

分 类 号: TP273

研究生学号: 2018522057

单位代码: 10183

密 级: 公 开



吉 林 大 学

硕 士 毕 业 论 文

磁流变半主动悬架道路预瞄模型预测控制策略研究

Research on Road Preview Model Predictive Control Strategy for
Magneto-rheological Semi-active Suspension

作者姓名: 徐明生

专 业: 控制理论与控制工程

研究方向: 悬架控制

指导教师: 于树友 教授

培养单位: 通信工程学院

2021 年 6 月

磁流变半主动悬架道路预瞄模型预测控制策略研究

Research on Road Preview Model Predictive Control
Strategy for Magneto-rheological Semi-active
Suspension

作者姓名：徐明生

专业名称：控制理论与控制工程

指导教师：于树友 教授

学位类别：学术型硕士

答辩日期：2021年5月29日

吉林大学硕士学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交学位论文，是本人在指导教师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：徐明生

日期：2021年6月1日

关于学位论文使用授权的声明

本人完全了解吉林大学有关保留、使用学位论文的规定，同意吉林大学保留或向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅；本人授权吉林大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文和汇编本学位论文。

（保密论文在解密后应遵守此规定）

论文级别： 硕士 博士

学科专业： 控制理论与控制工程

论文题目： 磁流变半主动悬架道路预瞄模型预测控制策略研究

作者签名：徐明生

指导教师签名：于树友

2021年6月1日

作者联系地址（邮编）： 吉林大学通信工程学院（130025）

作者联系电话： 13756034754

摘要

磁流变半主动悬架道路预瞄模型预测控制策略研究

学生姓名：徐明生

专业名称：控制理论与控制工程

指导教师：于树友 教授

随着技术的发展和社会的进步，人们对汽车乘坐舒适性提出了越来越高的要求。被动悬架的弹性元件的刚度与减振器的阻尼的设计是针对特定的路况进行的，不可避免的在某些路况下出现减振性能恶化，难以在提高乘坐舒适性上取得突破性进展。磁流变阻尼器半主动悬架是一种有着广阔的应用前景的悬架。它能满足多种路面激励下对乘坐舒适性的要求，同时具有可控性好、能耗低、阻尼力连续可调、响应迅速等优点。但是，作为悬架执行器的磁流变阻尼器具有较强的滞环特性，其建模与控制器设计难度较大。目前，大多数半主动悬架的控制算法都是基于当前车辆状态计算控制输入，并未考虑前方路面信息。另外，半主动控制算法在优化控制输入时，也很少考虑系统的约束问题。本文对磁流变半主动悬架系统的研究采用分层控制策略，下层为解决磁流变阻尼器的非线性控制问题设计了前馈—反馈结构的控制器，上层为一种考虑路面信息且易于实现的半主动悬架预瞄控制算法。主要研究内容包括以下几个方面：

1、磁流变阻尼器建模与控制器设计

首先，对关键部件磁流变阻尼器进行外特性测试，得到了不同控制电流下的磁流变阻尼器的输出阻尼力与活塞运动位移、速度的实验数据。采用双隐层BP神经网络辨识得到了磁流变阻尼器的正向模型，并进行了验模。采用辨识方法得到了磁流变阻尼器正向神经网络模型的输出阻尼力与实际阻尼力之间的传递函数，并与正向神经网络串联构成了Hammerstein模型，通过仿真实验验证，所建立的Hammerstein模型精度要高于单纯的神经网络正向模型。采用另一个双隐层BP神经网络辨识得到了磁流变阻尼器的逆向模型，将其作为前馈控制器。根据磁流变阻尼器Hammerstein模型中的传递函数模型设计了LQR控制器，与神经网络求逆前馈控制器组成前馈—反馈结构。因为Hammerstein模型中线性部分的状态是辨识出来的，在实际的磁流变阻尼器中并不存在，因此搭建了一个全维观测器来观察线性部分的状态。仿真分析表明：相比于只有前馈求逆控制器和引入PID控制器，带有全维观测器的LQR控制器能降低多数情况下的跟踪误差。

2、道路预瞄模型预测控制器设计

针对磁流变半主动悬架的上层控制问题，融入路面信息，实现基于道路预瞄的预测控制。取代表乘坐舒适性的车身垂直加速度为控制输出，取表征安全的操纵稳定性的轮胎动载荷和表征机械限制的悬架动行程为约束输出，同时考虑执行器——磁流变

阻尼器的输出上下限，根据道路预瞄的思想将路面信息——路面高度变化率作为可测时变干扰，设计了道路预瞄模型预测控制器。仿真实验表明，相比于被动悬架，所设计的道路预瞄模型预测控制器均可以在保证安全且满足阻尼力和动行程约束的条件下提高乘坐舒适性；与PID结合神经网络求逆控制器对比，LQR结合神经网络求逆可以进一步提升悬架性能。

关键词：

半主动悬架，磁流变减振器，Hammerstein模型，模型预测控制，道路预瞄

Abstract

Research on Road Preview Model Predictive Control Strategy for Magneto-rheological Semi-active Suspension

Candidate: MingSheng Xu

Specialty: Control Theory and Control Engineering

Supervisor: Prof. Shuyou Yu

With the development of technology and the progress of society, people have put forward higher and higher requirements for the comfort of cars. The stiffness of the elastic element of the passive suspension and the damping of the shock absorber are designed for specific road conditions. It is inevitable that the damping performance will deteriorate under certain road conditions, and it is difficult to make breakthrough progress in improving ride comfort. Magnetorheological damper semi-active suspension is a suspension with broad application prospects. It can meet the requirements for riding comfort under a variety of road surface excitations, and at the same time has the advantages of good controllability, low energy consumption, continuously adjustable damping force, and rapid response. However, the magnetorheological damper as a suspension actuator has strong hysteresis characteristics, and its modeling and controller design are difficult. At present, most control algorithms for semi-active suspensions calculate control inputs based on the current vehicle state, and do not consider the road surface information ahead. In addition, semi-active control algorithms rarely consider system constraints when optimizing control input. In this paper, the study of magnetorheological semi-active suspension system adopts a hierarchical control strategy. The lower controller designs a feedforward-feedback structure controller to solve the nonlinear control problem of magnetorheological damper, and the upper controller is a semi-active suspension preview control algorithm that considers road surface information and is easy to implement. The main research content includes the following aspects:

1. Magneto-rheological damper modeling and controller design

First, the external characteristics of the key component magnetorheological damper are tested, and the experimental data of the output damping force of the magnetorheological damper and the displacement and velocity of the piston movement under different control currents are obtained. The forward model of the magnetorheological damper was obtained by using double hidden layer BP neural network identification, and the model was verified. The transfer function between the output damping force of forward neural network model and the actual damping force is obtained by the identification method. The Hammerstein model is formed

by the transfer function in series with the forward neural network. The simulation experiment verifies that the accuracy of the Hammerstein model is higher than the pure neural network forward model. Then, another double hidden layer BP neural network was used to identify the inverse model of the magnetorheological damper, which was used as a feedforward controller. The LQR controller is designed according to the transfer function model in the Hammerstein model of the magnetorheological damper, and it forms a feedforward-feedback structure with the neural network inversion feedforward controller. Because the state of the linear part in the Hammerstein model is identified and does not exist in the actual magnetorheological damper, a full-dimensional observer is built to observe the state of the linear part. The simulation analysis shows that compared with only the feedforward inversion controller and the introduction of the PID controller, the LQR controller with a full-dimensional observer can reduce the tracking error in most cases.

2. Design of Road Preview Model Predictive Controller

Aiming at the upper control problem of magneto-rheological semi-active suspension, the road information is integrated to realize predictive control based on road preview. The vertical acceleration of the vehicle body, which replaces the ride comfort, is the control output, and the dynamic load of the tire, which characterizes safe handling and stability, and the suspension stroke, which characterizes the mechanical limitation, are used as the constraint output. At the same time, the output of the actuator—magneto-rheological dampers' upper and lower limits is considered. The road preview model predictive controller is designed by taking the road surface information—the rate of change of road height as a measurable time-varying interference based on the idea of road preview. Simulation experiments show that, compared with passive suspension, the designed road preview model predictive controller can improve ride comfort while ensuring safety and meeting damping force and dynamic stroke constraints; compared with PID combined with neural network inversion controller, LQR Combining neural network inversion can further improve suspension performance.

Key Words:

Semi-active Suspension, Magneto-rheological Damper, Hammerstein Model, Model Predictive Control, Road Preview

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	3
1.2.1 悬架预瞄控制算法研究现状	3
1.2.2 磁流变阻尼器建模及控制方法研究现状	4
1.3 主要研究内容	6
第2章 磁流变半主动悬架建模	8
2.1 半主动悬架建模	8
2.2 磁流变阻尼器外特性测试	9
2.3 路面输入建模	13
2.3.1 随机路面建模	13
2.3.2 凸包路面建模	15
2.3.3 路面建模结果	15
2.4 悬架评价指标	16
2.5 本章小结	17
第3章 磁流变阻尼器的建模与控制器设计	18
3.1 磁流变阻尼器Hammerstein建模	18
3.1.1 磁流变阻尼器正向神经网络辨识	19
3.1.2 磁流变阻尼器逆向神经网络辨识	22
3.1.3 MRD的NN-ARX结构Hammerstein模型建立	25
3.2 带有全维观测器LQR控制器设计	28
3.2.1 跟踪问题LQR控制器设计	28
3.2.2 全维观测器设计	30
3.2.3 仿真结果分析	31
3.3 本章小结	33
第4章 半主动悬架道路预瞄预测控制器设计	34
4.1 模型预测控制原理	35
4.2 道路预瞄模型预测控制器设计	35

4.3	联合仿真结果分析	38
4.3.1	随机路面下控制器效果验证	39
4.3.2	凸包路面下控制器效果验证	43
4.4	本章小结	47
第5章	全文总结与展望	48
5.1	全文总结	48
5.2	未来工作展望	48
	参考文献	50
	作者简介及研究成果	57
	致谢	58

第1章 绪论

1.1 课题研究背景及意义

伴随着飞速发展的国民经济，与此同时人们生活水平也在逐步提升，人们对于汽车的需求量也与日俱增，汽车在当今社会已然成为人们外出的最主要交通工具。汽车工业对我国综合实力的发展及社会的进步产生了重要的推进作用，正在逐步转变成为我国的一大支柱性产业。与此同时，人们对汽车的总体性能的要求也越来越高，悬架系统的性能的好坏会直接影响到汽车的乘坐舒适性、操纵稳定性及行驶安全性等多种性能。因此，目前关于悬架的设计和研发已经成为汽车领域研究的重点。

悬架是汽车的车身与车桥之间所有传力连接装置的总称，通常是由弹性元件，导向机构和减振器三部分构成。其主要作用是将路面作用于汽车车轮上的垂直、侧向及纵向方向的力和力矩传递到车身上，以衰减来自路面的载荷冲击，减小车轮的不规则振动，从而提高车辆行驶的平顺性及安全性并减少对货物的损坏。

悬架控制中有两个相互矛盾的目标，乘坐舒适性和行驶安全性之间的矛盾^[1]，乘坐舒适性和悬架动行程之间的矛盾^[2]。第一个矛盾体现为，当车辆行驶在崎岖不平路面上，车轮的不规则上下跳动会使得车轮与道路之间的接触力不断变化。剧烈的车轮运动会加剧车轮有离开地面的风险，此时车轮将与路面分离，行驶安全性无法实现。当然，若想保持车轮与地面之间具有良好的接触力，则需要较硬的减振器来减小车轮上下跳动。但是，较硬的减振器会更容易的将路面起伏传递到车身，将会降低乘坐舒适性。第二个矛盾表现为，若是采用较软的减振器，虽然可以达到更好过滤路面起伏的效果，可以获得很好的舒适性，但会提高悬架行程的需求，使得悬架撞击限位块的几率提高，这便是矛盾二。传统的被动悬架其刚度系数和阻尼系数不能随着汽车的行驶车速及路面状态的改变而自我调节阻尼力，其控制率固定，动态性能有限，仅能保证车辆在调节好的情况下性能最优，调节两个矛盾的能力有限，同时因为没有可调的作动器，其减振能力非常有限，已然不能满足人们的需求。

最近几年，为了尽量克服传统被动式悬架的不足，国内外大量专家、学者提出了诸如：悬架可变刚度弹簧，车身高度可调等优化设计方法。此类方法虽然可以取得一定程度的效果，但是仍没有根本上解决被动悬架固有的缺陷和不足。同时，仅仅通过参数优化的方法和改变被动悬架的结构措施来提高悬架的性能，已经达到上限，因

此，研究能够依据汽车行驶状况而实现实时性能调节的智能悬架成为人们研究的重点^[3]。

目前，智能悬架系统可以分为主动悬架系统和半主动悬架系统两种。其中主动悬架系统是用力发生器部分或完全的取代传统被动悬架中的弹簧和减振器，然后由中央控制单元ECU根据预先设定的控制算法，实时计算并对力发生器发出指令，从而改变悬架的刚度及阻尼系数。实践研究表明，尽管主动悬架能极大地提高车辆的减振性能，但是它的结构比较复杂、造价较高且耗能大，而当今国家大力倡导新能源汽车，主动悬架耗能大的问题导致其不利安装在新能源汽车上。半主动悬架系统是由可变参数弹簧和阻尼可调的阻尼器组成，其在外界输入较少能量的情况下就能改变悬架的刚度或阻尼系数，并且在多数情况下半主动悬架均能达到接近主动悬架的性能要求，另外其造价相对低廉，能耗低、结构简单可靠，所以目前对于半主动悬架系统的应用及研究遥遥领先于主动悬架系统^[4]。

半主动悬架系统控制方式通常可以分为阻尼控制和刚度控制两类，由于阻尼控制在实践过程中更易实现，因此目前常常采用可变阻尼减振器来改变悬架的阻尼系数。其实现途径有两种：其一是改变节流口的孔径大小，该调节一般采用电液或电磁技术，但它存在体积大、响应慢、结构复杂等缺点；其二是采用功能材料（如磁流变液或电流变液），通过改变液体粘度系数来实现阻尼力的调节，它具有能耗低、响应快、结构简单等优点^[5]。与电流变液相比，磁流变液在磁场屈服应力、稳定性、能耗、温度适应范围等方面性能优势更为明显，因此，基于磁流变液的半主动悬架成为了目前智能悬架研究的热点。许多中高端车辆上已配置了半主动悬架系统，如别克君越、奥迪A8、BMW7 Series等。因此在现有较完备的半主动硬件系统的基础上，开发高性能的控制算法成为值得研究的重要方面。

半主动悬架的控制问题的核心是控制算法，其在最近的几年得到了广泛和深入的研究^[6-7]。为了实现最大程度的改善车辆的行驶性能，大量控制算法应用于悬架系统，从以天棚控制为代表的经典控制到以最优控制为代表的现代控制，再到以模糊控制为代表的智能控制等。这些方法的一个共同点是全部性能要求加权后合并为一个单一的目标函数，求其最小得到一个最(次)优控制器。但是，选择加权系数协调相互冲突的要求得到满意的性能并不容易。在主动悬架控制中，只有乘坐舒适性需要最小化，其他的是要求相应的变量不超出给定范围，属于时域硬约束。因此，可将主动悬架控制问题归结为有时域硬约束的干扰抑制问题^[8]。半主动悬架和主动悬架同属于智能悬架，只是作动器不同而已，受影响的执行器的控制算法不同，因此半主动悬架的控制问题同样可以归结为有时域硬约束的干扰抑制问题。针对主动悬架，文章[9]采用状态反馈的设计方法。但是，在可控悬架系统中状态往往不是全部能直接测量的，因此，文献[10]在多目标控制的框架下，提出一种主动悬架的 H_2 /广义 H_2 输出反馈控制方法，并

以半车模型为例给出了完整的控制器设计和闭环系统分析。然而，上述绝大部分控制均没有考虑前方的路面状况，均是基于当前的车辆状态决定未来的控制输入，即事后控制。目前，限制主动和半主动悬架性能进一步提高的重要因素是对前方路面信息的缺乏。近年来，雷达、声纳、激光传感等电子科技及智能交通的发展，使得路面预瞄技术通过传感设备或车辆通讯均能得以实现^[11, 12]。预瞄技术与可控悬架的结合极具发展潜力，因此悬架控制可以结合路面信息进一步改善车辆性能。

本文旨在建立一种考虑路面信息的半主动悬架预瞄控制算法，针对半主动预瞄控制问题，将路面信息与半主动控制相结合，合理选取控制参数来在保证车辆稳定的前提下尽可能的提高乘坐舒适性，为汽车悬架的智能化发展提供方案。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 悬架预瞄控制算法研究现状

由于早期在车辆上安装的传感器不能够做到良好的感知道路信息，道路信息预瞄控制在车辆上的应用较少，更多是非预瞄控制。现将非预瞄控制进行一个简要的介绍，便于与后文总结预瞄控制作对比。Karnopp提出的天棚^[13]控制算法，是半主动悬架最早期的控制算法，现在提出的控制算法都是将其作为比较对象，捷克学者Valasek提出了与sky-hook的控制原理相似的地棚控制算法^[14]，通过把虚拟减振器安装在了固定坐标系与非簧载质量之间达到减小非簧载质量相对地面的垂向运动的目的。悬架最优控制^[15, 16]以车辆状态变量如：簧载质量加速度、悬架动行程、轮胎动变形等的均方根值（RMS）作为性能指标，与悬架的能耗指标加权后得到最优控制的目标函数。通过求解黎卡提方程得到最优控制变量。由于在最优控制推导过程中没有考虑系统约束，包括减振器可调范围、悬架动行程限制等。针对存在的软硬约束，文章[17]对比研究了混合模型预测控制（MPC）和剪切最优控制，发现模型预测控制可以将路面信息和悬架系统的约束考虑在内，然后进行滚动优化，得到每一步的最优控制输入。其他研究人员的成果^[18, 19]同样证明了采用MPC控制的半主动悬架能够实现较好的控制效果。针对簧载质量不确定性，文章[20]设计了 H_∞ 控制器，并实现了控制整车的磁流变减振器。文[21]设计了基于四分之一车的 H_2 控制器。仿真证明，该控制器其具有良好的鲁棒性的同时还可以减小底盘垂向加速度的均方根值，但对悬架动行程和轮胎动挠度有负面影响。Du等人^[22]针对四分之一车辆模型中设计了静态输出反馈 H_∞ 控制器，仿真证明，该控制器可与MR减振器的多项式模型相结合，可以实现与主动悬架相似的性能。

预瞄控制的概念最先由Bener^[23]根据Wiener滤波器的概念提出,并应用于单自由度的悬架中。M. Tomizuka^[24]在Bender的基础上提出了离散最优控制,得到更一般化的预瞄问题的解,提高了预瞄控制的实际应用性。R.S.Sharp^[25, 26]针对半车模型的主动悬架,以前轮为后轮提供预瞄,研究表明通过轴间预瞄能够提高车辆后轴的性能。吉林大学的喻凡和郭孔辉^[27]提出了一种结合卡尔曼滤波器的主动悬架的轴间预瞄控制策略,实验结果表明该策略能同时改善整车及后轴的性能,另外研究指出预瞄时间的长短将严重影响车辆的性能。同为吉林大学的秦民等^[28]将轴间预瞄和最优控制结合基于半车模型进行仿真,研究了影响预瞄效果中各种因素如:点数、位置、权重等。国内其他院校也对预瞄控制进行了研究,中南大学的刘少军^[29]以主动悬架半车模型为基础,对比了部分预瞄和完全预瞄控制对车辆性能的影响,研究表明完全预瞄性能更佳,而部分预瞄经济性更佳。路面预瞄可自然融合于模型预测控制(MPC),其滚动优化的特征使得其适于处理路面信息可知的智能悬架控制问题。K.J.Hedrick^[30]应用模型预测控制于主动悬架预瞄控制中,仿真结果表明引入预瞄信息能极大的改善车辆的性能。Cho^[31]应用MPC处理主动悬架道路预瞄和悬架动行程约束,研究表明结合了预瞄的MPC控制器相对于天棚控制能很大程度的改善舒适性和操纵性,满足动行程的约束范围。半主动悬架系统因其复杂的非线性和约束特性,应用在半主动悬架的模型预测控制策略只在最近几年来才开始研究。Gordon^[32]通过频域分析方法研究了预瞄时间对半主动悬架性能影响,其研究参考了模型预测控制的思想。Canale^[33]提出了基于非线性MPC近似方法,该方法可以提高计算速度,与天棚和最优控制对比,非线性MPC的性能更佳。Gohrle^[34]采用三种不同的方法处理半主动约束并且获得相近的控制效果,提出优化作动器和阻尼器的力能可使安装并联可调阻尼器的半主动悬架获得更好的性能。

上述研究中预瞄控制的应用主要集中在线性结构的主动悬架中,对于半主动悬架而言,其执行器非线性更强,控制器设计更加复杂,因此有必要进一步研究半主动悬架的预瞄控制问题。

1.2.2 磁流变阻尼器建模及控制方法研究现状

磁流变减振器的建模是半主动悬架建模中的难点。由于磁流变减振器具有复杂的非线性结构,致使应用流变力学理论推导其阻尼特性极为复杂和困难。为了更准确地描述磁流变减振器的非线性特性,国内外学者对磁流变阻尼器建模进行了大量的研究。减振器的动态模型可分为非参数模型和参数模型两类。

磁流变阻尼器的参数化动力学模型^[35, 36]结构相对简单,结构都是由相应的物理量构成,建立参数化力学模型的过程:首先对磁流变阻尼器的实际特性充分了解,并对

实验数据进行分析和研究,掌握其规律,总结得到一般的规律,然后用一般的数学方程来描述磁流变阻尼器表现出来的力学现象,那么尽可能的将方程的每一项参数都有相对应的物理量来表示,从而最大可能的去描述磁流变阻尼器的非线性的迟滞特性。参数化模型有Bingham模型及修正模型^[37,38],Bouc-Wen模型及修正模型^[39]、非线性双粘性滞回模型^[40]模型等。

参数模型的通病是简单的模型不够精确,精确的模型过于复杂,需要辨识的参数较多,在以上参数化模型中修正Bouc-Wen模型是建模效果较好的一种,但是其需要辨识的参数有14个不利于辨识且模型较复杂不利于控制。另外参数化模型在建模过程中均未考虑电流,均是辨识不同电流下的模型,然后建立模型参数与电流的关系,通过辨识的手段获得各参数与电流关系,通过阅读文献,各系数与电流的关系并不明确,仅用一次函数的线性关系很难获得系数与电流的精确关系,而二次、三次、甚至更高次函数非线性函数关系辨识系数与电流关系,则在模型求逆的时候会涉及根的判别,甚至无法获得逆模型,只能求得近似解。因此,参数化模型不利于涉及控制器。

非参数建模方法是基于设备测试数据和设备的工作机理,分析设备的原理进行描述特征。磁流变阻尼器的非参数化模型^[41]可以避免参数的一些缺陷,具有很强的适应性,可运用于线性、非线性和滞后系统。由于非参数化模型精度高,适应性强的特点,在当今研究运用比较多。在现有的研究中提出了许多磁流变阻尼器的非参数化模型,包括多项式模型^[42]、黑盒模型^[43]、神经网络模型^[44,45]、模糊模型^[46]等。其中以神经网络模型为主。

文献[47]基于磁流变阻尼器的动力学试验数据,提出贝叶斯推理分析框架下的非线性自回归神经网络技术建立磁流变阻尼器的动态模型,通过网络结构优化和正则化学习算法的结合以有效地提高模型的预测精度和泛化能力。文献[48]对比了双曲正切模型和神经网络模型的建模效果,结果表明神经网络模型要好于双曲正切滞回模型,但后者阻尼力表达式形式简单,更易于程序化。文献[49]建立了含有一个隐含层的BP神经网络,采用当前时刻和前一时刻的位移、速度、电流和前一时刻的阻尼力作为神经网络的输入,当前阻尼力作为输出,实验结果表明所建立的模型精度较高,计算简便。文献[50]根据磁流变减振器的非线性特性,提出磁流变减振器广义回归神经网络(GRNN)模型辨识方法,利用台架试验获取的力学特性数据,建立磁流变减振器广义回归神经网络正、逆模型,并与反向传播神经网络(BPNN)模型进行比较。结果表明:通过合理选取网络变量并优化光滑因子,GRNN模型能准确预测磁流变减振器的阻尼力和控制电流,其正、逆模型辨识精度优于BPNN模型。文献[51]采用自适应神经模糊系统建立位移、速度对阻尼力的非线性表达模型,用参数化方法描述阻尼力随电压及速度的变化输出模型。研究表明,此建模方法能较好逼近磁流变液阻尼器试验结果并反映其非线性特性,便于实际控制,且可减少计算工作量。文献[52]对目前已有的

各种MRD参数模型的修正改进型进行了详细综述，分析了各种参数模型建模方式的特点，并讨论了MRD建模研究中还有待解决的问题。

磁流变控制算法以求逆为主，文献[53]采用前馈逆补偿策略来控制磁流变模型，但是在建立阻尼力与控制电流的函数关系时采用分数阶函数代替迟滞环，虽然采用补偿策略但是其控制精度不会很高。文献[54]提出将LQG与NNMPC算法结合来进行半主动控制，其中LQG控制器来产生期望阻尼力，NNMPC产生磁流变阻尼器的控制电压，然后用一个SANC网络替代整个控制器，实验结果表明所设计的控制要强于被动开关控制。文献[55]建立电流相关磁流变阻尼器模型并设计变增益模糊控制器，针对以磁流变阻尼器为半主动控制元件的2自由度1/4车辆悬架系统，设计变增益模糊控制器，通过增益改变来适应路面随机激励的变化。仿真结果表明，变增益模糊控制器可对基于磁流变阻尼器的半主动控制悬架实现有效减振控制。文献[56]基于修正的磁流变阻尼器Bouc-Wen力-速度模型，建立了磁流变悬架动力学系统。根据非线性系统稳定性理论发现了系统发生混沌的可能性。给出全局分岔图和Lyapunov指数谱图，得到了系统随参数变化呈现出的周期振动、概周期振动和混沌运动交替出现的复杂非线性动力学行为，以及经由倍周期分岔、鞍结分岔以及逆向倍周期分岔通向混沌的演化过程。以理想线性模型为参考，提出了基于运动状态追踪的滑模控制方法，有效地将系统混沌运动镇定到稳定的周期状态。京航空航天大学郭大蕾建立了神经网络间接自适应控制器来对磁流变阻尼器的半主动悬架进行控制，结果显示其控制效果良好^[57]。

1.3 主要研究内容

如何在保证车辆行驶安全性的前提下极大程度的提高乘坐舒适性是悬架控制的主要问题，磁流变半主动悬架的迟滞特性对其建模与控制都是一个挑战，如何能实现磁流变半主动悬架的精确控制是本文的研究重点。

为了实现以上研究内容，论文主要分为以下几部分内容：

第2章首先建立1/4车半主动悬架的状态空间模型，作为第四章模型预测控制器设计的预测模型。其次对磁流变阻尼器进行了外特性测试，获得的磁流变阻尼器的控制电流，活塞运动位移及速度，阻尼力的实验数据，作为第三章神经网络模型辨识数据。然后，建立随机和凸包两种路面模型，用以检验控制效果。最后介绍了悬架的评价指标，用以引出第四章的控制问题。

第3章针对半主动悬架的执行器——磁流变阻尼的建模与控制问题，首先，依据第二章获得的磁流变阻尼器的测功数据，采用神经网络辨识的方法分别得到了磁流变阻尼器的正向、逆向模型，然后，采用数据辨识的方法得到正向神经网络输出阻尼力与

实际阻尼力的传递函数模型，将传递函数模型与正向神经网络模型串联得到了磁流变阻尼器的Hammerstein模型。根据Hammerstein模型中传递函数模型设计了跟踪LQR控制器，用来抑制扰动。搭建了一个全维观测器来观察线性部分的状态用来解决线性部分状态在实际的磁流变阻尼器中并不存在的问题。通过仿真实验了所设计的带有全维观测器的跟踪LQR控制器可以同时抑制高频、低频扰动同时能降低多数情况下的跟踪误差。

第4章本章节针对磁流变半主动悬架的上层控制问题，取代表乘坐舒适性的车身垂直加速度为控制输出，取表征安全的操纵稳定性和表征机械限制的悬架动行程为约束输出，同时考虑执行器——磁流变阻尼器的输出上下限，融入路面信息，根据道路预瞄的思想将路面信息——路面高度变化率作为可测时变干扰，设计了道路预瞄模型预测控制器。通过仿真实验，与被动悬架对比，底层采用第三章的神经网络求逆控制器能够在优化线求解的道路预瞄模型预测控制器可以在保证安全且满足阻尼力和动行程约束的条件下提高乘坐舒适性；然后进一步对比了底层为LQR结合求逆和PID结合求逆控制下的悬架性能，LQR控制器可以进一步提升悬架性能。

第5章对全文进行总结与展望。

第2章 磁流变半主动悬架建模

车辆在路面行驶时，构成了“路面—汽车—人”的闭环系统，由路面不平导致的车辆振动通过车轮、悬架传递到人体，人体根据振动情况和自身的身体心理状况产生不同程度的不适感^[58]。悬架设计及控制的目的是尽可能的减少这种不舒适性，同时保持车辆行驶的安全性及车辆机械机构的安全性。本章首先建立了四分之一车半主动悬架模型，然后针对半主动悬架的关键部件——减振器进行外特性测试，之后建立了两种常见的路面模型，作为检验控制器控制效果的标准，最后阐述了悬架性能评价方法，便于引出第四章的控制问题。

2.1 半主动悬架建模

四分之一车辆模型被广泛应用于研究不同类型悬架的垂向动力学。该模型结构简单，却可以包含悬架性能评价的所有参数，同时涉及的车辆参数少，便于进行动力学分析。另外，该模型可以直接并且高效的得出控制器的参数的改变对车辆的性能产生的影响。与此同时此模型不涉及具体的结构参数，具有通用性。

假设^[59]：（1）将车身视为集中参数的无阻尼刚性弹簧质量；（2）车身以下、轮胎以上部件视为刚性非簧载质量；（3）忽略轮胎阻尼，仅考虑其刚度作用。

建立好的2自由度1/4车半主动悬架模型如图2.1所示：

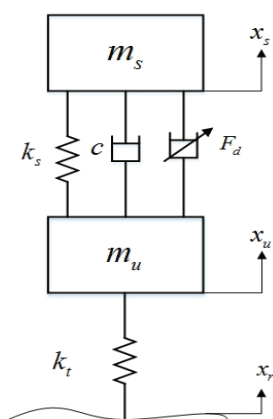


图 2.1 2自由度1/4车半主动悬架模型

以各变量的静平衡点为坐标原点，根据牛顿第二定律，得到车辆的动力学方程如

下:

$$\begin{cases} m_s \ddot{x}_s + c(\dot{x}_s - \dot{x}_u) + k_s(x_s - x_u) = F_d \\ m_u \ddot{x}_u + c(\dot{x}_u - \dot{x}_s) + k_s(x_u - x_s) + k_t(x_u - x_r) = -F_d \end{cases} \quad (2.1.1)$$

其中 m_s 为簧载质量, m_u 为非簧载质量, k_s 为悬架弹簧刚度, k_t 为轮胎刚度, x_s 和 x_u 分别为簧载质量和非簧载质量的位移, x_r 为路面位移输入。在被动悬架中, c 为悬架的阻尼; 在半主动悬架中, c 为磁流变阻尼器不可控阻尼, F_d 为磁流变阻尼器产生的可控阻尼力。

选择状态 x 为 $[x_s - x_u, \dot{x}_s, x_u - x_r, \dot{x}_u]^T$, 其中: $x_s - x_u$: 悬架动行程; \dot{x}_s : 簧载质量速度; $x_u - x_r$: 轮胎形变量; \dot{x}_u : 非簧载质量速度; 取控制输出 y_c 为簧载质量加速: $[\ddot{x}_s]$ (也可称为车身垂直加速度), 取约束输出 y_b 为 $[x_s - x_u, x_u - x_r]^T$, 扰动 d 为路面高度变化率 $[\dot{x}_r]$, 在有预瞄的前提下, 路面高度变化率实时可知。建立半主动悬架的状态空间方程如下:

$$\begin{cases} \dot{x} = A_c x + B_{cu} u + B_{cd} d \\ y_c = C_c x + D_c u \\ y_b = C_b x \end{cases} \quad (2.1.2)$$

其中:

$$\begin{aligned} A_c &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 \\ -\frac{k_s}{m_s} & -\frac{c}{m_s} & 0 & \frac{c}{m_s} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ \frac{k_s}{m_u} & \frac{c}{m_u} & -\frac{k_t}{m_u} & -\frac{c}{m_u} \end{bmatrix}, B_{cu} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{m_s} \\ 0 \\ -\frac{1}{m_u} \end{bmatrix}, B_{cd} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix} \\ C_c &= \begin{bmatrix} -\frac{k_s}{m_s} & -\frac{c}{m_s} & 0 & \frac{c}{m_s} \end{bmatrix}, D_c = \begin{bmatrix} \frac{1}{m_s} \end{bmatrix} \\ C_b &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.1.3)$$

选取车辆模型参数如表2.1:

表 2.1 车辆模型参数

参数	簧载质量	非簧载质量	弹簧刚度	轮胎刚度	不可控阻尼
符号	m_s	m_u	k_s	k_t	c
数值	345 kg	45 kg	22000 (N/m)	200000 (N/m)	1000 (N.s/m)

2.2 磁流变阻尼器外特性测试

磁流变减振器实物如图2.2所示, 为lord磁流变减振器元件。其结构图如图2.3所

示，其基本结构组成有：活塞杆，线圈，活塞，磁缸，补偿腔。磁流变阻尼器产生阻尼力的机理是：通过改变线圈中电流的大小产生可变磁场来改变磁流变液的粘弹特性，进而产生可变的阻尼力。



图 2.2 减振器实物

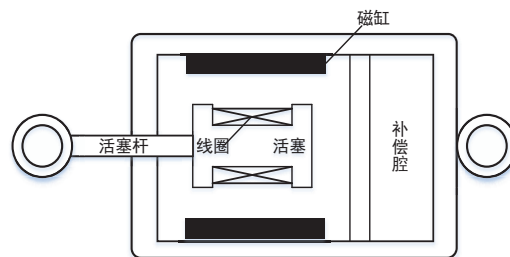


图 2.3 减振器结构图

采用如图2.4所示的MTS850试验台对磁流变减振器进行测试。



图 2.4 MTS850试验台

MTS850试验台可产生三角波、方波、正弦波。最大行程 $\pm 125\text{mm}$ ，力传感器最大量程为 25KN 。MTS测试试验台包括高压油源的控制，冷却水控制，底部气囊的充气是否能够避开共振峰横梁的操作等。实现了正弦，三角波，方波等运动控制。其作动部分为液压伺服系统，减少了电磁干扰等因素。整个减震器测试系统包括了液压伺服系统，冷却系统、控制和采集系统组成。液压系统提供高压油，为整个系统提供高

压油，高压油在液压系统的作用下，带动底部作动器运行，实现不同的工况；冷却系统，主要为MTS试验台高压油提供冷却；控制和采集系统用于控制作动器运动，设定工况以及采集力传感器信号，并对数据进行收集整理和分析。

磁流变减振器的阻尼特性受电流和活塞速度的影响，活塞运动速度与外部激励速度保持一致，本文以后提及的活塞运动速度与外部激励速度为一个变量。因此需要在不同的电流和活塞速度下对减振器进行正弦测试。参照汽车行业标准QC/T545-1999《汽车筒式减振器台架试验方法》^[60]对磁流变阻尼器进行特性测试，实验条件如下：

- (1) 推荐的幅值：根据减振器的总行程确定测试幅值为±20mm；
- (2) 测试速度：四组激励速度：0.052m/s、0.131m/s、0.262m/s、0.524m/s；
- (3) 试验方向：垂直方向；初始位置处于减振器中间位置。

依次通入控制电流：A、0.1A、...、0.9A、1.0A。获得磁流变阻尼器的特性曲线如图2.5-2.12所示，图中F是阻尼力，S是活塞位移，V是活塞运动速度，分别为0.052m/s、0.131m/s、0.262m/s和0.524m/s。

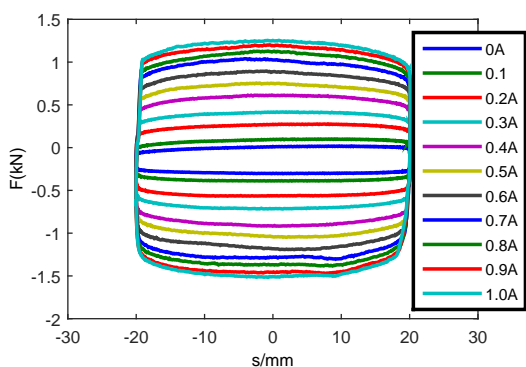


图 2.5 0.052m/s:F-S曲线

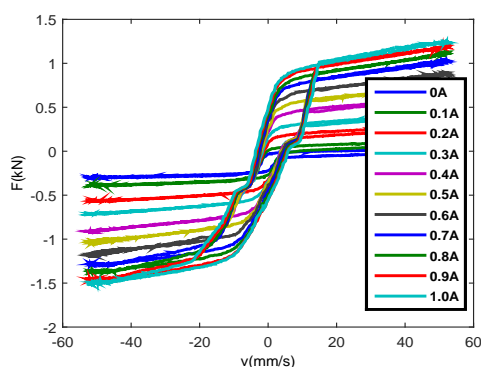


图 2.6 0.052m/s:F-V 曲线

可以从F-S曲线看出，无论是拉伸还是压缩行程，此磁流变减振器的示功曲线均非常饱满，表明该磁流变减振器具有良好的阻尼耗散特性。在各激励速度下，阻尼力均随线圈中电流值的增加而增加。由F-V曲线可以看出，磁流变减振器的阻尼力随速度变化表现出明显的滞回特性，且随着电流值的增加滞回圈变大，滞回现象更明显。在最低的速度下，正向运动时，阻尼力在[-100N, 1200N]内变化，负向运动时，阻尼力在[-1500N, -300N]内变化。在最大速度0.524m/s 情况下，正向运动时，阻尼力在[0N, 2000N]内变化，负向运动时，阻尼力在[-2500N, 0N]内变化。从F-S及F-V曲线可以看出，迟滞环左右、上下对称性较强，有一定的规律性，这是采用对称及修正参

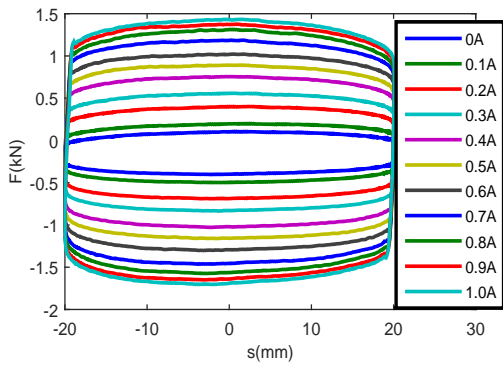


图 2.7 0.131m/s:F-S 曲线

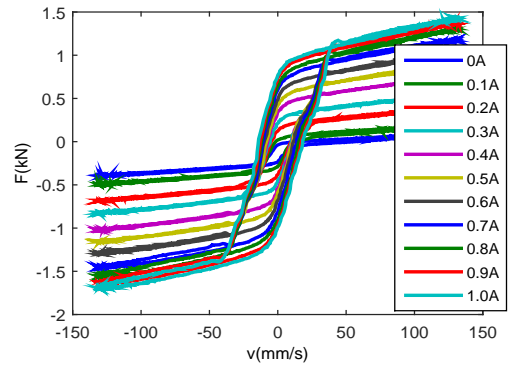


图 2.8 0.131m/s:F-V 曲线

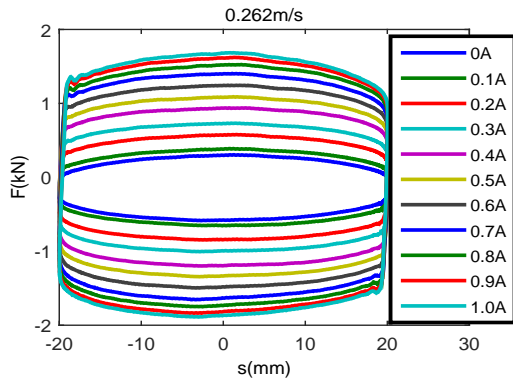


图 2.9 0.262m/s:F-S 曲线

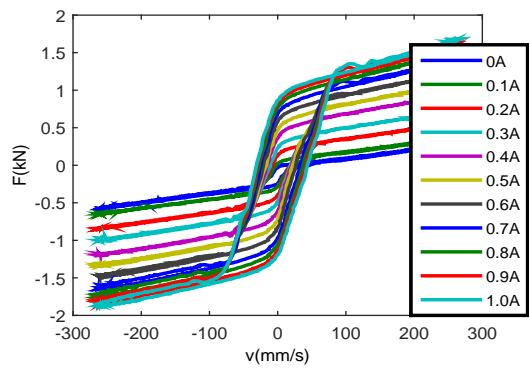


图 2.10 0.262m/s:F-V 曲线

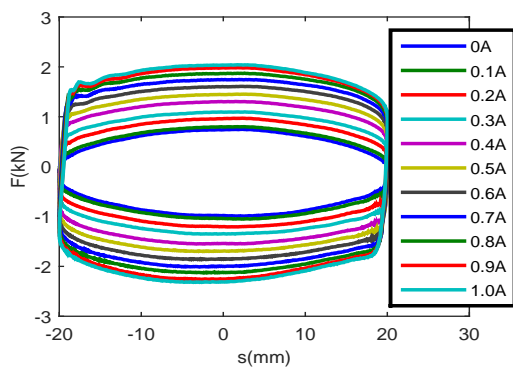


图 2.11 0.524m/s:F-S 曲线

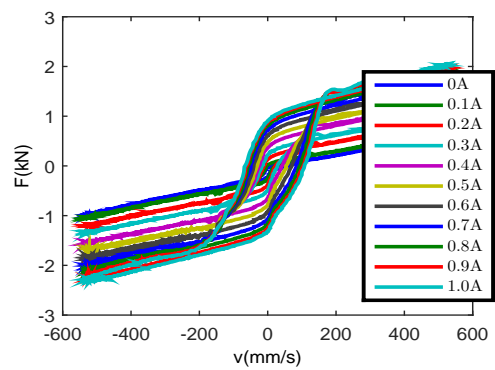


图 2.12 0.524m/s:F-V 曲线

数化模型如：非线性双粘模型，控制与滞环分离模型，Bouc-Wen模型等的依据。

综上所述，磁流变阻尼器的阻尼力主要受活塞运动速度和电流两个因素影响。活塞运动速度对阻尼器特性的影响：减振器阻尼力随速度的增大而增大，增大趋势成饱和非线性，即当速度增到一定程度时阻尼力即进入饱和区，从图中看，四组实验下，进入饱和区的速度（仅看正向速度）分别约为：20mm/s、50mm/s、100mm/s、200mm/s，基本为外部激励速度的一半，有一定的规律性；电流对阻尼特性的主要影响有：阻尼力随电流增大而增大，且增大趋势同样成饱和非线性，对比四组实验我们可以发现当电流大于0.8A，阻尼力增长减缓，即阻尼力与控制电流也呈现饱和非线性特性。

2.3 路面输入建模

在车辆垂向动力学研究中，合理的路面激励模型与车辆模型同样重要，常见的路面激励模型有随机路面激励模型和凸包路面激励模型；随机路面激励，时域内路面起伏情况是随机变化的，与真实路面不平度情况最接近；凸块激励用来模拟真实路面中的凸起，例如减速带、井盖、石块等。

2.3.1 随机路面建模

路面不平度是造成车辆振动的主要原因，因此大部分车辆平顺性研究均以之作为车辆系统的扰动输入。在工程应用中，常将路面相对于基准的高度沿道路走向长度的变化称为不平度函数，空间函数以 $q(l)$ 表示，时域表示为 $q(t)$ ^[61]。测得的路面不平度数据经数据处理后可得到不平度功率谱，根据国际标准化文件和国内的GB7031标准，路面功率谱密度^[62]采用下式表达：

$$G_q(n) = G_q(n_0) \left(\frac{n}{n_0} \right)^{-\omega} \quad (2.3.1)$$

n 是空间频率，单位为 m^{-1} ，表示每米包含的波长个数； n_0 为参考空间频率，一般取值为 $0.1m^{-1}$ ； $G_q(n_0)$ 为参考空间频率下的谱密度，单位是 m^3 ； ω 为频率指数，决定着路面功率谱密度的频率结构，其数值范围为1.6-2.4，本论文中取 $\omega = 2$ 。为保证空间频率 n 包含车辆动力学的全面响应，依据ISO8606^[63]的规定，将其范围应定为 $0.0111 - 2.83m^{-1}$ 。表2.2中给出了八个等级的路面信息。

为了研究悬架在时域内的动态特性，需要将路面不平度在频域内的统计特性转换为时域内时间序列。当车辆以车速 v 在空间频率为 n 的路面上行驶时，将空间功率谱密

表 2.2 路面等级信息

路面等级		A	B	C	D
几何平均值	$G_q(n_0)/(10^{-6}m^3)$	16	64	256	1204
	$\sigma_q/(10^{-3}m^3)$	3.81	7.61	15.32	34.45
路面等级		E	F	G	H
几何平均值	$G_q(n_0)/(10^{-6}m^3)$	4096	16384	65536	262144
	$\sigma_q/(10^{-3}m^3)$	60.90	121.80	243.61	487.22

度 $G_q(n)$ 进行转换得到其对应的时间功率谱为:

$$G_q(f) = \frac{1}{v}G_q(n) = G_q(n_0)n_0^2\frac{v}{f^2} \quad (2.3.2)$$

式中 $G_q(f)$ 是时间功率谱密度, 单位是 $m^2 \cdot s$; f 表示时间频率, 单位是 Hz 。

实际应用中, 式(2.3.1)表示的路面谱用来分析线性系统的频域响应, 然而随着可控悬架等非线性系统研究的深入, 功率谱密度方法已不能满足分析要求, 路面模型需要在时域内加以描述。积分白噪声法和滤波白噪声法是目前广泛运用的时域模型。

(1)积分白噪声

根据式(2.3.2)可得, 路面不平度用一个线性系统来描述, 输入为随机白噪声, 输出为路面不平度位移, 如图2.13所示。

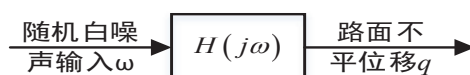


图 2.13 积分白噪声结构

随机滤波白噪声的路面功率谱密度为:

$$G_\omega(f) = \frac{G_0v}{f^2} = |H(f)|^2\sigma^2 \quad (2.3.3)$$

$$q = H(j\omega)\omega$$

其中, σ^2 为白噪声 ω 的方差, 取值为1, q 为路面不平度位移。

上式(2.3.3)表达的路面功率谱密度以圆频率 ω 表达可以得到:

$$G_q(\omega) = \frac{G_q(f)}{2\pi} = \frac{2\pi G_0v}{\omega^2} = \left| H(\omega) \right|^2 \frac{\sigma^2}{2\pi} \Big|_{\sigma^2=1} \quad (2.3.4)$$

由此可得:

$$|H(j\omega)|^2 = \frac{4\pi^2 G_0v}{\omega^2} \quad (2.3.5)$$

根据上述表达式可以得到传递函数的表达式为：

$$|H(j\omega)| = \frac{2\pi\sqrt{G_0v}}{j\omega} \quad (2.3.6)$$

则可以得到路面不平度的微分时域表达式为：

$$\dot{q}(t) = 2\pi\sqrt{G_0v}\omega(t) \quad (2.3.7)$$

因此路面时域位移可通过对上述白噪声信号积分求解，因此称为白噪声积分法。

(2) 滤波白噪声法

滤波白噪声^[64, 65]是在积分白噪声的基础上考虑了路面谱在低频范围内近似为水平的情况，在路面模型中加入了下截至频率 f_0 ，其功率谱密度表达式为：

$$G_q(f) = \frac{G_0v}{f^2 + f_0^2} = |H(f)|^2\sigma^2 \quad (2.3.8)$$

同样可以得到低通滤波传递函数为：

$$H(j\omega) = \frac{2\pi\sqrt{G_0v}}{j\omega + \omega_0} \quad (2.3.9)$$

则其时域的位移表达式为：

$$\dot{q}(t) = -2\pi f_0 q(t) + 2\pi\sqrt{G_0v}\omega(t) \quad (2.3.10)$$

下截至频率 f_0 的取值为0.01Hz附近，以保证上述求解得到的时域路面位移与实际路面谱尽量一致。

2.3.2 凸包路面建模

凸包路面激励是指由于路面凹凸起伏引起的短暂的高强度路面激励信号，也常被认为是一种短暂性的随机信号。根据汽车平顺性脉冲输入行驶试验方法，可以设置凸起路面的冲击数学模型下所示：

$$x_r(t) = \begin{cases} \frac{A}{2}(1 - \cos(\frac{2\pi v(t-t_0)}{L})), & t_0 \leq t \leq \frac{L}{v} \\ 0, & else \end{cases} \quad (2.3.11)$$

其中 A 是凸块高度， v 是车速， L 是行驶路面上凸块的长度， t_0 是车辆进入凸块的时间。

2.3.3 路面建模结果

本文选用积分白噪声法建立随机路面波形，取车辆行驶速度为 $v = 30km/h$ ，路面等级为C级， G_0 取 $128 \times 10^{-6}m^3$ ，选择凸包高度 $A = 10cm$ ，凸块长度 $L = 5m$ ， $t_0 = 0.6s$ 。得路面高度变化如图2.14-15所示：

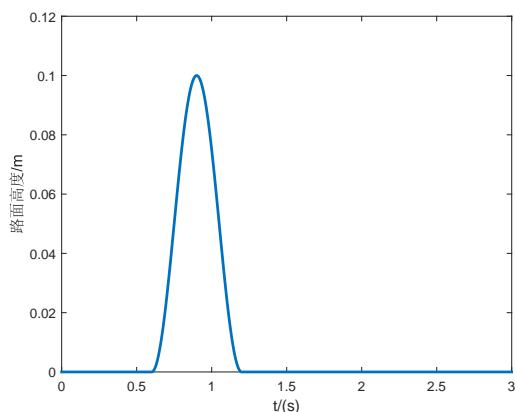


图 2.14 凸包路面高度变化曲线

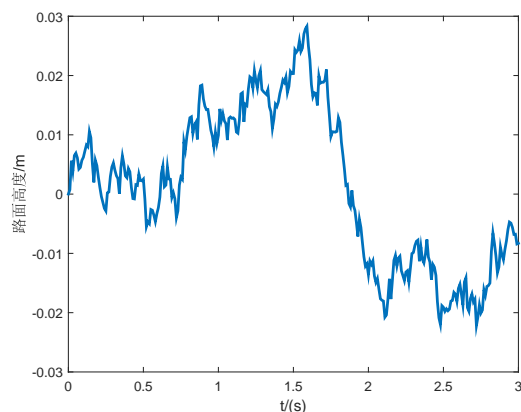


图 2.15 随机路面高度变化

2.4 悬架评价指标

悬架设计中，主要考虑三项性能指标：乘坐舒适性、操纵稳定性和悬架动行程。

1. 乘坐舒适性

汽车平顺性的评价方法分为主观评价和客观评价。主观评价由于个体差异可能导致评价的结果差异较大，评价结果难定。客观评价方法经多年的深入研究，已有统一的依据，目前大部分文献中均采用加速度均方根值的方式^[66]，本文沿用此方法进行评价。定义均方根植函数为：

$$RMS(\ddot{x}_s) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\ddot{x}_s|^2} \quad (2.4.1)$$

其中 N 表示待求时域内数据点的个数， \ddot{x}_s 为车身垂直加速度。

2. 悬架动行程

悬架动行程描述了相对于静平衡位置的悬架位移变化程度，悬架动行程应该限制在允许的行程范围内，如果超过限制的上下行程会导致“击穿”现象，严重恶化舒适性^[67]。因此，要求将悬架动行程限制在一定位移范围内变化。

$$|x_s - x_u| \leq S_{\max} \quad (2.4.2)$$

其中 S_{\max} 为悬架动行程的上限。

3. 操纵稳定性

车辆的操纵稳定性是指轮胎与路面保持接触的能力，也即车轮滤掉来自路面干扰保持行驶稳定性的能力^[68]。因此操纵稳定性也叫轮胎接地性。在研究车辆的行驶动力

学时，轮胎动变形或车轮动载荷常作为操纵稳定性的评价指标。只有轮胎的动载荷小于静载荷，接地性才能得到保证。

$$k_t(x_u - x_r) \leq f_{ku} \quad (2.4.3)$$

其中 $f_{ku} = (m_s + m_u)g$ 表示轮胎静载荷。

上述分析可以看出，悬架系统设计的目标是提高车辆的舒适性，并将悬架动行程和轮胎形变量保持在合理范围内。由于三者之间存在矛盾^[69]，不能同时达到最优，在本论文的研究中，以车身加速度为优化目标，以悬架动行程和轮胎动变形为约束条件，通过控制参数的合理选取，使得车辆在满足动行程的范围内尽可能的提高舒适性。

2.5 本章小结

本节从车辆悬架系统建模、磁流变减振器特性测试、路面模型及悬架性能评价方法四个方面阐述了悬架系统建模，为后文中控制算法的设计及控制效果的评价奠定基础。

首先依据牛顿定律建立了两自由度的四分之一车辆模型，为后文控制器的设计提供模型基础；

然后，针对本论文中的半主动悬架的关键部件——磁流变减振器，进行了外特性测试，获得不同电流和速度下的外特性曲线，为后文磁流变阻尼器建模提供了数据依据。

最后，建立了路面模型，阐述了积分白噪声法和滤波法路面时域模型；介绍了悬架性能的各项评价指标，给出了本论文中各项指标的具体评价方法，为后文中控制算法的有效性提供了验证依据。

第3章 磁流变阻尼器的建模与控制器设计

针对半主动悬架的执行器——磁流变阻尼的非线性建模与控制问题，本章首先利用第二章获得磁流变阻尼器实验数据，采用双隐层BP神经网络辨识的方法分别得到了阻尼器的正向和逆向模型，并验证建模精度，其中正模型用来代替被控对象，逆模型起前馈控制器的作用；在建立的正向神经网络模型的基础上，采用数据辨识的方法得到了正向神经网络模型输出阻尼力与实际阻尼力之间的传递函数模型，并将其与正向神经网络模型串联构成了磁流变阻尼器的Hammerstein模型。根据Hammerstein模型中的传递函数模型设计了一个跟踪问题LQR控制器，并将其与前馈神经网络求逆控制器组成了前馈——反馈结构。因为Hammerstein模型中线性部分的状态是辨识出来的，在实际的磁流变阻尼器中并不存在，因此搭建了一个全维观测器来观察线性部分的状态。带有全维状态观测器的LQR控制框图3.1所示：

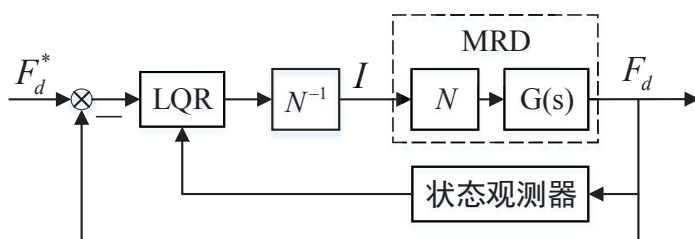


图 3.1 带有全维状态观测器的LQR控制框图

其中 F_d^* 为上层预瞄MPC控制器规划的期望阻尼力；LQR为LQR控制器； N^{-1} 为辨识得到的磁流变阻尼器逆模型； N 为辨识得到的磁流变阻尼器正模型； $G(s)$ ：为辨识得到的ARX模型；MRD 为磁流变阻尼器； F_d 为磁流变阻尼器输出阻尼力。

3.1 磁流变阻尼器Hammerstein建模

Hammerstein模型采用了块状结构，功能上可以将系统的非线性特性和线性特性分开描述，同时有利于对系统建模分析和控制器的设计，在复杂非线性系统建模与控制中具有重要的研究价值。本小节首先建立磁流变阻尼器的正向和逆向神经网络模型，然后辨识得到了正向神经网络模型输出阻尼力与实际阻尼力之间的传递函数模型，将其与正向神经网络模型串联组成了Hammerstein模型，并且检验了建模精度。

3.1.1 磁流变阻尼器正向神经网络辨识

磁流变阻尼器的动力学模型可分为正向模型和逆向模型。正向模型用于根据输入电流和活塞相对运动状态预测输出阻尼力，其主要作用是揭示磁流变阻尼器的运行机理、在仿真中可代替真实的阻尼器，在实际控制中作为力传感器。逆向模型用于根据期望控制力和活塞运动状态预测需要的控制电流，在实际控制中起阻尼器控制器的作用。

正向参数化模型中以Bouc-Wen模型及其修正模型、sigmoid模型，双曲正切模型为主，这些模型的主要区别在于表示F-V的迟滞环函数不同，但其共同点在于模型建立时都未考虑电流，通过辨识不同电流下的模型，然后建立模型参数与电流的关系，通常选用幂函数进行辨识，从原理上说属于强加的关系，此过程较为麻烦，费时费力，本人做过sigmoid函数的辨识，某些参数与电流毫无关系，或者参数关系较为复杂。另外，在建模过程中会用到最大速度，而在实际应用中最大速度根本无法确定。同时这些模型都认为迟滞环的对称性较强，但是从所获得的磁流变阻尼器的实验特性曲线可以看出迟滞环并不是严格对称的。所以这些参数化模型的实际精度都很低，且不利于控制器设计。而神经网络只与实验训练数据有关，无具体的模型，因此其建模精度较高。本文选用BP神经网络来建立磁流变阻尼器的正向模型。

BP (Back Propagation)神经网络由Rumelhart为领头人的专家小组提出，它由输入信息正向向前传播和误差反向传播两个部分组成^[70]，能够逼近任意非线性函数。BP算法学习过程分为两步进行，即正向传播和反向传播。正向传播是输入信息从输入层经过一层一层进行处理，最终传播到输出层，在每层的处理过程中，每一层的神经元只影响下层的神经元的状态。反向传播是误差的反向传输，当神经网络的输出不等于期望输出时，会产生一个误差信号，误差信号按正向的传播路径进行反向传输，最终传回到输入层，在这个过程中会修改每层的神经元的权系数，使期望误差信号趋向最小。BP神经网络模型拓扑结构包括输入层(input layer)、隐含层(hidden layer)、和输出层(output layer)。

BP神经网络模型的建立过程一般有以下几个步骤：

步骤1：网络初始化。该步骤主要工作进行初始参数的设定，初始化各层神经元的权值 $\omega_{i,j}$ 和阈值 a ，选取初始学习率 η ，确定网络的初始结构。

步骤2：隐含层输出计算。该步骤主要利用步骤1的初始值 $\omega_{i,j}$ ， a_j ， η 和输入数据 x_i 来计算第二层的输出值即隐含层的数值 H_i ：

$$H_i = f \left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - a_j \right), j = 1, 2, \dots, l \quad (3.1.1)$$

式中, i 为隐含层节点数, f 为隐含层激励函数;

步骤3: 输出层输出计算。该步骤主要利用前一步骤求解出的隐含层输出值 H_i 。求解输出层的输出值 O_k :

$$O_k = \sum_{j=1}^l H_j \omega_{jk} - b_k, k = 1, 2, \dots, m \quad (3.1.2)$$

步骤4: 误差计算。该步骤主要求解预测误差 e_k :

$$e_k = Y_k - O_k, k = 1, 2, \dots, m \quad (3.1.3)$$

步骤5: 权值更新。该步骤主要修改每个神经元权值 ω_{ij} 和 ω_{ji} , 以使期望误差最小。

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \eta H_j (l - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m \omega_{ij} e_k, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l \quad (3.1.4)$$

$$\omega_{jk} = \omega_{jk} + \eta H_j e_k, j = 1, 2, \dots, l; k = 1, 2, \dots, m$$

步骤6: 阈值更新。该步骤主要修改每个神经元的阈值 a_j , b_k

$$a_j = a_j + \eta H_j (l - H_j) \sum_{k=1}^m \omega_{ij} e_k, j = 1, 2, \dots, l \quad (3.1.5)$$

$$b_k = b_k + e_k, k = 1, 2, \dots, m$$

步骤7: 误差等于期望误差或达到最大迭代数, 训练结束; 反之, 继续从步骤2开始训练工作。

BP神经网络结构设计, 在BP神经网络建模过程中是最基础也是最重要的一步, BP神经网络结构设计的不好, 将会对网络训练及网络预测产生很大影响。BP神经网络结构设计主要包括以下几个方面: 实验数据样本的选取、网络层数和各层神经元个数的选取、训练函数的选取等。

(1) 实验数据样本的选取

实验数据样本是神经网络的信息来源, 样本设置不合理, 模型预测精度会很差。选择实验数据样本时, 样本容量不能太大, 样本容量过大, 虽然信息量齐全, 但会加大数据处理的难度, 而且会导致训练时间过长; 样本容量过小, 虽然数据处理容量, 训练速度快, 但是容易造成信息不齐全, 建立的预测模型误差过大。经过前人大量的试验研究发现, 样本容量为连接权数的5-10倍最为合适^[71]。本次神经建模包含43340个输入数据和43340个输出数据。

直接采用原始实验样本数据进行训练, 得到的预测结果一般都很差, 主要是因为实验数据之间存在差异, 当实验数据之间存在数量级差异时, 预测结果会受到较大的影响, 一般在进行训练前需要对实验数据归一化处理。但是现在的高版本(2012a以后)的Matlab可以自动对输入数据进行归一化, 无需再单独对输入数据归一化处理, 但是对输出数据仍需要进行归一化处理, 否则BP神经网络在反向误差矫正时如果不对输

出数据进行归一较大的输出误差在进行反向矫正的时候会造成权值波动较大，不利于神经网络收敛。

对神经网络输出数据采取的归一化方法为： $F_{normalized} = \frac{F_{test} - F_{min}}{F_{max} - F_{min}}$ ， $F_{normalized}$ 为归一化后的输出数据， F_{test} 为实验采集的数据， F_{min} 和 F_{max} 为实验数据的最小和最大值，也是阻尼力输出的上下限，经过归一化后实验数据被转化为(0,1)的数据，便于神经网络训练。

(2) 网络层数和各层神经元的确定

一个BP神经网络只有一个输入层和一个输出层，隐含层根据实际研究内容的需要可以为一层或多层。输入层节点数量是根据实际研究内容确定，磁流变阻尼器正向模型就是阻尼力模型，在不考虑温度的影响，阻尼力 F 主要由输入电流、活塞位移以及活塞速度决定，本文输入层节点数取3，分别为此时此刻的电流 I 、活塞位移 S 、活塞速度 V 。现有的研究表明，隐含层的层数和神经元数与需要解决的问题的复杂度、实验数据性质等有密切关系，隐含层的结构很大程度上决定着BP网络的训练速度、预测精度等。从理论上说隐含层个数越多精度应该越高，但实际研究表明隐含层神经元设置过多容易过度拟合，且会导致学习时间过长，泛化及适应能力差^[72]。本文选择双隐层神经网络，两个隐含层神经元个数均为12。正向模型结构图3.2所示。

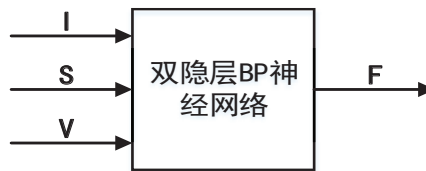


图 3.2 正向模型结构图

(3) 神经网络训练算法和传递函数的选取

隐含层传递函数和输出层传递函数分别选择正切S型传递函数 $tansig$ 和线性函数 $purelin$ ，训练算法选择收敛速度较快的 $Levenberg - Marquardt$ 算法（函数 $trainlm$ ），训练函数选择带动量项的 $learngdm$ 函数，以神经网络预测输出和实际输出的均方差作为神经网络的性能指标。

正向模型神经网络的训练结果如图3.3所示：

从结果看神经网络已经收敛，且训练和测试误差已达到 10^{-4} 级，阻尼力单位为 KN ，那么建模误差的均方根在0.1N以内，模型精度较高。

选取激励速度在0.131m/s 和0.262m/s 下的实验数据进行验模，结果如图3.4-3.5 所示：

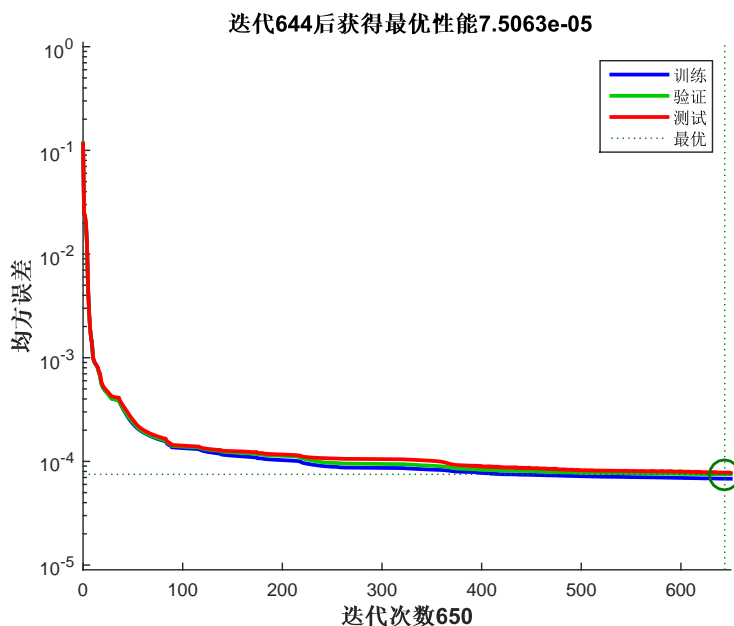


图 3.3 正模型神经网络训练结果

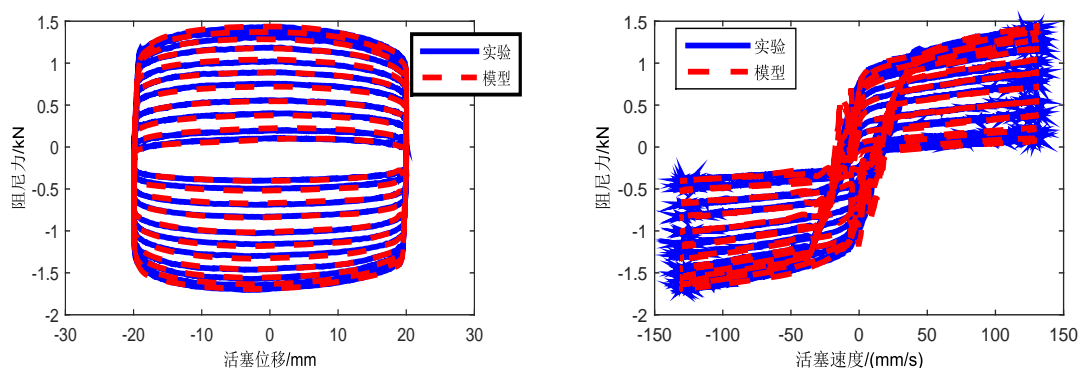
图 3.4 外部激励速度为 0.131m/s 时阻尼特性验模结果

图3.4-3.5为建立的预测模型的验证曲线和预测曲线。从结果发现，在不同的激励条件和输入电流下，预测曲线和实验曲线存在很小的差距，预测值都能很好的跟踪实验值。

3.1.2 磁流变阻尼器逆向神经网络辨识

几乎所有的参数化正模型要想保证较高的建模精度，都需要复杂的模型，会有较

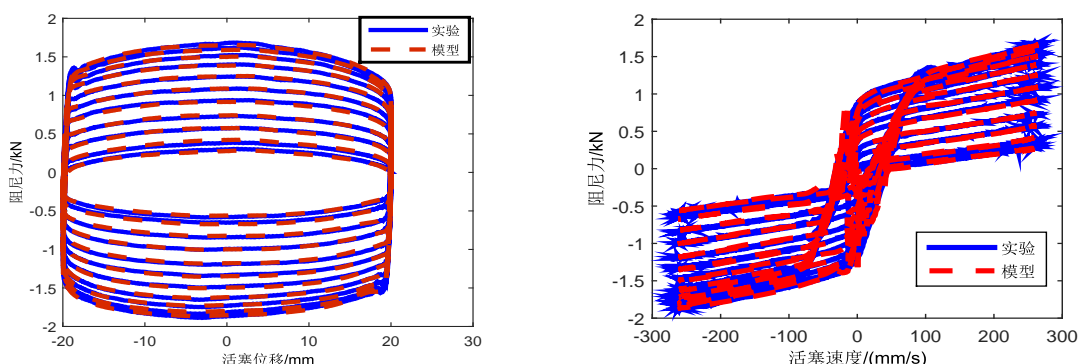


图 3.5 外部激励速度为0.262m/s时阻尼特性验模结果

多的参数需要辨识，而复杂的模型则会造成求逆困难，或者根本无法求逆。而神经网络不受模型参数限制，只需利用实验数据即可辨识得到模型，因而求逆简单，而且精度较高。

(1) 实验数据样本的选取

建立逆模型所用的实验数据与建立正模型的数据为同一批数据。

(2) 网络层数和各层神经元的确定

磁流变阻尼器逆向模型输入层节点数取3，分别为此时此刻的阻尼力 F 、活塞位移 S 、活塞速度 V ，输出层节点为1，为此时此刻的电流 I ，由于电流本身分布在0-1A，因此无需归一化，两个隐含层神经元个数均为12。具体的逆模型的控制结构如图3.6所示：

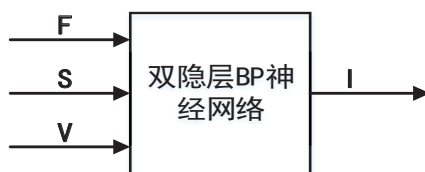


图 3.6 逆模型控制器结构

(3) 神经网络训练算法和传递函数的选取

隐含层传递函数和输出层传递函数分别选择正切S型传递函数 $tansig$ 和线性函数 $purelin$ ，训练算法选择收敛速度较快的 $Levenberg - Marquardt$ 算法（函数 $trainlm$ ），训练函数选择带动量项的 $learnqdm$ 函数，以神经网络预测输出和实际输出的均方差作为神经网络的性能指标。

逆模型的神经网络训练结果如图3.7所示：

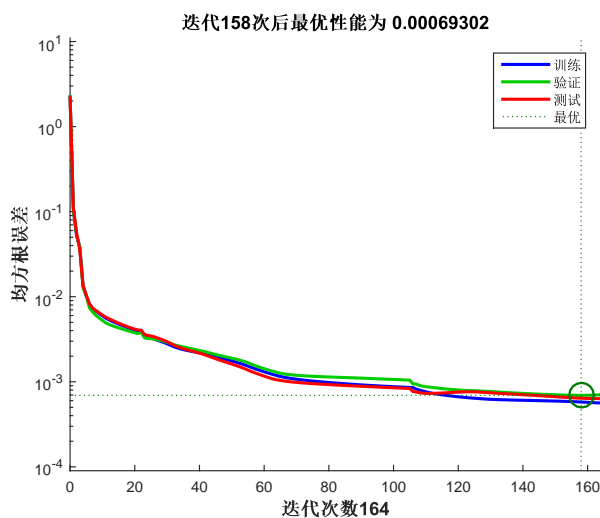


图 3.7 逆模型神经网络训练结果

从训练结果看以看出，神经网络收敛，训练精度在0.001级别，控制电流误差小于 $1mA$ ，精度较高。

选用活塞速度为 $0.524m/s$ 的数据来验证逆模型的精度：

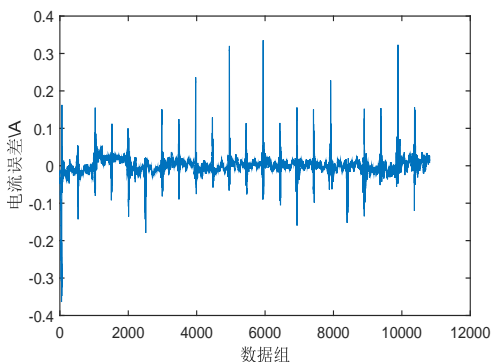


图 3.8 模型误差曲线

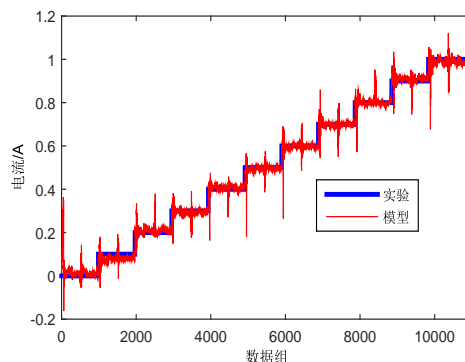


图 3.9 控制电流对比

从图3.8的电流误差曲线可知，误差基本稳定在 $0A$ 左右，个别点因为活塞换向或者电流切换的原因出现尖刺，是在可承受范围内。通过图3.9控制电流曲线可知，神经网络输出的控制电流稳定出现尖刺的点同样为电流转换及活塞位移的上下限切换点。因此逆模型建模精度较高。

3.1.3 MRD的NN-ARX结构Hammerstein模型建立

由Narendra和Gallman 提出的Hammerstein模型^[73]是由静态非线性环节和动态线性环节串联而成一类具有特殊结构的块状非线性模型，其典型结构如图3.10所示。

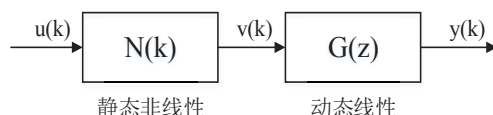


图 3.10 Hammerstein模型结构图

图3.10中N(k)是静态非线性环节，G(z)是动态线性环节，u(k)，v(k)，y(k)分别表示单输入单输出系统在k时刻系统的输入，中间变量和输出变量。离散的线性环节可表示如下：

$$\begin{aligned}
 v(k) &= N(u(k)) \\
 G(z) &= \frac{y(k)}{v(k)} = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} \\
 A(z^{-1}) &= 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + a_nz^{-n} \\
 B(z^{-1}) &= 1 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \dots + b_mz^{-m}
 \end{aligned} \tag{3.1.6}$$

其中m和n分别表示多项式A(z⁻¹)和B(z⁻¹)的阶数，a_i (i = 1⋯n) 和b_j (j = 1⋯m) 分别为多项式A(z⁻¹)和B(z⁻¹)的系数。

在实际工程应用中，Hammerstein模型的中间变量V无法直接测量，使得静态非线性环节N和动态线性环节G的辨识方法不唯一。因此，Hammerstein模型辨识方法与传统的非线性辨识方法不同，需要综合运用非线性系统和线性系统的辨识方法对这类模型进行分析。

由于线性部分和非线性部分描述的多样性，因而对于Hammerstein模型的线性模块和非线性模块的形式选择，也是多样的。阶跃响应、ARX模型或传递函数形式是线性模块的常用描述方式；幂级数、指数函数或神经网络形式是非线性模块较为普遍选择的描述方式。最小二乘法被广泛应用在基于Hammerstein模型的运动控制系统建模和辨识领域，Tolgay Karat^[74]利用Hammerstein模型的静态非线性环节描述直流电机的库伦摩擦力、死区特性等非线性特性，引入多项式函数逼近系统的非线性特性，利用ARX模型描述系统的动态特性，最后采用递归最小二乘法辨识模型参数。参考其建模方法，采用神经网络-ARX结构Hammerstein模型来辨识MRD，其线性模块用ARX模型描述并通过最小二乘法辨识，非线性模块用神经网络描述。本文设计的神经网络-ARX结构的Hammerstein模型，其结构图如图3.11所示。

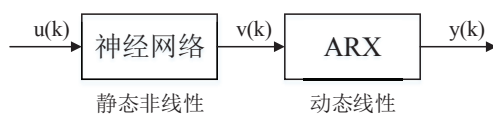


图 3.11 神经网络-ARX结构Hammerstein 模型

利用NN-ARX结构Hammerstein模型对MRD 系统进行建模，可以避免对复杂机理数学模型的依赖，有利于控制策略的设计。

非线性环节辨识过程即为正向神经网络建模过程。动态线性传递函数参数辨识采用最小二乘法得到 $G(s)$ 如下：

$$G(s) = \frac{579800}{s^2 + 671.5s + 579900} \quad (3.1.7)$$

$G(s)$ 的两个极点为： $-335.75+683.5i, -335.75-683.5i$ ，均在左半平面，无零点，说明所辨识得到的传递函数是稳定的。

$G(s)$ 的阶跃响应如图3.12所示：

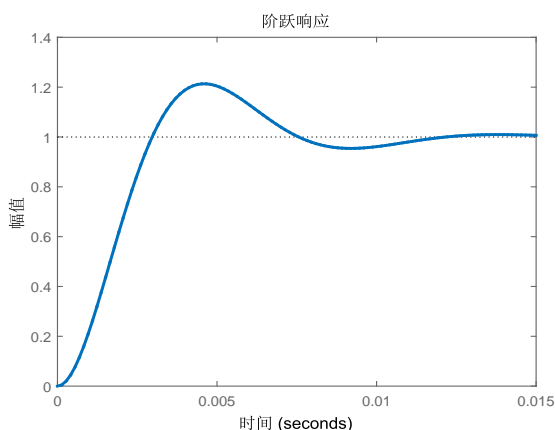


图 3.12 传递函数的阶跃响应

从图3.12可以看出，辨识得到的传递函数的超调量较大，上升时间较大，调节时间较长，开环时域特性有待优化。

画出传递函数 $G(s)$ 的BODE曲线如下：

在图3.13中上半部分为幅频特性，下半部分为相频特性，在 1000rad/s 之前 $G(s)$ 衰减不明显，在 1000rad/s 后有明显的衰减，具有明显的低通特性。

由图3.14奈氏曲线可以看出整个曲线全在 $(-1, j0)$ 的左侧，进一步验证了 $G(s)$ 是稳定的。稳定的 $G(s)$ 更容易设计控制器。

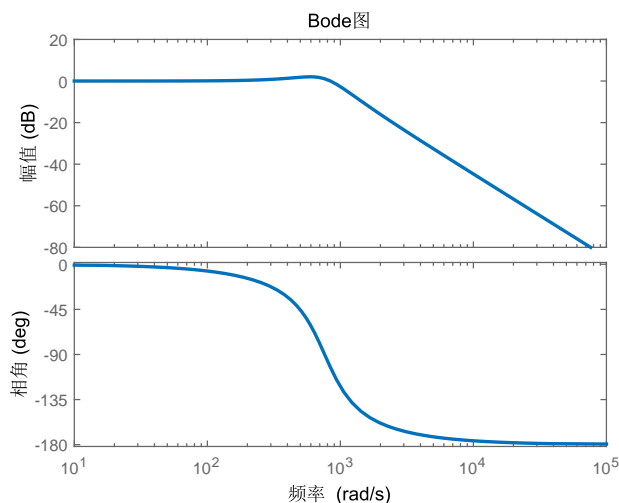


图 3.13 传递函数的BODE图

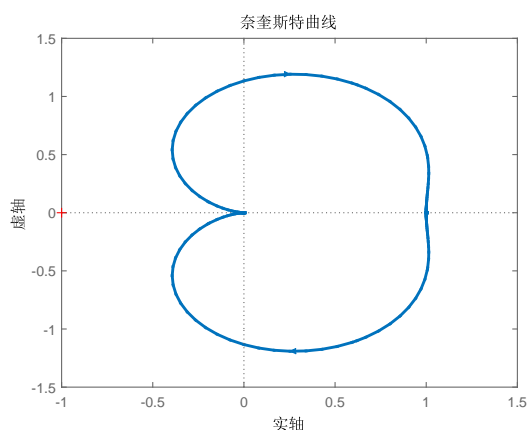


图 3.14 传递函数的奈氏曲线

为了检验Hammertein 模型的建模的精度，将活塞位移 S ，活塞速度 V ，控制电流 I 作为输入，得到Hammerstein输出和神经网络正模型的输出如图3.15所示：

因其纵坐标单位是 KN ，而阻尼力分布在 $[-2.5KN, 2.5KN]$ 之间，因此从图3.15中不能明显看出Hammertein模型提高建模精度的效果，分析其建模误差曲线如图3.16所示：

从误差曲线的对比图可知，Hammerstein模型可以降低多数情况下的建模误差。

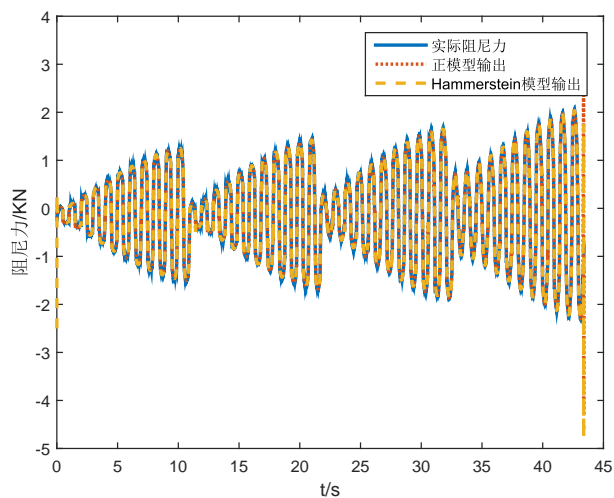


图 3.15 阻尼力对比

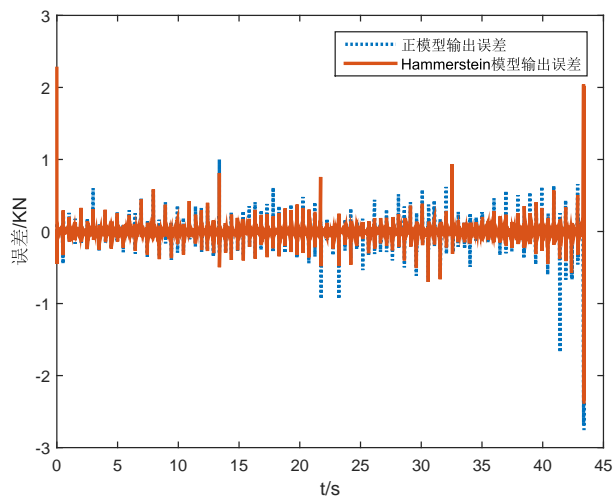


图 3.16 阻尼力建模误差对比

3.2 带有全维观测器LQR控制器设计

3.2.1 跟踪问题LQR控制器设计

将Hammerstein模型中的线性部分传递函数模型转化为状态空间模型，根据状态空

间模型设计了抗扰性和鲁棒性都较强的LQR控制器，不同于普通的最优控制器，此部分设计的LQR控制器的最小化目标为跟踪误差，即跟踪问题LQR控制器。由于所辨识得到的线性部分在现实阻尼器中并不存在，因此在LQR控制器设计过程中状态并不可测，所以本文通过极点配置法设计了全维状态观测器来解决此问题。

LQR(Linear Quadratic Regulator)即线性二次型调节器，线性二次型调节器是在线性系统中选择状态变量和控制变量的二次型函数的积分作为性能指标函数来对系统进行优化处理^[75-77]。LQR最优设计是指设计出的状态反馈控制器K要使二次型目标函数J取最小值，而K由权矩阵Q与R唯一决定，故此Q和R的选择尤为重要。LQR理论是现代控制理论中发展最早也最为成熟的一种状态空间设计法。特别可贵的是，LQR可得到线性状态反馈的最优控制规律，易于构成最优闭环控制系统。而且Matlab的应用为LQR理论仿真提供了条件，更为我们实现稳、准、快的控制目标提供了方便。线性二次型问题的最优解可以写成统一的解析表达式，并可简单地采用状态线性反馈控制律构成闭环最优控制系统，能够兼顾多项性能指标，因此得到特别的重视，这也成为现代控制理论中发展较为成熟的一部分。应用十分的广泛，是现代控制理论的中非常重要的成果。线性二次型(LQ)性能指标容易分析、处理和计算，并且，基于LQR理论的系统控制方法属于线性反馈，具有良好的鲁棒特性、动态特性。因此，LQR在实际的控制系统设计中得到了非常广泛的应用。

跟踪问题LQR控制器设计过程如下：

首先，将G(s)转化为状态空间方程的表示形式如下：

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx \end{cases} \quad (3.2.1)$$

其中：

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -579900 & -671.5 \end{bmatrix} & B &= \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\ C &= \begin{bmatrix} 579800 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.2.2)$$

系统是一个单输入，单输出，具有两个状态的系统。

定义误差向量为： $\dot{x}_I = e = r - y$ ，将状态空间模型扩展为：

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{x}_I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & 0 \\ -C & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ x_I \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix} u + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} r \quad (3.2.3)$$

令 $\bar{x} = \begin{bmatrix} x & x_I \end{bmatrix}^T$ ，则在扩展状态空间方程中有：

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} A & 0 \\ -C & 0 \end{bmatrix} \quad \bar{B} = \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.2.4)$$

跟踪问题的控制目标为:

$$J = \int_0^{\infty} e^T Q_1 e dt = \int_0^{\infty} \dot{x}_I^T Q_1 \dot{x}_I dt \quad (3.2.5)$$

其等价于求解:

$$J = \int_0^{\infty} x_I^T Q_2 x_I dt \quad (3.2.6)$$

将其化为标准的二次型目标函数为:

$$J = \int_0^{\infty} \bar{x}^T Q \bar{x} + u^T R u dt \quad (3.2.7)$$

其中:

$$Q = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Q_1 \end{bmatrix} \quad (3.2.8)$$

反馈增益矩阵为: $\bar{K} = \begin{bmatrix} K & K_I \end{bmatrix}$, 求得的最优控制律为: $u = -\bar{K}\bar{x}$, 即 $u = -Kx - K_I x$ 。其控制框图如3.17所示:

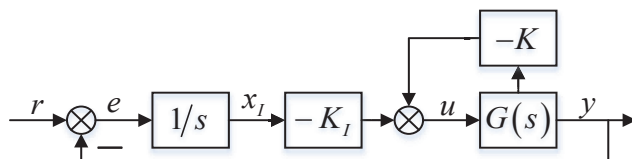


图 3.17 跟踪问题LQR 控制框图

利用Matlab中的lqr() 函数不仅可以求解ARE 的解P, 还可以同时求出反馈值K这为实验计算节省大量的了的时间, 也为选取不同Q, R 值, 求取多组数据带来了便利。下面介绍一下LQR 设计中加权矩阵Q, R 的选取办法:

(1) Q、R 都应该是对称矩阵, Q 为正半定矩阵, R 为正定矩阵。

(2) 通常选用Q和R 为对角线矩阵, 实际应用中通常将R 值固定, 然后改变Q 的值, 最优控制的确定通常在仿真或实际比较中得到, 当控制输入只有一个时, R 通常为一个标量数。

3.2.2 全维观测器设计

由于所辨识得到的线性部分在现实阻尼器中并不存在, 因此在LQR控制器设计过程中状态并不可测, 所以本文通过极点配置法设计了全维状态观测器来解决此问题。

首先判别可测性： $\text{rank} \begin{bmatrix} C \\ CA \end{bmatrix} = \text{rank} \begin{bmatrix} 579800 & 0 \\ 0 & 579800 \end{bmatrix} = 2$ ，因此系统可测。

全维观测器的系统矩阵为：

$$\begin{aligned} A - hC &= \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -579900 & -671.5 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} h_0 \\ h_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 579800 & 0 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} -579800h_0 & 1 \\ -579900 - 579800h_1 & -671.5 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.2.9)$$

观测器的特征方程为：

$$\begin{aligned} |\lambda I - (A - hC)| &= \lambda^2 + (579800h_0 + 671.5)\lambda + 389335700h_0 \\ &\quad + 579900 + 579800h_1 = 0 \end{aligned} \quad (3.2.10)$$

将两个极点都配置在 $(-100000, 0)$ 处，得期望的特征方程为：

$$(\lambda + 100000)^2 = \lambda^2 + 200000\lambda + 10^{10} = 0 \quad (3.2.11)$$

因此有：

$$\begin{cases} 579800h_0 + 671.5 = 200000 \\ 389335700h_0 + 579800 + 579800h_1 = 10^{10} \end{cases} \quad (3.2.12)$$

解得： $h_0 = 0.3438$ ， $h_1 = 17015$ 。

在阶跃输入下系统状态 x_1 ， x_2 和观测器的观测得到的状态 xx_1 ， xx_2 如图3.18和3.19所示：

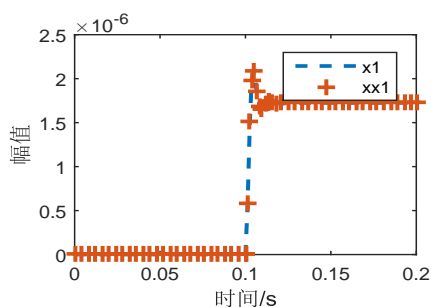


图 3.18 系统状态 x_1 与观测状态 xx_1

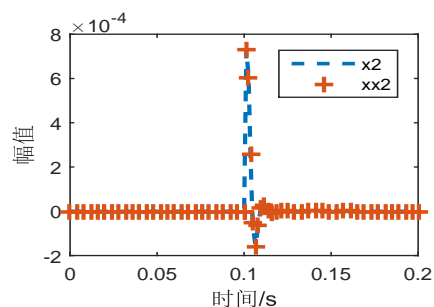


图 3.19 系统状态 x_2 与观测状态 xx_2

3.2.3 仿真结果分析

权重参数矩阵选取为： $Q_1 = 10000$ ， $R = 0.00001$ ，求得的LQR控制器参数为： $K = \begin{bmatrix} 13223000 & 4514.7 \end{bmatrix}$ ， $K_I = -31623$ 。

针对线性部分，为了验证LQR控制器的有效性，与PID控制器做对比，分别在幅值均为 $0.1KN$ 的低频 $10Hz$ 正弦扰动和高频 $200Hz$ 正弦扰动下跟踪幅值为 $1KN$ ，频率为 $1Hz$ 的参考信号。实验结果如图3.20-3.23所示：

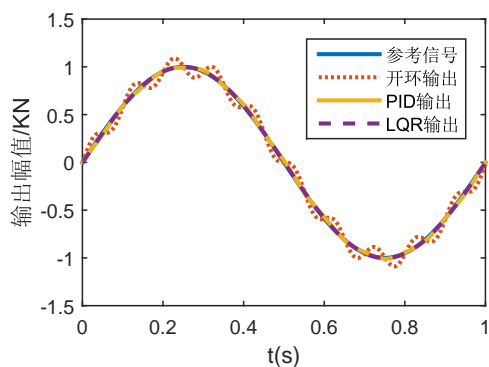


图 3.20 10Hz扰动下跟踪参考结果

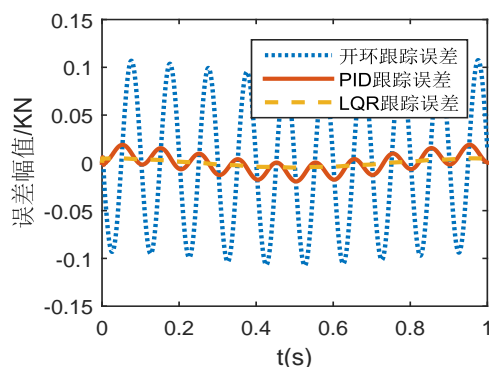


图 3.21 10Hz扰动下跟踪误差

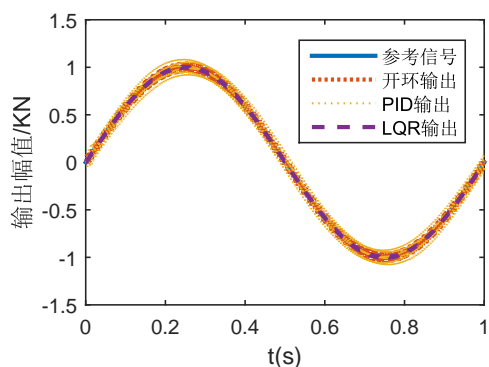


图 3.22 200Hz扰动下跟踪参考结果

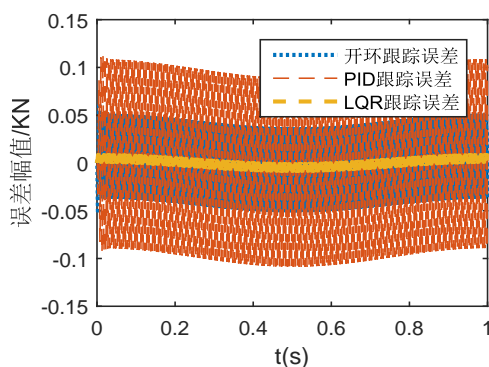


图 3.23 200Hz扰动下跟踪误差

从图3.20-3.23可以看出在低频扰动下，LQR控制器和PID控制器的跟踪效果都很好，都要优于开环控制器，跟踪误差明显小于5%。明显LQR控制器跟踪误差明显小于PID控制器。在高频扰动下，PID控制器的跟踪误差却比开环还要大，而LQR控制器可以明显降低跟踪误差，这表明，LQR控制器无论对低频还是高频扰动抑制效果都要比PID控制器更优。因此LQR控制器的跟踪效果要优于PID控制器。

下面将结合神经网络进行仿真，验证LQR控制器的有效性。

从图3.24中误差曲线中可以看出，LQR控制器除了个别点外均可以降低跟踪误差。

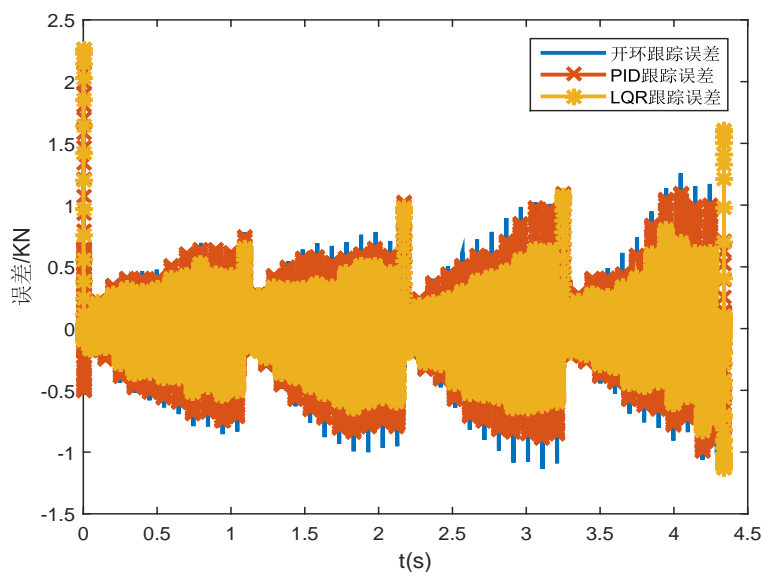


图 3.24 不同控制策略下误差

3.3 本章小结

本章主要针对磁流变阻尼器的非线性建模与控制问题主要完成以下内容：

(1) 采用参数辨识的方法，利用神经网络的拟合特性好的特点，分别建立了磁流变阻尼器的正向，逆向模型，并且辨识得到了正向模型输出阻尼力与实际阻尼之间的传递函数模型，与正向模型组成了MRD的Hammerstein模型，通过仿真验证可知，所建立的Hammerstein模型其精度要高于单纯的神经网络正模型。

(2) 根据所建立的磁流变阻尼器的Hammerstein模型中的传递函数部分设计了一个带有全维观测器的跟踪问题LQR控制器。通过仿真分析可知，所设计的LQR控制器在低频、高频扰动的抑制性能上都优于PID控制器，在跟踪阻尼力实验中，LQR控制器与PID及直接求逆控制器相比，降低跟踪误差的效果更佳。

第4章 半主动悬架道路预瞄预测控制器设计

半主动悬架系统的非线性和约束性质使得其控制算法的研究一直是难点。国内外学者针对半主动系统的最优控制做了广泛研究^[7,69]。模型预测控制由于能显式地处理约束问题，其理论研究和工程应用都取得很大进展。国内吉林大学陈虹^[78]、上海交大的席裕庚^[79]等人对模型预测控制进行了深入的研究，并将其应用于悬架。国外的学者也探索了模型预测控制在主动悬架上的潜能^[30,31]，并将其延伸到半主动悬架^[17]。

本章节针对磁流变半主动悬架的上层控制问题设计模型预测控制器，并融入路面信息，实现基于道路预瞄的预测控制。取代表乘坐舒适性的车身垂直加速度为控制输出，也就是性能输出，取表征安全的操纵稳定性和表征机械限制的悬架动行程为约束输出，同时考虑执行器——磁流变阻尼器的输出上下限，设计了上层模型预测控制器。在普通基于状态空间方程的模型预测控制器基础上，根据道路预瞄的思想将路面信息——路面高度变化率作为可测时变干扰，设计了道路预瞄模型预测控制器。在仿真实验中，首先，底层采用第三章的神经网络求逆控制器与被动悬架对比，说明了，能够在优化线求解的道路预瞄模型预测控制器可以在保证安全且满足阻尼力和动行程约束的条件下提高乘坐舒适性；然后为了能够突出第三章所设计的带有全维状态观测器的LQR控制器的抗扰性，进一步对比了底层为LQR加求逆和PID加求逆控制下的悬架性能，实验结果表明，LQR控制器可以进一步提升悬架性能。控制框图如图4.1所示：

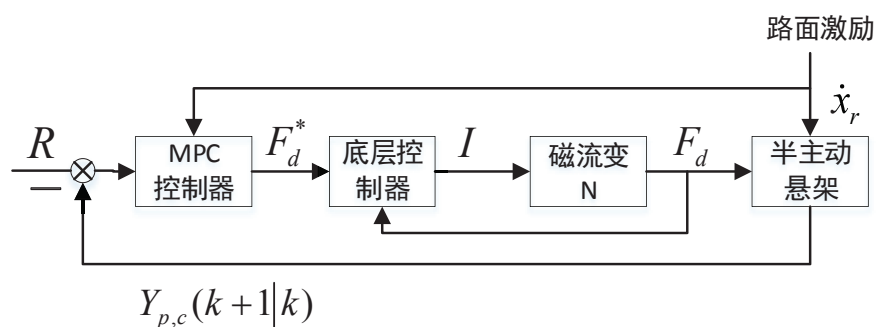


图 4.1 整体控制框图

其中 $Y_{p,c}(k+1|k)$ 预测输出，底层控制器分别：神经网络逆模型、神经网络逆模型结合LQR、神经网络逆模型结合PID。

4.1 模型预测控制原理

模型预测控制的基本原理^[80]如下：

第一步：模型预测控制器在当前 t 时刻采集状态信息 $x(t)$ ，预测系统在未来 $[t, t + N_p]$ 时刻的状态输出 $x(t + i)$ ， $i = 1, 2 \dots N_p$ ；

第二步：依据参考输入向量 $R(k) = [r(k + 1) \ r(k + 2) \ \dots \ r(k + p)]^T$ 计算出满足目标函数和约束条件的控制序列 $u(t + k)$ ；

第三步：选择控制序列的第一个元素 $u(t)$ 作为被控系统的控制量，作用于实际系统。在下一时刻 $t + 1$ 按照同样的方法计算新的控制序列，并实施新的第一个元素 $u(t + 1)$ 。

MPC的基本思想是通过在线求解开环优化问题，获得闭环最优控制的可行解，本质上构成有三部分即预测模型、滚动优化和反馈校正。

(1) 预测模型：预测控制基于模型获得，却不依赖于模型的形式，只要所用模型能够预测系统未来的状态即可。常用的预测模型包括卷积模型、状态空间模型、传递函数模型等，近年来有学者还提出神经网络预测模型，即无模型预测控制。

(2) 滚动优化：预测控制以未来控制输入为优化目标。在 t 时刻基于模型预测未来 N_p 时刻的状态，根据目标函数和约束条件优化得到未来 N_m 时刻内的开环输入，并应用第一个控制变量。在 $t + 1$ 时刻预测域变为 $[t + 1, t + N_p + 1]$ 重复上述过程。

(3) 反馈校正：在滚动优化过程中，控制输入是开环优化得到，未考虑闭环未知扰动，这会导致系统最优控制的偏离。模型预测控制在每一步中优先检测被控对象的实际输出，并实时修正，提高系统的抗干扰能力。

预测控制最显著的特点是显式处理约束，约束往往实际存在，若忽略约束会导致控制性能变差甚至出现系统失稳，其开环优化问题考虑约束条件具有以下特点：

- (1) 显式的形式：约束以其原有的形式表述在开环优化问题中；
- (2) 在线求解，随时可以增加或者可减少约束；
- (3) 主动处理约束：预测未来是否有违反约束的情况发生而提前采取控制作用。

4.2 道路预瞄模型预测控制器设计

取采样时间为0.01s，将2.1节建立连续状态空间方程离散化得到：

$$\begin{aligned} x(k + 1) &= Ax(k) + B_u u(k) + B_d d(k) \\ y_c(k) &= C_c x(k) + D_c u(k) \end{aligned} \quad (4.2.1)$$

其中：控制输出 $y_c = [\ddot{x}_s]$

定义预测时域为 p ，控制时域为 m ，在预测时域内，根据当前状态量 $x(k)$ 和时变扰动(路面高度变化率) $d(k+i)$ ， $i = 0, 1 \cdots p-1$ ，预测得到的未来 p 步的状态为：

$$\begin{aligned}
 x(k+1) &= Ax(k) + B_u u(k) + B_d d(k) \\
 x(k+2) &= A^2 x(k) + AB_u u(k) + B_u u(k+1) + AB_d d(k) + B_d d(k+1) \\
 &\vdots \\
 x(k+p) &= A^p x(k) + A^{p-1} B_u u(k) + A^{p-2} B_u u(k+1) + \cdots \\
 &\quad + A^{p-m} B_u u(k+m+1) + A^{p-1} B_d d(k) \\
 &\quad + A^{p-2} B_d d(k+1) + \cdots + B_d d(k+p-1)
 \end{aligned} \tag{4.2.2}$$

根据状态预测过程可以推导出未来 p 步的被控输出为：

$$\begin{aligned}
 y_c(k+1) &= C_c Ax(k) + C_c B_u u(k) + C_c B_d d(k) + D_c u(k+1) \\
 y_c(k+2) &= C_c A^2 x(k) + C_c AB_u u(k) + C_c B_u \Delta u(k+1) + D_c u(k+2) \\
 &\quad + C_c AB_d d(k) + C_c B_d d(k+1) \\
 &\vdots \\
 y_c(k+p) &= C_c A^p x(k) + C_c A^{p-1} B_u u(k) + C_c A^{p-2} B_u u(k+1) + \cdots \\
 &\quad + D_c u(k+p) + C_c A^{p-1} B_d d(k) + C_c A^{p-2} B_d d(k+1) + \\
 &\quad \cdots + C_c B_d d(k+p-1)
 \end{aligned} \tag{4.2.3}$$

将输出预测写成矩阵形式，首先定义系统的 p 步预测输出向量 $Y_{p,c}(k+1|k)$ ， m 步控制输入向量 $U(k)$ ， p 步可测时变扰动 $D(k)$ 如下：

$$\begin{aligned}
 Y_{p,c}(k+1|k) &\stackrel{def}{=} \begin{bmatrix} y_c(k+1) & \cdots & y_c(k+p) \end{bmatrix}_{p \times 1}^T, \\
 U(k) &\stackrel{def}{=} \begin{bmatrix} u(k) & \cdots & u(k+m-1) \end{bmatrix}_{m \times 1}^T, \\
 D(k) &\stackrel{def}{=} \begin{bmatrix} d(k) & \cdots & d(k+p-1) \end{bmatrix}_{p \times 1}^T
 \end{aligned} \tag{4.2.4}$$

那么系统的预测输出可写为：

$$Y_{p,c}(k+1|k) = S_x x(k) + S_u U(k) + S_D D(k) \tag{4.2.5}$$

其中：

$$\begin{aligned}
 S_x &= \left[C_c A \quad C_c A^2 \quad \cdots \quad C_c A^p \right]_{p \times 1}^T \\
 S_u &= \begin{bmatrix} C_c B_u & D_c & 0 & \cdots & 0 \\ C_c A B_u & C_c B_u & D_c & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_c A^{m-2} B_u & C_c A^{m-3} B_u & \cdots & \cdots & D_c \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_c A^{p-1} B_u & C_c A^{p-2} B_u & \cdots & \cdots & C_c B_u \end{bmatrix} \\
 S_D &= \begin{bmatrix} C_c B_d & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ C_c A B_d & C_c B_d & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_c A^{m-1} B_d & C_c A^{m-2} B_d & \cdots & \cdots & C_c B_d \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_c A^{p-1} B_d & C_c A^{p-2} B_d & \cdots & \cdots & C_c B_d \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{4.2.6}$$

这里的预瞄体现在预测系统状态和输出时，扰动 $D(k)$ 是已知的，在滚动优化当中考虑了时变扰动。

为了更大程度的提高舒适性，以车身加速度为优化指标，以悬架动行程和轮胎动变形为束条件，同时考虑控制输入，建立以预测输出变量和控制输入为优化目标的目标函数为：

$$J = \|\Gamma_y(Y_{p,c}(k+1|k))\|^2 + \|\Gamma_u U(k)\|^2 \tag{4.2.7}$$

其中 $\Gamma_y = \text{diag}(\Gamma_{y1}, \Gamma_{y2}, \cdots, \Gamma_{yp})$, $\Gamma_u = \text{diag}(\Gamma_{u1}, \Gamma_{u2}, \cdots, \Gamma_{um})$ 分别为控制输出和控制输入的加权权重系数矩阵。

将预测输出带入目标函数得：

$$\begin{aligned}
 J &= U(k)^T S_u^T \Gamma_y^T \Gamma_y S_u U(k) + U(k)^T \Gamma_u^T \Gamma_u U(k) - 2E_p(k+1) \Gamma_y^T \Gamma_y S_u U(k) \\
 &\quad + E_p(k+1)^T \Gamma_y^T \Gamma_y E_p(k+1)
 \end{aligned} \tag{4.2.8}$$

其中： $E_p(k+1) = -S_x x(k) - S_D d(k)$ ；

忽略与控制输出 u 无关的量得最终的目标函数为：

$$J = U(k)^T S_u^T \Gamma_y^T \Gamma_y S_u U(k) + U(k)^T \Gamma_u^T \Gamma_u U(k) - 2E_p(k+1) \Gamma_y^T \Gamma_y S_u U(k) \tag{4.2.9}$$

半主动悬架需要满足的约束有：

(1) 控制输入约束即可调阻尼力存在上下限：从磁流变阻尼器的特性曲线上可以看出输出的阻尼力分布在 $[-2500N, 2500N]$ ，因此阻尼力的约束可表示为 $|F| \leq$

$F_{d\max}$, 其中 $F_{d\max} = 2500N$, 因此控制输入的约束可表示为 $u_{\min} \leq u(k+i) \leq u_{\max}, i = 1, 2, \dots, m-1$, 其中 $u_{\min} = -2500N, u_{\max} = 2500N$ 。

(2) 约束输出约束即悬架动行程和轮胎动载荷存在约束: 1) 悬架动行程约束要求避免桩基限位块, 表示为 $|x_s - x_u| \leq S_{\max}$, 其中 S_{\max} 为悬架动行程的上限; 2) 轮胎动载荷约束要求轮胎的动载荷 $k_t(x_u - x_r)$ 要小于轮胎静载荷 $f_{ku} = (m_s + m_u)g$, 也可以表述为轮胎形变量的约束: $(x_u - x_r) \leq \frac{(m_s + m_u)g}{k_t}$ 。因此约束输出满足: $y_{\min} \leq y_b(k+i) \leq y_{\max}, i = 1, 2, \dots, p$, 其中 $y_{\min} = \begin{bmatrix} -S_{\max} \\ -f_{ku} \end{bmatrix}, y_{\max} = \begin{bmatrix} S_{\max} \\ f_{ku} \end{bmatrix}$ 。

用推导预测输出的方法预测约束输出得:

$$Y_{p,b}(k+1|k) = S_{x,b}x(k) + S_{u,b}U(k) + S_{D,b}D(k) \quad (4.2.10)$$

将约束输出代入到约束方程整理成标准形式得:

$$\begin{bmatrix} -S_{u,b} \\ -S_{u,b} \end{bmatrix} U(k) \geq \begin{bmatrix} (S_{x,b}x(k) + S_{u,b}U(k) + S_{D,b}D(k)) - Y_{\max}(k+1) \\ -(S_{x,b}x(k) + S_{u,b}U(k) + S_{D,b}D(k)) + Y_{\min}(k+1) \end{bmatrix} \quad (4.2.11)$$

$$Y_{\max}(k+1) = \begin{bmatrix} y_{\max}(k+1) & y_{\max}(k+2) & \dots & y_{\max}(k+p) \end{bmatrix}_{1 \times p}^T$$

$$Y_{\min}(k+1) = \begin{bmatrix} y_{\min}(k+1) & y_{\min}(k+2) & \dots & y_{\min}(k+p) \end{bmatrix}_{1 \times p}^T$$

在约束方程(4.2.11)下的目标函数(4.2.7)的优化问题转化为典型的二次最优规划(QP)问题。在车辆状态可测和路面信息预瞄的条件下, MPC控制器的求解步骤可以分为:

1) 初始时刻 $t = t_0$ 给定初始值 u_0 。根据控制模型中的目标函数和约束条件计算 k 时刻的动力学响应并判断是否满足最优解, 若不满足化为QP问题进一步优化求解, 此时调用二次规划函数计算最优控制序列 $[u(k), u(k+1), \dots, u(k+m)]^T$;

2) 将控制序列的第一个元素 $u(k)$ 作用于系统, 并计算下一步状态变量 $x(k+1)$;

3) 当仿真时间 $t < t_{end}$ 时, 更新 $k = k+1$, 估计新的预瞄区间的初值 u , 并以上一步计算的 $x(k+1)$ 作为当前状态, 进入新的优化循环。

4.3 联合仿真结果分析

本章节利用2.3节所建立的随机路面和凸包路面来检验所设计的控制器效果, 车辆参数取2.1节的表一, 悬架动行程约束为0.08m。所有仿真实验的目标函数中控制输出和控制输入的权重分别取 $\Gamma_y = \text{diag}(1, 1, \dots, 1), \Gamma_u = \text{diag}(0.008, 0.008, \dots, 0.008)$, 预测时域 $p = 60$, 控制时域 $m = p = 60$, 所用步长为0.01s, 仿真时间3s。

4.3.1 随机路面下控制器效果验证

在C级随机路面下，设定车辆在较低的行驶速度—— 30km/h ，经过路面时保持车速不变。

首先对比了被动悬架与底层采用神经网络求逆控制器的道路预瞄模型预测控制器的控制效果。

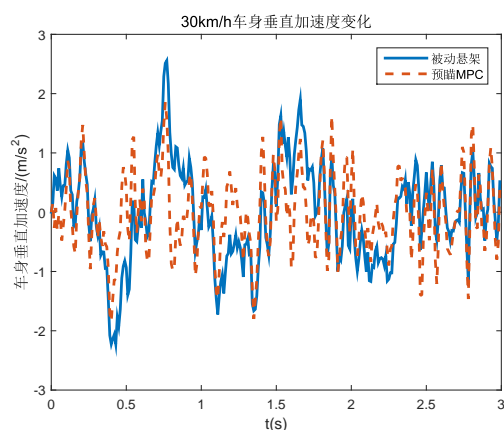


图 4.2 车身加速度

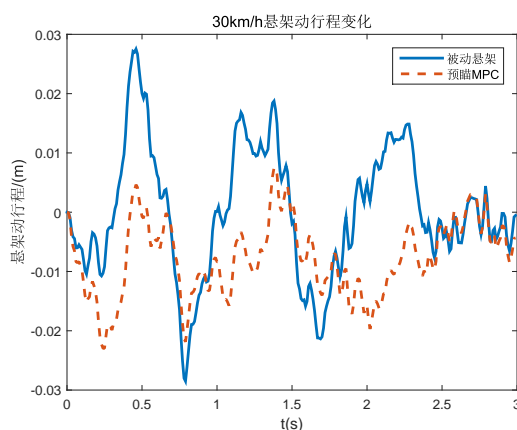


图 4.3 悬架动行程

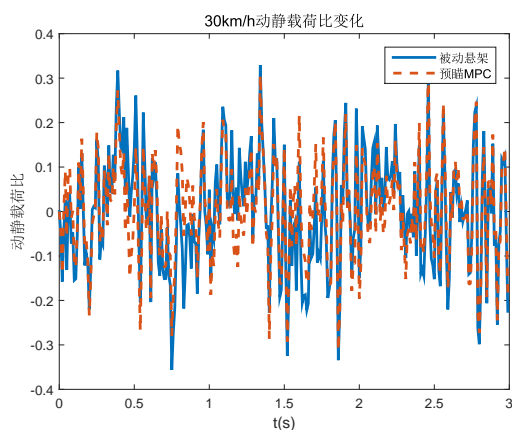


图 4.4 动静载荷比

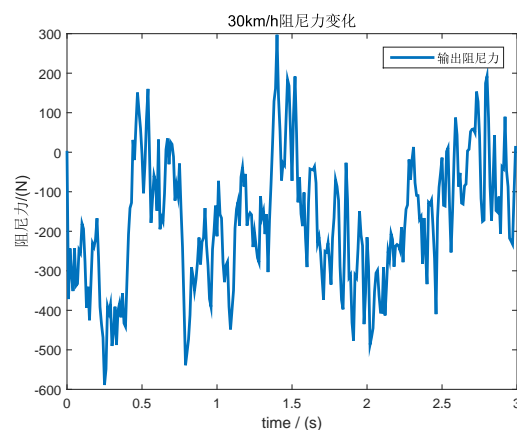


图 4.5 输出阻尼力

图4.2-4.5依次为车辆车身垂直加速度，悬架动行程，轮胎动静载荷比在不同控制器的实验结果图。对于半主动悬架的性能输出——车身垂直加速的而言，相比于被动悬

架，在道路预瞄模型预测控制器的作用下车身垂直加速度在一定程度上被降低，并且被动悬架和半主动悬架的悬架动行程均在约束范围内 $[-0.08m, 0.08m]$ ，轮胎动静载荷比均小于1，输出阻尼力也保持在 $[-2500N, 2500N]$ 之间，同样满足约束，因此，仅在底层为前馈求逆控制器下，道路预瞄模型预测控制器可以获得良好的性能输出，并且保证约束输出在范围内。

为了进一步检验预瞄MPC的控制效果，将提高车速到 $60km/h$ ，经过路面时保持车速不变，车身垂直加速度，悬架动行程，轮胎动静载荷比以及输出阻尼力如下图：

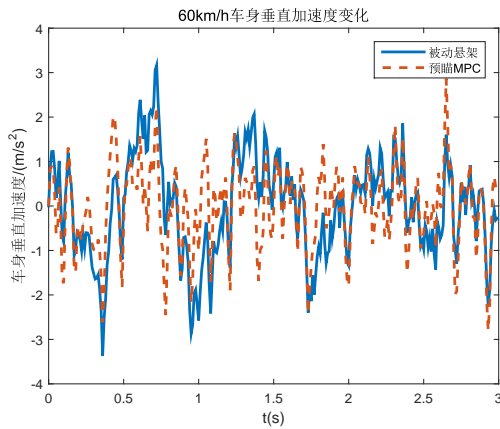


图 4.6 车身加速度

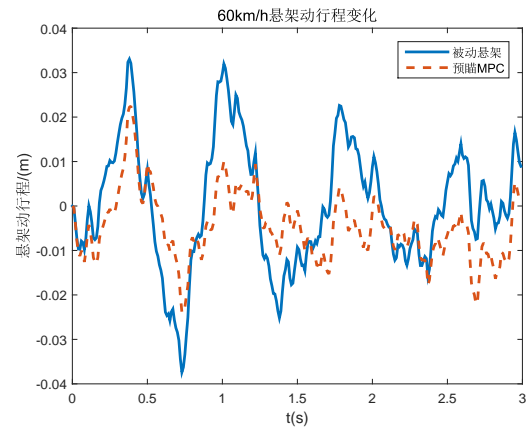


图 4.7 悬架动行程

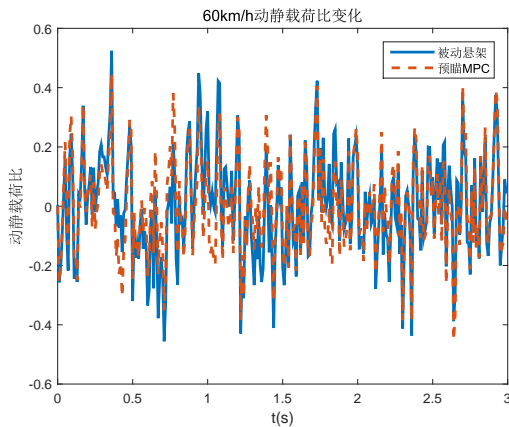


图 4.8 动静载荷比

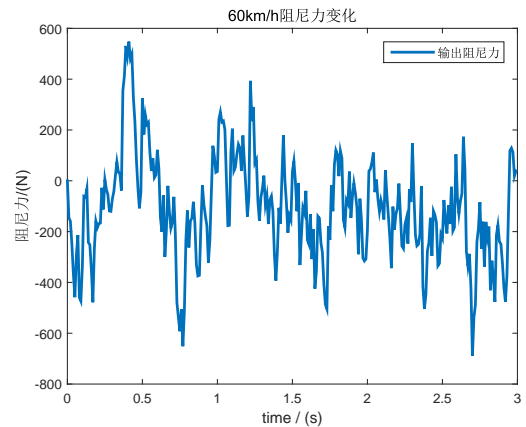


图 4.9 输出阻尼力

图4.6-4.9分别为车速在 $60km/h$ 下车身垂直加速度，悬架动行程，轮胎动静载荷比在不同控制器的实验结果图。可以看出，随着车速的提高，道路预瞄模型预测控制器

仍然能够降低车身加速度，但是效果不如低速时明显，被动悬架和半主动悬架的悬架动行程，轮胎动静载荷比都有了一定程度的增加，但是都未超过约束范围内，输出阻尼力也在约束范围内，由此可以说明在相对较高的车速下，道路预瞄模型预测控制器同样能改善性能输出——车身垂直加速，并且满足行驶安全性——轮胎动静载荷比和机械机构安全性——悬架动行程以及执行器——阻尼力的约束。

接下来，分别对比了底层为PID控制器结合神经网络求逆和LQR控制器结合神经网络求逆下的悬架性能用来检验LQR控制器的有效性。

第一组：随机路面等级为C级，行驶速度为30km/h，经过路面时保持车速不变，悬架的性能指标如图4.10-4.13所示：

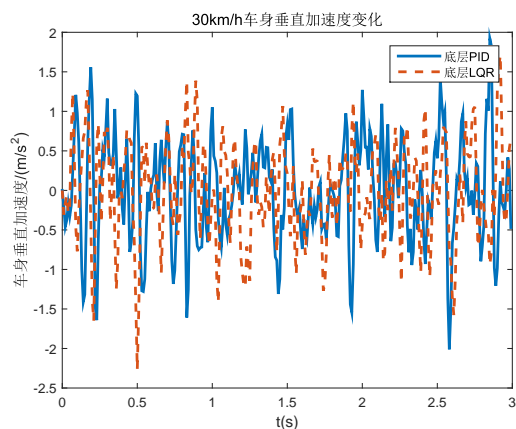


图 4.10 车身加速度

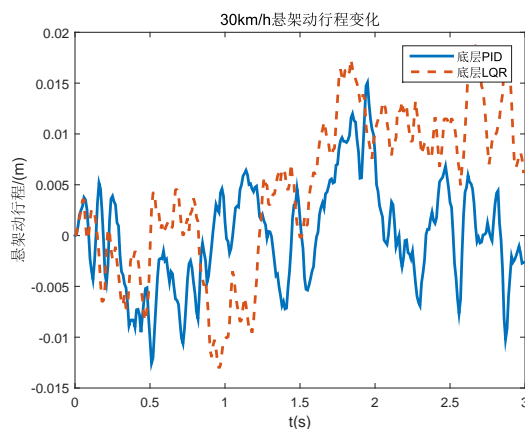


图 4.11 悬架动行程

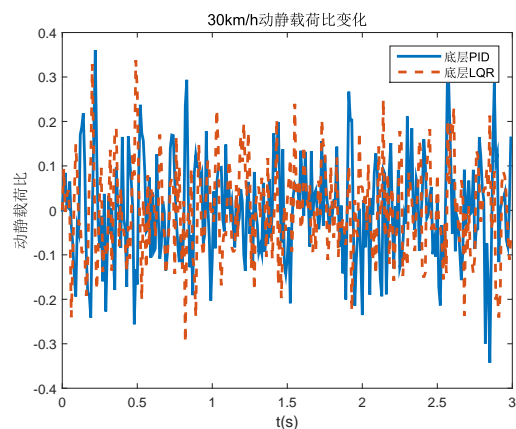


图 4.12 动静载荷比

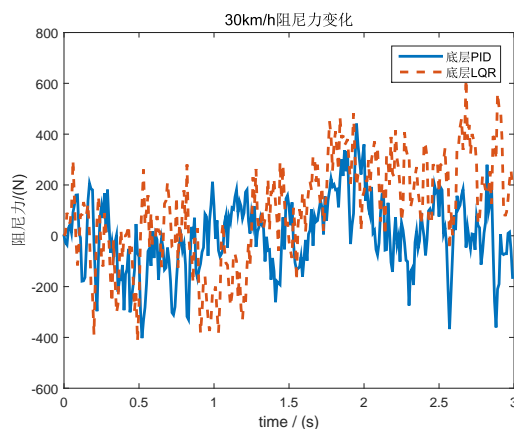


图 4.13 输出阻尼力

第二组：随机路面等级为C级，行驶速度为 60km/h ，经过路面时保持车速不变悬架的性能指标如图4.14-4.17所示：

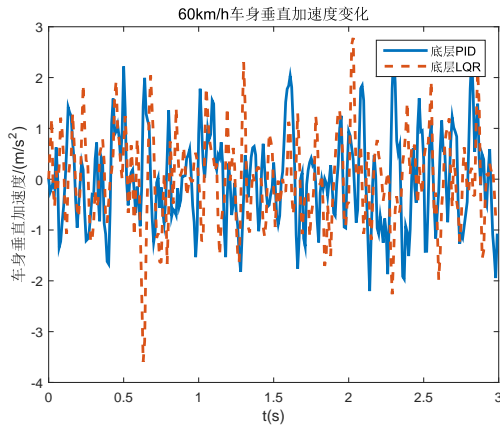


图 4.14 车身加速度

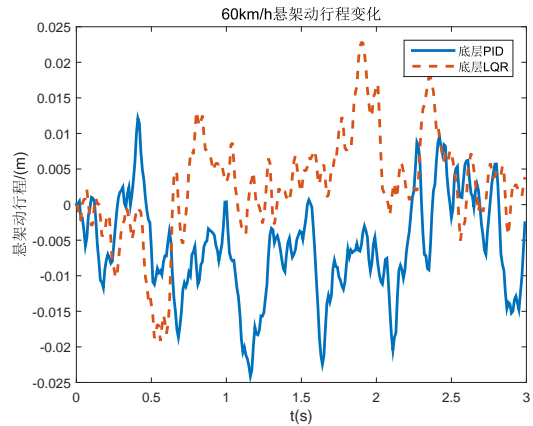


图 4.15 悬架动行程

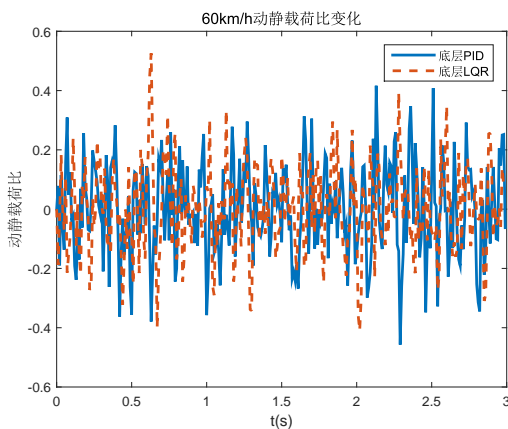


图 4.16 动静载荷比

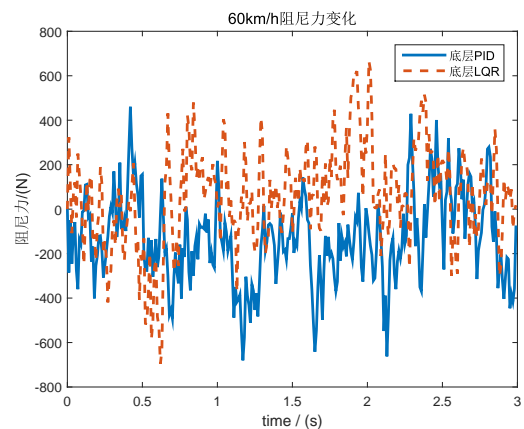


图 4.17 输出阻尼力

从图4.10和4.14的实验结果可以看出，在低速 30km/h 和高速 60km/h 的行驶速度下，相比于在前馈求逆控制器基础上引入闭环PID控制器，引入LQR控制器可以在一定程度上降低车身垂直加速度，改善乘坐舒适性。具体提高多少可由表4.1中看出。从图4.11-4.13，图4.15-4.17可以看出引入闭环PID控制器和LQR控制器不会违背上层控制器设定的悬架动行程，轮胎动载荷，输出阻尼力的约束。

从表4.1中可以看出，即使底层是单纯的神经网络求逆控制器，道路预瞄MPC也可以在低速时较大程度上改善乘坐舒适性，在高速时一定程度上改善乘坐舒适性。相对于闭环PID控制器，带有全维观测器的LQR控制器则可以进一步提高乘坐舒适性。

表 4.1 随机路面不同车速下车身垂直加速均方根值对比

车速	控制器名称		均方根值(m/s^2)	降低百分比(%)
30km/h	被动悬架		0.8436	**
	预瞄MPC	神经网络求逆	0.6766	19.80%
		底层PID	0.6570	22.11%
		底层LQR	0.6262	25.76%
60km/h	被动悬架		1.1208	**
	预瞄MPC	神经网络求逆	0.9322	16.74%
		底层PID	0.9122	18.61%
		底层LQR	0.8908	20.52%

4.3.2 凸包路面下控制器效果验证

所选凸包高度 $A = 10cm$ ，长度 $L = 5m$ ，汽车在 $t_0 = 0.6s$ 驶入凸包。行驶速度为 $30km/h$ ，经过路面时保持车速不变，预测时域=控制时域=60，预瞄步长为60步即为 $0.6s$ 。首先对比了被动悬架与底层采用神经网络求逆控制器的道路预瞄模型预测控制器的控制效果。

当车辆以 $30km/h$ 速度通过凸包时，各个悬架性能指标如下：

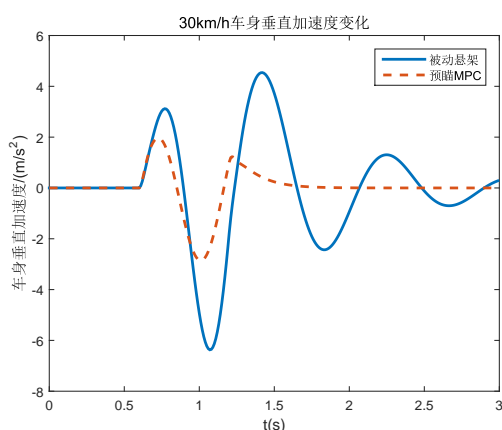


图 4.18 车身加速度

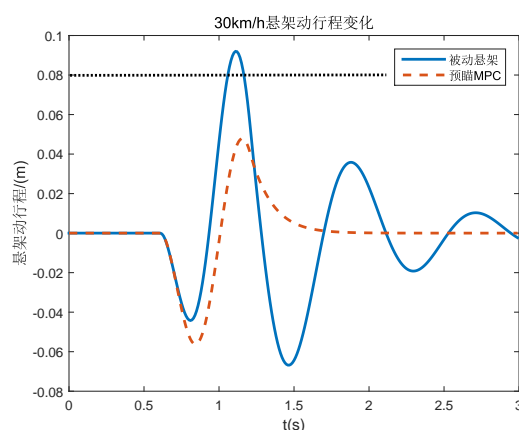


图 4.19 悬架动行程

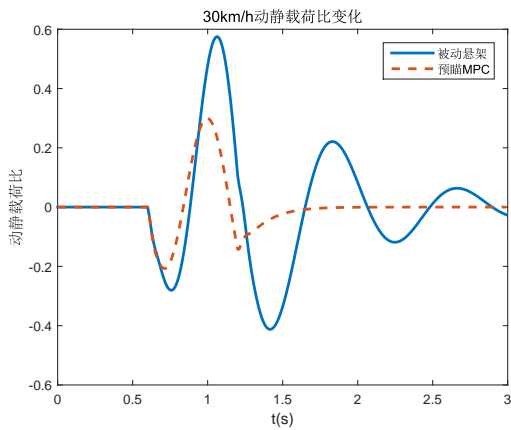


图 4.20 动静载荷比

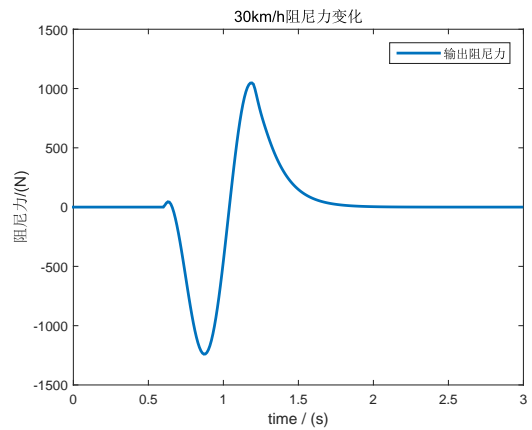


图 4.21 输出阻尼力

从图4.18-4.21中可以看出，针对确定性凸包路面，行驶在低速 $30km/h$ 条件下，就性能输出而言，半主动悬架在道路预瞄模型预测控制器的作用下可以明显降低车身加速度，相比于被动悬架可以获得更好的乘坐舒适性，针对悬架机械结构约束，被动悬架超出了悬架动行程范围，撞击限位块现象明显，违背了悬架动行程的约束，另外预瞄控制器还降低了轮胎动静载荷比，提高了行驶安全性。

为了检验道路预瞄模型预测控制器能否在车辆高速通过路面时仍能满足约束，将提高车速到 $60km/h$ ，各个悬架性能指标如下：

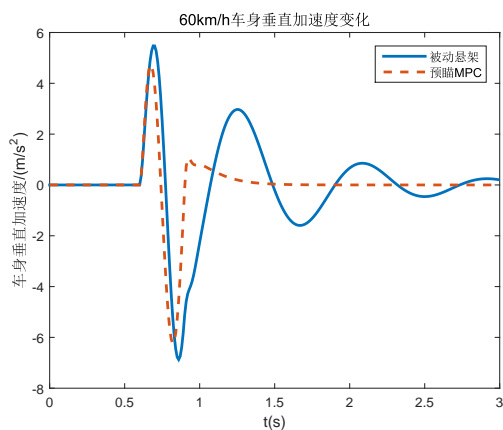


图 4.22 车身加速度

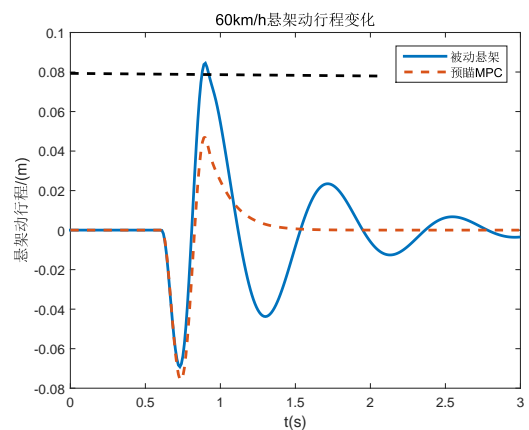


图 4.23 悬架动行程

从图4.22-4.25可以看出，车速提高时，预瞄MPC降低车速垂直加速度的效果不明显，对于乘坐舒适性的改善效果不佳，但是仍然可以达到30%以上，对于悬架动行程、轮胎动静载荷比和输出阻尼力的约束仍然满足。

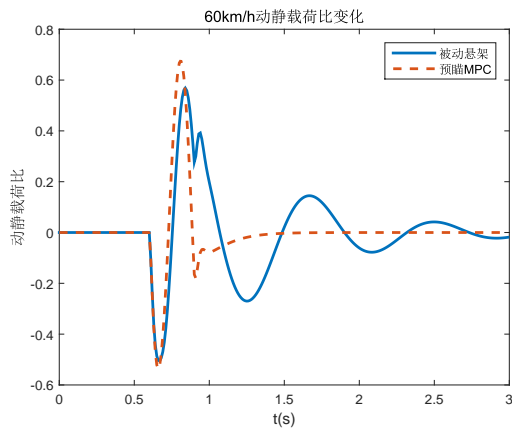


图 4.24 动静载荷比

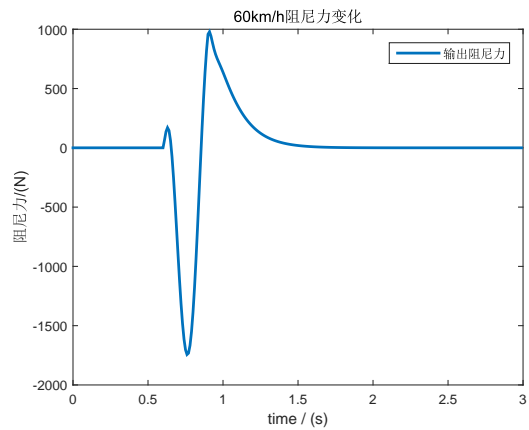


图 4.25 输出阻尼力

接下来对比了底层加入PID控制器和LQR控制器的控制效果，首选车速取 30km/h ，控制效果如图4.26-4.29：

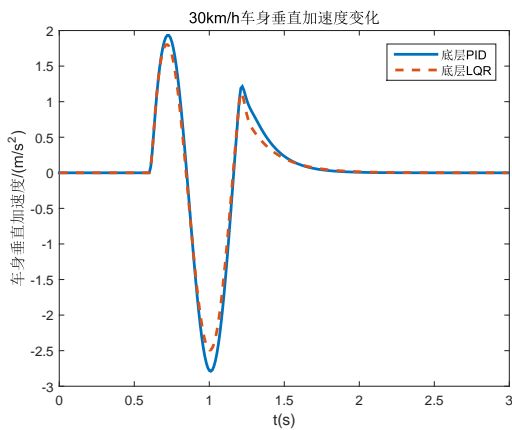


图 4.26 车身加速度

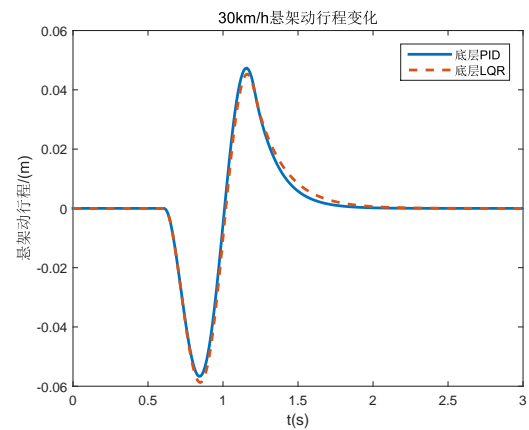


图 4.27 悬架动行程

提高车速到 60km/h ，经过路面时保持车速不变：

从图4.26-4.33可以看出，相比于PID控制器，加入了LQR控制器后，悬架的乘坐舒适性得到了进一步改善。具体改善程度见表4.2。

从表格4.2可以看出，凸包路面下，在低速 30km/h 条件下，相比于被动悬架，预瞄模型预测控制器均可以降低车身垂直加速的60%以上，相比于底层引入PID控制器，底层引入LQR控制器可以降低车身垂直加速度3.72%，一定程度上改善了乘坐舒适性。在低速 60km/h 条件下，相比于被动悬架，预瞄模型预测控制器均可以降低车身垂直加速

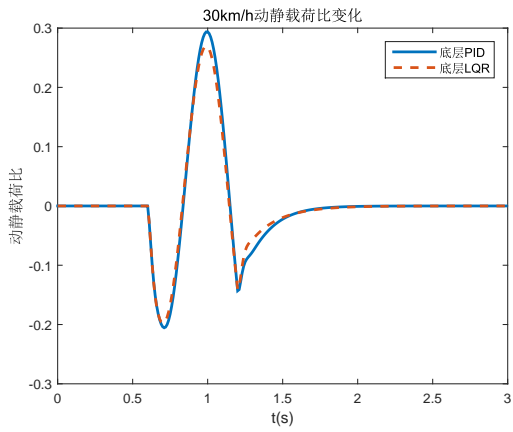


图 4.28 动静载荷比

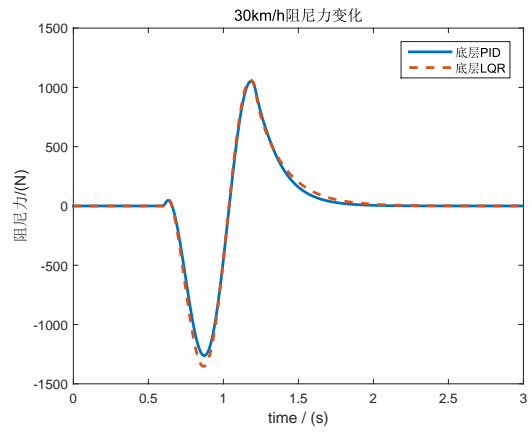


图 4.29 输出阻尼力

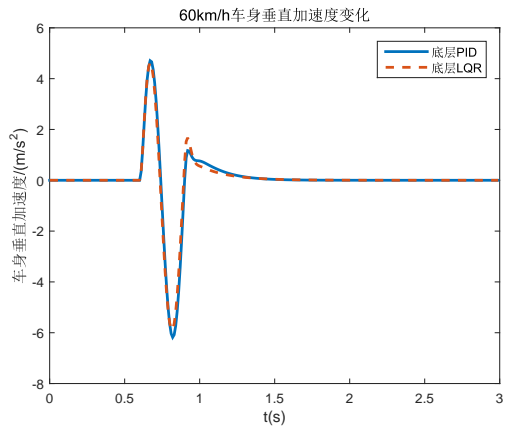


图 4.30 车身加速度

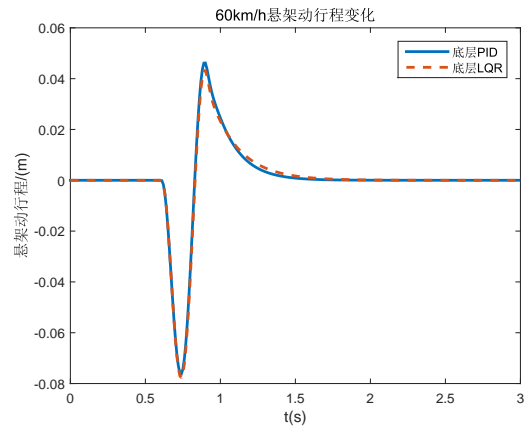


图 4.31 悬架动行程

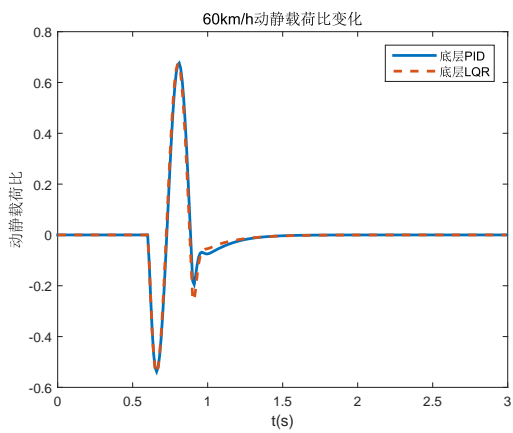


图 4.32 动静载荷比

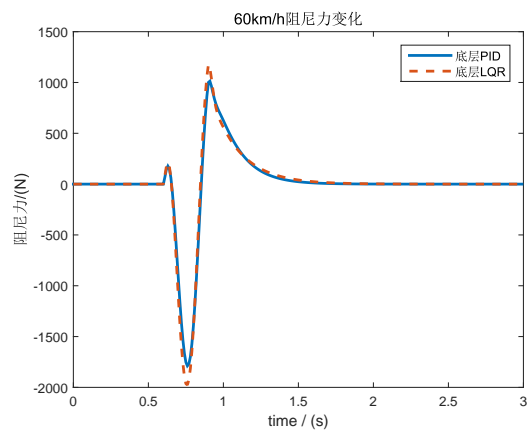


图 4.33 输出阻尼力

表 4.2 凸包路面不同车速下车身垂直加速均方根值对比

车速	控制器名称		均方根值(m/s^2)	降低百分比(%)
30km/h	被动悬架		2.1480	**
	预瞄MPC	神经网络求逆	0.8083	62.37%
		底层PID	0.7844	63.48%
		底层LQR	0.7045	67.20%
60km/h	被动悬架		1.8407	**
	预瞄MPC	神经网络求逆	1.2514	32.02%
		底层PID	1.2399	32.64%
		底层LQR	1.1865	35.54%

的30%以上，相比于底层引入PID控制器，底层引入LQR控制器可以降低车身垂直加速度2.9%。因此在确定性凸包路面下，引入LQR控制器确实可以改善乘坐舒适性。

4.4 本章小结

本章主要采用模型预测控制显式处理半主动约束问题和自然融合路面预瞄信息，针对论文的研究问题主要完成以下内容：

(1) 将模型预测控制策略与路面信息结合，动态处理约束，在保证行驶安全和满足机械结构限制的前提下有效提高乘坐舒适性。

(2) 在凸包与随机路面仿真实验中检验了不同车速下的控制效果，实验结果表明，带有道路预瞄的模型预测控制器可以很大程度的降低车身加速度同时满足悬架动行程和轮胎动载荷的约束，进一步对比了底层为PID结合神经网络求逆和LQR结合神经网络求逆下的悬架性能，表明带有全维观测器的LQR控制器可以进一步改善乘坐舒适性。

第5章 全文总结与展望

5.1 全文总结

随着科技的迅猛发展，汽车作为出行的重要交通工具，也被赋予更高的要求。传统的车辆悬架已不能满足更高的舒适性和安全性要求，设计高效、智能的控制系统是充分利用新型技术提高车辆性能的重要途径。本文通过理论仿真分析方法研究基于路面预瞄的半主动悬架系统，主要的工作内容为：

(1) 完成了对磁流变阻尼器建模与控制器设计

建立磁流变阻尼器的Hammerstein模型，非线性部分由神经网络辨识，线性部分为传递函数模型，所提出的建模方案可以提高建模精度并且易于控制器设计；根据磁流变阻尼器Hammerstein模型中的传递函数模型设计了磁流变阻尼器的带有观测器的LQR控制器，相比于引入PID控制器，带有全维观测器的LQR控制器能降低多数情况下的跟踪误差。

(2) 设计了道路预瞄模型预测控制器

根据道路预瞄的思想将路面信息—路面高度变化率作为可测时变干扰，结合模型预测控制滚动优化的特点，设计了道路预瞄模型预测控制器。与被动悬架对比，道路预瞄模型预测控制器可以在保证安全且满足阻尼力和动行程约束的条件下提高乘坐舒适性；相比于引入PID控制器结合神经网络求逆，引入LQR控制器可以进一步提升悬架性能。

5.2 未来工作展望

要实现基于路面预瞄的半主动悬架控制应用，所涉及的研究内容非常丰富。由于时间有限，总结得到本文还有些值得继续深入研究的内容：

(1) 本文中使用的磁流变减振器具有较好的阻尼特性，结构简单，沉降和摩擦生热均不严重。但是其阻尼特性是在四种规定激励下测得，为了能够进一步提高建模精度，以后可以采用扫频信号作为激励信号，尽量高的覆盖磁流变阻尼的工作频率带。

(2) 本文中预瞄控制器的设计与分析均是基于路面信息可获得的前提下进行的，未考虑传感器误差，时滞等。路面预瞄方法及二者的有机结合需要进一步研究。

(3) 控制算法的应用可进一步扩展到整车上，探索实际车辆上经济可行的总体控制方案。随着智能车等技术研究的深入，路面预瞄技术趋于成熟，客观上为路面预瞄信息和半主动悬架的结合提供了条件。路面信息的提前获取并介入，能够全面提高车辆的性能。

参考文献

- [1] CHEN Q, BAI X, ZHU A D, WU D, LI ZD. Influence of balanced suspension on handling stability and ride comfort of off-road vehicle[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part D Journal of Automobile Engineering, 2020, 235(6): 1602–1616.
- [2] CVOK I, DEUR J, TSENG E, HROVAT D. Analysis of active suspension performance improvement based on introducing front/rear LQ control coupling[C]. 26th IAVSD Symposium on Dynamics of Vehicles on Roads and Tracks (IAVSD 2019). 2019: 1829–1839.
- [3] MENG Q, QIAN C, SUN Z Y, CHEN CC. A homogeneous domination output feedback control method for active suspension of intelligent electric vehicle[J]. Nonlinear Dynamics, 2021:1–18
- [4] YU S, ZHANG JJ, XU F, CHEN H. H_∞ Control of Semi-Active MR Damper Suspensions[C]. 2019 12th Asian Control Conference (ASCC) Kitakyushu-shi, Japan, Japan 2019
- [5] SUN Y, HUANG Y, WANG M, WU J, YUAN S, DING J H, PENG Y, PU H, XIE S, LUO J. Design, testing and modelling of a tuneable GER fluid damper under shear mode[J]. Smart Materials and Structures, 2020, 29(8): 085011 (14pp).
- [6] LIU M, LI Y, RONG X, ZHANG S, YIN Y. Semi-Active Suspension Control Based on Deep Reinforcement Learning[J]. IEEE Access, 2020, 8(99): 9978–9986.
- [7] TSENG H E, HROVAT D. State of the art survey: active and semi-active suspension control[J]. Vehicle System Dynamics, 2015, 53(7): 1034–1062.
- [8] CHEN H, GUO K.. Constrained H_1 control of active suspensions: an LMI approach[J]. IEEE Trans on Control Systems Technology, 2005, 13(3): 412–421.
- [9] 陈虹, 马苗苗, 孙鹏远. 基于LMI优化的主动悬架多目标控制[J]. 自动化学报, 2006, 32(4): 550–559.
- [10] 陈虹, 马苗苗, 孙鹏远. 主动悬架 H_2 /广义 H_2 输出反馈控制[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(005): 790–794.

- [11] THEUNISSEN J, SORNIOTTI A, GRUBER P, FALLAH S, DHAENS M. Regionless Explicit Model Predictive Control of Active Suspension Systems with Preview[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 67(6): 4877–4888.
- [12] ALFADHLI A, DARLING J, HILLIS A J. The control of an active seat with vehicle suspension preview information[J]. Journal of Vibration & Control Jvc, 2018. 24(8): 1412–1426.
- [13] KARNOPP D C, CRPSBY M J, HARWOOD R A. Vibration control using semi-active force generators[J]. ASME Journal of Engineering for Industry, 1974, 96 (2):619–626.
- [14] VALASEK M, NOVAK M. Ground Hook for Semi-Active Damping of Truck’s Suspension[J]. Proc. of CTU Workshop, 1996, 96: 467–468.
- [15] ANGELOV I.. Optimal Control Synthesis of Semi Active Vehicle Suspension[J]. IOP Conference Series Materials Science and Engineering, 2019, 618:012062.
- [16] CORK M, DEUR J, XU L, ETC. Optimisation of active suspension control inputs for improved vehicle ride performance[J]. Vehicle System Dynamics, 2016, 54(7):1004–1030.
- [17] GIORGETTI N, BEMPORAD A, TSENG H E, ETC. Hybrid model predictive control application towards optimal semi-active suspension[J]. INTERNATIONAL JOURNAL OF CONTROL, 2006, 79(5): 521–533.
- [18] AHMED M, SVARICEK F. Preview control of semi-active suspension based on a half-car model using Fast Fourier Transform[C]. 10th International Multi-Conferences on Systems, Signals & Devices 2013 (SSD13). IEEE, 2013(March 2013): 1–6.
- [19] SUN X, YUAN C, CAI Y, ETC. Model predictive control of an air suspension system with damping multi-mode switching damper based on hybrid model[J]. MECHANICAL SYSTEMS AND SIGNAL PROCESSING, 2017, 94: 94–110.
- [20] FELIX-HERRAN L C, MEHDI D, RODRIGUEZ-ORTIZ J DE J, ETC.. Control of a suspension with a magnetorheological damper[J]. International Journal of Control, 2012, 85(8): 1026–1038.
- [21] FELIX-HERRAN L C, MEHDI D, RAMIREZ-MENDOZA R A, ETC.. Control of a one-quarter semi-active ground vehicle suspension[J]. Journal of Applied Research and Technology, 2016, 14(3): 173-183.

- [22] DU H P, SZE K Y, LAM J. Semi-active H-infinity control of vehicle suspension with magneto-rheological dampers[J]. JOURNAL OF SOUND AND VIBRATION, 2005,283(3-5): 981–996.
- [23] BENDER E K. Optimum linear preview control with application to vehicle suspension[C]. ASME, 1967.
- [24] TOMIZUKA M. "Optimum Linear Preview Control With Application to Vehicle Suspension"-Revisited[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 1976, 98(3): 309–315.
- [25] LOUAM N, WILSON D A, SHARP R S.. Optimization and Performance Enhancement of Active Suspensions for Automobiles under Preview of the Road[J]. Vehicle System Dynamics, 1992, 21(1):39–63.
- [26] LOUAM N, WILSON D, SHARP R S. Optimal Control of a Vehicle Suspension Incorporating the Time Delay between Front and Rear Wheel Inputs[J]. Vehicle System Dynamics, 1988, 17(6): 317–336.
- [27] 喻凡, 郭孔辉. 结合卡尔曼滤波器的车辆主动悬架轴距预瞄控制研究[J]. 汽车工程, 1999, 21(2): 72-80.
- [28] 秦民, 董波, 马天飞, 等. 基于轴间预瞄的主动悬架研究[J]. 汽车工程, 2004, 26(2):193-196.
- [29] YAN L, SHAOJUN L. Preview control of an active vehicle suspension system based on a four-degree-of-freedom half-car model[C]. 2009 2nd International Conference on Intelligent Computing Technology and Automation, ICICTA 2009, 2009, 1:826–830.
- [30] MEHRA R K, AMIN J N, HEDRICK K J. Active suspension using preview information and model predictive control[C]. Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Control Applications, 1997: 860–865.
- [31] CHO B K. Active Suspension Controller Design Using MPC with Preview Information[J]. KSME International Journal, 1999, 13:168–174.
- [32] GORDON T J, SHARP R S. On improving the performance of automotive semi-active suspension systems through road preview[J]. Journal of Sound and Vibration, Elsevier, 1998, 217(1):163–182.

- [33] CANALE M, MILANESE M, NOVARA C. Semi-active suspension control using fast model predictive control[C]. Proceedings of the 2005, American Control Conference, 2005, 2005: 274–281.
- [34] GOHRLE C, SCHINDLER A, WAGNER A. Model Predictive Control of semi-active and active suspension systems with available road preview[C]. European Control Conference, 2013:1499–1504.
- [35] CHENG M, CHEN Z, LIU W, JIAO Y. . A novel parametric model for magnetorheological dampers considering excitation characteristics[J]. Smart Materials and Structures, 2020, 29(4):045002 (15pp).
- [36] ROSSI A, ORSINI F, SCORZA A, BOTTA F, BELFIORE N P, ANDREA S.. A Review on Parametric Dynamic Models of Magnetorheological Dampers and Their Characterization Methods[J]. Actuators, 2018, 7(2): 2076–0825.
- [37] SHARMA S. Vibration Control in Quarter-Car Model with Magnetorheological (MR) Dampers Using Bingham Model[J]. Journal of Applied Mechanical Engineering, 2018, 7(01): 2168–9873.
- [38] 祝世兴, 郝新琛.. 基于Bingham模型的磁流变阻尼器模型改进研究[J]. 机床与液压, 2019, 47(17): 98–102, 128.
- [39] NEGASH B A, YOU W, LEE J, LEE K.. Parameter identification of Bouc-Wen model for Magnetorheological (MR) fluid Damper by a Novel Genetic Algorithm[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2020, 12(8).
- [40] 祝世兴, 王璐琦, 王博.. 磁流变阻尼器力学模型改进与分析[J]. 机床与液压, 2020, 48(17): 88–92, 102.
- [41] LEI Y, YANG X, HUANG J, ZHANG F, LIU L.. Identification of model-free hysteretic forces of magnetorheological dampers embedded in buildings under unknown excitations using incomplete structural responses[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2021(6).
- [42] 闫伟, 赵洪洋, 冯志敏, 陈跃华, 李宏伟. 非稳定场下三级密封结构MR阻尼器多项式模型参数辨识及仿真[J]. 机械设计, 2020, 37(02): 15–25.

- [43] WITTERS M, SWEVERS J. Black-box model identification for a continuously variable, electro-hydraulic semi-active damper[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2010, 24(1):4–18.
- [44] LIU Q, CHEN W, HU H, ZHU Q, XIE Z. An Optimal NARX Neural Network Identification Model for a Magnetorheological Damper With Force-Distortion Behavior[J]. *Frontiers in Materials*, 2020, 7: 2296–8016.
- [45] LAKHANI M T, SONI D P. Comparative Study of Smart Base-Isolation Using Fuzzy Control and Neural Network[J]. *Procedia Engineering*, 2017, 173:1825–1832.
- [46] WIRAWAN J W, ORYZANANDI S S, MASA' ID A, IMADUDDIN F, UBAIDILLAH U, BAHUDDIN I. Neuro-fuzzy Hysteresis Modeling of Magnetorheological Dampers[M]. *Lecture Notes in Mechanical Engineering*, 2020.
- [47] 陈昭晖, 倪一清. 磁流变阻尼器非参数化模型泛化能力的提高[J]. *振动与冲击*, 2017(6).
- [48] 梅真, 高毅超, 郭子雄. 磁流变阻尼器动力性能测试与建模[J]. *振动、测试与诊断*, 2017(3).
- [49] 王修勇, 宋璨, 陈政清, 等. 磁流变阻尼器的性能试验与神经网络建模[J]. *振动与冲击*, 2009, 28(4): 42–46.
- [50] 王戡, 郑玲, 刘非. 基于广义回归神经网络的磁流变减振器模型辨识[J]. *汽车工程*, 2013, 35(7): 619–623.
- [51] 潘公宇, 杨海, 徐腾跃, 等. 磁流变阻尼器试验与建模研究[J]. *振动与冲击*, 2015, 34(6): 36–40.
- [52] 李刚, 刘前结, 胡国良. 磁流变阻尼器参数化力学模型的修正改进型研究进展[J]. 2019, 47(11):181–187.
- [53] SEONG M S, CHOI S B, HAN Y M. Damping force control of a vehicle MR damper using a Preisach hysteretic compensator[J]. *Smart Materials and Structures*, 2009, 18(7):074008.
- [54] ARSAVA K S, KIM Y, KIM K H. Fuzzy Control for Impact Mitigation of Coastal Infrastructure Equipped with Magnetorheological Dampers[J]. *Journal of Coastal Research*, 2016, 75(sp1):1037–1041.

- [55] 赵新龙, 秦雯, 吴双江. 基于磁流变阻尼器的车辆悬架系统控制器设计[J]. 2019, 4:1006–1355.
- [56] 刘剑, 王恩荣, 颜伟, 张海龙. 磁流变悬架系统的非线性动力学分析与混沌控制[J]. 2019, 38(13):215–222.
- [57] 郭大蕾. 车辆悬架振动的神经网络半主动控制[D]. 南京航空航天大学, 2002.
- [58] 余志生. 汽车理论[M]. 北京: 机械工业出版社.2000.
- [59] YUE C, BUTSUEN T, HEDRICK J K.. 磁流变半主动减振器多场耦合分析及控制系统研究[D]. 吉林: 吉林大学, 2014
- [60] 中国国家标准化管理委员会. QC/T 545-1999汽车筒式减振器台架试验方法[S]. 北京:中国标准化出版社, 1999.
- [61] 济海, 哲人, 公路,等. 路面不平度的测量分析与应用[M]. 北京理工大学出版社, 2000.
- [62] 张国胜, 方宗德, 陈善志, 等. 基于幂函数的路面不平度白噪声激励模拟方法[J]. 汽车工程, 汽车工程编辑部, 2008, 30(1): 44–47.
- [63] ISO S. 8608, Mechanical vibration-Road Surfaces Profiles-Reporting of measured data[J]. International Organization for Standardization, Switzerland, 1995.
- [64] 张永林, 钟毅芳. 车辆路面不平度输入的随机激励时域模型[J]. 农业机械学报, 2004, 35(2): 9–12.
- [65] 郭尚来. 随机控制[M]. 郭尚来.清华大学出版社, 1999.
- [66] TURNIP A, HONG K-S. Road-frequency based optimisation of damping coefficients for semi-active suspension systems[J]. International Journal of Vehicle Design, Inderscience Publishers Ltd, 2013, 63(1):84–101.
- [67] DODDS C J, ROBSON J D.. The description of road surface roughness[J]. Journal of sound and vibration, Elsevier, 1973, 31(2): 175–183.
- [68] 喻凡, 林逸. 汽车系统动力学[M]. 北京:机械工业出版社, 2005.
- [69] SHARP R S, PENG H. Vehicle dynamics applications of optimal control theory[J]. Vehicle System Dynamics,Taylor & Francis, 2011, 49(7): 1073–1111.

- [70] MATLAB中文论坛. MATLAB神经网络30个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2010, 1-20.
- [71] 何玉彬, 李新忠. 神经网络控制技术及其应用[M]. 北京:科学出版社, 2000,44-60
- [72] 王吉权, 邱立春. BP神经网络理论及其在农业机械化中的应用研究[J]. 沈阳农业大学.2011.
- [73] NARENDRA K, GALLMAN P. An iterative method for the identification of nonlinear systems using a Hammerstein model[J]. Automatic Control,IEEE Transactions on,1966, 11(3): 546-550.
- [74] KARA T, EKER I. Nonlinear modeling and identification of a DC motor for bidirectional operation with real time experiments[J]. Energy Conversion and Management, 2004, 45(7-8): 1087-1106.
- [75] 王仲民, 孙建军, 岳宏. 基于LQR的倒立摆最优控制系统研究[J]. 工业仪表与自动化装置, 2005, (3): 6-9.
- [76] 刘叔军, 盖晓华, 樊京, 崔世林. MATLAB7. 0控制系统应用与实例[M]. 北京, 机械工业出版社, 2006.
- [77] 胡寿松, 王执铨, 胡维礼. 最优控制理论与系统[M]. 北京, 科学出版社, 2005.
- [78] 陈虹. 模型预测控制[M]. 2013, 北京:科学出版社
- [79] 席裕庚, 陈虹. 预测控制性能研究的新进展[J]. 2000, 17(4):469-475.
- [80] BORRELLI F, BEMPORAD A, MORARI M. Predictive control for linear and hybrid systems[J]. Cambridge February, 2011, 20: 2011.

攻读硕士学位期间的研究成果

作者简介：

作者：徐明生，男，1993年7月生于吉林省吉林市，汉族。2016年7月获长春理工大学自动化专业工学学士学位。本科毕业后，进入台达电子集团工作。2018年9月，攻读吉林大学通信工程学院控制理论与控制工程硕士学位，主要研究方向为汽车半主动悬架控制。

攻读硕士学位期间参加的科研项目：

1. 永磁同步电机提高扭矩控制精度及稳定性的算法研究，江苏省基金，项目编号：JKLNEVPS201901。
2. 智能网联商用车多车协调控制理论及关键技术，国家自然科学基金，项目编号：U1964202。
3. 国家重点研发计划，项目编号：2018YFB0104804。

攻读硕士学位期间发表的论文：

1. 于树友, 徐明生, 王严, 许芳. 基于MPC的三容水箱液位跟踪控制的快速实现[J]. 实验技术与管理, 2020(7): 145—149.
2. Yu S , Xu M , Sun X , et al. Model predictive control of magneto-rheological damper semi-active suspension with preview[C]. 2020 Chinese Automation Congress (CAC). 2020.

鸣谢：

在此特别感谢吉林大学汽车工程学院庄晔教授对本论文提供的实验设备的支持。

致谢

文至此处，三年的求学生涯即将结束。春秋轮转，岁月不停，一段旅程终究是到了分别的时候。读研的日子既漫长又短暂，其中虽有艰辛痛苦，但是更多是成长与收获。感谢陪我一起度过美好时光的每位敬爱的师长和同学，正是你们的帮助，我才能正视自己的不足，克服困难，正是你们的帮助，我才能克服苦难，顺利毕业。

三年的是时光，有太多的人需要感谢，首先，要感谢我的授业恩师，于树友教授。您严谨的治学态度，孜孜不倦的科研精神深深的感染我，激励着我不断前行。您不仅仅是我学业上的导师，更是我人生的领路人。永远忘不了，您和我一遍一遍的修改投稿论文，忘不了周末您辛勤工作的身影。您是大海上的灯塔，指引着我们不断前行。

其次,我要感谢冯阳阳和刘艺师兄，在我课题研究过程中，感谢两位兄长在理论推导和程序编写方面给予了我很大帮助。如果没有你们就没有这篇完整的论文。

并且感谢施竹清、孟凌宇、郭杰、厉庆华、等师兄师姐在学习和生活上的帮助，感谢同窗好友陈浩，李建普，曹瑞丽，褚建新，蔡坤阳等同学陪我一起经历这一段难忘的科研生活，还要感谢可爱的师弟张松林，常欢，张雅静，李文博等，太多的人需要感谢，在此无法一一列出！感谢你们对我的帮助！

一路走来，我要感谢我的女朋友，孟欣，你是我生命里的一道光，帮我驱散阴霾，赶走黑暗。父母恩情大于天，感谢我的父母，感谢你们毫无保留的爱，感谢你们在我遇到挫折对我的理解和支持！

最后，很感谢各位专家百忙之中评阅我的论文，恳请各位专家老师多多批评指正！使我能够丰富自己的学识，不断的突破自己。