

无人驾驶车辆局部路径规划中
时间一致性问题研究

王金航

2014 年 6 月

中图分类号:

UDC 分类号:

无人驾驶车辆局部路径规划中 时间一致性问题研究

作者姓名	<u>王金航</u>
学院名称	<u>机械与车辆学院</u>
指导教师	<u>姜岩讲师</u>
答辩委员会主席	<u>陈慧岩教授</u>
申请学位	<u>工程硕士</u>
学科专业	<u>车辆工程</u>
学位授予单位	<u>北京理工大学</u>
论文答辩日期	<u>2014 年 6 月</u>

Research on Temporal Consistency Problems in Local Planning of Self-driving Vehicles

Candidate Name:	<u>Jinhang Wang</u>
School or Department:	<u>Mechanical Engineering</u>
Faculty Mentor:	<u>Yan Jiang</u>
Chair, Thesis Committee:	<u>Prof. Huiyan Chen</u>
Degree Applied:	<u>Master of Engineering</u>
Major:	<u>Mechanical Engineering</u>
Degree by:	<u>Beijing Institute of Technology</u>
The Date of Defence:	<u>June, 2014</u>

无人驾驶车辆局部路径规划中时间一致性问题研究

北京理工大学

研究成果声明

本人郑重声明：所提交的学位论文是我本人在指导教师的指导下进行的研究工作获得的研究成果。尽我所知，文中除特别标注和致谢的地方外，学位论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得北京理工大学或其它教育机构的学位或证书所使用过的材料。与我一同工作的合作者对此研究工作所做的任何贡献均已在学位论文中作了明确的说明并表示了谢意。

特此申明。

签 名： 日期：

关于学位论文使用权的说明

本人完全了解北京理工大学有关保管、使用学位论文的规定，其中包括：①学校有权保管、并向有关部门送交学位论文的原件与复印件；②学校可以采用影印、缩印或其它复制手段复制并保存学位论文；③学校可允许学位论文被查阅或借阅；④学校可以学术交流为目的，复制赠送和交换学位论文；⑤学校可以公布学位论文的全部或部分内容（保密学位论文在解密后遵守此规定）。

签 名： 日期：
导师签名： 日期：

摘要

局部路径规划是无人驾驶系统中的核心技术之一，主要负责在完成对全局路径跟踪的同时完成避障，提高了路径规划系统在动态未知环境下的工作能力。然而本文分析发现现在广泛采用的基于最优化求解的局部路径规划方法无法在不依赖全局定位信息的情况下满足时间一致性，如果规划结果不具有时间一致性将导致车辆实际行驶路线与初始规划结果的偏离，造成避障功能的失效，无法保证车辆行驶的安全性。

本文设计基于向前预测的路径生成算法满足时间一致性，并以此为基础设计基于路径生成和选择局部路径规划方法，使规划结果满足安全性和可行性要求。首先建立车辆运动学模型，并以此模型为基础证明了路径的几何性质与路径可行性之间的关系。分析了规划方法中用到的全局坐标系、局部坐标系、栅格坐标系和激光雷达极坐标系之间的相互关系。

向前预测路径生成算法根据转向控制量序列对车辆未来状态进行前馈估计，将预测结果作为路径生成结果，并分析算法对全局定位信息的依赖性、时间一致性和路径可行性。在控制量序列的获取中设计基于高阶参数方程优化求解的前馈控制方法，考虑车辆实时前轮偏角的影响，确保转向控制量的连续。采用定距更新车辆位姿的方法消除车速不同对时间一致性的影响。将车辆控制误差加入到路径生成中，增强局部路径规划方法的鲁棒性。

根据偏移后的全局路径，采用向前预测路径生成算法生成多条候选路径用于避障分析和路径选择。采用两层避障分析法，先对障碍物膨胀进行快速分析，如果发生碰撞再将路径膨胀，进行精确分析。成本函数由安全性成本、横向偏差成本和横向稳定性成本构成，确保选择的路径兼顾安全性、跟踪能力和可行性。

实验验证中，通过对比最初规划路径和车辆实际行驶路径，证明了基于向前预测的路径生成算法满足时间一致性；在 Simulink 和 Carsim 的联合仿真中，验证了本文在路径生成算法中选择的基于高阶参数方程优化求解的前馈控制方法可以保证路径曲率的连续变化。在实车测试中，基于路径生成和选择的规划算法展现了良好的实时性和安全性。

关键词：局部路径规划；时间一致性；路径生成；路径选择；无人驾驶车辆

Abstract

Local path planner is one of the most crucial technologies for intelligent vehicles. It improves the capacity of planning system for intelligent vehicles by avoiding obstacles while tracking the reference path. However, revealed by simulation and experiments, the widely used optimization-based local planner is unlikely to maintain temporal consistency without accurate global positioning information. Temporal inconsistency will result in the deviation from the vehicle's actual trajectory from the original planned results, which will finally make the safety check invalid.

This paper research on the temporal consistency problem of local path planner, presents a forward prediction-based local path generation algorithm. And path generation and selection method will be designed based on this algorithm. In this paper, we proved the relationship between the geometric properties of path and the feasibility of path based on the vehicle kinematics model. In the local path planner, we use global coordinates, local coordinate, grid coordinate and polar coordinates of laser radar, then analysis of the relationship between them.

The forward prediction-based local path generation algorithm can hold the temporal consistency in the results without accurate global positioning information. According to the amount of steering control sequence, It will be feed-forward to estimate the future vehicle state, then the predicted result is as path generated result. We need think about the real-time vehicle state to make sure the path generated result feasible. In this paper, we designed a feed-forward control method based on solving the high order parametric equation. It can make sure to produce a continuous control command through thinking about real-time front wheel angle. The method of update the vehicle state is fixed distance update to remove temporal inconsistency because of the difference of speed. Controlling error is introduced in the generation of the local paths and the traditional path with no width is replaced with a strip of path.

According to global paths after offsetting, the forward prediction algorithm generates the candidate paths. Candidate paths will be used for obstacle checking and path selection. A two-tier obstacle checking will be designed to make sure safety and the rate of computations. The method of path selection is through calculating the cost. The cost function includes safety cost, offset cost and lateral stability cost to make sure the path safety, well traceability and feasibility.

Simulation results indicate that the forward prediction based local path generation algorithm can hold the temporal consistency. In the united simulation

between Simulink and Carsim, the feed-forward control method based on solving the high order parametric equation can make sure the control command continue. In intelligent vehicle test, the path generation and selection algorithm hold the real-time and safety.

Key Words: local path planner; temporal consistency; path generation; path selection; intelligent vehicle

目录

摘要.....	1
Abstract.....	II
第 1 章 绪论	1
1.1 课题研究的背景.....	1
1.2 无人驾驶车辆研究现状.....	2
1.2.1 无人驾驶车辆的发展.....	2
1.2.2 无人驾驶车辆的关键技术.....	3
1.3 局部路径规划概述.....	5
1.4 课题的研究内容.....	6
1.4.1 时间一致性的概念.....	7
1.4.2 问题分析.....	7
1.4.3 研究重点.....	9
1.5 论文结构.....	9
第 2 章 基于路径生成和选择的局部路径规划方法	11
2.1 总体功能设计.....	11
2.2 车辆运动学模型.....	12
2.3 全局期望路径.....	14
2.3.1 全局期望路径的获取方式.....	14
2.3.2 全局坐标与局部坐标相互转化.....	15
2.4 局部环境地图.....	17
2.4.1 栅格地图.....	17
2.4.2 激光雷达传感器.....	18
2.4.3 地图创建.....	20
2.5 局部期望路径.....	22
2.6 本章小结.....	24
第 3 章 基于向前预测的路径生成算法	25
3.1 算法设计.....	25
3.2 算法分析.....	27
3.2.1 全局定位信息的依赖性.....	27

3.2.2 时间一致性证明.....	27
3.2.3 路径的可行性.....	28
3.3 控制算法的选择.....	29
3.3.1 纯跟踪法.....	29
3.3.2 基于高阶参数方程优化求解的前馈控制方法.....	32
3.4 位置更新策略.....	39
3.5 算法鲁棒性.....	41
3.6 本章小结.....	42
第 4 章 避障分析与路径选择	43
4.1 候选路径的生成.....	43
4.2 避障分析.....	46
4.3 路径选择.....	49
4.3.1 安全性成本.....	49
4.3.2 横向偏差成本.....	51
4.3.3 横向稳定性成本.....	52
4.4 本章小结.....	55
第 5 章 实验验证	56
5.1 路径生成算法仿真验证.....	56
5.2 Simulink 和 Carsim 联合仿真实验	58
5.3 实车测试.....	61
5.4 本章小结.....	64
第 6 章 总结与展望	65
6.1 本文的研究成果.....	65
6.2 本文的研究创新点.....	66
6.3 未来工作展望.....	66
参考文献	67
攻读硕士学位期间发表的论文	72
致谢.....	73

第 1 章 绪论

1.1 课题研究的背景

随着社会的发展和科技水平的不断提高,汽车已经成为人们日常生活中不可分割的一部分。例如在我国汽车保有量和汽车驾驶员数量每年分别以 15.7%和 32.7%的速度递增^[1]。然而汽车在给人们生活带来便利的同时,也引起了一系列的社会问题,例如交通事故、交通拥挤、环境污染和能源浪费等。数据统计显示,2012 年全国涉及人员伤亡的交通事故 4.6 万起,造成 1.1 万人死亡,5 万人受伤,分别上升 17.7%、16.5%和 12.3%^[2]。回顾汽车的发展历史,驾驶员一直在汽车控制系统中占有十分重要的地位,即由驾驶员观察道路情况和车辆周边环境,并控制车辆行驶,形成“车-路-人”的闭环控制系统^[3]。在这个控制系统中,人是不可预测且不可控的,只能通过试驾训练和交通法规进行约束。但由于汽车数量的增加、驾驶员水平的参差不齐及不能严格遵守交通法规,使得这种汽车控制方式的局限性日益明显,例如交通事故的增加、交通拥挤等。为了解决这一问题就需要将“人”从驾驶控制系统中移除出去,形成“车-路”的控制系统,无人驾驶车辆(以下简称无人车)则是实现新型的驾驶控制系统的核心。

路径规划技术是无人车的感知系统和运动控制的桥梁,是无人驾驶的基础。根据对环境的已知程度将路径规划分为基于完整环境信息的全局路径规划和基于传感器信息的局部路径规划。从获取到环境信息是静态或动态的角度看,全局路径规划可称为静态规划(离线规划),局部规划称为动态规划(在线规划)^[4]。全局路径规划根据已知的环境地图规划路径,而局部路径规划根据传感器获取的环境信息及全局路径信息,根据定位技术确定车辆所处位置及周围静、动态障碍物的分布情况,规划出可以安全避障并能追踪全局路径的局部期望路径。

路径规划的步骤一般分为环境建模、路径搜索和路径平滑三个部分。环境建模是为了将环境信息转化为便于计算机计算的环境模型,即将真实的物理模型抽象为数字模型;路径搜索在建立的环境模型基础上按照设计的算法规划出一条路径;路径搜索出的路径不一定适合车辆的实际行驶,需要经过处理使其满足车辆运动学、动力学约束等。

路径规划得到的路径必须满足各种约束条件,例如环境约束(体现安全性)、平台运动学约束(体现为可行性)、平台动力学约束(体现为平顺性和稳定性)、

最优化指标（行驶距离最短、行驶时间最短）等^[5]。在传统的机器人路径规划技术中，这些约束条件全部由全局路径规划完成，一旦规划路径不可行时，重新规划路径。由于无人车环境感知系统无法提供完整的环境信息且行驶环境中存在较多的动态障碍物，容易造成全局路径频繁的不可行；同时无人车通常以较高速度行驶，不可能停车等待全局路径的重新规划，所以无人车的路径规划方法需要很好的实时性^[6]。在现有的典型无人车驾驶系统中^[6-13]通常将全局路径规划和局部路径规划相结合，以提高实时性。其中全局路径规划负责满足最优化指标；局部路径规划负责在满足环境约束、平台运动学和动力学约束情况下，完成对全局路径的跟踪。

综上所述，为了满足无人驾驶车辆对路径规划系统实时性和安全性的要求，需要加入局部路径规划完成避障功能和对全局路径的跟踪。因此对无人驾驶车辆局部路径规划技术的研究具有重要意义。

1.2 无人驾驶车辆研究现状

1.2.1 无人驾驶车辆的发展

无人驾驶车辆，也称智能车辆(Intelligent Vehicle, IV)，是智能交通系统^[14]（Intelligent Transportation Systems, ITS）的重要组成部分，其研究内容包含 ITS 的一个子系统：先进车辆控制与安全系统（Advanced Vehicle Control and Safety Systems, AVCS）的研究内容^{[15][16]}。它通过车载传感系统感知车辆周围环境，自动规划行车路线并控制车辆到达预定目标。由于通过计算机进行控制，使得无人车的未来行为变得可预测，对环境的反应速度也更快。有研究表明：一个熟练驾驶员对驾驶环境变化做出及时反应的时间约为 500 毫秒，而无人车系统做出反应时间可以不超过 100 毫秒^[17]。

无人车的研究大致可以分为三个方面：高速公路环境、城市环境和特殊环境的无人驾驶系统。

(1)高速公路环境下的无人驾驶系统

高速公路环境是一种典型的结构化道路环境，具有良好的行车标识，该类环境下的无人车研究重点是跟踪环境标识线和车辆识别。1995 年，德国联邦国防大学研制的 VaMP 系统进行了从德国慕尼黑到丹麦欧登赛全长 1600 多公里的实验，其中 95%路段为无人驾驶^[18]；1995 年，美国卡内基梅隆大学研制的 NavLab-5

系统进行了全程 4587 公里横穿美国的实验,其中无人驾驶占 98.2%,全程平均速度 102.72 公里/小时^[19];1998 年,意大利帕尔马大学研制的 ARGO 系统进行了全程 2000 公里的测试,其中 94%为无人驾驶,全程平均速度 90 公里/小时,最高速度 123 公里/小时^[20];2003 年,清华大学研制的 THMR-V 系统进行测试,平均速度 100 公里/小时,最高速度达到 150 公里/小时^[21]。

(2)城市环境下的无人驾驶系统

相对于高速公路环境,城市环境下的车辆行驶速度相对较慢,但行驶环境变得更加复杂,对无人车环境感知和规划系统的要求也更高。根据报道,目前 Google 无人车已经完成了长达 30 万公里的各类道路环境下的无人驾驶,其依靠于 Google 精细的电子地图和精准的定位技术。美国国防高级研究计划局(Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA)在 2007 年举办的 Urban Challenge 比赛,第一次将全自主的无人驾驶比赛放在封闭的城市环境中。在国内,2009 年国家自然科学基金委员会提出“视听觉信息认知计算”重大研究计划,以“智能车未来挑战赛”为载体,五年来极大推动了我国在无人驾驶领域的发展。

(3)特殊环境下的无人驾驶

特殊环境下的无人驾驶目前指无人车在军事领域和航天领域的应用,此时无人车的可靠性和对恶劣环境的适应性是首要考虑问题。在军事领域,无人车辆可以用于前方侦察、野外巡逻、排雷、后勤保障等工作。DARPA 从 1983 年开始提出自主地面车辆(Autonomous Land Vehicle, ALV)的战略计划^[22]和智能侦察车 Demo3 计划^[23]。自 2002 年 DARPA 主持的 DEMO 计划完成以后,美国军方重点支持“未来战斗系统(Future Combat System, FCS)”计划^[24],力求发展由无人平台和自主平台构成的无人作战系统。德国军方在 2006 年组织了 ELROB(European Land-Robot Trial),有来自 5 个国家的 20 支队伍参加了全程 240 公里的沙漠比赛^[25]。在航天领域,最具有代表性的有前苏联的月球无人车 1 号与 2 号、美国的“Moon buggy”月球无人车、索杰纳(sojourner)火星无人车^[26]及 2004 年 1 月美国研制登陆火星的“勇气”号和“机遇”号火星无人车^[27]。

1.2.2 无人驾驶车辆的关键技术

无人车是一个高新技术的结合体,它涵盖了机械、控制、计算机、通讯、信息融合技术及人工智能等领域的最新技术。如图 1.1 所示,无人驾驶系统应具有感知技术、路径规划、决策技术、运动控制等关键技术^{[28][29]}。

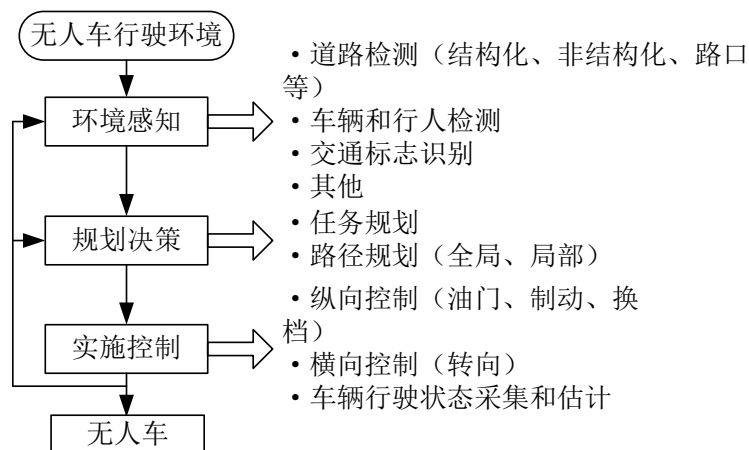


图 1.1 无人驾驶系统关键技术

(1)感知技术

在有人驾驶时，人们主要通过眼睛去获取周围环境信息；对于无人车，可以通过车载传感器获取周围环境信息，例如视觉传感器采集周围图片，转换成可供计算机读取的数字信息，从中提取出车道线等所需的环境信息；采用激光雷达、毫米波雷达等获取周围障碍物的位置、形状和运动状态等信息；通过 GPS 等导航设备获取车辆定位定向信息等；此外还有里程计、红外探测设备等。

(2)路径规划

作为无人车的智能核心之一，路径规划根据采集到周围环境信息和车辆实时状态，根据一定的规则和策略为无人车规划出可通行的从起点到终点的最佳行驶路径。根据对环境的感知程度可以将路径规划分为全局路径规划和局部路径规划；全局路径规划在已知全局环境信息的情况下，为无人车规划一条从起点到终点最优的无碰撞的路径；而局部路径规划是在环境信息未知或者部分已知的情况下进行规划。

(3)决策技术

无人车能像有人驾驶一样“自主行驶”，需要拥有决策能力，根据无人车环境感知系统感知的行驶环境，决定进行何种动作，进而对无人车进行控制。现在常用的决策技术有模糊推理、贝叶斯网络和神经网络等技术。

(4)运动控制

运动控制根据规划好的路径和无人车自身的运动状态及定位信息，进行一系列控制无人车行驶的动作。一般将运动控制技术分为横向控制和纵向控制，横向控制主要表现为对车辆转向的控制；纵向控制主要是对车辆行驶速度和加速度的

控制，表现为对车辆油门和制动的控制。

1.3 局部路径规划概述

局部路径规划根据传感器采集到环境信息建立局部环境地图，例如栅格地图等；依据车辆定位信息确定无人车与全局期望路径及周围障碍物的相对位置。由以上两点设计合理的局部路径规划算法计算出无人车局部期望路径。由于局部路径规划要在对全局路径跟踪的同时完成避障的功能，这要求局部路径规划具有很好的实时性，根据不断变化的环境信息，实时的规划出满足行驶要求的局部期望路径。常用局部路径规划算法有：快速搜索随机树法^{[30][31]}（Rapidly-Exploring Random Tree, RRT）、启发式搜索算法、人工势场法、基于路径生成和选择的规划方法等。

(1)快速搜索随机树法

快速搜索随机树法是一种在多维空间中有效率的规划算法。每次规划是以状态空间中的一个初始点作为根节点，通过随机采样，逐渐增加叶节点的方式，生成一个随机扩展树。当随机树的叶节点中包含了目标点或者目标区域中的点，便可在随机树中找到一条以树节点组成的从初始点到目标点的规划路径。RRT能够快速有效地搜索高维空间，适合于解决多自由度的平台在复杂环境下和变化场景中的路径规划。但由于RRT采用随机采样生成扩展树，这将导致对同一任务重复规划时产生不同的路径，同时由于寻找路径的扩展树由随机采样点生成，无法保证路径的合理性。

(2)启发式搜索算法

启发式搜索算法是基于广度搜索算法^[32]基础上改进的搜索算法，相对于广度搜索算法，启发式搜索算法增加了启发函数 $h(s)$ ，赋予了搜索的方向，缩小了搜索范围，提高了搜索效率。启发式搜索算法中最典型的算法有A*算法^[33]、权值A*算法^[34]、ARA*算法^[35]和AD*算法^[36]等。

(3)人工势场法

人工势场法^[37]是由Khatib提出的一种虚拟力法，是一种简单、实时性较好的局部路径规划方法。该方法将空间中的障碍物视为斥力场，将目标点视为引力场，在两种势场的共同作用下使车辆运动到目标点。但人工势场法有其固有的缺点：1)求解时容易陷入局部极小点；2)当环境中障碍物移动或有新障碍物出现时容易造成规划结果的振荡；3)在较窄通道中行驶时，容易造成车辆摆动；4)障碍

物较多、间距较小时不能发现路径。针对以上问题，后期的研究人员对人工势场法进行了改进，例如文献[38]中肖浩等借鉴虚拟场的思想，在道路交通环境中建立一种危险斥力场模型，既可以继承人工势场法的优点，又可以避免局部极小的问题。

(4) 基于路径生成和选择的规划方法

RRT、启发式搜索算法及人工势场法其实都是全局路径规划方法在局部路径规划中应用，它们有一个共同点就是在生成路径时已经考虑了障碍物的影响，将躲避障碍物和对全局路径的跟踪一起完成。基于路径生成和选择的局部规划方法与上述方法最大区别就在于将避障和对全局路径的跟踪分开进行；算法首先生成一簇可以跟踪全局路径的候选路径，然后与环境地图中的障碍物进行比对，选取其中较优的路径作为局部期望路径。在这类方法中，最大区别在于采用生成路径的算法不同。文献[12]中 AnnieWay 使用触须的算法，其主要步骤是首先根据无人车当前的速度信息，规划出一组适用于此速度的不同半径的车辆潜在可行的触须，然后对各条触须进行可行驶性分析，对于可以让车辆安全行驶的触须再计算它的隙度、平滑度和理想轨迹趋近度，在不同的行驶环境下对各项值赋以不同的权值，以权值最高的触须作为最终的行驶路径。该算法适用于全局环境未知的无人车自主行驶，但由于它在进行触须生成时采用圆弧曲线，忽略了车辆转弯半径的变化，在车速较快时容易发生跟踪失败的情况。文献[39-41]等均采用最优化求解的方法生成路径。文献[42]讨论了非结构化环境下基于滚动窗口的无人车路径规划问题，并在规划过程中考虑了车辆的安全约束问题。

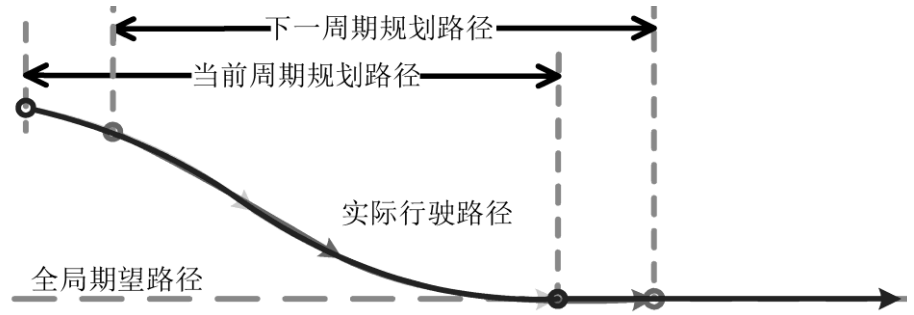
综上所述，可将局部路径规划方法大致分为两大类。第一大类是将全局路径规划方法改进后应用到局部，这类算法在路径生成过程中集中体现对全局路径追踪、避障和运动学约束，其关键点在于每个规划周期确定全局路径上合适的目标点，此外，该类方法要求有较为完整的环境地图信息，而现有无人车车载传感器无法满足这一要求。第二类局部规划方法即基于路径生成和选择的方法，该方法由路径生成和路径选择两部分组成。路径生成功能是生成一组能够跟踪全局期望路径，且满足系统动力学和运动学等约束的可行路径；对可行路径进行避障分析，在安全的可行路径中通过路径选择获得待执行路径。

1.4 课题的研究内容

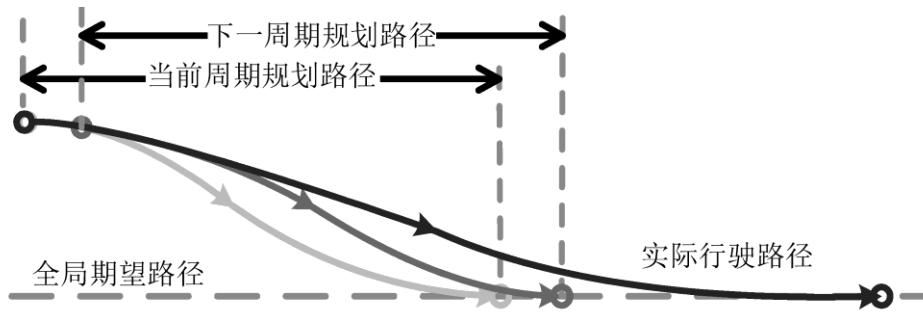
1.4.1 时间一致性的概念

时间一致性是来自经济学领域的概念^[43]，在经济学中时间不一致指在 t_1 时刻按照最优化原则制定了将在 t_n 时刻执行的计划 p ，然而当时间到达 t_n 时 p 已经不再是最优的。

在局部路径规划中，每个规划周期内都会重新生成可行路径。为了预判行驶过程安全与否，可行路径的长度远远超过一个规划周期内车辆行驶过的距离。为了分析时间一致性问题，假设无人驾驶车辆的跟踪控制是精确的。跟踪控制精确说明车辆能够按照规划结果运动，在下一个规划周期开始时，车辆位置位于前一规划结果上。如果局部规划是时间一致的，那么下一个周期的规划结果将于上一个周期的规划结果重合。车辆沿着这种规划结果运动，能够保证车辆的实际运行路线与初始时刻的局部规划结果相同，如图 1.2(a)所示。反之如果局部规划不具有时间一致性，下一个周期的规划结果将无法与上一周期保持一致。随着规划的进行，车辆实际运行的路线与第一时刻的规划结果之间将出现越来越大的误差，如图 1.2(b)所示。



(a) 具有时间一致性的局部规划结果



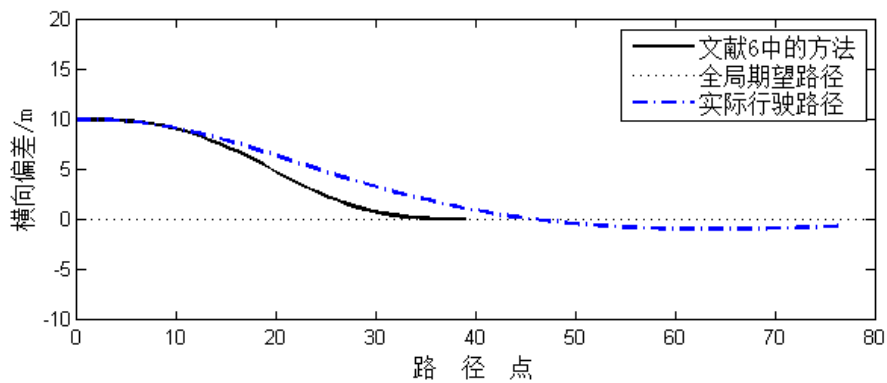
(b) 不具有时间一致性的局部规划结果

图 1.2 时间一致性示意图

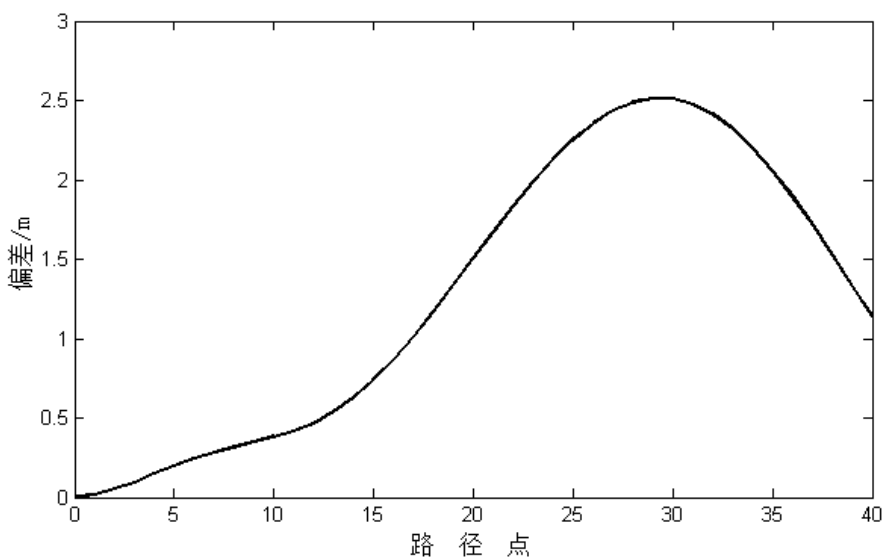
1.4.2 问题分析

如果局部规划不具有时间一致性,那么每次规划生成的可行路径上较远距离的安全分析是无效的,这意味着原本认为安全的障碍物可能位于车辆的实际行驶路线上,这无疑是存在安全隐患的。

时间不一致是基于优化求解的曲线生成方法普遍存在的问题。原因是这类方法通过优化计算连接车辆当前位置和目标位置的曲线。车辆向前运动导致曲线的起点发生变化,如果目标位置也随着车辆运动发生变化,那么将无法保证优化计算得到的新曲线与原曲线保持一致。例如文献[6]中采用的对高阶曲线参数最优化求解的方法,生成满足车辆运动微分方程的平滑曲线,符合车辆实际行驶特征。然而在仿真中发现,基于优化求解的方法难以保证不同规划周期生成的曲线具有时间一致性,这将造成规划曲线与车辆实际执行的路径之间存在较大偏差,如图 1.3(a)所示,图 1.3(b)给出了前 40m 内生成的路径和实际行驶路径之间的距离偏差。



(a) 生成路径与实际行驶路径对比



(b) 距离偏差

图 1.3 最优化求解生成路径的时间一致性分析

文献[40-41]中根据 Belleman 优化原理, 通过锁定目标位置不变, 保证了前后曲线一致。当车辆接近目标位置时, 将切换到下一个目标位置重新生成路径。为了维护目标状态的全局位置不变, 必须用到精确的车辆全局定位信息, 这将导致无人驾驶系统对高精度定位系统的依赖。

上述对局部路径规划的时间一致性分析中, 为了保证新的规划周期内车辆位于原规划结果上, 假设了跟踪控制是准确的。但实际上由于执行系统、跟踪控制算法和定位测量系统中都存在误差和控制延迟等, 因此跟踪控制不可能是精确的。如果考虑跟踪控制过程中误差的影响, 那么车辆实际行驶路线与规划结果仍然是一不一致的, 这同样会造成对路径的避障分析结果无效, 而且时间一致性分析也就缺乏了足够的合理性。

1.4.3 研究重点

根据上述分析, 本文以时间一致性问题为研究重点, 进行如下几个方面研究:

- (1) 设计可以在不依赖全局定位信息的情况, 满足时间一致性的路径生成算法。
- (2) 研究车辆实时状态对路径生成的影响, 确保算法生成的路径满足时间一致性和可行性。
- (3) 研究控制误差对规划方法的影响, 增强算法的鲁棒性。
- (4) 在路径生成算法的基础上设计基于路径生成和选择的局部规划方法, 完成避障功能。

1.5 论文结构

本文主要针对基于路径生成和选择局部路径规划方法中的时间一致性问题进行研究, 包括基于路径生成和选择局部路径规划方法、满足时间一致性的局部路径生成算法设计及分析、控制方法的选择、车辆运动状态和控制误差对路径生成的影响、算法的验证。

第一章主要对无人车的发展及其关键技术进行概述, 重点介绍局部路径规划方法, 并对局部路径规划方法进行分类; 阐述时间一致性的概念, 并讨论了最优化路径生成方法难以实现一致性的原因, 强调局部路径规划方法具有时间一致性的重要性, 这也是本文的研究意义所在。

第二章主要介绍基于路径生成和选择的局部路径规划方法,这是本文的研究基础。包括基于路径生成和选择的算法框架及流程、车辆模型、局部环境地图的建立、全局路径的获取及对局部期望路径几何性质的研究。

第三章主要设计满足时间一致性的向前预测路径生成算法,该部分也是本文的研究重点。借鉴人类的驾驶习惯设计向前预测路径生成算法,分析该路径生成算法如何满足时间一致性和不依赖定位信息。分析车辆实时前轮偏角和车速对生成路径时间一致性和可行性的影响,并设计控制算法消除实时前轮偏角的影响,设计定距更新方法消除速度的影响。针对无人车控制误差同样会造成车辆实际行驶路径和规划路径不重合,引起避障分析失效,提出将控制误差加入的路径生成中,生成可行通道,提高局部路径规划的鲁棒性。

第四章着重分析局部路径规划算法如何实现避障功能。首先介绍根据基于向前预测算法生成候选路径的方法;然后讨论两层避障分析方法;最后设计成本函数计算候选路径的成本值,选择局部期望路径。

第五章对基于向前预测的路径生成算法进行实验分析,通过对比最初规划路径和车辆实际行驶路径,证明基于向前预测的路径生成算法满足时间一致性;在 Simulink 和 Carsim 的联合仿真中,验证了本文在路径生成算法中选择的基于高阶参数方程优化求解的前馈控制方法可以保证路径曲率的连续变化。通过实车测试验证该局部路径规划算法的安全性和实时性。

最后总结本课题的研究成果及创新点,并介绍今后在本研究方向的展望。

第 2 章 基于路径生成和选择的局部路径规划方法

局部路径规划在无人车规划系统中具有十分重要的地位,它是确保无人车行驶安全性的核心之一。本章将设计基于路径生成和选择的局部路径规划方法,首先介绍该方法的总体功能设计,设计算法框架及流程;其次对无人车进行运动学建模,研究方法实现过程中各个输入信息的获取及输出信息的表达。

2.1 总体功能设计

无人车实际工作环境具有以下三个特点: 1) 不具备已知的环境地图,而环境感知系统只能提供局部不完整的环境信息。因此在车辆行驶过程中,即使环境是静态的,规划系统面对的局部环境也是在不断更新的。2) 环境中可能存在较多的动态障碍物造成规划结果不可行。3) 以较高速度行驶的无人车不允许停车等待规划系统完成规划。这些特点要求无人车规划系统有更高实时性,因此现在广泛采用的做法是在路径规划系统中加入局部路径规划,形成全局路径规划-局部路径规划-路径跟踪的三层规划结构,如图 2.1 所示。全局路径规划负责为局部路径规划提供导向约束(全局期望路径),局部路径规划负责规划出安全、平顺的局部期望路径完成对全局路径的跟踪,路径跟踪负责根据局部期望路径计算出无人车实际控制量。



图 2.1 规划系统

为保证无人车实时性要求和适应不同复杂工作环境,本课题研究中以上述三层路径规划系统为基础,针对该路径规划系统中的局部路径规划部分,设计基于路径生成和选择的局部路径规划方法。

基于路径生成和选择的方法基本结构如图 2.2 所示。路径生成模块负责根据全局期望路径生成一簇可以跟踪全局期望路径的候选路径;避障分析模块负责对候选路径进行安全性分析,截断与障碍物发生碰撞的路径;路径选择模块根据设计的成本函数计算每条候选路径的通过性成本,选择成本最小的作为局部期望路径。

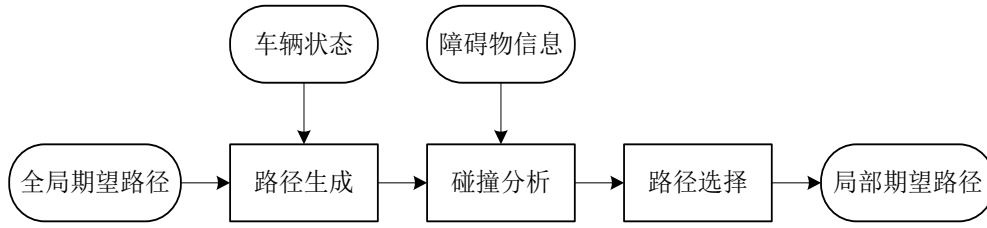


图 2.2 基于路径生成和选择的局部路径规划方法流程图

如图 2.2 所示，基于路径生成和选择的局部规划方法输入信息主要有车辆状态、全局期望路径、障碍物信息（局部环境地图），输出信息是一条安全可行局部期望路径。车辆模型及规划所需的车辆状态将在 2.2 节进行介绍；2.3 节介绍全局期望路径的获取及转换；2.4 节将建立局部环境地图；2.5 节介绍局部路径规划输出方式；最后总结本章。

2.2 车辆运动学模型

为了使规划的路径实际可行，需要在规划时考虑车辆运动学约束。车辆的运动模型匹配了车辆线速度、角速度与车辆位置和航向角的关系，因此，建立合适的运动学模型后，将线速度和角速度作为控制量输入模型后就可以得到车辆的位置和航向。

根据研究需求简化车辆模型为三自由度模型，做出如下假设：

- (1) 忽略转向系统的影响，直接以前轮偏角作为输入；
- (2) 忽略悬架作用，认为汽车只作平行于地面的平面运动；
- (3) 不考虑地面切向力对轮胎侧偏特性的影响，没有空气动力作用；
- (4) 忽略左右车轮轮胎由于载荷的变化而引起轮胎特性的变化以及轮胎回正力矩的作用。

车辆在行驶时包括平移和转动，可用 6 自由度来表示车辆运动，分别是平移量 (x, y, z) 和转动量 (φ, ψ, θ) 。 x 、 y 、 z 分别表示大地坐标系下车辆所在正东方向、正北方向和垂直于 x 、 y 平面方向的坐标； φ 、 ψ 、 θ 分别表示车辆的侧倾角、俯仰角和横摆角（航向角）。由于对无人车做了上述模型简化，当无人车在平坦路面行驶时，可以忽略 z 方向上的运动、俯仰角和侧倾角。在路径规划时做出上述简化对无人车的路径规划不会产生影响^[44]。

由此建立车辆运动学模型如图 2.3 所示。其中 O_{xy} 为全局坐标系即大地坐标系， x 为正东方向， y 为正北方向， (x_f, y_f) 为无人车前轴中心位置， v_f 为无人车

前轴速度, (x, y) 为无人车后轴中心位置, v 是无人车后轴速度, l 为无人车轴距。
 δ 为前轮偏角, 顺时针为负, 逆时针为正; θ 为无人车航向角, 与正东方向的夹角, 逆时针为正, 范围为 $[0, 2\pi]$ 。

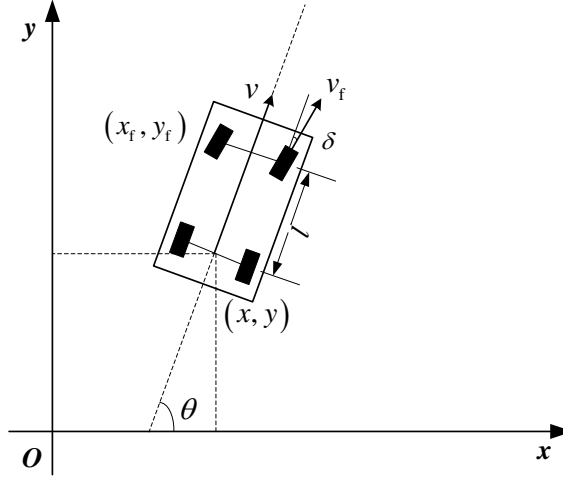


图 2.3 车辆运动学模型

由于不考虑左右轮转向角的不同, 在车辆转弯时可简化如图 2.4 所示的两轮自行车模型。其中 Q 为瞬时转向中心, (x_r, y_r) 为其位置坐标, R 为转向半径。

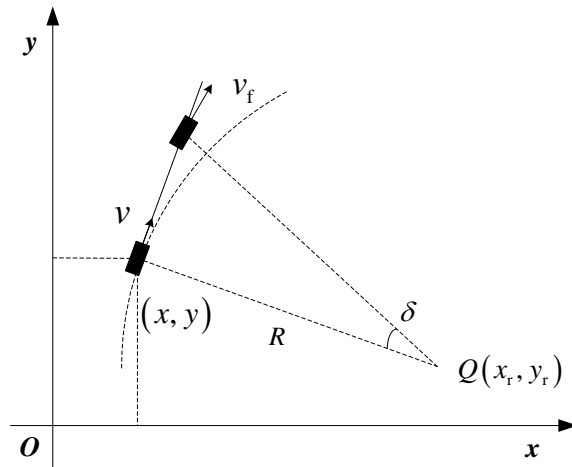


图 2.4 车辆转向模型

在转弯时, 无人车后轴中心位置 (x, y) 处, 速度为:

$$v = \dot{x} \cos \theta + \dot{y} \sin \theta \quad (2.1)$$

此时前、后轮在法线方向上速度为 0, 得到运动学约束如下:

$$\begin{cases} \dot{x}_f \cos(\theta + \delta) - \dot{y}_f \sin(\theta + \delta) = 0 \\ \dot{x} \cos \theta - \dot{y} \sin \theta = 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

由式(2.1)和式(2.2)得到:

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \theta \\ \dot{y} = v \sin \theta \end{cases} \quad (2.3)$$

由前后轮的几何关系得到：

$$\begin{cases} x_f = x + l \cos \theta \\ y_f = y + l \sin \theta \end{cases} \quad (2.4)$$

对式(2.4)求导得到：

$$\begin{cases} \dot{x}_f = \dot{x} - l\dot{\theta} \sin \theta \\ \dot{y}_f = \dot{y} + l\dot{\theta} \cos \theta \end{cases} \quad (2.5)$$

将式(2.3)和式(2.5)带入式(2.2)可求得航向角变化率即横摆角速度为：

$$\dot{\theta} = \frac{v}{l} \tan \delta \quad (2.6)$$

由速度 v 和横摆角速度 $\dot{\theta}$ 可求得转向半径：

$$R = v / \dot{\theta} \quad (2.7)$$

由几何关系可以推出如下关系：

$$\delta = \arctan(l / R) \quad (2.8)$$

由式(2.3)和式(2.6)总结得到车辆运动学模型：

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \\ \tan \theta / l \end{bmatrix} v \quad (2.9)$$

如果将前轮偏角变化率也作为输入量加入到模型中，则：

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\delta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \\ \tan \theta / l \\ 0 \end{bmatrix} v + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \dot{\delta} \quad (2.10)$$

式(2.10)中车辆模型以车辆速度和前轮转角变化率为输入，实现无人车位置、航向角和前轮转角的连续变化^[45]。同时 δ 被无人车机械结构约束，需要满足如下关系：

$$|\delta| < \delta_{\max} \quad (2.11)$$

2.3 全局期望路径

2.3.1 全局期望路径的获取方式

在整个无人车系统中,大致可分为环境感知、路径规划和运动控制三个子系统,其中全局期望路径一般由路径规划系统中的全局路径规划完成。全局路径规划根据已知电子地图和起点终点信息,采用路径搜索算法搜索出一条最优化的(时间最短、路径长度最短等)全局期望路径。这种规划可以是行驶前离线进行,也可以在行驶中不停地重规划,但规划周期相对较长。例如在国家自然科学基金委组织举办的“中国智能车未来挑战赛”中,比赛组织方赛前提供比赛的路网定义文件(RNDF),各比赛队伍可以根据 RNDF 规划出全局期望路径。

在全局路径规划中规划路径均是以全局的大地坐标系为准,因此全局期望路径也是以全局坐标的形式给出。但在局部路径规划中均是以车辆所在局部坐标系为准,这时就需要将全局期望路径根据车辆定位信息转化到车辆坐标中表示,具体转化方法见 2.3.2 节。

在上述获取全局期望路径的方法中,需要用到车辆定位信息,只有拥有精确的定位信息才能保证全局期望路径和车辆相对位置的准确,从而使后面的规划可以准确进行。但是并不是所有无人车的定位系统都能达到要求的精度,定位精度的要求和局部环境地图的栅格尺寸有关。因此在可能情况下,我们希望摆脱对定位信息的依赖。

全局期望路径为局部路径规划提供导向信息,同时希望摆脱车辆定位信息不准确的影响,因此我们可以通过环境感知系统得到全局期望路径。因为环境感知系统获取的信息均是在车辆坐标系下,例如探测到的障碍物位置均是相对于车辆位置的相对位置,这样就可以不经过坐标转化,摆脱对定位信息的依赖。根据环境感知信息获取全局期望路径可以有以下方式:

(1)在结构化道路中,可以根据车载视觉检测车道线信息,根据检测到车道线推算出两条车道线的中心线,以车道中心线为全局期望路径。

(2)根据激光雷达探测到障碍物信息,提取出可通行区域,选择可通行域的中心线为全局期望路径。

2.3.2 全局坐标与局部坐标相互转化

全局坐标系如图 2.3 所示,其中 x 向为正东方向, y 向为正北方向。根据 2.2 节建立的车辆模型,以车辆后轴中心位置表示车辆所在位置,由此建立车辆坐标系 $O_1x_1y_1$ 即局部坐标系如图 2.5 所示。其中车辆后轴心为原点 O_1 ,以后轴的行驶速度方向为 y_1 轴正向,后轴为 x_1 轴,其中与 y_1 轴正向顺时针夹 90 度角方向为 x_1 轴

正向。根据 2.2 节中对 δ 做出的逆时针为正，顺时针为负的规定，在局部坐标系中，当前轮转角转向 x_1 轴正向时， δ 为负，前轮转角转向 x_1 轴负向时， δ 为正。

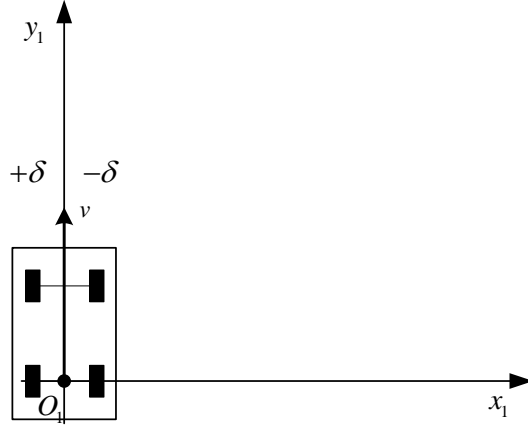


图 2.5 车辆坐标系

结合图 2.3 和图 2.5，得到全局与局部坐标转化图，如图 2.6 所示。图中 P 表示全局期望路径， p_i 表示全局期望路径上一点，定义 p_i 在全局坐标系 Oxy 中的坐标为 (x_G, y_G) ，在局部坐标系中的坐标为 (x_L, y_L) ， p_i 点的航向角位 θ_G ，定义局部坐标系下航向角为 θ_L 。 O_1 在全局坐标系中的位置即车辆定位位置为 (x_v, y_v) ，车辆当前航向角为 θ 。

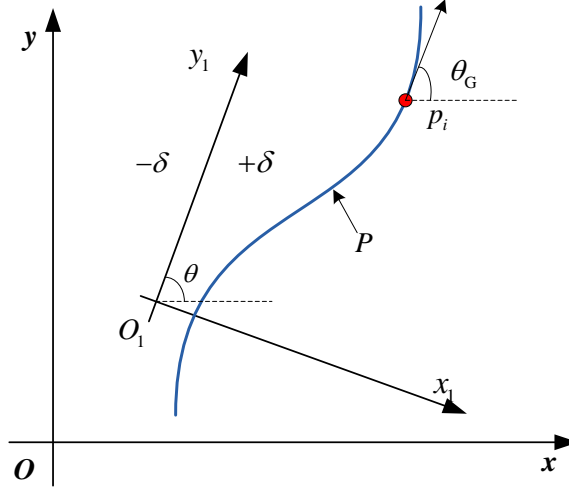


图 2.6 坐标转化

在局部路径规划中需要将全局坐标系下的全局期望路径 P_G 转成局部坐标下的全局期望路径 P_L 。路径是由一系列的点组成，下面以全局期望路径上一点 p_i 的坐标转化来说明。平面直角坐标系中通过横纵坐标和航向即可确定一点的位置，那么 p_i 在全局坐标系中的位置为 (x_G, y_G, θ_G) ，在局部坐标系 p_i 位置 (x_L, y_L, θ_L) 可由式(2.12)计算得出。

$$\begin{cases} x_L = (x_G - x_v) \sin \theta - (y_G - y_v) \cos \theta \\ y_L = (x_G - x_v) \cos \theta + (y_G - y_v) \sin \theta \\ \theta_L = \frac{\pi}{2} + \theta_G - \theta \end{cases} \quad (2.12)$$

在仿真显示时会用到局部坐标转全局坐标，可由式(2.13)进行转化：

$$\begin{cases} x_G = x_v + x_L \sin \theta + y_L \cos \theta \\ y_G = y_v - x_L \cos \theta + y_L \sin \theta \\ \theta_G = \theta_L + \theta - \frac{\pi}{2} \end{cases} \quad (2.13)$$

2.4 局部环境地图

常用的环境建模方法有：可视图法、栅格法和自由空间法。在本课题中只对局部环境进行建模，表示障碍物信息，同时生成路径时并不是基于环境地图进行搜索，文中选用栅格法进行局部环境地图的创建。

2.4.1 栅格地图

栅格法^[46-49]将无人车局部工作环境分解为二值信息的网格单元，判断网格是否被障碍物占据来进行状态描述，将环境划分为自由栅格和障碍物栅格。自由栅格是指栅格中一定不含任何障碍物；障碍物栅格是指栅格中存在障碍物，有时可能障碍物占据整个栅格，有时只占据一部分，但只要存在障碍物均称为障碍物栅格。栅格地图常采用均匀分解栅格法，使栅格大小相同，如图 2.7 所示。均匀分解法可以快速融合传感器信息，对环境的实时性表达十分有效，对局部路径规划的实时性同样重要。在计算机存储中每个栅格用[0, 1]表示，0 表示为自由栅格，1 表示为障碍物栅格，在 0 和 1 之间则表示未知属性栅格。

在均匀分解栅格时，栅格尺寸的大小十分重要。栅格尺寸越小栅格表达的环境信息越真实，但相应的计算量也会变大。本课题将栅格尺寸定义为0.2m×0.2m，这个尺寸相对于无人车实际尺寸较小，满足无人车对局部环境地图精度的要求。

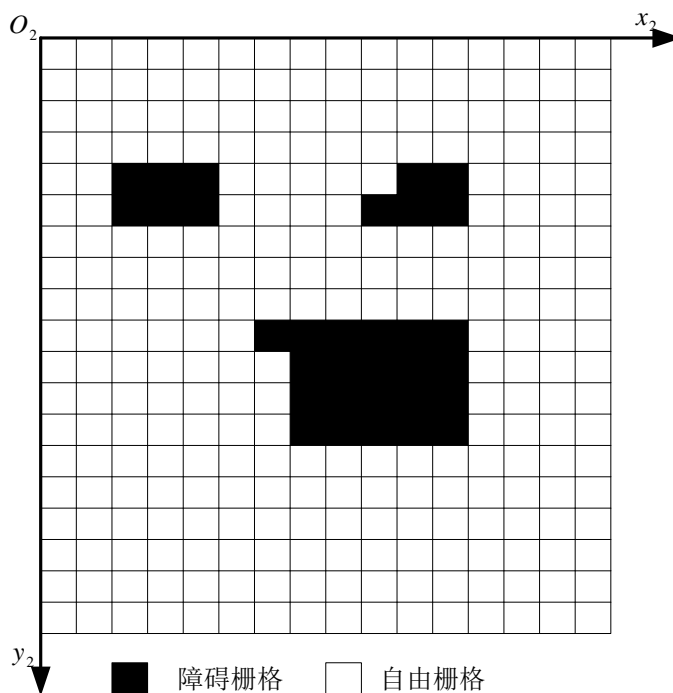


图 2.7 均匀栅格地图

栅格的标识方法通常有：直角坐标法和序号法。直角坐标法以栅格地图左上角第一个栅格为原点，水平向右为 X 轴正向，竖直向下为 Y 轴正向，每个栅格长度对应着坐标系中一个单位长度；序号法以栅格地图的左下角开始，从左到右，从下到上依次给栅格地图编号。为便于地图的创建和全局与局部路径位置坐标向栅格坐标的转化，本课题中对栅格地图的标识采用直角坐标法，如图 2.7 所示， $O_2x_2y_2$ 表示栅格地图的坐标系。

2.4.2 激光雷达传感器

激光雷达是一种精度相对较高，方向性较好，而且基本不受环境可见光变化影响的测距传感器，无论在室内还是室外环境下的移动机器人和无人车导航研究中都得到了广泛应用。激光测距雷达可以直接获取距离数据，为无人车的导航提供了便捷有效的环境描述。根据扫描机构的不同，激光测距雷达有二维和三维两种。它们大部分都是靠一个旋转的反射镜将激光发射出去并通过测量发射光和从物体表面反射光之间的时间差来测距。本课题选用 SICK LMS511 单线激光雷达获取无人车前方障碍物信息，如图 2.8 所示。



图 2.8 SICK LMS511 单线激光雷达

SICK LMS511 雷达是一种二维雷达，它可扫描某一区域，并根据区域内各个点与扫描仪的相对位置，返回其测量值。SICK LMS511 的测量数据为极坐标形式，返回的为测量物体与扫描仪扫描中心之间距离和与扫描仪中心的相对角度，如图 2.9 所示。

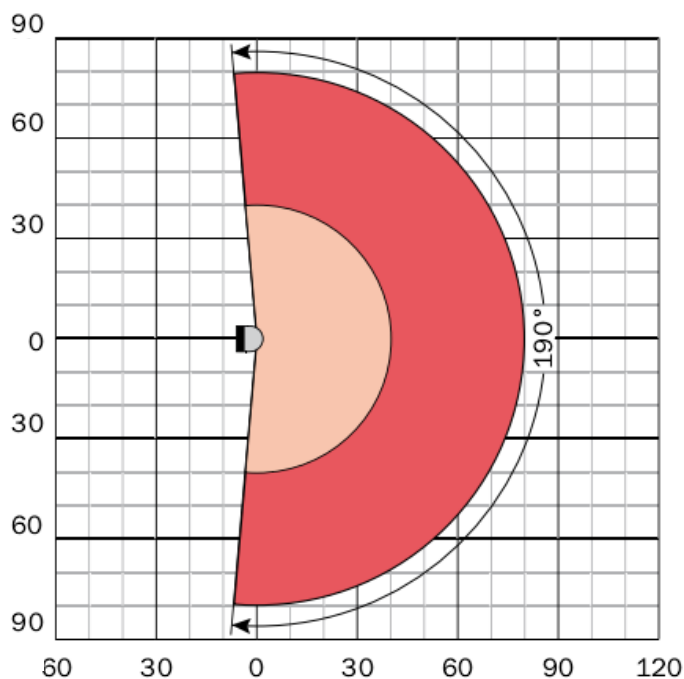


图 2.9 SICK LMS511 测量数据的极坐标系

LMS511 雷达可以设置多种角度分辨率和扫描频率组合，它输出的每束光束的测量距离的表达方式与所设置的角度分辨率和扫描频率有关，如表 2.1 所示。本文使用的角度分辨率与扫描频率的配置为表 2.1 第二行所示加粗的角度分辨率

与扫描频率组合，故测量距离值应为 LMS511 输出数据的两倍。0.25 度的角度分辨率决定了一组返回数据为 761 个。

表 2-1 SICK LMS511 的配置及输出性能

扫描频率(Hz)	角度分辨率(度)	Scaling factor for data output	最大距离(m)
25	0.1667	$\times 1$	65
25	0.25	$\times 2$	80
35	0.25	$\times 1$	65
35	0.5	$\times 2$	80
50	0.3333	$\times 1$	65
50	0.5	$\times 2$	80
75	0.5	$\times 1$	65
75	1	$\times 2$	80
100	0.6667	$\times 1$	65
100	1	$\times 2$	80

2.4.3 地图创建

激光雷达返回数据是以极坐标形式，表现为一个扇形区域，而局部环境地图是直角坐标下的矩形栅格地图。因此在创建局部环境地图时需要将每一个栅格与激光雷达位置的关系用极坐标的形式表示出，然后判断栅格和激光雷达之间的距离是否大于激光雷达返回的与障碍物之间的距离，以此确定栅格是否为障碍栅格，方法伪代码如表 2.2 所示。

表 2.2 栅格地图创建伪代码

The pseudocode of grid map building

Input:

Obstacle: the location to laser radar of the intelligent vehicle, include of distance and angle.

Grid coordinate: the location of grid in Grid Coordinate System.

Sensor_pos: the location of laser radar in Grid Coordinate System.

Epsilon: the valued distance, $\epsilon > 0$

Output:

Grid map: Each grid is obstacle grid(0.8), free grid(0.2) or unknown(0.5).

```

1: while( i is in Grid map'size)
2:   Grid map[i]  $\leftarrow$  {0.5}
3:   if Grid coordinate[i] upper the Sensor_pos then
4:     CalculateRelativePosition(Grid coordinate[i], Sensor_pos)
5:     if angle of Grid coordinate[i]=angle of Obstacle then
6:       if distance of Obstacle-distance of Grid coordinate[i]>epsilon then
7:         Grid map[i]  $\leftarrow$  {0.2}
8:       else if distance of Obstacle-distance of Grid coordinate[i]<=epsilon then
9:         Grid map[i]  $\leftarrow$  {0.5}
10:      else Grid map[i]  $\leftarrow$  {0.8}
11:   else Grid map[i]  $\leftarrow$  {0.2}

```

如伪代码所示，依次对所有栅格进行判断（行 1），初始时认为每个栅格都是未知属性（行 2）。这里我们认为地图中在激光雷达位置之后的区域均是可行区域即为自由栅格（行 11），只对激光雷达前面的区域进行判断（行 3）。根据激光雷达所在栅格位置和需要判断栅格的栅格位置进行坐标转化，求出栅格相对激光雷达的极坐标位置（行 4），根据 2.4.2 节选择的激光雷达参数知道其返回数据为 761 个方向角度上障碍物的距离，如果某个方向上没有障碍物则返回最大探测距离。根据栅格的相对极坐标的角度找出对应的激光雷达返回的距离值，如图 2.10 所示，当雷达数据与栅格的相对距离的差值的绝对值小于设定的距离阈值 *epsilon* 时，认为该栅格为障碍栅格；当差值大于 *epsilon* 是认为栅格为自由栅格，否则为未知属性栅格（行 5-10）。

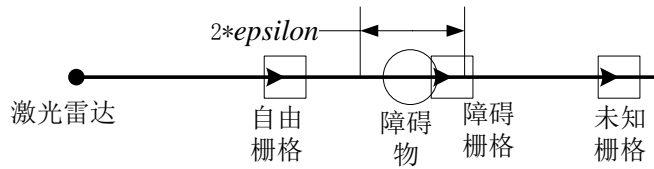


图 2.10 栅格属性判断方法

本课题中定义栅格数为 201×501 的局部环境地图，车辆运动中心（后轴中心）所在位置为 101×451 ，激光雷达位置在无人车车头正中，地图分辨率为 $0.2\text{m} \times 0.2\text{m}$ 。局部环境地图示意图如图 2.11 所示，它包含了栅格坐标系、车辆局部坐标系、全局坐标系和激光雷达数据极坐标系四个坐标系，其中激光雷达数

据极坐标系以激光雷达位置为原点，雷达探测右向极限位置为起始角度，逆时针旋转。

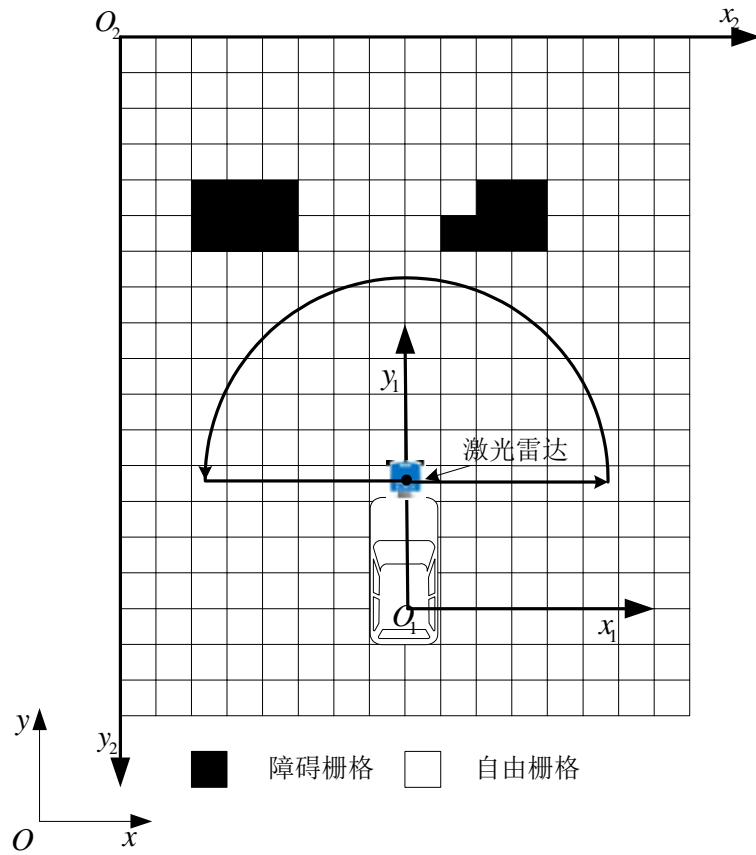


图 2.11 局部环境地图示意图

2.5 局部期望路径

基于路径生成和选择的局部路径规划方法的输出必须具备对全局路径的跟踪能力和避障功能，两者缺一不可。局部期望路径是经过路径生成和路径选择模块后获得的输出信息，其中路径生成中保证了对全局期望路径的跟踪能力，路径选择中完成了避障功能。输出的局部期望路径用于进行速度规划，然后根据局部期望路径和速度规划结果确定无人车横向控制量和纵向控制量。

局部期望路径是无人车未来一段时间内期望行驶路线，因此要求路径上每一点都可以表示车辆状态的信息，其实局部期望路径就是无人车未来行驶状态的集合，每个路径点的坐标和切向方向就是车辆位置和航向，路径点的曲率半径就是车辆转弯半径。我们知道车辆在实际行驶中，位置、航向和转弯半径一定是连续变化的，那么生成的路径也一定要满足位置、切向方向和曲率的连续变化，由此

提出命题 1。

命题 1: 如果一条路径是基于式(2.9)的车辆运动学模型，在连续的控制命令 $\delta(t)$ 下生成的，则路径一定是 G^2 连续曲线；反之如果一条路径是 G^2 连续，则一定可以转化成连续的控制命令 $\delta(t)$ 。

证明:

G^2 连续^[50]也称曲率连续，是指曲面或曲线位置连续，并且其曲率也为连续变化。我们定义函数 $p(u)=[x(u), y(u)]^T$ 来描述一条路径，其中 $u \in [u_0, u_1]$ ，这样路径就表现为函数 $p(u)$ 的几何图形。如果 $p(u)$ 对任意 $u \in [u_0, u_1]$ 均存在 $\dot{p}(u)$ ，且 $\dot{p}(u) \neq 0$ ，我们称之为 G^1 连续；更进一步，如果 $p(u) \in G^1$ 且存在 $\ddot{p}(u)$ 连续，我们称之为 G^2 连续。下面对命题 1 必要性和充分性进行证明：

(1)必要性

根据式(2.9)车辆运动学模型，在连续控制命令 $\delta(t)$ 下生成的路径一定是 G^2 连续的。函数 $p(t)=[x(t), y(t)]^T$ 表示根据 $\delta(t)$ 生成的曲线， $t \in [t_0, t_1]$ ，函数单位向量可表示为：

$$\frac{\dot{p}}{\|\dot{p}\|} = \frac{[\dot{x}(t) \quad \dot{y}(t)]^T}{\sqrt{\dot{x}(t)^2 + \dot{y}(t)^2}} = \frac{v[\cos \theta(t) \quad \sin \theta(t)]^T}{\sqrt{v^2 \cos^2 \theta(t) + v^2 \sin^2 \theta(t)}} = [\cos \theta(t) \quad \sin \theta(t)]^T \quad (2.14)$$

$\delta(t)$ 连续，由式(2.9)得到 $\theta(t)$ 连续，则 $\dot{p}/\|\dot{p}\|$ 也连续，即 $p(t) \in G^1$ 。

根据式(2.9)还可推得 \ddot{p} ，如下：

$$\begin{cases} \ddot{x} = -v\dot{\theta} \sin \theta = -\frac{v^2}{l} \tan \delta(t) \sin \theta(t) \\ \ddot{y} = v\dot{\theta} \cos \theta = \frac{v^2}{l} \tan \delta(t) \cos \theta(t) \end{cases} \quad (2.15)$$

其中 $\delta(t)$ 、 $\theta(t)$ 均是连续的，所以 \ddot{p} 也连续，命题 1 必要性即证。

(2)充分性

如果一条曲线为 G^2 连续曲线，参数方程为 $p(u)=[x(u), y(u)]^T$ ，其中 $u \in [u_0, u_1]$ ，则根据式(2.9)车辆运动学模型一定可以产生连续的控制量 $\delta(t)$ 。为了证明充分性，首先要建立起 u 和 t 之间的关系，定义 $p(u)$ 长度函数如式(2.16)所示：

$$s(u) = \int_{u_0}^u \sqrt{\dot{x}(v)^2 + \dot{y}(v)^2} dv \quad (2.16)$$

则 $s(u)$ 的反函数 $s^{-1}(u): [0, s(u_1)] \rightarrow [u_0, u_1]$ 。又有 $s = v^*(t - t_0)$ ，由此得到 u 与 t

下关系：

$$u = s^{-1}(v(t - t_0)) \quad (2.17)$$

曲线为 G^2 连续则曲线曲率可由下式计算出：

$$\kappa(u) = \frac{\dot{x}(u)\ddot{y}(u) - \ddot{x}(u)\dot{y}(u)}{(\dot{x}(u)^2 + \dot{y}(u)^2)^{3/2}} \quad (2.18)$$

因为 $\dot{x}(u)$ 、 $\ddot{x}(u)$ 、 $\dot{y}(u)$ 、 $\ddot{y}(u)$ 均连续，所以曲线曲率 $\kappa(u)$ 也是连续的。结合式(2.8)得到如式(2.19)所示的连续的 $\delta(t)$ ，即证。

$$\delta(t) = \arctan \left[l \kappa \left(s^{-1}(v(t - t_0)) \right) \right] \quad (2.19)$$

2.6 本章小结

本章设计基于路径生成和选择的局部路径规划方法，该方法将跟踪全局路径和避障分开解决，具有很好的实时性。基于路径生成和选择的规划方法以车辆运动状态、全局期望路径和局部环境信息为输入，经过规划后输出具有跟踪和避障功能的局部期望路径。

将无人车合理的简化，建立车辆运动学模型，作为路径生成和选择的模型基础；全局期望路径为局部路径规划提供导向信息，可以通过多种方式获得，但为了摆脱局部路径规划对定位信息的依赖，在环境允许的情况下，应尽可能选择环境感知系统直接获取的导向信息；局部环境地图主要用于对路径的避障分析，确保路径的安全性，本课题采用激光雷达获取障碍物信息建立栅格地图，快速的表达实时环境信息。

本章中分别介绍了在局部路径规划中用到的 4 个坐标系及其相互转化，如图 2.11 所示，分别为全局坐标系（大地坐标系，全局路径转化时的主坐标系）、局部坐标系（车体坐标系，路径生成时的主坐标系）、栅格坐标系（避障分析时的主坐标系）和激光雷达数据的极坐标系（创建地图时的主坐标系）。

第3章 基于向前预测的路径生成算法

上一章主要讲述了基于路径生成和选择局部路径规划算法的总体设计及其输入信息的获取,按照基于路径生成和选择方法流程本章将重点讲述路径生成算法。在1.4节中介绍了时间一致性的概念及其对局部路径规划的重要性,这就要求采用的路径生成算法生成路径时能够在不依赖全局定位信息的情况下满足时间一致性,同时生成的路径还应满足车辆运动学约束,保证路径的可行性。本章将设计向前预测的路径生成算法满足上述的要求,在3.1节到3.4节将在不考虑无人车控制误差的情况下研究向前预测的路径生成算法,在3.5节中将讨论无人车实际存在的控制误差对时间一致性的影响。

3.1 算法设计

基于优化求解的曲线生成难以在不依赖全局精确定位信息的情况下保证规划结果具有时间一致性。这使我们对使用最优化方法生成曲线的必要性产生了怀疑。事实上局部路径规划最重要的作用是在满足车辆安全可行的前提下跟踪全局期望路径,而规划结果并不必需是最优的。

前向预测 (forward prediction) 根据控制量序列对车辆未来的状态进行前馈估计。而车辆的未来状态实际上等同于局部路径规划结果。如果控制量由车辆坐标系下的全局期望路径确定,那么在跟踪控制精确的前提下,估计的车辆状态序列具有时间一致性且不依赖于全局精确定位结果。将此序列作为可行曲线用于局部规划,可以保证规划结果安全分析的有效性。

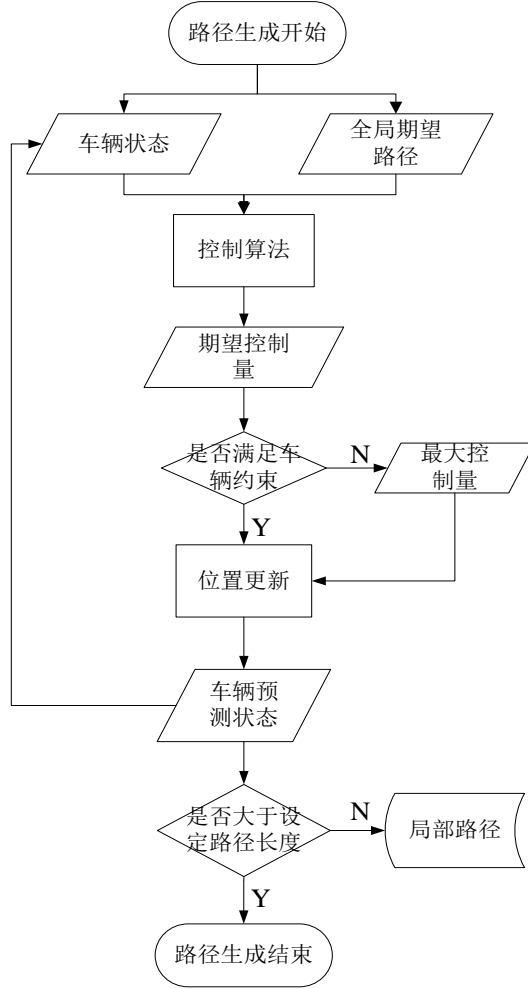


图 3.1 基于向前预测路径生成算法流程图

向前预测路径生成算法的本质就是通过对跟踪控制算法的仿真预测车辆未来的位姿，作为路径生成的结果，算法流程如图 3.1 所示，伪代码如下：

表 3.1 基于前向估计的曲线生成算法伪代码

forward_prediction_path_generation	
1: while	
2: $\Delta x_t = x_t - x_0$	
3: $P_{r_t} = coordinate_transform(P_{r_0}, \Delta x_t)$	
4: $U_t = Track_Method(P_{r_t})$	
5: $x_{t+1} = Vehicle_Motion(x_t, U_t)$	
6: Push x_{t+1} to path	
7: if $x_{t+1} - x_0$ reach the distance threshold then	
8: storage the Path and exit	

如以上伪代码所示，基于前向预测的曲线生成算法是一种迭代算法。在每一

步迭代中,首先根据车辆的实时位置计算车辆坐标系下的全局期望路径 P_{t_i} (行 3), 根据控制算法生成控制量 U_t (行 4), 根据控制量和车辆模型对车辆新的实时位置 x_{t+1} 进行估计 (行 5), 将 x_{t+1} 推入可行路径的末端。如果可行路径的长度超过预设阈值则路径生成完成, 否则将在 x_{t+1} 继续下一次迭代。可以看出, 基于前向预测的曲线生成算法与根据控制量仿真估计车辆的实际运动路线的算法基本相同。下面对算法的细节进行分析讨论。

3.2 算法分析

3.2.1 全局定位信息的依赖性

与基于最优化求解的算法相比, 本算法中不存在明确的目标状态。如图 3.2 所示, 在采用基于最优化求解的路径生成算法中, 必须有明确的目标点作为路径生成的终点 p_t , 而从上述的算法流程可看出基于向前预测的路径生成算法不存在固定的路径生成终点, 只要当生成路径长度达到指定长度即结束算法。

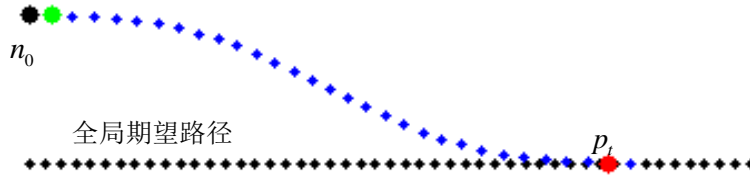


图 3.2 基于最优化求解生成路径

当环境感知系统能够直接输出车辆局部坐标系下的全局期望路径时 (比如 2.3 节中提到车道线检测系统输出的车道线直接可用作车辆坐标系下的期望路径, 或激光雷达通过势场法得到全局期望路径), 整个算法流程不需要任何的全局定位信息。因此该算法是一个纯局部的路径生成算法, 摆脱了全局定位信息的依赖, 更适合在实际环境中应用。

3.2.2 时间一致性证明

具有时间一致性的路径生成, 要求在不考虑跟踪控制误差的情况下, 第 $k+1$ 次规划周期生成的路径是第 k 周期生成路径的子集。假设第 k 周期内生成的路径为 $p_k(x_k^1, x_k^2, \dots, x_k^N)$, 而在不考虑控制误差时车辆沿着 p_k 行驶, 在 $k+1$ 周期行驶到 x_k^2 , 生成的路径为 $p_{k+1}(x_{k+1}^1, x_{k+1}^2, \dots, x_{k+1}^N)$ 。由于算法中曲线上一点 x^{i+1} 仅依赖于其前一点 x^i 与全局期望路径的相对关系, 因此有:

$$x_{k+1}^i = x_k^{i+1} \quad (3.1)$$

由式(3.1)可知新路径 p_{k+1} 上除去 x_{k+1}^N 之外, 均属于 p_k , 这表明该算法生成的路径具有时间一致性。

3.2.3 路径的可行性

局部路径规划结果必须满足车辆运动微分约束和执行机构的机械约束才能够被无人驾驶车辆执行, 同时基于向前预测的算法采用控制算法和期望路径对车辆未来状态进行预测, 必须体现车辆实时运动状态, 才能保证路径具有时间一致性和可行性, 最重要的两种车辆实时运动状态是车辆的前轮偏角和车速。

本算法生成的路径是根据车辆运动学模型增量式生成, 在车辆运动学模型中体现了车辆运动学约束, 式(2.9)运动微分方程保证了生成路径点位置和航向的变化连续。该算法也就是在 2.5 节中命题 1 的必要性证明过程, 所以生成路径一定是 G^2 连续的, 那么由命题 1 充分性得到生成的路径一定可以产生连续的转向控制量。

前轮偏角被车辆的转向机构的机械约束, 必须满足式(2.11), 但由控制算法生成控制量时不考虑此机械约束, 生成的 δ_i 可能不满足式(2.11)的机械约束, 这时在算法加入最大转向角约束:

$$\delta_i = \begin{cases} \delta_{\text{ctrl}} & |\delta_{\text{ctrl}}| < \delta_{\text{max}} \\ \frac{\delta_{\text{ctrl}}}{|\delta_{\text{ctrl}}|} \delta_{\text{max}} & |\delta_{\text{ctrl}}| \geq \delta_{\text{max}} \end{cases} \quad (3.2)$$

式中 δ_i 为第 i 次更新车辆状态时的期望转向角, δ_{ctrl} 为控制算法生成的转向角, δ_{max} 是车辆转向执行机构的机械约束, 即最大转向角。

经过上述约束后保证了路径的位置连续和航向角连续, 同时确保了路径上每一个路径点对应的控制量都是可以被无人车转向执行机构执行的。但在路径生成时如果不考虑车辆实时状态的影响仍然可能造成路径的不可行, 例如 3.3 节中讨论的控制算法的选择中, 如果生成控制量时没有考虑实时的前轮偏角, 在期望路径变化时可能造成路径曲率的不连续, 在无人车实际执行时会表现为转向过急, 影响无人车行驶稳定性。本文设计的基于高阶参数方程优化求解的前馈控制方法, 在计算控制量时考虑了车辆实时转向角的影响, 保证了路径曲率的连续。

无人车实时车速对路径生成的影响相对复杂, 一方面速度的大小影响无人车每个周期的行驶距离, 在位置更新时会造成因速度不同而规划结果不一样, 这样

就不满足时间一致性,为解决这一问题我们采用定距更新的方式,消除速度的影响。

另一方面,如果在规划结果中前轮偏角变化率达到最大值,那么车速继续提高,实际行驶路线将因为转向不及时而无法达到规划的行驶路线。此时如果在约束中加入前轮最大转向角变化率的约束,可能会造成规划结果不满足时间一致性。例如对于相同的全局期望路径和车辆位姿,由控制算法计算出控制量 δ_{ctrl} ,当车速较大时控制量被限制为最大转向角变化率达到的角度 $\tilde{\delta}_{max}$,当车速较低时控制量 δ_{ctrl} 可以被执行,而不会被约束,这样就因速度不同造成了规划结果的不同。因此为解决这一问题,并且使路径生成算法满足时间一致性,我们在路径生成中并不加入转向角变化率的约束,而是在路径选择中加入横向稳定性成本,随着车辆的速度提高缩小车辆可行范围,如果路径不满足车辆横向稳定性的要求,将不会被选择为局部期望路径,从而保证路径的可行性。

3.3 控制算法的选择

从原理上说,任何一种路径跟踪控制算法(如 PID 控制,纯追踪控制 Pure pursuit 等)都可以用来计算路径生成需要的控制量。由于路径生成是根据车辆运动模型增量式完成的,因此得到路径上曲率的分布也是连续的。然而当全局期望路径发生突变时,并不是所有的控制算法都能保证期望曲率相比于车辆实时曲率不会发生突变。本节将以纯追踪算法为例说明曲率不连续问题;并设计基于高阶参数方程优化求解得的前馈控制方法,保证车辆期望前轮偏角连续变化。

3.3.1 纯跟踪法

纯追踪^[51-56](Pure Pursuit, PP)应用于路径跟踪领域已有多年历史,众多的研究表明它是一种简单可靠的路径跟踪控制算法。它是一种基于几何原理的计算方法,可计算出车辆从当前位置到达目标位置所走过的圆弧形路径。图 3.3 为纯追踪方法示意图,图中 (x_v, y_v) 为车辆位置, (x_G, y_G) 为全局路径上目标点位置, O 为车辆瞬时转向中心, R 为转向半径, L 为车辆与目标点之间的距离即预瞄距离, α 为车辆航向与目标位置之间的偏差角。

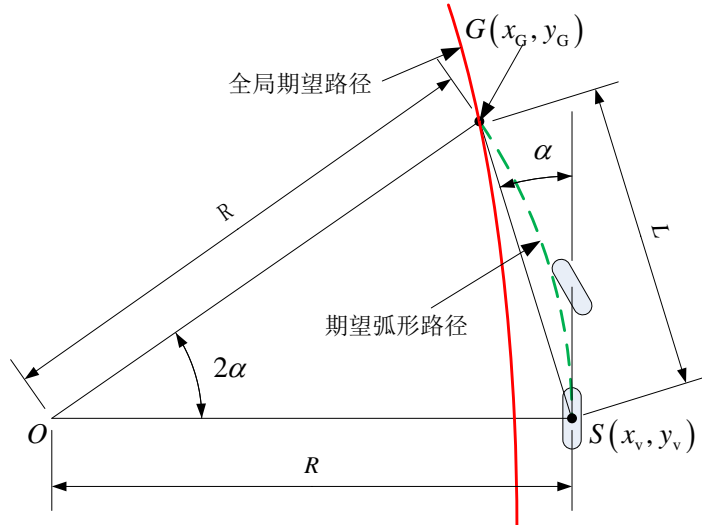


图 3.3 纯追踪算法

在纯追踪算法中已知车辆位置 (x_v, y_v) 、预瞄距离 L 和全局期望路径，根据这三个已知信息确定目标点位置 (x_G, y_G) 。所求弧形期望路径必须经过车辆位置和目标位置两点，同时需要和车辆当前航向相切，根据圆的基本性质便可以确定唯一的圆弧。具体过程如下：

车辆航向与目标位置的偏差角为：

$$\alpha = \arcsin \frac{(x_G - x_v)}{L} \quad (3.3)$$

由圆弧和车辆航向相切，得到圆弧对应的圆心角为：

$$\angle GOS = 2\alpha \quad (3.4)$$

由此得在三角形 ΔGOS 中有如下关系：

$$\alpha = \arcsin \frac{L}{2R} \quad (3.5)$$

由式(3.3)和式(3.5)得到圆弧半径为：

$$R = \frac{L^2}{2(x_G - x_v)} \quad (3.6)$$

由式(2.8)和式(3.6)便可将车辆运动学模型和这种几何关系联系起来，得到如下关系：

$$\delta = \arctan \left(\frac{2L(x_G - x_v)}{L^2} \right) \quad (3.7)$$

如果记 $\Delta x = x_G - x_v$ ，式(3.7)可写为：

$$\delta = \arctan\left(\frac{2l\Delta x}{L^2}\right) \quad (3.8)$$

采用纯追踪算法为跟踪控制算法时，期望前轮偏角可由式(3.8)求得，其中 l 为车辆轴距， Δx 为目标位置相对于车辆的横向偏差。目标位置由车辆位置、全局期望路径和预瞄距离决定，但在每个时刻全局期望路径和车辆位置都是固定的，只有预瞄距离 L 是可调参数，所以由目标位置和车辆位置决定的 Δx 也是受到 L 的影响。由此分析，式(3.8)可以看成 δ 关于变量 L 的函数，预瞄距离是否合适决定着纯追踪算法的性能。

如图 3.4 所示，不同预瞄距离跟踪同一条参考路径的仿真结果。初始时无人车具有 5m 的横向偏差，没有航向偏差，分别以 10m、15m、20m、30m 为预瞄距离，跟踪同一条参考路径。由图中可以看出当预瞄距离越小时，接近参考路径越快，但路径超调也更大，曲率变化率更大。

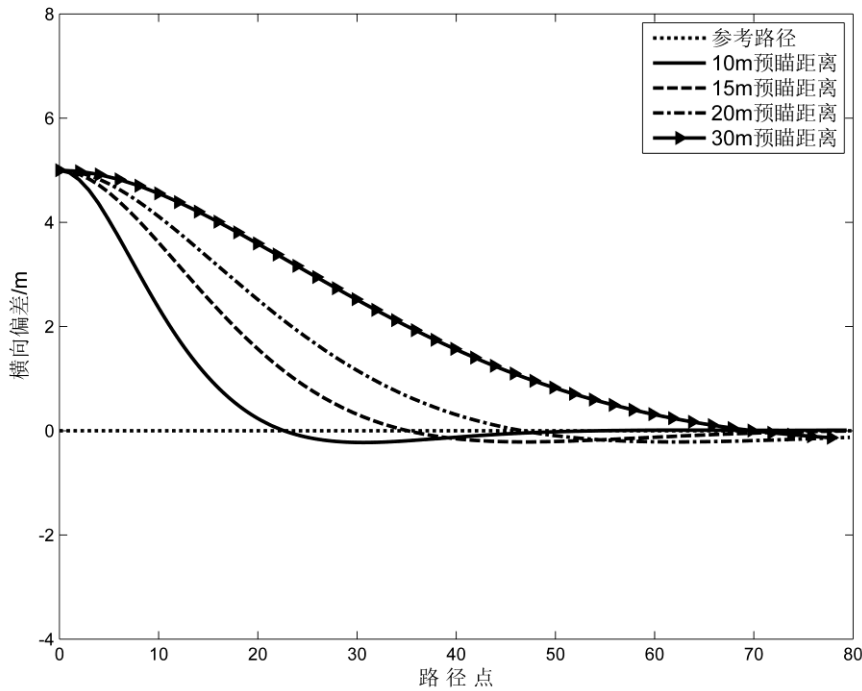
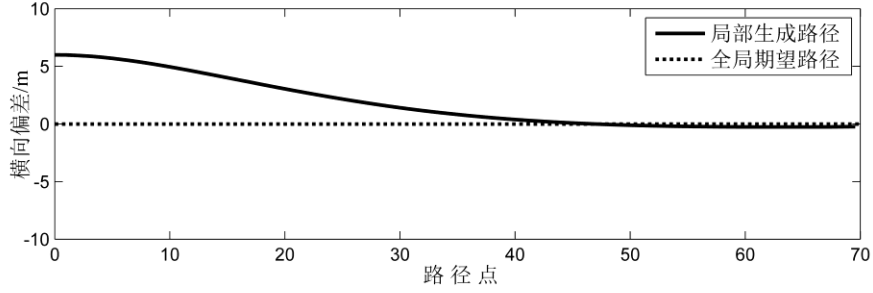


图 3.4 预瞄距离对纯追踪算法的影响

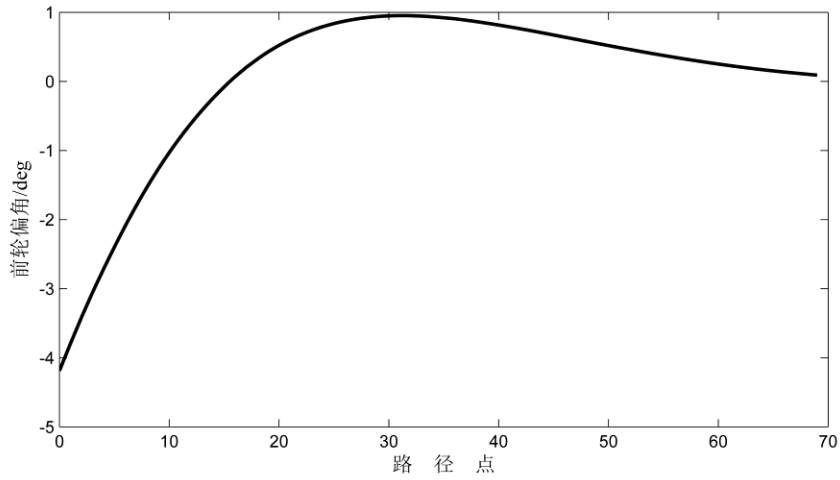
当采用固定的预瞄距离时，由式(3.8)可以得到期望前轮偏角只受到 Δx 影响，当 $|\Delta x|$ 越大时 $|\delta|$ 也越大。由于计算没有考虑当前实际前轮偏角，因此在全局期望路径突变或者不连续时，可能造成控制命令的不连续，引发方向盘的剧烈甩动。

通过仿真分析期望路径突变时用纯跟踪方法计算控制量生成的曲线。车辆的初始前轮偏角为零，全局期望路径与车辆之间存在 6 米的横向偏差，初始时不存在航向偏差。如图 3.5 所示，由于初始位置车辆与期望路径横向偏差最大，因此

此时前轮偏角最大, 方向盘会突然转到大偏角位置。随着车辆逐渐接近期望路径, 方向盘转角逐渐减小。



(a) 路径生成结果



(b) 生成路径上的前轮偏角分布

图 3.5 采用纯追踪算法计算控制量的路径生成

根据以上对纯跟踪算法原理的介绍, 其计算控制量时并没有考虑到初始前轮偏角的影响, 因此无论初始时刻车辆前轮偏角为多大, 路径生成结果均为图 3.5 所示。所以没有考虑车辆实时前轮偏角的纯跟踪算法在全局期望路径变化时可能引起期望曲率的不连续, 造成控制量的突变。

3.3.2 基于高阶参数方程优化求解的前馈控制方法

为了解决全局期望路径突变造成控制量突变的问题, 控制算法需要考虑实时前轮偏角的影响。文中采用对高阶参数化方程优化求解的方法获得控制量。该方法过去被用于生成局部规划中的可行曲线^[5,57]。使用两个五次参数方程表示连接车辆当前位姿与目标位姿的曲线, 如式(3.9)所示, 其中 $u \in [0, 1]$ 。

$$\begin{aligned} x(u) &= x_0 + x_1 u + x_2 u^2 + x_3 u^3 + x_4 u^4 + x_5 u^5 \\ y(u) &= y_0 + y_1 u + y_2 u^2 + y_3 u^3 + y_4 u^4 + y_5 u^5 \end{aligned} \quad (3.9)$$

在局部坐标系中，以车辆的当前位姿 $(x_A, y_A, \theta_A, \delta_A)$ 和车辆的目标位姿 $(x_B, y_B, \theta_B, \delta_B)$ 作为边界条件，其中 δ_A 和 δ_B 按照(2.8)转化为曲率 κ_A 和 κ_B ，则边界条件如式(3.10)和(3.11)所示。

$$\begin{cases} x(0) = x_A \\ y(0) = y_A \\ \frac{\dot{x}(0)}{\sqrt{x^2(0) + y^2(0)}} = \cos \theta_A \\ \frac{\dot{y}(0)}{\sqrt{x^2(0) + y^2(0)}} = \sin \theta_A \\ \kappa(0) = \kappa_A \end{cases} \quad (3.10)$$

$$\begin{cases} x(1) = x_B \\ y(1) = y_B \\ \frac{\dot{x}(1)}{\sqrt{x^2(1) + y^2(1)}} = \cos \theta_B \\ \frac{\dot{y}(1)}{\sqrt{x^2(1) + y^2(1)}} = \sin \theta_B \\ \kappa(1) = \kappa_B \end{cases} \quad (3.11)$$

其中曲率 κ 由式(2.15)求得。

根据式(3.10)和(3.11)的边界条件只能确定 $x(u)$ 、 $y(u)$ 关于 u 的三次方程，因此为求解式(3.9)中的五次方程，需要增加一组可调参数 $[\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4]$ ，这样解出式中的参数如下：

$$x_0 = x_A \quad (3.12)$$

$$x_1 = \eta_1 \cos \theta_A \quad (3.13)$$

$$x_2 = \frac{1}{2}(\eta_3 \cos \theta_A - \eta_1^2 \kappa_A \sin \theta_A) \quad (3.14)$$

$$x_3 = 10(x_B - x_A) - (6\eta_1 + \frac{3}{2}\eta_3) \cos \theta_A - (4\eta_2 - \frac{1}{2}\eta_4) \cos \theta_B + \frac{3}{2}\eta_1^2 \kappa_A \sin \theta_A - \frac{1}{2}\eta_2^2 \kappa_B \sin \theta_B \quad (3.15)$$

$$x_4 = -15(x_B - x_A) + (8\eta_1 + \frac{3}{2}\eta_3) \cos \theta_A + (7\eta_2 - \eta_4) \cos \theta_B - \frac{3}{2}\eta_1^2 \kappa_A \sin \theta_A + \eta_2^2 \kappa_B \sin \theta_B \quad (3.16)$$

$$x_5 = 6(x_B - x_A) - (3\eta_1 + \frac{1}{2}\eta_3) \cos \theta_A - (3\eta_2 - \frac{1}{2}\eta_4) \cos \theta_B + \frac{1}{2}\eta_1^2 \kappa_A \sin \theta_A - \frac{1}{2}\eta_2^2 \kappa_B \sin \theta_B \quad (3.17)$$

$$y_0 = y_A \quad (3.18)$$

$$y_1 = \eta_1 \sin \theta_A \quad (3.19)$$

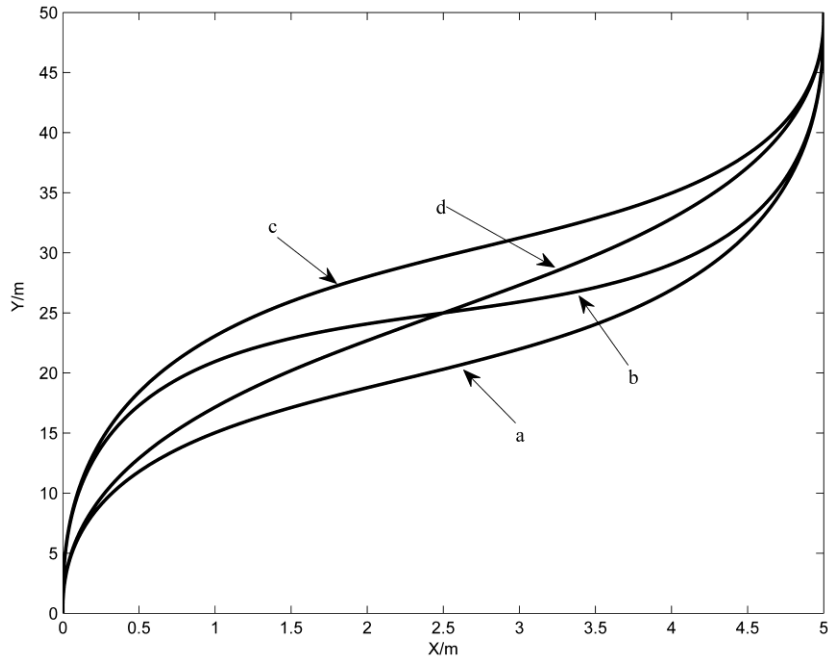
$$y_2 = \frac{1}{2}(\eta_3 \sin \theta_A - \eta_1^2 \kappa_A \cos \theta_A) \quad (3.20)$$

$$y_3 = 10(y_B - y_A) - (6\eta_1 + \frac{3}{2}\eta_3) \sin \theta_A - (4\eta_2 - \frac{1}{2}\eta_4) \sin \theta_B + \frac{3}{2}\eta_1^2 \kappa_A \cos \theta_A - \frac{1}{2}\eta_2^2 \kappa_B \cos \theta_B \quad (3.21)$$

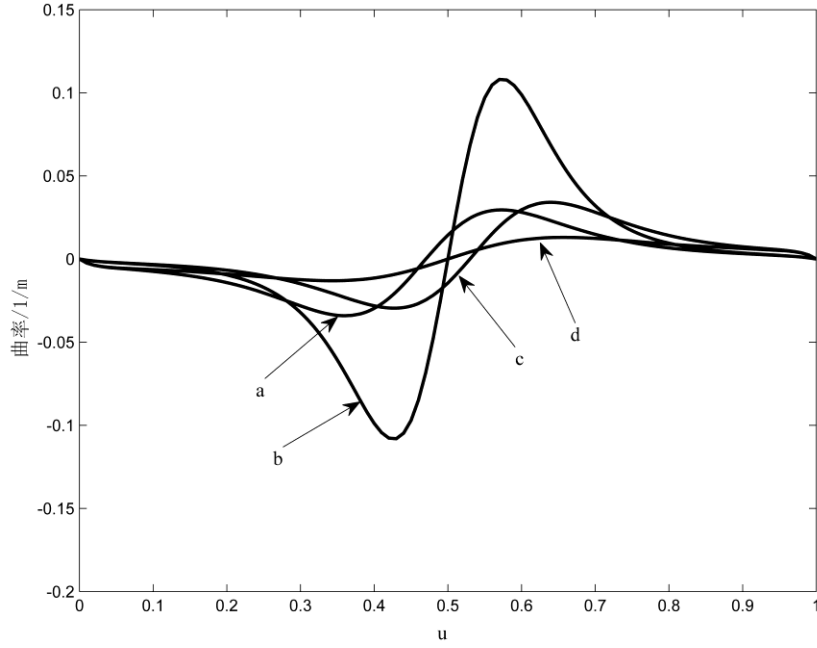
$$y_4 = -15(y_B - y_A) + (8\eta_1 + \frac{3}{2}\eta_3) \sin \theta_A + (7\eta_2 - \eta_4) \sin \theta_B + \frac{3}{2}\eta_1^2 \kappa_A \cos \theta_A - \eta_2^2 \kappa_B \cos \theta_B \quad (3.22)$$

$$x_5 = 6(y_B - y_A) - (3\eta_1 + \frac{1}{2}\eta_3) \sin \theta_A - (3\eta_2 - \frac{1}{2}\eta_4) \sin \theta_B - \frac{1}{2}\eta_1^2 \kappa_A \cos \theta_A + \frac{1}{2}\eta_2^2 \kappa_B \cos \theta_B \quad (3.23)$$

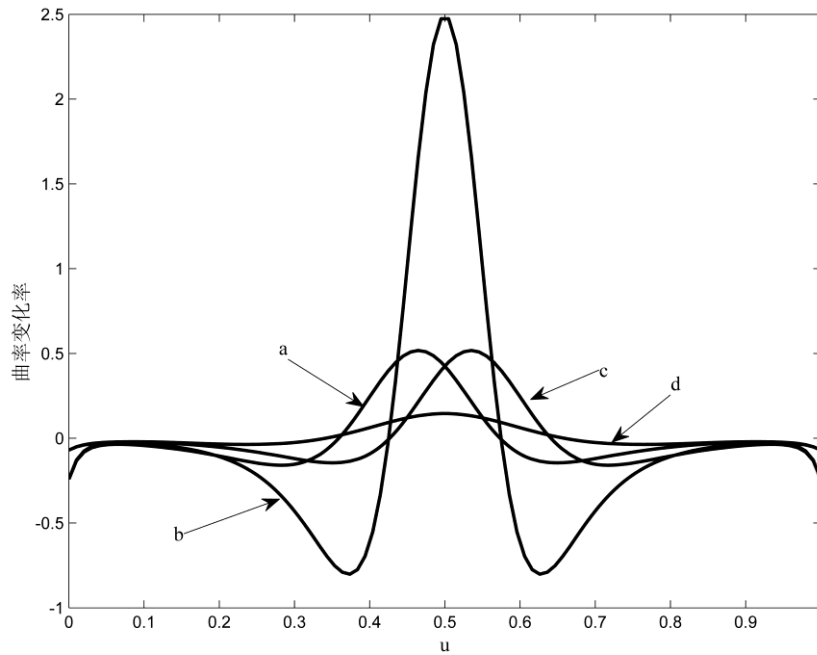
由上面的系数公式可以看出可调参数 $[\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4]$ 对求解五次方程的结果有很大影响，在文献[58]中证明了 η_1 、 η_2 的取值范围为 \mathbf{R}^+ ， η_3 、 η_4 的取值范围为 \mathbf{R} 。下面对其不同取值情况下，由五次方程生成曲线结果进行仿真分析。仿真分析中，车辆起点位姿为 $(0,0,\pi/2,0)$ ，终点位姿为 $(5,50,\pi/2,0)$ 。



(a) 生成曲线



(b) 曲线曲率分布

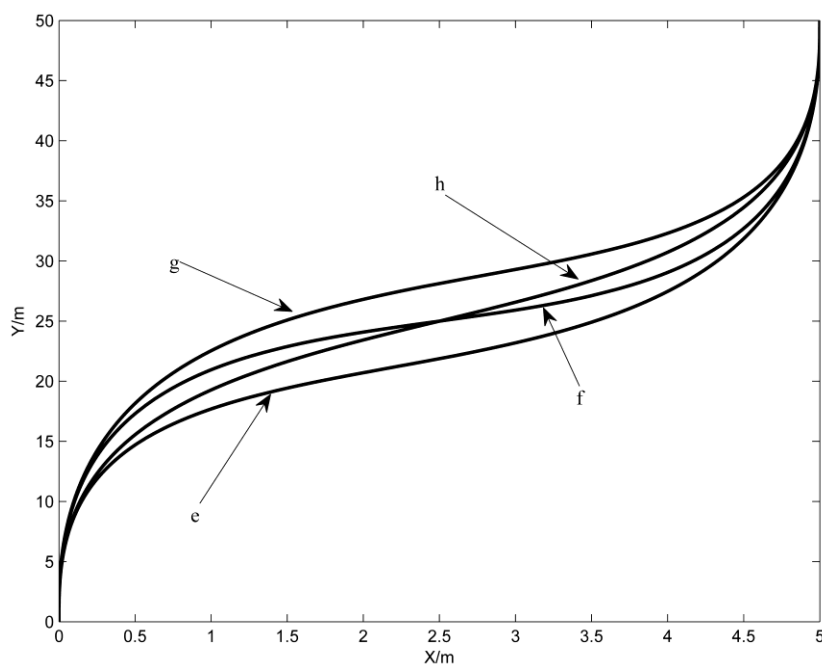


(c) 曲率变化率分布

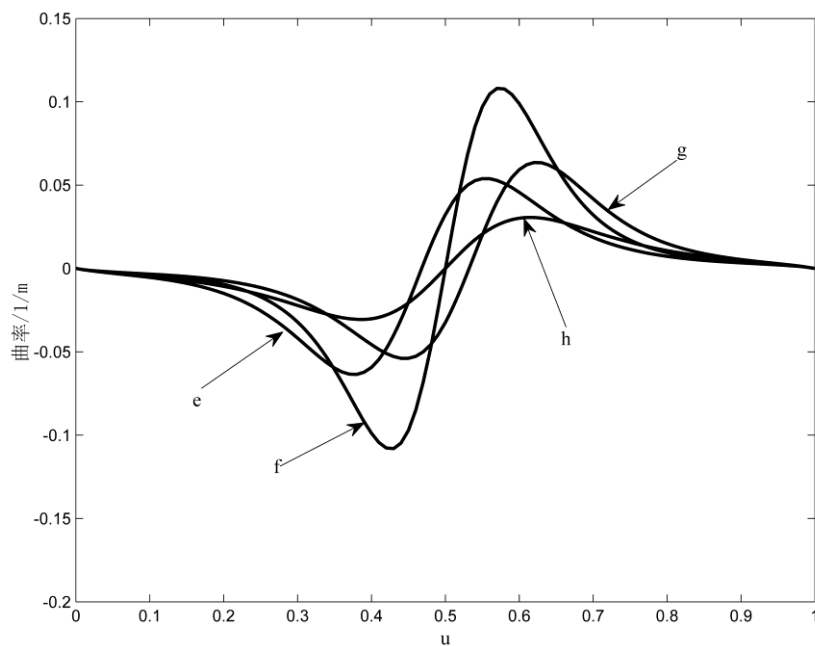
图 3.6 η_1 、 η_2 参数分析

首先对参数 η_1 、 η_2 进行分析， η_3 、 η_4 固定不变。图 3.6(a)中曲线 a 的可调参数为[30 60 400 -400]，曲线 b 的可调参数为[60 60 400 -400]，曲线 c 的可调参数为[60 30 400 -400]，曲线 d 的可调参数为[30 30 400 -400]，图 3.6(b)和图 3.6(c)分别为曲线 a、b、c、d 对应的曲率和曲率变化率。曲线 a 和 b 对比、曲线 c 和 d 对比， η_1 不同， η_2 相同，由图中可以看出，两组对比曲线在曲线开始阶段形状差异较大，曲率变化有显著区别，但在曲线末尾阶段，形状和曲率变化率十分接

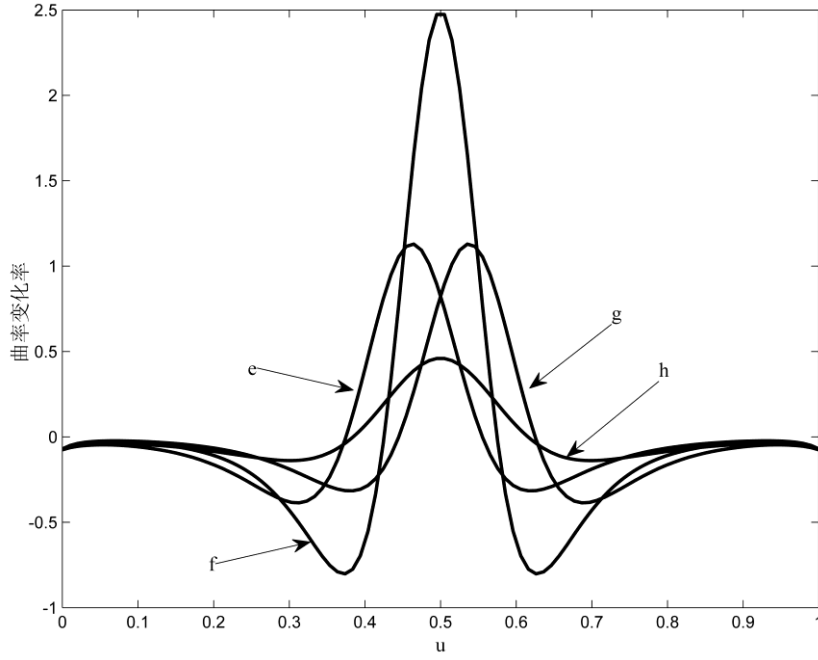
近。曲线 a 和 d 对比、曲线 b 和 c 对比， η_1 相同， η_2 不同，由图中可以看出，两组对比曲线在曲线开始阶段形状和曲率变化率相似，但在曲线末尾差异较大。由此可以得出 η_1 主要影响曲线初始阶段的形状，而 η_2 主要影响曲线末尾段的形状， η_1 、 η_2 类似于曲线“速度”的性质， η_1 、 η_2 越大，曲线开始和末尾段的曲率变化率就越大。由图中还可总结出，当 $\eta_1 + \eta_2$ 值越大时曲线的最大曲率和最大曲率变化也越大。



(a) 生成曲线



(b) 曲率分布



(c) 曲率变化率分布

图 3.7 参数 η_3 、 η_4 分析

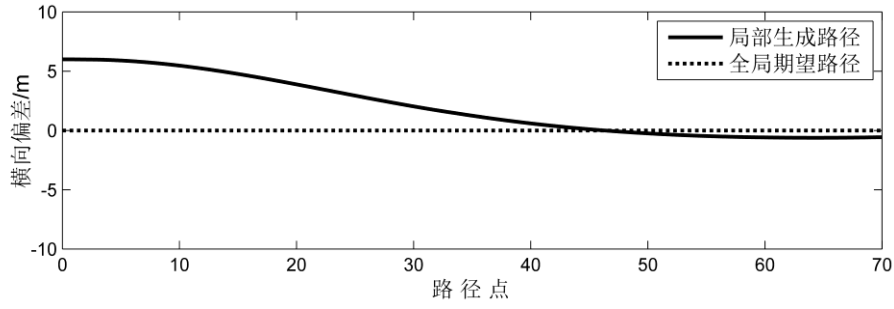
图 3.7 为对参数 η_3 、 η_4 分析结果，其中 η_1 、 η_2 固定不变，曲线 e 的可调参数为[60 60 200 -400]，曲线 f 的可调参数为[60 60 400 -400]，曲线 g 的可调参数为[60 60 400 -200]，曲线 h 的可调参数为[60 60 200 -200]。由图中可以看出，4 条曲线的 η_1 、 η_2 均相同，其起始段和末尾段的形状、曲率和曲率变化率也基本相似，也侧面证明了由图 3.6 总结的结论。由四条曲线对比，可以看出当 $|\eta_3|+|\eta_4|$ 越大时，曲线的“扭曲度”也越大，即最大曲率和最大曲率变化率也越大。

通过以上分析了解了可调参数的基本作用，然后以式(3.24)为最优化目标函数，目标使路径长度最短和最大曲率最小，对参数方程进行求解，确定最优化的可调参数 $[\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4]$ ，式中 κ 为曲率， s 为路径长度， k 为权重系数。

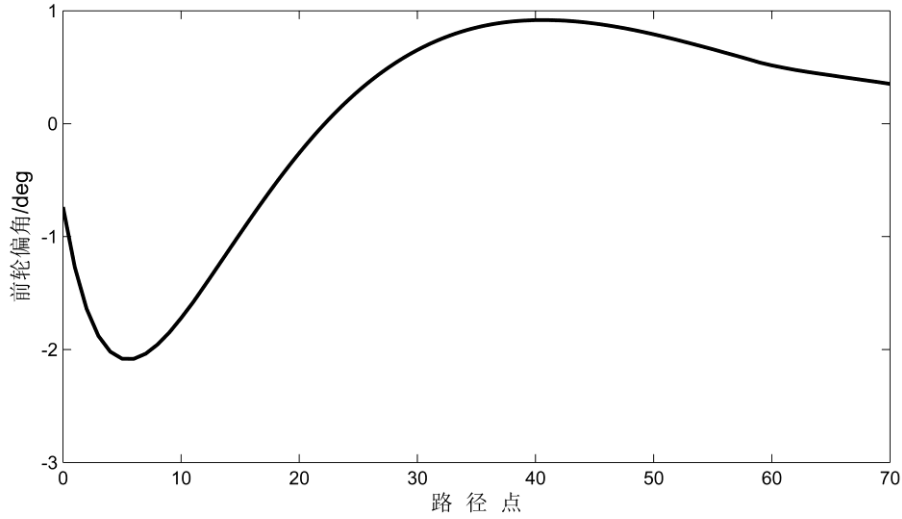
$$\min(\max(|\kappa|) * k + s) \quad (3.24)$$

生成曲线后，以曲线上一个规划周期后的曲率作为前馈控制量。由于生成控制量时考虑了车辆的当前前轮偏角状态，因此即使全局期望路径发生突变，实际期望控制量也不会产生剧烈变化。

使用与图 3.5 相同的条件进行仿真分析。如图 3.8 所示，即使在全局期望路径突变时，控制量也是连续变化的。



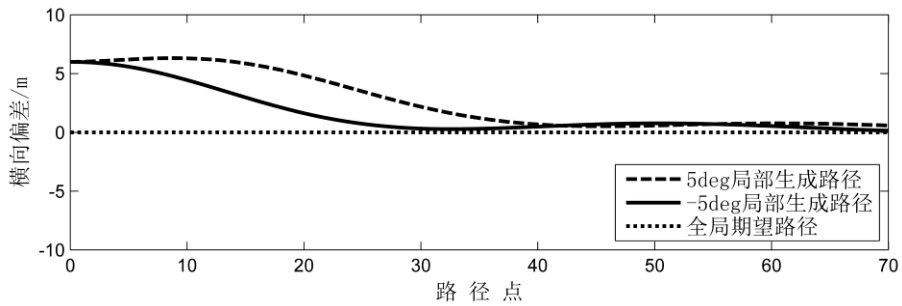
(a) 路径生成结果



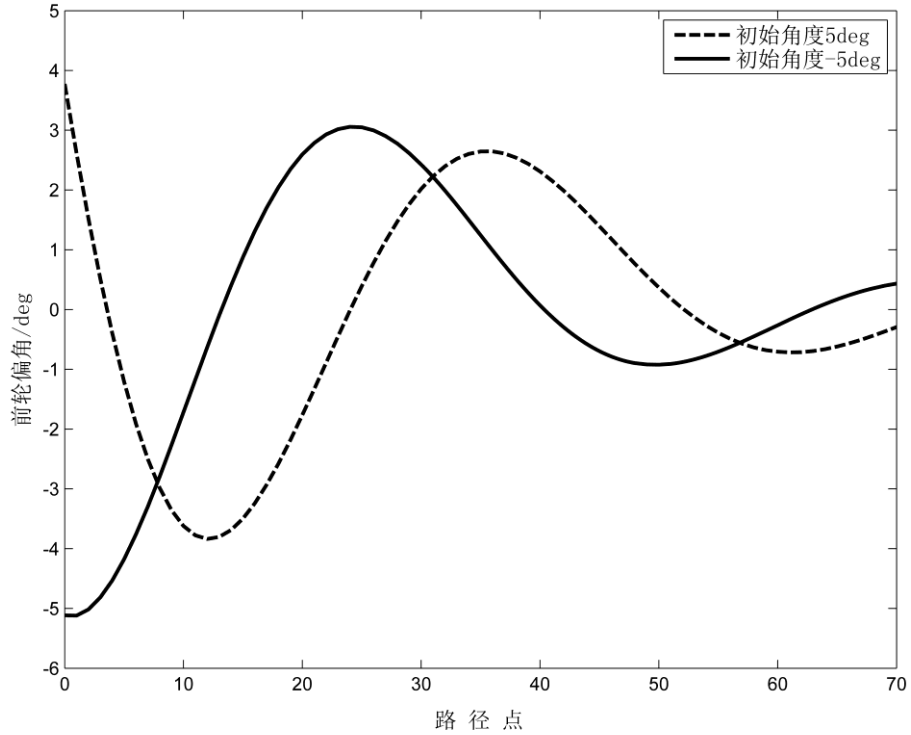
(b) 生成路径上的前轮偏角分布

图 3.8 采用基于高阶参数方程优化求解的前馈控制方法生成曲线

采用纯跟踪算法时无论车辆实时前轮偏角为多大，路径生成结果均一样，而采用上述基于高阶参数方程优化求解的前馈控制方法考虑实时前轮偏角的影响，生成的路径可以保证期望曲率的连续。如图 3.9 所示，车辆前轮偏角为 5° 和 -5° ，其余条件均与图 3.5 中仿真条件相同。当初始角度为 5° 时，第一点期望转向角为 3.775° ；当初始角度为 -5° 时，第一点的期望转向角为 -5.117° ，而采用纯跟踪算法时，无论前轮偏角为多大，第一点期望转向角均为 -4.187° 。



(a) 路径生成结果



(b) 生成路径上的前轮偏角分布

图 3.9 不同初始前轮偏角时路径生成

3.4 位置更新策略

经过约束后的控制量满足了路径可行性的要求，接下来需要进行运动更新，根据控制量预测车辆未来的位置，这里的位置包括车辆的横纵坐标和航向角。如 2.2 节所述，本课题中采用车辆模型是简化的阿克曼转向模型，运动微分方程如式(2.9)所示。

由式(2.9)可以看出，如果运动更新采用定时距方式更新车辆的位置，即以固定的时间周期计算车辆位置，那么车速将是一个关键影响因素。不同车速会造成预测下一时刻位置的不同，生成的路径形状会略有不同。如图 3.10 所示，两条路径分别是在初始点车速为 10m/s 和 1m/s 时生成的路径，其中初始点距离全局期望路径有 6m 的横向偏移距离，没有航向偏差。可以看出两者无法重合，而在路径生成时无法知晓车辆未来的车速，所以要在生成路径时消除速度因素。

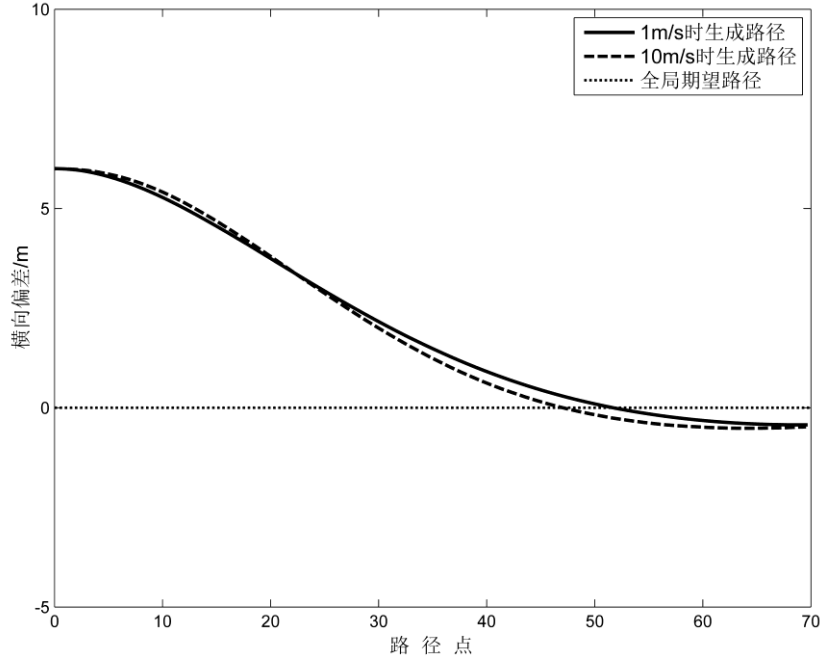


图 3.10 定时更新下不同速度时路径生成结果

为了消除速度对路径生成的影响,运动更新采用定距离更新的方式取代定时距的方式,在固定的距离内使用同样的控制量。例如设位置更新距离为 1m,而规划周期为 100ms,如果速度是 1m/s,那么十个规划周期才会更新一次控制量;而当速度是 10m/s 时,那么一个规划周期就会更新一次控制量。使用定距离更新,即使速度不同,也能保证固定位置的控制量相同,保证了规划结果不受速度变化的影响。此时运动更新方程变为:

$$\begin{cases} \theta_{k+1} = \theta_k + \frac{s \tan(\delta)}{l} \\ x_{k+1} = x_r + r \sin(\theta_{k+1}) \\ y_{k+1} = y_r - r \cos(\theta_{k+1}) \end{cases} \quad (3.25)$$

其中

$$\begin{cases} x_r = x_k - r \sin(\theta_k) \\ y_r = y_k + r \cos(\theta_k) \end{cases} \quad (3.26)$$

(x_r, y_r) 是瞬时转向中心, s 是定距规划的距离阈值, r 为瞬时转向半径。采用定距更新后,只要在一个规划周期中车辆行驶距离不超过定距规划的距离阈值,就能够保证路径的时间一致性。如图 3.11 所示,和图 3.10 相同的初始条件,定距规划的距离阈值为 1m,此时初始车速为 10m/s 和 1m/s 时生成的路径是重合的。

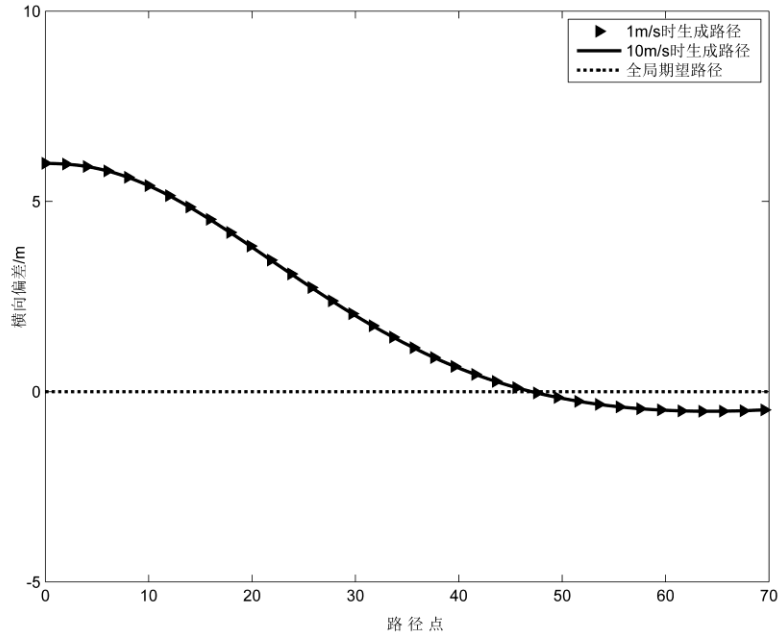


图 3.11 定距更新下不同速度时路径生成结果

3.5 算法鲁棒性

在 3.2 节到 3.4 节对基于向前预测的路径生成算法的分析中，为了保证新的规划周期内车辆位于原规划结果上，假设了跟踪控制是准确的。但实际上由于执行系统、跟踪控制算法和定位测量系统中都存在误差和控制延迟等，因此跟踪控制不可能是精确的。如果考虑跟踪控制过程中误差的影响，那么车辆实际行驶路线与规划结果仍然不一致的，这同样会造成对路径的避障分析结果无效，而且时间一致性分析也就缺乏了足够的合理性。

考虑跟踪控制误差的局部规划称为具有鲁棒性的局部规划。文献[59]通过膨胀障碍物实现具有鲁棒性的局部规划，而可行路径仍然作为没有尺寸的质点序列进行避障判断。在这种方法中，误差的存在仍然可能使车辆进入膨胀后的障碍物区域。虽然这些区域实际是安全的，但是将导致规划系统认为无路可走而停车，如图 3.12 所示。

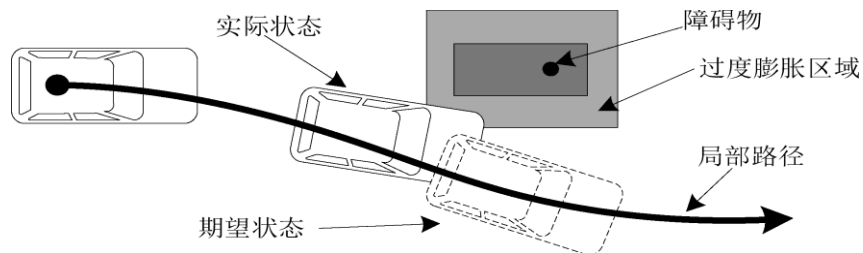


图 3.12 增加碰撞尺寸无法避免车辆驶入障碍物区域

在基于前向预测的路径生成中可以方便的加入误差的影响。设曲线生成的每个迭代过程中生成的转向控制量为 δ ，在 δ 上增加控制误差 $\Delta\delta$ ，用 $\delta+\Delta\delta$ 和 $\delta-\Delta\delta$ 代替 δ 进行运动状态更新。其结果将生成两条路径，这两条路径之间覆盖的区域便是车辆沿全局期望路径行驶可能到达的区域，如图 3.13 所示。以通行区域的形式代替原本不具有宽度的期望路径进行避障分析，如果在边界线区域内存在障碍物则认为路径不安全。在距离车辆较远处，这种方法与过度膨胀障碍物效果相同，可以使车辆远离障碍物以保证安全。由于可通行区域是由车辆当前位置逐渐扩张开来的，这相当于在距离车辆较近的范围内障碍物按照正常尺寸膨胀，避免了出现车辆进入过度膨胀区域而不可行的问题。控制误差量的选取可以根据车辆平台执行机构的误差、期望转角的范围和车速实现标定。增加误差影响的考虑使规划结果具有更好的可行性。

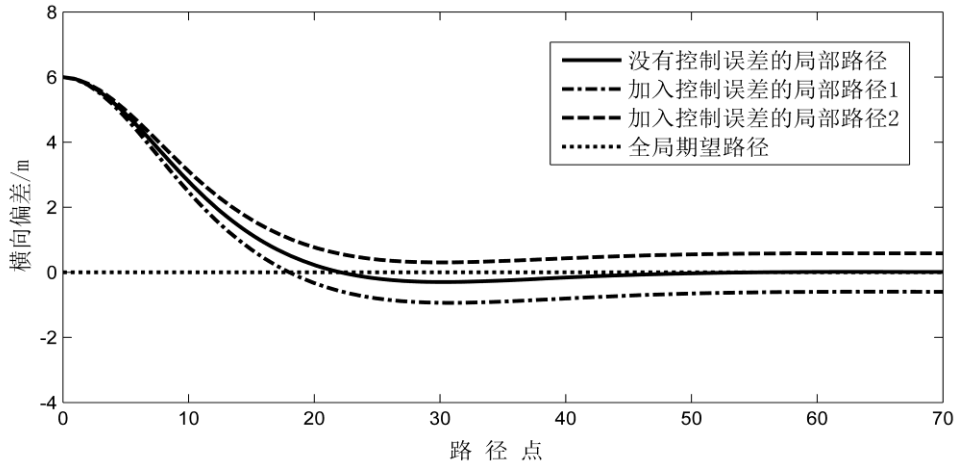


图 3.13 增加控制误差生成的通过性区域

3.6 本章小结

本章针对时间一致性问题，设计了向前预测的路径生成算法，通过对控制算法的仿真，增量式的生成路径。当全局期望路径可以从环境感知系统获知时，该算法可以在不依赖全局定位信息的情况下生成满足时间一致性的路径。在向前预测的算法中控制方法的选择十分重要，本章将纯跟踪算法和基于高阶参数方程优化求解的前馈控制方法进行对比，说明车辆实时前轮偏角的影响。通过定距更新方式更新车辆状态，消除实时车速对时间一致性的影响。将车辆控制误差的影响加入到路径生成中，使路径生成结果从单一曲线变为行驶通道，增强算法的鲁棒性。

第 4 章 避障分析与路径选择

第三章设计基于向前预测的路径生成算法，生成的路径只对全局期望路径有跟踪功能，并不具备避障功能，本章将介绍基于路径生成和选择的局部路径规划方法如何实现避障功能。

由基于向前预测的路径生成算法，根据一条全局期望路径能生成一条局部路径，如果此局部路径上存在障碍物，则无人车无法继续行驶，如图 4.1 所示。因此为使局部路径规划具有避障功能，需要生成多条可以跟踪全局期望路径的局部候选路径；然后依次对候选路径进行避障分析，判断路径上是否存在障碍物；最后通过设计的成本函数，选择候选路径中安全性、平顺性等综合性能较优的路径作为局部期望路径。

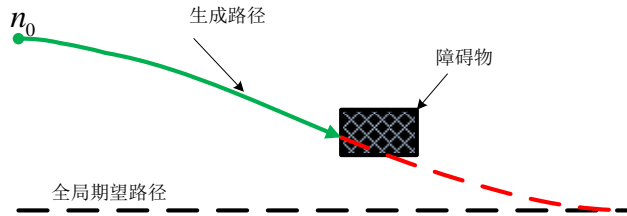


图 4.1 单一路径无法实现避障功能

4.1 候选路径的生成

候选路径的生成是基于路径生成和选择规划算法完成避障功能的基础。通过对全局期望路径的横向偏移，得到全局期望路径的集合，根据集合中的多条全局路径采用向前预测路径生成算法生成多条候选路径，具体流程如图 4.2 所示。

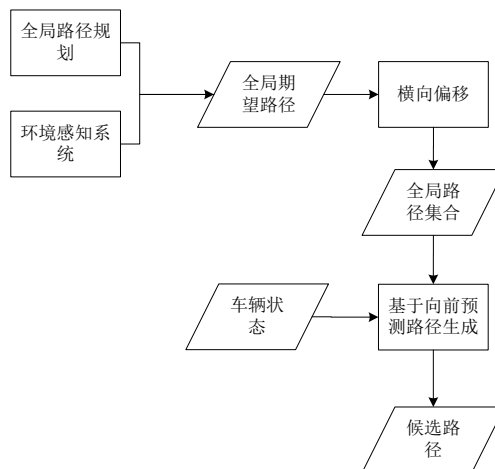


图 4.2 生成候选路径流程图

全局期望路径的横向偏移是将全局路径点按照其航向的法线方向偏移固定距离，如图 4.3 所示。图中 P_0 是从全局路径规划或环境感知系统获得的全局期望路径， P_i 为横向偏移后的全局路径， d 为横向偏移距离， p_0 为 P_0 上一点， p_1 为 p_0 偏移后在 P_i 上的点。

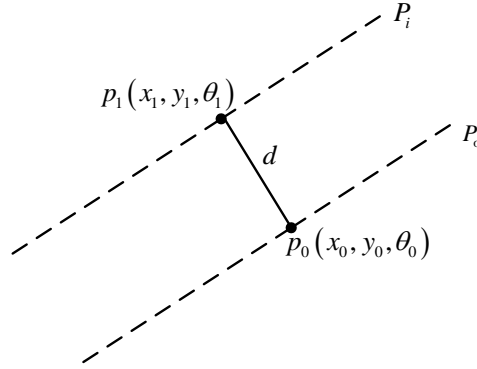


图 4.3 路径偏移示意图

以 p_0 点为例介绍计算横向偏移路径方法，横向偏移时不改变路径点的航向，由此得到：

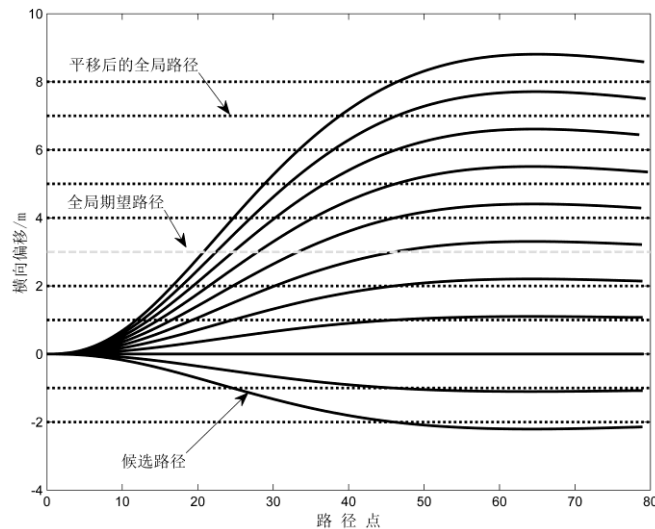
$$\theta_1 = \theta_0 \quad (4.1)$$

由几何关系和式(4.1)得到：

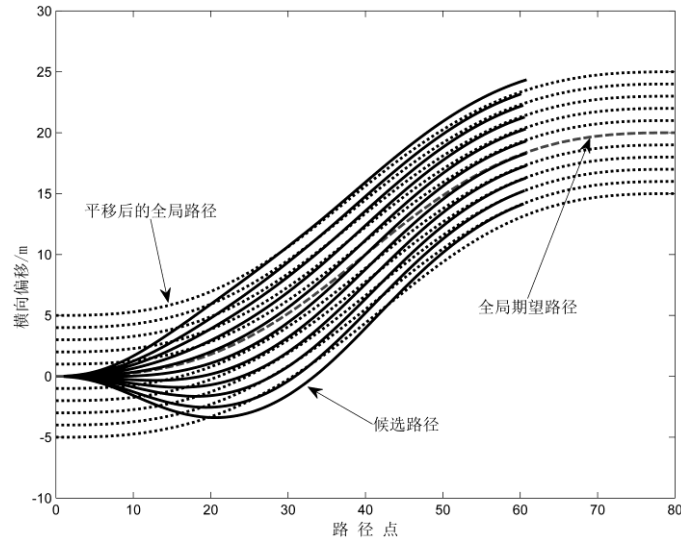
$$\begin{cases} \frac{x_1}{y_1} = \frac{x_0}{y_0} \\ (x_1 - x_0)^2 + (y_1 - y_0)^2 = d^2 \end{cases} \quad (4.2)$$

按照式(4.2)即可推算出 p_1 的位置。

图 4.4(a)和图 4.4(b)分别展示了全局期望路径为直线和曲线时候选路径的生成结果，图中全局路径间距为 1m。



(a) 全局路径为直线时候选路径生成结果



(b) 全局路径为曲线时候选路径生成结果

图 4.4 全局路径偏移后生成候选路径

当全局路径为折线时，如图 4.5 所示，采用上述平移方法，会出现全局路径交错。为避免上述情况的出现，在平移前对折线式全局路径做平滑处理，使其变为曲线后进行平移处理。

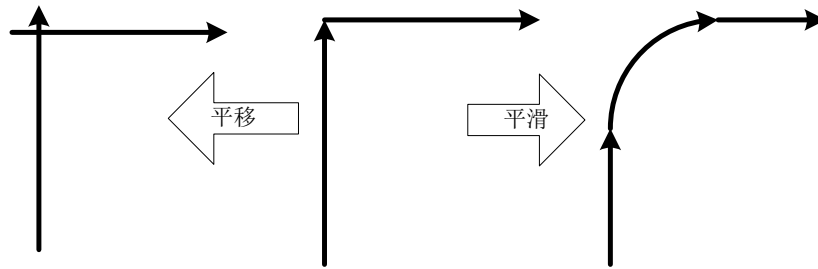


图 4.5 折线式全局路径平移

路径的平滑方法与向前预测路径生成算法类似，也是以车辆运动学模型跟踪全局期望路径，此时起始状态是全局期望路径上距离车辆位置最近的路径点，而不是向前预测路径生成算法中车辆实时状态。如图 4.6 所示为一段 U-Turn 全局路径，车辆需要沿着 A-B-C-D 的方向行驶，图中虚线为此路径平滑后的结果，符合车辆实际完成调头转向的行驶路线。

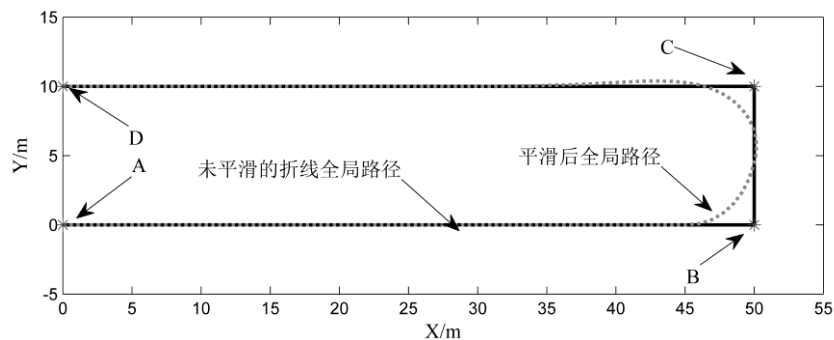


图 4.6 路径平滑结果

4.2 避障分析

在 2.4.3 节中介绍了局部环境地图的创建，将环境中的障碍物采用均匀栅格地图进行描述，而无人车在栅格地图内往往会占据多个栅格状态，因此在避障分析时，需要考虑包含无人车大小的局部路径有没有与障碍物发生碰撞，如图 4.7 所示。

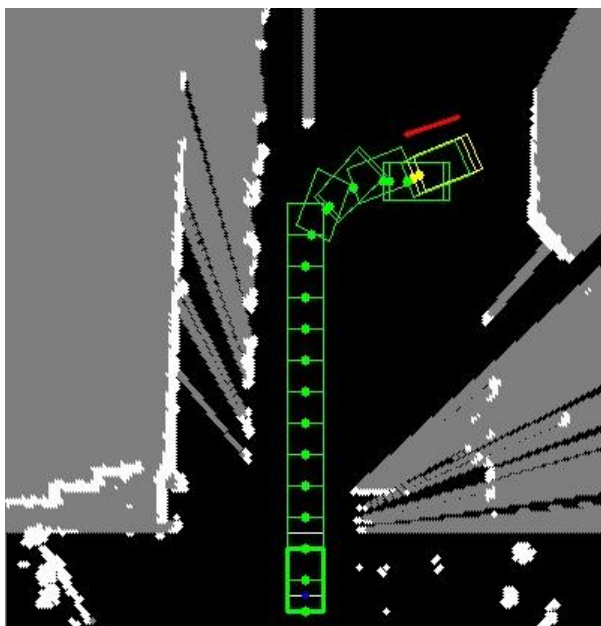


图 4.7 车辆行驶图

图 4.8 为无人车在栅格地图内占据栅格的示意图，无人车在栅格地图内会占据多个栅格。从图可以看出，当无人车角度不同时，占据的栅格数也不同，因此避障分析要求无人车在每个路径点处占据的所有栅格均不能是障碍栅格。

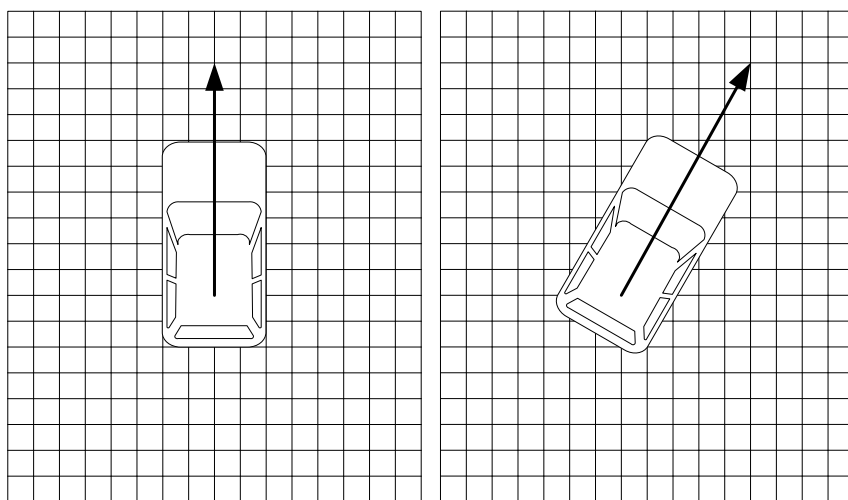


图 4.8 车辆占据栅格数

为保证无人车行驶安全性，在判断路径上所有路径点是否发生碰撞时，需要

考虑无人车的大小。考虑无人车大小的避障分析通常有以下两种方式：一是在避障分析时判断路径点上所有无人车占据的栅格是否为障碍栅格；二是在栅格地图中，做一步预处理将障碍物栅格以车辆尺寸膨胀，然后把无人车看作只占据一个栅格，这样避障分析时只需要判断路径点所在的一个栅格是否为障碍栅格。

第一种方法适用于无人车尺寸相对于栅格尺寸较小的情况，同时该方法判断是否发生碰撞更加准确，但当无人车占据栅格尺寸较多时，该方法需要对路径上所有无人车占据的栅格逐一判断，计算量较大。第二种方法对障碍物进行膨胀处理，只需判断无人车运动中心所在栅格是否为障碍栅格，该方法计算速度相对较快，但对障碍物的膨胀处理可能会造成避障分析的失真。

本文结合两种方法的优点，设计一种两层避障分析方法，流程如图 4.9 所示。首先采用方法二快速判断是否发生碰撞，如果有路径点与膨胀后的障碍物碰撞，则采用方法一将该路径点处无人车占据所有栅格与未膨胀障碍物进行比对，判断是否确实发生碰撞。

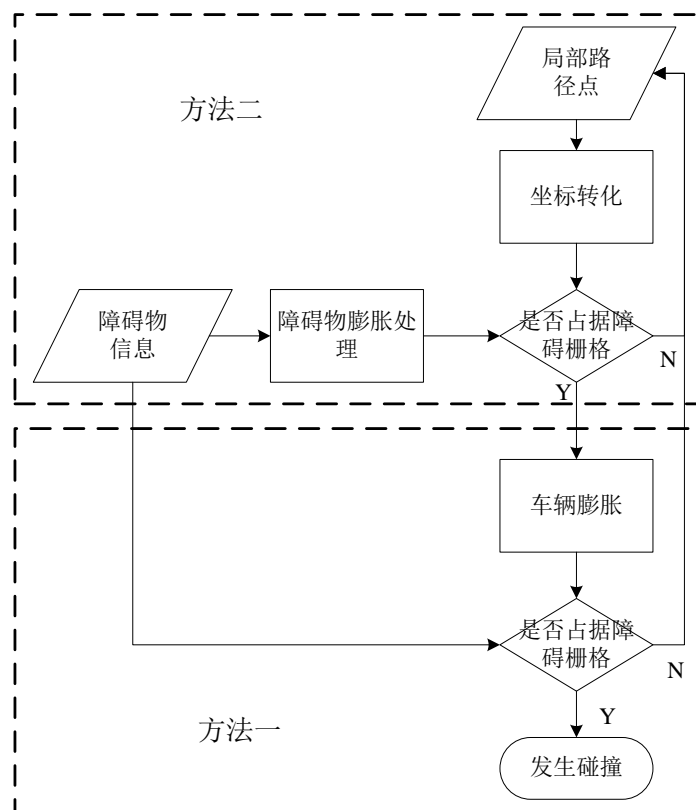


图 4.9 两层避障分析法流程图

在第一层避障分析中采用方法二，首先将局部候选路径上各个路径点从局部坐标系中转化到栅格坐标系中表示；同时将障碍物进行膨胀处理；最后判断路径点所占据的栅格是否为障碍栅格。无人车的几何尺寸示意图如图 4.10 所示，图

中 R 和 r 分别为无人车运动中心(后轴中心)到车辆轮廓的外接圆和内切圆的半径。在膨胀时, 如果以 r 作为膨胀半径, 显然膨胀后栅格无法表示所有被无人车占据的栅格, 在避障分析时有可能造成实际为障碍物栅格, 却判断为自由栅格, 使避障分析失真, 存在安全隐患。通常为保证无人车行驶的绝对安全性, 以 R 为膨胀半径进行膨胀处理, 这样无论无人车到达路径点时航向如何, 都可以保证无人车占据的栅格包含在膨胀栅格内。如 3.5 节中讨论的, 为考虑控制误差的影响, 膨胀还需将 R 适当变大, 但本课题中将控制误差影响加入到生成路径中, 故在膨胀时直接采用外接圆半径 R 进行膨胀。

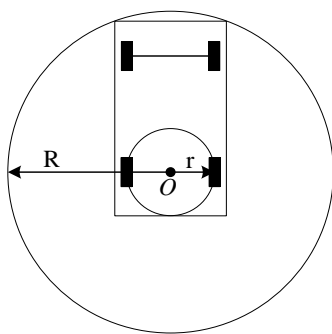


图 4.10 无人车几何尺寸

在第一层避障分析中采用 R 膨胀障碍物, 可以保证安全性, 但可能造成实际不发生的碰撞的路径点被判断为发生了碰撞, 同样使避障分析失真, 如图 4.11 所示。为此加入第二层避障分析, 当第一层判断认为路径点占据障碍物栅格时, 以路径点为无人车运动中心, 路径点航向为无人车航向, 进行车体大小的矩形膨胀; 然后判断占据的栅格中是否存在障碍栅格, 此时不需要再对障碍物进行膨胀, 即图中红色为障碍栅格, 路径点按照车体大小膨胀为蓝色的矩形。

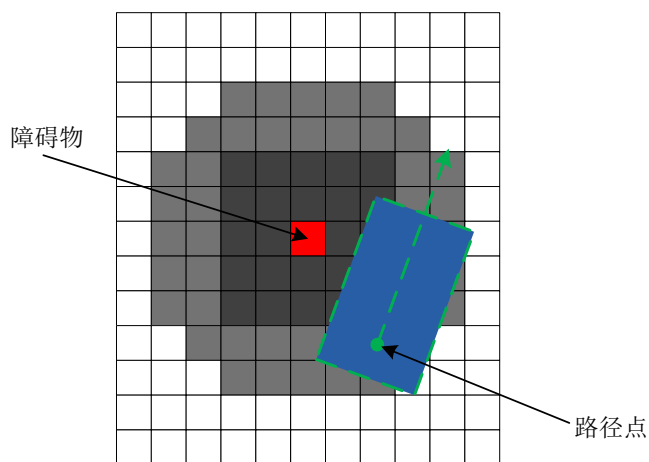


图 4.11 避障分析失真

4.3 路径选择

为了在候选路径中选择一条相对较优的路径作为无人车实际执行的局部期望路径，设计如式(4.3)所示的成本函数，对每条候选路径进行评价，评价结果中成本值最小即为局部期望路径。

$$J[i] = w_s C_s[i] + w_o C_o[i] + w_c C_c[i] \quad (4.3)$$

式中 i 为每条候选路径的标号, J 为候选路径的成本值; C_s 为路径的安全性成本, C_o 为路径的横向偏差成本, C_c 为路径的横向稳定性成本; w_s 、 w_o 、 w_c 分别为三种成本对应的权重系数。

4.3.1 安全性成本

在避障分析后，发生碰撞的路径被截断，剩下的候选路径上的点都不会与障碍物发生碰撞，如图所示。但是无人车行驶时如果距离障碍物过近时，会存在安全隐患，同时不利于无人车速度的提高，所以安全性成本主要体现为候选路径与障碍物的距离。路径与障碍物的距离可用纵向距离和横向距离表示，纵向距离主要体现在候选路径长度上，横向距离主要体现为每条候选路径与发生碰撞的路径的横向偏移距离。由此安全性成本 C_s 可由式(4.4)表示：

$$C_s = w_l C_l + w_d C_d \quad (4.4)$$

其中 C_l 为路径长度成本, C_d 为障碍物横向影响成本。 w_l 、 w_d 分别表示两者的权重系数。

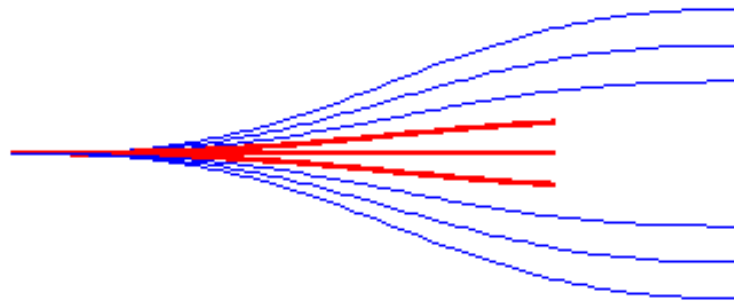


图 4.12 避障分析后的候选路径

(1) 路径长度成本

因为采用基于向前预测的路径生成算法，算法中当路径达到指定长度即停止生成，所以不存在障碍物时所有候选路径的长度都相等；当候选路径与障碍物发

生碰撞时，路径长度就会变短，如图 4.12 所示。但考虑到为了满足不同行驶条件下避障的要求，路径生成时定义的路径长度为一个较长固定长度，同时也没有考虑适时车速的影响，所以这里路径长度成本并不是简单的由 $C_l = l_d - l_i$ 决定，而是根据适时车速定义最小安全距离，当路径长度小于最小安全距离时才会产生路径长度成本，计算方法如式(4.5)所示：

$$C_l = \begin{cases} l_s - l_i & l_i < l_s \\ 0 & l_i > l_s \end{cases} \quad (4.5)$$

其中 l_s 为最小安全距离， l_i 为每条路径的长度， l_d 为路径生成时定义的路径长度。

为保证行车安全，在无人车行驶中应于前方静态和动态障碍物保持一定的安全间距，在不同的车速下安全间距不同。文献[60]中提出一种基于安全时距的安全距离模型，如式(4.6)所示，安全距离和实时车速 v 成线性关系，其中 t_d 为制动迟滞时间，常取值为(1.2~2.0)s， Δl 为车辆停止后应与前方障碍物保持的距离，常取值为(2~5)m。但这种模型是以较小的相对速度建立，对较大的相对速度考虑较少，导致该模型计算出的安全距离偏小，不能保证车辆的安全。

$$l_s = vt_d + \Delta l \quad (4.6)$$

本文借鉴文献[61]中对制动距离的分析，建立基于制动距离的最小安全距离模型。如图 4.13 所示为无人车的制动过程示意图， a 到 b 段为出现危险后，规划系统的决策时间 t_{r1} ； b 到 c 段为规划结果发出到执行机构接受到命令的时间 t_{r2} ； c 到 d 段为制动机构起作用时间 t_{r3} ，此阶段制动力逐渐加大，达到最大制动减速度； d 到 e 段为持续制动时间段 t_{r4} ，直到车辆停车。

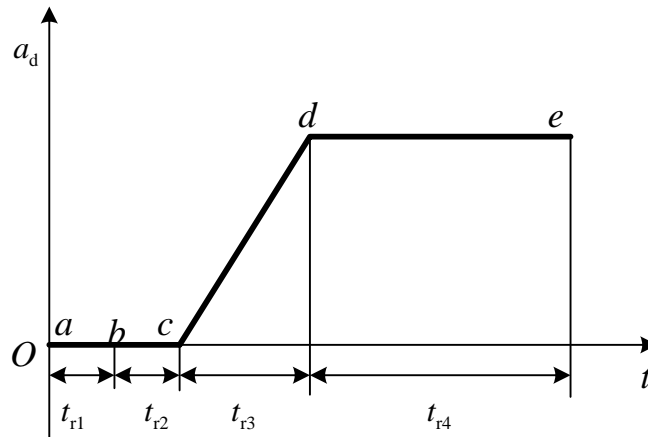


图 4.13 制动过程示意图

由文献[61]中的计算过程，可得到上述制动过程距离为：

$$S = \left(t_{r1} + t_{r2} + \frac{t_{r3}}{2} \right) v + \frac{v^2}{2a_{d\max}} - \frac{a_{d\max} t_{r3}^2}{24} \quad (4.7)$$

式中 S 是整个制动过程行驶距离， $a_{d\max}$ 是最大制动减速度。为保证车辆停止后与前方障碍物还能保持一定距离加入 Δl ，同时 $a_{d\max} t_{r3}^2 / 24$ 此项值很小，故略去，由此建立最小安全距离模型如式 (4.8) 所示：

$$l_s = \left(t_{r1} + t_{r2} + \frac{t_{r4}}{2} \right) v + \frac{v^2}{2a_{d\max}} + \Delta l \quad (4.8)$$

(2) 障碍物横向影响成本

与有人驾驶类似，当无人车距离障碍物侧向距离过近时，会影响无人车行驶速度的提高，因此希望路径尽可能的远离障碍物。用碰撞危险系数来表示障碍物横向影响成本，如图 4.14 所示，候选路径中有部分路径与障碍物发生碰撞，其碰撞危险系数为 1。未发生碰撞的候选路径只受到与其横向偏移距离最近的碰撞路径的影响，其危险系数可由式(4.9)计算，其中 Δd 为路径与最近的发生碰撞路径的间距，当间距大于 1m 时，则认为不存在此项成本影响。

$$C_d = \begin{cases} 1 - |\Delta d| & |\Delta d| < 1 \\ 0 & |\Delta d| \geq 1 \end{cases} \quad (4.9)$$

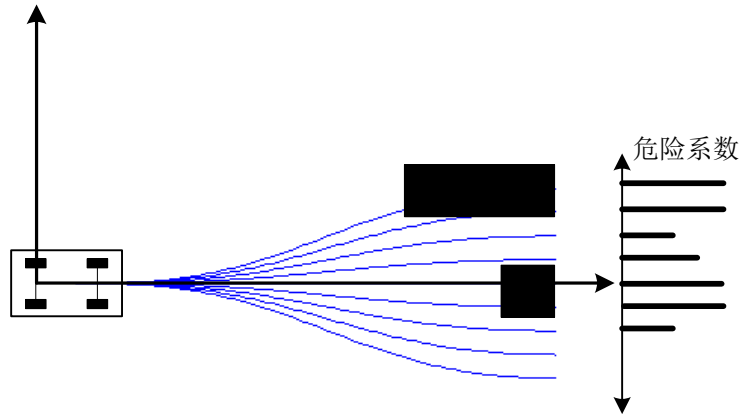


图 4.14 碰撞危险系数

4.3.2 横向偏差成本

由全局路径规划或者环境感知系统得到的全局期望路径只有一条，也是局部路径规划最终要跟踪的路径，但为了在无人车行驶过程中完成避障功能，通过对全局期望路径横向偏移，生成多条全局路径，进而生成多条局部候选路径，进行避障。如果无人车选择了根据经过偏移的全局路径生成的局部路径，这就造成了

无人车对最初的全局期望路径跟踪能力的减弱。因此设置横向偏差成本，保证被选择的局部期望路径的跟踪能力。

横向偏差成本可由式(4.10)计算得出，式中 d_{offset} 为横向偏差。图 4.15 表示出候选路径的横向偏移距离与横向偏移成本之间的关系，从图中可以看出随着横向偏移距离的变大，横向偏差成本增长速度加快。

$$C_o = e^{|d_{\text{offset}}|} - 1 \quad (4.10)$$

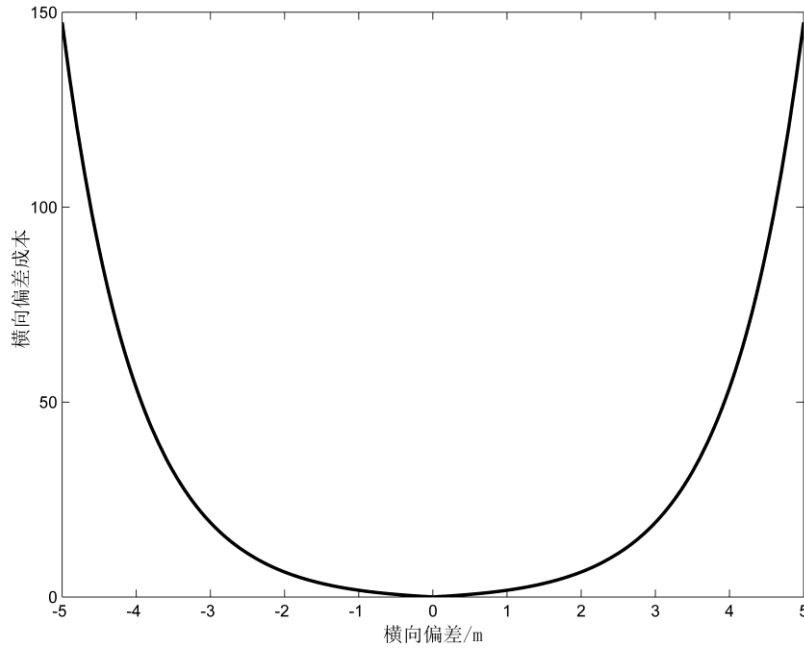


图 4.15 横向偏差成本

4.3.3 横向稳定性成本

在本文中讨论的路径生成中，只考虑车辆的横向运动，尽可能地避免无人车速度给路径生成时间一致性带来的影响，但这样忽略了车辆横向运动和纵向运动之间的耦合作用。尤其在无人车换道过程中或者弯道中变速行驶时，如果只考虑一种运动带来的影响，可能会造成无人车侧滑、甩尾或侧翻等危险。

考虑无人车行驶过程中可以安全、平稳的跟踪规划路径，我们以无人车横摆角速度安全限制为依据，根据车辆实时车速和转向角对候选路径的初始期望转向角进行约束。只有当候选路径的初始期望转向角满足约束时才不会有横向稳定性成本，如果超出约束，则产生横向稳定性成本。

无人车在弯道行驶时，质心的横向加速度为：

$$a_y = \dot{x}\dot{\theta} + \ddot{y} \quad (4.11)$$

式中 \dot{x} 为无人车纵向速度， \dot{y} 为无人车横向速度， $\dot{\theta}$ 为无人车横摆角速度。在路径规划时，认为每个规划周期内车速保持不变，前轮偏角输入不变，这样无人车在每个规划周期内进入稳态相应，即等速圆周行驶。稳态时横摆角速度 $\dot{\theta}$ 为定值，此时 \ddot{y} 为 0，横向加速度简化为：

$$a_y = \dot{x}\dot{\theta} \quad (4.12)$$

同时横向加速度必须受到轮胎和地面间的附着系数的限制：

$$a_y \leq ug \quad (4.13)$$

在车辆正常行驶时，除了考虑安全性因素，还要保证行驶的舒适性，如果横向加速度过大可能导致乘员极度不适。为了保持行车舒适性，在城市道路和公路上，通常用横向加速度不大于 $2.0m/s^2$ 。由以上分析得到横摆角速度限制为：

$$\dot{\theta}_{\max} \leq \frac{a_{y\max}}{v} \quad (4.14)$$

由车辆动力学模型得到在车速为 v 时，车辆前轮偏角与横摆角速度的关系如下：

$$\dot{\theta} = \frac{v}{l} \tan \delta \quad (4.15)$$

表 4.1 各种路面附着系数

路面条件	干沥青	干水泥	湿沥青	砾石	湿土路	湿砾石	疏松雪	压实雪	黑冰
峰值附着系数	0.91	0.82	0.71	0.60	0.49	0.38	0.27	0.16	0.08

如表 4.1 所示为各种路径的附着系数，可以看出在一般路面上 $ug > 2.0m/s^2$ ，那么根据式(4.14)和式(4.15)便可计算出车速与前轮偏角上限之间的关系，如图 4.16 所示。例如当车速为 20m/s 时，前轮偏角上限为 0.8 度，如果超出 0.8 度就会明显感觉到因较大横向加速度而产生的摆动。

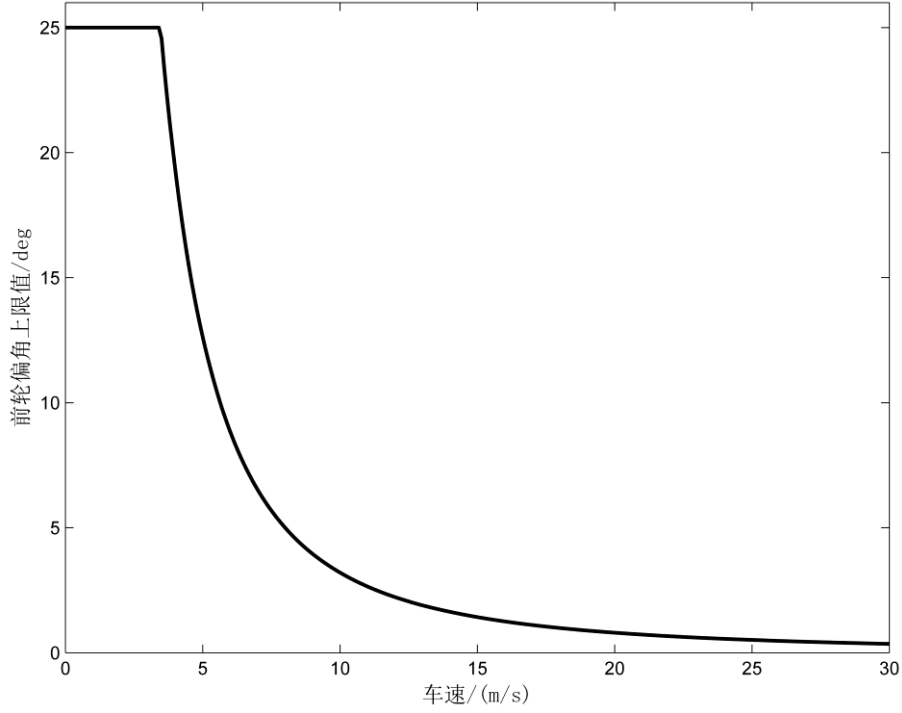


图 4.16 车速对应前轮偏角的舒适度临界值

根据对横向加速度分析,设计如式(4.16)所示的公式计算横向稳定性成本,其中 δ_1 为路径初始位置的期望前轮偏角。当候选路径的初始期望转向角满足舒适性约束时,横向稳定性成本为 0;当初始期望转向角不满足安全性约束时,横向稳定性成本为无穷大,此时的路径不会被选为局部期望路径;当不满足舒适性,但满足安全性约束时,横向成本随着前轮偏角成指数倍增加。

$$C_c = \begin{cases} 0 & |\delta_1| < \arctan \frac{2l}{v^2} \\ e^{(|\delta_1| - \arctan \frac{2l}{v^2})} - 1 & \arctan \frac{2l}{v^2} \leq |\delta_1| < \arctan \frac{ugl}{v^2} \\ \infty & |\delta_1| \geq \arctan \frac{ugl}{v^2} \end{cases} \quad (4.16)$$

如图 4.17 所示,当车速为 15m/s,轮胎与地面间的附着系数为 0.8 时,初始期望前轮偏角与横向稳定性成本之间的关系,当期望转角大于 6 度时,横向偏差成本无限大,路径不可行。

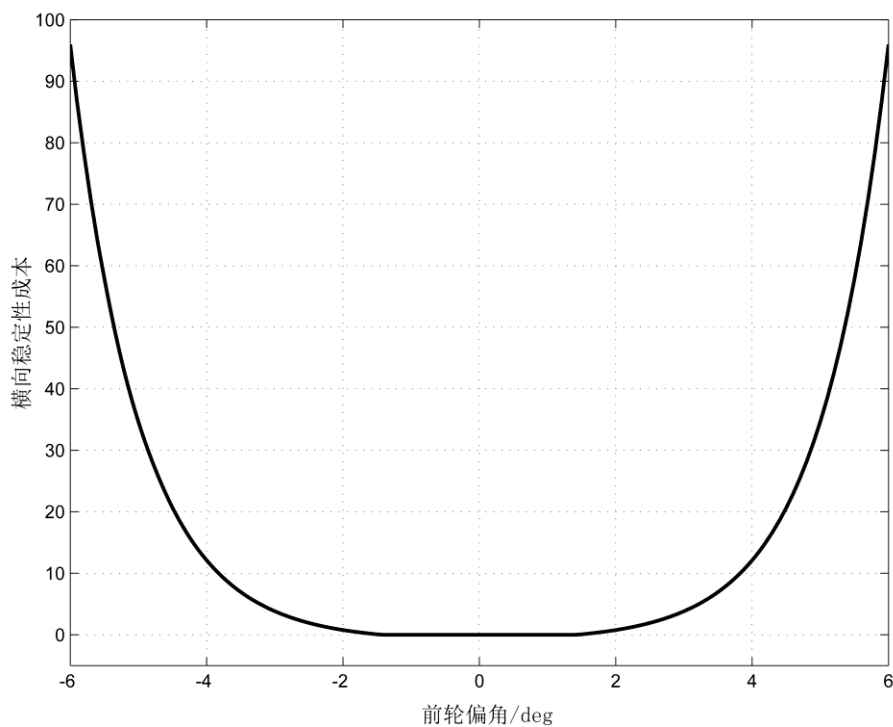


图 4.17 横向稳定性成本

4.4 本章小结

本章重点介绍基于路径生成和选择局部路径规划算法如何实现避障功能。通过对全局期望路径的偏移,根据基于向前预测的路径生成算法生成多条可以追踪全局期望路径的候选路径。避障分析主要是将候选路径与局部环境地图进行比对,检测是否会发生碰撞,通过两层避障分析确保路径的安全性和提高避障分析的计算效率。最后设计成本函数选择局部期望路径,成本函数由安全性成本、横向偏差成本和横向稳定性成本,分别保证了路径的安全性、对全局期望路径的跟踪能力和路径的可行性。

第 5 章 实验验证

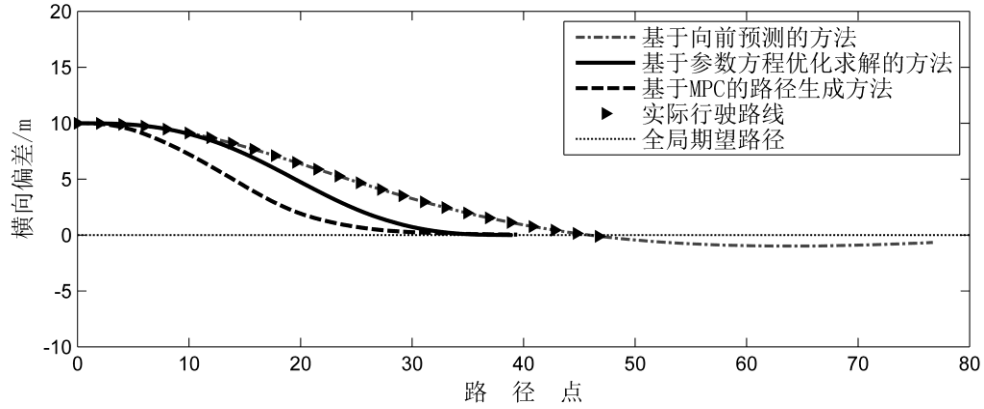
本章对基于向前预测的路径生成算法进行仿真验证,在控制精准时,通过对比最初规划路径和车辆实际行驶路径,分析其时间一致性。通过 Simulink 和 Carsim 的联合仿真证明采用基于高阶参数方程优化求解的前馈控制方法生成的路径可以很好的跟踪全局路径,并不会出现曲率不连续的情况。基于路径生成和选择的局部路径规划方法应用于北京理工大学智能车辆研究所无人车平台上进行了实车测试,在城市环境中表现了良好的实时性、通过性和安全性。

5.1 路径生成算法仿真验证

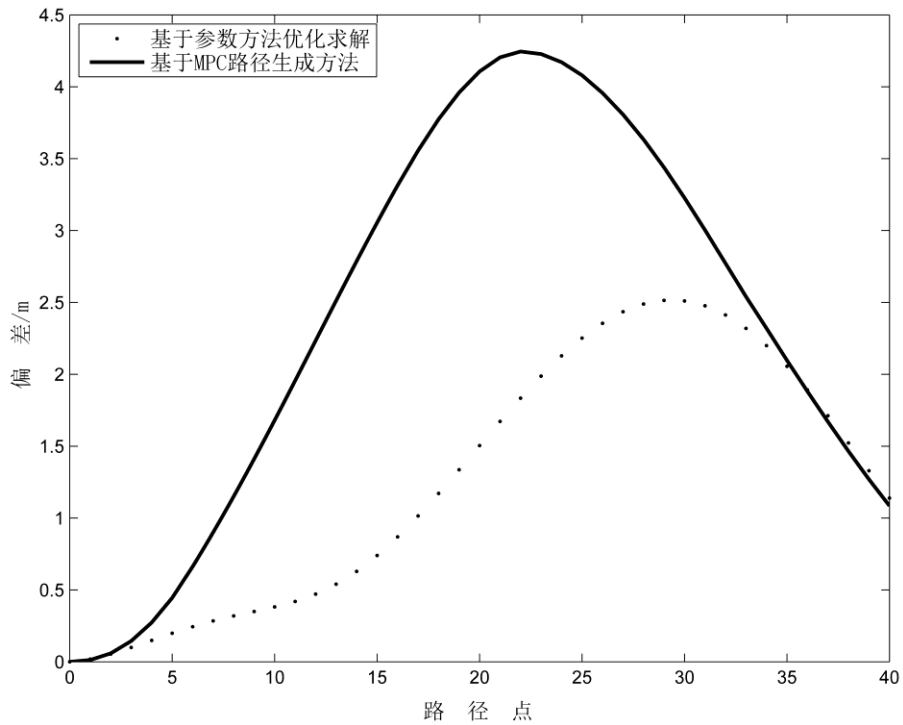
本文设计的基于向前预测的路径生成算法在原理上可以满足时间一致性,同时摆脱了对全局定位信息的依赖性。本节通过对不同形状的全局期望路径,采用基于向前预测的路径生成算法生成局部路径,在控制精准的情况下验证路径生成算法的性能。

在仿真实验中,基于向前路径生成算法中选择基于高阶参数方程优化求解的前馈控制方法计算控制量,定距更新车辆位姿中选用 1m 的更新距离,车辆轴距设为 2.6m。

为了比较时间一致性对曲线生成结果的影响,在直线式的全局路径仿真中,选择使用不同曲线生成算法对同一条期望路径进行曲线生成,比较各种算法下车辆最终实际运行路线与初始规划结果之间的差别,车辆实际行驶路线由车辆运动微分方程计算得出。参与比较的方法包括第一章中提到的基于微分平坦的高阶参数方程优化求解、基于模型预测控制原理 (Model Predictive Control, MPC) 的曲线生成^{[62][63]},以及本文提出的基于前向预测的曲线生成算法。全局期望路径为一条直线路径,车辆初始时有 10m 的横向偏差。图 5.1 中可以看出基于高阶曲线模型求解的路径生成方法、基于 MPC 的路径生成方法最大偏差分别有 2.5m、4.3m,而基于向前预测的路径生成算法生成路径与实际行驶路线重合,满足时间一致性。



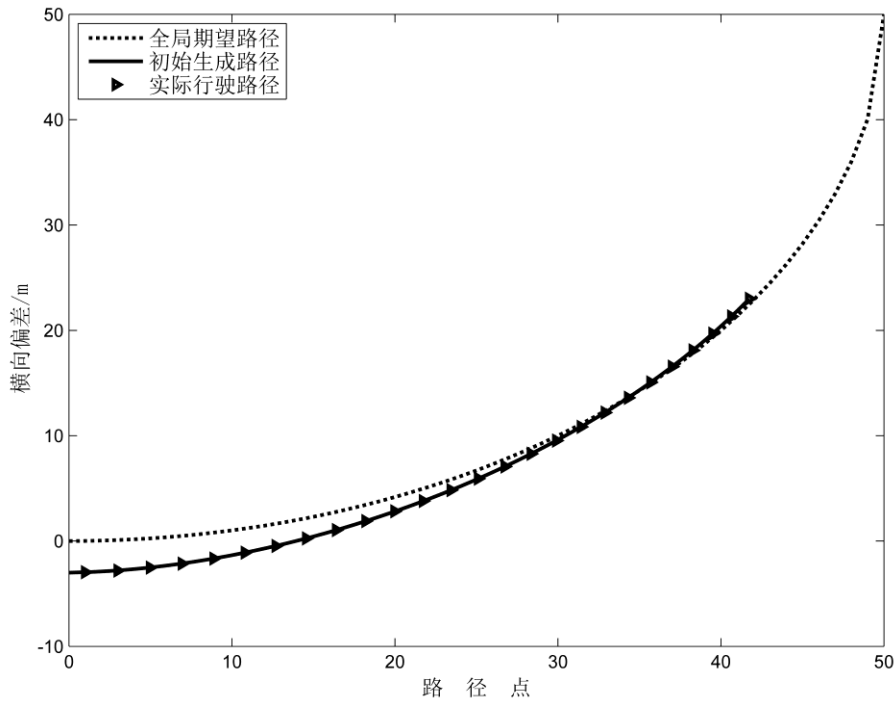
(a) 不同算法生成的局部路径



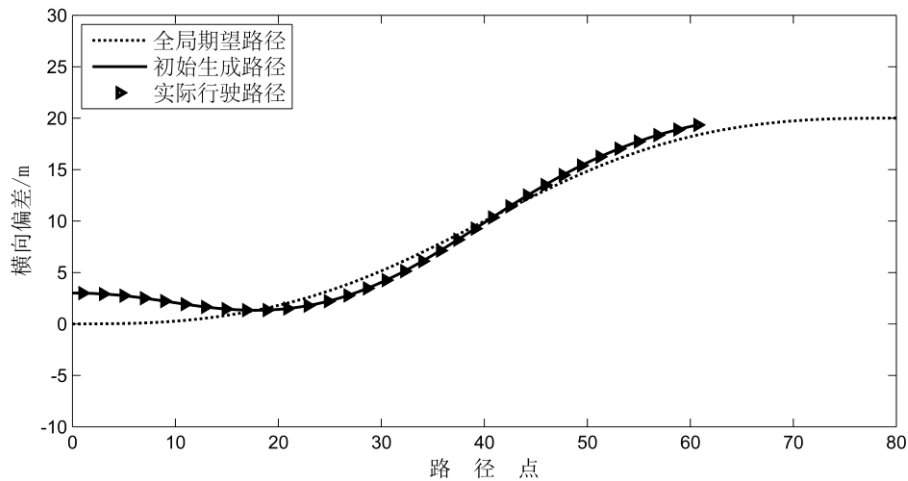
(b) 其它路径生成算法的跟踪偏差

图 5.1 局部路径生成算法比较

在实际的交通环境中，道路模型除了直线外还有圆弧曲线和螺旋曲线两类。本实验用基于前向预测的路径生成算法分别去跟踪圆弧型路径和螺旋曲线，验证算法生成路径的时间一致性和跟踪能力。如图 5.2(a)所示全局路径为半径为 50m 的圆弧，如图 5.2(b)所示全局路径为一段螺旋曲线；车辆初始位置距离全局路径有 3m 的横向偏差，没有航向偏差。图中分别画出了初始位置生成的路径；车辆实际运行路径。实际行驶路径由生成路径上的曲率转化为控制量，根据运动微分方程计算得出，不存在控制误差的影响。由图中可以看出，规划结果具有良好的路径跟踪能力，且满足时间一致性要求。



(a) 圆弧曲线的路径生成结果



(b) 螺旋曲线的路径生成结果

图 5.2 不同全局期望路径时路径生成结果

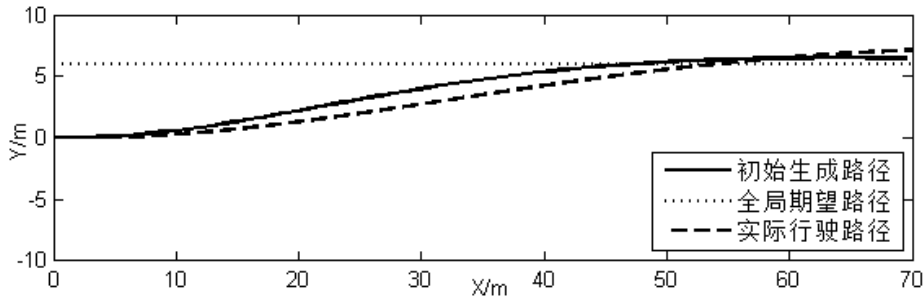
5.2 Simulink 和 Carsim 联合仿真实验

本文所建立的联合仿真平台是以汽车动力学仿真软件 Carsim 和控制系统仿真软件 MATLAB/Simulink 为基础开发。Carsim 可以方便灵活的定义试验环境和试验过程，准确预测和仿真汽车整车的操纵稳定性、动力性、平顺性等，适用于轿车、轻型货车等车型的建模仿真。控制系统的建模与开发大多是在 MATLAB/Simulink 环境中完成的。在该环境中，开发人员可以利用图形建模功能编写复杂的控制逻辑。同时，世界上主流动力学仿真与分析软件都提供了与

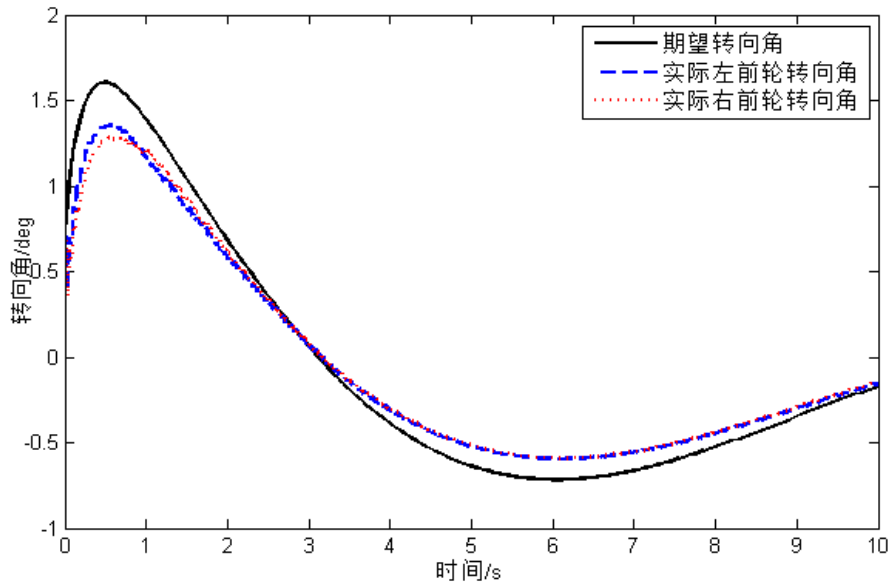
个转向角可控制，此时将左右前轮偏角按照式(5.1)转化。全局期望路径在 PathPlanFollow1 模块初始化时设定，按照本文提出的基于向前预测路径生成算法，生成局部路径并转化期望控制量，输出给运动模块。

$$\delta = \frac{\delta_L + \delta_R}{2} \quad (5.1)$$

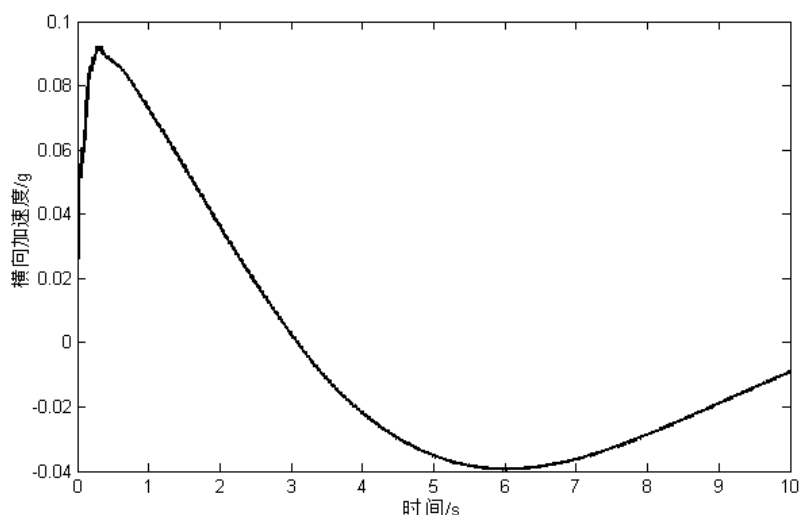
仿真中初始化车辆后轴中心位置为(0,0)，航向角为 0，前轮偏角为 0。全局期望路径为距离车辆横向偏移 6m 的直线路径，如图 5.5(a)所示。图 5.5(a)中分别给出了车辆初始位置时规划出的路径和运动模块输出的车辆实际行驶路径。图 5.5(b)中给出了车辆在行驶中的实时期望转向角和车辆实际执行的转向角，可以看出车辆期望转向角和实际转向角均为连续变化，不会突然发生改变。图 5.5(c)中为车辆在行驶过程中的横向加速度，整个过程的横向加速度小于设定的舒适度临界值 2m/s^2 。由此，采用基于高阶参数方程优化求解的前馈控制方法可以保证转向控制命令的连续变化，确保生成路径的可行性。



(a) 生成路径与实际行驶路径



(b) 转向角对比



(c) 横向加速度
图 5.5 仿真结果

5.3 实车测试

局部规划中时间一致性问题 and 鲁棒性问题是 在实车测试中体现出的实际问题。北京理工大学无人驾驶平台在 2012 年“智能车未来挑战赛”和随后的实车实验中发现，即使规划系统成功完成了避障规划，却仍然有很大几率出现避障失败的情况。究其原因便是在局部规划中使用了不具有时间一致性的基于优化求解的曲线生成，且没有考虑误差的影响。

使用基于前向预测的曲线生成算法取代原有基于优化求解的曲线生成算法。实车测试证明车辆行驶的实际路线与规划结果较好的保持一致。在“2013 年中国智能车未来挑战赛”中，在无人干预的情况下顺利完成 18 公里城郊赛段和 5 公里城市赛段行驶，展现了良好的避障能力。



图 5.6 无人车实验平台

如图 5.6 所示为无人车实验平台“Ray”，其中环境感知传感器主要有激光雷达（SICK LMS511）、毫米波雷达（Delphi ESR）、摄像头（Cameras）等；定位定向传感器采用 GPS 和 OCTANS；环境感知、规划控制计算机均采用工控机实现。另外，设计并安装了供电系统，以便通过开关操作传感器、控制系统和执行器的供电情况，具体布置情况如图 5.7 所示

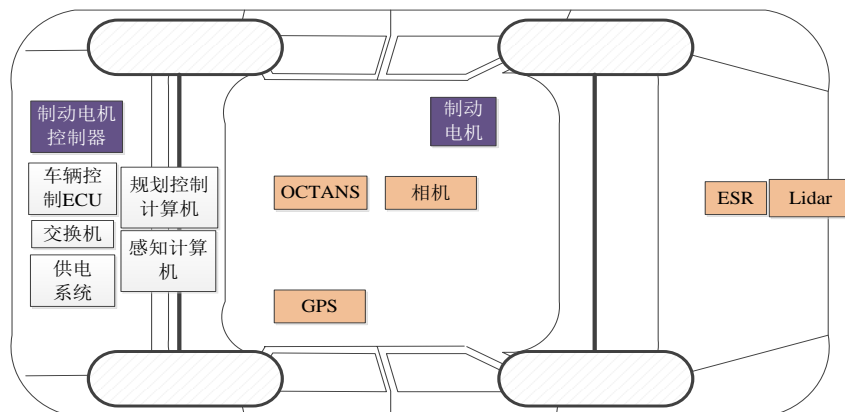


图 5.7 无人车传感器布置图

如图 5.8 所示为“2013 年中国智能车未来挑战赛”部分比赛路段的路网信息，其中每个路网点包括 GPS 位置、路段的道路属性和最高车速等信息。在实际行驶中，无人车根据定位信息确定所在当前路段，但不一定以路网路线为全局期望路径进行导向，例如在结构化的道路中行驶时，可以以检测到的车道线为全局期望路径。

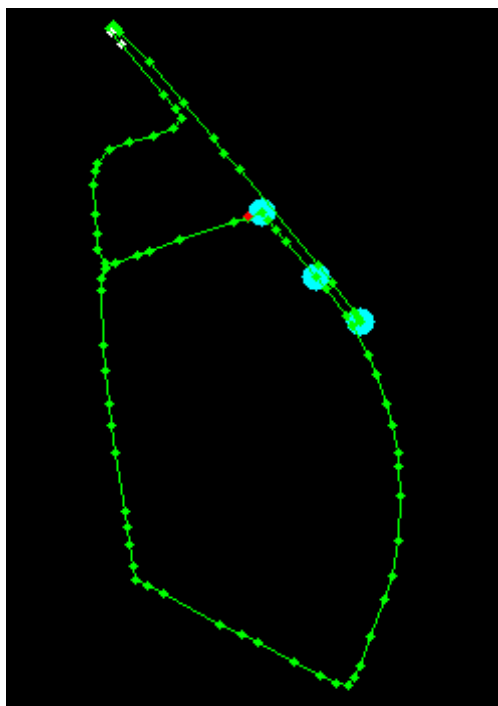


图 5.8 全局路网

图 5.8 中红点为车辆当前所在位置，无人车接下来将依次通过路口、车道内直线行驶和 U-turn 弯行驶。在实车测试时局部环境感知栅格地图的大小为 201×501 ，栅格分辨率为 $0.2\text{m} \times 0.2\text{m}$ 。如图 5.9(a)所示为车辆在进入路口时的真实环境，图 5.10(a)为局部环境感知地图及局部路径规划结果；如图 5.9(b)所示为车辆在车道内直线行驶，图 5.10(b)为局部路径规划结果；图 5.9(c)和图 5.9(d)分别是无人车发现 U-turn 弯、无人车在弯道中实施转向，图 5.10(c)和图 5.10(d)为局部路径规划结果。图中绿线为局部期望路径，黄线为所有生成的候选路径，白色区域为障碍物，灰色区域为未知区域，绿色方框为检测到的毫米波点，其上的绿色线表示其速度大小。



(a) 路口内行驶



(b) 车道内直线行驶

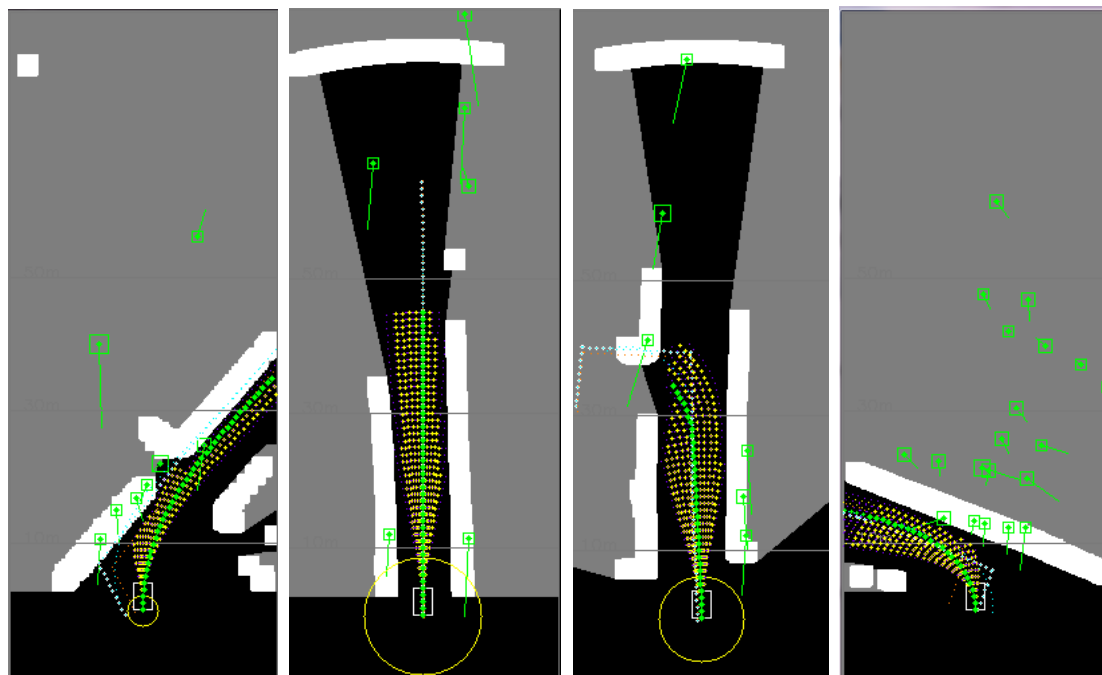


(c) 即将驶入 U-turn



(d) U-turn 内行驶

图 5.9 无人车实验平台在真实环境中行驶



(a) 路口行驶 (b) 直道保持 (c) 准备进入 U-turn (d) U-turn 内行驶

5.10 局部路径规划结果

5.4 本章小结

本章通过对比基于向前预测路径生成算法生成的路径与模拟的车辆实际行驶路线之间的偏差,说明向前预测路径生成算法的路径生成结果满足时间一致性;在实际行驶中当面对不同路线形状的全局路径时,如弯道时的弧线等,仿真分析表明基于向前预测的路径生成算法均满足时间一致性且具有良好的跟踪能力。在 Simulink 和 Carsim 联合仿真中证明生成路径可行性。以基于向前预测的路径生成算法为基础的基于路径生成和选择的局部路径规划算法应用于无人车实验平台 Ray 上,在实际的城市环境中展现了良好的实时性,保证了无人车的行驶安全性和通行能力。

第 6 章 总结与展望

本文主要针对无人驾驶车辆局部路径规划方法中存在的时间一致性问题进行研究,根据人类的驾驶习惯,摆脱最优化生成路径的思路,提出基于向前预测的路径生成方法满足时间一致性。并基于该路径生成算法设计了基于路径生成和选择局部路径规划方法。该局部路径规划方法应用到北京理工大学智能车辆研究所的无人平台并进行了验证,同时对算法中涉及到的时间一致性、横向稳定性和避障性能等做了仿真分析。

6.1 本文的研究成果

本课题研究成果如下:

(1) 建立了基于路径生成和选择的局部路径规划方法框架。局部规划程序从无人车定位系统获取车辆实时状态;从激光雷达获取车辆前方障碍物信息,并创建局部环境栅格地图;从全局路径规划系统获取全局路径信息或根据车载视觉系统获取车道线信息当作全局期望路径。

(2) 设计向前预测路径生成算法框架,实现了路径规划的时间一致性。通过设计基于高阶参数方程优化的前馈控制算法,体现了车辆实时前轮偏角对路径规划的影响;通过采用定距更新的方式,消除速度不同对时间一致性的影响。

(3) 建立车辆运动学模型,并证明了为满足此车辆运动学模型,路径应具有 G^2 连续的性质,才能保证生成连续的转向控制量。

(4) 为保证局部路径规划具有更好的鲁棒性,研究车辆控制误差对路径规划结果的影响,采用将控制误差加入到向前预测路径生成算法中,使路径生成结果从单一曲线变为一个通行区域。

(5) 在避障分析中,采用两层避障分析,同时兼顾算法计算速度和避障分析的准确性。

(6) 设计路径选择成本函数,成本中体现了路径的安全性、跟踪能力和横向稳定性,确保选择的局部期望路径是可行的同时能够完成避障功能和对全局路径的追踪。

(7) 分别在 Visual Studio 2008/MFC 和 Eclipse/DCT 中完成了算法代码编写并进行了算法的仿真验证。

6.2 本文的研究创新点

本文针对局部路径规划中的时间一致性问题设计了向前预测的路径生成算法，并以此为基础设计了基于路径生成和选择的局部路径规划方法，相比以前的研究，本文的创新点如下：

（1）提出传统的基于最优化路径生成算法存在的时间一致性问题，分析不满足时间一致性的规划结果对无人车行驶安全性和通过性的影响。并且在不依赖全局定位信息的情况下，最优化路径生成方法无法解决时间一致性问题。

（2）设计向前预测路径生成算法，在不依赖全局定位信息的情况下即可保证规划结果的时间一致性，同时在路径生成中考虑了控制误差的影响，增强了无人车在城市环境中的通过性和安全性，路径生成时体现了车辆实时状态的影响，增强了路径的可行性。

（3）在避障分析时采用两层避障分析方法，兼顾算法实时性和安全性。设计成本函数时充分考虑了无人驾驶系统对局部路径规划结果的功能要求，满足了路径可行性、避障安全性和跟踪能力。

6.3 未来工作展望

由于硕士研究生期间，课题研究时间有限，很多地方没有得到完善，因此，在本文的研究基础上，还有以下几个方面内容值得完善。

（1）为简化规划算法复杂程度，本文规划算法中仅采用了简单线性车辆运动学模型，并不能精确的反应车辆运动行为，在以后工作中可以建立更加精确的车辆模型，同时考虑车辆动力学影响。

（2）本文的研究中采用单线激光雷达探测障碍物信息，无法获知路面的平整度等信息，因此认为无人车在平坦路面上行驶，没有考虑路面不平度对无人车行驶安全性和平顺性的影响。因此在以后的工作中应基于更加真实的环境信息，考虑三维空间中规划算法。

（3）无人车控制误差包括系统响应误差、执行误差、模型误差等多种误差，本文将它们归在一起考虑，没有定量给出各个误差的影响大小。在以后的工作中需要对各种误差的影响进行标定实验，定量的进行分析。

参考文献

- [1] NHTSA. Traffic Safety Facts Research Note: Highlights of 2009 Motor Vehicle Crashes [R]. Washington, DC: NHTSA's National Center for Statistics and Analysis, 2010.
- [2] <http://www.peichang.cn/detail/id1081.html>.
- [3] Parent M, Yang M. Road Map towards Full Driving Automation[A]. In: Proceedings of 8th International Conference on Application of Advanced Technologies in Transportation Engineering[C]. Reston, VA: ASCE and T&DI, 2004.663-668.
- [4] 张广林, 胡小梅, 柴剑飞等. 路径规划算法及其应用综述[J]. 现代机械. 2011(5): 85-90.
- [5] 姜岩, 龚建伟, 熊光明, 陈慧岩. 基于运动微分约束的无人车辆纵横向协同规划算法的研究[J]. 自动化学报. 2013, 39(12): 2012-2020.
- [6] 姜岩, 赵熙俊, 龚建伟等. 简单城市环境下地面无人驾驶系统的设计研究[J]. 机械工程学报. 2012, 48(20):103-112.
- [7] Urmson C, Anhalt J, Bagnell, D. Autonomous driving in urban environments: Boss and the Urban Challenge[J]. Journal of Field Robotics, 2008, 25(11):425-466.
- [8] Bacha A, Bauman C, Faruque R. Odin: team VictorTango's entry in the DARPA urban challenge[J]. Journal of Field Robotics. 2008, 25(11):467-492.
- [9] Keonyup Chu, Minchae Lee, Myoungho Sunwoo. Local path planning for off-road autonomous driving with avoidance of static obstacles[C]. In Proceedings of IEEE Intelligent Transportation Systems. Vienna Austria: IEEE. 2012:1599-1616.
- [10] Montemerlo M, Becker J, Bhat S, Dahlkamp H, Dlogov D, Ettinger S, Haehnel A, Hilden T, Hoffmann G, Huhnke B, Johnston D, Klumpp S, Langer D, Levandowski A, Levinson J, Marcil J, Orenstein D, Paefgen J, Penny I, Petrovskaya A, Pflueger M, Stanek G, Stavens D, Vogt A, Thrun S. Junior: the Stanford entry in the urban challenge[J]. Journal of Field Robotics. 2008, 25(9): 569-597.
- [11] Leonard J, How J, Teller S, Berger M, Campbell S, Fiore G, Fletcher L, Frazzoli E, Huang A, Karaman S, Koch O, Kuwata Y, Moore D, Olson E, Peters S, Teo J, Truax R, Walter M, Barrett D, Epstein A, Maheloni K, Moyer K, Jones T, Buckley R, Antone M, Galejs R, Krishnamurthy S, Williams J. A perception-driven autonomous urban vehicle[J]. Journal of Field Robotics, 2008, 25(10): 727-774.
- [12] Von Hundelshausen F, Himmelsbach M, Hecker F, Mueller A, Wuensche H J. Driving with

- tentacles: integral structures for sensing and motion[J]. *Journal of Field Robotics*, 2008, 25(9): 640–673.
- [13] Kammel S, Ziegler J, Pitzer B, Werling M, Gindele T, Jagzent D, Schroder J, Thuy M, Goebel M, Von Hundelshausen F, Pink O, Frese C, Stiller C; Team anniway's autonomous system for the 2007 DARPA Urban Challenge[J]. *Journal of Field Robotics*, 2008, 25(9): 615–639.
- [14] 徐中明. 智能交通系统 (ITS) 中的智能汽车技术[J]. *重庆大学学报*, 2005, 28(8):17-21.
- [15] Shladover S E. Advanced Vehicle Control Systmes (AVCS) [C]. *Convergence International Congress& Exposition on Transportation Electronics*. Dearborn, MI, USA: SAE: 901129, 1990: 103-112.
- [16] Shladover S E. Review of the State of Development of Advanced Vehicle Control Systems(AVCS)[J]. *Vehicle System Dynamics*, 1995, 24(6-7): 551-595.
- [17] 程加圆, 朱定见. 汽车自动驾驶系统的研究.科技纵横[J]. 2010.1:160-161.
- [18] Maurer M, Behringer R, Thomanek F. A Compact Vision System For Road Vehicle Guidance[C], In *Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition*. 1996.
- [19] Pomerleau D, Jochhem T. Image Processor Drives Across America[J]. *Photonics Spectra*, 1996:80-85.
- [20] Broggi A, Bertozzi M, Fascioli A. ARGO and the Millemiglia in Automatic Tour[C]. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Systems*. 1995, 14(1):55-64.
- [21] 张朋飞, 何克忠, 欧阳正柱. 多功能室外智能移动机器人平台-THME-V. 机器人[J]. 2002, 24(2):97-101.
- [22] Gage D W. Unmanned Ground Vehicle (UGV) Development Efforts [J]. *Unmanned Systems Magazine*. 1995, 13(3): 1-9.
- [23] Shoemaker C M, Bomstein J A. Overview of the Demo III UGV Program. Part of the SPIE Conf on Robotic and Semi-Robotic Ground vehicle Technology [C]. 1998:202- 211.
- [24] Gage D W. Current Thrusts in Ground Robotics: Programs, Systems,Technologies, Issue[C]. *Fourth Int'l Sym. On Technology and the Mine Problem*, 2000.
- [25] <http://www.elrob2006.org/>.
- [26] A.H.Mishkin, J.C.Morrison, T.T.Nguyen, H.W.Stone, B.K.Cooper, B.H.Wilcox. Experiences with Operations and Autonomy of the Mars Pathfinder Microrover[C]. *IEEE*

- Aerospace Conference Proceedings. 1998:21-28.
- [27] C.Leger, W.Trebiollennu, R.Wright, A.Maxwell, G.Bonitz, J.Biesiadecki, R.Hartman, K.Cooper, T.Baumgartner, W.Maimone. Mars Exploration RoverSurface Operations: Driving Spirit at Gusev Crater[C]. Proc. IEEE Intl Conf. on Systems, Man and Cybernetics. 10-12 Oct.2005:1815-1822.
- [28] 邓剑文. 高速公路自动驾驶汽车道路检测技术[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2004.
- [29] Bishop. Intelligent Vehicle applications worldwide [J]. IEEE Intelligent Systems and Their Applications.2000, 15(1): 78-81.
- [30] Bruce J, Veloso M. Real-time randomized path planning for robot navigation[C]. Proceedings for the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System. EPFL, Lausanne, Switzerland. 2002(3):2383-2388.
- [31] Peng Cheng, Steven M LaValle. Resolution complete rapidly-exploring random trees[C].IEEE International Conference on Robotics and Automation. Washington . 2002:267-272.
- [32] Knuth, D E,The Art of Computer Programming Volume 1, Fundamental Algorithms Third Edition[M]. Boston: Addison-Wesley, 1997.
- [33] P.Hart, N.Nilsson and B.Raphael, A Formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths[C]. Proceedings of the 5th International Conference on Artificial Intelligence Planning and Scheduling, 1968: 140-149.
- [34] R.Zhou, E.Hansen, Multiple sequence alignment using anytime A*[C], Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence, 2002: 975-976.
- [35] M.Likhachev, G.Gordon and S.Thrun, ARA*: Formal analysis, Technical report of the Carnegie Mellon University, 2003.
- [36] M. Likhachev, D. Ferguson, D. Gordon, A. Stentz and S. Thrun, Anytime Dynamic A*: An Anytime, Replanning Algorithm[C], Proceedings of the International Conference on Automated Planning and Scheduling(ICAPS), 2005: 262-271.
- [37] O Khatib. Real-time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots[J]. Int.J Robotics Research, 1986, 5(1):90-98.
- [38] 肖浩, 宋晓琳, 曹昊天. 基于危险斥力场的自动驾驶汽车主动避障局部路径规划[J]. 工程设计学报. 2012, 19(5):379-384.
- [39] Xu Wen-Da, Wei Jun-Qing, John M.Dolan, Zhao Hui-Jing, Zha Hong-Bin. A real-time

- motion planner with trajectory optimization for autonomous vehicles[C]. In Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation RiverCentre. Saint Paul. Minnesota, USA: IEEE, 2012.2061-2067.
- [40] Werling M, Ziegler J, Kammel S, Thrun S. Optimal trajectory generation for dynamic street scenarios in a frenet frame[C]. In Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Anchorage, Alaska, USA: IEEE, 2010.987-993.
- [41] Ziegler J, Stiller C. Spatiotemporal state lattices for fast trajectory planning in dynamic on-road driving scenarios[C]. In Proceedings of 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. St Louis, USA:IEEE, 2009.1879-1884.
- [42] Schouwenaars T, How J, Feron E. Receding Horizon path planning with Implicit Safety Guarantees[C]. Proceedings of the American Control Conference. Boston:1, 2004:5576-5583.
- [43] Kydland FE, Prescott EC. Rules rather than discretion: the inconsistency of optimal plans[C]. The Journal of Political Economy, 1977, 85(3):473-492.
- [44] 李波. 人在回路的智能车辆启发式全局路径规划算法研究[D], 北京:北京理工大学, 2012.
- [45] F.Lamiroux, J.P.Lammond. Smooth motion planning for car-like vehicle[C]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 498-501,201.
- [46] Koren Y, Borenstein J. Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation[C]. In: Proceedings of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Sacramento, California, 1991: 1398-1404.
- [47] Weigl M, Siemiatkowska B, Sikorski K A. Grid based mapping for autonomous mobile robot[C]. Robotics and Autonomous Systems, 1993(11): 13-21.
- [48] 马兆青, 袁曾任. 基于栅格方法的移动机器人实时导航和避障[J]. 机器人, 1996,18(6): 344-348.
- [49] Barraquand J, Landlois B, Numerical J C. Potential field techniques for robot path planning[C]. IEEE Transactions on System Man and Cybernetics, 1992, 22(2): 224-241.
- [50] 陈军, 王国瑾. 规避障碍物的 G^2 连续有理二次 Bezier 样条曲线[J]. 计算机辅助设计与图形学学报. 2011, 23(4):582-585.
- [51] Amidi O. Integrated mobile robot control[R]. Carnegie-Mellon University, 1990.
- [52] Conlter R C. Implementation of the pure pursuit path tracking algorithm[R]. Carnegie-Mellon University, 1992.

- [53] 刘凯. 无人驾驶车辆体系结构与定位导航技术研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2010.
- [54] 吕文杰, 马戎, 李岁芬, 付维平. 基于纯追踪模型的路径跟踪改进算法[J]. 测控技术, 2011, 30(7):93-96.
- [55] 黄沛深, 罗锡文, 张智刚. 改进纯追踪模型的农业机械地头转向控制方法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(21):216-219.
- [56] Li Xiao-Hui, Sun Zhen-ping, Chen Qing-Yang, Liu Da-Xue. An adaptive preview path tracker for off-road autonomous driving[C]. In Proceedings of IEEE International Conference on Control and Automation (ICCA). Hangzhou, China: IEEE, 2013.1718-1723.
- [57] Broggi A, Bertozzi M, Fascioli A, Guarino C, Lo Bianco CG, Piazzzi A. The ARGO autonomous vehicle's vision and control systems[J]. International Journal of Intelligent Control and Systems, 1999, 3(4): 409-441.
- [58] C. Guarino Lo Bianco and A. Piazzzi. Quintic G2-splines for trajectory planning of automated vehicles[C]. Dip.Ingegneria Informazione, University of Parma, Parma (Italy), Oct. 1999.
- [59] Kammel S, Ziegler J, Pitzer B, Werling M, Gindele T, Jagzent D, Schroder J, Thuy M, Goebel M, Von Hundelshausen F, Pink O, Frese C, Stiller C; Team anniway's autonomous system for the 2007 DARPA Urban Challenge[J]. Journal of Field Robotics, 2008, 25(9): 615-639.
- [60] 罗强, 许伦辉. 基于最小安全距离的跟驰模型的建立和仿真研究[J]. 科学技术与工程, 2010, 10(2):569-573.
- [61] 余志生. 汽车理论[M]. 北京: 机械工业出版社, 1999.
- [62] Borrello F, Falcone P, Keviczky T, Asgari J, Hrovat D. MPC-based approach to active steering for autonomous vehicle systems[J]. International Journal on Vehicle Autonomous Systems. 2005, 3(2-4):265-291.
- [63] 龚建伟. 无人驾驶车辆模型预测控制[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2014.

攻读硕士学位期间发表的论文

[1] Intelligent Vehicle Local Planning Based On Optimized Path Generation and Selection, International Conference on Computers and Information Processing Technologies. (ICCIPT). (EI 检索, 第一作者, 已录用)

[2] 无人驾驶车辆局部路径规划时间一致性和鲁棒性研究, 自动化学报.(EI 检索, 第二作者, 在审)

致谢

本论文是在我的导师姜岩讲师的悉心指导下完成的，在课题的研究过程中，姜老师对我的课题的完成提供了许多帮助和宝贵的指导意见。在我读研究生的两年中，姜老师作为我科学研究的启蒙者，一直用那渊博的知识引导着我。姜老师是一个很有人格魅力的人，自我要求严格，做事条理清楚，在实验室的科研工作中认真严谨和刻苦钻研的精神也同样鼓舞着我。在生活中，姜老师为人乐观，平易近人，对学生的宽容理解和鼓励让人心存感谢。在此，衷心感谢姜老师在读研的两年里对我的关怀和指导，让我成长很多，我从您身上学到太多太多，我将永远铭记于心，同时愿你和你的家人生活幸福，工作顺利。

感谢课题组的龚建伟副教授，感谢您在学习和科研项目上对我的指导，您经常在实验室加班加点的工作，为实验室和学生无私奉献，您的敬业精神同样鼓舞着我。感谢课题组的熊光明副教授，感谢您在生活和工作中对我无微不至的关怀和课题上大量的指导和建议。感谢陈慧岩教授，您那认真的工作态度和严谨治学的态度一直激励着我前进，在几次课题检查中给我提出宝贵的意见。在此，对课题组的老师再次表示感谢，谢谢你们。

此外，还要感谢课题组的胡玉文博士、孙扬博士、江燕华博士、张玉博士和刘凯博士，感谢你们在我课题研究中提供的帮助和指导。感谢徐大陆、孙银健、李勇、李宁、肖强、周帅、叶刚及智能车辆课题组全体成员及12级全体研究生，感谢你们对我的帮助，与你们一起相处的日子很快乐，在此深表谢意。

最后，感谢我的父母及家人，感谢你们对我养育之恩，对我一直无私的奉献，我所取得的成绩离不开你们的支持和帮助。