

分类号: U491

密 级: 公开

档案号: 2017-06-03-085213-49-048

学 号: 1413031071

苏州科技大学

SUZHOU UNIVERSITY OF SCIENCE AND TECHNOLOGY

硕 士 学 位 论 文

(全日制专业学位)

论文题目: 基于视频检测的车辆变道轨迹识别
方法研究

学 生 姓 名: 史 颖

指导教师姓名: 邓 建 华

专业学位类别: 工 程 硕 士

专 业 领 域: 建 筑 与 土 木 工 程

研 究 方 向: 建 筑 经 济 与 管 理

二〇一七年六月

苏州科技大学硕士学位论文

(全日制专业学位)

基于视频检测的车辆变道轨迹 识别方法研究



学 生 姓 名： 史 颖

指导教师姓名： 邓 建 华

专 业 领 域： 建筑与土木工程

研 究 方 向： 建筑经济与管理

苏州科技大学土木工程学院

二〇一七年六月

Master Dissertation of Suzhou University of Science and Technology

Research on Vehicle Trajectory Recognition Method Based on Video Detection



Master Candidate: Shi ying

Supervisor: Deng jian hua

Major: Architecture and civil engineering

Research Area: Building economy and management

College of Civil Engineering

Suzhou University of Science and Technology

June, 2017

苏州科技大学学位论文独创性声明和使用授权书

独创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究作出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本声明的法律结果由本人承担。

论文作者签名： 史颖

日期： 2017 年 6 月 11 日

学位论文使用授权书

苏州科技大学、国家图书馆等国家有关部门或机构有权保留本人所送交论文的复印件和电子文档，允许论文被查阅和借阅。本人完全了解苏州科技大学关于收集、保存、使用学位论文的规定，即：按照学校要求提交学位论文的印刷本和电子版本；学校有权保留学位论文的印刷本和电子版，并提供目录检索与阅览服务；学校可以采用影印、缩印、数字化或其他复制手段保存汇编学位论文；同意学校用不同方式在不同媒体上公布论文的部分或全部内容。

(保密论文在解密后遵守此规定)

论文作者签名： 史颖 日期： 2017 年 6 月 11 日

指导教师签名： 郑永年 日期： 2017 年 6 月 11 日

学号：1413031071

学位论文答辩委员会名单

| | 姓 名 | 专业技术职务 | 现从事专业 | 工作单位、部门 | 签 名 |
|----------|-----|--------|-------|---------|-----|
| 主席 | 徐敏 | 副高 | 交通工程 | 中设设计集团 | 徐敏 |
| 委 员 | 朱从坤 | 正高 | 交通工程 | 苏州科技大学 | 朱从坤 |
| | 冯焕焕 | 副高 | 交通工程 | 苏州科技大学 | 冯焕焕 |
| 答辩 秘书 | 葛婷 | 其他 | 交通工程 | 苏州科技大学 | 葛婷 |

史颖 同学学位论文答辩成绩 88 ；

质量等级 良好 （分优秀、良好、合格和不合格四等）。

答辩委员会主席（签名）：徐敏
（单位公章）



2017 年 06 月 01 日

摘 要

道路交通事故已经成为一个社会公共安全问题,车辆违法变道作为引发交通事故的重要原因之一,越来越受到政府和社会各界的关注。高速公路机动车流量大,且行车速度较高,此时随意变更车道往往会造成极大安全隐患,引发交通事故。因此如何有效地检测和识别车辆违法变道轨迹,预防和减少交通事故造成的损失,已成为当今交通管理部门亟待解决的一项紧迫的任务。现阶段我国的车辆违法变道行为识别大都是通过交警现场观测或者对监控视频进行人工判读,这种方法既耗时又耗力并且检测精度较低。针对这些问题,本文提出的基于视频检测的车辆变道轨迹识别方法,可实现无监督状态下车辆随意变更车道行为的识别,该识别模型无需人工判读可直接通过视频检测对车辆变道行为进行判断。为打击不按规定车道行驶、随意变更车道以及高速公路占用应急车道等违法行为提供证据支持。

本文主要针对高速公路车辆变道轨迹进行研究,以视频处理技术为核心,利用运动目标检测、车辆识别与跟踪等方法提取视频中运动车辆,获得其运动轨迹并分析运动特征,提出一种基于视频检测的车辆变道轨迹识别方法。主要工作如下:

(1) 对视频图像预处理的相关算法进行研究,对图像灰度变换、平滑滤波、图像增强以及图像二值化等预处理技术及其相关算法进行比较分析,并通过实验验证,确定本文算法,为后续检测奠定基础。

(2) 采用背景减差法对运动车辆进行检测,针对高速公路车流量大的特点,选取高斯混合背景建模算法进行背景提取,建立边缘检测算子对图像进行运算以获取运动目标的边缘轮廓以及质心,然后采用暗影提取技术去除图像中的阴影。采用一种改进的稀疏子空间聚类算法对运动目标进行分类,实验证明,该算法能够准确地对场景中的目标进行分类。

(3) 采用 Hough 变换检测车道线,目标车辆的跟踪使用改进的形心跟踪算法和模板匹配算法。对运动车辆的轨迹进行提取,并计算已有车辆轨迹与车道线的距离,对车辆变道进行定义,通过车辆轨迹与车道线的距离的方差判断车辆轨迹是否发生违法变道。实验证明,该方法能有效地检测车辆变道轨迹,而且检测的精度和效率较高。

关键词: 视频检测, 稀疏子空间, 目标跟踪, 变道轨迹识别

Abstract

Road traffic accident has become a social public security problem. As one of the important causes of traffic accidents, vehicle illegal lane change has been paid more and more attention by the government and the community. Highway traffic flow is large, and the speed is high. At this time the random lane change will often cause great traffic safety risks, causing traffic accidents. Therefore, how to effectively detect and identify the illegal lane changing behavior of the vehicle, to prevent and reduce the loss caused by traffic accidents, has become an urgent task for the traffic management department. At present, China's vehicle illegal road behavior identification is mostly through the traffic police on-site observation or monitoring of video for manual interpretation. This method is time-consuming and laborious and low detection accuracy. In order to solve these problems, this paper proposes a vehicle lane change track recognition method based on video detection, which can realize the identification of random lane change behavior in the unsupervised state. The identification model can judge the behavior of the vehicle lane change directly through video detection without manual interpretation. To provide evidence for the fight against not driving the provisions of the lane, free to change the lane and the highway emergency lane occupancy and other illegal acts.

In this paper, we mainly study the behavior of expressway vehicle lane, take the video processing technology as the core, use the moving target detection, vehicle identification and tracking method to extract the moving vehicles of video, get their trajectory and analyze the movement characteristics, put forward a trajectory identification method based on video detection. The main work is as follows:

(1) The related algorithms of video image preprocessing are studied, and the preprocessing techniques such as image gray scale transformation, smoothing filtering, image enhancement and image binarization are compared and analyzed. The experimental results are verified by experiments. Lay the foundation for follow-up testing.

(2) The background reduction method is used to detect the moving vehicle. According to the characteristics of expressway traffic flow, the Gaussian hybrid background modeling algorithm is selected to extract the background, and the edge detection operator is used to calculate the image to obtain the edge contour of the moving target and the center of mass, then use the shadow extraction technology to remove the shadow in the image. An improved sparse subspace clustering algorithm is

used to classify the moving objects. The experiment proves that the algorithm can accurately classify the targets in the scene.

(3) The Hough transform is used to detect the lane mark and the target vehicle is tracked using the improved centroid tracking algorithm and template matching algorithm. The trajectory of the moving vehicle is extracted and the distance between the existing vehicle trajectory and the lane line is calculated. The vehicle lane is defined, to determine whether the vehicle illegal road behavior through the vehicle trajectory and the distance between the lane of the variance. Experiments show that this method can effectively detect the trajectory of vehicle lane, and the detection accuracy and efficiency are higher.

Key words: video detection, sparse subspace, target tracking, variable path trajectory recognition

目 录

| | |
|---------------------------|----|
| 摘 要..... | I |
| Abstract..... | II |
| 第一章 绪论 | 1 |
| 1.1 研究背景和意义 | 1 |
| 1.1.1 研究背景..... | 1 |
| 1.1.2 研究目的和意义 | 2 |
| 1.2 国内外研究现状 | 2 |
| 1.2.1 交通流视频检测技术发展现状 | 2 |
| 1.2.2 视频检测相关技术综述..... | 3 |
| 1.3 主要研究内容 | 5 |
| 1.4 技术路线..... | 6 |
| 第二章 视频图像预处理相关算法研究 | 8 |
| 2.1 图像数字化处理 | 8 |
| 2.2 常用颜色理论 | 8 |
| 2.3 图像预处理技术 | 10 |
| 2.3.1 图像灰度变换..... | 10 |
| 2.3.2 平滑滤波..... | 12 |
| 2.3.3 图像增强处理 | 14 |
| 2.3.4 图像二值化..... | 15 |
| 2.4 本章小结 | 18 |
| 第三章 运动目标检测 | 19 |
| 3.1 运动目标检测方法概述..... | 19 |
| 3.2 背景提取技术 | 21 |
| 3.2.1 均值和中值背景建模 | 21 |
| 3.2.2 高斯混合背景建模 | 23 |
| 3.3 边缘检测 | 25 |

| | |
|--------------------------|----|
| 3.4 暗影提取 | 29 |
| 3.5 改进的稀疏子空间聚类算法 | 29 |
| 3.5.1 稀疏子空间聚类算法概述 | 30 |
| 3.5.2 改进的稀疏子空间聚类算法 | 30 |
| 3.6 本章小结 | 33 |
| 第四章 车辆变道轨迹检测 | 34 |
| 4.1 车道线检测 | 34 |
| 4.2 车辆识别与跟踪 | 36 |
| 4.2.1 改进的形心跟踪算法 | 36 |
| 4.2.2 改进的模板匹配跟踪算法 | 38 |
| 4.2.3 运动目标轨迹获取 | 39 |
| 4.3 车辆变道轨迹识别 | 40 |
| 4.3.1 变道定义 | 40 |
| 4.3.2 变道判断 | 41 |
| 4.4 本章小结 | 44 |
| 第五章 结论与展望 | 45 |
| 参 考 文 献 | 47 |

第一章 绪论

1.1 研究背景和意义

1.1.1 研究背景

据相关部门统计,仅 2015 年,机动车保有量净增 1781 万辆,创历史最高水平,并且继续呈快速增长趋势,与此同时一系列交通安全问题也变得日益突出。从 2004 年到 2013 年,连续十年我国道路交通事故年死亡人数一直都超过 6 万人。2014 年,全国发生的道路交通事故数 196812 起,死亡人数 58523 人,道路交通事故万车死亡率 2.22。2015 年,全国发生的交通事故数和死亡人数虽然有所下降,但是仍处于较高水平,造成的经济损失高达数亿元。由此可见,道路交通事故早已成为一个社会公共安全问题,交通事故的研究越来越受到政府和社会各界的关注。要保障人们的出行安全,减少道路交通事故,则需要加强交通管理与控制;而实现可靠、高效的交通管理与控制需要耗费大量的人力与物力,此时,智能化的交通管理与控制系统显得尤为重要。实现智能化交通管理与控制很大程度上依赖于实时、可靠、准确的交通事件信息。

许多专家和学者开始不断探索研究,希望找到一种既能准备有效地检测和识别车辆异常行为,又能对交通事故的实时处理有显著效果从而防止二次事故的新技术,因此,逐渐开始开发各种先进的技术将人、车、路三者紧密地联系起来,随着各项技术的逐渐成熟,智能交通系统(简称 ITS)应运而生。美、欧、日是世界上智能交通系统开发应用的最早国家,目前已从对该系统的研究与测试转入全面部署阶段。经 30 余年发展,ITS 的开发应用已取得巨大成就。近年来,越来越多的国家开始着手大力地发展智能交通系统,以此来解决各种道路交通问题。智能交通系统通过对摄像机采集的视频图像进行分析和处理,得到交通事件、交通参数和交通状况等相关的交通信息,基于视频检测的交通信息采集方法成为当前智能交通系统范畴的一个热门研究。

目前常用的交通事件识别方法有两种:直接法和间接法。间接法采用模式识别或统计分析等方法根据线圈检测器获取的交通流参数变化来间接地识别交通事件。这类方法只适用于交通拥堵事件,且只能检测检测器设置的邻近区域,但是交通事件的发生主要由于违章逆行,违规导向,不按规定车道行驶,随意变更车道等引起的。此时,间接法对于此类的诸如违章停车、超速行驶、行驶压线、车辆随意变道、高速公路占用应急车道等特定交通事件识别则显得无能为力。早期对于车辆违法变道行为等此类交通事件的检测主要是由交警通过观看 DV 等

视频监控进行人工抓拍。这种方式能部分抓拍车辆违法变道行为从而处罚惩戒违章变道司机,能在一定程度上减少车辆违法变道行为,但是不能从根本上解决这个问题,因为人工抓拍不仅容易漏检,还耗费大量物力和人力,而且在晚间和休息时间等无人监控的时间段也缺乏监管力度。因此如何准确有效地检测车辆变道行为是预防和保障交通安全的一个重要手段。直接法是通过视频检测技术识别交通事件信息。基于视频检测的车辆违法变道轨迹识别方法能够为道路交通管理与控制提供全面、实时的交通状态信息,还具备直观性强、可靠性高、实时性好等优势,且可检测的范围广,因此能够实时有效地检测车辆违法变道轨迹,受到国内外学者的广泛关注。

目前基于视频检测的车辆违法变道轨迹识别方法的研究仍处于研究与测试的探索阶段,虽已取得一些成果,但在算法的复杂度以及技术实用性等方面也亟待进一步地改进以及更深入的研究。

1.1.2 研究目的和意义

基于视频检测的车辆变道轨迹识别,不仅能够实时有效地检测车辆变道轨迹,对于保障人身财产安全,减少社会经济损失,缓解交通延误和拥堵,完善城市智能交通建设等方面具有重要的意义。

现阶段我国的车辆违法变道行为识别大都是通过交警现场观测或者对监控视频进行人工判读,本文主要针对高速公路车辆变道轨迹识别进行研究,以视频检测相关技术为核心,利用运动目标检测及跟踪等方法提取视频中的运动车辆,获得运动轨迹并分析其运动特征,提出一种基于视频检测的车辆变道轨迹识别方法,可实现无监督状态下车辆随意变更车道轨迹的识别,该识别模型无需人工判读可直接通过视频检测对车辆变道行为进行判断。为打击不按规定车道行驶、随意变更车道以及高速公路占用应急车道等违法行为提供证据支持。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 交通流视频检测技术发展现状

目前,以视频检测为基础的车辆识别已成为众多学者关注的焦点。早在 1976 年,美国加州 Jet Propulsion 实验室首先提出了视频检测的概念,并开始进行计算机视觉相关技术及相应算法研究。1984 年,美国明尼苏达大学机器视觉与人工智能实验室研制出第一个应用到实践的基于视频的车辆检测系统,并成立了专门从事交通视频技术产品研发的 ISS (Image Sensing System, INC.)。三年后,第

一台原型机成功问世,之后几年,ISS 相继推出了 Autoscope2002、Autoscope2003、Autoscope2004 以及 AutoscopeSolo 等车辆检测系统,产品性能逐渐趋于成熟与完善,并在欧美众多国家广泛使用。目前,美国已经建立了完善的智能交通系统及其子系统。其他各国也在该领域开始大量的研究工作,英国雷丁大学研制开发出基于 3-D 模型实现对车辆跟踪的 VIEWS 系统;美国 PEEK 公司推出了在车辆检测与跟踪上具有优越性能的 Video Track 系统,并成功应用于实践。日本东京大学研制出基于视频检测的交通事故自动监控系统,并成功地应用在高速公路与隧道上。法国在 1996 年成立了最具代表性的 Citilog 公司,在视频交通检测方面做出了十分重要的贡献。该智能交通系统能够对交通流数据、交通参数等相关的交通信息进行实时采集,同时还可以实现交通事件的实时检测,并对交通实现辅助管理。进入 20 世纪 90 年代,视频检测技术产品日益成熟,美国 ITERIS 公司生产的 Iteris 系列交通检测产品、法国推出的 Citilog 系列产品、英国 Peek 公司生产的 Peek 系列产品以及比利时 Trafficon 公司推出的交通视频检测器均取得了不错的成果。目前,美、日、欧以其先进的技术及研究成果已成为世界上智能交通检测技术的三大主要研究基地。

随着我国交通需求的快速增长,交通拥挤问题的日益加剧,以及世界智能交通研究的持续推进,国内智能交通企业及相关国家相关部门越来越重视视频检测技术相关产品的开发与推广。目前,许多大型研究机构及公司投入了大量的人力财力进行研究并且已推出了相关产品。已研制开发出的 VS3001 交通检测系统可持续对交通流视频图像进行分析处理,进而获得道路交通流量信息。交通违章检测在闯红灯违章检测、违章超速检测、违章停车方面等方面已有一定的研究成果,而对于车辆违法变道检测的研究较少,目前国内还是通过人工观察监控视频的方法对车辆违法变道进行检测,消耗大量人力和物力,且漏检率较高。基于视频检测的车辆变道检测能大大提高检测效率,且能节约大量人力物力,许多科研院所和公司企业都在积极参与这方面的理论研究及系统产品开发。

1.2.2 视频检测相关技术综述

(1) 运动目标检测

光流场法^[20]、帧差法^[21]以及背景差分法^[22]是目前常用的三种运动目标检测方法。光流场法精度较高,但计算量较大,无法满足实时检测的要求;帧差法能够有效地检测到运动目标,容易漏检运动速度较慢的目标而造成目标“中空”的现象;背景差分法是目前运动目标检测中最常用的方法,其检测精度和效率较高。针对背景模型,大多数研究集中在如高斯模型^[23]、高斯混合模型^[24-25]等方法的背

景表达与更新方面。均值法^[25]将每个像素点时间序列上的平均值作为图像的背景像素值,这种方法对于前景存在较少运动目标的图像序列较为有效,在前景目标较多的情况下误差较大;中值法^[26]将图像背景像素值看作每个像素点时间序列上的中值,但只对前景中目标较少且覆盖率小于 50% 的场景有效。在实际场景检测中,容易受到周围环境、天气等因素的干扰,图像的背景会不断变化。对于实时变化的背景,仅依靠背景初始化算法,将导致前景目标检测失效。自适应的背景表达与模型更新逐渐成为众多专家学者的研究重点。**Richard**^[23]利用单高斯模型对固定场景的背景进行更新,但该模型对像素多高斯分布状态无效;**Stauffer**^[24]将光线等环境因素的变化看作背景噪声,采用高斯混合模型能够有效地对背景进行表达,只适用于目标持续运动的状况,对目标静止的场景误差较大;**Ridder**^[27]利用卡尔曼滤波模型对像素值波动情况进行跟踪,但该模型无法处理像素多高斯分布的状态,且背景更新较慢;雷波^[28]提出了基于复杂场景下的背景提取和更新模型;为有效地排除低速或静止目标对背景模型建立的影响,王国林^[29]在其基础上建立了基于传感器融合的背景更新方法,该模型对检测线阈值的选取和确定无法预知和测算。

(2) 运动目标识别与跟踪

Kollert^[30]采用 3D 运动模型对运动目标进行识别,该模型运算复杂,无法满足实时性的要求;**Rad**^[31]通过提取车辆类型和流量等交通参数,根据车辆轮廓等形态学特征采用卡尔曼滤波和背景差分技术对车辆进行识别,这种方法对运动目标的平移过程中误差较大;**Lipton**^[32]根据连续图像帧之间的像素差异来检测运动目标,并使用时间的一致性约束对这些目标进行分类,采用时间序列差异和模板匹配的组合对运动目标进行跟踪,未考虑物体的比例对目标特征稳定性的影响;**Ma**^[33]等人提出了一种 SIFT 算子对运动车辆进行识别,该算子具有平移不变性的特征,但容易受到周围环境以及运动目标的状态影响。运动目标跟踪算法要求效率高、可靠性和鲁棒性强。国内外学者对运动目标跟踪进行了广泛大量的研究,目前有基于轮廓、基于区域以及基于特征点三种主要的跟踪模型。**D. Koller**^[34]采用 3D 方式构建一种三维车辆跟踪模型,跟踪效果理想,但算法复杂,实时性差;**B. Coifman**^[35]采用基于车辆角点的目标跟踪算法,该方法易受光线及噪声的影响和干扰;**Paragios**^[36]对车辆的跟踪主要通过建立一个基于梯度下降法最小化定义的目标函数,找到一组三个主要属性的最小长度曲线:具有规则和平滑特性、对边界吸引、基于区域信息创建最优分区,但初始轮廓曲线获取困难,易受目标状态变化的影响;**Stauffer**^[37]采用聚类算法对运动目标进行跟踪,只适用于无遮挡情况下运动目标的跟踪。林培群^[38]对目标遮挡的问题进行研究,但算法较为复杂,实时性较差,无法广泛应用。

(3) 目标轨迹识别

国内外学者针对运动目标轨迹的识别进行了相关研究并取得了一定进展。Zhang^[41]等人提出了一种基于轨迹序列分析的通用规则归纳框架来学习交通事件规则,首先对车辆轨迹的运动模式进行提取,将跟踪系统获取的轨迹放入到表示运动对象的一些基本运动模式的一组原始事件库中。然后采用基于最小描述长度(MDL)原理的语法归纳算法从原始内容序列中推导车辆运动的规则。与之前的基于语法规则的事件识别相比,规则全部定义为手动,实现自动学习事件规则;Amer^[42]通过构建运动轨迹和目标特征的无监督学习模型,提出了一种用于学习异常事件活动和预测图像序列中目标运动模式的新方法;W.Hu^[43]等人采用模糊自组织神经网络的方法对轨迹空间模式学习进行建模,将基于模糊集理论的方法和批量学习方法引入到网络学习过程中,需要大量的数据学习参数,学习速度较慢;Johnson^[45]等人提出了一种基于统计学的物体轨迹模型获得轨迹数据,从中学习典型轨迹分布的模型。Buzan^[44]使用轨迹聚类算法对轨迹进行分组,提出了一种基于最长公共子序列的运动轨迹聚类方法;Piciarelli^[46]等人基于检测可能与异常事件相关联的不常见特征模式,通过与描述先前获取的数据“正态模型”进行比较来识别不常见的模式,提出了基于单级支持向量机的轨迹聚类异常事件检测方法,可自动对训练数据中异常轨迹数进行先验估计,但该方法需提供的样本数据较多,且样本数据的种类决定了轨迹聚类的数目,因此无法完整地呈现交通目标的真实运动模式。传统的聚类分析方法局限于样本空间的凸出形状,样本不凸出时,传统聚类算法将陷入局部最优解。近年来,基于谱聚类的聚类方法受到广泛关注。谱聚类与传统的聚类算法相比,克服了传统聚类算法的局限性,它能在不凸出的样本空间上聚类且收敛于全局最优解。谱聚类算法利用数据点间的信息建立相似性模型进行数据的聚类分析。Elhamifar^[48]等通过子空间的稀疏特征提出了一种稀疏子空间聚类算法,该算法通过构建稀疏矩阵,并应用到一个谱聚类算法中,从而得到聚类数据,并将其应用到图像分割和运动识别里面。本文在此基础上,对稀疏子空间聚类算法进行改进,进一步提高聚类的效率。

1.3 主要研究内容

本文针对高速公路固定摄像头的特定场景,分析了视频监控中车辆变道轨迹识别方法,对视频检测中关键技术进行对比分析,总结各算法的特点及适用场合,实现了基于视频检测的车辆变道识别。文章主要内容如下:

(1) 主要介绍了车辆随意变道的危害性和进行车辆变道识别的必要性,以及论文研究背景、目的和意义。针对智能交通系统的发展历程以及国内外视频检

测关键技术的研究现状进行综述，阐述了论文的主要工作内容，最后给出了论文的技术路线。

(2) 视频图像预处理相关算法研究。介绍了数字图像处理技术及其相应的颜色空间模型，接着对图像预处理技术做了详细重点介绍，包括图像灰度变换、平滑滤波处理技术以及图像增强技术。详细介绍了类间最大方差算法(Otsu)（全局阈值方法）与均值标准差算法（Sauvola）（局部阈值方法）等阈值分割算法。最后通过实验对各算法进行比较分析，确定本文算法，为后续检测奠定基础。

(3) 运动目标检测。对几种常用的目标检测算法的原理和特点进行介绍，并采用背景差分法对目标进行检测。对均值背景建模和中值背景建模以及高斯混合背景建模三种背景提取技术的建模方法进行了较为详细的介绍，并通过实验比较三种建模方法的优缺点以及适用场合，针对高速公路车流大的特点选取高斯混合背景建模技术。建立边缘检测算子对图像进行运算以获取运动目标的边缘轮廓以及质心，然后采用暗影提取技术去除图像中的阴影。采用一种改进的稀疏子空间聚类算法对运动目标进行分类，实验证明，该算法能够准确地对场景中的目标进行分类。

(4) 车辆变道轨迹检测。主要对车辆变道轨迹识别相关算法进行较为详细的介绍。结合高速公路视频的特性，采用了改进的形心跟踪算法和模板匹配算法对目标车辆进行跟踪，并对运动车辆的轨迹进行提取，通过实验证明了算法的可靠性。对车辆变道进行定义，通过计算已有的车辆轨迹与车道线的距离的方差来判断车辆是否发生违法变道行为。实验结果表明，该算法能有效地识别车辆变道轨迹，且算法简单，效率较高。

1.4 技术路线

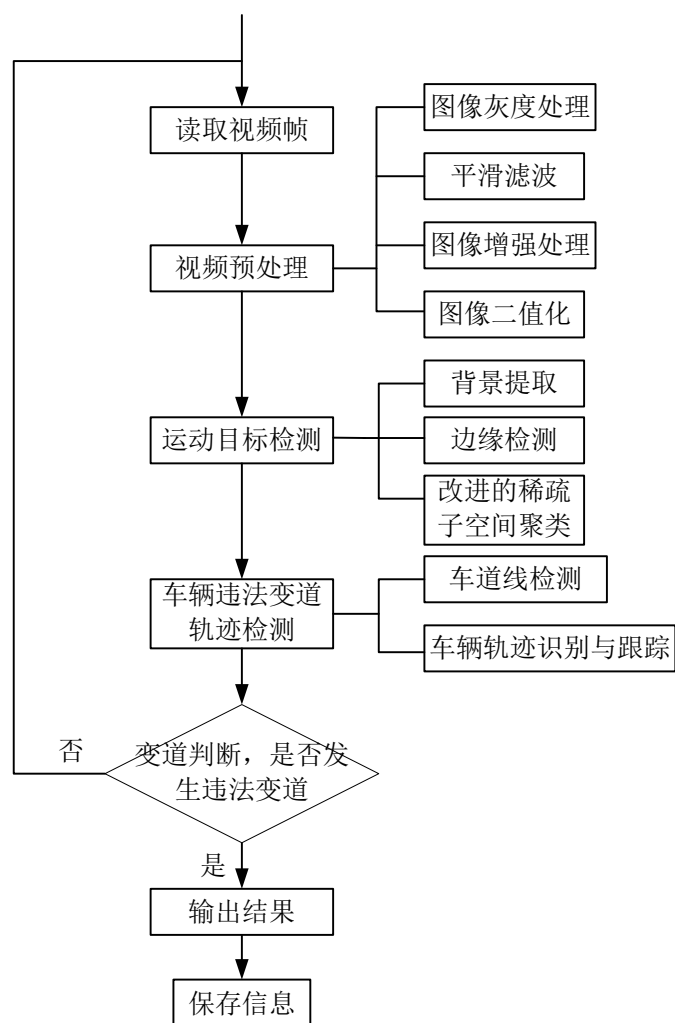


图 1-1 技术路线

第二章 视频图像预处理相关算法研究

2.1 图像数字化处理

图像数字化是经过图像处理技术后将一系列连续的模拟信号,转换为一连串离散的数字信号。要在计算机中处理图像,必须先把真实的图像通过数字化处理转变成计算机能够接受的显示和存储格式,然后再通过计算机对其进行分析处理。

2.2 常用颜色理论

在图像的处理与显示过程中,需要建立颜色模型来正确地使用颜色。人的眼睛所能感知到的物体颜色是由物体的反射光的特性所决定的。对颜色机理的研究至今已有很多假设学说被提出来,其中最具有说服力的假说要属三原色学说。目前应用较为广泛的颜色模型有 RGB、HSV、YUV 三大颜色模型。目前没有哪一种颜色模型能够解决所有颜色问题,因此在实际应用中,应根据具体问题来确定具体的简单而有效的颜色模型。下面对三大类颜色空间模型做一个简单的分析和比较。

(1) RGB 颜色空间模型

自然界的各种颜色都能够以红、绿、蓝三色光为三基色,按照不同的比例混合而成。因此,在 RGB 颜色空间中,每个颜色都可以用公式表示:

$$C = K_R \times R + k_G \times G + K_B \times B \quad 2.1$$

其中, C 表示某种具体的颜色, k_R 、 k_G 、 k_B 分别表示 R、G、B 对应的比例权重。

RGB 颜色模型通常采用一个单位立方体来表示,这个模型基于笛卡儿坐标系,3 个轴分别为 R, G, B, 如图 2-1 所示。黑色为 (0, 0, 0), 白色为 (1, 1, 1)。立方体中各点所对应的颜色可以用从原点到该点的矢量来表示,颜色数量总共可以达到 2^{24} 种。

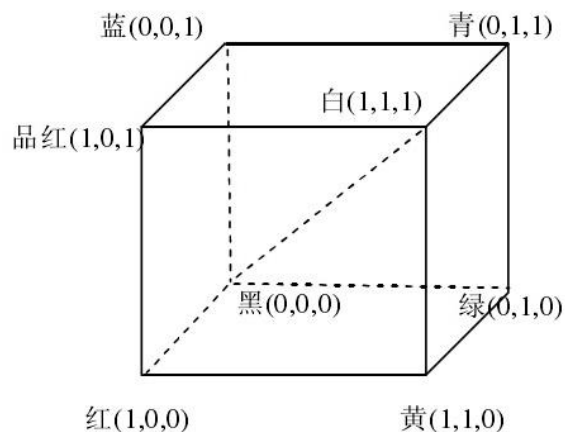


图 2-1 RGB 颜色空间模型

(2) HSV 颜色空间模型

在 HSV 模型中, 亮度(V)表示物体的明亮程度, 与物体的发光强度有关。色调(H)是颜色的基本特性, 反映颜色的种类, 表示不同种波长的彩色光。饱和度(S)表示颜色的深浅程度, 对于同色调的某一彩色光, 掺入白光越多表示饱和度越高。通常色度指的是色调和饱和度。

HSV 模型与 RGB 立方体的三维表示方式不同, 但是前者从后者演化得到。如图 2-2 所示, 在六棱锥中, 饱和度和亮度分别从六棱锥的水平轴和垂直轴测量, 范围从 0 到 1 变化, 顶点表示黑色; 与水平轴之间的夹角表示色度, 取值为 0 到 360 度。

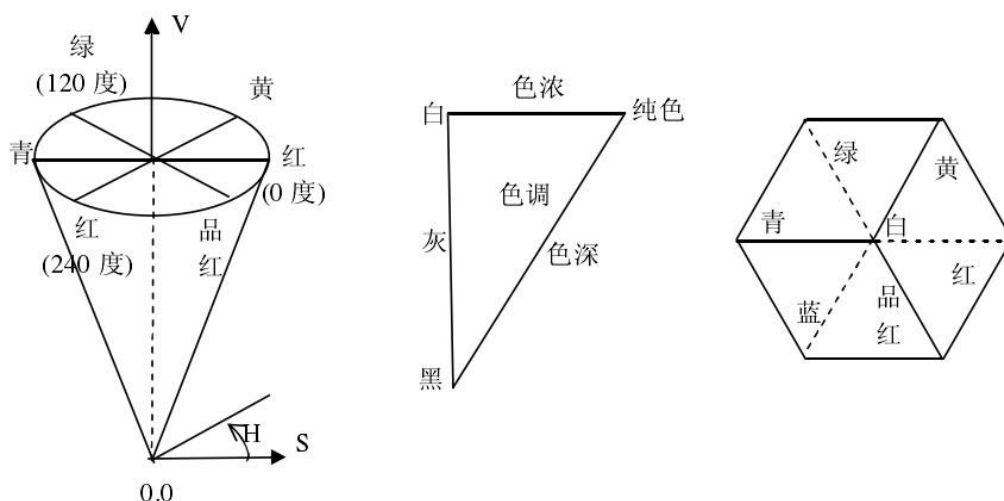


图 2-2 HSV 颜色空间模型

HSV 模型的三维表示是由 RGB 演变而来, 两者可以相互转换, 转换公式如下:

$$V = \max(R, G, B) \quad 2.2$$

$$S = \begin{cases} [V - \min(R, G, B)] / V, V > 0 \\ 0, V = 0 \end{cases} \quad 2.3$$

$$H = \begin{cases} 60(G - B) / SV, V = R \\ 60(2 + (B - R) / (SV)), V = R \\ 60(4 + (B - R) / (SV)), V = R \\ 0, V = 0 \\ H + 360, H < 0 \end{cases} \quad 2.4$$

(3) YUV 颜色空间模型

YUV (亦称 YCrCb) 颜色模型多用于多媒体技术中, 其基本特征是亮度信号 Y 和色度信号 U、V 是分离且相互独立的, 可以对亮度信号 Y 和两个色差信号 R-Y (即 U)、B-Y (即 V) 三号信号分别单独进行编码, 黑白灰度图像表示只有 Y 分量, 而 U、V 信号分量为零。彩色电视信号中采用 YUV 颜色空间一方面是因为它兼容黑白电视, 另一方面是能够实现压缩, 方便传输。

YUV 颜色模型与 RGB 模型进行转换的公式如下:

$$\begin{cases} Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ U = -0.147R - 0.289G + 0.436B \\ V = 0.615R - 0.515G - 0.100B \end{cases} \quad 2.5$$

不同的颜色空间用三个不同属性加以描述, 从不同的角度去衡量同一个颜色对象, 被描述的颜色本身是客观的。颜色空间模型转换是根据图像处理的需要, 把一个颜色模型空间转换到另一个所需要的颜色模型空间中去。因此, 需要根据我们所需要的有效特征来正确地选择颜色空间模型。

2.3 图像预处理技术

各类图像通常在传送和转换 (如成像、复制、传输以及显示) 过程中总要造成一定程度的质量损失。从视频中抓取的关键帧, 由于图像环境复杂, 检测目标不突出, 则可以采用适当的图像预处理过程, 有利于提高其后目标的精度和鲁棒性。

2.3.1 图像灰度变换

图像灰度化就是使图像的 RGB 模型中 R=G=B 的过程。系统往往对实时性

要求比较高,而对彩色图像直接处理起来十分复杂,所以图像灰度化是图像预处理过程中一个必要的步骤。灰度变换方法很多,包括最大值法、平均值法、加权平均值法、颜色通道法,下面介绍几种方法。

(1) 最大值法: 取各通道分量中的最大值作为图像的灰度值, 即:

$$R = G = B = \max(R, G, B) \quad 2.6$$

(2) 平均值法: 取三个通道分量的平均值作为图像灰度化处理后的结果, 即:

$$R = G = B = (R + G + B) / 3 \quad 2.7$$

(3) 加权平均值法: 对三个通道分量按重要性分别分配不同的权值, 计算三个分量的加权平均值作为图像的灰度值。即:

$$R = G = B = (W_R R + W_G G + W_B B) / 3 \quad 2.8$$

实验表明, 较合理的灰度图像的加权系数取值分别为 $W_R=0.30$, $W_G=0.59$, $W_B=0.11$ 。

(4) 颜色分量法: 把彩色图像的三个通道分量的亮度分别作为图像的灰度值, 然后根据实际场景选取一种灰度图像。

以下是利用颜色分量法、平均值法、加权平均值法得到的图像灰度化处理后的实验结果及其分析。



(a) 原图



(b) 颜色通道-R 通道



(c) 颜色通道-G 通道



(d) 颜色通道-B 通道



(e) 平均值法

(f) 加权平均值法

图 2-3 灰度化处理结果

由图可见，图（d）颜色分量法 G 通道生成的图像相对于其它两个分量亮度最高；图（e）平均值法生成的图像亮度降低，然而图像更加柔和；图（f）加权平均值法灰度化后所得的图像效果相对最理想，并且加权值可以根据相应需求来设置，且更符合实际应用的需要，本文亦采用此法进行灰度处理。

2.3.2 平滑滤波

由于图像传感器易受各种因素的影响，因此采集的视频图像在数字化和传输过程中会产生很多噪声，传输信道的干扰是图像在传输过程受到噪声污染的主要原因。

在复杂交通环境条件下也会受到其它大气因素的干扰而产生噪声。根据噪声的统计分布特征，典型的噪声有：瑞利噪声、高斯噪声、以及其他随机分布噪声等，往往这些噪声会影响处理过程及结果。椒盐噪声和高斯噪声是常见的两种噪声。椒盐噪声往往由图像分割引起。中值滤波主要用于去除脉冲干扰级的椒盐噪声。高斯噪声服从高斯分布，主要是由随机信号的干扰而产生的。原始图像由于各方面原因通常会叠加噪声，这部分噪声属于图像内在噪声同样不可忽略。在图像处理之前，应将这部分噪声去除，以达到理想的检测效果。

图像平滑主要利用图像数据的冗余性抑制图像噪声，会造成图像中明显的边缘变模糊的问题，因此，在考虑平滑方法时，要求能够保留图像的边缘、特征等重要信息。

滤波去噪方法主要有两种：空域法和频域法。消除传感器噪声的空间域滤波方法主要有均值滤波、中值滤波、直方图滤波等；三帧等时间域的滤波方法主要用于消除场景瞬时的环境噪声。频域法的算法较为复杂，一般采用空域法来保证实时性。任何去噪方法在去噪的同时都会对图像的质量产生或多或少的影响，使图像变得模糊。因此，需根据实际情况选择合适的去噪方法。

本节主要介绍高斯滤波和中值滤波两种滤波平滑方法。

1. 高斯滤波

高斯滤波的基本原理是用其本身和邻域内的其他像素值经过加权平均后替换原图像中各像素点的值，并使模板中心点的像素值等于该加权平均值。高斯滤波作为一种广泛使用的滤波操作，能有效地去除噪声，但处理效率不高。高斯平滑也会用于视频图像预处理阶段来增强图像效果。高斯函数的傅立叶变换也是高斯函数，因此高斯模糊对图像相当于一个低通滤波操作。

高斯滤波器作为一种线性平滑滤波器，其权值的选取是通过高斯函数的形状来确定，能有效地抑制服从正态分布的噪声。其高斯分布函数公式为：

$$G(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad 2.9$$

其中，高斯函数的宽度通过高斯分布参数 σ 来选取。图像处理的平滑滤波器通常使用二维零均值高斯函数。二维高斯函数公式为：

$$G_0(x, y) = Ae^{-\frac{(x-\mu_x)^2}{2\sigma_x^2} - \frac{(y-\mu_y)^2}{2\sigma_y^2}} \quad 2.10$$

2. 中值滤波

中值滤波是类似于卷积的一种邻域运算，但与高斯滤波不同，它计算时不是加权平均求和，而是用数字图像序列中某点的一个邻域中各点灰度值的中值来代替该点的值，通过将周围灰度值的差较大的像素点替换为与周围像素值相近的某个值来消除孤立的噪声点。中值滤波将图像区域边缘的灰度值变化较大的高频分量滤除来实现图像平滑的目的，但同时也影响了低频分量。中值滤波既能抑制脉冲的干扰去除高频噪声，又能将保持图像轮廓的清晰度，且在实际应用过程中无需图像统计特征。

中值滤波通常选取含有奇数个像素点的滑动窗口，并用滑动窗口各点灰度值的中间值来替换噪声点的灰度值。对于奇数个像素元素，中值指的是按照大小顺序排列后的中间值；对于偶数数量的像素元素，中值指的是按大小排序后中间两个元素的平均灰度值。中值滤波是一种典型的低通滤波器，主要用来抑制和滤除脉冲噪声，消除尖波干扰噪声的同时还能有效地保护图像的边缘特征。中值滤波的公式如下：

$$g(x, y) = \text{Med}\{f(x - k, y - l), (k, l) \in W\} \quad 2.11$$

其中， $g(x, y)$ 表示处理后的图像灰度值， $f(x, y)$ 表示原来图像的灰度值， W 为二维模板。中值滤波的窗口尺寸的选取和形状的设计直接影响滤波效果，应根据实际场景选取不同的形状和尺寸。常用滤波器有三种：十字形中值滤波器、 $N \times N$ 中值滤波器以及 $N \times N$ 最大值滤波器。

以下是高斯滤波和中值滤波两种方法处理后的实验结果及其分析。

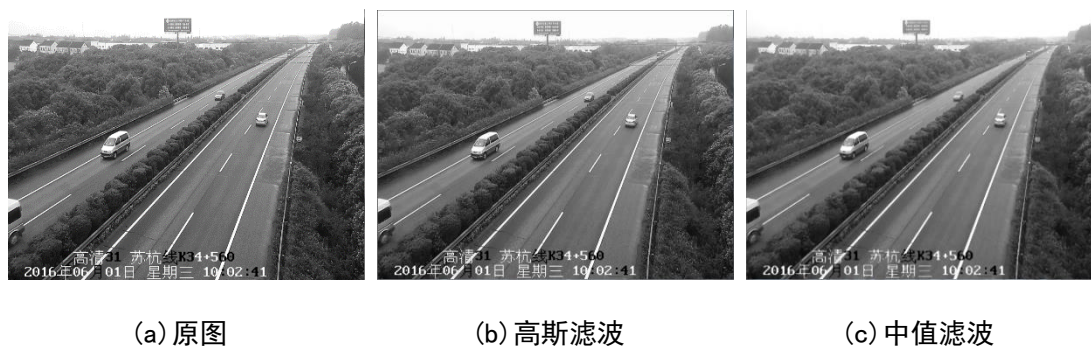


图 2-4 平滑滤波处理效果图

高斯滤波对服从正态分布的噪声特别有效，适用于消除高斯噪声，但是高斯滤波对图像边缘点也进行加权平均处理，导致图像的清晰度降低，所以在要求明显物体边缘特征的场合下不适用，但是其算法相对简单，适用于要求较高实时性的场景。中值滤波是目前最常用的数字图像预处理技术，由图可见，中值滤波不仅能有效地抑制各种噪声，还对保护图像尖锐的边缘特征有良好的效果，但中值滤波的算法较为复杂，导致运算速度较慢。

2.3.3 图像增强处理

现实生活中的图像质量通常不尽如人意，常常会有各种因素影响图像处理的效果。例如，图像的失真、变形，目标的边缘特征模糊不明显以及图像上出现孤立突出的黑白点等，所以需采用图像增强技术来改善图像质量。

如果一幅图像像素均匀分布且占有很多灰度级，那么这个图像的数据信息量最大，并且有较高的清晰度和对比度以及多样的灰度色调。直方图均衡化是通过调整输入图像的直方图信息达到改善图像效果的函数变换。它的基本原理是展宽画面中像素个数较多的灰度值，归并压缩画面中像素个数较少且作用较小的灰度值，从而提高图像的对比度和增大图像的灰度色调变化的范围，以使画面更加清晰。

直方图均衡化首先假设两个函数 $g(x,y), f(x,y)$ 分别表示处理后的图像和原图像的灰度，其中， $x = 1, 2, \dots, M; y = 1, 2, \dots, N$ 。将原灰度 f 在 (x,y) 处映射为 g 。在实际变换处理时，一般先对图像灰度数据信息进行分析统计，计算出最初的灰度直方图，然后由算好的累积灰度直方图分布情况求出 f 到 g 的映射关系，重复计算直到求出所有 f 到 g 的映射关系，然后对原图像中的各点像素进行灰度转换，增强图像的质量。

以下是经过直方图均衡化得到的图像与原图像的对比效果图以及结果分析。



图 2-5 直方图均衡化效果图

图 (a) 是处理前的原图像，整个图像较柔和且不太清晰，画面较暗；图 (b) 是直方图均衡化处理后的图像，由图可见整个图像无论前景还是背景亮度和对比度都明显增强，图像的细节变得更加清晰，层次感也更强，处理后的图像十分逼真地再现了视频中的场景。

2.3.4 图像二值化

图像分割的目的是将目标和背景分离，为后续图像识别、分类和检索作准备，图像处理过程中最关键的技术之一。图像阈值分割根据图像中运动目标与背景灰度值的差异来选取合适的阈值，将图像不同灰度级的像素点根据该阈值划分为前景和背景两类区域，进而得到所需要检测的目标，并产生相应的二值图像，目前该方法是最常用的一种图像分割方法。阈值分割能很大程度地简化后期的分析和处理过程，还能大量压缩数据，减小存储容量。

图像二值化处理（也就是阈值分割）的基本原理是设定某一阈值 T ，可以用阈值 T 将图像的数据信息分成两部分：大于阈值 T 的像素点归为前景；小于阈值 T 归为背景。设输入图像为 $f(x, y)$ ，输出图像为 $f'(x, y)$ ，则

$$f'(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) > T \\ 0, & f(x, y) \leq T \end{cases} \quad 2.12$$

或

$$f'(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) \leq T \\ 0, & f(x, y) > T \end{cases} \quad 2.13$$

其目的主要为了求一个阈值 T ，并用 T 将输入图像 $f(x, y)$ 分成背景和前景两部分，由此可见，阈值的选取直接决定图像分割的效果。

常用的阈值分割方法有两种：全局阈值方法和局部阈值方法。其中，类间

最大方差算法(Otsu)是全局阈值的代表, 均值标准差算法 (Sauvola) 则是局部阈值方法的标杆。

(1) Otsu 算法

Otsu 法即类间最大方差法, 它是通过比较方差的分布来设定阈值。其具体步骤如下:

1) 根据公式 $F_i = \frac{N_i}{N}$ ($i = 0, 1 \dots 255$) 求图像序列中所有像素点的分布概率

$F_1, F_2, F_3 \dots F_i$, 其中, N 为总像素个数, N_i 是灰度值为 i 的像素个数。

2) 初始阈值设为 $T = T_0$, 根据该阈值将图像序列分为两类 C_1 、 C_2 。

3) 分别计算 C_1 、 C_2 的均值和图像序列总均值:

$$\mu_i = \frac{1}{N_{C_i}} \sum_{(x,y) \in C_i} f(x, y) \quad (i = 1, 2) \quad 2.14$$

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f(x, y) \quad 2.15$$

4) 计算 C_1 、 C_2 发生的概率 P_1 、 P_2 。

5) 计算类间方差。

$$\sigma = F_1 \cdot (\mu_1 - \mu)^2 + F_2 \cdot (\mu_2 - \mu)^2 \quad 2.16$$

6) 选取最佳阈值 $T = T'$, 使得其满足上式使得类间方差 σ 最大。

(2) Sauvola 算法

Sauvola (均值标准差) 算法是一种考虑局部均值亮度的图像二值化方法, 该方法能有效地解决全局阈值方法中光照不均导致二值化图像不理想的问题。Sauvola 算法根据当前像素点邻域内的灰度均值与标准差来动态地计算该像素点的阈值。

假设当前像素点坐标为 (x, y) , 以 (x, y) 为中心的领域为 $r \times r$, $g(x, y)$ 表示该像素点的灰度值, 则 Sauvola 算法的实现步骤为:

1) 计算 $r \times r$ 邻域内的灰度均值 $m(x, y)$ 与标准差 $s(x, y)$

$$m(x, y) = \frac{1}{r^2} \sum_{i=x-\frac{r}{2}}^{x+\frac{r}{2}} \sum_{j=y-\frac{r}{2}}^{y+\frac{r}{2}} g(i, j) \quad 2.17$$

$$s(x, y) = \sqrt{\frac{1}{r^2} \sum_{i=x-\frac{r}{2}}^{x+\frac{r}{2}} \sum_{j=y-\frac{r}{2}}^{y+\frac{r}{2}} (g(i, j) - m(x, y))^2} \quad 2.18$$

2) 计算像素点(x,y)的阈值 $T(x,y)$

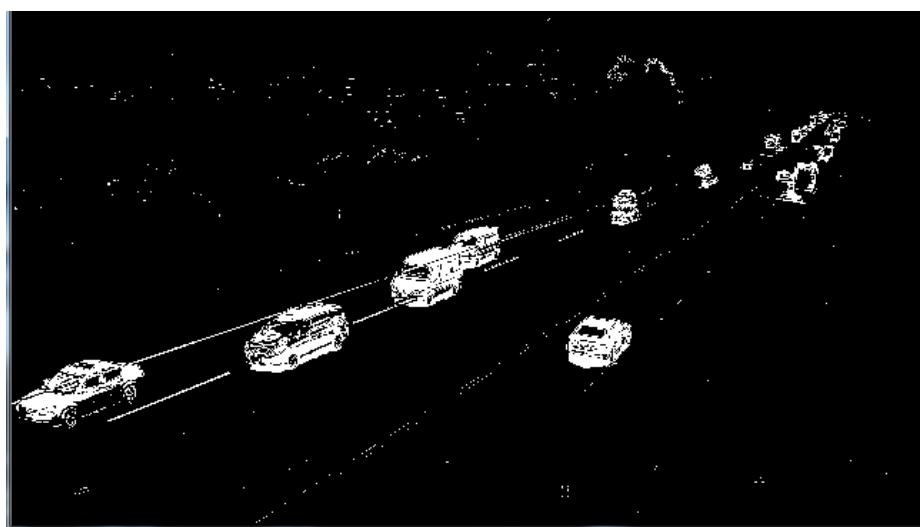
$$T(x, y) = m(x, y) \left[1 + k \left(\frac{s(x, y)}{R} - 1 \right) \right] \quad 2.19$$

其中, R 是标准方差的动态范围, 若当前输入图像为 8 位灰度图像, 则 $R=128$; k 是使用者自定义的一个修正系数, k 的取值对算法的结果影响不显著, 一般来说, $0 < k < 1$ 。

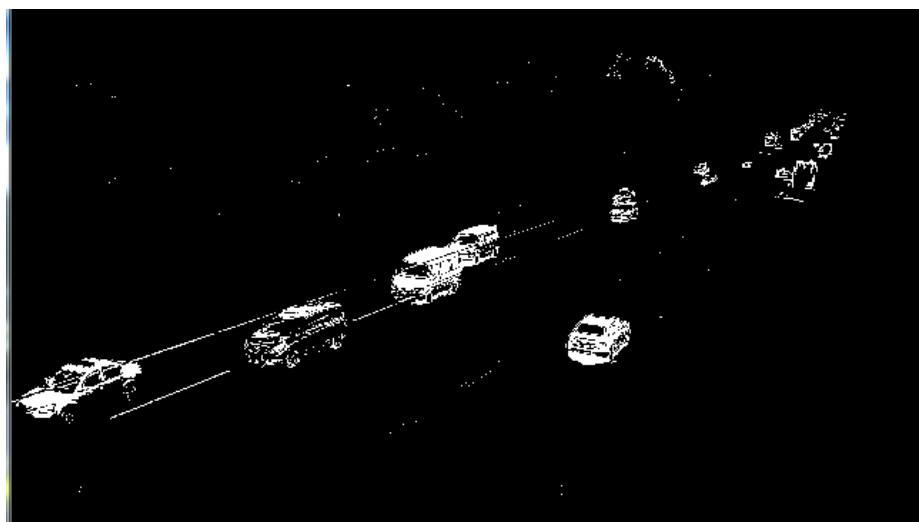
以下是两种方法的实验结果及其分析。



(a) 原图



(b) 二值化实验-Otsu



(c) 二值化实验-均值标准差

图 2-6 阈值分割比较

其中，图（a）为原始帧图像，图（b）为类间最大方差法（OTSU）的二值化效果图，图（c）为均值标准差算法（Sauvola）二值化效果图，对比实验结果表明，类间最大方差算法（OTSU）二值化的图像存在很多噪声，并且二值化后的图像局部模糊，不够精确。均值标准差（Sauvola）二值化算法比类间最大方差法（OTSU）二值化效率更高，分割的图像更加准确，并且能够很好地解决光照不均匀产生的影响。但在图像尺寸比较大时，运用均值标准差（Sauvola）算法计算图像积分时计算值会超出图像积分存储量的数据类型，造成变量溢出。

2.4 本章小结

本章首先对数字图像处理技术进行简单介绍，并对几种颜色空间模型的原理及应用进行分析，接着对图像预处理技术做了详细重点介绍，从图像灰度变换到高斯滤波和中值平滑滤波方法去噪实验结果对比以及图像增强技术处理。分析了图像分割中的阈值分割算法的原理，详细的介绍了类间最大方差算法(Otsu)（全局阈值方法）与均值标准差算法（Sauvola）（局部阈值方法），对两者的实验结果进行分析，总结出各自的特点。

第三章 运动目标检测

3.1 运动目标检测方法概述

在视频序列中准确地检测出运动目标是视频检测系统的重要研究内容,而要完成这个目标,最基本也是最核心的就是准确地将车辆从视频图像序列中分割出来,这是视频检测系统后续处理的基础。

有效地提取出图像序列的运动区域是运动目标检测的关键,然而,运动目标检测往往会受到背景图像动态变化(如天气、影子、光照等)的干扰。光流法,帧差法以及背景差分法是目目前最常使用的三种运动目标检测算法。

(1) 光流法

光流场是一种二维瞬时速度场,该速度场是由于像素点在图像序列上的运动而产生的。光流法的基本原理是:给图像运动场内的各个像素点都赋予一个带方向的速度矢量,将图像上的点投影到一个三维物体上,根据每个像素点的速度特征,来分析图像的动态变化。若整个图像区域的光流矢量变化连续,则图像中不存在运动目标;反之,则说明运动目标和图像背景存在相对运动,从而检测出运动目标在图像中的位置。

其基于的两个基本假设是:任何运动物体由 t 时刻位置 (x,y) 运动到 $t+1$ 时刻位置 $(x + \Delta x, y + \Delta y)$ 的过程中,它的亮度是不变的;图像相邻像素点之间具有相似的运动方式。光流法约束表达式:

$$I_x \mu + I_y v + I_t = 0 \quad 3.1$$

其中, $\mu = \frac{dx}{dt}$, $v = \frac{dy}{dt}$ 分别表示该点的光流沿 x,y 方向上的分量; $I(x,y)$ 表示

像素点 (x,y) 在时刻 t 的灰度像素值, $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$, $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$, $I_t = \frac{\partial I}{\partial t}$ 分别表示

灰度值 I 对 x,y 和 t 的偏导数。光流法无需预先知道场景的任何信息,便可检测独立运动的目标,但其运算复杂,耗时较长,若没有特殊的硬件支持,将很难实现实时监测,且该算法对噪声比较敏感。

(2) 帧间差分法

帧差法的基本原理是将图像序列中相邻两帧图像对应像素点的灰度值做差,若没有运动目标经过,则对应像素点的灰度差值很小;反之灰度差值很大。步骤分两步,首先对相邻两帧图像序列(第 k 帧、第 $k+1$ 帧)做差得到一个二值差分

图像 $D(x,y)$, 若该差值大于阈值 T , 则认为该位置存在目标, 反之则认为是背景。具体公式如下:

$$D(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } |f_{k+1}(x, y) - f_k(x, y)| > T \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad 3.2$$

其中, T 为充分二值化阈值, 0 表示前后未变化的地方, 1 表示变化的地方。流程图如下所示:

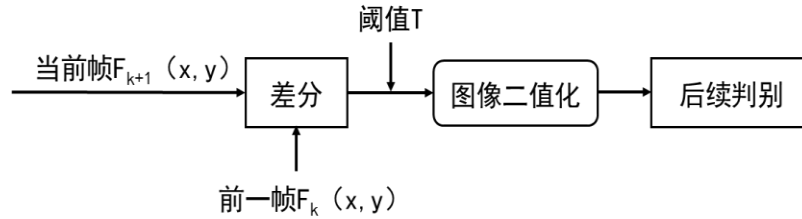


图 3-1 帧间差分法流程图

帧间差分法的特点是算法简单, 对动态环境的变化有很强的适应性, 受光照影响小, 易于实现。但当目标运动缓慢时易产生空洞, 当目标运动速度较快时, 影响目标区域准确提取, 易出现伪目标, 并且受阈值选取的影响较大。帧差法的局限在于只能检测到运动的车辆, 对静止的车辆, 该算法将失效。而且车辆体积较大的车辆在视频序列相邻两帧间易出现重叠部分。

(3) 背景差分法

背景差分法是通过将当前帧图像与背景图像对应像素点的像素值做减法运算来检测目标车辆。若此像素点有车通过, 则当前帧图像序列与背景图像序列对应像素点之间的灰度差值将很大; 反之, 若该差值较小且在所设定的阈值范围内, 则为背景。

背景差分法通常选取背景中的几幅图像序列求平均值作为背景图像, 对当前帧与背景图像做减法消去背景。当所获得的图像灰度值大于某一阈值, 则表明该场景中存在运动目标。其公式表达如下:

$$d = |F_k(x, y) - B_k(x, y)| \quad 3.3$$

$$D_k(x, y) = \begin{cases} d, & \text{if } d \geq T \\ 0, & \text{if } d < T \end{cases} \quad 3.4$$

式中: F_k 是背景帧差图, B_k 是第 K 帧时的背景灰度图, T 为阈值。具体的算法流程图如下:

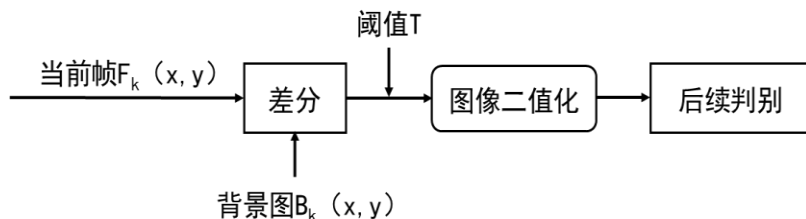


图 3-2 背景差分法流程图

背景差分法将图像分为目标区域和背景区域，对当前帧图像与背景图像直接相减即可得到目标区域。背景差分法的特点：算法简单，运算速度快，且不仅对运动车辆有效，还能检测停止的车辆，但其对背景要求特别高。采用背景差分法进行运动检测常见的难点有以下几种：

- 1) 背景提取：实际应用中，场景中通常都存在运动目标，因此加大背景提取的难度。
 - 2) 背景扰动：背景中可能含有扰动的物体干扰前景目标的获取。
 - 3) 外界光照条件：光线、天气等环境因素对检测结果会产生影响。
 - 4) 非前景目标的移动：背景里包含其他非前景运动目标移动(如行人路过)，当对象移动一段时间离开场景后，仍被误认为是前景目标。
 - 5) 背景更新：背景中的外界光照条件变化以及固定对象移动，导致背景随之变化，此时需及时更新背景模型。
 - 6) 阴影影响：前景目标的阴影将对运动目标的后续处理和分析产生影响。
- 背景提取与背景更新是背景差分法的核心。本文选用背景差分法对运动目标进行检测，下一节将具体阐述差分中的背景建模问题。

3.2 背景提取技术

背景提取是基于背景差分的视频分割方法的一个基本环节，背景的提取就是通过相应算法推导出只存在道路和某些固定对象而没有目标车辆行驶时的道路路面背景。目前背景提取的算法有很多，下面介绍两种背景建模算法。

3.2.1 均值和中值背景建模

(1) 均值背景建模

均值法的算法简单，运算速度快，但对光照变化比较敏感。其基本思想是将连续 N 帧图像序列的像素平均值作为背景图像的像素值。数学公式表示如下：

$$B(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N i_m(x, y) \quad 3.5$$

其中, $B(x,y)$ 为背景像素值, N 为总帧数, $i_m(x,y)$ 表示第 m 帧图像序列在 (x,y) 处的像素值, 整张背景图像像素值通过不断改变 (x,y) 的值获取; 运动目标检测时, 将当前帧图像的像素值 $I(x,y)$ 与背景像素值 $B(x,y)$ 做减法, 将得到的差值 $d(x,y)$ 与分割阈值进行比较, 即可得到运动目标, 公式如下:

$$\text{exp ort}(x, y) = \begin{cases} 1, & |d(x, y)| > TH \\ 0, & |d(x, y)| \leq TH \end{cases} \quad 3.6$$

获取分割阈值 TH 的具体步骤为: 计算每个像素的帧间差 $F_t(x, y)$; 帧间差平均值 $AF_t(x, y)$ 和标准差 $\sigma(x, y)$, 计算公式如下:

$$F_t(x, y) = |I_{t+\text{inter}} - I_t| \quad 3.7$$

其中 inter 是两帧之间的间隔, 一般取 3

$$AF_t(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{t=1}^M F_t(x, y) \quad 3.8$$

$$\sigma(x, y) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^M F_t(x, y) - AF_t(x, y)} \quad 3.9$$

得到 $AF_t(x, y)$ 和 $\sigma(x, y)$ 后, 确定 TH 值为 $AF_t(x, y) + \sigma \times \sigma(x, y)$, 其中 σ 一般取 2。

均值法的特点是计算速度快、算法简单、实时性强, 背景能够进行实时更新。因此, 均值法适用于道路中车辆较少的场景, 当场景中有连续交通流通过时容易将运动车辆当作背景图像, 导致运动车辆的提取不准确; 外界光线变化也会导致背景提取产生误差。

(2) 中值背景建模

中值背景建模的基本思想: 背景图像灰度值是取按大小顺序排列的连续 N 帧图像序列对应像素点灰度值的中间值。

假设有大小为 $n \times n$ 的 N 帧图像, $i_t(x, y)$ 表示第 t 帧视频图像序列在像素点在 (x,y) 位置处的灰度值, n 帧图像对应像素点的灰度值存放在数组 $\text{Arrar}[n]$ 中, 即 $\text{Arrar}[t] = i_t(x, y), t = 0, 1 \dots m$, 将数组 $\text{Arrar}[n]$ 的值按照从大到小或者从小到大的顺序进行排列, 则该数组的中值即作为背景图像灰度值, 即 $\text{Background}(x, y) = \text{Median}(\text{array}[n])$, 当 m 值取太小时, 将导致无法建模。

中值背景建模的特点是: 算法简单、计算速度快, 可获得较理想的实时背景图像, 且排除了极大值和极小值的影响。但该方法只适用于运动目标较少的场景, 当场景中运动目标较多时, 该算法将产生较大误差。

3.2.2 高斯混合背景建模

(1) 单高斯模型(SGM-Single Gaussian Model)

当灰度值分布呈正态分布，且图像中的像素点基本静止时，背景模型使用单高斯分布来描述。单高斯模型主要分为背景建模和背景更新两部分。用单个高斯分布 $\eta(x_t, \mu_t, \sum t)$ 表示每个像素点的颜色分布，其中 t 为时间，设像素点的当前颜色度量为 x_t ， μ_t 为高斯分布的均值， $\sum t$ 为高斯分布的协方差，若颜色分布 $\eta(x_t, \mu_t, \sum t) \leq T_p$ (T_p 为概率阈值)，该像素点即可判定为前景。实际应用场景中的概率阈值可用等价的概率阈值来替换；例如：记 $d_t = X_t - \mu_t$ ，则可以依据 $d_t^T \sum_t^{-1} d_t$ 设置前景概率阈值。可根据公式 d_t / σ_t 来设置一维场景前景的等价概率阈值，其中 σ_t 为均方差，当 $d_t / \sigma_t > T$ 时，该像素点可判定为前景点。

高斯分布背景模型更新通过引入更新率 α 来实现，则高斯分布参数更新公式为：

$$\mu_{t+1} = (1 - \alpha) * \mu_t + \alpha * x_t \quad 3.10$$

$$\sum_{t+1} = (1 - \alpha) \sum_t + \alpha (x_t - \mu_t)^T \quad 3.11$$

当 α 值较大时，背景更新速度较快，此时速度较低的运动目标或暂时静止的目标易被更新为背景；反之，更新速度较慢；因此，实际的场景合理地选取 α 值是背景更新的关键。

当背景单一不变、有微小或缓慢变化时，背景像素不变或变化缓慢时，可使用单高斯分布背景建模。当背景发生很大变化甚至突变时，背景像素变化较快，单高斯分布模型将不再适用。

(2) 高斯混合模型(GMM-Gaussian mixture model)

高斯混合背景建模通过构建相互独立的像素点在时间域上的颜色分布模型来描述背景。高斯混合背景模型由 K 个独立的高斯分量构成， K 不宜太大也不宜过小，根据经验， K 值一般取 3.0-5.0 较为合理。在 t 时刻的像素点概率计算公式为：

$$p(x_i) = \sum_{i=1}^k w_{i,t} \eta(x_i, \mu_{i,t}, \sum_{i,t}) \quad 3.12$$

式中： $\sum_{i=1}^k w_{i,t} = 1$ ， $w_{i,t}$ 为像素的可靠度； $\mu_{i,t}$ 为第 i 个高斯分布均值， $\sum_{i,t}$ 为相应协方差矩阵， $\eta(x_i, \mu_{i,t}, \sum_{i,t})$ 为在 t 时刻的第 i 个分布概率，其计算公式为：

$$\eta(x_i, \mu_{i,t}, \sum_{i,t}) = \frac{1}{2\pi \frac{n}{2} \left| \sum_{i,t} \right|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(x_i - \mu)^T \sum_{i,t}^{-1} (x_i - \mu_{i,t})} \quad 3.13$$

式中 n 表示 x_i 的维数。取 n 的值为 1，可简化灰度图像建模时的处理过程。

将 K 个高斯分量根据 $w_{i,t} / \sigma_i$ 的值按照大小顺序排列，前 B 个高斯分布为背景模型最佳描述，一般排在后面的模型与背景的相关度逐渐减小， B 的计算公式为：

$$B = \arg \min_b \left[\sum_{k=1}^b w_{k=i} \right] > T \quad 3.14$$

通过比较背景像素值是否与前 B 个高斯分布模型之一相匹配，若匹配该像素图像即判定为背景。其中，阈值 T 的大小直接影响算法的计算量以及检测精度。若要模拟复杂场景，可将背景模型的 T 值取较大些，却也因此增大计算量；反之， T 值较小，背景模型将不能完整地描述背景。

混合高斯背景模型的特点：当外界光线和天气变化较大，运动目标体积较小且速度较快时，适合采用混合高斯进行背景建模。但该模型对每个像素点多种可能的状态进行分析建模，计算较为复杂，且占用内存较多；而且未考虑各像素间空间域的相关性，导致其抗噪性能与抗干扰性能较差。

以下是一段高速公路视频分别采用均值背景建模和高斯背景建模方法的实验结果。图（a）是均值法进行背景建模的效果，图（b）是运用高斯混合背景建模的效果图。实验结果发现，均值滤波算法计算速度较快，但只适用于运动目标较少的道路场景，当场景中有连续运动目标经过时，算法检测精度较低；混合高斯背景模型适用于外界环境变化较大的场景，可是其运算复杂，需要大量时间训练参数和模型。



(a) 均值背景建模



(b) 高斯混合背景建模

图 3-3 背景建模算法比较

3.3 边缘检测

边缘检测作为图像识别的重要技术之一，在产品检测、生物医学以及交通控制等各领域应用广泛。边缘是图像的局部特性包括颜色、灰度、纹理结构等不连续的反映，是一幅图像中的重要特征信息。图像边缘检测是数字图像处理中的一个重要过程，要检测运动目标-车辆，则需要建立边缘检测算子对图像进行运算从而获取运动目标的边缘轮廓以及质心。边缘检测性能优劣通常使用信噪比、定位性能以及对单一边缘的唯一响应三个指标来进行评价。

常见的边缘检测算子有 sobel、canny 和 laplace 边缘算子等。其中，sobel 微分算子和 canny 算子是基于一阶导数的边缘算子，laplace 边缘算子是基于二阶导数的边缘算子。

(1) sobel 微分算子

Sobel 算子先对图像进行加权平滑处理，然后再做微分运算计算图像灰度函数的梯度。在图像中的任一点使用 sobel 算子，都会尝试与之对应的灰度矢量或法矢量。Sobel 微分算子的卷积因子（模板）为：

$$D_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, D_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad 3.15$$

Sobel 算子由横向和纵向两组 3*3 的矩阵组成，将两组模板分别与原始图像做卷积处理，即得到横向与纵向的亮度差分近似值。公式如下：

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * A, G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * A \quad 3.16$$

其中，A 表示原始图像， G_x, G_y 表示图像横向和纵向的灰度值。则该点的灰

度大小及方向表示为:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad 3.17$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad 3.18$$

Sobel 微分算子首先计算像素相邻点之间的灰度加权差, 当该差值达到极值时即为边缘这一特点来检测边缘。由于结合了平滑处理, 所以 sobel 算子对噪声具有一定的抑制作用, 但检测精度较低。Sobel 微分算子检测简单有效, 当对检测精度要求不高时, 是一种应用较为广泛的边缘检测方法。

(2) laplace 算子

Laplace 算子利用边缘点处的二阶导函数存在零交叉的原理检测边缘, 只考虑了边缘的位置而未考虑边缘周围的像素灰度差值, 属于最简单的各向同性的二阶微分算子。Laplace 算子通常对孤立像素的响应要比对边缘像素的响应更强烈, 因此只适用于无噪声的视频图像序列的检测; 对存在噪声的图像进行边缘检测之前需先进行低通滤波处理。一个二维函数图像的 laplace 变换是具有各向同性的二阶导数, 若 f 是二阶可微的实函数, 则 f 的 laplace 算子可定义为: 1) f 的 laplace 算子是笛卡尔坐标系中的所有非混合二阶偏导数求和; 2) laplace 算子作为一个二阶微分算子, 对于 $K \geq 2$, 把 C 函数映射到 C 函数。Laplace 算子的定义为:

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad 3.19$$

其中:

$$\begin{cases} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f[x+1, y] - 2f[x, y] + f[x-1, y] \\ \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f[x, y+1] - 2f[x, y] + f[x, y-1] \end{cases} \quad 3.20$$

于是

$$\nabla^2 f = [f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y-1)] - 4f(x, y) \quad 3.21$$

Laplace 算子也可用模板的形式来表示, 对于一个 3*3 的模板, 通常被使用的形式是:

| | | |
|-------|-------|-------|
| Z_1 | Z_2 | Z_3 |
| Z_4 | Z_5 | Z_6 |
| Z_7 | Z_8 | Z_9 |

$$\nabla^2 f = 4z_5 - (z_2 + z_4 + z_6 + z_8) \quad 3.22$$

其中，要求模板的系数之和为 0。常用模板有：

| | | | |
|--------------|----|---|--|
| 0 | 1 | 0 | |
| 1 | -4 | 1 | |
| 0 | 1 | 0 | |
| Laplace 运算模板 | | | |

| | | | |
|----------------|----|---|--|
| 1 | 1 | 1 | |
| 1 | -8 | 1 | |
| 1 | 1 | 1 | |
| Laplace 运算拓展模板 | | | |

图 3-4 laplace 运算模板

Laplace 算子通常不使用原始形式进行边缘检测，因其作为二阶导数对灰度突变比较敏感，且不具有方向性不能获得图像边缘的方向等信息。但其定位精度很高，所以一般使用的是高斯-laplace 算子，该算子首先用高斯函数对图像做平滑处理，然后才使用 laplace 检测边缘。因此不仅提高了边缘检测的精度，还克服了 laplace 算子抗噪声能力比较差的局限。

(3) canny 算子

Canny 算子是一个基于最优化原理得出的一阶微分算子，其结合了滤波、增强和检测等多阶段处理过程，通过测度边缘定位和信噪比的乘积，从而得到一个基于最优化理论的逼近算子。Canny 算子首先利用高斯平滑滤波器对灰度图像进行平滑处理，灰度大小与方向通过一阶偏导的有限差分算法来计算得出，然后通过双阈值对边缘进行检测和连接。Canny 算法步骤：

首先，进行卷积降噪，下面用一个 5*5 的高斯滤波器作为示例：

$$k = \frac{1}{139} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} \quad 3.23$$

采用 sobel 滤波器的方法，计算灰度大小和方向。运用一对卷积因子：

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad 3.24$$

则该点的灰度大小及方向表示为：

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad 3.25$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad 3.26$$

进行非极大值抑制排除非边缘像素，保留候选边缘线条。选取高低两个阈值作为滞后阈值：若像素值高于高阈值，则被保留；若低于低阈值则被排除；若在两阈值之间，则只保留连接到高于高阈值的像素点。高低阈值比的取值建议在 2:1 到 3:1 之间。

采用 Canny 算子进行边缘检测之前，首先可用高斯函数对图像进行平滑处理，从而使得其具有较强的抑制噪声的能力；然后再通过高低阈值检测和边缘连接，其多尺度检测和方向性搜索的算法实现效果较好。一般地，只要阈值参数选取得合适，canny 边缘检测得到的运动目标的轮廓就会比较清晰。但可能存在检测出的目标边缘不连续；并且如果摄像机架设离目标太远，可能会造成滤波时损失掉部分边缘特征；同时如果运动目标与周围环境灰度值相近也会丢失掉部分边缘。虽然 Canny 边缘算子是基于最优化理论推出来的，但理论和实际的差距使得该算子的实际检测效果并不一定最优。

以下是高速路上采集的一段视频图像经过中值滤波处理后的灰度图，运用 opencv 软件分别采用三个微分算子进行边缘检测得到对比效果图，并对实验结果进行分析。

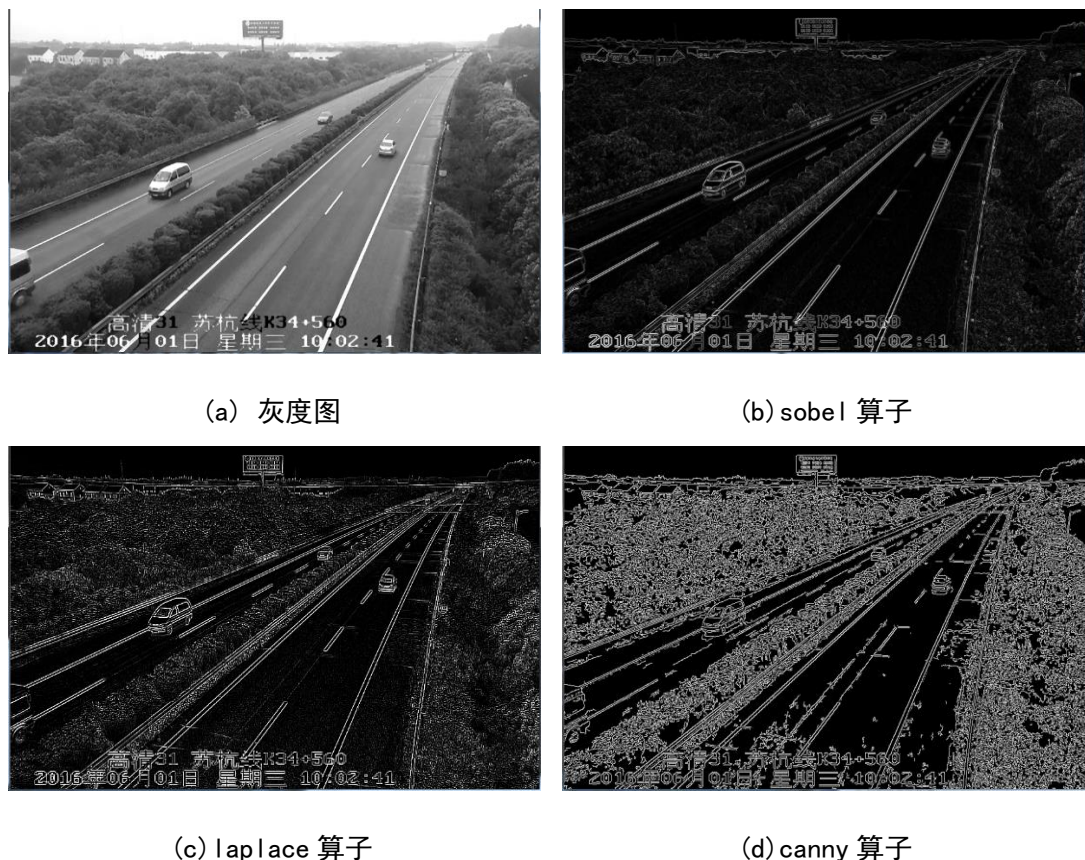


图 3-5 边缘检测实验结果

图(a)是原灰度图,图(b)是 sobel 算子效果图,图(c)为 laplace 算子效果图,图(d)为 canny 算子检测效果图。由实验结果可看出, sobel 算子得到的边缘较暗,而 laplace 算子和 canny 算子得到的边缘较清晰且图像中细节信息更突出,但 laplace 算子产生的噪声较多,而 canny 算子采用的多尺度检测和方向性搜索比 laplace 算子在抗干扰性方面更具优势。Canny 边缘算子检测精度较高,但实际应用中没有 sobel 算子检测效率高,算法也相对复杂。高速公路车辆变道识别这种实际应用场景关注车辆的形心位置对细节纹理不太关心但对检测效率要求相对较高,因此首选的是 sobel 边缘算子。

3.4 暗影提取

阴影区域像素的亮度通常比背景像素和前景像素的亮度要低,而色度等于背景像素的色度。根据此特征,本文采用一种基于 YCbCr 颜色空间的算法去除阴影。首先使用混合高斯背景模型对图像序列进行建模,提取出包含阴影的目标运动区域;然后对运动区域的前景图像和背景图像在 YCbCr 颜色空间中做减法获得差分图,并根据阴影的颜色特征进行初步检测;然后采用混合高斯背景模型对阴影区域的各分量分别建模,并不断实时地对阴影模型进行更新;阴影的去除通过分析高斯概率分布规律,并不断更新阴影的颜色特征来实现。

如图 3-5 为阴影提取算法实验结果图,其中图(a)为原始视频图像,图(b)为暗影提取的结果。由图可看出,该算法阴影去除效果理想。

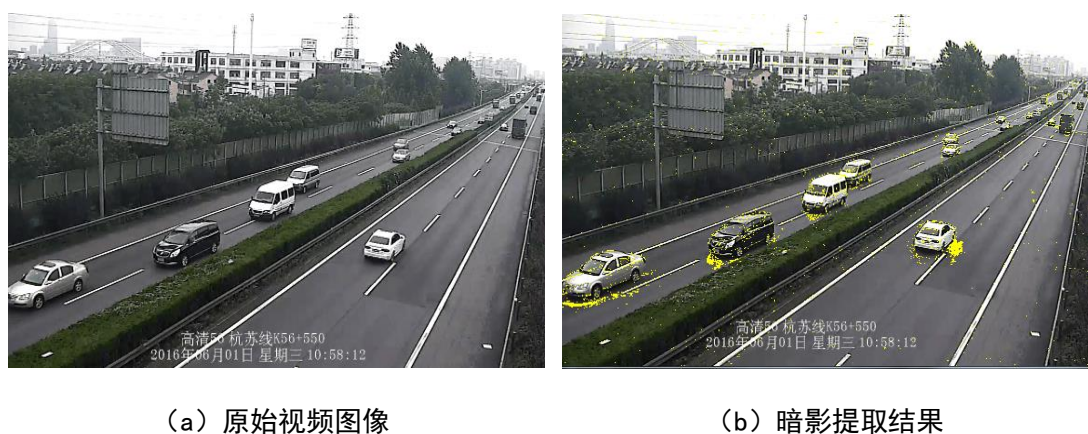


图 3-6 暗影提取实验结果

3.5 改进的稀疏子空间聚类算法

本文采用一种改进的稀疏子空间聚类算法进行图像识别,实验证明,该算法能够准确地识别出前景和背景,识别效率较高。

3.5.1 稀疏子空间聚类算法概述

稀疏子空间聚类算法主要是通过对子空间进行稀疏表示,从而将属于同一子空间的数据进行归类。假设各子空间之间相互独立,某一子空间数据可由该子空间相应空间基的组合唯一线性表示,即在别的子空间中表示系数为零仅在该子空间中表示系数不为零。其基本原理是假设高维空间中的数据都能够在低维子空间中找到对应的稀疏表示向量,由此可看出高维数据所在的本质子空间,从而进行数据的聚类。稀疏子空间聚类的基本步骤是:首先对某一组特定数据进行子空间建模,寻找该组数据在低维子空间中的稀疏表示向量,据此构造相似度矩阵,最后利用谱聚类方法获得数据的聚类结果。运动分割的特征点数据结构由多个混合子空间数据结构组成,将这些特征点所在子空间的数据进行归类是能否有效地对运动目标进行分割的关键。

3.5.2 改进的稀疏子空间聚类算法

Elhamifar^[48]等人根据子空间的稀疏特性提出一种稀疏子空间聚类算法(SSC),该算法根据稀疏表示系数矩阵构造相似度矩阵,并应用谱聚类算法获得聚类数据,并将其应用到图像分割和运动识别里面。该算法能够很好地处理噪声和奇异点,但是该方法计算复杂度较大,本文在此基础上,选取一个较为简单有效的拉普拉斯矩阵对 SSC 算法进行改进,算法计算简单,效率较高。此聚类方法分为两步:首先对子空间数据进行稀疏建模,低维数据中寻找一个稀疏表示向量对同一子空间的高维数据进行线性表示;然后将该稀疏系数向量应用到新的谱聚类算法中从而获得聚类数据。

(1) 稀疏最优化模型

设有 N 个低维数据 $\{y_i\}_{i=1}^N$, 子空间的维数表示为 $\{d_i\}_{i=1}^n$, R^D 空间的 n 个线性子空间表示为 $\{S_i\}_{i=1}^n$, 定义矩阵 Y :

$$Y = [y_1 \cdots y_n] = [Y_1 \cdots Y_n]\Gamma \quad 3.27$$

其中, 矩阵 $Y \in R^{M \times N}$, $Y_i \in R^{M \times N_i}$ 的秩为 d_i , Γ 为某置换矩阵。聚类获得矩阵 $Y_i \in R^{M \times N_i}$ 。

数据点表示为 $y_i = Y_{c_i, c_i} = 0$, 其中 $C_i = [c_1 c_2 \cdots c_N] \in R^{M \times N}$, 该表示是随意不受限制的且存在某个最稀疏的表示形式。通过最小化范数 l_0 对矩阵进行凸松弛处理, 从而获得各数据点的这个最稀疏表示形式。稀疏最优化模型为:

$$\min \|C\|_1 \text{ s.t. } Y = YC, \text{diag}(C) = 0 \quad 3.28$$

其中, 矩阵 $C = [c_1 c_2 \cdots c_N] \in R^{M \times N}$ 的列对应于各数据点的稀疏表示系数。

$Diag(C) \in R^N$ 是矩阵 C 的对角向量。

实际应用中, 数据通常属于仿射子空间而非线性子空间中, 且各个数据点往往混杂着各种噪声和奇异值。为解决这些问题, 稀疏最优化模型转化为

$$\min \|C\|_1 + \lambda_e \|E\|_1 + \frac{1}{2} \lambda_z \|Z\|_F^2 \quad 3.29$$

$$s.t. Y = YC + E + Z, I^T C = I^T, diag(C) = 0 \quad 3.30$$

式中, C 表示稀疏对角矩阵, E 表示稀疏奇异值矩阵, Z 表示噪声矩阵, 系

$$\text{数 } \lambda_e = \frac{\alpha_e}{\mu_e} > 0, \lambda_z = \frac{\alpha_c}{\mu_c} > 0$$

$$\mu_e \triangleq \min_i \max_{j \neq i} |y_i^T y_j|, \mu_z \triangleq \min_i \max_{j \neq i} |y_j|_1 \quad 3.31$$

以上即为子空间稀疏最优化表示的模型, 该模型的使用前提是子空间之间相互独立且互不相交。相对于其他算法, 该算法无需知道子空间的个数和维度, 可根据稀疏模型的对角矩阵 C 的对角块个数来获知子空间的个数及维度, 算法效率较高, 时间耗费少, 优化效果相对较好。

(2) 谱聚类算法

谱聚类算法是建立在图谱理论基础之上, 通过已有样本数据间的相似性建立相似度矩阵并构造加权无向图, 寻找图的最优划分实现数据的聚类。加权图最优划分产生三种不同类型的 Laplacian 矩阵。

非正则化 Laplacian

$$L = D - W \quad 3.32$$

正则化 Laplacian

$$L_{sym} := D^{-\frac{1}{2}} L D^{-\frac{1}{2}} = I - D^{-\frac{1}{2}} W D^{-\frac{1}{2}} \quad 3.33$$

$$L_{rw} := D^{-1} L = I - D^{-1} W \quad 3.34$$

其中, D 表示对角矩阵, 对角线上元素用 $d_1, d_2, \dots, d_n, d_i = \sum_{j=1}^n w_{ij}$ 表示。

L 对应于 RatioCut 切割, 正则化 Laplacian 对应于 Ncut 的切割原则。衍生出一种非正则化谱聚类和两种正则化谱聚类算法。

谱聚类算法通过使类间切割权值最小而类内相似权值最大来寻求相似加权图的最优划分。只有正则化谱聚类能够同时满足类间最小和类内最大两个条件。非正则化在某些情况下不能满足类内最大相似权值。 L_{rw} 计算简单快速。E Elhamifar 稀疏子空间聚类算法选择 L_{sym} 作为特征向量, 本文为提高运算效率, 简化算法的复杂度, 选择 L_{rw} 作为特征向量。

(3) 改进的 SSC 算法

首先提取稀疏系数矩阵，选择 L_{rw} 作为特征向量。

输入：N 个低维的数据点 $\{y_i\}_{i=1}^N$ 。

- 1) 数据点 $\{y_i\}_{i=1}^N$ 采用稀疏模型对数据进行凸优化处理，获得稀疏矩阵 C；
- 2) 对 C 进行预处理：将对角阵 C 的各列进行正则化，

$$c_i \leftarrow \frac{c_i}{\|C_i\|_\infty} \quad 3.35$$

3) 建立加权无向图，权值矩阵可表示为 $W = |C| + |C|^T$ ，
 $W_{ij} = W_{ji} = |c_{i,j}| + |c_{j,i}|$ ；

4) 将相似加权图应用到一个新的谱聚类算法中，求正则化 Laplacian 矩阵 L_{rw} 及其特征值和特征向量，特征值零的次数即为子空间的个数 n，前 n 个特征值对应的特征向量即得到一新的矩阵 U，大小为 $N \times n$ ；

5) 矩阵 U 的每一行看作 n 维空间的一个向量，采用 K-means 聚类对矩阵 U 进行处理。其中，矩阵 U 的 N 行所对应的类就是子空间 N 个数据点所对应的类，从而获得聚类数据。

输出：聚类 Y_1, Y_2, \dots, Y_n 。

运动分割是通过对场景中的不同运动进行聚类，从而实现对视频图像序列中的多个运动目标的分割。通过对 $f=1, 2, \dots, F$ 个帧视频图像序列的跟踪，提取出每一帧的 N 个特征点 $\{x_{fi} \in R^2\}_{i=1}^N$ 。是通过对视频特征点 x_{fi} 进行堆积形成每个数据点的特征轨迹 y_i ，为一个 $2F$ 维向量。

$$y_i = [x_{1i}^T, x_{2i}^T, \dots, x_{Fi}^T] \in R^{2F} \quad 3.36$$

因此，运动分割就是根据场景对象潜在的运动提取特征轨迹，并对特征轨迹进行聚类。试验数据采用包含 155 个视频序列的 hopkins155 数据集，每个图像序列的子空间维度小于 3。如图 3-7 所示，为聚类的结果。由实验结果可看出，该算法聚类效果比较理想。



(a)

(b)

(c)

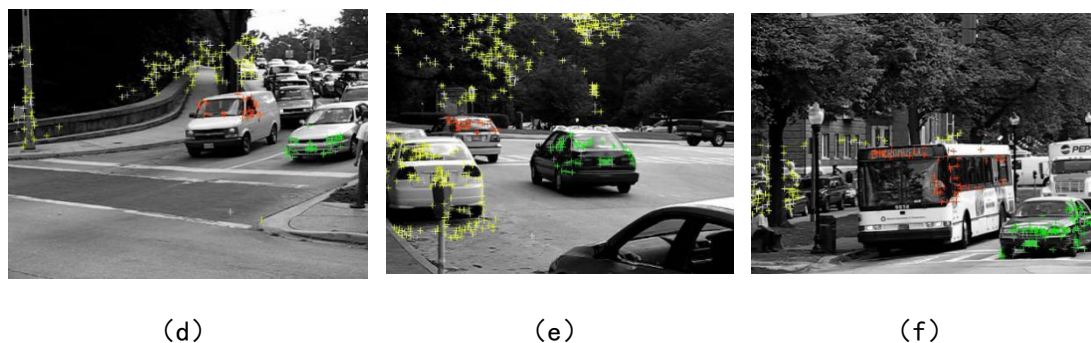


图 3-7 车辆运动聚类结果

3.6 本章小结

本章首先对几种常用的目标检测算法的原理和特点进行介绍,并采用背景差分法对目标进行检测。对均值背景建模和中值背景建模以及高斯混合背景建模三种背景提取技术的建模方法进行了较为详细的介绍,并通过实验比较三种建模方法的优缺点以及适用场合,针对高速公路车流大的特点选取高斯混合背景建模技术。重点详细介绍了几种常用的边缘检测算子,且通过实验对其性能进行比较分析,为后续检测奠定基础。采用暗影提取技术去除图像中的阴影。采用一种改进的稀疏子空间聚类算法进行图像识别,实验证明,该算法能够准确地对场景中的不同目标进行分类。

第四章 车辆变道轨迹检测

高速公路上发生的交通事故大都是由于驾驶员不正当的变更车道引起的,车辆随意变道成为交通事故产生的主要原因之一,由于高速公路机动车流量大,车速本身处于较高水平,车辆在变更车道时通常还会提高车速,所以高速公路一旦发生事故,往往危害性要比普通公路更大,带来的损失更惨重。因此,高速公路上随意变更车道往往造成极大交通安全隐患,但由于技术限制,微波、地感线圈检测等常用的检测技术由于技术限制尚无法应用在车辆变道检测上,目前对变道行为的检测仍停留在人工检测层面,既耗时又耗力并且检测精度又低。视频检测技术的逐渐成熟使得基于视频检测的车辆变道轨迹识别得以实现。

目前,车辆变道检测的方式通常有两种,一种是利用灰度直方图比较当前帧车道线区域的灰度值与背景中车道线区域的灰度值,这种方式往往容易受噪声和阴影等诸多不利因素的影响,导致检测结果的准确性降低。另一种是通过对目标车辆的跟踪获得目标车辆轨迹,然后对车辆轨迹进行检测,该检测方式的算法相对较为复杂,但是检测精度远比第一种方式要高很多。本文采用基于目标跟踪的方法进行车辆变道轨迹识别检测。其流程图如图所示。

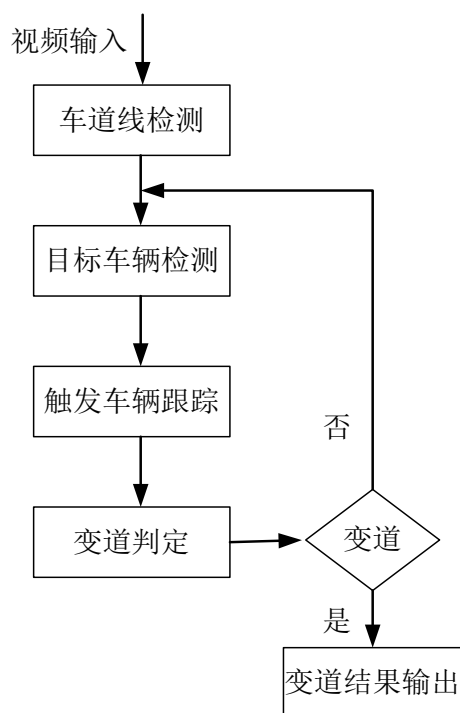


图 4-1 车辆变道轨迹检测流程图

4.1 车道线检测

车辆变道轨迹识别算法中,车道标识线的准确、快速识别是较为关键的一步。首先采用图像增强以及局部自适应的图像分割技术,将车道线分割出来,再通过 Hough 变换对其进行识别。

高速公路在设计和修建时一般都需要严格地满足一些行业规范,车道标识线有平滑曲线,但曲率较小可近似看作直线。本文采用 Hough 变化检测车道线,该算法计算简单,不易受到噪声的影响,检测效果理想,能较好地实现车道标识线的识别。图(a)为在直角坐标系中的一条直线,设直线上的点到原点的距离为 ρ ,垂线与 x 轴的夹角为 θ ,这条直线可以表示为:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad 4.1$$

在极坐标系空间中该直线则仅为一个点 (ρ, θ) , Hough 变换是将直角坐标系中的一条直线映射到极坐标空间中的一个点。

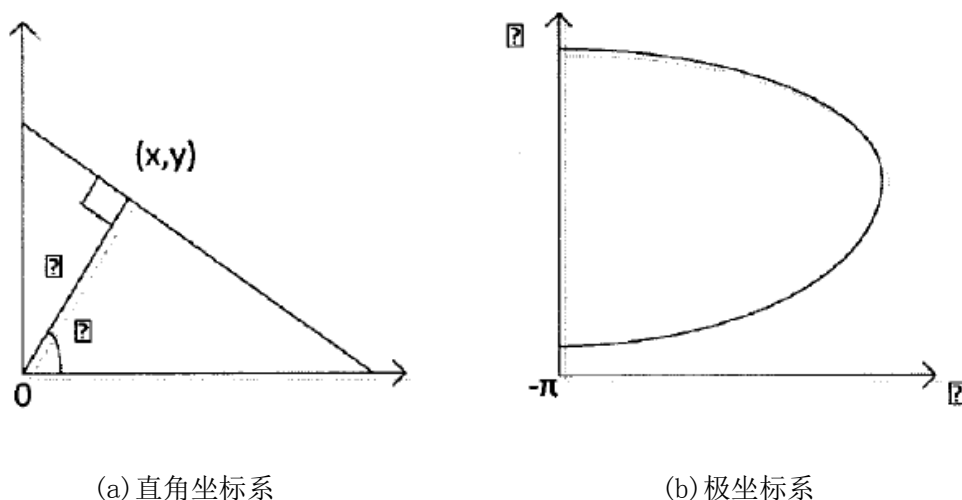


图 4-2 两种坐标系示意图

在直角坐标系中通过 (x, y) 处的所有直线映射到极坐标中是图(b)所示的一条通过 (ρ, θ) 点的正弦曲线,直角坐标系中过某一点的直线对应于在极坐标中位于这条正弦曲线上的点。所以直角坐标系中的若干点映射到极坐标中就是若干正弦曲线,若这些点在直角坐标系中构成一条直线,设为 (ρ', θ') ,对应的直线方程表示为:

$$\rho' = x \cos \theta' + y \sin \theta' \quad 4.2$$

以上即为 Hough 变换检测直线的基本原理。视频图像中可能存在的其他直线干扰检测,往往会降低车辆标识线检测的精确性。由于直线检测的目的是为了得到车道标识线在视频图像中的位置坐标,并且该算法应用的实际场景是高速公路的现有视频图像检测,使用固定摄像头,因此车道标识线的位置几乎保持不变,为了提高车道线检测的准确性,避免其他直线的干扰,对车道标识线进行检测并确定其位置坐标,采用手动绘制的方法,确定车道线的空间位置坐标是进行车辆

变道轨迹识别的基础。如图 4-3 所示，图像中的彩色直线代表视频中的车道线。



图 4-3 车道标识线绘制效果图

4.2 车辆识别与跟踪

目标车辆的识别与跟踪是基于视频检测的车辆智能监控中必不可少的关键环节，通过视频序列中同一运动车辆的色彩、纹理和速度等特征的同源性获得目标车辆的运动轨迹，车辆轨迹的获取是实现车辆违法变道轨迹的有效检测的关键。本文首先采用背景减差法对运动目标进行检测，经过一系列算法处理后将目标车辆的连通域提取出来，采用改进的形心跟踪和相关模板匹配算法实现目标车辆的跟踪。

4.2.1 改进的形心跟踪算法

(1) 形心的提取

形心（目标的几何中心）对于目标的准确定位及跟踪具有重要的意义。形心跟踪算法适用于目标灰度级一致且无明显纹理变化，此外，目标与背景灰度差异较大，目标才能够从背景中清晰准确地提取出来。形心的位置是视频图像中一个确定的点，只要目标的位置不变，当目标姿势变化时，该点位置变化较小，因此跟踪比较稳定，且有较强的抗杂波干扰能力。

形心跟踪算法的原理是首先对运动目标和背景进行有效地分割，进而对灰度图像进行二值化，对二值化图像进行处理和计算，最终确定目标中心位置。式 4.3 为二值化公式：

$$f(x, y) = \begin{cases} 0, & f(x, y) > T \\ 1, & f(x, y) \leq T \end{cases} \quad 4.3$$

其中， $f(x, y)$ 为像素点 (x, y) 的灰度值， T 为阈值。

将目标分别沿 X 、 Y 方向进行投影求和，如式 4.4、4.5 所示：

$$S(x) = \sum_{y=c}^d F(x, y) \quad 4.4$$

$$S(y) = \sum_{x=a}^b F(x, y) \quad 4.5$$

为了提高计算的准确性，计算视频图像中目标的总像素数，对 $s(x)$ 和 $s(y)$ 进行平均，如式 4.6 所示：

$$N = [S(x) + S(y)] / 2 \quad 4.6$$

根据式 4.7、4.8 分别计算目标的形心坐标 x_c ， y_c 。

$$x_c = \frac{1}{N} \sum_{x=a}^b S(x) \times x \quad 4.7$$

$$y_c = \frac{1}{N} \sum_{y=c}^d S(y) \times y \quad 4.8$$

式中， x_c ， y_c 为目标形心的位置坐标， N 为目标总的像素数。

形心跟踪算法计算量小，算法简单，能快速地算出目标车辆的位置。但只适用于简单的背景环境，在相对复杂的背景下，跟踪精度将有所下降。

(2) 形心跟踪算法的改进

分割阈值的取值决定了形心算法跟踪的精度与稳定性。为了保证实际应用中算法的实时性，简化计算，可以根据实际场景智能地选取阈值，采用了目标峰值自适应检测算法，该算法在保证实时性的同时能够可靠地提取出目标。

检测区的均值为 f_b ，目标所在位置的灰度值为 f_0 ， Δg 为偏移量（依据目标亮暗得出）。经过比较计算可以得出分割阈值为 T ，则

$$f(x, y) = \begin{cases} 0, & f(x, y) > (T - \Delta g) \\ 1, & f(x, y) \leq (T - \Delta g) \end{cases} \quad 4.9$$

复杂背景下的运动目标易被遮挡，为实现跟踪的连续性，采用最小二乘法预测对目标的位置进行预测。由当前帧以及与当前帧相邻的连续前几帧的目标位置值，直接预测出下一帧的目标所在位置。

$$Q_{k+1} = \sum_{i=0}^{n-1} a_i Q(k-i) \quad 4.10$$

式中， a_i 为系数； n 为选取的帧数； Q_{k+1} 为 $(k+1)$ 帧的目标位置值。

实验结果表明改进的形心跟踪算法保证跟踪的精度和稳定性的同时还提高了跟踪的速度。

4.2.2 改进的模板匹配跟踪算法

(1) 模板匹配算法

模板匹配算法^[68]是根据已知目标的轮廓特征，在另一视频图象中搜寻具有对应特征的目标，当匹配过程中相关函数出现极值时，即可将其判定为目标的算法。可简单定义如下：在一幅图中寻找与已知模式相匹配的处理方法。

假设模板叠放在视频图像上,自上而下以及自左而右平移,,相关函数如式 4.11,

$$R(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M [S_{x,y}(i, j) \cdot T(i, j)]^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M [S_{x,y}(i, j)]^2} \quad 4.11$$

式中，(x,y) 为覆盖在模板下的图像的左上角坐标，(i,j) 为模板上像素点的灰度值，模板长、宽方向像素点数为 M，T(i,j) 为模板上像素点的灰度值，图像上对应点的灰度值为 $S_{x,y}(i, j)$ 。

对上式进行归一化处理，则

$$R(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M [S_{x,y}(i, j) \cdot T(i, j)]}{[\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M S_{x,y}^2(i, j)]^{\frac{1}{2}} [\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M T^2(i, j)]^{\frac{1}{2}}} \quad 4.12$$

由 Cauchy-Schwarz 不等式可知： $0 \leq R(x, y) \leq 1$ ，当 $\frac{S_{x,y}(i, j)}{T(i, j)} = c$ ，c 为常数

时， $R(x, y) = 1$ 为最大值，此时 (x,y) 是无噪声干扰下精确的匹配点。

模板匹配跟踪算法原理简单，易于实现，在运动目标的形变不明显的情况下，对图像色度不敏感，可取得较好的实际跟踪效果，但该算法的运算量较大，运算速度较慢。

(2) 模板匹配跟踪算法的改进

改进的模板匹配算法采用简单有效的加、减运算，提高了运算速度，且在实际应用中能满足实时性的要求。

首先定义子图和模板均值，

$$\bar{S}_{x,y} = \frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M S_{x,y}(i, j) \quad 4.13$$

$$\bar{T} = \frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M T(i, j) \quad 4.14$$

式中, $\bar{S}_{x,y}$ 和 \bar{T} 分别为子图和模板的均值,

$$R(x, y) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \left\| S_{x,y}(i, j) - \bar{S}_{i,j} \right\| - \left\| T(i, j) - \bar{T} \right\| \quad 4.15$$

当 $R(x,y)$ 达到最小值时即可判定为目标。

在现实应用中, 较大的模板通常计算量也大。采用取样匹配阈值判断及形状校验匹配对算法予以改进, 多次试验结果表明, 可减少多余计算, 提高算法处理速度。

在匹配跟踪时, 目标常常会因某种原因丢失或被遮挡, 可通过形状特征对几个可能的匹配点进行比较得出。公式如下

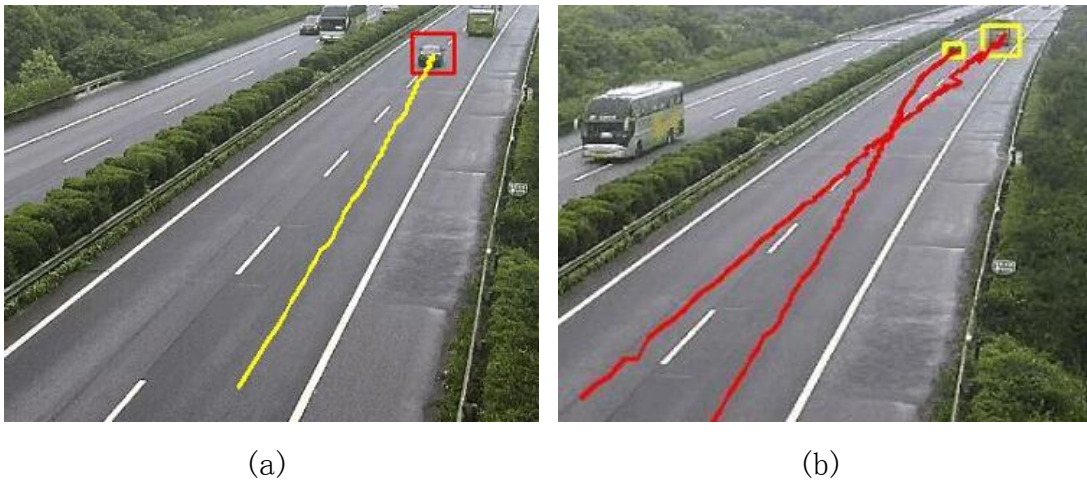
$$W = \frac{D_w(k)}{D_H(k)} - \frac{D_w(k-1)}{D_H(k-1)} \quad 4.16$$

式中, W 为两帧宽高比之差的绝对值; $D_H(k)$, $D_H(k-1)$ 分别为当前帧及前一帧目标的高度值; $D_w(k)$, $D_w(k-1)$ 分别为当前帧及前一帧目标的宽度值。

4.2.3 运动目标轨迹获取

在形心跟踪与模板匹配跟踪之后, 随着目标车辆的不断运动, 记录下视频中的车辆形心位置以及相应图像帧号, 将每帧图像的形心连接起来, 即得到车辆的运动轨迹。

如图为目标轨迹跟踪实验结果, 其中图 (a) 是对单辆车的跟踪结果, 其轨迹线用黄色线条绘出, 图 (b) 是对两辆车轨迹的跟踪, 图 (c) 和图 (d) 分别是对多辆车的跟踪并绘出轨迹线。由图可以看出, 本文算法跟踪效果比较理想。



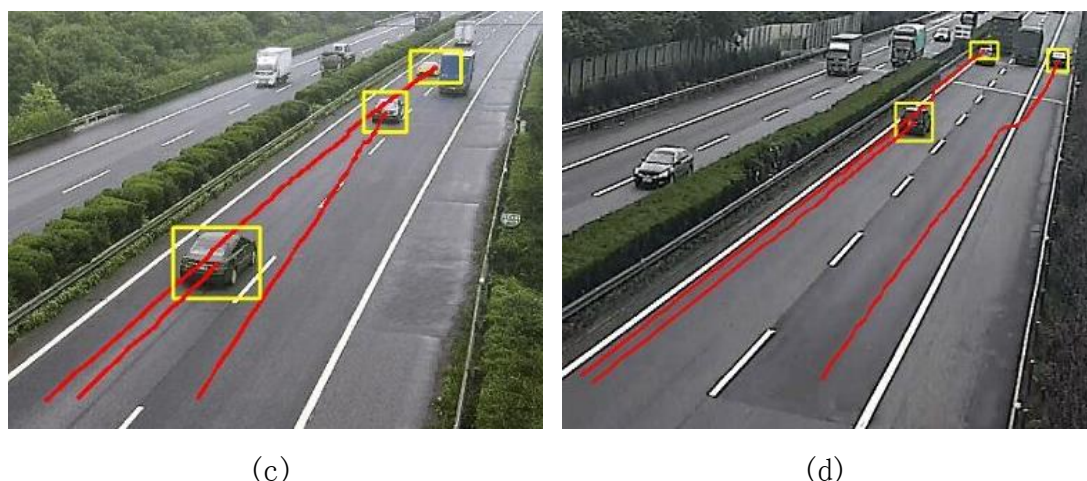


图 4-4 运动车辆轨迹跟踪结果

4.3 车辆变道轨迹识别

4.3.1 变道定义

驾驶人随意变更车道或强行突然变道是一种危险驾驶行为,连续侵占正常通行车辆的行驶路线会严重扰乱道路通行秩序,是导致道路拥堵和刮碰、碰撞事故的主要原因,多一次变更车道,就多一份危险。道路交通安全法对车辆变道的规定是驾驶机动车在道路上变更车道,不能影响其他车辆正常行驶。这些违法变道行为的判断比较主观,主要用于发生事故进行处理时的责任认定。

高速公路作为高等级道路,是专供汽车分道高速行驶,完全控制出入口的全封闭式公路。因此,车辆在高速公路上行驶的行车规则较为简单,发生变道行为的情形也较为单一。高速公路正常变道分为三种情况,一、驾驶机动车从匝道驶入高速公路,确保安全的情况下汇入行车道,跨越当前车道驶入左侧车道加速,按照车道限定速度行驶,该过程发生一次变道行为。二、驾驶机动车驶离高速公路进入匝道,确保安全的情况下汇入匝道,跨越当前车道驶入右侧车道减速,按照限定速度行驶,该过程发生一次变道行为。三、超车,驾驶机动车在确保安全的情况下从同车道行驶的前方车辆的左侧超越,跨越当前车道驶入左侧车道加速,超越前车并在确保安全的情况下,跨越车道线减速驶回原车道,过程中发生了两次变道行为。发生违章变道行为也是在以上三种变道情形过程中,本文将其分为三类,一是车辆向左跨越车道实线驶入高速公路;二是车辆向右跨越车道实线驶离高速公路;三是车辆跨越车道实线驶入应急车道行驶,此类也可归入第二类。以下分别以三类违章变道情况为例,运用本文提出的算法进行变道判断。

4.3.2 变道判断

车辆在高速公路行驶通常是沿着固定车道线行驶的，不会发生很大的波动，且其轨迹线与固定车道线是平行的，若车辆发生变道必然会发生较大的波动。目前有两种方法判断车辆是否变道，一种是检测车辆运动轨迹线与固定车道线之间的夹角，当夹角大于某一角度，且次数超过一定阈值时，则判定该车辆轨迹为变道轨迹。另一种是通过计算运动车辆轨迹与车道标识线之间距离的离散程度来判断车辆轨迹是否发生变道。考虑到已有车道标识线的坐标，并且获得了运动车辆的轨迹线，选择通过计算轨迹与车道线距离的方差来判断车辆轨迹是否发生违法变道。算法具体步骤为：

- (1) 设置车道标识线为 $Line[N]$;
- (2) 计算车辆轨迹上各个点与车道线上对应点的距离 d :

$$d[i] = Pos[i]_x - Line[i]_x \quad i=0,1,\dots,M \quad 4.17$$

- (3) 计算轨迹与车道线距离的方差 S 来判断车辆轨迹是否发生变道，即

$$E = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^M d[i] \quad 4.18$$

$$S = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^M (d[i] - E)^2 \quad 4.19$$

$$Ch_{Event} = \begin{cases} 1, & if(S > T1) \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad 4.20$$

当车辆轨迹与车道线距离的离散度 S 大于阈值 $T1$ 时， Ch_Event 取 1，表示该车辆轨迹发生变道，反之表示未发生变道。下图显示的是一辆正在变道的车辆的运动轨迹，假设中间两条车道之间的白色车道线是禁止发生变道行为的，黄色线代表车辆的运动轨迹。



(a)



(b)

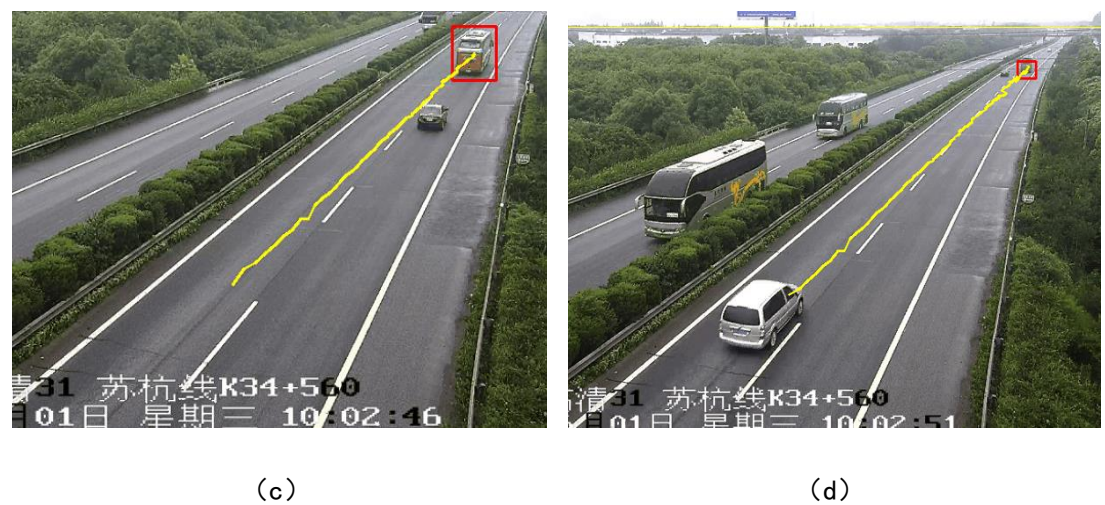


图 4-5 车辆向右侧变道过程

分别计算该车辆运动轨迹线上各跟踪点与固定车道标识线上对应点的距离，如表 4-1。

表 4-1 运动轨迹线上 10 个点与车道线的距离

| 序号 | 轨迹坐标 | 车道坐标 | 距离 |
|----|-----------|-----------|-----|
| 1 | (146,192) | (194,192) | 48 |
| 2 | (143,178) | (182,178) | 39 |
| 3 | (131,163) | (149,163) | 18 |
| 4 | (113,145) | (122,145) | 9 |
| 5 | (87,139) | (99,139) | 12 |
| 6 | (76,128) | (87,128) | 11 |
| 7 | (61,123) | (70,123) | 9 |
| 8 | (45,110) | (45,110) | 0 |
| 9 | (38,91) | (29,91) | -9 |
| 10 | (35,72) | (18,72) | -17 |

对该检测结果进行分析：图中所示车辆运动轨迹线与车道标识线距离的方差为 350，远远大于所设定的阈值，说明车辆在行驶过程中与禁止变道车道线的距离变化十分大，判定该运动轨迹为违法变道轨迹。由图 4-5 可见，车辆的确越过假定的禁止变道车道标识线，由左侧的车道驶入右侧车道，车辆轨迹发生变道。

如图 4-6，车辆越过假定的禁止变道实线，从右侧车道驶入左侧车道，发生变道行为。图（a）到图（d）分别表示车辆从右侧车道跨越实线驶入左侧车道的

变道轨迹线。

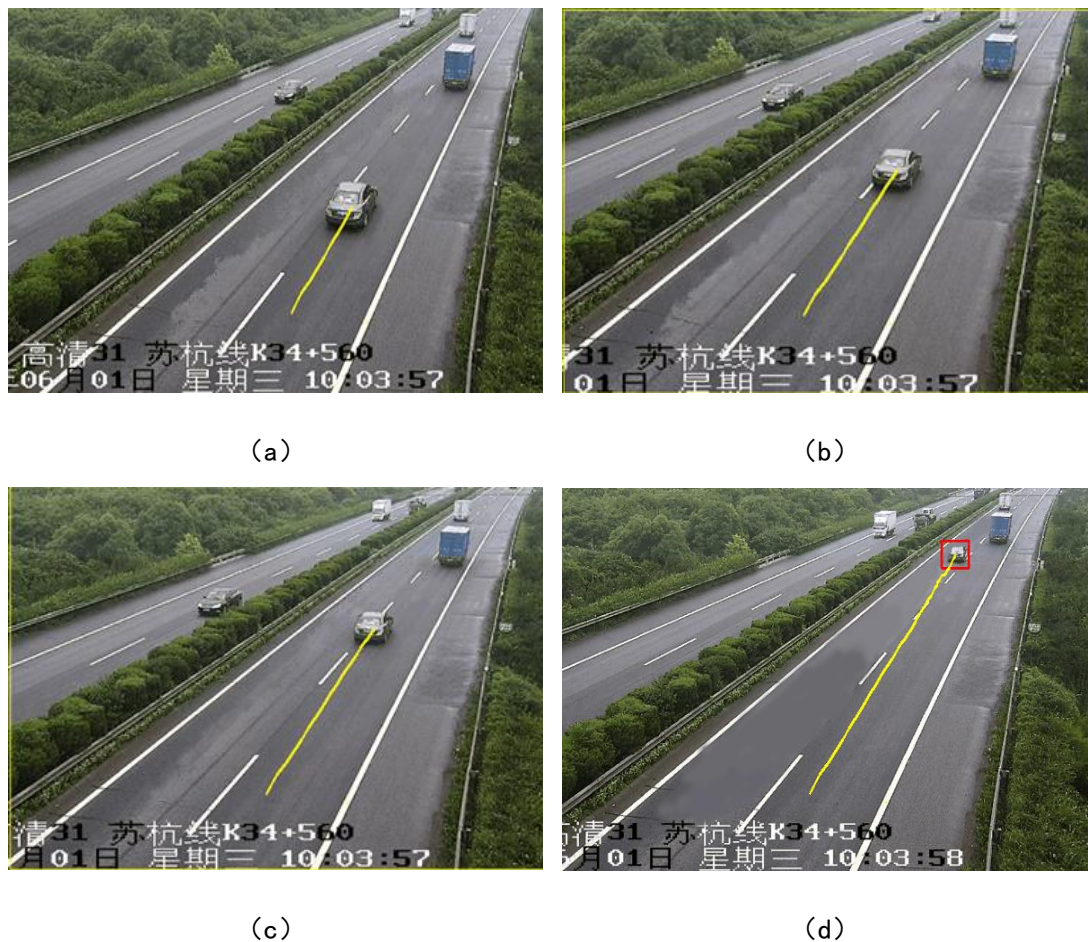


图 4-6 车辆向左侧变道过程

图 4-7 是车辆比较多的情况下，车辆驶入应急车道行驶，图 (a) 到图 (d) 显示车辆从右侧车道跨越实线驶入应急车道的变道轨迹线。本文的方法能准确地测出车辆的违法变道轨迹。





图 4-7 高速公路占用应急车道

以上三种车辆轨迹均属于违法变道轨迹，实验结果表明，本文提出的方法简单可靠，能准确地测出违法变道车辆，具有很强的应用价值。

4.4 本章小结

本章主要对车辆变道轨迹识别的方法步骤及其相关算法进行较为详细的介绍。首先采用 Hough 变换检测技术对车道线进行检测，介绍了 Hough 变换算法的原理，并展示了车道线绘制的效果图。对形心跟踪算法和模板匹配算法原理进行了分析，采用背景减差法对运动目标进行检测，经过一系列算法处理后将目标车辆的连通域提取出来，结合高速公路视频的特性，采用了改进的形心跟踪算法和模板匹配算法对目标车辆进行跟踪，并对运动车辆的轨迹进行提取，通过实验证明了算法的可靠性。本章第三节还对高速公路车辆变道的原因进行分析，总结了高速公路三种正常变道情况，对车辆变道进行定义，通过计算已有的车辆轨迹与车道线对应点距离的方差来判断车辆轨迹是否发生违法变道。对车辆向左、右侧变道以及占有应急车道行驶的三种违法变道轨迹进行识别检测，实验结果表明，该算法能有效地识别车辆变道轨迹，且算法简单，效率较高。

第五章 结论与展望

视频检测技术作为智能交通系统的重要组成部分,取得了前所未有的进步。本文针对高速公路固定摄像头的特定场景,分析了视频监控中车辆变道轨迹识别方法,围绕视频检测中的运动目标检测、目标识别与跟踪及车辆变道识别等关键技术进行研究。论文主要工作如下:

1) 对车辆随意变道的危害性和车辆变道识别的必要性进行了详细的说明。针对智能交通系统的发展历程以及国内外视频检测关键技术的研究现状两个角度进行了综述,在此基础上,制定了论文的技术路线,针对不同的技术层次展开具体方法的研究。

2) 介绍了数字图像处理技术及其相应的颜色空间模型,接着对图像预处理技术做了详细重点介绍,包括图像灰度变换、平滑滤波处理以及图像增强等技术,详细介绍了类间最大方差算法(Otsu)(全局阈值方法)与均值标准差算法(Sauvola)(局部阈值方法)等阈值分割算法,并进行实验。最后通过实验对各算法进行比较分析,确定本文算法,为后续检测奠定基础。

3) 对几种常用的目标检测算法的原理和特点进行介绍,并采用背景差分法对目标进行检测。对均值背景建模和中值背景建模以及高斯混合背景建模三种背景提取技术的建模方法进行了较为详细的介绍,并通过实验比较三种建模方法的优缺点以及适用场合,针对高速公路车流大的特点选取高斯混合背景建模技术。详细介绍了几种常用的边缘检测算子,且通过实验对其性能进行比较分析。采用暗影提取技术去除图像中的阴影。采用一种改进的稀疏子空间聚类算法对运动目标进行分类,实验证明,该算法能够准确地对场景中的目标进行分类。

4) 对车辆变道轨迹识别相关算法进行较为详细的介绍。结合高速公路视频的特性,采用了改进的形心跟踪算法和模板匹配算法对目标车辆进行跟踪,并对运动车辆的轨迹进行提取,通过实验证明了算法的可靠性。对车辆变道进行定义,通过计算已有的车辆轨迹与车道线的距离的方差来判断车辆是否发生违法变道行为。实验结果表明,该算法能有效地识别车辆变道轨迹,且算法简单,效率较高。

本论文实现了基于视频检测的车辆变道轨迹的有效识别,由于时间和条件的限制,仍然有需要完善的地方,在以下几个方面仍有待进一步研究:

1) 本文的背景建模算法依赖于稳定的外部环境,在夜间以及雨雪天气下,背景提取会受到比较大的干扰,算法的稳定性需要进一步的研究。背景提取算法需要进一步完善,提高运算效率的同时能够有较强的鲁棒性。

2) 本文面向单个静止摄像机进行车辆变道轨迹识别分析研究,由于单个摄

像机的视频域有限，采用多摄像机可以有效扩大监视范围，多摄像机视频数据的信息如何进行融合已成为当前的研究热点。

参 考 文 献

- [1]周红. 城市道路交通问题分析[J]. 城市建设理论研究(电子版), 2013(18).
- [2]刘智勇. 智能交通控制理论及其应用[M]. 北京:科学出版社, 2003.
- [3]Xie Y. Design of urban intelligent traffic signal control system for large special events[C]//Information Science and Technology (ICIST), International Conference on. IEEE, 2013:1149-1151.
- [4]Wu B F, Kao C C, Juang J H, et al. A New Approach to Video-Based Traffic Surveillance Using Fuzzy Hybrid Information Inference Mechanism[J]. Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on, 2013, 14(1):485-491.
- [5]高敬红, 杨宜民. 道路交通车辆检测技术及发展综述[J]. 公路交通技术, 2012(1):116-119.
- [6]王富, 熊烈强, 李杰. 高速公路交通流数据检测技术[J]. 公路, 2005, (12):120-124.
- [7]CHEN Y, CAI J, CHEN Y, et al. Design and Implementation of Indoor Vehicle Tracing and Positioning Simulation System Based on RFID[J]. Computer and Modernization, 2013, 2: 048.
- [8]Zheng S K, Li M, Zhu Q, et al. Video-Based Traffic Flow Parameters Monitoring and Integrated Traffic Information System[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 462:77-84.
- [9]谭中慧. 基于视频的交通检测系统研究[D]. 长安大学, 2010.
- [10]韦清波, 苏奎, 何兆成等. 基于参数预测的高速公路交通状态判别[J]. 交通信息与安全, 2013, 30(6): 81-86.
- [11]Benfold B, Reid I. Stable multi-target tracking in real-time surveillance video[C]//Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on. IEEE, 2011:3457-3464.
- [12]Kanhare N K, Birchfield S T, Sarasua W A. Vision based real time traffic monitoring:U. S. Patent 8, 379, 926[P]. 2013-2-19.
- [13]郭欢, 朱莉, 郭晓刚. 基于图像处理技术的交通流量统计算法的实现[J]. 自动化技术与应用, 2013(2):49-52.
- [14]胡春丽. 公路交通事件自动检测算法研究[D]. 西南交通大学, 2013.
- [15]陈桂香. 国外智能交通系统的发展情况[J]. 中国安防, 2012(6):103-108.
- [16]Agrawal D, Meena N. Performance Comparison of Moving Object Detection Techniques in Video Surveillance System[J]. The International Journal of Engineering And Science(IJES), 2013, 2(01):240-242.
- [17]徐华峰, 夏创, 孙林. 日本ITS智能交通系统的体系和应用[J]. 公路, 2013(009):187-191.

- [18]Huang D Y,Chen C H,Hu W C,et al.Feature-based vehicle flow analysis and measurement for a real-time traffic surveillance system[J].Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing,2012,3(3):279-294.
- [19]金茂菁. 中国智能交通发展历程浅谈[J]. 交通科技,2013(2):140-142.
- [20]Batavia,Parag,Pomerleau,et al.Detecting Overtaking Vehicles With Implicit Optical Flow[R].CMU RI Technical Report,1997
- [21]M. Suchendra,Bhandarkar,X. Luo.Fast and Robust Background Updating for Real-time Traffic Surveillance and Monitoring[A].Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C].2005:55-56
- [22]S. Mckenna.Tracking Groups of People[J].Computer Vision and Image Understanding. 2000,80(1):42-56
- [23]C. R Wren,A. J. Azarbajegani,T. J. Dan'ell,et al.Pfinder:real-time tracking of the human body[A].SPIE-The International Society for Optical Engineering [C].1996:89-98
- [24]Kehellah and Fakry m.Texture classification using dominant neighborhood structure[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2011,20(11):3270-3279
- [25]I. Haritaoglu,D. Harwood,L. S. Davis.W4:Real-Time Surveillance of People and Their Activities[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence,2000:809-830
- [26]B. Gloyer.Video-based Freeway Monitoring System Using Recursive Vehicle Tracking[A].IS&T-SPIE Symposium on Electronic Imaging:Image and Video Processing[C].1995:173-180
- [27]C. Ridder,O. Munkelt,a. H. Kircimer. Adaptive background estimation and foreground detection using kalman filtering[A].in Proc International Conference on recent Advances in Mechatronics[C].1995:193-199
- [28]雷波,李清泉. 复杂交通场景中车辆视频检测的背景提取与更新[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2009,8(34):906-909
- [29]王国林,萧德云. 一种新的基于传感器融合的复杂交通背景更新方法[J]. 交通运输系统工程与信息,2010,4(10):27-32
- [30]D. Koller,J. Weber,T. Huang.Toward robust automatic traffic scene analysis in real-time[C]. in Proc. Int. Conf. Pattern Recognition.1994:126-131
- [31]R. Rad,M. Jamzad.Real time classification and tracking of multiple vehicles in highways[J].Pattern Recognition Letters,2005,(26):1597-1607
- [32]A. Lipton,H. Fujiyoshi,R. Patil.Moving target classification and tracking from

- real-time video[A]. IEEE Workshop on Application of Computer Vision [C]. 1998:8-14
- [33] D. Makris, T. Ellis. Learning semantic scene models from observing activity in visual surveillance[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2005, 35(3):397-408
- [34] S. Kamijo, Y. Matsushita, K. Ikeuchi, et al. Traffic Monitoring and Accident Detection at Intersections[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2000, 1(2):108-118
- [35] B. Coifman, D. Beymer, J. Malik, et al. A real-time computer vision system for vehicle tracking and traffic surveillance[J]. Transport, 1998, 6(4):271-288
- [36] N. Paragios, R. Deriche. Geodesic active regions: A new paradigm to deal with frame partition problems in computer vision[J]. Visual Commun Image Represent, 2002:249-268
- [37] C. Stauffer, W. E. L. Gimson. Adaptive background mixture models for real-time tracking[A]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. 1999:246-252
- [38] 林培群, 徐建闽. 复杂交通场景中运动车辆的检测与轨迹跟踪[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2008, 36(6):84-89
- [39] 岳昊, 邵春福, 赵熠. 基于视频序列的行人多目标跟踪方法研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2007, 7(04):47-51
- [40] D. Thirde, M. Borg, J. Ferryman, et al. A real-time scene understanding system for airport apron monitoring[A]. Proceedings of the Fourth IEEE International Conference on Computer Vision Systems[C]. 2006:26
- [41] Zhang, K. Huang, T. Tan, et al. Trajectory series analysis based event rule induction for visual surveillance[A]. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. 2007
- [42] A. Amer, E. Dubois, A. Mitiche. Rule-based real-time detection of context-independent events in video shots[J]. Real-Time Imaging, 2005, 11(3):244-256
- [43] W. Hu, D. Xie, T. Tan, et al. Learning activity patterns using fuzzy self-organizing neural network[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004. Vol. 34(3):pp. 1618-1626.
- [44] D. Buzan, S. Sclaroff, G. Kollios. Extraction and clustering of motion trajectories in video[C]. in Proc. 17th Intl. Conf. on Pattern Recognition (ICPR). 2004, Vol. 2:pp. 521-524.

- [45]N. Johnson, D. Hogg. Learning the distribution of object trajectories for event recognition[J]. Image and Vision Computing, 1996. Vol. 14(8):pp. 609-615.
- [46]C Piciarelli, C Micheloni, G L Foresti. Support vector machines for robust trajectory clustering[C]. In Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, 2008, pp. 2540-2543.
- [47]Vidal R. Subspace clustering[J]. Signal Processing Magazine, 2011, 28(2):52-68.
- [48]Elhamifar E, Vidal R. Sparse subspace clustering: Algorithm, theory, and applications[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(11):2765-2781.
- [49]徐献灵, 林奕水. 图像边缘检测算法比较与分析[J]. 自动化与信息工程, 2007, 28(3):30-32.
- [50]周灿灿. 基于视频检测技术的违法变道监测系统[D]. 浙江大学, 2014.
- [51]阮体洪. 基于交通视频的车辆检测和车辆行为识别研究[D]. 浙江工业大学, 2015.
- [52]胡宏宇, 王庆年, 曲昭慧. 运动目标空间模式辨识与异常交通行为检测[J]. 吉林大学学报(工学版), 2011, 41(6):1598-1602.
- [53]李明之, 马志强, 单勇. 基于轨迹分析的交通目标异常行为识别[J]. 电视技术, 2012, 36(1):106-112.
- [54]胡宏宇. 基于视频处理的交通事件识别方法研究[D]. 吉林大学, 2010.
- [55]王宏义. 基于视频图像的交通事件检测系统研究与开发[J]. 公路与汽运, 2007, No. 11:105-107
- [56]吴亮, 马宏兴. 交通信息的背景提取技术分析[J]. 西安科技大学学报, 2010, 30(1):117-122
- [57]翟旭. 智能视频监控中目标检测跟踪技术的研究[D]. 北京邮电大学, 2013
- [58]Kim J S, Yeom D H, Joo Y H. Fast and robust algorithm of tracking multiple moving objects for intelligent video surveillance systems[J]. Consumer Electronics, IEEE Transactions on, 2011, 57(3):1165-1170.
- [59]黄华, 张小锋, 万斌. 数字图像角点融合匹配方法研究[J]. 微电子学与计算机, 2013, 30(007):120-123
- [60]韩倩, 马志强, 单勇等. 基于SUSAN算子的空域自适应错误隐瞒算法[J]. 电光与控制, 2010
- [61]王民钢, 王超, 樊英平等. 基于Harris的角点检测改进算法[J]. 计算机仿真, 2012, 29(11):294-298
- [62]高庆吉, 徐萍, 杨璐. 基于改进Harris角点提取算法的网格图像破损检测[J]. 计算机应用, 2012, 32(3):766-769
- [63]侯静, 李孟歆, 赵岚光. 基于特征和区域的图像匹配方法[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学

- 学版), 2012, 28(2):380-384
- [64] Ratnottar J, Joshi R, Shrivastav M. Review towards the Fast Block Matching Algorithms for Video Motion Estimation[C]//Communication Systems and Network Technologies (CSNT), 2012 International Conference on. IEEE, 2012:153-156
- [65] 邓建华, 常高洁. 基于视频检测的自行车流跟驰特性分析[J]. 交通科技与经济, 2010, (05):43-45.
- [66] Huang S, Hong J. Moving object tracking system based on camshift and Kalman filter[C]//Consumer Electronics, Communications and Networks (CECNet), 2011 International Conference on. IEEE, 2011:1423-1426
- [67] 徐珩. 基于模板匹配跟踪算法的研究与改进[D]. 昆明理工大学, 2015.
- [68] 李明之, 马志强, 张晓燕. 基于轨迹分析的交通目标异常行为识别[J]. 电视技术, 2012, 36(1):106-112
- [69] Lee I J. An accident detection system on highway using vehicle tracking trace[C]//ICT Convergence (ICTC), 2011 International Conference on. IEEE, 2011:716-721.
- [70] Jiuiyue Hao and Chao Li. Spatio-temporal traffic scene modeling for object motion detection[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(1):295-302

致 谢

转瞬间研究生生涯即将结束，很幸运在这三年里遇到那么多的良师益友，值此毕业之际，感谢大家对我生活和学业的诸多帮助。

首先，特别感谢我的导师邓建华副教授，邓老师学识渊博、思维敏捷，从论文选题到论文的完成，老师提出了很多专业的意见和处理方法，使我能够顺利地完成毕业论文，其严谨的治学态度和平易近人的处事作风深深感染了我，使我在工作和生活中受到潜移默化的熏陶。此外，感谢朱从坤教授对我的关心和帮助，其豪爽的胸怀和认真的工作态度让我学到了很多课本以外的知识。

感谢交通教研室的冯焕焕副教授、李燕老师、张丽岩老师、师桂兰老师四位美女老师以及其他老师，自我本科开始就教授我交通方面的专业知识以及课本以外的知识，让我终生受益，特别是冯焕焕副教授，本科作为我的毕业论文指导老师，对我的论文提出了宝贵的意见，在此特别感谢。

感谢研究生阶段的师兄弟以及工管工作室的同学给我的支持和帮助。感谢同门骆豪、师姐冒玉婷、师兄邢吉平、师兄郝鹏飞、师妹钱萍、师弟时亚群对我的支持和理解，感谢同窗陈飞、王立政和程浩同学在学习和生活中的密切交流和付出。

最后，深深感谢我的父母和哥哥在我研究生生涯的默默支持和无私奉献，是你们给了我尽快完成论文尽快毕业的无限动力。

史颖

二零一七年五月

作者简介

史颖，女，1990年生，汉族，江苏省淮安市人。2010年9月至2014年7月，就读于苏州科技学院土木工程学院，获得交通专业学士学位。2014年9月至今，就读于苏州科技大学建筑经济与管理专业，攻读硕士学位，研究方向为交通运输规划与管理。