

# 无人驾驶车辆智能水平的定量评价

孙扬

2014 年 6 月



中图分类号:

UDC 分类号:

## 无人驾驶车辆智能水平的定量评价

作者姓名	<u>孙 扬</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>苑士华教授</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>2014 年 6 月</u>



# **Quantitative Evaluation of Intelligence Levels for Unmanned Ground Vehicles**

Candidate Name:	<u>Yang Sun</u>
School or Department:	<u>School of Mechanical Engineering</u>
Faculty Mentor:	<u>Prof. Huiyan Chen</u>
Chair, Thesis Committee:	<u>Prof. Shihua Yuan</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, 2014</u>



## 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

国外无人驾驶车辆的迅速发展，从某种意义上说得益于其预先制定好的测评体系。测评体系调动了研究团队对无人驾驶车辆关键技术及智能行为的研究热情，明确了相关技术的指标，引导了无人驾驶车辆技术的快速发展。

本课题依托国家自然科学基金重点支持项目“无人驾驶车辆智能行为综合测试环境设计与测评体系研究”（90920304）和国家自然科学基金培育项目“无人驾驶车辆认知能力测试及验证环境设计与实现”（91120010）开展无人驾驶车辆的评测研究，旨在提出一种无人驾驶车辆智能水平的定量评价方法。根据无人驾驶车辆自然环境感知和智能行为决策的复杂度划分成四个评价层次，确定了基于无人驾驶车辆行为的评价指标体系。引入可拓展理论，采用可拓展层次分析法科学地、合理地确定无人驾驶车辆各级评价指标的权重。运用混沌理论量化分析无人驾驶车辆评价指标（行驶轨迹），从而实现了无人驾驶车辆智能水平的定量评价。

以无人驾驶车辆、任务、环境三者构成的复杂交互系统为研究对象，开展无人驾驶车辆智能水平评价的研究。建立了由任务复杂度、环境复杂度、人工干预程度组成的无人驾驶车辆评测模型。并根据无人驾驶车辆行驶的环境复杂度、执行任务的复杂度、人工干预的程度以及行驶质量对无人驾驶车辆智能水平进行了等级划分。

建立了相对完备的无人驾驶车辆智能水平评价指标体系。根据无人驾驶车辆自然环境感知和智能行为决策的复杂度将无人驾驶车辆评价指标体系划分成四个评价层次：评价目标、评价方面、评价要素、评价因素。建立了以无人驾驶车辆的智能水平为评价目标的多层次评价指标体系。

提出了基于优秀驾驶员驾驶车辆行驶轨迹的五次多项式理想轨迹规划方法。出于行车安全的考虑，对车辆避障换道的安全车距进行了推导。通过 GPS/DR 组合定位的方法采集优秀驾驶员驾驶车辆的行驶轨迹，获得基于优秀驾驶员驾驶车辆的行驶轨迹的初始状态和目标状态（考虑安全车距），应用五次多项式规划方法规划无人驾驶车辆的理想行驶轨迹。

采用可拓展层次分析法确定无人驾驶车辆各级评价指标的权重。可拓展层次分析法克服了层次分析法在解决专家经验判断的模糊性问题和判断矩阵的一致性问题，有效避免了层次分析法中的大量试算工作，这样既能保证专家判断结果的真实性，又能

保证判断矩阵的一致性，使得无人驾驶车辆各个评价指标的权重更加合理。

运用混沌理论实现了对无人驾驶车辆行驶轨迹的量化分析。采用 C-C 的方法同时确定了无人驾驶车辆行驶轨迹偏差时间数据序列的时间延迟和嵌入维数，对偏差时间数据序列进行了相空间重构。应用改进的 wolf 方法计算无人驾驶车辆行驶轨迹偏差时间数据序列的 Lyapunov 指数。无人驾驶车辆行驶轨迹的量化表示可以实现无人驾驶车辆的定量评价，从而为无人驾驶车辆测评体系的完善和测评标准的建立打下了良好的基础。

采用基于混沌可拓展层次分析法完成了无人驾驶车辆智能水平的定量评价。基于混沌的可拓展层次分析法不仅可以对无人驾驶车辆的单个评价指标进行评价，还可以综合各级指标进行综合评价，由此找出无人驾驶车辆某个方面的不足，指明以后改进的方向。

**关键词：**无人驾驶车辆；定量评价；混沌；Lyapunov 指数；

## Abstract

In a sense, the rapid development of unmanned ground vehicles benefits from the pre-established test and evaluation system. The test and evaluation system has played an important role and formulated the related technical indicators to guide the development of unmanned ground vehicles.

Depended on "Research on Comprehensive Test Environment Design and Evaluation Architecture of Intelligent Behavior for Unmanned Ground Vehicles" (90920304) and "Design and Implementation of the Verification Environment for Cognitive Ability Tests of Unmanned Ground Vehicles" (91120010) supported by National Natural Science Foundation of China, the research of the test and evaluation system has been carried out by stages, with the purpose of proposing a quantitative evaluation method for the intelligent level of unmanned ground vehicles. The evaluation index system was divided into four evaluation levels established based on the complexity of the environment perception and the intelligent behavioral decision-making of unmanned ground vehicles. The scientific and rational weights of evaluation indexes were determined by the extended AHP method. The chaos theory was used for quantitative analysis of the evaluation index of unmanned ground vehicles, so as to achieve the quantitative evaluation of the intelligent level of unmanned ground vehicles.

Firstly, the quantitative evaluation of the intelligent level of unmanned ground vehicles was studied. The complex interactive system which was consisted of unmanned ground vehicles, tasks and environment was the object of the study. The evaluation model of unmanned ground vehicles was established by the complexity of the task, the complexity of the environment and the degree of human intervention. The intelligent level of unmanned ground vehicles was classified according to the complexity of the task, the complexity of the environment, the degree of human intervention and the quality of the running quality.

Secondly, the relatively complete evaluation index system was established for the intelligent level of unmanned ground vehicles. Four evaluation levels: evaluation objectives, evaluation aspects, evaluation elements, evaluation factors, were divided based on the complexity of the environment perception and the intelligent behavioral decision-making of unmanned ground vehicles. The multi-level evaluation index system was established with the intelligent level of unmanned ground vehicles as the evaluation objective.

Then, the quintic polynomial of the ideal trajectory planning method was proposed based on the excellent driver's trajectory. Considering traffic safety, the safe spacing of lane change avoidance was deduced. The excellent driver's trajectory was collected through the method of GPS/DR integrated positioning, Then the initial states and the target states of the vehicle were obtained (considering the safe spacing). The ideal trajectory of unmanned ground vehicles was planned by the five polynomial of the planning method.

Furthermore, the weights of evaluation indexes were determined by the extended AHP method. The method overcame the ambiguity problem of the AHP expertise judgment and the consistency problem of the judgment matrix. Using extension theory with the interval number instead of point values, the extension judgment matrix was constructed, which made the weights of evaluation indexes more reasonable.

Afterward, the trajectory of unmanned ground vehicles was quantitative analyzed based on chaos theory. The time delay and the embedding dimension of the deviation time series of unmanned ground vehicles were determined by the C-C method, then the phase space of the deviation time series was reconstructed. The Lyapunov exponent of the deviation time series was calculated by the wolf method. The quantitative representation of the trajectory of unmanned ground vehicles can realize quantitative evaluating of unmanned ground vehicles, so as to lay a good foundation for improvement of the evaluation system and establishment of the evaluation criteria.

Finally, the chaos extension analytic hierarchy process (Chaos-EAHP) method was successfully applied to quantitatively evaluate the intelligent level of unmanned ground vehicles. The Chaos-EAHP method can quantitatively evaluate the individual module and the overall technical performance of unmanned ground vehicles, and it guides the unmanned ground vehicles not only to complete the task, but also to complete the task with high standard and high quality.

**Key Words:** unmanned ground vehicles; quantitative evaluation; chaos; Lyapunov exponent

## 目录

第 1 章 绪论 .....	1
1.1 无人驾驶车辆研究现状 .....	1
1.2 无人驾驶车辆评价的国内外研究现状 .....	4
1.2.1 国外研究现状 .....	4
1.2.2 国内研究现状 .....	12
1.3 本文的研究意义及主要研究内容 .....	15
1.3.1 本课题的研究背景和意义 .....	15
1.3.2 主要研究内容及结构 .....	17
第 2 章 无人驾驶车辆运动的混沌性 .....	19
2.1 混沌理论简介 .....	19
2.2 无人驾驶车辆行驶轨迹的采集 .....	21
2.2.1 测试内容设计 .....	21
2.2.2 测试环境设计 .....	22
2.2.3 无人驾驶车辆的定位 .....	23
2.3 无人驾驶车辆理想轨迹规划方法 .....	26
2.3.1 理想轨迹规划 .....	27
2.3.2 基于优秀驾驶员驾驶车辆行驶轨迹的五次多项式规划方法 .....	31
2.4 无人驾驶车辆运动的混沌性 .....	37
2.5 本章小结 .....	40
第 3 章 无人驾驶车辆智能水平等级划分 .....	41
3.1 无人驾驶车辆评测模型 .....	42
3.2 无人驾驶车辆智能水平等级划分 .....	43
3.2.1 美国自主性等级划分 .....	43
3.2.2 智能水平等级划分 .....	44
3.3 本章小结 .....	47
第 4 章 无人驾驶车辆行驶轨迹的量化分析 .....	49

4.1 偏差时间数据序列的确定性和稳定性检验.....	49
4.1.1 确定性检验.....	50
4.1.2 稳定性检验.....	51
4.2 无人驾驶车辆轨迹偏差的时间数据序列的相空间重构.....	52
4.2.1 偏差时间数据序列的相空间重构.....	53
4.2.2 偏差时间数据序列吸引子的重构.....	54
4.3 无人驾驶车辆与环境交互的量化分析.....	59
4.3.1 李雅普诺夫指数估计方法.....	60
4.3.2 预测时域.....	66
4.3.3 吸引子的维数.....	67
4.4 试验验证.....	69
4.4.1 避让静态障碍物试验.....	69
4.4.2 避让静态障碍物的理想轨迹规划.....	69
4.4.3 相空间重构.....	71
4.4.4 量化分析结果.....	72
4.5 本章小结.....	73
第5章 无人驾驶车辆智能水平的定量评价 .....	75
5.1 无人驾驶车辆评价指标体系.....	75
5.1.1 评价指标的选取.....	76
5.1.2 评价指标的筛选.....	78
5.2 无人驾驶车辆评价指标权重的确定.....	78
5.2.1 层次分析法.....	79
5.2.2 可拓展层次分析法.....	81
5.3 无人驾驶车辆智能水平的定量评价.....	83
5.3.1 成本函数法.....	84
5.3.2 模糊综合评价法.....	89
5.3.3 基于混沌可拓展层次分析法的无人驾驶车辆的定量评价.....	95
5.4 本章小结.....	99

第 6 章 结论与展望.....	101
全文总结.....	101
创新点.....	102
展望.....	103
参考文献.....	104
攻读学位期间发表论文与研究成果清单 .....	115
致谢.....	117
作者简介.....	118





## 第 1 章 绪论

### 1.1 无人驾驶车辆研究现状

无人驾驶车辆利用车载传感器来感知车辆自身状态和周围环境，并根据感知所获得的路径、车辆位置和障碍物信息通过自动操纵执行机构来控制车辆的速度和转向<sup>[1-2]</sup>。它是一个集导航、环境感知、控制与决策、交互等多项功能于一体的综合智能系统<sup>[3]</sup>。

二十世纪八十年代初期，美国国防部高级研究计划局(Defense Advanced Research Project Agency, DARPA)发布战略计算计划<sup>[4]</sup>。无人驾驶车辆(Unmanned Ground Vehicle, UGV)是其中三大重要组成部分之一<sup>[5]</sup>，其代表成果包括卡内基梅隆大学研制的 NavLab 系列无人驾驶车辆<sup>[6-7]</sup>。NavLab11<sup>[8]</sup>是目前该系列无人驾驶车辆最新的平台，它由一辆吉普牧马人改装而成，主要用于环境感知的研究<sup>[9]</sup>。美国国防部专门立项制定了地面无人作战平台的战略计划，从而开始大规模自主陆地作战车辆的研究<sup>[10]</sup>。此后美国相继制定了联合机器人计划<sup>[11]</sup>、Demo 计划<sup>[12-13]</sup>、战术移动机器人计划<sup>[14]</sup>、无人地面战斗车辆计划<sup>[15-16]</sup>、越野机器人感知计划<sup>[17]</sup>、未来战斗系统计划<sup>[18]</sup>等，力求发展由无人平台和自主平台构成的无人作战系统。斯坦福大学同样也在八十年代开始了无人驾驶车辆的研究，由其研发的 Stanley 无人驾驶车辆<sup>[19]</sup>是由大众 R5 改造而成。整个系统处理传感器数据的频率可达 100Hz，实施纵向（油门和制动）和横向（转向）控制的频率可达 20Hz<sup>[20]</sup>。更为重要的是，Stanley 无人驾驶车辆还拥有鲁棒性较强的算法，包括 GPS 和 IMU 融合的车辆状态估计算法<sup>[21]</sup>、基于雷达的三维地形分类算法<sup>[22]</sup>、基于视觉的地形分类算法<sup>[23]</sup>、道路属性估计算法<sup>[24]</sup>等。

卡内基梅隆大学的 Tartan Racing 车队的无人驾驶车辆“Boss”是由一辆雪佛兰 Tahoe 改装而成<sup>[25]</sup>。它的整个软件系统由四个子系统组成：感知系统、运动规划系统、任务规划系统和行为系统<sup>[26]</sup>。在城市环境下，它可实现避障、自动泊车、会车等功能，其最高速度为 48km/h。自 2010 年以来，Google 公司也成立了无人驾驶车辆研究项目<sup>[27]</sup>，试图开发一套能够基本取代驾驶员控制车辆的人工智能软件系统。Google 无人驾驶车辆已经完成了上百万公里的测试行驶，并未出现任何事故。不过

在困难路况下行驶时,仍然需要驾驶员的介入。Google 无人驾驶车辆的负责人 Thrun 表示如果完全自动驾驶,能够保证在 5 万英里内不出现重大事故<sup>[28]</sup>。2012 年 5 月 8 日美国内华达州机动车管理处为 Google 无人驾驶车辆颁发了合法车牌<sup>[29]</sup>,随后加利福尼亚州和佛罗里达州也允许给无人驾驶车辆颁发牌照上路,预计 2015 年 Google 无人驾驶车辆将获得能够正式上路行驶资格。



图 1.1 Boss 无人驾驶车辆



图 1.2 Google 无人驾驶车辆

德国慕尼黑联邦国防大学在二十世纪八十年代早期开始无人驾驶车辆技术的研究<sup>[30-31]</sup>。迄今已经开发出 VaMoRs<sup>[32]</sup> 和 VAMP (VaMoRs-P) 两款无人驾驶车辆。VAMP 无人驾驶车辆在 Transputer 视觉系统的指导下,实现了从德国慕尼黑到丹麦欧登塞共 1600km 的长距离自主行驶,其中 95% 的路程是自主行驶,进行 400 多次换道,最高时速 130km/h。意大利帕尔玛大学 ARGO 系列无人驾驶车辆<sup>[33-35]</sup>进行了 2000 多公里的高速公路自主行驶实验,它的最高车速可达 112km/h<sup>[36]</sup>。2010 年,德国柏林自由大学研发了 MIG (MADE IN GERMANY) 无人驾驶出租车<sup>[37]</sup>。该平台以大众帕萨特为原型,采用 Drive-by-Wire (线控) 技术对车辆运动进行控制<sup>[38-39]</sup>。意大利帕尔玛大学 Vislab 实验室研制的 4 辆无人驾驶电动车 Porter 于 2010 年 7 月 20 日从意大利帕尔玛出发,沿着当年马可波罗的旅行路线进行他们的洲际挑战 (Intercontinental Autonomous Challenge) 之旅,历时三个月,行程一万三千公里<sup>[40-41]</sup>,最终抵达中国上海世博园现场,这是至今距离最远的无人驾驶车辆挑战项目<sup>[42-45]</sup>。

我国无人驾驶车辆的研究始于“八五”计划,1995 年由北京理工大学、国防科技大学等联合研制成功我国第一辆无人驾驶车辆 ATB-1,并通过了国家相关部门验收与技术成果鉴定<sup>[46-47]</sup>。相继研制了 ATB-2 和 ATB-3,实现了在准结构化和非结构化道路以及越野环境下的自主行驶功能。此外,国内还有一些具有代表性的无人驾驶车辆研究成果,其中包括北京理工大学研制的 BIT<sup>[48]</sup>和 Ray,清华大学研制的 THMR-V<sup>[49-50]</sup>,国防科技大学研制的 CITAVT-IV<sup>[51]</sup>及其与中国一汽合作研究的“红

旗”无人驾驶车辆，吉林大学研制的 JLUIV，西安交通大学研制的 Springrobot 以及上海交通大学研制的 CyberC3 等。国防科技大学于 2011 年 8 月在长沙到武汉之间 286 km 的高速公路上完成了无人驾驶试验。试验过程中仍然有驾驶员坐在方向盘后并在个别情况下进行了人工干预。

综上所述可以看出研发无人驾驶车辆的大多是高校、研究所等机构，现如今汽车企业和互联网公司等企业也加入到无人驾驶车辆的研发行列。在 2014 年拉斯维加斯国际消费电子展（Consumer Electronics Show, CES）上，奥迪和宝马展示了公司研发的无人驾驶车辆<sup>[52]</sup>。大众汽车公司于 2010 年在大众途观上推出了第一代自动泊车系统；2011 年 6 月，又综合了多种辅助驾驶功能，并且能在 130km/h 的速度下实现自动驾驶<sup>[53]</sup>。奔驰 S500 “Intelligent Drive”能够全方位检测危险，并通过视觉、听觉或触觉对驾驶员发出警告，甚至能够采取纠正措施，从而增加车辆行驶的安全性<sup>[54]</sup>；该车预计于 2020 年对外发售<sup>[55]</sup>。2013 年 6 月，沃尔沃宣布将在 2014 年量产全球第一辆自动驾驶技术汽车。2013 年 8 月，日产宣布 2020 年推出价格合理、节能的无人驾驶汽车<sup>[56]</sup>。法国的机器人公司推出了世界上首款商用电动无人驾驶车辆 Navia<sup>[57]</sup>，最高速度为 20km/h。这种无人驾驶车辆可以应用于一些公共场所，用来日常维护或运送行动不便的人士，而不能适用于家庭日常使用。传统的无人驾驶车辆是通过车载计算机对雷达、激光雷达和摄像头的信息进行分析和识别，2014 年 Nvidia<sup>[58]</sup>在 CES 展会上演示了 K1 图形处理器，可以直接识别路面信息、车道线和路面上的其他交通工具。Nvidia 能够针对不同目标、街道标识和信号提供一个视觉识别模式基本资料库，其功耗控制出色非常适用于无人驾驶车辆的移动终端设备。



图 1.3 各汽车厂商研发的无人驾驶车辆

## 1.2 无人驾驶车辆评价的国内外研究现状

在无人驾驶车辆评价技术发展的初期,大多数的评价均是各个研发单位根据自身情况对其单项或部分功能要求进行单项指标评价。随着单项技术以及集成系统的成熟,评价由单项评价向复杂综合能力评价发展,逐渐出现了第三方的评价,但是评价方法大都是定性的评价(定性评价是不采用数学的方法,根据评价者对评价对象的表现直接对评价对象做出定性结论的价值判断)。对无人驾驶车辆定量的评价很少,只有简单的以完成任务时间来评价无人驾驶车辆。定性评价是先于定量评价存在的一种相对简单的评价方法。无人驾驶车辆最先采用的是定性(存在性证明与性质)分析,随着技术的不断发展,对无人驾驶车辆的评价就不再满足于“存在性证明”或作大致判断,而是要求对其进行定量(确定各成分的数量)评价。伴随着机器人技术的快速发展,有部分学者运用动力系统理论、混沌理论、时间序列分析等方法对移动机器人行为进行了定量分析。借鉴机器人行为的量化分析方法,对无人驾驶车辆在未知环境下的自主行驶轨迹进行量化分析,从而实现无人驾驶车辆智能水平的定量评价。

### 1.2.1 国外研究现状

#### (1) 无人驾驶车辆的定性评价

20 世纪 50 年代末至 60 年代末科学家主要是在探索采用电缆等方式实现车辆的自动控制<sup>[59]</sup>,并对其进行评价,其中美国的 RCA 和 GM、OSU、英国道路交通研究所、德国 Siemens 公司、日本机械技术研究所等都开展过相关研究<sup>[60]</sup>,测试的重点是在已知简单的高速公路环境下车辆的基本控制能力(包括纵向和横向控制),对其基本的控制能力进行评价。

20 世纪 70 年代初至 80 年代末,各研究单位主要开展基于视觉的无人驾驶车辆导航方式的研究,侧重于基本原理和车辆的速度测试。1977 年,日本机械技术研究所进行了世界上首次基于机器视觉的自主汽车驾驶系统道路试验<sup>[61]</sup>,在特别设计的道路环境下针对汽车白线检测、导航、检测躲避障碍的能力进行了测试,汽车能以 30km/h 的速度完成简单的循线、导航和避障的任务;80 年代前期美国 Maryland 大学开发了自主性陆地车辆(Autonomous Land Vehicle, ALV)用于越野环境下的无人侦察<sup>[62]</sup>,能以 5km/h 的速度在无障道路上自主导航作为目标;80 年代后期 CMU 开发了 NavLab-1 无人驾驶车辆,它完成图像处理、图像理解、传感器信息融合、

路径规划和车体控制<sup>[63]</sup>，车体行动速度较低，试验更注重考察其算法的有效性；日产与富士通联合研制了 PVS 无人驾驶车辆，具有自动回避静止障碍物及夜间、雨天等恶劣天气下自动驾驶的功能；而德国联邦国防军大学（Universität der Bundeswehr München）也开发了 VaMoRs 无人驾驶车辆<sup>[64]</sup>。

20 世纪 90 年代初至 2000 年，是无人驾驶车辆的快速发展阶段，这一时期的测试评价主要为系统调试(Debugging)，主要测试一些功能性指标和物理性指标。例如欧洲的 PROMETHEUS 项目采用机器视觉和雷达技术，实现了车道保持系统和自动避碰辅助系统<sup>[65]</sup>，并对汽车距离预警、车道线跟踪等多项技术分别做出了评价，并根据评估结果结合发展需求制订了进一步的研究计划；1995 年美国为了提高交通安全和减少交通阻塞，开展了一系列汽车自动驾驶系统的研究。研究项目包括以加州大学伯克利分校为中心的 PATH 项目，它主要研究横向控制和队列之间保持车距的纵向控制，以 AVCSS 为重点的面向汽车自动驾驶的大型研究项目，结合安全交通和实际交通目标评价对车体的控制能力<sup>[66]</sup>；1997 年美国交通部在加州地区进行了汽车自动驾驶的 AHS 项目的示范性试验<sup>[67]</sup>；而其后进行了车辆安全辅助驾驶为中心的 IVI 项目的研究，对于安全性和可靠性进行了严格评价，现如今已经有部分研究成果先后应用在轿车、货车、巴士以及特种车辆等领域<sup>[68]</sup>。90 年代美国提出了由 DARPA 负责实施的 DEMO 计划，将先后研制的 10 辆自主行驶的实验样车在复杂的环境中按照军事需求进行了自主导航能力的可靠性评价<sup>[69]</sup>。Munoz 等人在对无人驾驶车辆进行评测的过程中，提出了与安全性能和与轨迹平滑度相关的节能性指标<sup>[70]</sup>。此外，日本也在这一时期开展了 ASV、SSVS、ARTS 重大项目都涉及到了无人驾驶车辆的研究和评测验证<sup>[71-73]</sup>。

Oliver wulf 将公路局的精确地图和蒙特卡洛的定位信息作为真值(Ground Truth, GT)，对 6D 同时定位与地图构建 (Simultaneous Localization and Mapping, SLAM) 定位算法的性能进行评价，评价指标有：位置误差均方差、位置误差最大值、角度误差均方差、角度误差最大值，定位结果与 GPS 定位、航位推算定位进行比较<sup>[74]</sup>。J.Guivant 利用 RTK-GPS 对 SLAM 算法进行实验评价<sup>[75]</sup>，通过 SLAM 定位的误差曲线来评价其定位性能的优劣。S.Bren Colegrove 建立了一套比较完整的轨迹跟踪的评价指标体系，将整个轨迹跟踪过程分为：跟踪建立，跟踪持续，跟踪结束。利用跟踪误差、轨迹穿越次数等 15 个评价指标来评价车体控制的性能，并提出了基于专家评分的指标权重分配方法，整个评价过程在仿真条件下进行<sup>[76]</sup>。

还有很多关于计算机视觉的评价,采用 IT (Image Truth) 的评价方法,也就是说整个评价都是在图像中进行。首先人工标注出被检测物在图像中的真实位置,然后与检测算法所检测到得被检测物位置进行比较,研究以漏检率、误检率和 ROC (Receiver Operating Characteristic) 曲线为评价指标<sup>[77-78]</sup>。往往采用基于 GT 的评价方法对非视觉的障碍物检测进行评价, Javier Diaz Alonso<sup>[79]</sup>使用激光雷达检测车辆换道时周边车辆的位置,与车辆上的 GPS 定位的位置坐标进行对比,作出评价结果。2006 年车辆换道条件下的障碍物检测指标体系 ISO 已经发布,以误检率和漏检率为评价指标对车辆检测性能进行评价<sup>[80]</sup>。

无人驾驶车辆是一种智能系统,其中一个重要的能力是学习能力,一些研究者以学习能力的评价为研究方向。Shneie 对 LAGR 项目中无人驾驶车辆的学习能力进行了测试和评价。对无人驾驶车辆的地形通过的学习能力进行评测,通过检测多次通过后地形识别的误差,对车辆的学习能力进行了评估<sup>[81]</sup>。无人驾驶车辆另外一个重要的能力是地图构建的能力。Wagan 提出了 HCD( Harris Corner Detector)方法,用以得到真值和被测数据的特征点,利用特征点的匹配程序估计地图构建的能力<sup>[82]</sup>。Censi 提出了利用贝叶斯边界的方法用来评价两个不同无人驾驶车辆的 SLAM 能力<sup>[83]</sup>。

## (2) 无人驾驶车辆的定量评价

前文无人驾驶车辆的评价方法是定性的评价,定性评价方法存在很大的主观性和倾向性。为了无人驾驶车辆技术的发展,要采用定量评价的方法。定量评价采用数学的方法,测试和处理数据,对评价对象做出定量结果的价值判断,使评价结果更加科学、准确。

2000 年后,无人驾驶车辆在美国军方无人战争的迫切需求和全球汽车电子方面的巨大市场潜力的驱动下,在军用和民用领域均处于迅猛发展的阶段。随着单项技术以及集成系统的逐渐成熟,测试与考核方法由单项测试向复杂综合能力测试发展,并出现了第三方的测试。

2002 年美国军方重点支持“未来作战系统(Future Combat System, FCS)”计划<sup>[84-85]</sup>,并对相关研究进行测试评价,目标是“将军用机器人系统扩散到 21 世纪战斗系统的每个角落,执行恶劣危险环境下的任务以及单调乏味的工作,同时为一系列的冲突和军事任务提供全新的作战能力”。Urmson, C<sup>[86]</sup> 对无人驾驶车辆 Boss 的导航能力进行了测试和评价,测试内容包括:未知路径跟踪测试 (Blind Path Tracking



Test, BPT), 无人驾驶车辆通过位置传感器跟踪预先规划的路径的测试; 感知辅助的路径跟踪测试 (Perception Assisted Path Tracking Test, PAPTT), 无人驾驶车辆在处理传感器感知信息辅助下的跟踪规划路径的测试; 感知规划测试 (Perception Planning Test, PPT), 无人驾驶车辆为了避免碰撞感知的障碍动态修改预先规划的路径的测试。20 世纪 90 年代无人驾驶车辆的测试和评价得到了美国军方的推动。DARPA 在 PerceptOR 项目中进行了无人驾驶车辆环境感知能力的评价实验<sup>[87]</sup>。此实验选择了美国 6 个具有代表意义的环境展开测试, 对无人驾驶车辆在树林、沙漠、草地、山区等多种地形下的工作性能进行评价。评测的特点是: (1) 采用统一的 Honda Foreman Rubicon 全地形车作为测试对象; (2) 测试人员是独立于开发人员的, 也就是说测试的路线和环境对于开发人员是完全未知的; (3) 对任务均进行人工、遥控和自主行驶三种测试; (4) 建立了多重评价指标; (5) 在不影响车辆自主行驶的前提下测试车辆状态, 并配备统一的 E-Stop 装置<sup>[88]</sup>; (6) 最终的评价结论是由测试人员和开发人员共同对无人驾驶车辆运行内部数据进行对比分析得到的。PerceptOR 项目无人驾驶车辆测试环境如图 1.4 所示, PerceptOR 的测试是上个世纪末最值得研究的测试之一。此后 DARPA 组织了三届无人驾驶车辆比赛, 分别是 2004 年、2005 年的 Grand Challenge 和 2007 年的 Urban Challenge<sup>[89]</sup>均受到了这个项目测试评价的影响, 测试完全是第三方的测试, 测试环境和测试内容对于参赛车队是完全未知的, 比赛以完成所有规定项目所消耗时间的长短作为评价指标。

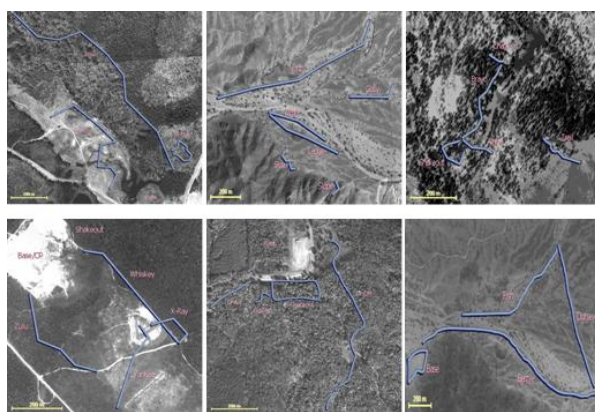


图 1.4 PerceptOR 无人驾驶车辆测试环境

2004 年 3 月 14 日, 美国的 15 支无人驾驶车辆队伍参与了从洛杉矶至拉斯维加斯穿越莫哈韦沙漠共 142mile (约合 240km) 的 Grand Challenge, 路程崎岖, 包括路况好的公路、之字形爬坡路、艰难的丘陵道路、沼泽地、泥泞的沟壑、急转弯和陡坡等。比赛中没有一个队伍完成全程, 最终, CMU 的 Sandstorm 自主行驶了 7.4mile

取得第一名<sup>[90-91]</sup>，也只是完成了整个赛程的 5%。



图 1.5 第一届 DARPA Grand Challenge 前三名车队

2005 年 10 月，DARPA 举办了第二次沙漠越野挑战赛。资格赛中无人驾驶车辆的考核指标有：完成任务的时间；避开障碍物的数目；通过的门数。资格赛分成 4 次比赛，虽然每一轮比赛有 3 个考核指标，但最终它只是简单地使用“完成比赛的数目”和“总的通过的门数”来对参赛队伍进行排名。比赛前两个小时公布比赛路线，主办方提供路网文件包含比赛路线上的 2935 个“路点”的方位与海拔等详细资料。本届比赛共有 5 支队伍自主行驶完全程，其中 Stanford 大学的 Stanley 以 6 小时 53 分 58 秒的最短时间自主走完全程获得第一名<sup>[92]</sup>。



图 1.6 第二届 DARPA Grand Challenge 完成全程的车队

2007 年举办了 DARPA Urban Challenge<sup>[93]</sup>，比赛在一个废弃的军事基地举行，整个赛程为 96 km 的模拟城市交通环境，要求参赛车辆必须遵守城市交通规则，避免与动态车辆和障碍物发生碰撞，最终还需要完成三项军事运输任务。考核的指标包括：在城市环境中，无人驾驶车辆能够以时速 20mile 的速度安全正确的自主行驶。车距保持、车道线识别、限速、安全走停行为（通过十字路口，驶出停车场等）、停车（包括路口、GPS 坐标指定的停车位置）、在 GPS 信号完全或者部分堵塞区域的安全行驶行为、在 GPS 导航点密度稀疏或精度低的路面（结构化和非结构化路面）行驶能力、正确换道、会车、距离停车线 1m 内停车、泊车、U-turn、动态规划、路口停车车距保持、队列走停没有过多延迟。但是交通标志和交通信号灯识别、行人



识别、高速行驶（高速行驶和高速会车，比赛车速限制在 30mile 以内）、非结构化道路的行驶和导航并未考核。为了顺利举办比赛，规定完成所有任务的总时间不得超过 6 小时。超时、犯规、危险动作等均会扣分，最终计算总的完成时间以及加减分来决定胜负。最终有 6 辆车完成了 96km 的路程，CMU 的 Boss 无人驾驶车辆以 4 小时 10 分 20 秒的成绩夺得第一名，其平均速度为 22.53km/h。



图 1.7 DARPA Urban Challenge 完成全程的车队

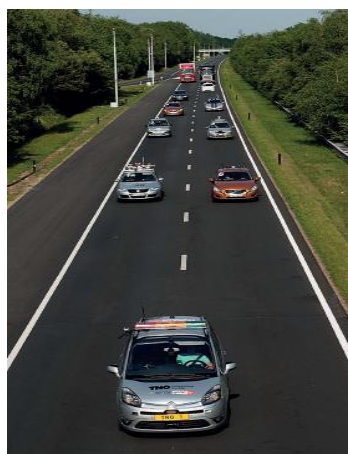


图 1.8 GCDC 比赛

2011 年 5 月由荷兰应用科学研究院(The Netherlands Organization for Applied Scientific Research, TNO)和荷兰高科技汽车系统创新计划(The Dutch High Tech Automotive Systems innovation program, HTAS)组织的第一届 GCDC(Grand Cooperative Driving Challenge)比赛在荷兰的埃因霍温和赫尔蒙德之间举行，利用车间距离等指标来评价无人驾驶车辆纵向控制和协作的性能。比赛的目的是无人驾驶车辆在自主行驶的基础上加快实现无线通信的互操作性，提高合作驾驶并着眼于实时应用，以改善交通流量，减少交通拥堵。在有限的道路资源下合理地、最大化地

增加交通流量<sup>[94]</sup>。研究院计划于 2016 年举办第二届 GCDC 比赛。

此外, 2005 年 9 月, 澳大利亚开展了 ITS 领域名为 SmartDemo 的无人驾驶车辆比赛<sup>[95]</sup>, 侧重于试验近 10 年来全球涌现出来的在车辆主动安全领域的技术进展, 包括前向避碰警告、盲点监视、自适应巡航控制、车道偏离警告、夜视、辅助操控、事故前安全系统和拥塞控制系统等系统的测试与评价。



图 1.9 ELROB 无人驾驶车辆

2006 年 5 月, 欧洲也举办了第一届类似于 DARPA Grand Challenge 的以军方为背景的机器人汽车试验赛(European Land-Robot Trial, ELROB)<sup>[96]</sup>, 有来自德国、法国、英国、葡萄牙和瑞士 5 国的大学和公司组成的共 20 个参赛队伍参与了在德国 Hammelburg 军方训练场举行的比赛, 全程穿越 240km 的沙漠, 允许车辆以自主或遥控方式行驶。与美国的“挑战赛”不同, 欧洲的比赛更加强调自主性。美国的挑战赛的无人驾驶车辆是沿着由 GPS 导航定义的路线连接起来的轨迹行驶, 而 ELROB 则不允许密集地使用卫星导航。2007 年, 欧洲又举办了面向城市环境 C-ELROB 的比赛, 测试环境中设计了针对城市环境的多种场景, 考察无人驾驶车辆在未知环境中感知、导航和控制的能力, 要求参赛车辆能够在指定的未知环境中自主驾驶和采集相关指定信息。此后, ELROB 又分别在 2008 年 6 月、2009 年 8 月、2010 年 5 月、2011 年 6 月、2012 年 9 月、2013 年 9 月举办了六次赛事, 比赛环境根据任务分民用和军用而不同, 并每年交替进行。2013 年 7 月, 意大利帕尔玛大学 Vislab 实验室研制的无人驾驶车辆进行了复杂城市交通环境中的自动驾驶测试<sup>[97]</sup>。车辆通过 GPS 地图、车道线以及道路中可能的障碍物来规划车辆行驶轨迹, 车辆速度则由道路几何信息、障碍物信息和道路限速信息共同决定。车辆通过发送 CAN 消息到各个执行机构实现自动驾驶<sup>[98]</sup>。

近年来, 美国国家标准与技术研究院 (National Institute of Standards and

Technology, NIST) 试图建立一个框架 ALFUS (Autonomy Levels for Unmanned Systems) 用来测试评价智能系统的自主水平等级, 智能系统的自主水平由人工独立度、环境复杂度和任务复杂度来共同确定<sup>[99-101]</sup>。Evans 在对无人车辆 XUV 和博弈系统深蓝进行分析后, 提出了一种通用的基于代价(Cost)分析的测试方法<sup>[102]</sup>。无人驾驶车辆的客观量化评价比较困难。卡内基梅隆大学的学者针对无人驾驶车辆 Boss 在 2007 年 DARPA 城市挑战赛低速、低密度的交通环境, 提出了一套结合成本的量化评价方法<sup>[103]</sup>。Jurriaan van Diggelen<sup>[104]</sup>提出了一种应用为中心的无人驾驶车辆评价方法, 并且对 UGV 测试发展给出了指导。考虑的问题如: 抽象与现实的测试以及这些对它们有效性的影响, 考虑了操作要求, 人为因素, 技术的限制和条件。WANG YueChao<sup>[105]</sup>等总结介绍了关于自主无人系统的评价方法, 主要包括: 等级评价方法, 双轴法, 三轴法, 查表法、公式法、蛛网评价模型法。无人驾驶系统的自主评价方法必须考虑多样性, 多维性, 层次性, 以及初级和次级的应用目标和系统本身的性质, 在制定和描述自主无人系统的自主性能避免歧义。并指出由于技术差距, 文化差异, 安全等级划分和其他的原因, 研究人员难以交换意见。Sigal Berman<sup>[106]</sup>研究了自动导引车辆 (Autonomous Guided Vehicles System, AGVS) 控制系统的评价, 所开发的方法提供了一个系统化的方法模型, 分析和比较不同的自动导航车辆系统控制方法。为了证明该方法, 它被应用于评估最近开发的 AGVS 控制方法。

### (3) 移动机器人行为的定量分析

伴随着机器人技术的快速发展逐渐出现了对移动机器人行为的定量分析。Ulrich Nehmzow 等提出一种定量描述移动机器人行为的方法。不能孤立地研究机器人行为, 提出机器人-环境交互理论。应用动力学系统理论、时间序列分析和混沌理论方法对移动机器人行为进行定量分析。通过 Pioneer II 试验表明机器人行为具有确定性混沌<sup>[107-108]</sup>。YUAN F.ZHENG<sup>[109]</sup>将多个传感器整合一个机器人作为一个系统并对其进行性能评价。整个系统的成本由成本函数和损失函数确定, 前者与传感器的响应时间有关, 后者受到传感器的不确定性影响。Smither<sup>[110]</sup> 提出行为不是智能体的一个集合而是智能体与环境交互的动态过程构成的, 并首先提出应用动力系统理论方法来了解机器人与环境的交互作用, 为机器人性能的定量测量打下了基础。Schoner<sup>[111-112]</sup> 也应用动力学系统理论定量分析机器人行为。Nehmzow<sup>[113-114]</sup>应用统计学方法评估机器人的定位系统性能。Gat<sup>[115]</sup>通过测量到达目标的时间和距离, 对

移动机器人和仿真结果进行对比。Lee<sup>[116]</sup>讨论了如何根据机器人实时数据建立一个可信的模型。Ulrich Nehmzow<sup>[117]</sup>提出了一种定量描述机器人与环境交互的方法，在笛卡尔空间分析机器人的行为（轨迹分析）。定量测量机器人和环境的交互基于对机器人随时间推移的行驶轨迹进行分析。用指数误差生长因子 EGF 来估计机器人行驶轨迹随初始条件改变的敏感程度，如：机器人的两条行驶轨迹由于起始点的略微不同随时间偏移的程度应用于机器人与环境的交互的定量描述。这实质上是用相空间的一维吸引子估计系统最大 Lyapunov 指数。Tom Duckett<sup>[118]</sup>对移动机器人定位质量评价提出了一般性能测量和标准的试验程序。一些科学的理论方法已经被应用，统计性能测量比如：列表统计、复杂度测量、动力系统理论、混沌理论已经应用于移动机器人，但是定性描述和存在性证明还占据主导地位。

由此可以看出机器人行为的定量分析是简单的室内环境以及简单的执行任务（如圆轨迹跟踪，沿墙行走，避障等），并未实现机器人在复杂环境以及复杂任务下的行为的定量分析。

### 1.2.2 国内研究现状

#### （1）无人驾驶车辆的定性评价

国内无人驾驶车辆评价在开始阶段以研究单位为主的单方评价，评价是伴随着无人驾驶车辆单项技术研究过程中，并且是定性的评价。

上海交通大学<sup>[119]</sup>以定位经度、纬度等作为评价指标，将事先预定的传感器信息融合算法作为评估真值，评估 GPS 和惯性元件组合导航数据融合算法的性能。钱钧<sup>[120]</sup>采用 RTK GPS 获取车辆的真实位姿，以定位误差和姿态测量误差作为评价指标来评价基于路标的无人驾驶车辆定位方法性能。潘广林<sup>[121]</sup>为了解决航迹的目标源归属问题用于评估实际目标跟踪系统，提出了一种适用于实际目标跟踪系统性能评估的方法，建立了以航迹自动起始成功率、虚假航迹自动起始概率和目标失跟率作为评价指标的评价指标体系。在障碍物识别测试评价方面，大多数的评价都是针对计算机视觉技术的评价，评价指标一般为漏检率、误检率，评价的形式主要是基于 IT 的评价<sup>[122]</sup>。胡群<sup>[123]</sup>研究了基于机器视觉的车辆识别算法性能评估的指标体系的建立，详细定义了漏检测和误检测，并提出了漏检测的危害性要大于误检测、非正确检测距离本车越近所造成的危害就越大的思想，但是并没有明确的指标定义。

在上述的研究中，测试和评价工作主要包含在无人驾驶车辆的研发过程中，主要的表现形式为：研发过程中的系统调试(Debugging)、成果鉴定阶段性功能和性能

展示(Demonstration), 对无人驾驶车辆的评价是定性的评价。

## (2) 无人驾驶车辆的定量评价

在国内随着单项技术以及集成系统的成熟, 2009 年 6 月我国首次出现了以第三方为主的定量评价。西安交通大学、北京理工大学、意大利的帕尔玛大学等 6 支队伍、10 余辆无人驾驶车辆参加了在西安浐灞生态区举行的首届“中国智能车未来挑战赛”(Future Challenge 2009, FC 2009)。比赛全程约 2km, 赛前 5 分钟给车队提供路网文件和任务文件。路网文件提供了比较密集的 GPS 点, 而且比赛中允许各车队使用差分 GPS。此次赛事包括: 规定动作测试 I、规定动作测试 II、挑战性测试以及特色表演四部分<sup>[124]</sup>。四支车队完成了全程, 但行驶速度都非常慢(约 1m/s), 而且只有一支无人驾驶车辆能够准确识别到红灯并停车。此次比赛的道路上没有车道线, 无人驾驶车辆基本上都是依赖 GPS 进行导航, 以视觉为主的导航能力有待提高。首届“中国智能车未来挑战赛”在中国无人驾驶车辆发展史上具有里程碑的意义。它是中国对于无人驾驶车辆的首次第三方的测试赛, 它推动了中国无人驾驶车辆驶出实验室、驶向实际环境。同时, 它打破了过去那种自行研发、自行测试的无人驾驶车辆研制模式<sup>[125]</sup>。

国家自然科学基金委员会重大研究计划 2010 年第二届“中国智能车未来挑战赛”(Future Challenge 2010, FC2010) 于 10 月 16 日-10 月 18 日在西安举办<sup>[126-127]</sup>。本届比赛汇聚了国内无人驾驶车辆研究领域的主要单位, 包括湖南大学、西安交通大学等 10 支代表队。在为期 3 天的比赛中, 各队展开基本能力测试和复杂环境综合测试的角逐。车队在基本能力测试中表现优异, 但是没有一支队伍能够完成复杂环境综合测试。此次比赛要求禁止使用 GPS, 从测试结果可以看出, 以视觉为主的导航能力仍然有待于提高。

2011 年 10 月由国家自然科学基金委员会主办的第三届“中国智能车未来挑战赛”(Future Challenge 2011, FC2011)<sup>[128]</sup>。与前两届比赛相比, 本届比赛首次从封闭道路环境走向真实道路环境。比赛在约 10km 的真实城区道路上进行, 设有交通标志识别、障碍物避让、汇入有人驾驶车流和 U-turn 等自动驾驶测试内容, 综合测试无人驾驶车辆的环境感知和智能决策行驶能力。赛前 5 分钟给车队提供路网文件和任务文件。路网文件中只提供了比较稀疏的 GPS 引导点(11 个)。参赛的 9 支队伍中, 有 4 支队伍完成了全程, 其中有 2 支无人驾驶车辆在没有任何人工干预的情况下自动驾驶完成了全程<sup>[129]</sup>。

2012 年 10 月由国家自然科学基金委员会主办的第四届“中国智能车未来挑战赛”(Future Challenge 2012, FC2012)<sup>[130]</sup>在内蒙古自治区赤峰市翁牛特旗举行。本届比赛是在真实城区道路和乡村道路环境中进行的公开比赛,包括城区道路(6.9km)和乡村道路(15.8km)两个赛段。虽然城区道路只有 6.9 km,但其比第三届比赛环境更为复杂。在现有城区道路环境的基础上,设置静态车辆干扰、假人通行、U 型调头、动态超车等测试无人驾驶车辆避让或汇入简单车流的能力。在包含弯道和坡道等路段的乡村道路上设有雾天天气模拟装置,以检验无人驾驶车辆在复杂路况和恶劣天气环境下自主行驶能力。本届比赛汇聚来自国内多所高校及科研机构的 14 支参赛车队,有 9 支车队完成了全程,但无人驾驶车辆都是在包含人工干预的情况下自主驾驶完成全程。

2013 年 11 月 2 日到 4 日,由国家自然科学基金委主办,常熟市人民政府承办的第五届“中国智能车未来挑战赛”(Future Challenge 2013, FC2013)<sup>[131]</sup>在江苏常熟市进行。来自 11 家单位的 18 辆无人驾驶车(包括 17 辆国内赛车和 1 辆韩国赛车)参加角逐。本届比赛历时三天,分为正式比赛和表演赛。其中正式比赛包括城郊道路(约 18km)和城区道路(约 5km),重点考核无人驾驶车辆的 4S(安全性、智能、平稳性和速度)性能。今年比赛难度比往年有所增加,除行驶过程中常遇到的障碍车、前方施工等场景外,还增加了拱桥、隧道、匝道口等场景,并适当引入多车交互、对向车道交通干扰等场景。重点考核无人驾驶车辆智能感知交通标志、人、车、物以及自主决策和正确行为控制能力。最终,北京理工大学的 Ray 获得本届中国智能车未来挑战赛总冠军。

本课题组圆满完成了 2010 年、2011 年、2012 年、2013 年“中国智能车未来挑战赛”比赛设计及评测任务。参与了测试环境、测试内容、测试方法、评价方法、评分标准等的设计和实施工作。“中国智能车未来挑战赛”的评价规则采用定性和人机结合的评判方法,按照测试任务设计考点,每个考点有一定的分数,裁判组根据无人驾驶车辆在考点内完成任务的情况计分,虽然实现了无人驾驶车辆智能水平的量化,但是这种量化存在很大的人为主观性。例如避让静态障碍物的任务考点,只要无人驾驶车辆能够成功避让静态障碍物就视为完成考点任务,计为此考点满分,但是对于同样完成避障的无人驾驶车辆来说智能水平实质上是不一样的,也就是说完成任务的质量是不同的。总体来说,我国以第三方为主的无人驾驶车辆定量评测刚刚起步,还有待于进一步的深入研究。





图 1.10 中国智能车未来挑战赛参赛车辆

张涛等<sup>[132]</sup>对用于无人驾驶车辆智能行为验证与评估的虚拟场景构建方法进行研究，在应用于驾驶模拟的虚拟场景基础上融入了人工智能，构建了具有一定智能的虚拟场景测试环境，为无人驾驶车辆智能行为验证与评估提供了条件。

纵观国内外的一系列无人驾驶车辆比赛，评价要么是存在很大程度的人为主观判断的定性评价，要么是简单的定量评价。例如 DARPA 比赛就是以无人驾驶车辆完成比赛的时间来进行排序。无人驾驶车辆的评价方法用的是任务驱动方式，这种方法有一个明显的缺点，正如文献<sup>[133]</sup>指出，很多参赛队伍采用了保守的方法。例如，为了避开高密度的交通流，选择了停车等待。而不是像人工驾驶一样，与环境进行交互，操作车辆进行会车、并线、更换车道等。这样虽然能够完成比赛任务，但是却背离了技术发展的目的。

本课题组在无人驾驶车辆定量评价方面作出了一些尝试，起初采用数学的方法对无人驾驶车辆的 U-turn、自动泊车这两项测试内容进行了定量的评价<sup>[134]</sup>；后来提出了基于指标成本导向的无人驾驶车辆定量评价的方法<sup>[135]</sup>和基于模糊层次分析法的无人驾驶车辆行为的定量评价<sup>[136]</sup>。这些方法虽然是定量的评价，但是无人驾驶车辆各级指标的评价结果是依据专家决策法得到的，评价结果缺乏科学性和准确性，需要进一步深入研究无人驾驶车辆各级评价指标的量化。

## 1.3 本文的研究意义及主要研究内容

### 1.3.1 本课题的研究背景和意义

北京理工大学从“八五”开始从事无人驾驶车辆技术的研究工作。学校为加大

对无人驾驶车辆的研究力度，于 2005 年 12 月中旬成立了学科特区—智能车辆研究所，通过整合多学科优势，提高科研创新水平。2008 年，智能车辆研究所入选国防科技创新团队。2008 年，国家自然科学基金委员会发布了与无人驾驶车辆技术研究相关的“视听觉信息的认知计算”重大研究计划，加大了对无人驾驶车辆相关技术研究资金的投入。研制具有自然环境感知与智能行为决策能力的无人驾驶车辆验证平台，是国家自然科学基金委员会“视听觉信息的认知计算”重大研究计划的总体目标之一。

虽然无人驾驶车辆的研究在国内外属于前沿研究内容，很多科研机构纷纷研制功能各异的无人驾驶车辆，但大都是针对于研制无人驾驶车辆中的新型技术，对于无人驾驶车辆评测的研究不多，这也直接导致无人驾驶车辆的综合测评体系不完善，评价指标体系也不完备。国外无人驾驶车辆的迅速发展，从某种意义上说得益于其预先制定好的测评体系。比如在 2004 年美国 DARPA 举办的无人驾驶车辆比赛中没有一辆参赛车辆行驶完全程，但在 2005 年比赛中就有 5 辆车行驶完全程。测评体系起到了重要的作用：调动了研究团队对无人驾驶车辆的关键技术及智能行为的研究热情，明确了相关技术的指标，引导了无人驾驶车辆技术的发展。无人驾驶车辆的测评体系主要研究内容包括：（1）测试内容（测什么）；（2）测试环境（在什么环境下测）；（3）测试方法与技术（用什么方法和手段测）；（4）评价体系（建立什么样的评价体系）。围绕如何测试和评价无人驾驶车辆智能水平这一核心科学问题开展研究，这在“视听觉信息的认知计算”重大研究计划中具有十分重要的意义。通过建立无人驾驶车辆的综合测试环境和测试内容，研究具有国际领先水平的测评理论、方法与技术，制定测试标准，建立相对完备的测评体系，可以科学准确地考核无人驾驶车辆智能环境感知与智能行为决策相关研究的阶段性成果；同时促进多学科交叉融合，并能够有效地引导视听觉信息协同计算、自然语言理解以及与视听觉认知相关的脑—机接口三项关键技术的研究。此外，相关研究成果能够有效地规范无人驾驶车辆测试比赛，并且能够为无人机动武器平台、智能运输系统、车辆的辅助安全驾驶等建立测试评价体系的理论与方法提供参考。

无人驾驶车辆的评价是一个多级综合评价问题。科学地评价无人驾驶车辆智能水平能够找出其中的不足，确定以后改进的方向，从而促进无人驾驶车辆技术的快速发展。纵观国内外无人驾驶车辆的评价方法大多是定性的评价，存在很大的人为主观性。虽然美国 DARPA 举办的无人驾驶车辆比赛采用了定量的评价方法，但也



只是简单地以无人驾驶车辆完成比赛所用的时间来进行排序。评价只考虑了无人驾驶车辆完成比赛任务的时间，但是没有考虑其完成任务的质量，也没有进行无人驾驶车辆的智能水平等级划分；评价结果缺乏科学性和准确性，而且评价过程未考虑无人驾驶车辆自身、行驶环境、人为干预等因素的影响。虽然能评出无人驾驶车辆表现的优劣，但是并未指出其具体哪项指标的不足和以后需要改进的方向，不利于无人驾驶车辆技术的发展。

因此需要实现一种可以科学的、准确的对无人驾驶车辆进行量化分析的无人驾驶车辆定量评价测试系统，从而实现无人驾驶车辆的定量评价。使得评价过程不仅考虑各种因素的影响，保留了各级评价的全部信息，并且量化结果能较好地反映实际情况，还可方便地转化成直观的比较或排序结果。最终能够找出无人驾驶车辆各项指标的不足，指明以后需要改进的方向，更好地引导无人驾驶车辆技术的发展。

本课题依托国家自然科学基金重点支持项目“无人驾驶车辆智能行为综合测试环境设计与测评体系研究”（90920304）和国家自然科学基金培育项目“无人驾驶车辆认知能力测试及验证环境设计与实现”（91120010）开展无人驾驶车辆的评测研究。旨在提出一种无人驾驶车辆的定量评价方法，科学的、合理的确定无人驾驶车辆评价各级指标的权重，并且实现对无人驾驶车辆行驶轨迹的量化分析，从而为无人驾驶车辆的定量评价奠定基础。

### 1.3.2 主要研究内容及结构

本文以无人驾驶车辆智能水平的定量评价作为研究对象，开展理论和试验研究，全文共分为六章。本章介绍了论文的选题背景、选题目的、选题意义，对国内外相关研究的现状进行了分析，并确定了研究内容。

#### (1) 无人驾驶车辆运动的混沌性分析

由于无人驾驶车辆智能水平是逐步发展的，所以进行分层次测试内容的设计，然后依据分层次的测试内容设计由简单到复杂的测试环境。通过组合定位的方式获取无人驾驶车辆的行驶轨迹。提出基于优秀驾驶员驾驶车辆的行驶轨迹的五次多项式规划无人驾驶车辆理想轨迹的方法。最后以简单的无人驾驶车辆直道保持测试内容为例，验证无人驾驶车辆运动的混沌性。

#### (2) 无人驾驶车辆智能水平等级划分

无人驾驶车辆、环境和任务组成了一个复杂的、交互的系统，对无人驾驶车辆-环境-任务交互以及由此产生的无人驾驶车辆的行为进行研究。无人驾驶车辆智能水

平由三个方面来确定：任务复杂度、环境复杂度、人工干预程度。每一个坐标轴代表着一个方面，组成三坐标轴的无人驾驶车辆评测模型。根据环境复杂度、任务复杂度和人工干预程度的不同对无人驾驶车辆的智能水平进行等级划分。

### （3）基于混沌理论的无人驾驶车辆行驶轨迹量化分析

要对无人驾驶车辆行驶轨迹进行量化分析，就要获得无人驾驶车辆行驶轨迹的偏差时间数据序列。首先结合环境规划无人驾驶车辆的理想轨迹，本文以避障换道为例采用基于优秀驾驶员驾驶车辆行驶轨迹的五次多项式方法规划无人驾驶车辆避障换道的理想行驶轨迹；然后计算无人驾驶车辆行驶轨迹与理想轨迹的偏差时间序列；对偏差时间数据序列进行相空间重构并计算李雅普诺夫指数，完成无人驾驶车辆行驶轨迹的量化分析。最后以 Ray 无人驾驶车辆平台为基础，分别进行了直道保持、避障换道和超车换道实验，基于混沌理论对其行驶轨迹进行了量化分析。

### （4）无人驾驶车辆智能水平的定量评价

对无人驾驶车辆评价指标进行选取和筛选，确定无人驾驶车辆智能水平的评价指标体系。通过层次分析法和可拓展层次分析法确定各级评价指标的权重。采用基于混沌的可拓层次分析法（Chaos-EAHP）对无人驾驶车辆智能水平进行评价。

在介绍完该课题研究的几个重要部分之后，对课题进行了总结，并阐述对该课题研究的结论与展望，具体包括该课题研究的创新之处，该课题研究的不足以及对后续研究工作的一些展望。

## 第 2 章 无人驾驶车辆运动的混沌性

无人驾驶车辆是一种嵌入式的、定位式的智能体。嵌入式是因为无人驾驶车辆通过其动作与它所在环境发生交互作用；定位式是因为它的动作影响着它未来所处的状态。与计算机仿真不同，由于传感器和驱动器的噪声以及在许多动力系统混沌干扰，无人驾驶车辆与它的周围环境之间的交互作用并不总能被预测。本章以无人驾驶车辆直道保持为例，计算其 Lyapunov 指数验证无人驾驶车辆运动的混沌性。

### 2.1 混沌理论简介

混沌(Chaos)是指在确定性非线性系统中存在的一种极其复杂的、类似随机的、貌似无规则的的现象，而且这种看似随机的行为中蕴含着一定的秩序，其主要研究的是系统内部非线性引起的不确定性。混沌现象表明了确定性与随机性两者是相通的，体现了两者既对立又统一的关系，即确定性内在地包含随机性，随机性隐含着确定性。混沌是有序中产生的无序运动状态，无序来自有序，无序中蕴含着有序。混沌不等于混乱，是一种貌似无序的复杂有序现象<sup>[137-138]</sup>。那么，如果一个不规则现象能被确定属于混沌的，则至少从原理上讲，其变化就有一定规律性。在混沌系统中，系统对初始值极为敏感，即初始值有微小的变化，其长期演化的结果会发生很大的差异。混沌系统会表现出很大的随机性，因此，对混沌系统未来行为是不可预测的，但可以对其进行准确的短期预测。

迄今为止，关于混沌还没有被普遍接受的数学定义。最早的混沌定义是由李天岩和 J.A.Yorke 提出的，因此称为 Li-Yorke 定义<sup>[137]</sup>。

**定义 2.1** 设  $f: J \rightarrow J$  是闭区间  $J \subset \mathbb{R}$  上的连续映射，如果满足下列条件：

- (1)  $f$  周期点的周期无上届；
- (2) 存在不可列集  $S \subset J$ ， $S$  不含周期点，且满足

对任意  $x, y \in S$ ， $x \neq y$ ，有

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} |f^n(x) - f^n(y)| > 0$$

对任意  $x, y \in S$ ，有

$$\liminf_{n \rightarrow \infty} |f^n(x) - f^n(y)| = 0$$

对任意  $x \in S$  及周期点  $y \in J$ ，有

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} |f^n(x) - f^n(y)| > 0$$

式中,  $f^n(\bullet)$  表示对函数  $f$  的  $n$  次迭代, 即

$$f^n(\bullet) = f(f(\cdots f(\bullet)))$$

则称  $f: J \rightarrow J$  在  $S$  上是混沌的。

根据 Li-Yorke 定义, Day 指出混沌系统应具有如下三种性质<sup>[137]</sup>:

(1) 存在所有阶的周期轨道。

(2) 存在一个不可数集合, 该集合只含有混沌轨道, 且任意两个轨道既不趋向远离也不趋向接近, 而是两种状态交替出现。同时, 任一轨道不趋于任一周期轨道, 即该集合不存在渐近周期轨道。

(3) 混沌轨道具有高度的不稳定性。

1989 年, Devancy R.L 提出了一个相对能为大多数人接受的, 并且影响比较大的混沌定义。先介绍两个术语的定义:

**定义 2.2** 设  $J$  为拓扑空间, 映射  $f: J \rightarrow J$ 。如果对任意的开集  $U \subset J, V \subset J$ , 存在  $k > 0, k \in \mathbb{Z}$ , 使

$$f^k(U) \cap V \neq \Phi$$

其中,  $f^k(\bullet)$  表示对函数  $f$  的  $k$  次迭代, 则称  $f: J \rightarrow J$  为拓扑传递的。

**定义 2.3** 如果对给定的  $\delta > 0$  对任何  $x \in J$  和在  $x$  的任何邻域  $U$  上, 都存在  $y \in U$  和  $n \geq 0, n \in \mathbb{Z}$ , 使得

$$f^n(x) - f^n(y) > \delta$$

则称  $f: J \rightarrow J$  对初始条件具有敏感依赖性。

直观上, 映射具有对初始条件的敏感依赖性是指对于任意接近  $x$  的点, 在  $f$  的有限次迭代之后, 它和  $x$  的分离程度可大于任意给定的  $\delta$ 。这里强调, 并非要求  $x$  附近的所有点都在迭代下与  $x$  分离, 而是要求在  $x$  的每一个邻域中必须存在这样的点。

下面给出 Devancy R.L 的混沌定义:

**定义 2.4** 设  $V$  为一集合, 如果满足下列三个条件, 则称  $f: V \rightarrow V$  在  $V$  上是混沌的:

- (1)  $f$  有对初始条件的敏感依赖性;
- (2)  $f$  是拓扑传递的;

(3) 状态点在 $V$ 中是稠密的。

Devaney R.L 的定义说明混沌映射具有三个要素, 即不可预测性, 不可分解性和规律性。其中对初始条件的敏感依赖性导致该系统是不可预测的; 拓扑传递性导致该系统不能被分解为两个互不影响的子系统; 在“混乱”的形态中, 规律性的因素导致有稠密的周期点<sup>[139]</sup>。

## 2.2 无人驾驶车辆行驶轨迹的采集

要采集无人驾驶车辆的行驶轨迹, 首先要确定在什么测试内容下和什么环境下进行无人驾驶车辆试验, 所以根据无人驾驶车辆自然环境感知和智能行为决策的复杂度进行了分层次的测试内容的设计, 基于分层次的测试内容设计了由简单到复杂的多层次的测试环境。最后利用组合定位的方式采集无人驾驶车辆的行驶轨迹。

### 2.2.1 测试内容设计

基于智能行为的要求, 同时考虑到测试安全, 并根据自然环境感知和智能行为决策的复杂度, 分 5 个层次进行考核, 分别为: 基本车辆控制行为, 基本行车行为, 基本交通行为, 高级行车行为, 高级交通行为。

无人驾驶车辆的智能水平是逐步发展的, 与之对应的认知能力也是从初级水平逐步发展到高级水平; 这就要求无人驾驶车辆的测试内容也对应应有分阶段、分层次的变化, 体现出从简单到复杂、由易到难的发展过程。对于无人驾驶车辆的基本能力测试, 可设计简单的测试内容; 针对无人驾驶车辆高级、复杂的认知能力测试, 则可以设计复杂的测试内容。换句话说, 无人驾驶车辆的认知能力是分层次的。如, 无人驾驶车辆的导航能力, 在简单情形下, 仅靠 GPS 导航即可完成任务, 这反映的是一种简单的认知能力; 而在复杂的情形下, 仅依靠 GPS 导航无法完成任务, 这时就需要具备较为高级的认知能力。同样, 无人驾驶车辆在简单情形, 如存在简单交通标志和简单障碍物(如静态障碍物)环境下只需要初级的环境感知能力即可; 而对于存在复杂交通标志(如包括汉字的标牌)和复杂障碍物(如动态障碍物)的复杂的情形下, 则必须具备高级的环境感知能力。同理, 在简单情形和复杂情形下, 无人驾驶车辆在控制与决策能力方面也分为初级和高级的不同层次。

针对无人驾驶车辆的认知能力, 其测试可以分为导航能力测试、环境感知能力测试、控制与决策能力测试三个方面。其中, 环境感知能力由于是无人驾驶车辆实

现自主行驶的关键，所以在测试内容的三个方面中，环境感知能力测试应占据比较大的比重。同时，在每个测试内容划分出由易到难的情形。以环境感知能力测试为例，把测试内容分为简单、复杂两种情况；在简单情形下考核无人驾驶车辆对简单交通标志的识别，而在复杂情形下，考核其道路交通标识和图文信息的实时检测、识别和理解技术。表 2.1 列出了测试内容的三个方面。

表 2.1 测试内容

	简单情形	复杂情形
导航能力测试	仅靠 GPS 导航即可完成任务	仅靠 GPS 导航无法完成任务
环境感知能力	简单交通标志、简单障碍物（如静态障碍物）情形	复杂交通标志（如包括汉字的标牌）、复杂障碍物（如动态障碍物）情形
控制与决策能力	仅有静态障碍情形	具有动态、时变复杂障碍物的情形

## 2.2.2 测试环境设计

无人驾驶车辆在复杂、未知环境下的智能行为测试是无人驾驶车辆开发过程中的一项重要任务，是对无人驾驶车辆环境感知、行为决策等关键技术研究水平进行科学公正评价的重要手段。在无人驾驶车辆智能水平测试内容基础上研究测试环境的设计，以保证智能行为测试的科学性、可重复性、安全性。

真实环境具有复杂和不可预测的动态特性，限制了无人驾驶车辆关键技术在实际环境中的应用，制约了无人驾驶车辆在陌生、未知环境长时间安全地自主行驶能力。测试环境能否模拟复杂的真实环境是实现无人驾驶车辆关键技术研究水平全面科学考核的关键，如必须模拟光照变化、阴影、标线模糊等真实环境要素以客观评价计算机视觉的关键技术。真实环境的复杂性是由于多种要素综合作用的结果，各种要素对无人驾驶车辆关键技术提出了不同要求，如环境中的障碍物可用于考核无人驾驶车辆的障碍检测技术水平、评价车辆的避让障碍能力；环境中的道路标线可用于检测无人驾驶车辆的计算机视觉水平、评价车辆的车道检测及跟踪能力。通过分析环境要素与无人驾驶车辆关键技术、智能行为能力之间的关系，对环境的影响因素进行分类，定义各类基本环境要素及其组成。基本环境要素可分为道路环境要素、与交通规则相关环境要素、障碍物环境要素、听觉环境要素、光照环境要素、工作条件环境要素等类型。通过组合各类环境要素，研究各种真实道路环境的建立，形成测试环境的理论模型，以实现复杂真实环境的准确模拟。测试环境理论模型

构建的研究过程如图 2.1 所示。

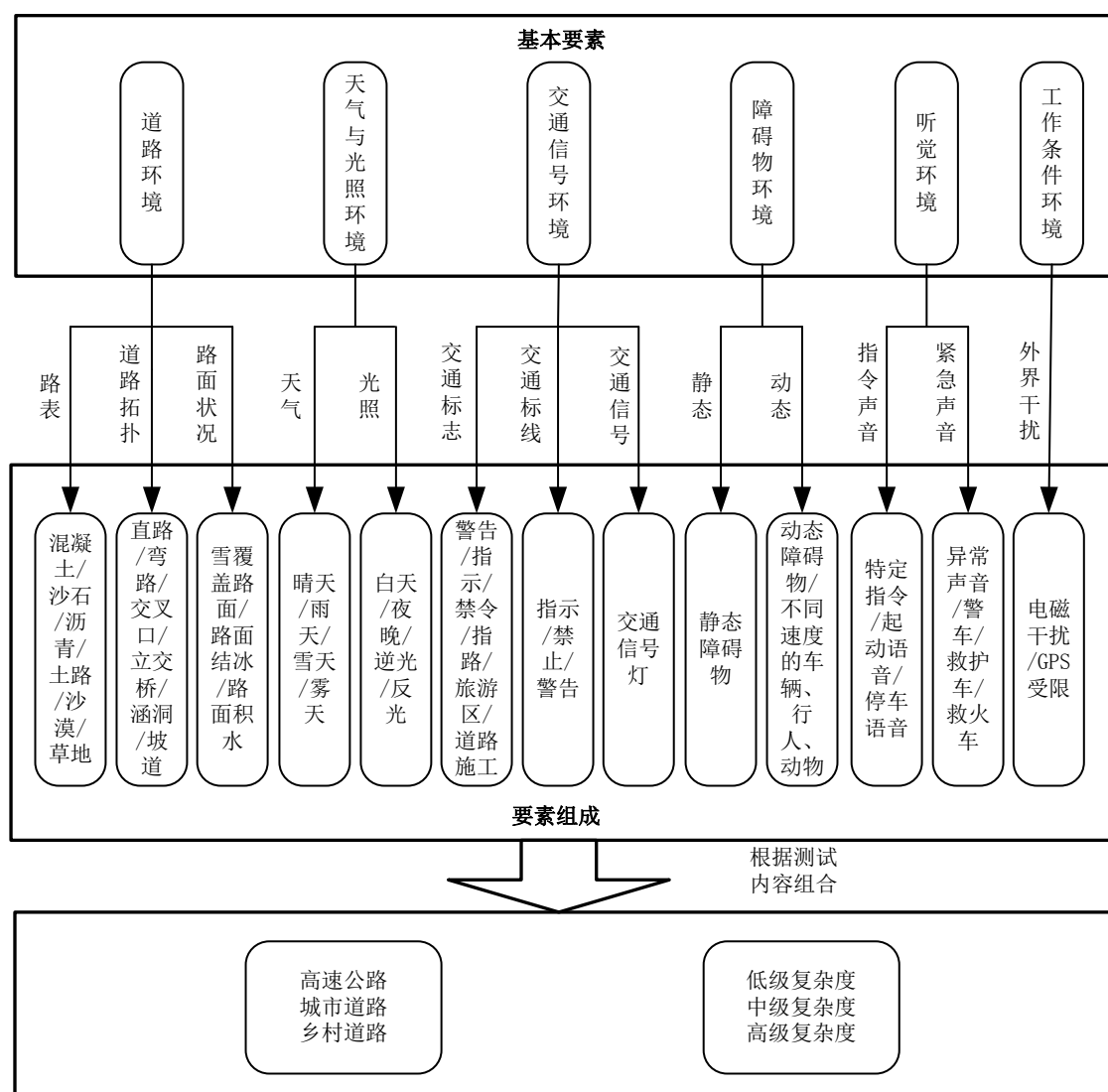


图 2.1 测试环境模型的构建

目前国内参与无人驾驶车辆研究的单位比较多，各单位研究水平参差不齐，因此测试场景应该是一个从简单到复杂的多层次道路测试环境。

### 2.2.3 无人驾驶车辆的定位

为了获得无人驾驶车辆的行驶轨迹，通过组合定位的方式获取其精确的定位信息，进而得到无人驾驶车辆 Ray 的行驶轨迹。Ray 号无人驾驶车辆如图 2.2 所示，由比亚迪速锐改造而成。Ray 号还配置了多种传感器进行环境感知：激光雷达用于检测车辆周围的障碍物和道路边界等信息；摄像头用于车道线、停车线、交通标志标线等的识别；GPS 和惯性导航系统提供车辆位置和车体姿态信息；前轮偏角传感

器反馈当前车辆的前轮偏角；里程计和编码器测量车辆的速度和里程。Ray 号的感知数据处理和智能行为决策则由多台工控机完成。



图 2.2 Ray 号无人驾驶车辆测试平台

迄今为止 GPS 和惯性导航系统都可以用来获得车辆的定位信息。基于高精度、低成本的 GPS 定位能够提供车辆的绝对坐标，而且没有时间累积误差，但是其数据输出频率低（一般为 1Hz），动态环境中可靠性差，存在遮挡时，GPS 卫星信号很差甚至中断而无法满足定位要求。为保证车辆定位的连续性和可靠性，就需要其它的辅助手段。航位推算（Dead Reckoning, DR）是典型的独立定位技术，在短时间内能够保持较高的精度，而且有较好的抗干扰性，但是 DR 仅能确定相对位置，存在时间累积误差。

GPS 定位和 DR 定位存在着各自的优缺点，其中任何一种定位方式都无法满足无人驾驶车辆定位的要求。GPS 定位技术和 DR 定位技术有着很好的互补性，一方面，GPS 输出的绝对位置信息不仅能够为 DR 提供初始的位置信息，同时也可以周期性的纠正 DR 的累积误差；另一方面，DR 输出的高频定位结果可用于补偿 GPS 信号中断时的定位盲区，从而使定位轨迹平滑过渡。因此，将两种定位技术进行合理的组合，充分利用二者定位信息的互补性特征，就能够获得比单独使用任何一种方法定位时都要高的定位精度和可靠性。实现 GPS 和 DR 组合定位的核心问题是组合方式的设计，切换式组合和数据融合是车辆定位中常用的两种方式(见图 2.3，左图为切换式组合方式，右图为数据融合组合方式)。



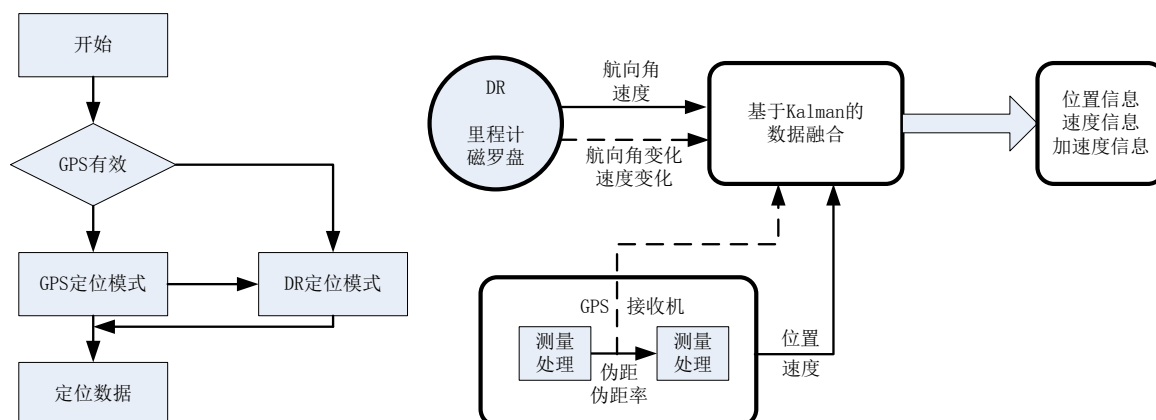


图 2.3 切换式组合和数据融合组合定位原理图

由于切换式的组合定位技术结构简单、计算量小，Ray 号无人驾驶车辆的定位方案采用了基于切换式的 GPS/DR 组合定位算法<sup>[140]</sup>。在实际的使用中发现，当环境简单、GPS 信号的连续性和精度较好时，该定位方式能够满足 Ray 号对定位精度的要求；然而在环境复杂、高层建筑密集时，由于 GPS 误差的不确定性，导致 Ray 号定位精度严重下降，同时定位可靠性降低。因此，原有的基于切换式的定位算法很难满足无人驾驶车辆对定位信息的实际应用需求。这是因为没有将 GPS 和 DR 两种定位系统的信息充分融合在一起，不能充分发挥两者的优点所造成的。所以，Ray 号通过松耦合的方式利用 GPS 信息，以互补式 Kalman 滤波方法作为 GPS 和 DR 的数据融合途径，组合定位具有更高的精度和可靠性(见图 2.4)。该组合定位系统通过采用两个局部定位模块 DRKF 和 GPSPP 分别处理 DR 和 GPS 传感器的测量数据，使得 DRKF 定位模块提供 10Hz 的定位值，并且使 GPSPP 定位模块以 1Hz 的频率提供经过坐标转化和噪声预处理后的定位数据；两个定位模块的定位数据之差，输入到误差估计滤波器 ESKF 模块作为其观测量以完成定位误差的估计；估计的定位误差再反馈到 DRKF 模块，最终形成最优的定位估计值。这样 DRKF 模块就能实时的提供定位数据，并且当 GPS 有效时也能周期性的纠正 DRKF 模块的定位误差，以限制误差的累积；同时局部定位模块的设计，避免了高维数学模型的出现，使系统计算量小，滤波速度快，定位系统的实时性高<sup>[141]</sup>。Ray 号无人驾驶车辆的定位采用了基于 RTS 的固定区间最优平滑算法，建立了 GPS 噪声预处理机制（GPSPP）和误差估计滤波器（ESKF）执行定位状态的反馈与互补。

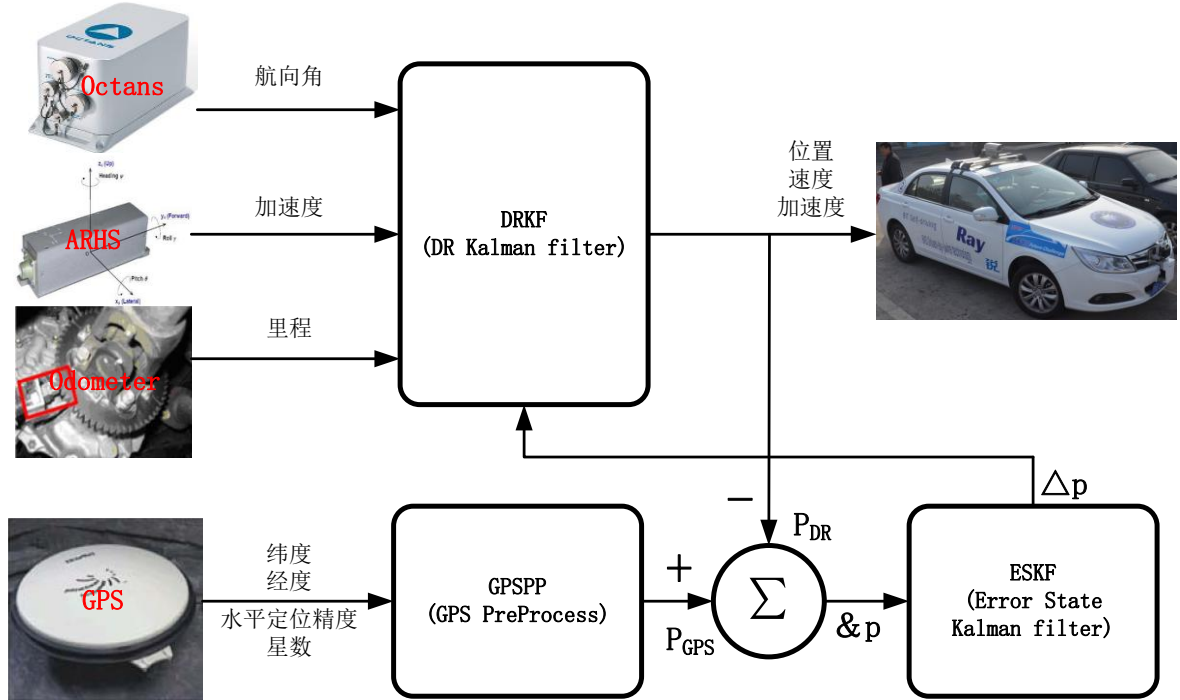


图 2.4 互补式组合定位系统结构框图

## 2.3 无人驾驶车辆理想轨迹规划方法

实现无人驾驶车辆行驶轨迹量化分析的关键是获得无人驾驶车辆实际行驶轨迹和理想轨迹偏差的时间数据序列。无人驾驶车辆的实际行驶轨迹通过 GPS/DR 组合定位测试技术可以准确获得，但是无人驾驶车辆的理想轨迹针对不同的场景和任务是不同的。对于简单的直道保持、弯道保持可以将车道的中心线作为无人驾驶车辆的理想轨迹。对于复杂的场景和任务，例如避让静态障碍物、换道、超车等理想轨迹的确定就很困难。避让静态障碍物实质上就是一个换道的过程；超车实质上包括：换道、直线行驶超车、逆换道（换道的逆过程），避让静态障碍物、换道、超车均与换道相关，所以本文以避让静态障碍物换道为例介绍无人驾驶车辆理想轨迹确定的方法。测试场景见图 2.5。

本文的换道场景：

1)  $A_1$  车行驶车道的相邻车道无其他车辆；

2)  $A_1$  车匀速向前行驶，即  $a_{yA1} = 0$ ， $y_{A1} = 3.5$ ，（车辆换道纵向位移为车道宽

度，国家标准规定车道宽度为 3.5m~3.75m，本文取 3.5m） $v_{yA1} = 0$ ， $v_{xA1} = \text{const}$ ，

$$a_{xA1} = 0。$$

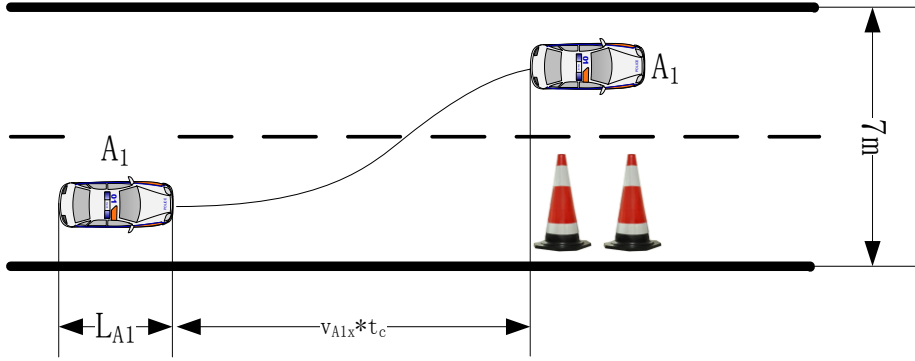


图 2.5 避让静态障碍物换道场景

### 2.3.1 理想轨迹规划

无人驾驶车辆换道轨迹设计原则：①换道轨迹无论是在纵向上还是横向上都应力求过渡平滑、无尖点、无突变点；②换道轨迹应力求一阶可导且连续，在起点与终点导数为 0；③换道轨迹应力求二阶可导，并且在起点与终点处导数为 0；④换道轨迹应力求各点曲率大小满足车辆安全行驶条件。无人驾驶车辆换道的理想轨迹规划方法大致有以下几种：

#### 1) 等速偏移换道轨迹

等速偏移换道轨迹由 3 条线段组成（见图 2.6）。点  $T_1$ 、 $T_4$  分别为车辆换道过程的起始点和终点。整个换道过程产生的纵向位移与横向位移分别为  $x_d$  和  $L_d$ ，因为在  $T_2$  与  $T_3$  处车辆运动方向发生突变，很显然车辆无法完全跟踪上述轨迹，在车辆实际行驶过程中这是无法实现的。因此采用等速偏移轨迹作为车辆换道轨迹需要对其进行再规划。

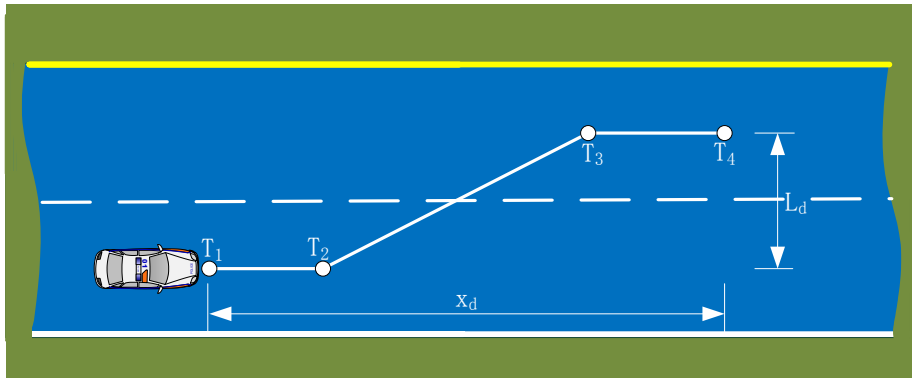


图 2.6 等速偏移换道轨迹

## 2) 基于圆弧的换道轨迹规划

圆弧换道轨迹的起始段和结束段由两段圆弧构成,中间部分以一段直线过渡(见图 2.7)。圆弧的曲率半径为  $r$ , 受最大侧向加速度的约束, 已知车道间距  $L_d$  和期望换道距离  $x_d$ , 就可以确定整个轨迹。圆弧换道轨迹的最大缺陷为在圆弧端点  $T_1$ 、 $T_2$ 、 $T_3$ 、 $T_4$  处曲率不连续, 发生跃变, 车辆若按照轨迹行驶需要在圆弧端点处停车改变车辆前轮偏角来适应换道轨迹的曲率半径, 这不符合车辆实际换道过程。采用圆弧换道轨迹作为车辆换道轨迹需要对其进行再规划。

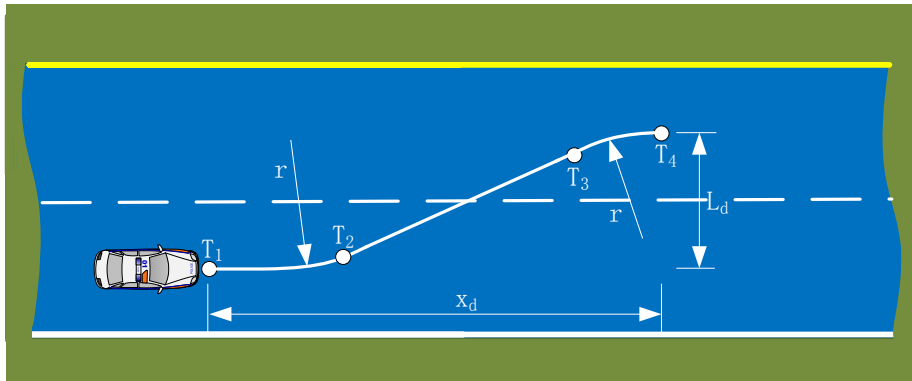


图 2.7 圆弧换道轨迹

## 3) 基于正反梯形横向加速度的运动轨迹规划

正反梯形横向加速度的运动轨迹从换道车辆的横向加速度出发, 认为加速度的形状由两个大小相等的正反梯形组成(见图 2.8)。梯形加速度换道轨迹能够很好的满足运动过程中曲率连续变化及其变化率的限制, 但识具有不灵活的缺点, 如果要调整换道过程则比较困难。正反梯形横向加速度运动轨迹规划从横向加速度和加速度率入手, 这两者必须合理地选择和搭配, 否则会使换道的时间过长而无法完成任务。

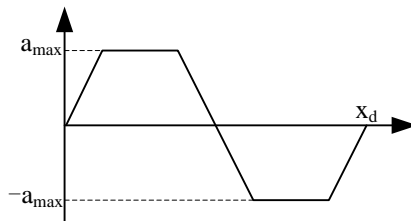


图 2.8 正反梯形运动轨迹

## 4) 基于正弦函数的运动轨迹

正弦函数换道轨迹因其计算简便和具有优异的平滑特性是目前被广泛采用的换道轨迹（见图 2.9）。该轨迹的缺点是曲率的极大值出现在换道过程的起点  $T_1$  和终点  $T_2$  处，此时侧向加速度不为零反而是最大的。在起始点和终止点侧向加速度不为零，也就是说前轮偏角不为零，不符合车辆实际换道过程。

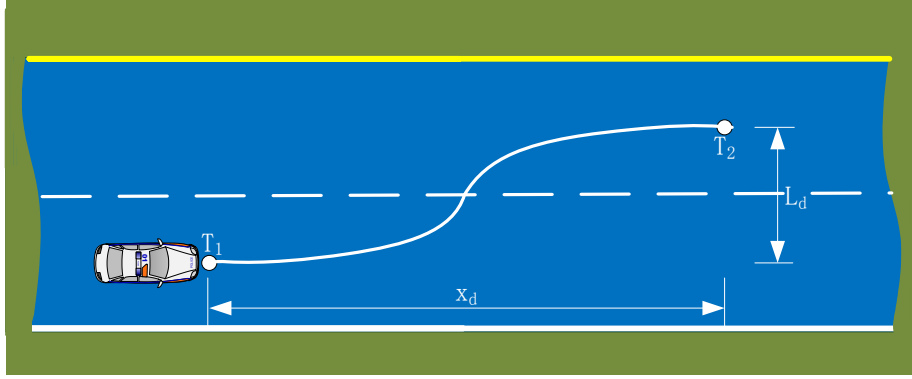


图 2.9 正弦函数换道轨迹

#### 5) 基于多项式的理想轨迹规划

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。用函数  $f(x, y, t)$  来描述车辆换道的轨迹，它的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。为此构造换道轨迹的函数族：在  $x$  向、 $y$  向选用五次多项式，如下式：

$$\begin{cases} f(x, t) = \sum_0^5 a_i * t^i \\ f(y, t) = \sum_0^5 b_i * t^i \end{cases} \quad (2.1)$$

上式对时间求一阶导数得：

$$\begin{cases} \dot{f}(x, t) = \frac{d(\sum_0^5 a_i * t^i)}{dt} \\ \dot{f}(y, t) = \frac{d(\sum_0^5 b_i * t^i)}{dt} \end{cases} \quad (2.2)$$

对时间求二阶导数得：

$$\begin{cases} \ddot{f}(x,t) = \frac{d(\sum_0^5 a_i * t^i)}{d^2 t} \\ \ddot{f}(y,t) = \frac{d(\sum_0^5 b_i * t^i)}{d^2 t} \end{cases} \quad (2.3)$$

设无人驾驶车辆避让静态障碍物换道的初始状态和目标状态分别为：

$$\begin{aligned} \vec{S}_s &= (x_s, \dot{x}_s, \ddot{x}_s, y_s, \dot{y}_s, \ddot{y}_s) \\ \vec{S}_f &= (x_f, \dot{x}_f, \ddot{x}_f, y_f, \dot{y}_f, \ddot{y}_f) \end{aligned}$$

其中  $x, \dot{x}, \ddot{x}, y, \dot{y}, \ddot{y}$ ，分别表示无人驾驶车辆的纵向位移，纵向速度，纵向加速度，横向位移，横向速度，横向加速度。无人驾驶车辆初始状态的纵向位移和横向位移均为 0，目标状态的横向位移为车道宽度（国家标准规定车道宽度为 3.5m-3.75m，一般为 3.5m），而目标状态的纵向位移考虑到安全因素要确定行驶车辆与静态障碍物之间的安全距离。

将初始状态和目标状态代入式 2.1，式 2.2 和式 2.3，整理得：

$$\begin{bmatrix} f_s(x,t) \\ \dot{f}_s(x,t) \\ \ddot{f}_s(x,t) \\ f_f(x,t) \\ \dot{f}_f(x,t) \\ \ddot{f}_f(x,t) \end{bmatrix} = T_{6 \times 6} * A^T \quad (2.4)$$

$$\begin{bmatrix} f_s(y,t) \\ \dot{f}_s(y,t) \\ \ddot{f}_s(y,t) \\ f_f(y,t) \\ \dot{f}_f(y,t) \\ \ddot{f}_f(y,t) \end{bmatrix} = T_{6 \times 6} * B^T \quad (2.5)$$

其中：

$$\begin{aligned} A^T &= (a_5, a_4, a_3, a_2, a_1, a_0) \\ B^T &= (b_5, b_4, b_3, b_2, b_1, b_0) \end{aligned}$$

$$T_{6 \times 6} = \begin{bmatrix} t_s^5 & t_s^4 & t_s^3 & t_s^2 & t_s & 1 \\ 5t_s^4 & 4t_s^3 & 3t_s^2 & 2t_s & 1 & 0 \\ 20t_s^3 & 12t_s^2 & 6t_s & 2 & 0 & 0 \\ t_f^5 & t_f^4 & t_f^3 & t_f^2 & t_f & 1 \\ 5t_f^4 & 4t_f^3 & 3t_f^2 & 2t_f & 1 & 0 \\ 20t_f^3 & 12t_f^2 & 6t_f & 2 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

因此无人驾驶车辆换道行驶轨迹的设计变为寻找满足边界条件的问题，根据边界条件求  $A$ ， $B$ 。最终得到关于  $x$  和  $y$  的五次多项式。

### 2.3.2 基于优秀驾驶员驾驶车辆行驶轨迹的五次多项式规划方法

前面所述的五种曲线存在严重的缺陷，只从完成换道任务本身出发，并没有涉及车辆换道的碰撞检测。为了避免车辆换道时发生碰撞，有必要增加对换道轨迹的限制。本文在进行行驶轨迹规划前为了使换道车辆不与前方障碍车辆发生碰撞，对车辆换道安全距离进行了分析，并且从无人驾驶车辆的安全性考虑，确定了车辆换道的安全距离。然后采用五次多项式规划方法得到了基于优秀驾驶员驾驶车辆的理想轨迹。选用多项式作为换道轨迹的函数基，函数本身以及函数的一阶导数和二阶导数均是光滑过渡的，本文采用基于五次多项式曲线的算法作为论文避障换道轨迹的进一步研究。由于多项式运动轨迹规划方法需要人为的确定车辆的初始状态和最终状态，例如：纵向位移，纵向初始速度，纵向目标速度，换道时间等，缺乏准确性、科学性。本文基于优秀驾驶员驾驶本车辆的行驶参数确定车辆理想轨迹的初始状态和最终状态，有效地结合本车辆的实际情况，使得理想轨迹的确定更加合理。

#### 1) 车辆换道安全距离

车辆换道轨迹规划时为了避免换道车辆与其它车辆发生碰撞，必须考虑换道车辆间的安全距离。所谓安全距离（Safe Spacing, SS）即安全行车间距，指行驶在同一车道的后车与前车之间为保证交通安全而必须保持的行车间距。如果前、后两车行车间距保持在此距离以上，则不会发生追尾碰撞类交通事故。所谓最小安全车距（Minimum Safe Spacing, MSS），又称临界安全车距（CSS），是指为保证安全而两车之间必须保持的最小行车间距<sup>[143]</sup>。可通过调整车辆间相对速度和增加车距减少因换道操作引发的交通事故。车辆换道碰撞有多种形式<sup>[144]</sup>，主要有追尾(rear-end collision)、角碰（angle collision，以一定角度撞向前车）、侧刮(side-wipe)和车辆驶出车道(out of the lane)等。文中主要讨论前三种类型的碰撞，如图 2.10 所示。

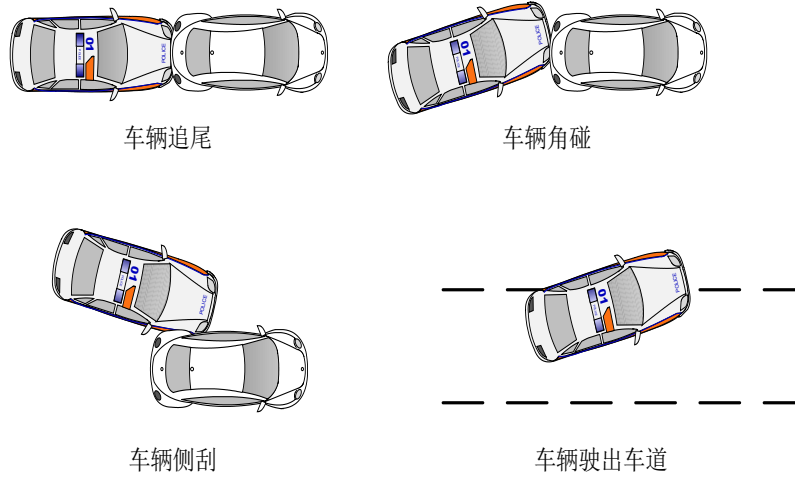


图 2.10 车辆换道事故类型示意图

图 2.11 所示是一个较为完整的车辆换道环境。其中  $A_1$  为换道车辆,  $A_2$  车和  $A_3$  车分别是同车道上的前、后车辆,  $A_4$  和  $A_5$  分别是相邻车道上的前、后车辆。当  $A_1$  车换道时, 它从当前车道的  $A_2$  车和  $A_3$  车之间移动到相邻车道的  $A_4$  车和  $A_5$  车之间。建立如图 2.14 所示的坐标系,  $i$  车的纵向加速度、纵向速度、纵向位置、横向加速度、横向速度和横向位置分别由  $a_{xi}$ ,  $v_{xi}$ ,  $x_i$ ,  $a_{yi}$ ,  $v_{yi}$ ,  $y_i$  表示, 其中  $i \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ , 并且  $x_i$ ,  $a_{yi}$  是指  $i$  车的左前角点, 例如  $A_1$  车的  $P$  点。

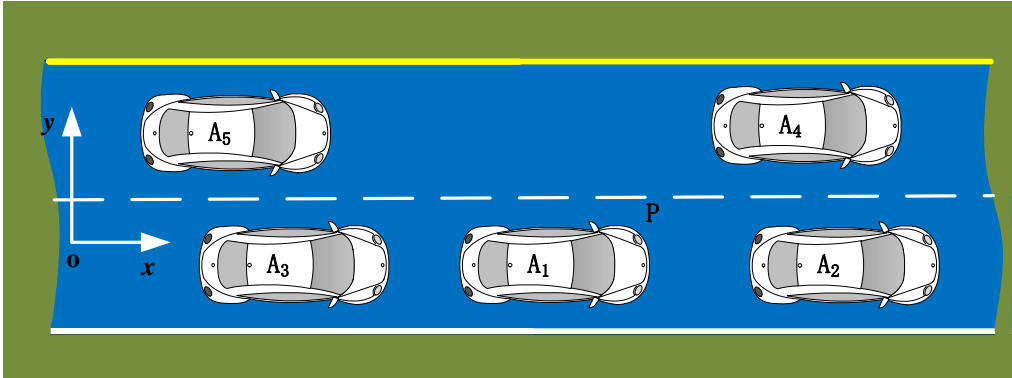


图 2.11 车辆换道场景图

本文限定只对前方有一辆车辆的换道情况进行讨论, 于是换道场景见图 2.12:

- (1).  $A_1$  车和  $A_2$  车在同车道上行驶, 相邻车道无其他车辆;
- (2).  $A_2$  车匀速向前行驶, 即  $a_{yA2} = 0$ ,  $y_{A2} = 0$ ,  $v_{yA2} = 0$ ,  $v_{xA2} = \text{const}$ ,  $a_{xA2} = 0$ 。



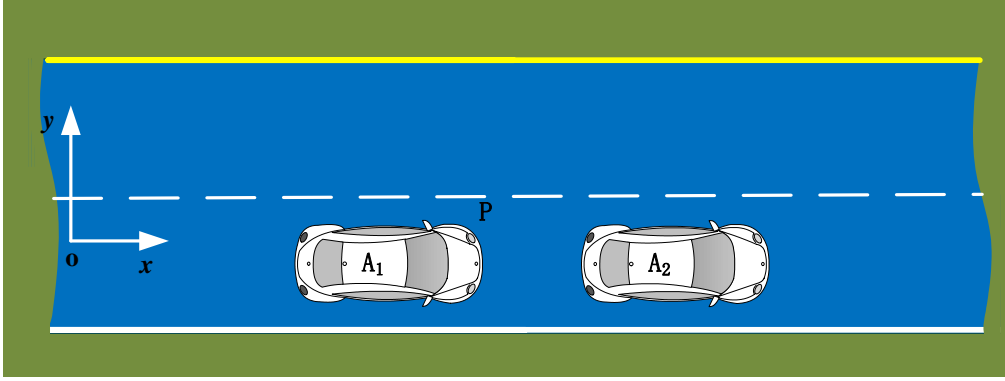


图 2.12 车辆换道环境简化图

若已知车辆左前角点  $P_{i1}$  的横向坐标  $y_{iP1}$ ，则通过分析图 2.13，可得到下面的关系式：

$$\begin{aligned} y_{iP2} &= y_{iP1} - L_i \sin \theta \\ y_{iP3} &= y_{iP1} - L_i \sin \theta - w_i \cos \theta \\ y_{iP4} &= y_{iP1} - w_i \cos \theta \quad i \in \{1, 2\} \end{aligned}$$

其中

$L$ ：表示车辆的长度；

$w$ ：表示车辆的宽度；

$\theta$ ：表示车辆对称轴与  $x$  轴的夹角

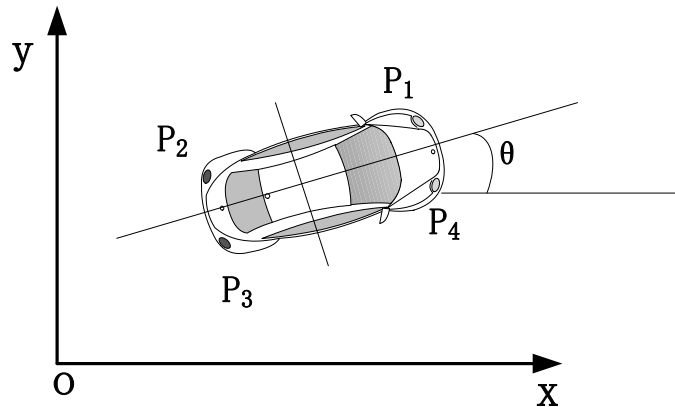


图 2.13 车辆各顶点示意图

换道车辆  $A_1$  车与被超车辆  $A_2$  车碰撞的形式有追尾和角碰。当两车的安全距离过小时，在换道初期两车发生追尾碰撞；当安全距离不够大时，两车在换道初期发生角碰。在换道开始时刻  $t_0$ ， $A_1$  车产生横向加速度，经过时间  $t_c$  到达图 2.14 所示的

临界碰撞位置， $P_4$  为碰撞点。

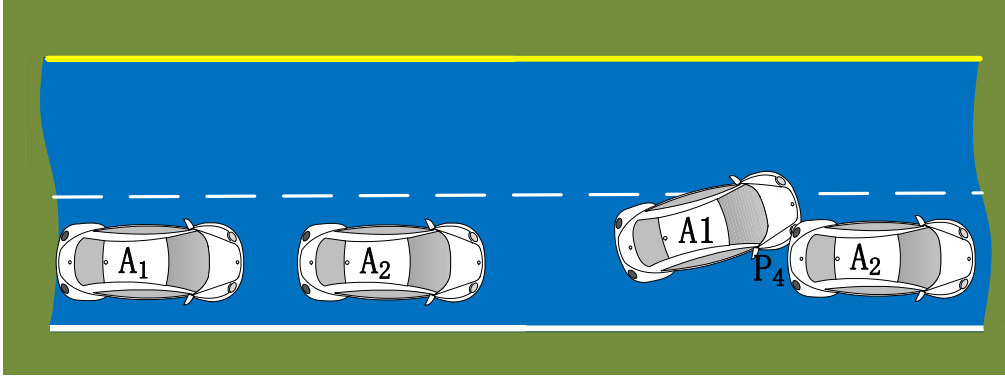


图 2.14 车辆换道碰撞的临界位置示意图

假设  $A_2$  车为匀速行驶，即  $y_{A2}$  为一恒定值，则  $a_{yA2} = 0$ 。经分析  $A_1$  车与  $A_2$  车的位置关系，车辆不发生碰撞的条件为

$$x_{A2}(t) > x_{A1}(t) + L_{A2} + w_{A1} \sin(\theta(t)) \quad t \in [0, t_c] \quad (2.7)$$

$L_{A2}$ :  $A_2$  车的长度;

$\theta(t)$ :  $A_1$  车在  $t$  时刻相对于  $x$  轴的夹角;

$w_{A1}$ :  $A_1$  车的宽度。

令

$$X(t) = x_{A2}(t) - [x_{A1}(t) + L_{A2} + w_{A1} \sin(\theta(t))]$$

若使得两车不发生碰撞，应使上式大于零，即

$$X(t) = x_{A2}(0) - x_{A1}(0) + [v_{A2x}(0) - v_{A1x}(0)]t + \int_0^t \int_0^t [a_{A2x}(t) - a_{A1x}(t)] dt^2 - L_{A2} - w_{A1} \sin(\theta(t)) > 0 \quad t \in [0, t_c]$$

其中  $\theta(t) = \tan^{-1} \frac{\partial y_{A1}(t)}{\partial x_{A1}(t)} = \tan^{-1} \frac{\partial y_{A1}(t) / \partial t}{\partial x_{A1}(t) / \partial t} = \tan^{-1} \frac{v_{A1y}(t)}{v_{A1x}(t)}$ ，为了找到  $A_1$  车与  $A_2$  车不发生

碰撞的最小初始值，认为换道初期结束后两车首尾相接，得：

$$d_{MSS} = \max(\int_0^t \int_0^t (a_{A1x}(t) - a_{A2x}(t)) dt^2 + (v_{A1x}(0) - v_{A2x}(0))t - w_{A1} \sin(\theta(t))) \quad (2.8)$$

式中  $t \in [0, t_c]$ ，从上式可以看出  $A_1$  车与  $A_2$  车之间的最小无碰撞安全距离是由两车的相对纵向加速度，两车的初始相对纵向速度，到达碰撞点的时间  $t_c$  和  $A_1$  车车宽共同决定的。车辆开始换道时，由于车速较高，车辆与纵向的夹角较小，有文献建议取为  $5^\circ$  左右<sup>[145]</sup>。这样可以假定车辆换道时的纵向速度变化不大。因此在实际计算最小

安全车距时，两车保持初始的纵向速度，即  $a_{ix}(t) = 0$ ， $i \in \{1, 2\}$ 。求得的最小无碰撞距离为：

$$d_{\text{MSS}} = \max((v_{A1x} - v_{A2x})t) \quad t \in [0, t_c] \quad (2.9)$$

由于  $A_1$  车与  $A_2$  车的纵向速度不变，所以两车的相对速度为常值，由此得到：

$$\text{MSS} = \begin{cases} (v_{A1} - v_{A2})t_c & v_{A1} - v_{A2} \geq 0 \\ 0 & v_{A1} - v_{A2} < 0 \end{cases} \quad (2.10)$$

很显然由于这种简化忽略了车宽的影响，所以得到的最小安全车距略大于理论上的最小安全车距，从而在安全性方面保证了车辆不发生碰撞。

上述结论只是从最小安全距离分析了避免车辆碰撞应预留出的安全距离，但是这与实际不符，本车与前车的距离不可能为零。因为驾驶员在换道过程中，除了考虑相对速度、相对加速度、到达碰撞点的时间外，还需要考虑换道时车辆的初始速度，因此换道的安全距离还应考虑本车的速度，见下式

$$\text{SS} = f(v_{A1}) + \text{MSS} \quad (2.11)$$

目前国内外研究人员主要提出了 3 种安全距离模型：一是基于典型制动过程的安全距离计算模型；二是驾驶员预瞄安全距离模型；三是基于车间时距的安全距离模型<sup>[146]</sup>。基于典型制动过程的安全距离计算模型只考虑了保证车辆行车安全的要求，并没有考虑道路交通效率方面的因素，利用该模型导致的结果是确定的安全距离较大。驾驶员预瞄安全距离模型主要存在准确性较低，不能适应复杂多变交通环境的需要、实用性较低及对驾驶员主观感受因素考虑不够等几方面的问题。基于车间时距的安全距离模型既考虑了车辆的速度，还考虑了车间的距离，这种模型简单可行，目前为大多数安全车距研究工作者所接受。因此本文选用基于车间时距的安全距离模型。

基于车间时距的安全距离模型中时距( $T$ )的定义如下：

$$T = R / V$$

其中， $R$  为本车与前车的相对距离， $V$  为本车的速度。时距中含有速度和距离的信息，能较为充分地表达碰撞的危险程度。

我国在 1995 年 3 月实施的《高速公路交通管理办法》第十五条规定：“机动车在高速公路上正常行驶时，在同一车道的后车与前车必须保持足够的行车间距。正常情况下，当行驶时速一百公里(30m/s 左右)时，行车间距为 100m 以上；当行驶时

速七十公里(20m/s 左右)时,行车间距为 70m 以上”。由此推导可得车间时距约为 3 秒,安全车距为:

$$SS = (3 \sim 4)v_{AI} + MSS \quad (2.12)$$

本文的测试场景是避障换道,前方障碍物是静止的,速度为零,所以换道的安全车距为

$$SS = (3 \sim 4)v_{AI} + v_{AI}t_c$$

## 2) 车辆换道轨迹坐标变换

选择优秀驾驶员进行实际道路驾驶试验,通过 GPS/DR 组合定位测试技术采集车辆的行驶轨迹。车辆行驶轨迹坐标是在二维空间  $(e, n)$  中的 ( $e$  为局部平面坐标系东向位置的坐标,  $n$  为局部平面坐标系北向位置的坐标) 平面运动。采集的优秀驾驶员驾驶车辆进行避障换道的行驶轨迹见图 2.15。

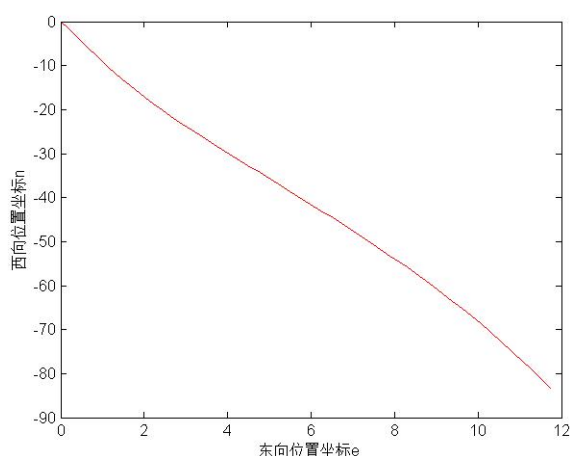


图 2.15 车辆避障换道原始数据轨迹图

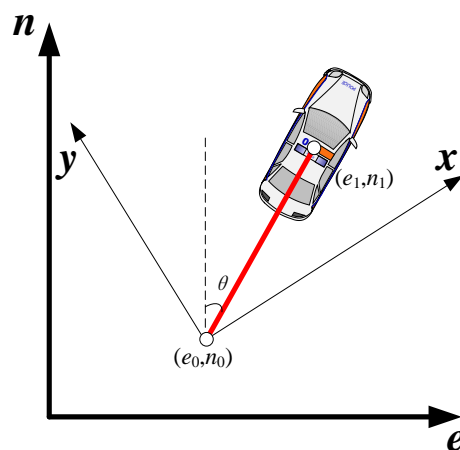


图 2.16 坐标变换

要实现五次多项式理想轨迹的规划需要获取车辆的行驶参数,例如横向位移、纵向位移等,通过图 2.15 是无法知道的。为了便于分析车辆行驶轨迹,需要对原始数据进行坐标变换。将车辆的大地局部坐标转换成以车辆换道初始点为原点的,车辆的纵向方向为  $x$  轴,车辆的横向方向为  $y$  轴(见图 2.16)的相对坐标。

由图 2.16 知,车辆在大地坐标系下由点  $(e_0, n_0)$  运动到点  $(e_1, n_1)$ , 车辆的航向角为  $\theta$ , 将大地坐标转换到局部坐标系  $XOY$  下的相对坐标:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin \theta & \cos \theta \\ \cos \theta & -\sin \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e \\ n \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

通过坐标变换获取车辆的行驶参数，包括：行驶轨迹、行驶速度、行驶的横向位移、行驶的纵向位移、航向角、前轮偏角等。进而获得车辆行驶过程中的初始状态和目标状态。然后根据优秀驾驶员驾驶车辆的初始状态和目标状态采用五次多项式规划出无人驾驶车辆避让静态障碍物换道的理想轨迹。

## 2.4 无人驾驶车辆运动的混沌性

目前在表征混沌运动方面，Lyapunov 指数是具有重大意义的统计特征值之一。它是相空间中相近轨道的平均收敛性或平均发散性的一种度量。在分析一个系统是否混沌，计算它的 Lyapunov 指数很重要，这是因为 Lyapunov 指数不仅定性地表现了系统对初始值的敏感性，而且给出了混沌吸引子上相邻轨道之间分离或吸引的平均速率。如果系统至少有一个正的指数，那么这些轨道是不稳定的或是混沌的。如果轨道是有界的，并且有正的指数，那么系统肯定包含了混沌行为<sup>[137]</sup>。直道保持对于无人驾驶车辆的是相对简单的一项测试内容，本文以简单的直道保持试验来验证无人驾驶车辆运动的混沌性。直道保持的试验环境如图 2.17 所示。

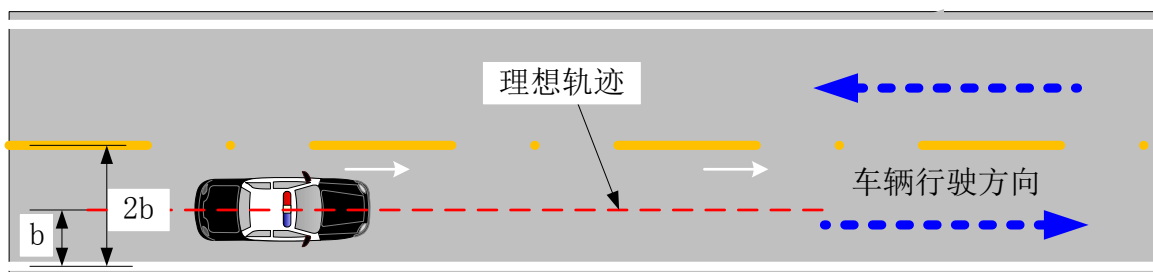


图 2.17 直道保持测试环境

无人驾驶车辆直道保持的理想轨迹很简单，就是车道中间的直线，如图 2.17 所示。采集无人驾驶车辆的自主行驶轨迹，得到无人驾驶车辆直道保持的理想轨迹与实际行驶轨迹的对比图，如图 2.18 所示。

计算无人驾驶车辆直道保持的理想轨迹与实际行驶轨迹的偏差，得到偏差时间数据序列，计算其李雅普诺夫指数为 0.8191。由此可以看出无人驾驶车辆的运动是混沌的。

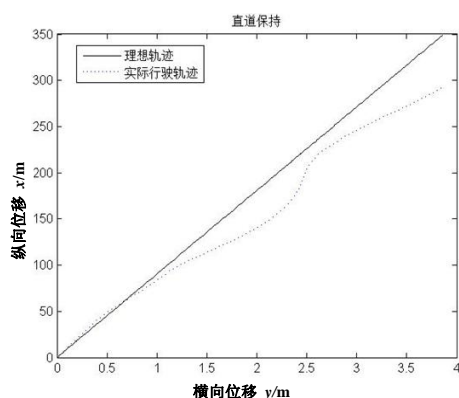


图 2.18 直道保持的理想轨迹与实际轨迹的对比图

为了更好地说明李雅普诺夫指数的意义，由实验来说明。有一条无人驾驶车辆行驶轨迹见图 2.19。对此时间数据序列加入高斯白噪声，根据信噪比的不同生成多组时间数据序列。然后将其分别与原数据序列计算偏差，得到偏差时间数据序列。计算偏差时间数据序列的李雅普诺夫指数进行对比。

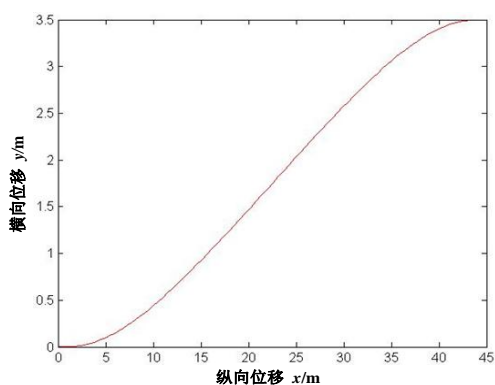


图 2.19 原始数据序列图形

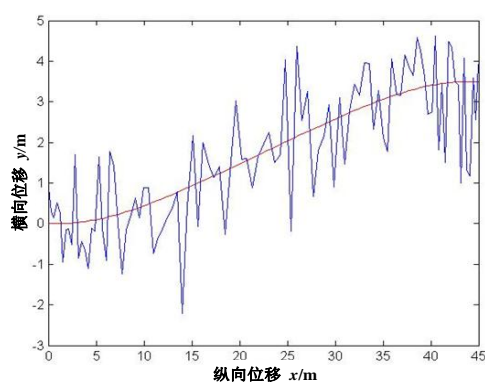


图 2.20 信噪比 0.001 对比图形

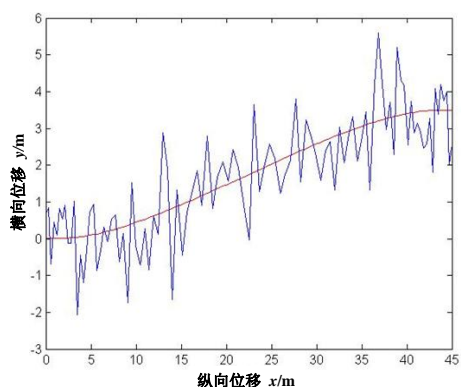


图 2.21 信噪比 0.1 对比图形

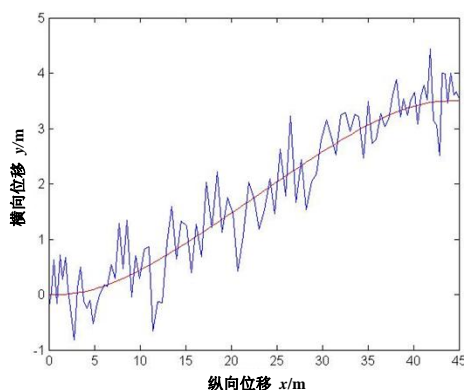


图 2.22 信噪比 5 对比图形

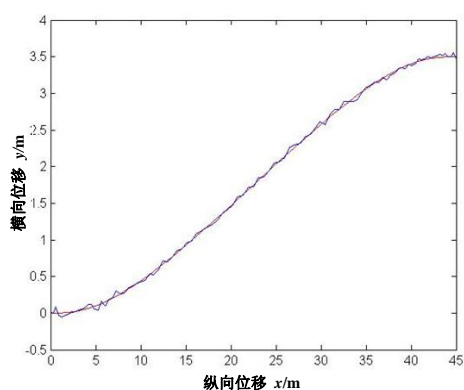


图 2.23 信噪比 30 对比图形图

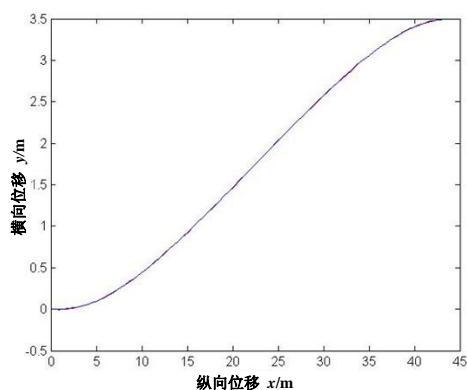


图 2.24 信噪比 50 对比图形

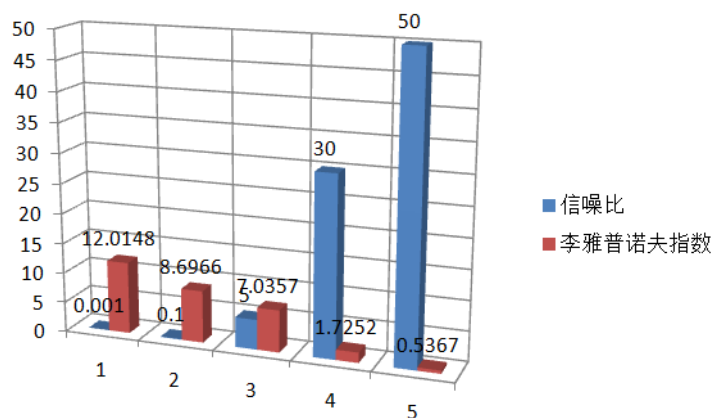


图 2.25 李雅普诺夫指数对比图

混沌系统由相空间中的不规则轨道奇怪吸引子来描述。奇怪吸引子的一个明显特征就是吸引子邻近点的指数离析。因为相空间中的点表示整个物理系统，所以邻近点的指数离析意味着初始状态完全确定的系统，在长时间情况下会不可避免地发生变化。这种行为就是系统对初始条件具有敏感依赖性的反映。而引入的 Lyapunov 指数恰可定量表示奇怪吸引子的这种运动性态。Lyapunov 指数是很一般的特征数值，它对每种类型的吸引子都有定义。一般来说，具有正值和零值 Lyapunov 指数的方向，都对支撑吸引子起作用，而负值 Lyapunov 指数对应着收缩方向，这两种因素对抗的结果就是伸缩与折叠操作，这就形成奇怪吸引子的空间几何形状。因此，对于奇怪吸引子而言，其最大 Lyapunov 指数为正的，并且 Lyapunov 指数越大，系统的混沌性越强；反之亦然<sup>[137]</sup>。由图可以看出，李雅普诺夫指数越大表征时间数据序列越混沌。

## 2.5 本章小结

(1)根据无人驾驶车辆自然环境感知和智能行为决策的复杂度进行了分层次的测试内容的设计。在无人驾驶车辆测试内容基础上研究测试环境的设计。

(2)通过无人驾驶车辆的定位获取其行驶轨迹。充分利用 GPS 和 DR 定位信息的互补特性,采用基于互补式 Kalman 滤波器组合定位算法和基于 RTS 的固定区间最优平滑算法保证了定位系统的精度和平滑性。

(3)在行车安全角度考虑,对车辆避障换道的安全车距进行了推导。基于优秀驾驶员驾驶车辆的行驶轨迹的初始状态和目标状态(考虑安全车距),应用五次多项式规划方法规划无人驾驶车辆的理想行驶轨迹。

(4)以简单的无人驾驶车辆直道保持测试内容为例,验证了无人驾驶车辆运动是混沌运动。无人驾驶车辆直道保持行驶轨迹的最大 Lyapunov 指数为正值,说明其是混沌的系统, Lyapunov 指数越大,系统的混沌性越强。



### 第3章 无人驾驶车辆智能水平等级划分

无人驾驶车辆的智能水平是通过其外在行为表现出来的，所以要依据无人驾驶车辆的行为对它的智能水平进行等级划分。无人驾驶车辆的行为不能孤立地讨论，它是无人驾驶车辆自身（物理方面-“实体”）、环境（所处的环境）和无人驾驶车辆所执行的任务（控制程序）三者特性的综合结果，如图 3.1 所示。无人驾驶车辆、环境和任务的三角形组成了一个复杂的、交互的系统。因此，应当研究无人驾驶车辆-环境-任务交互以及由此产生的无人驾驶车辆的行为。

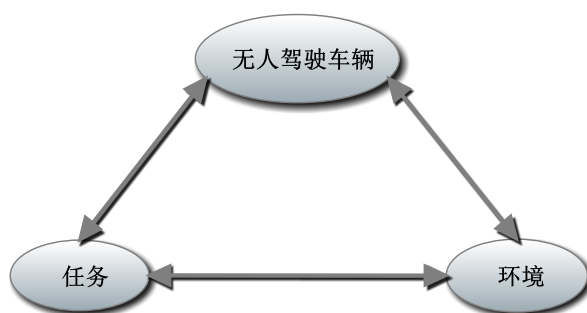


图 3.1 无人驾驶车辆-环境-任务交互

当无人驾驶车辆执行的任务发生改变时，可以显而易见地看到无人驾驶车辆行为随之发生改变。如果环境发生改变，无人驾驶车辆会通过传感器感知环境，然后通过车载计算机作出决策，相应的无人驾驶车辆的行为也会随之改变。最后，如果改变无人驾驶车辆的传感器，例如拔掉一个传感器的插头，无人驾驶车辆的行为也会随之发生改变。因此，与其孤立地讲无人驾驶车辆的行为，还不如讨论无人驾驶车辆-环境-任务交互以及由此产生的无人驾驶车辆的行为。无人驾驶车辆与它所处环境之间的交互，可以看做在执行计算，即一种来自三个输入：无人驾驶车辆形态、环境特征和所执行任务的一种计算行为，如图 3.2 所示。

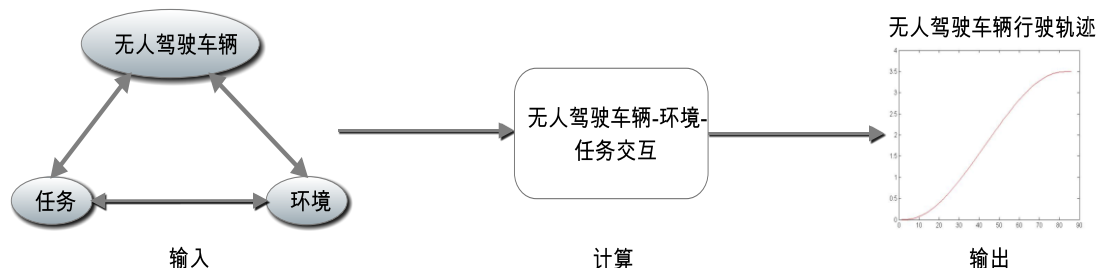


图 3.2 无人驾驶车辆-环境-任务交互的计算模型

无人驾驶车辆智能水平的高低只能通过它的行为来进行评价。无人驾驶车辆的行为不能孤立地讨论，它是无人驾驶车辆自身（物理方面-“实体”）、环境（所处环境）和无人驾驶车辆所执行的任务（控制程序）三者特性的综合结果。无人驾驶车辆的行驶轨迹是其行为的一种表现方式，可以看做图 3.1 中所示三个组成部分共同作用的结果：无人驾驶车辆从它自身的构成、外部环境的构成和考虑当前执行的任务出发，“计算”自己的行为。

### 3.1 无人驾驶车辆评测模型

依据无人驾驶车辆所处的环境复杂度（Enviromental Complexity, EC），完成任务的复杂度（Mission Complexity, MC）和人工干预程度（Human Intervention, HI）建立了无人驾驶车辆评测模型，无人驾驶车辆评测模型如图 3.3 所示。无人驾驶车辆智能水平由三个方面来确定：任务复杂度（完成任务的数量，任务难易程度）、环境复杂度（路表情况，路况类型，路面谱、道路拓扑情况，光照，天气，障碍物以及外界干扰等）、人工干预程度（全程人工干预所占比率）。每一个坐标轴代表着一个方面，组成了三坐标轴的无人驾驶车辆评测模型。

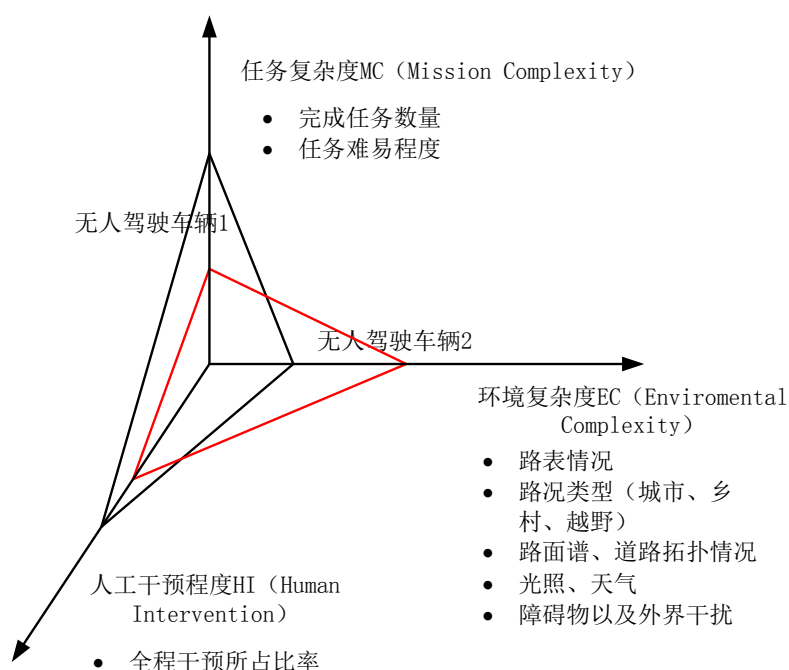


图 3.3 无人驾驶车辆评测模型

## 3.2 无人驾驶车辆智能水平等级划分

### 3.2.1 美国自主性等级划分

美国国家标准与技术研究院于 2003 年提出并建立了无人系统自主级别 ALFUS 框架, 对各类无人系统(包括无人驾驶车辆在内)进行全面地评价和等级划分, 首次为无人系统的自主性评价建立了规范化框架, 并提供了理论指导。

美国国家标准与技术研究院的 ALFUS 评估框架给出了一个启发式定性评分体系将自主性能级别划分为 10 个等级(用 1-10 表示), 此外用第 0 级表示无人系统的自主性为零, 也就是说 100%人工控制。在 10 级评价体系中, 第 10 级表征各种极端的环境条件、高复杂度的任务、趋近于无人工干预的完全自主程度; 7-9 级表征复杂的环境条件、高复杂性/协作性的任务要求、较低的人工干预程度; 4-6 级表征中等的复杂环境条件、中等难度/多功能的任务要求、中等的人工干预程度; 1-3 级表征简单的环境条件、较低级的任务要求、较高的人工干预程度。通过自主级别划分, 直观地反映出智能无人系统自主性从远程控制到完全自主的渐进差别。

美国国家标准与技术研究院、ALFUS 工作组和美国军方对无人系统自主性等级进行了分级描述<sup>[148]</sup>, 其中针对不同的对象有不同的分类方法, 如 ACL<sup>[149]</sup>分类方法主要面向空中无人系统, ASB<sup>[149]</sup>分类方法主要面向地面无人系统, 但是对于智能系统自主性等级的评价, 各分类方法仍然具有重要的参考意义和应用价值(自主性等级分类方法见表 3.1)。

表 3.1 自主性等级表

级别	NASA SMART	Sheridan	ACL	ASB	ALFUS
1	系统不参与任何辅助或任务执行, 完全由操作者完成	系统不提供任何辅助功能, 操作者全部处理	遥控	简单自动操作	远程控制
2	人类操作执行所有分级任务, 系统仅作为工具或辅助	系统提供一个可选行为的完备集合	实时故障诊断	自动操作的任务与功能执行	远程控制/车辆状态知识
3	系统和操作者共同执行分级任务, 以操作者的处理结果为首选方案	系统对可选行为集合进行缩减	故障适应和飞行状态	无决策的接受式任务执行	预先任务规划或后序遍历

4	系统和操作者共同执行分级任务，以系统的处理结果为首选方案	系统选出行为集中的一项方案	航线再规划	具备简单决策能力的半自动任务执行	传感图像联机处理
5	系统执行分级任务，显示所有处理结果和决策原因给操作者	系统在人类授权的情况下执行操作	集群协调	复杂的特定任务推理	简单障碍物检测与躲避
6	系统执行分级任务，显示处理结果给操作者，不显示决策原因	系统自动执行之前，允许操作者在某个时间内进行否决	集群战术重规划	具备动态任务适应性	复杂障碍物检测与躲避，地形分析
7	系统执行最高级别任务，显示处理结果给操作者，不显示决策原因	系统自动执行，仅在必要的情况下通知操作者	集群战术目标	协作多任务推理	移动目标检测，道路或越野环境自动驾驶
8	系统执行最高级别任务，不显示处理结果给操作者	系统自动执行，仅在操作者询问时才通知操作者	分布式控制	混合团队中具备类人式的自主性	协同操作、护航、通过十字路口、运输跟随
9		系统自动执行，仅在系统认为必要时才通知操作者	集群战略目标	由机器人担任领导者或任务管理员	协同操作、交通标识和信号、接近人工驾驶水平
10		系统自主决定任何事情，自主执行，忽视操作者	集群完全自动化	自主聚结	达到或超过人类水平的完全自主能力

### 3.2.2 智能水平等级划分

本课题根据无人驾驶车辆行驶的环境复杂度、执行任务的复杂度、人工干预的程度以及行驶质量（包括实际轨迹与理想轨迹偏差时间数据序列的 Lyapunov 指数、任务完成时间和安全性等），评价无人驾驶车辆的智能水平。真实道路交通环境具有复杂和不可预测的动态特性。不同类型的交通环境具有不同的特征内涵，对无人驾驶车辆的认知能力提出了不同要求。如城市道路交通环境包括结构化的复杂道路、各种交通标志、标线和交通信号灯、交叉路口、立交桥、涵洞、动态的行人、车辆等。高速公路交通环境包括结构化的简单道路、匝道、立交桥、收费站、高速行驶

的其它车辆等。乡村道路包括非结构化的道路(土路、砂石路、水泥或沥青等多种路表的道路)、各种类型的正负障碍物、动态的行人、车辆等。环境中的交通环境元素的移动速度的快慢不同,可以划分为静止、慢、中、快、很快,对环境复杂度高低的影响随着交通环境元素的速度加快而增高。而且有些交通环境元素在无人驾驶车辆行驶中要求必须被感知的,称为关键交通环境元素,如交通标志、交通信号灯、障碍物、行人等。关键交通元素的数量对环境复杂度的影响也是很直接的,还有环境中天气、光照条件的不同、外界干扰(电磁干扰、GPS 屏蔽等)都会影响无人驾驶车辆的感知。基于上述思考,环境的类型(高速公路、城市道路、乡村道路),关键交通环境元素的变化性及其数量,天气、光照条件和外界干扰共同构成交通环境的属性。基于这些属性,对环境复杂度划分为五个等级(如表 3.3 所示)。

无人驾驶车辆的测试可用分解为多个独立的任务,如遥控起动、遥控停车、直道与弯道的车道保持、GPS 导航性能、避让静态障碍、避让动态障碍、避障后返回原车道、超车、通过交叉路口、U-Turn、停止线停车、泊车、交通标志和交通信号灯识别等。根据无人驾驶车辆独立完成的任务的数量和任务的难易程度可以对任务复杂度划分为五个等级。无人驾驶车辆任务等级划分见表 3.2。

表 3.2 无人驾驶车辆任务等级划分

等级	任务描述	考核的感知能力	考核的智能决策能力
1	遥控起动	无	无
	遥控刹车	无	无
	遥控停车	无	无
2	限速	无	无
	直道车道保持	车道线识别	局部路径规划
	停车线停车	停车线识别	停车行为决策
	GPS 导航性能	无	全局路径规划
3	U-Turn	路面拓扑结构识别	弯道行为决策、局部路径规划
	车距保持	车辆识别、车距检测	局部路径规划、跟车行为决策
	弯道车道保持	路面拓扑结构识别	弯道行为决策
	避让静态障碍物	障碍物识别	局部路径规划
	避障后返回原车道	障碍物识别、车道线识别	局部路径规划
4	语音指令停车	语音识别、自然语音理解	
	避让动态障碍物	障碍物识别、车道线识别	局部路径规划
	避让动态障碍物后返回原车道	障碍物识别、车道线识别	局部路径规划
	泊车	停车位识别	泊车行为决策
	紧急制动	障碍物识别	局部路径规划

	GPS 信号缺失时的 导航性能	车辆位置信息丢失下的基本 行车行为的鲁棒性	
5	警告标志时的车速 和路径规划	警告标志识别	警告标志认知下的行为决策、局 部路径规划
	指示标志时的车速 和路径规划	指示标志识别	指示标志认知下的行为决策、全 局路径规划、局部路径规划
	禁令标志的路径规 划	禁令标志识别	禁令标志认知下的行为决策、全 局路径规划、局部路径规划
	道路施工标志的路 径规划	道路施工标志识别	道路施工标志认知下的行为决 策、全局路径规划、局部路径规 划
	指示标线的车速和 路径规划	指示交通标线识别	指示标线认知下的行为决策、局 部路径规划
	禁止标线的车速和 路径规划	禁止交通标线识别	禁止标线认知下的行为决策、局 部路径规划
	警告标线的车速和 路径规划	警告交通标线识别	警告标线识别认知下的行为决 策、局部路径规划
	紧急声音的车速和 路径规划	警车、救护车、救火车鸣笛语 音识别、自然语音理解	紧急声音认知下的行为决策、局 部路径规划
	信号灯停车排队	交通信号灯标志识别、车辆识 别	交通信号灯标志认知下的行为 决策、全局路径规划、局部路径 规划

无人驾驶车辆在行驶过程中,根据人工干预程度将其划分为五个等级:一级(远程控制)无人驾驶车辆的运行既不承担自我决策也不自主,所有的感知、理解、分析、规划和决策均由人来完成。无人驾驶车辆的表现很大的程度上受人影响。二级(远程操作)无人驾驶车辆感知周边环境并报告给操作者。所有的分析、规划和决策由人来完成,大部分感知由人来完成,操作者按照无人驾驶车辆的参照标准控制其行动。三级(人为指导)无人驾驶车辆感知其环境并报告给操作者。大部分的分析、规划和决策由人来完成,感知和执行行动由操作者和无人驾驶车辆共同承担。四级(人为辅助)无人驾驶车辆感知其环境并报告给操作者。分析、规划和决策由操作者和无人驾驶车辆共同承担,大部分的感知和执行行动由无人驾驶车辆来完成。五级(自主)在无人驾驶车辆系统功能和限制的范围内,无人驾驶车辆承担最大程度的独立和自主。无人驾驶车辆的表现受操作者影响最小,不受人控制。无人驾驶车辆感知其环境并报告给操作者,所有的感知和执行行动由无人驾驶车辆来完成,大部分的分析、规划和决策由无人驾驶车辆完成,协作可能要由人来完成。

最后综合上述三个方面划分无人驾驶车辆的智能水平等级，如表 3.3 所示。根据无人驾驶车辆的任务复杂程度、环境复杂程度和人工干预程度的等级确定综合等级，而综合等级即对应 10 个智能水平等级（例如，如果任务复杂程度、环境复杂程度和人工干预程度都在最高等级，那么综合等级为 (5,5,5)，智能水平等级为第 10 级）。

表 3.3 无人驾驶车辆智能水平等级划分

智能水平等级	任务复杂度(MC)	环境复杂度(EC)	人工干预程度(HI)	综合等级(MC,EC,HI)	行驶质量得分
10	独立完成任务个数最多，任务难度最高	环境复杂度最高	人工干预程度很小	(5,5,5)	90-100 分：实际轨迹与理想轨迹重合度高，任务完成时间短，安全性高
9	独立完成任务个数多，任务难度高	环境复杂度高	人工干预程度小	(5,5,4); (5,4,5); (4,5,5)	60-90 分：实际轨迹与理想轨迹重合度高/中，任务完成时间短/中，安全性高/中
8				(5,4,4); (4,5,4); (4,4,5); (4,4,4)	
7	独立完成任务个数中等，任务难度中等	环境复杂度中等	人工干预程度中等	(4,4,3); (4,3,4); (3,4,4)	30-60 分：实际轨迹与理想轨迹重合度中/低，任务完成时间中/长/未完成，安全性中/低
6				(4,3,3); (3,4,3); (3,3,4); (3,3,3)	
5				(3,3,2); (3,2,3); (2,3,3)	
4	独立完成任务个数少，任务难度低	环境复杂度低	人工干预程度较大	(3,2,2); (2,3,2); (2,2,3); (2,2,2)	0-30 分：实际轨迹与理想轨迹重合度低，任务完成时间长/未完成，安全性低
3				(2,2,1); (2,2,2); (1,2,2)	
2				(2,1,1); (1,2,1); (1,1,2)	
1	独立完成任务个数最少，任务难度最低	环境复杂度最低	人工干预程度大	(1,1,1)	
0	100% 由人来控制的车辆				

### 3.3 本章小结

(1) 无人驾驶车辆的行为-无人驾驶车辆的行驶轨迹不能孤立地研究，它是由无人驾驶车辆、任务、环境三者共同作用的结果。

(2) 建立了任务复杂度、环境复杂度、人工干预程度三坐标轴无人驾驶车辆评测模型。根据无人驾驶车辆的表现确定评测模型的三坐标，由三坐标所围成图形的面积可以直观的确定无人驾驶车辆智能水平的高低。

(3) 根据无人驾驶车辆行驶的环境复杂度、执行任务的复杂度、人工干预的程

度以及行驶质量。对无人驾驶车辆智能水平进行了等级划分。



## 第4章 无人驾驶车辆行驶轨迹的量化分析

无人驾驶车辆的行驶轨迹往往是与其行为联系最为紧密的参数之一,例如  $x$  轴,  $y$  轴位置坐标随时间的变化。基于第二章无人驾驶车辆运动是混沌的,本章采用混沌理论量化的分析无人驾驶车辆的行驶轨迹。首先将获得的无人驾驶车辆的实际行驶轨迹与前文基于优秀驾驶员驾驶车辆行驶轨迹的理想轨迹进行对比,得到它们之间偏差的时间数据序列,并对其进行确定性和稳定性检验;然后通过 C-C 方法计算时间延迟和嵌入维数,进而重构偏差时间数据序列的相空间;通过李雅普诺夫指数法、预测时域法、相关维数法三种定量的方法描述无人驾驶车辆与环境交互的行驶轨迹。无人驾驶车辆行驶轨迹量化分析的流程图见图 4.1。

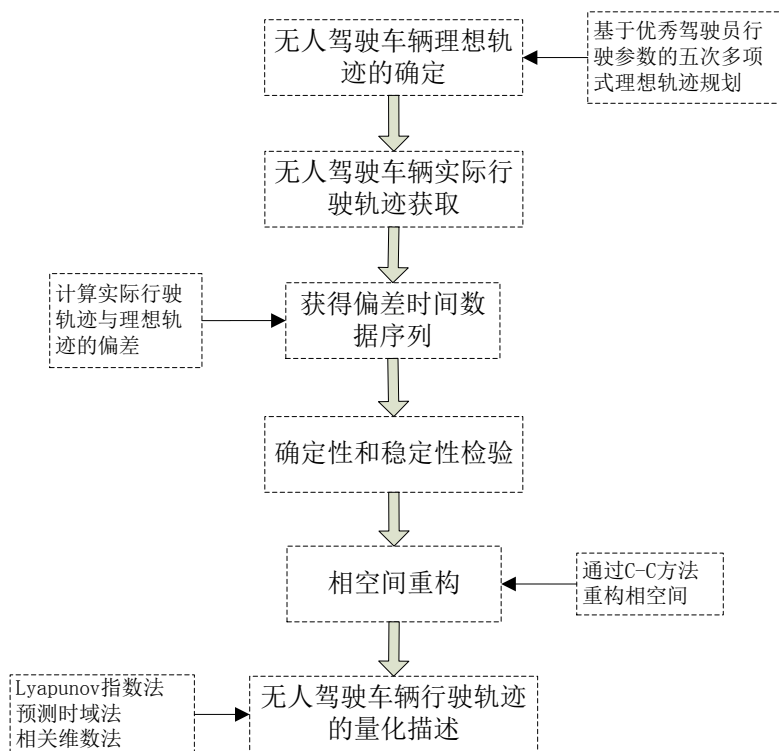


图 4.1 无人驾驶车辆行驶轨迹量化分析流程图

### 4.1 偏差时间数据序列的确定性和稳定性检验

采用混沌理论驾驶车辆-环境-任务交互行为表现出的行驶轨迹进行量化分析的前提是:无人驾驶车辆、环境、任务相互作用的统计特征是确定的、稳定的。所以首先对无人驾驶车辆行驶轨迹偏差的时间数据序列进行确定性、稳定性检验。

#### 4.1.1 确定性检验

为了量化描述无人驾驶车辆-环境-任务交互行为表现出的行驶轨迹，首先要保证这个时间数据序列应该是确定的，可预测的，所以要对时间数据序列进行确定性检验。也就是说，如果行驶轨迹时间数据序列统计特征是随机的，不可预测的，那么就不能应用时间数据序列分析方法。

将得到的无人驾驶车辆实际行驶轨迹与理想轨迹的偏差时间数据序列  $D(t)$  进行确定性检验。时间数据序列  $D(t)$  是不是任意地由过去的事件决定，也就是说是否是确定性的。采用由卡普兰和格拉斯提出的方法<sup>[150]</sup>，判断信号是否是确定性的。假设一个长为  $2t$  的确定性信号  $D$ ，这个信号的前半部分应该可以很好地预测后半部分，在一个完全随机的系统里，这个假设是不成立的。换句话说，如果系统的一个基于模型的预测是完美的、没有丝毫误差的，那么这个系统是完全确定的。如果有一些小的预测误差，这个系统会有一个确定性的成分；而如果一个基于模型的预测只是跟一个随机的猜测一样，那么这个系统就是完全不确定的、随机的。

为了说明信号  $D$  的后半部分是不是前半部分的一个很好的预测，把时间序列  $D$  分成两个长为  $t$  的部分，按照式 (4.1) 构建一个嵌入的  $D$ ：

$$D(t+i) = [D(t+i), D(t+i-1), D(t+i-2)], \forall i = 3, \dots, t \quad (4.1)$$

以时间延迟  $\tau = 1$  和嵌入维数  $p=3$  为时间序列的后半部分建立一个嵌入序列（ $\tau$  和  $p$  也可取其他值）。为了预测  $D(t_k+1) (t < t_k < 2t)$ ，测定在欧几里得 (Euclidean) 距离上距  $D(t_k)$  最近的点  $D(t_c) (0 < t_c \leq t)$ ，并用  $D(t_c+1)$  预测  $D(t_k+1)$ 。按照此种方式，可以预测出后半部分所有的点。

然后，计算均方预测误差  $\epsilon$ 。为了判断这个误差的大小，将简单地用信号前半均值预测后半的基线误差  $\epsilon_b$  和它进行比较。在一个完全随机的信号里，比值  $\epsilon/\epsilon_b$  是 1 或者大于 1，说明平均值可能是最好的预测，因此这个系统是不确定的。反之，如果比值  $\epsilon/\epsilon_b$  小于 1，表明时间数据序列的后半部分确实是前半部分的一个好的预测，因此时间数据序列包含一个确定的成分。

此外还有第二种判断时间数据序列是确定的（即信号数值是由之前的信号数值决定的），还是随机的（即信号数值与之前的信号数值独立）的方法，通过简单地绘制  $D(t)$  和  $D(t-\tau)$ ，可以从视觉上看出之前的和现在的信号数值是否有因果联系，这些绘制的图形称为回归图。

#### 4.1.2 稳定性检验

对无人驾驶车辆-环境-任务交互系统的分析，是为了找到和量化这个交互作用的统计特征。也就是说，如果这个统计特征是随机的、不稳定的，时间数据序列分析方法就不能应用；所以在分析一个信号之前，必须确定信号是稳定的。

如果一个信号在它的整个时期里显示出相似的行为，就把它定义为是稳定的。

“相似的行为”指在整个时间数据序列里有相似的均值、标准差和自相关结构。实际上真实世界的信号通常都显示不变的均值和自相关结构，但是在整个时间数据序列里有不同的变化。这种信号有时会显示“弱稳定性”，但是考虑到它们接近理想的稳定性，可以当作稳定信号。稳定性的概念很明显是相对于数据中出现频率最高的部分，这意味着只有所用的数据包含一个最长时期稳定的量，这个分析才是有意义的。

为了检验时间数据序列的稳定性，必须检验数据的不同部分的均值和标准差是否存在显著差异。研究这个问题的一个简单检验方法就是将时间数据序列分成许多部分，检验序列每个部分的总体分布与其他的部分是否相同。由于并不知道序列总体分布是否是正态分布的，可以采用非参数方差分析。如果总体分布是正态的，可以用一个  $t$ -检验来代替非参数方差分析。

非参数方差分析是基于秩（等级）的。把无人驾驶车辆实际行驶轨迹与理想轨迹偏差的时间数据序列  $D(t)$  分成两个长为  $t$  的部分，为了检验时间数据序列的稳定性，实质上是确定这两组数据有无显著性差异。要进行检验，就要对两组数据进行合并，然后对它取秩。最终把每组得到的秩相加得到  $R_k$  与  $k$ （ $k$  为数据组个数）。

计算  $H$  的统计量：

$$H = \frac{12}{N(N+1)} \left( \sum_{i=1}^k \frac{R_i^2}{n_i} \right) - 3(N+1) \quad (4.2)$$

式中， $N$  是所有  $k$  组点的数量总和； $n_i$  是第  $i$  组点的数量。

$H$  统计量的样本分布十分接近于  $\chi^2$  分布。因此，要想确定所有组之间有无差异，对于  $k-1$  个自由度，就要将  $H$  统计量和给定的  $\chi^2$  表（见表 4.1）中的临界值相比较。如果  $H$  超出了表中所给的临界值，那么拒绝无效假设（每组之间没有显著的差异即时间数据序列不稳定）。

表 4.1 临界的分布  $\chi^2$  数值

自由度	10%	5%	1%
1	2.71	3.84	6.63
2	4.61	5.99	9.21
3	6.75	7.81	11.34
4	7.78	9.49	13.28
5	9.24	11.07	15.09
6	10.64	12.59	16.81

不稳定的信号往往可以通过简单地转换变为稳定的。最简单的方法就是计算时间数据序列值的一阶差分，如果一阶差分仍不稳定，就重复这个过程，继续计算其二阶差分。另一种方法就是去除线性趋势。可以通过简单地减去与时间数据序列拟合最好的线性函数  $y = ax + b$  来得到（线性回归）。

在确定了智能系统行为的描述子（记录的时间数据序列）的确是确定的、稳定的之后，就可以量化分析系统的相空间。

## 4.2 无人驾驶车辆轨迹偏差的时间数据序列的相空间重构

为了构造无人驾驶车辆时间序列的相空间，需要同步测出一切自变量的时间数据序列。但是在实际问题中，往往可以得到一个等时间间隔的单变量的时间数据序列。传统的做法是直接从这个序列去分析它的时间演变，这有很大的局限性。因为时间数据序列是许多物理因子相互作用的综合反映，它蕴藏着参与运动的全部变量的痕迹。而且序列从形式上看似乎是随机的，但实际可能包含混沌运动的信息，而混沌运动至少要在三维动力系统中才能出现。因此，要把时间数据序列扩展到三维或更高维的相空间中去，才能把时间数据序列的混沌信息充分地显露出来，这就是时间数据序列的相空间重构<sup>[153]</sup>。

无人驾驶车辆-环境-任务交互行为表现出的行驶轨迹的量化分析是在相空间中进行的，在对无人驾驶车辆-环境-任务交互行为表现出的行驶轨迹进行量化分析之前要对时间数据序列进行相空间重构。“相空间”是一个用来描述动力系统的所有可能状态空间的术语。在相空间中的一个特定的状态可以充分地描述一个系统，并且它包含了对动力系统的下一个状态做出预测所需的所有信息。

为了把蕴藏的信息从给定的无人驾驶车辆时间序列中充分地显露出来，以便恢复时间序列吸引子的特性，通常采用时间延迟的方法重构相空间。但是要构造一个非线性时间序列的嵌入，必须选择时间延迟  $\tau$ 。

对于给定的无人驾驶车辆时间数据序列  $x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_i), \dots, x(t_n)$ ，关键是选取合适的时间延迟  $\tau$  和嵌入维数  $m$ ，从而构造出  $m$  维相空间。

$$X(t_i) = [x(t_i), x(t_i + \tau), x(t_i + 2\tau), \dots, x(t_i + (m-1)\tau)]$$

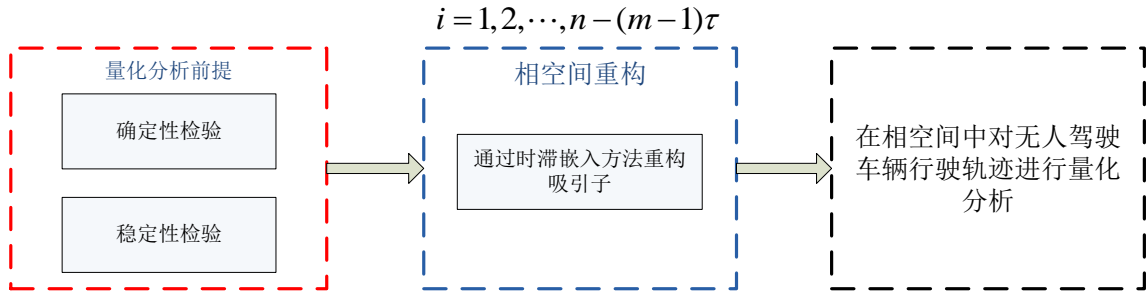


图 4.2 在相空间量化分析

#### 4.2.1 偏差时间数据序列的相空间重构

动力学系统在物理空间中的运动可以在相空间中被完整地表述。所谓相空间，就是一种系统在每个自由度上的位置  $x(t)$  和速度  $\dot{x}(t)$  定义的一种空间。用与所研究动力学系统运行有关变量的观测值，通过时滞嵌入的方法（以时间为自变量，描述其它量与时间的关系）可以重构相空间。对于无人驾驶车辆的行驶轨迹往往是与其行为联系最为紧密的参数之一，例如用  $x$  轴， $y$  轴位置随时间变化关系，就可以重构无人驾驶车辆行驶轨迹的相空间。

假设一个无人驾驶车辆在某个环境中运动。三个描述无人驾驶车辆轨迹的参数分别为位置坐标  $x(t)$ ， $y(t)$  和方向  $\phi(t)$ ，这三个变量可以通过微分方程来描述。在这个例子中三个变量是共轭的，因为无人驾驶车辆控制程序、运动的物理过程和环境的影响意味着  $x$ ， $y$  和  $\phi$  不能完全独立地改变。假设式 (4.3) 定义了一个特定的无人驾驶车辆的运动：

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= \dot{x} = -(y + \phi) \\ \frac{dy}{dt} &= \dot{y} = x + 0.15y \\ \frac{d\phi}{dt} &= \dot{\phi} = 0.2 + xz - 10z \end{aligned} \quad (4.3)$$

式 (4.3) 可以求解，得出如图 4.3 所示函数  $x(t)$ ， $y(t)$  和  $\phi(t)$ 。

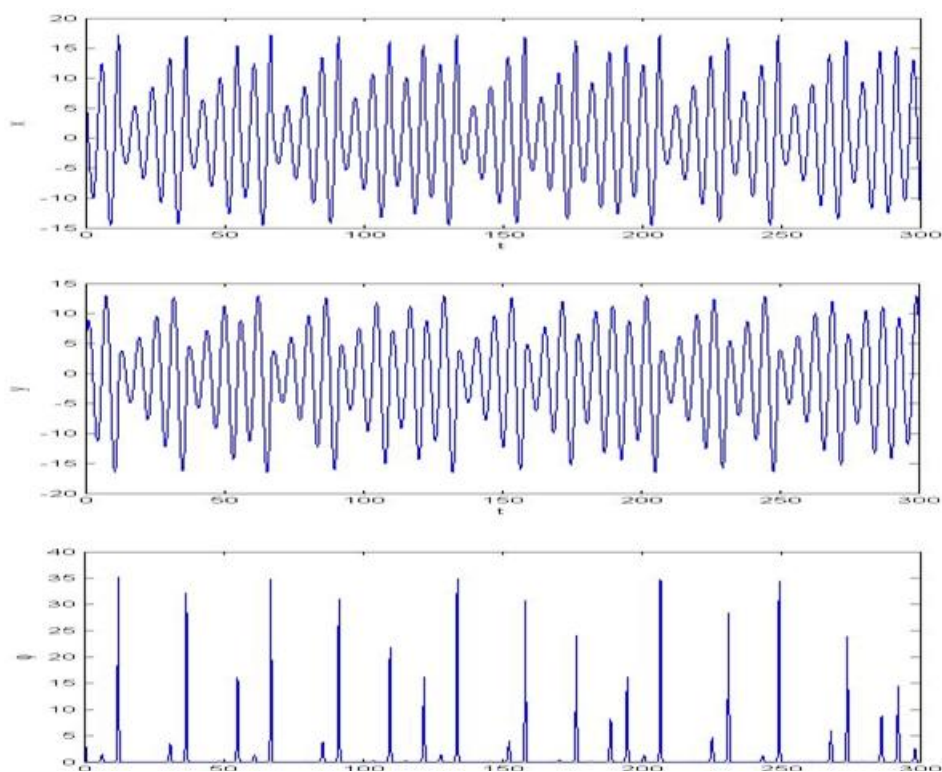


图 4.3 式 4.3 的解

无人驾驶车辆通常是不可能被像式(4.3)定义确定的。然而，通过一个名为时滞嵌入的方法来重构无人驾驶车辆的相空间是可能的。图 4.4 显示被重构的吸引子。

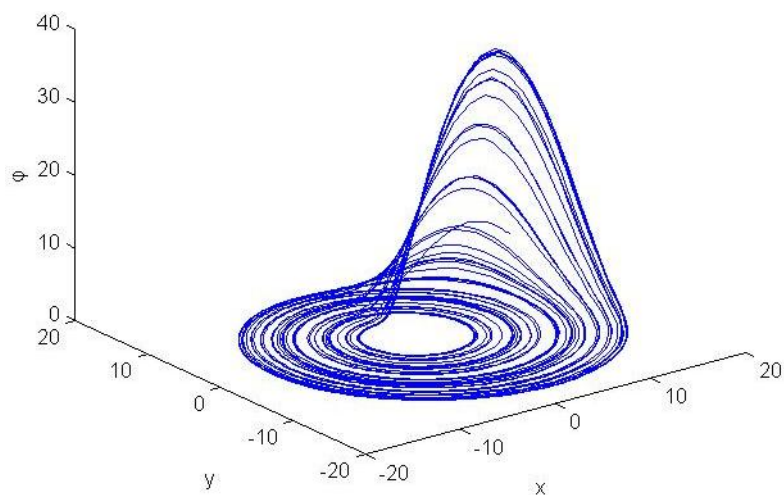


图 4.4 式 4.3 定义的系统的重构相空间

#### 4.2.2 偏差时间数据序列吸引子的重构

分析动力系统的第一步，就是重构它的相空间。理论上，相空间能从物理系统观察值的时间数据序列  $x(t)$  中通过时滞嵌入的方法被重构。图 4.4 显示了这种方法

运用在被式(4.3)定义的动力系统的结果。

通过时滞嵌入方法重构吸引子

无人驾驶车辆在  $(x, y)$  空间的运动, 得到两个时间序列  $x$  和  $y$ 。吸引子  $-D(t_n)$  通过相空间取得的轨迹, 便可以通过式(4.4)给出的时滞嵌入法而被重构:

$$D(t_n) = (x(t_n - (p-1)t), x(t_n - (p-2)t), \dots, x(t_n - t), x(t_n)) \quad (4.4)$$

式中包含: 一组连续的时间序列  $x(t)$ , 嵌入维  $p$ , 嵌入延迟  $\tau$ 。

为了通过时滞嵌入的方法从观测的时间数据序列重构系统的相空间, 必须确定以下两个参量: 嵌入维数  $m$  和时间延迟  $\tau$ 。

#### 1) 时间延迟 $\tau$ 的确定

选择嵌入延迟。对  $\tau$  的正确选择意味着与  $x(t)$  相比, 所观察的时间序列样本  $x(t + \tau)$  包含新信息的点。举例说明, 如果一个移动速度慢的系统在一个高采样频率下采样,  $\tau$  将变大, 因为它会在  $x(t + \tau)$  之前采了很多样本。另一方面, 如果采样频率相对于系统的运动速度慢的话,  $\tau$  将变小。

有一种定性的方法可以看到  $\tau$  逐渐增加的影响, 对于小的时间延迟  $\tau$ ,  $x(t)$  和  $x(t + \tau)$  本质上相等。如果将它们绘制成图, 那么所有的点会落在一条对角线上。当  $\tau$  变大, 那么重构的吸引子将会从该线上扩展开来。这种扩展可以指导选择合适的时间延迟  $\tau$ 。有两种进一步确定该点的方法, 在这些点上  $x(t)$  与  $x(t + \tau)$  包含不同的信息。卡普兰和格拉斯提出, 当  $x(t)$  与  $x(t + \tau)$  的自相关数小于  $e^{-1} = 0.37$  时, 就得到一个合适的时间延迟  $\tau$ 。Fraser 和 Swinney 认为当被认为是自相关函数式(4.5)概括的互信息取其第一个极小值时, 得到样本中包含新信息的点:

$$MI = H(x) + H(x + t) - H(x, x + t) \quad (4.5)$$

求时间延迟  $\tau$  的方法一般采用自相关函数法, 这个方法是非常成熟的。它主要是提取时间数据序列的线性相关性。一般的操作步骤是先写出混沌时间数据序列的自相关函数, 然后作出自相关函数关于时间  $\tau$  的函数图形。根据数值试验结果, 当自相关函数值下降到初始值的  $1 - 1/e$  时, 所得到的时间  $\tau$  就是重构相空间的时间延迟  $\tau$ 。

对于连续的变量  $x(t)$ , 其自相关函数 (Autocorrelation Function)  $C(\tau)$  定义为

$$C(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} x(t)x(t + \tau)dt \quad (4.6)$$

其中  $\tau$  是两时刻之间的间隔时间值，表示两时刻 ( $t$  和  $t+\tau$ ) 运动或随机过程的相互关联或相似程度。当  $x(t)$  的幅值一定时， $C(\tau)$  越大则意味着  $x(t)$  与  $x(t+\tau)$  越相似。 $\tau$  越小则表明  $x(t)$  与  $x(t+\tau)$  越相似，从而  $C(\tau)$  越大。反之  $\tau$  越大，则  $x(t)$  与  $x(t+\tau)$  的差别可能越来越大，最后以致于  $x(t)$  与  $x(t+\tau)$  完全无关，而  $C(\tau)$  越来越小直至趋于 0。

## 2) 嵌入维数 $m$ 的确定

选择嵌入维数，有三种可能的情况：①嵌入维数太小以至于不能重构吸引子；②刚刚好；③太大了。只有第一种情况会产生误差，因为选择的嵌入维数比吸引子的维数小的话，吸引子就不能被完全地展开，这就意味着时间上远的点竟变成空间上的邻点（因为在空间上的邻点实际上是时间上远离的点，所以它们被称为“虚假最近邻点”）。如果嵌入维数相等或者稍大，重构相空间是没有问题的。如果嵌入维数远大于吸引子的维数，理论上也是没有问题的，吸引子能够被完全地重构。但是实际操作中计算量太大，而且准确性低，所以最好选择最小的合适的嵌入维数。

确定嵌入维数的方法包括：虚假邻点法；关联积分法。

虚假邻点法：Kennel.M et al. 提出一种确定合适的嵌入维数的方法—虚假最近邻点法<sup>[151]</sup>。这种方法可以确定虚假最近邻点在重构相空间中的个数（在重构的相空间中邻近，但在时间序列中相离很远）。当其虚假邻点个数接近零时，吸引子刚好能被完全展开，而且没有自身的干扰。当维数从  $m$  维变成  $m+1$  维时，检查轨迹线  $X_n$  的所有邻点中哪些是真实的邻点，哪些是虚假的邻点，当没有虚假邻点时，可以认为吸引子结构被完全打开。设  $X_{\eta(n)}$  是  $X_n$  的最近邻点，它们之间的距离记为  $\|X_{\eta(n)} - X_n\|^{(m)}$ ，当维数增加到  $m+1$  维时，它们之间的距离变为  $\|X_{\eta(n)} - X_n\|^{(m+1)}$ ，如果  $\|X_{\eta(n)} - X_n\|^{(m+1)}$  比  $\|X_{\eta(n)} - X_n\|^{(m)}$  大很多，这其中的原因是高维吸引子中两个不相邻的点投影到低维轨迹线上时变成了相邻的两点，所以这是虚假的邻点。

如果  $[\|X_{\eta(n)} - X_n\|^{(m+1)} - \|X_{\eta(n)} - X_n\|^{(m)}] / \|X_{\eta(n)} - X_n\|^{(m)} > R_T$  则  $X_{\eta(n)}$  为  $X_n$  的虚假最近邻点。阈值  $R_T$  在 [10,50] 之间选取。对于无限长精确的数据，用上述标准可以获得较好的结果，对于有限长具有噪声的数据，补充以下标准：

$$\text{如果 } \|X_{\eta(n)} - X_n\|^{(m+1)} / \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})^2} > 2$$

其中  $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n$ ，此时  $X_{\eta(n)}$  也是  $X_n$  的虚假最近邻点。



对实测时间数据序列， $m$  从 2 开始，取  $R_T = 30$ ，计算虚假最近邻点的比例，然后增加  $m$  值，一直到虚假最近邻点的比例小于 5% 或虚假最近邻点不再随着  $m$  的增加而减少时，可以认为完全被打开。

关联积分法：

(1) 已知无人驾驶车辆偏差时间数据序列  $x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n, \dots$ ，首先赋值一个较小的维数值  $m_0$ ，其对应一个重构的相空间。

$$(2) \text{ 计算时间数据序列的关联函数 } C(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^N \theta(r - |Y(t_i) - Y(t_j)|)$$

其中  $|Y(t_i) - Y(t_j)|$  表示两个相空间点  $Y(t_i)$  和  $Y(t_j)$  之间的距离， $\theta(z)$  是 Heaviside 函数， $C(r)$  是一个累积分布函数，表示相空间中吸引子上两点距离小于  $r$  的概率。

(3) 对于  $r$ ，吸引子的维数  $d$  与累积分布函数  $C(r)$  应满足对数线性关系，即  $d(m) = \ln C(r) / \ln r$ 。从而由拟合求出对应于  $m_0$  的关联维数估计值  $d(m_0)$ 。

(4) 增加嵌入维数  $m_1 > m_0$ ，重复计算步骤 (2) 和 (3)，直到相应的维数估计值  $d(m)$  不再随  $m$  的增长而在一定误差范围内不变为止。此时得到的  $d$  即为吸引子的关联维数。由 Takens 定理得到混沌时间数据序列的嵌入维数为  $m(m \geq 2d + 1)$ 。

### 3) C-C 方法确定时间延迟和嵌入维数

定义  $\tau$  为时间数据序列的延迟， $\tau_m = (m-1)\tau$  为延迟时间窗口， $\tau_p$  是平均轨道周期， $m$  是嵌入维数， $N$  是数据的大小， $M = N - (m-1)\tau$ ， $X_i (i = 1, 2, \dots, M)$  是如下重构相空间中的点。

$$X_i = (x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}), \quad X_i \in R^m \quad (4.7)$$

则嵌入时间数据序列的关联积分定义为以下的函数

$$C(m, N, r, t) = \frac{2}{M(M-1)} \sum_{1 \leq i < j \leq M} \theta(r - d_{ij}), \quad r > 0 \quad (4.8)$$

其中  $d_{ij} = \|X_i - X_j\|$ ,

$$\begin{cases} \theta(x) = 0 & x < 0 \\ \theta(x) = 1 & x \geq 0 \end{cases} \quad (4.9)$$

关联维可以定义为

$$D(m, t) = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log C(m, r, t)}{\log r} \quad (4.10)$$

其中  $C(m, r, t) = \lim_{N \rightarrow \infty} C(m, N, r, t)$ ，但是由于时间序列的长度  $N$  有限，并且半径  $r$  不可能无限小，通常用一个线性区域的斜率来近似代替这个关联维，即

$$D(m, t) = \frac{\log C(m, N, r, t)}{\log r} \quad (4.11)$$

对于时间数据序列  $\{x_i\}, i=1, 2, \dots, N$ ，将其分成  $t$  个不相交的时间数据序列，如  $t=1$  时为单个时间数据序列本身，而  $t=2$  时为  $\{x_1, x_3, \dots, x_{N-1}\}$  及  $\{x_2, x_4, \dots, x_N\}$ ，长度为  $\frac{N}{2}$ 。对于一般的自然数  $t$  有：

$$\begin{aligned} &\{x_1, x_{t+1}, x_{2t+1}, \dots\} \\ &\{x_2, x_{t+2}, x_{2t+2}, \dots\} \\ &\dots\dots\dots \\ &\{x_t, x_{2t}, x_{3t}, \dots\} \end{aligned}$$

其中  $N = tl, l = \frac{N}{t}$  是时间数据序列的长度。将时间数据序列分成  $t$  个不相交的子序列，然后定义每个子序列的  $S(m, N, r, t)$  为

$$S(m, N, r, t) = \frac{1}{t} \sum_{s=1}^t [C_s(m, \frac{N}{t}, r, t) - C_s^m(1, \frac{N}{t}, r, t)] \quad (4.12)$$

令  $N \rightarrow \infty$  有

$$S(m, r, t) = \frac{1}{t} \sum_{s=1}^t [C_s(m, r, t) - C_s^m(1, r, t)] \quad , (m=2, 3, \dots) \quad (4.13)$$

如果时间数据序列是独立同分布的，那么对固定的  $m$  和  $t$ ，对于所有的  $r$ ，当  $N \rightarrow \infty$  时均有  $S(m, r, t)$  恒等于零。但是实际上时间数据序列是有限的，并且序列元素之间可能是相关的，所有实际得到的  $S(m, r, t)$  一般不等于零。这样，局部最大时间间隔可以取  $S(m, r, t)$  的零点或对所有的半径  $r$  相互差别最小的时间点，因为这暗含着这些点几乎是均匀分布的。选择对应值为最大和最小两个半径  $r$ ，定义两值的差值为

$$\Delta S(m, t) = \max \{S(m, r_j, t)\} - \min \{S(m, r_j, t)\} \quad (4.14)$$

由上式度量了关于半径  $r$  的最大偏差，所以局部最大时间  $t$  应该是  $S(m, r, t)$  的零点，并且是  $\Delta S(m, t)$  的最小值。

采用 C-C 方法同时确定时间延迟和嵌入维数的方法：

(1) 计算时间数据序列标准差  $\sigma$ ，选取  $N$ ；

(2) 计算下面三个量：

$$\bar{S}(t) = \frac{1}{16} \sum_{m=2}^5 \sum_{j=1}^4 S(m, r_j, t) \quad (4.15)$$

$$\Delta \bar{S}(t) = \frac{1}{4} \sum_{m=2}^5 \Delta S(m, t) \quad (4.16)$$

$$S_{cor}(t) = \Delta \bar{S}(t) + |\Delta \bar{S}(t)| \quad (4.17)$$

其中时间变量  $t$  取小于等于 200 的自然数，而  $S(m, r_j, t)$ ， $\Delta S(m, t)$  分别如下

$$S(m, r_j, t) = \frac{1}{t} \sum_{s=1}^t [C_s(m, r_j, t) - C_s^m(1, r_j, t)],$$

$$(m = 2, 3, 4, 5)$$

$$\Delta S(m, t) = \max \{S(m, r_j, t)\} - \min \{S(m, r_j, t)\}$$

(3) 根据计算结果画图

- a)  $\Delta S(m, t)$  的第一个极小值对应的  $t$  为最佳时滞；
- b)  $\bar{S}(t)$  的第一个零点  $t$  为最佳时滞；
- c)  $S_{cor}(t)$  的最小值  $t$  对应时间窗口  $\tau_{\sigma}$ 。

时间延迟的选取不应该独立于嵌入维数，C-C 方法引入时间窗口函数能够同时确定时间延迟和嵌入维数。C-C 方法的优点：计算量小；容易操作；适合非线性问题；对小数据组可靠性强；效果和互信息方法一致；具有较强的抗噪声能力。

#### 4) 相空间的重构

通过时滞嵌入方法对偏差时间数据序列进行相空间重构。通过时滞嵌入重构相空间揭示了在一段时间上偏离之间的关系。无人驾驶车辆偏离理想轨迹越大，则相空间越模糊失真。

### 4.3 无人驾驶车辆与环境交互的量化分析

对无人驾驶车辆行驶轨迹偏差的时间数据序列进行确定性、稳定性检验后，得出无人驾驶车辆-环境-任务交互行为表现出的行驶轨迹的统计特征是确定的、稳定的，可以在相空间中对无人驾驶车辆-环境-任务交互的行驶轨迹进行量化分析：李雅普诺夫指数估计、预测时域法、相关维数法（图 4.5）。

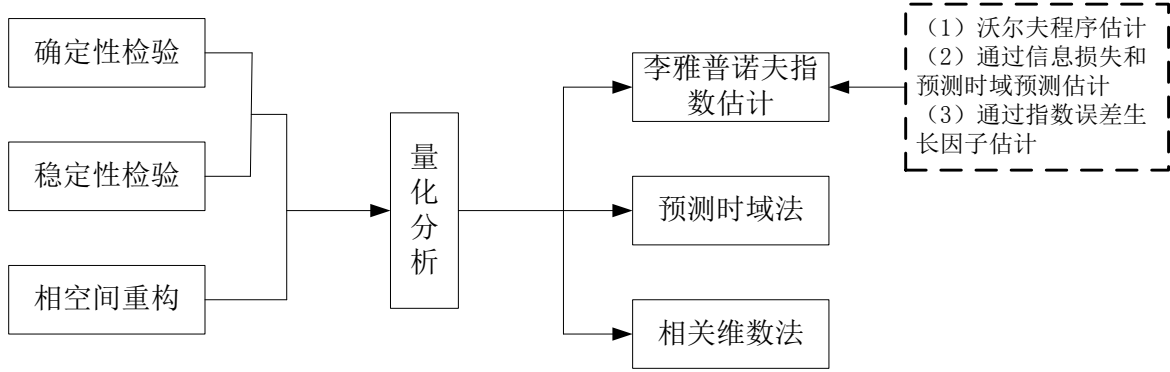


图 4.5 无人驾驶车辆行驶轨迹的量化分析

#### 4.3.1 李雅普诺夫指数估计方法

一个混沌系统最鲜明的特点之一就是对该系统中变量变动的敏感性：在相空间中两轨迹开始时相互靠近，随着时间的推移又将相互偏离，系统越混乱，发散度越高。李雅普诺夫指数是最有用的量化描述混沌的手段之一，因为它直接反映了系统是否真正是混沌的，并且可以计量系统的混沌程度。同时，李雅普诺夫指数成为对未来状态预测分析必需的知识。估计无人驾驶车辆行驶轨迹偏差时间数据序列的 Lyapunov 指数的方法有三种：

##### 1) 时间序列李雅普诺夫指数的估计

Wolf 等人提出直接基于相轨线、相平面、相体积等演化来估计 Lyapunov 指数。这类方法统称为 Wolf 方法，它在混沌研究和计算 Lyapunov 指数应用十分广泛<sup>[152-153]</sup>。

设混沌时间数据序列为  $x_1, x_2, \dots, x_k \dots$ ，嵌入维数为  $m$ ，时间延迟为  $\tau$ ，则重构的相空间为：

$$Y(t_i) = (x(t_i), x(t_i + \tau), \dots, x(t_i + (m-1)\tau)) \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (4.18)$$

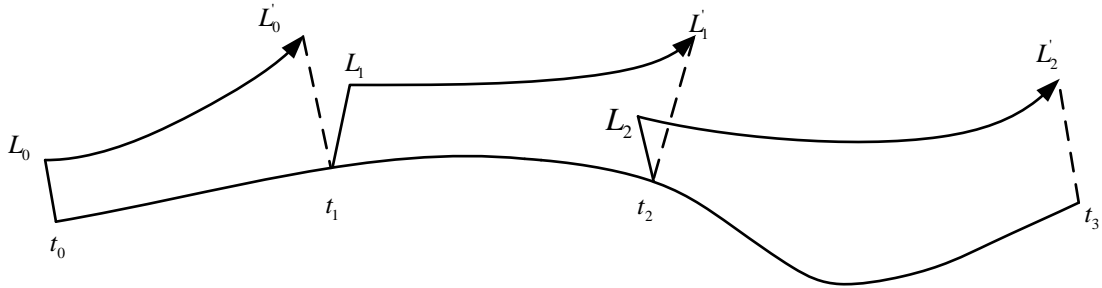


图 4.6 李雅普诺夫指数计算 wolf 方法

取初始点为  $Y(t_0)$ ，设其与最近邻点  $Y_0(t_0)$  的距离为  $L_0$ ，追踪这两点的时间演化，直到  $t_1$  时刻，其距离超过某规定值  $\varepsilon > 0$ ， $L'_0 = |Y(t_1) - Y_0(t_1)| > \varepsilon$ ，保留  $Y(t_1)$ ，并在  $Y(t_1)$

邻近另找一个点  $Y_1(t_1)$ ，并使得  $L_1 = |Y(t_1) - Y_1(t_1)| < \varepsilon$ ，并且与之夹角尽可能的小；继续上述过程，一直到  $Y(t)$  到达时间序列的终点  $N$ ，这时追踪演化过程总的迭代次数为  $M$ ，那么最大 Lyapunov 指数为

$$\lambda_{\max} = \frac{1}{t_M - t_0} \sum_{i=0}^M \ln \frac{L'_i}{L_i} \quad (4.19)$$

设无人驾驶车辆的混沌时间数据序列为  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ，嵌入维数  $m$ ，时间延迟  $\tau$ ，则重构相空间

$$Y_i = (x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}), \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (4.20)$$

其中， $N = M + (m-1)\tau$ ，嵌入维数  $m$  和时间延迟  $\tau$  根据 C-C 方法确定。在重构相空间后，在给定轨迹上寻找每个点的最近邻点，即

$$d_j(0) = \min_j \|Y_j - Y_{\hat{j}}\| \quad |j - \hat{j}| > P \quad (4.21)$$

其中  $p$  为时间数据序列的平均周期，它是通过平均频率的倒数估计出来的。那么最大 Lyapunov 指数就可以通过基本轨道上每个点的最近邻点的平均发散速率估计出来。

Sato et al. 估计的最大 Lyapunov 指数为

$$\lambda_1(i) = \frac{1}{i\Delta t} \frac{1}{M-i} \sum_{j=1}^{M-i} \ln \frac{d_j(i)}{d_j(0)} \quad (4.22)$$

其中， $\Delta t$  为样本周期， $d_j(i)$  是基本轨道上第  $j$  对最近邻近点经过  $i$  个离散时间步长后的距离。Sato et al. 改进后的估计表达式为

$$\lambda_1(i, k) = \frac{1}{k\Delta t} \frac{1}{M-k} \sum_{j=1}^{M-k} \ln \frac{d_j(i+k)}{d_j(i)} \quad (4.23)$$

其中， $k$  为常数，最大 Lyapunov 指数的几何意义是量化初始闭轨道的指数发散和估计系统的总体混沌水平的量。所以结合 Sato et al. 的估计式得到

$$d_j(i) = C_j e^{\lambda_1(i\Delta t)}, C_j = d_j(0) \quad (4.24)$$

对上式两边取对数得到

$$\ln d_j(i) = \ln C_j + \lambda_1(i\Delta t) \quad (j = 1, 2, \dots, M) \quad (4.25)$$

很显然，时间序列的最大 Lyapunov 指数大致相当于上式得到的直线的斜率。它可以通过最小二乘法逼近这组直线而得到，即

$$y(i) = \frac{1}{\Delta t} \langle \ln d_j(i) \rangle \quad (4.26)$$

其中,  $\langle \cdot \rangle$  表示所有关于  $j$  的平均值。

Wolf 方法计算 Lyapunov 指数的步骤:

(1) 对无人驾驶车辆时间数据序列  $\{x(t_i), i=1, 2, \dots, N\}$  进行 FFT 变换, 计算出时间延迟  $\tau$  和平均周期  $P$ ;

(2) 计算出关联维数  $d$ , 再根据  $m \geq 2d + 1$  来确定嵌入维数  $m$ ;

(3) 根据时间延迟  $\tau$  和嵌入维数  $m$  重构时间数据序列的相空间  $\{Y_j, j=1, 2, \dots, M\}$ ;

(4) 在相空间中寻找每个点  $Y_j$  的最近邻点  $Y_{\hat{j}}$ , 并限制短暂分离, 即

$$d_j(0) = \min_{\hat{j}} \|Y_j - Y_{\hat{j}}\|, \quad |j - \hat{j}| > P$$

(5) 对每个相空间中的点  $Y_j$ , 计算出该邻点对的  $i$  个离散时间步长后的距离  $d_j(i)$

$$d_j(i) = \|Y_{j+i} - Y_{\hat{j}+i}\| \quad (4.27)$$

$$i = 1, 2, \dots, \min(M - j, M - \hat{j})$$

(6) 对于每个  $i$ , 求出所有  $j$  的  $\ln d_j(i)$  平均  $y(i)$ , 即

$$y(i) = \frac{1}{q\Delta t} \sum_{j=1}^q \ln d_j(i) \quad (4.28)$$

其中,  $q$  是  $d_j(i)$  非零的数目, 并且用最小二乘法作出回归直线, 无人驾驶车辆时间数据序列的最大 Lyapunov 指数  $\lambda$  就是该回归直线的斜率。

用 Wolf 程序估计无人驾驶车辆行驶轨迹的李雅普诺夫指数, 以下参数需要具体给定:

通过时滞嵌入为潜在吸引子的重构嵌入延迟  $\tau$ 。开普兰和格拉斯提出时间序列的自相关作用降低到  $1/e=0.37$  以下时可以找到一个合适的  $\tau$  值。另外, 可以使用互信息。一般规则是:  $\tau$  应选择这种重构的吸引子是完全展开的(即不包含自我影响), 并显示出一个定义较好的结构。

嵌入维数  $m$ 。泰肯斯和麦恩的理论说明了如果嵌入维数  $m$  满足  $m = 2d + 1$ , 其中  $d$  为吸引子的维数, 则一个吸引子通过时滞嵌入可以完美地重构。然而在实践中, 较低的嵌入维数通常是足够的, 对于大多数无人驾驶车辆系统的一个 3~5 维嵌入维数就足够了。  $m$  的选择受限于可用数据量: 作一个粗略估计, 用于分析所需要的数

据点数为  $30^d$ ，其中  $d$  是吸引子的维数。一个用来定义恰当嵌入维数完善的方法就是伪最临近点法。

时间步长。这是用于获取时间序列的简单采样率（例如照相机每 250 ms 获得一个无人驾驶车辆的位置坐标）。

时间演化 *evolv*。这个参数确定了一对点通过相空间有多少步骤，用来估计它们随时间发散的情况。正确的设置（通常 3~12）必须通过找到一个标度区间来确定。

最小间隔。表明两个在相空间中最小间隔的点将被选取为在相空间所跟踪的一对点。作为一个经验法则，这个值应该设置为 0，为无噪声的数据，并以 1%~2% 的范围内的时间序列值为噪声数据。

最大间隔 *maxdist*。这表明相空间中两点间允许的最大间隔，该间隔在找到一对新点来估计发散度之前。作为一个经验法则，这个值可以为噪声数据设置为时间序列值范围的 10%~15%，但确定合适的值，需要找到一个标度区间。

简单采取现有软件包，选取恰当的参数设置或者计算相关指数，并计算使李雅普诺夫指数不变的设置范围，称为标度区间。这些标度区间显示出良好的参数设置和可靠的结果。

对无人驾驶车辆实际行驶轨迹与理想轨迹偏差的时间序列的数据点，通过自相关找到一个合适的延迟  $\tau$  值，并确定最小间隔，再选取不同的时间演化 *evolv*（通常 3~12）、嵌入维数  $m$ （3~5 维）、最大间隔 *maxdist* 应用 Wolf 程序估计李雅普诺夫指数。

Wolf 方法确定时间延迟  $\tau$  常用的方法是自相关函数法（适用于小数据组，计算方便，但不适合非线性问题）和互信息法（适用于大数据组，非线性问题，但计算不方便），而且时间延迟  $\tau$  和嵌入维数  $m$  是分别确定的。本文采用 C-C 方法同时确定时间延迟  $\tau$  和嵌入维数  $m$ ，结合了自相关函数法和互信息法的优点，既能有效减少计算量，又能保持系统的非线性特性。改进的估计无人驾驶车辆行驶轨迹的 Layapunov 指数的步骤：

- （1）对无人驾驶车辆时间数据序列  $\{x(t_i), i=1, 2, \dots, N\}$  进行 FFT 变换，计算出平均周期  $P$ ；
- （2）采用 C-C 方法同时计算出时间数据序列的时间延迟  $\tau$  和嵌入维数  $m$ ；
- （3）根据估算的时间延迟  $\tau$  和嵌入维数  $m$  重构无人驾驶车辆时间数据序列的相空间  $\{Y_j, j=1, 2, \dots, M\}$ ；

(4) 在相空间中寻找每个点  $Y_j$  的最近邻点  $Y_{\hat{j}}$ ，并限制短暂分离，即

$$d_j(0) = \min_{\hat{j}} \|Y_j - Y_{\hat{j}}\|, \quad |j - \hat{j}| > P$$

(5) 对每个相空间中的点  $Y_j$ ，计算出该邻点对的  $i$  个离散时间步后的距离  $d_j(i)$

$$d_j(i) = \|Y_{j+i} - Y_{\hat{j}+i}\|$$

$$i = 1, 2, \dots, \min(M - j, M - \hat{j})$$

(6) 对每个  $i$ ，求出所有  $j$  的  $\ln d_j(i)$  平均  $y(i)$ ，即

$$y(i) = \frac{1}{q\Delta t} \sum_{j=1}^q \ln d_j(i)$$

其中， $q$  是  $d_j(i)$  非零的数目，并且采用最小二乘法作出回归直线，无人驾驶车辆时间数据序列的最大 Layapunov 指数  $\lambda$  就是该直线的斜率。

2) 通过信息损失和预测时域预测估计无人驾驶车辆行驶轨迹的李雅普诺夫指数

当李雅普诺夫指数通过单位时间的信息损失表示时，可以通过确定  $t_0$  时刻系统有多少有用信息，和增加时间  $t$  减少多少信息进行估计。这种方法可以通过以下途径实现。

假设观察一个无人驾驶车辆及其周围环境，它的位置为  $x(t)$  和  $y(t)$ 。无人驾驶车辆在此位置的信息  $I(t)$ （单位是 bit）通过式 (4.29) 给出。

$$I(t) = \ln B(t) / \ln 2 \quad (4.29)$$

式中， $B(t)$  是  $t$  时刻已知的  $x$ ， $y$  轴上清楚位置的个数。例如，针对无人驾驶车辆在  $x$  轴的 256 个清楚位置上的一个位置（即一台相机的 256 个像素），有 8bit 的可用信息。

这种实验确定的无人驾驶车辆的位置是根据以前的数据预测的。无人驾驶车辆的初始位置是完全已知的，而且由照相机的分辨率决定。假设用一部顶部照相机测定无人驾驶车辆位置，同时架设在  $t=0$  时刻，知道无人驾驶车辆的位置，精度为 1 像素。因为在  $t=0$  时刻，能够在精度为  $1/R$  像素内指定无人驾驶车辆的位置，为了估计  $t=0$  时刻的信息量，仅采用范围  $R$ ，定义：

$$R = x_{\max} - x_{\min}$$

式中， $x_{\max}$  和  $x_{\min}$  是观察的最大和最小的  $x$  位置，而且估计  $I(t=0)$  时，取  $B=1$ 。

随着时间的推移，由于预测误差的增加，越来越难预测无人驾驶车辆的位置。



例如，在  $t_1$  时刻的一个预测误差 1，意味着在  $x$  轴只能指定精度为  $2/R$  像素的无人驾驶车辆的位置，已确定的像素位置  $\pm 1$  像素。

一开始在  $t_0$  时刻有 256 个清楚地位置。这意味着  $I_0 = 8\text{bit}$ 。对于在  $t_1$  时刻的预测误差 1，可以将无人驾驶车辆定位于 128 个确切的位置 (7bit)。也就是说要减少 1bit 的信息需要  $t_1 - t_0$  的时间，可以估计李雅普诺夫指数为  $\lambda \approx \frac{1\text{bit}}{(t_1 - t_0)s}$ 。

### 3) 指数误差生长因子估计李雅普诺夫指数

将定量测量轨迹的重合或偏移应用于无人驾驶车辆是很困难的，因为  $f(x)$  是不知道的。虽然有些方法可以在相空间估计 Lyapunov 指数，但是无人驾驶车辆相空间的信息包括速度和仅可利用的信息就是无人驾驶车辆在笛卡尔空间的轨迹。相空间需要通过轨迹重建，这个过程需要大量的数据因为它对噪声敏感。可以利用物理空间直接表征无人驾驶车辆与环境的交互。

受相空间偏移概念启发，记录无人驾驶车辆在物理（笛卡尔）空间的轨迹，并且对轨迹中  $x$  和  $y$  进行了单独的分析。基本准则是：找到两个非常接近的点  $z(t_1)$  和  $z(t_2)$ ，在空间中估计偏移率。把几何空间中的偏移率称为指数误差生长因子  $EGF$ 。

时间序列的指数误差生长因子指数是系统在一维相空间的第一 Lyapunov 指数的近似。

$$EGF = \ln\left(\frac{1}{nj} \sum_{p=i}^j \sum_{k=0}^n \frac{|z(p+k+1) - z(p+\Delta+k+1)|}{|z(p+k) - z(p+\Delta+k)|}\right) \quad (4.30)$$

满足下式并且  $\Delta > n$

$$d_{\min} < |z(p) - z(p+\Delta)| < d_{\max}$$

其中， $j$  是在时间序列里找到的能满足上式  $z(p)$  和  $z(p+\Delta)$  的数量； $d_{\min}$ ， $d_{\max}$  和  $n$  是预先定义的； $n$  为两个测量的时间步长的数量。

$EGF$  是由采样时间序列  $z(t)$  计算的。 $z(t)$  是由板载里程计系统记录的无人驾驶车辆轨迹的  $x$ ， $y$  坐标。对每个数据点  $z(t_i)$  执行下列步骤：

- ① 找到一些数据点  $z(t_i + \Delta)$ ，满足  $d_{\min} < |z(t_i) - z(t_i + \Delta)| < d_{\max}$ ，其中  $\Delta$  比  $n$  大，以确保一阶导数的符号（即斜率）在点  $z(t_i)$  和  $z(t_i + \Delta)$  处是相同的。确定  $d_{\min}$ ， $d_{\max}$  和  $n$ ；
- ② 计算  $\sum_{k=0}^n \frac{|z(p+k+1) - z(p+\Delta+k+1)|}{|z(p+k) - z(p+\Delta+k)|}$ ；

- ③ 对所有  $z$  剩余的数据点到  $l-n-1$  ( $l$  是所有的数据点数量) 重复步骤①, ②;
- ④ 计算  $EGF$ 。

实质上是用相空间的一维吸引子估计系统 Lyapunov 指数, 是一种利用指数误差生长因子近似估计系统 Lyapunov 指数。

#### 4.3.2 预测时域

李雅普诺夫指数单位为 bit/s, 很长时间以来作为一个预测的信号说明信号损失取决于信号的混沌特性。一个完全的无噪声、无混沌的信号, 其李雅普诺夫指数为 0, 可以预测任意长时间, 而且没有预测误差。另一方面, 一个混沌信号不能预测任意长时间, 因为每一步预测均会导致不确定性增加, 直到最后预测结果不再比一个根据事实或经验做出的猜测更好。此时, 就出现了不可预测的情况。

如果 10min 前要求预测户外的温度, 并对预测结果给出一个不确定性的说明。因为只有一个很小的不确定间隔, 可以简单地认为温度保持此刻的温度不变, 做个很好的预测。如果 2h 前要预测温度, 会增加不确定性。甚至是 12h 前就完全无法准确预测温度发生的变化。

当可预测性完全失去时, 就可以用李雅普诺夫指数来计算, 例如, 当数据的任何模型都不比一个有根据的猜测更好时 (称之为“预测时域”)。需要牢记的是李雅普诺夫指数是一种平均的测量方法。也可能出现这样的情况, 预测会比根据事实或经验做出的猜测好而且往往会超过估计预测时域很多, 但平均起来, 只有当可预测性的完全损失将出现时, 才用李雅普诺夫指数来估计预测时域。

由例证可知, 假设正在测量一些工业设备的压力, 预测过一段时间后压力会怎么变化。在过去很长一段时期里已经做过一系列的的压力测量工作, 估计李雅普诺夫指数是  $0.5\text{bit/s}$ 。使用的压力传感器能测出 256 种不同的压力值, 即  $\log_2 256 / \log_2 2 = 8\text{bit}$ 。这意味着一般来说在 16s 后, 可预测性损失会出现。换句话说: 平均起来, 在 16s 后即使是一个“黄金标准”的压力分布模型也比不上对其进行根据事实或经验做出的猜测。

“据事实或经验做出的猜测”在这里的意思是不依靠过去值的一个具体的情况对一个值进行预测, 而是利用该信号的全局性质。这就是比较模型预测表现的基线 (这的确考虑到了先前值)。对每一个点  $x(t_i)$  应该使用一条简单的基线, 该点随着时间的发展, 会从时间数据序列里随机选择其他点  $x(t_j)$ , 然后将  $x(t_j)$  后继点作为  $x(t_i)$  后继点的预测。

正因为李雅普诺夫指数能用来估计这个时间点，在该点根据事实或经验做出猜测，也会产生和“黄金标准”模型一样的小的预测误差（平均而言），也一样能逆向推导：确定那个时间上或许也会做出对信号的随机猜测的点，然后再从这点推导李雅普诺夫指数。将用到的“黄金标准”模型其实就是数据本身。

将无人驾驶车辆实际行驶轨迹与理想轨迹偏差的时间数据序列  $D(t)$  分割为相等长度为  $t$  的两部分，则用第一部分的数据作为第二部分的模型。因为这里处理的数据是确定性的，这意味着过去的数据点在一定程度上是未来数据点的预测。

为了预测数据的第二部分未来的数据点  $D(t_2)$ ， $t_2 = t+1, \dots, 2t$ ，构建一个三维嵌入  $D(t_2)$  如式(4.31)给出那样，再在第一半数据中搜寻向量  $D(t_1)$ ， $1 \leq t_1 \leq t$  是最接近  $D(t_2)$  的欧几里得距离：

$$D(t_2) = [D(t_2), D(t_2 - \tau), D(t_2 - 2\tau)] \quad (4.31)$$

其中， $\tau$  是嵌入延迟。

这是一个相空间里的三维重构。然后，再估计后面  $k$  个数据点  $D_m(t_2+1), \dots, D_m(t_2+k)$ ，如式(4.32)所示：

$$D_m(t_2+i) = D_m(t_1+i) \quad i=1, \dots, k, \quad 1 < t_1 < t, t < t_2 < 2t \quad (4.32)$$

针对基线对这个估计结果进行比较，这说明选择的  $D_B(t_r)$  点是随机的（其中  $1 < t_r < t$ ），然后用式(4.33)估计  $D_B(t_2+i)$ ：

$$D_B(t_2+i) = D_B(t_r+i) \quad i=1, \dots, k, \quad 1 < t_r < t, t < t_2 < 2t \quad (4.33)$$

平均模型误差  $\overline{D_M - D}$  和在平均基线误差  $\overline{D_B - D}$  一样的点就是预测时域。无人驾驶车辆轨迹偏差时间序列的预测时域如图 4.7 所示。图 4.7 表明无人驾驶车辆的运动是可预测的，它的预测时域至少是 40s。

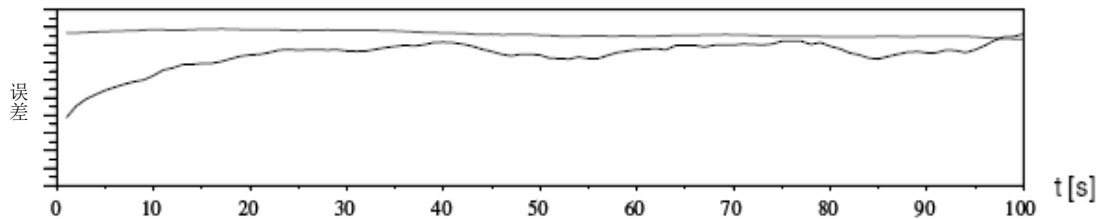


图 4.7 无人驾驶车辆直道保持的预测时域

### 4.3.3 吸引子的维数

另一个动力学系统的主要特点显示确定性的混沌是指变化的状态不可精确恢复

到它们之前的状态，也就是说系统的行为不具有周期性。相空间的轨迹被放在了一个具有不规则空间的吸引子上。然而，从系统到另一个系统都是有变化的，不管状态变化回到前一个值多么接近，因此也就想要量化这个“接近”的程度。

对于不定期的量化方法是吸引子的相关维数  $d$ 。这个相关性维数显示了数据是否具有周期性和它的程度：周期性数据有一个为零的相关性维数，混沌的吸引子，有一个非整数的相关性维数。

一个吸引子的维数和它的非周期性有关：力学上非周期性越强，吸引子维数就越大。为了测量通过相空间的非周期性轨迹是怎样的，可使用下述方法。

在吸引子上任取一点，绕该点绘制半径为  $r$ （即所谓的“相关距离”）的超球面，并数清有多少吸引子的点在这个超球面中。这些点的数目成为“相关积分”  $C(r)$ ，由式(4.34)给出：

$$C(r) = \frac{\theta}{N(N-1)} \quad (4.34)$$

其中， $\theta$  代表次数  $|D(t_i) - D(t_j)| < r$ ， $i$  和  $j$  是式(4.4)中嵌入的  $D$  中的两个不同的时间， $r$  是相关距离， $N(N-1)$  显然是最大值。当且仅当  $i = j$ ， $|D(t_i) - D(t_j)| < r$ ，理论上是不可能的。

在一个完全周期性吸引子中，以理想摆为例，相关积分并不随  $r$  的增长而增长。 $C(r)$  对  $r$  的斜率是零。在其他情况中， $C(r)$  随  $r$  的增长而增长。 $C(r)$  对  $r$  的斜率就是吸引子的相关维数。

在实际计算中，斜率通常依据式(4.35)进行估计：

$$d = \frac{\ln C(r_1) - \ln C(r_2)}{\ln r_1 - \ln r_2} \quad (4.35)$$

其中， $r_1$  粗略地取  $\sigma/4$ （ $\sigma$  是时间序列的标准差）； $C(r_1)/C(r_2) \approx 5$ 。

显然，相关维数的计算依赖于选择的嵌入维数  $m$ 。在同一过程中，同时计算  $m$  和  $d$  的值是一个不确定的问题，目标是找到参数  $r$  的范围， $d$  几乎和  $r$  相等（一个所谓的“标度区间”）。换句话说，想找到一个用于计算相关维数  $d$  的区域，利用式(4.35)。这并不精确地依赖于嵌入维数  $m$  和相关距离  $r$  的选择。要找到一个标度区间，可以绘制相关维数  $d$  作为嵌入维数  $m$  在 1~10 的相关距离  $r$  的函数，并检查是否有区域，使得其中  $m$  和  $r$  的选择不改变相关维数  $d$  的计算。这个  $d$  就是对吸引子维数估计的结果。

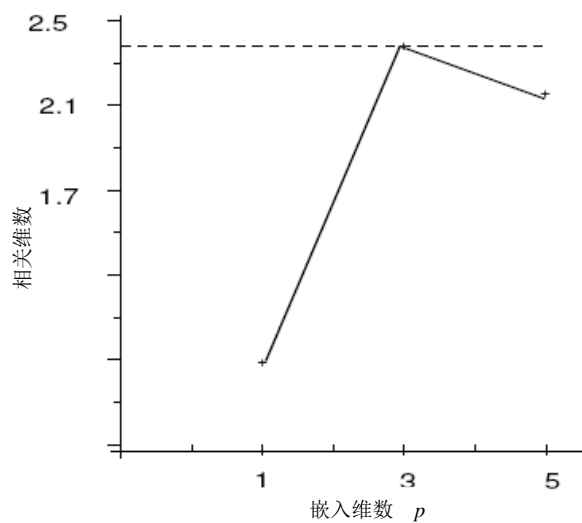


图 4.8 相关维数计算

## 4.4 试验验证

### 4.4.1 避让静态障碍物试验

避让换道试验的场地选取为校园水平路面。试验时，无人驾驶车辆行驶在车道上，在行驶车道前方有静态障碍物（以静止的行人作为障碍物），见图 4.9。

通过 GPS/DR 组合定位技术获得无人驾驶车辆避让换道的行驶轨迹，对其进行坐标变换得到无人驾驶车辆避让换道的行驶轨迹（见图 4.10）。



图 4.9 避让换道试验

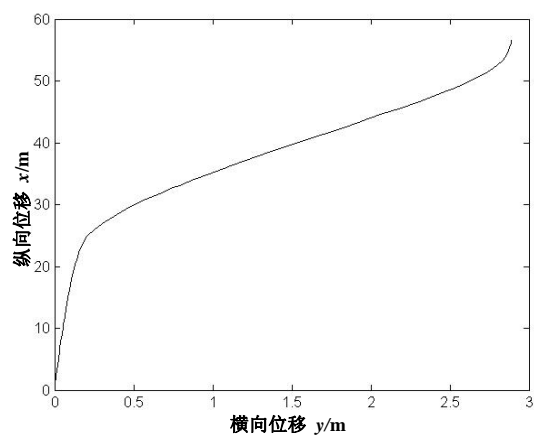


图 4.10 无人驾驶车辆避让换道行驶轨迹

### 4.4.2 避让静态障碍物的理想轨迹规划

根据换道行为试验需求，确定试验环境。选择优秀驾驶员进行实际道路驾驶试验，通过 GPS/DR 组合定位测试技术，获取车辆的行驶参数，包括：行驶轨迹、行

驶速度、行驶加速度、行驶的横向位移、行驶的纵向位移、航向角、前轮偏角等。从而获得车辆避障换道行驶过程中的初始状态和目标状态。

然后根据优秀驾驶员驾驶车辆的初始状态和目标状态采用五次多项式规划出无人驾驶车辆避让静态障碍物换道的理想轨迹。

### (1) 安全车距的确定

本文的测试场景是避障换道，前方障碍物是静止的，速度为零，所以换道的安全车距为：

$$SS = (3 \sim 4)v_{AI} + v_{AI}t_c$$

### (2) 行驶轨迹的坐标变换

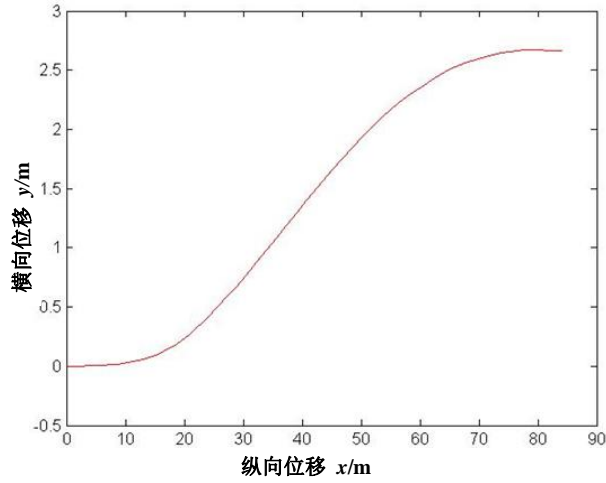


图 4.11 优秀驾驶员驾驶车辆换道行驶轨迹

对车辆避障换道的行驶轨迹进行坐标变换得到  $XOY$  坐标系的相对坐标，坐标转换后的避障换道行驶轨迹见图 4.11。由图可以直观地看出车辆换道的过程，而且很容易得到车辆换道的行驶参数如：横向位移，纵向位移等。

### (3) 理想轨迹确定

通过坐标变换得到优秀驾驶员驾驶车辆避障换道行驶轨迹的行驶参数：横向位移，纵向位移，速度，前轮偏角，航向角等。进而获得优秀驾驶员驾驶车辆避障换道行驶轨迹的初始状态  $\vec{S}_s$ （ $x$  方向和  $y$  方向的初始位移、速度、加速度）和目标状态  $\vec{S}_f$ （ $x$  方向和  $y$  方向的最终的位移、速度、加速度），通过五次多项式规划方法，运用式 (2.7) 和式 (2.8) 规划无人驾驶车辆避障换道的理想轨迹，如图 4.12 所示。

$$\vec{S}_s = (x_s, \dot{x}_s, \ddot{x}_s, y_s, \dot{y}_s, \ddot{y}_s) = (0, 9, 0, 0, 0, 0)$$

$$\vec{S}_f = (x_f, \dot{x}_f, \ddot{x}_f, y_f, \dot{y}_f, \ddot{y}_f) = (72, 9, 0, 3, 0, 0)$$

经计算得无人驾驶车辆避障换道的理想轨迹。由图可知理想轨迹的曲率是连续变化地，没有突变的现象，并且在换道的起点和终点处曲率均为零。经对比可以直观地看出理想轨迹比有人驾驶的行驶轨迹曲率变化更加平顺。

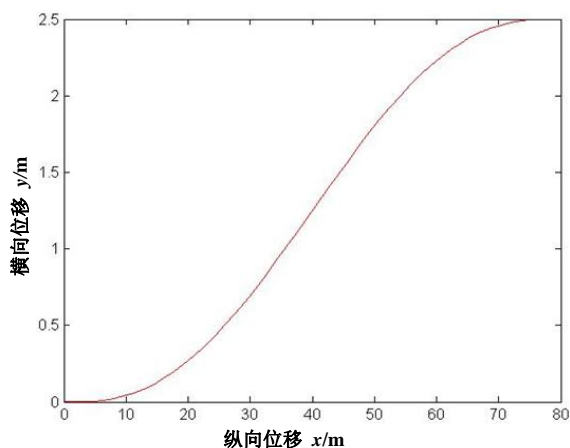


图 4.12 换道理想轨迹图

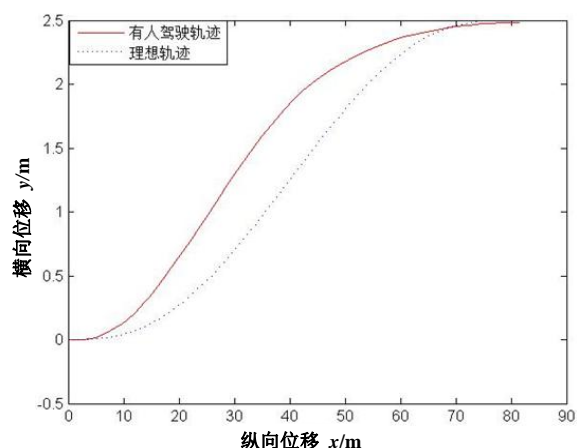


图 4.13 有人驾驶轨迹与理想轨迹对比图

采集无人驾驶车辆避障换道的实际行驶轨迹（见图 4.13），并计算无人驾驶车辆实际行驶轨迹与理想轨迹的偏差时间序列。

#### 4.4.3 相空间重构

采用 C-C 方法确定无人驾驶车辆实际行驶轨迹和理想轨迹偏差时间数据序列的时间延迟（见图 4.14）和嵌入维数，进而实现对偏差时间序列的相空间重构（见图 4.15）。

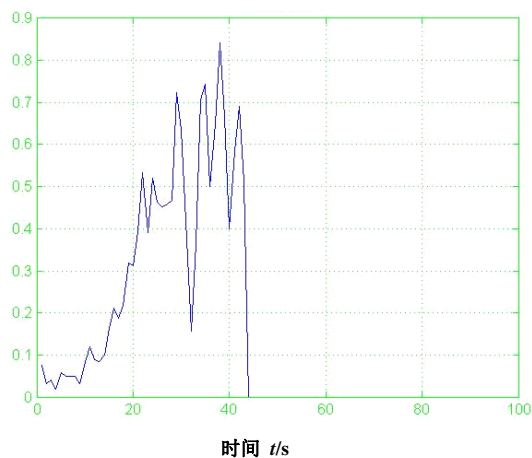


图 4.14 避障换道时间延迟图

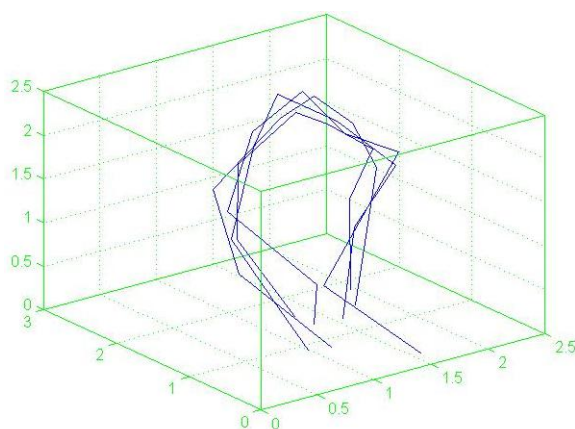


图 4.15 避障换道相空间重构

同样的方法对无人驾驶车辆直道保持和超车换道进行量化分析。图 4.16 左上为无人驾驶车辆直道保持的理想轨迹；右上为无人驾驶车辆直道保持的实际行驶轨迹；左下为无人驾驶车辆直道保持的相空间重构；右下为无人驾驶车辆直道保持的时间延迟。

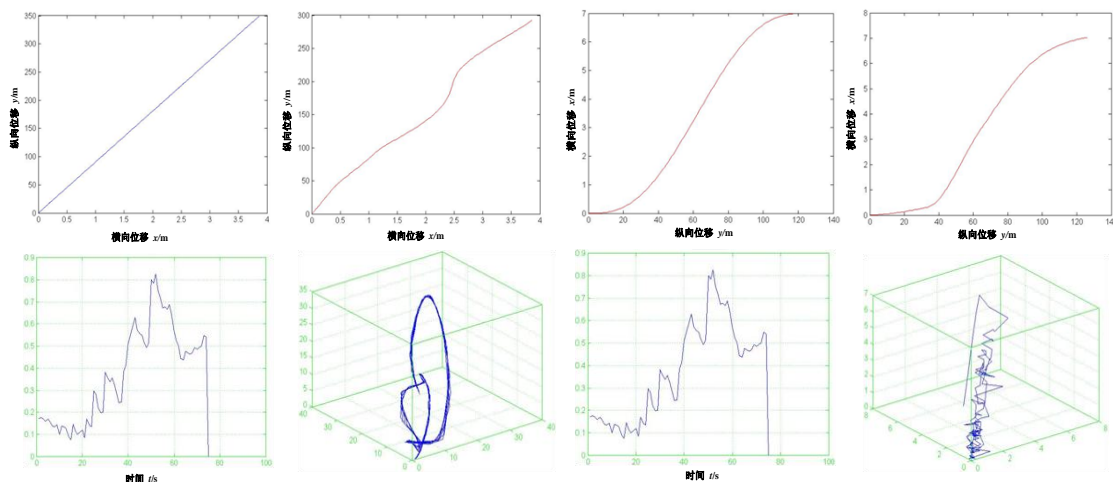


图 4.16 直道保持行驶轨迹量化分析

图 4.17 超车换道行驶轨迹量化分析

图 4.17 左上为无人驾驶车辆超车换道的理想轨迹；右上为无人驾驶车辆超车换道的实际行驶轨迹；左下为无人驾驶车辆超车换道的相空间重构；右下为无人驾驶车辆超车换道的时间延迟。

#### 4.4.4 量化分析结果

根据改进的 Wolf 方法计算无人驾驶车辆实际行驶轨迹和理想轨迹的偏差时间数据序列的 Lyapunov 指数，计算结果见表 4.2 所示。

经计算无人驾驶车辆直道保持、避障换道和超车换道行驶轨迹的 Lyapunov 指数为正值，表明无人驾驶车辆车道保持、避障换道和超车换道过程表现为混沌状态。Lyapunov 指数的大小表征无人驾驶车辆收敛到稳态响应的快慢程度。Lyapunov 指数的倒数表征了无人驾驶车辆运动状态的最大预测时间。Lyapunov 指数越大，表征系统的混沌性越强，系统的最大预测时间越短；反之亦然。由表 4.2 可以看出无人驾驶车辆直道保持的最大预测时间是最长的，超车换道的最大预测时间是最短的。由此可以看出无人驾驶车辆对于简单任务（直道保持是简单任务，换道是较复杂任务）和简单环境（直道保持是简单环境；避障换道有静态障碍物，超车换道有动态障碍物是复杂环境）表现得要好，而且能够通过 Lyapunov 指数直观地量化表示。



表 4.2 无人驾驶车辆行驶轨迹的 Lyapunov 指数

试验	X 偏差	Y 偏差	均方偏差
直道保持	0.8518	1.1275	0.8191
避障换道	3.457	3.5772	3.3572
超车换道	3.5352	3.5849	3.8269

## 4.5 本章小结

(1)通过 GPS/DR 组合定位的方法采集优秀驾驶员驾驶车辆进行避障换道的行驶轨迹,进而获得优秀驾驶员驾驶车辆的行驶轨迹的初始状态和目标状态,应用五次多项式规划方法规划无人驾驶车辆避障换道的理想轨迹。

(2)无人驾驶车辆行驶轨迹偏差时间数据序列的相空间重构,首先要确定时间延迟和嵌入维数。介绍了时间延迟确定的自相关函数方法;嵌入维数确定的虚假邻点法和关联积分法;时间延迟和嵌入维数同时确定的 C-C 方法。最终采用 C-C 的方法同时确定了时间延迟和嵌入维数,对无人驾驶车辆行驶轨迹的偏差时间数据序列进行了相空间重构。

(3)应用改进的 wolf 方法计算无人驾驶车辆行驶轨迹偏差时间数据序列的 Lyapunov 指数。运用混沌理论实现了无人驾驶车辆行驶轨迹的量化分析。最大 Lyapunov 指数大于 0,可判断无人驾驶车辆行驶轨迹具有混沌特征。Lyapunov 指数是客观量化的结果。无人驾驶车辆行驶轨迹的量化表示可以实现无人驾驶车辆的定量评价。从而为无人驾驶车辆测评体系的完善和测评标准的建立打下了良好的基础。



## 第5章 无人驾驶车辆智能水平的定量评价

第四章无人驾驶车辆行驶轨迹的量化分析实现了无人驾驶车辆单个评价指标的量化，为无人驾驶车辆智能水平的定量评价打下了坚实的基础。首先根据第三章划分的无人驾驶车辆智能水平等级确定其智能水平等级。然后根据无人驾驶车辆自然环境感知和智能行为决策的复杂度划分成不同的评价层次，提出相对完备的无人驾驶车辆的评价指标体系。最后分别采用成本函数法、模糊综合评价法和基于混沌的可拓展层次分析法对“中国智能车未来挑战赛”的无人驾驶车辆进行了定量评价。为实现科学地评价无人驾驶车辆智能水平提供了有力依据。

### 5.1 无人驾驶车辆评价指标体系

无人驾驶车辆评价指标体系是无人驾驶车辆智能水平评价的前提和基础，有了科学合理的评价指标体系，才有可能得出科学公正的综合评价结论。无人驾驶车辆评价指标体系的确定见图 5.1。

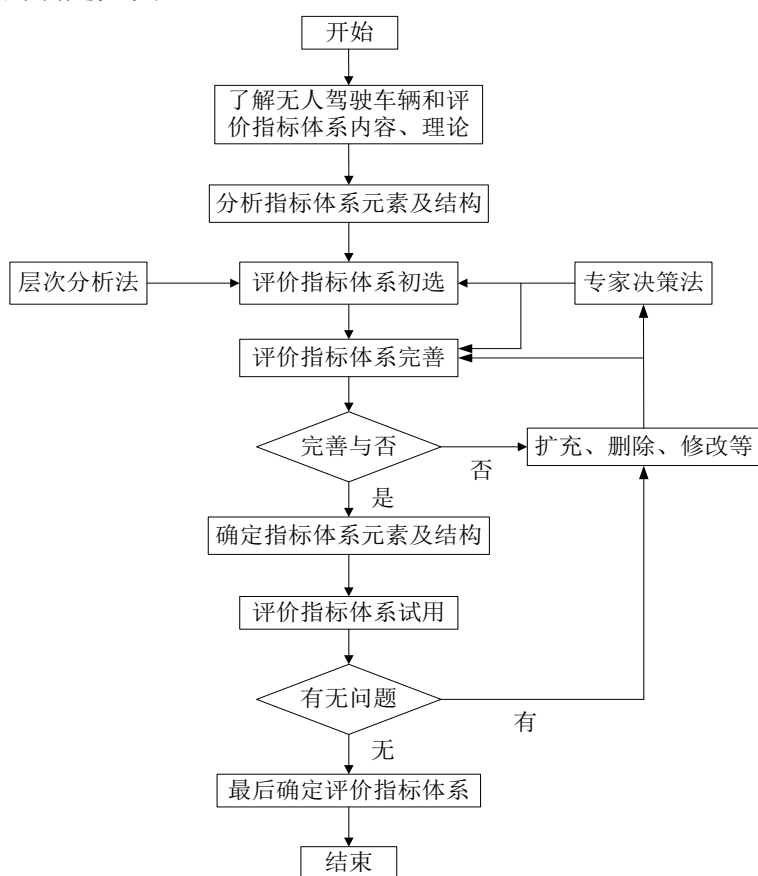


图 5.1 评价指标体系的确定

无人驾驶车辆评价指标体系的构造原则：

(1).全面性原则：必须反映无人驾驶车辆智能水平的各个方面，绝对不能扬长避短。基于反映无人驾驶车辆智能水平表现出的智能行为构建的指标体系既要注意指标层次的数量，也要注意各层指标的数量。

(2).科学性原则：综合无人驾驶车辆评价指标体系从元素到结构，选取的评价指标必须科学、合理、准确、具有代表性，能够客观地，科学地反映出无人驾驶车辆的智能水平。

(3).目的性原则：必须围绕无人驾驶车辆的评价目的展开，使最后的评价结论反映无人驾驶车辆的智能水平。

(4).可比性原则：对每一个评价对象必须是公平的、可比的，不能选择一些有明显“倾向性”的指标。也就是说无人驾驶车辆的各项评价指标可以相互比较，以便能确定其相对优劣的程度。

(5).可操作性原则：无人驾驶车辆智能水平的评价指标体系应该是简易性和复杂性的统一，要充分考虑数据取得和指标量化的难易程度。

### 5.1.1 评价指标的选取

评价指标初选的方法一般有以下几种：

(1).综合法，是对已存在的一些指标群按一定的标准进行聚类，使之体系化的一种方法，适用于对现行评价指标体系的完善与发展。目前许多领域都在讨论有关综合评价问题，若将不同观点综合起来，就可以构造出相对全面的综合评价指标体系。由此可以看出，综合法特别适用于对现行评价指标体系的完善和发展。

(2).分析法，主要特点是逐步细分，即将综合评价指标体系的评价对象和评价目标划分成若干个不同评价方面和评价要素，并逐步细分（即形成各个评价要素的评价因素集），直到每一个评价因素都可以用具体的统计指标来描述和实现。首先划分概念的侧面结构，明确评价的总目标与子目标，然后再层层进行细分，直至每个目标都可用一个或几个明确的指标来反映，最后设计出每一个子层次的指标。

(3).交叉法，是通过两维、三维或多维的交叉，派生出一系列指标，形成指标体系。如投入与产出的交叉得出经济效益指标。

(4).指标属性分组法，实际上是指标体系的结构优化方法，一般用聚类分析或定性判断的方法确定。由于统计指标本身具有许多不同属性，有不同的表现形式。因此初选评价指标体系时，指标属性也可以是不统一的。因此，初选评价指标体系时，

也可以从指标属性角度构思体系中指标元素的组成。

无人驾驶车辆智能水平以及综合性能的评价主要面向本体论和现象学。通过对无人驾驶车辆智能行为进行评价完成无人驾驶车辆智能水平的评价。无人驾驶车辆智能水平测试是实现对无人驾驶车辆环境感知、控制与决策等关键技术研究水平进行科学公正评价的重要手段。

无人驾驶车辆智能水平的评价是一多级综合评价的问题，应根据无人驾驶车辆自然环境感知和智能行为决策的复杂度划分成不同的评价层次。无人驾驶车辆智能水平的评价指标较为繁杂，根据全面性原则，初选指标可以允许重复的、不可操作的或难以操作的指标存在，只求全而不求优。在无人驾驶车辆评价体系指标的初选时，将分析法和综合法结合起来使用，即将被评价对象的总体目标分解为各个方面能力评价的分目标，然后利用现有的指标群，对其进行分析，从中选取大量的可能反映各方面能力的指标。

无人驾驶车辆评价指标体系分为四个层次，见图 5.2。评价目标为无人驾驶车辆的智能水平；由于无人驾驶车辆的智能水平是通过其自身的行为表现出来的，所以评价方面按照无人驾驶车辆智能行为分为：基本智能行为，高级智能行为；基本智能行为包括：车辆控制行为，基本行车行为，基本交通行为。高级智能行为包括：高级行车行为，高级交通行为。它们又组成了无人驾驶车辆的评价要素。而每个评价要素又包括无人驾驶车辆的评价因素。

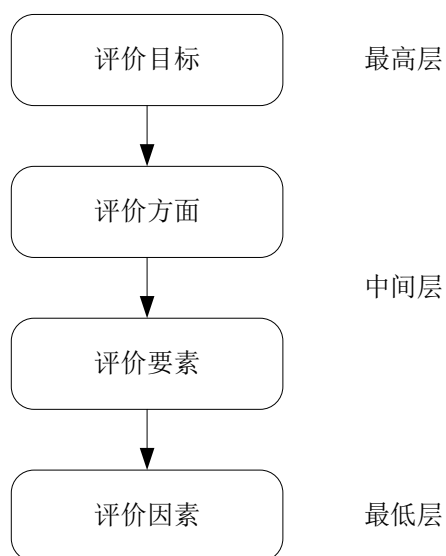


图 5.2 无人驾驶车辆评价指标体系层次结构

### 5.1.2 评价指标的筛选

初选的无人驾驶车辆智能水平的指标只是给出了综合评价指标体系的“指标可能全集”，但不是“充分必要的指标集合”，也没有体现指标数据上的亲疏关系和相似关系。因此，必须对初选的指标体系进行完善化处理，进行筛选、优化，组成科学合理的评价指标集。对于像无人驾驶车辆这样的复杂非线性系统的综合评价，通过层次分析法和专家决策法进而合理选择需要的指标变量，排除不合理指标变量。

由于无人驾驶车辆技术在不断发展，对于无人驾驶车辆智能水平的评价按照分层次的评价思路，确定一个能科学、客观且尽可能全面反映对象目标特性的评价层次，包括：评价目标、评价方面、评价要素、评价因素。从车辆控制行为、基本行车行为、基本交通行为、高级行车行为、高级交通行为 5 大指标和 18 个次级指标建立了无人驾驶车辆智能水平评价指标体系和递阶层次关系。这样通过对各级指标和次级指标量化，可以直观地得出无人驾驶车辆哪几项指标存在不足，指出以后改进的方向。无人驾驶车辆智能水平评价指标体系见图 5.3。

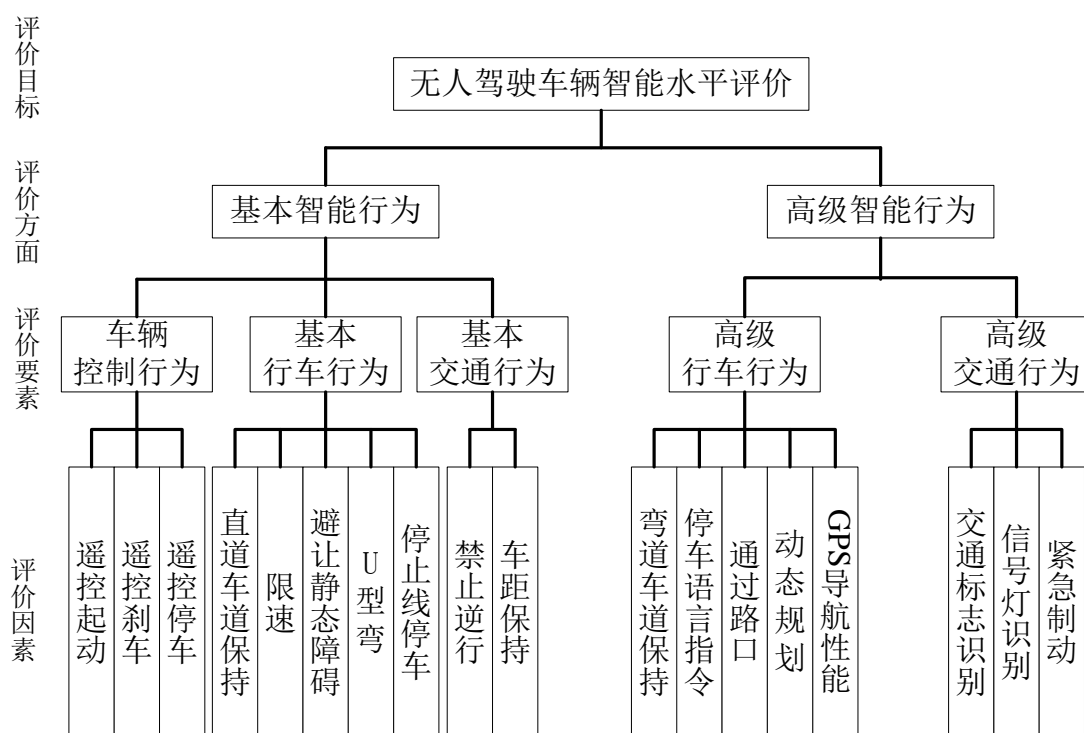


图 5.3 无人驾驶车辆智能水平评价指标体系

## 5.2 无人驾驶车辆评价指标权重的确定

通过混沌理论实现了对无人驾驶车辆与环境交互的定量描述，由此完成了无人

驾驶车辆各个指标的评价，但是要实现对整个无人驾驶车辆的评价，还需要确定无人驾驶车辆各级指标的权重。本文分别采用层次分析法（Analytic Hierarchy Process, AHP）和可拓展的层次分析法确定无人驾驶车辆各级评价指标的权重。

### 5.2.1 层次分析法

AHP 法是美国匹兹堡大学著名运筹学家 T.L.Saaty 教授创立的一种解决多目标复杂问题的定性与定量相结合的、系统化的、层次化的决策分析方法。AHP 的基本思想是先按问题要求建立一个描述系统功能或特征的递阶层次结构，通过两两比较评价因素的相对重要性，给出相应的比例标度，构成上层某因素对下层相关因素的判断矩阵，以给出相关因素对上层某因素的相对重要程度组成的重要序列<sup>[154]</sup>。AHP 法是一种定性和定量相结合的权重确定方法。

#### 1) 构造判断矩阵

AHP 法的关键是构造合理且保持一致性的判断矩阵。构造比较判断矩阵时，评价者要反复回答以下几个问题：无人驾驶车辆两个评价指标  $A_i$  和  $A_j$  相对于上一层的某个因素哪一个更重要，重要多少，采用 1-9 比例尺度（标度）对重要多少赋予一定的数值，具体如表 5.1 所示：

表 5.1 重要度定义表

比例尺度	重要度定义
1	表示两个因素比较，具有同样重要性
3	表示两个因素比较，一个因素比另一个因素稍重要
5	表示两个因素比较，一个因素比另一个因素重要
7	表示两个因素比较，一个因素比另一个因素重要得多
9	表示两个因素比较，一个因素比另一个因素极为重要
2, 4, 6, 8	介于上述两个相邻判断的中值

同样，对无人驾驶车辆两评价指标相比较次要多少次要度定义如表 5.2 所示：

表 5.2 次要度定义表

比例尺度	次要度定义
1/3	表示两个因素比较，一个因素比另一个因素稍次要
1/5	表示两个因素比较，一个因素比另一个因素次要
1/7	表示两个因素比较，一个因素比另一个因素次要得多
1/9	表示两个因素比较，一个因素比另一个因素极为次要
1/2, 1/4, 1/6, 1/8	介于上述两个相邻判断的中值

决策者进行无人驾驶车辆两两评价指标之间重要度的比较，可得到如表 5.3 所

示的结果:

表 5.3 重要程度比较结果

	$A_1$	$A_2$	...	$A_n$
$A_1$	$a_{11}$	$a_{12}$	...	$a_{1n}$
$A_2$	$a_{21}$	$a_{22}$	...	$a_{2n}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$A_n$	$a_{n1}$	$a_{n2}$	...	$a_{nn}$

根据表 5.3 的结果, 得到比较判断矩阵  $A$  :

$$A = [a_{ij}]_{n \times n}$$

比较矩阵  $A$  具有的性质:

- ①  $a_{ij} > 0$ ;
- ②  $a_{ii} = 1$ ;
- ③  $a_{ji} = \frac{1}{a_{ij}}$ 。

## 2) 计算无人驾驶车辆评价指标的权重

对  $n$  个无人驾驶车辆评价指标  $A_1, A_2, \dots, A_n$  权重进行计算, 并进行一致性检验。对于评价指标  $A_1, A_2, \dots, A_n$  的判断矩阵  $A$ , 解矩阵特征根。计算权重向量和特征根  $\gamma_{\max}$  的方法有和积法, 方根法, 和根法。本文选用了计算较为简便的“和积法”, 其具体计算步骤如下:

① 对无人驾驶车辆评价指标的判断矩阵  $A$  按列规范化, 即对判断矩阵  $A$  每一列正规范化:

$$\bar{a}_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^n a_{ij}} \quad (i, j = 1, 2, \dots, n) \quad (5.1)$$

② 再按行相加得和向量:

$$W_i = \sum_{j=1}^n \bar{a}_{ij} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (5.2)$$

③ 对判断矩阵  $A$  进行行平均, 即将得到的和向量正规化, 即得权重向量:

$$\bar{W}_i = \frac{W_i}{\sum_{i=1}^n W_i} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (5.3)$$



④ 计算无人驾驶车辆评价指标的判断矩阵  $A$  最大特征根  $\gamma_{\max}$  :

$$\gamma_{\max} = \sum_{i=1}^n \frac{[A\bar{W}_i]_i}{n(\bar{W}_i)_i} \quad (5.4)$$

在得到矩阵最大特征根  $\gamma_{\max}$  后, 需对其进行一致性检验, 以保证评价者对多因素评判思想逻辑的一致性, 使各评判之间协调一致, 而不会出现内部矛盾的结果, 这也是保证评价结论可靠的必要条件。一致性指标  $C.I.$  为:

$$C.I. = \frac{\gamma_{\max} - n}{n - 1} \quad (5.5)$$

只要满足

$$\frac{C.I.}{C.R.} < 0.1 \quad (5.6)$$

就认为所得比较矩阵的判断结果可以接受。其中  $C.R.$  是平均随机一致性指标。

表 5.4 平均随机一致性指标  $C.R.$

$n$	3	4	5	6	7	8	9	10	11
$C.R.$	0.58	0.9	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49	1.51

### 5.2.2 可拓展层次分析法

上文提出的 AHP 法, 虽然实现了无人驾驶车辆智能水平评价指标权重的获取, 但是在确定各个指标权重时还存在一些缺点: (1) 模糊判断矩阵明确化。构造判断矩阵时, 人的判断通常是一个范围而不是 1~9 的整数, 层次分析法把本来就是模糊的量明确化, 或者变成无一点弹性的硬指标是不合理的; (2) 需要一致性检验。如果一致性检验不满足要求, 要重新构造比较判断矩阵并计算相应的权重, 直到一致性检验满足为止。在实际操作中, 一般是靠大致估计来调整判断矩阵, 带有一定的盲目性, 并且需要经过多次调整才能通过一致性检验。本文为了解决上述问题, 采用了可拓展层次分析法 (Extension Analytic Hierarchy Process, EAHP)。可拓展层次分析法引入可拓展理论, 用区间数代替点值数构造可拓展判断矩阵, 克服了层次分析法在解决专家经验判断的模糊性问题。将指标权重计算与判断矩阵一致性检验结合进行, 并考虑专家判断的模糊性和多位决策者的实践经验, 不需要判断矩阵的一致性, 有效避免了层次分析法中的大量试算工作。这样既能保证专家判断结果的真实性, 又能保证判断矩阵的一致性, 使得确定的无人驾驶车辆各个评价指标的权重更加合理。

## 1) 构造可拓判断矩阵

建立判断矩阵的过程就是标量化的过程。标量化是指通过一定的标度体系，将各种原始数据转化为可直接比较的规范化格式的过程。本文采用 SAATY 提出的互反性 1-9 标度法作为可拓区间层次分析法的标量化方法。在某一准则下，专家对隶属于同一层次的无人驾驶车辆各评价指标之间的相对重要性进行两两比较，构建可拓区间判断矩阵  $A = (a_{ij})_{n \times n}$ ,  $i, j = 1, 2, \dots, n$  为正互反矩阵，其中  $a_{ij} = \langle a_{ij}^-, a_{ij}^+ \rangle$  是一个可拓区间数， $a_{ij}^-$ ,  $a_{ij}^+$  分别为判断矩阵第  $i$  行第  $j$  列可拓区间元素的上、下端点。

## 2) 计算综合可拓判断矩阵的权重

对可拓区间数判断矩阵  $A = \langle A^-, A^+ \rangle$ ，其中  $A^-$  为区间下端点构成的矩阵， $A^+$  为区间上端点构成的矩阵，求其满足一致性条件的权重：

①求  $A^-$ ,  $A^+$  的最大特征值所对应的具有正分量的归一化特征矢量  $x^-$ ,  $x^+$ 。

②由  $A^- = (a_{ij}^-)_{n \times n}$ ,  $A^+ = (a_{ij}^+)_{n \times n}$  计算  $k$  和  $m$  的值，其中

$$\begin{cases} k = \sqrt{\sum_{j=1}^n (1 / \sum_{i=1}^n a_{ij}^+)} \\ m = \sqrt{\sum_{j=1}^n (1 / \sum_{i=1}^n a_{ij}^-)} \end{cases} \quad (5.7)$$

式中  $k$  和  $m$  分别为满足  $0 < kx^- \leq mx^+$  的全体正实数；其中  $i, j = 1, 2, \dots, n$ 。

③判断矩阵的一致性。若  $0 \leq k \leq 1 \leq m$ ，则说明可拓区间判断矩阵的一致性较好。但一致性程度过低时应采取措施校正判断矩阵或让专家重新判断，直到满足要求。

## ④ 求出权重量

$$S = (S_1, S_2, \dots, S_n)^T = \langle kx^-, mx^+ \rangle \quad (5.8)$$

式中  $S_{nk}$  为第  $k$  层，第  $n$  个因素对上一层次的某个因素的可拓区间权重量。

## 3) 层次单层排序

设  $S_i = \langle S_i^-, S_i^+ \rangle$ ,  $S_j = \langle S_j^-, S_j^+ \rangle$ ，如果  $V(S_i, S_j) \geq 0 (i \neq j)$  表示  $S_i \geq S_j$  的可能性程度，则

$$\begin{cases} P_j = 1 \\ P_i = V(S_i \geq S_j) = \frac{2(S_i^+ - S_j^-)}{(S_j^+ - S_j^-) + (S_i^+ - S_i^-)} \end{cases} \quad (5.9)$$

式中  $i, j = 1, 2, \dots, n$ ,  $i \neq j$ ,  $P_i$  表示某层上第  $i$  个因素对上一层次上的某个因素的单排序，经归一化后得到的  $P = (P_1, P_2, \dots, P_n)^T$  表示某层上各因素对上一层次上的某个因素

的单排序权重矢量； $S_i^-, S_i^+, S_j^-, S_j^+$  表示两个单层权重矢量可拓区间数的上下端点。

#### 4) 层次总排序

在求出所有  $P_h^k = (P_{1h}^k, P_{2h}^k, \dots, P_{n_k h}^k)^T$  以后，其中  $k$  为第  $k$  层， $h$  为第  $h$  个因素，当  $h = 1, 2, \dots, n_{k-1}$  时，得到  $n_k \times n_{k-1}$  阶矩阵

$$P^k = (P_1^k, P_2^k, \dots, P_{n_{k-1}}^k) \quad (5.10)$$

如果  $k-1$  层对总目标的排序权重矢量为  $W^{k-1} = (W_1^{k-1}, W_2^{k-1}, \dots, W_{n_{k-1}}^{k-1})^T$  那么第  $k$  层上全体元素对总目标的合成排序由下式给出  $W^k$

$$W^k = (W_1^k, W_2^k, \dots, W_{n_k}^k)^T = P^k W^{k-1} \quad (5.11)$$

并且一般地有  $W^k = P^k P^{k-1} \dots P^3 W^2$ ，这里  $W_2$  实际上就是单项排序矢量。

### 5.3 无人驾驶车辆智能水平的定量评价

对无人驾驶车辆行驶的环境复杂度、执行任务的复杂度（完成任务的多少）、人工干预的程度（人工干预次数）进行等级评定，得到无人驾驶车辆的综合等级和智能水平的等级。分别采用成本函数法、模糊综合评价法和基于混沌可拓展层次分析法对“中国智能车未来挑战赛”的无人驾驶车辆智能水平进行定量评价，并分别说明了三种定量评价方法的优缺点。最终采用基于模糊可拓展层次分析法结合基于混沌理论的无人驾驶车辆行驶轨迹量化分析结果（实际轨迹与理想轨迹偏差时间数据序列的 Lyapunov 指数  $\lambda$ ），任务完成时间以及安全性等实现了无人驾驶车辆智能水平的定量评价。

“中国智能车未来挑战赛”已经举办了五届，本课题组作为评测方参与了四届比赛的评测，包括：测试内容的设计，测试环境的设计，测试方法的设计以及评价方法与评价标准的制定。由于比赛测试是根据无人驾驶车辆智能水平的发展，分阶段、分层次进行测试的，根据第3章无人驾驶车辆智能水平的等级划分确定 FC'2009, FC'2010 和 FC'2011 三届比赛的任务复杂程度等级为 2，环境复杂度等级为 3，人工干预程度等级为 2，这三届比赛的无人驾驶车辆智能水平综合等级为 (2,3,2)，智能水平为 4 级；FC'2012 和 FC'2013 两届比赛的任务复杂程度等级为 4，环境复杂度等级为 3，人工干预程度等级为 4，无人驾驶车辆智能水平的综合等级为 (4,3,4)，智能水平为 7 级。

### 5.3.1 成本函数法

#### 1) 基于成本函数的评价指标量化

卡内基梅隆大学的学者针对 Boss 在 2007 DARPA 城市挑战赛只适用于低速、低密度的交通环境的问题，提出了一套结合成本评价的鲁棒的高速公路自动驾驶技术<sup>[103]</sup>。借鉴文献[103]，在我国无人驾驶车辆的评价方法中，引入成本函数的方法，对技术指标量化。采用技术指标成本函数为导向的评价方法，必然会促使参赛车辆在技术研发的过程中朝着成本函数最小的方向发展。这样就引导参赛车辆不仅仅要完成任务，更要高质量地完成任务。从而，促进我国无人驾驶车辆的技术水平，进一步提高其自然环境感知与智能行为决策能力，最终达到甚至超过人工驾驶的水平。就无人驾驶车辆而言，以技术指标更换车道为例，其过程成本需要考虑。

过程成本用来描述无人驾驶车辆是如何地完成给定任务。通常完成任务所用的时间越长，惩罚越大，成本函数值就越高。对“更换车道”来说，其成本函数可以用更换车道所用的时间  $t$  和该时间内车辆所行驶的距离  $d_{\text{finish}}$  来表征，如式 (5.12)。

$$C = t * d_{\text{finish}} \quad (5.12)$$

显然，无人驾驶车辆评价需要考虑的指标比较多，采用加权平均型算法来保证单指标评价矩阵信息的充分利用，具有较大程度的综合性。因此，提出采用“加权平均型”合成运算，分层计算，对无人驾驶车辆各模块进行评价；然后再对各层评判结果进行高层次的综合评判，这样逐层综合直至得出总的评判结果。用  $A_1, A_2, A_3, A_4$  和  $A_5$ ，表示 5 个准则层，即静态交通标志识别、曲线行驶、泊车 A、泊车 B、综合测试。根据每项测试内容以及无人驾驶车辆的表现（即指标）可计算出 5 个准则层中各自的成本函数，记为  $C_1, C_2, C_3, C_4, C_5$ 。如有

$$C_1 = \begin{cases} \sum_{j=1}^n c_{1j} \omega_{1j} & \text{参加本项测试} \\ \beta C_m (\beta > 1, \beta = 1.5) & \text{未参加本项测试} \end{cases} \quad (5.13)$$

其中  $c_{1j}$  表示准则层  $A_1$  的  $n$  个测试指标所计算得到的成本值； $\omega_{1j}$  表示准则层  $A_1$  的  $n$  个测试指标所计算得到的权重值； $C_m$  表示参加本项测试车队最大的成本函数值。由于有的车队未参加本项测试，所以其成本函数在最大值的基础上施加惩罚因子  $\beta$ 。在 5 个测试准则层中没有参加测试的车队的成本函数均要施加惩罚因子  $\beta$ 。这样，通过指标成本函数使评价指标量化，结合量化的权重系数，合成运算后可以求得无人驾驶车辆在测试中总的成本函数为

$$C = C_1\omega_1 + C_2\omega_2 + C_3\omega_3 + C_4\omega_4 + C_5\omega_5 \quad (5.14)$$

## 2) 2010 “中国智能车未来挑战赛” 评价

2010 年 10 月由国家自然科学基金委员会主办了第二届 “中国智能车未来挑战赛”，各队进行了基本能力测试和复杂环境综合测试。其中，基本能力测试包括交通标志识别能力测试和基本驾驶能力测试。基本驾驶能力测试有曲线弯道行驶和定点泊车；复杂环境综合测试主要测试无人驾驶车辆在运动过程中识别交通标志、综合控制机动车、正确使用灯光等装置、正确感知道路交通情况等各种能力（见图 5.4-图 5.7）。



图 5.4 交通标志识别



图 5.5 无人驾驶车辆曲线弯道行驶



图 5.6 无人驾驶车辆定点泊车



图 5.7 无人驾驶车辆综合测试

第二届中国 “智能车未来挑战” 比赛采用的是定性与定量相结合的评测分析。

用  $A_1$ ,  $A_2$ ,  $A_3$ ,  $A_4$  和  $A_5$ , 表示 5 个准则层, 即静态交通标志识别、曲线行驶、泊车 A、泊车 B、综合测试。根据重要度定义, 并分析各准则层间的相互重要度关系, 得出如表 5.5 所示的结果。

表 5.5 重要度关系表

	$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$
$A_1$	1	1/3	1/5	1/5	1/8
$A_2$	3	1	1/3	1/3	1/5
$A_3$	5	3	1	1	1/3
$A_4$	5	3	1	1	1/3
$A_5$	8	5	3	3	1

判断矩阵  $A$  为:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & \frac{1}{3} & \frac{1}{5} & \frac{1}{5} & \frac{1}{8} \\ 3 & 1 & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{5} \\ 5 & 3 & 1 & 1 & \frac{1}{3} \\ 5 & 3 & 1 & 1 & \frac{1}{3} \\ 8 & 5 & 3 & 3 & 1 \end{pmatrix}$$

对判断矩阵  $A$  按列规范化:

$$\begin{pmatrix} 0.045 & 0.027 & 0.036 & 0.036 & 0.063 \\ 0.136 & 0.081 & 0.06 & 0.06 & 0.1 \\ 0.227 & 0.243 & 0.181 & 0.181 & 0.167 \\ 0.227 & 0.243 & 0.181 & 0.181 & 0.167 \\ 0.364 & 0.405 & 0.542 & 0.542 & 0.502 \end{pmatrix}$$

对判断矩阵  $A$  进行行平均:

$$\bar{W}_i = \begin{pmatrix} 0.041 \\ 0.087 \\ 0.2 \\ 0.2 \\ 0.471 \end{pmatrix}$$

由式  $\gamma_{\max} = \sum_{i=1}^n \frac{[A\bar{W}_i]_i}{n(\bar{W}_i)_i}$  计算最大特征根:

$$\gamma_{\max} = \frac{1}{5} \left( \frac{0.21}{0.04} + \frac{0.438}{0.09} + \frac{1.027}{0.2} + \frac{1.027}{0.2} + \frac{2.44}{0.47} \right) = 5.1156$$

对其进行一致性检验：

$$C.I. = C.I. = \frac{\gamma_{\max} - n}{n - 1} = 0.0289$$

查得  $n=5$  时,  $C.R.=1.12$ , 则

$$\frac{C.I.}{C.R.} = \frac{0.0289}{1.12} = 0.026 < 0.1$$

所以, 判断矩阵的结果可以接受, 求得的权重值可以使用。由此得到 5 个准则层在总评价中的权重 0.041, 0.087, 0.2, 0.2, 0.471, 记作:  $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$  和  $\omega_5$ 。

按同样的方法求出各层评价因素的权重。车辆静态交通标志识别准则层  $A_1$  具有 2 个测试内容: 交通标志识别数量、识别时间, 其分值记为  $\omega_{11}, \omega_{12}$ ; 曲线行驶准则层  $A_2$  具有 2 个测试内容: 曲线行驶用时、人工干预次数, 记为  $\omega_{21}, \omega_{22}$ ; 泊车  $A$  准则层  $A_3$  具有 2 个测试内容: 人工干预次数、泊车用时, 记为  $\omega_{31}, \omega_{32}$ ; 泊车  $B$  准则层  $A_4$  具有 2 个测试内容: 人工干预次数、泊车用时, 记为  $\omega_{41}, \omega_{42}$ ; 综合测试准则层  $A_5$  具有 7 个测试内容: 车道保持行驶、交通标志识别、信号灯识别、U-turn、通过路口、变更车道、停止线停车, 记为  $\omega_{51}, \omega_{52}, \omega_{53}, \omega_{54}, \omega_{55}, \omega_{56}, \omega_{57}$ 。

车辆综合测试包含车道保持行驶, 交通标志识别, 交通灯识别, U-turn, 通过路口, 变更车道, 停止线停车七个评价因素。经计算得  $\omega_{51}, \omega_{52}, \omega_{53}, \omega_{54}, \omega_{55}, \omega_{56}, \omega_{57}$  分别为 0.036, 0.065, 0.065, 0.199, 0.217, 0.217, 0.299, 0.12; 其成本函数  $c_{51}$  (车道保持行驶) 的确定, 本次测试共有 28 个路段, 根据各车队的表现分为好, 较好, 一般, 较差, 差, 极差六个等级, 确定其成本函数。

$$c_{51} = \begin{cases} 0 & 22 < x_1 \leq 28 \\ 20 & 16 < x_1 \leq 22 \\ 40 & 10 < x_1 \leq 16 \\ 60 & 5 < x_1 \leq 10 \\ 80 & 0 < x_1 \leq 5 \\ 100 & 0 \end{cases}$$

其中  $x_1$  为该车队车道保持行驶路段较好的路段数量。

成本函数  $c_{52}, c_{55}$  的确定与  $c_{51}$  类似, 由交通标志识别数量和通过路口数量来确定其成本函数。成本函数  $c_{53}, c_{54}, c_{56}, c_{57}$  根据其是否完成测试内容来确定。例如:

$$c_{53} = \begin{cases} 0 & \text{完成交通灯识别} \\ 100 & \text{未完成交通灯识别} \end{cases}$$

由式 (5.13) 得:

$$C_5 = \sum_{i=1}^7 c_{5i} \omega_{5i} = c_{51} \omega_{51} + c_{52} \omega_{52} + c_{53} \omega_{53} + c_{54} \omega_{54} + c_{55} \omega_{55} + c_{56} \omega_{56} + c_{57} \omega_{57}$$

表 5.6 综合测试中各队表现

测试项目 车队	车道保 持行驶	交通标 志识别	交通灯 识别	U-turn	通过路 口	变更 车道	停止线 停车	分数
车队 A	一般	×	×	×	×	×	×	97.94
车队 B	较好	√ 较好	×	√	√ 一般	√	×	29.2
车队 C	较好	√ 一般	×	×	√ 一般	×	√	67
车队 D	一般	×	×	×	×	×	×	97.94
车队 E	一般	×	×	×	×	×	×	97.94
车队 F	较好	×	√	×	×	√	×	60.82
车队 G	较好	√ 较好	×	√	√ 较好	√	√	12.86
车队 H	较好	×	×	×	×	×	×	97.22
车队 I	一般	√ 较差	×	√	√ 较差	×	×	66.76
车队 J	较好	√ 较差	×	×	√ 较差	×	×	85.94

按照同样的方法, 可求出各指标层成本函数值  $C_1, C_2, C_3, C_4, C_5$ 。由式 (5.14) 可以计算得出各车队成本函数值。

表 5.7 比赛结果

成本 车队	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$	成本
车队 B	10.829	53.31	15.827	19.992	29.2	26
车队 C	10.829	109.46	24.157	82.574	67	62.87
车队 F	0	243.4	44.982	50.813	60.82	68.98
车队 A	17.493	65.81	106.186	55.049	97.94	84.82
车队 E	3.332	36.65	191.757	15.827	97.94	90.97
车队 G	9.163	124.12	254.399	123.86	12.86	92.88
车队 I	4.165	74.97	273.391	123.86	66.76	117.59
车队 H	6.664	121.62	330.202	26.656	97.22	128.02
车队 D	6.664	139.11	495.303	82.574	97.94	174.08
车队 J	26.24	365.1	495.303	123.86	85.94	197.15

这种评价方法不仅仅考虑了完成任务的时间, 也考虑了各个模块, 甚至细化到各个技术细节 (指标) 的完成质量。总成本函数值越低, 说明在总的技术层面更胜



一畴，这就引导参赛车辆朝着“低指标成本”（即高技术）的方向发展。将 AHP 应用于无人驾驶车辆各级评价指标权重的确定，AHP 充分利用专家的经验判断，采用相对标度对有形与无形、可定量与不可定量的因素进行统一测度，能把决策过程中定性与定量因素有机结合。成本函数法虽然能够实现无人驾驶车辆的定量评价，但是其各个指标的量化是通过成本函数确定的。成本函数存在很大的人为主观性，不同的人很有可能得到不同的成本函数。

### 5.3.2 模糊综合评价法

模糊综合评价法根据模糊数学的隶属度理论把定性评价转化为定量评价，能较好地解决模糊的、难以量化的问题，适合非确定性问题的解决。

#### 1) 无人驾驶车辆某评价要素中单评价因素模糊综合评价

##### ①确定无人驾驶车辆某评价要素中的评价因素集

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_i, \dots, u_n\}$$

其中  $u_i, i=1, 2, \dots, n$  为无人驾驶车辆的评价因素， $n$  是同一层次上单个因素的总数量。这一集合构成了无人驾驶车辆评价因素的评价框架。

##### ②确定无人驾驶车辆评价集

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$$

其中  $v_j, j=1, 2, \dots, m$  是无人驾驶车辆评价因素在  $j$  评价等级的评价结果， $m$  是元素的数量，即等级数。这一集合规定了某一评价因素的评价结果的选择范围，不同的评价因素可以应用相同的评价等级。

③给出无人驾驶车辆单因素的评判矩阵：即对单个因素  $u_i (i=1, 2, \dots, n)$  的评判，得到  $V$  上的模糊集  $(r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{im})$ ，其中  $r_{i1}$  表示  $u_i$  对  $v_1$  的隶属度，则评判矩阵为

$$R_{IJ} = (r_{ij})_{IJ} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2m} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{nm} \end{bmatrix}_{IJ}$$

矩阵  $R_{IJ}$  中第  $i$  行第  $j$  列元素  $r_{ij}$  表示无人驾驶车辆评价因素  $u_i$  具有  $v_j$  的程度，也就是评价因素  $u_i$  对  $v_j$  等级的模糊隶属度， $0 \leq r_{ij} \leq 1$ 。若对  $n$  个元素进行综合评价，其结果是一个  $n$  行  $m$  列的矩阵，称为隶属度评判矩阵。由矩阵中可以看出每一行是对每一个无人驾驶车辆单因素的评价结果，整个矩阵包含了按评价集  $V$  对评价因素集  $U$

进行评价的全部信息。

④确定权重和单因素模糊综合评价模型。由层次分析法得到权重失量  $A_{IJ}$ ，它与评判矩阵  $R_{IJ}$  的合成，可得各因素的模糊综合评价模型

$$B_{IJ} = A_{IJ} R_{IJ} = (a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_n)_{IJ} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{nm} \end{bmatrix}_{IJ} \quad (5.15)$$

$$= (b_1 \ b_2 \ \cdots \ b_j \ \cdots \ b_m)_{IJ} \quad j=1, 2, \cdots m$$

式中  $a_{iIJ} (i=1,2,\cdots,n)$  表示无人驾驶车辆评价因素  $u_i (i=1,2,\cdots,n)$  的重要程度，也就是

此评价因素的权重，满足  $\sum_{i=1}^n a_{iIJ} = 1, 0 \leq a_{iIJ} \leq 1$ 。  $b_{jIJ} = \sum_{i=1}^n a_{iIJ} \cdot r_{ijIG} = 1, j=1,2,\cdots m$ 。  $b_{jIJ}$

是无人驾驶车辆评价要素中第  $j$  个评价因素的评价结果集合。

## 2) 无人驾驶车辆模糊综合评判

如果评判对象的有关因素很多，或者某一因素  $u_i$  又可分为多个等级  $(u_{i1}, u_{i2}, \cdots u_{ik})$ ，通常这些等级的划分也具有模糊性，此时须采用二级模糊评判，三级模糊评判等，依此类推，可对事物进行多级模糊评判。

二级模糊综合评判模型为

$$B_I = A_I \cdot R_I = (b_1 \ b_2 \ \cdots \ b_k \ \cdots \ b_n)_I \quad (5.16)$$

式中  $A_I$  为无人驾驶车辆第  $i$  个评价要素的等级权重集，

$A_I = (a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_j \ \cdots \ a_n)$ ， $B_{IJ} (J=1,2,\cdots,n)$  为单个评价因素的评价结果集合，

将这些集合组合成上一级评价要素的评价矩阵  $R_I$ 。  $B_I$  为第  $i$  个评价要素的模糊评判结果。以此类推可以得到三级模糊综合评判模型

$$B = A \cdot R = (b_1 \ b_2 \ \cdots \ b_k \ \cdots \ b_n) \quad (5.17)$$

式中  $A$  为无人驾驶车辆评价方面的等级权重集，  $A = (a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_i \ \cdots \ a_n)$  其中

$$0 < a_i \leq 1, \sum_{i=1}^n a_i = 1。$$

## 3) 计算综合评价分数

若用以总分数表示无人驾驶车辆综合评价结果，则根据越大越好的原则，可取评价标准的隶属度集为  $\mu = (\text{好}, \text{较好}, \text{一般}, \text{较差}, \text{差})$  并附相应分值，令  $\mu = (1.0, 0.8, 0.6, 0.4, 0.2)$ ，则无人驾驶车辆的综合评价得分为：

$$G = 100B\mu = (b_1 \ b_2 \ \cdots \ b_k \ \cdots \ b_n) \cdot [\mu_1 \ \mu_2 \ \cdots \ \mu_k \ \cdots \ \mu_n]^T \times 100 = \left( \sum_{k=1}^n b_k \mu_k \right) \times 100 \quad (5.18)$$

也可以计算无人驾驶车辆各评价要素以及各评价方面的评价结果：

$$G_U = 100B_U\mu \quad (5.19)$$

$$G_I = 100B_I\mu \quad (5.20)$$

#### 4) 基于模糊层次分析法的无人驾驶车辆定量评价

2011 年 10 月由国家自然科学基金委员会在鄂尔多斯举办了第三届“中国智能车未来挑战赛”(Future Challenge 2011, FC'11)。和上两届比赛相比，本届比赛首次从封闭道路环境走向真实道路环境。比赛在约 10km 的真实城区道路上进行，设有交通标识识别、障碍物避让、汇入有人驾驶车流和 U 型转弯等自动驾驶行为测试内容，综合测试无人驾驶车辆的环境感知和智能决策行驶能力。

现以车队 C（见表 5.8）所统计的数据为例，具体介绍模糊综合评价的过程。该综合评价表分为 2 个评价方面，每个评价方面又含有不同的评价要素，每个评价要素又含有不同的评价因素，各评价方面、评价要素及评价因素通过 AHP 方法根据各个评价指标的重要性程度确定不同的权重系数，其评价等级集可设成相同数目的等级，即

$$V = \{v_1 \ v_2 \ v_3 \ v_4 \ v_5\}$$

无人驾驶车辆的评价过程从末级开始逐级向更高一级进行评价，这里从“基本智能行为”评价方面的“车辆控制行为”要素开始。

1) 无人驾驶车辆车队 C “基本智能行为”评价方面的“车辆控制行为”的评价过程如下：

(1) 建立“车辆控制行为”评价要素集  $U_{11}$

$$U_{11} = \{\text{起动}(u_1) \ \text{停车}(u_2)\}_{11}$$

表 5.8 FC2011 车队 C 综合评价表

评价方面			评价要素			评价因素			评价等级 $V$							
序 号  $i$	$u_i$  $a_i$	权重	序 号  $j$	$u_{ji}$  $a_{ji}$	权重	序 号  $k$	$u_{kij}$  $a_{kij}$	权重	$v_1$	$v_2$	$v_3$	$v_4$	$v_5$			
									模糊矩阵							
									好	较好	一般	较差	差			
1	基本 智能 行为	0.33	1	车辆控制 行为	0.13	1	起动	0.33	0.2	0.7	0.1	0	0			
						2	停车	0.67	0	0	0	0.2	0.8			
			2	基本行车 行为	0.59	1	车道保持	0.21	0	0.4	0.3	0.3	0			
						2	避障	0.11	0.2	0.6	0.2	0	0			
						3	U 型弯	0.57	0	0	0	0.4	0.6			
						4	停止线停车	0.11	0.2	0.3	0.5	0	0			
			3	基本交通 行为	0.28	1	禁止逆行	0.75	0	0	0.2	0.4	0.4			
						2	车距保持	0.25	0.2	0.8	0	0	0			
			2	高级 智能 行为	0.67	1	高级行车 行为	0.67	1	通过路口	0.31	0	0	0	0.4	0.6
									2	动态规划	0.58	0.6	0.4	0	0	0
2	高级交通 行为	0.33				3	GPS 导航性能	0.11	0	0.4	0.4	0.2	0			
						1	交通标志识别	0.25	0	0	0	0	1			
						2	信号灯识别	0.5	0	0	0	0	1			
						3	紧急制动	0.25	0.5	0.4	0.1	0	0			

(2) 建立“车辆控制行为”评价要素模糊评价矩阵  $R_{11}$

由 10 名无人驾驶车辆领域的专家根据完成任务的质量对车队 C 进行评价，通过模糊隶属度来表示模糊矩阵。

$v_1$  = “很好” 的数量/10；  $v_2$  = “好” 的数量/10；  $v_3$  = “一般” 的数量/10；

$v_4$  = “较差” 的数量/10；  $v_5$  = “差” 的数量/10

其中“车辆控制行为”评价要素的模糊矩阵  $R_{11}$  为

$$R_{11} = \begin{bmatrix} 0.2 & 0.7 & 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.2 & 0.8 \end{bmatrix}_{11}$$

(3) 建立“车辆控制行为”评价要素权重系数矩阵  $A_{11}$

$$A_{11} = (0.33 \quad 0.67)_{11}$$

(4) 计算“车辆控制行为”评价要素综合评价矩阵  $B_{11}$

$$B_{11} = A_{11} \cdot R_{11} = (0.066 \quad 0.231 \quad 0.033 \quad 0.134 \quad 0.536)_{11}$$

此结果即为评价要素“车辆控制行为”的综合评价结果。采用相同的方法可以分别求得“基本行车行为”、“基本交通行为”各个要素的综合评价结果。分别为

$$B_{12} = (0.044 \quad 0.183 \quad 0.14 \quad 0.291 \quad 0.342)_{12}$$

$$B_{13} = (0.05 \quad 0.2 \quad 0.15 \quad 0.3 \quad 0.3)_{13}$$

## 2) 无人驾驶车辆五个评价要素的分数

(1) 如果将综合评价结果由分数来表示, 评价集的评判标准为:

$$\mu = \{1(\text{好}) \quad 0.8(\text{较好}) \quad 0.6(\text{一般}) \quad 0.4(\text{较差}) \quad 0.2(\text{差})\}^T$$

(2) 车队 C 五个评价要素(车辆控制行为, 基本行车行为, 基本交通行为, 高级行车行为, 高级交通行为)的得分( $G_{11}, G_{12}, G_{13}, G_{21}, G_{22}$ )为:

$$G_{11} = 100B_{11}\mu = 43.14;$$

$$G_{12} = 100B_{12}\mu = 45.92;$$

$$G_{13} = 100B_{13}\mu = 48;$$

$$G_{21} = 100B_{21}\mu = 69.08;$$

$$G_{22} = 100B_{22}\mu = 37.$$

从各评价要素来看, 该车队的高级行车行为智能水平相对较高, 基本上达到了要求; 而车辆控制行为、基本行车行为、基本交通行为和高级交通行为的智能水平较低。

## 3) 车队 C “基本智能行为”评价方面的评价过程如下:

(1) 综合各评价要素的模糊评价

将车队 C 各评价要素的评价结果  $B_{11}$ 、 $B_{12}$ 、 $B_{13}$  构成高一级“基本智能行为”方面的模糊矩阵  $R_1$ :

$$R_1 = \begin{bmatrix} 0.066 & 0.231 & 0.033 & 0.134 & 0.536 \\ 0.044 & 0.183 & 0.14 & 0.291 & 0.342 \\ 0.05 & 0.2 & 0.15 & 0.3 & 0.3 \end{bmatrix}_1$$

(2) “基本智能行为”方面的 3 个评价要素所构成的权重系数矩阵为

$$A_1 = (0.13 \quad 0.59 \quad 0.28)_1$$

(3) 可求得“基本智能行为”评价方面的综合评价结果

$$B_1 = A_1 \cdot R_1 = (0.0485 \quad 0.194 \quad 0.1289 \quad 0.2731 \quad 0.3555)_1$$

同理，求得“高级智能行为”评价方面的综合评价结果  $B_2$ ：

$$B_2 = (0.2744 \quad 0.2179 \quad 0.0377 \quad 0.0978 \quad 0.3721)_2$$

#### 4) 车队 C 的综合评价分数

(1) “基本智能行为”评价方面和“高级智能行为”评价方面构成高一级模糊矩阵  $R$ ：

$$R = \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.0485 & 0.194 & 0.1289 & 0.2731 & 0.3555 \\ 0.2744 & 0.2179 & 0.0377 & 0.0978 & 0.3721 \end{bmatrix}$$

(2) 权重系数矩阵  $A$ ：

$$A = (0.33 \quad 0.67)_1$$

(3) 计算综合评价矩阵  $B$

$$B = A \cdot R = (0.1999 \quad 0.21 \quad 0.0678 \quad 0.1557 \quad 0.3666)$$

(4) 车队 C 的综合评价分数：

$$\text{得分} = 100B\mu = 54.42$$

该车队智能水平处于中等偏下水平。但从各评价指标来看，基本交通行为和高级交通行为的智能水平较低，是影响整个无人驾驶车辆智能水平的主要指标。今后应针对这几方面进行重点改进，以提高整个无人驾驶车辆的智能水平。

表 5.9 FC'2011 的比赛评价结果

车队	$G_{11}$	$G_{12}$	$G_{13}$	$G_{21}$	$G_{22}$	总分	排名
车队 A	72.62	66.26	47	85.3	36	66.61	1
车队 B	72.62	74.34	50	73.6	37	63.43	2
车队 C	43.14	45.92	48	69.08	37	54.42	3

FC'2011 有 3 个车队完成了比赛。表 5.9 显示了完成比赛的 3 各车队的总分和排名。总分数是定量评价的结果，分数越高代表无人驾驶车辆智能水平越高。由表中结果可以看出车队 A 和车队 B 已经基本上满足比赛的要求，但是其基本交通行为和高级交通行为的智能水平还比较低，这也是无人驾驶车辆以后技术发展的方向。模糊综合评价法不仅可以对无人驾驶车辆的单个评价指标进行评价，还可以结合各级指标进行综合评价。由此找出无人驾驶车辆某个方面的不足，指明以后改进的方向。评价结果不仅考虑了影响无人驾驶车辆的所有因素，而且还保留了各个层次的

评价信息。

模糊综合评价法根据模糊数学的隶属度理论把定性评价转化为定量评价。虽然实现了无人驾驶车辆的定量评价，但是隶属度的确定是人为主观确定的，存在很大的主观性，对于评价者要求有丰富的经验。

### 5.3.3 基于混沌可拓展层次分析法的无人驾驶车辆的定量评价

依据前文基于混沌理论的无人驾驶车辆行驶轨迹的量化分析结果来确定无人驾驶车辆各级评价指标的值，从而实现无人驾驶车辆智能水平的定量评价。现以 2011 年 10 月由国家自然科学基金委员会在鄂尔多斯举办了第三届“中国智能车未来挑战”(Future Challenge 2011, FC'11)比赛车队 A 所统计的数据为例，具体介绍基于混沌可拓展层次分析法评价的过程。

#### 1) 确定各指标的权重系数

根据无人驾驶车辆综合评价模型层次结构中各项评价指标，由课题组成员组成专家组按照 1-9 标度法原则两两比较构造各级可拓区间数判断矩阵，表 5.9 表示专家组给出的矩阵。

表 5.9 目标层权重系数确定

评价方面	车辆控制行为	基本行车行为	基本交通行为	单层权重
车辆控制行为	<1,1>	<0.286,0.4>	<0.5,0.667>	0.06
基本行车行为	<2.5,3.5>	<1,1>	<1,1.5>	0.52
基本交通行为	<1.5,2>	<0.667,1>	<1,1>	0.42

依此类推，评价体系中由上至下对每个层次进行比较，得到可拓区间判断矩阵，进而确定各指标权重系数。如评价方面各属性对评价目标的重要度及权重见表 5.10（仅以评价方面权重确定为例，评价因素权重略）。

由表 5.10 得：

$$A^- = \begin{bmatrix} 1 & 0.286 & 0.5 \\ 2.5 & 1 & 1 \\ 1.5 & 0.667 & 1 \end{bmatrix}$$

经计算得： $m=1.0545$ ，

$$X^- = (0.1815, 0.4712, 0.3473)^T$$

同理计算可得到： $k=0.9414$ ，

$$X^+ = (0.1768, 0.4773, 0.346)^T$$

判断矩阵一致性：由此可得  $0 \leq k \leq 1 \leq m$ ，所以可拓区间判断矩阵的一致性较好。

由式(5.8)得：

$$S_1 = \langle 0.1709, 0.1864 \rangle, S_2 = \langle 0.4436, 0.5033 \rangle, S_3 = \langle 0.3269, 0.3649 \rangle$$

于是有：

$$V(S_2 \geq S_1) = 8.8404, V(S_3 \geq S_1) = 7.2523$$

根据式(5.9)有：

$$P_1 = 1; P_2 = 8.8404; P_3 = 7.2523$$

表 5.10 车队 A 综合评价表

评价方面			评价要素			评价因素			评价等级 $V$				
序号 $i$	$u_i$	权重 $a_i$	序号 $j$	$u_{ji}$	权重 $a_{ji}$	序号 $k$	$u_{kij}$	权重 $a_{kij}$	$v_1$	$v_2$	$v_3$	$v_4$	$v_5$
									模糊矩阵				
									好	较好	一般	较差	差
1	基本智能行为	0.25	1	车辆控制行为	0.06	1	遥控起动	0.08	0.2	0.7	0.1	0	0
						2	遥控刹车	0.46	0.2	0.5	0.3	0	0
						3	遥控停车	0.46	0.1	0.4	0.3	0.2	0
			2	基本行车行为	0.52	1	直道车道保持	0.05	0	0.5	0.3	0.2	0
						2	限速	0.15	0.2	0.6	0.2	0	0
						3	避让静态障碍	0.2	1	0	0	0	0
						4	U型弯	0.47	0	0.4	0.6	0	0
						5	停止线停车	0.13	0	0	0	0.2	0.8
			3	基本交通行为	0.42	1	禁止逆行	0.87	0	0	0.2	0.3	0.5
						2	车距保持	0.13	0.3	0.7	0	0	0
2	高级智能行为	0.75	1	高级行车行为	0.25	1	弯道车道保持	0.06	0	0.2	0.8	0	0
						2	停车语言指令	0.08	0	0	0	0	0
						3	通过路口	0.51	0.2	0.6	0.2	0	0
						4	动态规划	0.27	0.4	0.6	0	0	0
						5	GPS 导航性能	0.08	0.3	0.7	0	0	0
			2	高级交通行为	0.75	1	交通标志识别	0.27	0	0	0	0	1
						2	信号灯识别	0.67	0	0	0	0	1
						3	紧急制动	0.06	0.2	0.8	0	0	0

归一化处理可得出 5 个评价指标对总目标层的权重：



$$P = (0.0585, 0.5172, 0.4243)^T$$

依此类推，逐级计算其他指标结果见表 5.10。

## 2) 模糊综合评价

该综合评价表分为 5 个评价方面，每个评价方面又含有不同的评价因素，各评价方面、因素按照可拓展层次分析法得到不同的权重系数，其等级集可设成相同数目的等级，即

$$V = \{v_1 \quad v_2 \quad v_3 \quad v_4 \quad v_5\}$$

无人驾驶车辆智能水平的评价过程从未级开始逐级向更高一级进行评价，这里从“基本行车行为”评价方面要素开始。

### (1) 建立“基本行车行为”评价方面集 $U_2$

$$U_2 = \{\text{直道车道保持}(u_1) \quad \text{限速}(u_2) \quad \text{避让静态障碍}(u_3) \\ \text{U型弯}(u_4) \quad \text{停止线停车}(u_5)\}_2$$

### (2) 建立“基本行车行为”评价方面模糊评价矩阵 $R_{12}$

模糊矩阵（见表 5.10）是利用无人驾驶车辆行驶轨迹的量化分析结果结合专家调查法用隶属度表示的，其中“基本行车行为”评价要素的模糊矩阵  $R_{12}$  为

$$R_{12} = \begin{bmatrix} 0 & 0.5 & 0.3 & 0.2 & 0 \\ 0.2 & 0.6 & 0.2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.4 & 0.6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.2 & 0.8 \end{bmatrix}_{12}$$

### (3) 建立“基本行车行为”评价方面权重系数矩阵 $A_{12}$

$$A_{12} = (0.05 \quad 0.15 \quad 0.2 \quad 0.47 \quad 0.13)_{12}$$

### (4) 计算“基本行车行为”评价方面综合评价矩阵 $B_2$

$$B_{12} = A_{12} \cdot R_{12} = (0.23 \quad 0.303 \quad 0.327 \quad 0.036 \quad 0.104)_{12}$$

此结果即为评价方面“基本行车行为”的综合评价结果。采用相同的方法可以分别求得“基本行车行为”、“基本交通行为”等各个要素的综合评价结果。分别为

$$B_{11} = (0.154 \quad 0.47 \quad 0.284 \quad 0.092 \quad 0)_{11}$$

$$B_{13} = (0.039 \quad 0.091 \quad 0.174 \quad 0.261 \quad 0.435)_{13}$$

如果将综合评价结果由分数来表示，评价集的评判标准为：

$$\mu = \{1(\text{好}) \quad 0.8(\text{较好}) \\ 0.6(\text{一般}) \quad 0.4(\text{较差}) \quad 0.2(\text{差})\}^T$$

车队 A 五个评价要素（车辆控制行为，基本行车行为，基本交通行为，高级行车行为，高级交通行为）的得分( $G_{11}, G_{12}, G_{13}, G_{21}, G_{22}$ )为：

$$G_{11} = 100B_{11}\mu = 73.72;$$

$$G_{12} = 100B_{12}\mu = 70.38;$$

$$G_{13} = 100B_{13}\mu = 40.76;$$

$$G_{21} = 100B_{21}\mu = 75.28;$$

$$G_{22} = 100B_{22}\mu = 23.84.$$

从各评价要素来看，该车队的车辆控制行为、基本行车行为、高级行车行为智能水平相对较高，基本上达到了要求；而基本交通行为和高级交通行为的智能水平较低。

（5）综合各评价要素的模糊评价车队 A “基本智能行为” 评价方面的评价过程如下：

将车队 A 各评价要素的评价结果  $B_{11}$ 、 $B_{12}$ 、 $B_{13}$  构成高一级“基本智能行为” 方面的模糊矩阵  $R_1$ ：

$$R_1 = \begin{bmatrix} 0.154 & 0.47 & 0.284 & 0.092 & 0 \\ 0.23 & 0.303 & 0.327 & 0.036 & 0.104 \\ 0.039 & 0.091 & 0.174 & 0.261 & 0.435 \end{bmatrix}$$

“基本智能行为” 方面的 3 个评价要素所构成的权重系数矩阵为

$$A_1 = (0.06 \quad 0.52 \quad 0.42)_1$$

可求得“基本智能行为” 评价方面的综合评价结果

$$B_1 = A_1 \cdot R_1 = (0.1452 \quad 0.224 \quad 0.2602 \quad 0.1339 \quad 0.2368)_1$$

同理，求得“高级智能行为” 评价方面的综合评价结果  $B_2$ ：

$$B_2 = (0.0675 \quad 0.17 \quad 0.0375 \quad 0 \quad 0.705)_2$$

（6）车队 A 的综合评价分数

“基本智能行为” 评价方面和“高级智能行为” 评价方面构成高一级模糊矩阵  $R$ ：

$$R = \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.1452 & 0.224 & 0.2602 & 0.1339 & 0.2368 \\ 0.0675 & 0.17 & 0.0375 & 0 & 0.705 \end{bmatrix}$$

权重系数矩阵  $A$ :

$$A = (0.25 \quad 0.75)_1$$

计算综合评价矩阵  $B$

$$B = (0.0869 \quad 0.1835 \quad 0.0932 \quad 0.0335 \quad 0.5879)$$

车队  $C$  的综合评价分数:

$$\text{得分} = 100B\mu = 42.06$$

该车队智能行为处于中等水平。但从各评价指标来看，基本交通行为和高级交通行为的智能水平较低，是影响整个无人驾驶车辆智能水平的主要指标。今后应针对这几方面进行重点改进，以提高整个无人驾驶车辆智能水平。

## 5.4 本章小结

(1) 根据无人驾驶车辆自然环境感知和智能行为决策的复杂度划分成不同的评价层次：评价目标、评价方面、评价要素、评价因素。建立了无人驾驶车辆智能水平评价指标体系和递阶层次关系。评价目标为无人驾驶车辆的智能水平；评价方面分为：基本智能行为，高级智能行为；基本智能行为包括：车辆控制行为，基本行车行为，基本交通行为。高级智能行为包括：高级行车行为，高级交通行为。它们组成了无人驾驶车辆的评价要素，而评价要素又包括 18 个无人驾驶车辆智能水平的评价因素。

(2) 本文采用可拓展层次分析法确定无人驾驶车辆各级评价指标的权重。可拓展层次分析法克服了层次分析法在解决专家经验判断的模糊性问题及判断矩阵一致性方面的不足，有效避免了层次分析法中的大量试算工作，能够合理地计算出无人驾驶车辆智能水平各级指标的权重。引入可拓展理论，用区间数代替点值数构造可拓展判断矩阵，使各级评价指标权重更加合理。

(3) 成本函数法引入成本函数完成了无人驾驶车辆评价指标的量化。模糊综合评价法根据模糊数学的隶属度理论把定性评价转化为定量评价。这两种方法最终虽然实现了无人驾驶车辆的定量评价，但是成本函数的制定和隶属度的确定存在很大的人为主观性，而且对于评价者要求有丰富的经验。这两种评价方法在无人驾驶车

辆技术发展初期是可以应用的，但是随着无人驾驶车辆技术的不断发展，需要一种科学的定量评价方法对无人驾驶车辆智能水平进行定量评价。本文提出了基于混沌可拓展层次分析法的无人驾驶车辆定量评价方法。评价结果不仅考虑了影响无人驾驶车辆的所有因素，而且还保留了各个层次的评价信息。基于混沌可拓展层次分析法的无人驾驶车辆定量评价方法不仅可以对无人驾驶车辆的单个评价指标进行评价，还可以综合各级指标进行综合评价。由此找出无人驾驶车辆某个方面的不足，指明以后改进的方向。其中无人驾驶车辆各级评价指标的量化是通过基于混沌理论的量化分析结果得到的，使得各级评价指标的量化更加合理，无人驾驶车辆智能水平的定量评价结果更加科学可信。采用成本函数法、模糊综合评价法和基于混沌可拓展层次分析法对“中国智能车未来挑战赛”的无人驾驶车辆智能水平进行定量评价，评价结果与“中国智能车未来挑战赛”的比赛结果一致。

## 第 6 章 结论与展望

### 全文总结

论文以国家自然科学基金重点项目“无人驾驶车辆智能行为综合测试环境设计与测评体系研究”(90920304)和国家自然科学基金培育项目“无人驾驶车辆认知能力测试及验证环境设计与实现”(91120010)为依托,对无人驾驶车辆智能水平的评价方法和理论进行深入研究。论文主要完成工作如下:

(1) 对无人驾驶车辆智能水平进行了等级划分

无人驾驶车辆智能水平的高低通过它的行为表现出来,无人驾驶车辆的行驶轨迹作为智能行为的一种主要表现形式是由无人驾驶车辆自身、任务、环境三者共同作用的结果。本文对无人驾驶车辆-任务-环境组成的交互系统进行研究。建立了由任务复杂度、环境复杂度、人工干预程度三坐标轴组成的无人驾驶车辆评测模型,并根据无人驾驶车辆行驶的环境复杂度、执行任务的复杂度、人工干预的程度以及行驶质量对无人驾驶车辆智能水平进行了等级划分。

(2) 建立了基于无人驾驶车辆智能行为的评价指标体系。

根据无人驾驶车辆自然环境感知和智能行为决策的复杂度划分成四个评价层次:评价目标、评价方面、评价要素、评价因素,建立了无人驾驶车辆智能水平评价指标体系。评价目标为无人驾驶车辆的智能水平;评价方面分为:基本智能行为,高级智能行为;基本智能行为包括:车辆控制行为,基本行车行为,基本交通行为。高级智能行为包括:高级行车行为,高级交通行为。它们组成了无人驾驶车辆的评价要素,而评价要素又包括 18 个无人驾驶车辆智能水平的评价因素。

(3) 提出了基于优秀驾驶员驾驶车辆行驶轨迹的五次多项式理想轨迹规划方法。

以避障换道为例提出了基于优秀驾驶员驾驶车辆行驶轨迹的五次多项式理想轨迹规划方法。在行车安全角度考虑,对车辆避障换道的安全车距进行了推导。通过 GPS/DR 组合定位的方法采集优秀驾驶员驾驶车辆的行驶轨迹,获得车辆的行驶参数:横向坐标、纵向坐标、航向角、前轮偏角、纵向加速度等。由此得到基于优秀驾驶员驾驶车辆的行驶轨迹的初始状态和目标状态(并考虑安全车距),应用五次多项式规划方法规划无人驾驶车辆的理想行驶轨迹。

(4) 确定了无人驾驶车辆智能水平各级评价指标的权重。

采用可拓展层次分析法确定了无人驾驶车辆智能水平各级评价指标的权重。可拓展层次分析法引入可拓展理论，用区间数代替点值数构造可拓展判断矩阵，克服了层次分析法在解决专家经验判断的模糊性问题；将权重计算与判断矩阵一致性检验结合进行，并考虑人们判断的模糊性和多维决策者的实践经验，不需要判断矩阵的一致性，有效避免了层次分析法中的大量试算工作。这样既能保证专家判断结果的真实性，又能保证判断矩阵的一致性，使得无人驾驶车辆各个评价指标权重的确定更加合理。

(5) 实现了无人驾驶车辆行驶轨迹偏差时间数据序列的相空间重构。

对无人驾驶车辆行驶轨迹偏差时间数据序列进行了相空间重构。采用 C-C 的方法同时确定时间延迟和嵌入维数，克服了自相关函数法确定时间延迟不适合非线性系统的问题和互信息法确定时间延迟的计算量大的问题。C-C 方法结合了自相关函数法和互信息法的优点，既能有效减少计算量，又能保持系统的非线性特性。最终实现了无人驾驶车辆行驶轨迹偏差时间数据序列的相空间重构。

(6) 实现了基于混沌理论的无人驾驶车辆行驶轨迹的量化分析。

运用混沌理论实现了无人驾驶车辆行驶轨迹的量化分析。应用改进的 wolf 方法计算无人驾驶车辆行驶轨迹偏差时间数据序列的 Lyapunov 指数。最大 Lyapunov 指数大于 0，可判断无人驾驶车辆行驶轨迹具有混沌特征，Lyapunov 指数是客观量化的结果。无人驾驶车辆行驶轨迹的量化表示可以实现无人驾驶车辆的定量评价。从而为无人驾驶车辆测评体系的完善和测评标准的建立打下了良好的基础。

(7) 实现了基于混沌可拓展层次分析法的无人驾驶车辆定量评价。

基于混沌可拓展层次分析法的无人驾驶车辆定量评价方法不仅可以对无人驾驶车辆的单个评价指标进行评价，还可以综合各级指标进行综合评价。由此找出无人驾驶车辆某个方面的不足，指明以后改进的方向。其中无人驾驶车辆各级评价指标的量化是通过基于混沌理论的量化分析结果得到的。使得各级评价指标的量化更加合理，无人驾驶车辆的智能水平的定量评价结果更加科学可信。

## 创新点

(1) 提出了基于混沌可拓展层次分析法的无人驾驶车辆定量评价方法。

可拓展层次分析法克服了层次分析法在解决专家经验判断的模糊性问题及判断矩阵一致性方面的不足，有效避免了层次分析法中的大量试算工作，能够合理地计

算出无人驾驶车辆智能水平各级指标的权重。采用混沌理论实现了无人驾驶车辆基于行为划分的评价指标的量化。基于混沌可拓展层次分析法的无人驾驶车辆定量评价方法不仅可以对无人驾驶车辆的单个评价指标进行评价，还可以综合各级指标进行综合评价。由此找出无人驾驶车辆某个方面的不足，指明以后改进的方向。

(2) 采用混沌理论实现了无人驾驶车辆行驶轨迹的量化分析。

计算无人驾驶车辆实际行驶轨迹与理想轨迹的偏差，得到它们之间偏差的时间数据序列；通过 C-C 方法确定嵌入维数和时间延迟，实现了无人驾驶车辆偏差时间数据序列的相空间重构；采用改进的 Wolf 方法计算李雅普诺夫指数，从而完成无人驾驶车辆与环境交互的行驶轨迹的定量表示。

(3) 建立了比较完备的无人驾驶车辆智能水平的评价指标体系。

建立了由任务复杂度、环境复杂度、人工干预程度组成的无人驾驶车辆评测模型。根据无人驾驶车辆行驶的环境复杂度、执行任务的复杂度、人工干预的程度以及行驶质量对无人驾驶车辆智能水平划分了等级。由于无人驾驶车辆的智能水平是通过其自身的行为表现出来的，所以无人驾驶车辆的各级评价指标是基于无人驾驶车辆的智能行为划分的。建立了比较完备的无人驾驶车辆智能水平的评价指标体系。

## 展望

近年来，无人驾驶车辆在世界各国发展迅速，但是如何评价其智能水平已经成为时下急需解决的问题，相关研究还处于起步阶段。

(1) 建立实时的测评系统。无人驾驶车辆智能水平的评价应向智能化、自动化、标准化、模块化方向发展。无人驾驶车辆智能水平评价的自动化水平还偏低，自动测试、自动评价等系统尚未开发。

(2) 无人驾驶车辆智能水平的评价是一多级综合评价的问题，应根据无人驾驶车辆自然环境感知和智能行为决策的复杂度划分成不同的评价层次。无人驾驶车辆智能水平的评价指标体系还需完善。本文所建立的评价指标体系有待进一步的细化，在应用中逐步完善。

## 参考文献

- [1]Roland Siegwart, Illah R. Nourbakhsh. Introduction to Autonomous Mobile Robots[M]. Cambridge: Mass MIT Press, 2004.
- [2]Alan L. Meyrowitz. Autonomous Vehicle. Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Minnesota: Institute of Electrical & Electronics Engineers press, 1996, p.1147-1194.
- [3]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.
- [4] (美) National research council of the national academies 著. 军用无人地面车辆技术的发展. 付梦印等译. 北京: 国防工业出版社, 2009.
- [5]龙永新. ALV 智能规划与控制技术[D]. 浙江大学, 1999.
- [6]Thorpe, C. Herbert, M. Kanade, T. Shafer, S. Toward autonomous driving: the CMU Navlab. I. Perception. IEEE Expert, Vol. 6, No. 4, August, 1991, p. 31 - 42.
- [7]Thorpe, C. Herbert, M. Kanade, T. Shafer, S. Toward autonomous driving: the CMU Navlab. II. Architecture and systems. IEEE Expert, 1991. 6(4): p. 44-52.
- [8]Aufrère R, Gowdy J, Mertz C, et al. Perception for collision avoidance and autonomous driving[J]. Mechatronics. December, 2003 13, (10): 1149-1161.
- [9]Badino H, Huber D and Kanade T. Real-time topometric localization[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Saint Paul, USA, 2012, p.1635-1642.
- [10]Gage D W. Unmanned ground vehicle (UGV) development efforts[J]. Unmanned Systems Magazine. 13(3): 1-9, 1995.
- [11] Toscano M. Department of defense joint robotics program[C]. Proceedings of the SPIE-The International Conference on Unmanned Ground Vehicle Technology. Orlando, USA, 1999, p.100-109.
- [12]Spofford J R, Rimey R D and Munkeby S H. Overview of the UGV/Demo II Program[C]. Proceedings of the SPIE-Reconnaissance Surveillance and Target Acquisition for the Unmanned Ground Vehicle. Orlando, USA, 1997, p. 21-40.
- [13]Shoemaker C M and Bornstein J A. Overview of the Demo III UGV program[C]. Proceedings of the SPIE-Robotic and Semi-Robotic Ground Vehicle Technology. Orlando, USA, 1998, p. 202-211.
- [14]Krotkov E and Blitch J. The Defense Advanced Research Projects Agency (DARPA) Tactical Mobile Robotic Program[J]. The International Journal of Robotics Research. 1999, 18(7): 769-776.



- [15] Thornhill, L., A. Walls and R. Arkin. Design of an Agile Unmanned Combat Vehicle - A Product of the DARPA UGCV Program. 2003. 5083: p. 358-370.
- [16] Valois, J., et al. Remote operation of the black knight unmanned ground combat vehicle. AUVSI Unmanned Systems North America Conference 2008, 2008. 1: p. 440-451.
- [17] Van Fosson, M.H. and S. Fish. Role of robotics in ground combat of the future UGCV, perceptOR and FCS. 2001, 4364: p. 323-327.
- [18] Van Fosson M H and Fish S. Role of robotics in ground combat of the future: UGCV, PerceptOR and FCS[C]. Proceedings of the SPIE-Unmanned Ground Vehicle Technology III. Orlando, USA, 2001:323-327.
- [19] Montemerlo, M., et al. Winning the DARPA grand challenge with an AI robot. Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence, 2006. 1: p. 982-987.
- [20] S. Thrun, M. Montemerlo, H. Dahlkamp, D. Stavens, A. Aron, J. Diebel, P. Fong, J. Gale, M. Halpenny, G. Hoffmann, K. Lau, C. Oakley, M. Palatucci, V. Pratt, P. Stang, S. Strohband, C. Dupont, L. Jendrossek, C. Koelen, C. Markey, C. Rummel, J. Niekerk, E. Jensen, P. Alessandrini, G. Bradski, B. Davies, S. Ettinger, A. Kaehler, A. Nefian, P. Mahoney. Stanley: The robot that won the DARPA Grand Challenge. Journal of Field Robotics, 2006, 23(9):p 661-692.
- [21] Rudolph Van Der Merwe. Sigma-point Kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models[D]. Oregon: Oregon Graduate Institute School of Science and Engineering, 2004 .
- [22] Thrun, S., M. Montemerlo, A. Aron. Probabilistic terrain analysis for high-speed desert driving. Proceedings of the Robotics Science and Systems Conference, Philadelphia, PA, 2008.
- [23] Dickmanns, E. Vision for ground vehicles: History and prospects. International Journal of Vehicle Autonomous Systems, 2002, 1(1): p1-44.
- [24] Iagnemma, K., Dubowsky, S. Mobile robots in rough terrain: Estimation, motion planning, and control with application to planetary rovers. Springer Tracts in Advanced Robotics (STAR) Series. Berlin: Springer, 2004 ,20(5): p 921-927.
- [25] Urmson C, Anhalt J, Bagnell D, et.al. Autonomous Driving in Urban Environments: Boss and the Urban Challenge[J]. Journal of Field Robotics Special Issue on the 2007 DARPA Urban Challenge, Part I. 2008, 25(8): 425-466.

- [26]Ferguson D, Howard T and Likhachev M. Motion Planning in Urban Environments: Part I[C]. Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Nice,France, 2008, p. 1063-1069.
- [27]Markoff J. Google Cars Drive Themselves, in Traffic[R]. The New York Times. October 11, 2010.
- [28]长玉.谷歌是怎样造汽车的:无人驾驶更安全[EB/OL]. (2014.03.06) <http://www.509.cc/n/keji/daogou/2014/0306/8356.html>
- [29]Slosson M. Google gets first self-driven car license in Nevada[R]. Reuters. May 9, 2012.
- [30]Dickmanns ED. The development of machine vision for road vehicles in the last decade[J]. IEEE Intelligent Vehicle Symposium, 2002(1): 268-281.
- [31]Dickmanns ED. An integrated approach to feature based dynamic vision. In Proceedings of Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C], 1988: 820-825.
- [32]Albus,J.S. 4-D/RCS reference model architecture for unmanned ground vehicles. IEEE International Conference on Robotics and Automation[C], 2000, 4: p 3260-3265.
- [33]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.
- [34]Broggi A, Bertozzi M, Fascioli A, et al. Automatic vehicle guidance: the experience of the ARGO autonomous vehicle[M]. Singapore: World Scientific, April 1999.
- [35]Broggi A, Bertozzi M, Conte G, et al. ARGO Prototype Vehicle[M]. Intelligent Vehicle Technologies, chapter 14. UK: Butterworth-Heinemann, 2001.
- [36] Bertozzi M, Broggi A and Fascioli A. Vision-based intelligent vehicles: State of the art and perspectives[J]. Robotics and Autonomous Systems. 2000, 32(1):1-16.
- [37]Reuschenbach A, Wang M, Ganjineh T, et al. iDriver-Human Machine Interface for Autonomous Cars. Information Technology: New Generations (ITNG), 2011 Eighth International Conference on. IEEE[C], 2011: 435-440.
- [38]Ford H J. Shared Autonomous Taxis: Implementing an Efficient Alternative to Automobile Dependency[D]. Princeton University, 2012.
- [39]Berlin T, Spirit of Berlin. An Autonomous Car for the DARPA Urban Challenge Hardware and Software Architecture[J]., 12(02): 2010.
- [40]Broggi A, Bombini L, Cattani S, et al. Sensing requirements for a 13,000 km intercontinental autonomous drive. Intelligent Vehicles Symposium (IV) [C], 2010 IEEE. 2010: 500-505.

- [41]Bertozzi M, Bombini L, Broggi A, et al. The VisLab intercontinental autonomous challenge: 13,000 km, 3 months, no driver. Proc. 17th World Congress on ITS[C], Busan, South Korea. 2010.
- [42]Massimo Bertozzi, Alberto Broggi, Elena Cardarelli, Rean Isabella Fedriga, Luca Mazzei, Pier Paolo Porta. VIAC Expedition Toward Autonomous Mobility[J], Robotics and Automation Magazine, September 2011, 18(3):120-124.
- [43]Alberto Broggi, Pietro Cerri, et al. The VisLab Intercontinental Autonomous Challenge: an Extensive Test for a Platoon of Intelligent Vehicles[J], Intl. Journal of Vehicle Autonomous Systems, special issue for 10th Anniversary, 2011.
- [44]Massimo Bertozzi, Pietro Cerri, Mirko Felisa, Stefano Ghidoni, Michael Del Rose. Pedestrian Validation in Infra-red Images by means of Active Contours and Neural Networks[J], volume 2010. June 2010.
- [45]Alberto Broggi, Pietro Cerri, Stefano Ghidoni, Paolo Grisleri, Ho Gi Jung. A New Approach to Urban Pedestrian Detection for Automatic Braking, IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems[C], December 2009, 10(4):594-605.
- [46]周凌翔, 叶秀清, 顾伟康. 国内外自主车研究的最新进展[R]. 浙江大学信息与电子工程系 ALV 实验室技术报告.
- [47]张奇. 未来越野陆地自主车三维视觉信息处理需解决的问题[R]. 浙江大学信息与电子工程系 ALV 实验室技术报告.
- [48]Xiong Guangming, Zhou Peiyun, Zhou Shengyan, et al. Autonomous driving of intelligent vehicle BIT in 2009 future challenge of China. Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. San Diego, USA, 2010: 1049-1053.
- [49]张鹏飞, 何克忠, 欧阳正柱等. 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.
- [50]杨欣欣. 室外移动机器人视觉导航技术的研究[D]. 清华大学计算机科学与技术系, 1999
- [51]孙振平, 安向京, 贺汉根. CITAVT-IV 视觉导航的自主车[J]. 机器人. 2002, 24(2): 115-121.
- [52]Chuck Tannert. INSIDE THE ROAD REVOLUTION[EB/OL]. (2014-01-08) .URL: <http://www.fastcompany.com/3022489/innovation-agents/self-driving-cars-let-go-of-the-wheel>.
- [53]Alex Ricciuti. Volkswagen's Temporary Auto Pilot makes for a self-driving car[EB/OL]. (2011-06-23).URL:<http://www.worldcarfans.com/111062334412/volkswagens-temporary-auto-pilot-makes-for-a-self-driving/lowphotos#0>.

- [54]Mercedes-Benz.Using All the Senses[EB/OL]. (2013) .URL:<http://www5.mercedes-benz.com/en/innovation/mercedes-benz-intelligent-drive-driver-assistance-systems-safety-comfort/>
- [55]王薛婷, 任丽虹. 德推出无人驾驶车 2020 上市 [EB/OL]. (2013) .URL: <http://sn.people.com.cn/n/2013/0913/c190219-19521362.html>
- [56]朝晖.日产计划 2020 年推出无人驾驶汽车[EB/OL]. (2013) .URL: <http://news.mydrivers.com/1/274/274060.htm>
- [57]ELLIE ZOLFAGHARIFARD. World's first commercial driverless car goes on sale - but it only reaches a top speed of 12mph[EB/OL]. (2014-01-07). URL: <http://www.dailymail.co.uk/sciencetech/article-2535117/Worlds-commercial-driverless-vehicle-goes-sale-reaches-12mph.html>.
- [58]Anand Lal Shimpi. NVIDIA Announces Tegra K1 SoC with Optional Denver CPU Cores[EB/OL]. (2014-01-05). URL: <http://www.anandtech.com/show/7620/nvidia-announces-tegra-k1-soc-project-logan-cortex-a15-kepler>.
- [59]Steven E. Shladover. Review of the State of Development of Advanced Vehicle Control Systems (AVCS) [J]. Vehicle System Dynamics, 1995, 24 (6&7):PP.551-595.
- [60]Steven E. Shladover. Research and development needs for advanced vehicle control systems[J]. IEEE. Micro, 1993 , 13 (1):PP.11-19.
- [61]Tsugawa.S. Vision-Based Vehicles in Japan: Machine Vision Systems and Driving Control Systems[C].IEEE Trans. on Industrial Electronics, 1994, 41 (4):PP.398-405.
- [62]Andresen.E.P.,et al. Visual algorithms for autonomous navigation,Proc. of IEEE International Conf. on Robotics and Automation[C], 1985, PP.856-861.
- [63]Thorpe.C,et al. Vision and navigation for the Carnegie-Mellon Navlab[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, 10(3): 362-373.
- [64]Baten.S,et al. Techniques for autonomous,off-road navigation[J]. IEEE Intelligent systems and Their Applications, 1998, 13(6):PP.57-65.
- [65]Brusaglino.G. Safe and effective mobility in Europe -the contribution of the PROMETHEUS Programme.IEEE Colloquium on Prometheus and Drive[C], 1992, PP. 101-110.
- [66]Shladover.S.E.,et al.Automated vehicle control developments in the PATH program[J]. IEEE Trans. on Vehicular Technology, 1991, 40(1):PP.114-130.
- [67]Hiteheoek.A. Configuration and Maneuvers in Safety-consciously Designed AHS Configuration[R]. Tech. report UCB-ITS-PWP-95-2, University of California (Berkeley), 1995.

- [68]RAN.B,L.H.X. Development of vision-based vehicle detection and recognition system for intelligent vehicles. 1999 TRB Annual Meeting[C], University of Wisconsin at Madison: Madison,WI,1999.
- [69]Shoemaker.C.M, Bomstein.J.A. Overview of the Demo III UGV Program[C].Part of the SPIE Conf. on Robotic and Semi-Robotic Ground vehicle Technology, 1998, PP. 202-211.
- [70] Muñoz, N.D., J.A. Valencia N. Londoño. Evaluation of navigation of an autonomous mobile robot. Performance Metrics for Intelligent Systems (PerMIS) Workshop, 2007: p. 15-21.
- [71]Kamiya.H,et al. Intelligent technologies of Honda ASV. Proc. of the Intelligent vehicles Sym[C]. 1996, pp.236-241.
- [72]Tsugawa.S, Saito.T, Hosaka.A. Super smart vehicle system: AVCS related systems for the future.Proc. of the Intelligent Vehicles'92 Sym[C]. 1992, pp.132-137.
- [73]Figueiredo.L, et al. Towards The development of intelligent transportation systems. Proc. of IEEE Int'l Conf. on Intelligent Transportation systems[C], 2001, pp.1206-1211.
- [74]Oliver Wulf, Andreas Nuchter, Joachim Hertberg, Bernardo Wagner. Ground Truth Evaluation of Large Urban 6D SLAM[J].International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2007,650-657.
- [75]Joes Guivant, Eduardo Nebot, Stephan Baiker. Autonomous navigation and map building using laser range sensors in outdoor applications[J]. Journal of Robotic Systems, 2000,17(10):565-583.
- [76]Colegrove S.B, Cheung B, Davey S.J. Tracking System Performance Assessment. Proceedings of the 6th International Conference on Information Fusion[C], Cairns, Australia, 2003. Australia: IEEE,2003:926-933
- [77] Perera, A.G.A., et al. Evaluation of Algorithms for Tracking Multiple Objects in Video. Applied Imagery and Pattern Recognition Workshop[C], AIPR 2006. 35th IEEE, 2006.: p. 35.
- [78]Alexandru O.balan, Leonid Sugal, Michael J.Black. A Quantitative Evaluation of Video-based 3D Person Tracking. Proceedings 2nd Joint IEEE International Workshop on VS-PETS, Beijing, 2005, p15-16.
- [79]Javier Diaz Alonso, Eduardo Ros Vidal, Alexander Rotter, Martin Muhlenberg. Lane-change decision aid system based on motion-driven vehicle tracking[J]. IEEE transaction on vehicular technology, September 2008, 57(5): p 2736-2746.

- [80]Intelligent transportation systems-lane change decision aid systems-performance requirement and test procedures. Draft International Standard ISO/DIS 17387.Voting begins on 2006-05-22, Voting determinates on 2006-10-23.
- [81]SHNEIER M, SHACKLEFORD W, HONG T, et al. Performance evaluation of a terrain traversability learning algorithm in the darpa lagr program. in Proc. of thePerformance Metrics for Intelligent Systems Workshop[C]. 2006.
- [82]WAGAN A, GODIL A, LI X. Map quality assessment. in Proc. of the Performance Metrics for Intelligent Systems Workshop[C]. 2008: p 278-282
- [83]CENSI A. The role of bayesian bounds in comparing slam algorithms performance. in Proc. of the Performance Metrics for Intelligent Systems Workshop[C]. 2008: p 271-277.
- [84]Gage.D.W. Current Thrusts in Ground Robotics : Programs, Systems, Technologies, Issues. Fourth Int'l Sym. On Technology and the Mine Problem[C], 2000.
- [85]Joint Robotics Program Master Plan, FY 2005, Office of the Secretary of Defense[EB/OL], 2005, URL: <http://www.jointrobotics.com/.2005>.
- [86]C. Urmson, C. Baker , J. Dolan, P. Rybski, B. Salesky, W. R. L. Whittaker, D. Ferguson, and M. Darms, "Autonomous driving in traffic: Boss and the urban challenge," AI Magazine, June 2009, vol. 30, no. 1, pp. 17–29.
- [87]Eric Krotkov, Scott Fish, Larry Jackel, Bill McBride, Mike Perschbacher, Jim Pippine. The DARPA PerceptOR evaluation experiments[J]. Auton Robot .2007, 22:19-35.
- [88]DARPA. E-Stop Guidelines[S]. USA, 2007. [http://www.darpa.mil/grandchallenge/docs/ E-StoP\\_Guidelines\\_042307.Pdf](http://www.darpa.mil/grandchallenge/docs/ E-StoP_Guidelines_042307.Pdf).
- [89]Grand Challenge, [EB/OL],2004, URL: [http://en.wikipedia.org/wiki/DARPA\\_Grand\\_Challenge](http://en.wikipedia.org/wiki/DARPA_Grand_Challenge).
- [90]Thrun .S, et al. Stanley : The Robot That Won The DARPA Grand Challenge [J].Journal of Field Robotics,2006.
- [91]David A. Patterson. Robots in the desert: a research parable for our times [J]. Communications of the ACM, 2005, 48(12):31-33.
- [92]Seetharaman, G., Lakhotia, A., Blasch, E.P. Unmanned Vehicles Come of Age: The DARPA Grand Challenge. Journal of IEEE Computer, Dec 2006.

- [93]C. Mark, E. Magnus, H. J. P, M. R. M. Autonomous driving in urban environments: approaches, lessons and challenges. *Philos Transact A Math Phys Eng Sci*, 2010, vol. 368, no. 1928, pp. 1471–2962.
- [94]Geiger, A., et al. Team AnnieWAY's Entry to the 2011 Grand Cooperative Driving Challenge. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*[C], 2012. 13(3): p. 1008-1017.
- [95]Smartdemo[EB/OL], 2006.URL: <http://www.sapro.com.au/smartdemo/smartdemo2005.htm/>.
- [96]Frank E. Schneider, ELROB is a trial[EB/OL]. 2014. URL: <http://www.elrob.org/objectives.html>.
- [97]Grisleri P, Fedriga I. The Braive Autonomous Ground Vehicle Platform. *IFAC Symposium on intelligent autonomous vehicles*[C]. 2010, 7(1): p 497-502.
- [98]Bertozzi M, Broggi A, Cardarelli E, et al. Equipment and capabilities of the vehicles for the VisLab intercontinental autonomous challenge[J]. *Proc. GIRPR*, 2012.
- [99]HUANG H M. Autonomy levels for unmanned systems(alfus) framework: Safety and application issues. in *Proc. of the Performance Metrics for Intelligent SystemsWorkshop*[C]. 2007. p 48-53.
- [100]MCWILLIAMS GIBROWN M A, LAMM R D, et al. Evaluation of autonomy in recent ground vehicles using the autonomy levels for unmanned systems (alfus) frameworkt. in *Proc. of the Performance Metrics for Intelligent Systems Workshop*[C]. 2007. p 54-61.
- [101]ANDERSON M L. A flexible approach to quantifying various dimensions of environmental complexity. in *Proc. of the Performance Metrics for Intelligent Systems Workshop*[C]. 2004.
- [102]EVANS J M. Definitions and measures of intelligence in deep blue and the army xuv. in *Proc. of the Performance Metrics for Intelligent Systems Workshop*. 2007. p 148-151.
- [103]Junqing, W., J.M. Dolan and B. Litkouhi. A prediction- and cost function-based algorithm for robust autonomous freeway driving. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*[C], 2010. p 512-517 .
- [104]Van Diggelen, J., et al. A usage-centered evaluation methodology for unmanned ground vehicles. in *5th International Conference on Advances in Computer-Human Interactions, ACHI 2012*[C], 2012. p 186-191.
- [105] Wang, Y.C. and J.G. Liu, Evaluation methods for the autonomy of unmanned systems[J]. *CHINESE SCIENCE BULLETIN*, 2012. 57(26): p. 3409-3418.
- [106]Berman, S., E. Schechtman and Y. Edan, Evaluation of automatic guided vehicle systems[J]. *ROBOTICS AND COMPUTER-INTEGRATED MANUFACTURING*, 2009. 25(3): p. 522-528.

- [107]Ulrich Nehmzow, Keith Walkery. The Behaviour of a Mobile Robot Is Chaotic[J]. AISB Journal, 2003, 1(4): p. 373-88.
- [108]Ulrich Nehmzow, Keith Walkery. Quantitative description of robot-environment interaction using chaos theory[J]. Robotics and Autonomous Systems 53, 2005. p.177–193
- [109]Zheng, Y.F., Integration of multiple sensors into a robotic system and its performance evaluation. Robotics and Automation, IEEE Transactions[C], 1989. 5(5): p. 658-669.
- [110]T. Smithers, On quantitative performance measures of robot behaviour[J], Robotics and Autonomous Systems, 1995, 15: p. 107-133.
- [111]G. Schöner, M. Dose, A dynamical systems approach to task-level system integration used to plan and control autonomous vehicle motion[J], Journal of Robotics and Autonomous Systems, 1992. 10( 4): p. 253-67,
- [112]G. Schöner, M. Dose, C. Engels. Dynamics of behavior: theory and applications for autonomous robot architectures[J], Journal of Robotics and Autonomous Systems ,1995. 16( 2-4): p. 213-45
- [113]Duckett, T. and U. Nehmzow. Performance comparison of landmark recognition systems for navigating mobile robots. Proceedings of the Seventeenth National Conference on Artificial Intelligence[C], 2000: p. 826-31.
- [114]U. Nehmzow. Mobile Robotics: A Practical Introduction[M], Berlin: Springer, 2003.
- [115]E. Gat. Towards principled experimental study of autonomous mobile robots[J]. Journal of Autonomous Robots, 1995. 2 (3): p. 179-89.
- [116]Ten-Min Lee. A new approach to mobile robot simulation by means of acquired neural network models[D], Manchester: Manchester University, 2000.
- [117]Ulrich Nehmzow. Quantitative analysis of robot–environment interaction—towards “scientific mobile robotics” [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2003. P. 55–68.
- [118]T. Duckett, U. Nehmzow. Quantitative analysis of mobile robot localisation systems, in Proceedings of the TIMR’97[C], Manchester, 1997.
- [119]王胜标.一种组合导航系统性能评估实验平台的研发[D]. 上海：上海交通大学, 2007.
- [120]钱钧等. 基于路标的智能车辆定位[J]. 上海交通大学学报, 2007(06): p. 894-898.
- [121]潘广林等. 目标跟踪系统性能评估研究[J]. 系统仿真学报, 2007(24): p. 5773-5777.



- [122]Perter M.Roth, Helmut Grabner, Danijel Skocaj, Horst Bischof. On-line Conservative Learning for Person Detection. Proceedings 2nd Joint IEEE International Workshop on VS-PETS[C], Beijing, October 15-16.2005. p. 223-230.
- [123]胡群. 车辆识别算法的测试与评估[D]. 辽宁: 东北大学, 2007.
- [124]Future Challenge. 关于举办首届中国“智能车未来挑战”(IV Future Challenge)比赛的通知[EB/OL]. (2009-03-31) . URL: <http://ccvai.xjtu.edu.cn/news.do?method=getdetails&id=22>.
- [125]XIONG Guangming, ZHOU Peiyun, ZHOU Shengyan. Autonomous driving of intelligent vehicle BIT in 2009future challenge of China. 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C], Proceedings. 21-24 June 2010, San Diego, CA, USA, 2010:1049- 1053.
- [126]GONG Jianwei, JIN Xiaolong, JIANG Yan, et al. BIT: An autonomously driving vehicle for urban environment[J]. Communications of CAA, 2010, 32(2): 43-51.
- [127]郝盛, 张红卫. “智能车挑战赛”车辆参赛资格测试规范的研究[J]. 专用汽车, 2012(06): 95-97.
- [128]姜岩, 赵熙俊, 龚建伟, 熊光明, 陈慧岩. 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(20): 106-115.
- [129]谌彤童. 三维激光雷达在自主车环境感知中的应用研究[D]. 湖南:国防科学技术大学, 2011.
- [130]付丽丽. 第四届“中国智能车未来挑战赛”赤峰开幕[EB/OL] (2012-11-01) . URL: [http://news.cnr.cn/kjxw/list/201211/t20121101\\_511272185.html](http://news.cnr.cn/kjxw/list/201211/t20121101_511272185.html).
- [131]管小峰, 张鑫. 中国智能车未来挑战赛在江苏常熟举行[EB/OL] (2013-11-04) . URL: <http://js.people.com.cn/html/2013/11/04/265753.html>.
- [132]Tao, Z., et al., A novel platform for simulation and evaluation of intelligent behavior of driverless vehicle. 2008 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety[C], 2008: p. 237-240.
- [133]Junqing Wei, Dolan, J.M. A robust autonomous freeway driving algorithm. 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium [C]. Xi'an,Shaanxi,China , June 3-5,2009: 1015 – 1020.
- [134]Guangming Xiong, Xijun Zhao, Haiou Liu. Research on the quantitative evaluation system for unmanned ground vehicles[J]. Intelligent Vehicles Symposium (IV) [C]. 2010: 523-527.
- [135]Yang Sun, Guangming Xiong, Huiyan Chen. A Cost Function-oriented Quantitative Evaluation Method for Unmanned Ground Vehicles[J]. Advanced Materials Research, 2011: p. 701-706.

- [136]Yang Sun, Gang Tao, Guangming Xiong, Huiyan Chen. The Fuzzy-AHP Evaluation Method for Unmanned Ground Vehicles[J]. APPLIED MATHEMATICS & INFORMATION SCIENCES, 2013. 7(2): p. 653-658.
- [137]陈滨. 混沌波形的相关性[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社. 2011.
- [138] Li T Y, Yorke J. Period three implies chaos Amer[J]. Math Monthly, 1975, 82:985-992.
- [139]DEVANEY R L. An Introduction to Chaotic Dynamical Systems[M]. Addison-Wesley Redwood City Calif, 1989.
- [140]周培云. 自主式智能车辆导航与路径规划技术研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2009.
- [141]O M Makloul, Y El halwagy, M Beumi and S D Hassan.Cascade Kalman Filter Application in GPS\INS Integrated Navigation for Car like Robot. 26th National Radio Science Conference (NRSC2009) [C], 2009: 1~15.
- [142]游峰. 智能车辆自动换道与自动超车控制方法的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2005.
- [143]钟勇. 行进中车辆临界安全车距的探讨[J]. 湖南大学学报, 2001, 28(6): 54-58.
- [144]Winsum W van. Lane change manoeuvres and safety margins[J]. Transportation Research, 1999(2):139-149.
- [145]L. Jose. Analysis of lane change crash avoidance[J]. Highway Traffic Safety Administration, 1995(2):33-38.
- [146]李国强, 王跃建. 基于 ITS 的行车安全辅助系统[J]. 江苏大学学报 (自然科学版), 2005, 26(4): 294-297.
- [147]冯久超. 混沌信号与信息处理[M]. 北京: 清华大学出版社. 2012.
- [148]Raja P, Thomas B S, Christopher D. A model for type and levels of human interaction with automation[J]. IEEE Transactions on Systems, Part A: Systems and Humans, 2000, 30(3):286-297.
- [149]Clapper J, Cartwright J, Young J, et al. Unmanned system roadmap 2007-2032[R]. Washington: Office of the Secretary of Defense, 2007.
- [150]Kaplan.D, Glass.D. Understanding nonlinear dynamics[M]. New York: Springer Verlag, 1995.
- [151]Kennel.M, Isabelle.S. Method to distinguish possible chaos from colored noise and to determine embedding parameters[J]. Phys. Rev. A, 46:3111-3118.
- [152]吕金虎, 陆君安, 陈士华. 混沌时间序列分析及应用[M], 武汉: 武汉大学出版社, 2002.
- [153]Ulrich Nehmzow. Scientific Methods in Mobile Robotics[M]. London: Springer-Verlag, 2006.
- [154]T.I.Saaty. The Analytic Hierarchy Process[M]. McGraw Hill Inc. 1980.

## 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. The Fuzzy-AHP Evaluation Method for Unmanned Ground Vehicles[J]. Applied Mathematics & Information Sciences, 2013. 7(2): p. 653-658. (SCI: 000315656500032)
- [2] 第一作者. Test and Evaluation of Autonomous Ground Vehicle[J]. Advances in Mechanical Engineering, vol. 2014, Article ID 681326, 13 pages, 2014. (SCI: 000330763600001)
- [3] 第一作者. 基于 Fuzzy-EAHP 的无人驾驶车辆智能行为评价[J]. 汽车工程, 2014(01): 第 22-27 页. (EI: 20141017420314)
- [4] 第一作者. A Cost Function-Oriented Quantitative Evaluation Method for Unmanned Ground Vehicles [J]. Advanced Materials Research Journal. 2011. 301-303: p. 701-6. (EI: 20113514275158)
- [5] 第一作者. 基于混沌理论的无人驾驶车辆行驶轨迹量化分析[J]. 机械工程学报, 已投. (EI)
- [6] 第一作者. 无人地面车辆测评体系研究[J]. 兵工学报, 已投. (EI)
- [7] 第三作者. Development and implementation of real-time wireless monitor system using COFDM for the competition of intelligent vehicles in China. Communications in Computer and Information Science, ICCIP 2012, March 7, 2012 - March 11, 2012. 2012. Aveiro, Portugal: Springer Verlag. (EI: 20123115290813)
- [8] 第三作者. Design on hierarchical testing system for unmanned ground vehicles. Advanced Materials Research, 2011. 346: p. 817-22. (EI: 20114214439449)

### 申请专利与成果

- [1] 第三作者. 一种无人驾驶车辆比赛数据自动分析处理与自动评分装置. 2013. 专利号 ZL201220285752.3
- [2] 第二作者. 一种无人驾驶车辆比赛自动分析处理与自动评分方法. 2012. 申请号: CN201210199750.7
- [3] 第二作者. 一种无人驾驶车辆定量评价系统及评价方法. 2013. 申请号: 201310121620.6
- [4] 第二作者. 一种无人驾驶车辆环境模拟测试系统及测试方法. 2013. 申请号: 201310121606.6
- [5] 参与了北京理工大学“211 工程”研究生规划教材《车辆信息技术》部分章节的编写及部分文字、图表的修订工作。

### 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“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”，项目编号：90920304, 2010年9月-2014年2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研究，并针对不同测试方法做了大量的试验。项目已经结题，期间作为核心人员参与了项目中期检查、年度检查和结题等重要工作。

[2] 国家自然科学基金重大研究计划“视听觉信息的认知计算”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” 项目编号：91120010, 2011年3月-至今

作为核心人员负责项目申请前期工作，参与了无人驾驶车辆认知能力的测试内容和测试环境设计方法的相关研究。利用无人驾驶车辆实验平台对测试环境和测试内容进行实验验证。

[3] 作为核心人员参与三届“中国智能车未来挑战赛”（2011年、2012年和2013年）的评测工作，赛前主要负责“中国智能车未来挑战赛”的测试内容、测试环境测试方法和评价方法设计。三届比赛作为裁判组的先遣人员到比赛场地现场进行实地考察，为比赛做全面筹备工作。结合实地环境确定测试环境、测试内容、测试方法、评价准则和安全保障措施。

## 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。陈老师那渊博的知识、独到的眼光、睿智的见解、敏锐的洞察力以及富有启发性的分析使我受益匪浅；陈老师细致严谨的科研态度以及对工作一丝不苟的精神，对我影响至深，将使我终生受益。在攻读博士学位论文期间，陈老师为我提供了优越而舒适的学习、实验、工作环境，在学习、工作和生活中更是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！

在这里特别感谢熊光明副教授、龚建伟副研究员和姜岩老师在课题研究方面的精心指导和耐心帮助。在攻读博士学位论文期间，三位老师给予我很多无私的关怀和帮助。三位老师渊博的学识、严谨的治学态度、活跃的学术思想对我产生了深远的影响。在此谨向熊光明副教授、龚建伟副研究员和姜岩老师表示由衷的感谢！

感谢实验室的席军强副教授、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、胡宇辉老师和苏云生高级技师在学习与生活上的帮助，祝各位老师身体健康，一切顺利！

感谢北京理工大学机械与车辆学院的高利教授、吴绍斌副教授、赵亚男副教授，北京大学的赵卉菁教授、曾刚教授的帮助与支持，祝各位老师幸福平安！

感谢实验室的周圣砚博士、赵熙俊博士、张浩杰博士、张威博士、胡玉文、江燕华、张玉、孟飞、宋威龙、沈文臣、彭建鑫、刘凯、王尔烈、张凤奇、王文硕、晋孝龙、李昕、周帅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，谨向他们表示我衷心的感谢！谨祝他们一切顺利如意！

衷心感谢我的父母和姐姐对我一如既往的支持与爱护，您们是我勇往直前的力量源泉！

衷心感谢我的岳父母、夫人田莉女士和可爱的女儿孙启航始终不断的支持和鼓励。在我攻读博士学位期间，夫人挑起了生活的重担，在生活上、精神上给予我极大的关心和鼓励。亲人们的支持和鼓励是我完成学业的最大动力，在此对夫人表示深深的感谢！

同时对我几年来未能很好地照顾我的家人而表示歉意！祝我的家人永远幸福安康！

感谢百忙之中评审论文的专家，您们辛苦了，谢谢您们！

感谢北京理工大学对我的培养。

孙扬  
智能车辆研究所  
2014年6月

## 作者简介

孙扬，男，1979 年出生，河北保定人。2010 年考入北京理工大学机械与车辆学院车辆工程专业攻读博士学位。研究方向为无人驾驶车辆技术。在校期间以第一作者发表学术论文 6 篇，其中 2 篇被 SCI 收录（影响因子分别为 0.731 和 1.062），2 篇 Ei 收录，2 篇 EI 刊源在审。以第二发明人申请国家发明专利 3 项，以第三设计人授权实用新型专利 1 项。于 2014 年 6 月申请工学博士学位。