

分类号_____

密级_____

UDC _____

编号_____

中国科学院研究生院

硕士学位论文

基于视觉的路面车辆行为分析关键技术研究

刘洋

指导教师 焦建彬 教授

中国科学院研究生院

申请学位级别 硕士学位 学科专业名称 计算机应用技术

论文提交日期 2010年4月 论文答辩日期 2010年5月

培养单位 中国科学院研究生院

学位授予单位 中国科学院研究生院

答辩委员会主席 _____

独创性声明

本人郑重声明：所提交的学位论文，是本人在指导教师的指导下，独立进行研究工作所取得的研究成果。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或集体已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得中国科学院研究生院或其它教育机构的学位或证书所使用过的材料。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

签名：_____日期：_____

关于学位论文使用授权的说明

本人完全了解中国科学院研究生院有关保管、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。

（涉密的学位论文在解密后应遵守此规定）

签名：_____导师签名：_____日期：_____

摘要

随着车辆保有量的增加,如何提高交通安全性已成为一个世界范围内广受关注的问题。通过先进的技术手段为汽车提供日益完善的辅助安全驾驶功能并加速汽车智能化进程,将是解决交通安全问题的根本途径之一。基于视觉的路面车辆行为分析具有实时性、智能性和可视性等特点,能够及时有效地检测异常交通事件,对于避免交通延误,保障人身安全,减少经济损失具有十分重要的意义。本文以此为研究内容,具有重要的理论意义和广阔的应用价值。

本文的研究内容和主要成果如下:

(1) 定义了手持监控设备和视觉辅助驾驶平台的驾驶环境状态图,以及事件检测规则。

(2) 提出了一个基于视觉的路面车辆行为分析框架,该框架包括两部分:车辆跟踪和跟踪轨迹分析。通过实际驾驶环境中车辆运动信息到虚拟驾驶环境状态图中车辆轨迹的映射,将车辆的跟踪序列转换为状态转移序列,利用有限状态机(Finite State Machine, FSM)这一方法对其进行分析,进而检测出异常交通事件。该方法简单有效、鲁棒性较好而且无需训练,是本文的主要贡献所在。

(3) 实现了基于 CamShift-FSM (CamShift-Finite State Machine, CamShift-FSM) 的车辆行为分析算法和基于 HOGC-FSM (Histogram of Oriented Gradient and Color-Finite State Machine, HOGC-FSM) 的车辆行为分析算法;通过实验结果分析了这两种方法的优缺点。

关键词: 行为分析、危险事件检测、车辆跟踪、有限状态机

Research on Key Techniques of Vision-based Road Vehicle Behavior Analysis

Liu Yang (Computer Application Technology)

Directed by: **Jiao Jianbin** (Professor)

With the increase in vehicle ownership, how to improve traffic safety has become an open problem in China as well as all over the world. Provide increasingly sophisticated supporting safe driving function for the cars and accelerate the process of intelligent vehicle through advanced technology will be one of the fundamental measures to solve the traffic safety problem. Vision-based road vehicle behavior analysis has the characteristics of real-time, intelligence and visibility, etc. can timely and effectively detect abnormal traffic incident, which is essential to avoid traffic delays, to protect public safety and reduce economic losses. Therefore, this subject has important theoretical significance and wide practical value.

The contents and contributions of this paper are as follows:

(1) Defined two driving environment state map for the hand-held monitoring equipment and the visual aids driving platform, and event detection rules.

(2) Proposed a vision-based road vehicle behavior analysis framework, which consists of two parts: vehicle tracking and tracking trajectory analysis. Through the map from the vehicle movement information in the practical driving environment to the vehicle trajectory in the virtual driving environment state map, vehicle tracking sequence is converted to state transition sequence, and then use the finite state machine (Finite State Machine, FSM) approach to analyze the state transition sequence and detect the abnormal traffic incident. This method is simple, effective, robust and no training, which is the main contribution of this article.

(3) Implemented the CamShift-FSM (CamShift-Finite State Machine, CamShift-FSM) vehicle behavior analysis algorithm and the HOGC-FSM (Histogram of Oriented Gradient and Color-Finite State Machine, HOGC-FSM) vehicle behavior analysis algorithm, and we analyze the advantages and disadvantages of both methods by experimental results.

Key Words: Behavior Analysis, Hazardous Event Detection, Object Tracking, Finite State Machine (FSM)

目录

摘要	I
目录	III
图目录	V
表目录	VI
第一章 绪论	1
1.1 课题来源、背景和意义.....	1
1.1.1 课题来源.....	1
1.1.2 课题背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 视觉跟踪技术的研究现状.....	2
1.2.2 行为分析技术的研究现状.....	5
1.3 本文的研究内容.....	5
1.4 本文的组织结构.....	6
第二章 基于视觉的路面车辆行为分析研究基础	8
2.1 视频跟踪的主要算法.....	8
2.1.1 基于表达和相似性度量的车辆跟踪算法.....	8
2.1.2 基于滤波预测方法的车辆跟踪算法.....	10
2.1.3 基于优化匹配搜索的车辆跟踪算法.....	11
2.2 车辆行为分析算法.....	13
2.2.1 车辆行为分析的研究框架.....	14
2.2.2 基于视觉的路面车辆行为分析.....	15
2.3 小结.....	17
第三章 基于CamShift-FSM的车辆行为分析算法	18
3.1 基于CamShift的路面车辆跟踪算法.....	18
3.1.1 颜色概率分布图.....	19
3.1.2 搜索框的质心计算.....	19
3.1.3 CamShift在车辆跟踪的算法步骤.....	20
3.2 驾驶环境状态图定义.....	21
3.3 事件检测规则定义.....	22
3.4 基于有限状态机的轨迹分析算法.....	23
3.4.1 有限状态机的基本原理.....	23
3.4.2 有限状态机在轨迹分析中的应用.....	24
3.5 实验分析.....	25
3.5.1 实验平台.....	25
3.5.2 实验数据.....	26
3.5.3 实验结果与分析.....	27
3.6 小结.....	33

第四章 基于HOGC-FSM的车辆行为分析算法.....	34
4.1 基于HOGC的路面车辆跟踪算法.....	34
4.1.1 车辆区域及其背景区域的定义.....	34
4.1.2 跟踪综合特征的提取.....	35
4.2 实验分析.....	36
4.3 小结.....	42
第五章 总结与展望.....	43
5.1 总结.....	43
5.2 展望.....	43
参考文献	44
发表文章目录.....	49
致谢	50

图目录

图 2-1 基于视觉的辅助安全驾驶系统框架图.....	14
图 2-2 行为分析算法框图.....	15
图 3-1 真实驾驶环境与车辆驾驶环境状态图.....	21
图 3-2 监控设备的驾驶环境状态图.....	21
图 3-3 左侧超车并线行为的有限状态机描述.....	25
图 3-4 视觉辅助驾驶平台示意图.....	26
图 3-5 视觉辅助驾驶平台实物图.....	26
图 3-6 基于 CamShift 算法的路面车辆跟踪结果.....	27
图 3-7 状态转移系列为 S3->S1 的行为分析结果图 (CamShift-FSM).....	29
图 3-8 状态转移系列为 S2->S1 的行为分析结果图 (CamShift-FSM).....	30
图 3-9 状态转移系列为 S2->S5 的行为分析结果图 (CamShift-FSM).....	31
图 3-10 状态转移系列为 S2->S1->S4 的行为分析结果图 (CamShift-FSM).....	32
图 3-11 状态转移系列为 S4->S1 的行为分析结果图 (CamShift-FSM).....	33
图 4-1 跟踪目标及其背景区域.....	34
图 4-2 HOG 特征提取.....	35
图 4-3 基于 HOGC 算法的路面车辆跟踪结果.....	37
图 4-4 状态转移系列为 S4->S1 的行为分析结果图 (HOGC-FSM).....	38
图 4-5 状态转移系列为 S1->S3->S6 的行为分析结果图 (HOGC-FSM).....	39
图 4-6 状态转移系列为 S6->S3 的行为分析结果图 (HOGC-FSM).....	40
图 4-7 状态转移系列为 S1->S4 的行为分析结果图 (HOGC-FSM).....	40
图 4-8 状态转移系列为 S3->S1->S4 的行为分析结果图 HOGC-FSM).....	42

表目录

表 3-1 危险事件检测规则.....	22
表 3-2 安全事件检测规则.....	22

第一章 绪论

1.1 课题来源、背景和意义

1.1.1 课题来源

本课题来源于国家自然科学基金（课题编号：60672147、60872143）以及中国科学院“百人计划”资助课题。

作者在论文工作期间，参与了以下课题：

- 1) 百人计划“复杂环境下动态目标检测及跟踪技术研究”；
- 2) 国家自然科学基金“复杂环境下新型多目标动态检测、识别及跟踪算法研究”；
- 3) 航天科工集团哈尔滨风华机器厂“‘天目’全景摄像预警控制系统开发”。

1.1.2 课题背景及意义

随着世界经济的持续发展及车辆拥有量的增加，交通事故已成为全球范围令人困扰的严重问题。如何提高交通安全性已成为一个亟待解决的社会问题。据统计，世界各国公路交通事故所造成的医疗费用、财产损失及其他费用等约占世界GDP的1%~3%。根据中国交通部公路交通安全工程研究中心的资料表明，中国道路交通事故死亡的绝对数，多年来已高居世界第一。

统计资料表明，约70%~80%的交通事故是由于人为因素造成的，包括驾驶员违章驾车、疲劳驾驶及人的反应能力极限等。由于驾驶员反应不及所引起的车祸中，超过65%的车辆相撞属于追尾相撞[1]，其余则属于侧面相撞。奔驰汽车公司对各类交通事故的研究表明：若驾驶员能够提早1秒意识到有事故危险并采取相应的正确措施，则绝大多数的交通事故都可以避免[2]。这些由人为因素造成的交通事故，仅仅通过对驾驶行为的规范和教育难以有效的克服，而通过先进的技术手段为汽车提供日益完善的辅助安全驾驶功能并逐步实现汽车的智能化，将是解决交通安全问题的根本途径之一。

大量的汽车事故统计表明，对驾驶员造成的最大危险大部分来自周围的车辆，对周围车辆的观察占用了驾驶员相当大的时间和精力。因此，在汽车辅助安全驾驶众多功能中，通过对周围车辆进行检测、跟踪、行为分析，实现对驾驶员

周围环境状态实时通报,并在本车周围出现危险车辆时,及时警示驾驶员是非常必要的。

通常的目标行为分析是利用车载传感器得到汽车周围及内部相关数据,通过各种信号处理和识别的方法,检测车辆本身的位置和障碍物(主要是指路上的其它车辆和行人)来给车辆的行驶提供辅助信息,适时的用一定方法向驾驶员发出预警,避免因为驾驶员的短暂疏忽造成严重的交通事故。目前路面车辆行为分析技术主要可以利用以下几种传感器:(1) 雷达技术(Radar);(2) 激光成像探测与测距技术(LIDAR, Laser Imaging Detection and Ranging);(3) 红外传感技术(IR Sensing);(4) 超声波传感技术(Ultrasonic Sensing);(5) 视频技术(Vision)。其中,雷达技术与激光成像探测测距技术很难分辨障碍物的种类,且成本过高;红外传感技术得到底图像清晰度低,会有很大的信息损失,测距和发现目标的能力差;超声波传感技术对温度和目标的声反射能力过于敏感。基于视频的车辆辅助安全驾驶技术,尽管易受雨、雾、雪、光照等天气环境因素的影响,但随着微处理器和图像处理、模式识别等技术的飞速发展,以其成本低,获得外界信息丰富,应用范围广等诸多优点逐步成为辅助安全驾驶的主要手段,因此我们的研究主要利用视觉信息。

1.2 国内外研究现状

过去 20 年中,在持续增长的交通事故和交通堵塞压力下,以驾驶员和乘客为中心的智能汽车主动安全系统以及相关的车辆行为分析算法,正在美国、欧洲、日本以及世界范围内受到越来越多的关注[3-6]。

本文主要是针对辅助安全驾驶在不同道路情况下设计和实现基于视觉的路面车辆行为分析算法,与本文研究内容相关的主要技术是:①视觉跟踪技术;②行为分析技术。下面我们就以上两个方面对其国内外研究现状进行总结和分析。

1.2.1 视觉跟踪技术的研究现状

国外对于视频跟踪理论研究起步较早。美国自然科学基金委员会及美国军方对复杂环境下多目标的动态检测、识别及跟踪的算法的研究及其应用非常重视。美国自然科学基金多次资助有关公司进行相关算法研究,美国国防部(Department of Defense, DoD)、美国国防部高级研究项目署(Defense Advanced

Research Project Agency, DARPA)、美国陆军夜视及电子探测设备委员会(Night Vision and Electronic Sensors Directorate, NVESD)、美国陆军 SBIR(Small Business Innovation Research)项目, 美国海军水下战事中心(Navy Underwater Warfare Center, NUWC)等部门也先后投巨资资助该类算法的开发及其相关应用研究并取得了可观的成果。早在 20 世纪 50 年代初期, GAC 公司就为美国海军研制开发了自动地形识别跟踪系统 (Automatic Terrain Recognition and Navigation System, ATRAN)。近几年, 自适应跟踪和智能跟踪的思想被相继提出, DARPA 成立了自动目标识别工作组 ATRWG (Automatic Target Recognition Work Group) 进行目标智能识别和跟踪等相关研究。

许多国际学术会议和期刊也包含了这一领域的最新研究成果, 如: Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)、Int. Conf. on Computer Vision (ICCV)、European Conf. on Computer Vision (ECCV)、Asian Conf. on Computer Vision (ACCV)、Int. Conf. on Pattern Recognition (ICPR)、Int. Journal of Computer Vision (IJCV)、IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)、IEEE Trans. on Image Processing、Pattern Recognition、Image and Vision Computing 等。

随着图像处理和分析技术、计算机技术和各种图像传感器技术的飞速发展, 国内一些高校和科研院所已经逐渐开展这方面的研究, 并且已经取得了喜人的成绩。如: 中科院计算所先进人机通信技术联合实验室对于体育视频中的目标分割和跟踪、精彩片断分析的研究[7][8]; 中科院自动化所模式识别国家重点实验室图像和视频分析研究组开发了人体运动的视觉分析系统、交通行为事件分析系统、交通场景监控系统和智能轮椅视觉导航系统[9]; 清华大学开发的适用于自然环境中的视觉侦查系统具有运动检测、跟踪和全景图生成等功能; 西安交通大学的人工智能与机器人研究所使用光流和帧差两种算法对自适应巡航控制中的车辆跟踪进行了深入的研究等。

对于目标进行跟踪, 可以获取目标的移动速度、移动方位甚至更高的语义特征。近年来研究人员开发了大量新的跟踪算法, 同时, 一些传统的跟踪方法也不断得到改进。这些算法大致分为确定性方法和随机方法两大类。

典型的确定性跟踪方法在对感兴趣目标进行跟踪时, 根据事先设定的相似性

度量函数，在当前视频帧局部区域内，通过搜索或者迭代算法找到与目标模板或者目标表观最为相似的区域。在该类算法中，人们广泛使用误差平方和（Sum of Squared Difference, SSD）相似性度量函数与全局搜索算法实现目标模板匹配。最近的研究中，Mean Shift 等优化算法被广泛用于寻找局部最优区域 [10-13]。但是，Mean Shift 算法对带宽选择和跟踪过程初始化的苛刻要求限制了其应用。Bouttefroy 等人采用了一种新的视频跟踪技术，使用投影 Kalman 滤波的 Mean Shift 改进了传统 Mean Shift 的不足[10]。对于特定的目标，人们将目标先验知识，如表观、颜色分布、轮廓信息等用于目标模板的建立，从而使跟踪算法更为鲁棒、有效。其中基于表观（Appearance-based）的方法可以统计学习跟踪目标在特征空间（eigenspace）或核空间（kernel space）内的分布规律 [11-13]。

随机跟踪方法利用状态空间对当前跟踪系统的运动进行模型化。当系统的运动模型呈线性或高斯分布且观察模型也为线性时，其后验概率密度函数的模式比较简单，此时可以采用 Kalman 滤波方法对后验概率分布进行时序上的传递与更新。然而，对于非线性、非高斯的问题，由于目前尚未找到准确的解析描述，因此，人们提出一些近似解决方法。粒子滤波（Particle Filter），也被称为时序蒙特卡罗（sequential Monte Carlo）[14-20]，是目前应用最为广泛的算法。随机跟踪方法引入了概率统计的思想，将不确定性观察（如概率密度函数）与不同的状态相联系，从而不再假设运动系统输入与输出的完全确定性。对于运动系统而言，由于目标自身及相互之间存在遮挡、高速运动等不确定性因素，因此，随机跟踪方法更适用于大多数基于视觉特征的目标跟踪。

确定性的跟踪方法是基于假设观察模型可以很方便地建立且具有较好的精度来实现的，因此，这种方法经常是运用简单的规则或推理来得到目标的当前状态。但这种方法却忽略了最终得到的假设或状态存在不确定因素的事实。而基于随机的方法引入了概率统计的思想，将不确定性观察（如概率密度函数）与不同的状态相联系，从而不再假设运动系统输入与输出的完全确定性。对于运动系统而言，由于目标自身及相互之间的遮挡、高速运动等不确定性因素的存在，因此随机跟踪方法更适用于大多数的基于视觉特征的目标跟踪。目前，基于粒子滤波的目标随机跟踪方法已被大量使用，所采用的模型有轮廓模型、颜色模型和表面模型等[21]。

1.2.2 行为分析技术的研究现状

通过对国内外行为分析技术研究现状的调查,路面车辆行为分析主要分为静止背景下的车辆行为分析和运动背景下的车辆行为分析两大类:

静止背景下的车辆行为分析主要用于城市交通服务系统中,如:十字路口的监控系统,高速公路的监控系统等,在获得大量视频监控数据后,对车辆行为进行事后分析,检测出异常事件[22-25]。

运动背景下的车辆行为分析主要用于车载系统中,在车辆行驶过程中,通过车载计算机实时分析周围车辆行为,起到危险警告或自动导航的作用[26-31]。

目前,大部分相关研究工作侧重于静止背景下的车辆行为分析,通过建立一个在检测现场内最常见活动模式的模型,将新出现的事件与模型相比较,识别出异常事件。随着国家大力发展智能交通系统,人们对于导航功能需求的增加以及科学技术的发展,运动背景下的车辆行为分析研究的理论意义和应用价值逐渐突显出来,成为一个新的研究趋势。

从当前的研究现状来看,运动背景下的车辆行为分析又可以分为以下两个层次:

一是车辆辅助安全驾驶系统中的车辆行为分析,该系统有以下几个部分:车载传感器、车载计算机和控制执行机构等,行驶中的车辆通过车载的传感器测定出与前车、四周车辆以及与道路设施的距离和其他情况,车载计算机进行处理,对驾驶员提出警告,在紧急情况下,强制车辆制动。

二是自动驾驶系统中的车辆行为分析,装备了这种系统的汽车也称为智能汽车,它在行驶中可以做到自动导向,自动检测和回避障碍物,在智能公路上,能够在较高的速度下自动保持与前车的距离。

通常的路面车辆行为分析是利用车载摄像头得到汽车周围及内部相关数据,通过各种信号处理和识别的方法,检测车辆本身的位置和障碍物(主要是指路上的其它车辆和行人)来给车辆的行驶提供辅助信息,适时的用一定方法向驾驶员发出预警,避免因驾驶员的短暂疏忽造成严重的交通事故。

1.3 本文的研究内容

路面车辆行为分析源于辅助安全驾驶的需求,通过分析视频图像,自动跟踪

车辆并识别异常事件。本文主要提出了基于视觉的路面车辆行为分析算法框架，将车辆行为分析主要分为两个步骤：车辆跟踪和跟踪轨迹分析。

无论对于正常事件和异常事件，运动目标的准确跟踪都非常关键。车辆跟踪的困难主要来自于三个方面：运动目标的自身的变化（尺度&形变）、运动目标被其他物体或者背景的部分及完全遮挡、背景光线亮度的变化等。现有的运动目标跟踪算法，虽然能够完成对运动目标的跟踪，但是大多是基于单特征或者相关的跟踪，要么是物体特征描述不完备，要么就是无法自适应目标和环境的变化。在我们的研究中，长时间的背景自适应的鲁棒性跟踪是关键问题，也是难点问题。它的本质在于，如何提取目标的完备的特征集合，从而使得对物体的描述更加准确；其次还在于，如何使目标的描述更好的适应目标和环境的变化。

在车辆轨迹分析过程中，目前大部分相关研究工作侧重于静止背景下的车辆轨迹分析，通过建立一个在检测现场内最常见活动模式的模型，将新出现的事件与模型相比较，识别出异常事件。轨迹分析方法主要有动态时间归整、隐马尔可夫模型、神经网络等。尽管这些方法都取得了一些成功，但是它们都是基于静止背景的，并且需要大量的训练样本，不适用于驾驶环境中的车辆轨迹分析。在我们的研究中，动态背景下的，基于规则方法的车辆轨迹分析算法是研究重点。

本文研究内容分为三个部分：

- (1) 车辆行为分析中的驾驶环境状态图和事件检测规则的制定。
- (2) 基于 CamShift-FSM 的车辆行为分析算法：采用 CamShift 算法进行车辆跟踪，结合 FSM 分析车辆轨迹，识别出车辆的行为。
- (3) 基于 HOGC-FSM 的车辆行为分析算法：采用 HOGC 特征对车辆进行跟踪，结合 FSM 分析车辆轨迹，识别出车辆的行为。

1.4 本文的组织结构

第一章，绪论。主要论述了行为分析算法的研究背景及其研究意义，分析了国内外的研究现状以及行为分析算法中存在的难题，介绍了本文的主要研究工作和内容安排。

第二章，基于视觉的路面车辆行为分析研究基础。主要综述了车辆行为分析算法和视频跟踪算法的主要研究内容，前者包括车辆行为分析的研究框架和基于视觉的路面车辆行为分析；后者包括基于表达和相似性度量的车辆跟踪算法，基

于滤波预测方法的车辆跟踪算法，基于优化匹配搜索的车辆跟踪算法。

第三章，基于 CamShift-FSM 的车辆行为分析算法。定义了驾驶环境状态图和事件检测规则。详细论述了通过基于 CamShift 算法的路面车辆跟踪算法获得车辆轨迹，并利用 FSM 分析车辆跟踪轨迹，获得车辆行为分析结果的方法。最后，通过不同场景下的车辆行为分析实验，对该算法进行了验证。

第四章，基于 HOGC-FSM 的车辆行为分析算法。详细论述了通过基于 HOGC 算法的路面车辆跟踪算法获得车辆轨迹，并利用 FSM 分析车辆跟踪轨迹，获得车辆行为分析结果的方法。最后，通过不同场景下的车辆行为分析实验，对该算法进行了验证。

第五章，总结现有工作，展望未来，对如何进一步提高路面车辆行为分析算法的鲁棒性、准确性和实时性等研究热点和难点的探讨。

第二章 基于视觉的路面车辆行为分析研究基础

2.1 视频跟踪的主要算法

车辆行为分析是需要以跟踪车外目标作为基础的,通过对车辆跟踪轨迹的分析,达到解释车辆行为的目的。视频跟踪是指对图像序列中的运动目标进行检测,提取、识别和跟踪,获得运动目标的运动参数,如位置、速度、加速度等,以及运动轨迹,从而进行进一步处理与分析,实现对运动目标的行为理解,以完成更高一级的任务[32]。在基于车辆平台的视觉系统中进行目标跟踪需要解决下列几个难题:①周边场景的复杂性;②运动目标的部分及完全遮挡;③运动目标的尺度伸缩变化和形变。国内外对视频跟踪相关的理论研究起步较早。本章将主要介绍视频跟踪的一些传统方法。

2.1.1 基于表达和相似性度量的车辆跟踪算法

视频跟踪算法根据跟踪目标的表达方法和相似性度量方法可以大致分为:基于区域统计特征的跟踪算法[33-35]、基于特征的跟踪算法[36-38]、基于活动轮廓的跟踪算法[39-40]和基于模型的跟踪算法[41-43]。

基于区域统计特征的跟踪方法是把图像中运动目标连通区域的共有特征信息作为跟踪特征的一种方法。首先得到包含目标的模板(Template),该模板通过图像分割获得或是预先人为确定,模板通常是略大于目标的矩形,也可为不规则形状;然后,提取共有特征信息,如颜色特征、纹理特征等,运用相关算法跟踪目标。这种方法不需要在视频序列中找到完全相同的特征信息,而是通过计算候选区域与原始目标之间的区域统计特征的相关性来确定跟踪目标的最佳位置。最常用的相关准则是平方和准则 SSD (the sum of squared differences),如下式:

$$C = \sum (i - j)^2 \quad (2-1)$$

其中, i 和 j 分别是图像 I 和 J 图像的像素。同时,基于区域统计特征的跟踪方法常常利用滤波技术来估计和预测区域的几何形状和运动速度。

基于区域统计特性的跟踪算法的优点是当目标未被遮挡时,跟踪精度非常高而且鲁棒。其缺点是费时,要求目标变形不大而且不能有太大遮挡,否则相关精度下降会造成目标的丢失,而且由于该算法利用的是目标图像的全局描述信息,

所以很难精确定位目标的位置。

基于特征的跟踪方法不考虑运动目标的整体特征，即不关心具体的运动目标，而只通过目标特征来进行跟踪。这一点与基于区域特征统计的跟踪算法不同，前者使用目标的某个或某些局部特征作为相关时的对象，而后者使用目标整体作为相关时的对象。由于图像采样时间间隔通常很小，可以认为这些特征在运动形式上是平滑的，因此可以利用其完成目标的整个跟踪过程。

无论是刚体运动目标还是非刚体运动目标，利用基于特征的方法进行目标跟踪时主要包括特征提取和特征匹配两个过程。在特征提取中要选择适当的跟踪特征，并且在后续视频帧提取相应的特征；在特征匹配中将提取的当前帧图像中目标的特征与特征模板相比较，根据比较的结果来确定目标，从而实现目标的跟踪。

基于特征的跟踪算法通过提取具有尺度伸缩、旋转等不变性的特征点（如 SIFT、KLT、Harris Corners、SUSAN Corners 等），解决尺度伸缩和部分遮挡等问题，在图像配准和跟踪方面具有很高的匹配精度和鲁棒性。然而，特征集的选择是一个难点，而且特征自身的检测和提取往往计算复杂难以满足跟踪系统实时处理的要求。

基于活动轮廓的跟踪方法主要思想是先初始勾勒出车辆的轮廓，并且不断地在后续帧中，更新轮廓进而达到跟踪的目的[44, 45]。这种方法其实是基于区域特征统计方法的一个变形。

活动轮廓模型中最有代表性的是由文献[46]提出的，称为 Snake 的主动轮廓模型。在该方法中，构造了能量函数由以下三种力的组合来控制 and 约束：控制平滑度的轮廓内部能量；吸引轮廓到特定特征的图像力量；外部约束力。一条 Snake 可以弹性变形，但是任何变化将增加内部能量而产生将它拉回原来位置的力。同时 Snake 处于一个由图像产生的能量场中，它产生的外力作用在 Snake 上。先给定一个合适的初始化轮廓，在这两种力作用下，Snake 通过梯度下降法收敛到最近的局部极小值。基于活动轮廓的跟踪方法一般用于简单背景下，目前还没有达到实用阶段，但是在医学图像分割等方面得到了较成功的应用。

基于模型的跟踪方法是通过建立模型来表示目标，也就是对运动目标进行建模，然后在图像序列中匹配这个建立好的模型来实现目标的跟踪。在实际的视觉跟踪算法中，采用运动目标的 3D 模型进行跟踪是较为常用的，尤其对于刚体的

跟踪，如汽车等。

基于模型的跟踪算法采用目标的物理知识而不仅仅是目标的图像信息建立模型，因此基于 3D 模型跟踪算法是比较完善的。该方法的局限在于无先验知识的实际跟踪系统中很难得到目标的模型。然而，在实际应用中跟踪的目标大部分都是非刚体的，其形状在不断发生变化。即使是刚体目标，由于拍摄视角及拍摄距离的不断变化也会导致其形态不停地发生变化，很难得到准确的几何模型。因此，一些学者提出通过变形轮廓模板来进行目标跟踪。目前有两种较为流行的可变形模型：自由式的可变形模型和参数可变的模型。前者主要通过满足一些简单的约束条件(连续性、平滑性等)来跟踪任意形状的运动目标；后者通过使用参数公式或变形公式来描述目标的形状。

图像处理与分析理论中，常用的相似性度量方法有欧氏距离、街区距离、棋盘距离、加权距离、巴特查理亚系数 (Bhattacharyya)、Hausdorff 距离等，其中应用最为广泛是欧氏距离。

2.1.2 基于滤波预测方法的车辆跟踪算法

车辆跟踪算法中常用的预测算法有 Kalman 滤波、扩展 Kalman 滤波以及 Particle 滤波等算法。滤波方法的优点是：①递归滤波的方法可以将任意一点作为初始状态开始递归；②计算量较小，可实时计算；③预测具有稳定、无偏等特点。滤波方法的提出为现代控制理论的发展做出了巨大的贡献，最先应用于航天领域，后来在机器人导航、传感器数据融合等很多领域都得到了广泛的应用。在本小节将对 Particle 滤波算法及其在视频跟踪中的应用进行简单的介绍。

Particle 滤波是蒙特卡洛方法 (Monte Carlo) 中的一种。序列蒙特卡洛滤波器是通过蒙特卡洛模拟来实现贝叶斯时序滤波器，其核心思想是采用对特定概率分布的一组随机采样和其相应权重的集合来表示待求后验分布，并根据这些采样计算后验分布的某种测度。根据蒙特卡洛特性，当采样数据趋于无穷多，算法可以无穷逼近后验概率的真实分布，从而可以得到无限接近最优解的估测结果。

令 $\{x_{0:k}^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_s}$ 表示后验概率分布 $p(x_k | z_{1:k})$ 的随机观测值，其中 N_s 是采样点数， ω_k^i 是 k 时刻第 i 个采样点的权值，并且满足 $\sum_i \omega_k^i = 1$ ，则 k 时刻后验概率分布 $p(x_k | z_{1:k})$ 可近似表示为：

$$p(x_{0:k} | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i) \quad (2-2)$$

上式中 ω_k^i 可以通过重要采样方法得到。若采样点集合 $x_{0:k}^i$ 可以由某重要度函数 $q(x_k | z_{1:k})$ 取得，则第 i 个粒子的归一化权值为

$$\omega_k^i \propto \frac{p(x_{0:k}^i | z_{1:k})}{q(x_{0:k}^i | z_{1:k})} \quad (2-3)$$

根据 Markov 过程基本概念，后验概率分布 $p(x_k | z_{1:k})$ 亦可以表示为

$$\begin{aligned} p(x_{0:k} | z_{1:k}) &= \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | x_{k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} p(x_{0:k-1} | z_{1:k-1}) \\ &\propto p(z_k | x_k) p(x_k | x_{k-1}) p(x_{0:k-1} | z_{1:k-1}) \end{aligned} \quad (2-4)$$

当系统对目标的运动位置和速度有了可靠估计，可以在相对较小的区域内进行搜索，完成对目标的模板匹配，而且当目标被遮挡时，利用 Particle 滤波可以对目标的运动轨迹进行可靠预测，方便在特定区域内搜索目标，等待目标的重新出现。

Particle 滤波对于提高跟踪系统的处理速度和性能有着极其重要的作用。假设目标的运动状态参数为某一时刻目标的位置和速度，在跟踪过程中，由于相邻两帧图像的时间间隔比较短，因此我们可以利用 Particle 滤波器对目标的运动模型进行很好地估计，速度和速度的变化率足以反映目标的运动趋势。通常定义 Particle 滤波器的系统状态为 x_k ， x_k 一个六维向量 $(s_x, s_y, v_x, v_y, \nabla v_x, \nabla v_y)^T$ ，其中 s_x 表示车辆在 x 轴上的位置， s_y 表示车辆在 y 轴上的位置， v_x 表示车辆在 x 方向上的速度， v_y 表示车辆在 y 方向上的速度， ∇v_x 表示车辆在 x 方向上速度的变化率， ∇v_y 表示车辆在 y 方向上速度的变化率。在基于扩展 Particle 滤波的跟踪算法中，即使目标的初始化状态参数（如：速度、位置等）不够准确，经过有限次数的迭代运算，仍然可以准确地估计出目标的真实运动状态参数，具有预测的稳定性。

2.1.3 基于优化匹配搜索的车辆跟踪算法

Mean Shift 这个概念最早是由 Fukunaga[47]等人于 1975 年提出来的，其最初含义是偏移的均值向量。而开始将 Mean Shift 应用于目标跟踪是 Comaniciu 等，

[48]是 Mean Shift 在目标跟踪中应用的经典文献，由于该算法计算速度快、跟踪效果好，吸引了众多研究者的关注。

● Mean Shift 理论基础和原理

假设在 d 维空间 R^d 中，有 n 个样本点 $\{x_i\}, i = 1, \dots, n$ ，在 x 点的 Mean Shift 向量的基本形式定义为：

$$M_h(x) \equiv \frac{1}{k} \sum_{x_i \in S_h} (x_i - x) \quad (2-5)$$

其中， k 表示在 $\{x_i\}, i = 1, \dots, n$ 中，有 k 个点落入 S_h 区域中； S_h 是一个半径为 h 的高维球区域，由满足以下关系的 y 点集合构成，

$$S_h(x) \equiv \left\{ y : (y-x)^T (y-x) \leq h^2 \right\} \quad (2-6)$$

样本点 x_i 相对于点 x 的偏移向量是 $(x_i - x)$ ，公式 (2-5) 定义的 Mean Shift 向量 $M_h(x)$ 表示落入区域 S_h 中的 k 个样本点相对于点 x 的偏移向量之和的平均值。直观上讲，如果样本点 $\{x_i\}, i = 1, \dots, n$ 从一个概率密度函数中采样得到，那么由于非零的概率密度梯度指向概率密度增加最大的方向，从平均上来说， S_h 区域内的样本点更多的落在沿着概率密度梯度的方向。因此，对应的 Mean Shift 向量 $M_h(x)$ 应该指向概率密度梯度的方向。

● Mean Shift 在目标跟踪中的应用

我们采用灰度或颜色分布来描述目标模型，假设目标中心位于 x_0 ，其中有 n 个像素点 $\{x_i\}, i = 1, \dots, n$ ，特征值 bin 的个数为 m ，则该目标模型的特征值 $u = 1, \dots, m$ 概率密度估计可以表示为：

$$\hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_i^s - x_0}{h} \right\|^2 \right) \delta [b(x_i^s) - u] \quad (2-7)$$

其中，核函数 $k(\bullet)$ 为每个样本点赋一个权重系数， $\delta(\bullet)$ 是 Delta 函数。加权的灰度或颜色直方图，使距离目标中心的像素点具有较大的权值，远离目标中心的像素点权值较小，因此具有抵抗部分遮挡和边缘噪声的优点。

位于 y 的候选目标模型可以描述为:

$$\hat{p}_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k \left(\left\| \frac{x_i^s - y}{h} \right\|^2 \right) \delta [b(x_i^s) - u] \quad (2-8)$$

因此, 目标跟踪可以简化通过相似性度量函数(如: Bhattacharyya 系数、Fisher linear discriminant, Kullback 散度等) 寻找最优的候选目标 y , 使得 $\hat{p}_u(y)$ 与 \hat{q}_u 最相似。

利用 Bhattacharyya 系数作为相似性度量函数, 其定义为:

$$\hat{\rho}(y) \equiv \rho[\hat{p}(y), \hat{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y) \hat{q}_u} \quad (2-9)$$

在 $\hat{p}_u(\hat{y}_0)$ 点进行泰勒展开, 可得

$$\hat{\rho}(y) \equiv \rho[\hat{p}(y), \hat{q}] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}(y_0) \hat{q}_u} + \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m p_u(y) \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \quad (2-10)$$

把式(2-8)带入上式, 整理可得:

$$\hat{\rho}(y) \equiv \rho[\hat{p}(y), \hat{q}] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}(y_0) \hat{q}_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^n w_i k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \quad (2-11)$$

其中,

$$w_i = \sum_{u=1}^m \delta [b(x_i) - u] \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(y_0)}} \quad (2-12)$$

式(2-11)右边的第二项, 可以利用 Mean Shift 算法对其进行最优化。

基于 Mean Shift 的跟踪算法优点如下: 首先, 计算量较小, 在目标区域已知的情况下可达到实时跟踪; 其次, Mean Shift 算法很容易和其他算法结合使用; 最后, 由于采用核函数加权直方图模型, 故在部分遮挡、目标旋转等情况下鲁棒性较好。缺点如下: 当目标尺度变化时, 无法自适应而可能导致目标丢失; 当背景和目标的颜色相似时, 跟踪效果往往不好; 另外, 该算法是局部最优的优化算法, 当存在多个局部峰值时, 算法可能会收敛于局部最优值而非全局最优值, 进而造成跟踪算法失效。

2.2 车辆行为分析算法

车辆行为分析是利用车载传感器得到汽车周围相关数据, 通过各种信号处理

和识别的方法，检测路上的其它车辆的位置、速度等，进而为自身车辆的行驶提供辅助信息，适时的用一定方法向驾驶员发出预警，避免因为驾驶员的短暂疏忽造成严重的交通事故。

2.2.1 车辆行为分析的研究框架

基于视觉的辅助安全驾驶技术首先在对车辆驾驶的自然场景进行分析的基础上，进行车辆周围的其他车辆目标和人体目标的检测和跟踪算法研究；然后以此为基础，对车辆周围的其他车辆和行人进行行为分析并对其行为进行预测；最终形成能够指导车辆自动安全驾驶的控制指令。车辆行为分析算法属于车外目标行为分析的一部分，在整个基于视觉的辅助安全驾驶系统框架图中的地位如图 2-1 所示：

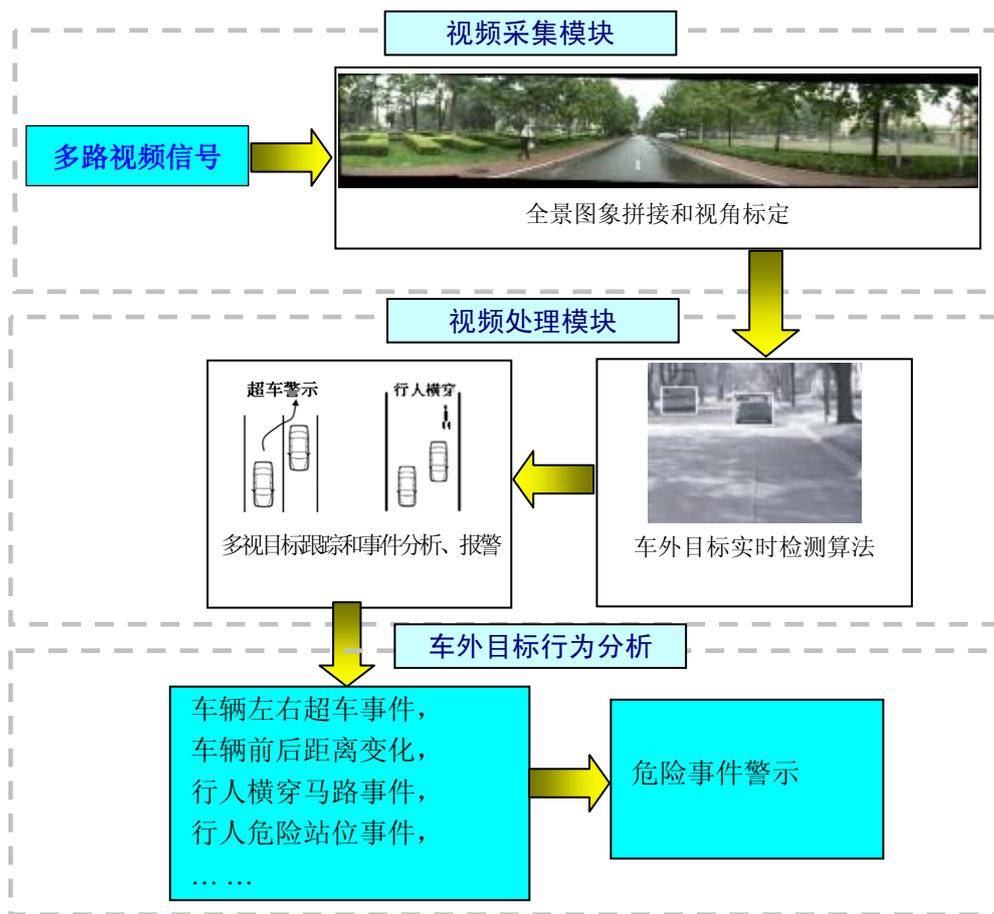


图 2-1 基于视觉的辅助安全驾驶系统框架图

在行为分析的过程中，需要在目标检测和跟踪的基础上，对目标进行简单行为分析，从而达到辅助驾驶的目的。在本研究中，根据车辆的行驶方向和车辆本

身确定的坐标系，对车辆的周围环境进行标定。在实际驾驶过程中，根据事先标定的结果对驾驶车辆周围环境进行分析。同时，在目标检测、跟踪和标定的基础上，确定周围目标与驾驶车辆的相对空间位置。根据彼此相对空间方位的变化，预测周围目标的相对行为，从而提醒驾驶员，到达辅助驾驶的目的。

目标行为分析算法框图如图 2-2 所示：

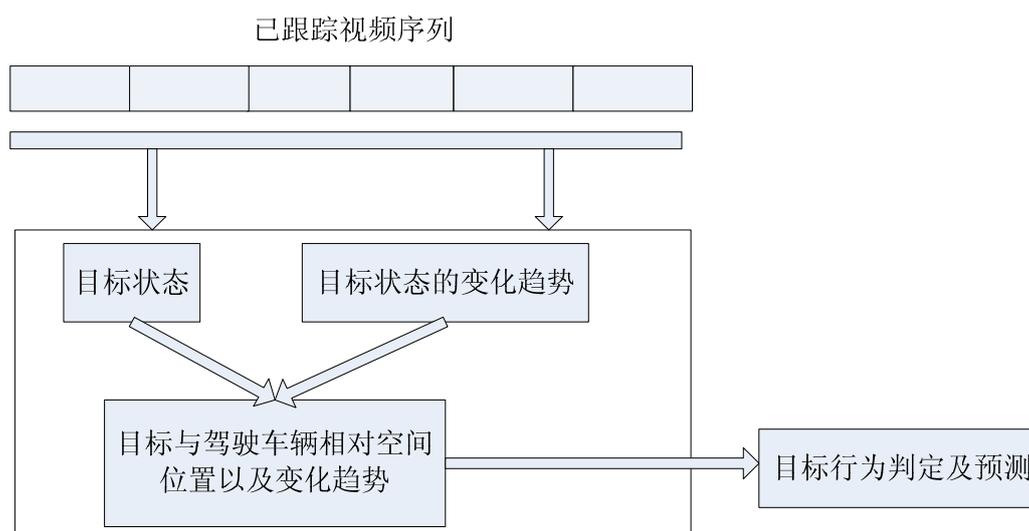


图 2-2 行为分析算法框图

2.2.2 基于视觉的路面车辆行为分析

随着计算机图像处理、模式识别等技术的迅速发展，基于视觉的车辆行为分析研究近年来得到世界各国的重视并取得了长足发展。

在欧洲，来自 19 个国家的 13 个汽车生产厂商和研究机构参与了开始于 90 年代的 PROMETHEUS (Program for European Traffic with Highest Efficiency and Unprecedented Safety) 项目。该项目目前已推出几款原型样车。2005 年美国交通部与通用汽车公司发起了一个 5 年计划，投资 3500 万美元研制汽车尾部碰撞避免系统。卡耐基梅隆大学机器人研究所的 NavLab 推出了 11 个系列的智能车辆。该系列车辆在约 5000 km 的实验路段上，98% 的里程不需要人工干预[49]。美国加州大学圣地亚哥分校 (UCSD) 计算机视觉机器人研究实验室近年在车辆周围环境检测及驾驶员驾驶状态检测领域进行了深入研究。他们开发的系统在车上安装 4 个摄像机，使用颜色特征和红外立体视觉的方法来探测人体目标。同时，通过安装在车内的视觉传感器实时跟踪头部位置和方向（包括眼睛的凝视程度），推断驾驶员的疲劳程度[50][51]。此外，许多汽车厂家如福特、尼桑等也进行了

研究并推出了原型车。

国内的辅助安全驾驶研究起步较晚。“九五”期间，交通部发布了“加强智能公路运输系统的研究与发展”规划，提出应结合我国实际情况，分阶段开展交通控制系统、驾驶员信息系统、车辆调度与导航系统、车辆安全系统和收费五大管理系统的研究开发、工程化、系统集成等工作。吉林大学智能车辆课题组从90年代开始一直开展智能车辆自主导航研究，先后开发出JUTIV-I、JUTIV-II和JLUIV-III三代视觉导航智能车。清华大学计算机系智能技术与系统国家重点实验室在国防科工委和国家863计划的资助下，从80年代开始研制THMR系列移动机器人系统。2003年通过鉴定的THMR-V能够实现结构化环境下的车道线自动跟踪，准结构化环境下的道路跟踪，复杂环境下的道路避障、道路停障以及视觉临场感遥控驾驶等功能。车道线自动跟踪的智能车平均时速为100公里，最高时速达到150公里。另外，清华大学的车辆安全研究项目THAVS在智能车上也有很大成绩。2004年开发的THASV-I原型系统能在平均时速150km/h的情况下安全实现车辆的侧向控制[52]。

湖南大学汽车车身先进设计制造实验室通过对汽车主动安全性、被动安全性设计理论与关键技术的研究，提出提高汽车碰撞安全性的系统理论与方法，进一步完善安全技术评价方法以促进车辆安全性的全面提高，使安全约束保护系统向更高智能化方向发展[53]。

2004年，天津大学开发了车载智能信息单元以及配套服务中心无线远程监控管理软件。该系统通过GPRS/CDMA模块接入Internet互联网，与接入互联网的远程监控中心进行信息交换，实现道路车辆的无线远程监控、标定、诊断、定位和防盗等功能。

上海交通大学与法国国家信息与自动化研究所、葡萄牙科因布拉大学等合作，开发了能够自动避让障碍物和遇到行人暂停的CyberC3系列智能车。

西安交通大学郑南宁院士领导的西安交通大学智能机器人研究所智能车辆课题组在本领域取得了丰硕成果。该实验室针对智能车辆道路和障碍物3D重构的需要，提出了车载摄像机外部参数的在线标定三线法；构造了多分辨率车辆检测的假设验证框架[54][55]；构造基于道路边界或标志线的参数可变的道路模型及相应的道路检测与跟踪算法。在此基础上提出基于认知模型的智能驾驶系统框

架[56]。他们提出的基于驾驶行为的路面状况分析框架能够通过模拟来对车辆驾驶的安全性进行分析[56]。另外，他们还开发了 Springrobot 智能汽车系统框架，为前向避撞辅助系统、自适应巡航控制、道路偏离警告系统等车辆警告和控制系统的提供了一个理想平台。

国防科技大学与一汽集团联合研制红旗 HQ3 自动驾驶汽车。技术特点是视觉导航、仿人控制、硬件小型化，在高速公路可以实现无人驾驶，稳定时速达 130 公里，峰值时速达 170 公里，并能安全超车。

2.3 小结

本章对视频跟踪的主要算法以及车辆行为分析方法进行了综述。首先，介绍的基于表达和相似性度量的车辆跟踪算法，基于滤波预测方法的车辆跟踪算法和基于优化匹配搜索的车辆跟踪算法；然后，提出了本文的研究框架；最后，介绍了基于视觉的路面车辆行为分析，为分析路面车辆行为提供了基础。

第三章 基于 CamShift-FSM 的车辆行为分析算法

为了提高汽车行驶的安全性,通过安装在车辆及道路上的各种传感器掌握本车、道路以及周围车辆的状况等信息,为驾驶员提供劝告或预警信号,达到安全辅助驾驶的作用。从近几年的研究内容看,行为分析的研究对象主要包括以下几个部分:路面车辆、路面行人、车辆周围其他障碍物以及驾驶员状态等。

对于本车的安全行驶,路面上其他车辆的行为是至关重要的。本章首先利用 CamShift 算法对车辆进行跟踪得到车辆的轨迹,然后将其映射到车辆驾驶环境状态图中形成一个状态转移序列,最后通过有限状态机(FSM)方法分析车辆行驶轨迹,进而识别出危险事件。

3.1 基于 CamShift 的路面车辆跟踪算法

在本文的研究框架中,对路面车辆进行跟踪是分析其行为的基础。基于视觉的车辆跟踪系统需要解决下列几个难题:

- (1) 周边场景的复杂性;
- (2) 运动目标的部分及完全遮挡;
- (3) 运动目标的尺度伸缩变化和形变。

本节介绍了基于 CamShift 的路面车辆跟踪算法,并在第四小节中用实验验证了该算法对于驾驶环境中的车辆跟踪具有较好的性能。

作为匹配搜索类跟踪算法的典型代表之一,均值漂移跟踪算法以其计算量小,对目标变形、旋转变化适应性强等特点得到普遍的重视和广泛的研究。均值漂移算法有两个基本版本:标准 MeanShift 算法和 CamShift 算法,这两种算法都以颜色直方图为目标表示模型,通过迭代求解加权图的“质心”来跟踪目标。

标准 MeanShift 算法在计算直方图时,使用满足一定条件的核函数为像素加权,通过最大化目标模型和候选目标模型之间的 Bhattacharyya 系数而得到了求取目标形心位置的迭代公式。从本质上讲,迭代的目的是获取加权图的“质心”,不过此处的加权图不同于概率图,计算上比概率图略微复杂。

CamShift 算法在计算直方图时为每个像素赋予等权值,并用直方图反向投影来计算加权图,这种加权图又称为概率图。CamShift 算法的计算量小,而且能够随着目标的尺度变化而自适应调节窗口的大小,因此更适合用于路面上的车辆行

为分析。

3.1.1 颜色概率分布图

由于 RGB 颜色空间对光照亮度变化比较敏感，为了减少光照亮度变化对跟踪效果的影响，CamShift 算法将图像由 RGB 颜色空间转化到 HSV 颜色空间进行处理。HSV 颜色空间把颜色表示 H 分量（成色度）、S 分量（饱和度）、V 分量（亮度），三者之间相互独立。其中，H 分量对同一颜色属性物体具有比较稳定和较窄的数值变化范围，在光照发生变化或被照射表面的曲度发生变化时能保持相对稳定，这个特性能有效地降低目标个体差异、光照条件以及光照角度等影响，提高算法的鲁棒性，因此 H 分量常被选作为基本识别的参量。

选择 HSV 颜色空间 H 分量建立目标直方图，设为目标图像的像素坐标 $\{x_i\}(i=1,\dots,n)$ ，目标直方图表示为：

$$q(u) = \sum_{i=1}^n \delta\{c(f(x_i)) - u\}, u = 1, \dots, m \quad (3-1)$$

为了简化描述，这里的直方图都是经过归一化处理的，即：

$$\mathbf{q} = \{q(u)\}, u = 1, \dots, m \quad (3-2)$$

满足

$$\sum_{u=1}^m q(u) = 1 \quad (3-3)$$

其中，m 是直方图的箱格数目，u 为箱格索引。归一化后的直方图为：

$$q(u) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta\{c(f(x_i)) - u\}, u = 1, \dots, m \quad (3-4)$$

其中， $f(x_i)$ 是图像函数， $c(\bullet): R^3 \rightarrow \{1, 2, \dots, b\}$ 是颜色空间的量化函数， $\delta(\bullet)$ 是 Kronecker Delta 函数，n 是图像中的像素个数。

将原始图像的像素用直方图中相应像素的统计量所代替，然后将得到的结果重新量化，这样就得到了颜色概率分布图。

3.1.2 搜索框的质心计算

设 (x, y) 为搜索窗口中的像素位置， $I(x, y)$ 是投影图中 (x, y) 处的像素值。定

义搜索窗口的零阶矩 M_{00} 和一阶矩 M_{01}, M_{10} 分别如下:

$$M_{00} = \sum_x \sum_y I(x, y) \quad (3-5)$$

$$M_{01} = \sum_x \sum_y yI(x, y) \quad (3-6)$$

$$M_{10} = \sum_x \sum_y xI(x, y) \quad (3-7)$$

故, 可得搜索框内的质心位置:

$$(x_{center}, y_{center}) = \left(\frac{M_{10}}{M_{00}}, \frac{M_{01}}{M_{00}} \right) \quad (3-8)$$

然后根据 M_{00} 调整搜索窗口的大小, 并将搜索窗口的中心移动到质心, 如果移动距离大于预设的固定阈值, 则重新计算调整后的窗口质心, 进行新一轮的窗口位置和尺寸调整。直到窗口中心与质心间的移动距离小于预设的固定阈值, 或者循环运算的次数达到某一最大值, 认为收敛条件满足, 进入下一帧图像进行新的目标搜索。在下一帧图像中, 将上一帧的结果 (搜索窗的质心和大小) 作为搜索窗的初始值, 如此迭代下去实现对目标的跟踪。

3.1.3 CamShift 在车辆跟踪的算法步骤

CamShift 跟踪算法可以根据上一步得到的 M_{00} 自适应的调整搜索窗口的大小, 因而可以适应跟踪目标动态变形的情形。

总结, CamShift 算法步骤如下:

- (1) 初始化搜索窗的大小和位置;
- (2) 计算被跟踪目标的色彩直方图。在各种色彩空间中, HSV 空间中的 H 分量可以表示颜色信息。在具体的计算过程中, 首先将获取的 RGB 空间图像值转化到 HSV 空间, 然后会其中的 H 分量做 1D 直方图计算;
- (3) 根据获得的色彩直方图将原始图像转化成色彩概率分布图像;
- (4) 计算此时窗口内的重心, 调整窗口的中心到重心。重复计算直到窗口中心“会聚”, 即每次窗口移动的距离小于一定的阈值, 从而获得窗口的新的位置。
- (5) 在下一帧视频图像中, 用第 (4) 步获得的值初始化窗口的位置和大小。跳转到第 (2) 步继续运行, 这样就可以动态显示选定目标的位置, 达到要求的跟踪效果。

3.2 驾驶环境状态图定义

为了研究车辆的超车、超车并线和刹车行为，首先对驾驶车辆的周围环境进行定义。根据真实驾驶环境（见图 3-1 (a)），定义一个车辆驾驶环境状态图（见图 3-1 (b)）。

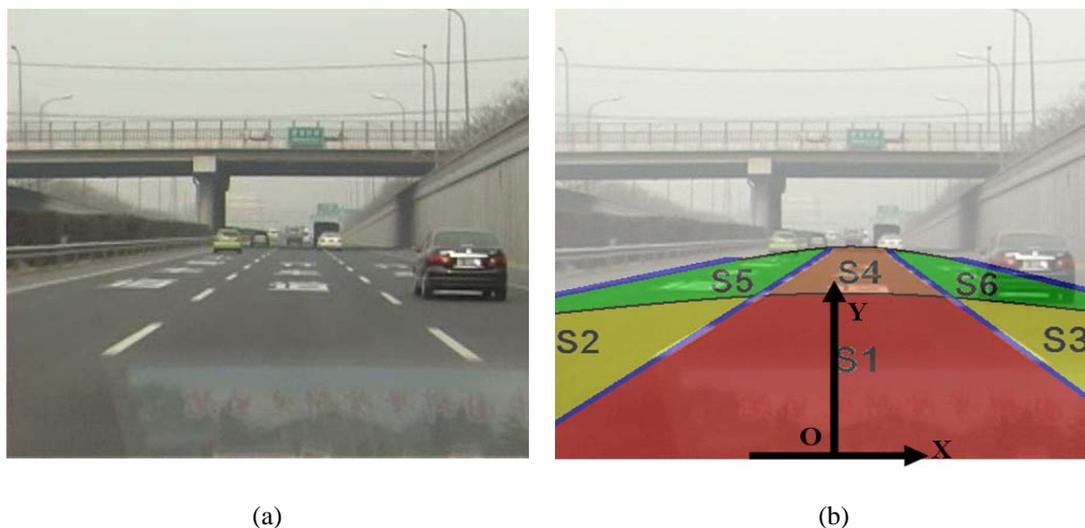


图 3-1 真实驾驶环境与车辆驾驶环境状态图. (a) 真实驾驶环境 (b) 车辆驾驶环境状态图

其中，驾驶车辆行驶的方向为 Y 轴，摄像机的几何中心为坐标系的中心。在这些定义的基础之上，对车辆的周围环境进行标定。

在本文中，由于实验数据来自于两个不同的实验平台（手持监控设备和车载全景监控设备），故有两个相应的车辆驾驶环境状态图，如图 3-2 所示：

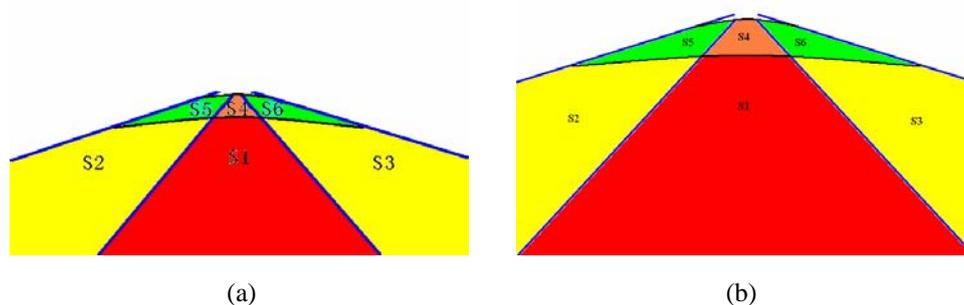


图 3-2 监控设备的驾驶环境状态图.

(a) 手持监控设备的驾驶环境状态图 (b) 车载全景监控设备的驾驶环境状态图

将周围环境分为四种区域：最危险区域、次危险区域、一般区域、安全区域。

相同颜色的区域对于驾驶的具有相同的警示作用。车辆近距离正前方区域是红色区域，这部分区域对车辆的安全驾驶最为重要；车辆的左前区域和右前区域是黄色区域，这部分区域对车辆的安全驾驶比较重要；车辆远距离正前方区域是橙色区域，这部分区域对车辆的安全驾驶重要程度介于红色区域和黄色区域之间；车辆的左斜侧区和右斜侧区是绿色区域，这部分区域对车辆的安全驾驶影响较轻。

为每个区域赋予唯一的的状态值 $\{S_i, i=1,2,\dots,6\}$ ，这样车辆的运动轨迹变化序列对应到驾驶环境状态图中就是有限状态机中的状态转移序列。

3.3 事件检测规则定义

在车辆驾驶环境状态图的基础上，根据交通法规和常规驾驶操作，我们定义了一系列的事件检测规则。以超车事件、刹车事件和超车并线事件为例，列举相应的事件检测规则如表 3-1 和表 3-2 所示：

表 3-1 危险事件检测规则

超车事件	刹车事件	超车并线事件
S2→S1	S4→S1	S2→S5→S4
S2→S4	S5→S2	S3→S6→S4
S3→S1	S5→S1	
S3→S4	S6→S3	
S5→S4	S6→S1	
S6→S4		

表 3-2 安全事件检测规则

超车事件	刹车事件
S1→S4	S1→S2
S2→S5	S1→S3
S3→S6	S4→S2
	S4→S3
	S4→S5
	S4→S6

表 3-1 和表 3-2 中的 $\{S_i, i=1,2,\dots,6\}$ 即为车辆驾驶环境状态图 (见图 3-1 (b)) 中的区域状态值。根据表 3-1 和表 3-2, 判断车辆驾驶环境中是否将有危险事件发生, 即符合表 3-1 的状态转移序列, 预示将有相应的危险事件发生; 反之, 符合表 3-2 的状态转移序列, 则表示驾驶环境安全。

3.4 基于有限状态机的轨迹分析算法

统计学习方法 (如 Bayesian 网络、神经网络、SVM 等统计学习) 需要大量的视频数据对网络进行训练, 而事故视频的数据搜集相对比较困难, 往往很难达到网络训练的要求, 因此我们采用有限状态机 (Finite State Machine, FSM) 进行跟踪轨迹分析。所谓有限状态机是指一种根据多种模型提供的检测结果来存储并更新已经检测到和最新检测到的目标之间、同一目标在不同时刻之间的关系的结构。

3.4.1 有限状态机的基本原理

有限状态机 (FSM) 是描述特定类型算法的数学方法, 被广泛应用于软件设计、硬件设计、通信协议、句法分析、图形界面控制及其他很多方面。关于 FSM 在视觉信息检索领域的应用, 近年来国内外的研究成果主要可分为如下几类: 人脸识别 [57-58], 手势识别 [59-60], 笔迹、票据、指纹识别 [61-64]。

FSM 是计算机科学和数学理论的抽象, 也是离散输入输出系统的数学模型。FSM 由有限数目的状态和状态之间的相互转移构成, 每个状态可以转移到零个或多个状态, 根据当前所处的状态和输入信号, 状态机产生一个输出, 同时伴随着状态的转移。

FSM 通过简单化假设描述复杂系统, 一般假定以下条件成立:

- 被模型化的系统具有有限状态
- 在一定状态下的行为应是同一的
- 系统在任何时间段内总停留在某一状态上
- 系统状态的改变 (转移) 的条件是有限的
- 转移是系统对事件的反应
- 转移所用时间近似为零

有限态自动机是研究自动系统的一种数学模型, 它能描述多种离散自动系

统，其定义是一个五元组 A ：

$$A = (\Sigma, Q, \delta, q_0, F) \quad (3-9)$$

其中：

Σ 是输入信息或条件的集合，写成 $\Sigma = \{a_i | i = 1, \dots, n\}$ ；

Q 是内部状态的有限集，写成 $Q = \{q_j | j = 1, \dots, m\}$ ；

δ 是内部状态转换的映射，写成 $\delta: Q \times \Sigma \longrightarrow Q$ ；

q_0 是自动机 A 的初始状态，且 $q_0 \in Q$ ；

F 是终结状态集合，且 $F \subseteq Q$ ；

状态机从初始状态 q_0 开始，根据当前状态、输入（ Σ 中的元素）和转移函数 δ 决定状态机的下一步状态，直至状态机处于终结状态集合 F 的某一个状态，这就表示有限态自动机执行成功，或者在当前状态和输入条件的情况下，根据转移函数得到的状态不存在，即在 Q 中找不到相应的元素，此时，该有限态自动机执行失败。

FSM 包括 Mealy 型和 Moore 型两种类型。Mealy 型对每一个转移都附加有输出动作，Moore 型对每一个状态都有附加输出动作。Mealy 状态机和 Moore 状态机在数学上是相等的，二者之间可以互相转换。但是，对于同一系统，Moore 状态机建模要求有更多的状态，因为 Mealy 状态机对同一个状态能使用不同的转换，即对于不同的触发执行不同的动作；Moore 状态机必须使用不同的状态来表示不同动作被完成的条件。

FSM 还可以分成确定有限态自动机与非确定有限态自动机。二者的唯一区别是它们的转移函数不同确定有限态自动机对每一个可能的输入只有一个状态的转移。非确定有限态自动机对每一个可能的输入可以有多个状态转移，接收到输入时从这多个状态转移中非确定地选择一个。但是，非确定有限态自动机可以转化为确定有限态自动机。

3.4.2 有限状态机在轨迹分析中的应用

有限状态机中的状态存储关于过去的信息，就是说它反映从系统开始到现在

时刻的输入变化。有限状态机中的转移指示状态变更，并且用时间域上的状态转移来描述问题。在本文中有限状态机中的作用是对给定时刻目标行为进行建模。目标状态定义为目标所在区域对应的状态，活动定义为每次目标跟踪后得到的物体所在区域的测量。

以左侧行驶车辆超车后刹车的行为为例，把基于有限状态机行为分析说明如下：

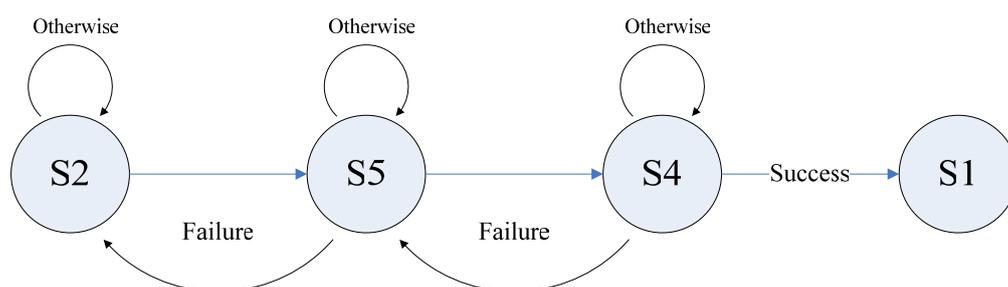


图 3-3 左侧超车并线行为的有限状态机描述

左侧超车并线行为的有限状态机描述如图 3-3 所示。图中小圆圈表示驾驶车辆周围环境状态，黑色箭头表示车辆行进方向。通过一系列状态的连续改变，车辆完成一次完整的超车并线和刹车，类似的也可以通过有限状态机描述其他的目标行为根据对周围车辆相对于本车的行为分析结果对驾驶员进行提醒，达到辅助安全驾驶的目的。

3.5 实验分析

本节主要包括实验平台，实验数据，以及实验结果与分析三个部分。

3.5.1 实验平台

围绕路面车辆行为分析的研究内容，实验室搭建了一个视觉辅助驾驶平台，该平台包括一辆汽车、八个摄像头的全景监控设备、一台视频服务器和一台笔记本电脑，视觉辅助驾驶平台的示意图和实物图如下所示：

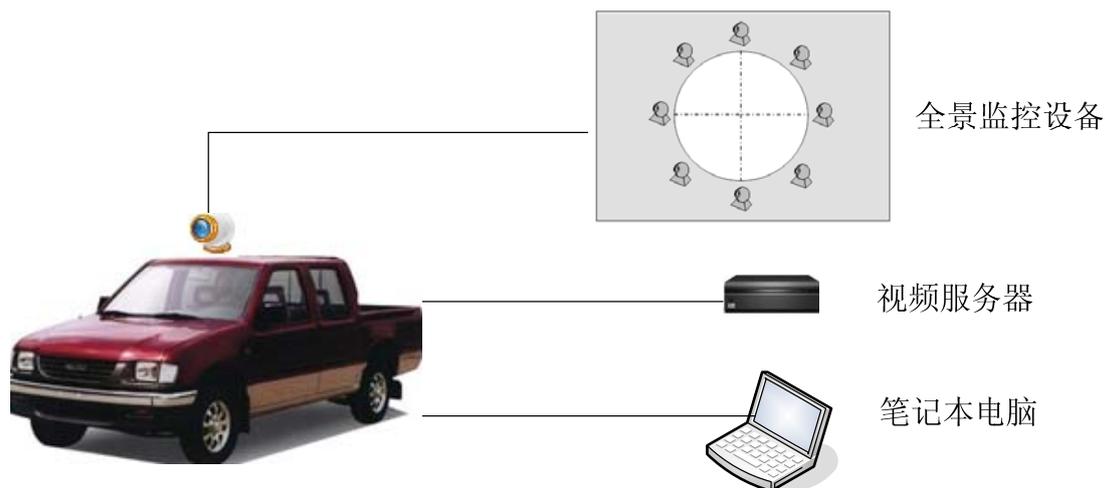


图 3-4 视觉辅助驾驶平台示意图

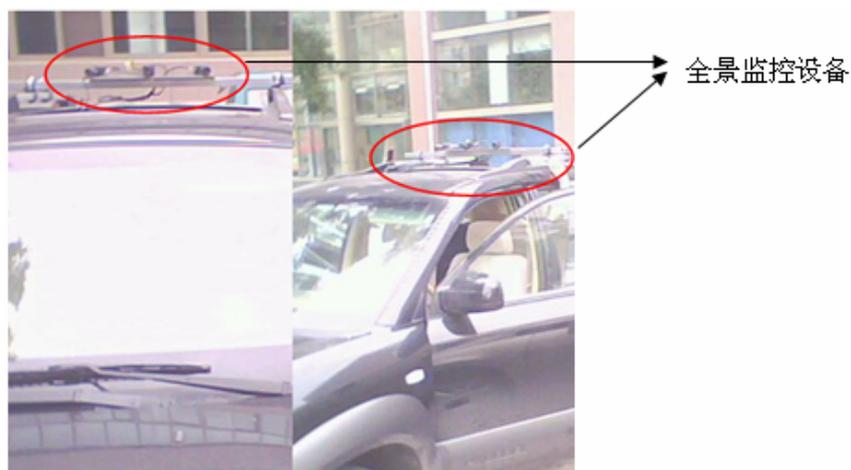


图 3-5 视觉辅助驾驶平台实物图

利用全景监控设备，实时采集车外视频，并且通过视频服务器，将采集到的视频存储到笔记本电脑。

3.5.2 实验数据

本文中的实验数据包括两个视频数据集合：

- (1) 利用手持监控设备，采集了时长约 30 分钟的实验数据；
- (2) 利用视觉辅助驾驶平台（见图 3-4 与 3-5），采集了时长约 300 分钟的实验数据。

在此数据集合上，本文对车辆跟踪算法和车辆行为分析算法进行了实验。

3.5.3 实验结果与分析

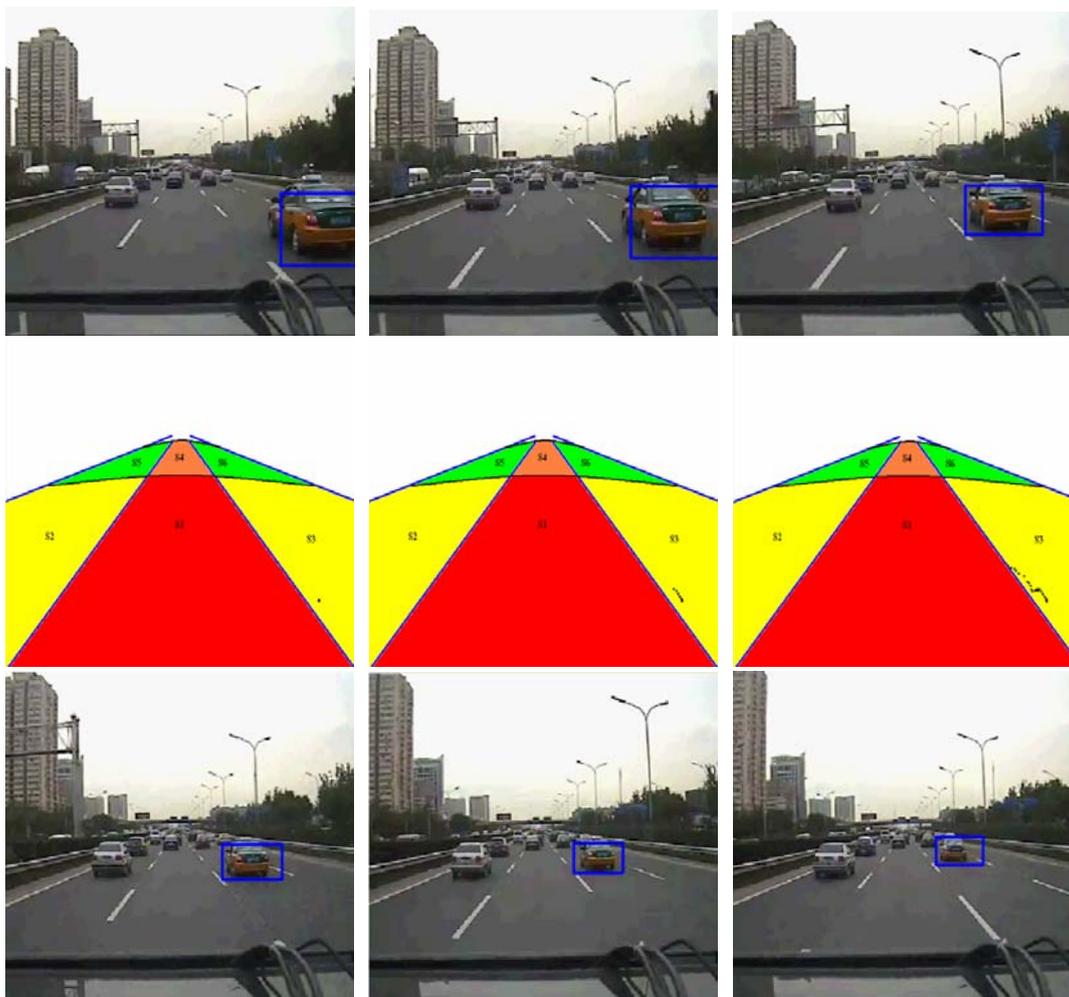
本节对基于 CamShift-FSM 的车辆行为分析算法进行了实验，所采用的测试数据来自于上述 SDL 实验室的视频数据集合，这些视频包括车辆相互遮挡、尺度变化、旋转等。首先，基于 CamShift 的路面车辆跟踪结果如图 3-6 所示：



图 3-6 基于 CamShift 算法的路面车辆跟踪结果。(a)-(d)跟踪结果正确,(e)-(f)跟踪结果错误

在图 3-6 中，给出了六段视频的车辆跟踪结果。由实验结果可以看出，CamShift 跟踪算法对于车辆尺度变化（见图 3-6(a)），旋转变换（见图 3-6(b)），部分遮挡（见图 3-6(c)）都有较好的适应性，对于小目标的跟踪效果也比较鲁棒（见图 3-6(d)）。但是，由于 CamShift 算法主要利用 HSV 颜色空间的 H 分量，而白色和黑色在 HSV 颜色空间中无定义，故白色车辆和黑色车辆用 CamShift 算法跟踪不上（见图 3-6(e)）。另外，当被跟踪车辆周围出现假目标时，该算法可能失效（见图 3-6(f)）。

将每一帧的车辆跟踪结果映射到驾驶环境状态图中，获得车辆的瞬时状态，并将其与先前已获得的状态转移序列连接起来，再与事件检测规则比较，利用 FSM 分析车辆轨迹。基于 CamShift-FSM 的车辆行为分析算法的实验结果如图 3-7 至图 3-11 所示。



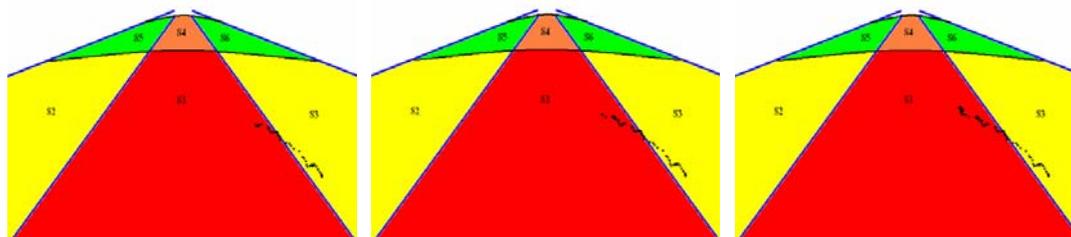
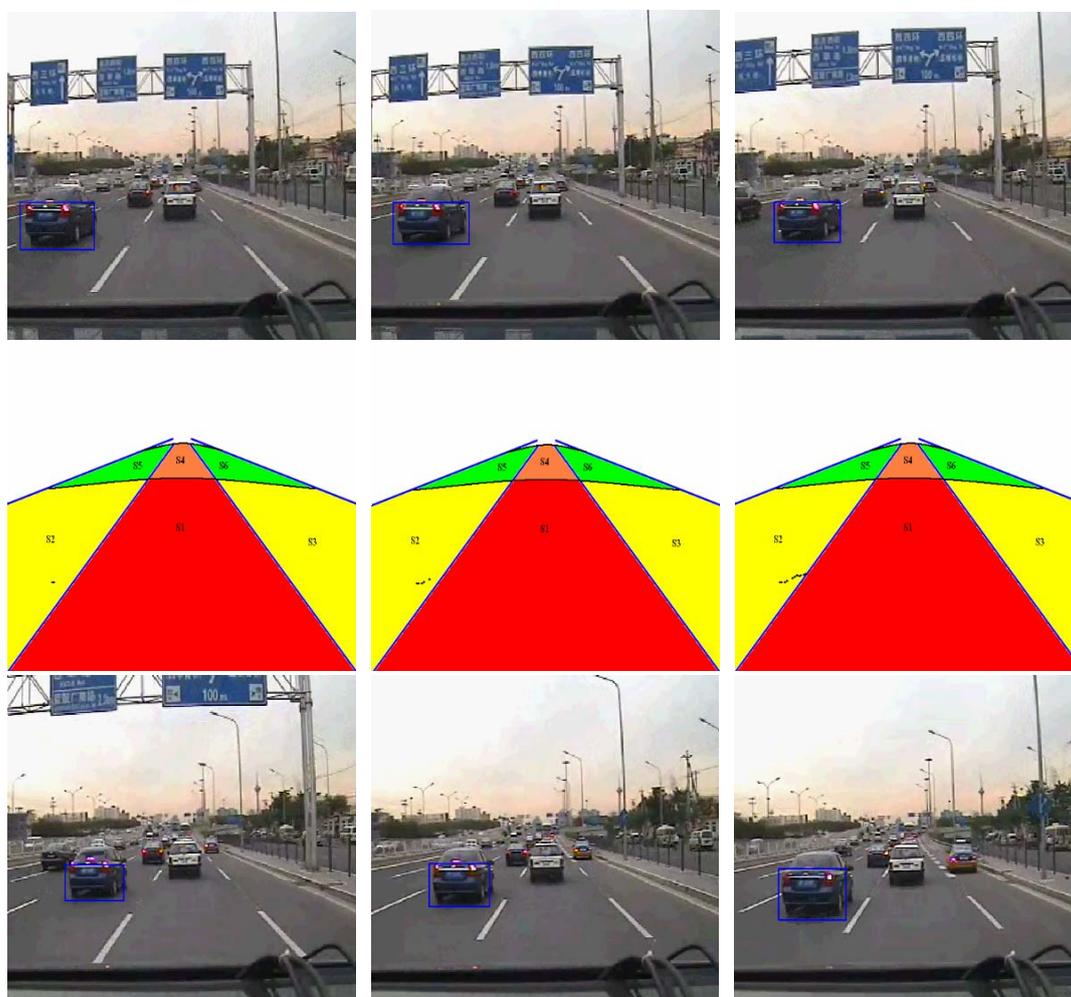


图 3-7 状态转移系列为 S3->S1 的行为分析结果图 (CamShift-FSM)

在图 3-7 中，FSM 的状态转移系列是 S3->S1，与事件检测规则相对比，符合危险事件检测规则中的超车事件，因此车辆行为分析的结果是：车辆周围驾驶环境中存在危险事件——前方车辆超车。



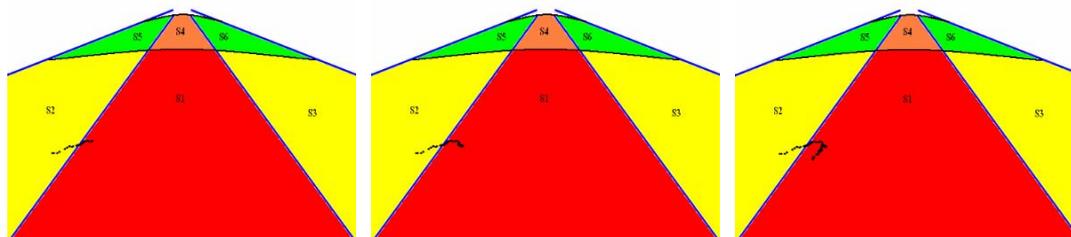
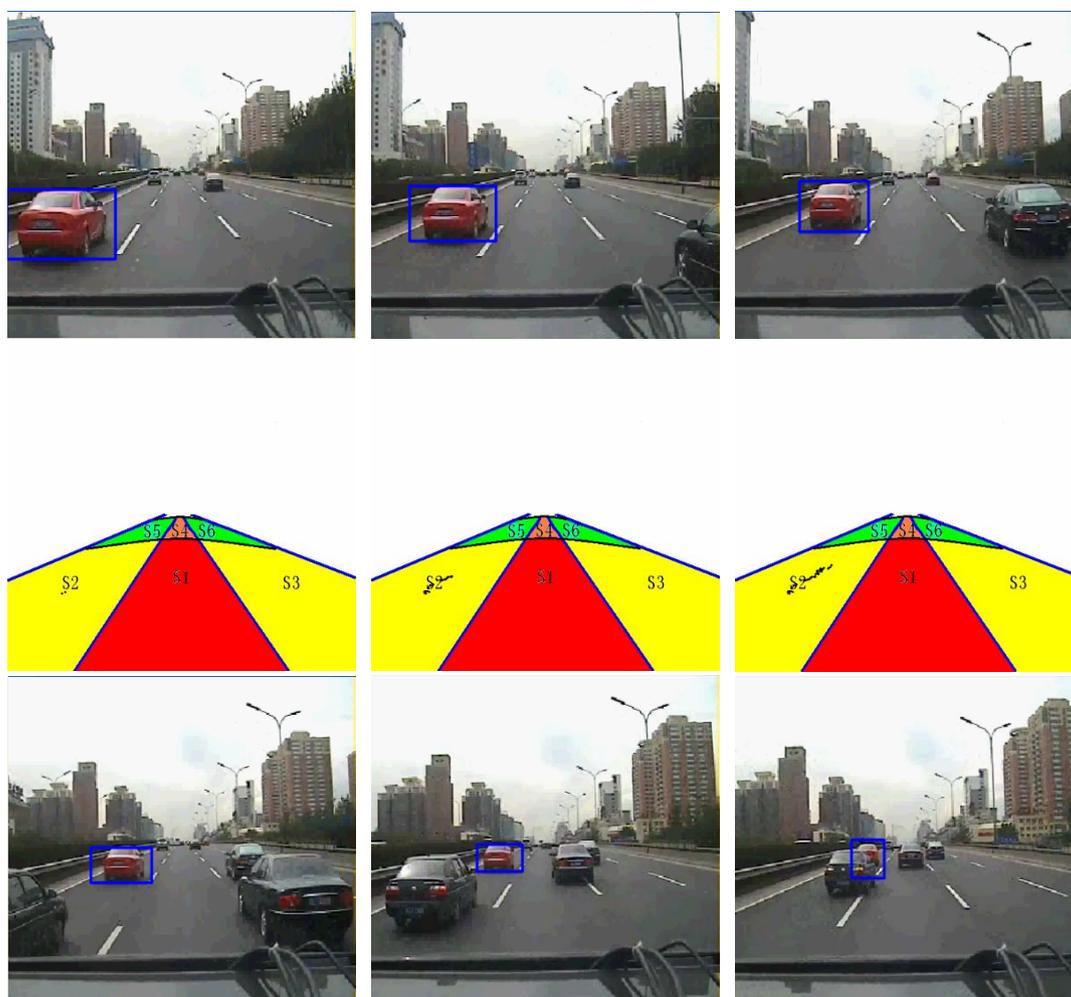


图 3-8 状态转移系列为 S2->S1 的行为分析结果图 (CamShift-FSM)

在图 3-8 中，FSM 的状态转移系列是 S2->S1，与事件检测规则相对比，符合危险事件检测规则中的超车事件，因此车辆行为分析的结果是：车辆周围驾驶环境中存在危险事件——前方车辆超车。



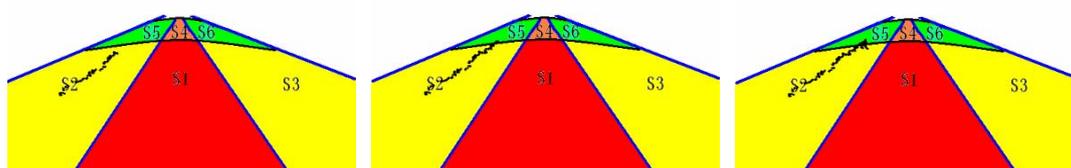
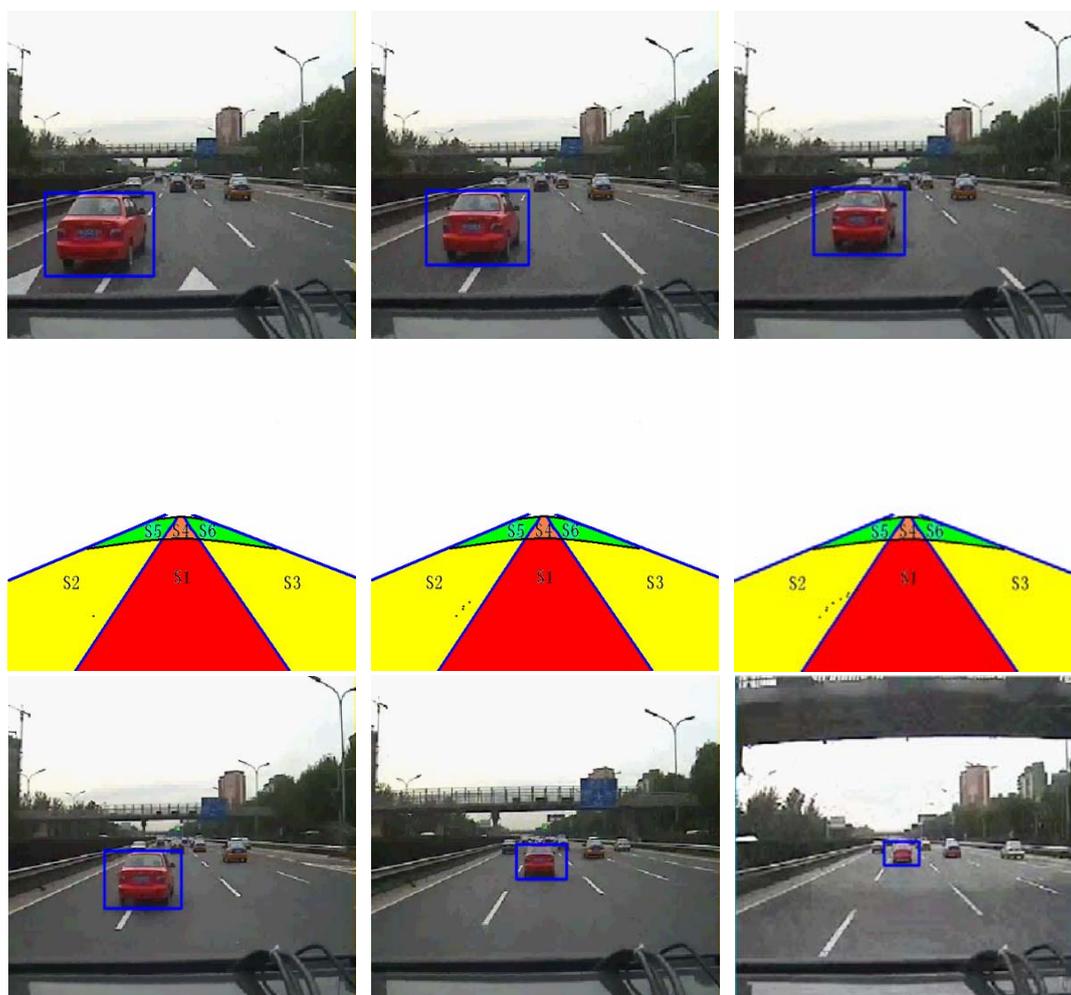


图 3-9 状态转移系列为 S2->S5 的行为分析结果图 (CamShift-FSM)

在图 3-9 中，FSM 的状态转移系列是 S2->S5，与事件检测规则相对比，符合危险事件检测规则中的超车事件，因此车辆行为分析的结果是：车辆周围驾驶环境中存在危险事件——前方车辆超车。



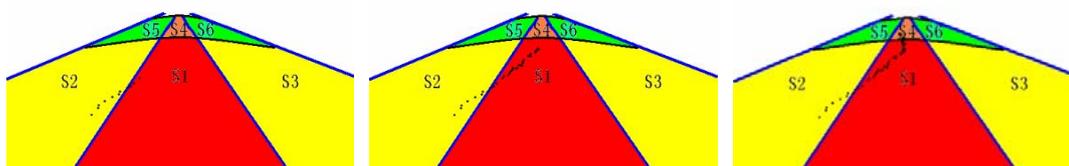
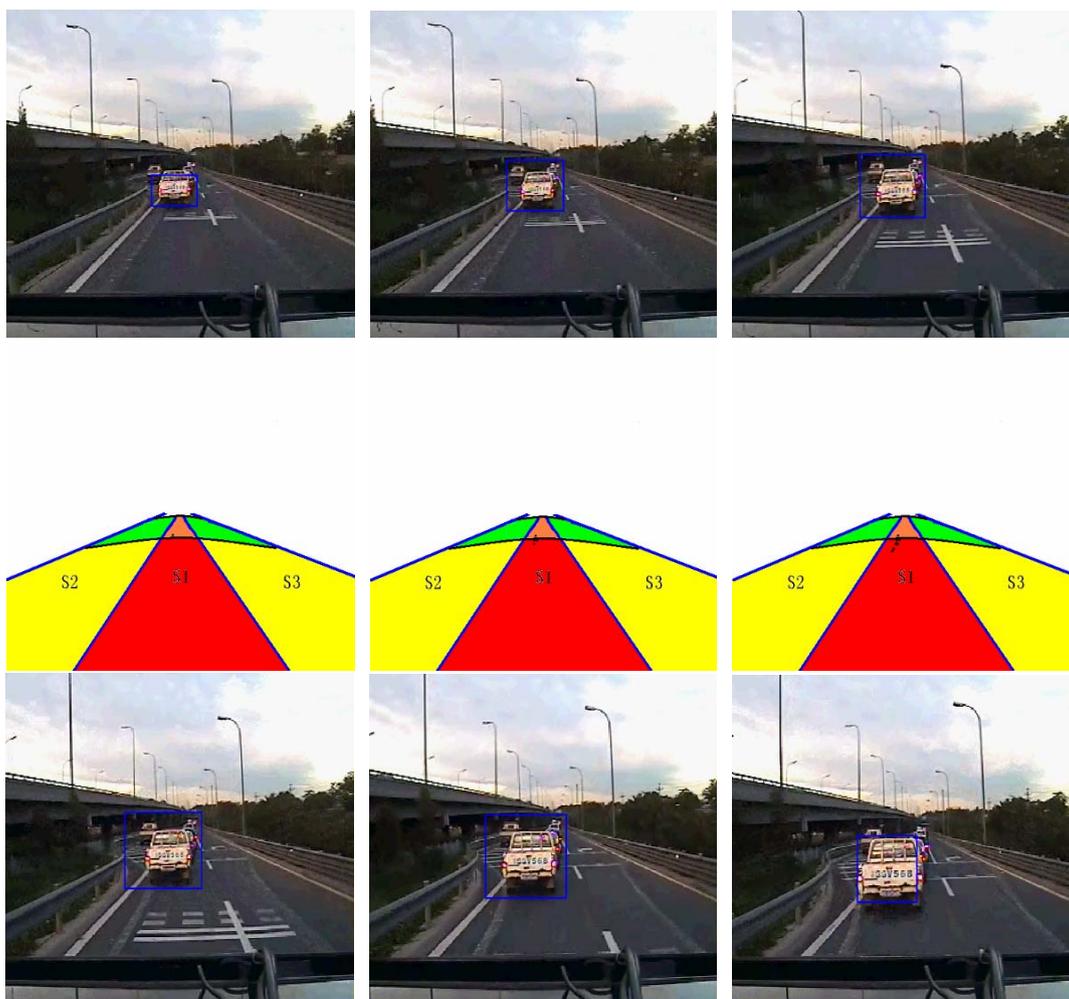


图 3-10 状态转移系列为 S2->S1->S4 的行为分析结果图 (CamShift-FSM)

在图 3-10 中,FSM 的状态转移系列是 S2->S1->S4,与事件检测规则相对比,S2->S1 符合危险事件检测规则中的超车事件, S1->S4 符合安全事件检测规则中的超车事件。总的来说,车辆行为分析的结果是:车辆周围驾驶环境中存在危险事件——前方车辆超车。



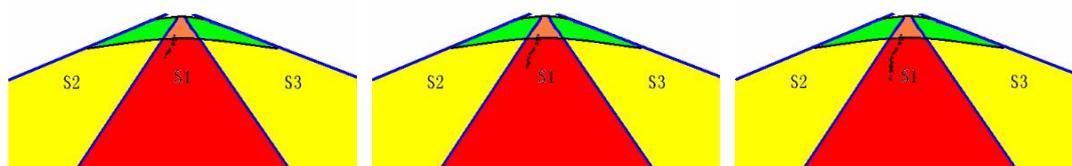


图 3-11 状态转移系列为 S4->S1 的行为分析结果图 (CamShift-FSM)

在图 3-11 中, FSM 的状态转移系列是 S4->S1, 与事件检测规则相对比, 符合危险事件检测规则中的刹车事件, 因此车辆行为分析的结果是: 车辆周围驾驶环境中存在危险事件——前方车辆刹车。

由上面列举五段视频的车辆行为分析结果来看, 基于 CamShift-FSM 的车辆行为分析算法取得了较好的结果, 该算法的鲁棒性较高, 车辆轨迹序列几乎都呈现单像素宽度状, 轨迹点在邻近区域内漂移的情况很少, 因此该车辆行为分析算法的精确度较高。不足之处在于该算法只使用了车辆的颜色信息, 因此在一些情况下不能很好的跟踪车辆而影响车辆行为分析结果。

3.6 小结

本章对基于 CamShift-FSM 的车辆行为分析算法进行了研究。首先, 根据真实驾驶环境, 定义一个车辆驾驶环境状态图; 根据交通法规和常规驾驶操作, 定义了一系列的事件检测规则。接着, 通过随着目标的尺度变化而自适应调节窗口大小的 CamShift 跟踪算法得到车辆的轨迹, 然后将其映射到车辆驾驶环境状态图中形成一个状态转移序列, 最后通过有限状态机 (FSM) 方法分析车辆行驶轨迹, 进而识别出危险事件, 该方法鲁棒性较高, 精确度较高, 而且无需训练。

第四章 基于 HOGC-FSM 的车辆行为分析算法

基于 CamShift-FSM 的车辆行为分析算法只使用了车辆的颜色信息，因此在一些情况下不能很好的跟踪车辆而影响车辆行为分析结果，本章又提出了一种基于 HOGC-FSM 的车辆行为分析算法，该算法既利用了车辆的颜色信息，也利用了车辆的梯度信息。

本章首先介绍了基于综合直方图（HOGC）的路面车辆跟踪算法，然后将跟踪得到的车辆轨迹映射到车辆驾驶环境状态图中形成一个状态转移序列，最后通过有限状态机（FSM）方法分析车辆行驶轨迹，进而识别出危险事件。

4.1 基于 HOGC 的路面车辆跟踪算法

在过去的几年，基于颜色直方图（HC）的目标跟踪算法取得了不错的效果，但是该算法对运动目标的尺度伸缩和旋转变化不敏感，而且当目标和背景颜色相似时，该算法往往不能取得很好的跟踪效果。近几年，梯度方向直方图（HOG）开始被广泛地用来进行目标跟踪并且取得了很好的效果。但是，HOG 的缺点在于当目标出现大面积的平滑区域时，HOG 的性能会大大地降低。虽然基于颜色直方图（HC）的目标跟踪算法和基于梯度方向直方图（HOG）的目标跟踪算法各自都有一些缺陷，但是 HC 和 HOG 两种特征之间的互补性使得二者的融合算法——基于综合直方图（HOGC）的车辆跟踪算法，可以达到更好的跟踪效果。

4.1.1 车辆区域及其背景区域的定义

为了方便研究物体与背景的关系，对于当前帧中的物体，按照下图定义跟踪车辆区域和背景区域：

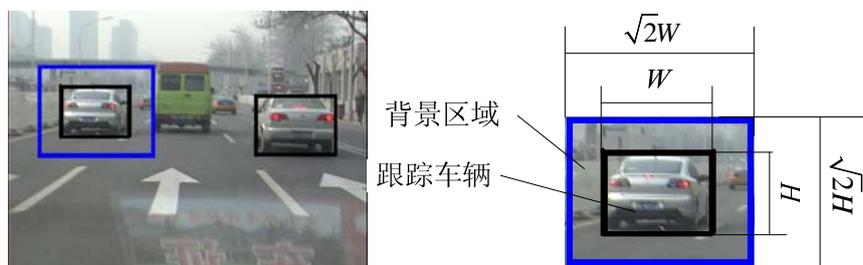


图 4-1 跟踪目标及其背景区域

如上图所示，车辆区域定义为 $H \times w$ 的矩形框，其背景区域定义为 $\sqrt{2}H \times \sqrt{2}w$ 的

矩形框与目标区域之间的环形区域。在 (x, y) 位置的车辆特征表达定义为， $\{F_i(x)\}, i=0,1,\dots,N$ ，其背景特征为 $\{B_i(x)\}, i=0,1,\dots,N$ ，其中 N 表示为特征维数。

4.1.2 跟踪综合特征的提取

● 颜色直方图

在 RGB 颜色空间中，将 R、G 和 B 三个颜色分量分别定义成一个 16 维的颜色直方图，从而可以为车辆目标构建了一个 48 维的颜色直方图。采用窗宽为 h_1 的剖面函数 $k(\cdot):[0,\infty) \rightarrow R$ 进行平滑后的颜色直方图为：

$$\hat{q}_b(y_0) = C_1 \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y_0 - X_i}{h_1}\right\|^2\right) \delta[I(X_i) - b_j], \quad \text{if } 1 \leq j \leq m \quad (4-1)$$

其中， $I(X_i)$ 是视频帧中 X_i 位置处像素的颜色值 (R、G 或者 B)。其中， $\hat{q}_b(y_0)$ 是平滑后直方图分量 b 的值； $\delta(\cdot)$ 是 Kronecker Delta 函数； y_0 是目标区域的中心位置； X_i 是第 i 个像素点的位置且 $X_i = [h_i, w_i]$ ； n 是目标区域像素的数目； m 是颜色直方图级的个数 ($m=16$)；常数 C_1 由约束条件 $\sum_{b_j=1}^M \hat{q}_{b_j}(y_0) = 1$ 得到，即

$$C_1 = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y_0 - X_i}{h_1}\right\|^2\right) (1 + d(X_i))} \quad (4-2)$$

● 梯度方向直方图

当给定特定的图像大小和特征尺度时，梯度直方图可以很好地表达出跟踪目标的局部轮廓。根据 HOG 梯度方向提取的思想来定义和计算灰度图像窗口的梯度方向直方图。在本文中，使用 72 维的 HOG 特征对目标的局部轮廓进行描述。

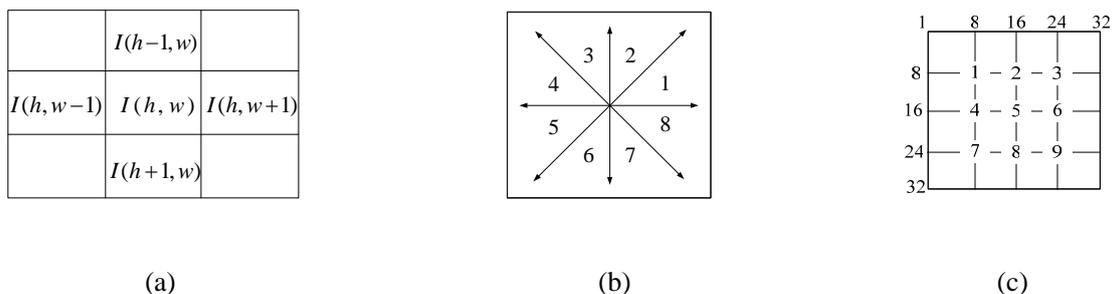


图 4-2 HOG 特征提取. (a) 计算梯度方向的模板 (b) 8 个方向投影区间 (c) 图像窗口中的 9 个块

HOG 特征提取的详细过程：将跟踪目标转化为灰度图像；将跟踪目标窗口归一化到固定大小的图像窗口：32x32 像素；然后把图像划分为 16 个 8x8 的小区域，并且每个 2x2 的小区域组成一个图像块，因此每个相邻的图像块有 2 个小区域彼此重合；本文中将每个图像块的梯度方向统计投影到一个 8 维的梯度方向直方图中。从图 4-2 (c) 中可以看到，由于每个图像窗口包含 9 个图像块，因此每个目标得到 72 的梯度方向直方图来描述目标的局部轮廓。每个像素的梯度方向计算如下：

$$\begin{aligned}
 I &= G(\sigma, 0) * I_0 \\
 dy &= I(h+1, w) - I(h-1, w) \\
 dx &= I(h, w+1) - I(h, w-1) \\
 ori(h, w) &= a \tan 2(dy, dx) \quad ori \in [0, 2\pi]
 \end{aligned}
 \tag{4-3}$$

上式是计算一个像素在特定尺度下一个像素点方向的过程。 $G(\sigma, 0)$ 表示一个高斯函数， I_0 表示原图像， I 表示经过平滑滤波后的图像。 $ori(h, w)$ 表示像素梯度方向。对目标区域/背景区域的所有像素进行累计，9 个图像块，每个块 8 个方向，总共可以获得 72 维 HOG 特征。因为此特征只保留方向特征，不保留强度特征，所以对于亮度、光照等变化具有一定的适应性。

4.2 实验分析

本节对基于 HOGC-FSM 的车辆行为分析算法进行了实验，所采用的测试数据来自于 3.5.2 小节中的视频数据集合。这些视频均由车载摄像设备拍摄于运动背景下，其中包括车辆相互遮挡、尺度变化、旋转、光照变化等。首先，基于 HOGC 的路面车辆跟踪结果如图 4-3 所示：



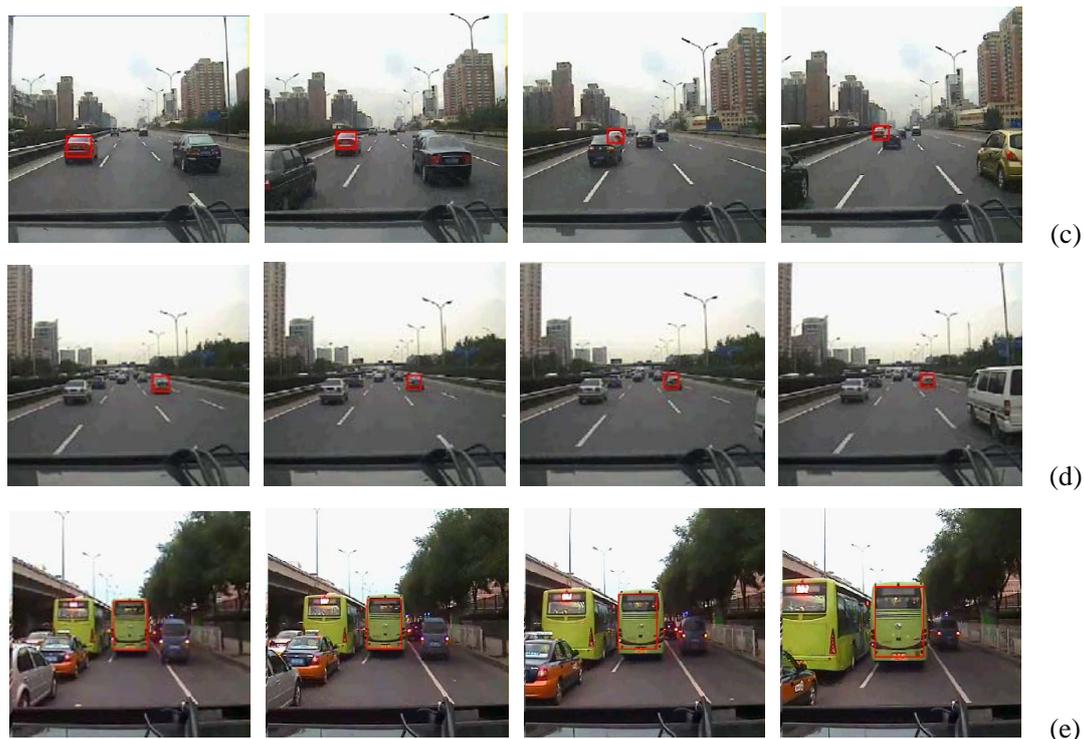


图 4-3 基于 HOGC 算法的路面车辆跟踪结果

在图 4-3 中，给出了五段视频的车辆跟踪结果。由实验结果可以看出，基于 HOGC 的路面车辆跟踪算法对于车辆尺度变化（见图 4-3 (a)），旋转变化（见图 4-3 (b)），部分遮挡（见图 4-3(c)）都有较好的适应性，对于小目标的跟踪效果也比较鲁棒（见图 4-3 (d)）。另外，基于 HOGC 的路面车辆跟踪算法主要车辆的颜色和梯度信息，因此当被跟踪车辆周围出现假目标时，该算法依然有效（见图 4-3 (e)）。

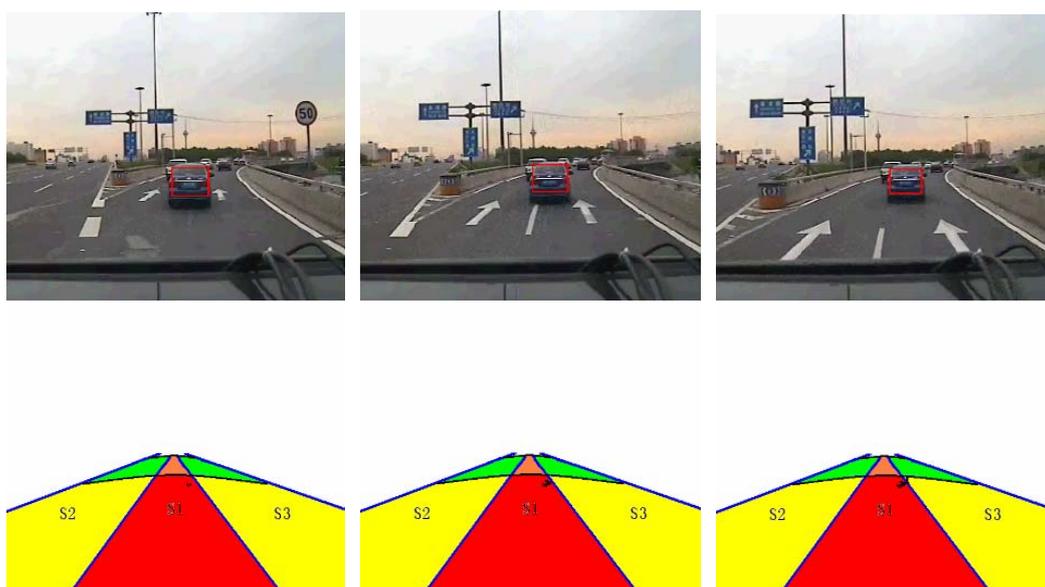
将每一帧的车辆跟踪结果映射到驾驶环境状态图中获得车辆的瞬时状态，并将其与先前已获得的状态转移序列连接起来，再与事件检测规则比较，利用 FSM 分析车辆轨迹。基于 HOGC-FSM 的车辆行为分析结果如图 4-5 至图 4-9 所示。





图 4-4 状态转移系列为 S4->S1 的行为分析结果图 (HOGC-FSM)

在图 4-4 中，FSM 的状态转移系列是 S4->S1，与事件检测规则相对比，符合危险事件检测规则中的刹车事件，因此车辆行为分析的结果是：车辆周围驾驶环境中存在危险事件——前方车辆刹车。



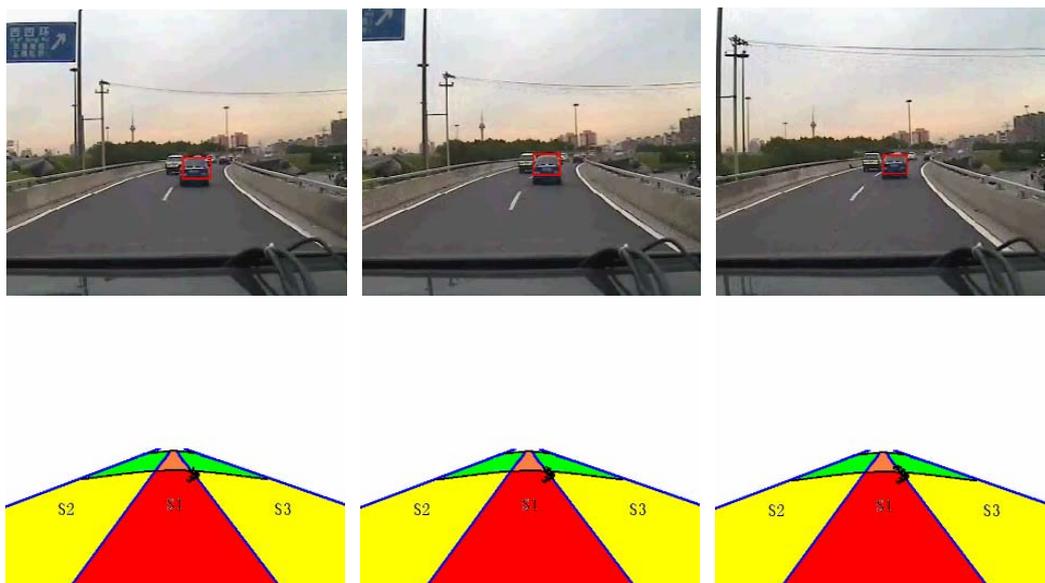
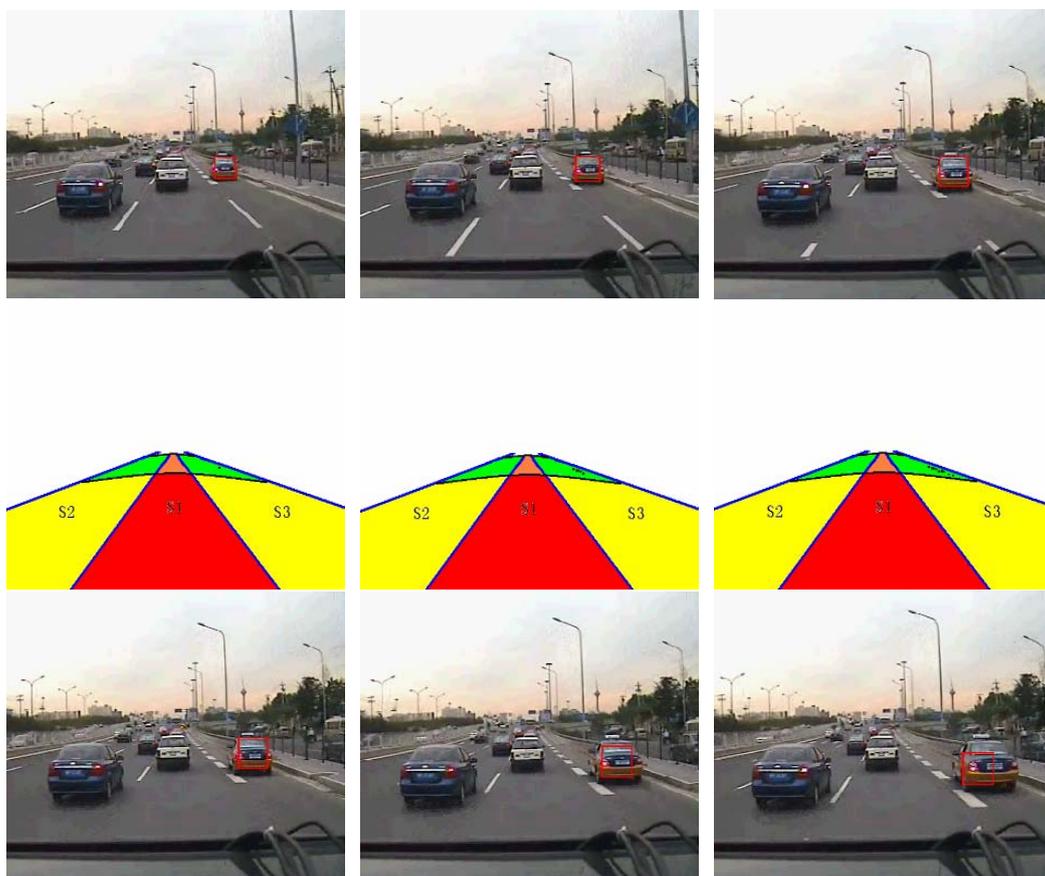


图 4-5 状态转移系列为 S1->S3->S6 的行为分析结果图 (HOGC-FSM)

在图 4-5 中, FSM 的状态转移系列是 S1->S3->S6, 与事件检测规则相对比, S1->S3 符合安全事件检测规则中的刹车事件和 S3->S6 符合安全事件检测规则中的超车事件, 因此车辆行为分析的结果是: 车辆周围驾驶环境安全。



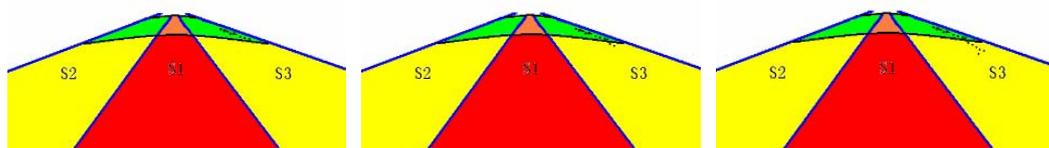


图 4-6 状态转移系列为 S6->S3 的行为分析结果图 (HOGC-FSM)

在图 4-6 中, FSM 的状态转移系列是 S6->S3, 与事件检测规则相对比, S6->S3 符合危险事件检测规则中的刹车事件, 因此车辆行为分析的结果是: 车辆周围驾驶环境中存在危险事件——前方车辆刹车。

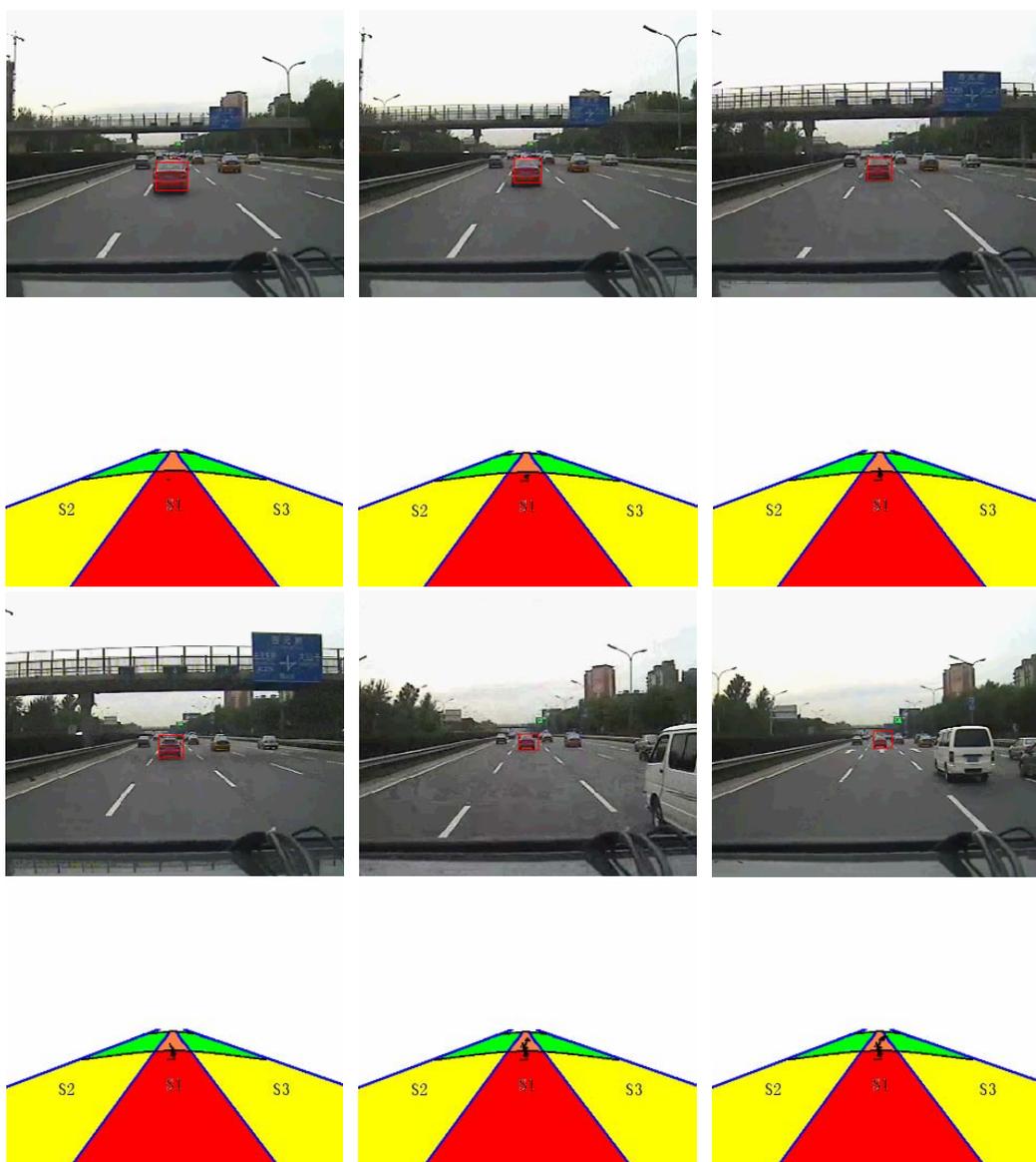


图 4-7 状态转移系列为 S1->S4 的行为分析结果图 (HOGC-FSM)

在图 4-7 中,FSM 的状态转移系列是 $S1 \rightarrow S4$,与事件检测规则相对比, $S1 \rightarrow S4$ 符合安全事件检测规则中的超车事件,因此车辆行为分析的结果是:车辆周围驾驶环境安全。

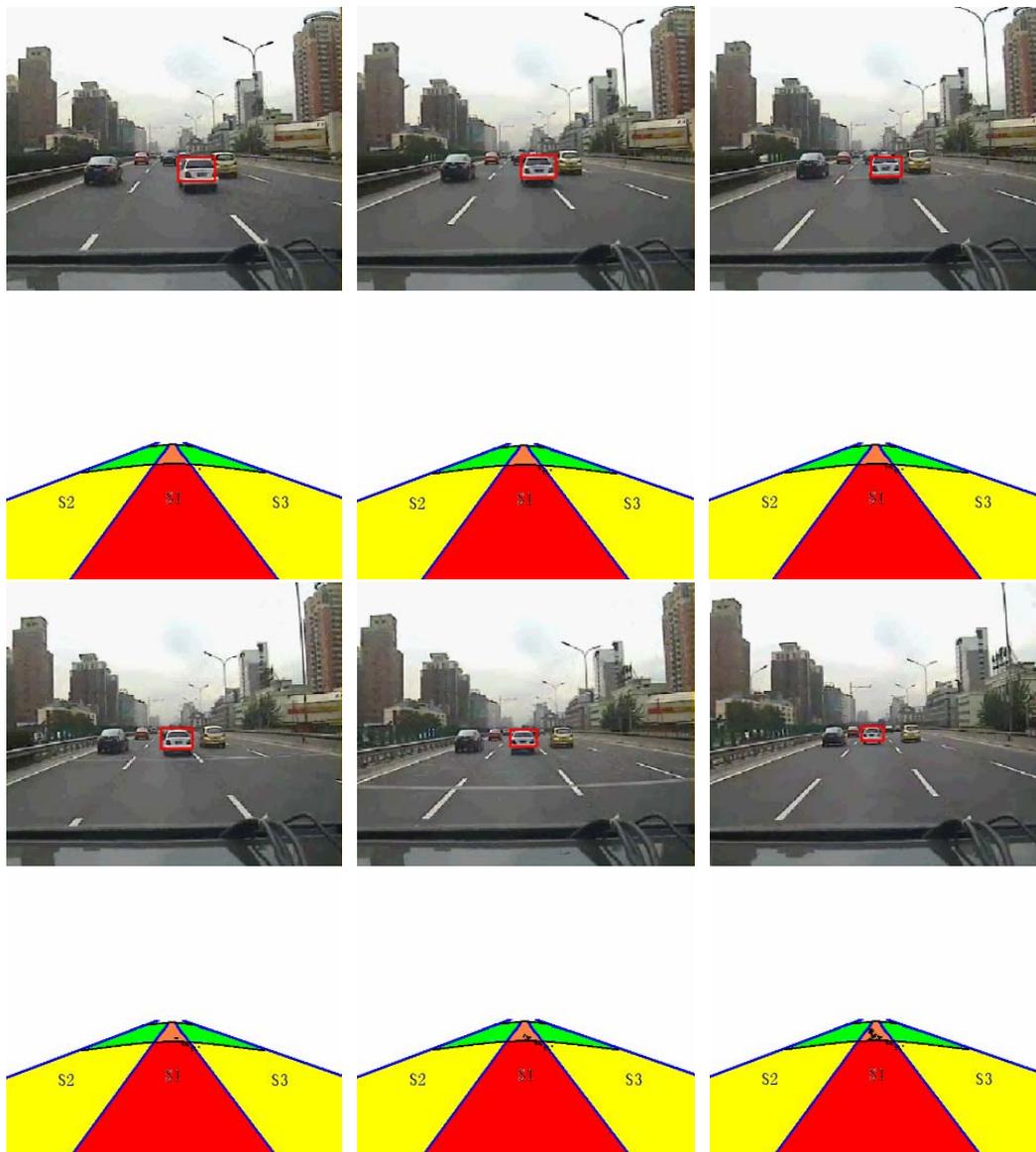


图 4-8 状态转移系列为 $S3 \rightarrow S1 \rightarrow S4$ 的行为分析结果图 (HOGC-FSM)

在图 4-8 中,FSM 的状态转移系列是 $S3 \rightarrow S1 \rightarrow S4$,与事件检测规则相对比, $S3 \rightarrow S1$ 符合危险事件检测规则中的超车事件, $S1 \rightarrow S4$ 符合安全事件检测规则中的超车事件。总的来说,车辆行为分析的结果是:车辆周围驾驶环境中存在危险事件——前方车辆超车。

由上面列举六段视频的车辆行为分析结果来看,该算法由于加入了车辆的梯度信息,因此适应的车辆跟踪问题更为广泛,跟踪的成功率更高,不易跟丢,从

而使得基于 HOGC-FSM 的车辆行为分析算法取得了较好的结果。不足之处在于车辆的轨迹点在邻近区域内漂移的情况比较多。

4.3 小结

本章对基于 HOGC-FSM 的车辆行为分析算法进行了研究。首先通过利用车辆颜色和梯度信息的 HOGC 特征跟踪路面车辆并得到车辆的轨迹，然后将其映射到车辆驾驶环境状态图中形成一个状态转移序列，最后通过有限状态机(FSM)方法分析车辆行驶轨迹，进而识别出危险事件，该方法适用性更广，精确度较高，而且无需训练。

第五章 总结与展望

5.1 总结

本文对驾驶环境中的基于视觉的路面车辆行为分析关键技术进行了研究。提出的新概念和新技术主要包括：驾驶环境状态图，事件检测规则。

本文主要工作和创造性成果如下：

提出了一个包括两个阶段的车辆行为分析研究框架：车辆跟踪和跟踪轨迹分析。该框架首先选择一种合适的跟踪算法，实时地将每一帧中的车辆轨迹映射到驾驶环境状态图中；然后将车辆的跟踪轨迹转换为状态转移序列；最后用 FSM 分析该状态转移序列，并与事件检测规则相比较，进而识别出危险事件和安全事件。和人体检测算法相结合，该研究框架可以推广应用于行人的行为分析等问题。

提出并实现了基于 CamShift-FSM 的车辆行为分析算法，在该算法中，利用 CamShift 进行车辆跟踪和 FSM 进行跟踪轨迹分析。实验结果表明，该算法得到的车辆轨迹序列鲁棒性较好、实时性强。即使目标尺度变化较大时，跟踪结果仍具有良好的精确性，得到的车辆行为分析结果误差很小。

提出并实现了基于 HOGC-FSM 的车辆行为分析算法，在该算法中，利用 HOGC 特征进行车辆跟踪和 FSM 进行跟踪轨迹分析。实验结果表明，该算法跟踪效果较好，不易受与车辆颜色相近背景的影响，因此车辆行为分析结果的成功率较高。

5.2 展望

由于路面车辆行为分析这一研究内容处于起步阶段和作者研究时间的限制，本文仅研究了超车、刹车和超车并线三种情况下的车辆行为分析，取得了一些成果。今后的研究可以从以下几个方面进一步拓展与完善：

- (1) 车辆其他的行为分析，如：车辆逆向、超速等；
- (2) 夜间车辆行为分析；
- (3) 融合其他传感器信号，如：雷达信号等；
- (4) 路面上其他目标的行为分析也是一个拓展研究方向，如：路面行人的行为分析，障碍物的行为分析等。

参考文献

- [1] Traffic safety facts 2000: a compilation of motor vehicle crash data from the fatality analysis reporting system and the general estimates system ,National Highway Traffic Safety Report 809 337,U.S,Department of Transportation, USA, 2001.
- [2] 翟忠民.首届全国道路交通安全宣传教育论坛[EB/OL].[2005-04-08].http://auto.sina.com.cn/news/2005-04-08/0858_109_105.shtml.
- [3] Li L, Song J, Wang F Y, Niehsen W, Zheng N N.IVS 05: New developments and research trends for intelligent vehicles. IEEE Intelligent Systems, 2005, 20(4): 10-14.
- [4] Wang F Y, Li L. Advanced Motion Control and Sensing for Intelligent Vehicles. New York: Springer, 2007.
- [5] Wang Wu-Hong, Sun Feng-Chun, Cao Qi. Driving Behavior Theory and Its Application in Road Traffic System. Beijing: Science Press, 2001.
- [6] Pei Yu-Long, Wang Wei. Research on the Causes and Countermeasures of Road Traffic Accidents. Beijing: Science Press, 2004.
- [7] D.W. Liang, Q.M. Huang, W. Gao, and H.X. Yao. Online selection of discriminative features using Bayes error rate for visual tracking. 7th Pacific-Rim Conference on Multimedia, 2006:547-555.
- [8] J. Wang, X. Chen, and W. Gao. Online selecting discriminative tracking features using Particle Filter. Proceedings of IEEE Conference on CVPR, 2005:1037-1042.
- [9] Weiming Hu, Dan Xie, Tieniu Tan. A hierarchical self-organizing approach for learning the patterns of motion trajectories. IEEE Transactions on Neural Networks, 2004: 135-144.
- [10] R. Collins. Mean-shift blob tracking through scale space. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003:234-240.
- [11] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer. Kernel-based object tracking. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Learning, 2003:564-577.
- [12] A. Elgammal, R. Duraiswami, and L. Davis. Probabilistic tracking in joint feature-spatial spaces. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003:781-788.
- [13] 彭宁嵩, 杨杰, 刘志, 张风超. Mean-Shift 跟踪算法中核函数窗宽的自动选取. 软件学报, 2005:1542-1550.
- [14] Y. Wu. Robust visual tracking by integrating multiple cues based on co-inference learning. International Journal of Computer Vision, 2004:55-71.
- [15] J. Wang, X. Chen, and W. Gao. Online selecting discriminative tracking features using Particle Filter. Proceedings of IEEE Conference on CVPR, 2005:1037-1042.
- [16] Z. Khan, T. Balch, and F. Dellaert. A rao-blackwellized particle filter for eigentracking. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004:980-986.

- [17] K. Okuma, A. Taleghani, N. de Freitas etc. A boosted particle filter: multi target detection and tracking. European Conference on Computer Vision, 2004:28-39.
- [18] E. Cuevas, D. Zaldivar, and R. Rojas. Particle filter for vision tracking. Technical Report B, Fachbereich Mathematikund Informatik, Freie Universität Berlin, 2005.
- [19] Catalin. G, and Nedeveschi. S. Object tracking from stereo sequences using particle filter. Intelligent Computer Communication and Processing, 2008:279-282.
- [20] Huaping Liu and Fuchun Sun. Particle Filter with Improved Proposal Distribution for Vehicle Tracking. Advances in Neural Networks ISSN 2008, 2008:422-431.
- [21] 韩振军. 视频目标跟踪中的特征评估算法研究. 中国科学院研究生院硕士学位论文, 2009.
- [22] Hui Cheng, Changjiang Yang, Feng Han and Harpreet Sawhney, HO2: A New Feature for Multi-Agent Event Detection and Recognition, In Proc. Computer Vision and Pattern Recognition Workshop. 2008.
- [23] G. Medioni, I. Cohen, F. Bremond, S. Hongeng and R. Nevatia. Event detection and analysis from video streams. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(8):873-889.
- [24] Zhang, Z., Huang, K.Q., Tan, T.N., Wang, L.S.: Trajectory Series Analysis based Event Rule Induction for Visual Surveillance. In: Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007.
- [25] C. Piciarelli, C. Micheloni, G.L. Foresti, Anomalous Trajectory Patterns Detection, International Conferences on Pattern Recognition, 2009.
- [26] Hakeem, A., Shah, M.: Learning, detection and representation of multi-agent events in videos. Artificial Intelligence. 2007, 171(8-9): 586–605.
- [27] Hong Cheng, Nanning Zheng, Xuetao Zhang etc. Interactive Road Situation Analysis for Driver Assistance and Safety Warning Systems: Framework and Algorithms, IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS, march, 2007, 8(1).
- [28] Zhaozheng Yin and Robert T. Collins, Object Tracking and Detection after Occlusion via Numerical Hybrid Local and Global Mode-seeking, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008.
- [29] T. Gandhi and M.M. Trivedi, Vehicle Surround Capture: Survey of Techniques and a Novel Omni Video Based Approach for Dynamic Panoramic Surround Maps, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2006.
- [30] Wang Jun-xian, Bebis G, Miller R. Overtaking vehicle detection using dynamic and quasi-static background modeling[A]. In: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. San Diego, California, America, 2005, 3:64 - 71.

- [31] M. M. Trivedi, T. Gandhi, and J. McCall, Looking-in and looking-out of a vehicle: Computer-vision-based enhanced vehicle safety, *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, Mar. 2007, 8(1): 108–120.
- [32] 侯志强, 韩崇昭. 视觉跟踪技术综述. *自动化学报*, 2006.
- [33] Z.j. Han, Q.x. Ye, and J.b. Jiao. Online Feature Evaluation for Object Tracking using Kalman Filter. *International Conference on Pattern Recognition*, 2008.
- [34] Han, Z., Ye, Q., Liu, Y., et al. Feature evaluation by particle filter for adaptive object tracking. *Proceedings of SPIE*, 2009.
- [35] Jepson A, Fleet D, El-Maraghi T. Robust online appearance models for visual tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(10): 1296-1311.
- [36] David G. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant key points. *International Journal of Computer Vision*, 2004:91-110.
- [37] A.Yilmaz, X. Li, and B. Shah. Contour based object tracking with occlusion handling in video acquired using mobile cameras. *IEEE Trans. PAMI*, 2004:1531-1536.
- [38] Tissainayagam P, Suter D. Object tracking in image sequences using point feature. *Pattern Recognition*, 2005, 38(1): 105-113.
- [39] Nickels K, Hutchinson S. Estimating uncertainty in SSD-based feature tracking. *Image and Vision Computing*, 2002, 20(1):47-58.
- [40] Yu Z, Jain A K, Dubuisson-Jolly M. Object tracking using deformable templates. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(5):544-549.
- [41] 李美花. 三维人体跟踪. 大连理工大学硕士学位论文, 2004.
- [42] G. Hager, and P. Belhumeur. Efficient region tracking with parametric models of geometry and illumination. *IEEE Trans. PAMI*, 1998:1025-1039.
- [43] Hu W M, Tan T N, Wang L, Maybank S. A survey on visual surveillance of object motion and behaviors. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews*, 2004, 34(3):334-352.
- [44] Jen-Chao Tai, Shung-Tsang Tseng. Real-time Image Tracking for Automatic Traffic Monitoring and Enforcement Applications. *Visual tracking[J]. Image and Vision Computing*, 2004, 22 (6): 640-649.
- [45] N Ferrier, S Rowe, A Blake Real-time Traffic Monitoring[C]. *Proceedings of the 2nd IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, 1994: 81-87.
- [46] Kass M, et al. Snakes: Active Contour Models[J]. *International Journal of Computer Vision*.1988, 1(4): 321-331
- [47] K.Fukunaga and L.D. Hostetler. The estimation of the gradient of a density function with application in pattern recognition. *IEEE Trans. Information Theory*, 1975.21(1):32-40.

- [48] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE. 2000:142- 149.
- [49] Ralph Gross, Iain Matthews, Simon Baker, Active Appearance Models with Occlusion, Image and Vision Computing, 2006, 26(4): 593-604.
- [50] Stephen J. Krotosky, Mohan M.Trivedi, A Comparison of Color and Infrared Stereo Approaches to Pedestrian Detection, Proceedings of the 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Istanbul, Turkey, June,2007: 81-86.
- [51] Erik M.C., Mohan M.Trivedi, Hybrid Head Orientation and Position Estimation for Vision-based Driver Head Tracking, IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 2008.
- [52] Ming Yang, Bin Dong, Hong Wang, etc., Laser Radar Based Real-time Ego-motion Estimation for Intelligence Vehicles. IEEE Intelligence Vehicle Symposium, 2002: 44-51.
- [53] 黎梦莲, 王耀南, 耿倩等. 智能车辆安全监控系统的设计. 仪表技术, 2006, 06: 21-23.
- [54] Hong Cheng, Nanning Zheng, Chong Sun, and Huub van de Wetering, Boosted Crucial Gabor Features Applied to Vehicle Detection, International Conference on Pattern Recognition, Aug, 2006: 662-666.
- [55] Tie Liu, Jian Sun, Nanning Zheng, etc., Learning to Detect a Salient Object, International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June, 2007: 1-8.
- [56] Hong Cheng, Nanning Zheng, Xuetao Zhang, ect., Interactive Road Situation Analysis for Driver Assistance and Safety Warning Systems: Framework and Algorithms, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2007,8(1): 157-167.
- [57] Liu XM, Zhuang YT, Pan YH. A new approach to retrieve video by example video clip. In: Proceedings of ACM Multimedia.1999:41-44.
- [58] Wu Y, Zhuang YT, Pan YH. Content-Based video similarity model. In: Proceedings of the 8th ACM. Int. Multimedia Conf. on Multimedia, USA, 2000:465-467.
- [59] Jain AK, Vailaya A, Wei X. Query by video clip. ACM Multimedia Systems, 1999, 7(5):369-384.
- [60] Tan YP, Kulkarni SR, Ramadge PJ. A framework for measuring video similarity and its application to video query by example. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 1999).1999:106-110.
- [61] Zhuang YT, Liu XM, Wu Y, Pan YH.A new approach to retrieve video by example video clip. Chinese Journal of Computers, 2000, 23(3):300-305.
- [62] Chen LP, Chua TS. A match and tiling approach to content-based video retrieval. In: Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME 2001).2001: 417-420.

[63] Ngo CW, Pong TC, Chin RT. Video partitioning by temporal slice coherency. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2001, 11(8):941-953.

[64] Ngo CW, Pong TC, Zhang HJ. Motion-Based video representation for scene change detection. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 50(2):127-143.

发表文章目录

已录取文章目录

- **Yang Liu**, Zhenjun Han, Zhenkai Zhang, Jianbin Jiao. VIDEO-BASED HAZARDOUS EVENT DETECTION IN THE DRIVING ENVIRONMENT. International Symposium on Emergency Management, 2009:600-603.

致谢

回首三年硕士研究生学习生活，我经历了艰辛，付出了努力，在学业和生活上得到很多锻炼、成长与感悟。在毕业论文完成之际，由衷感谢这三年来曾经给予我帮助的老师、同学、家人和朋友。

首先，本课题的研究工作是在导师焦建彬教授的悉心指导下完成的。焦建彬教授从理论和实验方面给予了大量的、极其有益的建议和具体的指导，并在论文的撰写和审稿中倾注了大量的心血，他诲人不倦的精神和对我的谆谆教导，使我从恩师身上学到了不少可贵的东西，让我受益匪浅。此外，他还在生活和思想上关心我、照顾我，再次表示万分的感谢！尤其是恩师严谨的治学态度、积极的进取精神、平易近人的工作作风将使我终身受益。

其次，衷心感谢叶齐祥老师在三年的学习与生活中对我的极大帮助和支持，他渊博的专业知识和精益求精的动手能力，在理论学习和项目开发过程中给我提供了耐心的引导和帮助。

再次，特别要感谢同实验室的韩振军师兄和张立国师兄，他们在我的实验数据拍摄和论文撰写中，给予了我巨大的支持和帮助。感谢实验室的其他同学，他们的关心让我时刻感受到团体的温暖，以愉快的心迎接每一天。

最后，我要虔诚感谢亲爱的家人和挚友，他们的鼓励和安慰陪我度过了太多的难关，感谢他们始终理解我和支持我！对此，我铭记终生，必将以勤奋的工作、认真的生活回报大家！