

## 智能车辆的控制方法研究

## 摘要

随着自动驾驶技术的不断进步和日趋广泛的应用，智能车辆的概念受到持续的关注和研究，控制算法作为智能车辆的核心领域用于实现对传统驾驶员作用的替代，在保障车辆安全性和自动驾驶的有效性中具有十分重要的地位。本文选取了 PID 控制，模型预测控制（MPC）和最优预瞄控制三种智能车辆中较为常见的控制方法进行研究，给出了三种方法在车辆控制中的数学模型并描绘了具体应用场景和方法。为了验证控制算法在实际车辆控制中的有效性，运用 Carsim 和 Simulink 平台联合仿真并建立控制模型，以 MPC 制定车辆的速度策略实现车辆的纵向控制，以最优预瞄控制的方法制定转向策略实现横向控制。根据两种控制功能的结合实现了智能车辆在自适应巡航（ACC）情景下的应用，得到了较为良好的模拟实验结果，说明建立的模型对智能车辆起到了较好的控制作用，可以为适用于智能车辆辅助驾驶的进一步研究。

**关键词：**PID 控制，模型预测控制，最优预瞄控制，自适应巡航控制，闭环仿真

# Research on control methods of intelligent vehicles

## ABSTRACT

With the continuous progress and wide application of automatic driving technology, the concept of intelligent vehicle has received much attention and been researched in many ways. As the core field of intelligent vehicle, control algorithm is used to replace the role of traditional drivers. It plays a very important role in ensuring vehicle safety and the effectiveness of automatic driving. This paper selects three common control methods in Intelligent Vehicles: PID control, model predictive control (MPC) and optimal preview control, gives mathematical models of the three methods in vehicle control, and describes the specific application scenarios and methods. In order to verify the effectiveness of the control algorithm in the actual vehicle control, CarSim and Simulink platforms are used to jointly simulate and establish the control model to realize the longitudinal and lateral control functions of the vehicle. According to the realized control function, the application of intelligent vehicle in adaptive cruise control (ACC) scenario is realized, and good simulation experimental results are obtained. It shows that the established model can play a good control role in intelligent vehicle, and can be used for further research in intelligent vehicle assisted driving.

**Key words:** PID control, model predictive control, optimal preview control, adaptive cruise control, closed-loop simulation

## 目录

目录 .....	0
<b>1 引言 .....</b>	<b>1</b>
1.1 自动驾驶概述 .....	1
1.2 本项目研究的重点问题和技术路线 .....	2
1.2.1 智能车辆的横向控制 .....	2
1.2.2 智能车辆的纵向控制 .....	2
<b>2 PID 控制 .....</b>	<b>4</b>
2.1 PID 控制的基本形式 .....	4
2.2 纵向控制中的 PID .....	4
2.2.1 位置式 PID .....	4
2.2.2 增量式数字 PID .....	5
2.3 横向控制中的 PID .....	5
2.4 PID 控制的改进设计 .....	6
2.4.1 前馈控制 .....	6
2.4.2 抗饱和积分 .....	7
2.5 PID 算法仿真及结果分析 .....	7
<b>3 模型预测控制 (MPC) .....</b>	<b>11</b>
3.1 模型预测控制(MPC)概述 .....	11
3.2 MPC 在车辆控制中的应用 .....	12
3.2.1 MPC 的理论模型 .....	13
3.2 二次规划问题 .....	14
3.3 MPC 控制器实现车辆纵向控制 .....	16
<b>4 最优预瞄控制(OPT) .....</b>	<b>18</b>
4.1 稳态预瞄动态校正假说 .....	19
4.2 横向预瞄误差模型 .....	19
4.2.1 单点预瞄追踪 .....	19
4.2.2 多点预瞄追踪 .....	21
4.3 最优预瞄加速度决策 .....	22
<b>5 基于模型预测控制和最优预瞄的自适应巡航仿真研究 .....</b>	<b>23</b>
5.1 环境和车辆参数设置 .....	23
5.2 控制模型建立 .....	24
5.3 仿真实验和结果分析 .....	26
<b>参考文献 .....</b>	<b>28</b>

## 1 引言

### 1.1 自动驾驶概述

智能车辆是指搭载了先进车载传感器、控制器、执行器等装置，并融合了人工智能等新技术，具备复杂环境感知、智能决策、自动控制等功能，可以实现安全、舒适、节能、高效的新一代车辆<sup>[1]</sup>。智能车辆涵盖的范围十分广泛，理想中完美智能化的实现也绝非一日之功。因此，根据智能车辆的智能化程度，美国车辆工程师学会（Society of Automotive Engineers, SAE）在 2016 年发布的 J3016 将智能车辆分为 6 个等级<sup>[2]</sup>，如表 1.1 所示。

表 1.1 SAE 对智能车辆的具体分级

SAE 分 级	自动化程 度	具体定义	驾驶操作	监测	接管	应用 场景
L0	人工驾驶	由人类驾驶车辆	人类驾驶员	人类驾驶员	人类驾驶员	所有场景
L1	辅助驾驶	车辆对操纵系统中的侧向控制或纵向控制中的一项进行控制操作	人类驾驶员和车辆	人类驾驶员	人类驾驶员	限定场景
L2	部分自动驾驶	在驾驶人的监测下车辆同时对纵向和侧向控制	车辆	人类驾驶员	人类驾驶员	限定场景
L3	有条件自动驾驶	规定设计运行区域内由自动驾驶系统进行驾驶操作，必要时由驾驶员进行接管。	车辆	车辆	人类驾驶员	限定场景
L4	高度自动驾驶	在规定的设计运行区域内有车辆完成驾驶操作。	车辆	车辆	车辆	限定场景
L5	完全自动驾驶	在所有驾驶环境下由车辆完成所有驾驶操作。	车辆	车辆	车辆	所有场景

除此之外，智能车辆技术的分级标准还有美国国家高速公路交通安全局（National Highway Traffic Safety Administration, NHTSA）和中国工业和信息化部都有制定各自的智能车辆标准。

智能车辆的发展有十分重要的现实意义。一方面，日益扩大的城市规模和不断增加的车辆保有量使得城市交通堵塞问题，排放造成的环境污染和频发的交通事故成为了日益凸出的问题。另一方面，随着移动互联网的不断渗透和家用电子产品日益成熟的设计及增大的应用规模，使得以实现智能车辆为核心，万物互联的新型智能交通系统成为可能。

然而时至今日，无论在技术层面还是标准与法规层面，智能车辆的最高级应用都存在许多亟待突破的瓶颈。在实现高级别自动驾驶之前，高级辅助驾驶系统（advanced driver-assistance system, ADAS）成为了重要的研究议题。

### 1.2 本项目研究的重点问题和技术路线

智能车辆的分层系统中包括感知、决策和控制三个模块。控制模块将感知到的道路信息和决策层面做出的行为判断落到实处，使车辆的行为模式尽量符合预期，其性能直接影响智能车辆只能行为的执行能力。如何使车辆的控制能减少来自外界环境和自身动力学参数变化带来的影响，并保持控制系统的快速响应能力是我们需要重点研究的内容。智能车辆的运动控制主要分为纵向控制和横向控制。

#### 1.2.1 智能车辆的横向控制

智能车辆路径跟踪横向控制系统是指智能车辆的自动转向控制，主要表现为车辆的路径跟随，根据期望路径和当前位置或航向角之间的偏差，通过直接或间接的方法得到该偏差与转向盘转角之间的函数关系，进而控制车辆转向盘转角调整车辆航向。横向控制的主要目的是跟踪道路，使车辆始终沿着期望路径行驶，同时保证车辆的行驶安全性和乘坐舒适性。

根据使用的传感器的不同，道路跟踪系统分为预瞄式和非预瞄式参考系统。道路跟踪参考系统的控制方法归纳为以下两种：（1）基于车辆当前位置与期望路径之间的横向偏差（或航向偏差）的反馈控制系统；（2）首先通过期望路径产生描述车辆运动的动力学物理量，然后通过反馈系统进行跟踪。前者是以车辆前方或当前位置的道路曲率作为输入，根据车辆与期望路径之间的横向偏差或航向偏差为控制目标，通过各种反馈控制方法如参数空间法、增益调度法、滑模控制方法等，设计对车辆动力学参数鲁棒的反馈控制系统。该方法理论上能得到较高精度的道路跟踪效果，但必须提前得到前方道路的曲率信息，因此对于非标准化的道路（如乡村道路或自然灾害下的应急物流）上的预瞄参考系来说难以实现。后者是根据期望路径通过车辆运动学模型计算出车辆运动的物理控制量，如车辆横摆角速度，然后利用反馈控制对输出结果进行跟踪。该方法的控制器参数需要在实际场景下的实车实验中进行调整。由于智能车辆行驶速度变化较大，控制参数的调整较为困难<sup>[3]</sup>。

#### 1.2.2 智能车辆的纵向控制

智能车辆速度跟踪控制系统主要是将期望车速和实际车速之间的误差经过计算得到期望加/减速度并转化成车辆执行系统的控制量。典型的汽车纵向动力学控制系统如图 1.1 所示，包括了驱动系、制动系和两者的切换，通过驱动/制动控制系统对期望加速度进行跟踪，输出期望节气门开度/制动压力，再将其反馈给车辆纵向动力学系统<sup>[4]</sup>。经过对车辆的纵向控制，执行机构保证车辆的实际车速快速准确的响应期望车速的变化和要求，同时操作过程中速度改变不宜过快从而保障乘员具有较好的舒适性和操作的平顺性。

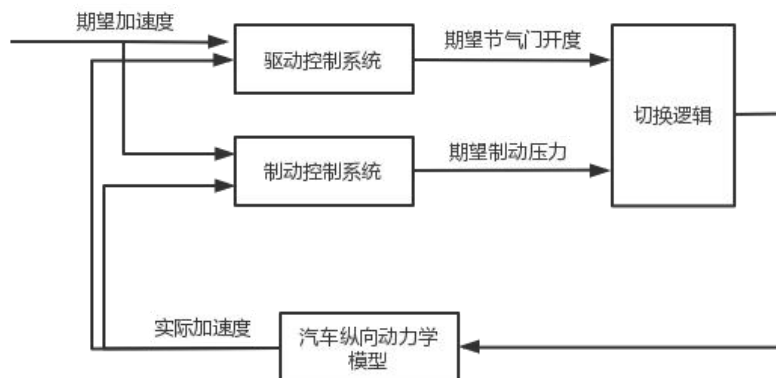


图 1.1 汽车纵向动力学控制系统

为了实现对期望加速度的跟踪，需要对驱动和制动控制系统进行设计，常用的方法时间里逆纵向动力学模型，期望加速度通过驱动/制动动力学的纵向力学逆模型计算得到期望节气门开度/制动压力。然而，逆纵向动力模型的设计涉及诸多车辆参数，模型较为复杂，需要实际测试中调试，可移植性差。作为替代，能够规避车辆纵向动力学与驱动/控制系统设计的复杂性问题，以顺应非线性时变系统需要的无模型控制方法（model-free adaptive control, MFAC）受到广泛关注。MFAC 是一种基于数据驱动的控制算法，仅利用被控对象的输入输出数据建立系统模型，无须建立被控对象的准确数学模型，且具有适应性强，鲁棒性强的特点<sup>[5]</sup>。

## 2 PID 控制

### 2.1 PID 控制的基本形式

PID 调节器及其改进型是在工业过程控制中最常见的控制器是最为常用的控制（至今在全世界过程控制中用的 84% 仍是纯 PID 调节器,若改进型包含在内则超过 95%）<sup>[6]</sup>。它具有结构简单,对模型误差具有鲁棒性及易于操作等优点。尽管自 1940 年以来许多先进控制方法不断推出,但 PID 控制器仍被广泛应用于冶金,化工,电力,轻工和机械等工业过程控制中。PID 控制算法的基本方程如公式 2.1 所示:

$$\begin{cases} u(t) = K_p[e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t)dt + T_d \frac{de(t)}{dt}] \\ e(t) = r(t) - y(t) \end{cases} \quad (2.1)$$

上式中  $e(t)$  表示系统的跟踪误差,  $r(t)$  为期望输出值,  $y(t)$  为实际输出值。 $K_p$  为比例系数,  $T_i$  为积分时间常数,  $T_d$  为微分时间常数。

由于 PID 控制的诸多优点,其在自动驾驶中的车辆控制器中也具有广泛的运用。下面介绍 PID 控制在纵向控制和横向控制中的控制方法:

### 2.2 纵向控制中的 PID

纵向控制主要表现为车辆的速度跟随。控制器通过将期望车速和实际车速之间的误差进行计算输出期望加/减速度,并利用建立的车辆纵向动力学逆模型将加/减速度转化成执行机构的控制期望值,使得车辆实际车速准确、快速地跟随期望车速,同时保证驾驶操作过程的平顺性和乘员的舒适性。

纵向控制 PID 的应用形式为位置式 PID 和增量式 PID,相较于 PID 控制的标准型,实际车辆控制中需要将包含连续函数微分的控制方程转化为离散系统差分方程,并考虑积分项的实现。

#### 2.2.1 位置式 PID

位置式 PID 的数学模型如公式 2.2 所示:

$$\begin{cases} a(k) = K_p e(k) + K_i \sum_0^k e(i) + K_d [e(k) - e(k-1)] \\ e(k) = u - v(k) \end{cases} \quad (2.2)$$

上式中  $e(k)$  是第  $k$  拍的速度误差,  $v(k)$  为第  $k$  拍的车速,  $u$  为期望车速。 $K_i \sum_0^k e(i)$  和  $K_d [e(k) - e(k-1)]$  分别对应 PID 的积分项和微分项。 $\sum e(i)$  为误差积分,表示从  $k=0$  开始每一拍误差  $e(i)$  的累加,表明当前输出量  $u(k)$  与过去所有状态都有关。为了适应传感器采样数据的不连续性,微分项  $K_d [e(k) - e(k-1)]$  将原本的连续函数微分转化为离散形式。

在位置式 PID 中，各调节器结构清晰、作用分明，参数调整简单明了。因此控制器的设计和输出值的测试都较为方便。但是为计算第  $k$  拍的输出值  $a(k)$ ，需要储存  $e(0)$  到  $e(k)$  的每一份偏差值，当  $k$  较大时会占用很大的内存空间，并且增加计算所需的时间。

## 2.2.2 增量式数字 PID

为了解决位置式 PID 的内存占用问题，可用增量式数字 PID 代替。位置式 PID 的基本数学模型如公式 2.3 所示：

$$\begin{cases} \Delta a(k) = K_p[e(k) - e(k-1)] + K_I e(k) + K_D[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \\ e(k) = u - v(k) \\ \Delta a(k) = a(k) - a(k-1) \end{cases} \quad (2.3)$$

式中变量的含义与位置式 PID 公式相同，其中积分项和微分项分别对应  $K_I e(k)$  和  $K_D[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)]$ 。增量式 PID 的特点是其计算得到的结果并不是直接的输出值，而是对应第  $k$  拍时位置式 PID 调节器在这次的实际值与上一次的实际值的差量，输出结果  $a(k)$  需通过与上一拍的输出结果相加得到对控制系统的实际输出量。

该方法仅需对最近的三次速度误差进行累加，因此内存占用少，不会产生过多的误差积累。但是运用增量式 PID 导致在设计的测试环节和出现故障时无法直接得到每个部分的控制值，难以进行检测和维护。

## 2.3 横向控制中的 PID

智能汽车的横向控制主要表现在车辆的路径跟随，需要根据车辆的期望路径与实际位置或航向角的偏差值之间的函数关系，计算得到车辆转向盘偏角，使车辆能够准确跟随期望路径，同时考虑过程的舒适性和稳定性。

横向控制 PID 的应用形式与纵向控制类似。以位置式为例，由比例环节，积分环节和微分环节共同构成基本方程如公式 2.4 所示：

$$\begin{cases} \sigma = K_p \cdot e_p + K_D \cdot e_D + K_I \cdot e_I \\ e_D = \frac{\Delta e_p}{\Delta t} \\ e_I = \sum_{i=0}^k e_p \end{cases} \quad (2.4)$$

上式中  $\sigma$  表示车辆转向角，比例环节中  $e_p$  为航距偏离误差如图 2.1 所示，为车辆实际位置与期望路径的最短距离。微分环节中， $e_D$  为航距偏差率，反映汽车相对于期望轨迹运动的垂向速率。积分环节中  $e_I$  为航距偏差和，是过去航距离偏离误差的累计。



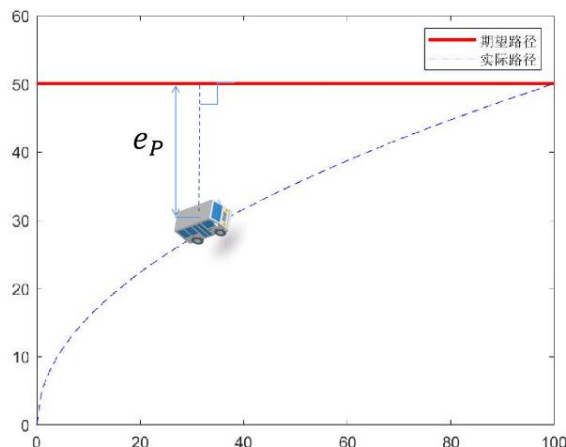


图 2.1 行距偏离误差 $e_p$ 示意图

PID 控制中各环节的控制增益选择是决定控制效果的关键。比例控制增益  $K_p$  用于调节系统控制的强度，其增益值的提高通常能改善控制性能，但在增益值较高且开始调节位置偏移量较大易造成系统失去控制，并且使控制器反复超调实际轨迹而跟随效果不佳。微分增益  $K_d$  如果太低，则称为欠阻尼，导致不断振荡。微分增益  $K_d$  过高，则为过阻尼，需要很长时间来校正偏移。积分增益  $K_i$  如果过低，则对于动态变化的响应速度需要时间过长。积分增益  $K_i$  如果过高，控制器不稳定，因为正常的控制器波动会被夸大。

工业 PID 控制车辆速度算法一般会选择 P+I 的形式，也就是仅采用比例项和积分项而不加入微分项。从频域响应角度来看，微分环节随着频率的增加，增益会变大。因此微分环节对量测噪声非常的敏感，也就是说微分环节会放大噪声，而实际应用过程中噪声往往较大且难以避免，容易对输出结果产生较大影响。在实际车辆测试也说明比例项结合积分项的组合形式已经可以很好地控制系统。

## 2.4 PID 控制的改进设计

### 2.4.1 前馈控制

前馈控制能够给方向盘提供一个可快速响应的控制输入，通常在控制系统中加入前馈补偿用于抑制系统静差。对于一般的时滞系统来说，设定值的变动会产生较大的滞后才能反映在被控变量上，从而产生合理的调节。而前馈控制系统是根据扰动或给定值的变化按补偿原理来工作的控制系统，其特点是当扰动产生后，被控变量还未变化以前，根据扰动作用的大小进行控制，以补偿扰动作用对被控变量的影响，使被控变量不会因扰动作用或给定值变化而产生偏差，它较之反馈控制能更加及时地进行控制，并且不受系统滞后的影响。

前馈控制在 PID 中较为典型的例子就是车辆遇到有坡度的道路，在 PID 计算输出的扭矩中再加入一个前馈补偿值来补偿斜坡路上车辆的重力分量值。

## 2.4.2 抗饱和和积分

一般需要在 PID 后加上饱和极限和一旦监测到达到积分上限就使积分项的值自动减少的抗饱和和积分措施。当汽车由于外界因素较长时间位于偏差较大的位置，则随着时间的增加，每次累积较大的误差，很容易造成积分饱和并产生较大的过冲，而且当误差变为负时，其过冲仍维持一段时间之后才恢复正常的情形，即时车辆控制处于较长时间的超调状态，进而造成较长时间内对于反向调节的反应迟缓。

$$\begin{cases} a(k) = K_p e(k) + K_I \sum_{i=0}^k e(i) \\ e(k) = u - v(k) \end{cases} \quad (2.5)$$

【例 2-1】以定速巡航功能为例，对司机设定的巡航速度值进行 PI 控制如公式 2.5 所示，根据汽车动力学模型计算合适的扭矩值提供给发动机。

设发动机能提供的最大转矩为 2500Nm，那么设置饱和上限为 2500。如果 PID 输出大于 2500，则输出值仅为 2500Nm，同时减小控制器中积分项的值。重置积分项积累的值

$\sum_{i=0} e(i)$  为  $\frac{2500 - K_p e(k)}{K_I}$ 。因为在达到目标值之前，比例项必然逐渐减小而积分项则逐渐

增大。如果两者的和大于 2500，那么第 K 拍重置后的输出值在第 K+1 拍必然满足条件

$2500 - K_p e(k+1) \leq K_I \sum_{i=0}^{k+1} e(i)$ 。同时，为保证不输出反向扭矩设置饱和和下限 0。如果 PID

输出的是负数，那么输出传给发动机的扭矩为 0。此时说明车速肯定大于设定速度而且比例项为负，积分项为正，且比例项的相反数大于积分项。因此重置积分项积累的值  $\sum_{i=0} e(i)$  重

置到  $\frac{0 - K_p e(k)}{K_I}$  或者重置到 0(根据超速大小来决定)。

## 2.5 PID 算法仿真及结果分析

运用章节 2.22 中介绍的纵向控制的增量式 PID 设计方法，根据公式 2.3 在 Matlab 中设计和建立车辆纵向运动的 PID 速度控制模型如图 2.2。

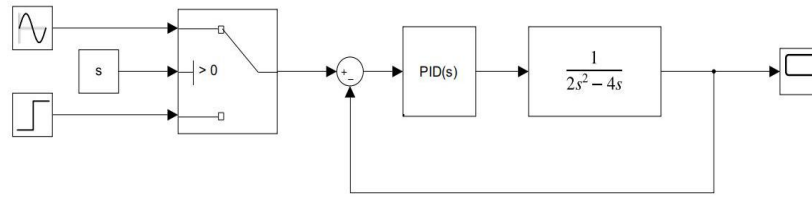


图 2.2 PID 车速控制器

由于计算机控制是一种采样控制，只能根据采样时刻的误差来计算控制量，所以计算机控制系统中，必须对公式进行离散化，具体就是用求和代替积分，用向后差分来代替微分，使模拟 PID 离散化为数字形式的差分方程。差分方程本质上是递推的代数方程，若已知初始条件和激励，利用迭代法可求得数值解。

在三自由度的汽车模型中，忽略车轮滑动，汽车纵向速度  $v$ ，油门踏板行程  $l$  与纵向加速度  $a$  的关系满足公式 2.6。

$$\begin{cases} v = \sum a \cdot dt + v_o \\ a = \frac{e^{(l/2)} - 1}{13} \end{cases} \quad (2.6)$$

汽车控制对象模型为油门踏板行程与加速度之间的函数，将该等式经过拉普拉斯变化后得到传递函数为  $G = \frac{1}{13s^2 - 13s}$ ，该模型建立的 Matlab 代码如下所示：

// 初始化参数，对传递函数进行 z 变化提取分子、分母多项式。

//其中 u 表示控制器输出量，y 表示车辆实际速度，error 为期望速度与实际速度的差，x 为存储 PID 三个环节变量值的三维向量。

```
ts=0.001;
sys=tf(1,[13,-13,0]);
dsys=c2d(sys,ts,'z');
[num,den]=tfdata(dsys,'v');
u_1=0.0;
u_2=0.0;
y_1=0.0;
y_2=0.0;
x=[0,0,0]';
error_1=0;
error_2=0;
```

---

```

//设置期望车速和对应控制器的 P、I、D 增益值系数

for k=1:1:2000

time(k)=k*ts;

S=2;

if S==1

    kp=6.5;ki=0.1;kd=1;

    rin(k)=1;

elseif S==2

    kp=10;ki=0.1;kd=15;

    rin(k)=0.5*sin(2*pi*k*ts);

end

//计算增量式 PID 控制器的理论输出

du(k)=kp*x(1)+kd*x(2)+ki*x(3);

u(k)=u_1+du(k);

if u(k)>=3

    u(k)=3;

end

if u(k)<=-3

    u(k)=-3;

end

//实际输出 num 为 dsys 分子多项式系数, den 为 dsys 分母多项式系数, 从 n 阶定常离散系统差分方程
变化来的。 计算时刻的实际速度值 yout(k)

yout(k)=-den(2)*y_1-den(3)*y_2+num(2)*u_1+num(3)*u_2;

u_2=u_1;

u_1=u(k);

y_2=y_1;

y_1=yout(k);

//计算各项误差

error(k)=rin(k)-yout(k);

x(1)=error(k)-error_1;

x(2)=error(k)-2*error_1+error_2;

x(3)=error(k);

error_2=error_1;

error_1=error(k);

end

//图像绘制

figure(1);
    
```

```
plot(time,rin,'b',time,yout,'r');
xlabel('time(s)'),ylabel('rin,yout');

figure(2);

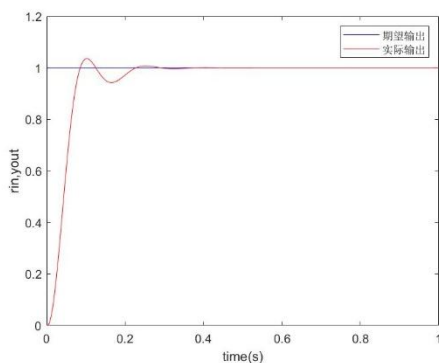
plot(time,error,'r')
xlabel('time(s)'),ylabel('error');
```

表 2.2 PID 模型中各环节的增益值

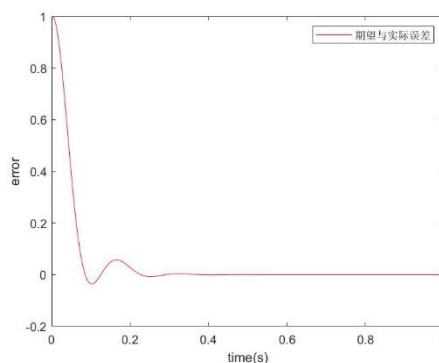
输入信号	比例增益 $K_p$	微分增益 $K_D$	积分增益 $K_I$
$S_1$	6.5	0.1	1
$S_2$	10	0.1	15

系统将传递函数转化为差分方程，从而实现模拟 PID 控制。系统中饱和和积分上下限为 3 和 -3，采样频率为 1000Hz。为了验证模型的有效性，分别输入单位阶跃信号 和峰值为 0.5，周期为 1 正弦信号。根据 PID 参数确定的一般调试方法，确认系统各项增益值如表 2.2 所示。

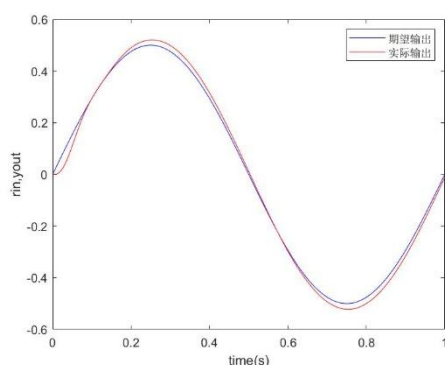
实验结果如图 2.3 所示。其中（1）为阶跃信号  $S_1$  的期望输出和实际输出曲线，总采样时间为 1s，（2）为期望输出与实际输出之间的误差值  $e(k)$ 。通过（1），（2）我们可以看到实际输出信号经过一次超调后迅速收敛，调节时间约为 0.22s。该波形符合二阶系统的阶跃响应，具有良好的稳定性和响应速度。（3）为正弦信号  $S_2$  的期望输出和实际输出曲线，总采样时间为 2s，（4）为期望输出与实际输出之间的误差值  $e(k)$ 。通过（3），（4）我们可以看到实际输出信号在约 0.17 秒后趋于稳定，误差  $e(k)$  随期望输出规律性变化，说明系统在动态追踪过程中也具有良好的性能。



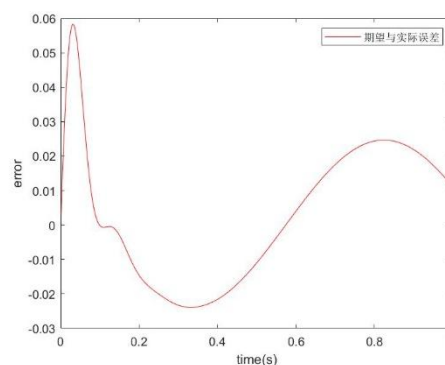
(1)



(2)



(3)



(4)

图 2.2 PID 模型仿真结果

### 3 模型预测控制 (MPC)

#### 3.1 模型预测控制(MPC)概述

模型预测控制 (Model Predictive Control, MPC) 理论作为一种有较强工业应用背景的优化控制算法, 模型预测控制具有控制性能好、鲁棒性强、有效处理约束等特点, 因而在石油、化工、电力等领域均有较为广泛的应用<sup>[7]</sup>。在智能汽车控制中, MPC 在处理约束和求解最优控制序列方面都有较为明显的应用。MPC 控制器也称作滚动时域控制器, 控制器的基本原理是根据控制系统的动力学模型, 考虑系统中各执行器的动态特性约束和状态特性约束, 预测未来一段时间内系统的输出行为, 从而求解带约束的最优控制问题, 从而得到最优的控制输入使未来一段时间内的跟踪误差最小<sup>[8]</sup>。

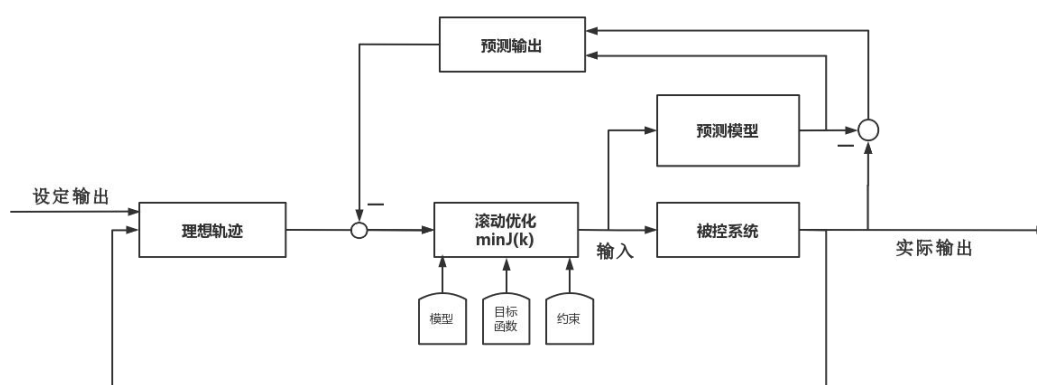


图 3.1 MPC 的控制流程

MPC 控制器的原理如图 3.1 所示, 其基本原理可以概括为三个环节: (1) 模型预测。(2) 滚动优化。(3) 反馈调节。

模型预测环节是指根据系统状态方程预测系统未来动态。在 MPC 算法中，需要一个描述对象动态行为的模型，这个模型的作用是预测系统未来的动态，即能够根据系统  $k$  时刻的状态和  $k$  时刻的控制输入，预测到  $k+1$  时刻的输出。在这里  $k$  时刻的输入正是用来控制系统  $k+1$  时间的输出，使其最大限度的接近  $k+1$  时刻的期望值。故我们强调的是该模型的预测作用，而不是模型的形式。

滚动优化环节中，系统通过当前的测量信息在线求解一个有限时域的开环优化问题。因为外部干扰和模型失配的影响，系统的预测输出和实际输出存在着偏差，如果能测到这个偏差，那么在下一时刻能根据这个测量到的偏差值在线求解下一时刻的控制输入，即优化掉了这个偏差值。若将求解的控制输出的全部序列作用于系统，那么  $k+1$  时刻的测量值不能影响控制动作，也就是说测量值所包括的外部干扰或模型误差信息得不到有效利用。故我们将每个采样时刻的优化解的第一个分量作用于系统，在下一个采样时刻，根据新得到的测量值为初始条件重新预测系统的未来输出并求解优化解，继续将这个时刻的优化解的第一个分量作用于系统，这样重复至无穷。故预测控制不是采用一个不变的全局优化目标，而是采用时间向前滚动式的有限时域优化策略。这也就是意味着优化过程不是一次离线进行，而是反复在线进行的<sup>[9]</sup>。

反馈调节中系统将最优解序列的第一个分量，即下一时刻的最优输入量作用于被控系统。虽然在求解优化问题中 MPC 采用的是开环优化的方法，但其  $K+1$  时刻的输出值始终来源于  $k$  时刻的控制输出量和状态量并作用于修正系统偏差，因此 MPC 整体为闭环控制。

### 3.2 MPC 在车辆控制中的应用

智能车辆的轨迹跟随问题，包括横向和纵向控制，都可以通过 MPC 控制实现。以图 3.2 为例，假定汽车从坐标原点驶出，期望轨迹为  $a$ ，实际运动轨迹为  $b$ ， $b$  为离散的取样点拟合的曲线。在每一个取样点，MPC 控制器都规划了未来  $N$  步的最佳输入量，并将预测的最优路径以蓝色线  $c$  标出。由于车辆本身和路面条件的约束，预测的最优路径与实际路径始终具有差异。

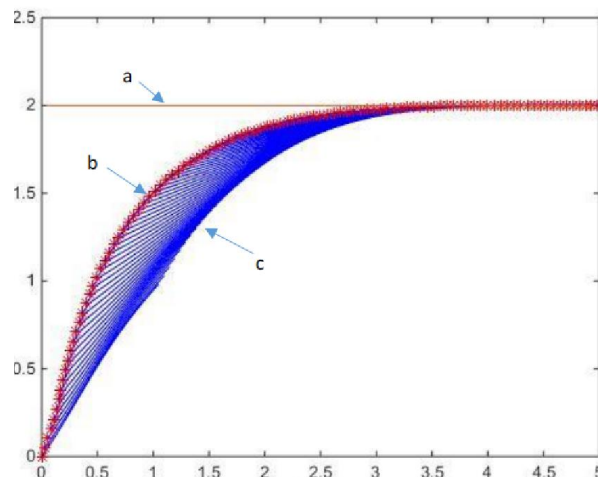


图 3.2 MPC 纵向控制的应用

### 3.2.1 MPC 的理论模型

为了建立 MPC 控制器，首先需要建立车辆纵横向耦合的车辆动力学模型如图 3.3<sup>[10]</sup>，包括车辆的动力学模型，转向盘转角模型和汽车加速度控制模型。

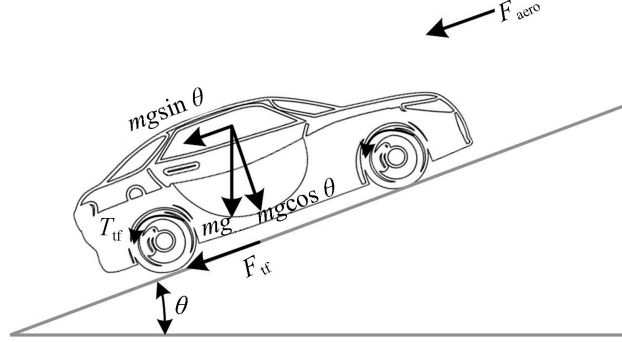


图 3.3 车辆动力学模型

根据建立的物理学公式，对车辆的模型和传感器输入的参量进行离散化后得到公式 3.1 的离散化系统模型。

$$\begin{cases} x(t+1) = f[x(t), u(t)] \\ u(t) = u(t-1) + \Delta u(t) \\ y = Cx(t) \end{cases} \quad (3.1)$$

上式中  $x(t)$  为系统在  $t$  时刻的系统预测输出量， $y(t)$  为  $t$  时刻的理论输出量， $u(t)$  为系统的控制输入， $C$  为用于最优化求解的 Hessen 矩阵。为了使得智能汽车的路径和速度的跟随过程中路径误差和速度误差最小，建立目标函数如公式 3.2:

$$J(x, \Delta u_t) = \sum_{i=1}^{H_p} (Q \| y_{t+i,t} - y_{ref,t+i,t} \|^2) + \sum_{i=1}^{H_c-1} (R \| \Delta u_{t+i,t} \|^2 + S \| u_{ref,t+i,t} \|^2) \quad (3.2)$$

其中，在标准 MPC 描述里， $\Delta u_i = [\Delta u_{i,t}, \dots, \Delta u_{t+H_c-1,t}]$  表示  $t$  时刻下的优化控制输入， $y_{t+i}$  表示  $t+i$  时刻下基于公式 3.1 以及控制输入  $\Delta u$  的预测输出。 $H_p$  和  $H_c$  分别代表了预测步长和控制步长。当步长  $i$  满足  $H_c < i < H_p$  时，控制输入为定值，即  $\Delta u = 0, \forall i > H_c$ 。Q、R、S 分别代表了各部分的权重系数矩阵。目标函数中第一项计算了预测输出与期望输出的差值大小，反映了目标追踪的性能。第二项和第三项分别计算输入增量和实际输入量的大小，代表了控制输入和控制输入增量的效能。



每一个步长之内，控制器在约束条件下求解优化问题  $\min_{\Delta u_i} J(x, \Delta u_i)$ ，根据当前状态  $x_i$  和前一时刻的控制输入  $u(t-1)$  求解得到  $\Delta u_i = [\Delta u_{i,t}, \dots, \Delta u_{t+H_c-1,t}]$ ，并将预测的第一个时刻的最优控制增量  $\Delta u_{i,t}$  代入公式 3.1，计算出最优输入  $u(t) = u(t-1) + \Delta u_{i,t}$ 。

## 3.2 二次规划问题

MPC 控制器的最优化求解与最终建立的目标函数有很大关系，由于上述优化问题的优化目标是一个二次函数，所以可以看成是一个二次规划（QP）问题进行求解。

$$\begin{cases} \min & q(x) = \frac{1}{2}x^T Gx + c^T x \\ s.t. & Ax \leq b \end{cases} \quad (3.3)$$

式 3.3 为二次规划的基本型，目标是求解函数  $q(x)$  在限制条件下的最小值。设变量个数为  $n$ ，限制条件数量  $m$ 。则  $c$  是一个  $n$  维的向量， $b$  为一个  $m$  维的向量， $A$  为一个  $m \times n$  矩阵。 $G$  是  $n \times n$  维的 Hessian 矩阵， $G$  是否正定决定二次规划是否为凸二次规划。二次规划的求解方法有拉格朗日方法、Lemke 方法、内点法等<sup>[11]</sup>。具有线性约束的二次规划可以在 MATLAB 中调用函数  $x = quadprog(G, c, A, b, A_{eq}, B_{eq})$  求解。

【例 3-1】 $f(x) = \frac{1}{2}x_1^2 + x_2^2 - x_1x_2 - 2x_1 - 6x_2$  满足约束条件  $\begin{cases} x_1 + x_2 \leq 2 \\ -x_1 + 2x_2 \leq 2 \\ 2x_1 + x_2 \leq 3 \end{cases}$

求解  $f(x)$  的最小值。

方法一，利用 Matlab 进行求解：

首先将目标函数转化为二次规划的标准型。根据公式 3.3 得  $f(x) = \frac{1}{2}x^T Gx + c^T x$

其中  $G = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix}$ ,  $c = \begin{bmatrix} -2 \\ -6 \end{bmatrix}$ ,  $x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$ 。

由于该问题具有线性约束，因此得到约束矩阵  $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$ ,  $b = \begin{bmatrix} 2 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix}$ 。

在 MATLAB 中调用函数  $quadprog(G,c,A,b)$ ，将上述矩阵输入后求解得到最优解

$f(x) = -8.2222$  及其对应的输入变量矩阵  $x = \begin{bmatrix} 0.6667 \\ 1.3333 \end{bmatrix}$ 。由于  $G$  为正定矩阵，该二次规划

为凸型，所得最小值是全局最小值。

方法二：利用拉格朗日法计算：

构造 Lagrange 函数：

$$L = \frac{1}{2}x_1^2 + x_2^2 - x_1x_2 - 2x_1 - 6x_2 + \mu_1(x_1 + x_2 - 2) + \mu_2(-x_1 + x_2 - 2) + \mu_3(2x_1 + x_2 - 3)$$

计算其 KKT（对拉格朗日求导）条件：

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial x_i} = 0 & i = 1, 2 \\ x_1 + x_2 - 2 \leq 0 \\ -x_1 + 2x_2 - 2 \leq 0 \\ 2x_1 + x_2 - 3 \leq 0 \\ \mu_1, \mu_2, \mu_3 \geq 0 \\ \mu_1(x_1 + x_2 - 2) = 0 \\ \mu_2(-x_1 + x_2 - 2) = 0 \\ \mu_3(2x_1 + x_2 - 3) = 0 \end{cases}$$

求偏导解得到：

$$\frac{\partial L}{\partial x_1} = x_1 - x_2 - 2 + \mu_1 - \mu_2 + 2\mu_3 = 0 \quad \frac{\partial L}{\partial x_2} = 2x_2 - x_1 - 6 + \mu_1 + \mu_2 + \mu_3 = 0$$

化简求得：

$$x_2 = 8 - 3\mu_1 - 3\mu_3, \quad x_1 = 10 - 4\mu_1 + \mu_2 - 5\mu_3$$

由约束条件得到：

$$x_1 = \frac{2}{3}, x_2 = \frac{4}{3}$$

代入目标函数得到最小值为

$$f(x) = -\frac{74}{9}$$

### 3.3 MPC 控制器实现车辆纵向控制

自适应巡航（adaptive cruise control, ACC）又称主动巡航控制系统，是在传统定速巡航控制基础上结合了车距保持功能，利用车载雷达探测前方行驶环境，通过控制节气门和制动系统自动调整车速，提高驾驶舒适性和安全性<sup>[12]</sup>，ACC 的基本功能如图 3.4 所示。

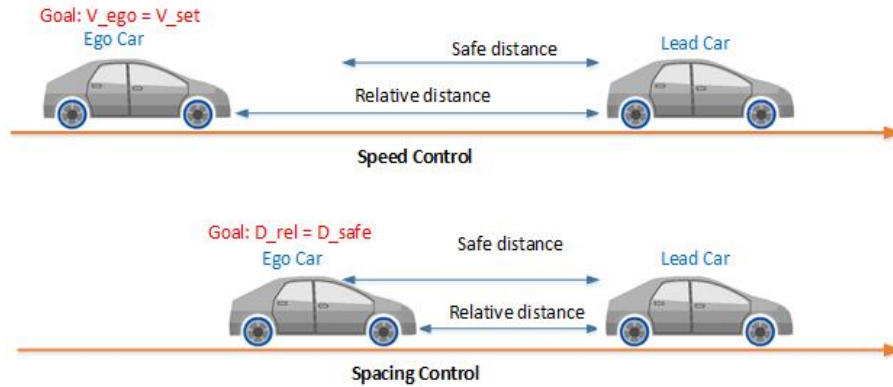


图 3.4 ACC 功能示意图

ACC 的基本功能包括速度控制（定速巡航）和距离控制（车距保持）。为了保证行车的安全性，设定引导车辆和跟随车辆之间的安全距离  $D_{safe} = D_{default} + T_{gap} \times V_{ego}$ 。其中  $D_{default}$  和  $T_{gap}$  为设定的最小间距和时间间隔， $V_{ego}$  为跟随车辆的行车速度。当跟随车辆与引导车辆的相对距离大于该车速时的安全距离时，跟随车辆进入定速巡航模式，车速保持在巡航速度。当跟随车辆与引导车辆的相对距离小于该车速时的安全距离时，车辆进入距离控制模式，跟随车辆依据两车的相对速度和距离制定合适的减速策略，使车辆在保证舒适性和控制性的情况下尽快使相对车距  $D_{relative}$  满足关系  $D_{relative} \geq D_{safe}$ 。距离控制根据行车工况的不同，分为稳态跟车、前车急减速、前车急加速、旁车切入、前车切出、远处接近前车、主动避撞 7 种模式。本节只考虑距离控制中的纵向控制部分。

Simulink 中设计了很多 MPC 的控制模组可供运用与车辆控制模型，选用模块 *mpcACCsystem* 如图 3.5 所示。为了使车辆模拟实验接近真实工况，给引导车辆输入大小为  $0.5m/s^2$  的正弦加速度信号。设定引导车辆和跟随车辆初始速度分别为  $25m/s, 20m/s$ ，初始间距为  $40m$ ，巡航速度为  $40m/s$ ，最小车辆间距和时间间隔为  $10m$  和  $1.4s$ 。为了保证车辆的加速舒适性，设定加速度区间为  $[-3m/s^2, 2m/s^2]$  跟随车辆上的传感器以  $0.1s$  为采样时间测量两车间距并作为 MPC 模型预测时间步长，从而 MPC 控制器向跟随车辆输入加速度实现车辆的纵向控制。

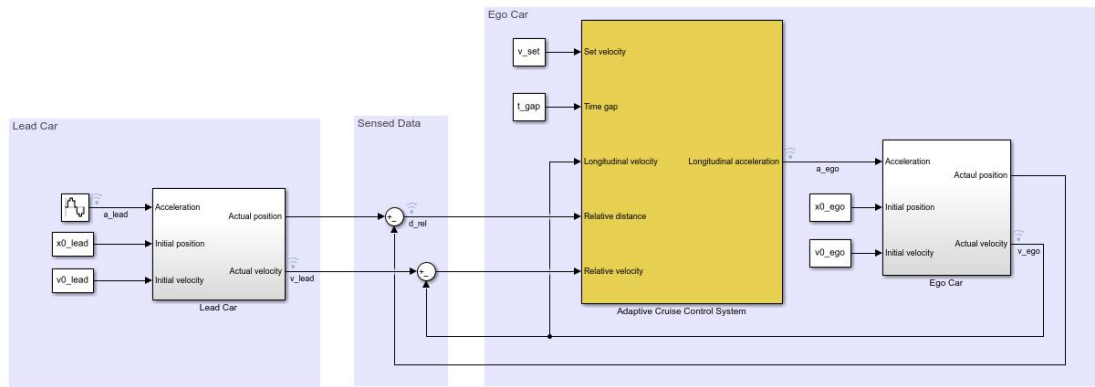


图 3.5 Simulink 中的 MPC 控制器

在 Simulink 中运行模块，测试时间为 80 秒。分别绘制引导车辆和跟随车辆的加速度，速度和距离曲线，仿真结果如图 3.6 所示。在初始的三秒中，为了达到巡航速度，跟随车辆以最高加速度行驶。在 3 秒至 13 秒，由于引导车辆的加速度较小，跟随车辆为保持安全距离  $D_{safe}$  而以变化的较小加速度行驶。在 13 秒到 25 秒，如速度曲线所示，跟随车辆保持巡航速度行驶。但随着输入引导车辆的减速度积累，其速度不断减少，使两车相对车距与安全车距的差值不断减少。在 25 到 45 秒，引导车辆经历减速和加速环节，跟随车辆为保持安全距离  $D_{safe}$  不断调整车速。在 45 到 56 秒区间，两车相对距离与安全距离之差大于 0，因此引导车辆再次进入定速巡航模式。在 56 秒到 80 秒，随着引导车辆的再次减少，跟随车辆重复 25 秒到 45 秒的减速过程。

通过仿真过程，我们可以看出 MPC 控制器保证了两车的实际间距始终大于安全距离  $D_{safe}$ 。当相对距离足够大时，跟随车辆自动切换至定速巡航模式。跟随车辆的速度能跟随引导车辆的车速呈周期性变化，具有良好的动态追踪性能。

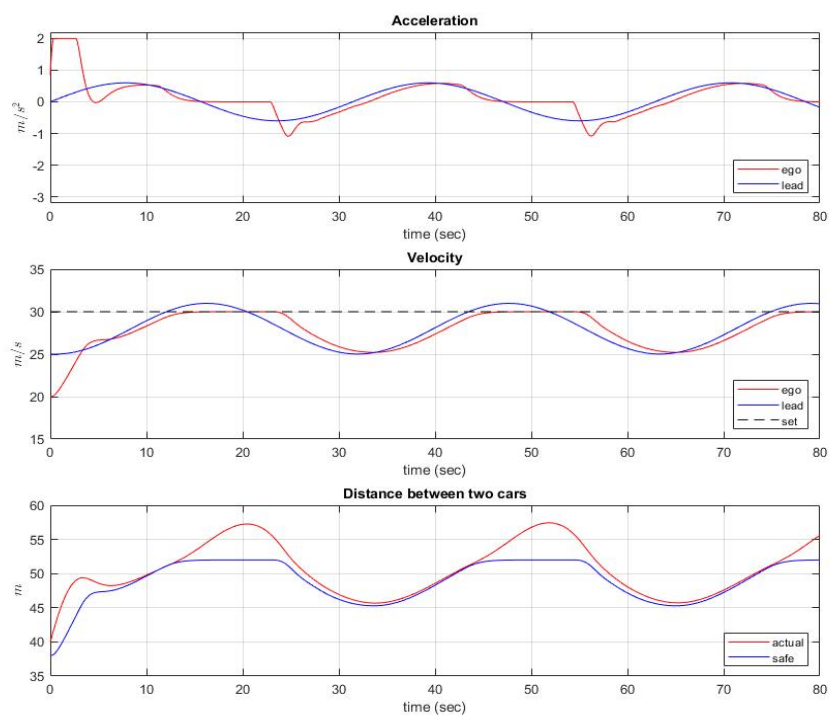


图 3.6 ACC 仿真结果

## 4 最优预瞄控制(OPT)

### 4.1 稳态预瞄动态校正假说

“预瞄-跟随”理论描述了系统中参考未来输入信息而进行的控制方法,从系统构成而言可理解为预瞄器和跟随器两者串联组成的系统<sup>[13]</sup>。最优预瞄(optimal preview control, OPT)的理论依据是驾驶员开车过程中,通过对道路前方信息进行预估,使得车辆实际轨迹与理论轨迹的偏差最小,从而得到一个最优的转向盘转角输入<sup>[14, 15]</sup>。驾驶员稳态预瞄动态校正假说是在预瞄跟随理论的基础上,针对汽车动力学控制强非线性特点,同时借鉴广义预测控制理论的思想而提出的应用于驾驶员操纵行为建模的理论。其基本内容为:驾驶员完全利用汽车动力学稳态响应特性进行可行预期轨迹点的预测,并由此进行理想预期轨迹的决策;而在接续的操作校正环节中,则根据汽车动力学动态响应特性和驾驶员自身滞后特性对得到的理想控制量进行操作校正控制,从而得到对汽车的实际控制输入量<sup>[16]</sup>。提出该假说主要是为了简单、有效且合理地描述驾驶员的轨迹决策行为,即忽略复杂的汽车动力特性的影响,仅根据汽车运动学特性(即汽车当前的运动状态和可能的加速度数据)进行轨迹预测,从而将研究的重点放在理想预期轨迹点的决策行为上。

综上所述,稳态预瞄动态校正假说实际就是将汽车运动学特性和异常复杂的动力学特性相互隔离,假想地认为基于汽车运动学特性进行轨迹决策,基于汽车动力学特性进行操作校正。

### 4.2 横向预瞄误差模型

实际车辆在行驶过程中往往以当前车辆的运动状态为基础,预测汽车行驶至前方某位置时车辆质心与期望路径道路中心线之间的横向偏差,该偏差即为横向预瞄误差。在路径跟踪时,驾驶员模型控制的目的是根据横向预瞄误差和车辆的运动状态得到汽车的前轮转角,进而实现对目标路径的跟踪<sup>[17]</sup>。基于预瞄的 LQR 控制方法,既能够综合考虑前方路径特征,相较于 MPC 算法也不需要在线优化求解占用大量计算资源,具有较强的嵌入式环境实车应用价值。

线性二次型最优控制器(Linear Quadratic Regulator, LQR)的基本原理是,在每一个控制周期内,通过对采用跟踪误差描述的系统进行线性化得到线性化模型,并给予该模型优化求解一个线性二次优化目标获得最优状态反馈控制率来实现最优的轨迹跟随控制输入。

#### 4.2.1 单点预瞄追踪

基于最优预瞄理论的路径跟随控制问题一般包括两个部分:第一部分是根据当前的车辆状态,选择一个合理的预瞄距离,并计算出预瞄距离和期望路径的误差与转向盘转角之间的传递函数,这部分叫做最优预瞄理论的前馈控制<sup>[13]</sup>。第二部分是在路径跟随的过程中,计算车辆的航向角和期望航向角的误差,并基于车辆航向角的误差进行反馈控制,这部分叫基于最优预瞄理论的反馈控制。

前馈控制中，驾驶人沿着当前车辆行驶的方向进行预瞄，根据当前车辆状态，选择一个合适的预瞄距离，然后计算参考轨迹中离预瞄点最近的点的距离，该距离称之为预瞄误差。为了使得车辆实际行驶的轨迹与期望的轨迹的误差最小，根据车辆模型，确定预瞄误差与转向盘转角之间的传递函数关系，最后根据该传递函数，得到最优的转向盘转角<sup>[18]</sup>。

建立车辆模型时一般采用二自由度模型，稳态行驶即跟随误差为零状态下的车辆模型方程如公式 4.1<sup>[19]</sup>。其中  $d$  为预瞄距离， $o$  为预瞄误差。预瞄点到区县中心的距离为  $h$ ； $u$  为车辆质心处沿车辆行驶方向的速度， $v$  是车辆行驶方向垂直的速度， $V$  是合速度， $r$  为横摆角速度。式中， $m_{CG}$  为车的质量， $I_z$  为质心处的转动惯量， $a$ 、 $b$  分别为前后轴到质心的距离， $\delta$  为前轮转角； $C_{af}$ 、 $C_{ar}$  分别为前后轮的等效偏刚度，下标  $ss$  指稳态情况下的车辆状态量。

$$\begin{bmatrix} -\frac{C_{af} + C_{ar}}{m_{CG}u} & -u + \frac{bC_{ar} - aC_{af}}{m_{CG}u} \\ \frac{bC_{ar} - aC_{af}}{I_z u} & -\frac{a^2 C_{af} + b^2 C_{ar}}{I_z u} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ss} \\ r_{ss} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{C_{af}}{m_{CG}} \\ \frac{aC_{af}}{I_z} \end{bmatrix} \sigma_{ss} \quad (4.1)$$

根据上述方程，结合稳态圆周运动的规律，可以得到期望的转向盘转角和预瞄误差之间的传递函数如公式 4.2 所示：

$$\begin{cases} \frac{\delta_{ss}}{o_{ss}} = \frac{u}{\sqrt{R^2 - T^2}} \left[ a + b - \frac{m_{CG}u^2(aC_{af} - bC_{ar})}{(a+b)C_{af}C_{ar}} \right] \\ V_{ss} = Rr_{ss} \\ v_{ss} = Tr_{ss} \\ r_{ss} = \frac{u}{\sqrt{R^2 - r^2}} \end{cases} \quad (4.2)$$

为了简化公式，根据泰勒公式假设有  $\frac{|d(d+2T)|}{R^2} \ll 1$  和  $\frac{|T|}{R} \ll 1$ ，即预瞄距离和车身质心参数均远小于曲率半径，可将（4.2）进一步化简为公式（4.3）。得到期望转向盘转角于预瞄误差、车速、预瞄距离和车辆参数的函数关系。

$$\frac{\delta_{ss}}{o_{ss}} = \frac{2 \left[ a + b - \frac{m_{CG}u^2(aC_{af} - bC_{ar})}{(a+b)C_{af}C_{ar}} \right]}{d(d+2T)} \quad (4.3)$$

为了使车辆以在校的误差沿着期望的路径行驶，预瞄距离的选取对预瞄跟随效果的影响很大。在车速较低的情况下，如果预瞄的距离过大，就会导致车辆前方信息无法有效利用。在车速较高的情况下，如果预瞄距离过短，则会丢失车辆未来道路的信息，从而使控制效果变差。因此可采用综合考虑车速和预瞄时间的动态预瞄距离计算公式如（4.4）所示：

$$d_{preview} = t_{preview} \mu_x + d_0 \quad (4.4)$$

上式中  $t_{preview}$  表示预瞄时间， $\mu_x$  表示车辆纵向速度， $d_0$  为固定的预瞄距离。

## 4.2.2 多点预瞄追踪

单点预瞄控制虽然也能起到路径跟随的控制作用，但是仅采用单点预瞄模型可能导致前方道路情况与车辆当前状态偏差较大的情况使跟随效果变差。因此实际车辆控制中常采用多点预瞄的模型来更加有效的利用道路信息，从而减小探测误差。多点预瞄模型的示意图如图 4.1 所示，对于每一个预瞄点对应的侧向误差  $e_i$ ，定义为每个预瞄点与预瞄方向垂直的直线与参考轨迹的交点与对应的预瞄点的距离。

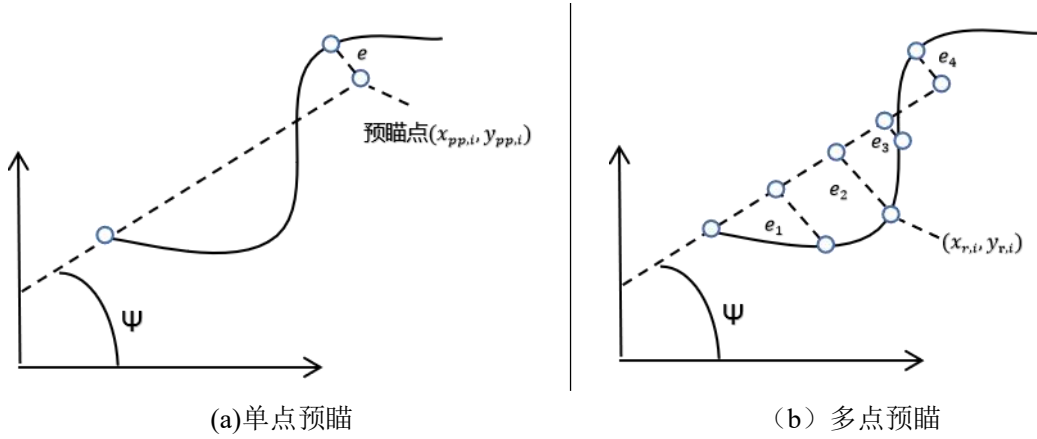


图 4.1 预瞄模型示意图

预瞄点的坐标可以根据公式 4.5 得到：

$$\begin{cases} x_{pp,i}(t) = x_{CG}(t) + K_i d_{preview}(t) \cos[\varphi(t)] \\ y_{pp,i}(t) = y_{CG}(t) + K_i d_{preview}(t) \sin[\varphi(t)] \end{cases} \quad (4.5)$$

上式中， $x_{pp,i}(t)$  和  $y_{pp,i}(t)$  为第  $i$  个预瞄点在  $t$  时刻的坐标。 $x_{CG}(t), y_{CG}(t)$  为  $t$  时刻车辆质心在坐标系下的坐标； $K_i$  为第  $i$  个预瞄点到车辆质心距离与预瞄距离的比值， $d_{preview}$  为定义的预瞄距离， $\varphi(t)$  为车辆的航向角。

**【例 4.1】**车辆采用多点预瞄进行轨迹跟随，预瞄点数量为 3，车辆在坐标 (10, 20) 以 20m/s，航向角  $15^\circ$  行驶。设定固定预瞄距离为 10m，预瞄时间为 0.5s，求第三个预瞄点的坐标。

解：根据公式 (4.4) 求得，预瞄距离  $d_{preview} = 0.5 \times 20 + 10 = 20m$

对于第三个预瞄点，预瞄点到车辆质心距离与预瞄距离的比值  $K_i = 1$

因此代入公式 (4.5) 得到



$$x_{pp.i} = 10 + 1 \times 20 \times \cos(15^\circ) = 29.32$$

$$y_{pp.i} = 20 + 1 \times 20 \times \sin(15^\circ) = 25.18$$

所以第三个预瞄点的坐标为（29.32， 25.18）

对于每一个预瞄点对应的侧向误差  $e_i$  定义为每个预瞄点与预瞄垂直方向的折现与参考轨迹交点对应的预瞄点的距离。总的预瞄误差定义为各个预瞄点的偏差的权重和如公式 4.6。

$$o(t) = \sum^n [G_i e_i(t)] \quad (4.6)$$

基于最优预瞄的路径跟随控制框架如图 4.2 所示。根据车辆目前的坐标和纵向速度，通过多点预瞄得到一系列的预瞄误差，然后得到前馈控制量  $\sigma_{ss}$ ，再根据航向角的误差  $\Delta\sigma_\phi$ ，通过 PD 控制得到反馈控制增量，最终通过前馈和反馈得到总的控制量  $\sigma$ 。

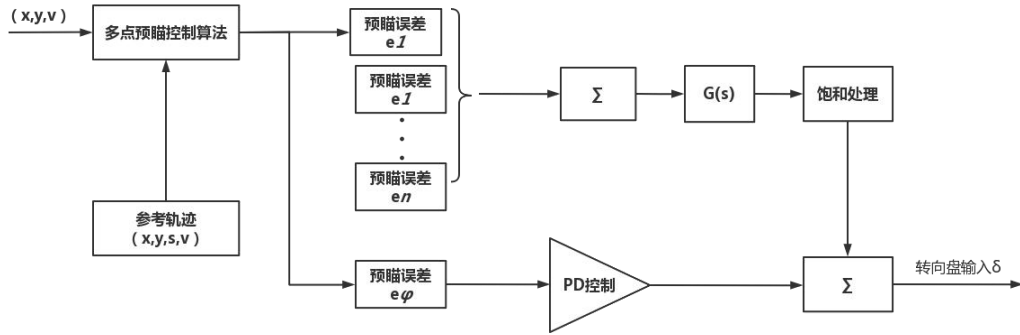


图 4.2 多点预瞄的路径跟随控制框架

### 4.3 最优预瞄加速度决策

最优预瞄理论除了用于横向控制，也可以用于车辆的纵向控制部分，即根据车速和期望轨迹来输出合适的加速度信号。最优预瞄加速度模型描述了驾驶员对汽车方向与速度的综合控制行为。模型基于预瞄跟随理论及广义预测控制理论，提出了上述驾驶员稳态预瞄动态校正假说于最优预瞄的路径跟随控制框架<sup>[20]</sup>。依据此假说，可以将模型划分为信息感知、轨迹决策与操作校正三个部分。信息感知部分描述了驾驶员对行车环境信息及汽车本身状态信息的感应。模型核心部分为轨迹决策和操作校正。

完整的路径追踪最优预瞄模型，通过驾驶员操作特性将最优预瞄加速度转换为应该输入于汽车的最优转向盘转角，使汽车经过预瞄时间  $T_p$  后到达预期估计点，实现期望路径在约束条件下快速准确的追踪。

## 5 基于模型预测控制和最优预瞄的自适应巡航仿真研究

为了设计一套完整的智能车辆轨迹追踪方法，包括横向控制和纵向控制方案，选择建立基于模型预测控制(MPC)和最优预瞄理论的车辆控制模型。以 3.3 中介绍的车辆自适应巡航(ACC)为应用场景，通过基于 Simulink 与 CarSim 联合的仿真实验来验证模型在目标速度控制，安全距离保持，弯道转向的有效性，并分析实际情况下的运动和控制性能指标。

### 5.1 环境和车辆参数设置

实验采用 Simulink 作为控制算法实现的平台，版本为 Matlab2019a，同时联合了车辆动力学仿真软件 Carsim，建立仿真控制车辆和仿真工况，版本为 Carsim8.02。车辆模型采用 Carsim 中默认设置的车辆七自由度操纵稳态模型，即包括车轮纵向、横向、横摆以及四个车轮的转动 7 个自由度。

表 5.1 汽车整车参数

描述	B-Class	D-Class
颜色	红色	蓝色
汽车质量 ( $kg$ )	1110	1370
前轮轮胎偏转刚度/ $(N \cdot rad^{-1})$	90000	87000
后轮轮胎偏转刚度/ $(N \cdot rad^{-1})$	90000	87000
整车绕 Z 轴转动惯量 ( $kg \cdot m^2$ )	1343.1	2315.3
质心至前轴距离 ( $m$ )	1.04	1.10
质心至后轴距离 ( $m$ )	1.56	1.76
车轮滚动半径 ( $m$ )	0.31	0.34
车轮转动惯量 ( $kg \cdot m^2$ )	1.2	1.8
前轮宽度 ( $m$ )	1.480	1.436
后轮宽度 ( $m$ )	1.480	1.436

在 Carsim 中设置车辆和道路信息和参数，实验选取车型参数如表 5.1 所示。ACC 下选择为 B 型车为引导车辆，D 型车为跟随车辆即控制的主要对象。实验采用自定义的仿真环境如图 5.1 所示为两车道的郊区公路，包含三个弯道和起步时的平直加速路段。路面为路宽 5.5 米，摩擦系数为 0.85 的平整水泥地面。

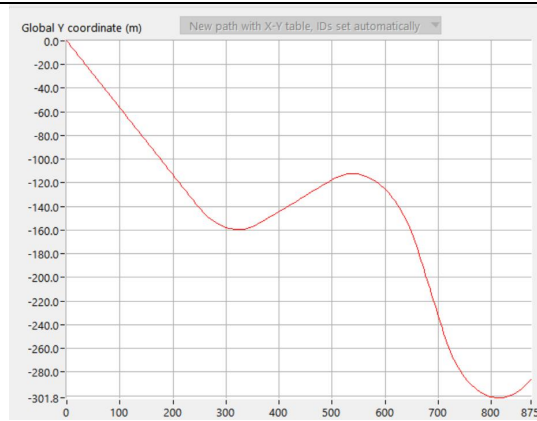


图 5.1 实验道路设置

## 5.2 控制模型建立

控制模型以模型预测控制(MPC)建立纵向控制模块,以最优预瞄建立横向控制模块。引导车辆的速度变化曲线和转向动作设定为实验前完成设置,使引导车辆按照规定的路径行驶。被控对象为跟随车辆,利用雷达模块探知道路信息,包括与前车间距,前车速度。根据感知的信号制定加速度策略和方向盘转角输入,使得跟随车辆在道路追踪的基础上达到自适应巡航的车距保持和定速巡航功能。

跟随车辆的纵向控制即车辆的加速策略制定和控制信号输出由 Simulink 计算完成后传回 Carsim 中进行车辆模型仿真。Simulink 中搭建的控制模块如图 5.2 所示。

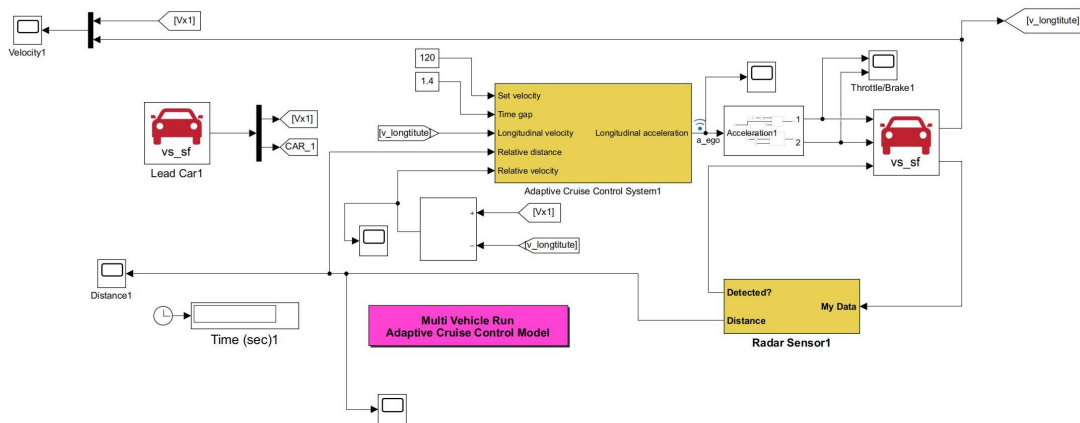


图 5.2 MPC 控制器模型

MPC 的车辆控制模型采用 3.3 章中的 *mpcACCsystem* 模块,设定车辆定速巡航速度  $V_{set}$  为 120km/h,时间间隔  $T_{gap}$  为 1.4s,加速度范围为  $[-3m/s^2, 3m/s^2]$ 。输入信号为车辆纵向速

度  $V$ ，跟随车辆与引导车辆间实际距离  $d_{real}$ ，跟随车辆与引导车辆间纵向速度差值  $V_{different}$ 。控制器将输入变量根据公式 3.2 进行计算，输出在约束条件下车辆的最优加速度信号。

Carsim 中的车辆纵向控制输入信号不能直接以加速度控制，而是以油门踏板行程控制正向加速度，以刹车踏板行程控制减速度，因此为了使 MPC 控制器输入的加速度信号对车辆进行纵向控制，需要建立转化模組将加速度信号转化为对应的油门踏板和刹车踏板行程。根据设定加速度值与模型实际的加速度输出进行对比，多次实验后确定刹车转化比例系数和油门转化比例系数分别为  $K_{negativ} = -0.54$ ， $K_{positiv} = 0.079$ ，建立加速度转化模块如图 5.3。

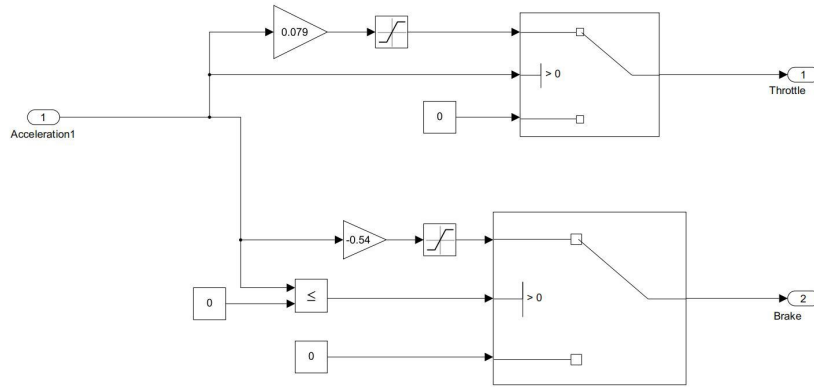


图 5.3 加速度转化模块

车辆横向控制即根据车辆实际位置与期望路径差值和当前车辆速度调整转向盘角度，实现路径追踪。控制模型采用 4.2.2 中建立的多点最优预瞄模型，直接在 Carsim 中建立驾驶员操作模型进行控制仿真。

设置预瞄点数量为 10，预瞄时间  $t_{preview}$  为 0.5s，固定预瞄距离  $d_0$  为 10m，车身物理参数已在表 5.1 中给出，总的预瞄误差加权计算公式 4.3 中对应的 10 预瞄点权重向量  $G$  为  $[0.3, 0.15, 0.1, 0.1, 0.1, 0.05, 0.05, 0.05, 0.05, 0.05]^T$ 。据此可计算出每一时刻预瞄误差对应的方向盘转角大小。最优预瞄的转向控制示意图如 5.4 所示。

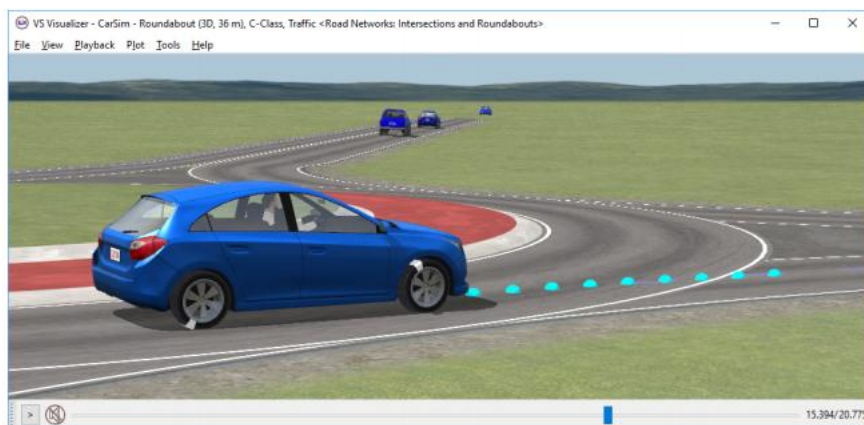


图 5.4 多点预瞄示意图

## 5.3 仿真实验和结果分析

将建立的车辆模型导入设置好的场景模型,利用 Carsim 和 Simulink 的控制器对车辆进行控制计算。相关参数和控制方法如 5.1 和 5.2 章节中介绍,设定仿真时间为 40s,在 Carsim 中生成仿真结果如图 5.5 所示。

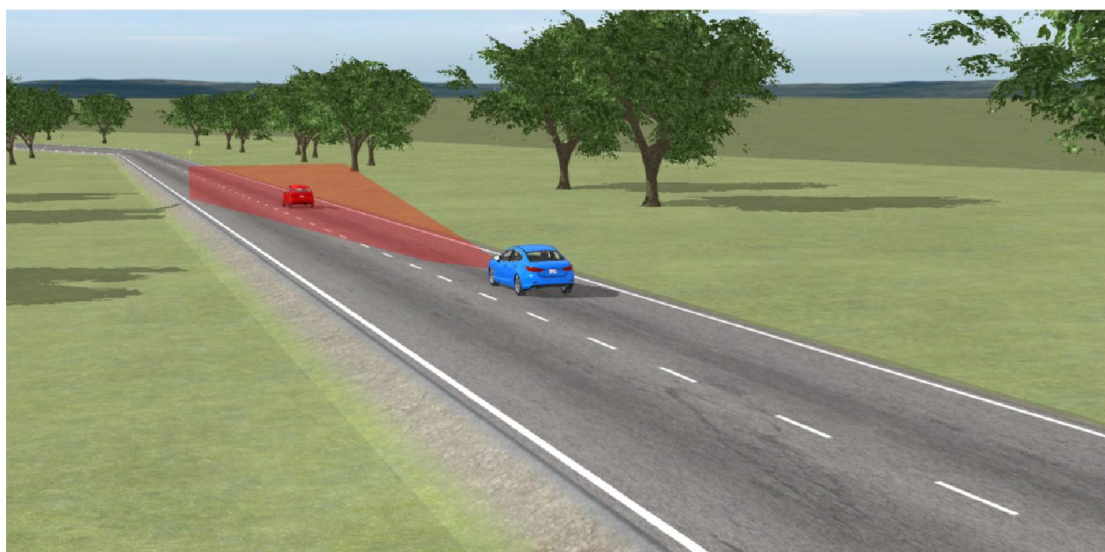


图 5.5 仿真实验结果（Carsim 动画）

绘制结果数据曲线如图 5.6, 图 5.7 和图 5.8 所示。由图 5.6 可知, 实验过程中跟随车辆始终与引导车辆保持合适间距, 未发生碰撞现象。目标安全距离随两车相对速度变化而改变。初始时跟随车辆速度较快, 因此在 0-10 秒中跟随车辆缓慢减速, 跟随车辆和引导车辆的间距不断减少。10-15 秒跟随车辆由于进入第一个弯道, 因此雷达短暂丢失引导车辆信息, 因此在图 5.6 中呈现一个较大的信号突变。15-20 秒时, 距离信号恢复, 为保持两车间距大于

安全距离，跟随车辆继续减速，跟随车辆和引导车辆的距离继续增大。20 秒时车辆经历第二个弯道，在此转向过程中，引导车辆和跟随车辆的距离调整达到安全距离后，跟随车辆之后引导车辆车速的变化不断调整。在 27-31 秒时车辆经历第三个弯道，跟随车辆和引导车辆间距离发生波动，但在之后很快恢复。

由于实验场景中弯道较多，且设置的引导车辆速度波动较大，因此跟随车辆的路径跟随和自适应巡航功能都较难实现。然而建立的控制器依然较好的达到了控制效果，在经过 20 秒的调整后使跟随车辆和引导车辆之间达到了安全距离，期间无碰撞发生，预计的转向功能得到良好的实现。尽管由于道路场景长度较短且情况较复杂，未能切换到定速巡航模式，但整体控制效果依然达到预期，证明了控制模型的有效性。

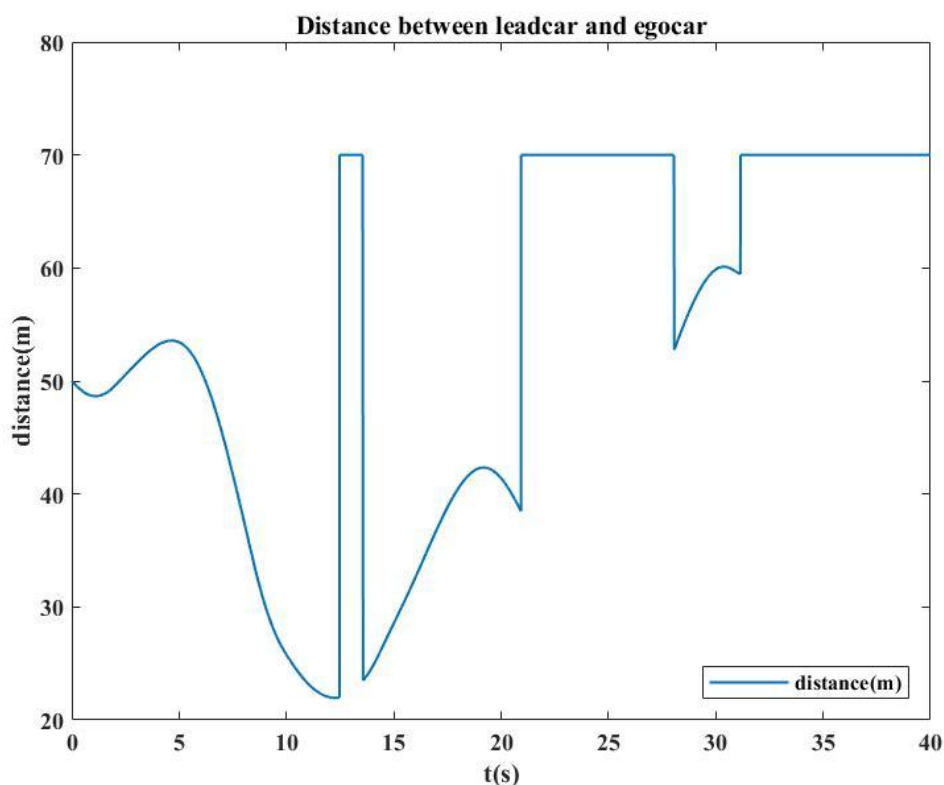


图 5.6 引导车辆与跟随车辆距离

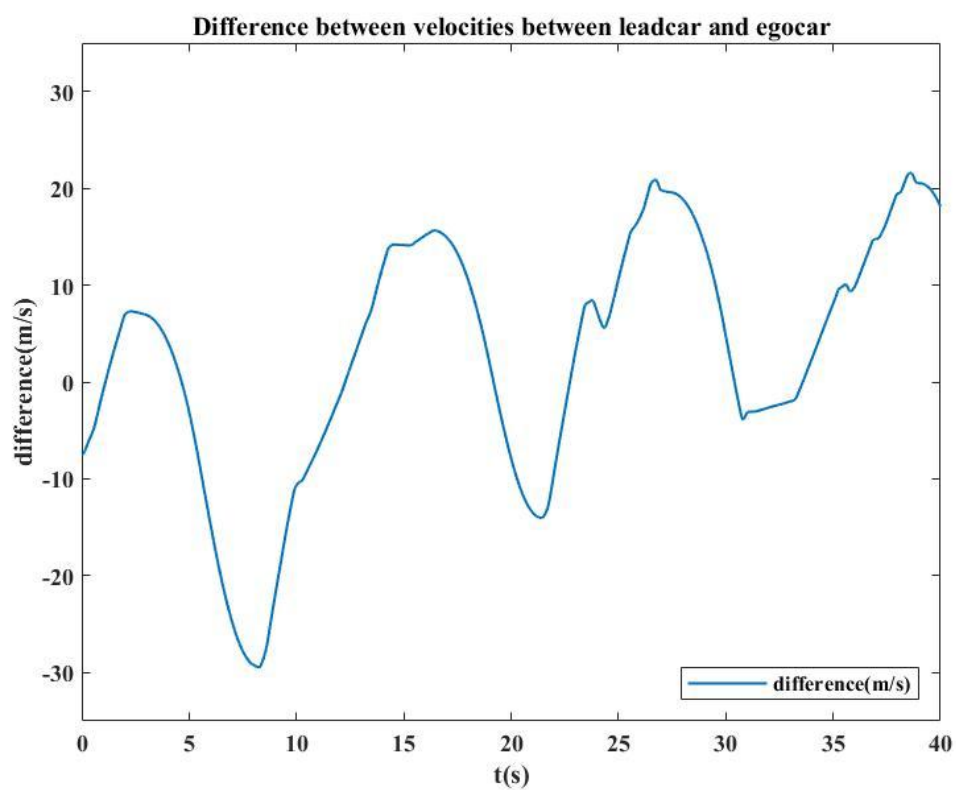


图 5.7 引导车辆与跟随车辆速度差

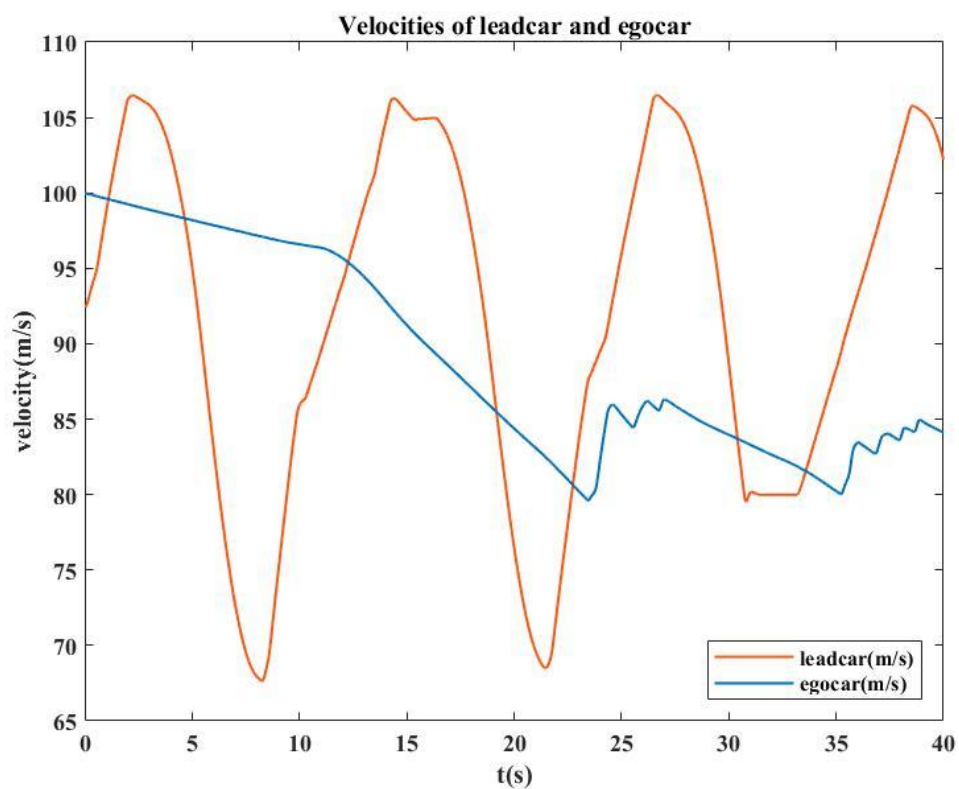


图 5.8 引导车辆与跟随车辆速度

## 参考文献

- [1] ZHENG Y, LI S, LI N. Distributed model predictive control over network information exchange for large-scale systems [J]. Control engineering practice, 2011, 19(7): 757-69.
- [2] (R) Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles [M]. 2016.
- [3] 赵熙俊, 陈慧岩. 智能车辆路径跟踪横向控制方法的研究 [J]. 汽车工程, 2011, 33(5): 382-7.
- [4] 江浩斌, 冯张棋, 洪阳珂. 应用于车辆纵向控制的无模型自适应滑模预测控制方法 [J]. 汽车工程, 2022, 44(3): 319-29.
- [5] HOU Z S, JIN S T. Data-Driven Model-Free Adaptive Control for a Class of MIMO Nonlinear Discrete-Time Systems [J]. IEEE Trans Neural Netw, 2011, 22(12): 2173-88.
- [6] 王伟, 张晶涛, 柴天佑. PID 参数先进整定方法综述 [J]. 自动化学报, 2000, 26(3): 347-55.
- [7] 康岳群, 徐祖华, 赵均. 分布曲线对象的无偏模型预测控制算法 [J]. 化工学报, 2016, 67(3): 701-6.
- [8] 李畅, 张佳, 孙中奇. 基于模型预测控制的无人车辆轨迹跟踪控制 [J]. 无人系统技术, 2021, 4(6): 46-56.
- [9] 陈舒平, 熊光明, 陈慧岩. 基于 MPC 的考虑时间最优速度的高速无人驾驶车辆路径跟踪和 PID 速度控制 [J]. 中南大学学报（英文版）, 2020, 27(12): 3702-20.
- [10] 赵菲, 王建, 张天雷. 云控场景下车辆队列的模型预测控制方法 [J]. 汽车工程, 2022, 44(2): 179-89,224.
- [11] 徐祖华, YUCAI Z, 赵均. 新一代的自适应模型预测控制器 [J]. 化工学报, 2008, 59(5): 1207-15.
- [12] 吴光强, 张亮修, 刘兆勇. 汽车自适应巡航控制系统研究现状与发展趋势 [J]. 同济大学学报（自然科学版）, 2017, 45(4): 544-53.
- [13] 倪兰青, 林棐, 王凯正. 基于预瞄的智能车辆路径跟踪控制研究 [J]. 重庆理工大学学报（自然科学版）, 2017, 31(3): 27-33.
- [14] 郭孔辉. 驾驶员—汽车闭环系统操纵运动的预瞄最优曲率模型 [J]. 汽车工程, 1984, 03): 1-16.
- [15] 郭孔辉. 预瞄跟随理论与人-车闭环系统大角度操纵运动仿真 [J]. 汽车工程, 1992, 01): 1-11.
- [16] 白艳, 贾鑫. 最优预瞄加速度驾驶员模型参数试验辨识方法研究 [J]. 汽车工程, 2015, 7): 788-93,806.
- [17] 邱少林, 钱立军, 陆建辉. 基于最优预瞄的智能车变道控制 [J]. 中国机械工程, 2019, 30(23): 2778-83.
- [18] 李红志, 李亮, 宋健. 预瞄时间自适应的最优预瞄驾驶员模型 [J]. 机械工程学报, 2010, 46(20): 106-11.
- [19] 黄海洋, 张建, 王宇. 基于多点预瞄最优控制的智能车辆路径跟踪 [J]. 汽车技术, 2018, 10): 6-9.
- [20] 管欣, 王景武, 高振海. 基于最优预瞄加速度决策的汽车自适应巡航控制系统 [J]. 吉林大学学报（工学版）, 2004, 34(2): 189-93.