策略的研发，并将CACC (Cooperative Adaptive Cruise Control) 技术应用于商用车<sup>[11]</sup>。

日本于2008年推出的Energy ITS (Energy Intelligent Transport Systems) 项目仅对车辆队列进行纵向控制，不考虑横向控制。该项目希望通过减小跟车间距来实现节约能源和减少温室气体排放的目标。如图 1.3所示，3台大型商用车以80km/h速度及跟车距离10m行驶，实验结果表明队列整体可以减少14%的燃油消耗量和2.1%的二氧化碳排放量<sup>[12]</sup>。

2011年荷兰主持的GCDC (Grand Cooperative Driving Challenge) 项目中，各参赛车队解决了系统架构、信息交互、状态估计和控制器设计与实现等问题<sup>[13]</sup>，有力地推动了各企业之间的合作与技术交流。

2012年由西班牙举办的SARTRE (Safe Road Trains for the Environment) 挑战赛



图 1.3 日本Energy ITS项目组实车测试

在200公里的道路上开展了公开演示实验。参赛队列由乘用车与商用车混合组成，成员车之间利用通讯设备、车内传感（摄像头和激光雷达等）来获取道路信息和车辆信息。实验结果表明编队技术在提高道路安全性及燃油利用率，提升道路容纳量方面都具有显著的优势<sup>[14]</sup>。



图 1.4 SARTRE项目组西班牙实车测试

相比于国外，我国直至21世纪才逐渐注重车辆编队技术的发展。但近年来，在我国的相关政策支持和技术创新下，国内在车辆编队技术方面也取得了令人瞩目的成绩。2019年5月，全国汽车标准化技术委员会智能网联汽车分技术委员会，在天津市举办了全国首次商用车队列跟驰标准公开验证试验，中国重汽、东风商用车、福田汽车



图 1.5 上汽卡车编队实车测试

受邀参与此次试验。测试要求变道时横向位置误差要小于0.5m，且车队在以60km/h匀速行驶时，车间距应控制在 $20\text{m} \pm 25\%$ 以内，3家参赛企业均完成了测试要求<sup>[15]</sup>。同年11月，上汽红岩在上海开展了智能重卡编队行驶实验，利用新推出的5G-V2X技术，该项目不仅实现了自动跟随、制动刹车等纵向编队目标，还完成了横向上的换道、车道保持等功能<sup>[16]</sup>。我国各大高校和科研单位在2015-2021年也相继进行了多个面向商用车的智能网联项目，大大加快了我国商用车编队技术的发展速度。

国内外研究表明，为了降低商用车燃油消耗、提高行车安全性和道路通行效率，世界各国已经开始注重商用车编队技术的研究和智能交通系统的发展，并在相关领域取得了一定的成绩。但当前的编队控制方案仍然难以适应复杂多变的实际场景，因此车辆编队技术距离真正实现商业化还任重而道远。

## 1.2.2 车辆编队控制方法研究现状

### (1) 车辆动力学模型研究

车辆动力学系统的建模是设计车辆编队控制策略的基础。现有研究在针对车辆队列设计控制器时，大多忽视车辆系统本身的动力学特性，并把车辆模型简化为质点。单积分器模型是最简单的车辆模型，其中车辆的位置和速度分别为状态和控制输入。在文献[17]中，基于单积分器模型，设计了一种最优控制器，以实现车辆编队行驶。文献[18]建立了一个双积分器模型来研究车辆编队的稳定性和鲁棒性。文献[19]将车辆的位置、速度和加速度作为系统状态，期望加速度作为系统的控制输入，提出了一种基于三阶模型的分层控制策略，以保证车辆队列行驶的稳定性和最小油耗。然而，上

述研究中都将车辆系统看作线性系统。文献 [20, 21]通过对平面运动的非线性车辆动力学研究表明,深入了解非线性动力学是非线性系统控制的基础。特别是在存在极限环和分岔的情况下,车辆系统的动态特性分析对实现非线性车辆系统的稳定控制至关重要<sup>[22]</sup>。文献 [23]中建立的车辆纵向动力学模型,能够有效减轻滚动阻力和空气阻力对纵向控制的影响,虽然考虑了车辆非线性,但实际上仅仅考虑了发动机动力学和车辆纵向动力学中空气阻力等非线性因素,并没有考虑车辆系统本身纵向、横向和偏航运动的耦合非线性及轮胎非线性。文献 [24]中指出,车辆的非线性对车辆队列在高速行驶时的稳定性有显著影响。

对于在弯道上行驶的车队,不仅要考虑纵向动力学,还要考虑横向动力学。在文献 [25]中,采用车道保持模型来描述车辆的横向动力学。基于典型线性二自由度车辆模型的车辆转向稳定性研究近年来取得了很大的成就<sup>[26-28]</sup>。然而在深入开展基于该模型的车辆系统转向动力学研究时,经典二自由度车辆模型的局限性越来越明显,因为它不能反映纵向速度对车辆系统稳定性的影响。此外,现有研究一般分别建立车辆的纵向与横向动力学模型,这类模型往往不能表达车辆自身动力学特性和横纵向运动耦合特性,且自由度较少,虽然有助于理论分析,但是无法表达一些极端以及复杂的工况。文献 [29]在弯道工况下建立了考虑横纵耦合的车辆模型,并证明了控制器的稳定性和有效性,但由于对模型的耦合特征进行了线性化,因此只能表达车辆的部分耦合特性。为实现复杂工况下的车辆跟踪控制,文献 [30]建立了考虑横纵耦合的车辆模型,并根据滑模算法和动态表面控制理论设计了耦合控制器,结果表明其鲁棒性与纵横向跟踪性能均要优于不考虑耦合效应的控制器。

虽然目前的理论成果可以在一定程度上表征车辆系统自身的动力学特性,但在商用车编队控制中还需要更为精确的动力学模型。文献 [31]中介绍了重型汽车侧倾稳定性改善技术的综合研究结果,首先建立了可以描述重型卡车操纵稳定性与侧倾稳定性的线性动力学模型,然后设计了一种主动安全监控系统,极大地改善了典型重型卡车的侧倾稳定性。商用车队列中的车辆往往是异质的,文献 [32]将车辆参数的异质性当作系统的随机噪声处理,该方法虽然分析了异质性产生的系统响应,但是并未研究异质车队的控制。此外,商用车的整车质量、外形尺寸及轮胎特征等参数变化范围一般较大,因此未考虑队列异质性的动力学模型可能导致跟踪误差变大,进而影响车辆行驶的安全性。因此,当为商用车建立动力学模型时,应充分考虑车辆参数。

## (2) 车辆间距策略研究

选择合理的跟车间距策略对车辆队列的稳定性控制和提高交通效率尤为重要。目前常见的间距策略主要分为固定间距和可变间距。固定车间距策略要求队列在行驶过程中,其相邻车间距离保持一个固定值。由于未考虑车辆速度的变化,其难以满足复

杂多变的交通环境和保证行车安全，但从减少商用车队列燃油消耗量的角度出发，固定车间距策略更为有利<sup>[33]</sup>。文献[34]提出的固定时距策略是指车辆间距与车辆速度满足线性关系，即车辆速度越大，会使得跟车间距越大，不利于提高队列节油率。由于未考虑前车车速，采用固定时距策略可能会导致追尾等事故，因而其时间常数通常取较大值，但又降低了道路交通效率。针对重型商用车队列的行车安全，文献[35]根据最优控制理论及博弈论的思想建立了重型车辆的安全判据，并得出了后车制动能力越强，跟车间距可越大的结论。文献[36]给出了重型商用车安全问题的分析框架，并分析了能够保证异质商用车队列安全性的最小跟车间距。Xu等人通过分析大量高速公路行驶数据，提出了指数形式的跟车间距策略，并给出了能够满足交通流及队列稳定性条件的有效参数范围<sup>[37]</sup>。

### (3) 车辆编队控制策略研究

车辆队列控制的目标主要包括纵向控制目标和横向控制目标。其中纵向控制目标要求队列中的跟随车跟踪领航车速度，并且相邻车之间保持期望的车间距。针对非线性异质车辆编队，文献[38]设计了一种分布式滑模控制方法，通过引入一个新的拓扑结构函数来处理信息拓扑的多样性，但滑模控制可能会导致抖振现象。在文献[39]中，提出了一种分布式 $H_\infty$ 控制策略，该策略能够处理车辆编队中存在的不确定性干扰和通信延迟问题，并保证系统的鲁棒性、串稳定性和跟踪性能。文献[40]设计了一种自适应智能反推纵向控制系统，该系统可以实现车辆的安全跟驰控制，并保证良好的跟踪性能。此外，分布式模型预测控制（Distributed Model Predictive Control, DMPC）凭借其可靠的控制结构、显式处理约束、多目标多变量优化等优点，广泛应用于车辆编队的控制。文献[41]针对具有非线性动力学并考虑系统约束的车辆编队，设计了一种DMPC算法，该算法要求队列中每辆车均能与其前后两辆车进行通信，从而使队列保持刚性和 $\gamma$ 增益稳定性，并给出了保证闭环稳定性及 $\gamma$ 增益稳定性的充分条件。在文献[42]中，设计了适用于非线性车辆编队的DMPC控制器，并推导了当队列速度发生变化后，保证车队渐近稳定性和领航车-跟随车串稳定性以及前车-跟随车串稳定性的充分条件。考虑具有单向拓扑和非线性动力学的车辆编队，文献[43]提出了一种DMPC算法，通过加入一个终端等式约束以确保渐进稳定性，同时该方法并不要求所有跟随车都已知期望的设定点，从工程实现的角度来看，这提供了相当大的好处。文献[44]设计了一种基于纳什最优的DMPC算法，在每次求解过程中允许控制器之间多次进行信息交互，从而使整个车队达到纳什最优，具有更好的控制性能。对于带有输入约束的非线性车辆编队，文献[45]提出了一种双模DMPC策略，不仅可以显著减少计算量、节省通信资源，而且利用李雅普诺夫稳定性理论推导了系统稳定性的充分条件，进而保证了所提算法的迭代可行性和稳定性。

对于在弯曲道路上行驶的车辆编队，不仅要考虑纵向控制，还要考虑横向控制。

车辆编队横向控制的任务是队列中车辆沿指定车道行驶。通过模拟人类类比推理和决策,文献[46, 47]将模糊控制应用于车辆的横向控制,使得转向更加平稳,从而确保了乘客的舒适性。文献[48, 49]设计了模糊控制策略对车辆进行转向控制,并利用遗传算法对隶属度函数和规则库进行优化,保证了跟踪性能及驾驶的平稳性。文献[50]介绍了驾驶员转向辅助系统的设计和实际实现,该系统综合采用了李雅普诺夫函数、多面体不变集和线性矩阵不等式方法,用于辅助驾驶员避免意外偏离车道。另外,考虑到外部干扰和测量误差的存在,鲁棒控制方法也逐渐被应用于车辆横向控制的研究当中<sup>[51, 52]</sup>。文献[53]中提出一种基于鲁棒的横向车道保持控制策略,同时设计了一个线性时变广义增广状态观测器来处理传感器偏差和噪声的影响。

不难发现,上述研究仅单独针对队列中车辆的纵向或者横向控制,但车辆在实际行驶过程中会不可避免地同时出现横向和纵向的运动。文献[54]设计了一种车载监控器,利用队列中车辆间的通信来协调横向和纵向控制器的操作,达到车辆编队横向和纵向综合控制的目的。文献[55]中提出了一种优化协调车辆纵向安全性和横向稳定性的智能安全控制策略,该策略能够帮助驾驶员保持良好的操纵性,并避免碰撞。文献[56]通过设计组合控制器来补偿耦合效应,结果表明耦合补偿确实改善了控制器性能,且组合控制器对建模缺陷和车辆参数变化具有鲁棒性。文献[57]提出了一种车辆编队的纵向和横向联合控制方法,其中纵向控制保证串稳定性,横向利用MPC实现车道保持,同时考虑纵向控制引起的预测速度变化。然而本质上,在上述研究中,队列中车辆的纵向和横向系统仍被看作两个独立的系统,且车辆横纵向力之间的耦合约束被忽略,因此如何设计纵横向协同控制策略仍有待研究。

### 1.3 本文主要研究内容及结构

通过对国内外车辆编队研究现状的总结,可以发现目前研究存在将车辆的纵向控制和横向控制解耦的趋势。基于此,本文依托于国家自然科学基金联合基金项目《智能网联商用车多车协同控制理论及关键技术》,主要研究解耦控制与耦合控制对商用车编队行驶的影响。首先引入五自由度非线性车辆动力学模型及车道保持模型,准确表达了商用车编队行驶过程中车辆的横纵耦合作用。而后设计了一种解耦的控制策略,并在不同工况下分别对控制器进行了联合仿真验证。最后设计了一种考虑横纵耦合的分布式预测控制策略,同时设计了迭代强化学习预测控制算法对耦合控制器中的约束优化问题进行求解,以减少求解时间,联合仿真结果验证了所提算法的有效性及其优越性。

针对上述研究内容,本文章节安排以及各章研究内容如下:

第1章绪论分析了我国商用车市场及燃油消耗量占比的实际情况，对智能网联车辆编队技术的研究背景及意义进行了阐述，同时对车辆编队项目及车辆编队控制方法的国内外研究现状进行总结，最后介绍了本论文的主要研究内容及文章结构。

第2章主介绍商用车队列系统建模。首先介绍了五自由度车辆动力学模型，并在商用车参数下对比模型输出结果与TruckSim输出结果验证了该模型的有效性。同时为实现车辆队列在弯道上的编队行驶，引入了车道保持模型。最后对商用车编队控制目标进行了介绍。

第3章介绍横纵解耦商用车编队控制器设计，即分别设计纵向控制器和横向控制器实现编队控制目标。首先，根据纵向跟踪控制目标，采用基于准无限时域的分布式预测控制策略，通过在优化问题中加入终端不等式约束及终端代价函数保证了车辆队列纵向行驶的一致性。为实现横向车道保持控制目标，采用反馈加前馈的控制策略。通过Matlab/Simulink及TruckSim联合仿真在不同行驶工况下对解耦控制器进行了验证。

第4章介绍横纵耦合商用车编队控制器设计。在第二章介绍的五自由度横纵耦合车辆动力学模型及车道保持模型的基础上，建立了纵横向一体化模型，并设计了考虑横纵耦合的商用车编队分布式预测控制器。考虑到传统非线性预测控制存在计算负担重、求解效率低等问题，设计了迭代强化学习预测控制算法对跟随车的约束优化问题进行求解。利用基于神经网络的函数逼近技术具体实现上述迭代强化学习预测控制算法，以获得具有高计算效率的优化问题最优/次优解。最后，利用Matlab/Simulink及TruckSim联合仿真平台，分别基于迭代强化学习预测控制算法与传统非线性预测控制算法对每辆车的约束优化问题进行求解，仿真结果验证了所提算法的有效性及其优越性。

第5章对本文作出的研究内容进行了总结并对未来工作进行展望。



## 第2章 商用车队列系统建模

### 2.1 引言

面向车辆编队协同控制器设计的动力学系统建模，不仅需要考虑模型的复杂度，还需要能够充分表达车辆的横纵耦合特性。考虑由一辆领航车与 $N$ 辆跟随车组成的商用车编队，其中领航车下标用0表示，跟随车辆下标用 $i$  ( $i \in 1 \cdots N$ ) 表示。本章首先给出了包含车轮转动自由度的五自由度（5-Degree-Of-Freedom, 5DOF）车辆动力学模型，并在商用车参数下对比模型输出结果与TruckSim输出结果验证了该模型的有效性，引入了适用于车辆在弯道上行驶的车道保持模型，最后给出了商用车编队行驶过程中纵向及横向需满足的控制目标。

### 2.2 车辆动力学系统建模

#### 2.2.1 五自由度车辆动力学模型

车辆作为一个非线性、多变量、强耦合的实际系统，想要全面表达其特性是十分困难的，因此建模必须同时考虑其精度及复杂度。本文在经典三自由度模型的基础上，介绍了如图 2.1所示的包含车轮转动自由度的车辆五自由度模型<sup>[58]</sup>。该模型建立在以下几点假设的基础上：

- (a) 只考虑车辆的平面运动，即忽略侧倾及俯仰对车身运动的影响；
- (b) 不考虑前后轮之间的载荷传递；
- (c) 车辆左右轮转向角相同；

经典三自由度模型在车身坐标系下进行搭建，考虑了车辆在纵向、侧向和横摆方向上的运动，其力和力矩平衡方程为：

$$\begin{cases} m_i \dot{v}_i^x - m_i v_i^y \dot{\varphi}_i = F_i^{xf} \cos \delta_i - F_i^{yf} \sin \delta_i + F_i^{xr} \\ m_i \dot{v}_i^y - m_i v_i^x \dot{\varphi}_i = F_i^{xf} \sin \delta_i + F_i^{yf} \cos \delta_i + F_i^{yr} \\ I_i^z \dot{\varphi}_i = (F_i^{xf} \sin \delta_i + F_i^{yf} \cos \delta_i) a_i - F_i^{yr} b_i \end{cases} \quad (2.2.1)$$

其中，在车身坐标系下， $v_i^x$ 为第*i*辆车沿行驶方向的纵向速度； $v_i^y$ 为车辆的侧向速度； $\dot{\varphi}_i$ 为车辆的横摆角速度； $m_i$ 为整车质量； $F_i^{xf}$ 与 $F_i^{xr}$ 分别为前后轮的轮胎纵向力； $F_i^{yf}$ 与 $F_i^{yr}$ 分别为前后轮的轮胎侧向力； $a_i$ 、 $b_i$ 分别为前、后轴到质心的距离； $\delta_i$ 为前轮转角； $I_i^z$ 为绕*z*轴转动惯量。

车轮转动受力分析如图 2.2 所示，其动力学方程如式 (2.2.2)：

$$\begin{cases} \dot{w}_i^f = \frac{T_i^d - R_e F_i^{xf}}{J_i^f} \\ \dot{w}_i^r = \frac{T_i^d - R_e F_i^{xr}}{J_i^r} \end{cases} \quad (2.2.2)$$

其中， $w_i^f$ 为第*i*辆车的前轮角速度， $w_i^r$ 为后轮角速度； $J_i^f$ 、 $J_i^r$ 分别为前后轮胎转动惯量； $R_e$ 为车轮转动半径； $T_i^d$ 为车辆的驱动或制动力矩。

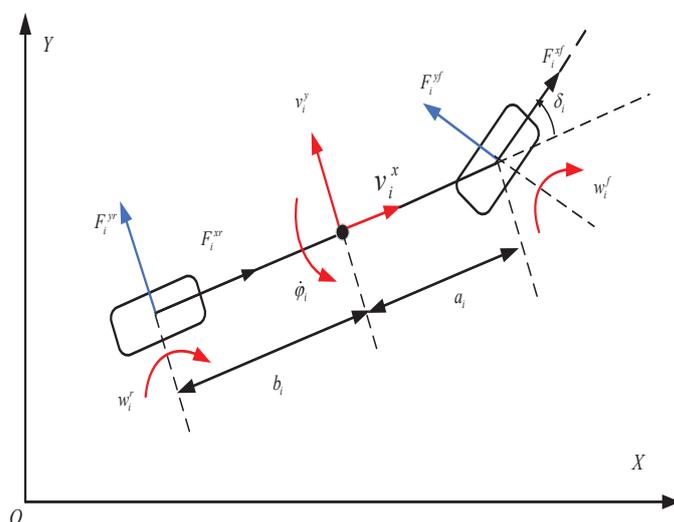


图 2.1 5DOF 车辆模型示意图

联立式 (2.2.1) 与式 (2.2.2)，得到以下 5DOF 车辆动力学模型：

$$\begin{cases} \dot{v}_i^x = v_i^y \dot{\varphi}_i + \frac{F_i^{xf} \cos \delta_i - F_i^{yf} \sin \delta_i + F_i^{xr}}{m_i} \\ \dot{v}_i^y = -v_i^x \dot{\varphi}_i + \frac{F_i^{xf} \sin \delta_i + F_i^{yf} \cos \delta_i + F_i^{yr}}{m_i} \\ \dot{\varphi}_i = \frac{(F_i^{xf} \sin \delta_i + F_i^{yf} \cos \delta_i) a_i - F_i^{yr} b_i}{I_i^z} \\ \dot{w}_i^f = \frac{T_i^d - R_e F_i^{xf}}{J_i^f} \\ \dot{w}_i^r = \frac{T_i^d - R_e F_i^{xr}}{J_i^r} \end{cases} \quad (2.2.3)$$

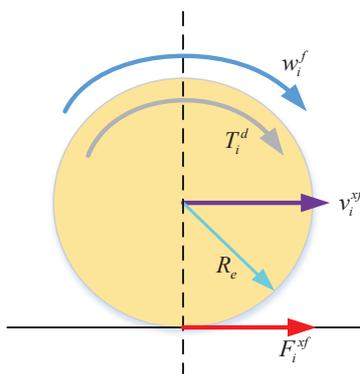


图 2.2 车轮转动受力分析图

该模型的状态量为车辆的纵向速度、侧向速度、横摆角速度、前轮角速度和后轮角速度，控制量为车辆的前轮转角、驱动或制动力矩。考虑到本文研究对象为商用车车辆队列，因此参考东风天锦KJ1V商用车的车辆参数对五自由度模型进行搭建，具体参数如表 2.1所示。

表 2.1 商用车参数

车辆参数	仿真数值	单位	车辆参数	仿真数值	单位
$m_i$	18000	kg	$I_i^z$	130421.8	$\text{kg} \cdot \text{m}^2$
$a_i$	3.5	m	$b_i$	1.5	m
$J_i^f$	24	$\text{kg} \cdot \text{m}^2$	$J_i^f$	48	$\text{kg} \cdot \text{m}^2$
$R_e$	0.51	m			

### 2.2.2 轮胎力计算

轮胎滚动时，满足库仑约束的轮胎侧向力和纵向力作用在轮胎与路面接触的同一直线上。由于库仑约束的限制，轮胎侧向力和纵向力之间存在着强耦合和高度非线性，特别是在接近附着极限的大加速度或低附着系数情况下，因此准确的轮胎模型对操纵稳定性和控制器设计具有重要意义。本文选取魔术公式轮胎模型进行轮胎力计算<sup>[24]</sup>，其准确性已得到业界和学术界的广泛认可。该轮胎模型通过参数辨识方法从大量的实际轮胎实验数据中提取模型参数，将轮胎侧向力和纵向力表示为侧偏角、滑移

率、附着系数的函数，具体的计算公式如式 (2.2.4)所示：

$$\begin{cases} F_i^x = D \sin(C \arctan(Bk_i - E(Bk_i - \arctan Bk_i))) \\ F_i^y = D \sin(C \arctan(B\alpha_i - E(B\alpha_i - \arctan B\alpha_i))) \end{cases} \quad (2.2.4)$$

其中， $B$ 为刚度因子； $C$ 为形状因子； $D$ 为峰值因子； $E$ 为曲率因子， $k_i$ 为轮胎的滑移率， $\alpha_i$ 为轮胎的侧偏角， $F_i^x$ 为轮胎纵向力， $F_i^y$ 为轮胎侧向力。此外，轮胎的垂直载荷也和轮胎纵向力和侧向力相关，如图 2.3与图 2.4所示，给定一个固定的轮胎滑移率(侧偏角)，轮胎纵向力(侧向力)的大小随着轮胎垂直载荷的增加而增加。本文选取路面附着系数0.85下的轮胎力参数，如表 2.2所示。

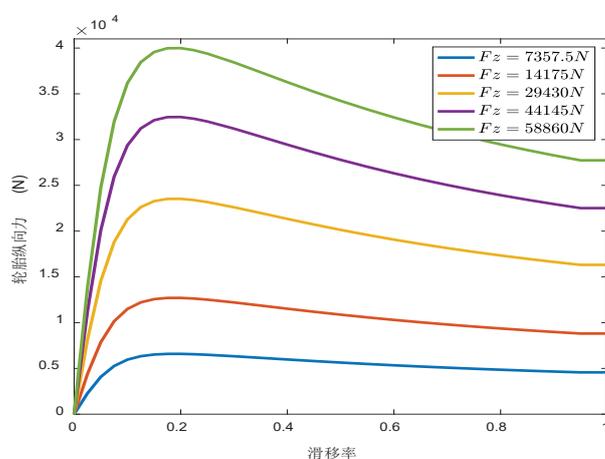


图 2.3 纵向力与滑移率曲线

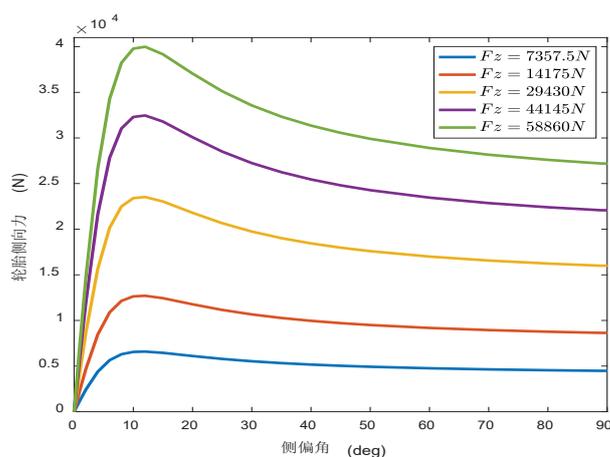


图 2.4 侧向力与侧偏角曲线

表 2.2 魔术公式轮胎参数

轮胎参数	$B$	$C$	$D$	$E$
前轮纵向力参数	8.434	1.813	21370	0.6593
后轮纵向力参数	8.434	1.813	42020	0.6593
前轮侧向力参数	5.228	2.42	21430	0.9869
后轮侧向力参数	5.228	2.42	42140	0.9869

前后轮胎的滑移率可由公式 (2.2.5) 计算:

$$\begin{cases} k_i^f = \frac{w_i^f \cdot R_e - v_i^{xf}}{|v_i^{xf}|} \\ k_i^r = \frac{w_i^r \cdot R_e - v_i^{xr}}{|v_i^{xr}|} \end{cases} \quad (2.2.5)$$

前后轮胎的侧偏角由公式 (2.2.6) 计算<sup>[59]</sup>:

$$\begin{cases} \alpha_i^f = \operatorname{sgn}(v_i^{xf}) \cdot \arctan\left(\frac{v_i^{yf}}{v_i^{xf}}\right) \\ \alpha_i^r = \operatorname{sgn}(v_i^{xr}) \cdot \arctan\left(\frac{v_i^{yr}}{v_i^{xr}}\right) \end{cases} \quad (2.2.6)$$

其中,  $v_i^{xf}$ 、 $v_i^{yf}$ 、 $v_i^{xr}$ 、 $v_i^{yr}$  分别为车轮坐标系下的前轮纵侧向速度、后轮纵侧向速度, 可由公式 (2.2.7) 计算:

$$\begin{cases} v_i^{xf} = v_i^{x,1} \cos(\delta_i) + v_i^{y,1} \sin(\delta_i) \\ v_i^{yf} = -v_i^{x,1} \sin(\delta_i) + v_i^{y,1} \cos(\delta_i) \\ v_i^{xr} = v_i^{x,2} \\ v_i^{yr} = v_i^{y,2} \end{cases} \quad (2.2.7)$$

其中,  $v_i^{x,1}$ 、 $v_i^{y,1}$ 、 $v_i^{x,2}$ 、 $v_i^{y,2}$  分别为车身坐标系下的前轮纵侧向速度、后轮纵侧向速度, 具体可由公式 (2.2.8) 计算:

$$\begin{cases} v_i^{x,1} = v_i^x \\ v_i^{y,1} = v_i^y + \dot{\varphi}_i \cdot a_i \\ v_i^{x,2} = v_i^x \\ v_i^{y,2} = v_i^y - \dot{\varphi}_i \cdot b_i \end{cases} \quad (2.2.8)$$

### 2.2.3 商用车参数下的动力学模型有效性验证

为验证商用车参数下五自由度模型的有效性, 选取前轮转角为正弦输入的仿真

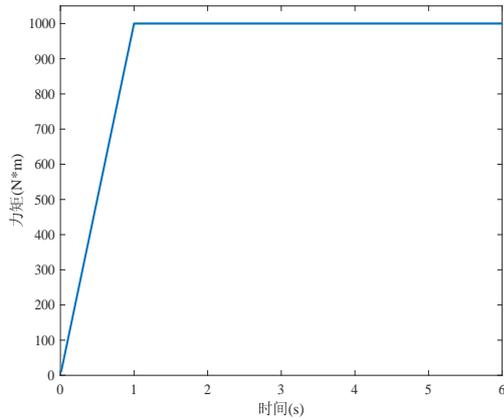


图 2.5 力矩输入曲线

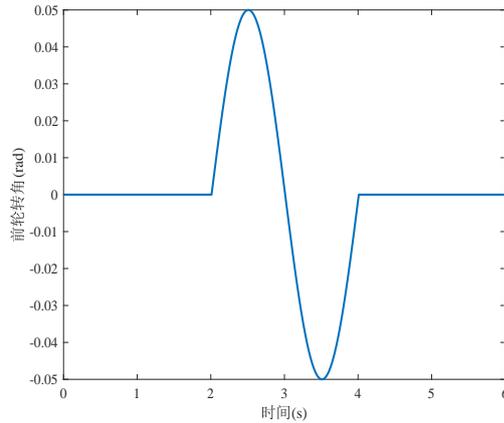
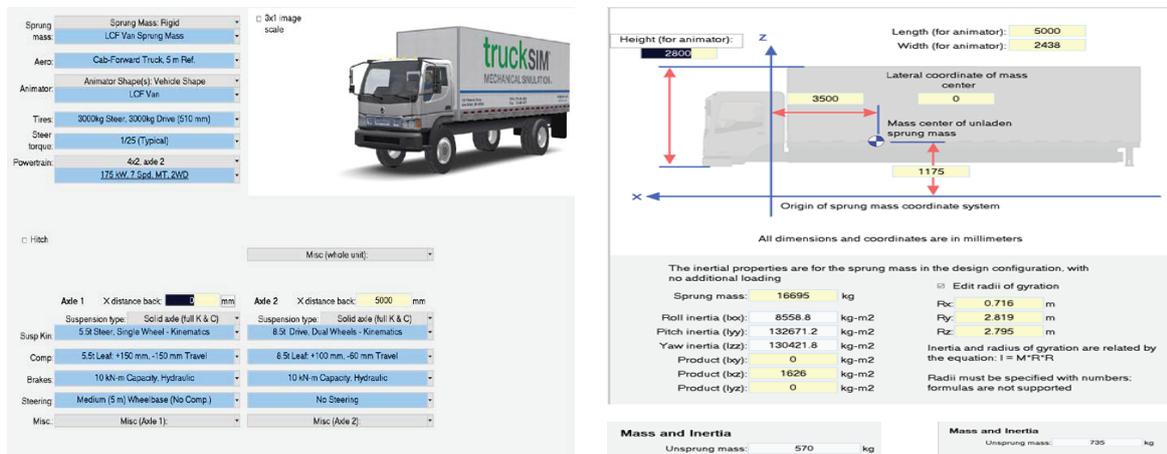


图 2.6 前轮转角输入曲线

工况，力矩和前轮转角输入如图 2.5和图 2.6所示。如图 2.7所示，在TruckSim中按表 2.1中数值对商用车整车参数等进行设置，并将TruckSim输入输出设置为五自由度模型的输入输出。将上述输入同时作用于五自由度模型与TruckSim软件，对比模型输出结果与TruckSim输出结果。

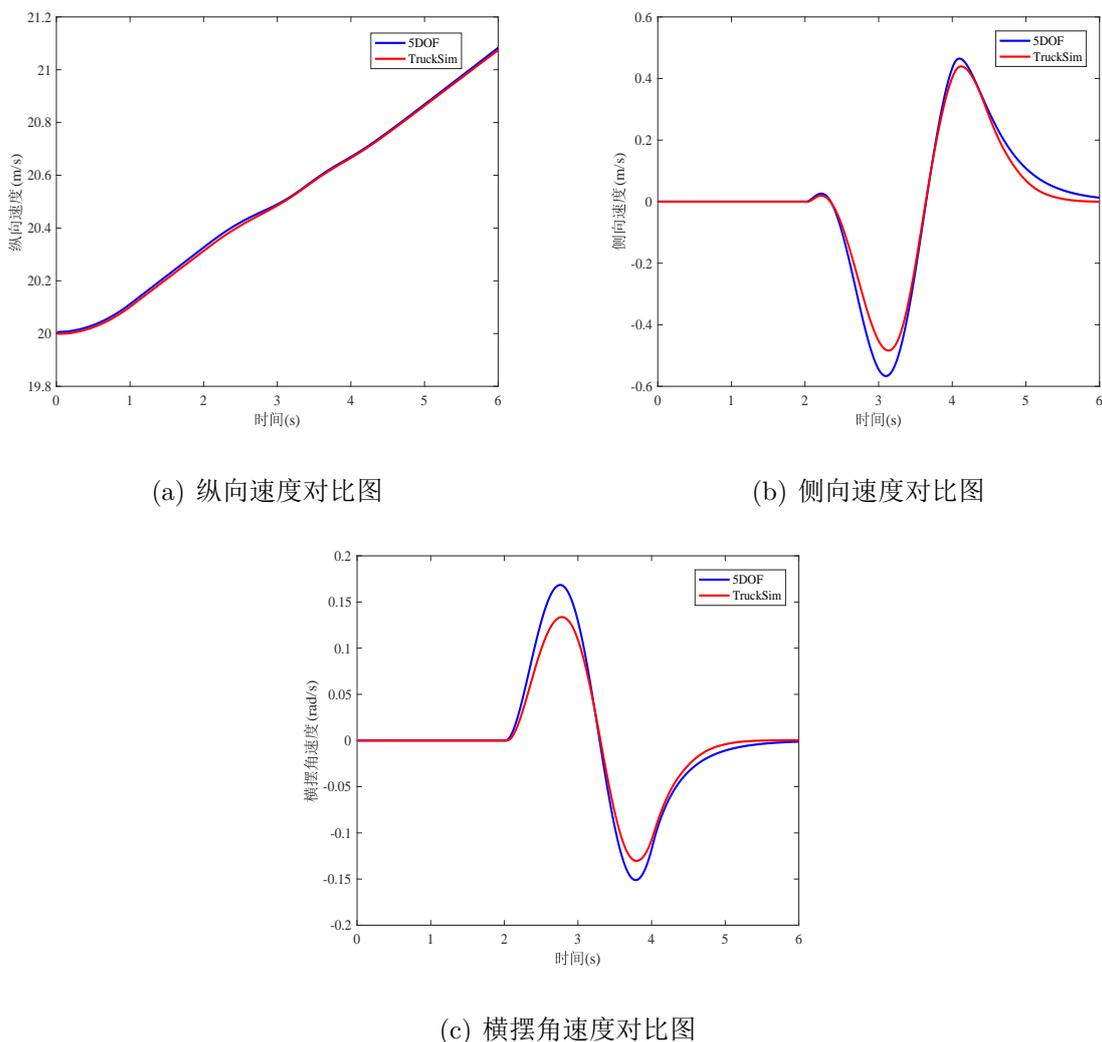


(a) TruckSim车辆结构

(b) 车辆参数界面

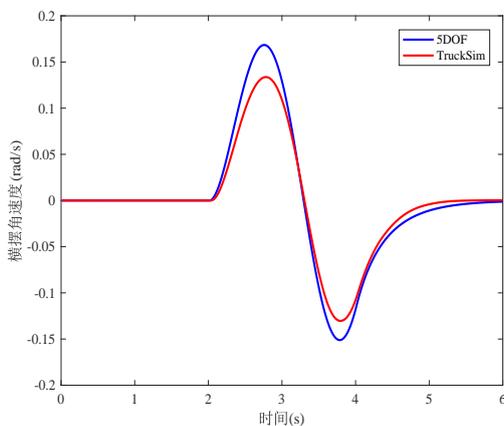
图 2.7 TruckSim界面

由图 2.8可以看出，在相同的输入量作用下，商用车参数下的五自由度动力学模型输出量与TruckSim输出量虽然存在一定误差，但是整体上变化趋势完全相同，且数值大小基本一致，因此商用车参数下的五自由度动力学模型基本可以表达商用车的纵横耦合动力学特性。



(a) 纵向速度对比图

(b) 侧向速度对比图



(c) 横摆角速度对比图

图 2.8 5DOF模型与TruckSim输出结果比较

## 2.3 车道保持模型

为使车辆准确跟踪所需的参考路径，车载传感器需要提供车辆和车辆以及车辆和参考路径之间的相对位置信息，控制器基于此信息来实现车道保持目标。

如图 2.9所示，首先定义队列中的第*i*辆车的纵向位置误差如下：

$$e_i^p = x_i - (x_{i-1} - d_{des}) \quad (2.3.1)$$

其中， $x_i$ 与 $x_{i-1}$ 分别代表第*i*辆车及其前一辆车的纵向位置， $d_{des}$ 代表相邻车之间期望的跟车间距。本文中采取固定车间距策略，即 $d_{des} = d_0$ 。

如图 2.10所示，定义 $e_i^y$ 为车辆与车道中心线的横向位置误差， $e_i^\varphi$ 表示车辆的航向角

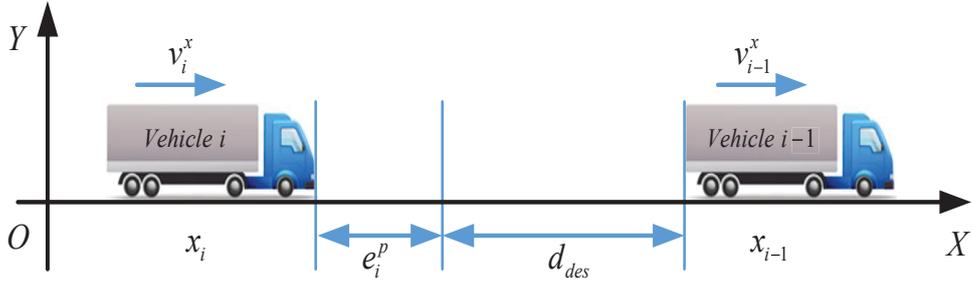


图 2.9 车间距示意图

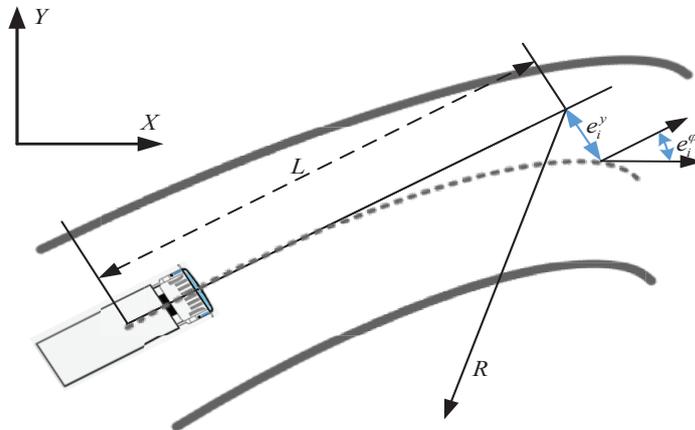


图 2.10 车道保持模型示意图

误差，可由下式计算：

$$e_i^\varphi = \varphi_{i,des} - \varphi_i \quad (2.3.2)$$

其中， $\varphi_i$ 与 $\varphi_{i,des}$ 分别表示车辆的横摆角与道路切线的角度。

于是，我们可以将车与车之间相对位置、车与路之间相对位置关系表述为<sup>[25, 60]</sup>：

$$\begin{cases} \dot{e}_i^p = v_i^x - v_{i-1}^x \\ \dot{e}_i^y = v_i^x e_i^\varphi - v_i^y - L\dot{\varphi}_i \\ \dot{e}_i^\varphi = \dot{\varphi}_{i,des} - \dot{\varphi}_i \end{cases} \quad (2.3.3)$$

其中， $\dot{\varphi}_{i,des} = \frac{v_i^x}{R}$ 表示车辆期望的横摆角速度， $R$ 为道路半径， $L$ 为预瞄距离。

## 2.4 商用车编队控制目标

本文对商用车编队控制的研究建立在以下假设的基础上：

- (a) 队列中所有车辆均为同质车，即只考虑相同类型及载重的车辆；
- (b) 队列中所有车辆的时钟保持同步；
- (c) 通信网络可靠且数据传输时间可忽略不计。

在满足以上假设的基础上，车辆编队的控制目标描述如下：

(i) 纵向控制目标要求队列中的跟随车与领航车速度保持一致，且相邻车之间保持期望的跟车间距，用数学形式表达如下：

$$\begin{cases} \lim_{k \rightarrow \infty} \|v_i^x(k) - v_0^x(k)\| = 0 \\ \lim_{k \rightarrow \infty} \|x_{i-1}(k) - x_i(k) - d_{des}\| = 0 \end{cases} \quad (2.4.1)$$

(ii) 横向控制目标要求车辆的行驶轨迹与车道线保持一致，即要求车辆的横向位置误差与航向角误差尽可能为0，用数学形式表达如下：

$$\begin{cases} \lim_{k \rightarrow \infty} \|e_i^y(k)\| = 0 \\ \lim_{k \rightarrow \infty} \|e_i^\varphi(k)\| = 0 \end{cases} \quad (2.4.2)$$

## 2.5 本章小结

车辆动力学系统建模是车辆编队控制器设计与分析的基础。为充分表达商用车的横纵耦合特性，本章在经典三自由度模型的基础上，引入了包含车轮转动自由度的车辆五自由度模型，并介绍了模型中轮胎力的计算。在前轮转角为正弦输入工况下对比了商用车参数下的五自由度模型输出结果与TruckSim输出结果，结果表明该模型能有效表达商用车的横纵耦合动力学特性。此外，为了使车辆能准确跟踪参考路径，将车道保持模型引入商用车队列系统建模中。最后给出了商用车编队行驶过程中需要满足的纵向及横向控制目标。



## 第3章 横纵解耦商用车编队控制器设计

### 3.1 引言

目前针对车辆编队控制的研究一般将车辆纵向和横向控制解耦，即把队列中车辆的纵向和横向系统看作两个独立的系统，分别设计纵向及横向控制器实现车辆编队控制目标。解耦控制方式虽然简化了问题，且易于实现，但忽视了车辆真实存在的耦合效应影响。此外，相较于乘用车而言，商用车具有质量和体积更大、质心位置更高以及轮距相对车辆高度更窄等特性，当涉及更大加速度、更大横纵向力的工况时，其横纵耦合效应变得尤为显著。因此解耦控制方式能否实现车辆队列，尤其是商用车队列的编队行驶仍有待研究。

为研究耦合效应对商用车编队控制的影响，本章基于纵向三阶模型及横向动力学模型分别设计纵向和横向控制器。纵向采用基于准无限时域的分布式预测控制策略，通过在预测控制优化问题中加入终端代价、终端不等式约束保证了队列纵向行驶的一致性；横向采用前馈加反馈控制策略实现车道保持目标。最后利用Matlab/Simulink及TruckSim联合仿真验证了不同工况下解耦控制器的控制效果。

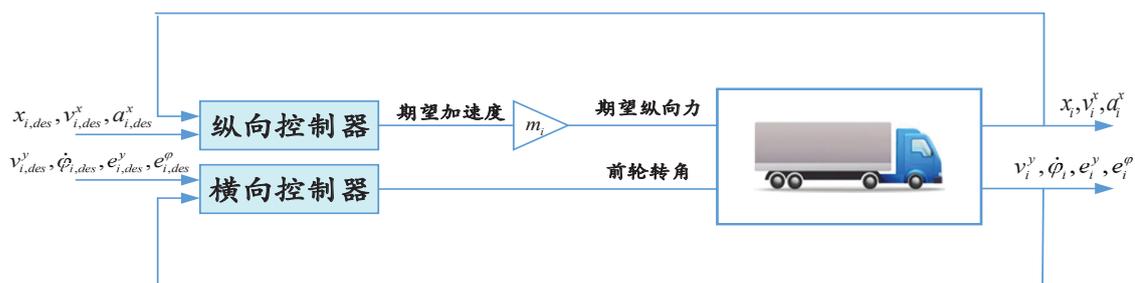


图 3.1 解耦控制框图

### 3.2 纵向控制器设计

为实现商用车编队行驶的纵向控制目标，本节首先对纵向单车模型进行了介绍，然后建立了用于纵向控制器设计的纵向偏差模型，给出了纵向控制器的控制目标及约

束条件，最后设计了一种基于准无限时域的分布式预测控制策略。如图 3.1 所示，最终利用  $F_{i,des} = m_i a_{i,des}$  将纵向控制器得到的期望加速度转化为期望纵向力作用于跟随车辆。

### 3.2.1 纵向动力学模型

为设计纵向控制器，采用以下三阶非线性模型来描述队列中车辆的纵向运动<sup>[61]</sup>：

$$\begin{cases} \dot{x}_i = v_i^x \\ \dot{v}_i^x = a_i^x \\ \dot{a}_i^x = f_i(v_i^x, a_i^x) + g_i(v_i^x) \eta_i \end{cases} \quad (3.2.1)$$

其中， $x_i, v_i^x, a_i^x$  分别表示第  $i$  辆车的纵向位置、纵向速度以及纵向加速度， $\eta_i$  为发动机的控制输入。函数  $f_i(v_i^x, a_i^x)$  与  $g_i(v_i^x)$  分别由下式定义：

$$\begin{cases} f_i(v_i^x, a_i^x) = \frac{-2C_{di}}{m_i} v_i^x a_i^x - \frac{1}{\tau_i} \left[ a_i^x + \frac{C_{di}}{m_i} v_i^{x2} + \frac{d_{mi}}{m_i} \right] \\ g_i(v_i^x) = \frac{1}{m_i \tau_i} \end{cases}$$

其中， $C_{di}$  是空气阻力系数， $m_i$  是车的质量， $\tau_i$  是发动机时间常数， $d_{mi}$  是机械阻力。

假设上述车辆模型参数先验已知，选取以下控制律<sup>[61, 62]</sup>：

$$\eta_i = m_i u_i + C_{di} v_i^{x2} + d_{mi} + 2\tau_i C_{di} v_i^x a_i^x \quad (3.2.2)$$

其中， $u_i$  表示车辆的期望加速度，显然，控制律 (3.2.2) 实现了反馈线性化。将公式 (3.2.2) 代入 (3.2.1)，就得到了以下三阶线性模型：

$$\begin{cases} \dot{x}_i = v_i^x \\ \dot{v}_i^x = a_i^x \\ \dot{a}_i^x = -\tau_i^{-1} a_i^x + \tau_i^{-1} u_i \end{cases} \quad (3.2.3)$$

领航车位置、速度、加速度分别用  $x_0, v_0^x, a_0^x$  表示，队列中第  $i$  辆车的期望状态为：

$$(x_0(k) - id_0, v_0^x(k), a_0^x(k))$$

其中， $d_0$  为期望的固定车间距。根据车辆的当前状态与期望状态，定义状态误差如下：

$$\begin{cases} e_{i,x}(k) = x_i(k) - (x_0(k) - id_0) \\ e_{i,v}^x(k) = v_i^x(k) - v_0^x(k) \\ e_{i,a}^x(k) = a_i^x(k) - a_0^x(k) \end{cases} \quad (3.2.4)$$

定义  $\chi_i = [e_{i,x} \ e_{i,v}^x \ e_{i,a}^x]^T$ ， $u_i^x = u_i - u_0$ ，采样时间取  $T_s$ ，可得到以下用于纵向控制器设计的纵向偏差模型：

$$\chi_i(k+1) = A_i^x \chi_i(k) + B_i^x u_i^x(k) \quad (3.2.5)$$

$$\text{其中, } A_i^x = \begin{bmatrix} 1 & T_s & 0 \\ 0 & 1 & T_s \\ 0 & 0 & 1 - \frac{T_s}{\tau_i} \end{bmatrix}, B_i^x = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{T_s}{\tau_i} \end{bmatrix}$$

### 3.2.2 纵向控制目标及约束条件

车辆编队的纵向控制目标及约束条件描述如下:

(a) 队列中跟随车的纵向位置误差应保持为0, 且车辆的速度应保持一致:

$$\begin{cases} \lim_{k \rightarrow \infty} \|e_{i,x}(k)\| = 0 \\ \lim_{k \rightarrow \infty} \|e_{i,v}^x\| = 0 \end{cases} \quad (3.2.6)$$

(b) 安全性要求: 为防止队列中车辆在行驶过程中发生碰撞, 纵向跟踪误差要保证在允许的范围内。根据智能网联汽车自动驾驶功能测试规程(试行)的纵向控制标准, 纵向误差不超过设定安全距离的20% [63], 因此本文最大纵向误差取为固定车间距 $d_0$ 的20%:

$$e_{i,x \min} \leq e_{i,x}(k) \leq e_{i,x \max} \quad (3.2.7)$$

(c) 执行器约束: 受车辆执行机构的约束, 车辆的控制输入需要在一定的范围内:

$$u_{i,\min} \leq u_i(k) \leq u_{i,\max} \quad (3.2.8)$$

### 3.2.3 基于准无限时域的分布式预测控制

为实现商用车编队的纵向跟踪性能, 提出了一种基于准无限时域的车辆编队分布式预测控制算法。在分布式预测控制框架下, 每辆车并行的求解各自的优化问题, 其中优化问题的目标函数由有限时域代价函数和终端代价函数组成, 并受控制量约束、状态量约束及终端不等式约束。每辆车在 $k$ 时刻需要求解的优化问题描述如下:

**问题1**

$$\underset{U_i^x(k)}{\text{minimize}} J_i^x(\chi_i(k), U_i^x(k)) \quad (3.2.9a)$$

s.t.

$$\chi_i(k+j+1|k) = A_i^x \chi_i(k+j|k) + B_i^x u_i^x(k+j|k) \quad (3.2.9b)$$

$$\chi_i(k|k) = \chi_i(k) \quad (3.2.9c)$$

$$e_{i,x \min} \leq e_{i,x}(k+j|k) \leq e_{i,x \max} \quad (3.2.9d)$$

$$u_{i,\min} \leq u_i(k+j|k) \leq u_{i,\max} \quad (3.2.9e)$$

$$\|\chi_i(k+N_p|k)\|_{P_i^x}^2 \leq \alpha_i \quad (3.2.9f)$$

其中,

$$\begin{aligned} & J_i^x(\chi_i(k), U_i^x(k)) \\ &= \sum_{j=0}^{N_p-1} \left( \|\chi_i(k+j|k)\|_{Q_i^x}^2 + \|u_i^x(k+j|k)\|_{R_i^x}^2 \right) + \|\chi_i(k+N_p|k)\|_{P_i^x}^2 \end{aligned} \quad (3.2.10)$$

$N_p$ 表示预测时域,  $U_i^x(k) = \{u_i^x(k|k), u_i^x(k+1|k), \dots, u_i^x(k+N_p-1|k)\}$ 表示待优化的控制序列,  $Q_i^x, R_i^x$ 均为正定对称的加权矩阵,  $\|\chi_i(k+N_p|k)\|_{P_i^x}^2$ 表示终端代价函数, 公式(3.2.9f)表示终端不等式约束,  $P_i^x$ 为终端惩罚矩阵,  $\alpha_i$ 为一个大于0的常数. 终端不等式的作用是迫使系统状态在预测时域的末端进入平衡点的一个邻域, 然后利用状态反馈控制使系统状态渐进的回到平衡点, 终端不等式约束及终端代价函数对保证所提出的DMPC算法的稳定性至关重要<sup>[64]</sup>.

**引理1:** 对可控线性系统(3.2.5), 存在状态反馈控制律 $u_i^x(k) = K_i^x \chi_i(k)$ 使得闭环系统是稳定的, 即 $A_i^x + B_i^x K_i^x$ 是稳定的, 且存在一个常数 $\alpha_i$ 和一个矩阵 $P_i^x$ 使得

(a)

$$(A_i^x + B_i^x K_i^x)^T P_i^x (A_i^x + B_i^x K_i^x) - P_i^x + Q_i^* = 0 \quad (3.2.11)$$

有唯一正定对称解。

(b) 存在集合 $\Omega_i(\alpha_i) \triangleq \{\chi_i | V_i(\chi_i) \leq \alpha_i\}$ 满足

$$\Omega_i(\alpha_i) \subset \mathcal{X}_i, K_i^x \chi_i \in \mathcal{U}_i, \forall \chi_i \in \Omega_i \quad (3.2.12)$$

其中,  $V_i(\chi_i(k)) = \|\chi_i(k)\|_{P_i^x}^2$ , 且集合 $\Omega_i(\alpha_i)$ 是由 $u_i^x(k) = K_i^x \chi_i(k)$ 控制的系统(3.2.5)的一个正不变域, 即满足:

$$(A_i^x + B_i^x K_i^x) \chi_i \in \Omega_i, \forall \chi_i \in \Omega_i \quad (3.2.13)$$

其中,  $K_i^x$ 为使得 $A_i^x + B_i^x K_i^x$ 稳定的状态反馈矩阵,  $Q_i^* = Q_i^x + K_i^{xT} R_i^x K_i^x$ 。

若参数 $P_i^x, \alpha_i, K_i^x$ 满足**引理1**, 那么问题1中的代价函数实际上具有准无限时域, 所提DMPC算法的渐近稳定性得到了保证<sup>[65, 66]</sup>。

### 3.3 横向控制器设计

为实现商用车编队行驶的横向控制目标, 本节首先介绍了横向自行车模型, 并将其与车道保持模型相结合, 得到用于横向控制器设计的横向动力学模型, 给出了横向控制器的控制目标及约束条件, 最后设计了一种反馈加前馈的控制策略。

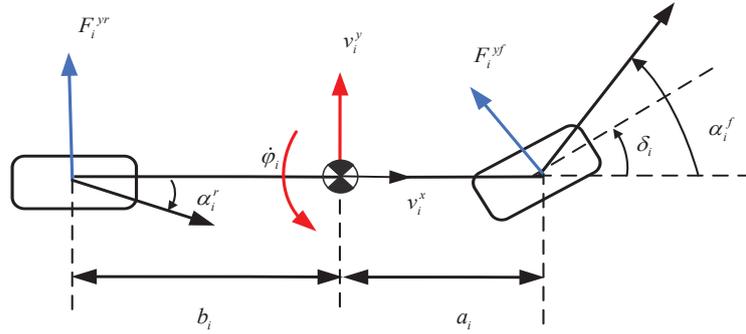


图 3.2 自行车模型示意图

### 3.3.1 横向动力学模型

如图 3.2 所示，自行车模型包含了车辆的侧向速度  $v_i^y$  与横摆角速度  $\dot{\varphi}_i$  两个自由度，取车辆的前轮转角  $\delta_i$  作为输入。假设前后轮胎的侧偏角在一个小范围内<sup>[67]</sup>，则前后轮的侧向力可表示为：

$$\begin{cases} F_i^{cf} = C_i^f \left( \delta_i - \frac{(a_i \dot{\varphi}_i + v_i^y)}{v_i^x} \right) \\ F_i^{cr} = C_i^r \frac{(b_i \dot{\varphi}_i - v_i^y)}{v_i^x} \end{cases} \quad (3.3.1)$$

其中， $C_i^f, C_i^r$  分别为前后轮的侧偏刚度， $a_i, b_i$  分别为前后轴到质心的距离。自行车模型的状态方程表示如下：

$$\begin{bmatrix} \dot{v}_i^y \\ \ddot{\varphi}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ a_3 & a_4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} \quad (3.3.2)$$

其中，

$$\begin{aligned} a_1 &= -\left(C_i^f + C_i^r\right) / m_i v_i^x \\ a_2 &= \left(b_i C_i^r - a_i C_i^f\right) / m_i v_i^x - v_i^x \\ a_3 &= \left(b_i C_i^r - a_i C_i^f\right) / I_i^z v_i^x \\ a_4 &= \left(b_i^2 C_i^r - a_i^2 C_i^f\right) / I_i^z v_i^x \\ b_1 &= C_i^f / m_i, b_2 = a_i C_i^f / I_i^z \end{aligned}$$

将车道保持模型 (2.3.3) 与自行车模型 (3.3.2) 相结合，可得到以下横向动力学模

型<sup>[49]</sup>:

$$\begin{cases} \dot{v}_i^y = -v_i^x \dot{\varphi}_i + \frac{1}{m_i} \left( -\frac{(C_i^f + C_i^r)v_i^y}{v_i^x} - \frac{(C_i^f a_i - C_i^r b_i)\dot{\varphi}_i}{v_i^x} + C_i^f \delta_i \right) \\ \ddot{\varphi}_i = \frac{1}{I_i^z} \left( -\frac{(C_i^f a_i - C_i^r b_i)v_i^y}{v_i^x} - \frac{(C_i^f a_i^2 + C_i^r b_i^2)\dot{\varphi}_i}{v_i^x} + C_i^f a_i \delta_i \right) \\ \dot{e}_i^\varphi = \dot{\varphi}_{i,des} - \dot{\varphi}_i \\ \dot{e}_i^y = v_i^x e_i^\varphi - v_i^y - L \dot{\varphi}_i \end{cases} \quad (3.3.3)$$

定义  $\xi_i = [v_i^y \ \varphi_i \ e_i^\varphi \ e_i^y]^T$ ,  $u_i^y = \delta_i$ , 可得横向动力学模型状态空间方程如下:

$$\dot{\xi}_i(t) = A_i^y \xi_i(t) + B_i^y u_i^y(t) + E_i^y \dot{\varphi}_{i,des}(t) \quad (3.3.4)$$

其中,

$$A_i^y = \begin{bmatrix} -\frac{(C_i^f + C_i^r)}{m_i v_i^x} & -\frac{(C_i^f a_i - C_i^r b_i)}{m_i v_i^x} - v_i^x & 0 & 0 \\ -\frac{(C_i^f a_i - C_i^r b_i)}{I_i^z v_i^x} & -\frac{(C_i^f a_i^2 + C_i^r b_i^2)}{I_i^z v_i^x} & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ -1 & -L & v_i^x & 0 \end{bmatrix}$$

$$B_i^y = \begin{bmatrix} \frac{C_i^f}{m_i} & \frac{C_i^f a_i}{I_i^z} & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

$$E_i^y = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}^T$$

$\dot{\varphi}_{i,des}(t)$  视为由道路曲率引起的外部扰动。

### 3.3.2 横向控制目标及约束条件

车辆编队的横向控制目标及约束条件描述如下:

(a) 横向控制目标希望队列中的跟随车能够沿车道中心线行驶, 因此将期望的横向位置误差及航向角误差设置为0。

(b) 根据中国《公路工程技术标准》规定: 高速公路单条车道宽度是3.75米, 紧急停车带宽度为3.5米, 而商用车的宽度一般在2~2.4米, 因此, 为保证车辆安全行驶在车道上且不超出道路边界, 其产生的最大横向误差不应超过0.675米。

### 3.3.3 LQR反馈加前馈控制

根据系统(3.3.4), 设计了由反馈控制器和前馈控制器组成的横向控制策略, 其中反馈控制律由线性二次型调节器(Linear Quadratic Regulator, LQR)获得, 前馈控制律根据参考路径的曲率计算, 横向控制器结构如图3.3所示。

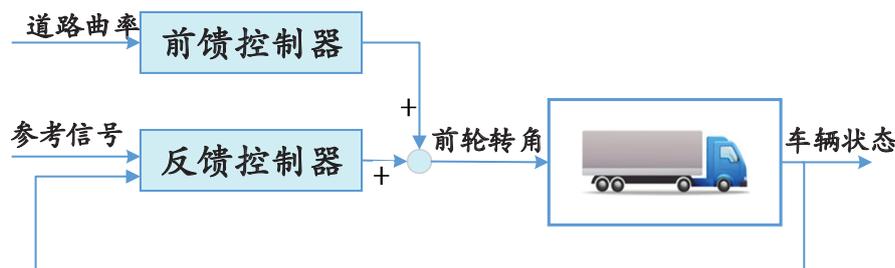


图 3.3 横向控制结构图

## (1) 反馈控制器

基于线性系统 (3.3.4)，定义LQR控制器性能指标如下：

$$J_i^y = \int_0^{\infty} (\xi_i)^T Q_i^y \xi_i + (u_i^y)^T R_i^y (u_i^y) dt \quad (3.3.5)$$

其中， $Q_i^y, R_i^y$ 为正定对称的加权矩阵。

根据式 (3.3.5)，可求得对应的LQR控制律如下：

$$\delta_i^b = -K_i^y \xi_i \quad (3.3.6)$$

## (2) 前馈控制器

车辆前方的道路几何形状是转向决策中最重要的因素之一。前馈控制器用于车辆行驶在弯曲道路上时对反馈控制器进行补偿。众所周知，在匀速状态下，如果给定固定的前轮转角，车辆将作匀速圆周运动。此时横摆角速度与前轮转角之间的比例关系称为稳态横摆角速度增益，其定义如下式所示<sup>[49]</sup>：

$$W_i(v_i^x) = \frac{\dot{\varphi}_i}{\delta_i^f} = \frac{(a_i + b_i) v_i^x}{(a_i + b_i)^2 + m_i \left( \frac{b_i}{C_i^f} - \frac{a_i}{C_i^r} \right) (v_i^x)^2} \quad (3.3.7)$$

假设车辆运动与自行车模型所描述的一致。因此，如果已知弯曲道路部分的半径 $R$ ，根据 $\dot{\varphi}_{i,des} = \frac{v_i^x}{R}$ 可以得到对应的期望横摆角速度，因此在弯道处可以根据公式 (3.3.7) 设置对应的转向角。最终前馈控制器计算的转向角为：

$$\delta_i^f = \int_0^{t_1} \frac{1}{W_i(v_i^x)} \dot{\varphi}_{i,des}(t) dt \quad (3.3.8)$$

其中， $t_1$ 代表预瞄时间。

前馈控制器根据 (3.3.8)提供补偿控制量，它本质上是根据曲率扰动的信息，改善车辆跟踪参考路径时的瞬态行为。因此，结合式 (3.3.6)和 (3.3.8)，横向控制器的总转向角描述如下：

$$\delta_i = \delta_i^f + \delta_i^b \quad (3.3.9)$$

### 3.4 仿真结果及分析

考虑一个由四辆卡车组成的商用车编队，即一辆领航车和三辆跟随车。构建了TruckSim和Matlab/Simulink联合仿真平台，其中TruckSim提供车辆动力学和道路环境信息，Matlab/Simulink用于控制器的设计。仿真过程中的控制器参数如表 3.1所示，车辆的初始位置信息如表 3.2所示。根据设定的仿真环境，分别在不同工况下对设计的解耦控制器进行了TruckSim及Matlab/Simulink联合仿真验证。

**表 3.1 解耦控制器参数**

参数名称	数值	参数名称	数值
采样时间 $T_s$	0.1(s)	$P_i^x$	$\begin{bmatrix} 302.9 & -90.2 & -249.5 \\ -90.2 & 169 & -126.3 \\ -249.5 & -126.3 & 662.1 \end{bmatrix}$
预测时域 $N_p$	20	$\alpha_i$	16.6
$R_i^x$	1	$Q_i^x$	$diag(10, 5, 1)$
$e_{i,x \min}, e_{i,x \max}$	-3,3(m)	$u_{i,\min}, u_{i,\max}$	-3,3(m/s <sup>2</sup> )
$R_i^y$	1	$Q_i^y$	$diag(10, 10, 10, 10)$
固定车间距 $d_0$	16(m)		

#### 仿真工况一：道路最大曲率为0.0025

路面附着系数为0.85，领航车以25m/s的速度行驶，跟随车初始速度均为26m/s，初始横向位置误差和航向角误差均为0，道路曲率信息如图 3.4所示：

**表 3.2 车辆初始位置信息**

车辆编号	初始纵向位置
领航车	64m
跟随车1	47m
跟随车2	30m
跟随车3	13m

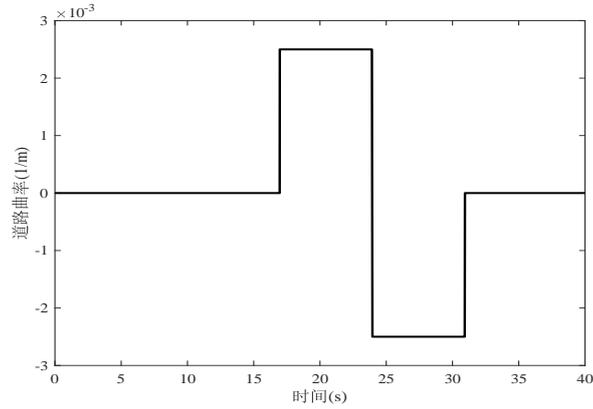


图 3.4 道路曲率信息

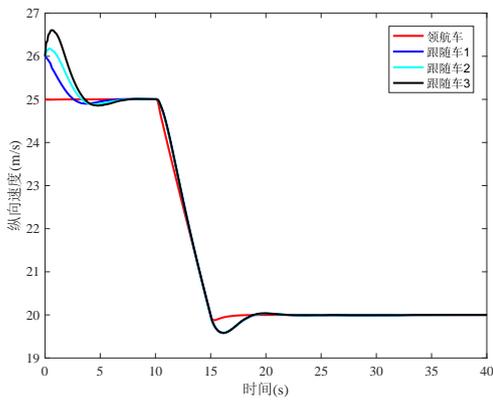


图 3.5 车辆纵向速度信息

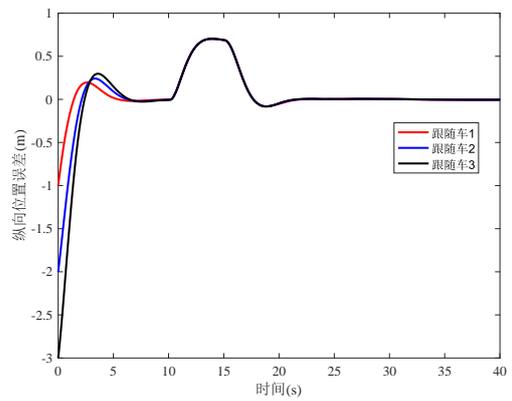


图 3.6 跟随车纵向位置跟踪误差

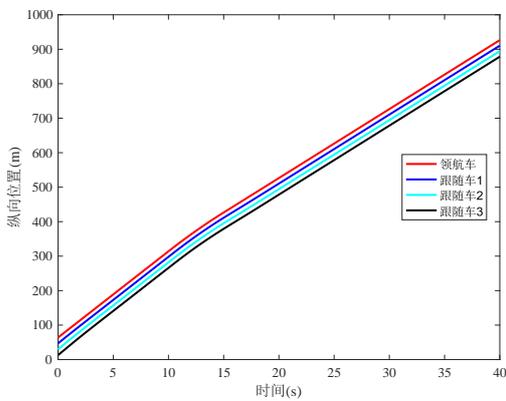


图 3.7 车辆纵向位置信息

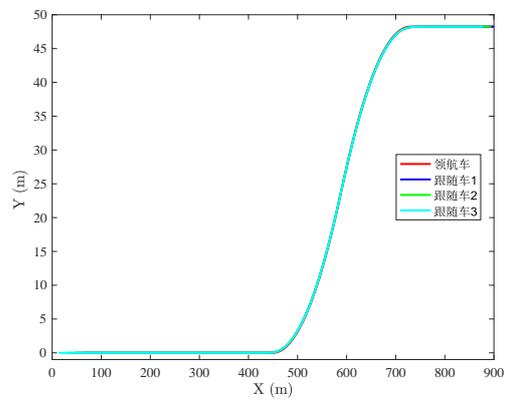


图 3.8 车辆行驶轨迹

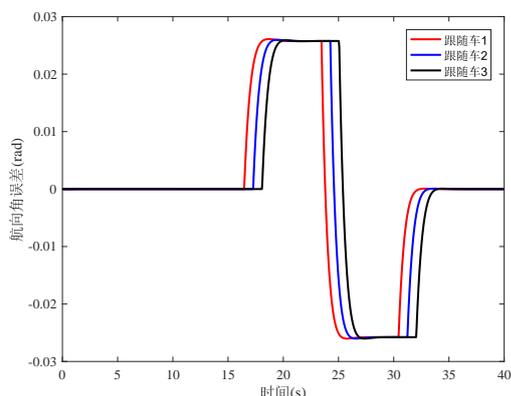


图 3.9 跟随车航向角误差

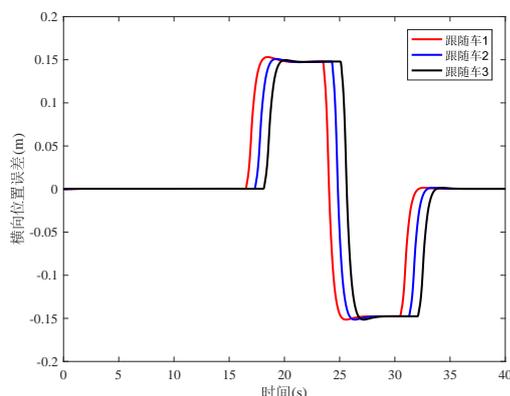


图 3.10 跟随车横向位置误差

图 3.5~图 3.10为道路最大曲率为0.0025时解耦控制器作用下的商用车队列仿真结果：图 3.5表示队列中车辆的纵向速度信息；图 3.6表示跟随车的纵向位置跟踪误差；图 3.7表示车辆的纵向位置信息；图 3.8表示车辆行驶过程质心的运动轨迹；图 3.9表示跟随车的航向角误差；图 3.10表示跟随车的横向位置误差。

图 3.5~图 3.8表明当队列开始行驶时，跟随车的纵向位置跟踪误差逐渐收敛为0；当领航车速度发生变化时，队列中跟随车的纵向速度很快跟踪上领航车，纵向位置跟踪误差最终也收敛为0，而且在行驶过程中相邻车之间未发生碰撞，即队列的纵向跟踪性能得到了满足。图 3.9~图 3.10表明车队在直道行驶时，跟随车的航向角误差与横向位置误差始终为0，而当队列进入弯道时，跟随车的航向角误差与横向位置误差也相继发生了改变，且产生的最大横向位置误差为0.15m，满足道路边界要求（0.675m）的限制，即队列的横向车道保持性能也同时得到了保证。

### 仿真工况二：道路最大曲率为0.01

车辆的初始位置及控制器参数保持不变，路面附着系数为0.85，领航车以20m/s的速度行驶，跟随车初始速度均为21m/s，初始横向位置误差和航向角误差均为0，道路曲率信息如图 3.11所示。

图 3.12~图 3.17为道路最大曲率为0.01时解耦控制器作用下的商用车队列仿真结果。从仿真结果中可以看出，此时队列中的跟随车仍然能够很好的跟踪领航车车速，且纵向位置跟踪误差最终收敛为0。然而由图 3.17可以看出，当车队进入弯道时，跟随车产生的最大横向误差达到了0.8m，此时跟随车已经超出了道路边界，即此时的车辆编队存在行驶安全隐患。

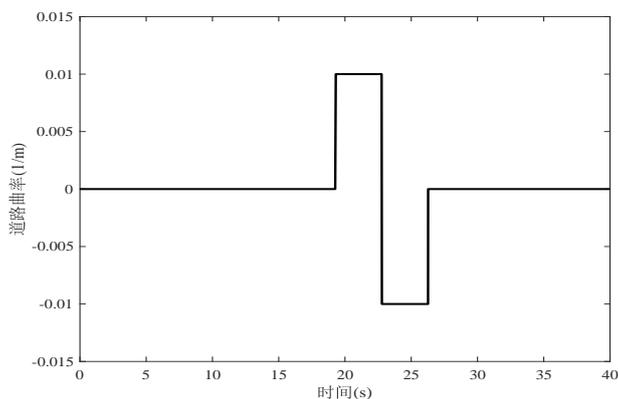


图 3.11 道路曲率信息

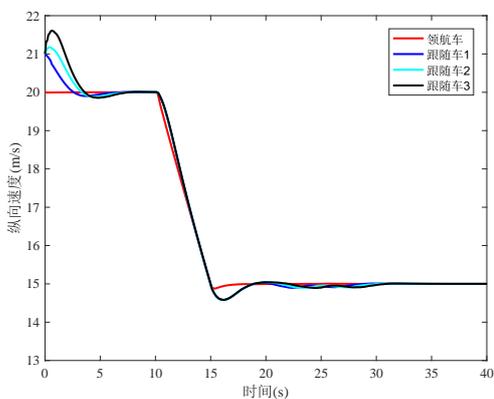


图 3.12 车辆纵向速度信息

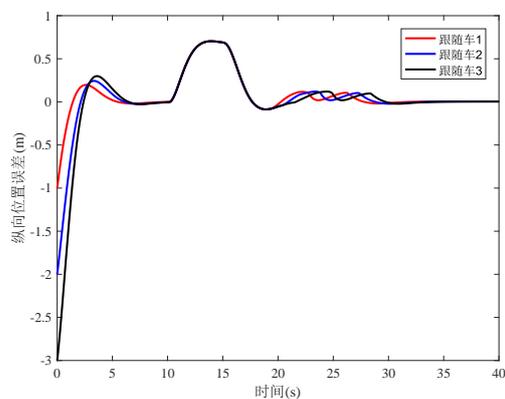


图 3.13 跟随车纵向位置跟踪误差

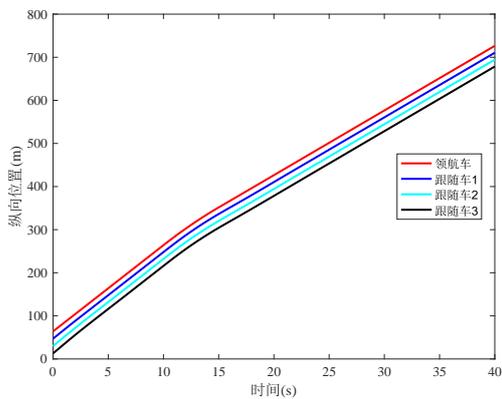


图 3.14 车辆纵向位置信息

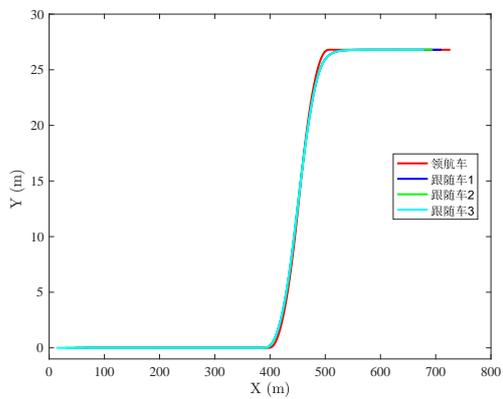


图 3.15 车辆行驶轨迹

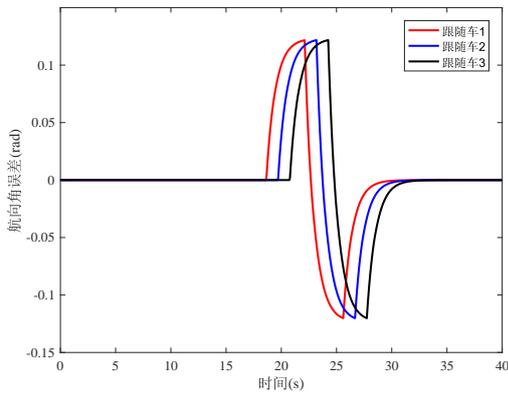


图 3.16 跟随车航向角误差

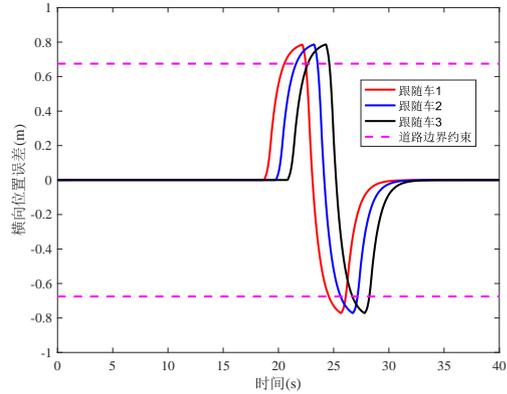


图 3.17 跟随车横向位置误差

### 3.5 本章小结

为研究车辆的横纵耦合效应对商用车编队控制的影响，本章首先对车辆进行纵横向独立建模，并分别设计纵向和横向控制器对商用车队列进行控制。纵向上通过单车模型建立了用于纵向控制器设计的纵向偏差模型，并设计了基于准无限时域的分布式预测控制策略，通过在预测控制优化问题中加入终端代价及终端不等式约束保证了队列纵向行驶的一致性。横向上将自行车模型与车道保持模型相结合，并采用反馈加前馈的控制策略实现车道保持目标。最后利用Matlab/Simulink及TruckSim联合仿真平台分别在不同工况下对解耦控制器进行验证，仿真结果表明在解耦控制器作用下，当道路曲率过大时，商用车队列在行驶过程中有可能会超出道路边界，存在行驶安全隐患。

## 第4章 横纵耦合商用车编队控制器设计

### 4.1 引言

本章介绍了一种考虑横纵耦合的商用车编队分布式预测控制策略。由于忽略了车辆实际存在的横纵耦合效应，第三章设计的商用车编队解耦控制器在涉及更大曲率的工况下，有可能会使车辆超出道路边界，存在行驶安全隐患。本章在第二章五自由度横纵耦合车辆动力学模型及车道保持模型的基础上，建立了纵横向一体化模型，并设计了一种考虑横纵耦合的分布式预测控制器。考虑到传统非线性模型预测控制（Nonlinear Model Predictive Control, NMPC）存在计算负担重的问题，本章在策略迭代思想与强化学习行为-评价（actor-critic）网络结构的基础上，设计了一种迭代强化学习预测控制（Reinforcement Learning Predictive Control, RLPC）算法对耦合控制器中的约束优化问题进行求解，以降低计算负担、加快求解效率。

在仿真部分，利用Matlab/Simulink及TruckSim联合仿真平台，在和第三章相同的行驶工况下，分别基于本章迭代RLPC算法与传统NMPC算法对每辆车的优化问题进行求解，仿真结果验证了所提算法的有效性及优越性。

### 4.2 考虑横纵耦合的分布式预测控制器设计

车辆编队，尤其是商用车编队，在弯道上行驶时，其纵向和横向运动之间存在着强烈的耦合关系。而解耦控制策略在一定程度上忽视了真实存在的耦合特性影响，虽然简化了问题，但可能会降低跟踪性能。本节设计了一种考虑横纵耦合的分布式预测控制器，其分布式预测控制框图如图4.1所示。

#### 4.2.1 纵横向一体化模型

为设计商用车编队耦合控制器，首先要对商用车车队进行纵横向一体化建模。将五自由度车辆动力学模型(2.2.3)与车道保持模型(2.3.3)结合，得到综合反映纵向跟踪

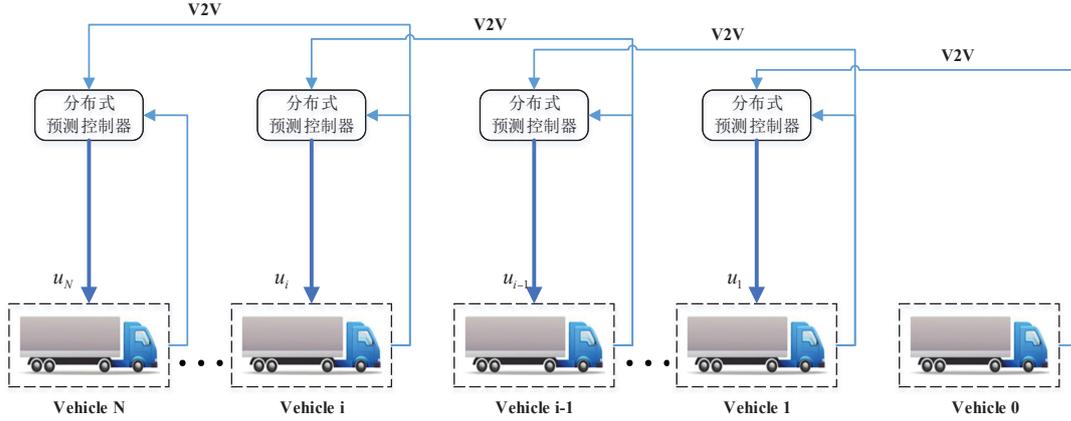


图 4.1 商用车编队分布式预测控制框图

性能和横向稳定性能的纵横向一体化模型，如下式所示：

$$\begin{cases} \dot{v}_i^x = v_i^y \dot{\varphi}_i + \frac{F_i^{xf} \cos \delta_i - F_i^{yf} \sin \delta_i + F_i^{xr}}{m_i} \\ \dot{v}_i^y = -v_i^x \dot{\varphi}_i + \frac{F_i^{xf} \sin \delta_i + F_i^{yf} \cos \delta_i + F_i^{yr}}{m_i} \\ \dot{\varphi}_i = \frac{(F_i^{xf} \sin \delta_i + F_i^{yf} \cos \delta_i) a_i - F_i^{yr} b_i}{I_i^z} \\ \dot{w}_i^f = \frac{T_i^d - R_e F_i^{xf}}{J_i^f} \\ \dot{w}_i^r = \frac{T_i^d - R_e F_i^{xr}}{J_i^r} \\ \dot{e}_i^p = v_i^x - v_{i-1}^x \\ \dot{e}_i^y = v_i^x e_i^\varphi - v_i^y - L \dot{\varphi}_i \\ \dot{e}_i^\varphi = \dot{\varphi}_{i,des} - \dot{\varphi}_i \end{cases} \quad (4.2.1)$$

定义系统 (4.2.1) 的状态量为：

$$x_i = \left[ v_i^x \ v_i^y \ \dot{\varphi}_i \ w_i^f \ w_i^r \ e_i^p \ e_i^y \ e_i^\varphi \right]^T \quad (4.2.2)$$

根据商用车编队的控制目标，取系统输出量为

$$y_i = \left[ v_i^x \ e_i^p \ e_i^y \ e_i^\varphi \right]^T \quad (4.2.3)$$

控制输入为驱动/制动力矩和前轮转角：

$$u_i = \left[ T_i^d \ \delta_i \right]^T \quad (4.2.4)$$

将系统 (4.2.1) 写为如下形式：

$$\begin{cases} \dot{x}_i = \bar{f}_i(x_i, u_i) \\ y_i = C_i x_i \end{cases} \quad (4.2.5)$$

其中  $x_i \in \mathbb{R}^8$ ,  $u_i \in \mathbb{R}^2$ ,  $C_i = \text{diag}(1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1)$ 。

取采样步长  $T_s$ , 将系统 (4.2.5) 离散化, 可得以下方程:

$$\begin{cases} x_i(k+1) = f_i(x_i(k), u_i(k)) \\ y_i(k) = C_i x_i(k) \end{cases} \quad (4.2.6)$$

## 4.2.2 商用车编队分布式预测控制器设计

为实现车辆编队横向和纵向控制目标, 队列中的跟随车需要与其他车辆进行频繁可靠的信息交互, 基于此信息设计分布式控制器产生控制命令实现车辆的加减速及转弯运动。通信拓扑如图 4.2 所示, 采用前车领航车跟随式通信拓扑, 即每一辆跟随车都可以与领航车及其前一辆车进行通信。

基于纵横向一体化模型, 设计耦合控制器实现多车协同控制, 其结构如图 4.3 所示。在分布式预测控制框架下, 将队列全局优化问题转化为每辆车的局部优化问题, 所有跟随车辆并行地求解其自身的优化问题。

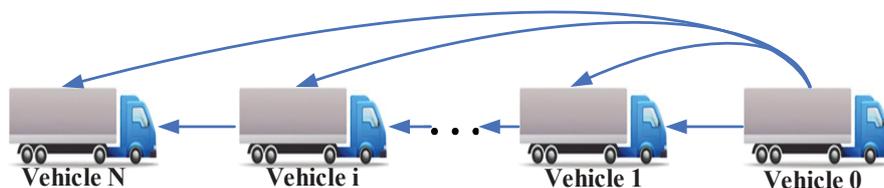


图 4.2 前车领航车跟随式通信拓扑

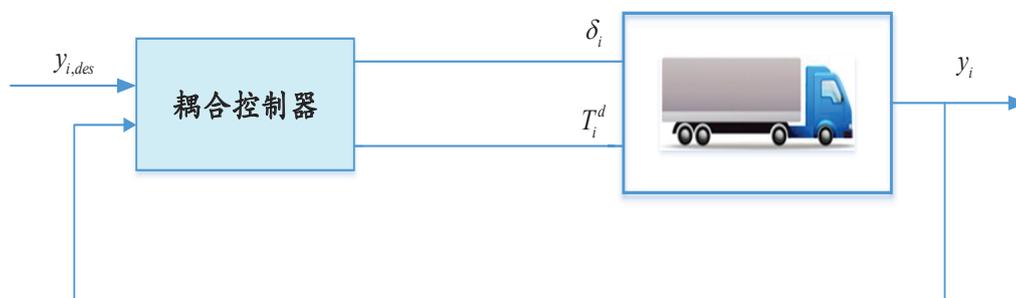


图 4.3 耦合控制器框图

定义系统 (4.2.6) 的期望输出为:

$$y_{i,des}(k) = \left[ v_{i,des}^x(k) \ e_{i,des}^p(k) \ e_{i,des}^y(k) \ e_{i,des}^\varphi(k) \right]^T \quad (4.2.7)$$

其中,

(i)  $v_{i,des}^x(k)$  表示第  $i$  辆车的期望纵向速度, 在前车领航车通信拓扑结构下,  $v_{i,des}^x(k) = v_0^x(k)$ 。

(ii)  $e_{i,des}^p(k), e_{i,des}^y(k), e_{i,des}^\varphi(k)$  分别为第  $i$  辆车的期望纵向位置误差、期望横向位置误差、期望航向角误差, 其值均为 0。

对每辆跟随车  $i$ , 定义跟踪误差为:

$$e_i(k) = y_i(k) - y_{i,des}(k)$$

定义预测时域内的控制序列为:

$$U_i(k) = \{u_i(k|k), u_i(k+1|k), \dots, u_i(k+N_p-1|k)\} \quad (4.2.8)$$

其中,  $N_p$  表示预测时域,  $k+j|k$  表示  $k$  时刻对  $k+j$  时刻的预测。

每辆跟随车在  $k$  时刻需要求解的优化问题如下:

## 问题2

$$\underset{U_i(k)}{\text{minimize}} J_i(e_i(k), U_i(k)) \quad (4.2.9a)$$

s.t.

$$x_i(k+j+1|k) = f_i(x_i(k+j|k), u_i(k+j|k)) \quad (4.2.9b)$$

$$y_i(k+j|k) = C_i x_i(k+j|k) \quad (4.2.9c)$$

$$y_i(k|k) = y_i(k) \quad (4.2.9d)$$

$$T_{i,min}^d \leq T_i^d(k+j|k) \leq T_{i,max}^d \quad (4.2.9e)$$

$$\delta_{i,min} \leq \delta_i(k+j|k) \leq \delta_{i,max} \quad (4.2.9f)$$

$$e_i(k+N_p|k) = 0 \quad (4.2.9g)$$

其中,

$$\begin{aligned} & J_i(e_i(k), U_i(k)) \\ &= \sum_{j=0}^{N_p-1} \left( \|e_i(k+j|k)\|_{Q_i}^2 + \|u_i(k+j|k)\|_{R_i}^2 \right) \end{aligned} \quad (4.2.10)$$

$Q_i$  和  $R_i$  为正定对称的加权矩阵; (4.2.9e), (4.2.9f) 为系统控制量约束,  $T_{i,min}^d, T_{i,max}^d$  分别表示车辆能提供的最小和最大力矩,  $\delta_{i,min}, \delta_{i,max}$  分别表示车辆允许的最小和最大前轮转角。(4.2.9g) 为确保系统渐近稳定性的终端等式约束<sup>[42, 43]</sup>。

然而终端等式约束在实际求解中难以满足, 本文将约束条件 (4.2.9g) 转化为软约束处理, 将问题2中的代价函数改为以下形式:

$$\begin{aligned} J_i(e_i(k), U_i(k)) &= \sum_{j=0}^{N_p-1} \left( \|e_i(k+j|k)\|_{Q_i}^2 + \|u_i(k+j|k)\|_{R_i}^2 \right) \\ &\quad + \|e_i(k+N_p)\|_{P_i}^2 \end{aligned} \quad (4.2.11)$$

其中  $P_i$  称为终端惩罚矩阵, 本文中取  $P_i = 10Q_i$ 。

## 4.3 商用车编队分布式预测控制算法的高效求解

分布式预测控制将分布式控制与预测控制的思想相结合, 可以把车辆编队的全局优化问题转化为局部优化问题。对于非线性系统 (4.2.6) 而言, 它需要在每个采样时刻求解问题2, 且该问题是非凸的, 因此计算负担较重。为此, 本节在策略迭代思想与强化学习 actor-critic 网络结构的基础上, 设计了一种迭代 RLPC 算法对 4.2 节中耦合控制器的优化问题2进行求解, 以降低计算负担、加快求解效率。

### 4.3.1 迭代强化学习预测控制算法

#### I. 强化学习 actor-critic 网络结构

强化学习是一种自适应控制器的设计方法, 可以用于在线实时地学习指定最优控制问题的解<sup>[68]</sup>。针对非线性系统设计的预测控制器需要求解的约束优化问题往往是非凸的, 而且随着系统状态和控制维数的不断增加, 其计算负担和数据存储量也会迅速增加。目前常通过迭代的方法得到其数值解, 策略迭代 (Policy Iteration, PI) 技术是求解最优控制策略的有效技术手段之一<sup>[69]</sup>。本文使用强化学习中基于策略迭代思想的 actor-critic 网络结构对每辆车的约束优化问题进行求解。

如图 4.4 所示, 策略迭代过程包含策略评估与策略更新。强化学习 actor-critic 网络结构中的 actor 网络负责更新策略, 并要求新策略的代价要小于旧策略, 而 critic 网络负责对当前的策略好坏进行评估, 并给出当前策略的代价。当新策略对应的代价不再变化时, 说明此时策略达到了最优或次优, 此时 actor 网络输出即为所求优化问题的最优或次优解。

#### II. 迭代 RL 算法

在 4.2 节中, 我们设计了考虑横纵耦合的分布式预测控制器, 其要求每辆跟随车在每个采样时刻求解一个非线性/非凸优化问题, 因此计算负担较重。为此, 本节将

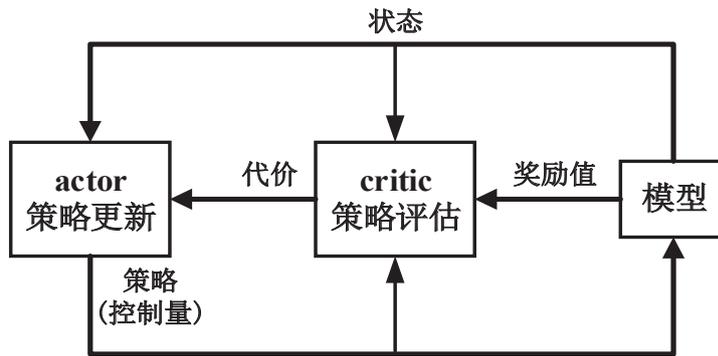


图 4.4 策略迭代与actor-critic结构

介绍一种基于actor-critic网络结构的迭代RLPC算法，其工作原理如图 4.5所示。在迭代RLPC算法下，跟随车在每个采样时刻都会利用迭代RL算法求解约束优化问题2得到预测时域内的最优或次优控制序列，并将控制序列的第一个元素作用于跟随车，得到新的状态量刷新优化问题并重新求解。

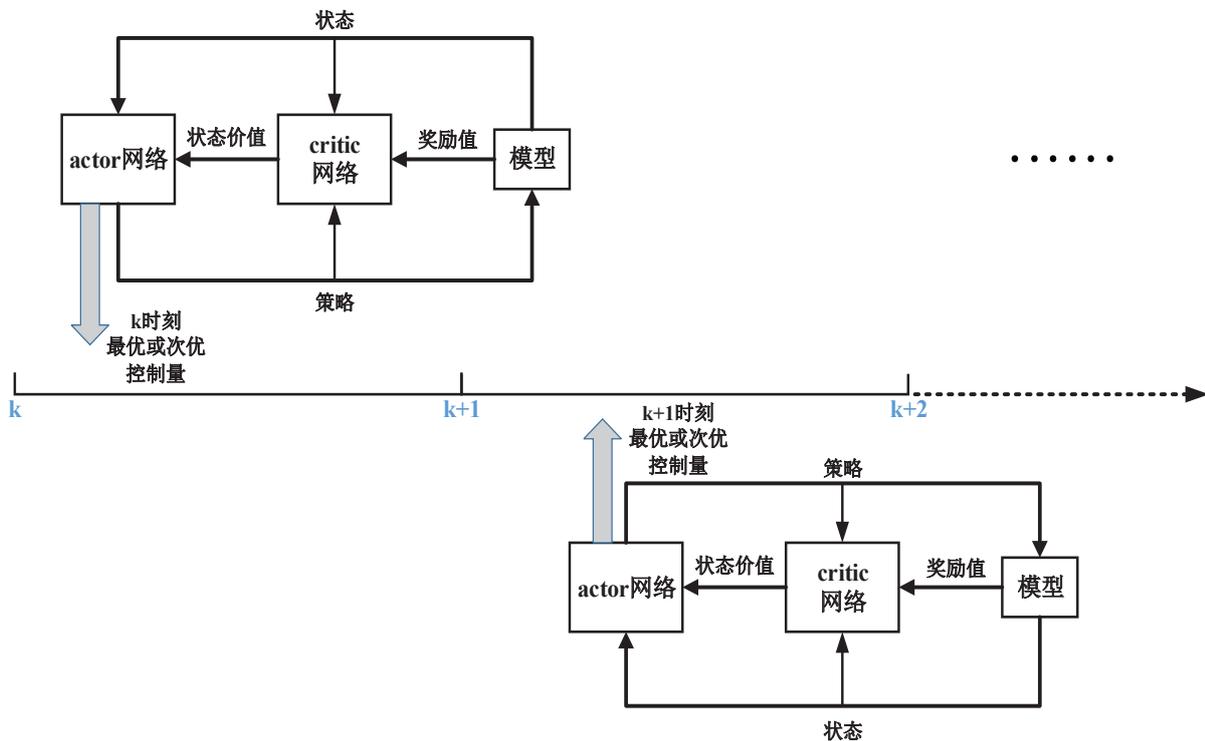


图 4.5 迭代RLPC算法原理图

为简化符号，在以下公式中将 $e_i(k+j|k), u_i(k+j|k)$ 简写为 $e_i(j), u_i(j)$ 的形式，

并定义阶段代价为:

$$r_i(e_i(j), u_i(j)) = \|e_i(j)\|_{Q_i}^2 + \|u_i(j)\|_{R_i}^2 \quad (4.3.1)$$

假设问题2中的最优控制策略存在。在预测时域 $j \in [k, k + N_p - 1]$ 内, 根据贝尔曼最优性原则, 系统的最优代价函数满足<sup>[70, 71]</sup>:

$$\begin{cases} J_i^*(e_i(j)) = \min_{\|u_i(j)\| \leq \bar{U}} (r_i(e_i(j), u_i(j)) + J_i^*(e_i(j+1))), \\ j \in [k, k + N_p - 1] \end{cases} \quad (4.3.2a)$$

$$J_i^*(e_i(k + N_p)) = \|e_i(k + N_p)\|_{P_i}^2 \quad (4.3.2b)$$

最优控制量 $u_i^*(e_i(j))$ 应满足<sup>[70, 71]</sup>:

$$u_i^*(e_i(j)) = \arg \min_{\|u_i(e_i(j))\| \leq \bar{U}} r_i(e_i(j), u_i(j)) + J_i^*(e_i(j+1)) \quad (4.3.3)$$

其中 $\bar{U} = \text{diag}(T_{i,max}^d, \delta_{i,max})$ 表示控制量约束矩阵。

迭代RL算法的步骤总结如下<sup>[71]</sup>:

---

#### 算法 4-1: 迭代RL算法

---

step1: 初始化设置迭代次数 $l = 0, J_i^0(e_i(j)) = 0, j \in [k, k + N_p - 1]$ , 并设置收敛

精度 $\varepsilon > 0$ , 最大迭代次数 $l_{\max}$ ;

step2: 利用下式计算 $u_i^l(e_i(j))$ :

$$u_i^l(e_i(j)) = \arg \min_{\|u_i(e_i(j))\| \leq \bar{U}} (r_i(e_i(j), u_i(j)) + J_i^l(e_i(j+1)))$$

step3: 由系统(4.2.6)计算下一时刻状态 $e_i(j+1)$ ;

step4: 利用下式计算 $J_i^{l+1}(e_i(j))$ :

$$\begin{cases} J_i^{l+1}(e_i(j)) = r_i(e_i(j), u_i(j)) + J_i^l(e_i(j+1)), j \in [k, k + N_p - 1] \\ J_i^l(e_i(k + N_p)) = \|e_i(k + N_p)\|_{P_i}^2 \end{cases}$$

step5: 若满足迭代终止条件 $\|J_i^{l+1}(e_i(j)) - J_i^l(e_i(j))\| < \varepsilon$ 或 $l = l_{\max}$ , 则迭代结束, 此时 $u_i^{l+1}(e_i(j))$ 即为最优控制量; 否则令 $l = l + 1$ , 返回step 2, 继续进行迭代。

---

注1: 在算法4-1中, step2相当于策略迭代中的策略更新过程, step4和step5相当于策略迭代中的策略评估过程。

### 4.3.2 基于神经网络的迭代RLPC算法高效求解

在迭代RLPC算法下，**算法4-1**用于在每个采样时刻求解约束优化问题2，但是**step2**中更新控制量的公式无法显式求解。本节将神经网络用于迭代RLPC算法的具体实现，利用基于神经网络的函数逼近技术研究如何在预测时域内获得具有高计算效率的闭环最优或次优策略。在迭代RLPC算法中，actor网络将用于近似最优控制策略 $u_i^*$ ，而critic网络用于近似 $\lambda_i^*$ ，这里 $\lambda_i^* = \frac{\partial J_i^*}{\partial e_i}$ ，表示最优代价函数 $J_i^*$ 相对于 $e_i$ 的导数。

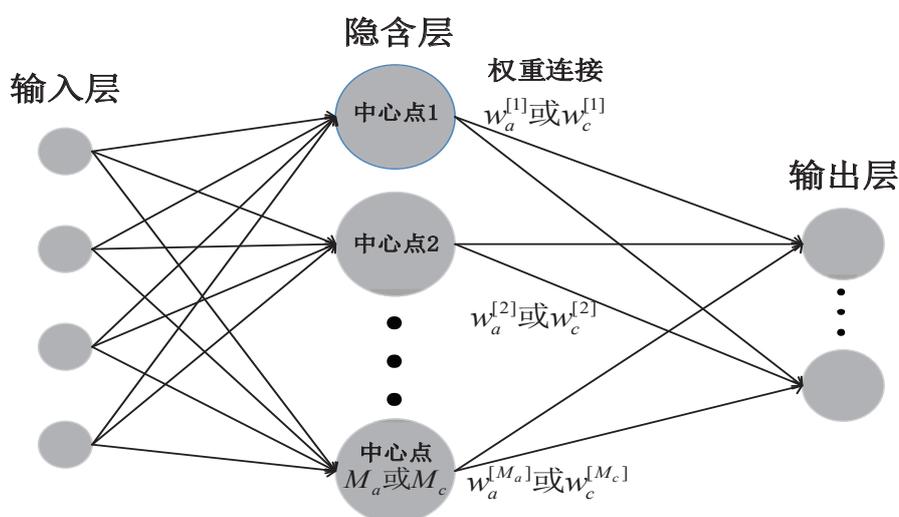


图 4.6 RBF神经网络结构示意图

在预测时域 $j \in [k, k + N_p - 1]$ 内，我们同时需要 $N_p$ 个actor神经网络来逼近预测时域内每一步的最优控制量 $u_i^*(j)$ ， $N_p$ 个critic神经网络来逼近 $\lambda_i^*(e_i(j))$ 。由于径向基函数（Radial Basis Function, RBF）神经网络结构简单，只有三层网络结构，且训练过程简单，学习收敛过程快，所以本文中采取RBF神经网络结构实现actor网络与critic网络的功能，其结构如图4.6所示。

在预测时域 $j \in [k, k + N_p - 1]$ 内，定义每个actor网络结构为：

$$\begin{aligned} \hat{u}_i^l(e_i(j)) &= \bar{U}\Gamma\left(\sum_{m=1}^{M_a} \omega_{a,l}^{[m]}(j)\psi^{[m]}(e_i(j))\right) \\ &= \bar{U}\Gamma\left(W_{a,l}(j)^T\Psi(e_i(j))\right) \end{aligned} \quad (4.3.4)$$

其中， $\Gamma(\cdot)$ 表示一个满足条件 $\|\Gamma(\cdot)\| \leq 1$ 的单调奇函数，于是由式(4.3.4)得到的控制量就满足了控制量约束。 $M_a$ 表示actor网络隐含层中心点的个数， $\omega_{a,l}^{[m]}(j)$ 表示在迭代次数为 $l$ 时第 $j$ 个actor网络的第 $m$ 个中心点与输出层间的

权重向量，且 $\omega_{a,l}^{[m]}(j) \in \mathbb{R}^2$ 。 $\psi^{[m]}(e_i(j))$ 表示actor网络隐含层中第 $m$ 个中心点的激活函数， $W_{a,l}(j) = [\omega_{a,l}^{[1]}(j); \omega_{a,l}^{[2]}(j); \cdots; \omega_{a,l}^{[M_a]}(j)]$ 表示第 $j$ 个actor网络的权重矩阵， $\Psi(e_i(j)) = [\psi^{[1]}(e_i(j)); \psi^{[2]}(e_i(j)); \cdots; \psi^{[M_a]}(e_i(j))]$ 。

定义每个critic网络结构为：

$$\hat{\lambda}_i^l(e_i(j)) = \sum_{m=1}^{M_c} \omega_{c,l}^{[m]}(j) \phi^{[m]}(e_i(j)) = W_{c,l}(j)^T \Phi(e_i(j)) \quad (4.3.5)$$

其中， $M_c$ 表示critic网络隐含层中心点的个数， $\omega_{c,l}^{[m]}(j)$ 表示在迭代次数为 $l$ 时第 $j$ 个critic网络的第 $m$ 个中心点与输出层间的权重向量，且 $\omega_{c,l}^{[m]}(j) \in \mathbb{R}^4$ 。 $\phi^{[m]}(e_i(j))$ 表示critic网络隐含层中第 $m$ 个中心点的激活函数， $W_{c,l}(j) = [\omega_{c,l}^{[1]}(j); \omega_{c,l}^{[2]}(j); \cdots; \omega_{c,l}^{[M_c]}(j)]$ 表示第 $j$ 个critic网络的权重矩阵， $\Phi(e_i(j)) = [\phi^{[1]}(e_i(j)); \phi^{[2]}(e_i(j)); \cdots; \phi^{[M_c]}(e_i(j))]$ 。

所有网络中待确定的参数均为隐含层中心点及隐含层到输出层的权重，其中隐含层中心点随机地在输入变量范围内选取，且中心点固定，此时隐含层神经元的输出便是已知的，于是待求的参数仅为隐含层到输出层之间的权重。

在基于神经网络的迭代RLPC算法中，actor神经网络与critic神经网络通过权重更新的方式分别实现**算法4-1**中的策略更新与策略评估功能。

#### (1) actor神经网络权重更新

由于函数在极值点处其导数等于0，因此当值函数为最小值时，其最优解 $u_i^*(j)$ 应满足：

$$\frac{\partial J_i^*(e_i(j))}{\partial u_i^*(j)} = 0 \quad (4.3.6)$$

即式(4.3.2a)右侧对 $u_i^*(j)$ 求导可得：

$$\begin{aligned} & \frac{\partial (r_i(e_i(j), u_i^*(j)) + J_i^*(e_i(j+1)))}{\partial u_i^*(j)} \\ &= \frac{\partial r_i(e_i(j), u_i^*(j))}{\partial u_i^*(j)} + \left\{ \frac{\partial e_i(j+1)}{\partial u_i^*(j)} \right\}^T \frac{\partial J_i^*(e_i(j+1))}{\partial e_i(j+1)} = 0 \end{aligned} \quad (4.3.7)$$

将公式(4.3.1)代入上式，整理可得：

$$u_i^*(j) = -\frac{1}{2R_i} \left( \frac{\partial e_i(j+1)}{\partial u_i^*(j)} \right)^T \lambda_i^*(e_i(j+1)) \quad (4.3.8)$$

其中，

$$\lambda_i^*(e_i(j)) = \frac{\partial J_i^*(e_i(j))}{\partial e_i(j)} \quad (4.3.9)$$

为使actor网络输出能逼近最优解，令公式(4.3.4)与公式(4.3.8)右侧相等，可得如

下actor网络的权重更新公式为:

$$W_{a,l}^{p+1}(j) = \left( \Psi(e_i(j)) \Psi(e_i(j))^T \right)^{-1} \times \Psi(e_i(j)) \times \left( \Gamma^{-1} \left( \bar{U}^{-1} \left( -\frac{1}{2R_i} \left( \frac{\partial e_i(j+1)}{\partial \hat{u}_i^{l,p}(e_i(j))} \right)^T W_{c,l}(j+1)^T \Phi(e_i(j+1)) \right) \right) \right) \right)^T \quad (4.3.10)$$

其中 $W_{a,l}^{p+1}(j)$ 表示在第 $l$ 次策略评估与第 $p$ 次策略更新时第 $j$ 个actor网络的权重矩阵,  $W_{c,l}(j)$ 表示在第 $l$ 次策略评估时第 $j$ 个critic网络的权重矩阵。 $\hat{u}_i^{l,p}(e_i(j))$ 表示在第 $l$ 次策略评估与第 $p$ 次策略更新时第 $j$ 个actor网络的输出,  $\Gamma^{-1}(\cdot)$ 表示 $\Gamma(\cdot)$ 的反函数。

从公式(4.3.10)可以看出,更新第 $j$ 个actor网络权重时,需要用到第 $j+1$ 个critic网络的输出 $\hat{\lambda}_i^l(e_i(j+1)) = W_{c,l}(j+1)^T \Phi(e_i(j+1))$ ,因此当更新第 $k, k+1, \dots, k+N_p-2$ 个actor网络的权重时,可用公式(4.3.10)更新。而当 $j = k+N_p-1$ 时,根据公式(4.3.9)可得:

$$\lambda_i^l(e_i(j+1)) = \lambda_i^l(e_i(k+N_p)) = 2P_i e_i(k+N_p)$$

因此当 $j = k+N_p-1$ 时,将公式(4.3.10)中的 $W_{c,l}(j+1)^T \Phi(e_i(j+1))$ 替换为 $2P_i e_i(j+1)$ ,第 $k+N_p-1$ 个actor网络的权重更新公式就变为:

$$W_{a,l}^{p+1}(j) = \left( \Psi(e_i(j)) \Psi(e_i(j))^T \right)^{-1} \times \Psi(e_i(j)) \times \left( \Gamma^{-1} \left( \bar{U}^{-1} \left( -\frac{1}{2R_i} \left( \frac{\partial e_i(j+1)}{\partial \hat{u}_i^{l,p}(e_i(j))} \right)^T 2P_i e_i(j+1) \right) \right) \right) \right)^T \quad (4.3.11)$$

## (2) critic神经网络权重更新

将公式(4.3.2a)右侧对 $e_i(j)$ 求导可得:

$$\begin{aligned} \lambda_i^*(e_i(j)) &= \left( \frac{\partial (r_i(e_i(j), u_i^*(j)) + J_i^*(e_i(j+1)))}{\partial e_i(j)} \right) \\ &= \frac{\partial r_i(e_i(j), u_i^*(j))}{\partial e_i(j)} + \left( \frac{\partial u_i^*(j)}{\partial e_i(j)} \right)^T \frac{\partial r_i(e_i(j), u_i^*(j))}{\partial u_i^*(j)} \\ &\quad + \left( \frac{\partial u_i^*(j)}{\partial e_i(j)} \right)^T \left( \frac{\partial e_i(j+1)}{\partial u_i^*(j)} \right)^T \frac{\partial J_i^*(e_i(j+1))}{\partial e_i(j+1)} \\ &\quad + \left( \frac{\partial e_i(j+1)}{\partial e_i(j)} \right)^T \frac{\partial J_i^*(e_i(j+1))}{\partial e_i(j+1)} \end{aligned} \quad (4.3.12)$$

将公式(4.3.7)代入公式(4.3.12)可得:

$$\begin{aligned} \lambda_i^*(e_i(j)) &= \frac{\partial r_i(e_i(j), u_i^*(j))}{\partial e_i(j)} + \left( \frac{\partial e_i(j+1)}{\partial e_i(j)} \right)^T \frac{\partial J_i^*(e_i(j+1))}{\partial e_i(j+1)} \\ &= 2Q_i e_i(j) + \left( \frac{\partial e_i(j+1)}{\partial e_i(j)} \right)^T \lambda_i^*(e_i(j+1)) \end{aligned} \quad (4.3.13)$$

为使critic网络输出能逼近 $\lambda_i^*(e_i(j))$ ，令公式(4.3.5)与公式(4.3.13)最右侧相等，可得第 $k, k+1, \dots, k+N_p-2$ 个critic网络的权重更新公式为：

$$W_{c,l+1}(j) = \left( \Phi(e_i(j)) \Phi(e_i(j))^T \right)^{-1} \times \Phi(e_i(j)) \times \left( 2Q_i e_i(j) + \left( \frac{\partial e_i(j+1)}{\partial e_i(j)} \right)^T W_{c,l}(j+1)^T \Phi(e_i(j+1)) \right)^T \quad (4.3.14)$$

其中 $W_{c,l+1}(j)$ 表示在第 $l+1$ 次策略评估时第 $j$ 个critic网络的权重矩阵。

同样的，当 $j = k + N_p - 1$ 时，第 $k + N_p - 1$ 个critic网络的权重更新公式就变为：

$$W_{c,l+1}(j) = \left( \Phi(e_i(j)) \Phi(e_i(j))^T \right)^{-1} \Phi(e_i(j)) \times \left( 2Q_i e_i(j) + \left( \frac{\partial e_i(j+1)}{\partial e_i(j)} \right)^T 2P_i e_i(j+1) \right)^T \quad (4.3.15)$$

注2：迭代RLPC算法的收敛性得到保证，即当迭代次数 $l \rightarrow \infty$ 时， $u_i^l \rightarrow u_i^*$ ，且 $J_i^l \rightarrow J_i^*$ ， $\lambda_i^l \rightarrow \lambda_i^*$  [70, 72]。

虽然[70]中表明，当迭代次数 $l \rightarrow \infty$ 时，actor网络输出最终会收敛于最优控制量，但由于计算时间的限制，在实际应用中我们不可能迭代无数次，因此我们需要预先指定最大迭代次数与收敛精度。定义 $l_{\max}$ 为每个预测时域内critic网络权重更新的最大次数， $p_{\max}$ 为actor网络权重更新的最大次数， $\Delta W_a(\varepsilon)$ 与 $\Delta W_c(\varepsilon)$ 分别为actor网络与critic网络权重的收敛阈值。根据注2，迭代RL算法中的迭代收敛条件可用下式替换：

$$\|W_{c,l+1} - W_{c,l}\| \leq \Delta W_c(\varepsilon) \quad (4.3.16)$$

用 $\text{actor}(k+j|k)$ ,  $\text{critic}(k+j|k)$ 分别表示基于 $k$ 时刻的第 $j$ 个actor网络和critic网络，定义 $k$ 时刻求得问题2的最优控制序列如下：

$$U_i^*(k) = \{u_i^*(k|k), u_i^*(k+1|k), \dots, u_i^*(k+N_p-1|k)\} \quad (4.3.17)$$

那么问题2在 $k+1$ 时刻的一个可行解为 [42]：

$$U_i^a(k+1) = \{u_i^*(k+1|k+1), u_i^*(k+2|k+1), \dots, u_i^*(k+N_p-1|k), 0\} \quad (4.3.18)$$

因此在每一时刻求解问题2时，每个actor网络权重与critic网络权重按照下式进行初始化：

$$\text{actor}(k+j|k+1) = \begin{cases} \text{actor}(k+j|k), j \in [k+1, k+N_p-1] \\ \text{zeros}(M_a, 2), j = k+N_p \end{cases} \quad (4.3.19)$$

$$\text{critic}(k+j|k+1) = \begin{cases} \text{critic}(k+j|k), j \in [k+1, k+N_p-1] \\ \text{zeros}(M_c, 2), j = k+N_p \end{cases} \quad (4.3.20)$$

其中 $\text{zeros}(M_a, 2)$ ,  $\text{zeros}(M_c, 2)$ 分别表示 $M_a \times 2$ 维和 $M_c \times 2$ 维的零矩阵。基于神经网络的迭代RLPC 算法具体步骤总结如**算法4-2**。

---

**算法 4-2: 基于神经网络的迭代RLPC算法**

---

**输入:** 最大迭代次数 $l_{\max}, p_{\max}$ , 权重收敛阈值 $\Delta W_a(\varepsilon), \Delta W_c(\varepsilon)$

初始时刻车辆状态

**输出:** 最优/次优控制量 $u_i^*(k)$

**初始化:** 根据式 (4.3.19) (4.3.20)初始化网络权

重 $\text{actor}(k|k), \text{actor}(k+1|k), \dots, \text{actor}(k+N_p-1|k), \text{critic}(k|k),$   
 $\text{critic}(k+1|k), \dots, \text{critic}(k+N_p-1|k)$ , 设置 $l = 0$ ;

**repeat**

**for**  $j = k, k+1, \dots, k+N_p-1$  **do**

$p = 0$ ;

**repeat**

            利用公式 (4.3.4)计算 $\hat{u}_i^l(e_i(j))$ ;

            根据 (4.2.6)计算下一时刻的 $e_i(j+1)$ ;

            利用公式 (4.3.10), (4.3.11)计算更新actor神经网络权重;

            令 $p = p + 1$

**until**  $p = p_{\max}$  or  $\|W_{al}^{p+1}(j) - W_{al}^p(j)\| \leq \Delta W_a(\varepsilon)$ ;

        利用公式 (4.3.4)计算 $\hat{u}_i^l(e_i(j))$ ;

        根据 (4.2.6)计算下一时刻的 $e_i(j+1)$ ;

        利用公式 (4.3.14), (4.3.15)更新critic神经网络权重;

**end**

$l = l + 1$ ;

**until**  $l = l_{\max}$  or  $\|W_{c,l}(j) - W_{c,l-1}(j)\| \leq \Delta W_c(\varepsilon), \forall j \in [k, k+N_p-1]$ ;

利用公式 (4.3.4)计算网络actor-k的输出, 即为最优/次优控制量 $u_i^*(k)$ , 将 $u_i^*(k)$ 作用于跟随车i, 令 $k = k + 1$ , 刷新**问题2**, 返回初始化步骤重新求解;

---

**注3:** 在算法4-2中,  $l_{\max}$ 与 $p_{\max}$ 设定为常数, 且与预测时域 $N_p$ 无关。迭代RLPC算法的计算时间主要取决于矩阵维数, 该矩阵维数近似等于系统输出量维数 $n$ , 因此基于迭代RLPC算法求解约束优化问题的计算复杂度为 $O(n^2 N_p)$ 。在传统NMPC算法中, 通常采用多项式时间算法来解决每个预测时域内的约束优化问题, 如内点 (Interior

Point, IP) 法等, 该方法的计算复杂度为  $O(n^{3.5}N_p^2)$  [71]。因此, 与传统NMPC算法相比, 本文提出的迭代RLPC算法在计算复杂度上具有明显的优势。

注4: 本章将文献 [71]中LPC算法应用到了商用载货车编队分布式预测控制中。本章采用终端等式约束来保证所提算法的稳定性, 并将其以软约束的形式加入代价函数中处理。在算法4-2中, 并未将所求最优/次优控制序列全部作用于系统, 而仅仅是将其第一个元素作用于系统, 且在滚动优化的过程中每个网络均根据式 (4.3.19) (4.3.20)初始化为可行解, 这与文献 [71]中随机初始化每个网络权重也是不同的。

## 4.4 仿真结果及分析

在本节中主要通过MATLAB/Simulink与TruckSim进行联合仿真来验证所设计的考虑横纵耦合的商用车编队分布式预测控制器有效性。考虑一个由四辆卡车组成的商用车编队, 即一辆领航车和三辆跟随车, 其中商用车的结构参数如表 2.1所示。

在迭代RLPC算法中, 每个actor与critic神经网络隐含层的激活函数向量  $\Psi(e_i)$  与  $\Phi(e_i)$  均选为高斯径向基函数:

$$\begin{aligned}\Psi(e_i) &= \left( \exp^{-\|e_i - e_i^1\|^2 / \kappa^2}; \exp^{-\|e_i - e_i^2\|^2 / \kappa^2}; \dots; \exp^{-\|e_i - e_i^{M_a}\|^2 / \kappa^2} \right) \\ \Phi(e_i) &= \left( \exp^{-\|e_i - e_i^1\|^2 / \kappa^2}; \exp^{-\|e_i - e_i^2\|^2 / \kappa^2}; \dots; \exp^{-\|e_i - e_i^{M_c}\|^2 / \kappa^2} \right)\end{aligned}\quad (4.4.1)$$

其中取  $\kappa = 1.1$ , 每个actor网络与critic网络的隐含层中心点数量为  $M_a = M_c = 5$ ,  $(e_i^1; e_i^2; \dots; e_i^{M_a})$ ,  $(e_i^1; e_i^2; \dots; e_i^{M_c})$  分别为actor网络与critic网络隐含层的中心点, 每个中心点的维度均与actor网络、critic网络的输入(速度误差、纵向位置误差、横向位置误差、航向角误差) 维度一致, 即为四维向量, 每一维度的数值大小分别在  $[-3, 3]$ ,  $[-3, 3]$ ,  $[-1, 1]$ ,  $[-0.1, 0.1]$  中随机选取, 函数  $\Gamma(\cdot)$  选取为  $\tanh(\cdot)$  函数:

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (4.4.2)$$

表 4.1 车辆初始位置信息

车辆编号	初始纵向位置
领航车	64m
跟随车1	47m
跟随车2	30m
跟随车3	13m

表 4.2 控制器参数

参数名称	数值
采样时间 $T_s$	0.01(s)
加权矩阵 $Q_i$	$10^5 \times \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 70 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 40 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 40 \end{bmatrix}$
加权矩阵 $R_i$	$\begin{bmatrix} 0.06 & 0 \\ 0 & 1.5 \times 10^6 \end{bmatrix}$
$T_{i,\min}^d, T_{i,\max}^d$	-10000,10000(N × m)
$\delta_{i,\min}, \delta_{i,\max}$	-0.1,0.1(rad)
固定车间距 $d_0$	16(m)

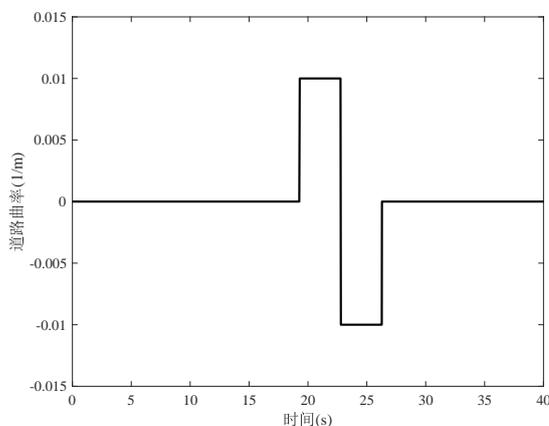


图 4.7 道路曲率信息

每个actor网络与critic网络的初始权重 $W_{a,0}^0$ 与 $W_{c,0}$ 均在 $[-0.5, 0.5]$ 之间随机选取。设置最大迭代次数 $l_{\max} = 8$ ,  $p_{\max} = 8$ , 权重收敛阈值 $\Delta W_a(\varepsilon) = \Delta W_c(\varepsilon) = 10^{-2}$ , 其他控制器参数如表 4.2所示。

设置初始时刻车辆位置信息如表 4.1所示, 路面附着系数为0.85, 领航车初始速度为20m/s, 首先进行匀速行驶, 而后进行制动减速至15m/s, 最后保持匀速。跟随车初

始速度均为21m/s，初始横向位置误差和初始航向角误差均为0。

### 仿真实验一：迭代RLPC算法 ( $N_p = 3$ 时)

根据设定的仿真环境，道路曲率信息如图4.7所示，针对4.2节中设计的耦合控制器中的**问题2**，基于4.3节中设计的迭代RLPC算法进行求解。其控制效果如图4.8~图4.13所示。其中，图4.8表示队列中车辆的纵向速度信息；图4.9表示跟随车的纵向位置跟踪误差；图4.10表示车辆的纵向位置信息；图4.11表示车辆行驶过程中质心的运动轨迹；图4.12表示跟随车的航向角误差；图4.13表示跟随车的横向位置误差。

图4.8~图4.9表明在耦合控制器作用下，跟随车的纵向位置跟踪误差逐渐收敛为0；当领航车速度发生变化时，队列中跟随车的纵向速度很快与领航车保持一致，纵向的跟踪误差最终也收敛为0且此时产生的最大纵向位置跟踪误差不超过0.5m；图4.10~图4.11表明队列在行驶过程中车辆之间未发生碰撞，且行驶轨迹基本保持一致，因此在耦合控制器作用下队列的纵向跟踪性能得到了满足。

图4.12~图4.13表明当队列在直道上行驶时，跟随车的航向角误差与横向位置误差始终为0，而当队列进入弯道后，跟随车的航向角误差与横向位置误差也相继发生了改变，且产生的最大横向位置误差均未超出道路边界(0.675m)的限制。而在相同工况下，图4.14表明第三章解耦控制器作用下的车辆最大横向位置误差已经超出了道路边界限制，存在行驶安全隐患。因此，车辆的横纵耦合特性不可忽视，横纵耦合商用车编队控制器能够提高商用车队列行驶的安全性。

为验证所提迭代RLPC算法的可行性，将仿真过程中每辆跟随车的控制量在图4.15中展示，图4.15(a)和(b)表明所有跟随车的力矩及前轮转角均满足控制量约束。图4.16为仿真过程中跟随车的每步求解时间，表4.3中给出了每辆跟随车的平均求解时间和最大求解时间，从中可以看出每辆跟随车平均求解时间在0.004s左右，且每步求解时

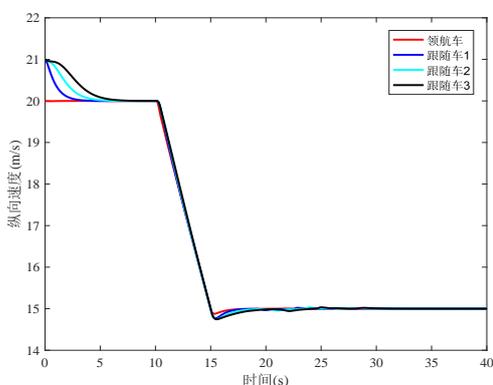


图 4.8 车辆纵向速度信息

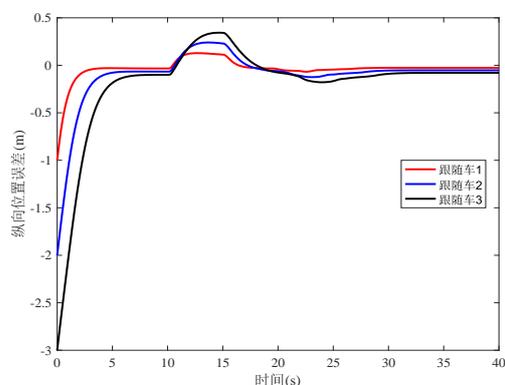


图 4.9 跟随车纵向位置跟踪误差

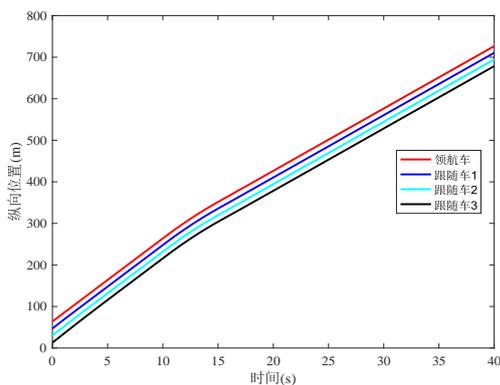


图 4.10 车辆纵向位置信息

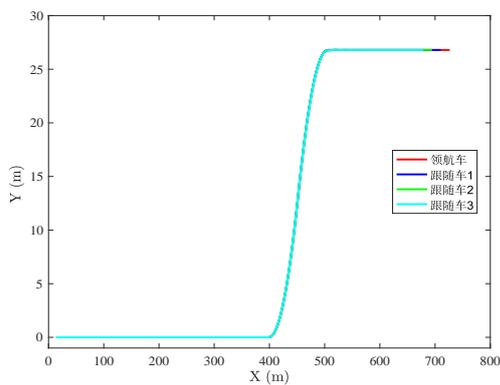


图 4.11 车辆行驶轨迹

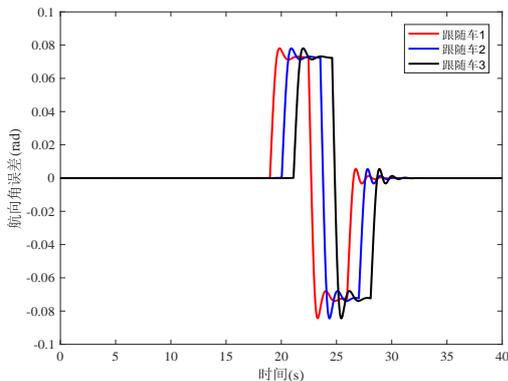


图 4.12 跟随车航向角误差

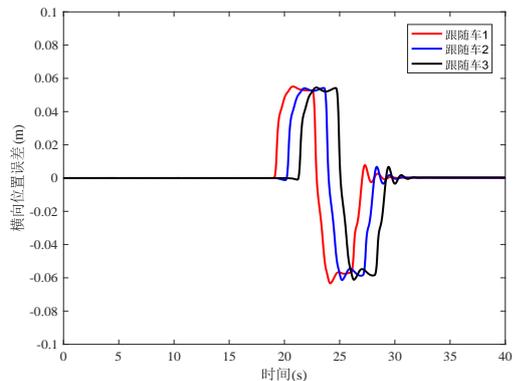
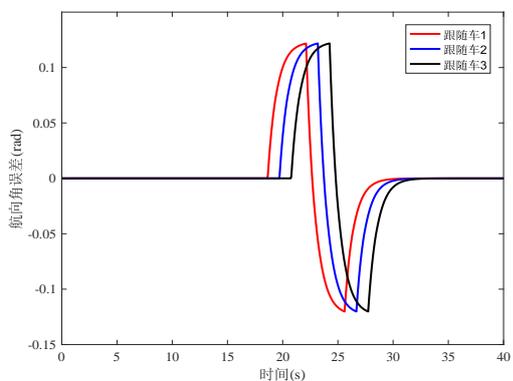
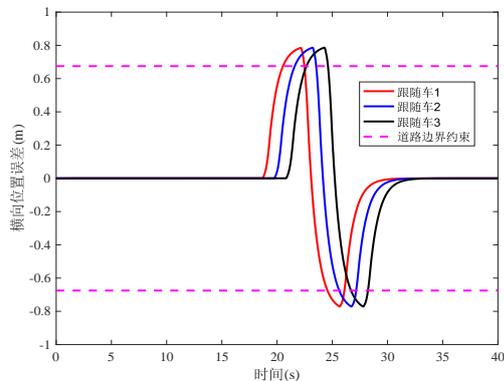


图 4.13 跟随车横向位置误差



(a) 跟随车航向角误差



(b) 跟随车横向位置误差

图 4.14 第三章解耦控制器作用下跟随车航向角误差与横向位置误差

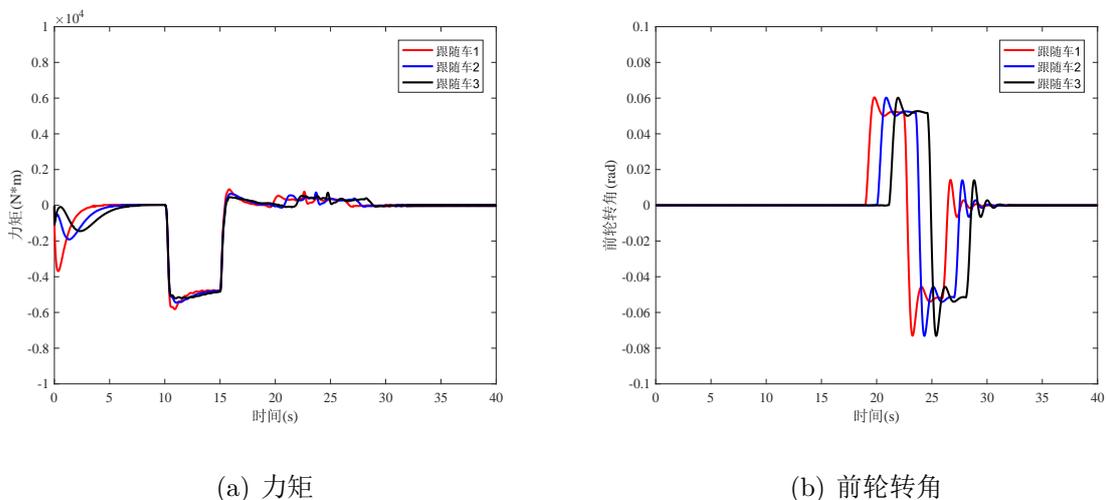


图 4.15 迭代RLPC算法( $N_p = 3$ 时)跟随车控制量

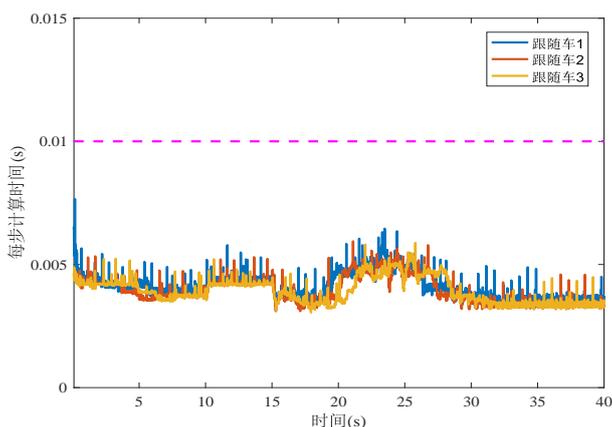


图 4.16 跟随车每步求解时间

表 4.3 迭代RLPC算法求解时间( $N_p = 3$ 时)

车辆	跟随车1	跟随车2	跟随车3
平均求解时间	0.0041s	0.0039s	0.0039s
最大求解时间	0.0064s	0.0059s	0.0059s

间均要小于此时的采样时间0.01s。此时所设计的考虑横纵耦合的商用车编队分布式预测控制器在实现编队控制目标的同时，也满足了控制器的实时性要求。

仿真实验二：迭代RLPC算法与NMPC算法对比实验 ( $N_p = 7$ 时)

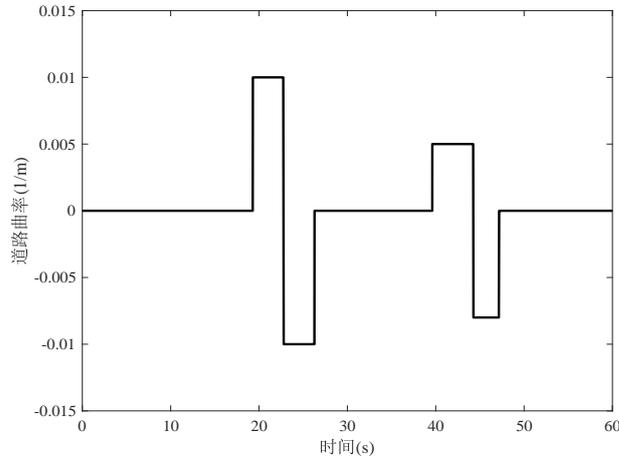


图 4.17 道路曲率信息

根据设定的仿真环境，道路曲率信息如图 4.17所示，针对4.2节中设计的耦合控制器中的**问题2**，分别基于4.3节中设计的迭代RLPC算法与NMPC算法（即采用Matlab中自带的fmincon 函数）进行求解。

图 4.18~图 4.23为两种算法下耦合控制器的仿真结果对比：图 4.18(a)~图 4.23(a)是基于迭代RLPC算法求解耦合控制器中优化问题2的仿真结果，图 4.18(b)~图 4.23(b)是基于NMPC算法求解耦合控制器中优化问题2的仿真结果。其中，图 4.18 表示队列中车辆的纵向速度信息；图 4.19表示跟随车的纵向位置跟踪误差；图 4.20表示车辆的纵向位置信息；图 4.21表示车辆行驶过程中质心的运动轨迹；图 4.22表示跟随车的航向角误差；图 4.23表示跟随车的横向位置误差。

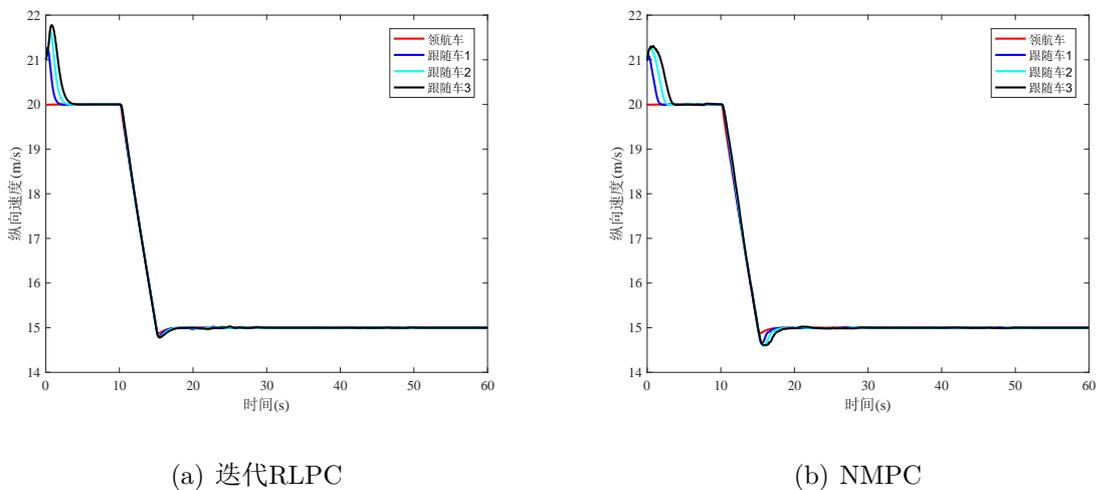


图 4.18 车辆纵向速度信息

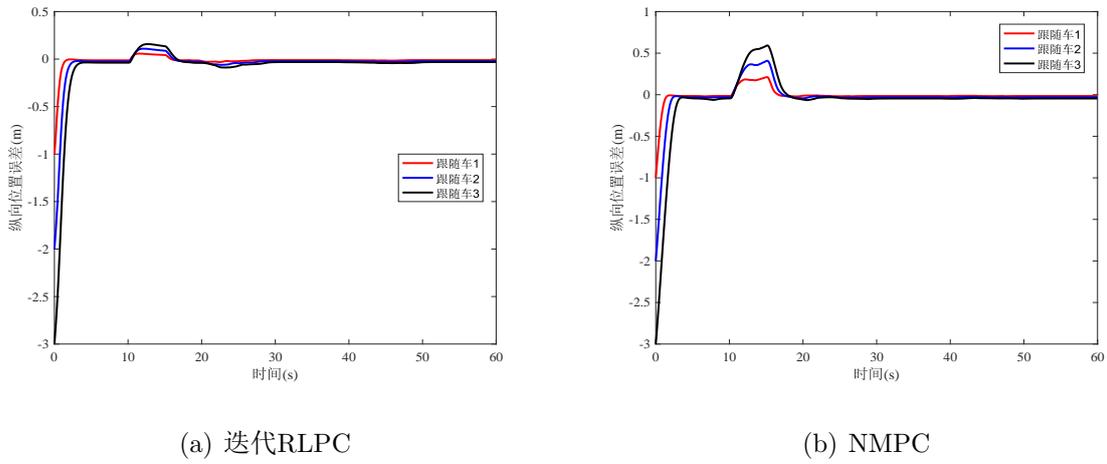


图 4.19 跟随车纵向位置跟踪误差

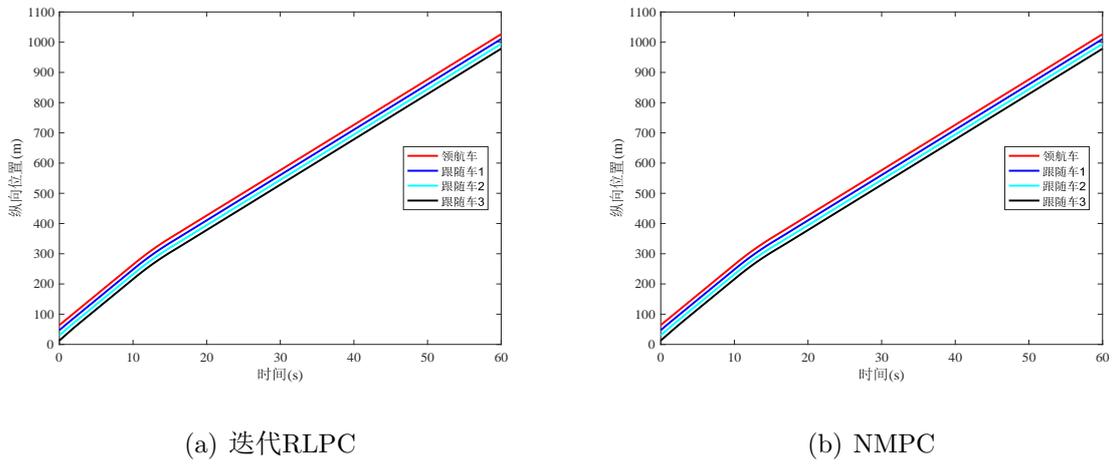


图 4.20 车辆纵向位置信息

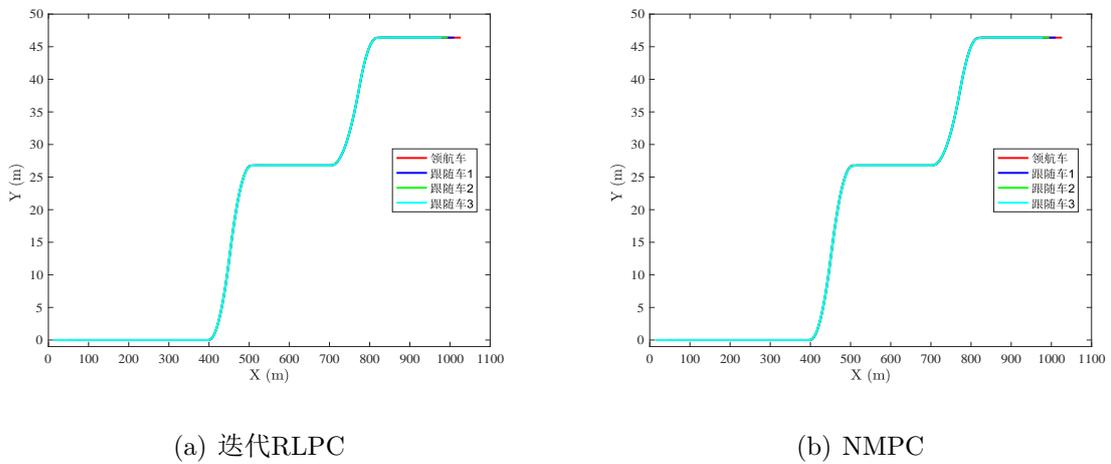


图 4.21 车辆行驶轨迹

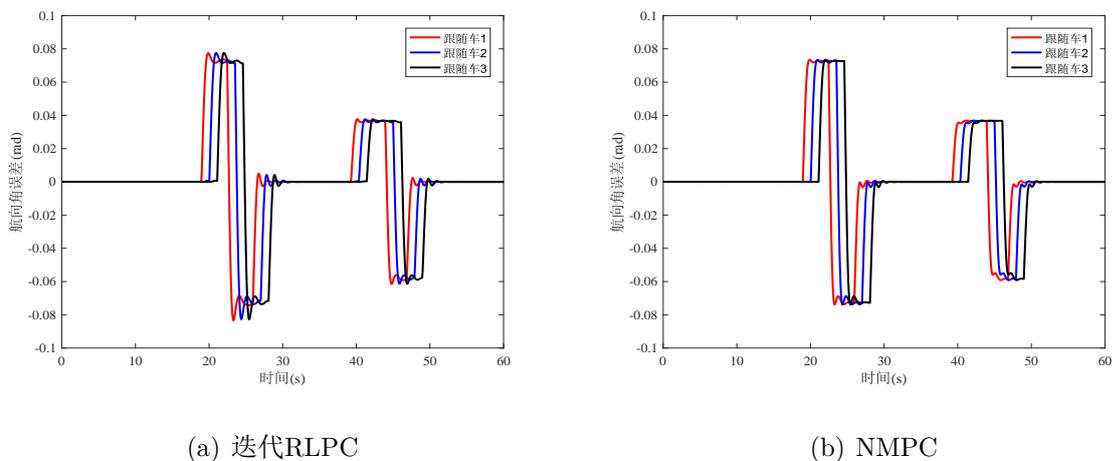


图 4.22 跟随车航向角误差

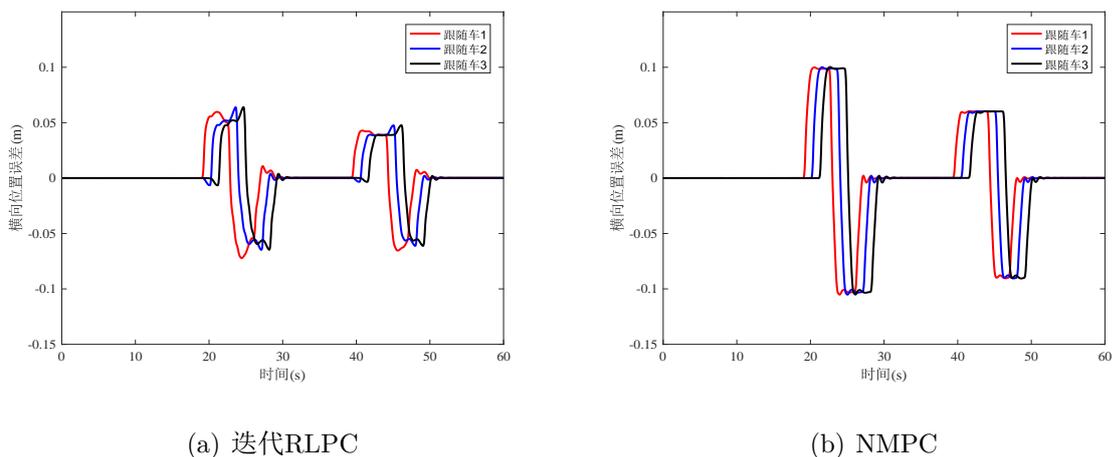


图 4.23 跟随车横向位置误差

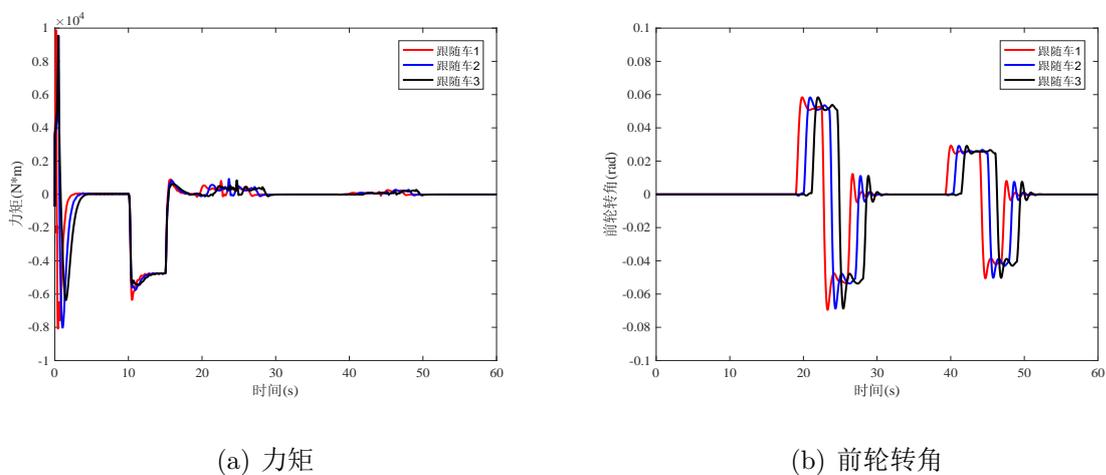


图 4.24 迭代RLPC算法下的跟随车控制量

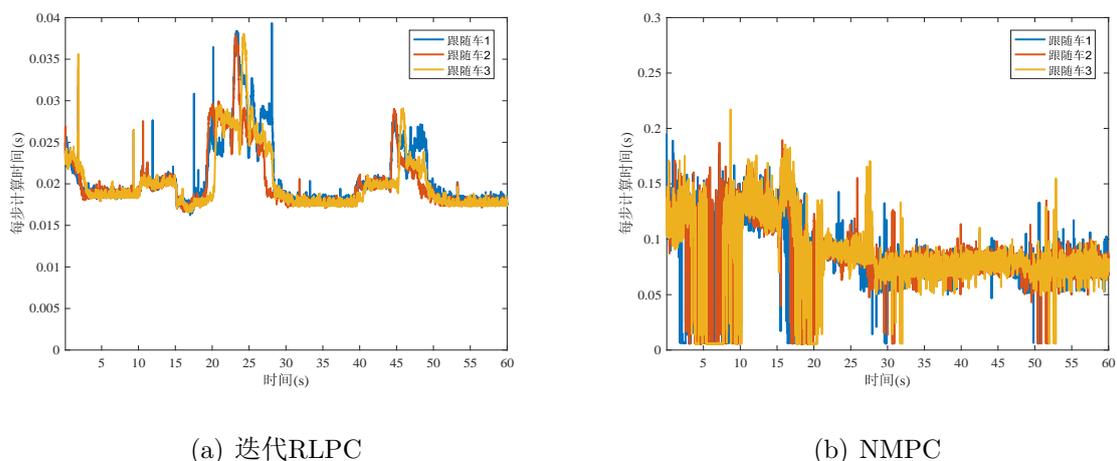


图 4.25 两种算法下跟随车的每步求解时间

表 4.4 两种算法求解时间对比

算法	车辆	跟随车1	跟随车2	跟随车3
迭代RLPC	平均求解时间	0.0206s	0.0200s	0.0200s
	最大求解时间	0.0393s	0.0379s	0.0380s
NMPC	平均求解时间	0.0821s	0.0827s	0.0833s
	最大求解时间	0.1889s	0.1894s	0.2170s

比较图 4.18(a)和(b)、图 4.19(a)和(b)可以看出, 迭代RLPC算法与NMPC算法下的耦合控制器的车辆纵向速度与跟随车纵向位置跟踪误差变化基本一致。但是进一步比较图 4.23(a)与图 4.23(b)可以看出, NMPC算法下跟随车在弯道处的最大横向位置误差在0.1m左右, 而迭代RLPC算法下跟随车的最大横向位置误差约为0.06m, 因此本章提出的迭代RLPC算法获得了更高的跟踪精度。

将仿真过程中每辆跟随车的控制量在图 4.24中展示, 图 4.24(a)和(b)表明所有跟随车的力矩及前轮转角均满足控制量约束。图 4.25(a)和(b)分别表示在迭代RLPC算法与NMPC算法下的跟随车每步求解时间, 表 4.4中给出了两种算法下的每辆跟随车平均求解时间及最大求解时间, 比较可知本章所提迭代RLPC算法的平均求解时间与最大求解时间均远小于NMPC算法, 因此迭代RLPC算法相比于NMPC算法在求解时间上具有明显的优势。

综上所述, 本章所设计的商用车编队迭代RLPC算法相较于NMPC算法不仅降低了控制器的计算负担, 且具有更好的跟踪性能。

## 4.5 本章小结

本章首先在第二章介绍的五自由度横纵耦合车辆动力学模型及车道保持模型的基础上，建立了纵横向一体化模型，并设计了一种考虑横纵耦合的商用车编队分布式预测控制策略。考虑到传统NMPC算法存在计算负担重的问题，设计了迭代RLPC算法对跟随车的约束优化问题进行求解。利用基于神经网络的函数逼近技术具体实现上述迭代RLPC算法，以获得具有高计算效率的优化问题最优/次优解。最后为了验证本章所设计的考虑横纵耦合的分布式预测控制策略，利用Matlab/Simulink及TruckSim联合仿真平台，分别基于迭代RLPC算法与传统NMPC算法对耦合控制器中的约束优化问题进行求解。仿真结果表明相较于第三章的解耦控制器而言，本章设计的考虑横纵耦合的商用车编队控制器能够保证车辆行驶在道路边界内，提高了队列行驶安全性。此外本章所提出的迭代RLPC算法相较于传统NMPC算法而言，不仅降低了控制器的计算负担，提高了求解效率，而且实现了更好的跟踪性能。

## 第5章 全文总结与展望

### 5.1 全文总结

随着智能交通系统概念的出现,以人工智能和信息交互技术为基础的智能网联车辆编队技术不仅可以显著降低燃油消耗量,还可以避免由人为因素引起的交通事故,缓解商用车司机短缺的情况。然而目前针对车辆编队控制的研究存在将车辆的纵向控制和横向控制解耦的趋势,这忽视了车辆行驶中实际存在的横纵耦合效应。因此,本文分别基于解耦控制方式与耦合控制方式设计车辆编队控制器,研究了不同控制器作用下商用车队列的编队行驶问题,主要结论如下:

(1) 首先,本文在兼顾模型精度和复杂度的基础上,采用五自由度车辆动力学模型来表征车辆的横纵耦合特性,并在前轮转角为正弦输入的工况下,对商用车参数下的五自由度模型进行了有效性验证。通过对比五自由度模型与TruckSim输出结果说明了商用车参数下的五自由度模型基本可以表征商用车的动力学特性。同时将车道保持模型引入队列系统建模中,以实现队列在弯道上的编队行驶。

(2) 设计了一种解耦控制器对商用车队列进行控制,即分别设计纵向和横向控制器实现商用车编队行驶的控制目标。通过Matlab/Simulink及TruckSim联合仿真在不同行驶工况下对解耦控制器进行了验证。仿真结果表明当道路曲率较小时,解耦控制器可以实现商用车队列的编队行驶目标,但在涉及更大曲率的工况下,有可能会使队列中的跟随车驶出道路边界,存在行驶安全隐患。

(3) 最后,本文将五自由度车辆动力学模型与车道保持模型相结合,建立了面向耦合控制器设计的纵横一体化模型,设计了一种考虑横纵耦合的商用车编队分布式预测控制策略。为解决NMPC计算负担重的问题,提出一种迭代RLPC算法,基于神经网络和actor-critic网络结构来获得具有高计算效率的优化问题最优/次优解。利用Matlab/Simulink及TruckSim联合仿真平台,在和第三章相同的大曲率工况下对耦合控制器进行了验证,并分别基于本文所提出的迭代RLPC算法与传统NMPC算法对每辆跟随车的约束优化问题进行求解。仿真结果表明相比于第三章的解耦控制方式,两种算法下的耦合控制器均能够保证车辆行驶在道路边界内,提高了商用车队列的行驶安全性。此外本文所提出的迭代RLPC算法相较于传统NMPC算法而言,不仅降低了控制器的计算负担,提高了求解效率,而且实现了更高的跟踪精度,获得了更好的编队行

驶性能。

## 5.2 未来工作展望

根据本文已完成的研究内容，本文还存在着以下不足：

(1) 本文所研究的车辆均视为同质车，且忽略了车辆模型存在的不确定性及外部干扰问题，而实际车辆在行驶过程中车辆参数通常会发生变化，因此未来可考虑车辆编队中的鲁棒性控制问题。

(2) 本文对车辆队列的控制均建立在理想通信环境下，即不考虑车辆通信中存在的丢包及延迟问题，然而在实际行驶过程中无法保证通信的畅通，因此在后续研究中可以考虑存在通信时延或丢包情况下的车辆编队控制问题。

## 参考文献

- [1] TURRI V, VALERIO. Fuel-efficient and safe heavy-duty vehicle platooning through look-ahead control[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2016, 25(1):12-28.
- [2] 肖成. 汽车保有量已超1.5 亿辆未来我国超过一半的石油将用于汽车行业[EB/OL]. 前瞻网, 2015. <https://www.qianzhan.com/analyst/detail/220/150927-da204976.html>.
- [3] 2021 上半年新登记机动车1871 万辆货车保有量达3191 万辆[EB/OL]. (2021-7-7)[2022-2-10]. <http://cv.ce.cn/news/202107/07/t20210707-36697387.shtml>.
- [4] 吴东风,褚军,张晶. 道路运输节能减排形势分析[J]. 汽车维护与修理, 2017(3):47 - 50.
- [5] 国家统计局. 2021 中国统计年鉴[EB/OL]. 2021. <http://www.stats.gov.cn/tjsj/nd sj /2021/indexch.htm>.
- [6] DAVILA A, FERRER A. Tackling three critical issues of transportation: environment, safety and congestion via semi-autonomous platooning[J]. SAE Technical paper,2014.
- [7] 贺宝琴. 汽车队列行驶的气动特性研究[D]. 吉林: 吉林大学, 2009.
- [8] SALARI K, SREENIVAS K, TAYLOR L. DOEs Effort to Reduce Truck Aerodynamic Drag through Joint Experiments and Computations[C]. 2005 SAE Commercial Vehicle Engineering Conference. 2005.
- [9] 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.
- [10] THORPE C, JOCHEM T, POMERLEAU D. The 1997 automated highway free agent demonstration[C]. Proceedings of conference on intelligent transportation systems. IEEE, 1997:496-501.
- [11] YANG S, SHLADOVER S E, LU X Y, ET AL. A First Investigation of Truck Drivers' Preferences and Behaviors using a Prototype Cooperative Adaptive Cruise Control

- System[C]. Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board, 2018(24):036119811878819.
- [12] 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.
- [13] PLOEG J, SHLADOVER S, NIJMEIJER H, ET AL. Introduction to the special issue on the 2011 grand cooperative driving challenge[J]. Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on, 2012, 13(3):989-993.
- [14] ROBINSON T, COELINGH E. Operating platoons on public motorways: an introduction to the SARTRE platooning programme[C]. 17th world congress on intelligent transport systems. 2010, 1:12.
- [15] 解瀚光. 汽标委完成全国首次大规模商用车列队跟驰公开验证试验[J]. 中国汽车, 2019(06):2+65.
- [16] 姚会法. 5G 赋能智慧出行上汽5G+L4 级智能重卡示范运营在洋山港启动[EB/OL]. 中国汽车报网, <http://www.cnautonews.com/tj/syc/201911/t20191110-623884.html>, 2019-11-10.
- [17] LIN F , FARDAD M, MR JOVANOVIC. Optimal control of vehicular formations with nearest neighbor interactions[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2012, 57(9):2203-2218.
- [18] HE, HAO, PRABIR, ET AL. Stability and robustness of large platoons of vehicle with double-integrator models and nearest neighbor interaction[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2012, 23(18):2097-2122.
- [19] WANG Q , GUO G , CAI B B . Distributed receding horizon control for fuel-efficient and safe vehicle platooning[J]. 中国科学: 技术科学英文版, 2016, 59(12):10.
- [20] TRUE H. On the theory of nonlinear dynamics and its applications in vehicle systems dynamics[J]. Vehicle System Dynamics, 1999, 31(5-6):393-421.
- [21] SHEN S AND VELDPAUS FE. Analysis and control of a flywheel hybrid vehicular powertrain[J]. IEEE Transactions on control systems technology, 2004, 12(5):645-660.

- [22] 李玲. 车辆稳定性五自由度模型的有效性验证及车队稳定时距预测[D]. 吉林大学,2017.
- [23] LI S E , ZHENG Y , LI K , ET AL. Dynamical modeling and distributed control of connected and automated vehicles: challenges and opportunities[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2017, 9(3):46-58.
- [24] SHI S, LI L, MU Y, ET AL. An analysis on the effects of tire nonlinearity on autonomous platoon stability[J]. Automotive Engineering, 2019, 41(9):1065-1072.
- [25] 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: A publication of the IEEE Control Systems Society, 2000, 8(4):695-708.
- [26] INAGAKI S, KUSHIRO I, YAMAMOTO M. Analysis on vehicle stability in critical cornering using phase-plane method[J]. JSAE Review, 1994, 16(2):216.
- [27] KO Y E , LEE J M . Estimation of the stability region of a vehicle in plane motion using a topological approach[J]. International Journal of Vehicle Design, 2002, 30(3):181-192.
- [28] SADRI S AND WU C. Stability analysis of a nonlinear vehicle model in plane motion using the concept of Lyapunov exponents[J]. Vehicle System Dynamics, 2013, 51(6):906-924.
- [29] 岳伟,郭戈. 自主车队的非线性建模与控制[J]. 控制与决策, 2009, 24(7):996-1000.
- [30] 李以农,卢少波,郑玲,等. 车辆弯道变速行驶时的纵横向耦合控制研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(23):5524-5528.
- [31] H. YU, L. GÜVENC, AND Ü. ÖZGÜNER. Heavy duty vehicle rollover detection and active roll control[J]. Vehicle system dynamics, 2008, 46(6):451-470.
- [32] ADI TECHNICAL STAFF. Seventeen-degree-of-freedom motor vehicle simulation[R]. Application Report, 1976.
- [33] 武建君. 商用车队列行驶控制与节能机理研究[D]. 吉林大学,2021.002272.

- 
- [34] CHENZHI. Autonomous intelligent cruise control[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 1993, 42(4):657-672.
- [35] GATTAMI A, AL ALAM A, JOHANSSON K H, ET AL. Establishing safety for heavy duty vehicle platooning: a game theoretical approach[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2011, 44(1):3818-3823.
- [36] 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.
- [37] QIN W B, GOMEZ M M, OROSZ G. Stability and Frequency Response Under Stochastic Communication Delays With Applications to Connected Cruise Control Design[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(2):388-403.
- [38] WU Y , LI S E , CORTES J , ET AL. Distributed sliding mode control for nonlinear heterogeneous platoon systems with positive definite topologies[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2020, 28(4):1272-1283.
- [39] FENG G , LI S E , ZHENG Y , ET AL. Robust control of heterogeneous vehicular platoon with uncertain dynamics and communication delay[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2016, 10(7):503-513.
- [40] PENG Y F . Adaptive Intelligent Backstepping Longitudinal Control of Vehicle Platoons Using Output Recurrent Cerebellar Model Articulation Controller[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(3):2016-2027.
- [41] HUIPING LI, SHI Y , YAN W . Distributed receding horizon control of constrained nonlinear vehicle formations with guaranteed  $\gamma$ -gain stability[J]. Automatica, 2016, 68:148-154.
- [42] 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.
- [43] ZHENG Y , LI S E , LI K . Distributed model predictive control for heterogeneous vehicle platoons under unidirectional topologies[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2017, 25(3):899-910.

- 
- [44] YU S, CHEN H, FENG Y . Nash optimality based distributed model predictive control for vehicle platoon[C]. IFAC-PapersOnLine, 2020, 53(2):6610-6615.
- [45] YAN M, MA W, ZUO L. Dual-mode Distributed Model Predictive Control for Platooning of Connected Vehicles with Nonlinear Dynamics[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2019, 17(12):3091-3101.
- [46] WU S J , CHIANG H H , PERNG J W. The Heterogeneous Systems Integration Design and Implementation for Lane Keeping on a Vehicle[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2008, 9(2):246-263.
- [47] RAIMONDI F M , MELLUSO M . Fuzzy Motion Control Strategy for Cooperation of Multiple Automated Vehicles With Passengers comfort[J]. Automatica, 2008, 44(11):2804-2816.
- [48] ONIEVA E , NARANJO J E , V MILANES. Automatic Lateral Control for Unmanned Vehicles Via Genetic Algorithms[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1):1303-1309.
- [49] GUO J , HU P , LI L. Design of Automatic Steering Controller for Trajectory Tracking of Unmanned Vehicles Using Genetic Algorithms[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 61(7):2913-2924.
- [50] ENACHE N M , MAMMAR S , NETTO M . Driver Steering Assistance for Lane-Departure Avoidance Based on Hybrid Automata and Composite Lyapunov Function[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010, 11(1):28-39..
- [51] WANG J Y , TOMIZUKA M . Robust H<sub>∞</sub> lateral control of heavy-duty vehicles in automated system[J]. American Control Conference. IEEE, 1999:3671 - 3675.
- [52] MIN W C , RYU J H , LEE H S. Robust lateral controller design for an unmanned vehicle using a system identification method[J]. 2008 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. IEEE, 2008: 1177-1182.
- [53] LAN J, ZHAO D, TIAN D. Robust cooperative adaptive cruise control of vehicles on banked and curved roads with sensor bias[C]. 2020 American Control Conference (ACC). IEEE, 2020:2276-2281.

- [54] RAJAMANI R , TAN H S , LAW B K. Demonstration of integrated longitudinal and lateral control for the operation of automated vehicles in platoons[J]. IEEE transactions on control systems technology: A publication of the IEEE Control Systems Society, 2000, 8(4):695-708.
- [55] MOON S, CHO W, YI K. Intelligent vehicle safety control strategy in various driving situations[J]. Vehicle System Dynamics, 2010, 48(1):537-554.
- [56] LIM E H M , HEDRICK J K . Lateral and longitudinal vehicle control coupling for automated vehicle operation[C]. Proceedings of the 1999 American Control Conference. IEEE, 1999, 5:3676-3680.
- [57] KIANFAR R , ALI M , FALCONE P , ET AL. Combined longitudinal and lateral control design for string stable vehicle platooning within a designated lane[C]. 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). IEEE, 2014.
- [58] 王宪彬. 汽车驱动转向耦合分岔特征分析及驾驶稳定区域求解[D]. 长春:吉林大学,2014.
- [59] 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.DOI:10.27162/d.cnki.gjlin.2022.000771.
- [60] 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.
- [61] XIAO L , GAO F . Practical string stability of platoon of adaptive cruise control vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2011, 12(4):1184-1194.
- [62] GHASEMI, ALI, KAZEMI, ET AL. Stable decentralized control of a platoon of vehicles with heterogeneous information feedback[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(9):4299-4308.
- [63] 余伶俐,况宗旭,王正久,等. 智能车辆队列横纵向有限时间滑模控制[J]. 控制理论与应用,2021, 38(08):1299-1312.

- [64] CHEN H , ALLG ö WER F . A Quasi-Infinite Horizon Nonlinear Predictive Control Scheme for Stable Systems: Application to a CSTR[J]. IFAC Proceedings Volumes, 1997, 30(9):529-534.
- [65] FONTES F. A general framework to design stabilizing nonlinear model predictive controllers[J]. Systems & Control Letters, 2001, 42(2):127-143.
- [66] CHEN H , ALLG ö WER, F . A quasi-infinite horizon nonlinear model predictive control scheme with guaranteed stability[J]. Automatica, 1998,34(10):1205 - 1217.
- [67] YANG Y , MA F , WANG J , ET AL. Cooperative ecological cruising using hierarchical control strategy with optimal sustainable performance for connected automated vehicles on varying road conditions[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 275:1-15.
- [68] 刘延东. 基于自主学习的自动驾驶决策与控制研究[D]. 中国科学院大学(中国科学院深圳先进技术研究院), 2022.
- [69] 任玲. 基于强化学习的非线性系统优化控制研究[D]. 天津大学, 2020.
- [70] LIAN C , XU X , CHEN H , ET AL. Near-Optimal Tracking Control of Mobile Robots Via Receding-Horizon Dual Heuristic Programming[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 46(11):2484-2496.
- [71] XU X , CHEN H , LIAN C , ET AL. Learning-Based Predictive Control for Discrete-Time Nonlinear Systems With Stochastic Disturbances[J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems, 2018, 29(12):1-12.
- [72] ZHANG H , LUO Y , LIU D . Neural-Network-Based Near-Optimal Control for a Class of Discrete-Time Affine Nonlinear Systems With Control Constraints[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(9):1490-1503.