

城区动态环境下智能车辆行为决策研究

宋威龙

2016 年 6 月

中图分类号：
UDC 分类号：

城区动态环境下智能车辆行为决策研究

作者姓名	<u>宋威龙</u>
学院名称	<u>机械与车辆学院</u>
指导教师	<u>陈慧岩教授</u>
答辩委员会主席	<u>王西彬教授</u>
申请学位	<u>工学博士</u>
学科专业	<u>机械工程</u>
学位授予单位	<u>北京理工大学</u>
论文答辩日期	<u>2016 年 6 月</u>

Research on behavioral decision making for intelligent vehicles in dynamic urban environments

Candidate Name:	<u>Weilong Song</u>
School or Department:	<u>School of Mechanical Engineering</u>
Faculty Mentor:	<u>Prof. Huiyan Chen</u>
Chair, Thesis Committee:	<u>Prof. Xibin Wang</u>
Degree Applied:	<u>Doctor of Philosophy</u>
Major:	<u>Mechanical Engineering</u>
Degree by:	<u>Beijing Institute of Technology</u>
The Date of Defence:	<u>June, 2016</u>

城区动态环境下智能车辆行为决策研究

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

城区动态环境下智能车辆需要与其他车辆协作行驶,理解其他车辆的驾驶意图并表现出合理的驾驶行为。与之相对应的行为决策能力很大程度上决定了智能车辆的行驶性能。本课题以国家自然科学基金重点项目“城区真实交通环境无人驾驶车辆关键技术与平台研究”(91420203)为依托,研究城区动态环境下的智能车辆行为决策问题,针对车道行驶以及无信号灯十字路口两大典型场景展开研究。

针对行为决策问题,提出了基于有限状态机(FSM)与部分可观测马尔科夫过程(POMDP)的行为决策模型,将复杂的智能车辆行为决策问题分解为基于FSM的横向决策问题与基于POMDP的纵向决策问题。基于FSM的横向决策模型将智能车辆的行驶过程限定为有限种驾驶行为,并通过加入换道准备这一特殊驾驶行为,将理论模型与真实环境相匹配。基于POMDP的纵向决策模型考虑了交通场景中其他车辆驾驶意图的不确定性,生成加减速等速度决策指令。在此框架下,智能车辆主要依靠速度调整与交通场景中其他车辆协作行驶,所表现出的驾驶行为是稳定且可预测的。

针对模型求解问题,建立了基于策略生成-策略选择的求解机制,通过简化候选策略生成过程和状态转移模型以降低搜索空间,并结合多目标决策评价模型对横纵向决策问题进行求解。在模型求解过程中,存在其他车辆驾驶行为识别、交通场景预测以及多目标决策评价函数制定三大问题。

针对其他车辆驾驶行为识别问题,将其他车辆的驾驶行为分解为车道行驶下的换道与车道保持和路口区域中左转、右转、直行、停车等横向驾驶行为,以及加速、减速、匀速行驶等纵向驾驶行为。由于驾驶行为识别的目的是应用于行为决策系统,选取了智能车辆可观测的状态量(例如速度、航向角等)作为驾驶行为识别模型的输入,针对横向驾驶行为识别问题,建立了基于高斯混合隐马尔科夫模型与随机森林模型的机器学习分类器,并验证了模型的准确性。

针对交通场景预测问题。在横向驾驶行为识别模型基础上,基于高斯混合隐马尔科夫模型,分别针对车道行驶以及无信号灯十字路口场景建立了纵向驾驶意图识别模型。考虑行驶舒适性约束、智能车辆候选横纵向策略以及当前横向决策状态,建立了交通场景中其他车辆的驾驶行为预测模型,预测给定周期内整个交通场景的演化情况。

针对多目标决策评价函数制定问题，考虑车辆特性，从安全性、经济性、舒适性、时效性、法律法规以及任务完成情况六方面建立了易于理解的评价指标。提出了基于权重分配的多目标优化模型。针对权重系数选择问题，建立了基于投票的权重系数选择机制，权重系数既可以由智能车辆乘客设置，又可以通过投票的方式，基于有经验驾驶员的驾驶数据拟合得到。

基于 PreScan 仿真软件，建立了智能车辆仿真系统，进行了车道行驶以及无信号灯十字路口两个场景下的行为决策仿真实验。结果显示，该方法可以使智能车辆与交通场景中其他车辆有效协作行驶。基于比亚迪智能车辆平台，在北京市三环道路上进行了自动驾驶实车测试，对行为决策模型进行了验证。

关键词：智能车辆；行为决策；驾驶行为识别；场景预测；场景评价

Abstract

Intelligent vehicles need to cope with other vehicles in dynamic urban environments, understand their motion intentions and perform reasonable driving behaviors. The corresponding decision making abilities mostly determine the driving performances of intelligent vehicles. Depending on “Research on Self-driving Vehicle Key Technologies and Test Platform in Real Urban Traffic Scenarios” (91420203) supported by National Natural Science Foundation of China, this thesis focuses on autonomous driving decision making problem in dynamic urban environments. The typical scenarios considered in this research are lane driving and uncontrolled intersections.

To solve the decision making problem, a two-step decision making model is proposed based on finite state machine (FSM) and partial observed Markov decision process (POMDP). In this model, the complex decision making problem is decomposed into two subproblems, including lateral decision making problem based on FSM and longitudinal decision making problem based on POMDP. Based on FSM, driving behaviors of intelligent vehicles are divided into finite driving states. Besides, in order to get the relations between theoretical model and real world scenarios, a special state called “hesitating” state is added. The longitudinal decision making process in POMDP considers uncertain driving intentions of other vehicles, which generates the velocity policies. In this decision making framework, intelligent vehicles interact with other vehicles by adjusting speeds. Therefore, the driving behaviors of intelligent vehicles are stable and predictable.

For the problem of solving this decision making model, the policy generation and policy selection mechanism are built as an efficient solver. The optimal policy is selected by generating possible candidate policies, predicting the future evolution of the whole situation and calculating the rewards based on multiple objective functions. In this process, there are three subproblems, including driving behavior recognition, scenario prediction and reward functions design.

For driving behavior recognition, the driving behaviors are divided into lateral driving behavior (e.g., lane changing and turning right in an intersection) and longitudinal driving behavior (e.g., acceleration, deceleration). Due to the demand of decision making module, we select easy observed parameters for intelligent vehicles as training inputs. Besides,

Hidden Markov model (HMM) with Gaussian mixture model (GMM) and random forest model are used to train the final classification model. In addition, the performance is evaluated to validate the accuracy of such models.

For scenario prediction problem, based on the lateral behavior prediction model, the longitudinal intention prediction model is built by GMM and HMM in lane driving and uncontrolled intersections. Given the candidate policies, the scenario prediction model is built with current lateral state of intelligent vehicles, aiming to predict the evolution of the scenario in a given period. In this prediction process, the comfort constraints are used to restrict other vehicle's driving maneuvers.

For the problem of designing reward functions, considering vehicle properties, the reward functions are developed in six factors including safety, economy, comfort, time efficiency, traffic law and task completion, which is easily understood by humans. Besides, the weighted-sum model is used in multiobjective optimization process. Except for selecting weights by experts, the voting methods are also used to get the proper weights.

Finally, we perform simulations and real world experiments. The simulation framework is built with PreScan software. Based on this simulation system, lane driving and intersection handling experiments are performed. The results show that intelligent vehicles perform cooperative driving behaviors with other vehicles successfully. In addition, the decision making model is implemented in "Ray", a real world intelligent vehicle platform. Automated driving test in Beijing 3rd Ring Road shows that the decision making model is feasible and effective.

Key Words: intelligent vehicle; decision making; driving behavior recognition; situation prediction; situation assessment

目录

第一章 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 国内外智能车辆技术研究现状.....	2
1.2.1 国外智能车辆技术研究现状.....	2
1.2.2 国内智能车辆技术研究现状.....	3
1.3 智能车辆行为决策国内外研究现状.....	4
1.3.1 国外智能车辆行为决策研究现状.....	5
1.3.2 国内智能车辆行为决策研究现状.....	9
1.4 智能车辆行为决策所面临的关键问题.....	10
1.4.1 决策框架的选取与表达.....	11
1.4.2 其他车辆驾驶行为识别与预测.....	12
1.4.3 面向智能车辆行为决策的多目标场景评价.....	14
1.5 本文研究内容与技术路线.....	15
1.5.1 研究内容.....	15
1.5.2 技术路线.....	16
1.5.3 论文中算法的术语.....	17
第二章 基于 FSM 与 POMDP 的智能车辆行为决策模型.....	19
2.1 智能车辆总体规划框架与典型场景描述.....	19
2.2 基于 FSM 的横向决策模型.....	21
2.3 基于 POMDP 的纵向决策模型.....	23
2.3.1 POMDP 简介.....	23
2.3.2 基于 POMDP 的智能车辆纵向决策模型.....	24
2.4 决策求解模型.....	27
2.4.1 基于五次多项式曲线的智能车辆横向决策参考轨迹生成方法.....	28
2.4.2 考虑舒适性约束的纵向参考决策生成方法.....	30
2.4.3 决策模型求解过程.....	31

2.5 本章小结.....	34
第三章 面向行为决策系统应用的其他车辆驾驶行为识别方法.....	35
3.1 驾驶数据采集与预处理.....	35
3.1.1 车道行驶与无信号灯十字路口驾驶行为分析.....	35
3.1.2 基于 MATLAB/PreScan 仿真平台的数据采集系统.....	36
3.1.3 基于比亚迪智能车辆的数据采集系统.....	37
3.1.4 数据预处理.....	38
3.2 特征选择.....	40
3.3 机器学习分类器.....	41
3.3.1 高斯混合隐马尔科夫模型.....	42
3.3.2 随机森林模型.....	43
3.3.3 分类器评价指标.....	44
3.4 实验结果分析.....	45
3.4.1 车道行驶驾驶行为识别结果.....	45
3.4.2 交叉口驾驶行为识别结果.....	50
3.5 本章小结.....	56
第四章 考虑车辆协作驾驶行为的交通场景预测模型构建.....	57
4.1 交通场景预测问题描述.....	57
4.1.1 基于人类驾驶过程的车道行驶场景车辆协作驾驶行为分析.....	58
4.1.2 无信号灯十字路口场景车辆协作驾驶行为分析.....	59
4.2 智能车辆状态预测模型.....	60
4.3 基于规则的其他车辆纵向驾驶意图识别方法及应用.....	62
4.3.1 基于模糊逻辑的驾驶激进程度识别方法.....	62
4.3.2 基于相对驾驶激进程度的无信号灯交叉口决策方法与仿真应用..	64
4.4 基于统计方法的其他车辆纵向驾驶意图识别方法.....	69
4.4.1 无信号灯十字路口场景车辆纵向驾驶意图识别方法.....	69
4.4.2 车道行驶场景车辆纵向驾驶意图识别方法.....	72
4.5 考虑车辆协作驾驶行为的其他车辆驾驶行为预测模型.....	73

4.5.1 车道行驶场景其他车辆驾驶行为预测模型.....	73
4.5.2 无信号灯十字路口场景其他车辆驾驶行为预测模型.....	78
4.6 本章小结.....	80
第五章 智能车辆多目标决策评价模型制定.....	83
5.1 智能车辆行驶目标分析与决策评价模型架构设计.....	83
5.2 评价函数制定.....	84
5.2.1 安全性评价函数.....	84
5.2.2 经济性评价函数.....	87
5.2.3 舒适性评价函数.....	87
5.2.4 时效性评价函数.....	89
5.2.5 法律法规评价函数.....	89
5.2.6 任务完成情况评价函数.....	90
5.3 基于学习的多目标优化方法.....	91
5.4 本章小结.....	93
第六章 实验与结果分析.....	95
6.1 基于 PreScan 的智能车辆仿真系统.....	95
6.2 车道行驶场景仿真实验.....	97
6.2.1 仿真场景.....	97
6.2.2 仿真实验结果.....	97
6.3 无信号灯十字路口场景仿真实验.....	101
6.3.1 仿真场景.....	101
6.3.2 仿真实验结果.....	102
6.4 行为决策模型在比亚迪智能车辆平台的应用.....	107
6.4.1 比亚迪速锐智能车辆平台.....	107
6.4.2 行为决策模型的实车验证.....	107
6.5 本章小结.....	110
总结与展望.....	111
研究成果总结.....	111

本文创新点.....	112
未来工作展望.....	113
参考文献.....	115
攻读学位期间发表论文与研究成果清单.....	123
致谢.....	125
作者简介.....	127

第一章 绪论

1.1 研究背景与意义

智能车辆是集环境感知、规划决策、行为控制与执行等多项功能于一体的综合智能系统，涵盖了机械、控制、传感器技术、信号处理、模式识别、人工智能和计算机技术等多学科知识。研制具有自主行驶能力的智能车辆，对研发具有我国自主知识产权的车辆主动安全辅助驾驶产品、提高我国自主品牌汽车的智能化水平、改善道路交通安全状况、发展智能交通系统，具有重要的现实意义。

随着国家自然科学基金委“视听觉信息的认知计算”重大研究计划的深入开展以及“中国智能车未来挑战赛”连续七届的成功举办，我国智能车辆相关技术的研究已取得长足的进展，能够满足智能车辆在小范围、简单城区环境下的低速行驶要求，以及城际公路简单环境中的高速行驶需求。然而，在城区动态交通环境下的智能车辆自主行驶，还面临许多需要解决的问题。

智能车辆驾驶行为（如加减速、换道等）的生成问题，即行为决策问题是其中的一个核心问题。行为决策问题主要包含驾驶行为推理问题（如换道与车道保持行为之间的选择）以及加速、减速等速度决策问题。

智能车辆在真实城区环境中的行驶，需要遵守一系列交通规则并满足行驶安全性、时效性等约束的要求。当前的智能车辆行为决策系统，存在一系列问题，例如在车道行驶场景下，智能车辆更多的关注于本车道中其他车辆的状态信息，对于周围车道车辆行驶意图缺少提前预判。这导致在面临侧前方其他车辆并线等情形时，存在潜在的安全风险。此外，换道时机的选择判断并不准确，对于其他车辆让行智能车辆的行为无法很好的理解，而产生过于保守的驾驶行为，这影响了通行效率。而在无信号灯十字交叉路口处理中，智能车辆同样缺乏对于其他方向行驶车辆的驾驶行为预测，这带来了潜在的安全隐患并影响了交通效率。在 DARPA 城市挑战赛与“中国智能车未来挑战赛”中，参赛车队大都采用以车道保持为主的保守驾驶行为，这限制了智能车辆的驾驶潜能。在复杂的城市环境中，智能车辆难以做出连续有效的驾驶动作以满足全局任务规划和运动规划的要求。并且，智能车辆在真实交通环境中的行驶过程，是一个与周围车辆等环境要素进行不断交互的过程。本文将该过程考虑在智能车辆的行为决策系统中，能够有效提高智能车辆决策能力。

本文依托于“视听觉信息的认知计算”重大研究计划国家自然科学基金重点支持

项目“城区真实交通环境无人驾驶车辆关键技术与平台研究”(91420203),围绕城区真实交通环境智能车辆行为决策这一核心问题开展研究,在真实交通环境特别是交通流密集道路中,智能车辆、其他车辆、驾驶环境等等都是不可分割的整体,有经验的人类驾驶员能够判断周边车辆的运动状态,并根据当前场景信息准确做出决策。将人类驾驶员的驾驶经验引入智能车辆行为决策中,通过驾驶行为预测模型,判断其他车辆驾驶行为,同时,考虑舒适性、安全性、经济性等车辆特性,构建适合智能车辆自身特点并能够考虑其他车辆驾驶行为的行为决策系统。

针对测试场景的选取问题,车道行驶场景是车辆行驶中面临的频率最高的行驶环境,而同向两车道场景可以代表典型车道行驶行为。交叉口区域为事故多发区域,无信号灯十字路口由于缺乏信号灯的指引,车辆之间的协作通行问题更为复杂,因此本文选取车道行驶以及无信号灯十字路口作为典型场景开展研究。

1.2 国内外智能车辆技术研究现状

1.2.1 国外智能车辆技术研究现状

国外对于智能车辆技术的研究主要集中于各大研究机构、互联网企业和传统汽车企业。意大利帕尔马大学研发的智能车辆在 2013 年 7 月完成了复杂交通环境中的自主驾驶试验,随后在 2014 年 3 月开发的“DEEVA”智能车辆,集成了相机和激光雷达,并有着和普通汽车一样的外观,可以 360°感知周围环境信息^[1,2]。2013 年 2 月,英国自动驾驶技术研究中心在牛津大学科技园完成了英国国内首次自动驾驶汽车测试。2013 年 11 月,荷兰的研究人员在阿姆斯特丹进行了高度自动化汽车的路面测试。

以谷歌为代表的互联网企业致力于发展完全自主的智能车辆。2014 年 5 月,谷歌发布了第三代无方向盘、油门与制动踏板的全自主式智能车辆。截止到目前,谷歌无人驾驶汽车已经行驶了超过 100 万英里,美国已经有 5 个州(内华达州、佛罗里达州、加利福尼亚州、密歇根州、德克萨斯州)和华盛顿哥伦比亚特区通过了“让无人驾驶汽车上路测试”的法案。

在智能车辆的发展战略上,与谷歌等互联网企业有所不同,汽车企业更倾向于逐步推进汽车智能化的进程,而不是直接研究完全自主的智能车辆。奥迪继谷歌之后在美国内华达州取得智能车辆道路测试许可证。2014 年,装备了“交通拥堵辅助系统”的奥迪 A7,在低于 64km/h 的速度下具有全自主加减速和车道保持等功能;2015 年,奥迪 A7 完成从加州硅谷到达拉斯维加斯 560 英里的行程。奔驰 2014 年在北美国际车展上,推出新一代的 S600,该车搭载了自动驾驶辅助系统、主动车道保持辅助系统、

主动盲点探测辅助系统、制动辅助增强系统、交通辅助系统、车距控制增强系统，具有预防性安全刹车和行人识别功能等。2014 年，宝马开发了基于图像识别技术的现代驾驶辅助系统和安全系统。2015 年 3 月，沃尔沃在北京进行了智能车辆的自动驾驶道路测试和展示。2015 年 4 月上海车展期间，日产提出智能车辆发展的三个阶段规划：2016 年，开展高速公路上的无人驾驶实车实验，研究智能车辆如何应对堵车的问题；2018 年，解决自动换道问题；2020 年，将在城市道路上实现安全的智能驾驶。

汽车的智能化发展是逐步推进的，美国汽车工程师学会（Society of Automotive Engineers, SAE）将汽车自动化等级定义为以下六个层次^[3]（如图 1.1 所示）。



图 1.1 汽车自动化等级定义

目前，国外智能车辆已经实现盲点检测、车道偏离警告系统、巡航控制系统等技术的应用，L1 级智能驾驶技术已经成为中高级车的安全标配。智能速度适应、车道保持辅助系统、自主紧急制动、自适应巡航控制、仅有转向功能的辅助泊车系统等技术目前正在逐步应用，L2 级智能驾驶技术已经成熟，即将推出量产车型。

1.2.2 国内智能车辆技术研究现状

与国外相比，国内智能车辆的研究起步较晚，但是经过多年发展也取得了很大的进步。国内的智能车辆研发有 20 多年的发展历史。国防科技大学^[4, 5]、北京理工大学^[6-11]、清华大学^[12, 13]、南京理工大学^[14]、武汉大学^[15]、西安交通大学^[16]、中科院合肥物质科学研究所^[17]、军事交通学院^[18]等高校和研究所对智能车辆技术展开了一系列的研究。国家“八五”、“九五”期间，南京理工大学、北京理工大学、清华大学、浙江大学和国防科技大学等联合研制“军用地面机器人 ATB”系列，代表了早期国内智能车辆

技术研究领域的最高水平。

国家自然科学基金委于 2008 年设立了“视听觉信息的认知计算”重大研究计划，并从 2009 年到 2015 年连续举办了七届“中国智能车未来挑战赛”。2011 年，国防科技大学研制的 HQ-3 无人驾驶汽车进行了从长沙到武汉的高速公路测试^[11]。2012 年，李德毅院士领导军事交通学院团队研制的智能车辆进行了京津高速公路测试^[19]。2014 年 9 月，总装备部举办了“跨越险阻 2014”首届地面无人平台挑战赛。2015 年，宇通无人驾驶客车进行了上路测试。这些工作，推动了国内智能车辆技术的发展。

相对国外企业，国内企业关于智能车辆的研究才刚起步。2013 年 8 月，上海汽车集团股份有限公司开始与中国航天科工集团公司三院合作研发智能车辆。2013 年 11 月，比亚迪与北京理工大学开展在智能车辆方面的合作，开发了速锐无人驾驶汽车。2014 年 10 月，东风与华为签署战略合作协议，分“三步走”打造智能车辆。2015 年 3 月，上汽开始与阿里巴巴集团合作开发智能车辆。2015 年 4 月上海车展上，上汽集团展出了其第二代智能车辆名爵 IGS，该车在时速 60-120 公里时，能够实现自动巡航、自动跟车、车道保持、换道行驶、自主超车等智能行车功能；一汽集团发布了“挚途”技术战略，在未来十年内，一汽“挚途”将从当前的“挚途”1.0 发展为“挚途”4.0。

目前国内外在智能车辆技术的研究中，按照研究思路可以分为两大类：第一类是以谷歌为代表的互联网公司，依靠强大传感器及本身具有的电子地图等技术优势，直接研究完全自动驾驶的智能车辆。另一类是传统的汽车企业，大多考虑逐步实现完全自动驾驶的智能车辆，并不断将智能车辆研究的阶段性新成果进行产业化。

1.3 智能车辆行为决策国内外研究现状

智能车辆包含环境感知、规划决策、车辆控制三大部分^[20]，环境感知模块用来处理车上传感器的数据，获得自身车辆位置、路网结构、动静态障碍物位置等外界环境信息。规划决策模块作为智能车辆的大脑，决定智能车辆的驾驶行为以及期望路径。车辆控制模块将期望速度、转角等转变为车辆执行器控制量，控制车辆沿指定轨迹行驶。其中规划决策模块又可分为任务规划、行为决策与运动规划三个子系统。任务规划系统考虑道路拥堵、限速、车道宽度以及执行特定操作如换道和 U 型弯的理论时间等因素，计算路网中两点间最快路径。行为决策系统推理生成换道、车道保持、加速、减速等智能车辆的驾驶行为。运动规划系统考虑车辆运动学与动力学约束，以及环境中动静态障碍物，生成运动轨迹，并优化生成车辆的横纵向控制量发送给车辆控制器控制智能车辆行驶。各部分的数据流向如图 1.2 所示，本文的研究重点在于智能车辆

的行为决策，接下来将重点针对该模块进行介绍。

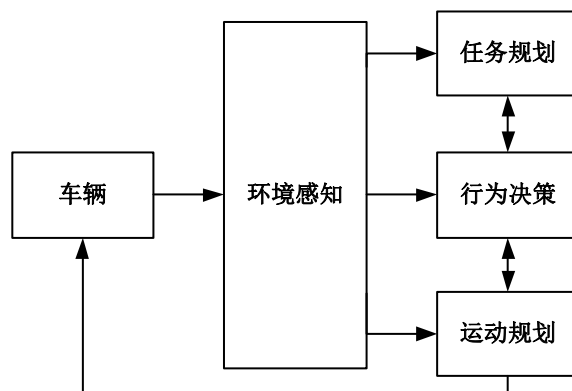


图 1.2 智能车辆体系结构

1.3.1 国外智能车辆行为决策研究现状

为了促进智能车辆系统的开发，美国国家标准与技术研究院提出了基于分层递阶结构的四维实时控制系统（4D/RCS）体系^[21]。如图 1.3 所示，系统分为若干层次，每个层次都由若干节点构成，而每个节点都包含世界模型、价值判断、感知处理和行为生成四个模块^[22]。

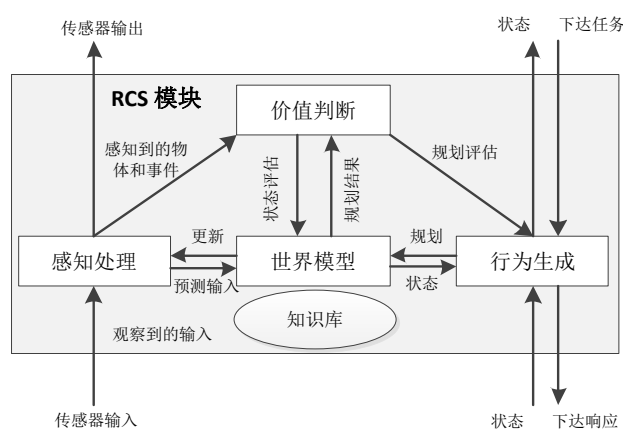


图 1.3 4D/RCS 智能车辆体系

4D/RCS 体系结构详细描述了行为生成这一过程，该模块将任务、世界模型与价值判断相结合，生成不同层次智能车辆驾驶行为，如区域级别（10 分钟）、车辆级别（1 分钟）、子系统级别（5 秒钟）、粗糙控制级别（500 毫秒）、伺服控制级别（50 毫秒）以及执行级别（5 毫秒）。与之相对应，人类驾驶员的驾驶决策过程可分为战略层面、战术层面与操作层面。本文所讲述的行为决策过程，相当于战术层面的决策过程，在 4D/RCS 体系中，该过程可大致对应子系统级别与粗糙控制级别的行为生成过程。

2007 年，美国国防高级研究计划局 (Defense Advanced Research Projects Agency,

DARPA) 举办城市挑战赛 (Urban Challenge) [23]。这项比赛为智能车辆的研究人员提供了在模拟城市环境中测试先进传感器、决策算法等技术的机会。参与比赛的智能车辆需要在包含道路、路口、干扰车辆等要素的城市环境中自动完成一系列行驶任务, 遵守交通规则并能够安全、正确的与交通环境中其他车辆进行协作行驶。与此前两届挑战赛关注越野环境下行驶不同[24], 这次比赛需要建立一个能够生成各种驾驶行为的行为决策系统, 处理在路口等待优先级问题以及多车道中针对慢速车辆的超车等问题, 以适应城市环境无人驾驶的需求。

城市挑战赛冠军得主卡耐基梅隆大学“Boss”车队的行为决策系统[20, 25], 包含有路口行为生成、车道行为生成以及特殊区域处理三个模式。其功能为在当前位置和下一个参考路径点的行驶路径中生成间歇性的运动目标。并将该运动目标发送给运动规划模块用以生成平顺的参考路径。

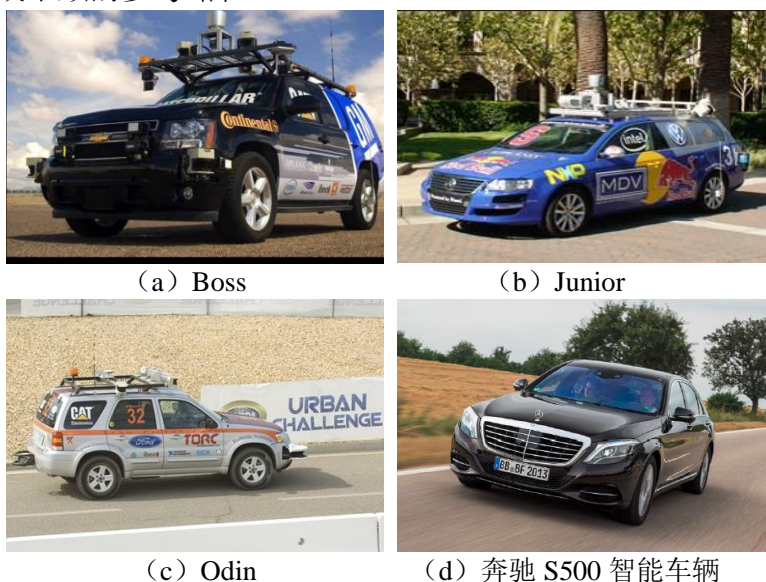


图 1.4 国外代表性智能车辆平台

城市挑战赛亚军得主斯坦福大学“Junior”将其驾驶行为分为 13 种状态, 包含初始状态、向前行驶状态、停车标志等待状态、路口状态、停车等待其他车辆通过状态、U 型弯状态、U 型弯等待状态、穿越黄线状态、泊车状态、交通拥堵处理状态、逃离状态、错误路网状态以及任务完成状态。行为决策系统的不同状态之间通过有限状态机相互转换[26]。

弗吉尼亚理工大学的“Odin”参赛车队[27, 28]在驾驶行为模块使用了超车、路口、换道等 7 个不同场景的下的驾驶员行为模型, 并结合场景信息, 建立行为整合模块以选取最优的驾驶策略。

城市挑战赛之后，各大汽车厂商以及谷歌等信息技术企业纷纷投入智能车辆的研究当中，梅赛德斯奔驰公司 S500 车型在 2013 年进行了 103km 的无人驾驶测试，这次测试中包含有大城市、小村庄以及乡村公路环境。为了适应不同环境的无人驾驶需求，该智能车辆的行为决策系统基于车辆当前的驾驶环境，考虑行驶区域、静态障碍物、动态障碍物以及车辆汇入和让行规则，生成相应决策行为。以此为轨迹生成模块给出路径规划的依据^[29]。

这些典型的智能车辆行为决策系统，其行为决策过程主要包含基于规则的方法以及基于统计的方法两大类，接下来进行阐述。

（1）基于规则的决策方法

最常用的行为决策方法是基于规则的方法，该方法具有应用简单的优点，多种基于状态机的系统用于对交通场景进行评价并且在该体系框架中进行行为决策。

城市挑战赛冠军 Boss^[25]基于有限状态机（图 1.5），执行了一系列人工定义的决策状态以实现准确的行为决策，例如检查车距以确定车辆能否充分加速、检查路口是否有其他车辆以及本车的行驶优先级以确定如何通过路口、换道时的安全距离检查等。状态估计器与目标选择器共同完成这项功能。状态估计器得到当前车辆在道路模型中的位置，目标选择器根据车辆位置和相应道路模型以及任务规划所产生的全局目标轨迹，产生当前的、即将发生的、未来将要发生的运动目标。该方法模拟了人类推理的过程，使得 Boss 安全自动行驶超过 3000 公里并获得城市挑战赛冠军。

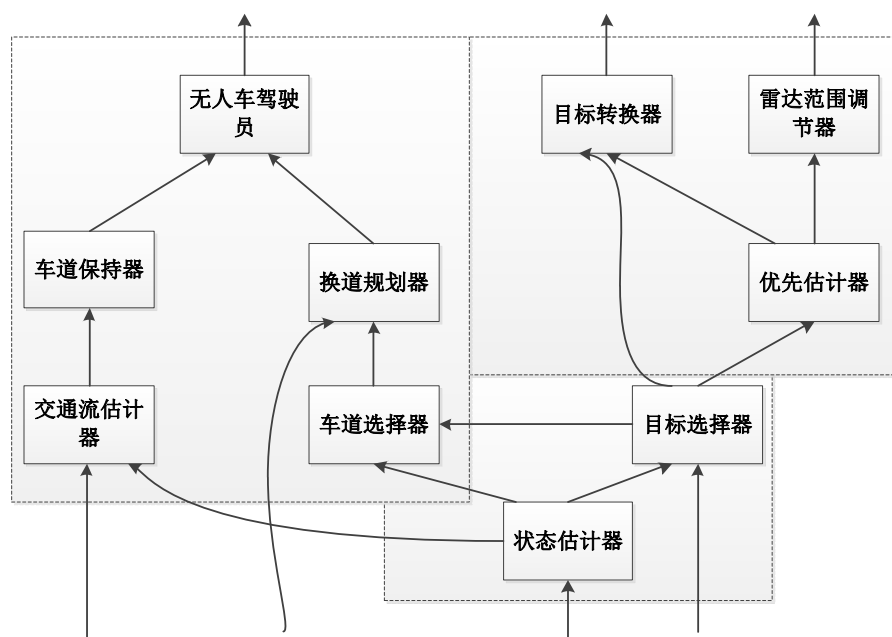


图 1.5 Boss 行为决策系统数据流向图

DARPA 城市挑战赛的队伍“Anniway”^[30]使用分层状态机系统解决行为决策问题。在分层状态机系统中，每一个状态都对应多个子状态，该机制下状态便于添加和删除，方便创建和扩展复杂的状态机系统，每一个状态对应一个特殊的驾驶策略。该状态机包括暂停、激活和错误三个基本状态，而在激活状态中，又包含了车道行驶、非结构化环境处理区域、路口、目标完成以及重规划这几个状态，以及每个状态对应的子状态。而每一个状态又靠不同条件激活。当前车道被静态障碍物阻挡又或者是当前车道被行驶缓慢的其他车辆阻挡时，同样需要激活换道状态。

此外，Joachim 等^[31]、Rosenblatt 等^[32]、Rauskolb 等^[33]分别采用基于行为网络、基于投票的行为框架、基于混合规则与行为模型的方法建立智能车辆行为决策模型。在这些方法中，每个单独的任务，如车流中的跟驰或换道行为，都需要分别设计相应的解决方法。Ziegler 等^[29]使用分层的、同时发生的状态机生成基本的行为。轨迹规划单元在换道等行为中执行加速、减速动作。在此过程中，他们假定其他车辆保持与右侧车道边界的距离并且不会加速，没有考虑其他车辆不确定的驾驶行为所产生的影响。

（2）基于统计的决策方法

在上述基于规则的行为决策体系当中，没有充分考虑环境的不确定性，在复杂的环境中，许多因素往往不能提前精确建模，这会影响基于规则方法的效率。而基于统计的决策方法在许多驾驶任务中是一种考虑不确定性的决策方法。Wei 等^[34]提出了一种基于单点马尔科夫过程的方法进行单车道行为决策。该研究中考虑了前车行为的不确定性以及环境感知精度的不确定性。最终实现了系统鲁棒性的显著提高。然而，他们针对的是单车道行驶问题，传感器约束等都是通过离线标定获得。

Ulbrich 等^[35]使用部分可观测马尔科夫过程在离散状态空间中获取换道决策。他们使用八个人工定义的状态描述高速公路场景。然而这种方法没有解决该问题的计算复杂性，事先人工设定的模型也限制了该方法在高速公路换道过程中的应用以及最终的决策能力。

Brechtel 等^[36]使用连续空间的部分可观测马尔科夫过程模型，将驾驶问题看做一个连续空间中的问题，而将信念空间定为无穷大。使用其他车辆的位置以及速度作为模型输入，针对交叉口区域其他车辆可能被建筑物遮挡的情形开展仿真研究。然而连续信念空间带来了严重的计算问题，很难满足真实环境下对于计算效率的需求。

Aoude 等^[37]使用信息博弈理论，进行了交叉口决策研究。每一个博弈在发生冲突

时终止，每辆车在博弈中都假定最大化自身的距离碰撞时间，而同时假定其他车辆最小化距离碰撞时间。通过该场景态势判断模型，并在低速下进行了测试。

Bahram 等^[38]提出了一种基于预测-反应的驾驶策略选择机制。基于车辆安全性、交通规则以及舒适性等判别指标，和对未来时间窗的场景信息预测，通过搜索的方式求取车辆高速公路行驶时每一时刻的最优策略，然而该方法只在仿真环境中进行了验证。

Liu 等^[39]考虑到场景的不确定性，建立了基于部分可观测马尔科夫过程的智能车辆决策模型，基于高斯过程回归建立了道路信息上下文模型，结合其他车辆的驾驶行为，使用 DESPOT 求解器^[40]进行决策的最终求解，然而，该项研究针对的是校园环境，并没有考虑对于计算实时性以及车速等要求更高的城市环境。

Galceran 等^[41]提出了一种多策略决策方法，基于贝叶斯方法检测其他车辆的换道突变点，并据此对其他车辆的未来时刻行驶位置展开预测，进而通过多车之间的交互仿真测试，得到最终的决策指令。

基于统计的决策方法能够降低交通场景中其他交通要素行为不确定性所带来的影响，但与基于规则的方法相比较，统计方法更为复杂，决策架构的设计、交通参与者的行为分析、决策模型求解等问题均面临一定挑战。

1.3.2 国内智能车辆行为决策研究现状

国内对于行为决策方面的研究相对较晚，2004 年，国防科技大学孙振平等^[4]研究了高速公路环境下的行为决策问题，基于安全，效率与交通规则给出相应的决策结果。在此后较长的一段时间里，国内对于智能车辆行为决策研究相对较少，在“中国智能车未来挑战赛”中也较少涉及到决策层面的考察。

中科院合肥物质科学研究院先进制造技术研究所陈佳佳等^[42, 43]使用层次分析法以及理想决策相似度判别技术解决复杂城市环境中智能车辆的行为决策问题。有经验驾驶员的驾驶经验通过该方法转换为特定的数值与评价指标，与此同时，该方法还考虑了智能车辆的安全性、时效性以及遵守交通规则等问题。首先对不满足交通规则以及车辆运动约束的驾驶行为加以排除，此后将智能车辆与道路左右边界的距离、与左右侧车道障碍物的距离、本车道前方障碍物的距离、到达目标位置的时间、道路限速等因素作为行为决策系统的输入，通过一致性比率、随机一致性指标、稠度系数等因素确定不同输入的权重。然后对行为决策矩阵进行归一化等一系列处理，最终得到一个最优的决策结果。如图 1.6 所示，当前方车辆减速时，智能车辆能够判断出左侧车

道具有更高的通行效率，并给出左侧并线指令。



图 1.6 基于层次分析法的智能车辆行为决策测试

北京理工大学熊光明等针对智能车辆在无信号灯交叉口^[44]的行为决策问题，基于有限状态机与混合状态系统^[45]的方法对其他车辆的行驶意图进行估计和预测，并应用混合状态系统对自身智能车辆进行控制。通过有限状态机模型实现了对其他车辆的行为的估计和预测，并综合安全条件运行规则对智能车辆交叉口的安全条件进行判断，并应用混合状态系统对智能车辆进行控制，仿真实验验证了该方法能够预测交叉口其他车辆的行驶状态，并实现对智能车辆的安全控制。此后，又使用猛士智能车辆平台与比亚迪智能车辆平台进行时实车试验（图 1.7）。针对高速路口车辆汇入问题^[46]，使用隐马尔科夫过程预测其他车辆行驶意图，进而通过混合状态系统控制智能车辆的运动行为。北京理工大学龚建伟等^[47]提出了一种基于直觉的智能车辆决策方法，在离线学习过程中，将有经验驾驶员的驾驶经验转化为知识，并将提取出的相应规则应用于智能车辆的决策中。又提出了在线学习的概念，使智能车辆能够在行驶时更新自身的决策模型，使之具有逐步提高的行驶能力。



图 1.7 北京理工大学智能车辆交叉口实验

1.4 智能车辆行为决策所面临的关键问题

尽管国内外对智能车辆行为决策开展了大量研究，但其在实际环境中应用仍然面临一系列问题，主要包括：决策框架的选取与表达，其他车辆驾驶行为识别与预测，以及面向行为决策的多目标场景评价问题。

1.4.1 决策框架的选取与表达

智能车辆环境感知的输入是不精确的，车辆控制是有误差的，交通场景中其他要素的驾驶行为也是有可能发生变化的，因此决策框架的制定中需要考虑以上因素，使最终的决策稳定有效。

如图 1.8 所示，Wei 等^[48, 49]提出了一种易于理解的智能车辆驾驶员模型。通过该开发过程，通过模仿优秀驾驶员的驾驶行为，智能车辆能够更好地与有人驾驶车辆交互。文中提出了基于预测-评价函数方法^[48]以及基于意图辨识的预测-评价函数方法^[50]以预测和评价交通场景，其中考虑了其他车辆的交互驾驶行为，并应用于单车道高速公路行驶以及匝道路口场景。

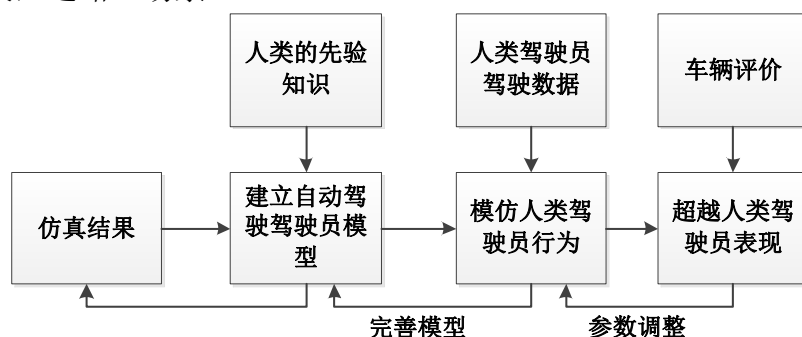


图 1.8 智能车辆驾驶员模型开发流程

为了考虑不确定性，Wei 等在文献^[34]将传感器噪声、环境感知限制加入决策系统中，基于单点马尔科夫过程得到不同驾驶等级以及不同感知确信度的关系。这个过程可以提高系统的鲁棒性。但是该方法是手工建立的并且仅适用于单车道自主行驶。

Bahram 等^[38]考虑了交通环境的多样性以及模块的可扩展性，在决策系统中考虑智能车辆对于环境状态变化，进而进行实时反应决策。在该研究中，复杂的驾驶任务被离散为决策网络中一系列的行为策略。使用非线性模型预测的方法，通过车辆舒适性、法律法规、车辆安全性等三个级别的评价指标选取当前最优决策。

Ulbrich 等^[51]提出了基于部分可观测马尔科夫过程的智能车辆行为决策模型，将行为决策问题分为换道、车道保持、事件处理以及路口处理四个组成部分。决策模块应用于奥迪智能车辆当中，并参加了 2015 年国际消费类电子产品展览会（International Consumer Electronics Show, CES）展览。

智能车辆行为决策框架的选择需要兼顾效率与完备性。基于统计模型的决策框架能够考虑场景中的不确定性因素，但却存在计算效率的问题，而传统的基于规则的方法又过于简单，难以满足复杂环境下的决策需求，因此，如何建立一个合理的决策框

架, 兼顾时间与效率, 并考虑交通场景中的不确定性因素, 是行为决策中存在的一大核心问题。

1.4.2 其他车辆驾驶行为识别与预测

其他车辆驾驶行为识别与预测是智能车辆行为决策系统需要考虑的一个关键问题, 智能车辆行为决策系统需要识别交通场景中其他车辆的驾驶行为以及所表现出的驾驶意图, 并预测其未来的行驶趋势。

Hayashi 等^[52]基于车辆运动参数以及驾驶员头部监测数据, 使用动态贝叶斯网络和隐马尔科夫过程相结合的方法, 对车辆停车行为进行预测。McCall 等^[53]基于相关向量机方法, 使用车辆运动参数、驾驶员手脚操作数据预测车辆的制动行为。然而, 其他车辆驾驶员自身的特征是智能车辆所不能观测的, 故此类预测方法无法应用到智能车辆中。Gunnarsson 等^[54]基于马尔科夫链以及车辆运动学模型, 对车辆换道与车道保持行为进行预测。Kurt A.等利用有限状态机系统^[55], 对其他车辆在无信号灯十字路口的驾驶行为进行预测。Kuge 等^[56]基于隐马尔科夫过程, 使用车辆运动参数预测车辆车道保持、换道以及危险状态下换道等行为。Dagli 等^[57]使用动态贝叶斯网络, 基于车辆运动参数、前向雷达数据以及车道线信息, 预测车辆的加速、减速、车道保持、左右侧换道等行为。Berndt 等^[58]基于车辆运动参数、全局坐标位置以及包含车道路口等的精确的地图信息确定车辆路口以及车道形式的驾驶行为。

Q. Tran 等^[59]使用二维高斯过程回归对交通场景空间与时间进行独立建模以提升 Annieway 的决策能力。该项工作克服了许多模型的缺点, 例如隐马尔科夫模型^[60]和条件随机场模型^[61]等需要对于隐藏变量建模。通过该种驾驶意图的表征, 可以通过每个独立的回归模型的似然函数来识别驾驶行为。在此基础上, Q. Tran 等^[62]提供了一个特征标准化的机制, 并将高斯过程回归模型从二维轨迹模型扩展到三维空间。通过高斯过程回归得到交通场景中的时空信息, 通过比较一个新的、部分可观测并且无标定的轨迹在每一个回归模型中的似然函数可以在线进行车辆行为的识别。

为了更好地理解其他车辆的驾驶意图, M. Liebner^[63]使用了一个纵向参数行为模型表征驾驶员意图并通过贝叶斯网络对城市路口行为进行推理, 这个机制能够忽略无法推理的情形。参数模型的框架在文献^[64]中得到了描述, 在可能面临不真实观测值以及变化的多种特征集下, 能够预测任意连续的驾驶行为。压力、速度以及注视方向等特征通过大量熟练驾驶员的实验获得, 每个特征的重要性也在该研究中得以说明。由于某些研究表明, 车辆车道保持行为相对于路口转向行为更加影响车辆速度, 文献^[65]

中提出了一个能够同时处理车辆车道保持与转向行为的参数模型。一个通用的基于曲率的模型用以联系两个不同的贝叶斯网络分类算法,这使得驾驶员模型能够更好地用于车辆轨迹预测中。

由于驾驶员行为是与驾驶环境密切相关的,Klingelschmitt 等^[66]基于场景信息与在线学习的算法判别路口中其他车辆的驾驶行为以辅助智能车辆的行为决策系统。人类的思考与推理在该系统中得到了体现。

谷歌公司^[67]试图得到环境中车辆之间的交互关系,使用其他车辆行为预测与其对应的置信等级信息进行行为决策(图 1.9 (a))。智能车辆行为决策系统基于交通场景中其他车辆的行为预测,置信等级,自身车辆的运动状态,以及对应的交通环境信息对车辆进行控制。此外,驾驶员类型,例如是否激进^[68],也作为一个重要特征帮助智能车辆进行决策(图 1.9 (b))。

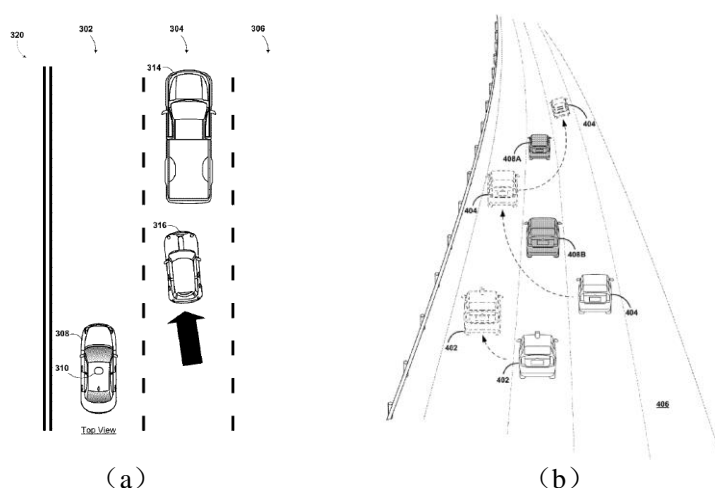


图 1.9 谷歌专利中的典型行为决策场景

交叉路口是非常复杂的城市环境,针对该种交通场景,Zhang 等人^[69]提出了基于动态贝叶斯网络的场景分析以及危险评定算法进行车辆行为决策预测,以保证通行安全。

Graf 等人^[70]提出了一种基于案例推理^[71]、高速公路场景其他车辆汇入情形下的行为预测方法,其在文献^[72]使用相似方法对路口行为进行预测。案例推理的概念在该两篇文章中得到了成功使用,这种方法与人类的思考过程非常相似。案例推理方法可以模仿人的学习过程,在线学习、更新案例库并且自动选取当前情境下最接近的案例。

当多辆智能车辆在道路上行驶时,其相互之间的协作行为非常重要,Yamada 等^[73]使用贝叶斯网络对驾驶员紧急汇入意图进行建模,可以通过贝叶斯模型来得到彼此的运动意图。如图 1.10 所示,A 车能够识别 C 车的运动意图而决定在 C 车前还是车后

汇入车流。

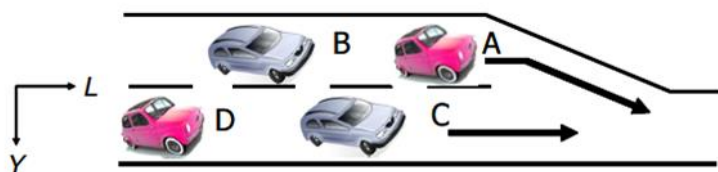


图 1.10 智能车辆 A 在 C 前或后并线案例

对于智能车辆而言，驾驶员自身的特征，例如手脚的操作，是难以观测的，故需要基于易于观测的行为参数作为预测模型的特征输入，这对其他车辆驾驶行为识别与预测模型的制定提高了难度。针对行为决策模型的需求，建立合理的其他车辆驾驶行为识别与预测模型，是提高智能车辆行为决策能力的关键。

1.4.3 面向智能车辆行为决策的多目标场景评价

智能车辆决策结果，是在一定评价标准下采取的最优解决方案。为了使智能车辆能够对其所行驶的交通场景进行判断分析，需要制定一个可供行为决策系统使用的判断、评价准则。

DARPA 挑战赛冠军“Boss”^[25]在决策选取的过程中主要考虑安全性和时效性，首先通过交通流时效性分析模块确定最佳的行驶车道，然后通过安全检查得到能否通行的最终指令。

Wei 等^[48]在预测-评价函数方法中，通过抽象车辆地图（图 1.11）以表征周围环境，并通过设计交通交互行为以实现类人的场景预测功能，车辆间距、安全距离、时间成本等因素体现在效用函数中。效用函数的目的在于得到一个仿人的行为决策评价指标。与此同时，Wei 等在文献^[74]提出了一个基于学习的方法，调整效用函数的参数以提高模型在不同环境的适应能力。



图 1.11 抽象车辆环境地图

Bai 等^[75]考虑了行人行走意图的不确定性，基于行人安全性、轨迹舒适性以及静态障碍物碰撞安全性分析了校园环境下的自动驾驶问题。Ulbrich 等^[51]将场景的态势

表达为换道可行性与有益性，可行性是安全指标，决定了智能车辆换道过程的安全，有益性是最优化指标，决定了换道过程是否有利于交通流的效率。Alexander 等^[76]基于距目标距离、车道偏离选择、最大角速度、简单策略评价函数等，建立了决策评价模型。Liu 等^[39]基于到目标位置时间、距离最大速度差值、不同时刻速度变化情况建立评价标准，衡量最优决策的选取。

尽管在评价准则的制定上已经取得了上述研究进展，然而行驶环境的评价尚未有一个通用的解决方案，如何考虑智能车辆自身的车辆特性，以及交通场景中其他车辆的驾驶行为，制定合理有效的评价准则，也是智能车辆行为决策所面临的一大核心问题。

1.5 本文研究内容与技术路线

本章介绍了论文的研究背景与意义，对国内外相关研究的现状进行了分析，并确定了研究内容。本文的研究内容根据 1.4 节所介绍的三大关键问题展开，围绕智能车辆行为决策系统的建立问题，研究制定能够考虑交通场景中其他车辆驾驶意图的行为决策模型，并在此基础上研究面向行为决策系统需求的其他车辆驾驶行为识别，交通场景未来趋势预测以及行为决策评价模型制定等子问题。

1.5.1 研究内容

第二章，构建基于有限状态机（FSM）与部分可观测马尔科夫过程（POMDP）的智能车辆行为决策模型。将智能车辆的决策过程分解为基于 FSM 的横向决策过程（如换道决策）以及基于 POMDP 的纵向决策过程（如加速、减速等速度决策）两部分。并建立了决策求解模型，将智能车辆的行为决策问题转化为其他车辆驾驶行为识别、交通场景预测、评价函数制定这三个子问题。

第三章，建立面向行为决策系统应用的其他车辆驾驶行为识别模型。首先阐述数据采集过程，包括基于 MATLAB/PreScan 的仿真数据采集以及基于比亚迪智能车辆的实车数据采集两部分。进行数据预处理以及特征选择，并建立基于高斯混合隐马尔科夫模型以及随机森林模型的驾驶行为识别模型。并且对比分析不同模型的分类效果。

第四章，构建交通场景预测模型，首先建立车辆纵向驾驶意图识别模型，根据该模型、智能车辆候选纵横向参考决策以及当前时刻智能车辆的横向决策状态，建立基于车辆协作驾驶行为的场景预测模型。

第五章，制定智能车辆行为决策评价模型。首先建立基于权重的多目标评价模型，

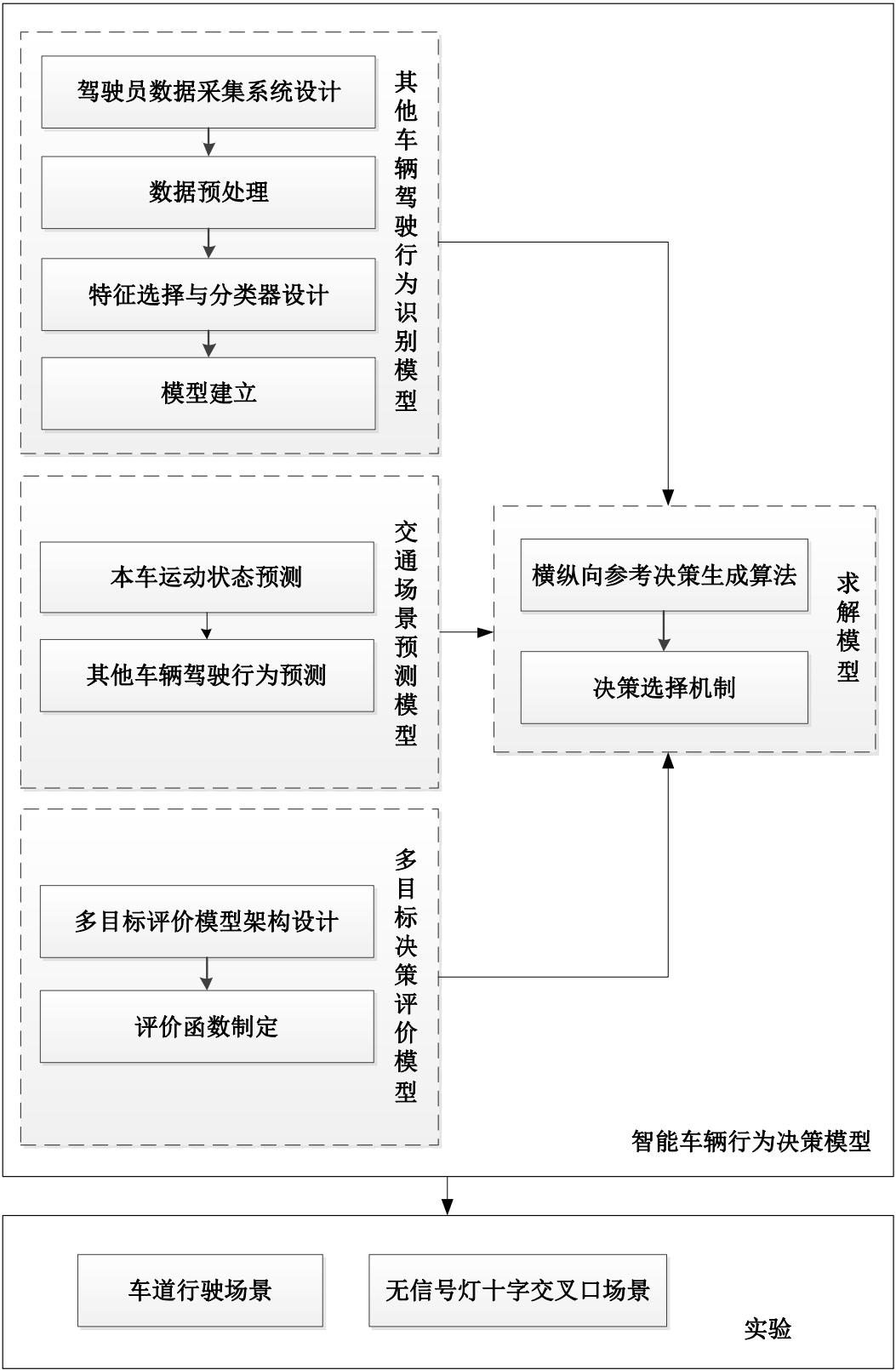
然后分别建立安全性、经济性、舒适性、时效性等评价函数，结合智能车辆横向决策状态以及场景信息，对多个评价函数进行优化。

第六章，实验与结果分析。基于 PreScan 建立智能车辆仿真系统，分别针对车道行驶与无信号灯十字路口场景进行仿真实验，对算法进行验证。将本文行为决策模型应用于比亚迪速锐智能车辆平台中，进行实车测试。

最后是总结与展望，以及阐述本文的创新点。

1.5.2 技术路线

本文的技术路线如图 1.12 所示，首先建立智能车辆行为决策理论模型（第二章），然后建立相对应的决策求解模型（第二章），将行为决策问题转化为建立其他车辆驾驶行为识别模型（第三章）、交通场景预测模型（第四章）以及多目标决策评价模型（第五章）三个子问题，最后针对车道行驶与无信号灯十字路口两个典型场景，进行实验验证（第六章）。



1.5.3 论文中算法的术语

本节对本论文中所使用的一些术语及其在论文中所表达的意义进行简要的解释和说明。

（1）行为决策

本文中行为决策对应横向决策与纵向决策两个过程。横向决策表示车道级的驾驶行为选择过程，如换道与车道保持行为之间的选择问题。纵向决策表示基于横向决策策略的纵向加减速决策问题，一定预测周期内的纵向决策问题相当于速度规划问题，本文中车与车之间的协作通行主要依靠纵向决策实现。

（2）驾驶行为

驾驶行为是指车辆表现出的行驶动作。例如车道保持行为、换道行为、加速、减速行为。本文将驾驶行为分为横向驾驶行为与纵向驾驶行为两大类。横向驾驶行为表示换道与车道保持这两种车道级的驾驶行为，纵向驾驶行为表示车辆加减速等与速度调整相关的驾驶行为。

（3）驾驶意图

驾驶意图是指车辆的行驶趋势，也就是车辆未来时刻将采取的驾驶行为（在预测时刻之后的未来时刻）。例如车辆的让行意图。

（4）驾驶行为识别

驾驶行为识别是指识别此刻车辆正在执行的驾驶行为，如车辆换道、车道保持或加速、减速、匀速行驶等驾驶行为。

（5）驾驶意图识别

驾驶意图识别表示识别此刻车辆的驾驶意图，即车辆此刻将要执行的驾驶行为。

（6）驾驶行为预测

驾驶行为预测表示预测车辆在某时刻后的一定预测周期内的行驶趋势，即预测该周期内每一时刻车辆的行驶状态。

（7）其他车辆

其他车辆是指交通场景中，除了所控制的智能车辆之外的车辆。

第二章 基于 FSM 与 POMDP 的智能车辆行为决策模型

为满足智能车辆在城区动态环境中安全有效行驶的需求，首先需要建立一个合理的行为决策模型。智能车辆行为决策模型需要考虑交通场景中其他交通要素（本文中针对其他车辆）的驾驶意图、智能车辆自身驾驶行为对其他车辆的影响等不确定因素，并能够输出稳定、有效的决策指令。

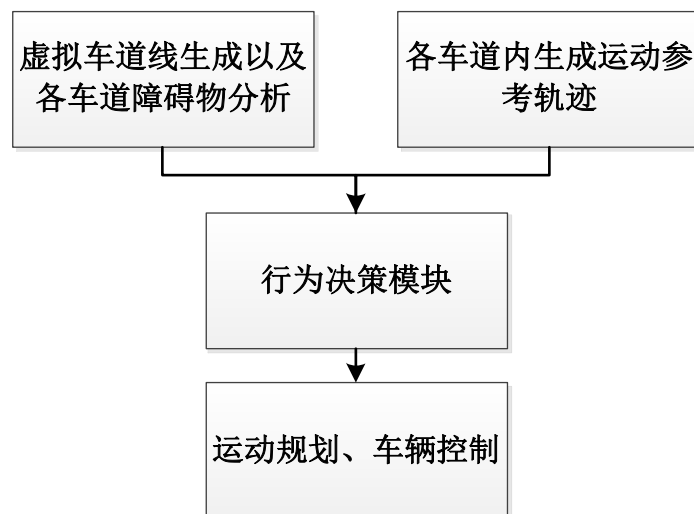
本章首先介绍本文所针对的交通场景（车道行驶以及无信号灯十字路口场景），并将复杂的行为决策问题分解为横、纵向决策两个子问题。结合车辆自身的行驶特点，分析车辆行驶可能面临的有限种行驶状态，以此建立基于有限状态机（Finite State Machine, FSM）的横向决策模型。考虑其他车辆驾驶意图的不确定性，建立基于部分可观测马尔科夫过程（Partially Observable Markov Decision Process, POMDP）的纵向决策模型。最终建立一个包含多种不确定因素的行为决策模型，使智能车辆能够考虑道路中其他车辆的驾驶意图，安全有效行驶。

2.1 智能车辆总体规划框架与典型场景描述

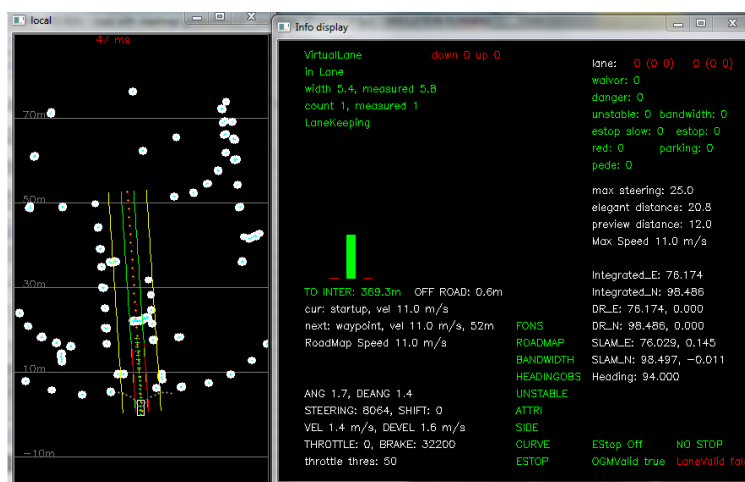
城区交通环境十分复杂，道路中具有人、车、路等各类交通要素以及相应要素行为、智能车辆感知精度等不确定因素。在这种复杂环境中，智能车辆的行驶需要满足如下几点要求：首先是安全性，智能车辆需要确保自身以及道路参与者的安全。其次，智能车辆作为交通流的一部分，具有社会性，在行驶过程中，所做出的驾驶行为应该是可以被其他车辆理解的。此外，车辆做出的决策应该是符合人类驾驶习惯并且可以被预测的。

本文在课题组基于虚拟车道线的规划方法基础之上建立决策模型，在有车道线的区域，车道线检测结果即为虚拟车道线结果，在车道线检测不准或者没有车道线的区域，环境感知模块根据路沿检测结果以及电子地图信息，生成虚拟车道线以实现统一的环境模型。在该框架下，使用车道线约束限制智能车辆的驾驶行为。在车道约束下，智能车辆的驾驶行为被限定为车道保持与换道两种，可以避免方向盘产生过大的摆动。智能车辆规划框架如图 2.1 所示，2.1（a）为规划流程图，首先基于路网中可通行区域分析以及车道线检测结果的修正，生成虚拟车道线（如图 2.1（b）左侧黄色与绿色直线），并得到每个虚拟车道中的障碍物位置、速度等信息。此后，考虑车辆运动学约束，不考虑动态障碍物的情况下，生成各虚拟车道内的运动参考轨迹。以上信息输入行为决策模块，行为决策模块根据环境信息以及轨迹信息，生成与参考轨迹相

对应的换道、车道保持、加速、减速等决策指令（图 2.1（b）中显示输出），运动规划模块根据行为决策结果优化生成车辆的横纵向控制量并发送给车辆控制器控制智能车辆行驶。



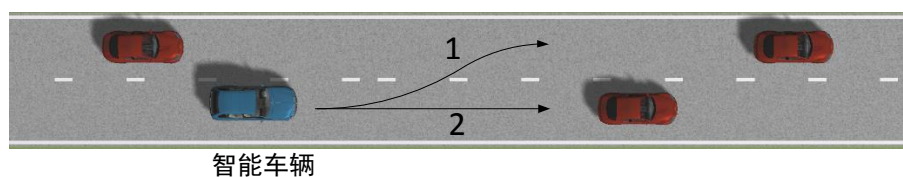
（a）规划流程图



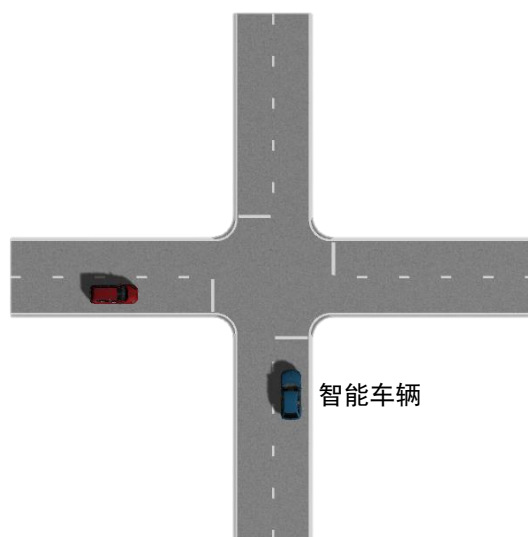
（b）虚拟车道线规划程序结果

图 2.1 智能车辆规划系统框架

本课题针对城区环境中的两个典型工况，车道行驶（图 2.2（a））与无信号灯十字路口（图 2.2（b））开展研究。以上两个场景的共同点在于，智能车辆需要产生合理的决策指令，与场景中其他车辆协作行驶。对于无信号灯十字路口，不同于可以按照信号灯指示通行的信号灯路口，需要考虑其他方向上其他车辆的驾驶行为，以及潜在的其他车辆违反交通规则的情形。



(a) 车道行驶场景



(b) 无信号灯十字路口场景

图 2.2 智能车辆城区典型行驶场景

对于车道行驶场景，智能车辆有换道和车道保持（图 2.2（a）中轨迹 1 与 2）两种横向决策可以选择，对应换道或车道保持的横向驾驶行为，还存在一个加速、减速、匀速行驶的问题，也就是纵向的速度选择问题。对于无信号灯十字路口场景，智能车辆的横向驾驶行为（即左转、右转、直行等）是由智能车辆全局规划给出。在此基础上，本文引入虚拟车道线的概念，将智能车辆路口通行限定在同一车道内，由于此时智能车辆运动轨迹是稳定的，通过轨迹跟踪算法，可以调整前轮偏角，跟踪目标车道行驶。故智能车辆只需通过速度调整与其他方向的车辆协作通行。

综上所述，智能车辆在无信号灯十字交叉口的通行过程，只需要进行速度决策，这与车道行驶过程中的速度行为选择是一致的，本文将以上两者统称为纵向决策过程，即给定车辆运行轨迹时的速度规划问题。而将换道与车道保持之间的行为选择称为横向决策过程，也就是参考轨迹的选择问题。

2.2 基于 FSM 的横向决策模型

有限状态机（FSM）^[77]记录了在一个时间段内从开始到结束过程中研究对象发生

的事件及发生事件的原因。在使用有限状态机时应遵循一些基本假设：①系统的状态是有限的，可列出的，切实固定的。②状态间的转移是瞬时的。

状态机通常包括四个要素，状态、事件、转移条件及动作。状态揭示了研究对象在这一时间段内存在的一些状况；事件使状态发生转移，由一种状态变成另一种；转移条件即为从这一状态变为另一种状态所需要的条件；动作包括了进入、退出、输入和转移等。有限状态机可表示为 $(\Psi, \Gamma, S, s_0, \delta, F)$ ，其中 Ψ 为输入集， Γ 为输出集， S 为状态集， s_0 为系统的初始状态，是 S 中的元素， δ 是状态转移函数： $\delta: S \times \Sigma \rightarrow S$ 。 F 是输出函数。

智能车辆横向驾驶行为的数量是有限的^[78]，本文将智能车辆的横向驾驶行为定义为车道保持、换道准备与换道。横向决策模型决定了智能车辆保持当前车道行驶或者换道到相邻车道。

由于横向驾驶行为的数量是有限的，本文使用有限状态机模型表示横向决策过程。决策模块使用的有限状态机系统如图 2.3 所示。针对路口场景，由于交通法规定，车辆在弯道及路口不允许换道，因此无信号灯十字交叉口的决策行为将限定在车道保持的框架下，而仅仅通过位置判断是否进入路口以进行模式切换。

车道保持状态时，智能车辆将稳定在本车道内行驶，这有利于智能车辆相对其他车道车辆的行驶安全。与此同时，引入换道准备状态，避免智能车辆突然的换道行为对其他车辆的行驶风险。当满足条件 1 时，由车道保持状态转移到换道准备状态。在换道准备状态下，规划系统继续驱动智能车辆跟随本车道行驶，同时通过转向灯信号向其他行驶车辆传达智能车辆换道意图。如果条件 1 不再满足或者智能车辆安全驾驶员中断了换道行为，智能车辆的驾驶状态将返回车道保持。换道准备状态的存在对于建立一个连续、有效的规划系统十分重要。在动态环境中，它避免了突然的换道动作，降低了安全风险。

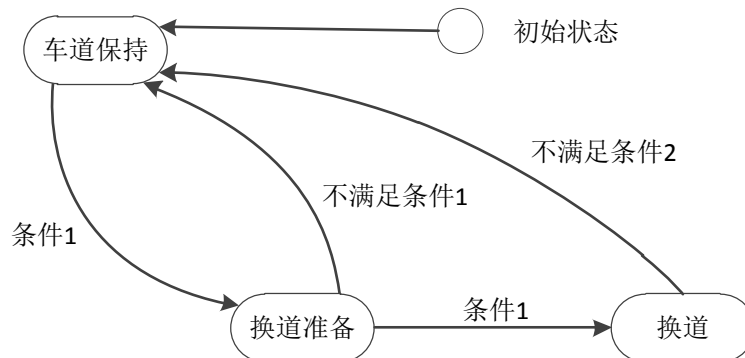


图 2.3 换道决策状态机

如果一段时间内条件 1 均满足，将进行换道决策并切换至换道状态。在换道状态下，局部规划系统将目标车道作为预跟踪的参考车道，并且保存当前车道的信息。当不满足换道条件 2 时，局部规划系统将强制返回车道保持状态，此时，当前车道将更新为参考车道。设置条件 2 弱于条件 1 以避免由于感知误差造成的决策波动问题。当智能车辆到达目标车道时，规划系统将进行更新，目标车道将更新为当前车道，同时将驾驶状态更新为车道保持以完成完整的换道行为。

此时，智能车辆的横向决策问题转变为换道条件的选取问题。由于横纵向决策存在一定的耦合性，如果耦合考虑纵横向决策，会存在计算效率的问题，很难与环境其他车辆进行有效交互，同时决策模块需要考虑运动规划模块的执行能力。故本文使用在同一规划周期内先进行纵向决策后进行横向决策的方法，首先生成有限条参考轨迹，每条轨迹都对应着相应的横向决策状态。此后，基于纵向决策模型，求解纵向最优决策以及相对应的评价函数奖励值，进而比较不同横向决策奖励值，以确定是否进行状态转移。在该框架下，智能车辆的横向决策问题转换为已知不同参考轨迹下，纵向决策的比较问题。

2.3 基于 POMDP 的纵向决策模型

根据上一小节对智能车辆行为决策问题的分析，将智能车辆的决策生成问题，转换为纵向决策的比较问题，本节将介绍智能车辆纵向决策模型，也就是当参考轨迹给定时参考速度决策生成过程。本节使用部分可观测马尔科夫过程^[79, 80] (POMDP)，建立智能车辆纵向决策模型。

2.3.1 POMDP 简介

POMDP 模型可以被表示为一个七元组 $\{S, A, T, Z, O, R, \gamma\}$ ，

其中各元素的定义如下：

S ：表示状态空间； A ：表示动作空间； Z ：表示观测空间，

状态转移函数 $T(s', a, s) = \Pr(s' | s, a)$ ：表示在状态 $s \in S$ 时通过动作 $a \in A$ 到达状态 $s' \in S$ 的状态转移概率，

观测函数 $O(z, s', a) = \Pr(z | s', a)$ ：表示通过动作 $a \in A$ 到达终止状态 $s' \in S$ 时所获取的观测值 $z \in Z$ 的概率。

奖励函数 $R(s, a)$ ：计算在状态 s 时采用动作 a 所获取的每一个瞬时的奖励值。

$\gamma \in [0, 1]$ ：表示折扣因子，用来平衡当前的与将来时刻的奖励值的关系。

因为系统中存在部分可观测的状态,例如驾驶意图,需要维持一个信念空间 $b \in \mathcal{B}$ 。信念更新函数定义为:

$$b' = \tau(b, a, z) \quad (2.1)$$

如果一个智能体采用了动作 a 并且得到了观测值 z , 新的信念空间 b' 可以通过贝叶斯定理得到:

$$b'(s') = \eta O(s', a, z) \sum_{s \in \mathcal{S}} T(s, a, s') b(s) \quad (2.2)$$

在这里,

$\eta = 1 / \sum_{s' \in \mathcal{S}} O(s', a, z) \sum_{s \in \mathcal{S}} T(s, a, s') b(s)$, 是一个归一化常量.

POMDP 规划中一个重要的概念是策略, 一个策略 π 可以对应行为 $a = \pi(b)$, 其中 b 代表信念空间。为了求解 POMDP, 需要求取需要能够最大化奖励值的最优策略 π^* :

$$\pi^* = \underset{\pi}{\operatorname{argmax}} (E(\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(s_t, \pi(b_t)) | b_0, \pi)) \quad (2.3)$$

在这里, b_0 是信念空间的初始值。

2.3.2 基于 POMDP 的智能车辆纵向决策模型

本小节将借助 POMDP, 对智能车辆的纵向决策过程建模, 将分别从状态空间、动作空间、观测空间、状态转移模型、观测模型以及奖励函数进行介绍。

(1) 状态空间

由于马尔科夫特性, 决策过程需要将足够的信息包含在状态空间 \mathcal{S} 中。状态空间应该包含上个规划周期里交通场景中全部车辆的位置 $[x, y]$, 速度 v , 航向 θ , 上一规划周期内的平均角速度 yaw_{ave} 以及平均加速度 a_{ave} 。对于交通场景中的有人驾驶车辆, 还需要包含横向与纵向驾驶意图 $[I_{lat}, I_{lon}]$, 以便进行状态转移函数的建模。在这里, 横向驾驶意图 I_{lat} 表示与横向决策对应的驾驶行为, 例如车辆的换道行为, 以及路口区域其他车辆的左转、右转、直行行为。而纵向驾驶意图 I_{lon} 在这里指代与车辆纵向决策有关的驾驶意图, 例如车辆之间是否让行这一交互行为。道路信息作为静态的参考信息, 不加入状态空间。

因此, 联合状态 $s \in \mathcal{S}$ 可以被描述为

$$s = [s_{host}, s_1, s_2, \dots, s_N]^T \quad (2.4)$$

其中:

s_{host} : 表示智能车辆的运动状态;

$s_i, i \in \{1, 2, 3, \dots, N\}$: 表示交通场景中其他车辆的运动状态,

N : 表示其他车辆的数量。

将测量状态定义为：

$$x = [x, y, \theta, v, a_{ave}, yaw_{ave}]^T \quad (2.5)$$

包含有车辆位置、航向角、速度、加速度以及角速度。因此智能车辆的状态可以定义为：

$$s_{host} = x_{host} \quad (2.6)$$

而其他车辆的状态 s_i 则需要包含其驾驶意图，故定义为：

$$s_i = [x_i, I_{lat,i}, I_{lon,i}]^T \quad (2.7)$$

基于智能车辆的感知系统以及车间通信（Vehicle-to-vehicle, V2V）传感器的逐步推广，本文中假定测量状态 x 是可以观测的。由于传感器的误差很小，在测量状态下，本文不对观测误差建模。但是其他车辆的驾驶意图是无法直接观测得到的，故将其视为部分可观测状态。驾驶意图需要基于观测的测量数据以及预测模型预测得到。

（2）动作空间

本文中的智能车辆纵向决策系统在给定参考轨迹的情况下，生成合理的行驶速度曲线。在无信号灯十字交叉口区域与车道行驶场景下，智能车辆均需要沿着给定的全局/局部期望路径行驶，此时，纵向决策系统只需要生成期望速度指令并发送给控制层。而针对参考路径可能不是直线的问题，转向控制模块可以使用纯跟踪^[81]、模型预测控制^[82]等方法调整前轮偏角以跟踪参考轨迹。因此，定义动作空间 \mathcal{A} 为离散集：

$$\mathcal{A} = [\text{acc}, \text{dec}, \text{con}] \quad (2.8)$$

acc ， dec ， con 分别代表有加速、减速以及匀速行驶命令。而在预测周期内全部规划时刻动作指令的组合，即为智能车辆的参考速度曲线。

（3）观测空间

观测空间对应于传感器的观测量。与联合状态空间相似，将观测空间定义为：

$$z = [z_{host}, z_1, z_2, \dots, z_N]^T \quad (2.9)$$

其中 z_{host} 和 z_i ：分别表示智能车辆和其他车辆的观测值。

由于本文中不涉及对传感器测量误差的分析，故在此空间中忽略测量误差带来的影响。而加速度以及角速度可以通过前后帧的速度和转向角计算得到。

（4）状态转移模型

在状态转移过程中，需要对状态转移概率 $\text{Pr}(s'/s, a)$ 建模，以确定智能车辆未来时刻的运动状态以及其他车辆的运动趋势。这个概率由场景中的每个目标元素所决定。根据全概率公式^[83]，所以状态转移概率可以分解为：

$$\Pr(s' / s, a) = \Pr(s'_{host} / s_{host}, a_{host}) \prod_{i=1}^N \Pr(s'_i | s_i) \quad (2.10)$$

在决策过程中，不需要考虑复杂的车辆动力学模型。因此智能车辆在动作 a 时的运动状态 $\Pr(s'_{host} / s_{host}, a_{host})$ 可以表示为下式：

$$\begin{cases} x' = x + (v + a\Delta t / 2)\Delta t \cos(\theta + \Delta\theta) \\ y' = y + (v + a\Delta t / 2)\Delta t \sin(\theta + \Delta\theta) \\ \theta' = \theta + \Delta\theta \\ v' = v + a\Delta t \\ yaw'_{ave} = \Delta\theta / \Delta t \\ a'_{ave} = a \end{cases} \quad (2.11)$$

此时，关键问题就转换为求解 $\Pr(s'_i | s_i)$ ，也就是其他车辆的状态转移概率。基于全概率公式， $\Pr(s'_i | s_i)$ 可以分解为：

$$\Pr(s'_i | s_i) = \sum_{a_i} \Pr(s'_i | s_i, a_i) \Pr(a_i | s_i) \quad (2.12)$$

此时，只需计算给定动作 a_i 时的状态转移概率 $\Pr(s'_i | s_i, a_i)$ ，以及状态 s_i 下选择这个动作的概率 $\Pr(a_i | s_i)$ 。

由于其他车辆的状态 $s_i = [x_i, I_i]$ 。概率 $\Pr(s'_i | s_i, a_i)$ 可以表示为

$$\begin{aligned} \Pr(s'_i | s_i, a_i) &= \Pr(x'_i, I'_i | x_i, I_i, a_i) \\ &= \Pr(x'_i | x_i, I_i, a_i) \Pr(I'_i | x'_i, x_i, I_i, a_i) \end{aligned} \quad (2.13)$$

在一个特定的动作 a_i 时， $\Pr(x'_i | x_i, I_i, a_i)$ 等价于 $\Pr(x'_i | x_i, I_{lat,i}, a_i)$ 。本文将横向驾驶意图 $I_{lat,i}$ 看作一个目标驱动的行为，假定这种行为不会在驾驶过程中改变。所以当与横向驾驶意图 $I_{lat,i}$ 相对应的参考路径给定时， $\Pr(x'_i | x_i, I_{lat,i}, a_i)$ 等价于 $\Pr(x'_i | x_i, a_i)$ 。使用式 (2.11)，可以求得 $\Pr(x'_i | x_i, a_i)$ 的值。

剩余的计算 $\Pr(s'_i | s_i, a_i)$ 的问题就是处理 $\Pr(I'_i | x'_i, x_i, I_i, a_i)$ 。由于横向驾驶意图 $I'_{lat,i}$ 被假定为固定的常量。并且纵向驾驶意图 $I'_{lon,i}$ 在每一个计算过程中不被更新，仅当观测空间中新的量输入时才进行更新。故此时该项概率值为 1。

在对 $\Pr(s'_i | s_i, a_i)$ 建模之后，剩余的问题是计算其他车辆未来动作的概率 $\Pr(a_i | s_i)$ ，该问题将在第四章交通场景预测模型中进行详细分析。

(5) 观测模型

观测模型用于模拟传感器测量过程。其他车辆的驾驶意图在该过程中进行更新。基于条件独立的假设观测模型可以根据下式计算：

$$\Pr(z / a, s') = \Pr(z_{host} / s'_{host}) \prod_{i=1}^N \Pr(z_i | s'_i) \quad (2.14)$$

智能车辆的观测函数可以定义为：

$$\Pr(z_{host} / s'_{host}) \sim \mathcal{N}(z_{host} | x'_{host}, \Sigma_{z_{host}}) \quad (2.15)$$

考虑到传感器的误差很小，并且由于车间通信传感器的引入，进一步降低了传感器误差的影响，故本文不对该因素进行讨论，协方差矩阵 $\Sigma_{z_{host}}$ 设为零矩阵。

其他车辆的观测值取决于他们的行驶意图。由于不考虑观测误差，测量状态中的值与状态空间中的相应量是相同的。然而，其他车辆的驾驶意图会随着测量状态的更新而改变，并进而影响未来预测周期中的观测值。

(6) 奖励函数

候选策略的选择需要基于不同的评价准则。智能车辆应该在满足安全性、舒适性、时效性等需求的同时，遵守交通规则。如公式 2.16 所示， $R(s, a)$ 基于权重的奖励函数，在这里 μ_i 是权重系数，关于奖励函数的具体制定以及智能车辆行驶目标的选取，将在第五章详细讨论。

$$\begin{aligned} R(s, a) = & \mu_1 R_{safety}(s, a) + \mu_2 R_{time}(s, a) + \mu_3 R_{law}(s, a) \\ & + \mu_4 R_{comfort}(s, a) + \mu_5 R_{economy}(s, a) + \mu_6 R_{task}(s, a) \end{aligned} \quad (2.16)$$

2.4 决策求解模型

基于 POMDP，虽然能够建立相对完备的智能车辆行为决策模型，然而传统的 POMDP 方法存在计算效率问题，对于 N 个预测周期，系统的计算复杂度为 $\mathcal{O}(|\mathcal{A}|^N |\mathcal{Z}|^N)$ [75]，这限制了该方法的实际应用。本文考虑智能车辆行驶特点，提出基于策略生成与策略选择的求解方法。如图 2.4 所示，将 POMDP 中的动作空间简化为解耦的横纵向参考策略生成模型，状态转移模型简化为交通场景预测模型。

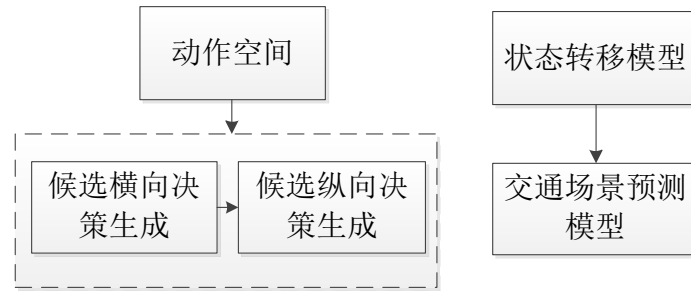


图 2.4 POMDP 模型简化示意图

首先，针对横向决策问题，生成不同策略对应车道内的参考运动轨迹。其次，针对纵向决策问题，一定预测周期内的纵向决策问题可以通过求解离散空间的速度规划问题得到解决。考虑到舒适性等约束条件，建立给定横向决策参考轨迹时的纵向参考策略生成模型，产生纵向速度、加速度序列。最后，通过建立交通场景预测模型（即第四章研究内容），简化状态转移模型，使每一条候选策略对应确定性的场景预测情

形，简化了系统的复杂度，进而可以通过比较不同候选决策的累计奖励函数值大小以选取最终决策结果。

2.4.1 基于五次多项式曲线的智能车辆横向决策参考轨迹生成方法

由于智能车辆横向决策与运动轨迹紧密相关，本文使用不考虑动态障碍物时的参考运动轨迹表征智能车辆的横向决策。在参考轨迹下智能车辆能够安全行驶即可证明该轨迹对应的横向决策的可行性。此时，不同横向决策的比较问题转换为不同参考轨迹的选择问题。智能车辆换道轨迹需要满足如下要求：首先，换道轨迹在纵向与横向上都应满足平滑过渡、无尖点、无突变点的要求；其次，换道轨迹应力求一阶可导且连续，在起点与终点导数为 0；第三，换道轨迹应力求二阶可导，并且在起点与终点处导数为 0；最后，换道轨迹应力求各点曲率大小满足车辆安全行驶条件。

考虑上述要求，本文选用基于多项式的理想轨迹规划方法。根据车辆的初始状态和目标状态规划理想换道轨迹，使车辆在指定时间内到达相邻车道完成换道。曲线存在受道路几何结构的限制，并且能充分描述车辆从起始位置过渡到目标位置整个过程的动态特性。

令 (x, y) 为车辆位置， θ 为航向角， L 为轴距， δ 为前轮偏角。根据文献^[84]，满足车辆运动微分方程的曲线可以用 $n(n \geq 3)$ 次多项式参数方程描述。多项式参数方程将车辆位置表示为无量纲参数 u 的多项式方程形式：

$$\begin{cases} x = x(u) \\ y = y(u) \\ u \in [0, 1] \end{cases} \quad (2.17)$$

$(x(0), y(0))$ 表示起点坐标， $(x(1), y(1))$ 表示终点坐标。参数方程将求解行驶曲线的问题转化为求解参数方程系数的问题。根据车辆当前位姿 $(x_A, y_A, \delta_A, \theta_A)$ 和目标位姿 $(x_B, y_B, \delta_B, \theta_B)$ ，有边界条件：

$$x(0) = x_A, x(1) = x_B \quad (2.18)$$

$$y(0) = y_A, y(1) = y_B \quad (2.19)$$

$$\delta(0) = \delta_A, \delta(1) = \delta_B \quad (2.20)$$

$$\frac{\begin{bmatrix} \dot{x}(0) \\ \dot{y}(0) \end{bmatrix}}{\sqrt{\dot{x}^2(0) + \dot{y}^2(0)}} = \begin{bmatrix} \cos \theta_A \\ \sin \theta_A \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

$$\frac{\begin{bmatrix} \dot{x}(1) \\ \dot{y}(1) \end{bmatrix}}{\sqrt{x^2(1) + y^2(1)}} = \begin{bmatrix} \cos \theta_B \\ \sin \theta_B \end{bmatrix} \quad (2.22)$$

上述边界条件能够唯一地确定 3 次多项式参数方程的解。为了使行驶曲线具有更多的自由度，同时减少曲线上的冲击度，选择使用 5 次多项式参数方程对行驶曲线进行建模：

$$x(u) = x_0 + x_1 u + x_2 u^2 + x_3 u^3 + x_4 u^4 + x_5 u^5 \quad (2.23)$$

$$y(u) = y_0 + y_1 u + y_2 u^2 + y_3 u^3 + y_4 u^4 + y_5 u^5 \quad (2.24)$$

求解该方程组需要额外的调节参数 $[\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4]$ ，根据文献^[84, 85]，参数方程系数可以表示为：

$$x_0 = x_A \quad (2.25)$$

$$x_1 = \eta_1 \cos \theta_A \quad (2.26)$$

$$x_2 = \frac{1}{2}(\eta_3 \cos \theta_A - \eta_1^2 \delta_A \sin \theta_A) \quad (2.27)$$

$$x_3 = 10(x_B - x_A) - (6\eta_1 + \frac{3}{2}\eta_3) \cos \theta_A - (4\eta_2 - \frac{1}{2}\eta_4) \cos \theta_B + \frac{3}{2}\eta_1^2 \delta_A \sin \theta_A - \frac{1}{2}\eta_2^2 \delta_B \sin \theta_B \quad (2.28)$$

$$x_4 = -15(x_B - x_A) + (8\eta_1 + \frac{3}{2}\eta_3) \cos \theta_A + (7\eta_2 - \eta_4) \cos \theta_B - \frac{3}{2}\eta_1^2 \delta_A \sin \theta_A + \eta_2^2 \delta_B \sin \theta_B \quad (2.29)$$

$$x_5 = 6(x_B - x_A) - (3\eta_1 + \frac{1}{2}\eta_3) \cos \theta_A - (3\eta_2 - \frac{1}{2}\eta_4) \cos \theta_B + \frac{1}{2}\eta_1^2 \delta_A \sin \theta_A - \frac{1}{2}\eta_2^2 \delta_B \sin \theta_B \quad (2.30)$$

$$y_0 = y_A \quad (2.31)$$

$$y_1 = \eta_1 \sin \theta_A \quad (2.32)$$

$$y_2 = \frac{1}{2}(\eta_3 \sin \theta_A + \eta_1^2 \delta_A \cos \theta_A) \quad (2.33)$$

$$y_3 = 10(y_B - y_A) - (6\eta_1 + \frac{3}{2}\eta_3) \sin \theta_A - (4\eta_2 - \frac{1}{2}\eta_4) \sin \theta_B - \frac{3}{2}\eta_1^2 \delta_A \cos \theta_A + \frac{1}{2}\eta_2^2 \delta_B \sin \theta_B \quad (2.34)$$

$$y_4 = -15(y_B - y_A) + (8\eta_1 + \frac{3}{2}\eta_3) \sin \theta_A + (7\eta_2 - \eta_4) \sin \theta_B + \frac{3}{2}\eta_1^2 \delta_A \cos \theta_A - \eta_2^2 \delta_B \cos \theta_B \quad (2.35)$$

$$y_5 = 6(y_B - y_A) - (3\eta_1 + \frac{1}{2}\eta_3) \sin \theta_A - (3\eta_2 - \frac{1}{2}\eta_4) \sin \theta_B - \frac{1}{2}\eta_1^2 \delta_A \cos \theta_A + \frac{1}{2}\eta_2^2 \delta_B \cos \theta_B \quad (2.36)$$

根据上述方程，当系数 $[\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4]$ 选定后，即可得到相应五次曲线的相应轨迹。考虑到换道起点即为智能车辆的当前位置，而换道终点需要自行确定，如果遍历所有的可能终点搜索求取，那么计算量将相当巨大，由于行为决策模块并不需要给出十分精确的最优轨迹，考虑到道路限速与换道时间需求，所以本文将起终点纵向距离离散为 $D=[20, 40, 60, 80, 100, 120]$ （米），而终点横向位置则根据目标车道的选择情况，选取目标车道中心线所处位置作为横向目标终点。进而可以分别求取不同换道距离下的换道参考轨迹。图2.5为参考轨迹示意图，此时系数 $[\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4]$ 设置为 $[25, 25, -45, 45]$ 。

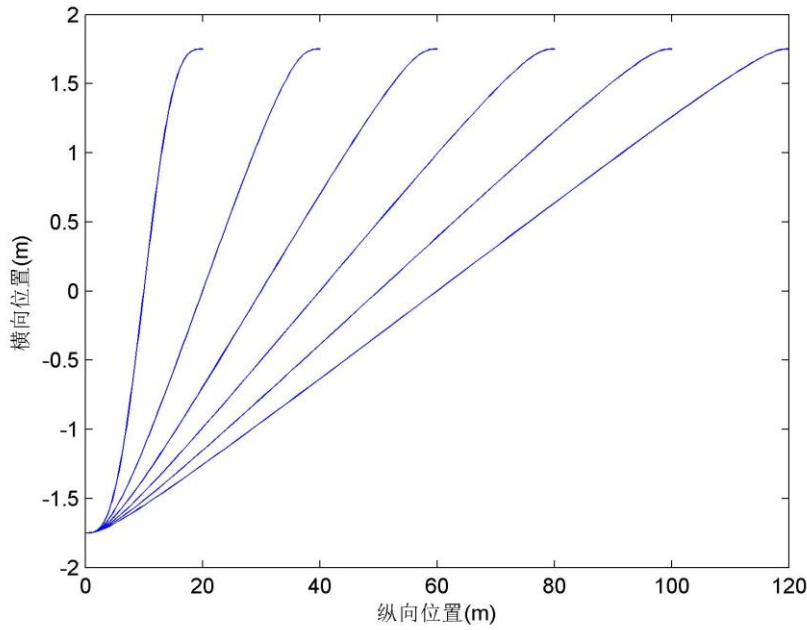


图 2.5 基于五次曲线的横向决策参考轨迹

2.4.2 考虑舒适性约束的纵向参考决策生成方法

当参考轨迹确定后，需要生成参考纵向驾驶策略，即参考速度曲线的设计。智能车辆的行驶需要满足很多约束，在参考曲线的生成环节，由于不考虑环境中的动态障碍物，此时的速度曲线选取主要考虑舒适性的需求。因此，除了紧急制动之外，约束加速度的大小以确保舒适。其次，在这个过程中考虑速度限制条件。当智能车辆达到道路限速值时，避免加速指令的产生。此外，考虑到舒适性的需求，加速度变化应该尽量减少，即尽可能保证纵向冲击度最小。

根据以上需求，将参考速度曲线划分为三个时间段^[50]。前两个时间段类似于保持恒定的加减速速度，而在第三个时间段中匀速行驶。本节使用 t_1, t_2, t_3 代表这三个片段的时间。为了舒适性的需求，加速度限定在 -4 m/s^2 到 2 m/s^2 之间。图 2.6 为参考策略生成的一个例子，此时加速度离散为动作集 $[-0.5, 0.5, 0]$ 的倍数，可以得到候选的加速度、

速度轨迹。图 2.6 (a) 为加速度策略曲线，而图 2.6 (b) 为对应的速度策略曲线。以图 2.6 (a) (b) 中黑色粗线为例，此时预测时间间隔为 0.5s，预测时域为 8s，起始速度为 12m/s 而终点速度为 10m/s。黑色粗线为其中的一个策略。在最初 3s，智能车辆以 -3.5m/s^2 大小的加速度减速行驶，紧接着以 2m/s^2 加速度加速行驶，而在最后一秒匀速前进。在这个例子中，共生成了 109 条候选策略，这保证了系统重规划的时效性。

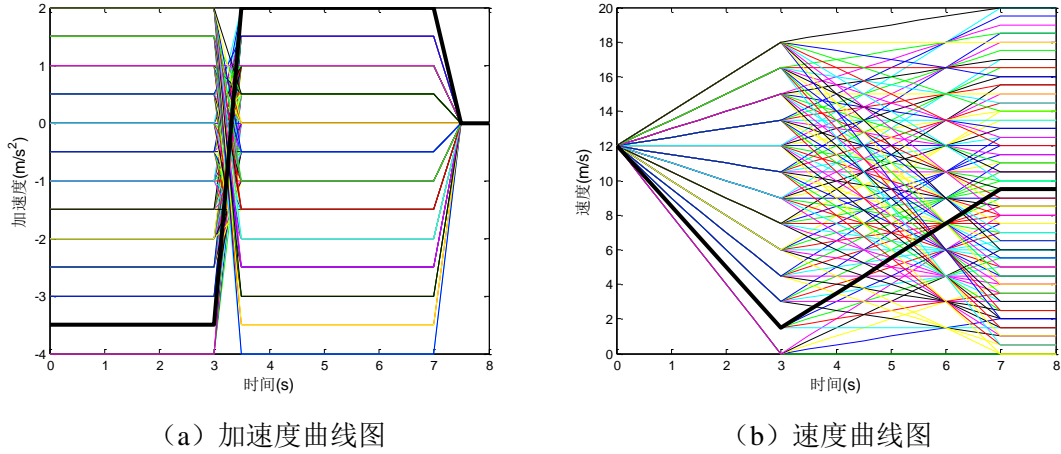


图 2.6 参考策略生成曲线图

2.4.3 决策模型求解过程

决策的求解过程包含了纵向决策求解以及横向决策选择两个部分。纵向决策求解过程，包含了与其他车辆的交互行驶过程，根据纵向的决策结果，最终选取最优横向决策。

(1) 纵向决策求解

纵向决策的求解过程，伪代码如图 2.7 所示，首先根据智能车辆当前运动状态，在给定预测周期 H 、预测步长 Δt 下，生成候选策略集 P 。对于每一条候选策略，在每一个预测周期内，首先根据候选策略更新智能车辆在下一个预测时刻的运动状态，随后根据智能车辆当前与下一预测时刻的运动状态、其他车辆当前的运动状态、智能车辆所处的横向决策状态以及此时其他车辆的驾驶意图，预测此时其他车辆的驾驶行为，进而更新其他车辆在下一预测时刻的运动状态，并更新下一预测时刻其他车辆的横纵向驾驶意图。循环该过程，得到每一条候选策略中每一个时刻智能车辆与场景中其他车辆的运动状态，进而计算每条策略的累计奖励值。最终选取累计奖励值最大的候选策略作为最优纵向决策。

在该过程中，存在场景预测与场景评价两个子问题，场景预测过程如图 2.8 所示，

根据智能车辆与其他车辆 t 时刻的行驶状态，预测其他车辆的驾驶意图，并结合智能车辆该时刻的参考策略，预测智能车辆与其他车辆在 $t+1$ 时刻的行驶状态。循环该过程可以得到预测周期内每个时刻智能车辆与其他车辆的行驶状态。在该过程中，存在其他车辆驾驶行为识别以及交通场景预测模型构建两个子问题，将在第三、四章分别讨论。场景评价过程如图 2.9 所示，根据每个预测时刻智能车辆与其他车辆行驶状态，得到当前的评价奖励值。其中存在的多目标决策评价模型的制定问题将在第五章进行讨论。

```

Input :
  Predict horizon  $H$ , timestep  $\Delta t$ ,
  Current states :  $s_{host} = x_{host}, s_{human} = [x_{human}, I_{human}]$ 
1:  $P \leftarrow \text{generatepolicysets}()$ 
2: foreach  $\pi_k \in P$ , do
3:   for  $i = 1$  to  $H / \Delta t$ , do
4:      $a_{host} \leftarrow \pi_k(i)$ 
5:      $s'_{host} \leftarrow \text{updatestate}(s_{host}, a_{host})$ 
6:      $a_{human} \leftarrow \text{predictactions}(s'_{host}, s_{host}, s_{human}, I_{human})$ 
7:      $x'_{human} \leftarrow \text{updatestate}(x_{human}, a_{human})$ 
8:      $I'_{human} \leftarrow \text{updateintention}(s'_{host}, x'_{human})$ 
9:      $s'_{human} \leftarrow [x'_{human}, I'_{human}]$ 
10:     $s_{host} \leftarrow s'_{host}$ 
11:     $s_{human} \leftarrow s'_{human}$ 
12:   end
13:  $R_k^{total} = \text{calculatereward}(\pi_k)$ 
14: end
15:  $k^* \leftarrow \arg \max_k (R_k^{total})$ 
16:  $\pi^* \leftarrow \pi_{k^*}$ 
17: return  $\pi^*$ 

```

图 2.7 纵向决策求解过程

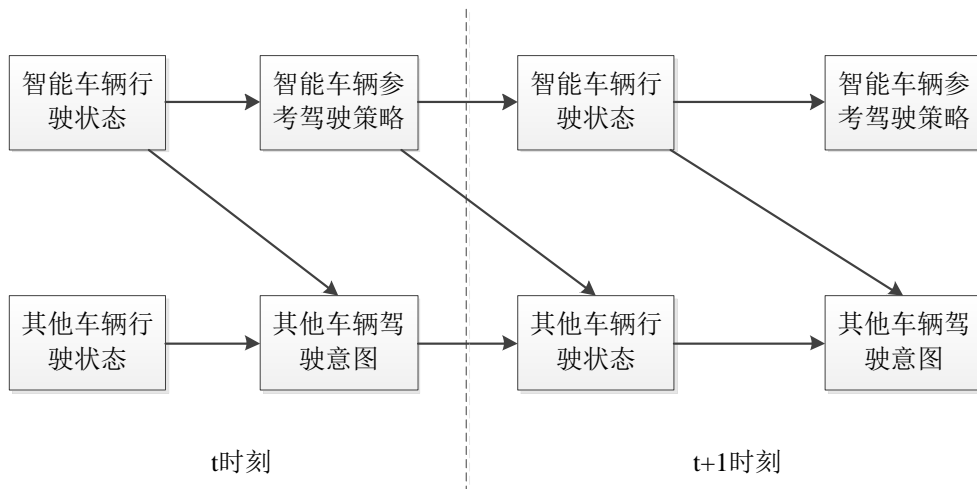


图 2.8 场景预测过程

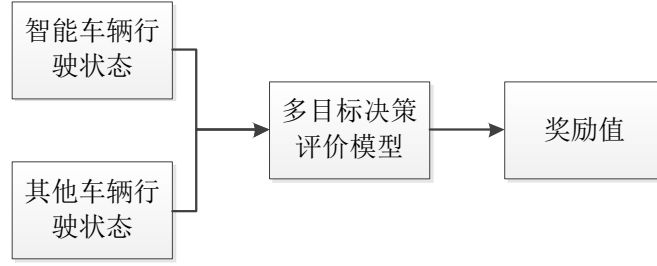


图 2.9 场景评价过程

(2) 横向决策选择

横向决策选择问题，也就是确定图 2.3 中的条件 1 和条件 2，条件 1 定义为：

$$R_{\text{换道}} > R_{\text{跟驰}} + R_0 \quad (2.37)$$

而条件 2 定义为：

$$R_{\text{换道}} > R_{\text{跟驰}} \quad (2.38)$$

其中 $R_{\text{换道}}$ 与 $R_{\text{跟驰}}$ 分别是横向候选决策为换道和车道保持时的纵向最优决策结果对应的累计奖励函数值：

$$R_{\text{换道}} = \sum_{i=0}^N \gamma^i R_{i,\text{LC}} \quad (2.39)$$

$$R_{\text{跟驰}} = \sum_{i=0}^N \gamma^i R_{i,\text{LK}} \quad (2.40)$$

其中 γ 为折扣因子，取值在 0 与 1 之间。 N 为预测周期数量。 R_0 为常量，用于保证换道动作的一致性，防止临界情况下出现决策的频繁变化， R_0 的取值由预测周期数 N 、权重系数 μ_k 以及每个周期的参考阈值 $R_{i,\text{threshold}}$ 三者求得：

$$R_0 = \sum_{i=0}^N \sum_{k=1}^6 \mu_k \gamma^i R_{i,\text{threshold}} \quad (2.41)$$

(3) 预测时域与步长选择

在建立了策略生成模型之后，下一个问题是选择合适的规划空间。长的规划空间可以获得一个更好的结果，但是需要消耗更多的计算资源。然而，考虑到车辆的每一个运动意图都是有限距离的，例如换道场景下，只需 3-5 秒就能完成换道动作，路口场景下，当通过路口后即完成了路口交互过程。在本文算法中，初始的预测周期选定为 8 秒，而根据场景演化情况，当交互完成时，会停止预测过程。

另一个问题是预测时间步长的选取。驾驶意图识别算法和 POMDP 过程在每一时刻都将进行计算。如果时间间隔为 t_{step} ，预测周期为 H ，则循环计算周期数将会是 H / t_{step} 。因此越短的时间步长会导致越长的计算时间。为了解决这个问题，使用一个简化的自适应时间间隔计算机制来输出一个最终的量。以路口区域为例，时间间隔的

大小与距路口的距离碰撞时间 (Time to Collision, TTC) 有关。如果智能车辆远离交叉口, 将采用一个较大的预测间隔 (设为 0.5s)。如果 TTC 很小, 使用与智能车辆规划周期相同的预测间隔 (约为 0.1s)。

2.5 本章小结

本章通过对车道行驶以及无信号灯十字路口这两个城区典型交通场景的描述分析, 将智能车辆行为决策问题分解为横向决策与纵向决策两个子问题。建立了基于 FSM 的横向决策模型以及基于 POMDP 的纵向决策模型, 提出了基于策略生成-策略选择的决策模型求解流程。小结如下:

(1) 智能车辆的行驶过程, 是一个横向与纵向驾驶行为相互耦合的复杂过程。将决策问题解耦为横向决策与纵向决策两个过程, 并在同一规划周期内, 通过先纵向决策, 后横向决策的方法, 建立了有效的两阶段行为决策模型。

(2) 建立了基于 FSM 的智能车辆横向决策模型, 引入换道准备状态以提高智能车辆驾驶行为的安全性与可预测性, 换道准备状态下智能车辆开启转向灯以提示交通场景中的其他车辆智能车辆的驾驶意图。

(3) 建立了基于 POMDP 的智能车辆纵向决策模型, 考虑了其他车辆驾驶意图的不确定性。在该模型中, 定义车辆自身运动状态为可观测状态, 其他车辆驾驶意图为部分可观测状态, 并在每一个预测周期内不断更新。

(4) 建立了基于参考策略生成-策略选择的决策求解机制, 通过简化横纵向候选策略生成过程与状态转移模型将 POMDP 的求解过程简化。通过五次多项式曲线建立了横向参考策略生成机制, 通过分段等加速度下的参考速度曲线建立了纵向参考策略生成机制。该过程将行为决策与运动规划模块联系起来, 考虑了智能车辆的决策执行能力。

第三章 面向行为决策系统应用的其他车辆驾驶行为识别方法

在上一章中，介绍了本文提出的行为决策模型，其中其他车辆驾驶行为识别是智能车辆进行有效行为决策的基础。本文将其他车辆的驾驶行为划分为两类，一类为横向驾驶行为，如车辆换道、车道保持以及车辆路口通行时的左转、右转、直行等驾驶行为。另一类为车辆的纵向驾驶行为，如加速、减速、匀速行驶等驾驶行为。交通场景中其他车辆的驾驶行为会通过横向和纵向两方面对智能车辆行为决策产生影响。其他车辆的纵向加减速行为可以通过环境感知系统得到，为了保证智能车辆进行有效行为决策，还需要对其他车辆的横向驾驶行为进行识别，本章将介绍横向驾驶行为识别方法。

图 3.1 为驾驶行为识别流程图，包含数据采集与预处理、模型与特征选择等离线模型建立过程以及在线行为识别过程。本章首先介绍驾驶员行驶数据采集流程，分别通过 PreScan/MATLAB 仿真平台以及比亚迪智能车辆实车平台进行采集。随后针对采集的数据样本，进行数据的预处理。与基于驾驶员特征的驾驶行为识别方法不同，本文使用智能车辆可观测的特征建立相应的其他车辆驾驶行为识别分类器，并阐述模型的训练和分类过程，最后比较不同分类器的分类效果。

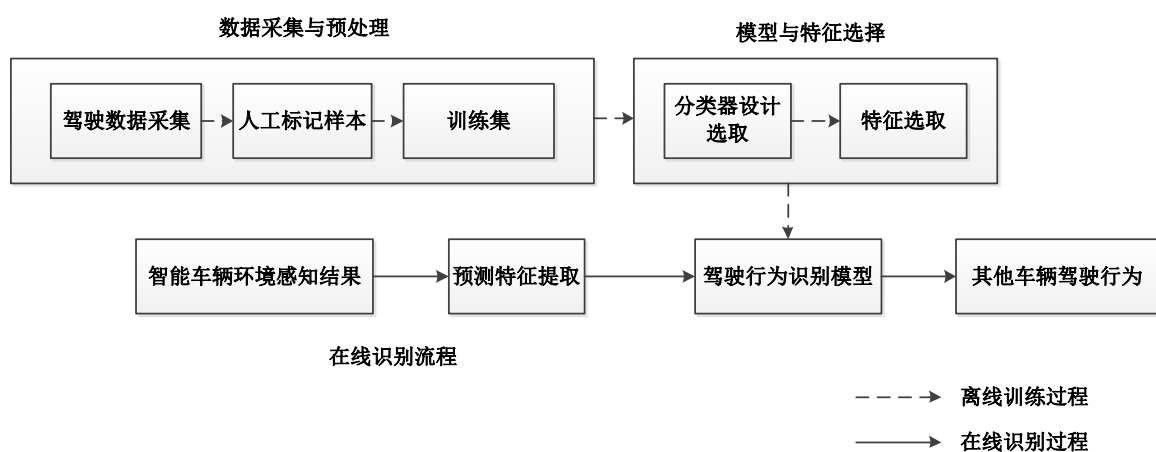


图 3.1 驾驶行为识别流程

3.1 驾驶数据采集与预处理

3.1.1 车道行驶与无信号灯十字路口驾驶行为分析

车道行驶过程中的换道行为包含换道意图产生阶段以及换道行为执行阶段（图 3.2）。换道行为大多数情况下是一种主动行为，其他车辆（主要为有人驾驶车辆）的驾驶行为是不确定的，人类的驾驶意图可能随着换道时机的改变而变化。对于换道意图识别，使用车辆参数（速度、加速度等）的预测效果较差^[86]，识别效果较好的特征

为驾驶员的头部与眼部特征，然而驾驶员自身的特征是智能车辆无法观测的。在本文决策模型中，车辆之间的协作驾驶行为是通过与纵向决策对应的纵向驾驶行为实现的，而横向驾驶行为作为一个绝对量出现在决策模型中，即预测周期内的横向驾驶行为假定为与当前时刻相同。在该行为决策模型中，在换道行为执行阶段识别出其他车辆当前的驾驶行为即可满足要求，故本章对于换道行为的识别是针对行为发生阶段而言的。

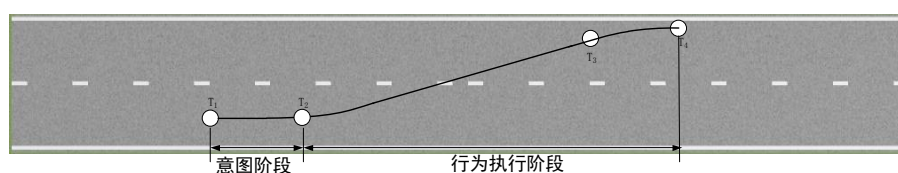


图 3.2 换道行为示意图

针对交叉口场景（图 3.3），同样有意图产生阶段以及行为执行阶段两部分。与车道行驶以主动换道为主不同，交叉口场景中的全局行驶路线往往是提前确定的，即车辆在距离交叉口很远的位置就已经确定未来的行驶轨迹。此外不同车辆通过同一路口时，必然会发生相互协作的驾驶行为。仅针对行为执行阶段进行预测是不够的，故交叉口区域的驾驶行为识别，同时包含了意图阶段以及行为执行阶段。

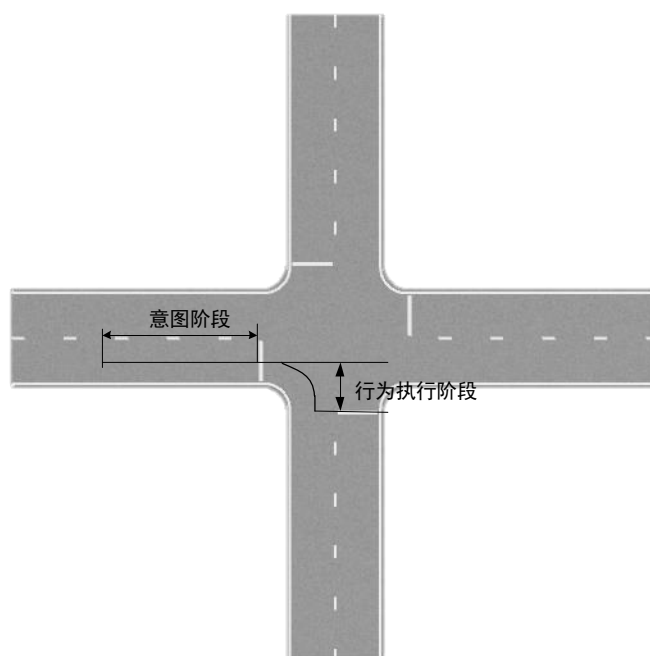


图 3.3 交叉口行为分析

3.1.2 基于 MATLAB/PreScan 仿真平台的数据采集系统

为了识别车辆驾驶行为，需要采集驾驶员的驾驶数据，并进行分析，得到合理、有效的驾驶行为识别模型。由于实车平台的数据采集工作需要耗费大量的人力物力资

源，本文首先基于 PreScan 搭建了仿真数据采集平台，PreScan 软件^[87]是一种能够快速建立车辆行驶模拟场景的软件，可以与 MATLAB/Simulink、CarSim 等其他软件进行联合仿真，还可以与 dSPACE 和 NI LabVIEW 等共同实现硬件在环仿真。

基于 PreScan，MATLAB，CarSim 以及罗技 G27 驾驶仪，搭建的驾驶员数据采集系统如图 3.4 所示。通过 PreScan 构造不同的城市交通场景，虚拟的传感器系统用于采集驾驶员的仿真数据。采集的数据类型为车辆运动参数，即 CAN 总线上可以采集到的各种信号（例如速度、加速度、航向角等），车辆的 GPS 位置信息，车辆状态对应的场景信息，如雷达的三维感知图以及对应的视频信息也将被同步采集，视频信息用于人工离线样本分类。



图 3.4 仿真数据采集系统

3.1.3 基于比亚迪智能车辆的数据采集系统

除了仿真数据采集平台之外，建立了基于比亚迪速锐智能车辆平台的实车数据采集系统，采集城市真实道路环境中经验驾驶员行驶数据，比亚迪速锐自动驾驶平台如图 3.5 所示：



图 3.5 智能车辆平台—比亚迪速锐

使用位于车顶的 32 线激光雷达与车头的毫米波雷达采集行驶过程中周围车辆的状态及相对本车的位置信息，而本车的绝对位置信息由惯导和 GPS 获得，本车状态信息通过车载 CAN 总线获得，同时使用摄像机采集交通环境的视频信息。

数据采集的行驶路线包括北京理工大学周围路段及北京市三环路，路线如图 3.6 中黑色线条所示，采集数据的道路环境为图 3.6 右侧所示的同向多车道城市道路。



图 3.6 基于比亚迪智能车辆平台的数据采集

最终采集到的数据集为 $O = \{x_i, y_i, v_i, x_{i\text{环境}}, y_{i\text{环境}}, v_{i\text{环境}}, \alpha_i, t_i\}$, $i \in \{1, 2, 3, \dots\}$, 其中 v_i 为本车速度, (x_i, y_i) 为本车的 GPS 位置坐标, $v_{i\text{环境}}$ 为周围车辆相对本车的速度, $(x_{i\text{环境}}, y_{i\text{环境}})$ 为周围障碍物相对本车的位置坐标, α_i 为本车航向角, t_i 为记录数据的时间。

由于实车的数据采集相对困难, 本章使用仿真系统采集的数据训练、测试分类器, 并使用少量实车实验数据测试模型预测效果。

3.1.4 数据预处理

(1) 车道行驶数据预处理

对于仿真中的换道场景, 根据所保存的视频信息记录相应驾驶行为起止时刻, 即可实现不同训练样本的划分。而对于实车平台, 使用以下方式进行样本划分: 首先基于离线数据回放程序 (图 3.7), 通过第一视角的显示数据标记换道的大致起止时刻。在此基础上, 标记人员结合此时车辆方向盘转角的大小, 最终标记出每一段换道行为。而对于车道保持行为, 使用同样的方法标记出其起止时段, 分类示意图如图 3.8 所示。

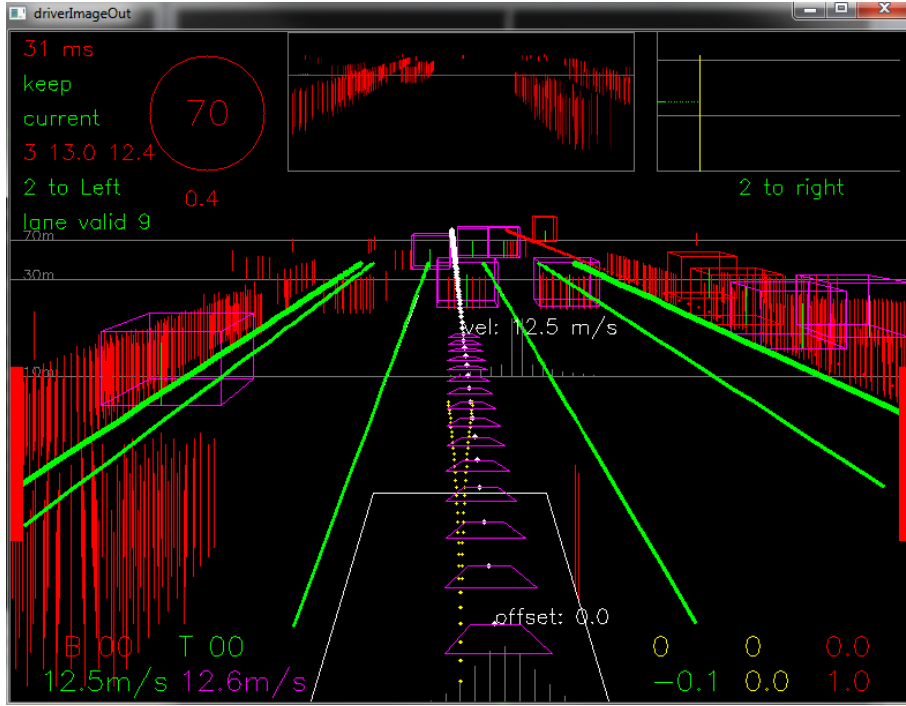


图 3.7 智能车辆离线数据回放程序界面

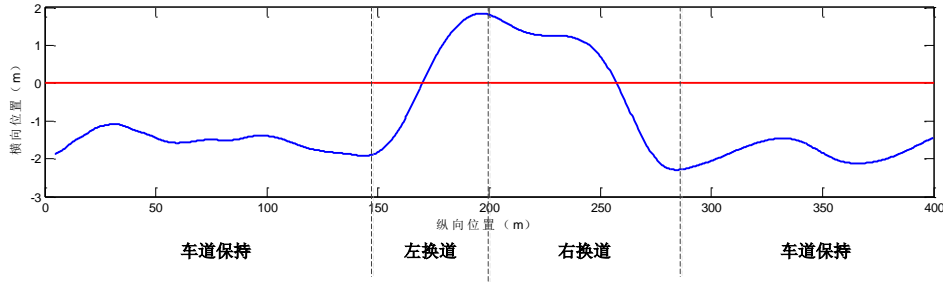


图 3.8 人工标记结果示意图

经过离线人工标定得到初始训练样本集 $data = \{O_1, O_2, \dots, O_N\}$ 与对应的样本标签 $label = \{L_1, L_2, \dots, L_N\}$ 。其中 $O = \{v_i, x_i, y_i, \delta_i, \theta_i, t_i, d_{leftlane,i}, d_{rightlane,i}\}$ (速度, x 方向位置坐标, y 方向位置坐标, 前轮偏角, 航向角, 时间, 距左侧车道线距离, 距右侧车道线距离), $label_i \in \{LCL, LCR, LK\}$ (向左侧换道, 向右侧换道, 车道保持)。

最终得到 107 组左侧换道数据, 105 组右侧换道数据, 112 组车道保持数据, 共包含 51234 个样本点。其中 89 组左侧换道数据, 87 组右侧换道数据, 94 组车道保持数据用作模型训练, 而剩余的 18 组左侧换道数据, 18 组右侧换道数据以及 18 组车道保持数据作为测试集, 对模型进行验证。

(2) 交叉口数据的离线人工标定及数据提取

对于交叉口行驶数据, 通过人工标记视频上对应行为的起止时间, 得到交叉口相应驾驶行为数据的起止时刻。进而得到交叉口位置的最终样本数据:

经过离线人工标定，最终得到初始训练样本集 $Data = \{O_1, O_2, \dots, O_N\}$ 与对应的样本标签 $Label = \{L_1, L_2, \dots, L_N\}$ 。其中 $O_i = \{x_i, y_i, v, \theta_{heading}\}$ ， $L_i \in \{TL, TR, LK, S\}$ （左转、右转、直行、停车）。共采集得到 21 组左转，28 组右转，34 组直行以及 17 组停车数据，共包含 16200 个样本点。其中 16 组左转数据，22 组右转数据，27 组直行数据以及 13 组停车数据用作训练样本，剩余的 5 组左转、6 组右转、7 组直行以及 4 组停车数据用作模型测试。

3.2 特征选择

(1) 换道过程的特征选择

为满足智能车辆行为决策系统需求，在特征选择方面力求使用其他车辆自身的可观测特征来预测其驾驶行为，即使用位置、速度、加速度等状态量，而不选择车与车之间相对距离等决策属性构建行为识别模型。考虑到该要求，选取如下四个特征作为备选特征进行验证：距车道线的距离（车辆位于目标车道线左侧，距离定义为正值；车辆位于目标车道线右侧，距离定义为负值），速度，相对航向角（与车道线方向的夹角，顺时针为正，逆时针为负），角速度。候选特征曲线图如图 3.9 所示。

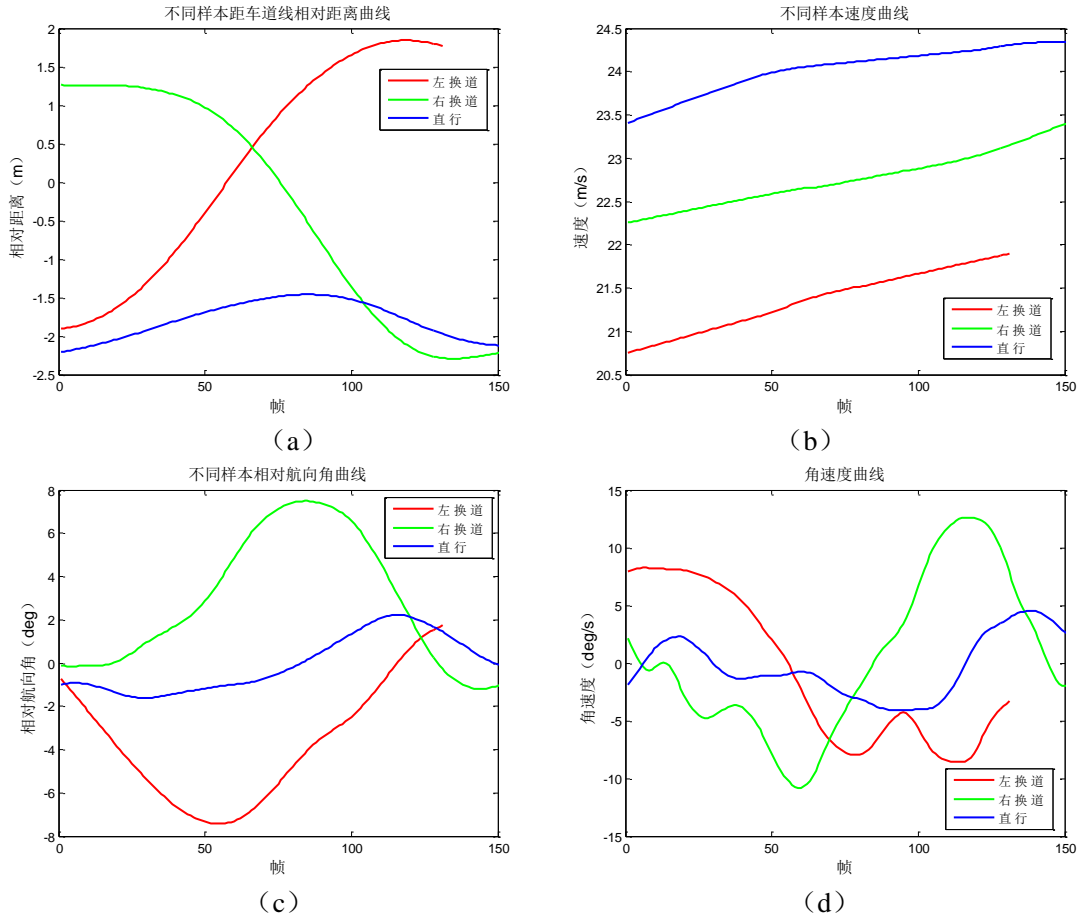


图 3.9 所选取的候选特征曲线示意图

(2) 交叉口区域特征选择

对于无信号灯交叉口区域, 本文选取速度、加速度与角速度三个可观测的车辆特征作为候选测试特征, 其中每一时刻的加速度大小根据前后两帧的速度值与采样周期近似求取。交叉口区域特征曲线示意图如图 3.10 所示。图 3.10 (a) 为不同驾驶行为对应的速度特征参考曲线图, 图 3.10 (b) 为不同驾驶行为对应的加速度特征曲线, 图 3.10 (c) 为不同驾驶行为对应的角速度特征曲线图。

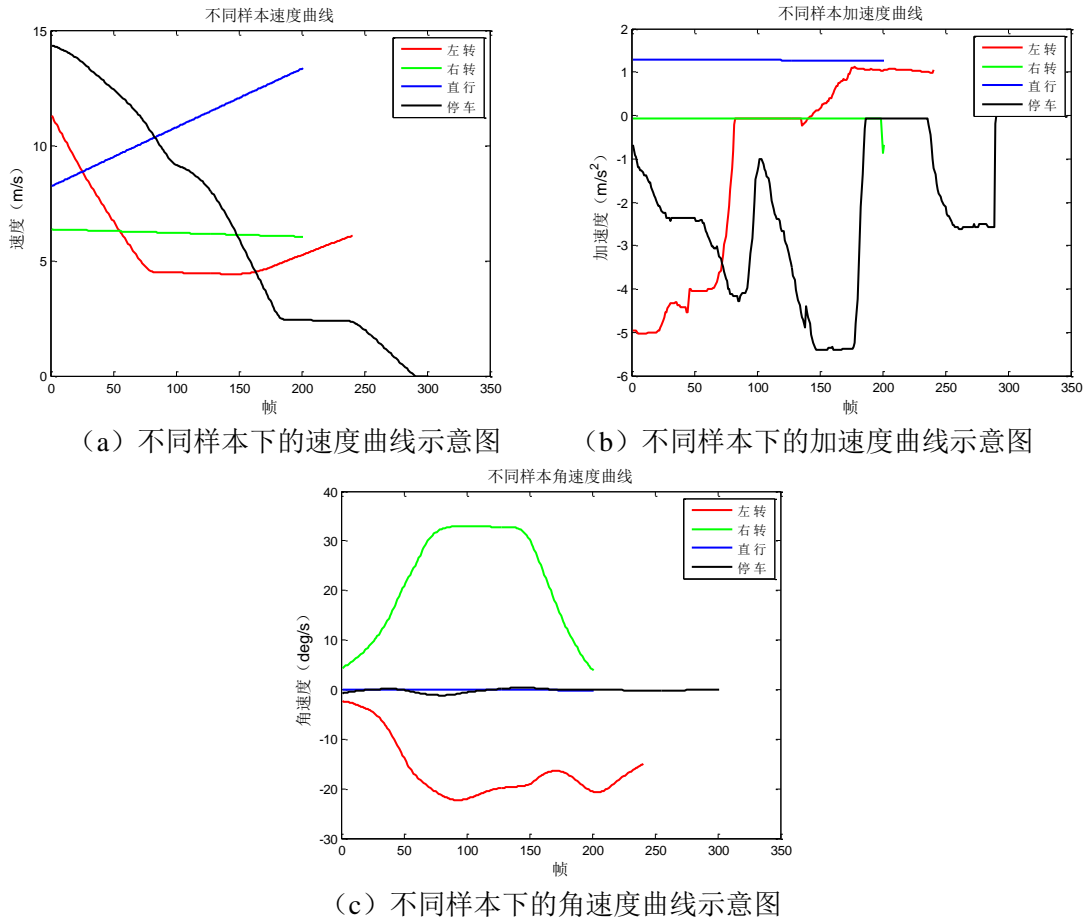


图 3.10 交叉口区域特征曲线示意图

3.3 机器学习分类器

分类器是通过一系列观测样本和样本标签建立的模型, 建立观测空间的值与分类标签之间的划分关系。当获得新的观测输入时, 能够借助先前建立的模型得到对应的分类标签。建立该模型的过程叫做训练, 最初的观测值称为训练样本。通常一个简单的平面不能将测试数据划分为理想的类别, 而太复杂的分类面会导致过拟合问题, 影响分类器的泛化能力。通过交叉验证^[88]的方法, 将训练集分成 k 份, 其中 $k-1$ 份进行训练, 剩余的一份进行验证, 并进行循环求解, 可以避免过拟合问题, 并得到最终的

预测模型。本节将介绍本文使用的两种分类器，高斯混合隐马尔科夫模型以及随机森林模型。

3.3.1 高斯混合隐马尔科夫模型

隐马尔科夫模型^[89, 90] (Hidden Markov Model, HMM) 包含 N 个确定的隐藏状态，每个状态含有 M 个观测值。状态转移概率定义为 $\mathbf{A} = \{a_{ij}\}$ ，在这里：

$$a_{ij} = P[q_{t+1} = j | q_t = i], \quad 1 \leq i, j \leq N \quad (3.1)$$

初始状态分布被定义为 $\boldsymbol{\pi} = \{\pi_i\}$ ，在这里：

$$\pi_i = P[q_1 = i], \quad 1 \leq i \leq N \quad (3.2)$$

由于观测值是连续的，本文中使用高斯混合模型^[88] (Gaussian Mixture Model, GMM) 来表示观测值的概率分布函数：

$$b_j(\mathbf{o}) = \sum_{k=1}^M c_{jk} \mathcal{N}(\mathbf{o} | \mu_{jk}, \Sigma_{jk}), \quad 1 \leq j \leq N \quad (3.3)$$

在这里 c_{jk} 代表对应于状态 j 和 GMM 中高斯模型数量 k 的混合系数。 \mathcal{N} 代表均值为 μ ，协方差矩阵为 Σ 的高斯分布的概率密度函数。 \mathbf{o} 代表观测值。混合系数 c 满足以下约束：

$$\sum_{k=1}^M c_{jk} = 1 \quad (3.4)$$

在这里 $c_{jk} > 0, 1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M$ 。

并且

$$\int_{-\infty}^{+\infty} b_j(\mathbf{o}) d\mathbf{o} = 1, \quad 1 \leq j \leq N \quad (3.5)$$

到此为止，将隐马尔科夫模型定义为 N 个隐藏状态以及概率五元组 $\boldsymbol{\lambda} = (\boldsymbol{\pi}, \mathbf{A}, \mathbf{C}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 。

在训练过程中，使用 Baum-Welch 方法^[91]估计不同 HMM 的模型参数 $\boldsymbol{\lambda}$ 。当模型参数确定之后，可以用于驾驶行为预测。预测过程如图 3.11 所示，以交叉口场景为例，分别建立左转、右转、直行以及停车所对应的 HMM 模型，观测值序列被四个 HMM 模型评价。通过前向算法^[90]比较测试数据在不同模型下的条件概率 $P(O | \boldsymbol{\lambda}_i)$ ，取所求得条件概率 $P(O | \boldsymbol{\lambda}_i)$ 最大的模型对应的驾驶行为作为最终的预测结果 I 。

$$I = \arg \max_i P(O | \boldsymbol{\lambda}_i) \quad (3.6)$$

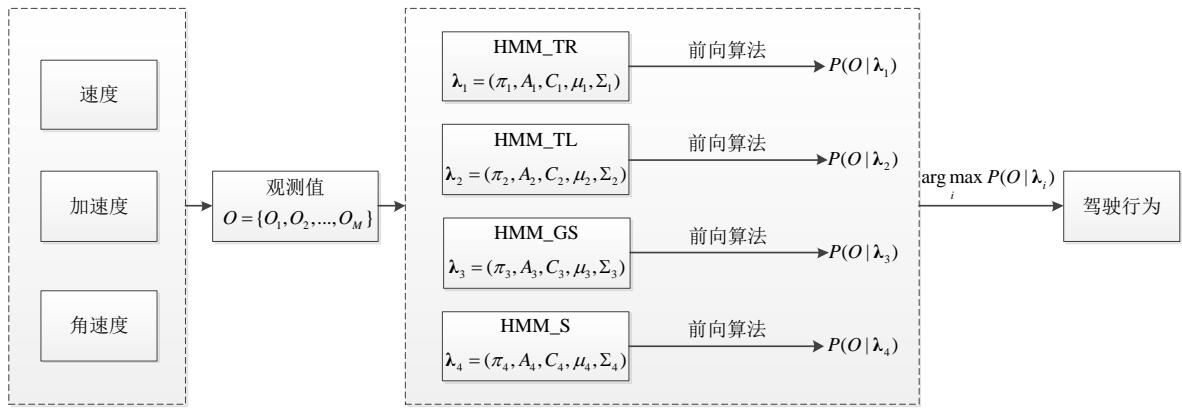


图 3.11 隐马尔科夫模型预测过程

HMM 模型训练前，需要确定观测状态、高斯混合模型中的高斯模型数量以及隐藏状态三个量。本文将观测状态选取为与训练特征数量相同的量，即如果采用三个训练特征，则观测状态为 3。高斯混合模型中的高斯模型数量取值与观测状态相同，对应相应观测测量的高斯分布。而隐藏状态取决于候选驾驶行为数量，换道预测时取为 3，对应左侧换道、右侧换道以及车道保持三种驾驶行为。交叉口区域则取为 4，对应左转、右转、直行、停车。

3.3.2 随机森林模型

随机森林^[92]是一种集成学习分类器，通过构建多个决策树 $\{h(\mathbf{x}, \Theta_k), k=1, \dots\}$ 实现。每个决策树 $\{\Theta_k\}$ 是独立的并且与其他决策树是独立同分布的。随机森林具有很多优点，在大数据级的运行效率较高。它的运算效率比基于 Boosting^[93]的方法快得多并且在一定程度上快于简单的 Bagging^[94]算法。它可以处理数千个训练输入而不需要进行变量删除，并且具有处理不平衡数据集时平衡训练或测试误差的能力^[95]。最后，当更多个子决策树加入时，随机森林不存在过拟合的问题^[92]，可以节省训练时间。对于换道行为与交叉口行为的预测问题，由于目标特征是有限的，且不同特征之间存在差异，故可采用随机森林方法建立相应的预测模型。

如图 3.12 所示，随机森林模型的训练与预测过程需要三个步骤：

- (1) 使用有放回抽样^[94]方法以获取训练数据中的 n 个样本。
- (2) 使用每个 (1) 中方法构建的样本建立原始的决策树模型。对于每一个节点，不同于使用全部的预测器，随机选取 m 个预测器以选择变量中的最优分支。
- (3) 使用新的测试数据，通过投票的方式，选取 n 个树中投票值最大的量作为预测值。

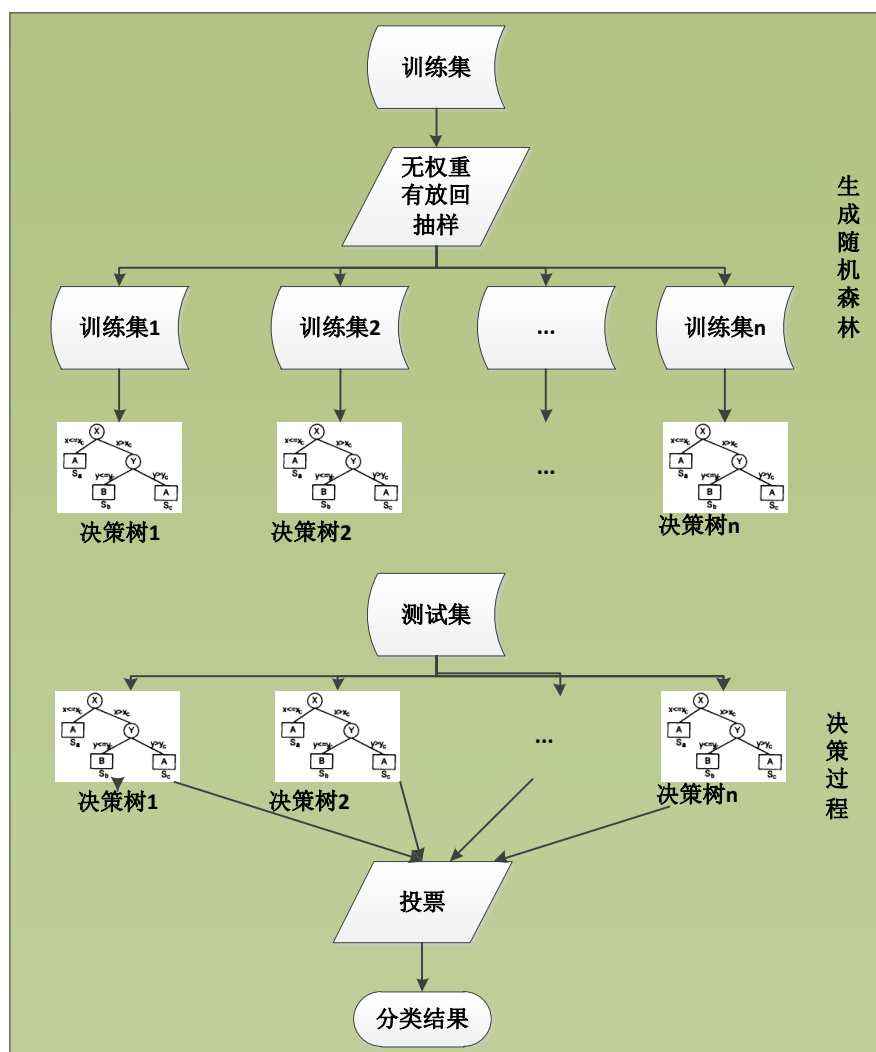


图 3.12 随机森林算法示意图

随机森林模型建立过程中，需要选取两个参数：决策树的数量（ k ）以及每个树枝的最小数量（ b ）。对于一个分类过程，可以设置 m 为总输入量的三分之一。然而，为了建立一个稳健的随机森林分类器，还需要最优化 m 和 k 以最小化泛化误差。使用 6 折交叉验证，选取 b 为 1， k 为 300 以用于构建最终的模型。在本章驾驶行为识别模型的训练过程中，随机森林模型的输入为候选训练特征，输出为对应的驾驶行为标签。

3.3.3 分类器评价指标

为了评价分类器性能，常用的一个方式是通过混淆矩阵进行判断。混淆矩阵^[96]是最基本并且被广泛应用的一种评价方法。如果使用 N 个测试值对分类器进行测试，可以得到正确的正样本（ TP ），正确的负样本（ TN ），错误的正样本（ FP ），错误的负样本（ FN ）四类数值。其中，灵敏度（*Sensitivity*），精确度（*Precision*），ROC 曲线等指标针对的是二分类情形，而本章的分类问题为多分类问题，不能使用以上指标。

故使用准确率（*Accuracy*）作为具体的评价标准。

准确率定义为：

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + FP + TN + FN) \quad (3.7)$$

3.4 实验结果分析

3.4.1 车道行驶驾驶行为识别结果

对于车道行驶场景，本节分析并对比了基于横向距离、速度、相对航向角、横向角速度四个特征以及基于横向距离、速度、相对航向角三个特征的测试结果。表 3.1 与 3.2 分别为使用横向距离、速度、相对航向角、横向角速度这 4 个特征时，基于高斯混合隐马尔科夫模型与随机森林模型的预测结果。表中 LCL 表示向左侧换道，LCR 表示向右侧换道，LK 表示车道保持。结果显示，HMM 预测准确率达到 87.28%，而随机森林的预测准确率为 86.47%，具有较高的分类准确率。

表 3.1 GMM-HMM 预测结果（4 个特征）

实际驾驶行为 \ 预测驾驶行为	LCL	LCR	LK
LCL	2791	48	289
LCR	51	2951	266
LK	187	435	3010

准确率： $Accuracy = 87.28\%$

表 3.2 随机森林预测结果（4 个特征）

实际驾驶行为 \ 预测驾驶行为	LCL	LCR	LK
LCL	2756	64	308
LCR	5	2828	435
LK	209	336	3087

准确率 $Accuracy = 86.47\%$

图 3.13 为错误划分样本的分布直方图。根据图 3.13 (a) (b) (c) (d)，换道行为错分类为车道保持这类比较危险的情形，基本发生于距离车道线横向位置较远的区域，也就是换道过程的起终点处位置。由于本文决策模型中，当其他车辆进入本车道时，即将其看做本车的前车进行考虑，故此时的误检不影响智能车辆的决策过程。对于其他车辆换道起始阶段的误检，智能车辆可通过设置换道行为分析感兴趣区域的办法，使用距车道线横向距离约束，限制换道行为识别模型的有效作用范围，以此避免此类误检情况。而换道过程的中间区域，预测基本正确，这有利于决策模块基于该行为识别结果，进行决策。根据图 3.13 (e) (f)，车道保持行为错分类为换道的情形同

样主要发生于距离车道线横向距离较远的位置，可以通过横向距离的约束，降低此类情况对智能车辆决策的影响。

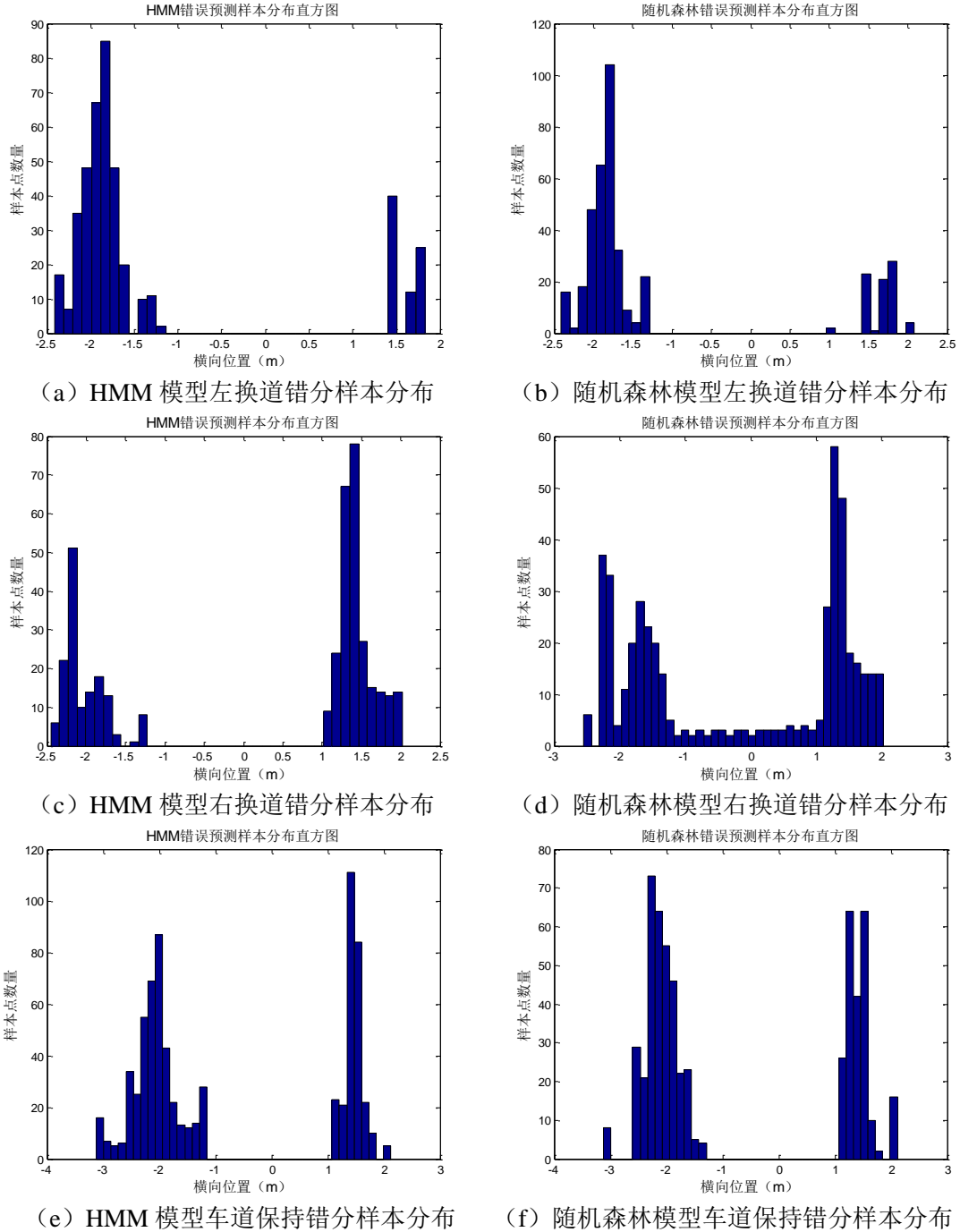


图 3.13 换道错误预测样本分布

在此基础上，如图 3.14 所示，为基于连续驾驶行为序列的实验结果，包含有左侧换道、右侧换道、车道保持三种行为，可以发现，HMM 与随机森林模型在左侧换道、右侧换道的轨迹中部，预测结果均十分准确，而车道保持的全过程预测结果均十分准

确。这证明了行为识别模型的有效性。

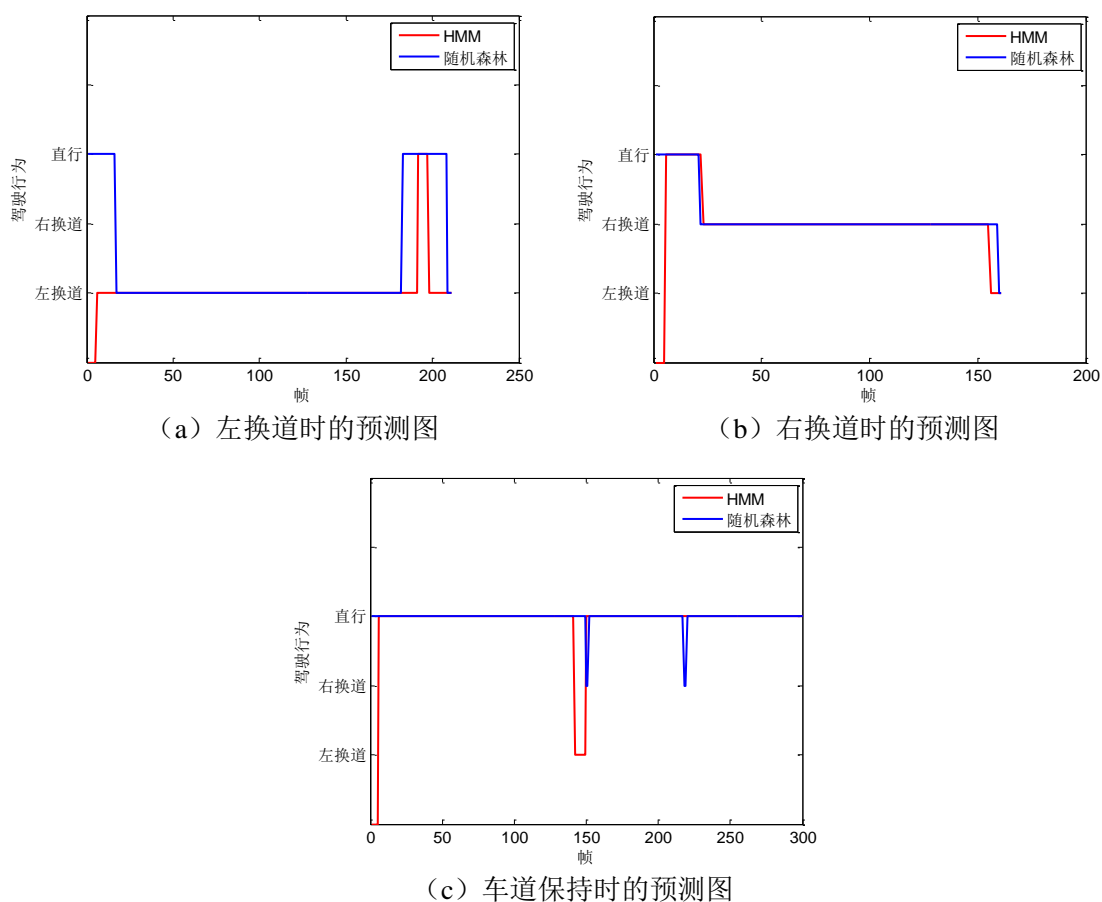


图 3.14 针对不同换道行为连续数据的预测结果

由于上文所考虑的角速度这一特征相对其他特征而言，不能直接观测，需要通过前后两帧的航向角求得，这带来了一定的误差。故本文测试不使用角速度作为训练特征的模型，表 3.3 与表 3.4 为基于横向距离、速度、相对航向角这三种特征时，HMM 与随机森林模型的预测结果。表中 LCL 表示向左侧换道，LCR 表示向右侧换道，LK 表示车道保持。

表 3.3 GMM-HMM 预测结果（3 个特征）

实际驾驶行为 \ 预测驾驶行为	LCL	LCR	LK
LCL	2465	30	633
LCR	2	2811	455
LK	388	289	2955

准确率: $Accuracy = 82.08\%$

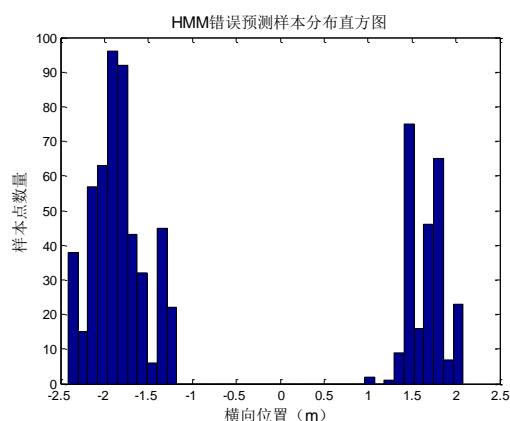
表 3.4 随机森林预测结果 (3 个特征)

实际驾驶行为 \ 预测驾驶行为	LCL	LCR	LK
LCL	2718	55	355
LCR	5	2846	417
LK	596	872	2164

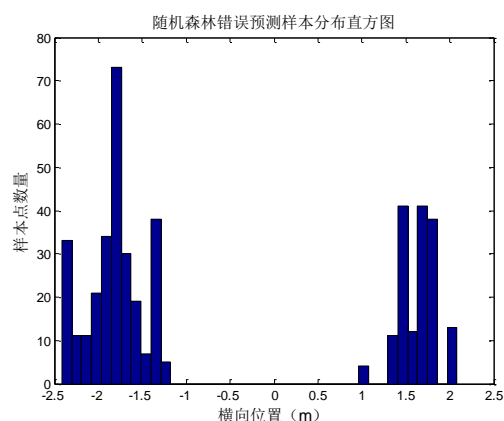
准确率 $Accuracy = 77.06\%$

结果显示,此时虽然准确率相比较四个特征时有所降低,但依然维持在较高的水平。其中随机森林模型对于左转、右转有着更好地预测准确率,而 HMM 对于车道保持有着更好地预测准确率。

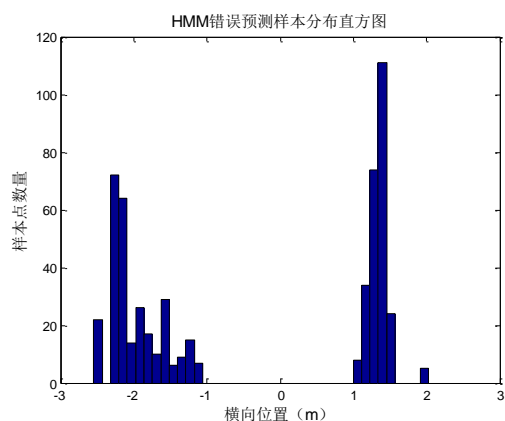
图 3.15 为此时的错误样本分布直方图。与四个特征时的预测类似,错分样本主要发生于距离车道线横向距离较远的位置,也就是换道的起始与终止位置。



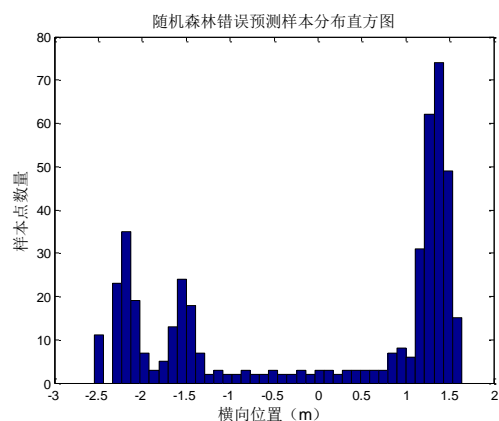
(a) HMM 模型左换道错分样本分布



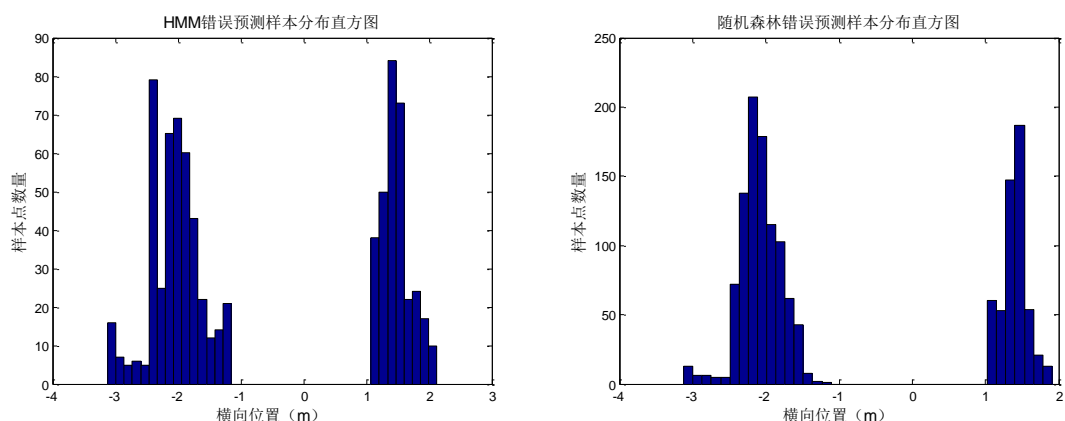
(b) 随机森林模型左换道错分样本分布



(c) HMM 模型右换道错分样本分布



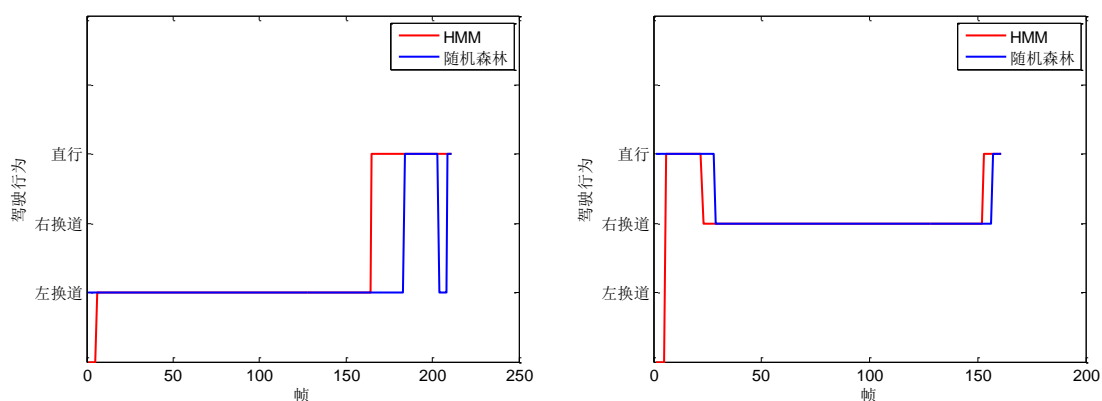
(d) 随机森林模型右换道错分样本分布



(e) HMM 模型车道保持错分样本分布 (f) 随机森林模型车道保持错分样本分布

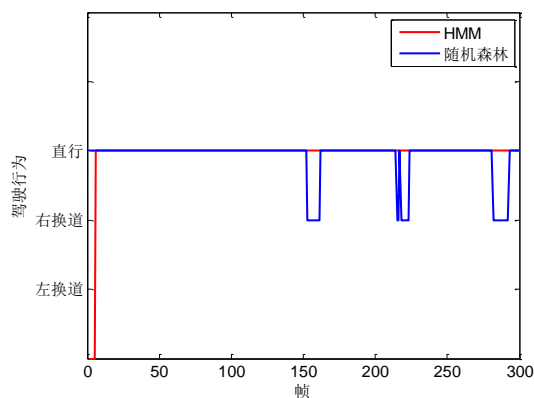
图 3.15 换道错误样本分布

在此基础上,如图 3.16 所示,为基于连续驾驶行为序列的实验结果,包含有左侧换道、右侧换道、车道保持三种行为,可以看出,两种学习模型均能预测出以上三种驾驶行为。



(a) 左换道时的预测图

(b) 右换道时的预测图



(c) 车道保持时的预测图

图 3.16 针对不同换道行为连续数据的预测结果

3.4.2 交叉口驾驶行为识别结果

表 3.5 与 3.6 分别为 HMM 与随机森林模型的预测结果，表中 TL 表示左转，TR 表示右转，LK 表示直行，S 表示停车。两种方法分别达到了 87.60% 与 85.68% 的预测准确率，而对于每一项驾驶行为的预测结果，除了停车预测相对准确率偏低，其他行为的预测均比较准确。

表 3.5 HMM 预测结果

预测驾驶行为 实际驾驶行为	TL	TR	LK	S
TL	605	28	46	26
TR	0	717	9	0
LK	48	12	628	14
S	6	148	0	430

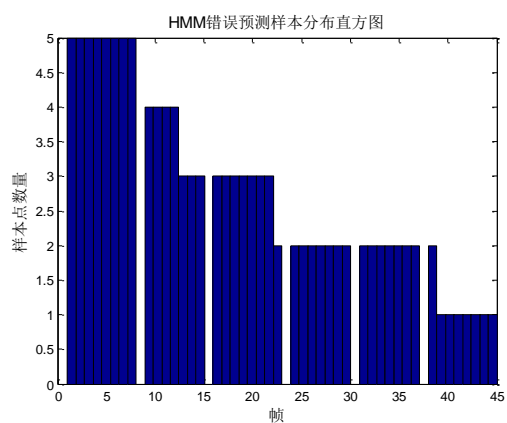
$Accuracy = 87.60\%$

表 3.6 随机森林预测结果

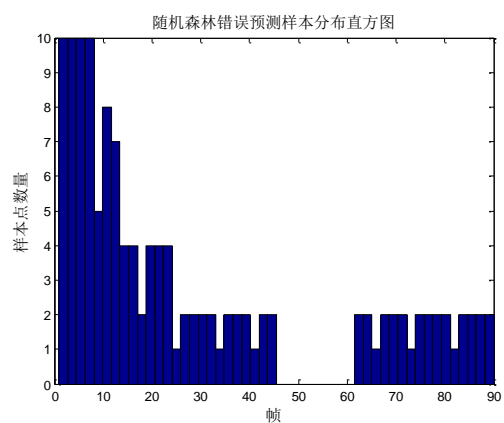
预测驾驶行为 实际驾驶行为	TL	TR	LK	S
TL	598	4	43	60
TR	0	672	49	5
LK	26	52	622	2
S	0	148	0	436

$Accuracy = 85.68\%$

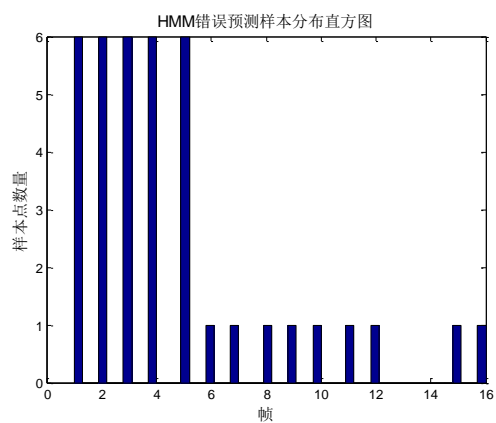
对于分类错误的样本，其样本分布直方图如图 3.17 所示，可以看出预测错误的观测点，大都位于观测序列的起始位置，也就是距离交叉口距离较远的位置。例如图 3.17 (a) (b)，HMM 模型预测的错分样本仅仅位于观测序列的前 45 帧，而随机森林模型的错分样本也主要分布在观测序列起始的位置。随着距交叉口距离的减小，错误预测的样本点也在变少，由于远处的位置对智能车辆安全性的威胁相对较少，所以这样的结果，对于实际的应用是有利的，对于图 3.17 (g) (h)，由于停车行为均发生在停车线前，故此时的误检并不会引发安全问题。



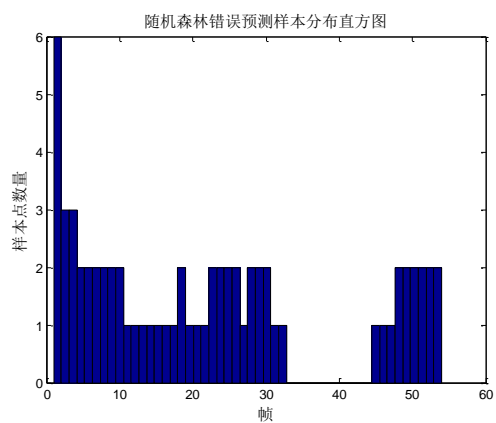
(a) 左转 HMM 错误预测样本分布图



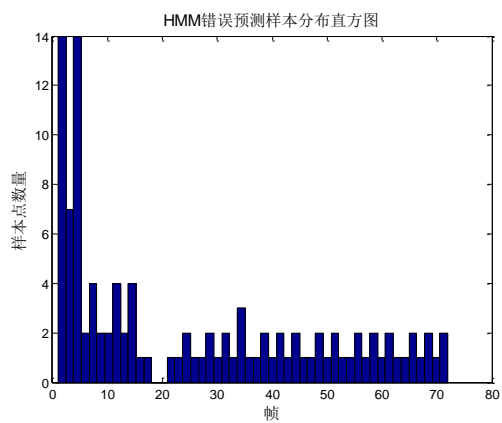
(b) 左转随机森林错误预测样本分布图



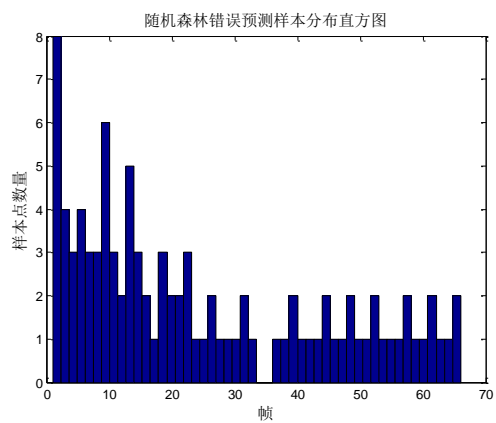
(c) 右转 HMM 错误预测样本分布图



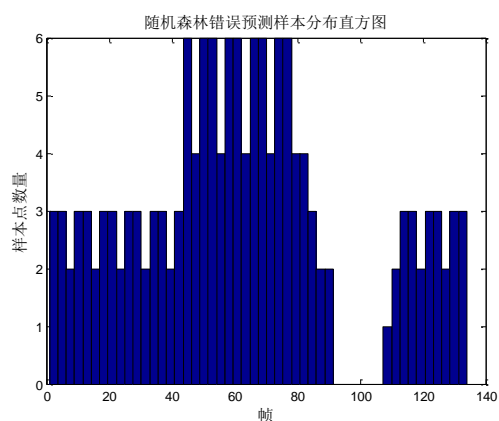
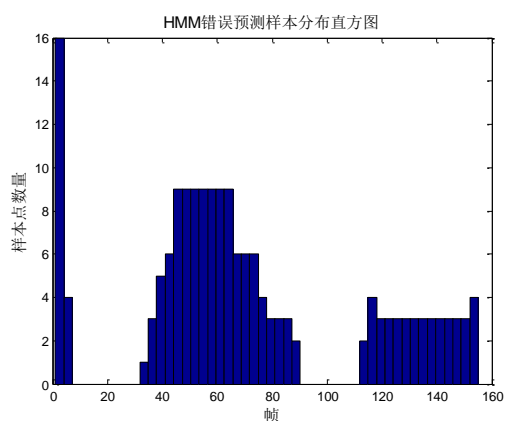
(d) 右转随机森林错误预测样本分布图



(e) 直行 HMM 错误预测样本分布图



(f) 直行随机森林错误预测样本分布图

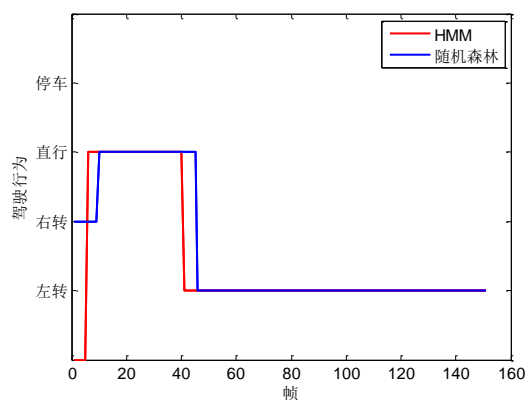


(g) 停车行为 HMM 错误预测样本分布图

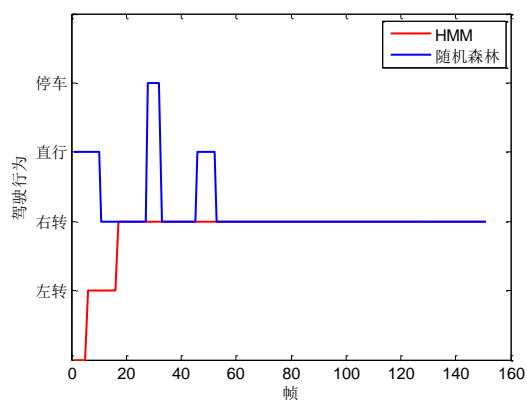
(h) 停车行为随机森林错误预测样本分布图

图 3.17 错误预测结果直方图

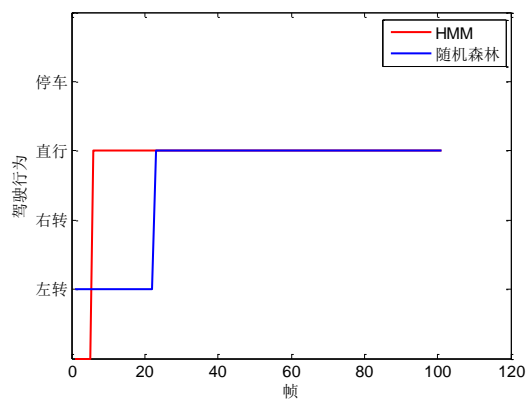
如图 3.18 所示，为左转、右转、直行以及停车状态下的 HMM 以及随机森林模型的可视化预测结果。根据该图所示，经过开始的一段预测并不准确的时间之后，可以准确的识别出其他车辆的驾驶行为。



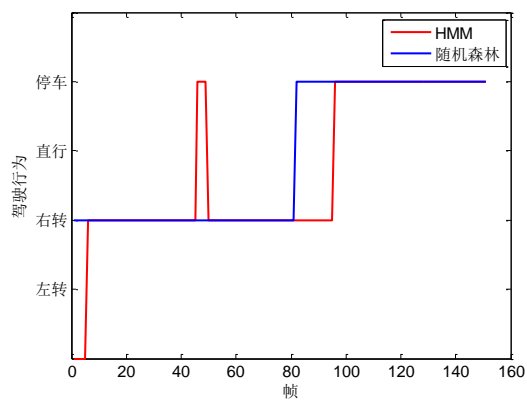
(a) 左转时的预测结果



(b) 右转时的预测结果



(c) 直行时的预测结果



(d) 停车时的预测结果

图 3.18 基于 HMM 和随机森林的预测结果图

在建立了预测模型之后，在本小节基于实车数据对模型进行了验证。基于实车采集的 89 个左转样本点、317 个右转样本点、586 个直行样本点以及 109 个停车样本点，预测结果如表 3.7 与 3.8 所示，表中 TL 表示左转，TR 表示右转，LK 表示直行，S 表示停车。表 3.7 为基于高斯混合隐马尔科夫模型的基于样本点的预测结果，表 3.8 为基于随机森林模型的预测结果。需要说明的是，由于 HMM 预测过程中需要使用 k 帧历史数据进行预测，在最初的 $k-1$ 帧不输出预测结果，故表中的数据点数量略少于实际测试样本。

表 3.7 基于高斯混合隐马尔科夫模型的预测结果

预测驾驶行为 实际驾驶行为	TL	TR	LK	S
TL	70	13	1	0
TR	39	220	30	2
LK	60	5	455	31
S	4	0	0	100

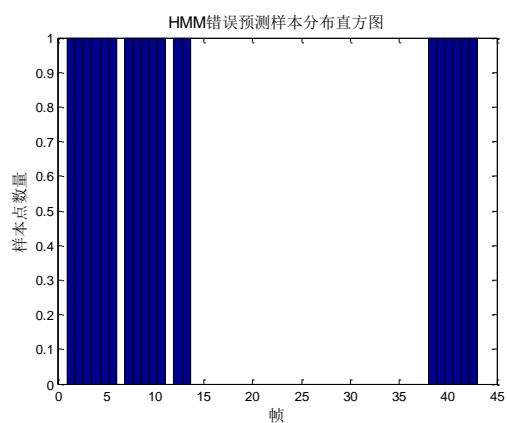
准确率: $Accuracy=82.04\%$

表 3.8 基于随机森林模型的预测结果

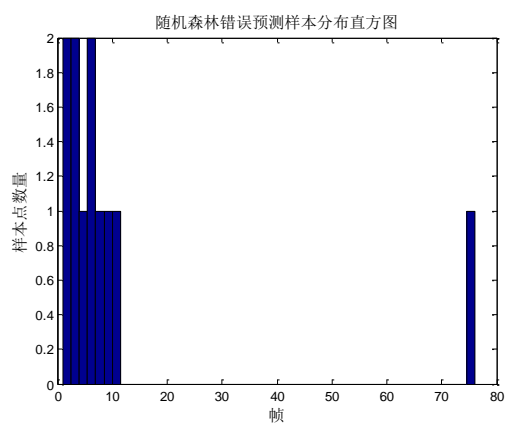
预测驾驶行为 实际驾驶行为	TL	TR	LK	S
TL	78	0	0	6
TR	22	227	27	41
LK	20	15	493	23
S	0	0	0	104

准确率 $Accuracy=85.42\%$

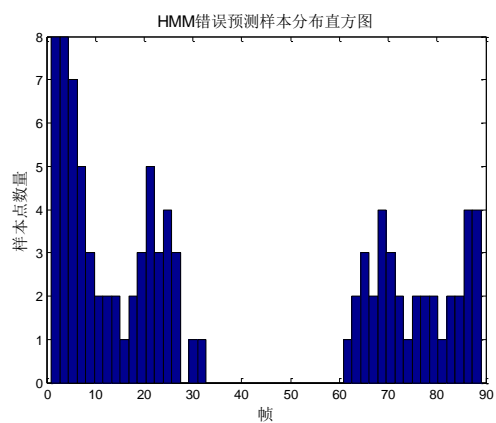
基于以上实验结果，可以看出两种分类器对于少量的实车数据，表现出了较准确的分类性能。图 3.19 为错分样本的分布情况，错分样本主要分布在起终点处，此时其他车辆处于进入路口以及退出路口的阶段，对智能车辆的驾驶安全影响较少，而其他更为重要的位置，预测错误较少。



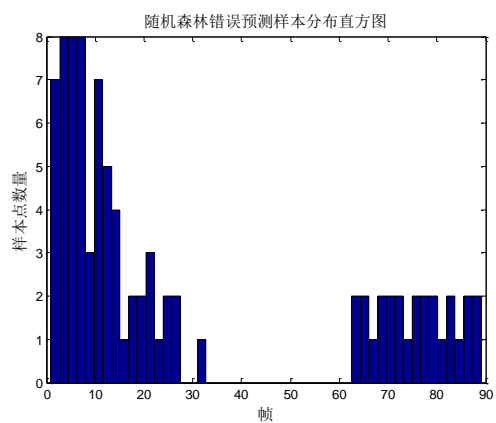
(a) 左转 HMM 错误预测样本分布图



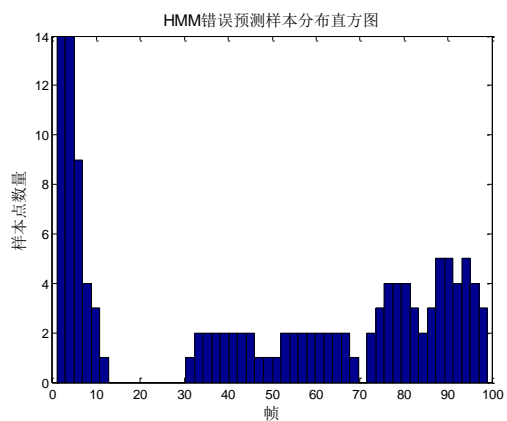
(b) 左转随机森林错误预测样本分布图



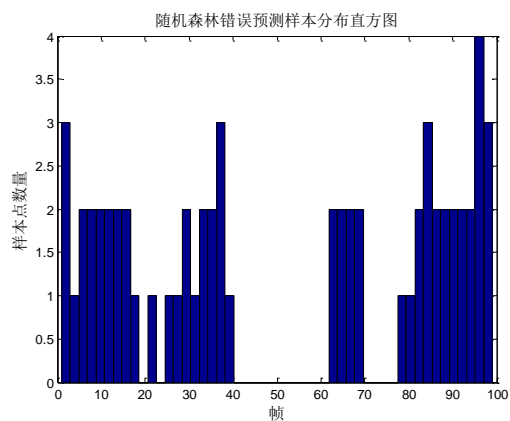
(c) 右转 HMM 错误预测样本分布图



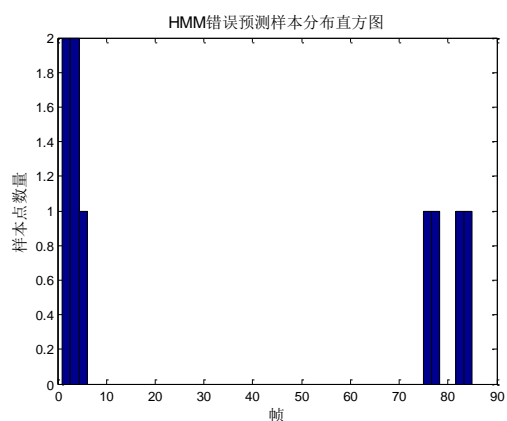
(d) 右转随机森林错误预测样本分布图



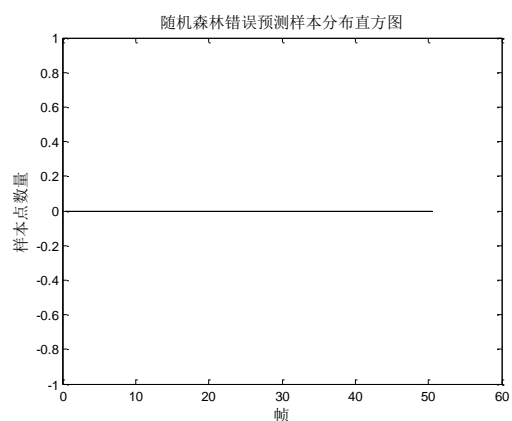
(e) 直行 HMM 错误预测样本分布图



(f) 直行随机森林错误预测样本分布图



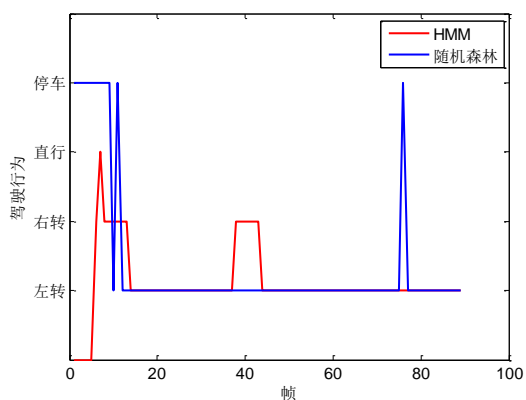
(g) 停车行为 HMM 错误预测样本分布图



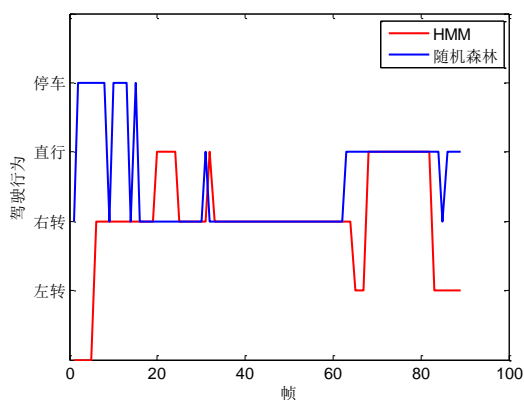
(h) 停车行为随机森林错误预测样本分布图

图 3.19 错误预测结果直方图

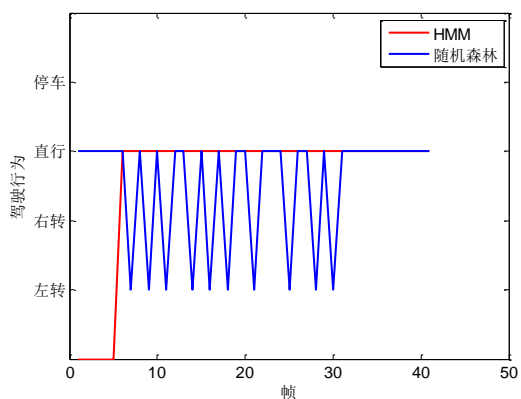
如图 3.20 所示, 分别对比了 HMM 与随机森林模型的可视化分类情况。分类结果显示, 上述两种方法均能较准确的分辨其他车辆的驾驶意图。预测不准的区域主要是每段测试数据的起始时刻, 即距离交叉口相对较远的区域, 这对于智能车辆行为决策系统的使用是有利的。



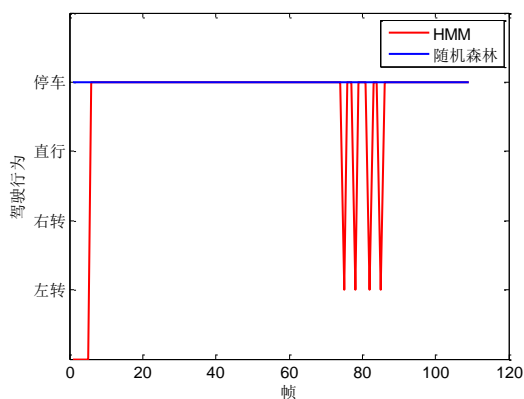
(a) 真实驾驶行为为左转时的预测结果



(b) 真实驾驶行为为右转时的预测结果



(c) 真实驾驶行为为直行时的预测结果



(d) 真实驾驶行为为停车时的预测结果

图 3.20 基于实车数据的预测结果

3.5 本章小结

本章通过 MATLAB/PreScan 搭建了驾驶数据仿真采集系统，基于该系统以及由比亚迪速锐智能车辆建立的实车数据采集系统，采集了车道行驶以及路口场景下的驾驶数据，基于智能车辆可观测的前提，选取了速度、加速度、航向角、航向角速度等作为候选特征。分别建立了基于高斯混合隐马尔科夫模型以及随机森林模型的驾驶行为识别模型，并进行了测试。小结如下：

（1）建立了基于 MATLAB/PreScan 以及罗技 G27 驾驶仪的仿真数据采集系统，采集驾驶员行驶数据。搭建了基于比亚迪智能车辆的实车数据采集系统，并通过数据离线回放程序分析标定离线数据。

（2）考虑决策系统需求，选取了速度、加速度、航向角、航向角速度等易于被智能车辆观测的状态信息作为模型输入，建立了基于高斯混合隐马尔科夫模型以及随机森林模型的意图识别分类器。

（3）分析了高斯混合隐马尔科夫模型以及随机森林模型的预测准确率以及错分样本的位置分布情况，实验结果表明，本文建立的驾驶行为识别模型能够满足决策模块的需求，在换道轨迹的中部，以及靠近路口的区域预测准确率较高，保证了在决策模块使用时的可靠性。

第四章 考虑车辆协作驾驶行为的交通场景预测模型构建

本章针对智能车辆与其他车辆之间的协作驾驶行为展开研究，分析智能车辆潜在的驾驶行为对其他车辆的影响。图 4.1 为本章研究内容示意图，根据第二章求解模型，可以得到智能车辆预测周期内的参考轨迹与对应的加速度曲线，根据第三章横向驾驶行为识别模型，可以得到其他车辆的横向驾驶行为。以此为基础，本章首先对车道行驶、无信号灯十字路口两场景进行建模分析，此后建立智能车辆行驶状态预测模型以及其他车辆纵向驾驶意图识别模型。综合以上信息，建立其他车辆驾驶行为预测模型，得到各个车辆在两个相邻预测时刻之间的状态转移关系，最终完成交通场景预测模型构建。

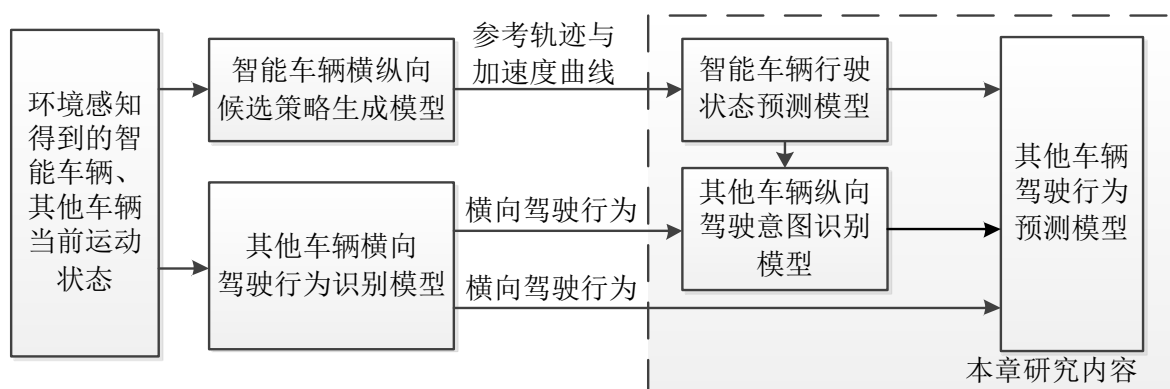


图 4.1 交通场景预测模型研究内容

4.1 交通场景预测问题描述

本文中只考虑交通环境中车辆之间的协作驾驶行为，不考虑与行人等更加复杂的交通因素之间的交互问题。交通场景的演化过程，是各个参与车辆之间协作行驶的过程，每辆车的驾驶行为都受到其他车辆的影响。智能车辆的运动会影响道路中其他车辆的驾驶行为，同时其他车辆不确定的驾驶行为也将反作用于智能车辆，进而影响智能车辆的决策结果。

智能车辆行为决策模型需要考虑未来一定周期内的场景演化情况，以选择当前时刻的最优决策策略。由于人类的驾驶行为具有极大的不确定性，在同一预测周期内的不同预测时刻，其他车辆的横向驾驶行为与纵向驾驶行为都是有可能发生变化的，耦合考虑横纵向驾驶行为的不确定性十分困难，针对此问题，本文假定在同一预测周期内，其他车辆的横向驾驶行为在执行结束之前是不变的，例如，假设智能车辆判断当前时刻其他车辆的横向驾驶行为为换道，则预测过程中，在换道行为执行结束转为车

道保持行为前，系统都将其他车辆横向驾驶行为判断为换道。纵向驾驶行为是具有不确定性的，在同一预测周期中的每个预测时刻，都将进行更新，识别每个时刻的纵向让行意图，进而预测下一时刻的纵向驾驶行为。

4.1.1 基于人类驾驶过程的车道行驶场景车辆协作驾驶行为分析

如图 4.2 所示，为同向两车道典型交通场景，由于三车道场景可以看做两车道情形的扩展（可以用相同算法分别分析左右侧车道的潜在行驶状况，并与当前车道内车道保持行为进行对比择优），如果能处理图中所示的典型场景，即可推广应用到更加复杂的场景环境中。图 4.2 中蓝色车辆为智能车辆，记做 IV，四辆红色车为其他车辆，按位置分别记为本车道后车（CR），本车道前车（CF），旁车道侧后车（NR）以及旁车道侧前车（NF）。智能车辆在同向两车道行驶环境中的行驶过程，即为与图 4.2 中四个方位的其他车辆协作行驶的过程。在本文的决策模型中，由于智能车辆的参考驾驶策略由参考策略生成模块（第二章 2.4 节）首先给出，故该框架下的车辆之间的协作驾驶行为预测，主要考虑智能车辆自身的驾驶行为与其他车辆未来运动状态之间的关系。

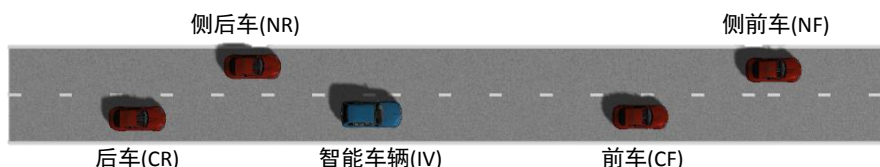


图 4.2 车道行驶场景示意图

在换道准备状态下，智能车辆将开启转向灯。假定转向灯信号均能被交通场景中其他车辆观察，可认为其他车辆此刻的驾驶行为，是在发现转向灯信号之后的行为。如果此时智能车辆换道，其他车辆将维持现有的运动状态，即此时智能车辆的决策可以看做一个预测-反应机制。此外，在车道保持状态时，周围车辆无法获知智能车辆的换道意图，所以此时的预测模型，需要建立智能车辆未来的运动状态与其他车辆运动状态之间的协作关系，该预测环节即为本章的核心内容。

场景预测模型的准确构建十分困难，本文考虑到其他车辆的社会行为，采用基于社会性假设的行为预测机制来解决该问题。

在行驶过程中，考虑到人类的驾驶经验，智能车辆与图 4.2 中所示的其他车辆之间的交互方式各有不同：

(1) IV 与 CF。在正常行车过程中，前车的行为不受智能车辆的影响，由于智能

车辆感知范围的限制，本文中假设前车维持现有运动状态匀速行驶。

(2) IV 与 CR。IV 的运动会影响到后车 CR，本文假定后车 CR 跟随 IV 进行车道保持行为，而不会对 IV 的行驶产生影响。并且，在正常行驶过程中，由于智能车辆在驾驶策略生成模型中规避了紧急制动行为，所以后车的正常驾驶行为不会影响到智能车辆的行驶安全，后车的行驶方式主要由其自身决定，故当智能车辆在车道保持行驶时，不考虑车辆 CR 对于智能车辆 IV 运动的影响。而当智能车辆参考横向决策为换道时，由于换道行为完成之后，后车如果速度过快会发生追尾问题，因此，换道完成时刻之后的后车，即原先的 NR 车需要重点考虑。

(3) IV 与 NF。NF 汇入 IV 车道的行为会对 IV 的车道保持与换道行为产生影响，而 IV 加减速的行为也作用于 NF 换道汇入车流的行为。需要对这一交互作用机制进行建模。

(4) IV 与 NR。IV 的换道行为需要与 NR 交互，NR 的让行与否将影响 IV 能否顺利换道，以及换道的难易程度。

本文中将智能车辆划分为车道保持、换道准备、换道三个横向运动状态，在每个状态中，都需要对各个时刻换道与车道保持两种行为开展预测，所以本章中将分 6 类预测形式开展讨论：

- (1) 参考横向决策为车道保持，且智能车辆处于车道保持状态下的场景预测。
- (2) 参考横向决策为车道保持，且智能车辆处于换道准备状态下的场景预测。
- (3) 参考横向决策为车道保持，且智能车辆处于换道状态下的场景预测。
- (4) 参考横向决策为换道，且智能车辆处于车道保持下的场景预测。
- (5) 参考横向决策为换道，且智能车辆处于换道准备状态下的场景预测。
- (6) 参考横向决策为换道，且智能车辆处于换道状态下的场景预测。

4.1.2 无信号灯十字路口场景车辆协作驾驶行为分析

对于无信号灯十字路口场景（图 4.3），多个车辆同时通过路口时，协作行为较为复杂，在本文中，重点讨论两车在无信号灯十字路口时的驾驶行为交互问题。

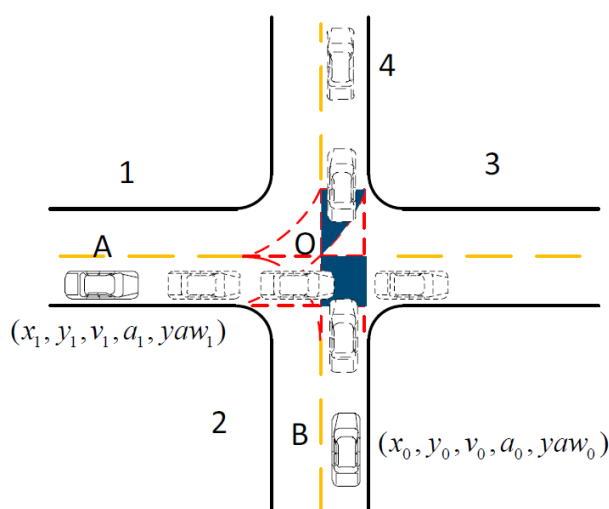


图 4.3 无信号灯十字路口场景

如图 4.3 所示，两车的初始位置有 1,2,3,4 四个方向，对于车辆来自任意两个不同方向的情形，冲突状况如表 4.1 所示。

表 4.1 无信号灯十字交叉路口冲突情况分析

其他车辆	左侧				右侧				对侧				同侧			
行驶方向	TL	LK	TR	S	TL	LK	TR	S	TL	LK	TR	S	TL	LK	TR	S
左转	★	★	○	○	★	★	○	○	★	★	★	○	○	○	○	○
直线行驶	★	★	○	○	★	★	★	○	★	○	○	○	○	○	○	○
右转	○	★	○	○	○	○	○	○	★	○	○	○	○	○	○	○
停车	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○

表中 TL 代表左转，TR 代表右转，LK 代表直线行驶，S 代表停车。★代表存在冲突，○代表不存在冲突。

根据横向驾驶行为识别结果，两车在没有冲突的情况下，可以顺利通过路口，而如果两车存在冲突，那么需要判定两者的纵向驾驶意图，即让行情况，防止其他车辆违反交通规则而带来的安全问题，以及其他车辆不能及时通行带来的效率问题。

4.2 智能车辆状态预测模型

(1) 车辆运动学模型

车辆线速度、角速度与车辆位置和航向角的关系可以通过车辆运动学模型体现。将线速度和角速度作为控制量输入车辆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，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, 忽略空气阻力影响;
- 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。

不考虑左右轮转向角的差异, 在车辆转弯时可简化为如图 4.4 所示的二自由度模型。 O_{xy} 为大地坐标系, (x_f, y_f) 、 (x, y) 分别为智能车辆前、后轴中心位置, v_f 、 v 分别为前、后轴速度, l 为轴距。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。 δ 为前轮偏角, 顺时针为负, 逆时针为正; θ 为智能车辆航向角。

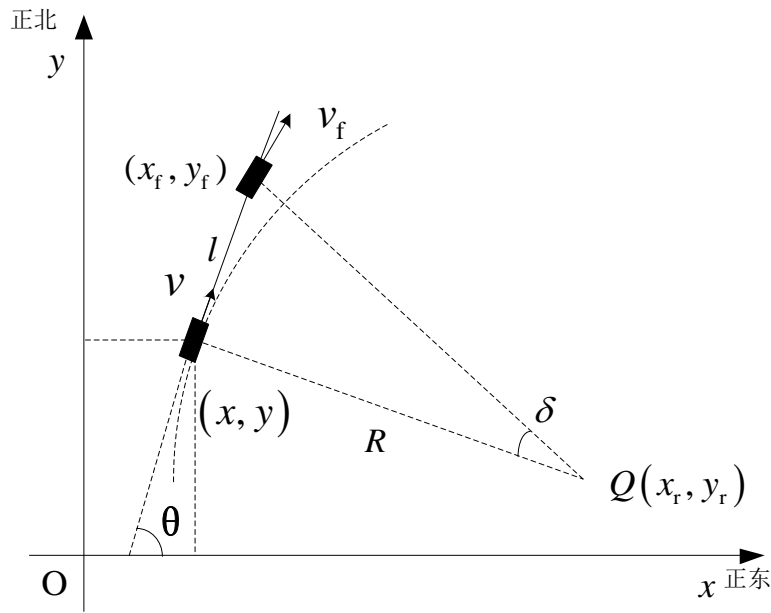


图 4.4 车辆转向模型

经过相关运动学约束和前后轴角度关系, 总结得到车辆运动学模型:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \\ \tan \theta / l \end{bmatrix} v \quad (4.1)$$

如果将前轮偏角变化率也作为输入量加入到模型中, 则:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\delta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \\ \tan \theta / l \\ 0 \end{bmatrix} v + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \dot{\delta} \quad (4.2)$$

式 (4.2) 中车辆模型以车辆速度和前轮转角变化率为输入, 实现智能车辆位置、航向角和前轮转角的连续变化。

(2) 给定轨迹下智能车辆状态预测方法

设 $f(x, y)$ 在曲线弧 L 上有定义且连续, L 的参数方程为

$$\begin{cases} x = \varphi(t) \\ y = \psi(t) \end{cases} \quad (\alpha \leq t \leq \beta) \quad (4.3)$$

其中 $\varphi(t)$ 、 $\psi(t)$ 在 $[\alpha, \beta]$ 上具有一阶连续导数, 且 $\varphi'(t) + \psi'^2(t) \neq 0$, 则曲线积分 $\int_L f(x, y)ds$ 存在, 且

$$\int_L f(x, y)ds = \int_\alpha^\beta f[\varphi(t), \psi(t)]\sqrt{\varphi'^2(t) + \psi'^2(t)}dt \quad (\alpha < \beta) \quad (4.4)$$

即可求得智能车辆沿参考轨迹在给定速度、时间下所走到的下一时刻的位置。由于曲线方程的积分不容易求得, 本文采用数值算法, 以众多离散点的距离之和代表两点之间的曲线积分长度, 并与根据纵向速度算出的智能车辆行驶距离相比较以预测下一时刻的智能车辆位置。

$$\int_L f(x, y)ds \approx \sum_{i=1}^N \sqrt{\Delta y_i^2 + \Delta x_i^2} \quad (4.5)$$

式中 Δx_i , Δy_i 为相邻两点间的纵横向距离, N 为离散点的数量。

4.3 基于规则的其他车辆纵向驾驶意图识别方法及应用

本节介绍基于规则的其他车辆纵向驾驶意图识别方法, 以及其在无信号灯十字交叉口的应用实例。

4.3.1 基于模糊逻辑的驾驶激进程度识别方法

考虑到人类驾驶员可以分为激进型、保守型、普通型^[97, 98]等多种类型。本文选用基于模糊逻辑^[99, 100]的方法判定车辆的驾驶激进程度, 进而判别无信号灯十字路口其他车辆的纵向驾驶意图。

为实现驾驶员类型划分的模糊逻辑推理, 首先将速度、加速度离散为语言变量, 然后构建模糊逻辑规则, 最后将模糊推理的结果经过解模糊得到驾驶员激进程度值。对于加速度的选择, 只保留加速度值大于 0.4m/s^2 或小于 -0.4m/s^2 并且加速时间达到 0.5 秒的阶段, 进行计算, 速度加速度输入值由公式 (4.6) (4.7) 得到。

$$v = \frac{1}{N_v} \sum_{i=1}^{N_v} |v_i| \quad (4.6)$$

$$a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |a_i| \quad (4.7)$$

式中 v_i 、 a_i 分别表示 i 时刻的速度、加速度值, N_v 、 N 分别为接收速度、加速度信息所对应的时刻次数。

构建速度隶属度函数, 将速度值模糊化为语言变量极小 (NS)、小 (S)、中位 (M)、大 (H)、极大 (PH)。加速度值模糊化为语言变量低 (S)、中位 (M)、高 (H)。输

出驾驶员激进程度模糊化为保守 (C)、普通 (N)、激进 (A)。各变量的隶属度函数如图 4.5 所示, 其中图 4.5 (a) 为速度隶属度函数, 图 4.5 (b) 为加速度隶属度函数, 图 4.5 (c) 为输出驾驶员激进程度隶属度函数。

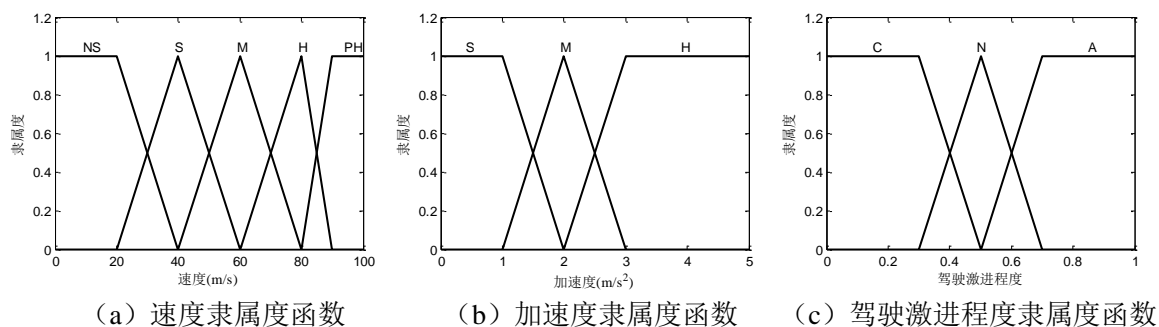


图 4.5 输入输出隶属度函数图

针对语言变量, 构建模糊规则表, 如表 4.2 所示, 表中第一行表示速度语言变量, 第一列表示加速度语言变量, 每个速度、加速度语言变量相交的位置为所对应的驾驶激进程度语言变量。

表 4.2 模糊逻辑规则表

语言变量	PH	H	M	S	NS
H	A	A	A	N	N
M	A	A	N	C	C
S	A	A	N	C	C

该部分模糊推理的模糊蕴含关系采用 Mamdani 法则, 输出变量解模糊采用重心法, 计算得到不同速度、加速度下驾驶员激进程度输出曲面如图 4.6 所示。由此, 就得到了不同速度, 加速度输入与驾驶员驾驶激进程度值之间的对应关系。

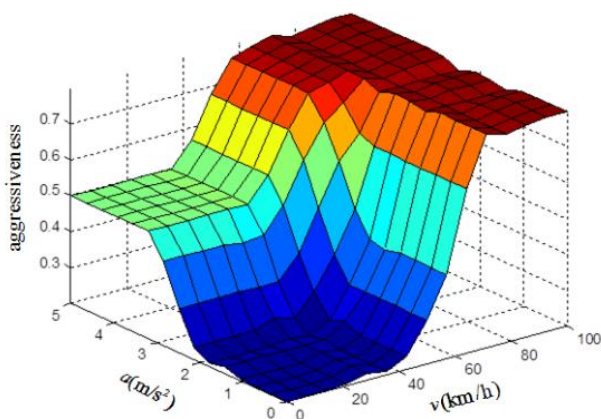


图 4.6 模糊逻辑输出曲面

不同的驾驶激进程度从一个侧面反映了两车之间的协作行驶关系，更激进的驾驶员相对更难以做出让行的动作。而相对保守的驾驶员容易让行其他车辆，通过此种判定，面临潜在行驶冲突时，激进程度较低的一方会让行激进程度较高的一方。

4.3.2 基于相对驾驶激进程度的无信号灯交叉口决策方法与仿真应用

(1) 基于相对驾驶激进程度的无信号灯交叉口决策方法

本小节介绍驾驶激进程度判断方法在无信号灯十字交叉口的应用。应用场景如图 4.7 所示，智能车辆直行通过交叉口，实线圆圈区域代表车辆与基础设施通讯（Vehicle-to-infrastructure, V2I）的通讯距离。在通讯距离范围之内，智能车辆可以与基础设施通信并获得其他车辆的速度、加速度、位置等信息。虚线圆圈区域为驾驶意图识别算法生效区域，当其他车辆进入该区域后，智能车辆能够通过基于隐马尔科夫模型或者随机森林的识别方法有效判断其他车辆驾驶意图（左转、右转、直行、停车），并以此判断两车行驶路线是否存在潜在的冲突。进而可以测试两车冲突时智能车辆的决策问题。

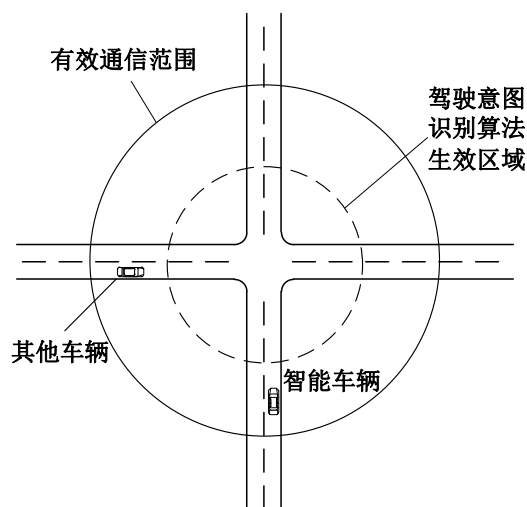


图 4.7 智能车辆通过无信号灯交叉口示意图

基于 V2I 技术，智能车辆可以获知其他车辆的位置、速度、加速度等车辆状态信息，基于该信息、本车状态信息以及路口的几何信息，将智能车辆交叉口行为决策问题分解为两阶段决策过程：其他车辆驾驶员类型判断阶段与智能车辆行为决策阶段。其他车辆驾驶员类型判断阶段为从智能车辆与其他车辆进入有效通信范围（图 4.7 中实线圆圈区域）到其他车辆进入驾驶意图识别算法生效区域（图 4.7 虚线圆圈区域）之间的交互过程。该阶段根据其他车辆的行驶速度与纵向加速度，通过模糊逻辑设计了其他车辆驾驶员激进程度判别方法。智能车辆行为决策阶段为从其他车辆进入驾驶

意图识别算法生效区域到路口交互结束的整个过程。当智能车辆到达交叉口区域后，通过有限状态机判别其他车辆的行驶方向，对于潜在的冲突区域，基于 TTC 和驾驶员相对激进程度，设计了相应的行为决策规则，将加速、减速、匀速行驶的指令发给智能车辆控制系统，控制智能车辆安全、有效通过十字路口。

交叉口冲突区域的选择主要有两种方式：一是将车辆假设为质点求得不同车辆行驶曲线的交叉点，二是在此基础上考虑车辆尺寸的冲突。由于车辆在车道内的行驶轨迹并不确定，这使得所选定的冲突点可能会随时间变化。本文将车道线约束考虑在内，如图 4.8 所示（假定根据 HMM 与随机森林模型已判断其他车辆要左转通过路口），区域 A 即为两车的潜在冲突区域，而点 O（十字交叉口中心点）即为潜在冲突的起点，故将 O 点选取为 TTC 计算的参考点。其他车辆以及智能车辆距离 O 点 TTC 计算公式如下：

$$T_{Oi} = \frac{d_i}{v_i} \quad (4.8)$$

其中 $d_i (i=1,2)$ 分别为智能车辆与其他车辆距离参考点 O 的距离， $v_i (i=1,2)$ 分别为两者速度， $T_{Oi} (i=1,2)$ 分别为智能车辆与其他车辆距离参考点 O 的 TTC。

若两辆车存在潜在冲突，则需要满足：

$$|T_{O1} - T_{O2}| < T_{\text{threshold}} \quad (4.9)$$

$$T_{\text{threshold}} = \min_{i=1,2} \frac{2L_i}{v_i} \quad (4.10)$$

其中 L_i 为车辆长度，为保证安全，选取两倍车辆长度计算时间阈值 $T_{\text{threshold}}$ 。

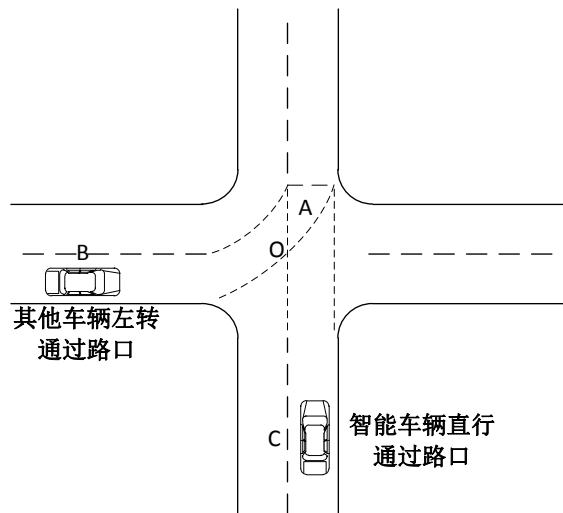


图 4.8 十字路口冲突区域

根据式 (4.9) (4.10)，可以判定智能车辆与其他车辆是否存在潜在冲突。当存在

潜在冲突时智能车辆行为决策流程如图 4.9 所示，首先计算其他车辆与智能车辆到达冲突区域的时间，若时间差小于安全阈值，则进一步根据第一阶段的驾驶历史数据判定其他车辆与智能车辆的驾驶激进程度差值。若该值大于激进判定启发值，则根据行为决策规则表选取当前决策方案，进一步进行智能车辆的速度控制，最终安全通过交叉口。若两者激进程度基本相同，则通过调整智能车辆自身速度，改变两者激进程度差，通过决策规则表得到适当决策结果，进而控制智能车辆通过交叉口。

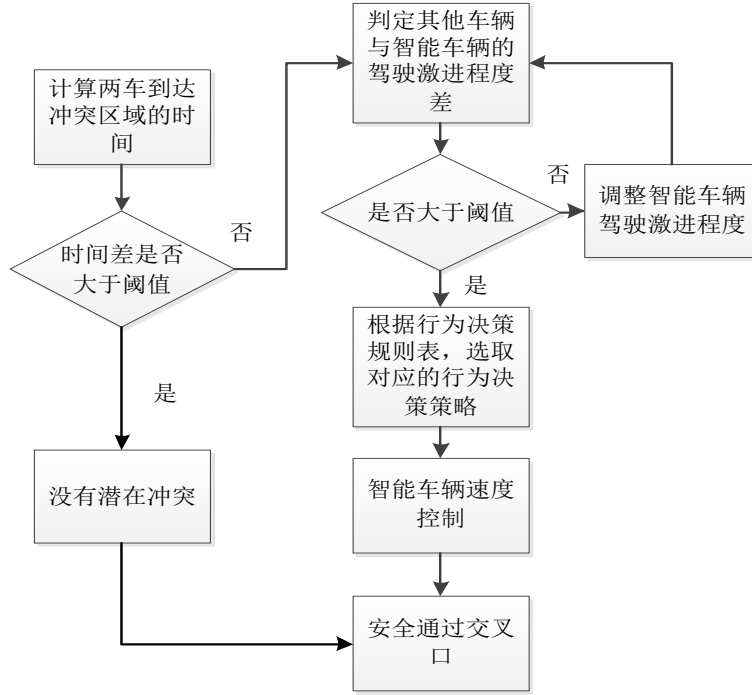


图 4.9 智能车辆行为决策流程

智能车辆与其他车辆之间的相对驾驶激进程度大小 ΔA ，如式 (4.11) 所示：

$$\Delta A = A_v - A_T \quad (4.11)$$

对于不同的 ΔA ，本部分将其分为三段，小于 -0.05，大于 0.05 以及两者之间的部分，若两者差值小于 -0.05，则认为前者相对后者为保守类型，若差值在 -0.05 到 0.05 之间，则为普通类型，若差值大于 0.05，则为激进类型。

为了保证驾驶安全性，智能车辆需要满足使用最大减速度情况下在冲突区域前能够停车这一先验要求。故存在潜在冲突情况下智能车辆的运动需要满足以下约束：

$$v_1 \leq a_{\text{decmax}} T_{O1} \quad (4.12)$$

$$d_1 \geq v_1 T_{O1} - \frac{1}{2} a_{\text{decmax}} T_{O1}^2 \quad (4.13)$$

车辆的最大减速度 a_{decmax} 可由车辆模型得到。由于式 (4.12) (4.13) 中 v_1 为智能车辆的速度控制量，故选取另两个参数 T_{O1} 以及 d_1 作为行为决策的输入。根据模糊逻辑

辑的速度划分情况，求得决策临界值，将参数离散化为 4.3.1 节表 4.2 中的几个区间。并以此构建行为决策规则表，得到其他车辆相对驾驶员类型为激进和保守时的驾驶规则如表 4.3、4.4 所示。在相对冲突区域不同距离以及不同 TTC 的情况下，智能车辆将分别做出不同的行为决策以与其他车辆进行交互。

表 4.3 其他车辆相对类型为激进时的驾驶规则表

$\Delta A < -0.05$	$0 < T_{O1} \leq 1$ (s)	$1 < T_{O1} \leq 2$ (s)	$2 < T_{O1}$ (s)
$0 < d_1 \leq 10$ (m)	Dec	Dec	Dec
$10 < d_1 \leq 20$ (m)	Dec	Dec	LK
$20 < d_1$ (m)	Dec	Dec	LK

表 4.4 其他车辆相对类型为保守时的驾驶规则表

$\Delta A > 0.05$	$0 < T_{O1} \leq 1$ (s)	$1 < T_{O1} \leq 2$ (s)	$2 < T_{O1}$ (s)
$0 < d_1 \leq 10$ (m)	Acc	Acc	LK
$10 < d_1 \leq 20$ (m)	Acc	LK	LK
$20 < d_1$ (m)	Acc	LK	LK

表 4.3、4.4 中 LK 表示匀速指令，Dec 表示减速指令，Acc 表示加速指令。

当 $-0.05 \leq \Delta A \leq 0.05$ 时，智能车辆与其他车辆的驾驶激进程度基本相同，调节智能车辆自身的驾驶激进程度等级，使 ΔA 处于表 4.3 或表 4.4 的范围，进而可以根据表中相应规则进行行为决策生成。

(2) 仿真实验结果

系统采用 PreScan 和 MATLAB-Simulink/Stateflow 进行联合仿真，其中 PreScan GUI 用来搭建仿真需要的基本元素，Simulink 处理相关控制器算法。Stateflow 建立有限状态机模型。仿真环境如图 4.8 所示，智能车辆直行通过交叉口，在交叉口的左边出现其他车辆，其行驶方向为左转通过路口，两者存在潜在冲突。假定其他车辆距离路口中心 100 米时进入通信范围，距离路口 50 米时，智能车辆判断出其他车辆的行驶意图。智能车辆的初始速度为 15m/s，道路的限定车速设计为 60km/h (即 16.67m/s)。

图 4.10 为其他车辆为保守类型驾驶员时的仿真实验结果。图 4.10 (a) 为其他车辆驾驶员类型判断阶段的速度曲线，基于模糊逻辑的驾驶激进程度判别算法，以及公式 (4.11)，求得相对驾驶员激进程度为 0.107，进而判定该车辆为保守类型驾驶。图

4.10 (b) 为智能车辆距冲突区域距离与 TTC 的关系, 根据该对应关系, 通过表 3, 得到图 4.10 (c) 所示的智能车辆决策结果, 0 为匀速行驶, 5 为退出口口。通过两车的速度曲线 (图 4.10 (d))、相对位置关系 (图 4.10 (e)) 以及距离冲突区域 TTC 随时间变化的情况 (图 4.10 (f)), 可以看出, 若智能车辆通过减速, 等待冲突消解后再通过路口, 必须降低到很低的速度让行其他车辆, 这将影响安全性与路口通过效率。而本文的方法有效地避免了这一缺点, 识别了其他车辆减速的意图, 自身平稳匀速行驶, 避免了潜在冲突, 并率先通过路口。

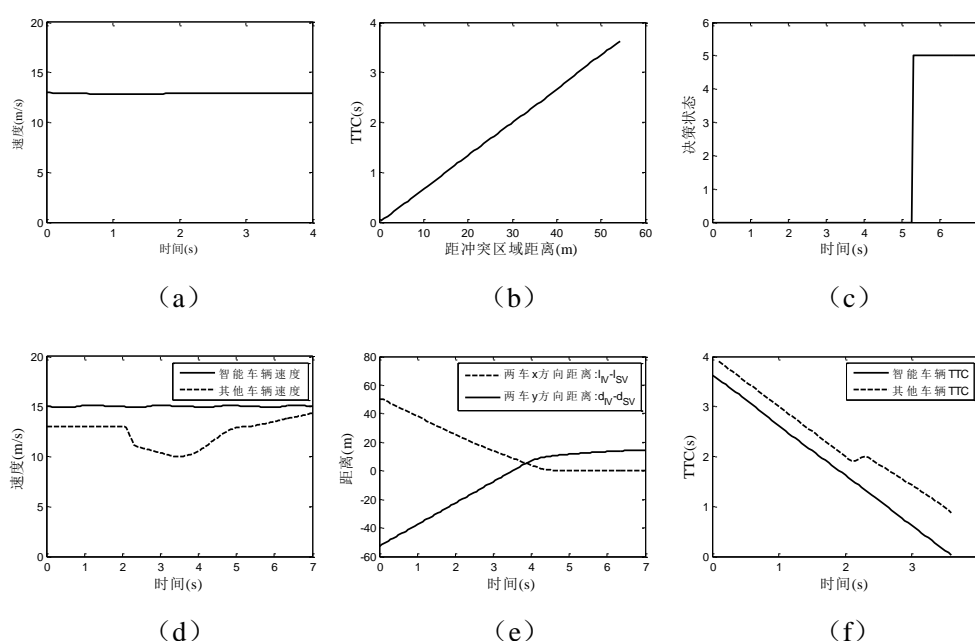


图 4.10 其他车辆为保守类型驾驶员时仿真实验结果

图 4.11 为其他车辆为激进类型驾驶员时的仿真实验结果。图 4.11 (a) 为其他车辆驾驶员类型判断阶段的速度曲线, 基于模糊逻辑的驾驶激进程度判别算法, 以及式 (4.11), 求得相对驾驶激进程度为-0.168, 进而判定该车辆为激进类型驾驶。图 4.11 (b) 为距离冲突区域距离与 TTC 的关系, 根据该对应关系, 通过表 2, 得到图 4.11 (c) 前 3.5 秒所示的智能车辆决策结果, 0 为匀速行驶, 1 为减速, 2 为加速, 5 为退出口口。该图中对应的加速过程为其他车辆已经通过交叉口冲突区域时, 智能车辆加速到自身期望速度的过程。通过两车的速度曲线 (图 4.11 (d))、相对位置关系 (图 4.11 (e)) 以及距离冲突区域 TTC 随时间变化的情况 (图 4.11 (f)), 可以看出智能车辆与其他车辆交互, 减速让行以顺利通过路口。

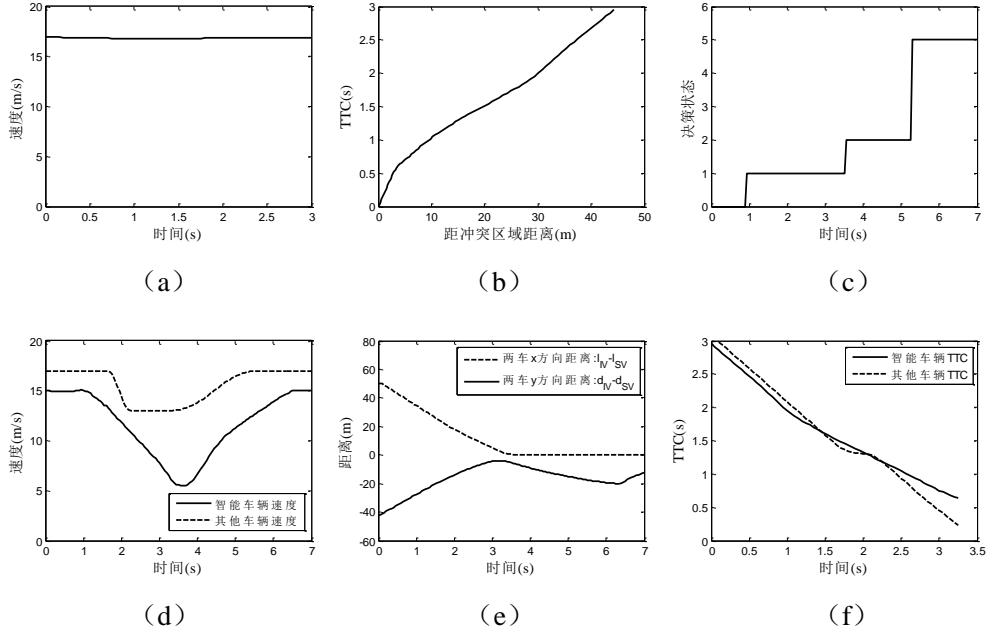


图 4.11 其他车辆为激进类型驾驶员时仿真实验结果

4.4 基于统计方法的其他车辆纵向驾驶意图识别方法

4.4.1 无信号灯十字路口场景车辆纵向驾驶意图识别方法

上一小节建立了基于规则的让行判断模型以及相应的应用，本小节基于第三章介绍的高斯混合隐马尔科夫模型建立基于统计方法的让行意图识别模型。给定一个连续的 HMM 模型，意图识别流程将分解为两个过程。第一个过程专注于横向驾驶行为识别。每个车辆的横向驾驶行为识别输入量定义为 $B_{lateral} = \{L, v, a, yaw\}$ ，在这里 L 是距交叉口的距离， v 是纵向速度， a 是纵向加速度， yaw 是角速度。而模型的输出则为运动意图 $I_{lat} \in \{I_{TR}, I_{TL}, I_{GS}, I_S\}$ ，对应的 HMM 模型可以训练得到，分别为 $\lambda_{TR}, \lambda_{TL}, \lambda_{GS}$ 和 λ_S 。该过程已经在第三章进行了详细介绍。

下一个步骤是关于纵向相对驾驶意图的识别。纵向让行概率可以基于全概率公式分解如下：

$$\begin{aligned}
 P(I_{Yield} | B) &= \sum P(I_{Yield} | I_{lat}, B) P(I_{lat} | B) \\
 &= P(I_{Yield} | I_{TR}, B) P(I_{TR} | B) + P(I_{Yield} | I_{TL}, B) P(I_{TL} | B) \\
 &\quad + P(I_{Yield} | I_{GS}, B) P(I_{GS} | B) + P(I_{Yield} | I_S, B) P(I_S | B)
 \end{aligned} \tag{4.14}$$

在这里 B 包含有横向与纵向行为数据 $B_{lateral}$ 和 B_{lon} 。

在这个过程中，假定横向驾驶意图 I_{lat} 已经由确定性的 HMM 模型在第一步预测得到，因而 I_{lat} 由横向预测结果 $I_{latPredict}$ 所决定，在这里 $P(I_{lat} | B, I_{lat} = I_{latPredict}) = 1$ ， $P(I_{lat} | B, I_{lat} \neq I_{latPredict}) = 0$ 。此时，公式 (4.14) 可以被重新描述为公式 (4.15)：

$$P(I_{Yield} | B) = P(I_{Yield} | B, I_{latPredict}) P(I_{latPredict} | B) = P(I_{Yield} | B, I_{latPredict}) \quad (4.15)$$

此时，问题转换为对 $P(I_{Yield} | B, I_{latPredict})$ 建模。用于纵向意图预测的特征是 $B_{lon} = \{\Delta v, \Delta a, \Delta d_{DTC}\}$,

其中：

$$\Delta v = v_{other} - v_{host} \quad (4.16)$$

$$\Delta a = a_{other} - a_{host} \quad (4.17)$$

$$\Delta d_{DTC} = d_{DTC,other} - d_{DTC,host} \quad (4.18)$$

其中 $d_{DTC,host}$ 与 $d_{DTC,other}$ 表示智能车辆与其他车辆距离潜在碰撞区域的距离。纵向意图预测模型的输出是纵向的驾驶意图 $I_{lon} \in \{I_{Yield}, I_{NYield}\}$ 。

与建立一个生成模型相对，本文使用一个确定性模型来限定 $P(I_{Yield} | B, I_{latPredict})$ 为 0 或者 1。因而训练得到让行与不让行的 HMM 模型，即 $\lambda_{Y,I_{lat}}, \lambda_{N,I_{lat}}$ 。HMM 中，观测状态为 3，对应三个训练特征，高斯混合模型中的高斯模型数量取值与观测状态相同，也为 3，对应相应观测量的高斯分布。而隐藏状态选为 2，对应让行与不让行两种驾驶意图。训练得到不让行的 HMM 模型 $\lambda_{N,I_{lat}}$ 参数如下：

初始状态分布 π_{NYield} ：

$$\pi_{NYield} = \begin{bmatrix} 0.5714 \\ 0.4286 \end{bmatrix}$$

状态转移概率矩阵 A_{NYield} ：

$$A_{NYield} = \begin{bmatrix} 0.9994 & 6.2307e-04 \\ 1.6888e-95 & 1 \end{bmatrix}$$

高斯混合模型中高斯分布的均值 μ_{NYield} ：

$$\mu_{NYield}(:, :, 1) = \begin{bmatrix} 4.6731 & -0.2657 \\ 0.9600 & 0.1506 \\ 7.7642 & -18.1471 \end{bmatrix}$$

$$\mu_{NYield}(:, :, 2) = \begin{bmatrix} 0.7067 & -3.4005 \\ 0.8171 & 1.0732 \\ 13.7346 & -5.5507 \end{bmatrix}$$

$$\mu_{NYield}(:, :, 3) = \begin{bmatrix} 7.5205 & 4.3494 \\ 1.1077 & -0.5160 \\ -6.6040 & -26.5710 \end{bmatrix}$$

高斯混合模型中高斯分布的协方差矩阵 Σ_{NYield} ：

$$\begin{aligned}
\Sigma_{NYield}(:, :, 1, 1) &= \begin{bmatrix} 10.7645 & -2.3181 & -17.4360 \\ -2.3181 & 1.9999 & 7.5168 \\ -17.4360 & 7.5168 & 51.6134 \end{bmatrix} \\
\Sigma_{NYield}(:, :, 2, 1) &= \begin{bmatrix} 0.2259 & 0.1853 & -0.1201 \\ 0.1853 & 0.4218 & 0.1127 \\ -0.1201 & 0.1127 & 0.5119 \end{bmatrix} \\
\Sigma_{NYield}(:, :, 1, 2) &= \begin{bmatrix} 1.1174 & 0.8414 & -0.6807 \\ 0.8414 & 0.9105 & -0.4274 \\ -0.6807 & -0.4274 & 0.4904 \end{bmatrix} \\
\Sigma_{NYield}(:, :, 2, 2) &= \begin{bmatrix} 7.7199 & 0.8611 & 7.5492 \\ 0.8611 & 2.8663 & 6.3377 \\ 7.5492 & 6.3377 & 31.5503 \end{bmatrix} \\
\Sigma_{NYield}(:, :, 1, 3) &= \begin{bmatrix} 5.4891 & -0.1565 & -22.4440 \\ -0.1565 & 0.6319 & 5.5140 \\ -22.4440 & 5.5140 & 147.4528 \end{bmatrix} \\
\Sigma_{NYield}(:, :, 2, 3) &= \begin{bmatrix} 8.6027 & 1.2056 & -18.1712 \\ 1.2056 & 1.8695 & -6.9555 \\ -18.1712 & -6.9555 & 108.2821 \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

高斯混合模型的混合系数 \mathbf{c}_{NYield} :

$$\mathbf{c}_{NYield} = \begin{bmatrix} 0.3488 & 0.2988 & 0.3524 \\ 0.2679 & 0.3227 & 0.4094 \end{bmatrix}$$

同理可以训练得到让行情况下的 HMM 模型参数 $\lambda_{Y, Lat}$ 。

基于 HMM 的纵向让行意图预测结果如图 4.12 所示, 其中第一个子图代表预测结果, 纵坐标 1 代表让行, 2 代表不让行。第二个子图代表相对速度曲线, 第三个子图为相对加速度曲线, 第四个子图为距离交叉口相对距离曲线。在最初的 2.8 秒, 其他车辆纵向驾驶意图为让行, 在此之后, 基于相对加速度以及更小的距离碰撞区域距离, 智能车辆理解到其他车辆不让行的驾驶行为。

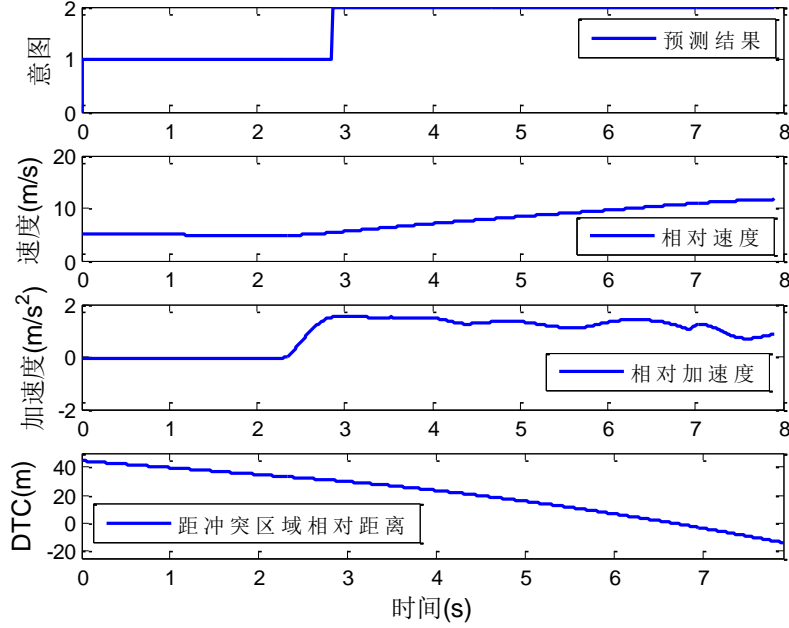


图 4.12 基于 GMM-HMM 的其他车辆纵向驾驶意图识别结果

4.4.2 车道行驶场景车辆纵向驾驶意图识别方法

车道行驶的让行问题，存在于相邻车道具有协作行为的两车之间，根据本章 4.1.2 节的分析，此时需要建立的，即为当一辆车汇入另一车道的过程中以及汇入前，与目标车道交互车辆之间的让行的问题。如果该车在另一辆车后方汇入车流，则为让行行为，而如果在相应目标车辆前方汇入车流，则不为让行行为。

上一小节建立了基于规则的让行判断模型以及相应的应用，本小节基于第三章介绍的高斯-隐马尔科夫模型建立让行意图识别模型。给定一个连续的 HMM 模型，意图识别流程将分解为两个过程。第一个过程专注于横向驾驶行为识别（第三章研究内容），获取每一时刻其他车辆的横向驾驶行为 I_{lat} 。

在此基础上，下一个步骤是纵向驾驶意图识别。纵向让行概率可以基于全概率公式分解如下：

$$\begin{aligned} P(I_{Yield} | B) &= \sum P(I_{Yield} | I_{lat}, B) P(I_{lat} | B) \\ &= P(I_{Yield} | I_{LC}, B) P(I_{LC} | B) + P(I_{Yield} | I_{LK}, B) P(I_{LK} | B) \end{aligned} \quad (4.19)$$

在这里， B 包含有横向与纵向行为数据 $B_{lateral}$ 和 B_{lon} 。

在这个过程中，假定横向驾驶行为 I_{lat} 已经由确定性的 HMM 与随机森林模型在第一步预测得到，即 I_{lat} 由横向预测结果 $I_{latPredict}$ 所决定，在这里 $P(I_{lat} | B, I_{lat} = I_{latPredict}) = 1$ ， $P(I_{lat} | B, I_{lat} \neq I_{latPredict}) = 0$ 。此时，公式 (4.19) 可以被重新描述为公式 (4.20)：

$$P(I_{Yield} | B) = P(I_{Yield} | B, I_{latPredict})P(I_{latPredict} | B) = P(I_{Yield} | B, I_{latPredict}) \quad (4.20)$$

选取每个车辆的行为特征为 $B_i = \{x_i, y_i, v_i, a_i\}$, 训练特征为: $\{\Delta D, \Delta v, \Delta a\}$, 其中 ΔD 为两车的纵向相对距离, Δv 为纵向相对速度, Δa 为纵向相对加速度。

与交叉口区域不同, 针对换道让行意图, 仅当两车中其中一辆车存在换道动作时, 才存在是否让行的问题, 即:

$$\begin{aligned} P(I_{Yield} | B) &= P(I_{Yield} | B, I_{latPredict}) \\ &= P(I_{Yield} | B, I_{LC})P(I_{LC}) + P(I_{Yield} | B, I_{LK})P(I_{LK}) \\ &= P(I_{Yield} | B, I_{LC})P(I_{LC}) \end{aligned} \quad (4.21)$$

此时, 问题转换为换道时, 两车的让行概率 $P(I_{Yield} | B, I_{LC})$ 的求解问题。

本文使用第三章描述的高斯混合隐马尔科夫模型模型表征两车之间的让行概率 $P(I_{Yield} | B, I_{LC})$, 将此概率表达为 0 或者 1 的确定性模型。HMM 训练过程中, 选取观测状态为 3, 对应三个候选训练特征, 高斯混合模型中的高斯模型的数量取 3, 对应三个量的高斯分布。而隐藏状态取 2, 对应于让行与不让行两种状态, 最终训练得到让行与不让行对应的 HMM 五元组 λ_{Yield} 与 λ_{NYield} 。

4.5 考虑车辆协作驾驶行为的其他车辆驾驶行为预测模型

在上文车车纵向驾驶意图识别模型的基础上, 本小节根据智能车辆当前横向决策状态以及候选纵横向参考决策, 建立其他车辆驾驶行为预测模型, 预测交通场景的演变情况。通过 t 时刻场景中各个车辆的状态信息预测 $t+1$ 时刻各个车辆的行驶状态, 即可循环求解得到整个预测周期内的驾驶行为预测结果。

4.5.1 车道行驶场景其他车辆驾驶行为预测模型

在车道行驶过程中, 智能车辆的运动满足先前建立的有限状态机模型。在不同的横向决策状态下, 智能车辆与其他车辆的交互情况也各不相同, 本节针对智能车辆所处的行驶状态, 建立相应情况下的其他车辆行为预测模型。与智能车辆行为预测类似, 对于其他车辆, 只要能够预测出每一时刻的纵向加速度, 就可以结合其位置、速度等信息, 通过状态预测模型得出未来时刻的运动状态, 故本节主要建立其他车辆加速度预测模型。考虑到智能车辆的行为需要能够具有利他性, 所以在其他车辆驾驶行为预测过程中, 对其他车辆加速度的最大最小值进行约束, 这有利于排除一部分不利于其他道路参与者的候选策略, 有利于智能车辆寻求最优决策结果。

(1) 智能车辆处于车道保持状态时的其他车辆行为预测方法

首先讨论智能车辆处于车道保持状态时, 其他车辆的驾驶行为预测方法。此时智

能车辆所表现出来的驾驶行为是本车道内的车道保持行为，故此时其他车辆的运动状态，是基于其认为智能车辆当前处于车道保持行为状态下的结果。而此时如果智能车辆的参考决策是换道，因为其他车辆当前的行为并非针对智能车辆换道所做的反应，故传统的基于预测周围车辆动作，紧接着根据其他车辆动作规划智能车辆行为的预测-反应机制^[25, 38]并不十分适用。针对该问题，本节研究思路为先假定智能车辆的下一时刻位置按照参考策略走出，然后交通场景中其他车辆根据智能车辆的动作做出最有利于彼此的反应，舒适性的约束应用在其他车辆的行为预测当中。

此时对于 4.1.1 节中图 4.2 中所对应各车的行为预测模型如下所示：

1) 针对前车 CF

维持现有运动状态匀速行驶

$$a_{CF} = 0 \quad (4.22)$$

2) 针对侧前车 NF

对侧前方车辆，需要判定其横向驾驶意图为，即换道驾驶行为。在智能车辆进行车道保持行为时，NF 车的换道切入行为有可能引发安全问题，需要重点考虑。该情形下的预测过程如下所示，

第一步，判定其横向驾驶意图：换道或者车道保持；

第二步，如果为车道保持行为，那么假定其维持现有运动状态匀速行驶：

$$a_{NF} = 0 \quad (4.23)$$

第三步，如果为向智能车辆所处车道的换道行为，则用五次多项式^[85]拟合出其换道轨迹。而对于换道目标位置点的选取，则依据两车相对驾驶行为预测的结果，如果智能车辆意图为让行，则其他车辆根据智能车辆当前匀速运动的假设，选取能够超过智能车辆，并且与智能车辆前车位置不冲突的点作为换道目标点。反之，如果其他车辆有让行智能车辆的行为，那么假定此时其将不会换道，转而使用匀速运动的假设处理该情形，相当于旁车处于智能车辆的换道准备状态当中。

3) 针对侧后车 NR

当智能车辆参考行为为车道保持时，此时后车车道保持或者换道行为都不会对智能车辆的行驶造成影响，故此时假定后车匀速行驶，而当智能车辆参考行为为换道时，需要重点考虑后车的协作驾驶行为。此时，假设 NR 让行智能车辆，计算相应时刻的加速度值：

$$v_{IV} t_{merge} = d_1 \quad (4.24)$$

$$v_{NR}t_{merge} + \frac{1}{2}a_{expect}t_{merge}^2 = d_2 \quad (4.25)$$

$$d_1 - d_2 = d_{MSS} \quad (4.26)$$

根据以上四式，可以求得期望加速度。

$$a_{expect,1} = \frac{2v_{IV}^2(d_1 - d_1v_{NR}/v_{IV} - d_{MSS})}{d_1^2} \quad (4.27)$$

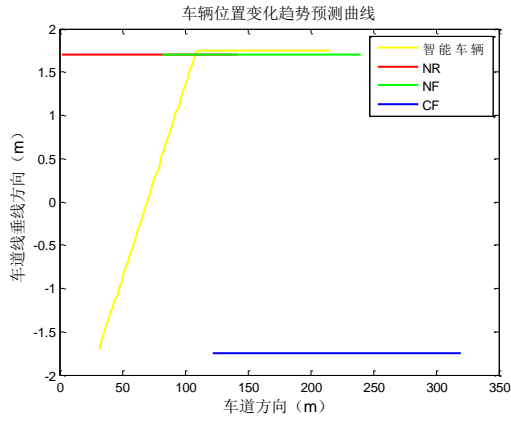
其中 d_{MSS} 为两车之间最小安全距离^[101]。同时对其他车辆期望加速度 a_{expect} 施加舒适性约束 $a_{min,comfort} \leq a_{expect} \leq a_{max,comfort}$ ，如果 $a_{expect,1}$ 满足约束要求，则期望加速度 a_{expect} 取为 $a_{expect,1}$ 。如果 $a_{expect,1}$ 大于满足舒适性要求的最大加速度 $a_{max,comfort}$ ，则期望加速度设为 $a_{max,comfort}$ 。特别说明的是，如果 $a_{expect,1}$ 小于满足舒适性要求的最小加速度 $a_{min,comfort}$ ，期望加速度取为 $a_{min,comfort}$ 。此时 NR 的加速度 $a_{min,comfort}$ 不能保证其与智能车辆避免碰撞，但是由于智能车辆每个规划周期内均生成多个候选策略，故其中的部分策略不可行并不会影响最终的规划结果。同时该预测机制可以避免智能车辆换道引起旁车道车辆急减速的情形，有利于实现智能车辆行驶时的利他性。

智能车辆的参考决策为换道时，当智能车辆进入目标车道后，此时的 NR 将变为智能车辆的后车 CR，智能车辆的运动状态也将变为车道保持。根据最小安全距离模型，假定后车以与智能车辆相同的速度，间隔至少 d_{MSS} 的距离匀速行驶。

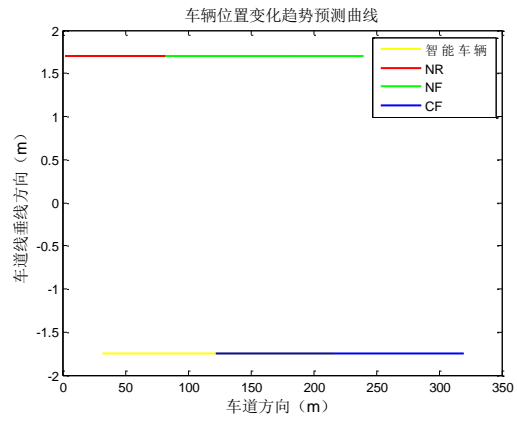
4) 针对后车 CR

对于后车的行为预测，假定车辆间距至少满足最小安全距离，并假定其以相对舒适的加速度达到与智能车辆相同的速度行驶。

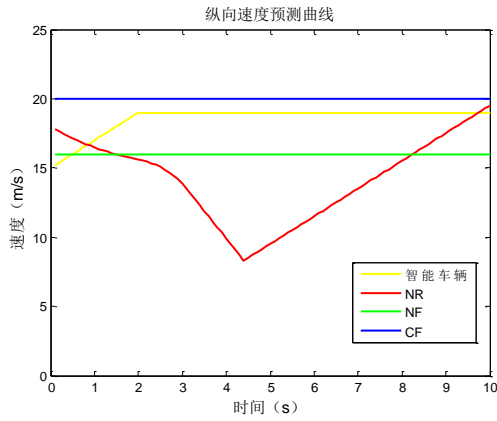
图 4.13 为某一位置，当智能车辆处于车道保持状态，而候选参考横向决策策略分别为换道与车道保持时的场景预测结果，包含有智能车辆与场景中其他车辆的相对位置，以及每一个车辆的速度和加速度随时间的变化情况。其中图 4.13 (a) (c) (e) 为参考决策为换道时的预测结果，而图 4.13 (b) (d) (f) 为参考决策为车道保持时的预测结果。



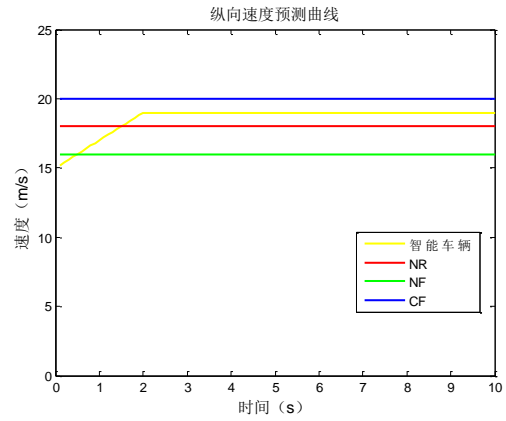
(a) 换道参考决策时车辆位置预测曲线



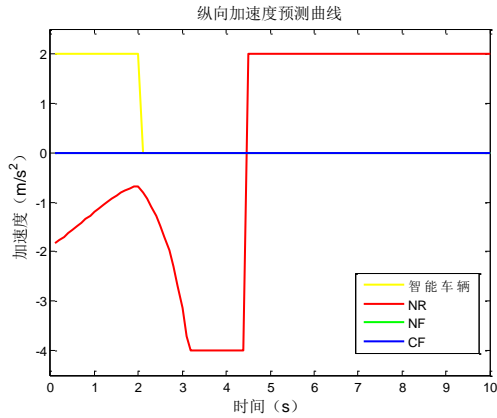
(b) 车道保持参考决策时车辆位置预测曲线



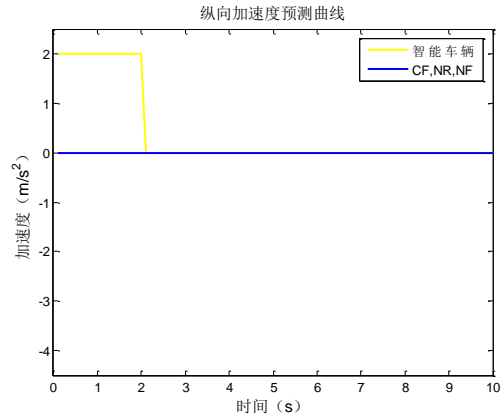
(c) 换道参考决策时纵向速度预测曲线



(d) 车道保持参考决策时纵向速度预测曲线



(e) 换道参考决策时纵向加速度预测曲线



(f) 车道保持参考决策时纵向加速度预测曲线

图 4.13 车道保持状态下场景预测情况

需要特别说明的是，某些情况下，交通场景中不存在 CF、NF 或者 NR，为了保证算法的完整性，在此情况下，假设前车 CF 与侧前车 NF 处于足够远的前方以道路限速匀速行驶，侧后车 NR 静止在后方足够远处，此时便可使用通用模型进行场景预测以及后续第五章的场景评价。

(2) 智能车辆处于换道准备时的其他车辆行为预测方法

当智能车辆处于换道准备状态时，智能车辆依然执行车道保持行为，但由于此时转向灯已经开启，故可以认为其他车辆已经了解智能车辆的换道意图，而此时其他车辆的驾驶行为已经可以看做是其对智能车辆潜在的换道行为所做出的真实反应。故此时，需要采用预测-反应的方法进行预测，也就是说，此时每一预测时刻，首先更新其他车辆运动状态，然后更新智能车辆运动状态，更新相对纵向运动意图以及对应的运动状态，再循环开展随后的预测。针对该种情形：

1) 针对前车 CF

前车的预测过程没有变化，假定其维持现有运动状态。

$$a_{NF} = 0 \quad (4.28)$$

2) 针对侧前车 NF

NF 的行为预测与上一小节类似，使用基于 HMM 的驾驶意图预测模型，判定其横向驾驶行为。如果为换道行为，则基于五次多项式拟合出一条参考换道曲线，并且基于匀速行驶的假设确定其换道速度。如果为车道保持行为，则假定其维持现有运动状态。其换道时，还需要判定与智能车辆的协作行驶意图。

3) 针对侧后车 NR

由于此时智能车辆已经表明了自身的换道意图，所以此时 NR 的行为即为当前其对智能车辆换道行为所做的反应。在每一个预测周期，都将首先判定让行意图，如果为让行，则赋给其满足让行要求的加速度值。此时的加速度 a_{expect} 的计算与车道保持状态时 NR 车的加速度预测相同。期望参考加速度 $a_{expect,1}$ 由上文公式 (4.27) 求得，NR 预测加速度 a_{expect} 可选取为：

$$a_{expect} = \begin{cases} a_{\min,comfort}, & a_{expect,1} \leq a_{\min,comfort} \\ a_{\max,comfort}, & a_{expect,1} \geq a_{\max,comfort} \\ a_{expect,1}, & a_{\min,comfort} < a_{expect} < a_{\max,comfort} \end{cases} \quad (4.29)$$

如果为不让行，则需要在智能车辆换道结束前通过潜在冲突区域，在每一时刻，期望加速度 a_{expect} 满足：

$$a_{expect} \geq \frac{2v_{IV}^2(d_1 + d_{MSS} - d_1 v_{NR} / v_{IV})}{d_1^2} \quad (4.30)$$

限制加速度大小以保证舒适性，约束如公式 (4.31) 所示：

$$a_{\min,comfort} \leq a_{expect} \leq a_{\max,comfort} \quad (4.31)$$

根据公式 (4.30) (4.31)，可求得此时 NR 的预测加速度大小，如果出现无解的

情况，即公式（4.32）所示情况：

$$a_{\max, \text{comfort}} < \frac{2v_{IV}^2(d_1 + d_{MSS} - d_1 v_{NR} / v_{IV})}{d_1^2} \quad (4.32)$$

选取 $a_{\max, \text{comfort}}$ 为 NR 在该预测周期的预测加速度。

由于智能车辆的策略会首先给出，在智能车辆未来一定时刻策略一定的情况下，NR 行为预测流程如下所示：

第一步，计算当前时刻车车之间的让行意图；

第二步，如果让行，则根据让行情况下的计算公式，更新其他车辆状态；如果为不让行，则根据不让行情况下的计算公式，更新状态；

第三步，对于更新后的智能车辆和其他车辆的运动状态，返回第一步，循环直到每一时刻都进行运动更新预测。

4) 针对后车 CR

对于后车的行为预测，与先前车道保持场景相同，假定其在满足车辆间距大于最小安全距离的情况下进行车道保持。

（3）智能车辆处于换道状态时的其他车辆行为预测方法

智能车辆处于换道状态时，基于本文的假设，此时其他车辆能够认知到智能车辆的换道行为，故此时可以认为其他车辆的运动趋势与换道准备状态中的预测一致。在此基础上，唯一的区别在于，换道过程中，换道时间的计算需要考虑当前时刻智能车辆的位置，以及先前规划的运动轨迹之间的投影关系，并以此求取剩余段的运行时间，据此，可求得相应的场景预测情况。

4.5.2 无信号灯十字路口场景其他车辆驾驶行为预测模型

对于无信号灯十字路口两车交互的情形，由于存在不同的两车相对位置关系，共有 16 种交互情形，假设其他车辆未来动作的概率为 $\Pr(a_i | s_i)$ ，根据全概率公式，

$$\begin{aligned} \Pr(a_i | s_i) &= \Pr(a_i | x_i, I_i) \\ &= \sum_{x'_{host}} \Pr(a_i | x'_{host}, x_i, I_i) \Pr(x'_{host} | x_i, I_i) \end{aligned} \quad (4.33)$$

x'_{host} 可由智能车辆预先给出的纵向候选策略得到， $\Pr(x'_{host} | x_i, I_i)$ 在动作 a_{host} 已知时，可以由第二章介绍的车辆运动更新公式（2.11）计算得到。概率 $\Pr(a_i | x'_{host}, x_i, I_i)$ 代表已知智能车辆新时刻的状态 x'_{host} 、其他车辆的状态与意图时，其他车辆动作的概率分布。与建立一个复杂的概率模型不同，本文建立了一个确定性的考虑车辆社会行为的模型以表征其他车辆最有可能的驾驶行为 a_i 。

根据 4.1.2 节中的表 4.1，当智能车辆与其他车辆之间不存在行驶冲突时，其他车辆将被假定维持当前运动状态匀速行驶。而如果两者的行驶方向存在潜在冲突，需要考虑协作通行问题。

当让行状态 I 为不让行时，其他车辆被假定为在下一个预测步长中保持当前的动作并且动作 a_i 将驱动其他车辆提前通过冲突区域，其他车辆将在智能车辆之前通过冲突区域并保持一定的安全距离 D_{\min} 。此时智能车辆先到达交叉口冲突区域，故智能车辆到达冲突区域的时间 $t_{DTC,host}$ 可由 (4.34) 计算得到：

$$d_{DTC,host} = v_{host} t_{DTC,host} \quad (4.34)$$

其中 $d_{DTC,host}$ 为智能车辆距冲突区域的距离， v_{host} 为智能车辆的速度。其他车辆在 $t_{DTC,host}$ 时间内行驶的距离由公式 (4.35) 计算求得：

$$d_{other} = v_{other} t_{DTC,host} + \frac{1}{2} a_{other} t_{DTC,host}^2 \quad (4.35)$$

其中 v_{other} 为其他车辆的速度， a_{other} 为其他车辆的加速度。根据之前的分析，此时 d_{other} 应满足公式 (4.36)：

$$d_{other} \geq d_{DTC,other} + D_{\min} \quad (4.36)$$

其中 $d_{DTC,other}$ 为其他车辆距交叉口冲突区域的距离。根据 (4.34) (4.35) (4.36)，可求得此时其他车辆加速度满足的约束条件 (4.37)：

$$a_{other} \geq \frac{2v_{host}^2 (d_{DTC,other} + D_{\min} - v_{other} d_{DTC,host} / v_{host})}{d_{DTC,host}^2} \quad (4.37)$$

此时， a_{other} 应满足舒适性约束 (4.38)：

$$a_{\min,comfort} \leq a_{other} \leq a_{\max,comfort} \quad (4.38)$$

由于此时其他车辆驾驶行为为不让行，减速不让行的行为影响交通效率，不考虑减速不让行的危险驾驶行为，即 a_{other} 满足 (4.39)：

$$a_{other} \geq 0 \quad (4.39)$$

根据 (4.37) (4.38) (4.39)，当不等式组有解，即满足 (4.40) 时：

$$a_{\max,comfort} \geq \frac{2v_{host}^2 (d_{DTC,other} + D_{\min} - v_{other} d_{DTC,host} / v_{host})}{d_{DTC,host}^2} \quad (4.40)$$

此时其他车辆的加速度 a_{other} 可根据 (4.41) 求得：

$$a_{other} = \begin{cases} 0, & \text{if } \frac{2v_{host}^2 (d_{DTC,other} + D_{min} - v_{other} d_{DTC,host} / v_{host})}{d_{DTC,host}^2} \leq 0 \\ \frac{2v_{host}^2 (d_{DTC,other} + D_{min} - v_{other} d_{DTC,host} / v_{host})}{d_{DTC,host}^2}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.41)$$

而当 (4.40) 不成立时, 即计算加速度超过最大加速度约束时, 其他车辆的加速度 a_{other} 可根据 (4.42) 求得:

$$a_{other} = a_{max,comfort} \quad (4.42)$$

当其他车辆让行意图 I 为让行时, 此时智能车辆先通过冲突区域, 假定当其他车辆到达冲突区域时, 智能车辆已经通过并且保持 D_{min} 的安全距离, 定义 $t_{DTC,other}$ 为其他车辆到达冲突区域的时间, 此时智能车辆与其他车辆的运动满足以下条件:

$$d_{DTC,host} + D_{min} = v_{host} t_{DTC,other} \quad (4.43)$$

$$d_{other} = v_{other} t_{DTC,other} + \frac{1}{2} a_{other} t_{DTC,other}^2 \quad (4.44)$$

$$d_{other} \leq d_{DTC,other} \quad (4.45)$$

根据以上三式, 求得加速度约束为:

$$a_{other} \leq \frac{2v_{host}^2 (d_{DTC,other} - v_{other} (d_{DTC,host} + D_{min}) / v_{host})}{(d_{DTC,host} + D_{min})^2} \quad (4.46)$$

结合公式 (4.38) 中的舒适性约束, 此时其他车辆加速度由 (4.47) 预测得到:

$$a_{other} = \begin{cases} a_{min,comfort}, & \text{if } \frac{2v_{host}^2 (d_{DTC,other} - v_{other} (d_{DTC,host} + D_{min}) / v_{host})}{(d_{DTC,host} + D_{min})^2} \leq a_{min,comfort} \\ a_{max,comfort}, & \text{if } \frac{2v_{host}^2 (d_{DTC,other} - v_{other} (d_{DTC,host} + D_{min}) / v_{host})}{(d_{DTC,host} + D_{min})^2} > a_{max,comfort} \\ \frac{2v_{host}^2 (d_{DTC,other} - v_{other} (d_{DTC,host} + D_{min}) / v_{host})}{(d_{DTC,host} + D_{min})^2}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.47)$$

在这样的过程之后, 建立了状态转移概率 $\Pr(s'/s, a)$ 的模型, 使智能车辆具有理解场景中其他车辆潜在运动的能力。

4.6 本章小结

本章通过对车辆协作行驶问题的分析, 得出车道行驶场景和无信号灯十字路口场景的先验交互信息, 基于车辆运动学模型, 进行给定轨迹下智能车辆状态预测。基于模糊逻辑提出了基于规则的交叉口纵向驾驶意图识别方法, 并进行了仿真实验。基于高斯混合隐马尔科夫模型与贝叶斯模型, 建立了交叉口与车道行驶区域的纵向驾驶意图识别模型。基于纵向驾驶意图识别模型, 分别建立了车道行驶与无信号灯十字交

叉口场景的其他车辆驾驶行为预测模型。小结如下：

（1）交通场景预测过程，是车辆之间协作行驶的过程，智能车辆当前所处的横向决策状态以及无信号灯十字路口场景的潜在冲突判断可作为先验信息，为模型建立提供依据。

（2）基于车辆运动学模型，建立了给定轨迹下的智能车辆状态预测模型。

（3）建立了基于模糊逻辑的车辆让行判断模型，将让行的判断问题，转换为驾驶激进程度的比较问题。并在基于规则的行为决策模型下进行了仿真验证。

（4）建立了基于高斯混合隐马尔科夫模型的其他车辆纵向驾驶意图识别模型，对无信号灯十字路口以及车道行驶场景下的让行判断问题建模。

（5）根据智能车辆当前横向决策状态以及候选纵横向参考决策，建立其他车辆驾驶行为预测模型，预测交通场景的演变情况。

第五章 智能车辆多目标决策评价模型制定

第三、四章介绍了其他车辆驾驶行为识别，交通场景预测这两大行为决策核心问题。本章主要阐述智能车辆行为决策的另一核心问题，评价函数的制定问题。决策问题本身，是一个基于评价目标的优化问题。因此，评价函数的合理选取，对于整个决策模型都显得尤为关键。本章首先建立了多目标评价模型基本架构，随后针对本文研究的两个交通场景，分别建立了基于安全性、经济性、舒适性、时效性等的评价函数，并使用基于投票的方法权衡不同评价函数之间的关系。

5.1 智能车辆行驶目标分析与决策评价模型架构设计

基于上一章的场景预测模型，当给定智能车辆的候选策略时，可以获取智能车辆以及其所在的交通场景在预测周期中的运动趋势变化情况。为了进行最优策略的选取，需要对每一条策略进行评价，也就是对每一条策略所对应的每个预测时刻的场景情况进行评价。

本文将多个评价目标分解到多个层次进行考虑：

- (1) 在智能车辆策略生成的步骤中考虑了舒适性。
- (2) 在场景预测的过程中，考虑了其他车辆的行驶舒适性。
- (3) 评价函数部分进一步对这两方面以及时效性、经济性以及法律法规等开展评价，结合以上三层综合解决决策评价问题。

通过该方法，智能车辆可以在保证自身安全的同时，考虑场景中其他车辆的驾驶舒适性，在寻求最优决策的同时，考虑利他性。

评价指标的制定分为两个步骤，首先是评价参考指标的获取，其次是基于最大最小约束的归一化处理，将每项指标都归一化为[0,1]之间。

本文建立了基于权重的奖励函数模型，每个预测时刻的奖励值 R 由公式 (5.1) 计算得到，在这里 μ_i 是权重系数，其余各项为不同的评价指标，将在 5.2 节进行详细介绍。

$$R = \mu_1 R_{safety} + \mu_2 R_{time} + \mu_3 R_{law} + \mu_4 R_{comfort} + \mu_5 R_{economy} + \mu_6 R_{task} \quad (5.1)$$

将全部预测周期内的奖励值累加，可以得到当前时刻的累计奖励值 R_{total} ：

$$R_{total} = \sum_{i=0}^N \gamma^i R_i \quad (5.2)$$

其中 i 表示第 i 个预测周期，取值为 0 时代表当前时刻的状态。 N 表示预测周期的数量， $\gamma \in [0,1]$ 为松弛因子，权衡未来预测时刻与当前时刻奖励值之间的关系。

5.2 评价函数制定

由于车道行驶场景与无信号灯十字路口场景结构的不同，本节对于安全性和法律法规，分别建立相应的评价标准，而对于经济性等另外几个方面，则建立通用的评价指标。

5.2.1 安全性评价函数

(1) 无信号灯十字路口评价函数

安全性评价标准 R_{safety} 是基于潜在的碰撞状态得到。在本文中，如果没有潜在的冲突，安全性奖励为 1，而很大的惩罚值将被应用于潜在的碰撞状态中。图 5.1 为潜在冲突示意图。其中红色圆圈表示存在潜在碰撞风险的位置。

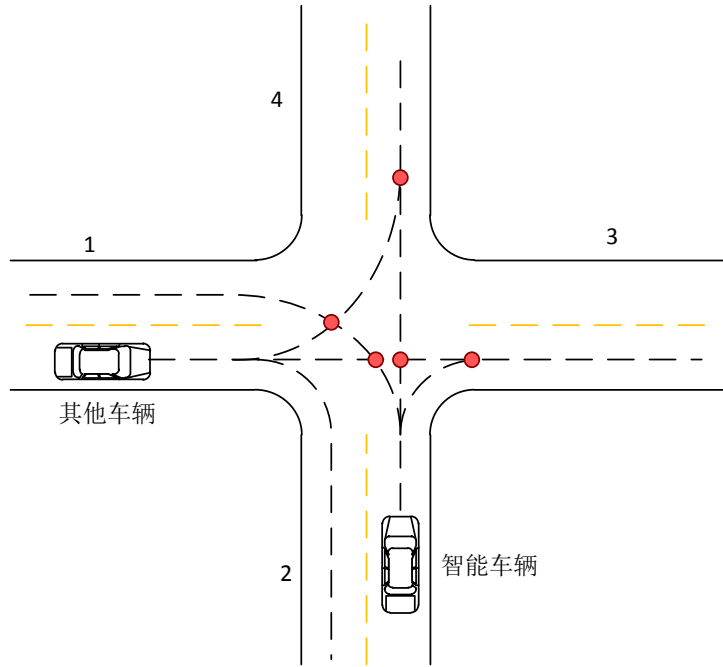


图 5.1 无信号灯十字路口场景

在无信号灯十字路口场景，四个来车方向分别定义为 $A_i \in \{1, 2, 3, 4\}$ 。驾驶员的横向驾驶意图定义为 $I_{lat} \in \{I_{TR}, I_{TL}, I_{GS}, I_S\}$ 。所以每个车辆的驾驶轨迹可以由 A_i 和 $I_{lat,j}$ 所表示，记为 $T_{A_i, I_{lat,j}}$, $1 \leq i \leq 4, 1 \leq j \leq 4$ 。函数 F 用来判定潜在的冲突状态，定义如下：

$$F(T_x, T_y) = \begin{cases} 1 & \text{发生潜在冲突} \\ 0 & \text{其他情况} \end{cases} \quad (5.3)$$

在这里 T_x 和 T_y 是车辆的驾驶行为 $T_{A_i, I_{lat,j}}$ 。

$F(x, y)$ 可以通过两车的相对位置关系得到，如上一章 4.1.2 节中表 4.1 所示。

安全指标基于如下项目得到：

- 如果 $F(x, y)$ 为 0，那么安全性奖励值为 1，因为此时没有碰撞冲突。
- 如果潜在的冲突发生了，那么会给予惩罚，奖励值设为负无穷以避免碰撞。

(2) 车道行驶安全性评价函数

车道行驶场景下，由于智能车辆的运动可以分为横向运动和纵向运动，两者具有一定的耦合关系。本文中对于安全性指标的制定采用基于位置约束划分横向驾驶状态，基于连续的评价指标评判纵向驾驶行为的方法。

根据智能车辆所处的位置，将换道过程分为如下三种情况讨论。当智能车辆处于任一车道内部时，只考虑本车道内的车辆计算当前安全性指标。而当智能车辆驶过车道线或者与车道线存在交线时，则将考虑车道线两侧的全部车辆。以图 5.2 所示的参考换道行为为例，图 5.2 (a) 中，智能车辆 A1 只需要考虑本车道内的 A2 车，以计算安全性指标，而对于图 5.2 (b) 图所示过程中，智能车辆需要考虑其他全部三辆车辆，计算安全性指标，而对于换道完成后的场景 5.2 (c)，则只需要考虑 A3 与 A4 车计算指标。

本文所建立的智能车辆规划框架中，将场景的预测与评价分为了独立的两部分，此种基于车辆相对位置的评价方法能够保证车辆的行驶稳定性，保证评价结果不会受到很大的扰动。

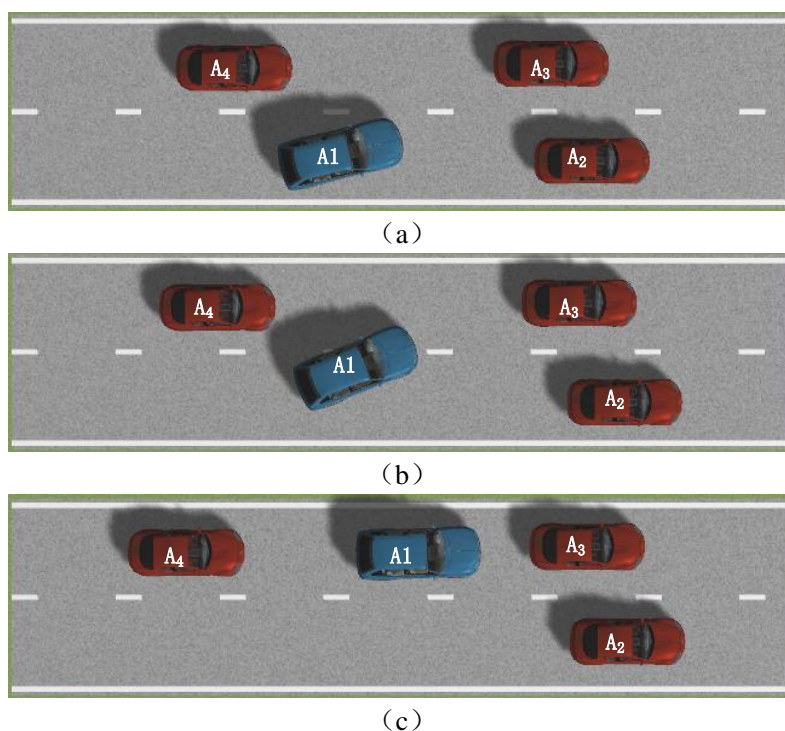


图 5.2 参考换道行为示意图

对于图 5.2 (a) 所代表的尚处于本车道内行驶的情形，安全性评价函数只考虑与

前车之间的位置关系。安全性评价考虑两个因素，前车的距离碰撞时间（TTC） t_{TTC} ，以及到达前车当前位置所需时间（TIV） t_{TIV} ：

$$t_{TTC} = \frac{x_{CF} - x_{IV}}{v_{IV} - v_{CF}} \quad (5.4)$$

$$t_{TIV} = \frac{x_{CF} - x_{IV}}{v_{IV}} \quad (5.5)$$

式中 x_{CF} 为前车纵向位置， v_{CF} 为前车纵向速度， x_{IV} 和 v_{IV} 分别为智能车辆的纵向位置和速度。此外，由于两车发生碰撞是不允许的情形，故当两车距离小于最小允许安全距离时，安全性奖励函数值设为负无穷。

对于图 5.2 (b)，由于智能车辆转向角度相对较小，故此时可忽略车辆航向的影响，以纵向速度表示车道线方向的即时车速。对于每一特定时刻，智能车辆与前车、侧前车、侧后车之间的 TTC，TIV 可由式 (5.6) 至 (5.11) 计算得到：

$$t_{TTC,CF} = \frac{x_{CF} - x_{IV}}{v_{IV} - v_{CF}} \quad (5.6)$$

$$t_{TIV,CF} = \frac{x_{CF} - x_{IV}}{v_{IV}} \quad (5.7)$$

$$t_{TTC,NF} = \frac{x_{NF} - x_{IV}}{v_{IV} - v_{NF}} \quad (5.8)$$

$$t_{TIV,NF} = \frac{x_{NF} - x_{IV}}{v_{IV}} \quad (5.9)$$

$$t_{TTC,NR} = \frac{x_{NR} - x_{IV}}{v_{IV} - v_{NR}} \quad (5.10)$$

$$t_{TIV,NR} = -\frac{x_{NR} - x_{IV}}{v_{NR}} \quad (5.11)$$

智能车辆相对 i 车，针对 TTC 的奖励值 $R_{TTC,i}$ 以及针对 TIV 的奖励值 $R_{TIV,i}$ ，可由公式 (5.12) 与 (5.13) 计算得到：

$$R_{TTC,i} = \begin{cases} 0, & t_{TTC,i} < t_{TTC,\min} \\ \frac{t_{TTC,i} - t_{TTC,\min}}{t_{TTC,\max} - t_{TTC,\min}}, & t_{TTC,\min} \leq t_{TTC,i} \leq t_{TTC,\max} \\ 1, & t_{TTC,i} > t_{TTC,\max} \end{cases} \quad (5.12)$$

$$R_{TIV,i} = \begin{cases} 0, & t_{TIV,i} < t_{TIV,\min} \\ \frac{t_{TIV,i} - t_{TIV,\min}}{t_{TIV,\max} - t_{TIV,\min}}, & t_{TIV,\min} \leq t_{TIV,i} \leq t_{TIV,\max} \\ 1, & t_{TIV,i} > t_{TIV,\max} \end{cases} \quad (5.13)$$

智能车辆相对 i 车的加权安全奖励值 $R_{safe,i}$ ，以及智能车辆每一时刻针对周边车辆的安全奖励值 R_{safe} ，由公式 (5.14) 与 (5.15) 得到：

$$R_{safe,i} = \mu_{TTC} R_{TTC,i} + \mu_{TIV} R_{TIV,i} \quad (5.14)$$

$$R_{safe} = \begin{cases} R_{safe,CF}, & State \in A \\ \min_{i=CF,NR,NF} R_{safe,i}, & State \in B \\ \min_{i=NR,NF} R_{safe,i}, & State \in C \end{cases} \quad (5.15)$$

其中状态 A, B, C 对应图 5.2 中所示的智能车辆的三个行驶状态， μ_{TTC} 与 μ_{TIV} 为针对 TTC 与 TIV 的安全奖励值的权重系数。需要说明的是，当 TTC 计算值为无穷，即两车速度相等时， R_{TTC} 定义为 1。

同时，任意两车间的相对距离 Δd 小于最小安全距离 d_{safe} 时，奖励值设为负无穷。

$$R_{safe} = -\infty, \quad \Delta d < d_{safe} \quad (5.16)$$

5.2.2 经济性评价函数

智能车辆车速传感器采集数据时间间隔较短，可以假设每一瞬时车辆均为匀速运动，根据参考文献^[102]，燃油消耗率可以表示为速度的函数：

$$F(y) = e^{a+ey+fy^2+gy^3} \quad (5.17)$$

在这里 y 为车速， a, e, f, g 为常量：取 $a = -0.67944$; $e = 0.029665$; $f = -0.00028$; $g = 0.00000149$ 。经济性评价标准 $R_{economy}$ 如公式 (5.17) 所示：

$$R_{economy} = \begin{cases} 1, & F(y) < E_{\min} \\ 1 - (F(y) - E_{\min}) / (E_{\max} - E_{\min}), & E_{\min} \leq F(y) \leq E_{\max} \\ 0, & F(y) > E_{\max} \end{cases} \quad (5.18)$$

其中 E_{\min} ， E_{\max} 分别代表经济性指标的参考下界和上界。

5.2.3 舒适性评价函数

舒适性的评价指标基于纵向与横向两方面确定，主要考虑加速度 a 与冲击度 j （加速度/jerk），冲击度即为加速度的时间变化率：

$$j = \frac{da}{dt} = \dot{a} \quad (5.19)$$

由于决策模块不需要进行十分精确的动力学建模，故不考虑左右轮转向角的不同，在车辆转弯时可简化如图 5.3 所示的两轮自行车模型。其中 $Q(x_r, y_r)$ 为瞬时转向中心， x_r, y_r 为其位置坐标， R 为转向半径。 x 为大地坐标系正东向， y 为大地坐标系正北向， δ 为车辆前轮偏角。

由于左右轮的转向角差别可以被忽略，智能车辆可以简化为一个二自由度自行车模型（见第四章 4.2 节中图 4.3）。此时 $Q(x_r, y_r)$ 是瞬时转向中心， x_r, y_r 是其坐标。 R 为转弯半径。 δ 为前轮偏角。

车辆后轴中心速度为 v ，前轴速度为 v_f ，可以分解为 v_{fx}, v_{fy} ：

$$v_{fx} = v \quad (5.20)$$

$$v_{fy} = v \tan \theta \quad (5.21)$$

假设乘客位于车辆前轴位置，可以根据车辆前轴速度与后轴侧纵向加速度之间的关系求得车辆前轴侧纵向加速度与冲击量。纵向速度值差分计算出加速度，加速度差分计算出冲击度：

$$a_{fx} = \frac{\Delta v}{\Delta t_v} \quad (5.22)$$

$$j_{fx} = \frac{\Delta a_{fx}}{\Delta t_a} \quad (5.23)$$

$$a_{fy} = \frac{\Delta v_{fy}}{\Delta t_v} = \frac{\Delta v_{fy}}{\Delta t_v} \tan \delta \quad (5.24)$$

$$j_y = \frac{\Delta a_{fy}}{\Delta t_a} \quad (5.25)$$

冲击度指标 R_{jerk} 定义为横纵向冲击度的加权和：

$$R_{jerk} = a_1 j_{fx} + a_2 j_{fy} \quad (5.26)$$

对于加速度指标，由于先前策略生成以及场景预测模块已经对加速度大小进行约束以保证舒适性的要求，在这里，本文使用线性假设，建立加速度大小与舒适性评价价值 $R_{acceleration}$ 的关系如图 5.3 所示：

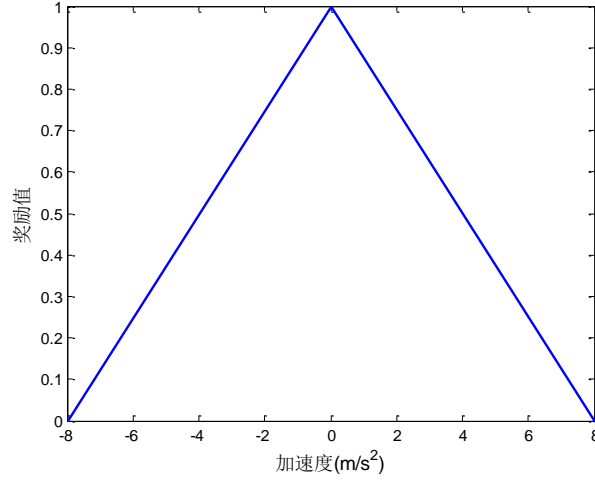


图 5.3 加速度评价指标

当加速度超出上下边界时，加速度评价价值设为负无穷。舒适性评价价值 $R_{comfort}$ 根据 R_{jerk} 和 $R_{acceleration}$ 加权得到，如公式 (5.27) 所示：

$$R_{comfort} = \mu_{jerk} R_{jerk} + \mu_{acceleration} R_{acceleration} \quad (5.27)$$

当冲击度指标和加速度奖励值均为 0 时，取最大奖励值 1。

5.2.4 时效性评价函数

在未知交通流行驶效率的前提下，时效性只与本车的当前速度有关，由于在策略生成模块已经考虑了限速要求，故计算时效性评价函数时不需要考虑超速风险，令 v_{max} 为智能车辆的最大允许车速，时效性奖励值 R_{time} 为：

$$R_{time} = v_{IV} / v_{max} \quad (5.28)$$

5.2.5 法律法规评价函数

(1) 无信号灯十字路口法律法规评价指标

智能车辆需要遵循法律法规，与其他车辆协作行驶。对于任意两个道路参与者 x, y ，法律法规建模为函数 $Law(x, y)$ ：

$$Law(T_x, T_y) = \begin{cases} 1 & \text{如果 } x \text{ 优先} \\ 0 & \text{其他情况} \end{cases} \quad (5.29)$$

在这里 T_x 和 T_y 是车辆的驾驶行为 T_{A_i, S_j} 。法律法规函数 $Law(T_x, T_y)$ 建模的程序伪代码如图 5.4 所示，图中相关符号与 5.2.1 节中图 5.1 定义相同。

```

 $Law(T_x, T_y) \leftarrow 0$ 
 $t_x \leftarrow d_{x2l} / v_x$ 
 $t_y \leftarrow d_{y2l} / v_y$ 
if  $t_x < t_y - \Delta t$ , then
     $Law(T_x, T_y) \leftarrow 1$ 
else if  $|t_x - t_y| < \Delta t$ , then
     $status \leftarrow F(T_x, T_y)$ 
    if  $status = 1$ , then
        if  $I_{lat,x} = lanekeeping$  and  $I_{lat,y} \neq lanekeeping$ , then
             $Law(T_x, T_y) \leftarrow 1$ 
        else if  $I_{lat,x}, I_{lat,y} = lanekeeping$  and  $A_x - A_y = 1$  or  $-3$ , then
             $Law(T_x, T_y) \leftarrow 1$ 
        else if  $I_{lat,x} = turnleft$  and  $I_{lat,y} = turnright$ , then
             $Law(T_x, T_y) \leftarrow 1$ 
        end if
    end if
end if
return  $Law(T_x, T_y)$ 

```

图 5.4 无信号灯十字路口法律法规建模伪代码

如果驾驶行为违反了法律法规，将给以惩罚，奖励值设为很大的负数 $R_{lawbreak}$ ，而遵守法律的行为将赋予奖励值 1。

(2) 车道行驶下法律法规评价标准

对于车道行驶场景下，由于行为决策系统已经考虑到了安全问题，故在保证安全的前提下，法律法规标准的主要目的为限速约束，这一点已经在策略生成部分加以应用，故不需要在评价函数中对车道行驶环境下的法规问题进行建模。

5.2.6 任务完成情况评价函数

任务完成情况评价函数主要针对系统对于给定任务的完成情况给出奖励值。主要针对车道保持时不同参考策略的车辆间距与理想设计间距的差值以及期望车速与理想设计车速的差值两个方面。

车道保持行为是车辆一切行为的基础，也就是说，当智能车辆在车道内开展车道保持行为时，系统需要确定一个最佳车道保持距离，本文采用基于车头时距的最小距离模型^[101]定义车道保持安全距离 d_{expect} ：

$$d_{expect} = D_{min} + t_d v_{expect} \quad (5.30)$$

其中 t_d 为反应时间， v_{expect} 为期望速度， D_{min} 为最小距离。根据目标车辆当前距离与理想距离之间的差值，确定车道保持任务完成情况的评价指标，令 Δd_{max} 为考虑该问题的最大值约束， Δd_{min} 为最小值约束， $d_{current}$ 代表当前跟驰距离， d_{expect} 代表期望跟驰距离。为了保证不同指标的一致性，即评价值越高代表本项指标完成得越好，将车

道保持完成情况指标设为[0,1]的取值区间，奖励值 R_{LK} 如公式 (5.31) 所示：

$$R_{LK} = \begin{cases} 1 - (|d_{current} - d_{expect}| - \Delta d_{min}) / (\Delta d_{max} - \Delta d_{min}), & \text{if } \Delta d_{min} \leq |d_{current} - d_{expect}| \leq \Delta d_{max} \\ 1, & \text{if } |d_{current} - d_{expect}| < \Delta d_{min} \\ 0, & \text{if } |d_{current} - d_{expect}| > \Delta d_{max} \end{cases} \quad (5.31)$$

第二个评价指标是候选策略的参考速度与目标车道行驶期望速度的差值，奖励值 $R_{velocity}$ 如式 (5.32) 所示：

$$R_{velocity} = \begin{cases} 1 - (|v_{policy} - v_{expect}| - \Delta v_{min}) / (\Delta v_{max} - \Delta v_{min}), & \text{if } \Delta v_{min} \leq |v_{policy} - v_{expect}| \leq \Delta v_{max} \\ 1, & \text{if } |v_{policy} - v_{expect}| < \Delta v_{min} \\ 0, & \text{if } |v_{policy} - v_{expect}| > \Delta v_{max} \end{cases} \quad (5.32)$$

其中 v_{policy} 为候选策略参考速度， v_{expect} 为候选车道期望速度， Δv_{min} 为最小速度差， Δv_{max} 为最大速度差。加权得到的任务完成累计奖励值 R_{task} 如公式 (5.33) 所示：

$$R_{task} = \mu_{LK} R_{LK} + \mu_{velocity} R_{velocity} \quad (5.33)$$

5.3 基于学习的多目标优化方法

在确定了多个目标对应的评价函数之后，需要确定相应的权重值。评价函数中权重系数的获取，一般依靠测试经验人工选取，本节针对横向决策问题，即换道与车道保持行为选择问题，探索基于数据的评价函数权重系数选择问题。通过分析人类驾驶数据，调整权重系数，使智能车辆行为决策系统能够学习行车时驾驶员的决策方式，得到与人类驾驶员相似的横向决策行为。

权重选择流程如图 5.5 所示，基于离线采集的驾驶员驾驶数据，首先人工标定出换道与车道保持行为的样本标签，此时可以得到不同时刻对应的交通场景下的环境感知数据以及对应的驾驶员决策结果。使用此时的环境感知数据与候选权重值，根据本文提出的智能车辆行为决策求解模型（见第二章 2.4 节），求得此时的智能车辆横向决策结果。若此时决策结果与驾驶员决策结果相同，则该权重组合的投票值加 1。通过上述方式，对全部的标记样本以及候选权重组合进行测试，选取投票值最大的权重组合，即为此时与驾驶员决策最接近的决策模型权重系数。

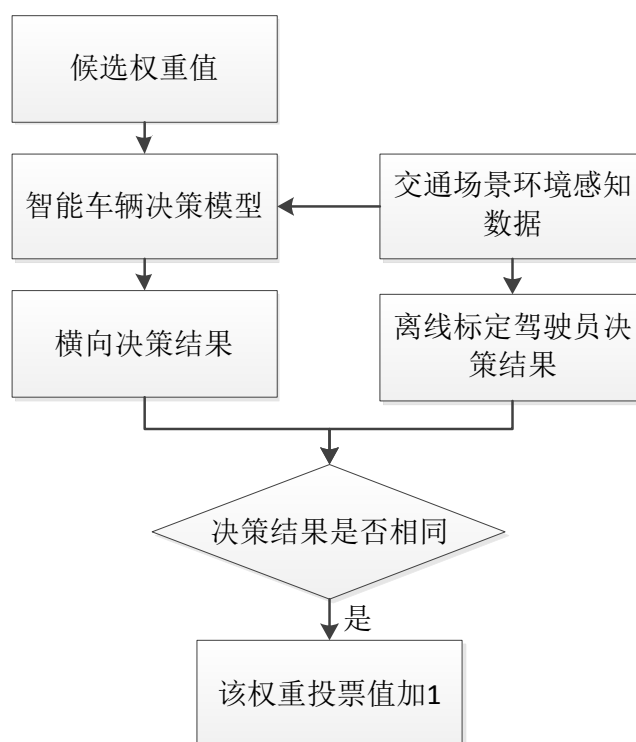


图 5.5 权重选择流程

下面以超车过程为例，说明权重选择的流程。图 5.6 (a) 为通过第三章 3.1.2 节介绍的 PreScan/罗技 G27 驾驶仪系统采集的一段换道轨迹所对应的车辆距车道线横向相对位置，纵坐标为 0 的直线代表此时的车道线。图 5.6 (c) (d) 中的红线为决策系统给出的横向决策结果，蓝线为此时人工通过视频信息标记的驾驶员的驾驶状态，为了与智能车辆行为决策系统的状态转移条件一致，车辆换道时，当后轴中心越过车道线后，驾驶行为将标记为车道保持。在该实验中，共有 1923 个样本点，权重值的和设为 11，折扣因子 γ 设为 1，预测周期设为 8s，预测步长为 0.5s，此时换道状态转换阈值 R_0 设为 10。投票结果如图 5.6 (b) 所示，不同的横坐标代表不同的权重组合，投票值最大的权重系数组合为：[6,1,1,1,2]，此时时效性权重系数为 6，安全性权重系数为 1，经济性权重系数为 1，舒适性权重系数为 1，任务完成情况权重系数为 2。图 5.6 (c) (d) 对比了该权重组合与另一对比权重组合[2,3,2,2,2]的决策结果的差异。根据图 5.6 (c) 所示，在经过筛选的权重系数下，智能车辆行为决策系统能够做出与人类驾驶员近似的横向决策，而在图 5.6 (d) 所示的权重系数下，智能车辆表现出车道保持的驾驶行为，与标记的驾驶行为差别较大。

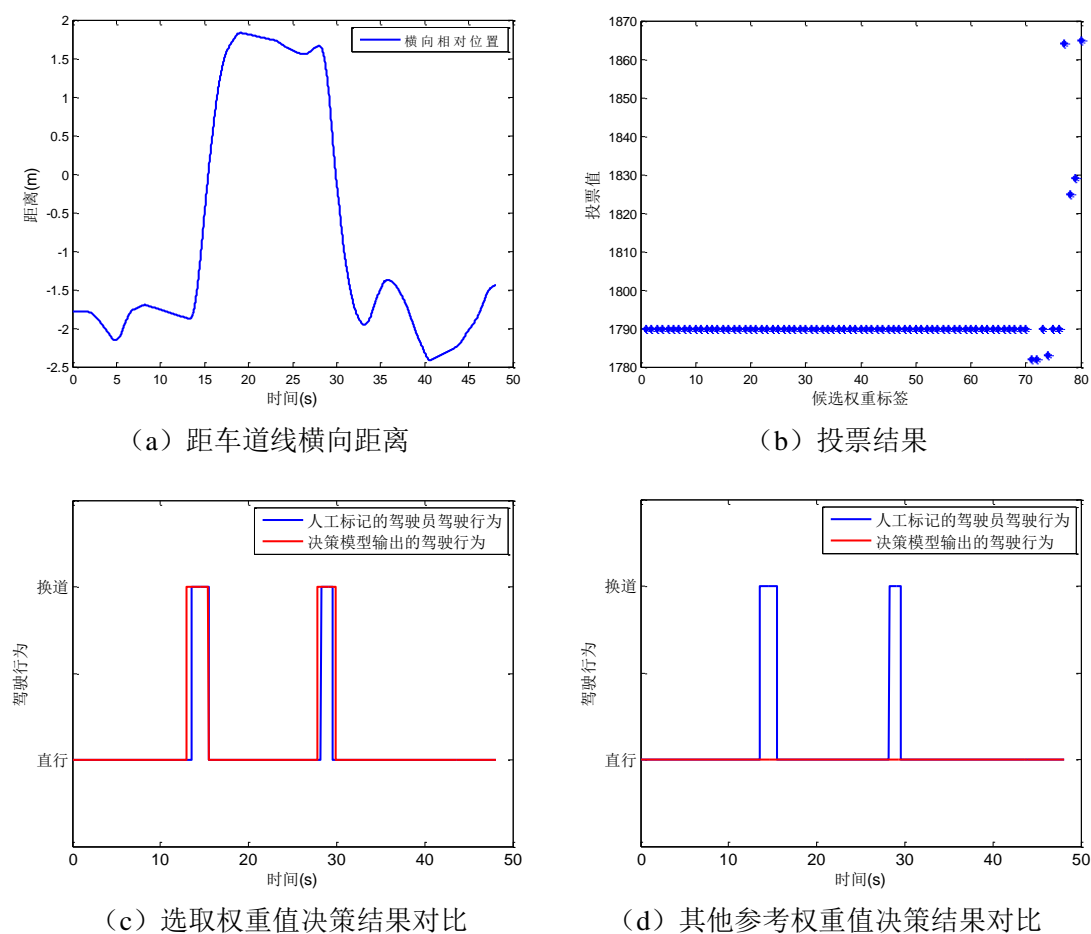


图 5.6 权重选择算法实验结果

5.4 本章小结

本章分析了车道行驶以及无信号灯十字路口场景的决策评价问题，提出了考虑车辆特性的决策评价模型，小结如下：

(1) 分析了行为决策系统中多目标的分层实现情况，从约束和优化两个方面解决多目标问题。将舒适性指标考虑进策略生成的约束条件中，降低系统的计算复杂度，而将安全性、经济性、时效性等指标考虑进优化流程中。

(2) 建立了基于权重的多目标优化模型，将多个目标加权得到一个最终的评价函数，为最终决策提供依据。

(3) 制定了与人类认知相似的考虑车辆安全性、经济性、时效性、舒适性等的决策评价函数，有助于智能车辆乘客或者安全驾驶员理解智能车辆的行为决策结果，方便调节相应参数，实现智能车辆的不同驾驶模式。

(4) 建立了基于投票的权重选择机制，能够使智能车辆决策结果与人类驾驶员类似。

第六章 实验与结果分析

为验证搭建的智能车辆行为决策模型，本章基于 MATLAB/PreScan 联合仿真平台，在车道行驶与无信号灯十字路口场景对行为决策模型进行了验证。并将行为决策模型应用于比亚迪速锐智能车辆中，进行了实车测试。

6.1 基于 PreScan 的智能车辆仿真系统

一个好的仿真平台能够有效地分析算法的优劣，目前国内外大部分仿真系统都采用自己编程实现的方式，通过 OpenGL^[103]，OpenCV^[104]等开源程序库搭建平台，或者基于 Stage^[105]，V-REP^[106]等开源软件建立仿真场景。然而，基于上述方式，无法非常清晰地展现实验场景，也难以很好的体现车辆动力学模型、传感器模型等智能车辆组成部分。行为决策问题涉及到智能车辆的各个模块，包含环境感知、规划与控制等。真实环境测试时会面临环境感知不准确、行驶危险性较高等因素。一个合适的仿真系统，对于测试智能车辆的决策模型十分重要。PreScan 软件则可以很好的满足这一系列研究需求，它可以快速搭建交通场景，添加不同车辆和传感器，建立传感器模型与车辆动力学模型，并借助 MATLAB/Simulink 软件对其进行信息处理和控制^[107]。

论文中仿真系统引用 V 模型设计^[108]的思想，采用 PreScan 与 MATLAB/Simulink 进行联合仿真。整个仿真系统工作流程如图 6.1 所示。

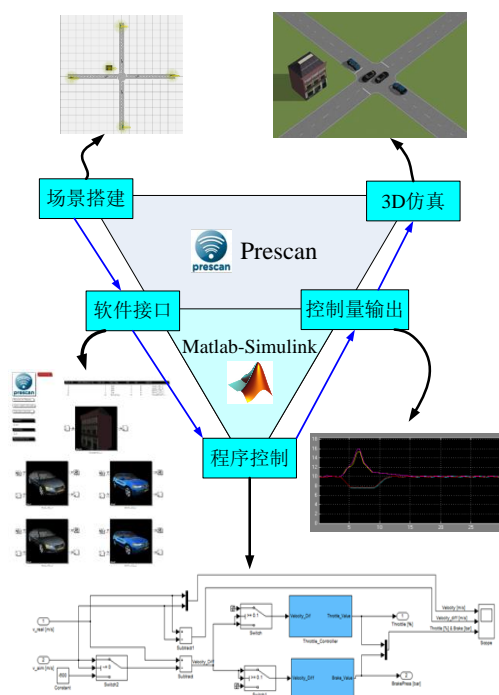


图 6.1 PreScan 与 MATLAB/Simulink 联合仿真的工作流程

如图 6.1 所示,首先在 PreScan 软件中搭建仿真的场景,包括添加基础设施、执行车辆和传感器等。然后生成 PreScan 和 MATLAB/Simulink 的软件接口,并通过 Simulink 中的控制算法,输出对车辆模型的控制量,进而驱动 PreScan 软件中的 3D 模型仿真。

智能车辆仿真结构图如图 6.2 所示,主要包含环境感知,行为决策,以及车辆底层控制三大模块。环境感知模块基于传感器给出的环境信息,得到智能车辆周围其他车辆的分布以及相对应的行驶状态信息,行为决策模块生成运动参考轨迹并根据环境信息推理得到目标驾驶行为、期望轨迹与期望速度曲线。车辆底层控制器分为速度跟踪控制器以及轨迹跟踪控制器两部分,分别基于 PID 以及纯跟踪控制方法设计。决策结果经过车辆底层控制器转换为油门、制动、转向控制量,并基于车辆动力学模型控制车辆行驶。

由于行为决策模块输出的参考轨迹是智能车辆可以执行的,故仿真中没有加入运动规划模块以对轨迹进行进一步优化。此外,全局路径在场景搭建时已经提前设计,故仿真系统中暂时没有加入全局规划模块。

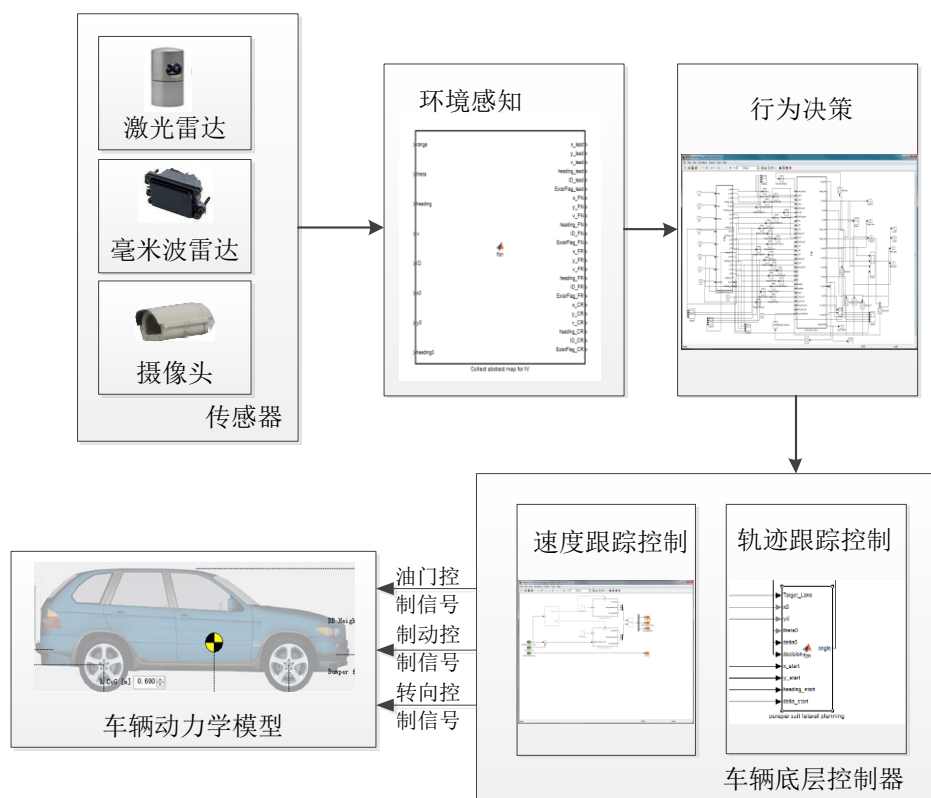


图 6.2 基于 PreScan 的智能车辆仿真结构图

6.2 车道行驶场景仿真实验

6.2.1 仿真场景

仿真场景假定为同向双车道行驶场景，智能车辆需要与道路中其他车辆协作行驶。如图 6.3 所示，黑色车辆为智能车辆。为了增加仿真的真实性，使用罗技 G27 驾驶仪控制其中的一辆其他车辆。仿真中评价函数权重系数设置如下：安全性、经济性、舒适性为 1，时效性设为 6，任务完成情况设为 2（期望速度奖励值权重系数以及车道保持距离奖励值权重系数分别取 1）。



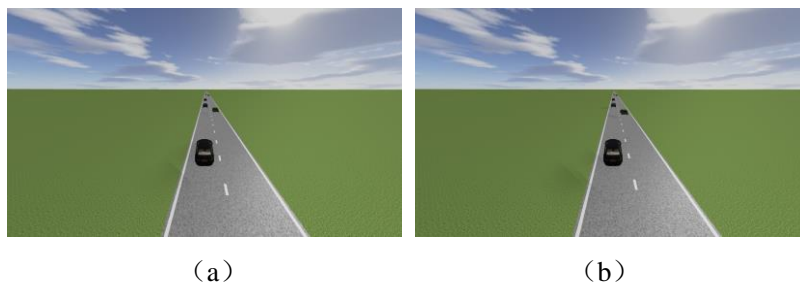
图 6.3 车道行驶仿真场景

6.2.2 仿真实验结果

本小节针对车道行驶过程中的车道保持与换道行为进行实验分析。

（1）车道保持时的仿真实验结果

图 6.4 为车道保持状态下的行为决策可视化结果，当面临侧前方车辆换道汇入本车道这一危险的驾驶动作时，智能车辆能够识别到其换道状态，进而提前减速以避免潜在行驶风险。随后，智能车辆发现右侧车道通过性较好，换道进入右侧车道继续行驶。



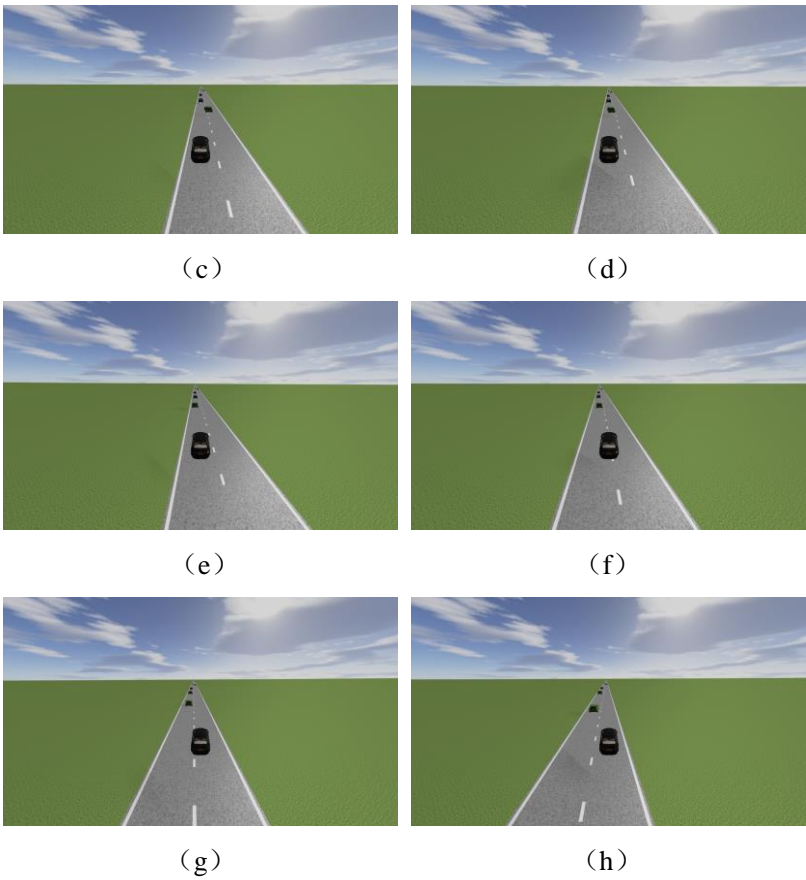
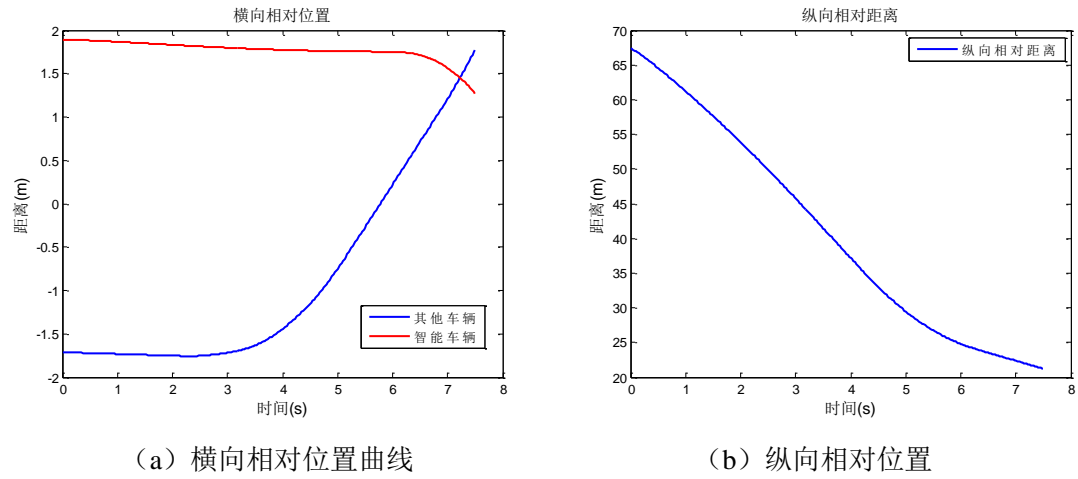


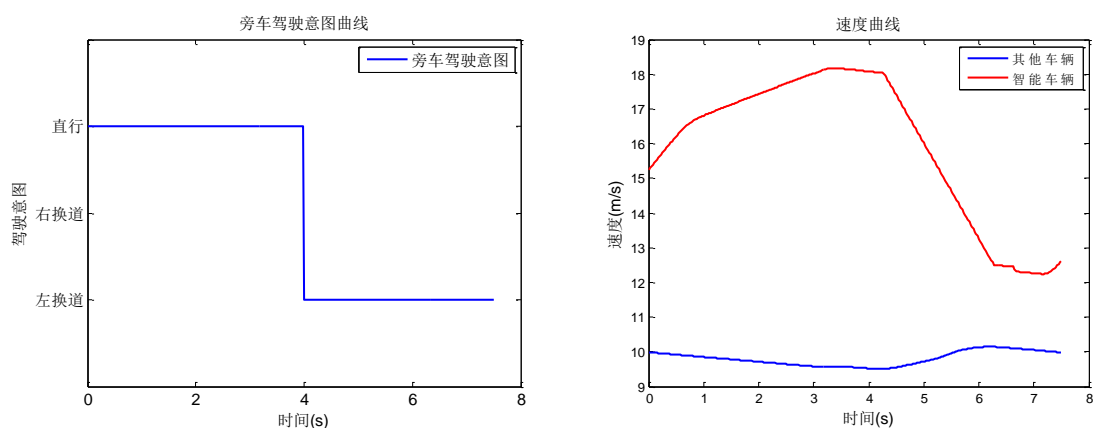
图 6.4 其他车辆并线入本车道时的决策结果示意图

图 6.5 为该情形下的实验数据，其中图 6.5 (a) 中 $y=0$ 对应曲线为经过坐标变换后的车道线曲线。此时侧前方车辆以较低的速度并线进入智能车辆所在车道，由于速度的差异较大，此时十分危险。在 4s 左右，智能车辆识别到其他车辆的并线意图，进而做出了减速避让的驾驶行为，这证明了在本文决策系统下，智能车辆具备应对危险场景的能力。



(a) 横向相对位置曲线

(b) 纵向相对位置



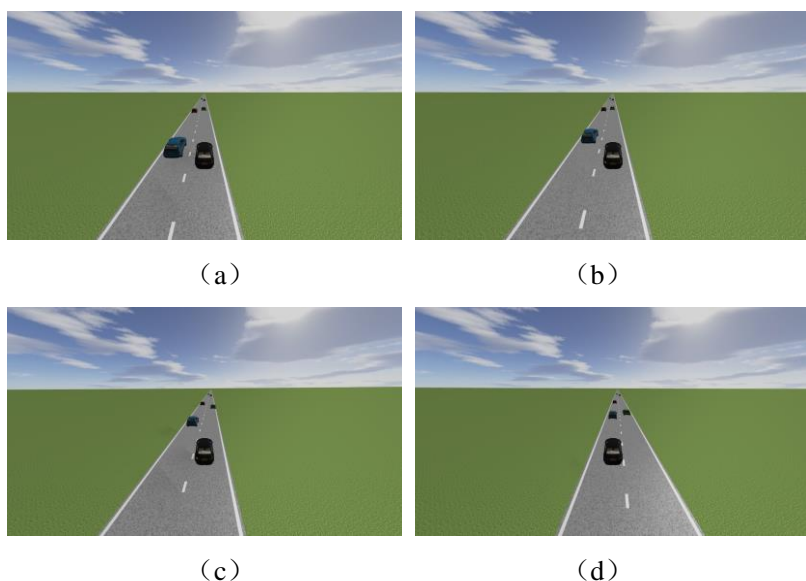
(c) 侧前方车辆驾驶意图

(d) 智能车辆与并线车辆速度曲线

图 6.5 车道保持状态下，其他车辆突然并线情形实验结果

(2) 换道决策仿真实验结果

图 6.6 为智能车辆主动换道行为的可视化仿真结果。黑色车辆为智能车辆，图 6.6 (a) 中智能车辆沿右侧车道行驶，图 6.6 (b) 中，由于本车道前方出现慢车，旁车道的行驶时效性更好，智能车辆进入换道准备状态，此时左转向灯开启。图 6.6 (c) 中，经过 1s 的换道准备时间，智能车辆确认换道行为比车道保持行为更为有利时，进入换道状态，开始执行换道动作。图 6.6 (d) (e) 中，换道行为完成，智能车辆切换回车道保持状态，并通过本车道内的跟驰行为超越旁车道中的慢车。图 6.6 (f) 中，智能车辆进入换道准备状态，开启右转向灯，试图返回正常行驶的右侧车道。图 6.6 (g) 中，智能车辆进入换道状态，执行换道动作。最后成功换回本车道 (图 6.6 (h))。



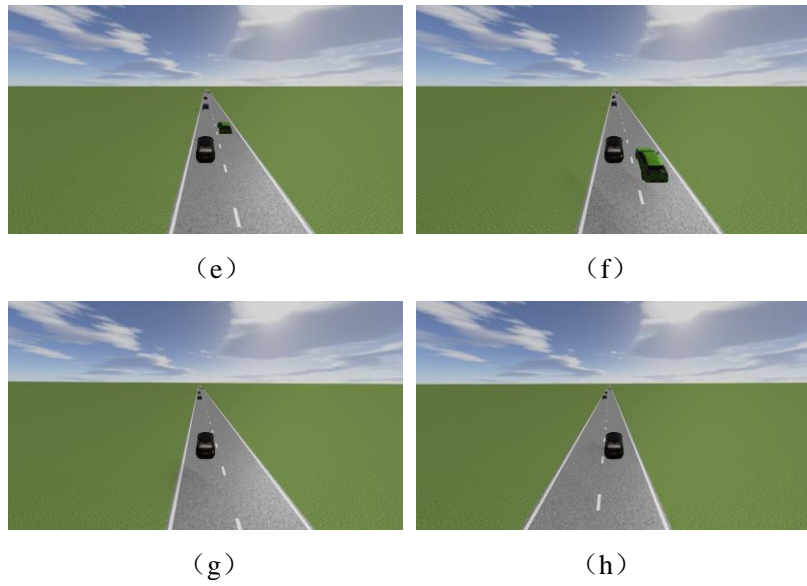
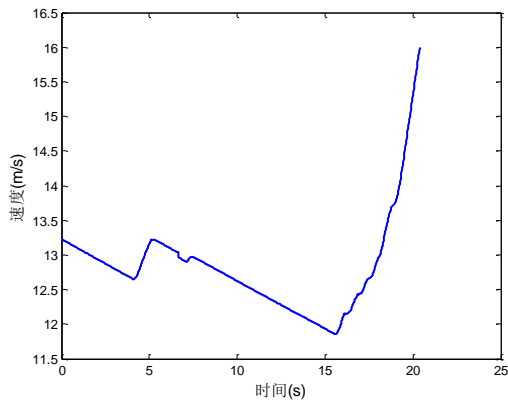
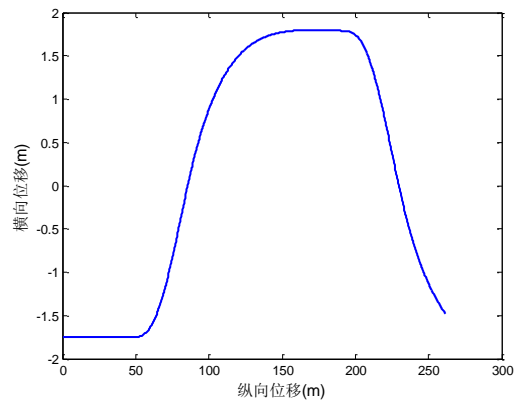


图 6.6 智能车辆换道过程示意图

图 6.7 为图 6.6 所描述的行驶过程中智能车辆的状态信息、奖励函数值与决策结果。如图 6.7 (a) 所示, 在执行完一系列换道超车动作之后, 智能车辆以更快的速度行驶, 有利于时效性的提高。图 6.7 (b) 为该场景下智能车辆所执行的超车动作。图 6.7 (c) (d) 分别对应候选决策为车道保持与换道时, 每项评价指标的奖励函数值, 包含时效性奖励值、安全性奖励值、经济性奖励值、舒适性奖励值以及期望速度差值与车道保持距离差值两项任务完成情况奖励值。由此, 可计算得出累加的总奖励值, 见图 6.7 (e)。图 6.7 (e) 中的红线, 即候选换道决策的奖励值曲线中间部分存在空白区域 (13 秒左右位置), 该部分代表此时奖励值为负无穷, 原因是此时换道行为会导致碰撞, 故赋以负无穷的奖励值。此次仿真中, 横向决策阈值 R_0 选为 10, 即换道累计奖励值比车道保持累计奖励值大于 10 时, 才会进行状态转换, 由此可以得出图 6.7 (f) 中所示的横向决策输出结果。



(a) 智能车辆速度曲线



(b) 智能车辆位移曲线

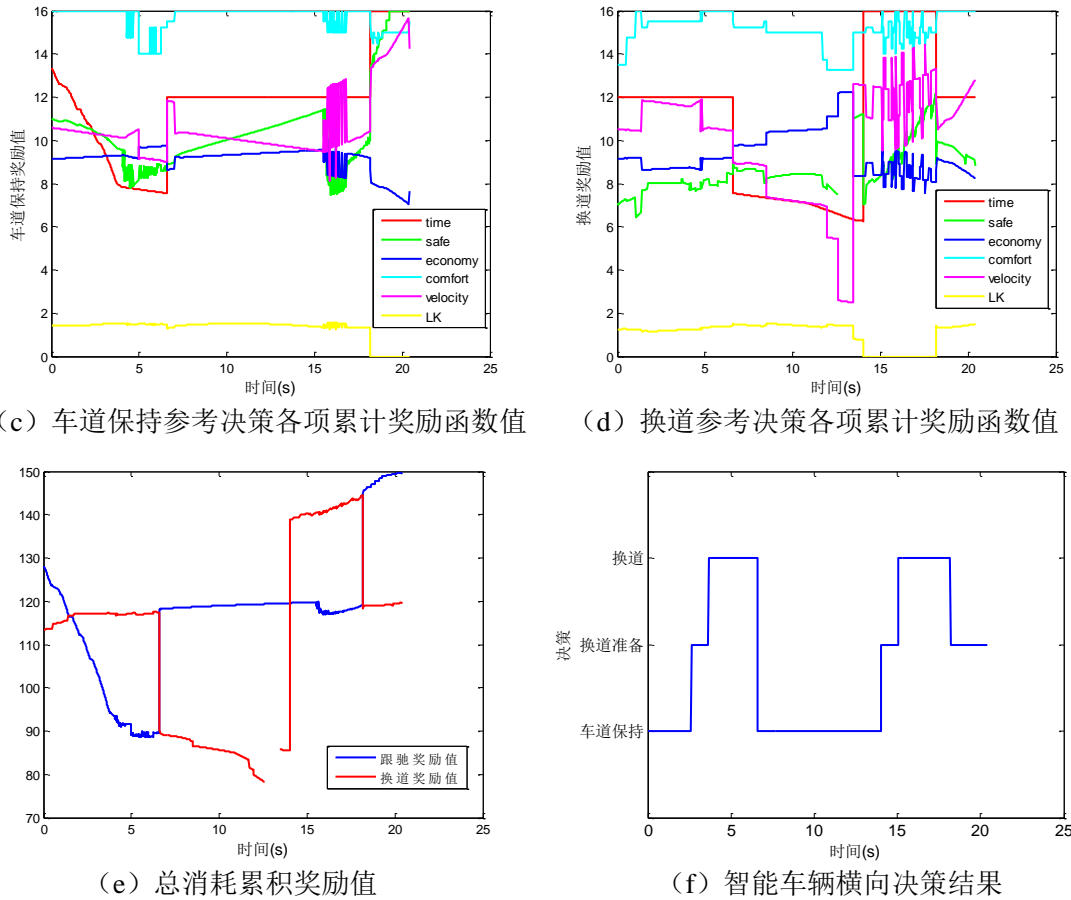


图 6.7 换道过程中的状态变量

6.3 无信号灯十字路口场景仿真实验

6.3.1 仿真场景

无信号灯十字交叉口的仿真实验场景如图 6.8 所示, 智能车辆 B 以及有人驾驶车辆 A 同时进入无信号灯十字路口, 为了安全有效的通行, 智能车辆需要与有人驾驶车辆交互以通过路口场景。场景由 PreScan 软件搭建, 为了获取一个与人类交互的场景, 仿真系统中加入由罗技 G27 驾驶仪控制的有人驾驶车辆。有人驾驶车辆由不同的人参与驾驶, 而智能车辆将基于有人驾驶车辆的行为作出决策。在此仿真环境中, 有人驾驶车辆的数据通过无线通信传感器得到。决策系统将期望车速发送给 PID 控制器以跟踪参考路径, 根据宏观目标的不同, 此参考路径设为沿相应虚拟车道中心线的轨迹。规划预测周期被定为 8s, 而预测步长则被离散为 0.5s。评价函数考虑时效性、安全性以及法律法规, 权重系数分别设为 1。舒适性已经作为策略生成模型中的约束, 评价函数中不再考虑, 经济性与任务完成情况该仿真实验中没有考虑, 权重系数设为 0。

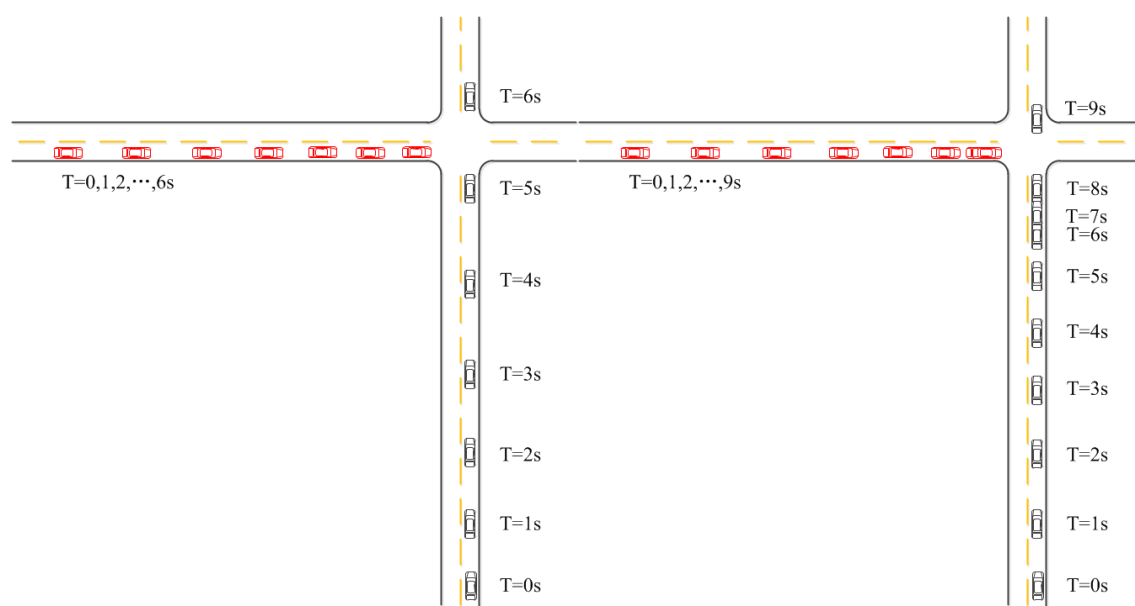


图 6.8 测试场景设计

由于环境是动态的，所以很难建立完全相同的场景以比较不同的方法。因此，本文选用了两个十分接近的场景以完成该项对比。不同的车辆将会以相同的初始状态进行不同的测试。本节将讨论两个典型的情况，即智能车辆早于有人驾驶车辆通过路口，以及智能车辆晚于有人驾驶车辆通过路口的情形。由于初始状态是相同的，不同的策略将会对应着不同的反应。与车道行驶场景不同，对于无信号灯十字路口场景，两辆有潜在冲突的车辆必须交互通过路口，而不能像车道行驶时可以通过车道保持等保守的驾驶行为回避冲突，本节将对本文提出的策略与基于反应控制的策略^[25]进行对比。

6.3.2 仿真实验结果

第一个实验是有人驾驶车辆试图让行智能车辆的情况。结果如图 6.9 和 6.10 所示。首先，两种方法的可视化对比如图 6.9 所示，其中黑色车辆为智能车辆而红色车辆为有人驾驶车辆。图 6.9 (a) 为本文方法结果而图 6.9 (b) 为基于反应式的方法结果。每个图中以 1s 为间隔保存车辆所处位置，在基本相同的初始状态下，本文的策略可以帮助智能车辆更快、更合理的通过无信号灯十字交叉路口。

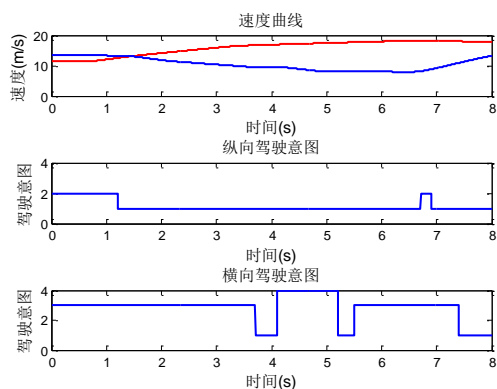


(a) 本文方法结果

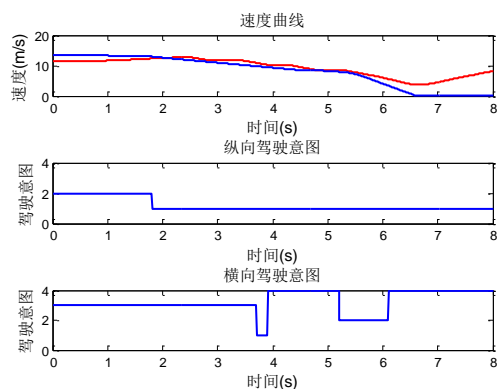
(b) 反应式的对比方法的结果

图 6.9 智能车辆率先通过时的可视化通行过程

详细仿真实验结果如图 6.10 所示。在该例子中，有人驾驶车辆在智能车辆之后通过路口。图 6.10 (a) (c) (e) 是本文方法的运行结果，而图 6.10 (b) (d) (f) 为不考虑驾驶意图的方法的运行结果。图 6.10 (a) (b) 是速度曲线以及对应的横纵向驾驶意图。对于纵向驾驶意图，1 代表让行，2 代表不让行。对于横向驾驶意图，1 代表左转，2 代表右转，3 代表直行，4 代表停车。图 6.10 (b) 中所示的驾驶意图并没有在方法中使用，而只是用做后期分析。图 6.10 (c) (d) 里同时包含有人驾驶车辆以及智能车辆距冲突区域距离。图 6.10 (e) (f) 是预测以及真实场景下的有人驾驶车辆在图中时刻 1.5s 时的预测结果。各图中的红线代表智能车辆相应结果，蓝线代表有人驾驶车辆的结果，而图 6.10 (e) (f) 中绿线代表有人驾驶车辆的速度预测结果。



(a)



(b)

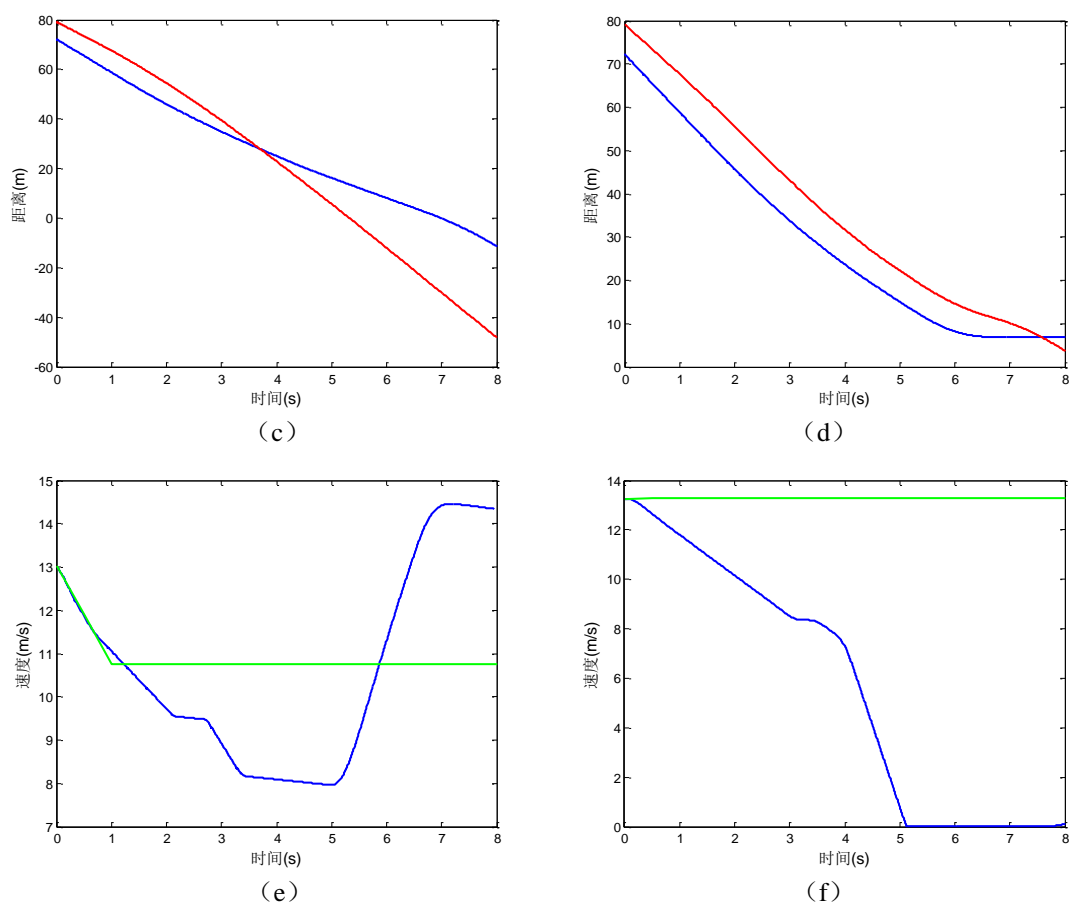


图 6.10 案例测试 1

如图 6.10 (a) (c) 所示, 在最初的 1.2s 智能车辆保持当前速度并且判断有人驾驶车辆不会执行让行动作。此后智能车辆得到有人驾驶车辆的让行意图, 并且识别出有人驾驶车辆的横向驾驶意图为直线行驶。基于生成的候选策略, 智能车辆选取每一时刻奖励值最大的策略并且最终通过路口。在这一过程中, 可以发现, 智能车辆理解了有人驾驶车辆的让行意图。图 6.10 (e) 为智能车辆对有人驾驶车辆的驾驶动作的预测结果。虽然在 1s 之后的结果并非十分准确, 但对于本文模型而言, 由于预测过程中通过上下边界对驾驶行为进行了约束, 所以边界范围内的预测值都可以确保智能车辆安全。此外, 有人驾驶车辆也能够更好地理解智能车辆的驾驶行为。有人驾驶车辆在自身让行的同时, 可以发现智能车辆不让行的驾驶意图, 两种行为相配合, 使得两车协作通过路口, 有助于提高通行效率。

如果不考虑其他车辆的驾驶意图, 结果如图 6.10 (b) (d) (f) 所示。根据图 6.10 (b) 所示, 两秒后有人驾驶车辆给出了让行信号, 然而智能车辆没有理解该意图, 反而根据匀速假设, 得出两车存在潜在冲突。因此, 尽管有人驾驶车辆处于减速状态,

智能车辆依然做出减速让行决策。这一令人困惑的行为使智能车辆与有人驾驶车辆同时减速停车，当有人驾驶车辆在停车线停车后，智能车辆才最终加速通过路口。综上所述，不考虑有人驾驶车辆的驾驶意图而采用匀速假设的方法，会增加交通运行负担，不利于提高智能车辆以及其他车辆的运行效率。

另一案例是有人驾驶车辆率先通过路口的情况。可视化仿真实验结果如图 6.11 所示，此种情况更为典型，因为按照右侧先行的法律规定，有人驾驶车辆应该让行智能车辆，但会有许多激进驾驶员忽略此项规定，而引发潜在的交通事故。图 6.11 (a) 是本文策略的结果，6.11 (b) 是基于反应式的对比方法结果。具体地说，如果如果某一车辆违反交通规则通过无信号灯十字路口，那么未能理解其运动意图的车辆将会变得十分危险。根据图 6.11 所示，由于图 6.11 (b) 中所示的最小距离很小，故本文方法优于对比方法。

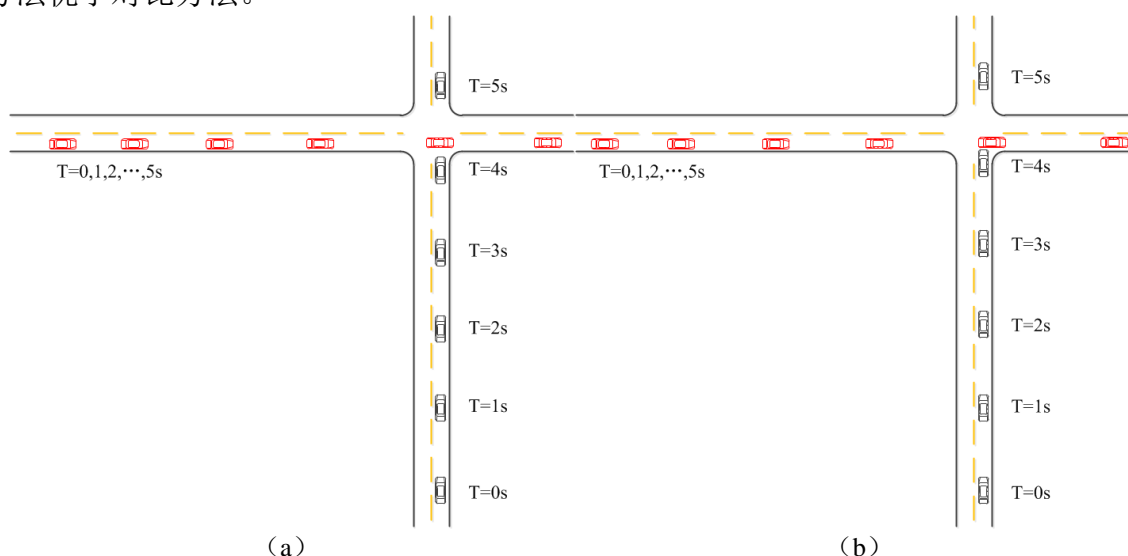


图 6.11 有人驾驶车辆率先通过路口时的可视化运动结果

详细仿真实验结果如图 6.12 所示，图 6.12 (a) (c) (e) 是本文方法的运行结果，而图 6.12 (b) (d) (f) 为不考虑驾驶意图的方法的运行结果。图 6.12 (a) (b) 是速度曲线以及对应的横纵向驾驶意图。对于纵向驾驶意图，1 代表让行，2 代表不让行。对于横向驾驶意图，1 代表左转，2 代表右转，3 代表直行，4 代表停车。图 6.12 (b) 中所示的驾驶意图并没有在基于规则的方法中使用，而只是用做后期分析参考。图 6.12 (c) (d) 里同时包含有人驾驶车辆以及智能车辆距冲突区域距离。图 6.12 (e) (f) 是预测以及真实场景下的有人驾驶车辆在图中时刻 1.5s 时的预测结果。各图中的红线代表智能车辆相应结果，蓝线代表有人驾驶车辆的结果，而图 6.12 (e) (f) 中绿线代表有人驾驶车辆的速度预测结果。

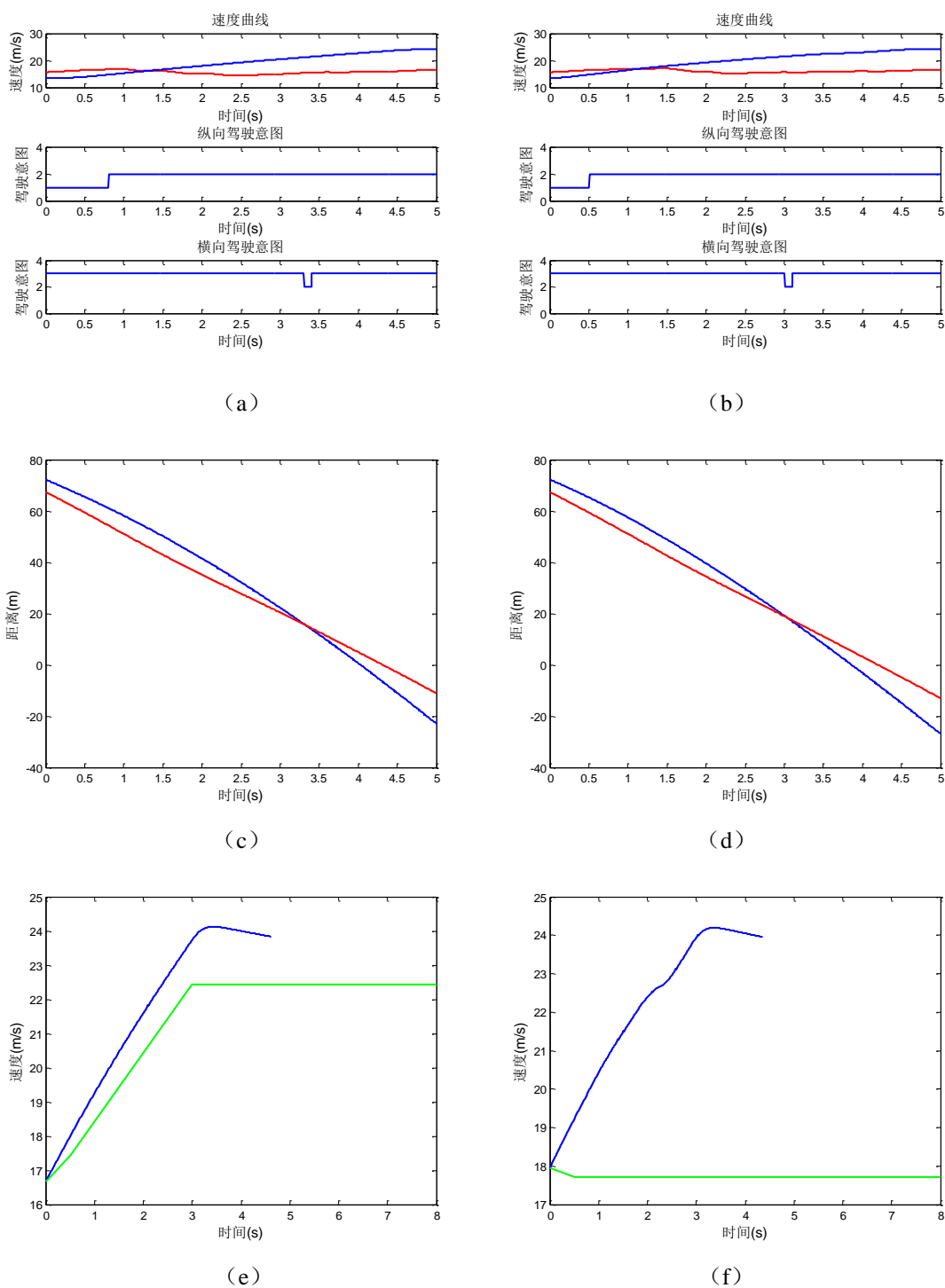


图 6.12 案例测试 2

根据图 6.12 (a) 所示, 本文的策略可以在理解到其他车辆行驶意图 0.8s 之后执行减速动作。然而, 当不能理解其他车辆驾驶意图时, 反应时间将会推迟 1s, 这一点十分危险。此外, 根据图 6.12 (e) 所示, 本文策略能够很好的预测其他车辆未来的运动趋势。

综上，该算法能够处理典型场景协作驾驶，并且优于传统的基于反应式的方法，更安全有效。

6.4 行为决策模型在比亚迪智能车辆平台的应用

6.4.1 比亚迪速锐智能车辆平台

智能车辆平台“Ray”是2013年由北京理工大学智能车辆研究所与比亚迪汽车公司合作，在比亚迪速锐汽车基础上改装的智能车辆实验平台。Ray具有线控技术，可以通过发送命令至CAN总线控制车辆的转向、油门、档位、车灯等系统。如图6.13所示，位于车顶的两个32线激光雷达（Velodyne HDL-32E）与车头的毫米波雷达（Delphi）用于采集周围车辆的运动状态及相对本车的位置信息，而本车的位置信息由车内的惯导（IMU）与GPS组合导航获得，本车的状态信息由车载CAN总线获得，同时使用单目相机（AVT Stingray 046/C）采集车道线信息。



图 6.13 比亚迪速锐智能车辆平台

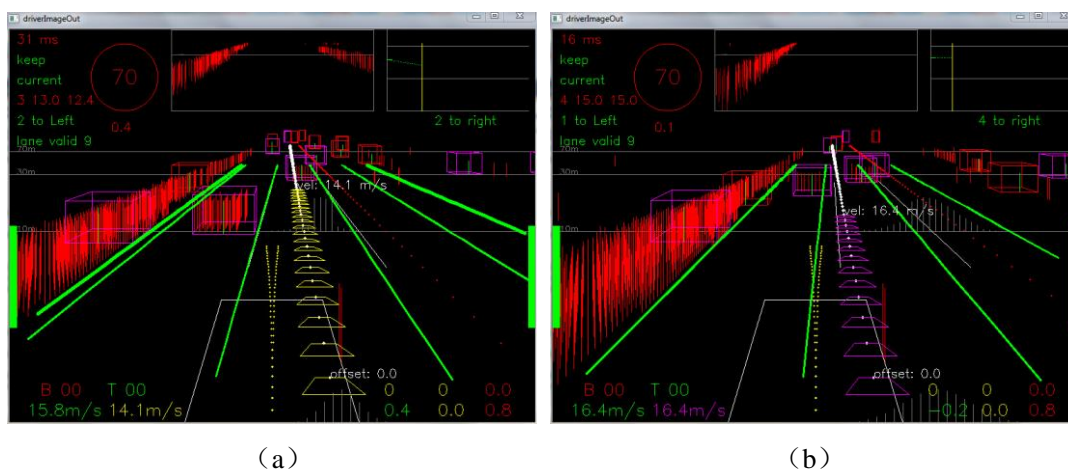
6.4.2 行为决策模型的实车验证

图6.14为“中国智能车未来挑战赛”中速锐智能车辆的决策表现，当前方车辆被检测到时，速锐保持行驶在本车道内，并且调整速度以确保安全，当换道条件满足时，转向灯开启，车辆处于换道准备状态。当车辆由换道准备状态切换到换道状态后，速锐换道到左侧车道。右转向灯开启以表明速锐试图换回右侧车道，此时横向决策状态机处于换道准备状态，随后速锐换回本车道。



图 6.14 基于比亚迪智能车辆的换道测试

此外, 在北京市三环道路上使用本文行为决策模型针对换道行为进行了自动驾驶测试。出于安全性的考虑, 本实验中行为决策模块根据场景信息, 当做出换道决策时, 进入换道准备状态, 智能车辆安全驾驶员对场景进行确认后, 点击控制键盘的确认按钮确认换道行为, 此时自动驾驶系统进入换道状态, 而当智能车辆进入目标车道后, 将自动切换回车道保持状态。图 6.15 为该实车实验中第一视角场景显示结果, 其中绿色直线为虚拟车道线, 红色区域为激光雷达检测到的障碍物, 紫色线框为毫米波雷达检测的障碍物结果。根据图 6.15 (a) - (d) 所示智能车辆成功进行了向左侧换道的行为。



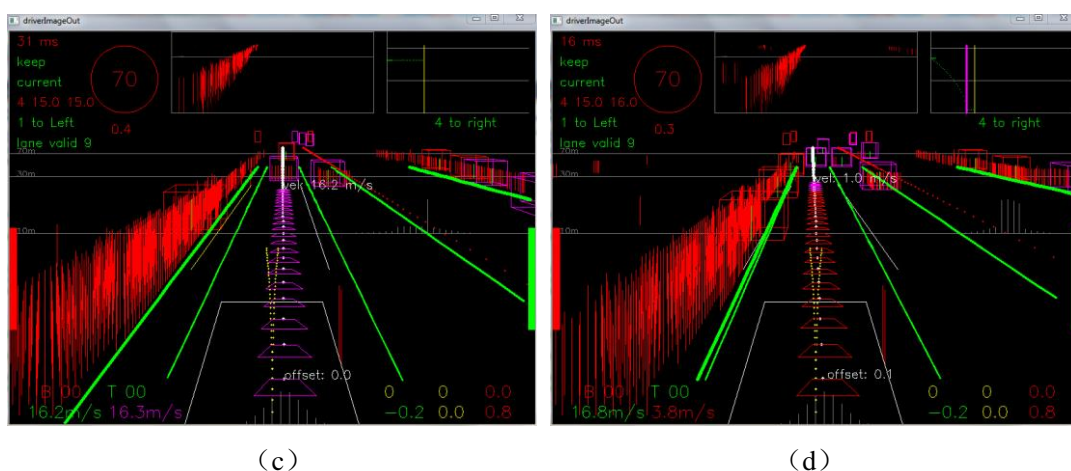
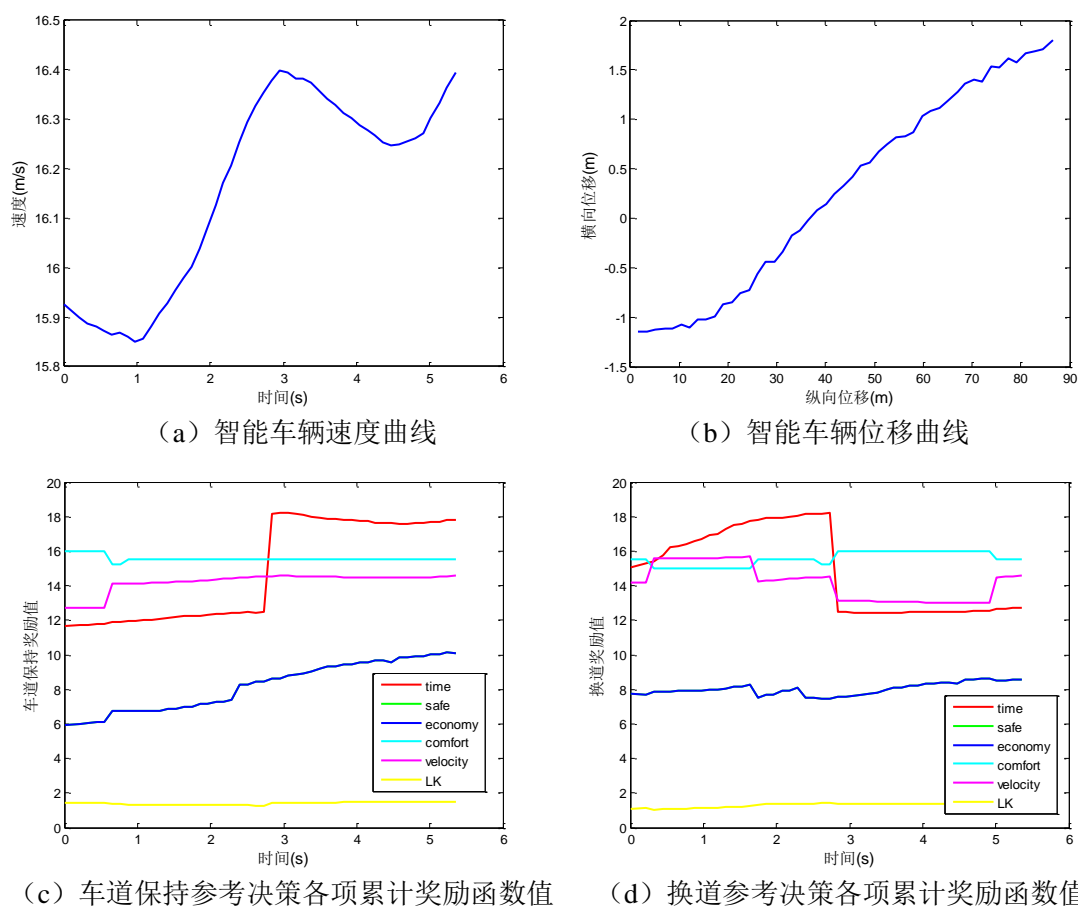


图 6.15 北京三环路自动驾驶换道测试

图 6.15 所示换道行为的具体实验数据如图 6.16 所示，最初系统处于换道准备状态，当安全驾驶员确认换道后，系统进入换道状态，向左侧换道，此时换道决策奖励值大于车道保持决策奖励值（图 6.16 (e)），当智能车辆进入目标车道后，切换回车道保持状态，此时车道保持决策的奖励值大于换道决策奖励值，智能车辆维持车道保持驾驶行为。



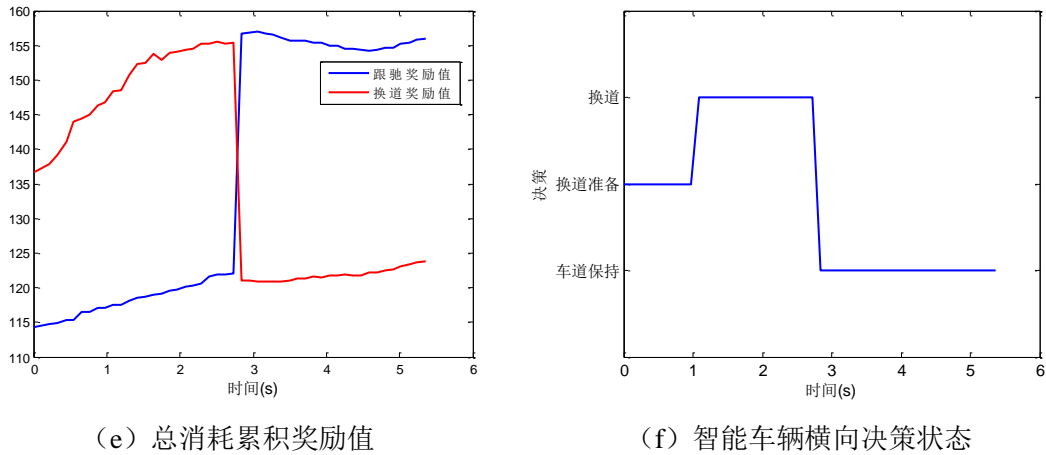


图 6.16 换道过程中的状态变量

6.5 本章小结

本章基于 PreScan 仿真软件，建立了智能车辆仿真系统，并开展了车道行驶与无信号灯十字交叉口的仿真实验。最后将本文的行为决策模型应用到比亚迪智能车辆当中，小结如下：

(1) 设计了基于 PreScan 仿真软件的智能车辆仿真系统，能够添加各类传感器以实现与真实情形基本一致的交通场景与智能车辆架构，测试并验证各类算法。

(2) 针对车道保持时侧前方车辆切入以及智能车辆主动换道两个典型场景，开展了车道行驶场景下的仿真实验。结果证明智能车辆能够有效识别其他车辆的行驶意图并作出合理的决策。

(3) 在无信号灯十字路口场景中，对比了基于 POMDP 的决策方法与传统的基于规则的反应式规划方法。结果表明，本文方法考虑了其他车辆行驶意图的不确定性，能够引导智能车辆通过无信号灯十字路口，提高了安全性与通行效率。而传统的方法由于缺乏意图理解能力，会出现两车同时停车等待的情形，增加了通行时间。

(4) 将本文的决策模型应用于比亚迪智能车辆中，在北京市三环路中进行了自动驾驶行为决策实验，对行为决策模型进行了验证。

总结与展望

研究成果总结

本文以适用于城区动态环境的智能车辆行为决策系统为研究对象,针对行为决策框架选择、其他车辆驾驶行为识别与预测以及智能车辆多目标决策评价等难点问题,深入分析了智能车辆横纵向驾驶行为的耦合关系,探讨了面向行为决策系统应用的其他车辆驾驶行为识别方法以及智能车辆与其他车辆驾驶行为之间的相互影响关系。提出了智能车辆行为决策理论模型,通过建立其他车辆驾驶行为识别模型、交通场景预测模型与多目标决策评价模型共同完成行为决策求解过程。并通过仿真与实车实验对本文提出的算法进行了验证。主要完成工作如下:

(1) 建立了考虑交通场景中其他车辆驾驶意图的智能车辆行为决策模型。

本文将智能车辆行为决策过程解耦为横向决策与纵向决策两个过程。建立了基于 FSM 的横向决策模型,并引入换道准备状态以提高智能车辆驾驶行为的稳定性与可预测性。基于 POMDP 建立了考虑其他车辆驾驶意图不确定性的智能车辆纵向决策模型,将其他车辆驾驶意图定义为部分可观测状态,并在每一个预测周期内不断更新。在同一规划周期内,智能车辆通过先求解纵向决策、后选取横向决策的方式,得到最终的驾驶策略。

(2) 建立了简化的智能车辆行为决策求解模型

建立了基于参考策略生成与策略选择的决策求解机制,基于五次多项式曲线生成横向决策参考轨迹,基于分段等加速度参考速度曲线生成纵向参考策略,并通过简化状态转移模型降低 POMDP 的计算复杂度。通过决策求解模型,将智能车辆行为决策问题转换为其他车辆驾驶行为识别模型与交通场景预测模型对应的场景预测问题以及多目标决策评价模型对应的场景评价问题。

(3) 建立了基于高斯混合隐马尔科夫模型与随机森林模型的其他车辆横向驾驶行为识别模型。

基于 MATLAB/PreScan 以及罗技 G27 驾驶仪的仿真数据采集系统以及基于比亚迪智能车辆的实车数据采集系统采集驾驶员驾驶数据,选取了速度、加速度、航向角等易于被智能车辆观测的状态信息作为模型输入,建立了基于高斯混合隐马尔科夫模型以及随机森林模型的驾驶行为识别分类器。分析了驾驶行为识别模型的预测准确率以及错分样本分布情况。实验结果证明,本文建立的驾驶行为识别模型在换道轨迹的

中部，以及靠近路口区域预测准确率较高，能够满足行为决策系统需求。

(4) 建立了考虑车辆协作驾驶行为的交通场景预测模型。

基于车辆运动学模型，建立了给定轨迹下的车辆状态预测模型。建立了基于模糊逻辑的驾驶激进程度判断模型，将让行的判断问题，转换为驾驶激进程度的比较问题，并在基于规则的行为决策模型下进行了仿真验证。建立了基于高斯混合隐马尔科夫模型的车辆纵向驾驶意图识别模型，识别无信号灯十字路口以及车道行驶场景下的纵向让行意图。综合以上信息，考虑智能车辆当前所处的横向决策状态，以及纵横向参考驾驶策略，建立了交通场景预测模型，考虑了舒适性约束，并与本文决策模型相融合。

(5) 基于车辆特性，制定了易于理解的智能车辆多目标决策评价模型。

针对车道行驶场景以及无信号灯十字路口场景，分别建立了基于安全性、经济性、舒适性、时效性、法律法规以及任务完成情况的评价函数，建立了基于权重的多目标优化模型以及基于投票的权重分配机制，为智能车辆行为决策提供评价标准。

(6) 针对搭建的行为决策模型，进行了仿真与实车验证工作。

基于 PreScan 仿真软件，建立了智能车辆仿真系统。针对车道保持时侧前方车辆切入，以及智能车辆主动换道两个典型场景，开展了车道行驶下的仿真实验工作。仿真结果证明智能车辆能够有效预测其他车辆的行驶意图并作出合理的决策。在无信号灯十字路口场景中，对比了基于 POMDP 的决策方法与传统的基于规则的反应式规划方法。结果表明，本文方法考虑了其他车辆行驶意图不确定性，能够有效引导智能车辆通过无信号灯十字路口，提高了通行效率。将决策模型应用于比亚迪速锐智能车辆中，在北京市三环路中进行了自动驾驶决策实验，验证了决策模型的有效性。

本文创新点

论文以城区动态环境下智能车辆行为决策问题为研究对象，深入开展了理论与实验研究，主要创新点如下：

(1) 建立了考虑其他车辆驾驶意图，横纵向驾驶行为解耦的智能车辆行为决策模型。将智能车辆的驾驶行为解耦为横向驾驶行为与纵向驾驶行为，通过横向决策模型与纵向决策模型共同完成智能车辆行为决策过程。横向决策模型将智能车辆行驶过程约束为车道保持、换道准备与换道三种车道级的驾驶行为。换道准备这一特殊驾驶行为的引入，将行为决策模型与车辆真实环境中的转向灯开启行为联系起来，用以提示其他车辆智能车辆的目标驾驶行为，避免了突然的换道动作所带来的安全隐患。纵

向决策模型考虑了其他车辆驾驶意图的不确定性,进行速度决策。在此框架下,智能车辆通过速度调整与其他车辆协作行驶,其驾驶行为是稳定且可以预测的。

(2) 提出了面向智能车辆行为决策系统应用的其他车辆驾驶行为识别方法。考虑到智能车辆行为决策系统的应用需求,使用速度、位置、航向角等智能车辆可观测的特征,基于高斯混合隐马尔科夫模型与随机森林模型分别建立了车道行驶与无信号灯十字路口场景下的其他车辆驾驶行为识别模型,通过对实验测试结果以及错分样本分布情况的分析,验证了驾驶行为识别模型的准确性与可行性。

(3) 提出了考虑车辆协作驾驶行为的交通场景预测模型。考虑智能车辆当前所处的横向决策状态,以及纵横向参考驾驶策略与舒适性约束,建立了智能车辆与其他车辆协作驾驶行为预测模型,表征智能车辆与其他车辆驾驶行为之间的相互作用关系。在预测过程中,将其他车辆的横纵向驾驶行为解耦,考虑了其他车辆纵向驾驶意图的不确定性,最终预测得到给定周期内交通场景中各个车辆的行驶状态。

未来工作展望

论文针对城区动态环境下智能车辆行为决策问题进行了相应研究,在本文研究基础上,仍有许多后续的工作需要深入开展和完善,主要包括:

(1) 考虑自学习的智能车辆行为决策模型开发。

智能车辆的行驶过程中,应逐步实现类人学习能力,能够不断地自我学习以提高自身的行驶能力。最近的谷歌 AlphaGo^[109]围棋人机对战也带来了很多启示,如何使用类似的基于深度学习,强化学习的方法,将该过程与现有的基于搜索的智能车辆规划决策模型相结合,对于提高智能车辆的智能等级以及决策能力,都有着十分关键的作用。

(2) 研究基于深度学习的交通场景预测模型。

本文考虑车车之间的协作行为,建立了交通场景预测模型。然而由于环境感知范围的局限性,对于智能车辆前车的速度预测是基于匀速假设完成的。随着智能交通系统的发展,考虑车辆与基础设施通信(V2I)等技术,结合深度学习等方法,建立基于交通流信息的场景预测模型,能够更加准确的对宏观范围内的车辆驾驶行为建模。进而能够研究不同粒度的驾驶行为之间的相互关系。

(3) 研究基于轨迹优化层面的车辆协作行驶问题。

本文将智能车辆行为决策过程分解为横向决策与纵向决策两个阶段,通过纵向决策与交通场景中的其他车辆进行协作行驶。如何考虑横向决策对车辆协作行驶的影响

响，即从轨迹生成层面考虑与其他车辆协作行驶的问题，以及如何将横纵向驾驶行为耦合考虑，建立相对应的决策模型与求解机制，是值得探索的问题。

（4）研究基于大数据的多目标优化模型。

本文建立了基于权重的多目标优化模型，然而多目标的优化过程十分复杂，权重的选取也需要借助测试经验得到，如何建立一个更加精确合理的多目标优化模型，使用逆向强化学习等方法建立多目标优化模型。并考虑决策中的多目标优化与大数据下驾驶行为学习的结合问题，增强智能车辆的认知能力。

参考文献

- [1] Grisleri P, Fedriga I. The brave autonomous ground vehicle platform. IFAC Symp. Intell. Auton. Veh[C]. 2010, 7: 3648-3659.
- [2] Bertozzi M, Broggi A, Cardarelli E, et al. Equipment and capabilities of the vehicles for the VisLab intercontinental autonomous challenge[J]. Proc. GIRPR, 2012.
- [3] Smith B W. Summary of Levels of Driving Automation for On-Road Vehicles[J]. 2013.
- [4] 孙振平. 自动驾驶汽车智能控制系统[D]. 国防科学技术大学, 2004.
- [5] 蔡自兴, 贺汉根, 陈虹. 未知环境中移动机器人导航控制理论与方法[M]. 科学出版社, 2009.
- [6] Xiong G, Zhou P, Zhou S, et al. Autonomous driving of intelligent vehicle BIT in 2009 future challenge of China. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2010: 1049-1053.
- [7] Jiang Y, Gong J, Xiong G, et al. Design of a universal self-driving system for urban scenarios—BIT-III in the 2011 Intelligent Vehicle Future Challenge. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2012: 506-510.
- [8] 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): 103-12.
- [9] Wang J H, Jiang Y, Guo H F, et al. Intelligent Vehicle Local Planning Based on Optimized Path Generation and Selection[J]. Applied Mechanics & Materials, 2014, 571-572:303-307.
- [10] 陈慧岩, 熊光明, 龚建伟, 席军强. 车辆信息技术[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2013.
- [11] 陈慧岩, 熊光明, 龚建伟, 姜岩. 无人驾驶汽车概论[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2014.
- [12] 张鹏飞, 何克忠. 多功能室外智能移动机器人实验平台—THMR-V[J]. 机器人, 2002, 24(2): 97-101.
- [13] Zhou L, Deng Z. A New Algorithm for the Establishing Data Association Between a Camera and a 2-D LIDAR[J]. Tsinghua Science and Technology, 2014, 19(3):314-322.
- [14] 孙涵, 任明武, 唐振民, 等. 基于机器视觉的智能车辆导航综述[J]. 公路交通科技, 2005, 22(5): 132-5.
- [15] Li Q, Chen L, Li M, et al. A sensor-fusion drivable-region and lane-detection system for autonomous vehicle navigation in challenging road scenarios[J]. Vehicular Technology, IEEE Transactions on, 2014, 63(2): 540-55.
- [16] Xu L, Wang Y, Sun H, et al. Design and implementation of driving control system for autonomous vehicle. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems[C]. 2014:22-28.

- [17] Mei T, Liang H, Kong B, et al. Development of 'Intelligent Pioneer' unmanned vehicle. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2012: 938-943.
- [18] Guo M, Xu Y, Zhang Y, et al. A decision-making method for unmanned cars based on drivable area cutting. 2012 IEEE 2nd International Conference on Cloud Computing and Intelligent Systems[C]. 2012, 3: 1210-1215.
- [19] 李德毅. 位置服务匹配智能驾驶[J]. 中国经济和信息化, 2013(12): 90-91.
- [20] Urmson C, Anhalt J, Bagnell D, et al. Autonomous driving in urban environments: Boss and the urban challenge[J]. Journal of Field Robotics, 2008, 25(8): 425-466.
- [21] Albus J S. 4D/RCS: a reference model architecture for intelligent unmanned ground vehicles[J]. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2002, 4715:1-5.
- [22] Albus J S. 4-D/RCS: A reference model architecture for Demo III. Intelligent Control, Held jointly with IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation[C]. 1998: 634-639.
- [23] Buehler M, Iagnemma K, Singh S. The DARPA Urban Challenge[J]. Springer Tracts in Advanced Robotics, 2009, 56(11): 6.
- [24] Iagnemma K, Buehler M. Editorial for Journal of Field Robotics—special issue on the DARPA grand challenge[J]. Journal of Field Robotics, 2006, 23(9): 655-656.
- [25] Baker C R, Dolan J M. Traffic interaction in the urban challenge: Putting boss on its best behavior. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems[C]. 2008: 1752-1758.
- [26] Montemerlo M, Becker J, Bhat S, et al. Junior: The stanford entry in the urban challenge[J]. Journal of field Robotics, 2008, 25(9): 569-97.
- [27] Bacha A, Bauman C, Faruque R, et al. Odin: Team victorTango's entry in the DARPA urban challenge[J]. Journal of Field Robotics, 2008, 25(8): 467-92.
- [28] Hurdus J G. A portable approach to high-level behavioral programming for complex autonomous robot applications[J]. 2008.
- [29] Ziegler J, Bender P, Schreiber M, et al. Making bertha drive—An autonomous journey on a historic route[J]. Intelligent Transportation Systems Magazine, IEEE, 2014, 6(2): 8-20.
- [30] Gindele T, Jagszent D, Pitzer B, et al. Design of the planner of Team AnnieWAY's autonomous vehicle used in the DARPA Urban Challenge 2007. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2008: 1131-1136.

- [31] Schröder J, Hoffmann M, Zoellner M, et al. Behavior decision and path planning for cognitive vehicles using behavior networks. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2007: 710-715.
- [32] Rosenblatt J K. DAMN: A distributed architecture for mobile navigation[J]. Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence, 1997, 9(2-3): 339-60.
- [33] Rauskolb F W, Berger K, Lipski C, et al. Caroline: An autonomously driving vehicle for urban environments[J]. Journal of Field Robotics, 2008, 25(9): 674-724.
- [34] Wei J, Dolan J M, Snider J M, et al. A point-based mdp for robust single-lane autonomous driving behavior under uncertainties. IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. 2011: 2586-2592.
- [35] Ulbrich S, Maurer M. Probabilistic online POMDP decision making for lane changes in fully automated driving. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems[C]. 2013: 2063-2067.
- [36] Brechtel S, Gindele T, Dillmann R. Probabilistic decision-making under uncertainty for autonomous driving using continuous POMDPs. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems[C]. 2014: 392-399.
- [37] Aoude G S, Luders B D, Joseph J M, et al. Probabilistically safe motion planning to avoid dynamic obstacles with uncertain motion patterns[J]. Autonomous Robots, 2013, 35(1): 51-76.
- [38] Bahram M, Wolf A, Aeberhard M, et al. A prediction-based reactive driving strategy for highly automated driving function on freeways. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2014: 400-406.
- [39] Liu W, Kim S W, Pendleton S, et al. Situation-aware decision making for autonomous driving on urban road using online POMDP. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2015: 1126-1133.
- [40] Ross S, Pineau J, Paquet S, et al. Online Planning Algorithms for POMDPs[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2008, 32(1): 663-704.
- [41] Galceran E, Cunningham A G, Eustice R M, et al. Multipolicy decision-making for autonomous driving via changepoint-based behavior prediction. Proc. Robot.: Sci. & Syst. Conf[C]. 2015 (1): 2.
- [42] 陈佳佳. 城市环境下无人驾驶车辆决策系统研究[D]. 中国科学技术大学, 2014.
- [43] Chen J, Zhao P, Liang H, et al. A Multiple Attribute-based Decision Making model for autonomous vehicle in urban environment. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2014: 480-485.
- [44] 熊光明, 李勇, 王诗源. 基于有限状态机的智能车辆交叉口行为预测与控制[J]. 北京理工大学学报, 2015(1):34-38.

- [45] Kurt A, Özgüner Ü. Hierarchical finite state machines for autonomous mobile systems[J]. Control Engineering Practice, 2013, 21(2): 184-194.
- [46] Xiong G, Li Y, Wang S, et al. HMM and HSS Based Social Behavior of Intelligent Vehicles for Freeway Entrance Ramp[J]. International Journal of Control and Automation, 2014, 7(10): 79-90.
- [47] Gong J, Yuan S, Yan J, et al. Intuitive decision-making modeling for self-driving vehicles. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems[C]. 2014: 29-34.
- [48] Wei J, Dolan J M, Litkouhi B. A prediction-and cost function-based algorithm for robust autonomous freeway driving. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2010: 512-517.
- [49] Wei J, Dolan J M. A robust autonomous freeway driving algorithm. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2009: 1015-1020.
- [50] Wei J, Dolan J M, Litkouhi B. Autonomous vehicle social behavior for highway entrance ramp management. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2013: 201-207.
- [51] Ulbrich S, Maurer M. Towards Tactical Lane Change Behavior Planning for Automated Vehicles. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems[C]. 2015: 989-995.
- [52] Hayashi K, Kojima Y, Abe K, et al. Prediction of stopping maneuver considering driver's state. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems[C]. 2006: 1191-1196.
- [53] McCall J C, Trivedi M M. Driver behavior and situation aware brake assistance for intelligent vehicles[J]. PROCEEDINGS-IEEE, 2007, 95(2): 374.
- [54] Gunnarsson J, Svensson L, Bengtsson E, et al. Joint driver intention classification and tracking of vehicles. IEEE Nonlinear Statistical Signal Processing Workshop[C]. 2006: 95-98.
- [55] Kurt A. Hybrid-state system modelling for control, estimation and prediction in vehicular autonomy[D]. The Ohio State University, 2012.
- [56] Kuge N, Yamamura T, Shimoyama O, et al. A driver behavior recognition method based on a driver model framework[J]. SAE transactions, 2000, 109(6): 469-476.
- [57] Dagli I, Reichardt D. Motivation-based approach to behavior prediction. IEEE Intelligent Vehicle Symposium[C]. 2002, 1: 227-233.
- [58] Berndt H, Emmert J, Dietmayer K. Continuous driver intention recognition with hidden markov models. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems[C]. 2008: 1189-1194.
- [59] Tran Q, Firl J. Modelling of traffic situations at urban intersections with probabilistic non-parametric regression. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2013: 334-339.

- [60] Meyer-Delius D, Plagemann C, Burgard W. Probabilistic situation recognition for vehicular traffic scenarios. IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. 2009: 459-464.
- [61] Tran Q, Firl J. A probabilistic discriminative approach for situation recognition in traffic scenarios. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2012: 147-152.
- [62] Tran Q, Firl J. Online maneuver recognition and multimodal trajectory prediction for intersection assistance using non-parametric regression. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2014: 918-923.
- [63] Liebner M, Baumann M, Klanner F, et al. Driver intent inference at urban intersections using the intelligent driver model. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2012: 1162-1167.
- [64] Liebner M, Ruhhammer C, Klanner F, et al. Generic driver intent inference based on parametric models. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems[C]. 2013: 268-275.
- [65] Liebner M, Klanner F, Baumann M, et al. Velocity-based driver intent inference at urban intersections in the presence of preceding vehicles[J]. Intelligent Transportation Systems Magazine, IEEE, 2013, 5(2): 10-21.
- [66] Klingelschmitt S, Platho M, Gross H M, et al. Combining behavior and situation information for reliably estimating multiple intentions. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2014: 388-393.
- [67] Ferguson D I, Dolgov D A. Modifying behavior of autonomous vehicle based on predicted behavior of other vehicles: U.S. Patent 8,457,827[P]. 2013-6-4.
- [68] Droz P Y, Zhu J. Method to Detect Nearby Aggressive Drivers and Adjust Driving Modes: U.S. Patent Application 13/772,615[P]. 2013-2-21.
- [69] Zhang J, Roessler B. Situation analysis and adaptive risk assessment for intersection safety systems in advanced assisted driving[M]. Springer Berlin Heidelberg, 2009: 249-258.
- [70] Graf R, Deusch H, Fritzsche M, et al. A learning concept for behavior prediction in traffic situations. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2013: 672-677.
- [71] Kolodner J. Case-based reasoning[M]. Morgan Kaufmann, 2014.
- [72] Graf R, Deusch H, Seeliger F, et al. A learning concept for behavior prediction at intersections. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2014: 939-945.
- [73] Yamada K, Matsuyama H, Uchida K. A method for analyzing interaction of driver intention through vehicle behavior when merging. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2014: 158-163.

- [74] Wei J, Dolan J M, Litkouhi B. A Learning-Based Autonomous Driver: Emulate Human Driver's Intelligence in Low-speed Car Following[J]. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2010, 7693.
- [75] Bai H, Cai S, Ye N, et al. Intention-aware online POMDP planning for autonomous driving in a crowd. IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. 2015: 454-460.
- [76] Cunningham A G, Galceran E, Eustice R M, et al. MPDM: Multipolicy decision-making in dynamic, uncertain environments for autonomous driving. IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. 2015: 1670-1677.
- [77] Gill A. Introduction to the theory of finite-state machines[J]. 1962.
- [78] Gu T, Atwood J, Dong C, et al. Tunable and stable real-time trajectory planning for urban autonomous driving. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems[C]. 2015: 250-256.
- [79] Thrun S. Probabilistic robotics[J]. Communications of the ACM, 2002, 45(3): 52-57.
- [80] Cassandra A R. A survey of POMDP applications. Working Notes of AAAI 1998 Fall Symposium on Planning with Partially Observable Markov Decision Processes[C]. 1998, 1724.
- [81] Coulter R C. Implementation of the pure pursuit path tracking algorithm[R]. CARNEGIE-MELLON UNIV PITTSBURGH PA ROBOTICS INST, 1992.
- [82] 孙银健. 基于模型预测控制的无人驾驶车辆轨迹跟踪控制算法研究[D]. 北京理工大学, 2015.
- [83] Ross S M. Introduction to probability and statistics for engineers and scientists[M]. Academic Press, 2014.
- [84] Broggi A, Bertozzi M, Fascioli A, et al. The ARGO autonomous vehicle's vision and control systems[J]. International Journal of Intelligent Control and Systems, 1999, 3(4): 409-441.
- [85] Piazzzi A, Bianco C G L. Quintic G 2-splines for trajectory planning of autonomous vehicles. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2000: 198-203.
- [86] 侯海晶. 高速公路驾驶人换道意图识别方法研究[D]. 吉林大学, 2013.
- [87] Tideman M, van Noort M. A simulation tool suite for developing connected vehicle systems. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2013: 713-718.
- [88] Bishop C. Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics), 1st edn. 2006. corr. 2nd printing edn[J]. 2007.

- [89] Ghahramani Z. An introduction to hidden Markov models and Bayesian networks[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2001, 15(01): 9-42.
- [90] Rabiner L R, Juang B H. An introduction to hidden Markov models[J]. ASSP Magazine, IEEE, 1986, 3(1): 4-16.
- [91] Welch L R. Hidden Markov models and the Baum-Welch algorithm[J]. IEEE Information Theory Society Newsletter, 2003, 53(4): 10-13.
- [92] Breiman L. Random forests[J]. Machine learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [93] Freund Y, Schapire R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting[J]. Journal of computer and system sciences, 1997, 55(1): 119-139.
- [94] Breiman L. Bagging predictors[J]. Machine learning, 1996, 24(2): 123-40.
- [95] Song W, Dolan J M, Cline D, et al. Learning-Based Algal Bloom Event Recognition for Oceanographic Decision Support System Using Remote Sensing Data[J]. Remote Sensing, 2015, 7(10): 13564-13585.
- [96] Fawcett T. An introduction to ROC analysis[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(8): 861-74.
- [97] Chen D, Ahn S, Laval J, et al. On the periodicity of traffic oscillations and capacity drop: the role of driver characteristics[J]. Transportation research part B: methodological, 2014, 59: 117-136.
- [98] Rodríguez González A B N, Wilby M R, Vinagre Díaz J J, et al. Modeling and detecting aggressiveness from driving signals[J]. Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on, 2014, 15(4): 1419-28.
- [99] Aljaafreh A, Alshabat N, Al-Din M S N. Driving style recognition using fuzzy logic. IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety[C]. 2012: 460-463.
- [100] Dorr D, Grabengieser D, Gauterin F. Online driving style recognition using fuzzy logic. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems[C]. 2014: 1021-1026.
- [101] Aycin M, Benekohal R. Linear Acceleration Car-Following Model Development and Validation[J]. Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board, 1998, 1644(1): 10-9.
- [102] Wu C, Zhao G, Ou B. A fuel economy optimization system with applications in vehicles with human drivers and autonomous vehicles[J]. Transportation Research Part D Transport & Environment, 2011, 16(7): 515-24.
- [103] Woo M, Neider J, Davis T, et al. OpenGL programming guide: the official guide to learning OpenGL, version 1.2[M]. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1999.

- [104] Bradski G, Kaehler A. Learning OpenCV: Computer vision with the OpenCV library[M]. "O'Reilly Media, Inc.", 2008.
- [105] Howard B G. The Player/Stage Project: Tools for Multi-Robot and Distributed Sensor Systems. International Conference on Advanced Robotics[C]. 2003, 1: 317-323.
- [106] Rohmer E, Singh S P N, Freese M. V-REP: A versatile and scalable robot simulation framework. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems[C]. 2013: 1321-1326.
- [107] 俄文娟. 无信号交叉口车车冲突检测与消解算法研究[D]. 吉林大学, 2012.
- [108] 李勇. 无信号灯十字交叉口协作车辆控制研究[D]. 北京理工大学, 2015.
- [109] Silver D, Huang A, Maddison C J, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search[J]. Nature, 2016, 529(7587): 484-9.

攻读学位期间发表论文与研究成果清单

发表论文

- [1] 第一作者. Learning-based Algal Bloom Event Recognition for Oceanographic Decision Support System Using Remote Sensing Data[J]. Remote Sensing. 2015, 7(10), 13564-13585. (SCI刊源, 检索号: 000364328600045. IF: 3.180)
- [2] 第一作者. Intention-aware Autonomous Driving Decision Making in an Uncontrolled Intersection[J]. Mathematical Problems in Engineering. (SCI刊源, 已发表. IF: 0.762)
- [3] 第一作者. 基于驾驶员类型分析的智能车辆交叉口行为决策[J]. 北京理工大学学报. (EI刊源, 已录用)
- [4] 第一作者. Adaptive sampling for exploring harmful algae bloom field[J]. Energy Education Science and Technology Part A: Energy Science and Research, v 32, n 6, p 7181-7186, 2014. (EI刊源, 检索号: 20152500945860)
- [5] 第一作者. Developing and comparison of the automated driving systems for two engine vehicles and an electric vehicle[C]. 2012 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety, ICVES 2012, p 375-380. (EI, 检索号: 20124115556865)
- [6] 第一作者. Depth calculation and object detection using stereo vision with subpixel disparity and HOG feature[C]. Communications in Computer and Information Science, v 201 CCIS, n PART 1, p 489-494, 2011, Advances in Information Technology and Education - International Conference, CSE 2011, Proceedings. (EI, 检索号: 20112914164639)
- [7] 第一作者. Collision Avoidance System with Radars and V2V in Entrance Ramp Environment[C]. FISITA 2016 World Automotive Congress. (摘要录用)
- [8] 第三作者. Test and Evaluation of Autonomous Ground Vehicle[J]. Advances in Mechanical Engineering, vol. 2014, Article ID 681326, 13 pages, 2014. (SCI刊源, 检索号: 000330763600001. IF: 0.575)
- [9] 第三作者. Design and implementation of a miniature intelligent vehicle test platform[J]. International Journal of Smart Home, v 7, n 5, p 367-376, 2013. (EI刊源, 检索号: 20140217193564)
- [10] 第三作者. A micro-intelligent traffic behavior test platform using visual information processing[C]. Proceedings of 2013 2nd International Conference on Measurement, Information and Control, ICMIC 2013, v 2, p 1475-1478. (EI, 检索号: 20141517564901)

授权国家发明专利

[1] 第三发明人. 一种无人驾驶车辆比赛自动分析处理与自动评分方法. 2012. 专利号: ZL201210199750.7 (已授权)

参与的科研工作

[1] 国家自然科学基金重大研究计划“视听觉信息的认知计算”重点支持项目“城区真实交通环境无人驾驶车辆关键技术与平台研究”(91420203) 2014 年 9 月-至今

参与项目前期的申请工作, 并最终申请成功。在项目开展过程中, 主要负责其中智能车辆行为决策系统的研究工作, 分别建立了基于规则与基于统计的行为决策模型, 搭建了基于 MATLAB/PreScan 的仿真系统, 以及基于 Visual Studio/Vrep 的仿真系统。参与设计了基于虚拟车道的智能车辆规划架构, 应用于比亚迪速锐智能车辆中, 在北京市三环道路上进行了多次自动驾驶测试, 已实现部分自动驾驶功能。

[2] 由国家公派至美国卡内基梅隆大学计算机科学学院机器人研究所学习期间, 参与美国国家自然科学基金项目(National Science Foundation. 项目号: 1124975)针对海洋决策支持系统的机器学习方法研究, 2013 年 9 月-2014 年 9 月

主要负责机器学习模型的设计, 设计并测试多种分类器, 利用卫星数据, 在训练正负样本不均衡的情况下, 预测海洋现象。书写美国自然科学基金年度项目报告。所设计的基于随机森林的机器学习预测模型, 成功应用于本论文驾驶行为预测中。

[3] 由国家公派至美国卡内基梅隆大学计算机科学学院机器人研究所学习期间, 参与无人驾驶水上车辆项目, 2013 年 9 月-2014 年 9 月

主要负责无人驾驶船的自动驾驶系统设计, 以及基于采样的路径规划工作, 以及考虑航海规则的决策研究。其中自适应采样研究中使用到的基于马尔科夫过程的方法, 应用于本论文当中。

[4] 国家自然科学基金重大研究计划“视听觉信息的认知计算”重点支持项目“无人驾驶车辆智能行为综合测试环境设计与测试体系研究”(90920304), 培育项目“无人驾驶车辆认知能力测试及验证环境设计与实现”(91120010), 2011 年 9 月-2013 年 9 月.

主要参加了无人驾驶车辆智能水平的评价方法和理论研究, 参与了无人驾驶车辆测试环境、测试内容和测试方法的研究。分别进行了多层次测试环境的设计研究, 标准化、模块化的测试内容研究, 应答式交互测试方法研究, 模块化测试方法研究和无线图传技术实现等研究。

[5] 无人驾驶电瓶车自动驾驶系统开发项目, 2010 年 9 月-2011 年 9 月

主要负责并设计了电瓶车的自动驾驶系统, 将其改造为具有自动驾驶能力的车辆。

致谢

本论文的工作是在导师陈慧岩教授的悉心指导下完成的。陈老师渊博的知识与独到的见解，令我受益匪浅；陈老师细致严谨的科研态度与对工作一丝不苟的精神，对我影响至深。在攻读博士学位论文期间，陈老师在学习、工作和生活中给予了我无私的帮助与关心，无限的信任与支持，这是我完成博士学业的基础。在此，谨向陈慧岩教授致以最诚挚的谢意！

在这里特别感谢龚建伟教授、熊光明副教授在课题研究方面的精心指导和耐心帮助。两位老师渊博的学识、严谨的治学态度、活跃的学术思想对我产生了深远的影响。在此谨向龚建伟教授、熊光明副教授表示衷心的感谢！

论文的研究工作还得到了卡内基梅隆大学 John M. Dolan 教授的悉心指导和耐心帮助。在卡内基梅隆大学求学的这一年，我深受他在科研方面创新的思维能力和勇于探索的科学精神的鼓舞，使我拓宽了自己的眼界，了解到自己的局限，并更能使我不断超越自己攀登科学的高峰。

感谢实验室的席军强教授、翟涌副教授、刘海鸥副教授、金亚英副教授、金辉副教授、陶刚老师、胡宇辉老师在学习与生活上的帮助，祝各位老师身体健康，一切顺利！

感谢我的父母这么多年来对我的默默支持与鼓励，为我能够安心求学提供了最坚实的后盾！祝我的家人永远幸福安康！

感谢李超哥哥、唐琦、惠滢、刘真通、宋乐等亲人朋友在论文写作期间给与我的关心和支持，有你们在这里，使我能够安定下来，远离尘嚣。

感谢实验室的周圣砚博士、赵熙俊博士、张浩杰博士、胡玉文博士、江燕华博士、张玉、刘凯、朱敏、沈文臣、张凤奇、王文硕、李勇、袁盛玥、徐优志、王彦须、陈昕等同学在学习和生活上给予我很多无私的帮助、支持、关心和鼓励。在此，谨向你们表示衷心的感谢！谨祝你们一切顺利如意！

感谢留美期间给与我和帮助的韦俊青、顾天宇、黄巍伟、许闻达、董驰宇、崔航、Pranay、王久光、唐博维、张思等同学朋友，与你们一起工作、学习、生活的日子，使我收获了很多快乐！

感谢百忙之中评审论文的专家，您们辛苦了，谢谢你们！

作者简介

宋威龙，男，1988 年出生，山东日照人。2006 年进入合肥工业大学机械与汽车工程学院车辆工程专业学习，2010 年获得工学学士学位，同年考入北京理工大学机械与车辆学院机械工程专业攻读硕士学位，2011 年攻读博士学位(硕博连读)，并于 2013 年至 2014 间，由国家公派赴美国卡内基梅隆大学计算机科学学院机器人研究所进行为期一年的博士生联合培养，研究方向为智能车辆技术。在校期间以第一作者发表学术论文 7 篇，其中 2 篇被 SCI 收录（影响因子分别为 3.180 和 0.762），4 篇 Ei 收录。于 2016 年 6 月申请工学博士学位。