

自动驾驶车辆城区道路环境换道行为决策方法研究

袁盛玥

2016 年 1 月

中图分类号：TP 242.6

UDC 分类号：629

自动驾驶车辆城区道路环境换道行为决策方法研究

作者姓名	<u>袁盛玥</u>
学院名称	<u>机械与车辆学院</u>
指导教师	<u>龚建伟 教授</u>
答辩委员会主席	<u>席军强 教授</u>
申请学位	<u>工学硕士</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 1 月</u>

Decision-making Modeling of Lane Changing Behavior for Autonomous Vehicles in Urban Road Environment

Candidate Name:	<u>Yuan Shengyue</u>
School or Department:	<u>School of Mechanical Engineering</u>
Faculty Mentor:	<u>Prof. Gong Jianwei</u>
Chair, Thesis Committee:	<u>Prof. Xi Junqiang</u>
Degree Applied:	<u>Master of Science</u>
Major:	<u>Mechanical Engineering</u>
Degree by:	<u>Beijing Institute of Technology</u>
The Date of Defence:	<u>January, 2016</u>

自动驾驶车辆城区道路环境换道行为决策方法研究

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

自动驾驶车辆近些年来逐渐成为热点话题，许多高校、传统车企和互联网企业纷纷展开研究，且已经发展到一定水平，但若想真正的实现在真实城区道路上行驶，仍有许多问题需要解决。为使自动驾驶车辆能够在城区道路环境中自如行驶，本文针对自动驾驶车辆在城市交通环境中的行为决策问题展开了深入的研究。针对城区道路环境中换道行为，提出了基于驾驶员换道经验的自动驾驶车辆换道决策模型。

为模仿驾驶员决策过程，提出了类人的自动驾驶车辆的直觉决策方法。首先基于离线学习，使自动驾驶车辆具有人类驾驶员的驾驶经验，再利用在线学习，使自动驾驶车辆在线学习驾驶员经验，从而模拟人类驾驶员行驶过程中经验积累的过程。然而由于时间有限，本文仅针对直觉决策模型中离线学习部分展开了深入的研究。本文针对换道场景，提出了基于驾驶员经验的自动驾驶车辆换道决策模型，基于粗糙集神经网络融合算法提取驾驶员换道规则，在使用粗糙集对驾驶员换道数据进行规则提取的过程中，使用人工神经网络算法保证规则提取结果的一致性。规则提取完成后，使用分层状态机方法建立分层换道规则库，将驾驶员规则应用于自动驾驶决策模型中，运用 Prescan 和 Simulink/Stateflow 实现城区道路环境换道联合仿真，仿真结果表明，该方法可以使自动驾驶车辆在车流中进行安全的换道，验证了规则的有效性。

同时，为了验证自动驾驶车辆换道决策模型在真实城区道路环境中的可行性，首先使用 V-rep 和 Visual Studio 进行联合仿真来验证换道决策算法的安全性，之后基于北京理工大学智能车辆研究所比亚迪自动驾驶车辆在北京市三环道路上进行测试。实验结果说明通过本文所建立的决策模型，自动驾驶车辆可以在城区道路环境中安全换道。最后对自动驾驶车辆换道决策模型的类人性进行了分析，分析结果表明本文所建立的自动驾驶车辆换道决策模型与人类驾驶员决策较相似，离线学习驾驶员经验的效果较好。

关键词：自动驾驶车辆；决策模型；城区道路环境；换道规则；粗糙集理论

Abstract

Recent years, autonomous vehicles gradually become a hot topic, there are many colleges, traditional car companies and internet companies begin to study on it, and they all have developed to a certain level, but there are still many problems need to solve to make the autonomous driving vehicles drive in the real urban roads. This thesis researches the field of the decision-making for autonomous vehicles to make autonomous vehicles drive in the urban roads freely. Contraposing the behavior of lane changing in the urban roads environment, this thesis put forward a lane changing decision-making model based on driver experience.

In this thesis, a systematical intuitive decision-making for autonomous vehicle has been put forward to imitate the driver's decision-making process. The method combines similarity matching, online learning mechanism and prediction together. Similarity matching can make a decision based on previous learned knowledge, while online learning can enrich the knowledge database, and prediction can make the system have reasoning common sense to produce decisions in unfamiliar and incomplete traffic scenarios. However, due to the limited time, this thesis only researches the offline learning part of intuitive decision-making model. For lane changing behavior, this thesis put forward a lane changing decision model for autonomous driving based on the human driving experience. Using rough set and neural network fusion algorithm to extract the human drivers' lane changing rules, and artificial neural network algorithms to ensure the consistency of rules' extraction result during the rule extraction process with rough set. After the extraction of rules, a layered library of lane changing rules had been established by using hierarchical state machine method. Through the rules library, human drivers' experience can be applied to autonomous driving decision-making model. Then the co-simulation with Prescan and Simulink/Stateflow were built to simulate the urban road environment and verify the algorithm, the simulation results showed that with this method the autonomous vehicles can change lane safety in the urban traffic and the rules are effective.

Meanwhile, in order to verify the feasibility of lane changing decision-making model of autonomous vehicles in real urban road environment, firstly the co-simulation with V-rep and Visual Studio were built to verify the safety of lane changing decision-making model, and then testing the algorithm based on the autonomous vehicle BYD in the third ring road of Beijing. The Experimental results showed that autonomous vehicle can change lane safety in

the urban road environment with the decision-making model which is established in this thesis. Finally, the similarity of autonomous vehicle lane changing decision-making model with human driver had been analyzed, and the analysis results showed that the lane changing decision-making model of autonomous vehicle established in this thesis was similar to human driver's decision, and the offline learning method was effective.

Key words: autonomous vehicles; decision-making model; urban road environment; lane changing rules; rough set theory

目录

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 城区道路环境自动驾驶车辆行为决策研究现状	2
1.3 规则知识的提取方法研究现状	8
1.4 全文架构	10
第 2 章 城区道路环境自动驾驶车辆换道决策模型框架	12
2.1 城区道路环境自动驾驶整体框架结构	12
2.2 城区道路环境直觉决策模型框架结构	14
2.3 城区道路环境换道决策模型框架介绍	16
2.4 本章小结	18
第 3 章 换道规则的提取	19
3.1 换道数据采集	19
3.2 数据预处理	21
3.2.1 换道过程的离线人工标定及数据提取	21
3.2.2 换道决策条件属性的确定	24
3.3 基于粗糙集神经网络融合算法的换道规则提取	26
3.3.1 粗糙集神经网络融合算法简介	27
3.3.2 数据的离散化	30
3.3.3 基于神经网络算法的对比筛选	33
3.3.4 属性约减	35
3.3.5 规则提取	38
3.4 本章小结	39
第 4 章 换道规则库的建立	40
4.1 基于有限状态机方法的换道规则库的建立	40
4.2 基于 Prescan 的仿真实验	42

4.3 本章小结	46
第 5 章 实验及结果分析	47
5.1 基于 V-rep 仿真平台的仿真实验	47
5.2 基于比亚迪速锐平台的实车实验	51
5.2.1 周围车辆分布实验	51
5.2.2 换道决策模型实车实验	52
5.3 换道决策模型类人分析与评价	55
5.4 本章小结	58
总结与展望	59
研究成果总结	59
本文创新点	60
未来研究工作展望	60
参考文献	62
攻读学位期间发表论文与研究成果清单	69
致谢	70

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

近些年来,自动驾驶车辆逐渐成为热点话题,在国内外都掀起了一股研究热潮。在国外,有许多高校及研究机构已经对自动驾驶技术进行了多年的研究,例如卡耐基梅隆大学、麻省理工等。同时有许多传统车企甚至互联网企业也都开始大力发展自动驾驶研究。谷歌无疑是最早开始进行自动驾驶汽车研究的,其研究的实验车目前已经进行了上路测试^[1]。除此之外,传统车企也都纷纷往自动驾驶领域发展,在 2015 年 1 月的美国国际消费类电子产品展览会上,奔驰发布了一款自动驾驶概念车 F015 Luxury in Motion^[2]。2015 年特斯拉已经研制出具备自动驾驶功能汽车,并称三年内全面实现自动驾驶技术研发^[3]。同时,宝马、奥迪、大众、丰田、沃尔沃、日产等公司也都纷纷表示即将推出自动驾驶汽车^[4-9]。迎着国外发展自动驾驶技术的浪潮,国内许多高等院校和研究所也都积极展开了对自动驾驶技术的研究,比如国防科技大学、北京理工大学、清华大学、南京理工大学、武汉大学、西安交通大学、中科院合肥物质科学研究所、军事交通学院等^[10-25]。同国外一样,除了这些高等院校及研究所外,许多企业也都展开了对自动驾驶技术的研究。2015 年 12 月 10 日百度宣布其自动驾驶汽车“百智”在北京市五环路面成功进行了测试^[26],除了百度,还有乐视^[27]、华为^[28]等一些互联网企业也都表示正在进行自动驾驶技术的研究。当然,传统车企也不甘落后,上汽、北汽、广汽也都在进行相关研究,上汽推出了自主研发的智能驾驶汽车——iGS 智能驾驶汽车,并于 2015 年上海车展上展出^[29]。同年,北汽在中国汽车智能化峰会上宣布将在 2016 年展出一辆自动驾驶汽车^[30]。

毫无疑问,自动驾驶车辆是汽车行业发展的必然趋势,然而就目前研究来看,实现真实城区环境中的自动驾驶还有一段路要走。要实现真实城区道路环境下的自动驾驶还存在着多个问题包括城市中因建筑物密集导致的定位不准问题,城区道路环境中对于行驶场景的理解问题,应对城市交通的行为决策问题等。

本文将对其中一个问题——应对城市交通的行为决策问题展开深入的研究。现代化道路交通把人、车、环境要素融为一体,成为动态与静态相结合的社会大系统。同时,因多模态异构传感器设备数量的增多,自动驾驶车辆对实时反应能力的要求不断

提高,以及车上计算资源的有限,使得环境感知信息具有不完整、高度动态变化、甚至不一致等特点,这对自动驾驶车辆的认知与决策模型在准确性、实时性、鲁棒性等方面提出了严峻挑战。现实世界中存在着大量的不确定知识,在知识不完备的情况下,人脑可以相应做出比计算机更加快速、精确的判断^[31,32]。而基于传统知识处理方法的系统,如自动驾驶系统,在对认知领域有足够完备、清晰认识的基础上,可以很好地工作,但一旦所给信息缺损、或模糊化,则其认知能力会急剧降低,原因在于其分析方法只能在给定的匹配模式下工作,对环境的适应能力较差,不适合处理不确定知识^[33]。如 Google 自动驾驶车辆在同向双车道的左车道行驶时,若遇到不确定场景,如前方道路施工指示车辆右行,Google 自动驾驶车辆会采取保守策略:触发车道阻塞的警告并自主减速,即使右车道后方并无其他车辆,也不能像有人驾驶车辆一样采取驶入右车道的主动策略。同时在复杂城区道路环境中,自动驾驶车辆作为交通流中的一部分,具有社会性,需要与道路环境中的其它车辆交互行驶,在保证自身安全行驶的条件下,不能影响其他社会车辆的正常行驶。

真实交通环境特别是交通流密集道路中,自动驾驶车辆需要实现高实时性的快速决策,无法进行长时间的推理计算。因此,自动驾驶车辆的行驶可以借鉴驾驶员规划决策知识进行机器学习,从而提高驾驶系统决策及反应的快速性和准确性,为自动驾驶车辆智能行为决策控制提供理论依据。

针对以上需求,本文提出了一种基于驾驶员经验的自动驾驶直觉决策模型,通过使用离线学习使自动驾驶车辆具备人类驾驶员经验的同时,运用在线学习实现经验的积累。然而由于研究时间有限,本文仅对直觉决策模型中离线学习部分做了深入研究。本文针对城区道路环境中的换道问题,提出基于驾驶员经验的决策模型,从驾驶员行驶数据中提取驾驶员换道规则,从而使自动驾驶车辆离线学习人类驾驶员的经验,使自动驾驶车辆的换道决策一方面保证自身行车安全,另一方面符合人的驾驶习惯。

1.2 城区道路环境自动驾驶车辆行为决策研究现状

对于自动驾驶车辆行为决策的研究,最早可追溯到 21 世纪初,为了促进自动驾驶系统的开发,美国国家标准与技术研究院提出了基于分层递阶结构的 4D/RCS 体系^[34],如图 1.1 所示,该模块将任务与世界模型与价值判断相结合,生成不同层次的自动驾驶车辆行为,这些行为与人类驾驶员的驾驶决策行为相对应,分别为战略层面、战术层面与操作层面的决策^[35]。本文研究的自动驾驶决策行为即为战术层面的行为。

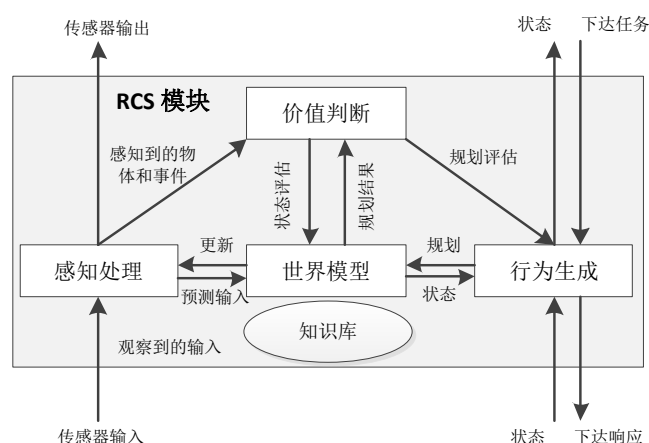


图 1.1 4D-RCS 自动驾驶车辆体系

然而最早对于自动驾驶车辆决策的研究并不是针对城区道路环境的，直到 2007 年，美国国防高级研究计划局(Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA)开始举办城市挑战赛，各研究单位才开始把决策方面研究重点往城区道路环境转移^[36]。比赛中各车辆需要自动处理包括道路、路口等一系列的行驶动作，同时还需在遵守交通规则的基础上完成车间交互，这些都要求自动驾驶车辆具有能够处理各种复杂行为的行为决策系统。然而为保障安全城市挑战赛并不是在真实的城区道路环境中进行的，而是模拟了一个城区道路环境，其环境复杂度远远低于真实道路，尽管如此，这项赛事也极大的促进了自动驾驶车辆向城区道路环境发展的进程。

城市挑战赛的连续成功举办使社会各界激发起了对于自动驾驶技术研究的热情，谷歌公司率先发布研究自动驾驶汽车的计划，随后各大汽车厂商纷纷投入到对自动驾驶汽车的研究当中。2010 年，意大利帕尔玛大学 Vislab 实验室研制的自动驾驶车辆进行了穿越欧亚大陆的项目，历时近 3 个月，累计行驶了 13000 多千米，实现了从意大利到中国上海的长距离自动驾驶^[37,38]；2013 年 7 月，该实验室研制的自动驾驶车辆进行了复杂城市交通环境中的自动驾驶测试^[39,40]。2013 年奔驰 S500 自动驾驶汽车完成了包括大城市、小村庄以及乡村公路环境在内的全长共计 103km 的自动驾驶测试，在行驶途中需要无人机是汽车对周围环境进行分类，针对不同类别事物进行不同决策，比如超车或避让行人^[41]。

国内对于自动驾驶技术研究开展的比较晚，为促进国内自动驾驶技术在国内的发展，2009 年国家自然科学基金委举办了智能车未来挑战赛，首届比赛在封闭的试验场进行，2011 年智能车未来挑战赛首次从封闭道路环境走向真实道路环境，在之后的几届比赛中各参赛单位都展现出了长足的进步。然而在当前的比赛中，对于自动驾

驶汽车行为决策方面的考察相对较少，同时由于场景设置简单，在场地内跑的车辆仅为参赛车辆，参赛车辆基本碰不到车间交互的问题，因此国内对于自动驾驶决策这方面研究较少。

军事交通学院提出了一种基于可行驶区域分割的方法，车道线、交通灯、行人、车辆或其他障碍物、其他车辆的车灯与喇叭信息都作为输入以分割可行驶区域，最后获得安全的行驶区域，车辆最终的决策将在获取的安全行驶区域中获得，基于此方法使自动驾驶车辆在高速环境中获得了很好的驾驶性能^[42]。北京理工大学基于车间通信对路口行为决策问题做了研究，通过分析其他车辆信息预估其他车辆驾驶意图，再根据自身车辆信息进行决策，直行通过还是避让减速甚至停车^[43]。中科院合肥物质科学研究院先进制造技术研究所在行为决策中使用层次分析法以及理想决策相似度判别技术以解决复杂环境中自动驾驶车辆的行为决策问题^[44]。该方法考虑了自动驾驶车辆的安全性、经济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行为加以排除，考虑自动驾驶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、道路限速作为该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最终得出最优决策并通过城区道路环境下实车实验加以验证。

对于自动驾驶汽车决策行为的研究可以大致可分为两大类，基于规则的决策模型和基于统计的决策模型，接下来将对这两大类分别进行详细的阐述。

1) 基于规则的决策模型

徐亮等人将车辆行为分为 7 种：加速、减速、保持、换到左边车道、换到右边车道、左转和右转^[45]。而行为都是非连续量，每个行为都可对应一个状态，因此许多研究者建立一些规则来进行决策^[46,47]，这种方法符合驾驶员的逻辑思维，同时可以满足交通规则，省去了大量的计算，因而能够保证决策具有实时性，同时也使决策功能在较短时间内实现。早在 2007 年的美国 Darpa 自动驾驶车辆挑战赛中，大多数自动驾驶汽车的决策模块都是基于规则设计的^[48]。

斯坦福大学的 Junior 将车辆行为细分，建立了一个拥有 13 个状态的有限状态机组成决策系统^[49]。其状态分别为：初始状态、前向驾驶、车道跟随、避障、停止标志前等待、路口处理、等待路口空闲、U-Turn、车辆在 U-Turn 前停止、越过黄线行驶、在停车区域内行驶、通过交通阻塞路段、在不匹配 RNDP 路网文件的情况下在路上行驶、任务结束。驾驶行为是一个复杂行为，它可以由一系列的子行为构成，同时陈佳

佳指出有限状态机理论并不适用于所有的建模对象，层次状态机可以很好地弥补其缺陷^[50]。它扩展了有限状态机的应用范围，使得设计更加轻松、直观，非常适合机器人决策软件的开发，因此更多的研究人员将驾驶行为的子行为设计为有限状态机中的子状态，形成分层有限状态机^[51]。KIT 大学的 AnnieWay 使用分层有限状态机来进行决策，它将状态机分为三层，顶层状态表示车辆状态，中间层状态表示驾驶行为，底层状态表示驾驶行为（换道）的具体动作及转换条件^[52]。

同样，卡耐基梅隆大学的 BOSS 使用行为推理方法进行决策^[53]，按照规定的知识及规则实时推理出相应的驾驶行为，如图 1.2 所示。基于不同的驾驶环境，BOSS 可以产生 3 个不同的顶层驾驶行为：车道行驶，路口处理和到达一个指定位姿，每一个顶层行为又由一系列子行为组成。其功能为在到达下一个参考路径点的行驶路径中生成间歇性的运动目标。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，具体地说，包括路口处理，道路处理、停车处理等几大模块，以及相应的子模块如换道、跟驰、路口等待、通过路口等等运动命令。

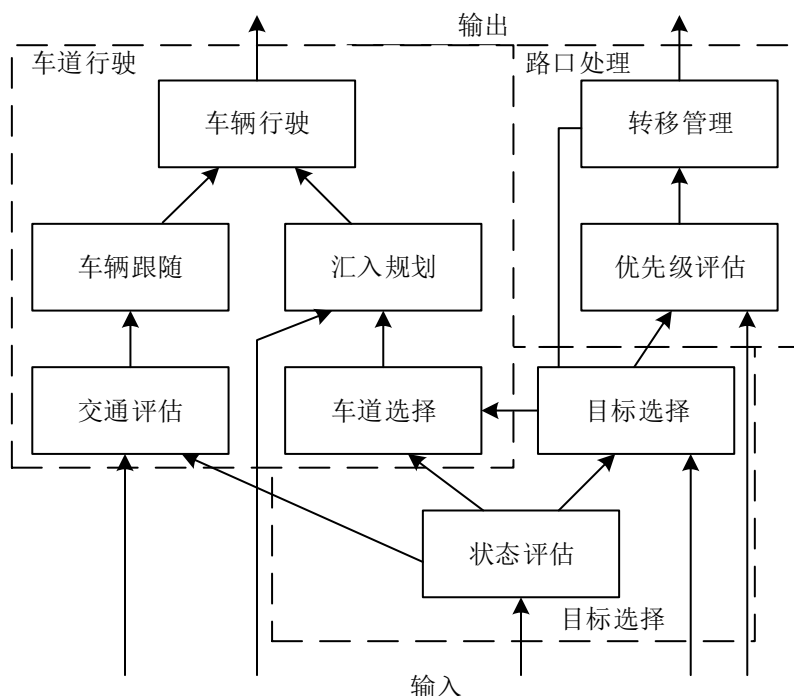


图 1.2 Boss 行为执行数据流程

尽管层次状态机可以适应大多数场景，但由于真实的交通场景中不可避免的存在不确定性，层次状态机中层次间的交互尤为重要，意外事件的发生不可避免^[54]。只靠

基于简单规则的决策模型进行决策不能完全保证决策的安全准确性。同时，Junior 的开发者也承认，尽管在不与其他障碍物发生碰撞并且遵守交通规则的情况下，Junior 可以完成比赛，但是其无法应付真实的交通场景^[44]。因此我们需要找到更合适的方法来使自动驾驶车辆在真实的交通道路上做出安全有效的决策。

2) 基于统计的决策模型

自动驾驶车辆决策需要具有实时性、一致性、远虑性和可预测性^[55]。基于规则的决策模型具有实时性，但它更侧重于实现的功能，而不是实现高驾驶性能^[42]。在实际驾驶环境中，存在着许多不确定性，Brechtel S 等人指出自动驾驶汽车在决策时必须考虑几个来源的不确定性：时间预测的不确定性，因为车辆行为具有随机性而且他们的目标和计划无法衡量，然而更重要的是环境感知中存在的不确定性，由于传感器的检测不可避免的含有噪声并且大部分环境都被遮挡，车辆只能感知当前情形的一小部分^[56]。

Markov 模型是一个成本预测控制模型，它可以将不确定性考虑进去^[57]，因此经常被用来做决策，以提高自动驾驶汽车决策的准确性。Wei J 等人将传感器噪声、感知约束及周围车辆行为作为属性加以决策，使用 Markov 模型进行决策，增强了自动驾驶汽车在单车道内行驶的稳定性^[48]。Brechtel S 等人将连续状态层次贝叶斯转换模型嵌入 MDP 模型，使自动驾驶汽车在多车双车道高速公路场景进行决策^[56]。Gindele T 等人将驾驶任务作为一个连续的部分可观察马尔可夫决策过程(POMDP)^[57]，在此基础上，Ulbrich S 等人为了适应在城市交通场景中不可避免的传感器噪声，在驾驶时能够做出实时决策，提出一种如图 1.3 所示的两步算法来使 POMDP 复杂度足够低，在信号处理网络中考虑相对距离、相对速度和碰撞时间^[55]。然而使用 POMDP 方法在连续状态和行动领域里不容易找到最优解，因而 Cunningham A G 等人使用多准则决策方法 (MPDM) 进行决策，同时在线评估决策结果，POMDP 被用来表明模型的近似和假设^[58]。

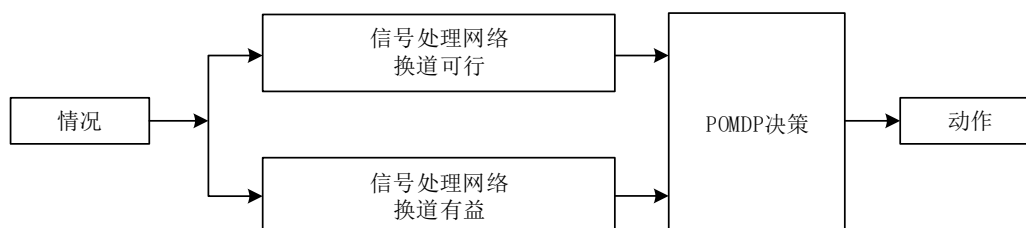


图 1.3 基于 POMDP 的两步算法决策

基于规则的决策模型能够快速实现功能，基于统计的决策模型能够充分考虑不确定性，结合两者优点，为了适应城区环境中复杂的驾驶场景，Furda A 等人使用多属性决策方法增强决策的舒适度和高效性^[59,60]，由此陈佳佳在采用层次有限状态机的方法行驾驶场景的转换基础上，基于人类驾驶员复杂场景下的决策过程，提出了一种基于多属性决策方法的行为决策模型，抽取行驶过程中驾驶员关注的相关属性，判断、评价进行驾驶状态的择优，使得行为决策过程符合人类驾驶员的思维过程，解决了城市复杂交通场景下自动驾驶车辆的类人决策问题^[50]。

同样，为解决复杂城区道路环境中决策问题，Chen J 等人采用多属性决策方法来选择自动驾驶汽车的最优策略，多属性决策方法结合了层次分析法（AHP）及优劣解距离法(TOPSIS)，使用 TOPSIS 来排列可选方案，AHP 把经验驾驶员主观和客观的意见变成量化值^[61]。

基于统计的决策方法可以减少不确定性带来的影响，但这种方法需要大量数据，而且方法的有效性与数据质量有很大关联，通常来说数据量越大、覆盖范围越广、分布越均匀方法的有效性越好，然而在现实情况中，采集大量数据并对数据进行预处理有很大困难，采集的数据通常具有一定特殊性，因此基于统计的决策方法前期需有大量工作，不能快速实现功能，而且模型一旦形成不能及时更改。

3) 小结

基于对以上两大类的决策模型的分析，为使自动驾驶车辆决策模型能够快速建立起来，拟采用基于规则的决策模型。Yager R R 等人给出了一个直觉决策方法，使用超相似性匹配来模拟情境的匹配与重要性权重不同的权重向量的情况^[62]。如图 1.4 所示，该方法通过与知识数据库中的解决方案相匹配的当前问题的 P_n 做出直觉的决定，并发现 S_2 是 P_n 的最佳匹配。

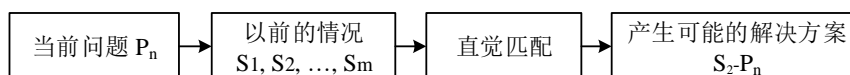


图 1.4 直觉决策模型流程图

然而，这里的直觉决策模式仍然是一个简单的模型，无法适应复杂的交通环境。虽然他们的直觉决策模型并不适用于自动驾驶车辆，然而这种使决策模拟人类思维的方式，并为本文的宝贵想法。

基于规则的决策模型实时性好，搭建简单，但是已有的规则都是研究人员针对特定场景手工设定的，不能达到经验驾驶员决策效果，而基于统计的决策模型由于从驾驶员数据出发，能够处理一些具有不确定因素存在的场景，并可以减小不确定性因素影响，但计算量大、实时性差，结合当前决策模型存在的问题以及两类模型的优点本文拟建立一个实时性好并且能达到人类决策效果的决策模型。为建立融合经验驾驶员经验的自动驾驶决策模型框架，同时可利用经验驾驶员驾驶数据自动获取可用于自动驾驶车辆的决策规则，并且能够让自动驾驶车辆在城区道路环境中安全行驶的决策模型，本文选用基于驾驶员驾驶规则的决策模型方法，使自动驾驶车辆既能学习到人类驾驶经验，处理具有不确定因素存在的场景，又能不通过大量计算快速做出决策。

1.3 规则知识的提取方法研究现状

对于基于规则的决策方法来说，规则提取的准确性影响着决策效果的可靠性。然而在现有的数据挖掘算法中，大多都不能直接将规则展示出来。贝叶斯算法是对数据进行学习的常用方法，潘泉利用贝叶斯和模糊积分方法描述驾驶员多源信息的融合过程，确定驾驶员对车辆应采取的驾驶行为^[63]。Kumar P、Yamada K 等人使用贝叶斯方法通过对驾驶员数据进行分析，使车辆能够在车道数减少的情况下预测汇入车流时的车辆驾驶意图^[64,65]。但是贝叶斯方法需要计算先验概率和条件概率，Lidström K 等人指出动态贝叶斯网络(DBN)可用来处理不确定时空依赖性，在使用过程中的重要难点在于由于交通环境是一个复杂结构，在建模时需要参数学习和概率推理^[66]。

决策树也是常用的规则知识提取算法之一，Schubert R 利用决策树能融知识表示与获取于一身的优点，将决策树用于不同驾驶行为决策机制的研究，以实现驾驶员行为的模拟再现^[67]。为解决在高速公路换道场景中观测不确定性问题，有多人^[68-70]提出一种结合了混合自动机网络和决策树的概率决策模型，自动机网络提供了一个高度灵活的结构，决策树增强算法的鲁棒性及决策过程高效性。然而当数据越来越复杂，所面临的情况充满不确定性时，决策树的支架就会越来越庞大，从而降低了决策树的搜索效率。

神经网络算法具有高度的非线性映射能力，在处理智能控制、判别决策、模式识别、优化等领域具有独特的优势^[71]。因其分类效果好，效率高被广泛用于数据挖掘中，Ardelt M 等人利用 BP 神经网络分析驾驶数据，选取车辆当前时刻的侧向偏差 L 和车辆前方某处的偏离角 β 作为驾驶决策的依据变量，建立方向决策模型。Chong L 等人

[73]提出了一种基于模糊规则的神经网络模型来模拟跟驰环境及安全关键事件的纵向和横向的驾驶行为,基于模糊规则的神经网络从车辆轨迹中获得驾驶员个人的驾驶规则,强化学习用于训练神经网络使神经网络可以模拟单个司机的驾驶行为[72]。然而神经网络的训练过程相当于一个黑箱,提取出的规则不能直接看出,只能得到通过输入数据得出的分类结果,这就不能避免在使用神经网络进行数据分类过程中的计算效率问题。

粒计算原理可以将复杂信息粒化,看成信息粒,模糊集和粗糙集法就是主要的粒计算方法。粗糙集由于其提取规则过程及结果透明的优点被广泛应用于规则知识的提取中。梁燕飞选取前车速度、后车速度、前后车距离差作为多源信息,通过粗糙集进行驾驶知识的挖掘,判断驾驶员类型,并为驾驶员驾驶提供辅助预警[74]。程映等人研究了基于粗糙模糊集的规则提取方法,基于粒度序和逐步缩小的论域的方法儿不是对属性进行约减,从而避免了在属性约减过程中产生的固有的不足[75]。王艳平通过,给出粗糙直觉模糊隶属函数,建立了变精度粗糙直觉模糊集模型,在此模型基础上定义了变精度粗糙直觉模糊集的近似质量和近似约简,由近似约简导出概率决策规则集,从而给出了直觉模糊决策表的概率决策规则获取方法[76]。M Kryszkiewicz 研究相容关系下的规则获取问题,以元素的邻域作为粒来计算,试图研究找出所有的约简[77]。蒙祖强等人针对不完备信息系统的特点,提出了一种完整的知识获取算法,该算法包括不完备信息系统的属性约简算法和系统中对象的约简算法[78]。杨习贝等人从多视角考虑粗糙近似逼近问题,讨论了邻域系统粗糙集模型的性质,并建立了邻域系统粗糙集模型[79];又将多粒度理论引入不完备决策系统中,针对其不完备性,结合非对称相似关系提出基于相似关系的不完备多粒度粗糙集模型,并讨论该模型的性质[80]。

将粗糙集理论与神经网络算法相结合的算法研究也是数据挖掘领域中一个热点研究领域,然而大部分研究者都是利用粗糙集可对数据属性进行约减的优点来对数据进行预处理,再用神经网络算法进行训练,以提高神经网络在训练数据时的收敛速度。但这仍然不能解决神经网络算法中存在着训练过程是一个黑箱的问题。庄传礼等人使用神经网络算法保证数据离散过程中的一致性,之后再用粗糙集算法提取规则[81],这种方法既避免了在使用粗糙集过程中产生结果不一致问题,又可以保留粗糙集算法能够直接提取规则的优点。

由于驾驶规则提取的准确性直接影响着决策效果的可靠性与安全性,因此在选择规则提取方法时,既要保证规则提取的精确度,又要使提取过程尽可能简单便捷。结

合上述分析，本文采用粗糙集理论的方法对驾驶员换道数据进行分析，提取出换道决策规则，同时考虑庄传礼等人^[81]使用的方法，使用人工神经网络算法保证在使用粗糙集过程中的结果一致性。

1.4 全文架构

通过以上对自动驾驶车辆决策研究现状的分析可以发现，越来越多的研究人员发现要使自动驾驶车辆真正在城区道路环境上行驶，决策是非常重要的模块。但目前并没有一个很好的适用于城区道路环境的自动驾驶决策模块算法，因此本文针对自动驾驶决策展开了深入的研究。

本文针对城区道路环境，主要研究自动驾驶车辆在直道内的换道决策行为。主要通过对驾驶员驾驶行为的数据进行分析，从中提取出驾驶员换道规则库，从而使自动驾驶车辆离线学习人类驾驶员的驾驶经验，能在正常行驶时能实时根据周围环境信息做出类似人的决策，最后基于仿真软件平台及实车平台对所搭建的自动驾驶决策模型进行了验证。本文中的决策指的是人类驾驶员战术层面的行为，具体来说可以是一条指令，用来选择宏观运动目标比如换道、跟驰等，决策模块将输出的决策指令下发给规划，规划再模块根据当前决策规划出可行驶的路径。本文的结构如图 1.1 所示。

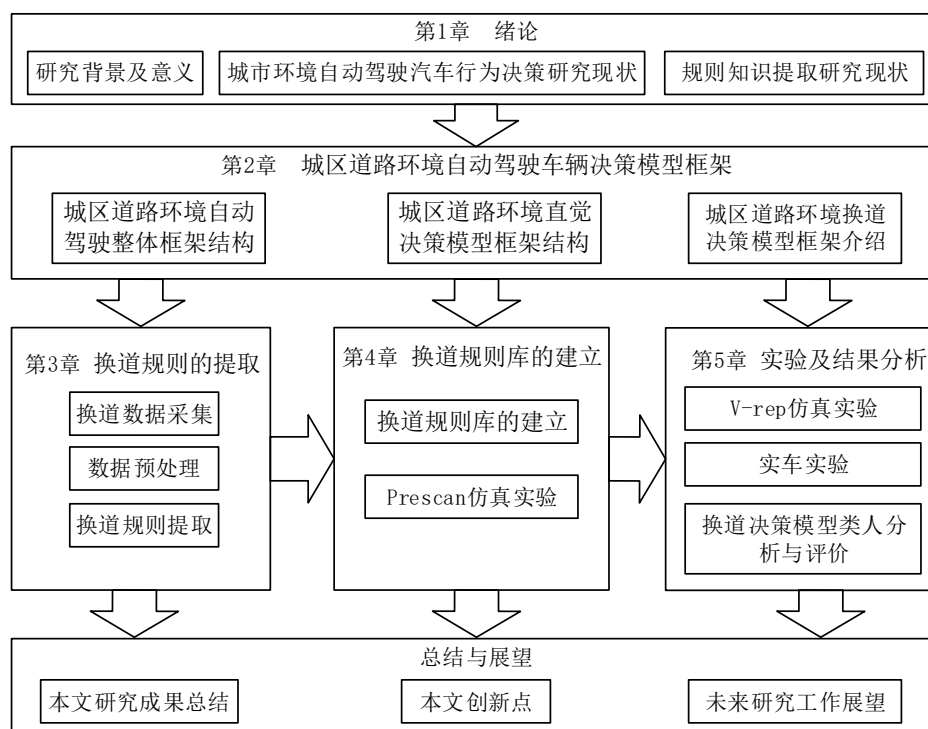


图 1.1 论文章节结构图

第 1 章主要阐述了城区道路环境自动驾驶决策的研究现状。首先对本文的研究背景和意义做了论述,通过分析当前自动驾驶车辆的发展及面临的问题,指出本课题研究城区道路环境决策问题的重要性。其次对现有城区道路环境自动驾驶决策的研究现状做了综述,进一步揭示了本课题研究的重要性。结合前文论述从中选取了基于规则的决策方法进行研究,然而规则的建立需要数据挖掘技术,因此接下来对数据挖掘技术的研究现状进行了论述,在论述中逐渐找到了适用于本课题中提取规则的方法。

第 2 章提出了城区道路环境自动驾驶车辆决策模型框架。首先提出城区道路环境自动驾驶的整体框架结构,在此基础上提出城区道路环境直觉决策模型框架架构,而由于研究时间有限,本文仅针对直觉决策模型中的离线学习部分展开了深入研究,因此针对本文研究重点提出了城区道路环境换道决策模型框架结构体系,并针对框架体系结构中的每个模块进行了简要介绍。

第 3 章为全文的重点部分,主要研究换道规则的提取。提取换道规则主要应用了粗糙集神经网络融合算法,从驾驶员行驶数据中提取出驾驶员换道规则,为后面建立适用于自动驾驶的换道规则库奠定基础。本章首先介绍了驾驶员行驶数据的采集及预处理过程,接下来详细介绍了使用粗糙集神经网络算法提取换道规则的过程。

第 4 章主要应用第 3 章中提取出的换道规则建立适用于自动驾驶的换道规则库并对规则库逻辑进行了仿真验证。本章首先使用分层有限状态机的方法将第 3 章提取出的换道规则处理成适用于自动驾驶的分层换道规则库,之后基于 Prescan 仿真平台搭建城区道路环境交通场景,并用 MATLAB/Simulink 编写自动驾驶车辆的决策及控制算法,验证了换道规则库的有效性。

第 5 章主要基于仿真平台及实车平台验证自动驾驶换道决策模型的有效性。本章首先利用 V-rep 仿真平台验证了自动驾驶换道决策算法的可行性,之后再利用北京理工大学智能车辆研究所已有的比亚迪速锐自动驾驶平台在真实城区道路环境上进行测试,验证了算法的有效性,最后,将自动驾驶车辆的换道决策结果数据与人类驾驶员决策数据进行对比,分析了自动驾驶车辆换道决策模型与人类驾驶员决策的相似度。

文章结论与展望部分总结了本论文在建立城区道路环境自动驾驶车辆决策模型过程中的研究成果,总结并分析了本课题研究的创新点及其应用前景和价值,并介绍了今后本研究方向改进及发展方向。

第2章 城区道路环境自动驾驶车辆换道决策模型框架

城区道路环境因其具有复杂性对自动驾驶车辆具有极大的挑战，自动驾驶车辆想要真正的行驶在城区道路环境中，不仅需要处理复杂的环境信息，快速规划出安全的行驶路径，同时还要应对行驶过程中出现的突发状况并做出合适的决策。使决策模型更加智能的存在本质上是为了使自动驾驶车辆能够在真实城区道路环境中安全、类人的行驶。本章提出一种应对城区道路环境的决策模型以提高自动驾驶车辆决策的智能水平。

2.1 城区道路环境自动驾驶整体框架结构

城区交通环境具有极大的复杂性，道路中交通要素多，不确定因素多，因此自动驾驶车辆在城区道路环境中行驶更应该考虑车辆的安全性。然而，自动驾驶车辆作为交通流中的一份子，具有社会性，其在保证自身安全行驶的过程中不对周围车辆的正常行驶造成不良影响。不可忽略的一点是，在自动驾驶车辆内是有人的因素存在的，车辆做出的决策应是可被预测，同时符合人类习惯的。就行驶灵活性和智能性而言，自动驾驶车辆远没有人类驾驶员好，因此为模拟人类驾驶员的驾驶行为，需要让自动驾驶车辆学习人类驾驶员的行为，使自动驾驶车辆能够像人类驾驶员一样可以做出灵活自如的决策。

本课题研究的决策模型建立在实验室已有的规划方法基础上，实验室使用基于虚拟车道线的规划方法，将自动驾驶车辆的行为限制于车道内，从而避免方向盘产生过大的摆动。在此虚拟车道框架内的自动驾驶车辆决策行为也被限制于车道级，因此车辆的所有决策都集中于换道决策。车辆行驶行为可分为道路行为及路口行为，然而交通法规定，车辆在弯道及路口不允许换道，因此本课题主要研究直道内的换道行为决策模型。

人类驾驶员在正常行驶时，大脑自动识别人眼看到的各种环境信息如周围车辆位置分布、速度、车间距离等，同时也会对旁车的行驶意图做预测，大脑将所有信息融合起来对当前行驶场景进行理解，同时会根据以往经验直觉判断当前行驶应该采取的动作，这时大脑会给手和脚发布指令使车辆完成这一动作，大脑判断出应该采取的动作即为应对当前场景的决策。为快速有效建立起城区道路环境自动驾驶车辆直觉决策

模型，本课题仿照人类驾驶员直觉决策过程设计了一种基于驾驶员经验的自动驾驶车辆直觉决策模型，同时提出适用于城区道路环境的自动驾驶整体框架如图 2.1 所示。

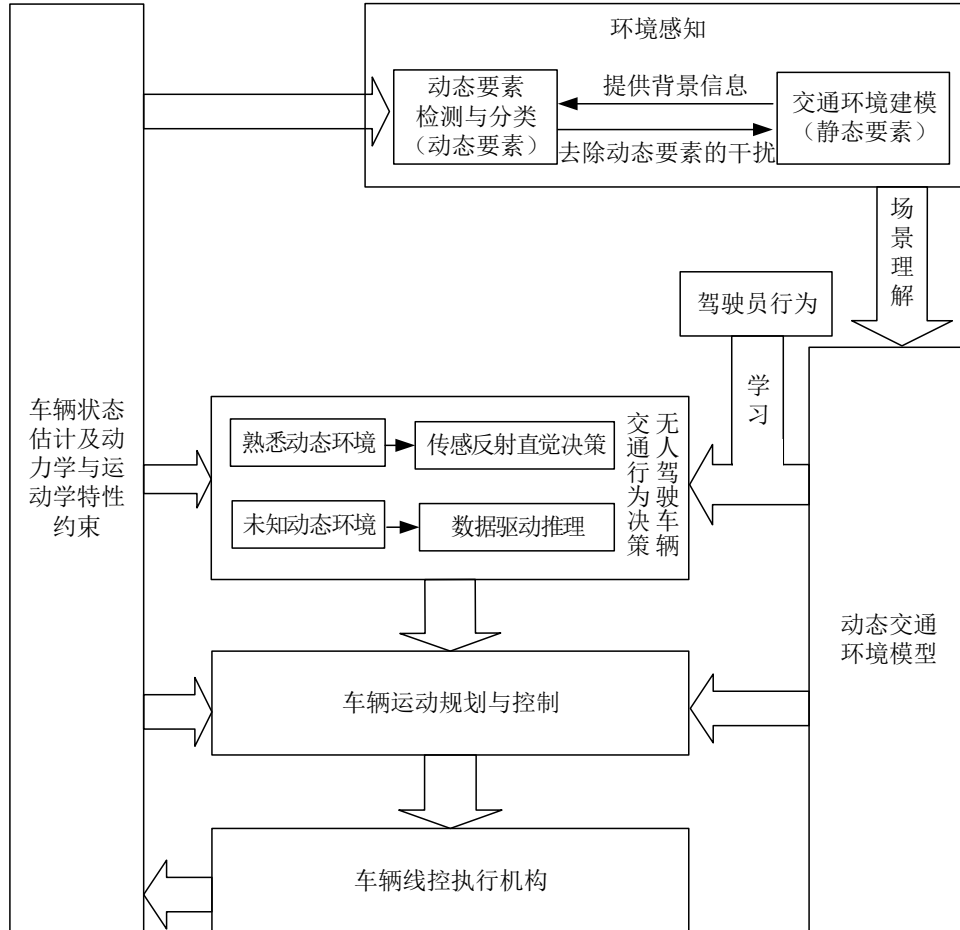


图 2.1 适用于城区道路环境的自动驾驶整体架构

图 2.1 中，环境感知地图所提供的静态环境信息与视听觉传感器检测出的动态环境信息相融合以建立动态交通环境模型，在此基础上，将离线学习的驾驶员行为规则与之做匹配，并依据仿生的传感反射直觉原理进行自动驾驶车辆交通行为决策并通过决策过程对行为规则进行在线学习。依据决策结果对车辆进行运动规划和控制，将规划与控制信号传递给车辆线控执行机构来控制车辆的运动状态。同时，车辆状态的估计及运动学与运动学特性又会反过来对动态要素检测与分类、车辆的行为决策及运动规划与控制进行约束。而本文主要针对决策模块进行研究。

2.2 城区道路环境直觉决策模型框架结构

本文主要针对适用于城区道路环境的自动驾驶整体框架的决策模块进行研究。动态密集交通环境自动驾驶交通行为决策受多交通要素协同交互作用影响。现实世界中存在着大量的不确定知识，在知识不完备的情况下，人脑可以相应做出比计算机更加快速、精确的判断，借鉴驾驶规划决策知识，进行直觉决策的机器学习与理解是建立自动驾驶交通行为决策模型的关键。直觉是在已有知识和经验的基础上对客观事物的本质特征和普遍规律的直接领悟的深刻理解，这种领悟和理解取决于经验的积累，只有当经验积累达到融会贯通产生“共鸣”时，直觉的领悟和理解才能发生。

图 2.2 为所提出的城区道路环境直觉决策模型框架，人类驾驶员在做出决策是依据已有经验的，同时新驾驶员做出的决策往往不如经验驾驶员做出的决策灵活适当，从这就可以看出决策的效果好坏跟驾驶员的经验累积有直接关系。因此为仿照驾驶员经验积累的过程，提出具有学习功能的直觉决策模型。

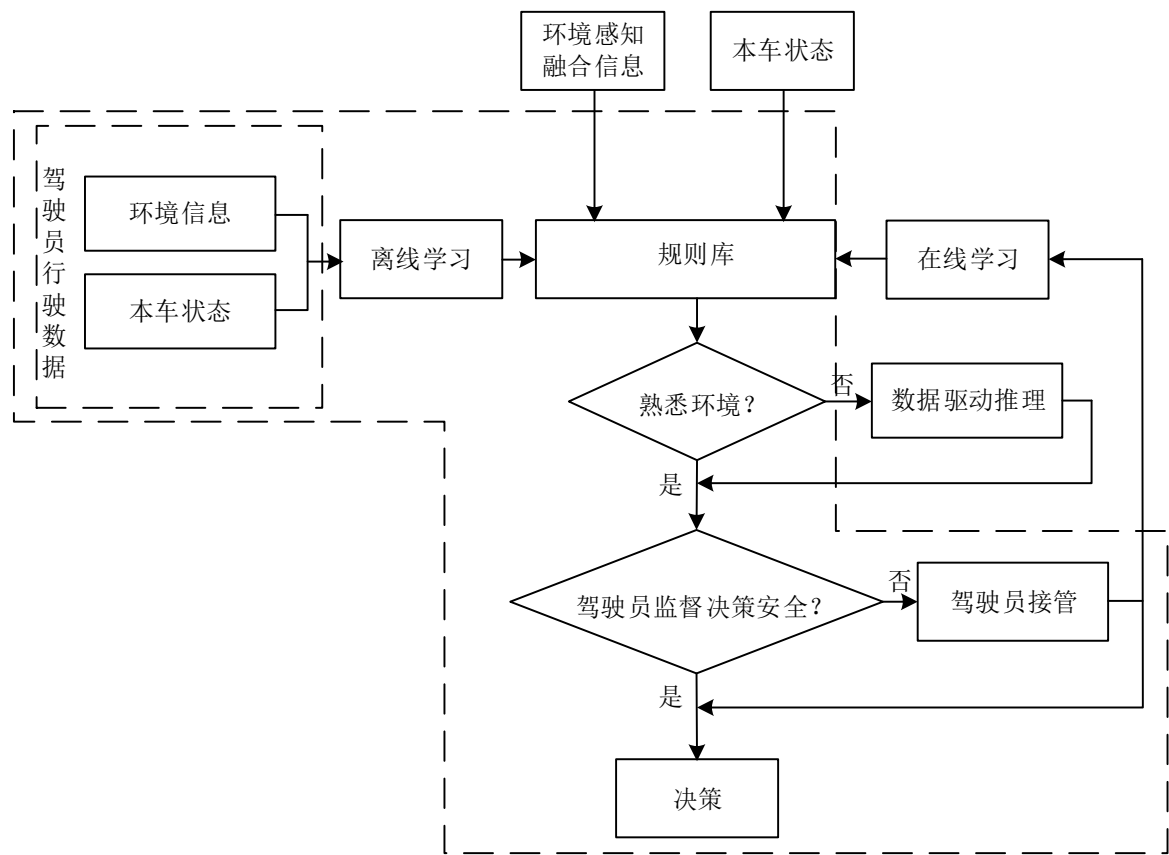
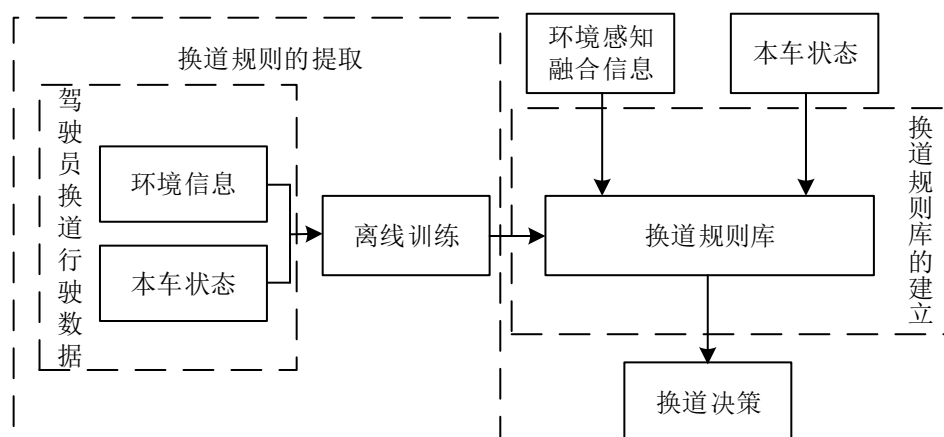


图 2.2 城区道路环境直觉决策模型框架

然而在现实环境中，行驶途中面临的场景可能会有成千上万种，而建立的规则库中的规则并不能满足所有交通场景，当自动驾驶车辆遇到不熟悉的场景时拟采用数据驱动推理的方法，根据已有的规则经验推理出当前的决策方案。无论是熟悉场景中使用直觉决策，或是在不熟悉场景中使用数据驱动推理方法进行决策，为保证人员和车辆安全，决策结果都需要经过驾驶员的监督，当驾驶员认为决策结果不安全时，将驾驶权接管过来，直接进行决策。在此过程中通过在线学习对驾驶员的决策行为进行学习，并对规则库进行修正和扩充，以达到经验积累的目的。



由于车辆在道路中正常行驶时最常见的行为是换道，因此本课题选取驾驶员换道行为作为主要研究对象，从而提出适用于城区道路环境的自动驾驶车辆换道决策模型，自动驾驶车辆换道决策模型主要研究如图 2.3 所示的换道规则的提取和换道规则库的建立两个部分，以此来完成对驾驶员换道决策行为的离线学习过程。

2.3 城区道路环境换道决策模型框架介绍

城区道路环境自动驾驶车辆换道决策模型框架主要包括两个部分如图 2.3 所示：换道规则的提取和换道规则库的建立。在接下来的第 3、4 章会对这两部分进行详细介绍，包括其具体实现方法及理论依据，这里则先对这两部分做一个简单的介绍，主要介绍他们在整个决策模型中的作用与地位，同时指出各部分的简要研究内容。需要说明的是，此决策模型的输入为通过车载传感器感知到的环境信息以及本车的状态信息，具体输入信息需根据规则中的决策条件属性确定，模型的输出则为相应的决策指令。

1) 换道规则的提取

换道规则的提取是整个城区道路环境自动驾驶车辆换道决策模型的核心部分，它的准确程度直接影响着整个决策模型的决策效果，同时也会给自动驾驶车辆的安全性带来威胁。如图 2.4 所示，换道规则的提取需要大量的数据作支撑，包括周围车辆位置速度信息、本车位置速度信息以及驾驶员驾驶行为信息等。而这些信息都不能被直接使用，需要对其内在联系进行转化，表达为可以被使用的知识，而这里说的知识对于驾驶行为来说就是驾驶规则，知识表达的过程就是规则提取的过程，提取出的规则将作为自动驾驶车辆决策的依据。

随着研究的深入所需数据种类将会增加，但随着数据种类的增多，决策的效率并不一定会提高，因此需要在规则提取的过程中需要对决策条件属性进行筛选，最终得到最小决策条件属性集以调高决策效率。由此，本课题选用粗糙集神经网络融合算法进行规则的提取，具体的规则提取方法将会在第 3 章详细阐述。

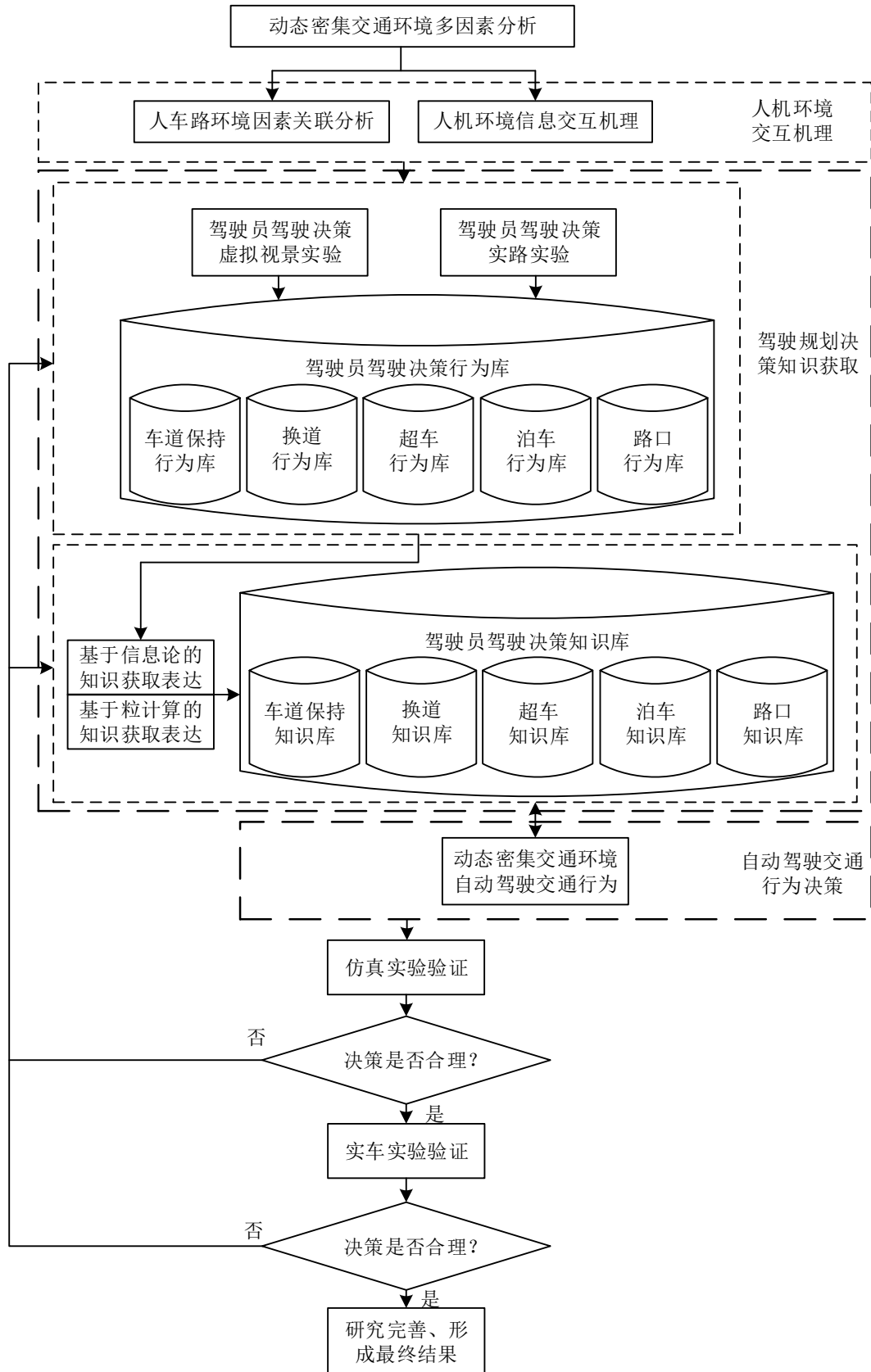


图 2.4 规则知识表达过程

2) 换道规则库的建立

换道规则库的建立是建立自动驾驶换道决策模型的重要环节，它的建立方式直接影响着整个决策模型的决策效率，换道规则库的建立是将提取出的换道规则转化为自动驾驶系统可用的规则语句，一般转换方法是有限状态机，在这里为了提高决策效率采用分层有限状态机方法，使换道规则库变成一个分层换道规则库，详细的方法过程会在第 4 章进行详细介绍。

2.4 本章小结

针对本课题研究的城区道路环境中换道决策方法问题，本章提出了城区道路环境直觉决策模型框架，而由于时间有限，本文只针对直觉决策模型中离线学习部分做了深入研究，同时针对换道决策模型中的两大重点部分进行了简要的介绍，这两部分将会在接下来的第 3、4 章进行详细介绍。本章主要从整体上阐述城区道路环境自动驾驶车辆换道决策模型，建立总体框架概念，为后文更加详细的分模块介绍做铺垫，使文章脉络清晰明了。

第3章 换道规则的提取

换道规则的提取是整个城区道路环境换道决策模型的核心部分，它的准确程度直接影响着整个决策模型的决策效果，同时也会给自动驾驶车辆的安全性带来威胁。规则的准确性，有赖于提取方法的适宜性，因此选择适用于提取城区道路环境驾驶员决策规律的方法至关重要。选用粗糙集神经网络算法来提取驾驶员换道规则。换道规则的提取需经过以下步骤，如图 3.1 所示。

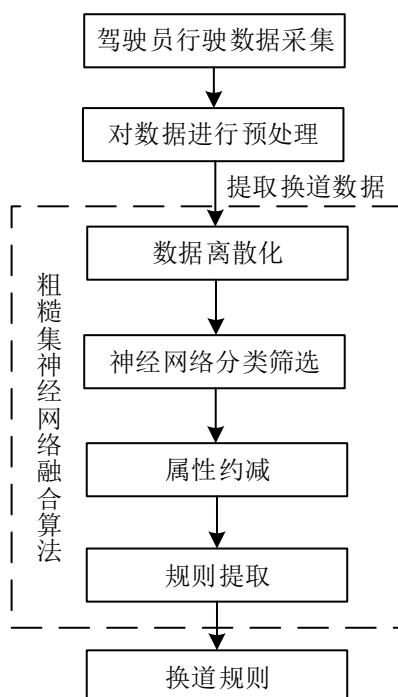


图 3.1 换道规则提取框架图

换道规则需要从大量的数据中提取，因此首先要采集驾驶员驾驶时的车辆行驶数据，从中提取出换道行为数据以及换道前一小段的直行行为数据，之后使用粗糙集神经网络融合算法对数据进行离散化、离散数据的分类筛选、属性约减以及规则提取，最终提取出换道规则，为之后换道规则库的建立做准备。

3.1 换道数据采集

换道规则的提取需要基于大量经验驾驶员行驶数据，为采集驾驶员行驶数据，基于北京理工大学智能车辆研究所已有自动驾驶平台比亚迪速锐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 3.2 所示



图 3.2 自动驾驶平台——比亚迪速锐

位于车顶的 32 线激光雷达与车头的毫米波雷达用于采集行驶过程中周围车辆的状态及相对本车的位置信息，而本车的位置信息由惯导及 GPS 获得，本车的状态信息由车载 CAN 总线获得，同时使用摄像机采集交通环境的视频图像信息。

采集多名经验驾驶员驾驶时的车辆行驶数据，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 3.3 中红色线条所示，采集数据的道路环境皆为图 3.3 右下角所示的同向多车道城市道路。

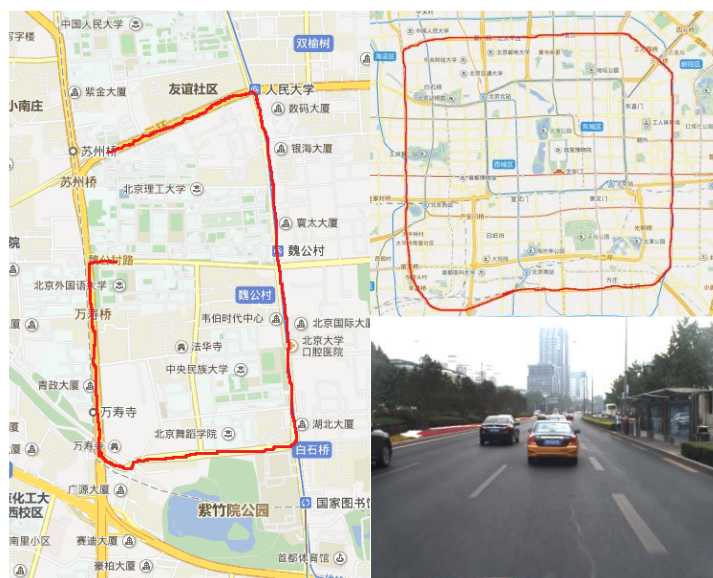


图 3.3 数据采集路线图

四川大学的彭莉娟等人将驾驶员类型分为三类：激进型、保守型和中立型。激进型驾驶员喜欢开快车，与前车保持较小的车间距，较少刹车，让车辆尽量向前行；保

守型驾驶员以安全为主，与前车保持较大的车间距，为了安全而较多地刹车；中立型驾驶员介于激进型和保守型驾驶员之间，随时与前车保持安全距离，他们在条件允许的情况下会加速前进，而在有必要的时候刹车^[82]。为保证自动驾驶车辆的安全性，采集行驶数据的驾驶员驾驶类型皆为保守型及中立型。

最终采集到的数据集为 $U = \{x_i, y_i, v_i, x_{i\text{环境}}, y_{i\text{环境}}, v_{i\text{环境}}, \alpha_i, t_i\} \ i \in \{1, 2, 3, \dots\}$ ，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。

3.2 数据预处理

3.1 节中采集到的数据为驾驶员驾驶时的车辆行驶数据，课题研究的场景行为为城区道路环境换道行为，因此需要对采集数据进行预处理，在提取出换道场景数据的同时将不完备的数据剔除。数据的预处理包括换道过程的离线人工标定及数据提取和换道决策属性的确定。

3.2.1 换道过程的离线人工标定及数据提取

课题研究场景为城区道路环境中直道内的换道场景，因此需从采集的数据中提取出直道内的换道行为数据，利用摄像头采集得到的视频信息对换道过程数据进行人工标记，然而对于换道决策来说最重要的数据为换道的起始时刻，换道起始时刻标记的越准确，提取出的规则越准确，但是换道起始时刻人工区分很难界定，只能标记出其大致位置，如图 3.4 中红色线所示，0 表示其他行为，1 表示换道行为。从图 3.5 中可以发现车辆在正常直线行驶时，方向盘转角保持在 0.5 以内，车辆换道过程完成前方向盘会有一个快速回正并向反方向偏转再回正的过程，因此将初始标记位置附近方向盘转角绝对值大于 0.5 的区间数据标记为车辆换道过程数据，并将此段数据与视频信息进行匹配验证后得出换道数据人工标记方法，即换道区间人工判断位置附近的方向盘转角绝对值大于 0.5 的区间数据。

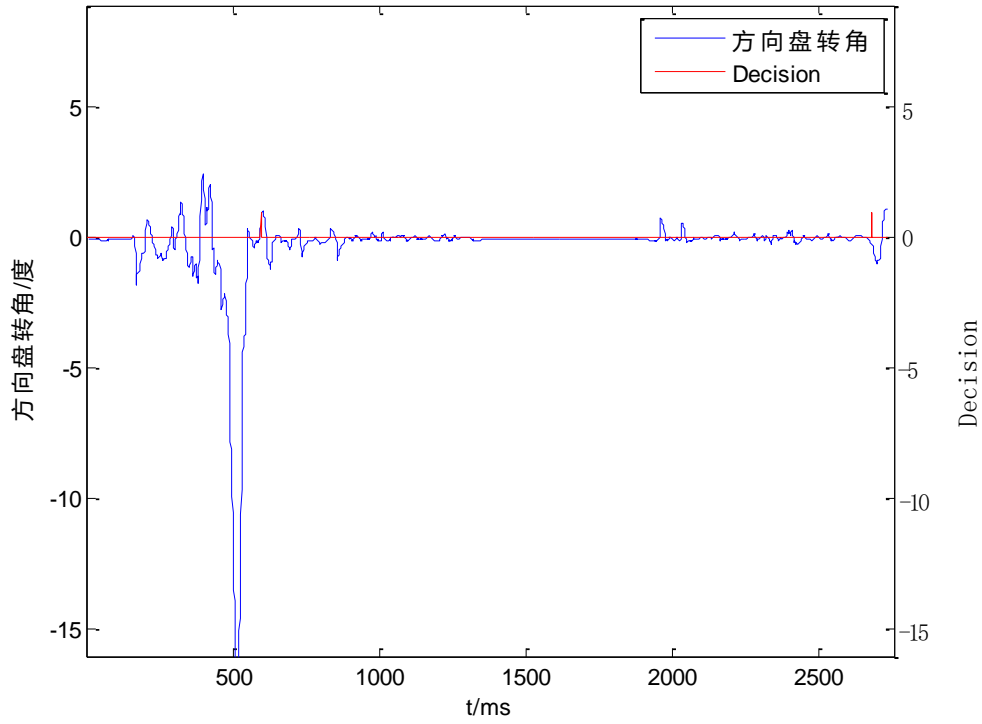


图 3.4 人工标记结果图

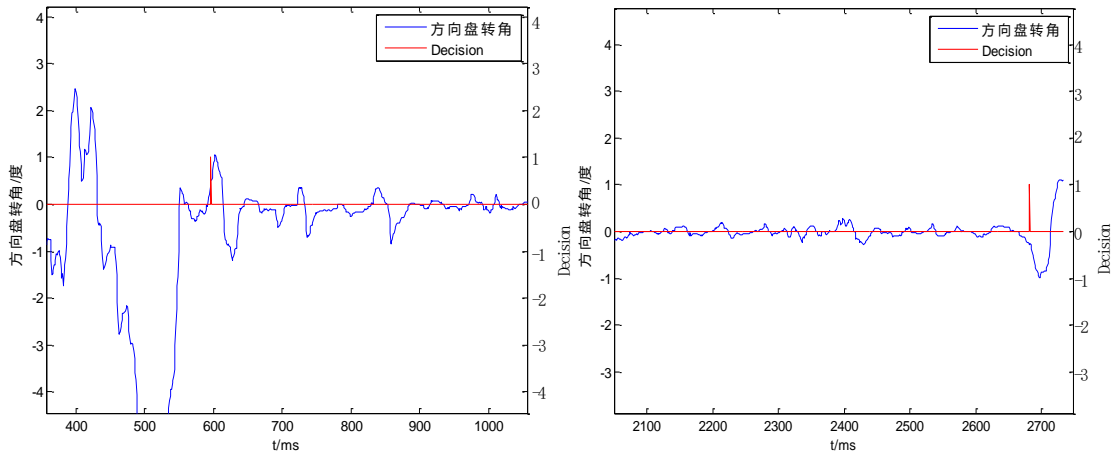


图 3.4 标记结果放大图

由于对于换道决策行为来说最重要的是换道开始时刻，因此所提取的数据还应包括换道前一小段直行行为数据来与换道数据作对比。经过离线人工标定得到初始训练样本集 $data = \{U_1, U_2, \dots, U_N\}$ 与对应的样本标签 $label = \{L_1, L_2, \dots, L_N\}$ 。其中 $U = \{v_i, x_i, y_i, x_{i环境}, y_{i环境}, v_{i环境}, \alpha_i, t_i\}$ ， $L_i \in \{LK, LCL, LCR\}$ （车道保持，向左侧换道，向右侧换道）。

将经过人工标记的换道数据提取出来进行分析发现，换道所处的场景不同，其样本集中包含的数据属性个数及类别不同，为了提取规则时便于对数据进行处理还需根据车辆所处环境对换道数据进行分类，根据采集到的车辆分布数据将换道场景细分为以下 15 个场景，如图 3.5 所示。

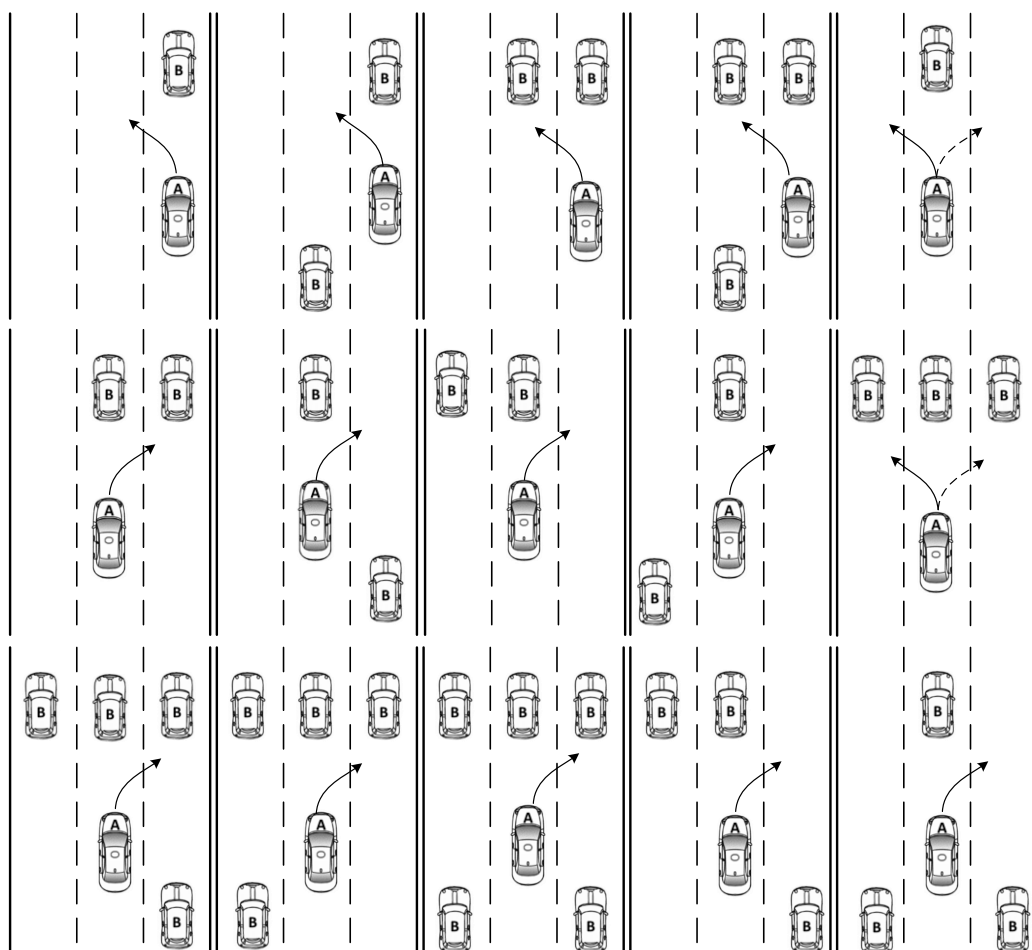


图 3.5 换道细分场景

如图 3.5 所示，根据换道数据将换道场景细分后归纳总结可分为以下几个细分场景：

- a. 本车道内前方有车，目标车道内无车，旁车道不可行；
- b. 本车道内前方有车，目标车道内前无车、后有车，旁车道不可行；
- c. 本车道内前方有车，目标车道内前有车、后无车，旁车道不可行；
- d. 本车道内前方有车，目标车道内前有车、后有车，旁车道不可行；
- e. 本车道内前方有车，目标车道内无车，旁车道内无车；

- f.本车道内前方有车，目标车道内前有车、后无车，旁车道内无车；
- g.本车道内前方有车，目标车道内前无车、后有车，旁车道内无车；
- h.本车道内前方有车，目标车道内无车，旁车道前有车、后无车；
- i.本车道内前方有车，目标车道内无车，旁车道前无车、后有车；
- j.本车道内前方有车，目标车道前有车、后无车，旁车道前有车、后无车；
- k.本车道内前方有车，目标车道前有车、后有车，旁车道前有车、后无车；
- l.本车道内前方有车，目标车道前有车、后无车，旁车道前有车、后有车；
- m.本车道内前方有车，目标车道前有车、后有车，旁车道前有车、后有车；
- n.本车道内前方有车，目标车道前无车、后有车，旁车道前有车、后无车；
- o.本车道内前方有车，目标车道前无车、后有车，旁车道前无车、后有车。

将换道数据信息按细分场景分类后，可以形成如图 3.6 所示的子换道数据库，之后再针对每个子数据库提取规则。

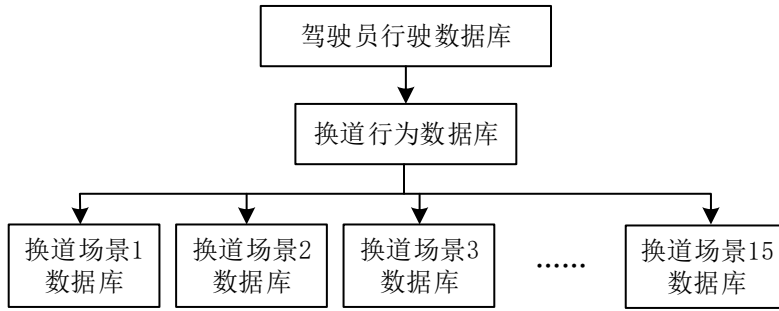


图 3.6 换道子数据库

3.2.2 换道决策条件属性的确定

采集到的数据中包括本车的速度及位置信息，周围车辆的速度及位置信息，然而，这些信息间往往存在的一定关联，通过阅读文献得知可能影响决策的条件有 $V = \{v, y, TTC\}$ ：本车速度、周围车辆速度、车间距离、碰撞时间(TTC)等，其中，

$$TTC_{i环境} = -\frac{y_{i环境}}{v_{i环境}} \quad (1)$$

t 表示记录数据时的帧数， i 代表当前周围环境车辆的编号， $i=1,2,...,n$ 。

为增加决策的准确度将原始采集到的数据元素进行交叉计算，以增加车辆间参数的耦合度，在影响决策的条件中加 $\frac{y_{i环境}}{v_{ii}}$ 。

将决策条件属性与 3.2.1 节中人工标定出的换道数据合起来制成决策表。决策表也可称作是形式为 $S = (V, C \cup \{D\})$ 的信息系统，其中 V 为决策表中的数据值或值域， C 为条件属性， D 是决策属性。由于由式 (1) 可看出，当 $v_{ii\text{环境}} \geq 0$ 时， $TTC_{ii\text{环境}} < 0$ ，而 TTC 代表的碰撞时间应非负数，因此需要再针对每个子场景进行细分。根据周围车辆的分布规律，利用车道线信息将周围车辆分为六个区域，如图 3.7 所示，分别为左前、正前、右前、左后、正后、右后。按照周围车辆相对本车速度的快慢的不同再次分类，以减少一些不存在的条件属性，从而简化提取规则的过程。

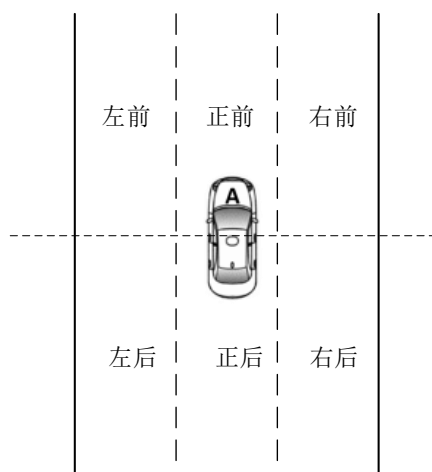


图 3.7. 车辆分布图

如表 3.1 所示为由标记出的换道数据制成的换道决策表示例，此表中为正前方车辆相对速度小于 0，目标车道内前方车辆相对速度大于 0，目标车道内后方无车场景的一部分数据，同时也设此场景为典型换道场景，后文都将以此场景和数据为例提换道取规则。

表 3.1 换道决策表示例

本 v	目标 y	目标 v	目标 y/v 本车 v	正前 y	正前 v	正前 TTC	正前 y/v 本车 v	Decision
10.62	4.555	7.11	0.429	13.292	-0.69	19.264	1.252	1
10.74	4.555	7.11	0.424	13.292	-0.69	19.264	1.238	1
10.8	4.655	7.1	0.431	13.092	-0.8	16.365	1.212	1
11.28	6.908	7.05	0.612	12.683	-1.08	11.744	1.124	1
8.86	7.047	2.8	0.795	9.879	-6.77	1.459	1.115	1
8.96	7.047	2.8	0.787	9.879	-6.77	1.459	1.103	1
9	7.59	2.75	0.843	8.404	-7.17	1.172	0.934	1
9.6	14.321	2.43	1.492	23.668	-1.8	13.149	2.465	0
9.58	14.321	2.43	1.495	23.668	-1.8	13.149	2.471	0
9.44	15.341	2.73	1.625	22.769	-2.37	9.607	2.412	0
9.36	15.341	2.73	1.639	22.769	-2.37	9.607	2.433	0
9.32	15.939	2.93	1.710	22.369	-2.66	8.409	2.400	0
9.22	15.939	2.93	1.729	22.369	-2.66	8.409	2.426	0

表 3.1 中, $\{v_{\text{本}}, y_{\text{目标}}, v_{\text{目标}}, \frac{y_{\text{目标}}}{v_{\text{本}}}, y_{\text{前}}, v_{\text{前}}, TTC_{\text{前}}, \frac{y_{\text{前}}}{v_{\text{本}}}\}$ 为决策条件属性, Decision 为决

策属性, 下面为对应属性的值。形成决策表后, 为方便使用粗糙集神经网络算法提取换道规则需将决策表中的不完备数据去除。

3.3 基于粗糙集神经网络融合算法的换道规则提取

粗糙集神经网络融合算法在充分发挥粗糙集能够较好直接提取规则的优点的同时也防止了在进行数据离散化时对隐含信息的破坏同时保证了离散化数据与原始数据信息的一致性。由于在 3.2 节中已经对数据进行了预处理, 去除了其中不完备的数据, 因此这里直接使用粗糙集神经网络融合算法对换道数据进行处理及换道规则的提取。本节将详细介绍使用粗糙集神经网络融合算法提取换道规则的详细过程。

3.3.1 粗糙集神经网络融合算法简介

1) 粗糙集理论

粗糙集理论 (Rough Set, RS) 能有效地分析各种不完备的信息, 并对数据进行分析 and 推理, 从中发现隐含的知识, 揭示潜在规律。基于粗糙集的数据挖掘主要思想是对数据进行预处理, 然后对数据进行约简或者近似约简, 并在此基础上进行值约简, 以减少决策属性和个体数目, 最终对规则进行提取并将其应用于新对象^[83]。粗糙集不需要先验知识, 即可对数据进行处理, 同时相比于其他数据挖掘方法来说, 整个过程透明化, 并且最终可以得到确切的规则规律, 而不仅仅是训练出的分类结果。

粗糙集的知识表达称为决策表或信息表, 在粗糙集中决策表可表示为一个三元组 $S = (U, A, V)$, 其中 U 是对象的集合, $A = C \cup D$ 是属性集, C 为条件属性, D 是决策属性, V 是 A 的值域, A 也可称为知识库。利用粗糙集理论提取规则的一般流程如图 3.8 所示, 首先进行数据预处理, 将连续数据离散化后对属性进行约减, 最终提取出规则。

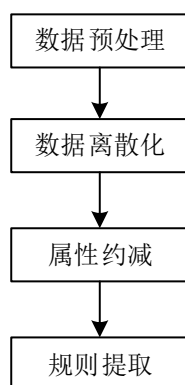


图 3.8 粗糙集理论一般流程

然而在实际中采得到的数据通常是不完备的, 因此需要对数据进行预处理, 通常来说有两种途径, 一种是直接删除不完备的信息, 再一种是利用不完备数据分析方法 (ROUSTIDA)^[84]填补不完备数据保证隐含信息不变。数据完备之后, 需要对数据进行离散化处理, 通过对每个属性中的元素进行分析找到其上近似和下近似, 上近似与下近似的差组成此元素的边界域。之后根据离散化的数据, 将对决策表达影响不大的冗余属性进行删减, 从而达到属性约减的效果, 属性约减是粗糙集理论中对重要的部分及最大优点, 可以找到最小决策属性集, 从而缩短决策表达式, 提高决策效率。对属性进行约减后, 对最小属性集及其每个属性边界域都相同的表达归纳总结, 并得出

决策表达式，从而提出规则，并根据决策表达式适配的数据可以计算出词条规则的数据覆盖度，根据覆盖度需求可以从中筛选出所需规则，一般覆盖度应大于 0.2。

2) 人工神经网络算法

人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN)，从信息处理的角度对人脑神经元网络进行抽象，以有向图为拓扑结构，对连续或断续的输入作状态响应来进行信息处理。

将多个神经元连在一起，一个神经元的输出作为另一个神经元的输入。例如，图 3.9 即为一个神经网络。从图中可看出神经网络分为输入层、隐含层、输出层，在真实应用中隐含层可能不止一层，之所以中间层被称为隐含层，是因为在训练过程中和最终得到的训练样本集中不能观测到它们的值。

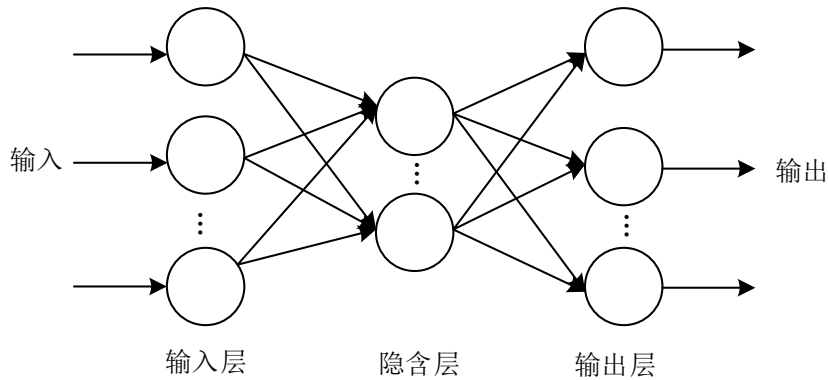


图 3.9 神经网络算法

用 n_l 表示神经网络的层数，第 l 层记为 L_l ，于是 L_1 为输入层， L_{n_l} 为输出层，设 W_{ij}^l 为第 l 层第 j 个神经元与第 $l+1$ 层中第 i 个神经元的连接权重， b_i^l 为第 $l+1$ 层中第 i 个神经元的偏置项， a_i^l 为第 l 层中第 i 个神经元的激活值即输出项，当 $l=1$ 时， $a_i^1 = x_i$ ，即为第 i 个输入值，对于给定参数集合 W, b 的神经网络就可以按照函数 $H_{W,b}(x)$ 来计算输出结果，

假设 l 层有 m 个神经元， $l-1$ 层有 n 个神经元， $l+1$ 层有 p 个神经元则

$$a_i^l = f(W_{i1}^l x_1 + W_{i2}^l x_2 + \dots + W_{in}^l x_n + b_i^l) \quad (i = 1, 2, \dots, p) \quad (2)$$

$$H_{W,b}(x) = a_k^{l+1} = f(W_{k1}^l a_1^l + W_{k2}^l a_2^l + \dots + W_{km}^l a_m^l + b_k^l) \quad (l = 1, 2, \dots, p) \quad (3)$$

利用式 (2)、(3) 由输入可逐步计算出输出，从而对数据进行分类。

神经网络的工作过程由训练阶段、工作阶段组成：训练阶段对神经网络的权值和阈值进行调整；工作阶段直接对给定的输入进行计算，得到输出结果。因此，神经网络还可以通过其训练阶段的学习方式来分类，包括有导师型、无导师型学习方式。有导师型学习，需要给网络成对提供一个输入值和一个期望输出值，把实际输出值与期望输出值进行比较，再根据误差以一定的规则调整权值和阈值，以使网络的实际输出更接近期望。无导师型学习，只需要给网络提供输入信息，不需要提供期望输出信息，网络通过自身特定的学习规则，在输入信息流中发现任何可能存在的规律，同时调整权值和阈值，其结果是对输入信息进行自动分类。

3) 粗糙集神经网络融合算法

粗糙集理论适合处理离散数据，对于连续数据处理的能力有限，然而在研究对象中常有一些属性是连续性的，这就需要对这些属性的数值进行离散化处理，可是对数据进行离散化处理，必然会破坏数据内部原有的隐含信息，在这个基础上生成的规则不能保证可靠性。

尽管神经网络在提取规则方面不如粗糙集理论直观清晰，但是它具有较强的数值逼近能力，能够处理定量的、数值化的信息，得出较为精细的结果^[81]。

对于基于规则的决策来说，规则的提取是至关重要的，它的准确度决定着整个决策过程的安全性，将粗糙集神经网络融合算法既能快速有效从数据中提取规则，又能保证规则的准确性，将粗糙集神经网络融合算法应用于提取驾驶员换道行为决策规则，使自动驾驶车辆在拥有驾驶员的经验的同时，又能够保证车辆自身的安全性与舒适性。

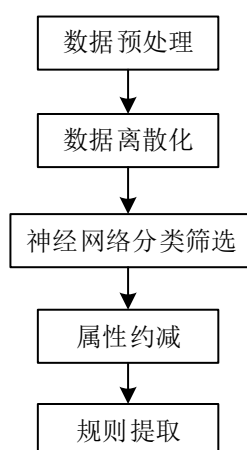


图 3.10 粗糙集神经网络融合算法流程

粗糙集神经网络融合算法流程如图 3.10 所示，

① 对知识库中的数据进行预处理，去除或填补不完备数据，形成决策表。由于在 3.2 节中已经对采集到的数据进行了处理，并剔除了不完备数据，因此在这里我们可以省略此步骤，直接进行第 2 步。

② 对决策表中条件属性的数据进行离散化。

③ 利用神经网络算法对离散化的数据进行分类，并将分类结果与原决策表中对应数据的决策属性数据相对应，一致的则保留，不一致的则剔除。

④ 将进行分类筛选后的决策表运用粗糙集理论进行属性约减，提取出可以表达决策的最小条件属性集。

⑤ 将表达相同的决策表达式归纳总结，计算出其覆盖度和置信度水平，按照预先设置的覆盖度和置信度水平将规则提取出来。

接下来将分别对每个步骤的具体过程进行详细的阐述。

3.3.2 数据的离散化

数据的离散化就是在同一连续属性的数据中选取断点来划分属性中数据的构成空间。同时，在属性值中插入断点也是将属性值合并的过程，从而将属性值个数减少。

有决策表 $S = (U, A, V)$ ，其中 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是对象的集合， $A = C \cup D$ 是属性集， $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 为条件属性， $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ 是决策属性， V 是 A 的值域，对任意的 $c \in C$ ，有 $U \rightarrow V_c$ ，则 V_c 是属性 c 的值域，设任意 $b \in R$ ， b 可作为属性 c 的断点，则属性 c 的值域可被断点分为 $V_c = [b_0^c, b_1^c) \cup [b_1^c, b_2^c) \cup \dots \cup [b_k^c, b_{k+1}^c]$ ，其中 b_0^c 为属性 c 中最小值， b_{k+1}^c 为属性 c 中最大值，且 $b_0^c < b_1^c < b_2^c < \dots < b_k^c < b_{k+1}^c$ 。则在原决策表中每个连续属性经过离散化后可得到一个新的决策表。

对于数据的离散化，这里我们采用基于布尔推理的算法。布尔推理可以根据决策表中属性值的信息求出这一属性的全部可能的断点集，并且使用其中任意断点集都不会改变原决策表中数据的关系。可根据断点的重要性逐步将其加入到断点集中。具体算法如图 3.11 所示，

图 3.11 中 $S^* = (U^*, C^*, V^*)$ ， $U^* = \{(x_i, x_j) \in U \times U : d(x_i) \neq d(x_j)\}$ ， $C^* = \{P_r^c : \text{属性 } c \text{ 的第 } r \text{ 个断点 } [b_r^c, b_{r+1}^c], c \in C\}$ ，CUT 为所求的断点集。通过将相邻两断点域与决策属性不同的属性值域进行对比，将对比结果存入新的决策表，将新决策表中每列 1 的元素最多的断点取出存入断点集，并删除此列和 1 所在的行，重复此项操作，直至新决策表为空，最终筛选出断点集。根据以上流程则可求出每一连续

属性的断点，根据每一属性值找寻与它上下相邻的两个断点值，并用这两个断点值组成的区间代替属性值，从而形成新的决策表 S_1 。

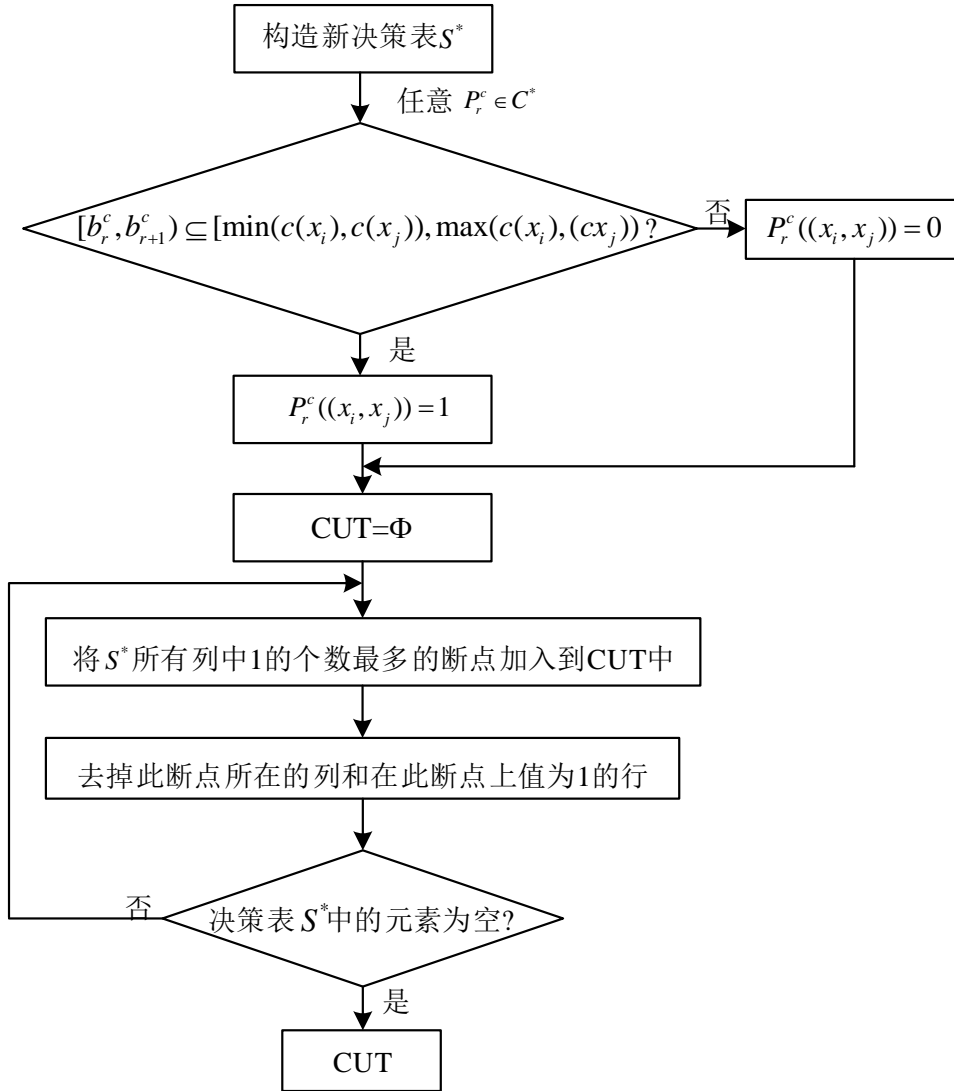


图 3.11 离散化算法流程图

表 3.2 为利用基于布尔推理的算法离散换道决策表中的一部分示例，其每行元素都与表 3.1 的元素一一对应，由于换道决策表中所有条件属性都为连续量，所以需要依次对每一个条件属性进行离散化。

表 3.2 换道决策表离散化示例

本车 v	目标 y_1	目标 v	目标 $y/$ 本车 v	正前 y	正前 v	前 TTC	正前 $y/$ 本 车 v	Decision
[4.80, 11.82)	[2.292, 10.956)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[6.437, 20.372)	[-1.47, -0.68)	[8.68395, 19.26377)	[0.93378, 2.28604)	1
[4.80, 11.82)	[2.292, 10.956)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[6.437, 20.372)	[-1.47, -0.68)	[8.68395, 19.26377)	[0.93378, 2.28604)	1
[4.80, 11.82)	[2.292, 10.956)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[6.437, 20.372)	[-1.47, -0.68)	[8.68395, 19.26377)	[0.93378, 2.28604)	1
[4.80, 11.82)	[2.292, 10.956)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[6.437, 20.372)	[-1.47, -0.68)	[8.68395, 19.26377)	[0.93378, 2.28604)	1
[4.80, 11.82)	[2.292, 10.956)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[6.437, 20.372)	[-1.47, -0.68)	[8.68395, 19.26377)	[0.93378, 2.28604)	1
[4.80, 11.82)	[2.292, 10.956)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[6.437, 20.372)	[-7.17, -1.47)	[1.45923, 8.33242)	[0.93378, 2.28604)	1
[4.80, 11.82)	[2.292, 10.956)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[6.437, 20.372)	[-7.17, -1.47)	[1.45923, 8.33242)	[0.93378, 2.28604)	1
[4.80, 11.82)	[2.292, 10.956)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[6.437, 20.372)	[-7.17, -1.47)	[1.45923, 8.33242)	[0.93378, 2.28604)	1
[4.80, 11.82)	[2.292, 10.956)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[6.437, 20.372)	[-7.17, -1.47)	[1.45923, 8.33242)	[0.93378, 2.28604)	1
[4.80, 11.82)	[10.956, 23.049)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[20.372, 23.668)	[-7.17, -1.47)	[8.68395, 19.26377)	[2.28604, 2.47065)	0
[4.80, 11.82)	[10.956, 23.049)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[20.372, 23.668)	[-7.17, -1.47)	[8.68395, 19.26377)	[2.28604, 2.47065)	0
[4.80, 11.82)	[10.956, 23.049)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[20.372, 23.668)	[-7.17, -1.47)	[8.68395, 19.26377)	[2.28604, 2.47065)	0
[4.80, 11.82)	[10.956, 23.049)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[20.372, 23.668)	[-7.17, -1.47)	[8.68395, 19.26377)	[2.28604, 2.47065)	0
[4.80, 11.82)	[10.956, 23.049)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[20.372, 23.668)	[-7.17, -1.47)	[8.68395, 19.26377)	[2.28604, 2.47065)	0
[4.80, 11.82)	[10.956, 23.049)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[20.372, 23.668)	[-7.17, -1.47)	[8.33242, 8.68395)	[2.28604, 2.47065)	0
[4.80, 11.82)	[10.956, 23.049)	[0.35, 7.11)	[0.27097, 6.30357)	[20.372, 23.668)	[-7.17, -1.47)	[8.33242, 8.68395)	[2.28604, 2.47065)	0

3.3.3 基于神经网络算法的对比筛选

将数据离散化会破坏原始数据中存在的隐含信息，致使由离散化信息与原数据信息可能引起的决策不一致，因此需要神经网络对离散化后的数据进行分类，制成新决策表与原决策表相匹配，决策信息一致的则保留，不一致则剔除。

在对离散化后结果进行分类之前首先需对神经网络进行训练，MATLAB 中可提供神经网络工具箱，在使用时可以直接调用。利用 MATLAB 的神经网络工具箱进行换道离散化数据分类器训练的基本步骤如下：

- ① 根据训练集数据确定输入、输出及可作为输入的输入结点数目，输出结点数目；
- ② 假定隐含层数目，并通过多次训练找到最佳隐含层数目；
- ③ 设置允许最大训练步数、训练目标最小误差、间隔显示步数、学习速率；
- ④ 将训练集中的每个元素，输入到训练网络中，并根据实际结果评价分类器训练效果。

针对典型换道场景对于输入层来说，其结点数取决于输入的向量的维数，也就是离散化决策表的条件属性的个数即为 8， $\{v_{\text{本}}, y_{\text{目标}}, v_{\text{目标}}, \frac{y_{\text{目标}}}{v_{\text{本}}}, y_{\text{前}}, v_{\text{前}}, TTC_{\text{前}}, \frac{y_{\text{前}}}{v_{\text{本}}}\}$ ；输出层结点数即为决策表的决策属性值，在决策表中，决策只分为两种即换道和车道保持，因此这里输出层的结点数为 2；隐含层的结点数根据经验公式 $l = \sqrt{m+n} + a$ ， m 、 n 分别为输入结点数、输出结点数， a 为 1~10 以内的常数，则隐藏层结点数取 4，同时为提高收敛速度选取两个隐藏层，另一隐藏层的结点数取 3。

为使训练提高，设训练精度为 0.005，最大训练步数为 2000，学习速率为 0.01，每 10 步显示一次训练结果。同时为了提高训练及分类速度，将离散化的数值域进行编号，从而使区间变为数值，这样做既能提高效率也不会影响分类精度。从中抽取 105 组数据进行训练。神经网络训练界面如图 3.12 所示。

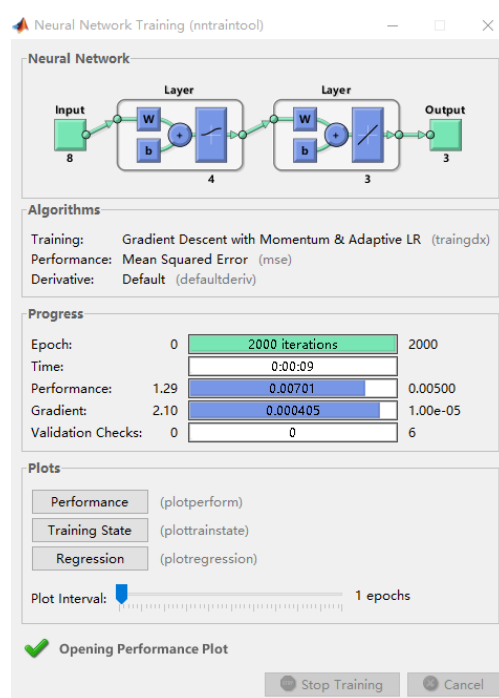


图 3.12 神经网络训练界面

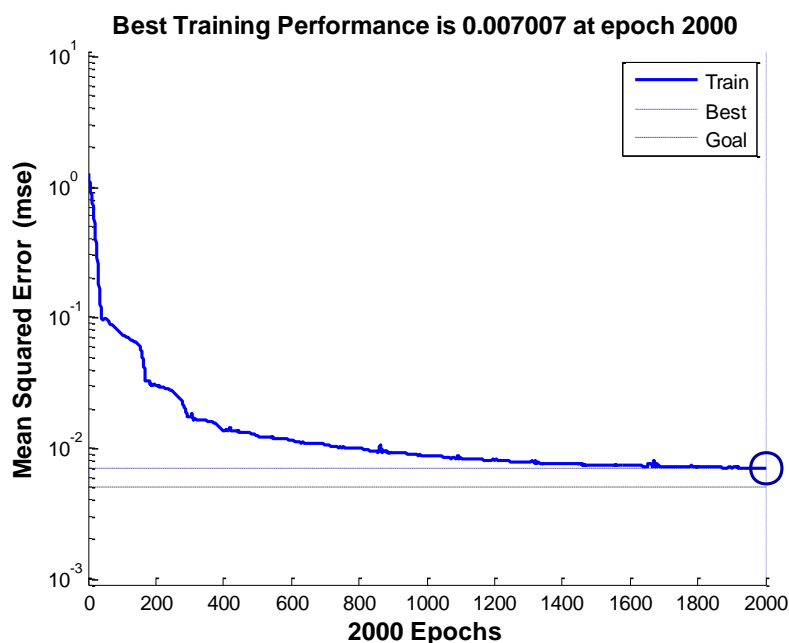


图 3.13 训练误差性能曲线

图 3.13 为训练误差性能曲线, 换道离散化数据决策的最终训练误差为 0.0007007, 训练停止步数为 2000, 训练效果达到满意值, 接下来使用测试集进行测试, 测试集中含有 49 组数据, 测试结果表明其分类正确率为 87.8%, 可以用来进行分类。

将分类器训练好后即可对全部离散化数据进行分类，将分类结果与原始决策表中的决策属性值做对比，从离散化决策表中提出分类结果不一致的数据。

3.3.4 属性约减

属性的约减其实就是在我们所研究的对象的所有说有属性集合中，在近似表达中有一些特征作用不大，将这些属性删除也不会影响对对象的表达，因此我们将这些冗余属性删掉，简化决策的条件属性。

如 R 为一等价关系簇，有 r 属于 R ，如果 $\text{Ind}(R) = \text{Ind}(R - \{r\})$ ，则称 r 为 R 中可省略的，否则 r 为 R 中不可省略的。

使用遗传算法对条件属性进行约减，遗传算法模拟了自然环境中的遗传和进化过程，它是一种自适应全局优化概率搜索算法，能在短时间内找到全局最优解^[85]。

使用遗传算法首先需对数据进行编码，将数据用固定长度的二进制字符串来表示，在初始群体中，使用随机的二进制数来表示，其中每一位表示一种属性，其中 1 代表选择该属性为所需的条件属性，0 代表不选择该属性为所需的条件属性。之后需定义一个适应值函数如 $f(x) = \frac{1-h(x)}{n} + m$ ，其中 $h(x)$ 为一条二进制字符串中 1 的个数，即为所选中的条件属性的个数， n 为这一二进制字符串的总共字符数，即所有条件属性的个数，在这里 $n=9$ ， m 为决策属性对这一二进制字符串中 1 代表的条件属性的依赖程度， m 值越大，决策属性对条件属性的依赖越强。我们的目标是在保证决策属性对整体的依赖度不变的情况下使 $h(x)$ 尽量小，如图 3.14 所示可通过二进制中的字符数交换、变异逐渐最终找到所含条件属性最少的条件属性集。

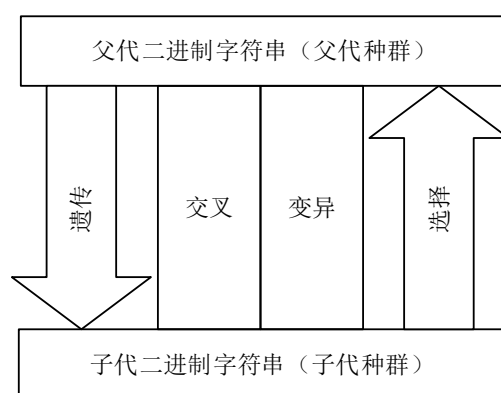


图 3.14 遗传算法示意图

使用遗传算法进行属性约减的流程图如图 3.15 所示。根据条件属性个数，随机生成二进制字符串，其中 1 代表选择该属性为所需的条件属性，0 代表不选择该属性为所需的条件属性。使用适应度函数计算依赖度，通过选择、交叉、变异使二进制字符串中 1 的个数在决策属性对整体的依赖度不变的情况下尽量少，最终得到最小的约减属性集。图 3.15 中 q 为条件属性的个数， P_i 为数据离散化后条件属性值区间， c 为条件属性， $h(x)$ 为一条二进制字符串中 1 的个数， U 为论域， $f(x)$ 为适应度函数。

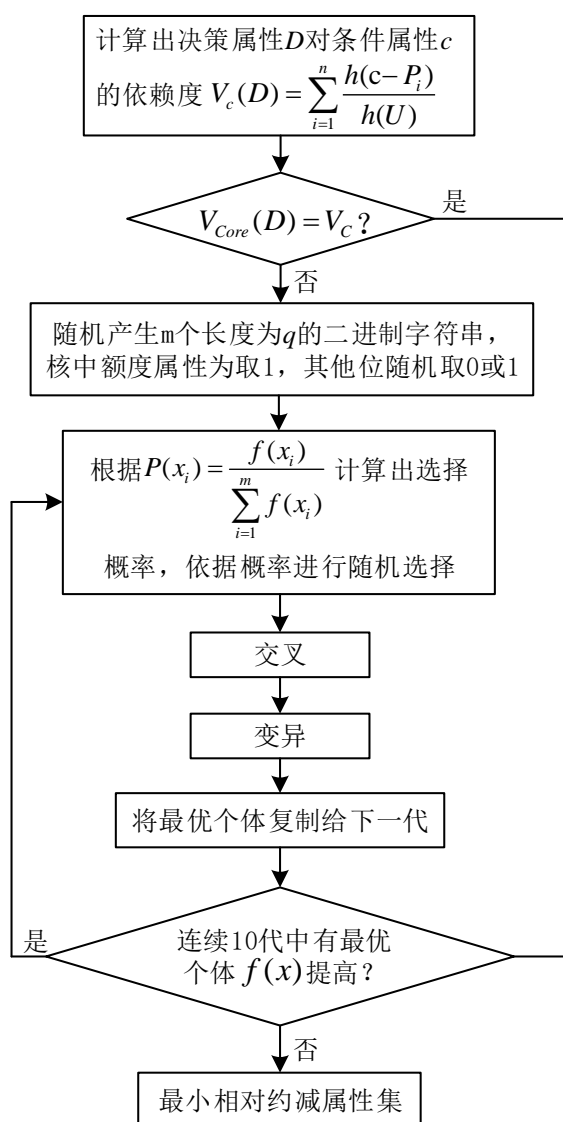


图 3.15 基于遗传算法的属性约减流程

使用粗糙集对决策属性进行约减可以使用粗糙集软件 Rosetta, Rosetta 是一个很好的粗糙集应用软件, 提供了很多粗糙集中常见的约简算法。

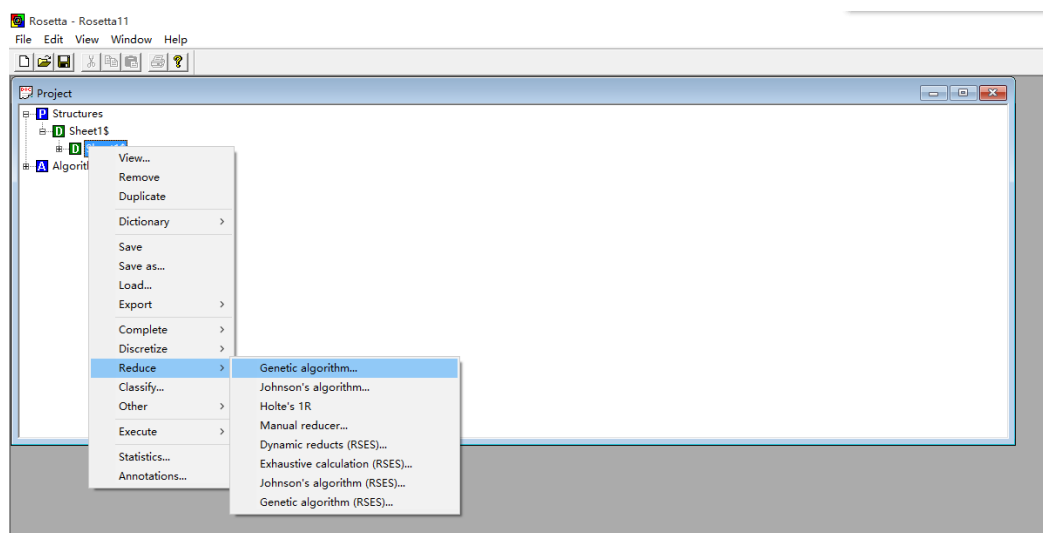


图 3.16 Rosetta

将经过神经网络筛选的离散化决策表输入到 Rosetta, 使用 Rosetta 中用遗传算法对属性进行约减的功能, 即可得到约减后的结果, 结果如表 3.3 所示, 这就是从 3.2.2 节中提到的换道典型场景数据中提取出的条件属性约减结果。

表 3.3 条件属性约减结果

序号	最小属性集	支持率	长度
1	{本 v , 前 y /本车 v }	100	2
2	{本 v , 前 y }	100	2
3	{目标 y , 目标 y /本车 v }	100	2
4	{本 v , 目标 y }	100	2
5	{目标 y /本车 v , 前 TTC , 前 y /本车 v }	100	3
6	{目标 v , 目标 y /本车 v , 前 y /本车 v }	100	3
7	{目标 y /本车 v , 前 v , 前 TTC }	100	3
8	{目标 y /本车 v , 前 y , 前 TTC }	100	3
9	{目标 v , 目标 y /本车 v , 前 y }	100	3
10	{本 v , 前 v , 前 TTC }	100	3

从中选取最合适的最小属性集，选择标准为长度尽量短，尽量对场景内每辆车都有约束，最终选取{目标 y / 本车 v , 前 y , 前 TTC }作为典型换道场景的最合适约减条件属性集。

3.3.5 规则提取

经过以上过程，规则提取其实就是一个将前期工作进行归纳总结的过程，将决策表按照属性约减情况重新化简，将其中经过离散、约减后的条件属性区间以及决策属性一样的规则合并在一起，并计算出规则的覆盖度，覆盖度即为此条规则占决策属性相同的所有规则中所占比例。

如表 3.4 所示为典型换道场景提取出的换道规则，表中左栏为规则，右栏为规则对应的覆盖度。由于提取规则时为了建立换道规则库，规则库中包含的情况能够覆盖的越全面越好，因此选取覆盖度大于 0.2 的作为最终提取的换道规则。按照此方法可以将本文所涉及的 15 个场景中的规则分别提取出来。

表 3.4 换道规则提取结果

Rule	Coverage
目标 y / 本车 $v([*, 6.30357))$ AND 前 $y([*, 20.372))$ AND 前 $TTC([8.68395, *)) \Rightarrow \text{Decision}(1)$	0.275
目标 y / 本车 $v([*, 6.30357))$ AND 前 $y([*, 20.372))$ AND 前 $TTC([8.33242, 8.68395)) \Rightarrow \text{Decision}(1)$	0.025
目标 y / 本车 $v([*, 6.30357))$ AND 前 $y([*, 20.372))$ AND 前 $TTC([*, 8.33242)) \Rightarrow \text{Decision}(1)$	0.6
目标 y / 本车 $v([6.30357, *))$ AND 前 $y([*, 20.372))$ AND 前 $TTC([*, 8.33242)) \Rightarrow \text{Decision}(1)$	0.1
目标 y / 本车 $v([*, 6.30357))$ AND 前 $y([20.372, *))$ AND 前 $TTC([8.68395, *)) \Rightarrow \text{Decision}(0)$	0.75
目标 y / 本车 $v([*, 6.30357))$ AND 前 $y([20.372, *))$ AND 前 $TTC([8.33242, 8.68395)) \Rightarrow \text{Decision}(0)$	0.25

3.4 本章小结

本章作为全文的重点，详细阐述了换道规则的提取过程。介绍了数据采集过程及数据的预处理过程，实车采集数据后进行了人工标定提取出换道数据，同时确定了决策条件属性并将换道数据制成换道决策表。为保证规则提取的精度，使用粗糙集神经网络融合算法进行规则提取，详细阐述了粗糙集神经网络算法的原理及使用流程，并以典型场景为例给出了各步骤的输出结果。为建立适用于自动驾驶的换道规则库奠定了基础。

第4章 换道规则库的建立

建立自动驾驶车辆换道决策模型，最关键的部分是建立换道规则库，将提取完成后的换道规则转换为适用于自动驾驶的换道规则库，在车辆行驶时通过将当前的场景信息与规则库中的规则相匹配来进行决策。本章运用分层有限状态机的方法建立分层换道规则库，并使用 Simulink/Stateflow 来搭建换道规则状态机，通过与 Prescan 软件联合仿真来验证换道规则及换道决策模型的有效性和安全性。

4.1 基于有限状态机方法的换道规则库的建立

有限状态机（Finite State Machine, FSM），简称状态机，它记录了在一个时间段内从开始到结束过程中研究对象所有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；事件的发生会使状态发生转移，由一种状态变成另一种；转移条件即为这一状态变为另一种状态能够发生的条件；动作包括了进入、退出、输入和转移等。有限状态机 $(\Psi, \Sigma, S, s_0, H, \omega)$ ， Ψ 为输入集， Σ 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， H 是状态转移函数： $\delta: S \times \Sigma \rightarrow S$ 。 ω 是输出函数。

分层有限状态机是在简单的单程状态机的基础上逐层嵌套形成的，相比于单层有限状态机在处理庞大状态体系时更高效，且逻辑结构更加清晰，也有利于对状态机进行优化。

3.2.1 节中提到过将驾驶员换道数据库按照换道场景的不同分成换道子数据库，3.2.2 节中针对每一个换道子数据库对应的场景，根据周围车辆相对于本车的快慢又分情况进行规则提取，根据数据分析及规则提取的过程，结合分层有限状态机方法建立分层换道规则库。分层换道规则库的框架如图 4.1 所示

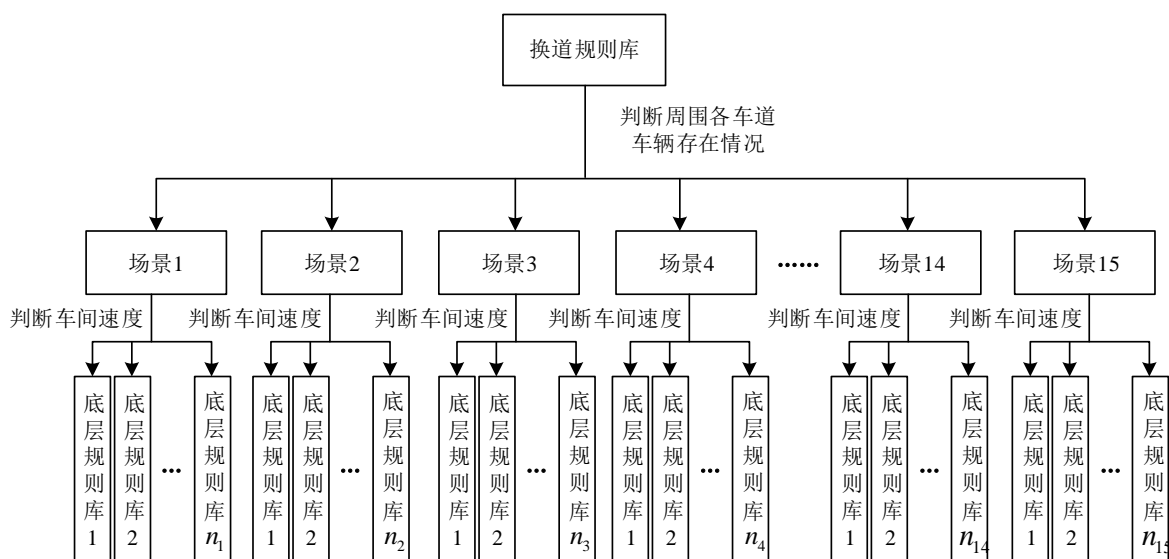
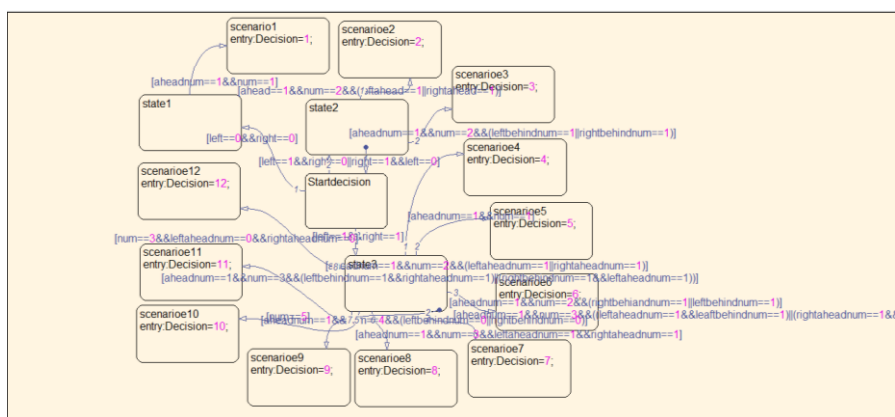
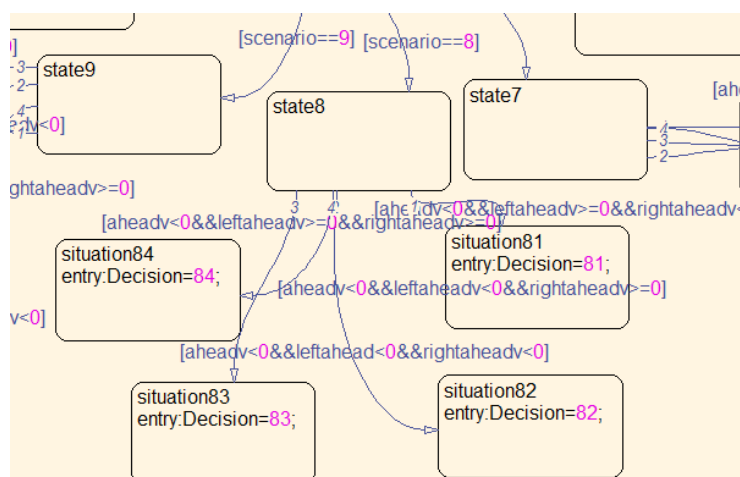


图 4.1 分层换道规则库的框架图

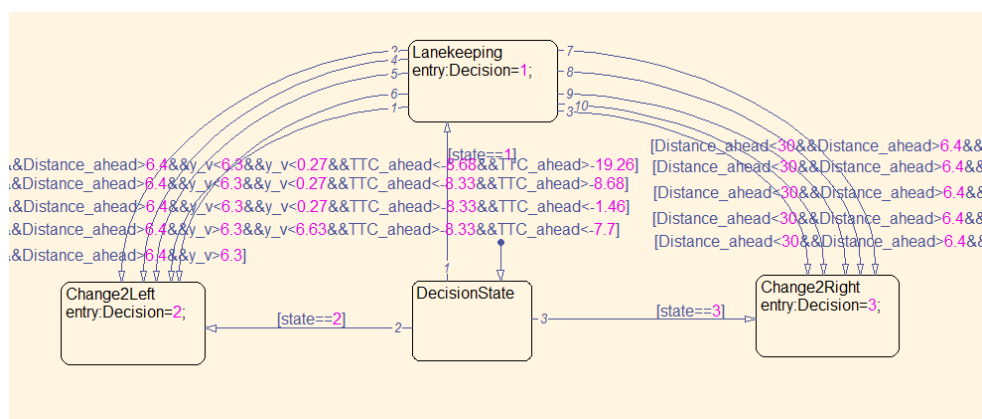
根据分层换道规则库的结构利用 Simulink/Stateflow 建立基于驾驶员换道规则的分层有限状态机模型。换道分层有限状态机可作为驾驶规则有限状态机的其中一部分,同时默认此状态机工作的场景为直道。将换道有限状态机分为三层,分别为顶层、中间层、底层,顶层状态机用于判断所处场景,其状态为 3.2.1 节中划分出的 15 个子场景,状态转移条件根据周围车辆分布判断。对于每个顶层状态机输出的场景都对应一个中间层状态机,中间层状态机用于根据周围车辆相对速度具体区分情况,其状态为每一个换道子场景周围车间速度情况场景,状态转移条件根据车间速度情况判断。对于底层状态机来说,状态信息非常简单,通常为直行、向左换道、向右换道,状态转移条件即为第 3 章中使用粗糙集神经网络融合算法提取出的换道规则。换道分层状态机的每层模型如图 4.2 所示。由此基于驾驶员换道规则的自动驾驶车辆换道决策模型基本搭建完成,可以进行仿真验证。



(a) 顶层有限状态机模型



(b) 中间层状态机模型



(c) 底层有限状态机

图 4.2 分层有限状态机模型

4.2 基于 Prescan 的仿真实验

Prescan 软件是一款能够模拟车辆在交通场景中的仿真软件，它搭建交通场景十分便捷简单，同时还能跟 MATLAB/Simulink、CarSim 等建模软件进行联合仿真，使不论时车辆本身还是交通场景都能跟真实情况进行较好吻合，操作方便，实时性强适用于智能车辆智能交通、辅助驾驶等系统的开发与验证。

Prescan 的建模仿真主要由交通场景建模、车辆数学建模及车载传感器配置、车辆控制系统建模和仿真显示四部分组成^[43]。首先由 Prescan 搭建交通场景, Prescan 提供了大量的场景设施模型例如车辆、建筑物、行人、道路、道路标识、信号灯等, 利用这些模型可以快速建立起一个交通场景。接下来需要为车辆增加车辆动力学模型, 同时还需添加传感器采集数据, Prescan 中有一些简单的车辆动力学模型可以直接为车

辆增加,同时也可以通过 CarSim 建立车辆动力学模型,就传感器方面而言,Prescan 可模拟真实的传感器元件如激光雷达、毫米波雷达等,其参数都可以根据真实物体自行设置。车辆的建系统模可以由 MATLAB/Simulink 进行编写控制。将 MATLAB/Simulink 与 Prescan 进行连接后,Prescan 设置的车辆模型各模块及会加入到 MATLAB/Simulink,及可直接在 MATLAB/Simulink 中编写建立自动驾驶车辆控制算法模块。如图 4.3 即为交通场景仿真显示效果图。



图 4.3 Prescan 仿真场景

利用 Prescan 可快速仿真车间交互行为的特点,搭建 Prescan 仿真平台验证用于验证算法条件的准确定,从而保证车辆的换道决策准确性。图 4.4 为自动驾驶车辆控制仿真算法结构流程图。

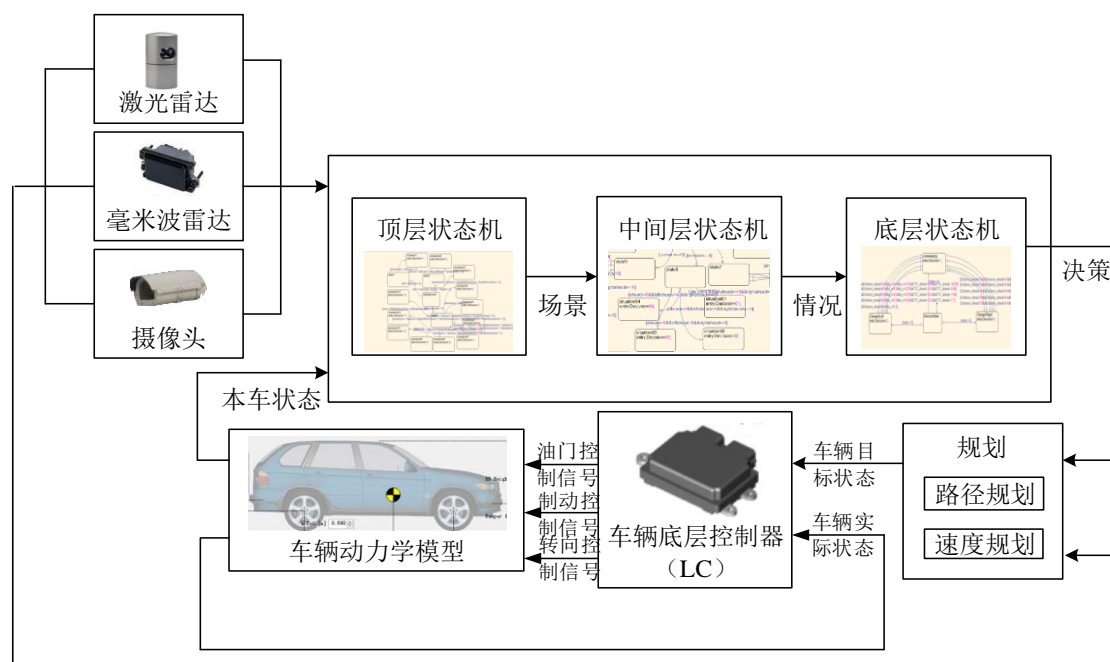


图 4.4 自动驾驶换道决策控制仿真结构图

首先利用 Prescan 搭建仿真交通场景，设计了同向三车道道路，同时为增加视觉效果在道路两旁添加了树木及建筑物，使场景更像城区道路环境。按照 3.2.2 节提出的典型换道场景在交通场景中放置 4 辆车，其中 3 辆为周围车辆，分别设定好固定的行驶轨迹和行驶速度，规定所有周围车辆都沿直线匀速行驶，前车和右侧车辆速度为 6 m/s ，左侧车辆速度为 8 m/s ，如图 4.5 所示。为模拟自动驾驶车辆，在自动驾驶车辆仿真模型前方添加传感器仿真元件（Air）模拟毫米波雷达，探测前方车辆位置及速度同时为其添加 Prescan 自带的车辆动力学模型进行仿真。



图 4.5 Prescan 仿真实验场景

交通场景搭建好后，通过 Prescan 可直接运行 MATLAB/Simulink 进行换道决策控制算法的搭建，系统搭建的 Simulink 仿真模型如图 4.6 所示。

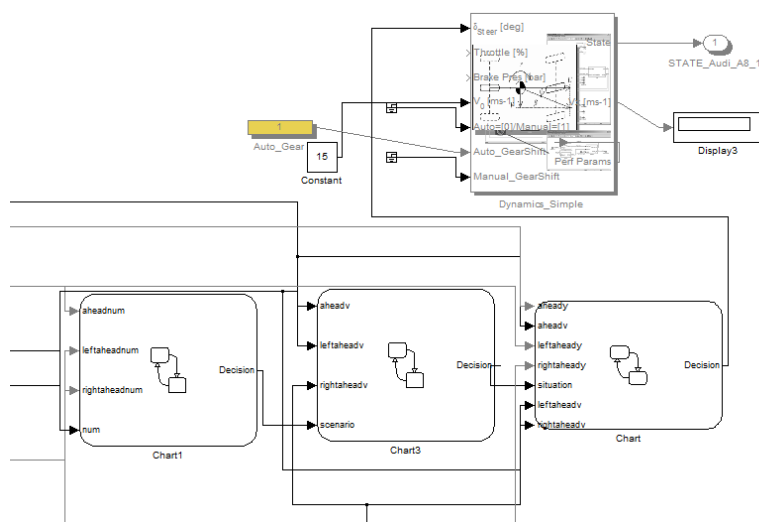


图 4.6 PreScan/Simulink 仿真界面

图 4.6 为换道决策控制算法模块，环境信息输送给决策模块进行决策，决策模块由三层有限状态机构成，顶层状态机根据周围车辆分布情况判断车辆所属场景，将此场景信息作为输出传递给中间层状态机，中间层状态机根据周围车辆速度信息判断所处场景中的细分场景情况，此处简称情况，将此情况信息作为输出传递给底层状态机，底层状态机再综合当前的各车位置信息和速度信息做出换道决策，由于没有搭建规划模块，则直接将决策信息转换为前轮偏角信息输出给车辆动力学模型进行控制，使车辆可以产生换道动作。图 4.7、图 4.8 即为仿真结果。

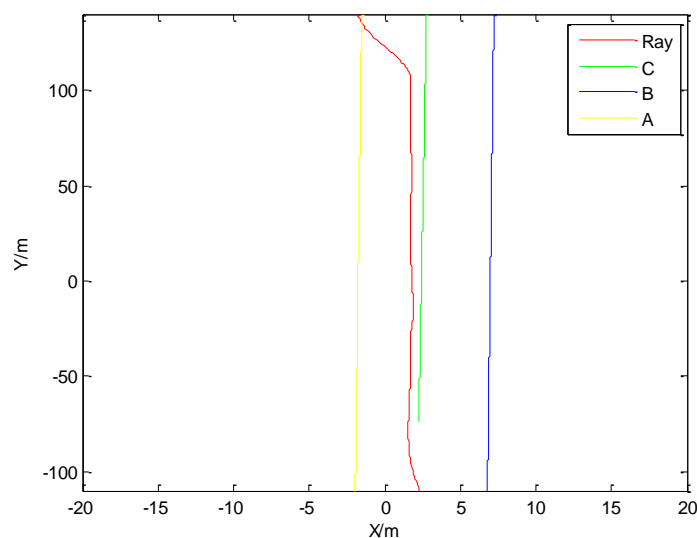


图 4.7 Prescan 仿真路线图

如图 4.7 所示为各车的行驶路线图，其中红色线代表自动驾驶车辆 Ray，黄色线为周围车辆 A，蓝色线为周围车辆 B，绿色线为周围车辆 C，从图中可以看出在行驶过程中 Ray 采取了一次换道行为。

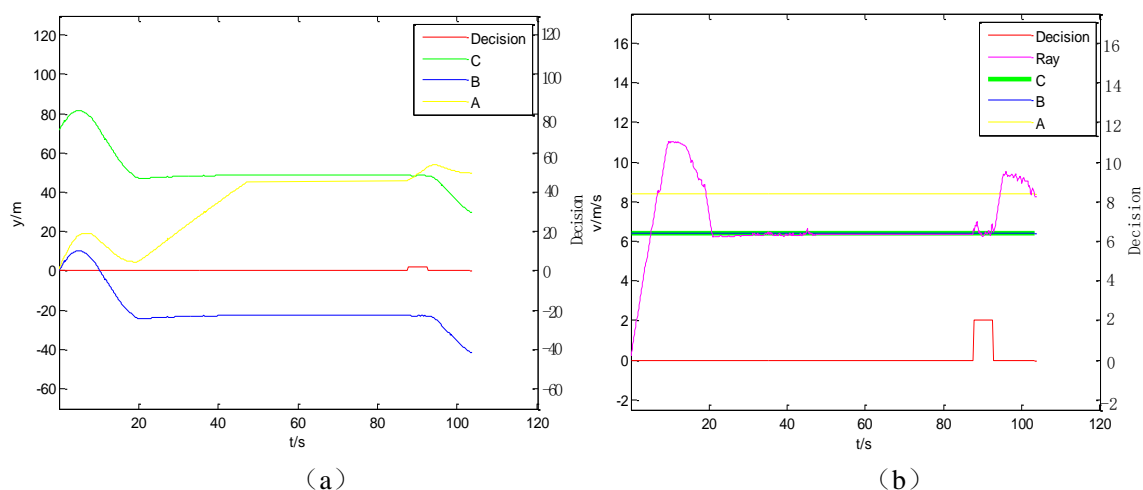


图 4.8 换道时刻分析图

图 4.8 为自动驾驶车辆 Ray 的仿真换道时刻分析图，(a) 图中黄、蓝、绿三条线分别为 A、B、C 三辆车的相对距离-时间曲线，黄色线为周围车辆 A 相对于 Ray 的距离，蓝色线为周围车辆 B 相对于 Ray 的距离，绿色线为周围车辆 C 相对于 Ray 的距离。(b) 图中粉、黄、蓝、绿都是速度-时间曲线，其中粉色线代表周围车辆 A 的速度，黄色线代表周围车辆 B 的速度，蓝色线代表周围车辆 C 的速度，由于 B 车与 C 车速度相同，所以在图中黄蓝两条线重合，绿色线为自动驾驶车辆 Ray 的速度，两图中红色线都代表自动驾驶车辆 Ray 的当前决策，0 为车道保持，2 为换道。将两图对比可以看出来，起始阶段由于 Ray 与前方车辆 C 距离很大，所以 Ray 逐渐加速至路网点限制速度 11m/s，而此时由于与前车 C 的距离逐渐缩小，为保证安全，Ray 不得不逐渐减速，此时 Ray 的速度仍比前车高，然而在 Ray 减速至与 C 的速度相当的过程中，由于两侧车道条件不允许换道，因此 Ray 只能一直跟随前车 C，当车辆 A 超过 Ray，且能够满足换道安全距离时，Ray 决定换道。

利用基于驾驶员换道规则的分层状态机方法建立的自动驾驶决策模型在 Prescan 仿真环境中可以使自动驾驶车辆仿真模型在交通流中安全换道，说明利用粗糙集神经网络融合算法提取出的驾驶员换道规则和在此基础上建立的基于驾驶员换道规则的换道决策模型是有效和安全的。

4.3 本章小结

本章研究并验证了基于驾驶员换道规则建立的换道规则库及在此基础上建立的换道决策模型算法。使用 Simulink/Stateflow 建立换道分层有限状态机，从而建立换道规则库，完成换道决策模型的建立。并通过 Prescan 与 MATLAB/Simulink 联合仿真，搭建交通场景仿真平台，对换道决策算法进行仿真，仿真验证了基于驾驶员换道规则的换道决策模型能使自动驾驶车辆在交通流中安全有效的进行换道。

第 5 章 实验及结果分析

为验证本文搭建的城区道路环境自动驾驶车辆换道决策模型算法的可行性，本章基于 V-rep 仿真平台和比亚迪速锐自动驾驶车辆实车平台分别对算法进行验证。在仿真环境下对自动驾驶车辆换道决策模型的安全性进行验证，在真实城市道路中基于实车对自动驾驶车辆换道决策模型的可行性进行验证，同时将决策结果与人类驾驶员决策结果作对比，分析决策模型与人类驾驶员决策的相似程度。

5.1 基于 V-rep 仿真平台的仿真实验

由于 Prescan 仿真平台只能与 MATLAB/Simulink 进行联合仿真，然而控制实车的算法需由 C++ 语言实现，因此经过 Prescan 仿真平台验证的换道规则，必须转写为 C++ 程序，完成 C++ 代码编写后，还需经过仿真验证算法的有效性后才能进行实车实验。V-rep 为虚拟机器人仿真实验平台，可以用来模拟、测试、评估整个机器人系统及移动机器人，保真度高，具备丰富的传感器资源，可提供真值，进行三维场景的设计，交互界面简单，支持多种编程语言和操作系统 (C++，MATLAB)，其代码可直接被真实机器人使用等特点，因此在进行实车实验之前需经过 V-rep 仿真平台的验证，验证算法安全可靠才能进行实车实验。

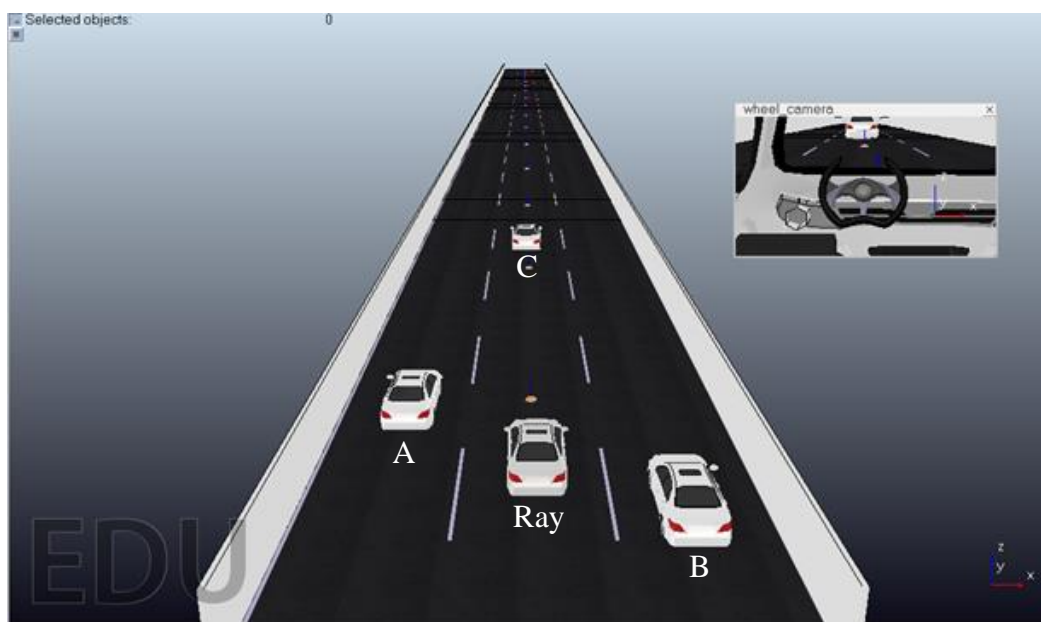


图 5.1 V-rep 仿真场景

如图 5.1 所示, Ray 为自动驾驶车辆比亚迪速锐的仿真模型, 其周围的 A、B、C 为其他周围车辆的仿真模型, 规定 A、B、C 三辆车分别以不同速度匀速直线行驶, 为营造换道场景测试算法有效性, 使车辆 C 行驶速度小于 Ray, B、C 车辆至少有一辆车行驶速度比 Ray 大。在这里规定 A 车速度为 5 m/s, B 车速度为 3 m/s, C 车速度为 3 m/s, 为保证在仿真过程中形成可换道场景, 设置每辆车的初始位置不同。

为保证换道决策算法的可验证性, 首先需验证周围车辆分布算法的正确性。利用摄像机采集到的车道线信息与周围车辆的位置信息作对比计算出车辆所处的车道位置, 从而可将周围车辆划分为如图 3.7 所示的六个区域。将车辆分布算法与 V-rep 进行联合仿真, 得到以下结果,

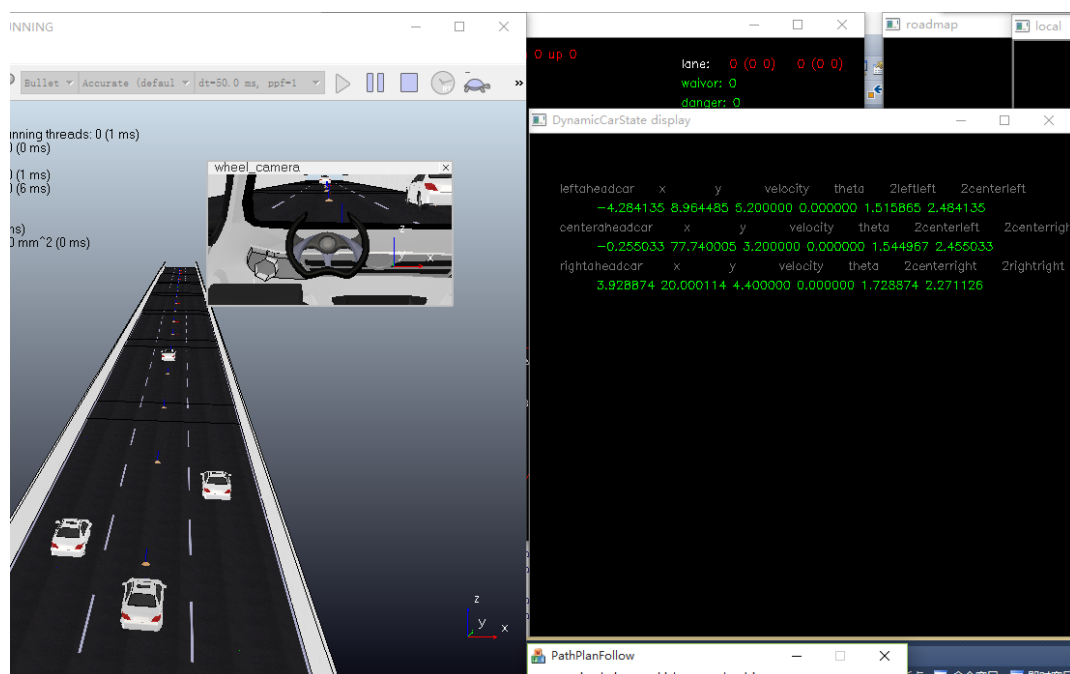


图 5.2 车辆分布仿真结果

表 5.1 周围车辆分布结果

车辆分 布位置	相对本车横向 距离 (m)	相对本车纵向 距离 (m)	相对本车速 度 (m/s)	距左侧车道线 距离 (m)	距右侧车道线 距离 (m)
左前	-4.264136	8.964485	5.2	1.515865	2.484135
前	-0.255033	77.740005	3.2	1.544967	2.455033
右前	3.928874	20.000114	4.4	1.728874	2.271126

图 5.2 中左侧为用 V-rep 搭建的仿真场景，右侧为车辆分布结果显示，表 5.1 为车辆分布的显示结果，从结果中可以看出程序正确区分出了周围车辆的分布，车辆分布的正确为换道决策算法的验证提供了保证，为此接下来就可以验证换道决策算法的正确性了。

利用换道决策算法及 V-rep 进行联合仿真，所得结果如图 5.3 和图 5.4 所示。

图 5.3 所示为各车的行驶路线图，其中红色线代表自动驾驶车辆 Ray，黄色线为周围车辆 A，蓝色线为周围车辆 B，绿色线为周围车辆 C，从图中可以看出每辆车的起始位置及重点位置都不同，同时在行驶过程中 Ray 采取了一次换道行为，并换道成功。

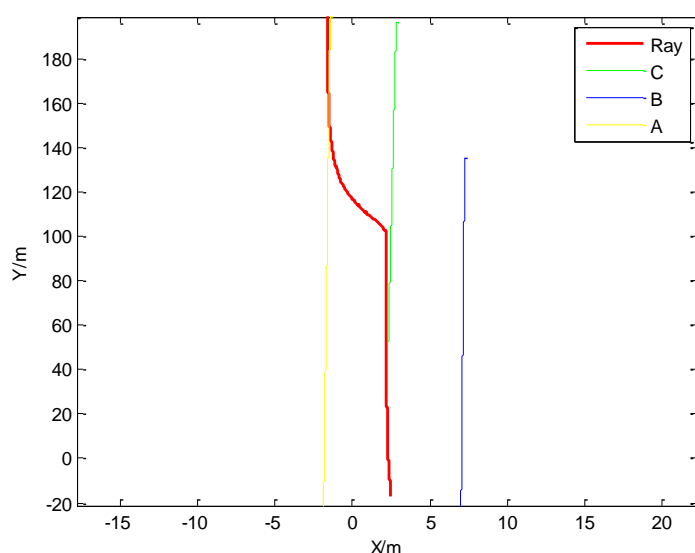


图 5.3 V-rep 仿真路线图

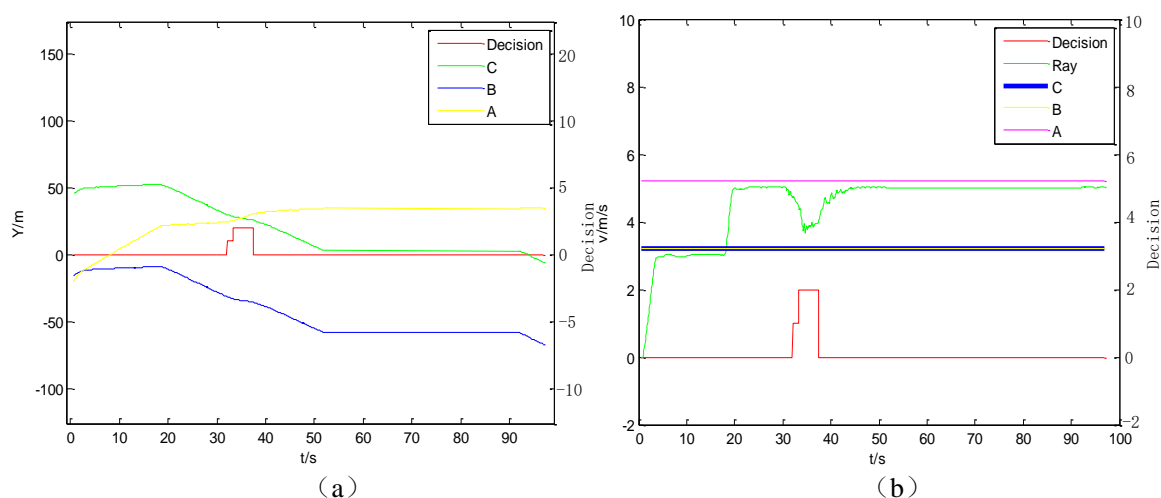


图 5.4 换道时刻分析图

图 5.4 为自动驾驶车辆 Ray 的仿真换道时刻分析图，(a) 图中黄、蓝、绿三条线分别为 A、B、C 三辆车的相对距离-时间曲线，黄色线为周围车辆 A 相对于 Ray 的距离，蓝色线为周围车辆 B 相对于 Ray 的距离，绿色线为周围车辆 C 相对于 Ray 的距离。(b) 图中粉、黄、蓝、绿都是速度-时间曲线，其中粉色线代表周围车辆 A 的速度，黄色线代表周围车辆 B 的速度，蓝色线代表周围车辆 C 的速度，由于 B 车与 C 车速度相同，所以在图中黄蓝两条线重合，绿色线为自动驾驶车辆 Ray 的速度，两图中红色线都代表自动驾驶车辆 Ray 的当前决策，0 为车道保持，1 为换道准备，2 为换道。将两图对比可以看出来，起始阶段由于 Ray 与前方车辆 C 距离很大，所以 Ray 逐渐加速至路网点限制速度 3m/s，之后由于路网点限制速度的提高，Ray 再次加速至路网点限制速度 5m/s，而此时由于与前车 C 的距离逐渐缩小，为保证安全，Ray 不得不逐渐减速，此时 Ray 的速度仍比前车高，当 C 到 Ray 的相对距离减小到一定值内且 A 车的行驶条件满足 Ray 安全换道时，Ray 决定换道，在开始换道前有一个换道准备状态，当满足此状态一定时间后再进行换道可以保证不会因周围环境的突然改变而导致换道失败，从而保证车辆的行驶安全。

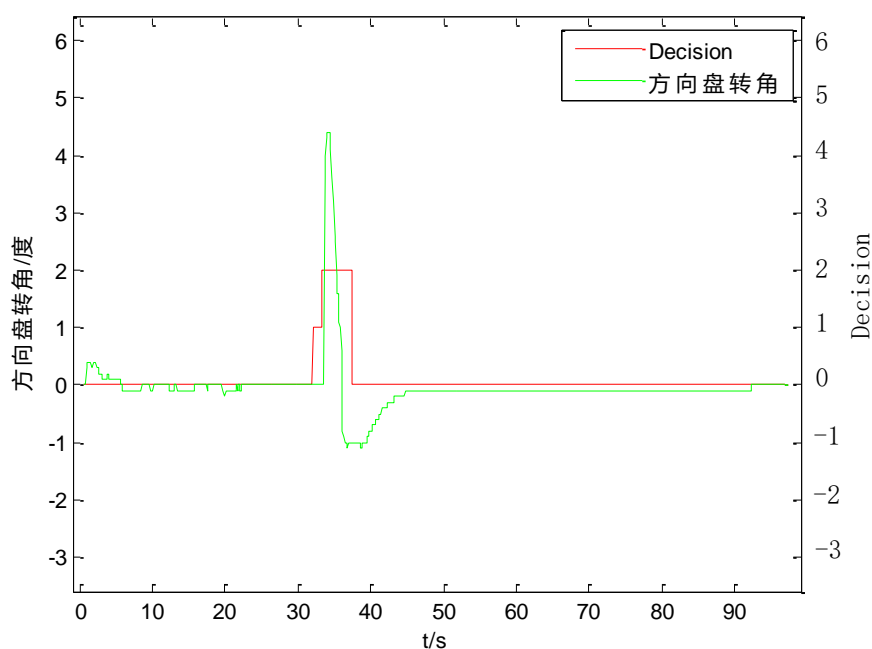


图 5.5 方向盘转角曲线图

图 5.5 为方向盘转角曲线图，绿色曲线为方向盘转角角度，红色曲线为决策曲线，数值 0 代表当前决策为车道保持，1 为换道准备，2 代表换道。由图中可以很清晰的发现车辆在正常车道内行驶时方向盘不会产生很大转角，只有在换道时才会出现很大

值,并且之后会紧接着出现反方向的较大转角,这可以从仿真的角度验证之前 3.2.1 节中对换道数据进行人工标记方法的正确性,同时可以说明基于规则的换道决策算法时可行的,为之后的实车实验奠定了基础。

5.2 基于比亚迪速锐平台的实车实验

基于比亚迪速锐平台的实车实验分为两个部分,周围车辆分布实验和决策算法验证实验。在使用真实自动驾驶车辆进行真实城区道路环境中的换道决策实验之前,为验证自动驾驶换道决策模型的可行性,需保证决策模型的输入是正确的,因此首先需对周围车辆的分布算法进行测试,测试结果正确后才能进行城区道路环境的实车实验,通过实车实验来验证本文建立的自动驾驶换道决策模型在城区道路环境中是可行的。

5.2.1 周围车辆分布实验

实验基于图 3.2 所示的北京理工大学智能车辆研究所比亚迪速锐自动驾驶平台进行,位于车顶的 32 线激光雷达与车头的毫米波雷达用于采集行驶过程中周围车辆的状态及相对本车的位置信息,而本车的位置信息由车内的惯导及 GPS 获得,本车的状态信息由车载 CAN 总线获得,同时使用摄像机采集车道线信息。

实验结果如图 5.6 所示,图中右侧为程序分类结果,左侧为中间都是环境检测结果,其中绿色直线为规划出的虚拟车道线,左图中的白色区域为激光雷达检测到的障碍物膨胀后的结果,中间图中红色线条为激光雷达检测到的障碍物,紫色线框为毫米波雷达检测到的数据经过处理、筛错之后的障碍物结果。

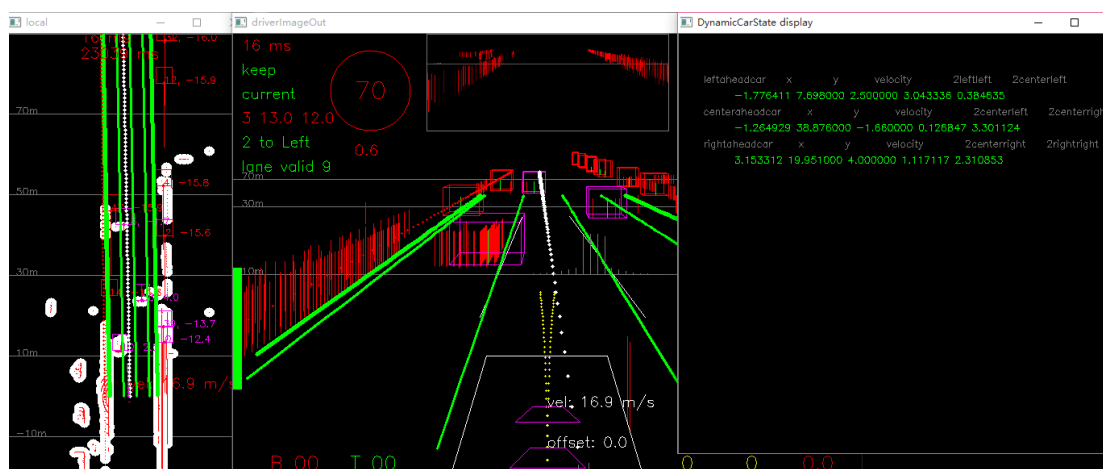


图 5.6 周围车辆分布结果

图 5.6 中右侧的检测结果在表 5.2 中列出。

表 5.2 周围车辆分布结果

车辆分布位置	相对本车横向距离 (m)	相对本车纵向距离 (m)	相对本车速 度 (m/s)	距左侧车道线 距离 (m)	距右侧车道线 距离 (m)
左前	-1.776411	7.68000	2.5	3.043336	0.384635
前	-1.264829	38.876000	-1.66	0.126847	3.301124
右前	3.153312	19.951000	4.0	1.117117	2.310853

将表 5.2 中数据与图 5.6 中环境检测结果作对比可以看出，车辆分布计算结果正确。

5.2.2 换道决策模型实车实验

验证周围车辆分布算法正确后可对换道决策模型进行实验。由于北京市三环道路环境复杂，车流量较大，为保证车辆及人员安全同时也能验证换道决策算法的可行性，实验中换道决策算法给出提示，驾驶员按照决策提示在确认周围环境允许换道的条件下进行人工换道。

同样，实验基于图 3.2 所示的北京理工大学智能车辆研究所比亚迪速锐自动驾驶平台进行，位于车顶的 32 线激光雷达与车头的毫米波雷达用于采集行驶过程中周围车辆的状态及相对本车的位置信息，而本车的位置信息由惯导及 GPS 获得，本车的状态信息由车载 CAN 总线获得，同时使用摄像机采集车道线信息。

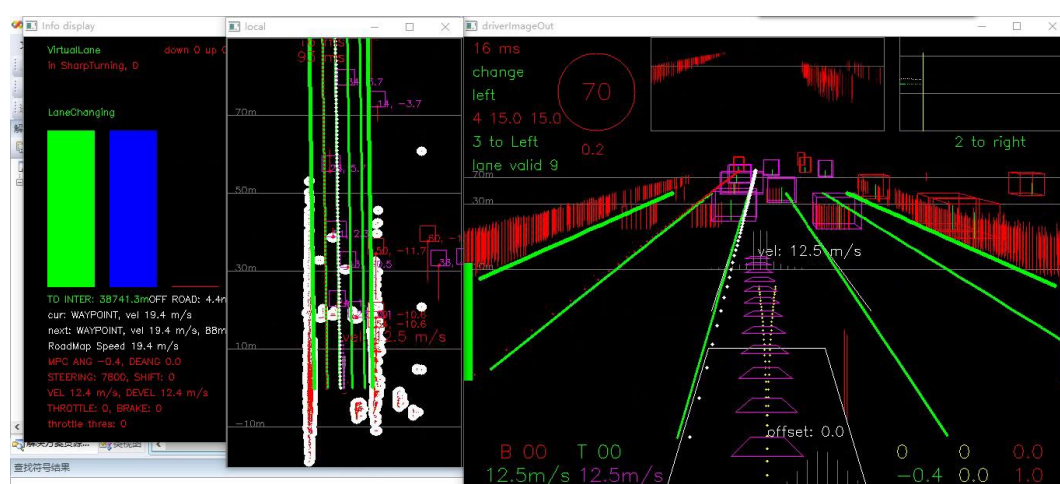


图 5.7 实车实验显示结果

如图 5.7 所示为实车实验的显示结果图，图中最左侧可显示当前决策及选择的车道，右侧为第一视角的场景显示图，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到的数据经过处理、筛错之后的障碍物结果，从图中可看出在当前环境中，自动驾驶车辆前方有车，左侧车道内只有前方有车，右侧车道前后都有车，此时自动驾驶车辆做出了向左侧车道换道的决策。

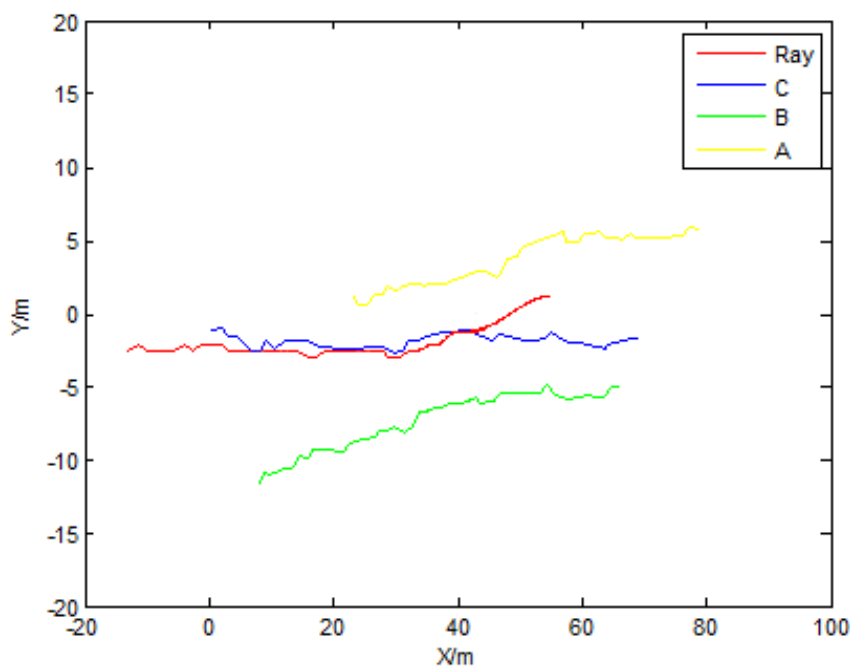


图 5.8 车辆路线图

图 5.8 的车辆路线图中画出了本车和对本车决策由直接影响的 3 辆车的行驶路线图，其中红色线为自动驾驶车辆 Ray 的行驶路线，黄色、绿色、蓝色分别对应位于自动驾驶车辆的左前方、前方、右前方的车辆 A、B、C。由于在真实环境中传感器感知到的信息有误差存在，因此车辆的行驶路线图都不是很平滑，但自动驾驶车辆 Ray 在直行时的纵坐标大致在-2m 处，由于道路宽为 4m，由此也从图中可看出各车在道路中的分布，进一步验证了车辆分布算法的正确性。同时，从图中也可较清晰地看出在横坐标为 40m 左右处自动驾驶车辆 Ray 进行了换道，说明此时换道决策算法给出的换道决策是可行的，符合换道安全要求。

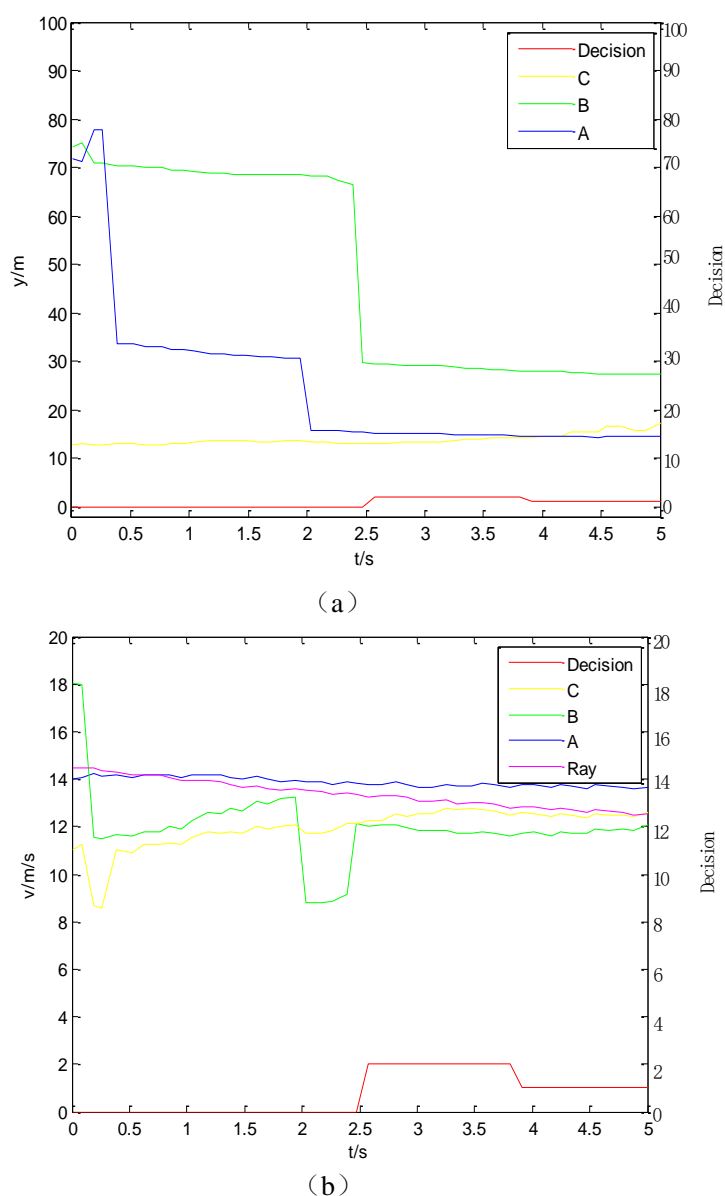


图 5.9 换道时刻分析图

由于自动驾驶车辆 Ray 的右侧车道内前后都有车，故选取左侧车道为目标车道，因此主要分析对自动驾驶车辆的换道时刻有直接影响的只有左前方及前方车辆。图 5.9 为自动驾驶车辆 Ray 的换道时刻分析图，(a) 图为各车的相对距离-时间曲线，其中蓝色、绿色、黄色线分别代表位于自动驾驶车辆 Ray 右前、左前、前的周围车辆 A、B、C，纵坐标代表了它们相对于本车的纵向相对距离。红色线为当前决策，0 表示当前决策为车道保持，2 表示当前决策为换道准备，1 表示当前决策为换道。图中蓝色线有两次很大跳变，这是由于数据记录的是位于左前方距本车最近的车辆位置，跳变说明有其他车辆汇入左侧车道，使左前车辆的相对距离突然变小。从图中可看出在本

车与前车相距大概 15 米处时准备换道, 经过 1.5s 左右的观察期后, 仍满足换道条件, 决定换道。而 (b) 图为车辆速度-时间曲线图, 蓝色、绿色、黄色线仍代表位于自动驾驶车辆 Ray 左前、前的周围车辆 A、B、C, 粉色为自动驾驶车辆 Ray, 纵坐标为它们速度。红色线仍为当前决策, 0 表示当前决策为车道保持, 2 表示当前决策为换道准备, 1 表示当前决策为换道。从图中可看出 Ray 的前方车辆 C 速度一直比 Ray 小, 为了保证安全, Ray 不断减速, 而此时左前方的车辆 A 速度比 Ray 稍大, 当达车辆 A 与 Ray 之间的距离可以安全换道时, Ray 想要换道, 做出换道准备的决策, 经过 1.5s 左右的观察期后, 仍满足换道条件, 决定换道。

通过实车在真实城市道路上行驶并且能够做出满足换道安全条件的换道决策可以看出, 基于驾驶员换道规则的决策模型算法是可行的, 此算法可以适用于真实的城区道路环境。

5.3 换道决策模型类人分析与评价

通过实车实验可知基于驾驶员换道规则的决策模型是可行的, 本文所研究的自动驾驶车辆换道决策是基于驾驶员的换道经验建立的, 使用此方法的目的是使自动驾驶车辆做出的决策与人类驾驶员的决策相似, 因此在验证了自动驾驶车辆决策模型可行性后, 还需验证其与人类驾驶员的相似度。在同一场景中自动驾驶车辆在每一时刻做出的决策结果与人类驾驶员的决策越接近, 说明本文建立的基于驾驶员经验的自动驾驶车辆决策模型与人类驾驶员决策越相像, 离线学习的驾驶员换道经验效果越好。

本文所建立的自动驾驶车辆决策模型的输出是一条是否需要换道的指令, 也就是说此模型确定的是换道时刻, 验证决策是否与人类驾驶员相似, 也就是验证决策的换道时刻与人类驾驶员是否相近。

交叉验证方法常被用来验证分类器模型的性能, 其基本思想是将原始数据分为两组, 一组为训练集, 用于训练模型, 另一组为验证集, 用于验证分类器模型的性能。在使用时首先用训练集对分类器进行训练, 然后再利用验证集来测试训练得到的模型, 以此来作为评价分类器的性能指标^[86]。基于交叉验证的思想, 选取用于提取驾驶员规则以外的驾驶员行驶数据对自动驾驶车辆换道决策模型就行验证与评价。

为保证自动驾驶车辆的与人类驾驶员在决策时的环境一致, 同时使人类驾驶员在行驶时不受算法决策结果的干扰, 此处使用驾驶员正常行驶时的环境数据进行回放来

让进行决策，直接得到自动驾驶换道决策模型的决策结果，同时根据采集到的图像信息人工标定出驾驶员的换道时刻数据，并将两个决策结果进行对比。

图 5.10 为一次换道过程中的两种决策的对比图，其中，蓝色线为方向盘转角曲线，红色线条为自动驾驶换道决策模型决策结果线，绿色为人类驾驶员决策结果线，0 表示当前决策为车道保持，1 表示当前决策为换道。从图中可以看出，本文所建立的自动驾驶决策模型与人类驾驶员做出的决策基本一致，但是自动驾驶决策模型做出的换道决策要比人类驾驶员做出的决策稍早些。从表 5.2 中可以看出两种决策类型的具体决策结果，表中数据表明，换道决策模型做出的换道决策比人类驾驶员早 0.547s。

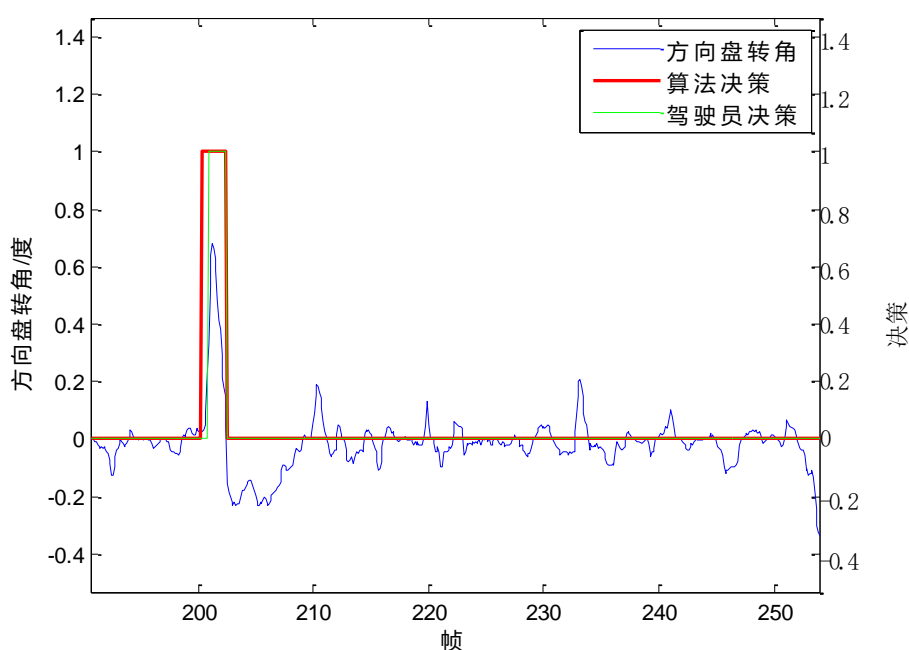


图 5.10 决策对比图

表 5.2 换道决策结果对比

时间 (s)	帧	换道决策模型	人类驾驶员
320.34	200.344	1	0
320.454	200.453	1	0
320.588	200.594	1	0
320.667	200.672	1	0
320.789	200.797	1	0
320.887	200.891	1	1
321.012	201.016	1	1
321.099	201.11	1	1
321.208	201.219	1	1
321.365	201.375	1	1
321.443	201.453	1	1
321.536	201.547	1	1
321.646	201.656	1	1
321.771	201.781	1	1
321.865	201.875	1	1
322.005	202.016	1	1
322.13	202.141	1	1
322.193	202.203	1	1
322.302	202.313	1	1
322.427	202.438	1	1

使用验证集中所有数据对决策模型进行测试，并将测试过程中所有换道过程提取出来，将所有自动驾驶换道模型决策结果与人类驾驶员决策结果进行对比，统计出决策结果一致时刻的数量，再从而求出自动驾驶换道决策模型与人类驾驶员的决策相似度。经计算，本文建立的自动驾驶换道决策模型与人类驾驶员的决策相似度为 80.4%，自动驾驶换道决策模型做出换道决策与人类驾驶员做出换道决策平均早 0.151s，方差为 0.102，由此表明本文建立的自动驾驶换道决策模型与人类驾驶员的决策较相似，离线学习驾驶员经验的效果较好。

5.4 本章小结

本章对换道决策算法进行了验证。首先 V-rep 仿真平台中搭建了典型换道场景，验证了算法的安全性，再次之后基于比亚迪速锐自动驾驶车辆实车平台在北京市三环道路上对换道决策算法的可行性进行了验证，从结果中可看出换道决策算法在真实道路中安全有效。最后，将自动驾驶车辆换道决策模型的换道决策结果数据与人类驾驶员决策结果数据进行对比，分析出自动驾驶车辆换道决策模型与人类驾驶员决策的相似度较高，说明本文所建立的自动驾驶车辆换道决策模型可以较好地离线学习驾驶员驾驶经验。

总结与展望

本文主要研究基于驾驶员换道规则的城区道路环境自动驾驶决策模型，主要包括驾驶员换道规则的提取和换道规则库的建立，以此建立了自动驾驶决策模型。本文采用粗糙集神经网络融合算法对驾驶员换道数据进行规则的提取，并使用分层状态机方法搭建换道规则库，通过 PreScan 软件与 MATLAB/Simulink 联合仿真，验证了换道规则库的逻辑正确性及可行性，之后通过 V-rep 软件与 Visual Studio 进行联合仿真，验证了自动驾驶决策模型的可行性及安全性，最后通过自动驾驶车辆实车平台对算法进行了进一步验证，同时将自动驾驶车辆换道决策模型的换道决策结果数据与人类驾驶员决策结果数据进行对比，分析出自动驾驶车辆换道决策模型与人类驾驶员决策的相似度较高。

研究成果总结

本课题的主要研究成果如下：

1) 基于粗糙集神经网络融合算法对驾驶员换道数据进行了规则提取。基于北京理工大学智能车辆研究所比亚迪速锐自动驾驶车辆采集驾驶员驾驶数据，经过人工标定后提取出换道数据，使用粗糙集神经网络融合算法从驾驶员换道数据中提取出驾驶员换道规则。

2) 使用分层有限状态机方法搭建换道规则库，建立城区道路环境的自动驾驶换道决策模型。依据提取出的驾驶员换道规则，通过 Simulink/ Stateflow 建立的分层有限状态机模型，实现了自动驾驶车辆的换道决策控制。同时通过仿真实验验证了自动驾驶换道决策模型的可行性。

3) 基于 PreScan 与 MATLAB/Simulink 软件搭建了城市道路中的换道场景的联合仿真系统。通过 PreScan 搭建场景环境，添加车辆与各种传感器，生成 MATLAB/Simulink 格式的车辆动力学模型和传感器模型，然后在 Simulink 中构建车辆底层控制器，编写换道决策算法，并将控制量反馈到 PreScan 中，驱动车辆行驶，从而构建考虑车辆动力学并且可以变换视角的 3D 仿真平台。

4) 基于 V-rep 与 Visual Studio 搭建了模拟自动驾驶车辆换道场景的联合仿真系统。通过 V-rep 搭建场景环境，添加车辆与各种传感器，车辆信息及传感器感知到的信息通过 socket 发送给自动驾驶决策规划程序，在 Visual Studio 中编换道决策程序，

并嵌入到实验室已有的规划程序中，将决策结果下发给规划程序，规划程序按照决策指令规划路径和速度，并将控制量反馈到 V-rep 中，驱动车辆行驶。

5) 使用实车在真实城市道路上进行换道决策测试。基于北京理工大学智能车辆研究所比亚迪速锐自动驾驶车辆进行实验。采用惯导和 GPS 组合定位的方式进行定位，使用摄像头采集车道线信息，32 线激光雷达和毫米波雷达提供环境信息，在对周围车辆分布算法进行验证后，在北京市三环道路上对换道决策算法进行了测试。

本文创新点

1) 为自动驾驶车辆提出类人驾驶的直觉决策模型。人类驾驶员通过将周围环境信息与已有经验做对比来进行决策的，这个过程往往是瞬时的，是依赖于直觉的，而行驶决策的过程也是一个经验积累的过程，为模拟人类驾驶员决策过程，提出直觉决策模型，先通过离线学习，提取驾驶员经验规则库，使自动驾驶车辆在行驶中可以依据规则库直接做出决策，针对不安全的场景，在由人类驾驶员决策后，通过在线学习对已有规则库进行修正和扩充，从而模拟人类驾驶员经验积累的过程，然而由于时间有限，本文只针对直觉决策模型中离线学习驾驶员经验部分做了深入研究。

2) 将驾驶员规则应用于自动驾驶决策模型中，使自动驾驶车辆离线学习人类驾驶员换道经验。将粗糙集神经网络融合算法应用于提取驾驶员换道规则，从而达到离线学习驾驶员换道经验数据的目的，使用分层状态机方法建立分层换道规则库，建立起基于规则的决策模型进行决策，从而使自动驾驶车辆具有驾驶员的换道经验。并通过使用 PreScan 与 MATLAB/Simulink 搭建联合仿真平台验证换道规则的有效性，V-rep 与 Visual Studio 进行联合仿真和实车实验，验证了基于驾驶员换道经验的换道决策算法的可行性，并通过将自动驾驶车辆换道决策模型的换道决策结果数据与人类驾驶员决策结果数据进行对比，验证了自动驾驶车辆换道决策模型做出的决策与人类驾驶员决策的相似度，说明本文所建立的自动驾驶车辆换道决策模型可以较好地离线学习驾驶员驾驶经验。

未来研究工作展望

由于研究时间和精力有限，本文还有以下几个方面的内容值得完善：

1) 本文充分利用北京理工大学智能车辆研究所条件，使用自动驾驶车辆采集驾驶员驾驶数据，并从中提取出换道数据，但由于换道数据需为驾驶员自由换道的数据，

因此每次从采集数据中提取出的换道数据有限，因此还需采集更多驾驶员的驾驶数据对已建立的换道规则库进行修正与扩充。

2) 本文针对直觉决策模型中离线学习部分进行了深入研究，然而要使自动驾驶车辆真正向人类驾驶员一样通过直觉进行决策，还需要通过在线学习对决策经验进行积累，因此在接下来的工作中需要在本文的基础上添加在线学习以完善自动驾驶车辆直觉决策模型。

3) 本文建立的换道决策算法在真实城市道路中可以做出安全有效的换道决策，然而人类驾驶员在进行决策时还会考虑周围车辆的驾驶意图，因此在下一步的工作中还需对换道决策算法进行改进，在决策时考虑周围车辆的驾驶意图等其他因素。同时还需考虑行车安全性、高效性与经济性之间的关系，使自动驾驶车辆做出的决策达到最优。

参考文献

- [1] 石 劼. 谷歌无人车上路测试 加速自动驾驶发展 [EB/OL]. (2015-06-26)[2015-12-20]. <http://auto.ifeng.com/xinwen/20150626/1042801.shtml>.
- [2] 杨志洪. 深度解析梅赛德斯-奔驰无人驾驶概念车 [EB/OL]. (2015-01-12)[2015-12-20]. <http://news.cheshi.com/20150112/1618100.shtml>.
- [3] 陈亚莹, 韩佳. 马斯克: 特斯拉 2 年内国产 3 年实现无人驾驶 [EB/OL]. (2015-10-24)[2015-12-20]. <http://news.bitauto.com/fangtan/20151024/1806561589.html>.
- [4] 朝晖. 日产计划 2020 年推出无人驾驶汽车 [EB/OL]. (2013-08-28)[2015-12-20]. <http://news.mydrivers.com/1/274/274060.htm>.
- [5] Ricciuti A. Volkswagen's Temporary Auto Pilot makes for a self-driving car [EB/OL]. (2011-06-23)[2015-12-20]. <http://www.worldcarfans.com/111062334412/volkswagens-temporary-auto-pilot-makes-for-a-self-driving/lowphotos#0>.
- [6] 乔秀丽. 德推出无人驾驶车 2020 上市 [EB/OL]. (2013-09-16)[2015-12-20]. <http://news.uplook.cn/news/cxycy/372131.html>.
- [7] Adnan Farooqui. Toyota Self-Driving Cars May Arrive By 2020 [EB/OL]. (2015-10-07)[2015-12-20]. <http://www.ubergizmo.com/2015/10/toyota-self-driving-cars-may-arrive-by-2020>.
- [8] 庞 国 霞 . 奥 迪 测 试 完 全 无 人 驾 驶 车 [EB/OL]. (2014-10-17)[2015-12-20]. http://www.cnauto.com/qchl/xf/201410/t20141017_329510.htm.
- [9] Tim Stevens. Volvo details autonomous Drive Me cars, on sale in 2017 [EB/OL]. (2015-02-19)[2015-12-20]. <http://www.cnet.com/news/volvo-autonomous-drive-me-details>.
- [10] 孙振平. 自动驾驶汽车智能控制系统 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2004.
- [11] 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]. 北京: 科学出版社, 2009: 10-12.
- [12] Xiong G M, Zhou P Y, Zhou S Y, et al. Autonomous driving of intelligent vehicle BIT in 2009 Future Challenge of China [C]: IEEE 2010: 1049-1053.
- [13] 刘凯. 无人驾驶车辆体系结构与定位导航技术研究 [D]. 北京: 北京理工大学, 2010.
- [14] Gong J W, Jin X L. BIT: An Autonomous Driving Vehicle for Urban Environment [J]. Communications of CAA, 2011, 32(163): 43-52.
- [15] 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, 336(20): 106-115.

[16]Wang J H, Jiang Y, Guo H F, et al. Intelligent vehicle local planning based on optimized path generation and selection[C]. Shenzhen, China, 2013 International Conference on Sensors, Mechatronics and Automation, ICSMA 2013 2014: 958-962.

[17]陈慧岩, 熊光明, 龚建伟, 等. 车辆信息技术[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2013.

[18]陈慧岩, 熊光明, 龚建伟, 等. 无人驾驶汽车概论[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2014: 224.

[19]张鹏飞. 智能汽车视觉导航技术的研究[D]. 北京: 清华大学, 2004.

[20]Zhou L P, Deng Z D. 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.

[21]诸葛程晨, 唐振民, 石朝侠. 基于多层 Morphin 搜索树的 UGV 局部路径规划算法[J], 机器人, 2014, 01(04): 491-497.

[22]Li Q 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]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 63(2).

[23]Xu L H, Wang Y Z, Sun H B, et al. Design and Implementation of Driving Control System for Autonomous Vehicle[C]. Qingdao, China, 2014 IEEE 17th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC) 2014: 22-28.

[24]Mei T, Liang H W, Kong B, et al. Development of 'Intelligent Pioneer' Unmanned Vehicle[C]. Alcalá de Henares, Spain, Intelligent Vehicles Symposium 2012: 938-943.

[25]Guo M, Xu Y, Zhang Y, et al. A decision-making method for unmanned cars based on drivable area cutting[C]. Hangzhou, China: IEEE Computer Society, 2012 2nd IEEE International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems, IEEE CCIS 2012, October 30, 2012 - November 1, 2012 2012: 1210-1215.

[26]搜狐汽车. 百度无人驾驶汽车首次在北京五环进行测试[EB/OL]. (2015-12-11)[2015-012-20]. <http://auto.sohu.com/20151211/n430912139.shtml>.

[27]栾奕. 乐视汽车高大上的 SEE 计划曝光 无人驾驶、自动泊车、娱乐一体 两倍的性能一半的价格[EB/OL]. (2014-12-10)[2015-12-20]. <http://news.e23.cn/content/2014-12-10/2014C1000403.html>.

[28]肖华. 东风联合华为 开展研发无人驾驶汽车 [EB/OL]. (2014-12-02)[2015-12-20]. http://auto.news18a.com/news/storys_57889.html.

[29]王杨. 上海车展: 上汽集团无人驾驶汽车、氢燃料车将亮相[EB/OL]. (2015-04-13)[2015-12-20].

http://www.guancha.cn/Science/2015_04_14_315803.shtml.

[30] 新浪科技. 北汽明年首推无人驾驶汽车 [EB/OL].(2015-10-16)[2015-012-20].

<http://tech.sina.com.cn/it/2015-10-16/doc-ifyxivsc0078892.shtml>.

[31] 王雷, 王晓原, 杨新月. 基于多源信息融合的驾驶员行为协同仿真算法 [J]. 交通运输系统工程与信息. 6(1), 2006: 86-90.

[32] 易正俊, 黄翰敏, 黄席樾等. 智能型自动驾驶系统的多源信息融合算法 [J]. 重庆大学学报(自然科学版), 25(2), 2002: 41-44.

[33] Takeda K, Miyajima C, Suzuki T, Angkitittrakul P, Kurumida K, Kuroyanagi Y, Ishikawa H, Terashima R, Wakita T, Oikawa M, Komada Y. Self-Coaching System Based on Recorded Driving Data: Learning From One's Experiences[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems.13(4), 2012: 1821-1831.

[34] Albus J S. 4D/RCS: a reference model architecture for intelligent unmanned ground vehicles[C]. The SPIE 16th Annual International Symposium on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls, Orlando, USA, 2002: 1-8.

[35] Albus J.S.. 4-D/RCS: a reference model architecture for Demo III[C]. Intelligent Control (ISIC), 1998. Held jointly with IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation (CIRA), Intelligent Systems and Semiotics (ISAS), Proceedings, 1998:634-639.

[36] Rojo J, Rojas R, Gunnarsson K, et al. Spirit of berlin: An autonomous car for the darpa urban challenge-hardware and software architecture [J]. Technical semifinalist paper of DARPA Urban Challenge, 2007.

[37] Broggi A, Bombini L, Cattani S, et al. Sensing requirements for a 13,000 km intercontinental autonomous drive [C]. 2010 IEEE, Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2010: 500-505.

[38] Bertozzi M, Bombini L, Broggi A, et al. The VisLab intercontinental autonomous challenge: 13,000 km, 3 months, no driver [C] Proc. 17th World Congress on ITS, Busan, South Korea, 2010:1-11.

[39] Grisleri P, Fedriga I. The Braive Autonomous Ground Vehicle Platform [C]. IFAC Symposium on intelligent autonomous vehicles. 2010, 7(1).

[40] Bertozzi M, Broggi A, Cardarelli E, et al. Equipment and capabilities of the vehicles for the VisLab intercontinental autonomous challenge [J]. Proc. GIRPR, 2012.

[41] 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, 6:8 - 20.

- [42]Guo M, Xu Y, Zhang Y, et al. A decision-making method for unmanned cars based on drivable area cutting[C]. Cloud Computing and Intelligent Systems (CCIS), 2012 IEEE 2nd International Conference on. IEEE, 2012:1210 - 1215.
- [43]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.
- [44]Chen J, Zhao P, Liang H et. al. A Multiple Attribute-based Decision Making model for autonomous vehicle in urban environment[C]. Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, IEEE. IEEE, 2014:480 - 485.
- [45]徐亮, 张自力. 基于 MAS 的驾驶行为决策模型的研究[J]. 计算机工程与科学, 2010, 32(5): 154-158.
- [46]Vanholme B, Gruyer D, Lusetti B, et al. Highly automated driving on highways based on legal safety[J]. Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on, 2013, 14(1): 333-347.
- [47]Fletcher L, Teller S, Olson E, et al. The MIT–Cornell collision and why it happened[J]. Journal of Field Robotics, 2008, 25(10): 775-807.
- [48]Wei J, Dolan J M, Snider J M, et al. A point-based MDP for robust single-lane autonomous driving behavior under uncertainties[C]. Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on. IEEE, 2011: 2586-2592.
- [49]Montemerlo M, Becker J, Bhat S, et al. Junior: The stanford entry in the urban challenge[J]. Journal of field Robotics, 2008, 25(9): 569-597.
- [50]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.
- [51]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.
- [52]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[C]. Intelligent Vehicles Symposium, 2008 IEEE. IEEE, 2008: 1131-1136.
- [53]Baker C R, Dolan J M. Traffic interaction in the urban challenge: Putting boss on its best behavior[C]. Intelligent Robots and Systems, 2008. IROS 2008. IEEE/RSJ International Conference on. IEEE, 2008: 1752-1758.
- [54]Kurt A,Ozguner U. Hierarchical finite state machines for autonomous mobile systems[J]. Control Engineering Practice, 2013,21(2): 184-194.
- [55]Ulbrich S, Maurer M. Probabilistic online POMDP decision making for lane changes in fully

automated driving[C]. Intelligent Transportation Systems-(ITSC), 2013 16th International IEEE Conference on. IEEE, 2013: 2063-2067.

[56]Brechtel S, Gindele T, Dillmann R. Probabilistic decision-making under uncertainty for autonomous driving using continuous POMDPs[C]. Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2014 IEEE 17th International Conference on. IEEE, 2014: 392-399.

[57]Brechtel S, Gindele T. Solving continuous POMDPs: Value iteration with incremental learning of an efficient space representation[C]. Proceedings of the 30th International conference on machine learning. 2013: 370-378.

[58]Cunningham A G, Galceran E, Eustice R M, et al. MPDM: Multipolicy decision-making in dynamic, uncertain environments for autonomous driving[C]. Proc. IEEE Int. Conf. Robot. and Automation, Seattle, WA, USA. 2015.

[59]Furda A, Vlacic L. Enabling safe autonomous driving in real-world city traffic using multiple criteria decision making[J]. Intelligent Transportation Systems Magazine, IEEE, 2011, 3(1): 4-17.

[60]Furda A. Real-time decision making by driverless city vehicles: a discrete event driven approach[D]. Griffith University, 2010.

[61]Chen J, Zhao P, Liang H, et al. A Multiple Attribute-based Decision Making model for autonomous vehicle in urban environment[C]. Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, 2014 IEEE. IEEE, 2014: 480-485.

[62]Yager R R, Petry F E, Intuitive Decision-making Using Hyper Similarity Matching [C]. IFSA World Congress and NAFIPS Annual Meeting (IFSA/NAFIPS), 2013:386-389.

[63]潘泉. 信息融合理论的基本方法与进展 [J]. 自动化学报. 29(4), 2003: 600-605.

[64]Kumar P, Perrollaz M, Lefevre S, et al. Learning-based approach for online lane change intention prediction[C]. Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2013 IEEE. IEEE, 2013: 797-802.

[65]Yamada K, Matsuyama H, Uchida K. A method for analyzing interaction of driver intention through vehicle behavior when merging[C]. Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, 2014 IEEE. IEEE, 2014: 158-163.

[66]Lidström K, Larsson T. Model-based estimation of driver intentions using particle filtering[C]. Intelligent Transportation Systems, 2008. ITSC 2008. 11th International IEEE Conference on. IEEE, 2008: 1177-1182.

[67]Schubert R. Evaluating the utility of driving: Toward automated decision making under uncertainty[J].

Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on, 2012, 13(1): 354-364.

[68]王晓原, 杨新月. 基于决策树的驾驶行为决策机制研究[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(2): 415-419.

[69]Ardelt M, Coester C, Kaempchen N. Highly automated driving on freeways in real traffic using a probabilistic framework[J]. Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on, 2012, 13(4): 1576-1585.

[70]Ardelt M, Waldmann P, Kaempchen N, et al. Strategic decision-making process in advanced driver assistance systems[C]. Advances in Automotive Control. 2010: 566-571.

[71]陈雪梅, 田赓, 苗一松. 面向智能驾驶行为的机器学习[J]. 道路交通与安全, 2014, 14(6): 60-64.

[72]Ardelt M, Waldmann P. Hybrides Steuerungs-und Regelungskonzept für das hochautomatisierte Fahren auf Autobahnen[J]. at-Automatisierungstechnik Methoden und Anwendungen der Steuerungs-, Regelungs-und Informationstechnik, 2011, 59(12): 738-750.

[73]Chong L, Abbas M M, Flintsch A M, et al. A rule-based neural network approach to model driver naturalistic behavior in traffic[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2013, 32: 207-223.

[74]梁燕飞. 基于知识的汽车驾驶行为特性研究 [D]. 广州: 广东工业大学, 2010.

[75]程昶, 苗夺谦, 冯琴荣. 动态粗糙模糊集及其在模糊规则提取中的应用[J]. 小型微型计算机系统, 2009, 30(2):289-294.

[76]王艳平. 基于变精度粗糙直觉模糊集的决策规则获取[J]. 计算机工程与科学, 2014, 36(3):541-544.

[77]M Kryszkiewicz. Rough set approach to incomplete information systems [J]. Information Sciences. 112(1), 1998: 39-49.

[78]蒙祖强, 史忠植. 不完备信息系统中基于相容粒度计算的知识获取方法 [J]. 计算机研究与发展. 45(增刊), 2008: 264-267.

[79]杨习贝, 杨静宇. 邻域系统粗糙集模型[J]. 南京理工大学学报. 36(2), 2012: 291-295.

[80]王丽娟, 杨习贝, 杨静宇, 吴陈. 基于多粒度理论的不完备决策规则获取[J]. 南京理工大学学报. 37(1), 2013: 12-18.

[81]庄传礼, 杨萍, 李道亮, 等. 基于神经网络和粗糙集规则的提取方法[J]. 计算机工程, 2006, 32(20):191-192.

[82]彭莉娟, 康瑞. 考虑驾驶员特性的一维元胞自动机交通流模型[J]. 物理学报, 2009, 58(2):830-835.

- [83]储兵. 基于粗糙集的神经网络在数据挖掘中的应用研究[D]. 江苏科技大学, 2013.
- [84]孟 军, 刘永超, 莫海波. 基于粗糙集理论的不完备数据填补方法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(06):175-177.
- [85]任永功, 王杨, 闫德勤. 基于遗传算法的粗糙集属性约简算法[J]. 小型微型计算机系统, 2006, 27(05):862-865.
- [86]王怀亮. 交叉验证在数据建模模型选择中的应用[J]. 商业经济, 2011(10):20-21.

攻读学位期间发表论文与研究成果清单

发表论文

[1] Gong J, Yuan S, Yan J, et al. Intuitive decision-making modeling for self-driving vehicles[C]. Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2014 IEEE 17th International Conference on. IEEE, 2014:29-34. (EI 检索号: 20152901040411)

参与研究所科研项目清单

[1] 2014.03-2016.03 国家自然科学基金——城区真实交通环境无人驾驶车辆关键技术与平台研究的申请工作

参与申请书编写及修订，并制作申报 PPT，项目已成功申请。

[2] 2014.01-2014.05 《无人驾驶汽车》系列丛书的编写与整理

《无人驾驶汽车概论》一书，主要负责第三章无人驾驶汽车环境感知技术基础部分的内容的编辑、加工与整理；

《无人驾驶车辆模型预测控制》一书，主要负责整理与校对；

以上两本书均已出版。

致谢

本课题与论文的工作是在导师龚建伟教授的悉心指导下完成的。

在我研究生学习期间，龚老师在各方面都给予了我莫大的帮助。他治学严谨、躬行践履、踏实勤奋的品质带给我极大的影响，使我受益终生。龚老师珍惜时间、勤奋科研的精神更是我学习的榜样，这种精神必将使我受益终生，在此，向龚老师致以由衷的感谢。

课题工作的顺利完成，也得到了熊光明老师、姜岩老师、陈慧岩老师的悉心指导和耐心帮助。熊老师认真细致、风趣幽默深刻影响着我，姜老师的耐心指导使我受益匪浅，陈老师对研究工作及生活的严格要求使实验室充满团队上进的气氛，也是促使我前进的动力。在此感谢他们对我的包容和鼓励。

这两年半的学习和生活中，我得到了周围其他老师及同学的很大帮助。感谢交通系的陈雪梅老师对我课题的指导与帮助，感谢田庚对我的帮助与交流。感谢智能车辆研究所的吕超老师对我课题的耐心指导，使论文内容更加完善，感谢金亚英老师对我的鼓励，为我缓解学习压力，同时也要感谢研究所其他老师对我学习生活上的鼓励。感谢除此之外，在科研工作中，还得到了智能车辆研究所同学的无私帮助。感谢宋威龙师兄的耐心指导与帮助，经常与我讨论课题，使我对研究内容有了更深的认识。感谢王琦博士、张玉师兄对使用 V-rep 仿真软件方面的指导，感谢叶刚和鲁浩师弟对我实车实验方面上的帮助。同时要感谢徐优志师弟、王彦须师弟对课题及实验室工作的帮助。同时感谢刘凯师兄、李勇师兄、孙银键师兄、李宁、王诗源、周帅、蒋键等很高兴能和你们共同学习。同时感谢智能车辆研究所 2013 级全体同学，和你们在一起科研工作不再是单调的，与你们共同学习和奋斗让我对始终以积极的心态面对压力与困难。

感谢李晓芸、张洁丽、袁婷、李璇的陪伴，我们共同努力，共同成长一起走过了 6 年半的求学生涯。感谢张瑞琳、晋碧瑄与我在研究生 2 年半时间里共同成长与进步。感谢我的舍友王义政、杨倩倩、杨淮旭、刘一荻，正因为有了你们，宿舍才成为一个温暖的家。谢谢你们，因为有你们我的研究生生活才会更加精彩！

感谢我的父母和亲人，是你们毫无保留的支持鼓励与无怨无悔的付出，让我可以心无杂念的完成学业，你们对我的肯定与信任是我在求学路上不断进取的动力！

最后，感谢在百忙中抽空评阅本文的各位专家老师！

袁盛玥

2016年1月于北京理工大学