

分类号:U49

10710-2012132039



长安大学

硕士学位论文

基于车辆跟踪轨迹的停车和逆行检测研究

高冬冬

导师姓名职称

李曙光 教授

申请学位类别

硕士

学科专业名称

交通信息工程及控制

论文提交日期

2015 年 6 月 2 日

论文答辩日期

2015 年 6 月 16 日

学位授予单位

长安大学

Based on vehicle tracking trajectory in parking and retrograde detection research

A Thesis Submitted for the Degree of Master

Candidate: Gao Dongdong

Supervisor: Prof. Li Shuguang

Chang'an University, Xi'an, China

论文独创性声明

本人声明：本人所呈交的学位论文是在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除论文中已经注明引用的内容外，对论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。本论文中不包含任何未加明确注明的其他个人或集体已经公开发表的成果。

本声明的法律责任由本人承担。

论文作者签名：高冬冬

2015年6月17日

论文知识产权权属声明

本人在导师指导下所完成的论文及相关的职务作品，知识产权归属学校。学校享有以任何方式发表、复制、公开阅览、借阅以及申请专利等权利。本人离校后发表或使用学位论文或与该论文直接相关的学术论文或成果时，署名单位仍然为长安大学。

(保密的论文在解密后应遵守此规定)

论文作者签名：高冬冬

2015年6月17日

导师签名：李曙光

2015年6月17日

摘 要

随着国民经济的快速发展,智能交通也越来越受到人们的重视。作为智能交通的重要组成部分,交通事件检测对于缓解交通压力、减少交通事故有着很重要的作用。基于视频的交通事件检测技术,由于其显著的优点(安装简单、覆盖范围广、检测直观),越来越成为各国学者研究的重点。本文在前人研究的基础上,重点研究了车辆检测和车辆跟踪,并根据质心坐标绘制运动轨迹,之后利用车辆跟踪轨迹分别对违章停车检测和逆行检测进行了研究。

首先,在运动车辆检测方面,通过比较常用的背景提取算法,采用多帧图像平均法提取视频背景。分析帧间差分法、光流法、背景差分法,考虑实际检测效果,采用彩色背景差分法对车辆进行检测,之后对检测图像进行二值分割,形态学处理和团块填充,采用 HSV 颜色空间对车辆阴影进行去除,这一系列操作使车辆目标能够完整的提取出来。其次,在运动车辆跟踪方面,在介绍了常用跟踪方法的基础上,采用卡尔曼滤波和车辆质心特征相结合的跟踪方法,对下一时刻车辆特征值进行预测,之后对车辆进行搜索匹配,实现跟踪。通过分析质心坐标,提取出车辆跟踪轨迹,并实时显示在监控画面上面。在以上研究的基础上,对违章停车和逆行进行检测识别。对于违章停车,采用质心距离变化和速度变化进行判定,当质心距离和车辆速度小于一定的阈值时,结合具体停车时间进行判定。对于逆行检测,当车辆行驶方向和道路规定方向相反时,车辆质心的 Y 轴坐标变化来进行判定。最后分别对违章停车算法和逆行算法进行了视频测试,取得了很好的效果。

关键词: 背景差分, 车辆检测, 车辆跟踪, 卡尔曼滤波, 停车和逆行检测

Abstract

With the rapid development of the national economy, the intelligent transportation is becoming more and more important. As an important part of intelligent transportation, traffic incident detection to ease traffic pressure, reduce the number of traffic accidents has a very important role. Traffic incident detection based on video technology, due to its significant advantages (simple installation, wide coverage, intuitive), has increasingly become the focus of academic research in various countries. On the basis previous research, this paper mainly studies the vehicle detection and vehicle tracking, and draw the trajectory according to the coordinates of the center of mass, respectively, then the use of vehicle tracking trajectory for illegal parking detection and illegal retrograde detection.

Firstly, in moving vehicles detection, by comparing the background extraction algorithms, then using multi frame averaging method to extract video background. Analysis inter-frame difference, optical flow method, background subtraction method, considering the actual testing result, using color background subtraction method of vehicle detection, after the image binary segmentation, morphology processing and mass filling, using HSV color space of vehicle shadow removal, the sequence enables vehicle target to complete. Secondly, in terms of moving vehicle tracking, on the basis of common tracking methods are introduced, using kalman filter and vehicle mass center features, to forecast the vehicle characteristic value of the next moment, after the vehicle search matching, realize the tracking. By analyzing the centroid coordinates, to extract the vehicle tracking trajectory and real-time display on the monitor. Based on the above research, detection of parking and retrograde identification .For illegal parking, using centroid distance variation and velocity change is judged, when the distance between the centroid and the vehicle speed is less than a certain threshold value, combined with the specific parking time determination. For retrograde parking, when the vehicle is traveling in the opposite direction and the roads in a predetermined direction, Y-axis coordinate of the centroid of the vehicle changes to be determined. Finally, using the test video on the parking and retrograde detection, has obtained the good effect.

Key words: Background subtraction, vehicle detection, vehicle tracking trajectory, Kalman filter, parking and retrograde motion detection

目 录

| | |
|--|----|
| 第一章 绪论 | 1 |
| 1.1 选题背景及意义 | 1 |
| 1.2 国内外交通事件检测技术研究现状 | 2 |
| 1.3 技术路线 | 4 |
| 1.4 本文研究内容及结构安排 | 5 |
| 第二章 基于视频的交通事件检测及常用图像处理方法介绍 | 6 |
| 2.1 交通事件检测系统概述 | 6 |
| 2.2 背景提取和更新 | 7 |
| 2.2.1 统计背景模型 | 7 |
| 2.2.2 混合高斯背景模型 | 9 |
| 2.2.3 本文采取的求取背景方法 | 11 |
| 2.2.4 实验对比 | 13 |
| 2.3 常用运动目标检测方法介绍 | 14 |
| 2.3.1 帧间差分法 | 14 |
| 2.3.2 光流法 | 16 |
| 2.3.3 背景差分法 | 17 |
| 2.3.4 实验对比 | 18 |
| 2.4 运动目标跟踪方法简述 | 19 |
| 2.4.1 基于特征跟踪法 | 19 |
| 2.4.2 基于 3D 模型的跟踪方法 | 19 |
| 2.4.3 基于轮廓的跟踪方法 | 19 |
| 2.4.4 基于区域的目标跟踪 | 20 |
| 2.5 基于 Meanshift 和 Camshift 跟踪算法 | 21 |
| 2.5.1 Meanshift 跟踪算法 | 21 |
| 2.5.2 Camshift 跟踪算法 | 23 |
| 2.6 本章小结 | 24 |
| 第三章 违章停车和逆行检测研究 | 25 |
| 3.1 违章停车和逆行检测概述 | 25 |

| | |
|---------------------------|-----------|
| 3.2 交通车辆检测 | 27 |
| 3.2.1 彩色背景差分法 | 28 |
| 3.2.2 形态学处理 | 28 |
| 3.2.3 车辆阴影的去除 | 29 |
| 3.2.4 车辆检测实验结果 | 32 |
| 3.3 车辆跟踪及轨迹提取 | 33 |
| 3.3.1 卡尔曼滤波的基本原理 | 34 |
| 3.3.2 卡尔曼滤波算法设计 | 35 |
| 3.3.3 卡尔曼滤波跟踪实验 | 38 |
| 3.4 车辆违章和逆行检测研究 | 40 |
| 3.4.1 车辆轨迹模型 | 40 |
| 3.4.2 违章停车检测 | 41 |
| 3.4.3 逆行检测 | 45 |
| 3.5 本章小结 | 47 |
| 第四章 实验结果分析 | 48 |
| 4.1 软件开发平台 | 48 |
| 4.1.1 VS2010 简介 | 49 |
| 4.1.2 Opencv2.4.3 | 50 |
| 4.2 视频测试 | 50 |
| 4.3 本章小结 | 55 |
| 结论 | 56 |
| 参考文献 | 58 |
| 攻读学位期间取得的科研成果..... | 61 |
| 致谢 | 62 |

第一章 绪论

1.1 选题背景及意义

随着改革开放之后,我国经济快速平稳发展和人民生活水平不断提高,私家车、公共交通工具以及一些道路运输相关行业,如物流、快递、货运等,对交通道路需求有了急剧快速增长。从公安部交通管理局获悉,截止 2014 年底,全国机动车保有量已达 2.64 亿辆,机动车驾驶人数量已达 3 亿人,汽车保有量 1.54 亿辆,有 35 个大中城市汽车保有量超过百万,驾驶员人数首次突破 3 亿人。人们在享受现代化交通工具给日常生活带来便利的同时,也发现出行变得更加不顺畅,身边的交通事故发生越来越频繁,堵车路段越来越多,堵车时间越来越长,道路拥挤正逐步成为人们出行的一大烦恼。交通事故堵塞交通、伤害生命、损失财产等。世界卫生组织报告显示:全球道路交通事故每年导致 120 多万人死亡,5000 多万人受伤^[1]。因此,如何快速检测出道路上发生的各种交通违章事件并做出相应处理措施变得十分重要。

智能交通系统,既 ITS^[2]是为了解决各种道路交通问题而产生的,ITS 是从工程角度出发,将人,车和路看成是一个统一体,融合了计算机技术、数字图像技术、软件工程、计算机网络和人工智能等当前的高新技术。ITS 从道路交通的整体来考虑,能最大限度发挥交通设施的作用,减轻道路拥挤,改善人们的出行质量,减少交通事故和环境污染。交通事件检测是智能交通系统重要的一部分,从上世纪 60 年代以来出现了很多交通异常事件检测方法,主要有间接检测法和直接检测法。间接检测法:通过设置检测器的方式采集交通流数据来判断是否发生了交通事件,该方法优点是操作简单且成本较低,但是检测效率比较低、误报率较高。直接检测法:采用视频和图像处理的方法,完成对车辆目标的检测和跟踪,从而判断车辆行为。还有在事故高发路段设置人工监控,通过人力观察判断是否发生违章行为,采用摄像头进行抓拍。

上面分别介绍了国内外经常使用的几种交通事件检测技术,每种技术各有特点。但是基于视频的交通事件检测方法优点比较突出,不破坏路面,实施方便灵活而深受欢迎。新建的项目越来越多采用视频检测技术。交通视频监控技术用计算机代替传统的人工监控,主要由计算机负责完成车辆检测、跟踪、具体行为的判断,并根据情况自动抓拍,记录当时的视频信息,存储到数据库中供有关部门参考。

基于交通视频检测技术的交通事件检测,能有效的提高智能交通的管理水平,根据

实时检测到的交通异常事件及时的做出相应处理措施，能最大限度避免二次事故的发生。更能减少人力投入，提高管理人员的工作效率，大大降低人力资源成本，促进交通管理的现代化发展。交通管理部门根据检测到的交通事件情况，研究并制定对应的交通管理政策和措施，以促进整体运营水平。因此研究视频交通事件的检测方法，如检测违章停车、违章逆行、超速行驶、违章变道等，有很重要的意义和实用价值。

1.2 国内外交通事件检测技术研究现状

国外从 20 世纪 70 年代开始研究车辆视频检测技术，并在理论和实践方面取得很大的研究成果，20 世纪 90 年代进入商业化阶段。国内从 20 世纪 90 年代开始视频车辆检测技术的研究，最近十几年发展比较迅速，取得了很大的技术进步^[3]。在交通事件理论研究中，世界各国已经开发出了多种交通事件自动检测算法，如时间序列算法、加利福尼亚算法、贝叶斯算法、交通流模型算法、低通滤波算法、人工神经网络算法等^[4]。这些算法的特点是：响应速度慢，可靠性差，不能判断事件发生的具体位置，比较适合在高速公路等条件较好的路段上实行，对于复杂的城市道路实用性不是很强，未来算法发展空间也不是很大。

基于视频的图像处理算法，由于其方法的检测速度，直观性，可靠性远远胜于间接检测算法，成为现在各国专家研究热点。并取得了一定的进展：文献[5]提出根据生物视觉机制处理目标运动特征，突出其异常特征，只对异常情况目标进行模式匹配来进行交通事件检测。文献[6]研究基于图像处理的异常交通事件检测系统，能够检测识别违章停车、低速行驶车辆、丢弃物体和车辆连续变换车道四类事件。文献[7]运用底层模块匹配和上层 Kalman 滤波确定车辆运动的轨迹，监视路口的交通情况，从而检测交通事故。文献[8]提出隐马尔科夫检测方法，该算法通过提取车辆运动轨迹，然后将轨迹分为前、停止、左、右四类，根据四类轨迹判断车辆行为。文献[9]中开发的随意丢弃抛落物检测系统，结合目标检测和跟踪方法，从而增加抛落物检测精度。文献[10]提出一种基于支持向量机（SVM）的交通事件检测算法，运用实际高速公路的交通参数进行测试，具有很高的检测准确率和比较快的检测速度。文献[11]提出一种基于朴素贝叶斯分类高速公路交通事件检测方法，采用交通波动理论建立概念模型，利用分段离散化方法将特征变量变为离散型，设计了一个交通事件分类器对交通事件进行识别。文献[12]利用基于像素时间序列特征的稳态分析法检测静止车辆目标，将不相关的场景用黑色表示，以提高检测精度和准确度。文献[13]利用检测和跟踪的方法获取车辆轨迹，并对轨迹进行描述，

之后采用行为推理模块对运动对象进行识别和分类。文献[14]采用一种新的图像投影方法,降低数据维度以减少分割和跟踪计算量,从而实现对户外违章停车检测。文献[15]提出一种 GSM 定位和 GPS 定位相结合的车载无线定位交通事件检测系统。总的来说检测算法流程大致分为三个过程:背景的提取和跟新,简称背景建模;运动目标的检测和跟踪,以获取运动参数;模式匹配或者运动状态估计,确定车辆的具体行为。

在商业化实践过程中,国内外学者在视频检测领域取得了很多研究成果,并在此基础上开发出了各种检测系统。比较典型的是美国 ISS 公司研发的 Autoscope 交通视频检测设备^[16]。Autoscope 是世界上最早研发并广泛应用的车辆视频检测系统,经过几十年的发展,广泛应用在全世界各地。如:纽约的高速公路交通事故管控、香港隧道事故检测、北京四环交通流检测等。法国 Citilog^[17]交通事件检测系统,利用车辆跟踪和背景自适应等技术实现交通事件检测,检测各种交通事件(交通拥堵、违章逆行、抛洒物碎片、车辆排队超时),同时具有采集交通信息,辅助交通控制的功能。国际上经常用的系统还有:比利时的 Traficon NV 公司的 Traficam、PEEK VideoTrak、CMS Mobilize 等。

随着世界智能交通的不断发展,国内学者对视频检测技术越来越重视。国内在交通视频检测研究虽然起步较晚,但是很多科研机构投入了大量的人力物力,也取得了一些成果。1998 年,中联通达科技发展有限公司研制出国内首台视频机动车闯红灯自动监测系统;上海高德威智能交通系统,主要用于高速公路、城市交叉口、隧道交通量检测和事件识别,在我国少数高速公路以及城市路网交通调控系统中应用;哈尔滨工业大学研发的 VTD2000 系列和清华大学开发的 VS3001 均实现了交通流信息和少量的交通事件检测功能,但是系统都没有大规模的应用,性能有待实际验证。国内的大学和科研机构中,中科院自动化所处于领先地位。他们自主开发的智能交通监控原型系统,在车辆检测、跟踪和识别的基础上,分析和判断车辆的运动行为,实现了车辆行为的语言描述^[18]。北京宇航时代科技和厦门恒深智能软件也开发了自己的交通事件检测系统。

国内外学者在视频交通事件检测领域已经进行了很多的研究,并在实际的应用实践中取得理论一些成果,但是还有一些技术问题需要进一步研究解决。各种视频检测场景复杂多变如:天气、道路两旁环境、车辆阴影变化等,对检测的精度造成了很大的影响;交通事件的识别,各种干扰物的影响;检测系统是实时性,现在的监控摄像机分辨率正常都在 200 万像素以上,对算法实时性要求越来越高^[19]。我国应该在借鉴国外技术的基础上加大对核心技术的研究,开发出具有自主知识产权的视频检测产品,使我国的交通视频检测事业不断向上发展。

1.3 技术路线

本文在研究和分析视频交通事件检测算法的基础上，利用多帧彩色图像均值法求取交通视频背景图像，采用背景差分法提取车辆前景图像，运用图像形态学和团块填充对二值化之后图像进行处理以突出检测目标，用 HSV 色彩空间对车辆阴影进行去除，使用卡尔曼滤波和车辆特征相结合进行多车辆跟踪，并画出车辆质心跟踪轨迹，利用运动轨迹判断车辆是否逆行，利用车辆质心变化和质心速度变化结合停车时间判定是否发生了违章停车。图 1.1 为技术路线图：

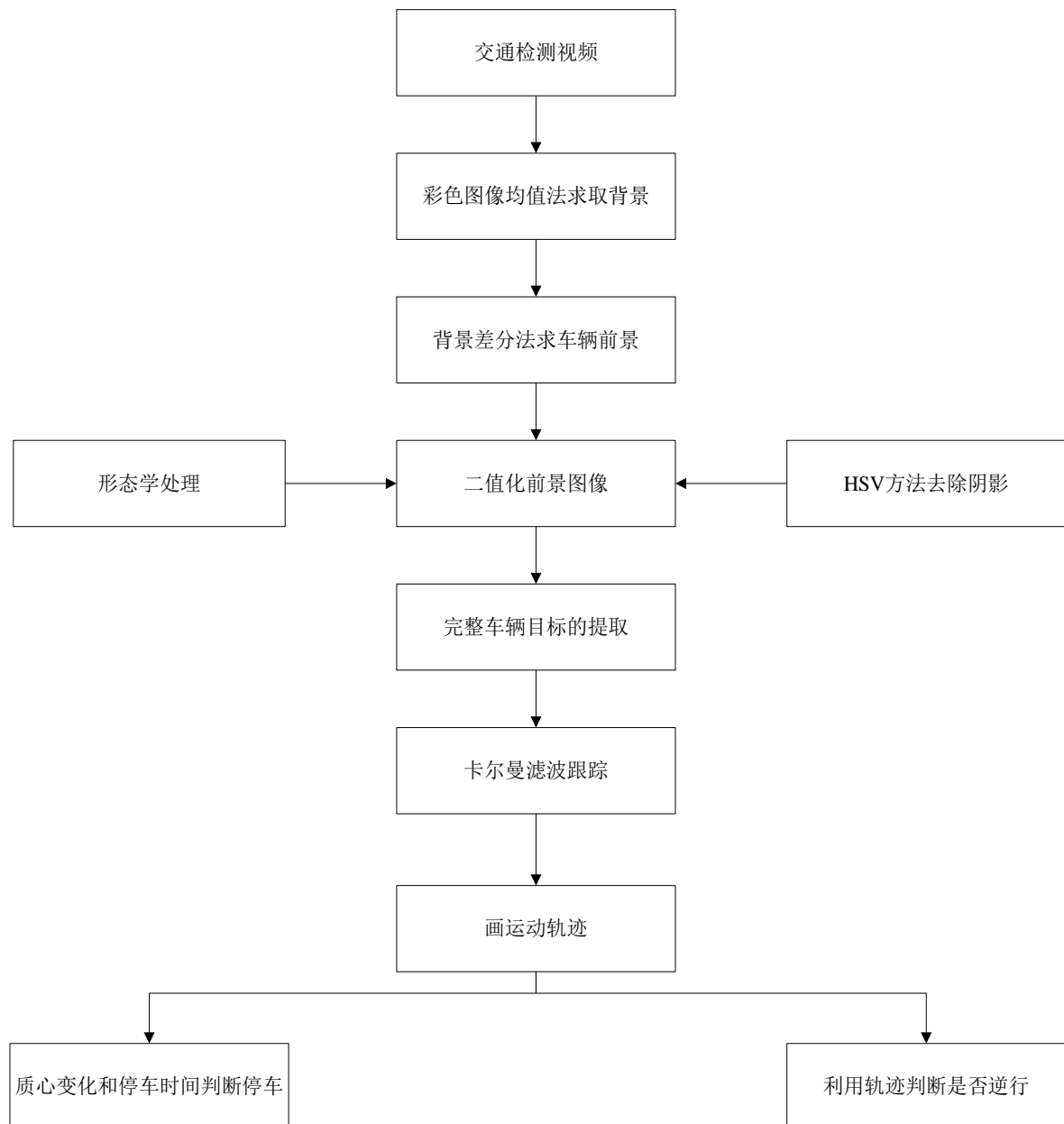


图 1.1 技术路线图

1.4 本文研究内容及结构安排

本文研究内容：主要对视频交通事件检测中停车和逆行事件进行研究，首先对常用视频交通事件检测算法进行分析比较，选出满足实际检测需求的检测方法。之后分三个步骤对停车和逆行检测进行叙述：车辆检测、车辆跟踪及轨迹提取和停车和逆行判定方法。利用彩色背景差分法提取车辆前景，通过形态学处理和车辆阴影去除，运用卡尔曼滤波进行多车辆目标跟踪，根据车辆质心坐标画出多车辆运动轨迹，利用车辆运动轨迹分别对停车检测和逆行检测判定。违章停车主要根据车辆轨迹判定车辆是否静止，违章逆行根据轨迹判定车辆行驶方向与道路规定方向是否一致。最后采用拍摄的违章交通视频对两种违章事件进行验证，两种违章交通事件检测算法能够满足实际检测需求，取得了很好的检测效果。

论文具体结构安排如下：

第一章 绪论。本章主要论述论文研究背景及意义，介绍国内外交通事件检测技术的发展现状，并指出现在交通事件检测中存在的问题和不足，之后对本文采用的技术路线进行论述。最后介绍本文的主要研究内容和论文的章节安排。

第二章 基于视频交通事件检测及常用检测方法介绍。本章主要介绍基于视频交通事件检测系统和常用运动目标检测算法和目标跟踪方法，通过分析和比较各种经典算法的优缺点，为后续章节所采用算法提供基础。视频背景提取的好坏，对目标检测精度影响很大，在分析统计背景模型和混合高斯背景模型之后，采用多幅彩色图像求平均值方法求取视频背景。目标检测主要介绍比较了背景差分法、光流法和帧间差分法，目标跟踪主要介绍了四种跟踪方法，详细分析了经典算法 `meanshift` 和 `camshift`。

第三章 违章停车和逆行检测研究。本章是论文的核心内容，主要分为三大部分，交通车辆检测、车辆跟踪及轨迹提取和停车逆行检测研究。交通车辆检测部分主要应用彩色背景差分法提取车辆前景，设定阈值进行二值分割，对二值图像进行形态学处理和车辆阴影去除。在车辆跟踪和轨迹提取部分主要采用卡尔曼滤波结合车辆特征点进行跟踪，并提取车辆质心坐标，作为跟踪轨迹。最后一部分分别对违章停车和车辆逆行了检测研究。

第四章 实验结果分析。本章主要介绍实验软件开发平台，对 `VS2010` 和 `opencv2.4.3` 进行简单介绍，分别用拍摄的交通视频对停车方法和逆行方法进行了测试，对停车轨迹进行了详细的分析，测试效果满足实际检测要求。

第二章 基于视频的交通事件检测及常用图像处理方法介绍

在视频交通事件检测中，会用到各种图像处理方法对车辆目标进行处理，达到实际检测的需求。本章主要对基于视频的交通事件检测系统和常用图像处理方法进行介绍。在背景提取方面，对统计背景模型和混合高斯模型进行了分析比较，之后采用彩色图像平均法求取视频背景。在运动目标检测方面，介绍和比较了常用的三种方法（帧间差分法、光流法、背景差分法），并分析其优缺点，在第三章中采取背景差分法求车辆前景。在运动跟踪方面，分别对 meanshift 和 camshift 进行了详细分析比较，并测试其跟踪效果，为之后选取跟踪算法提供参考。

2.1 交通事件检测系统概述

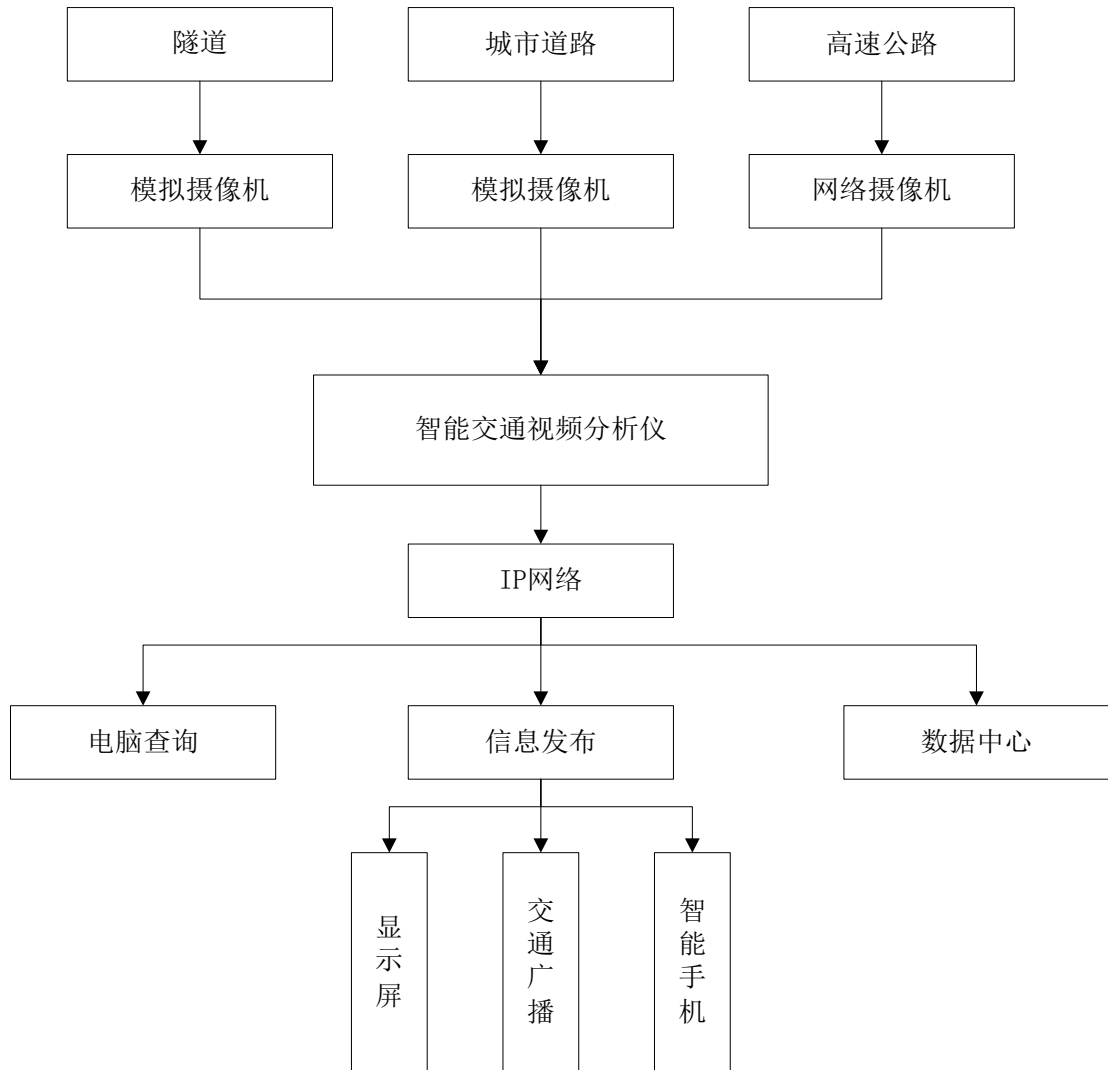


图 2.1 智能交通事件检测系统

智能交通事件检测系统在实际中应用如图 2.1 所示，大致可以分成三个组成部分：1.视频图像数字采集单元；2.智能交通中央处理单元；3.对结果处理的单元。智能交通事件检测系统主要工作流程：通过安装在道路上的各种类型监控摄像机将路面实时交通运行状况采集起来，之后将采集到的图像信息输送到智能交通视频分析中心进行处理和分析，得到各种交通状况信息，运用图像处理算法对交通状况进行判定是否有交通异常事件发生，最后将最终结果通过 IP 网络存储到数据中心，通过各种终端设备发送给车辆驾驶员部门，有利于改善交通环境，方便人们的出行。因此一般情况下，我们将智能交通事件检测分解为以下几大部分：运动车辆自动检测、运动车辆自动跟踪、交通事件检测、意外事件发生时自动报警和其他处理等^[4]。该部分是智能交通事件检测系统的核心部分，主要是对采集的视频进行处理，并根据具体检测方法对交通事件做出判断，其检测方法流程如图 2.2 所示，之后对检测方法进行介绍和对比。

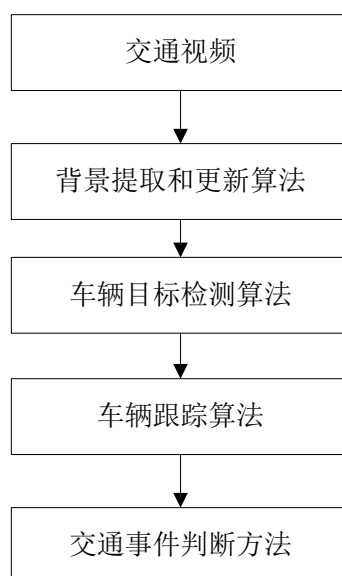


图 2.2 交通事件检测方法流程

2.2 背景提取和更新

在运动车辆检测中，视频背景提取对于车辆检测具有重要影响。因为本文采用背景差分法进行车辆检测，而背景差分需要建立一个背景参考帧，背景图像的好坏决定后续车辆跟踪的精度。下面介绍统计背景模型和混合高斯背景模型，之后介绍改进型的平均法求取。

2.2.1 统计背景模型

(1) 多帧图像平均法

多帧图像平均法思想：在理想场景下将运动车辆看成背景图像中的噪声，由于车辆的多样性，造成场景内路面和车辆亮度不同。将车辆的亮度和路面的亮度作比较，就会出现以下情况：有的车辆亮度比路面亮度高，有的车辆亮度比路面亮度低，还有可能两者相等。若要消除噪声可以采用多幅图像先累加后平均的方法。基于上面的思想，通过对一段视频中连续图像先累加后平均方法来获取该场景的背景。其表达式如下：

$$Background(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i(x, y) \quad (2.1)$$

其中 $Background(x, y)$ 为视频中的背景图像， $I_i(x, y)$ 为第 i 帧图像， N 表示提取背景视频帧数。图像平均法优点是算法简单，容易实现，缺点：由于车辆亮度的多样性，造成取得的背景会出现亮暗分布不均匀的状态。该算法受车流量影响比较大，但是随着平均帧数增加，噪声会有所改善^[20]。

(2) 统计中值法

在运动目标比较少的情况下，连续多帧图像背景中灰度值占主要部分，在一段时间内，中值认为是背景图像的灰度值。

统计中值法利用统计学方法，统计单个像素点 (x, y) 在连续图像中的灰度值 $B_i = (i=1, 2, 3, 4 \dots N)$ 。在一段时间内对视频序列中图像灰度值 B_i 进行排序，最后将中值灰度 $M(x, y)$ 作为背景灰度。然而，图像像素数量受图像尺寸影响。图像尺寸越大，同一帧当中像素点的数量也就越多，用于取中值的图像帧的数量就会比较大，故像素中值计算量会快速增加，从而影响计算速度和系统实时性，大量数据占用内存单元，对其任务的执行产生不利影响。

(3) 统计直方图法

统计一段时间内连续视频图像帧中每个像素点上不同灰度值出现的次数，其中出现次数最多的，即为场景背景图像中该像素点的灰度值。因为在交通场景中，路面上同一点一直被相同亮度值的车辆所覆盖是几乎不可能的，所以可以将该灰度值代表为真实路面的灰度值。该算法计算表达式如下：

① 计算 N 帧视频图像中像素点 (x, y) 灰度值出现的频数：

$$P(x, y, k) = \begin{cases} P(x, y, k) + 1 & I_i(x, y) = k \\ P(x, y, k) & I_i(x, y) \neq k \end{cases} \quad k \in [0, 255], i \in [1, N] \quad (2.2)$$

其中 $I_i(x, y)$ 表示视频图像序列中第 i 帧图像坐标 (x, y) 的像素灰度值, $P(x, y, k)$ 表示在 N 帧图像序列中统计像素点 (x, y) 灰度值等于 K 的次数。

② 计算背景图像中像素点 (x, y) 的灰度值, 用 $BG(x, y)$ 表示:

$$BG(x, y) = k, \text{ if } ((P(x, y, k')) = \text{Max}(P(x, y, k'))) \quad k, k' \in [0, 255] \quad (2.3)$$

该算法抗噪声干扰性能好, 在通常情况下提取出背景较好, 但是运算量较大, 提取速度慢是该方法的主要缺陷。随着计算帧数的增加, 得到的背景图像效果不是很明显。当运动目标速度较快的时候, 对于图像中的近景, 由于目标快速通过, 背景图像显示的时间比较长, 得到的背景图像较好; 对于图像远景, 一些运动目标相连的话, 会将运动目标当成背景来统计, 得到的背景图像有些失真^[21]。

2.2.2 混合高斯背景模型

单高斯背景模型通过应用在简单的背景情况下, 相比较于复杂的背景情况, 考虑到背景像素值分布是多峰的, 可以用多个单模态集合来描述复杂场景中像素值的变化, 而混合高斯背景模型 (GMM) 就是用多个单高斯函数, 描述多种模态的场景背景。

GMM 算法思想: 每一个像素点定义 K 个状态表示其所呈现的颜色, K 一般取值 3 到 5 之间。 K 值越大, 处理波动能力越强, 所花费的处理时间也就越长^[22]。其中每个状态用一个高斯函数表示, 这些状态一部分表示背景的像素值, 另一部分表示运动前景像素值。若每个像素点的颜色值用变量来表示, 那么其概率密度函数可以用 K 个高斯函数表示:

$$f(X_t = x) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} * \eta(x_i, \mu_{i,t}, \sum_{i,t}) \quad (2.4)$$

式中 $\eta(x_i, \mu_{i,t}, \sum_{i,t})$ 是 t 时刻的第 i 个高斯分布, 其均值为 $\mu_{i,t}$, 协方差矩阵为 $\sum_{i,t}$, $\omega_{i,t}$ 为第 i 个高斯分布在 t 时刻的权重, 且有 $\sum_{i=1}^K \omega_{i,t} = 1$ 。

$$\text{其中 } \eta(X_i, \mu_{i,t}, \sum_{i,t}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\sum_{i,t}|^{1/2}} * e^{-\frac{1}{2}(X_i - \mu_{i,t})^T \sum_{i,t}^{-1} (X_i - \mu_{i,t})} \quad i = 1, 2, \dots, K \quad (2.5)$$

混合高斯背景模型参数更新包括高斯分布的参数、各个高斯分布的权重, 还要根据权重把各个高斯函数排序。获取新的图像后, 将当前图像像素和混合高斯模型中 K 个高斯分布进行匹配, 若其满足下式, 则认为匹配成功。

$$|I_t - \mu_{i,t-1}| \leq D\sigma_{i,t-1} \quad (2.6)$$

其中 $\mu_{i,t-1}$ 为第 i 个高斯分布的均值, D 为用户自定义参数, 一般情况下取 $D=2.5$, $\sigma_{i,t-1}$ 为第 i 个高斯分布在 $t-1$ 时刻的标准差。

和 I_t 相匹配高斯分布参数按照下面式子进行更新:

$$\begin{cases} \omega_{i,t} = (1-\alpha)\omega_{i,t-1} + \alpha \\ \mu_{i,t} = (1-\rho)\sigma_{i,t-1}^2 + \rho I_t \\ \sigma_{i,t}^2 = (1-\rho)\sigma_{i,t-1}^2 + \rho(I_t - \mu_{i,t})^2 \end{cases} \quad (2.7)$$

其中 α 是学习速率, 且 $0 \leq \alpha \leq 1$, α 越大, 则背景更新速度越快, α 越小, 更新速度就会越慢。 ρ 是参数学习速率, $\rho \approx \frac{\alpha}{w_{i,t}}$ 。假如没有高斯分布和 I_t 相匹配, 则权值最小的高斯函数将被新的所替换, 其它的高斯函数保持均值和方差不变, 但是其权值会衰减, 按照以下式子处理:

$$w_{i,t} = (1-\alpha)w_{i,t-1} \quad (2.8)$$

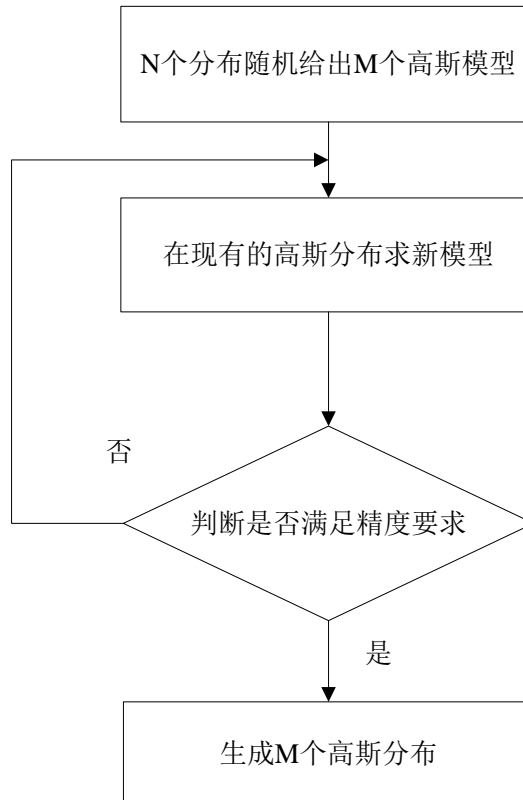


图 2.3 GMM 求取模型参数的流程图

GMM 算法实验与分析如图 2.4:

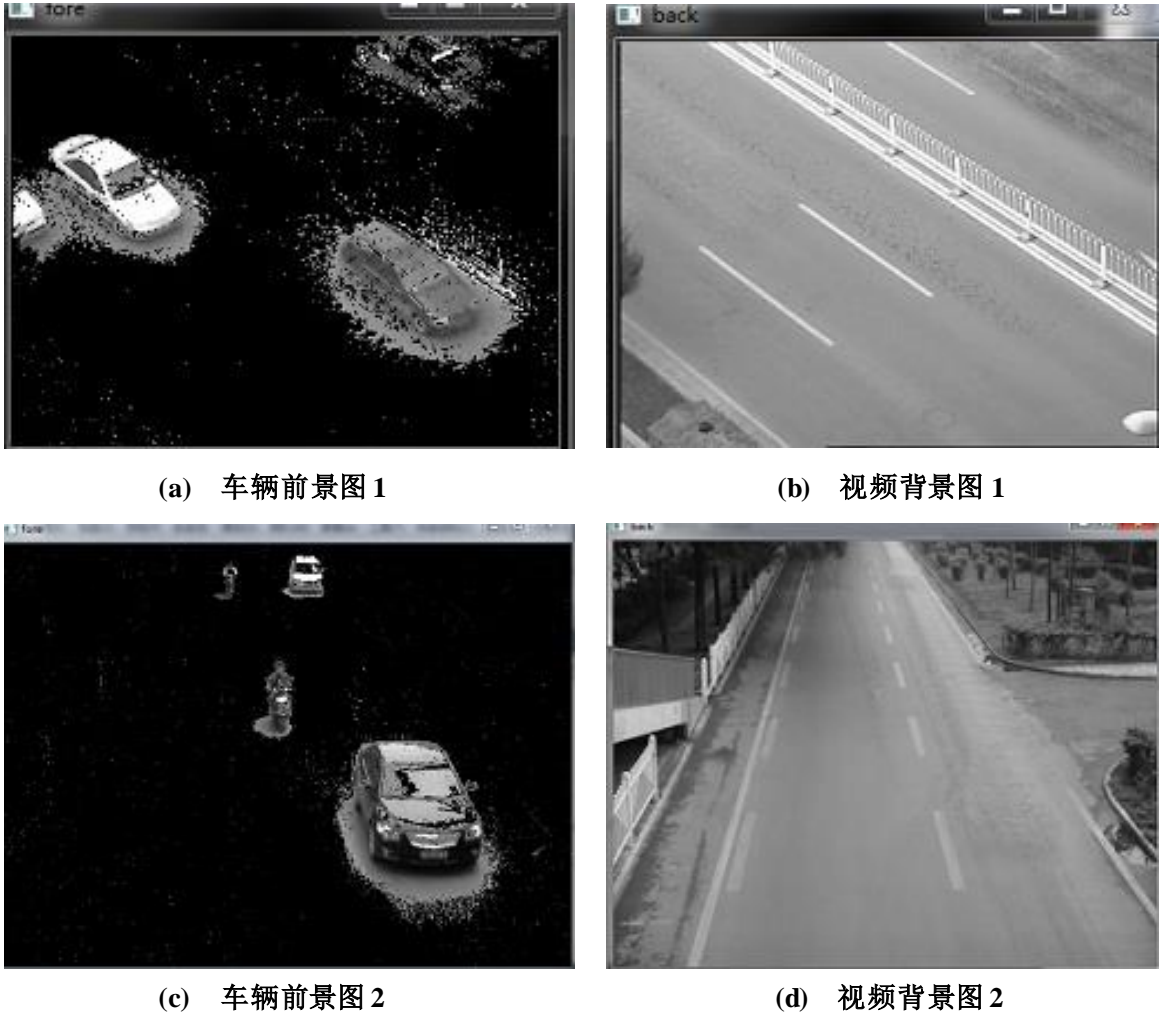


图 2.4 混合高斯检测前景和背景检测效果图

高斯模型优缺点：简单高斯背景模型处理速度比较快，但是检测效果较差；混合高斯背景检测效果比较好，能相对较好的检测出运动目标，但是也有自身的缺点：前景的目标轮廓范围扩大；对光线敏感并易受噪声的影响；计算复杂，运算量较大。

2.2.3 本文采取的求取背景方法

要进行彩色背景差分，首先的提取出彩色背景。在 RGB 图像模型中，一幅图像由 RGB 三个通道组合而成，将每个通道看成灰度图像进行处理，然后在重新合成一幅彩色图像，从而得到彩色背景图像。算法描述如下：

设第 i 帧视频图像为 f_i ，每帧图像 f_i 由 R、G、B 三通道组成，记作： $f_i = \{f_i^R, f_i^G, f_i^B\}$ ，其中 f_i^R, f_i^G, f_i^B 分别为第 i 帧图像 f_i 的三个分量。记初始彩色背景 bg_0 的三通道分量分别为 R_0 、 G_0 、 B_0 ，初始背景计算如下^[23]：

$$bg_0 = \{R_0, G_0, B_0\} = \begin{cases} R_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i^R \\ G_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i^G \\ B_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i^B \end{cases} \quad (2.9)$$

其中 N 为求取初始背景的帧数，采集 N 帧图像，分别求取三个通道的平均值，最后利用 `Opencv` 函数将三通道合成彩色背景。下面分别选取西安市西三环和文艺路南口两组视频进行分析：



(a) 西三环视频截图



(b) 背景图

图 2.5 西三环视频提取背景效果图



(c) 文艺路天桥视频截图



(d) 背景图

图 2.6 文艺路南口天桥视频背景提取效果图

彩色背景更新：有背景差分求得背景图像后，随着环境和光照强度的变化，一般需要对提取的背景进行实时更新。方法如下：

$$BG_{i+1} = \{R_{i+1}, G_{i+1}, B_{i+1}\} = \begin{cases} R_{i+1} = (1-\alpha)R_i + \alpha f_{i+1}^R \\ G_{i+1} = (1-\alpha)G_i + \alpha f_{i+1}^G \\ B_{i+1} = (1-\alpha)B_i + \alpha f_{i+1}^B \end{cases} \quad t \geq 0, 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (2.10)$$

其中, BG_{i+1} 表示第 $i+1$ 帧彩色背景, BG_{i+1} 的三通道分量分别为 $R_{i+1}, G_{i+1}, B_{i+1}$; BG_i 表示第 i 帧彩色背景, 其三通道分量分别为 R_i, G_i, B_i ; α 为更新速率, 随着视频的播放, 缓慢的修正和更新背景图像。 α 越大包含的前景信息越多, α 越小包含的前景信息越少, 选择合适 α 对背景的更新非常重要, 本文取值 $\alpha = 0.005$ 。

2.2.4 实验对比

在介绍统计背景模型和混合高斯模型的基础上, 用视频对背景提取效果进行对比。



(a) 视频中一帧图像



(b) 平均 50 帧



(c) 平均 100 帧



(d) 平均 250 帧

图 2.7 多帧图像平均背景提取结果

下面介绍混合高斯模型随着帧数变化背景提取情况: 从图 2.7 和图 2.8 中可以看出, 平均算法随着图像帧数的增加, 提取背景的效果越来越好, 但是考虑到计算复杂性, 图像帧数也不能取太大。混合高斯背景模型刚开始效果不是很好, 随着帧数增加, 噪声逐渐减少, 但是路面有车辆经过造成的影响。



图 2.8 混合高斯背景提取效果

2.3 常用运动目标检测方法介绍

在运动目标检测过程中，经常用到的方法有帧间法、光流法、背景差分法，下面对常用的三种算法进行简单介绍。

2.3.1 帧间差分法

连续两帧图像的差异信息对于运动目标检测来说非常重要。通过检测出这些变化，就可以分析运动目标特性。帧间差分法就是对一段视频中相邻的图像作差分运算，来获取运动目标轮廓。在多目标检测和摄像机运动的情况下也具有很好的适用性。常用的帧间差分法有相邻两帧差分 and 连续多帧差分。

(1) 传统的两帧差分法就是在图像序列中选取连续的两帧图像进行作差，之后对差分图像进行二值化，去噪、滤波、形态学处理，最后将运动目标和背景区分出来。算法步骤实现如下：

$$D_i(x, y) = \begin{cases} 1 & |I_i(x, y) - I_{i-1}(x, y)| > T \\ 0 & |I_i(x, y) - I_{i-1}(x, y)| \leq T \end{cases} \quad (2.11)$$

其中, $I_i(x, y)$ 表示当前帧图像, $I_{i-1}(x, y)$ 表示前一帧图像, T 为阈值, $D_i(x, y)$ 表示差分后二值化图像。算法流程图如图 2.9 所示:

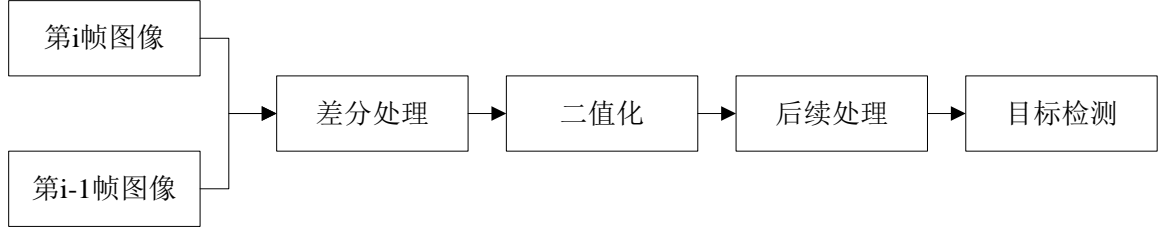


图 2.9 帧间差分流程图

在实际的操作中, 相邻两帧做差后, 之后通过二值化分割出来的区域是由车辆前后两个位置合并的区域, 所以要比实际的面积要大, 得到的车辆图像内部非常容易出现空洞现象。还有由于采样频率的原因, 如果车速过快, 分割图像的区域大于真实车辆, 容易被误检为两个分开的物体; 如果车速过慢, 则车辆将很难被检测出来。

(2) 多帧间差分法主要是针对两帧差分法存在的问题而提出来的算法, 因此该算法的基本思想和两帧间算法相差不多。在采集的视频图像中, 将连续三帧或者多帧图像做两两差分。设二值图像序列是 $\{I_m\}$, 图像 D_m 为:

$$D_m(i, j) = |I_m(i, j) - I_{m-1}(i, j)| \quad (2.12)$$

通过相减得到的二值图像相与就可以得出逻辑结果:

$$D_{n,T}(i, j) = \begin{cases} 1 & D_{n-1,T}(i, j) = 1 \text{ 且 } D_{n,T}(i, j) = 1 \\ 0 & , \text{else} \end{cases} \quad (2.13)$$

其中, T 是阈值, 三帧差分示意图如图 2.10 所示:

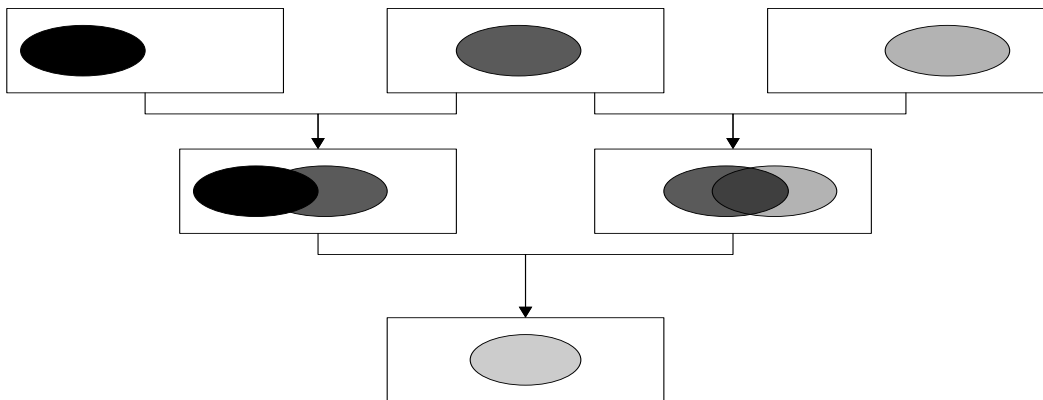


图 2.10 三帧差分示意图

帧差法的优点：算法实现简单，复杂度低，运算速度快等特点；同时对光线等场景变化敏感度底，能适应各种动态环境，稳定性还可以^[24]。缺点是：不能将检测目标完整的提取出来，通常只能提取出来边界。在运动速度过快或者过慢的时候需要结合采样时间提高检测准确性。图 2.11 为三帧差法的效果图：



图 2.11 三帧差法效果图

2.3.2 光流法

光流概念是由 Gibson 在 1950 年首先提出^[25]。光流是物体在空间运动时，观测面上像素运动的瞬时速度。光流包含有大量的关于运动和结构的信息，这些信息标示着不同时刻变化的图像，可以用来确定目标的运动情况。光流法原理：图像中每一个像素点都与一个速度矢量相对应，从而形成该图像的运动场。图像上的点和三维物体上的点在某种特定运动时刻是相对应的，根据各个像素点的速度矢量，对图像进行动态分析。光流法优点：不仅包含运动车辆的运动信息，也包含了相关物体三维结构信息，通过以上信息可以在不了解场景信息的情况下，检测出运动车辆；缺点：光流法计算耗时，实时性和实用性相对来说都有点差。在实际情况下，由于遮挡和多光源等噪声的影响，从而造成光流场基本方程的灰度守恒假设条件不能够很好的满足，影响正常光流场求解。

光流场^[26]计算最初是由 Horn 和 Schunck 提出来。在进行合理的假设下，Horn 和 Schunck 等人推导出了灰度图像光流场计算的基本公式。两个基本假设：

- (1) 在时间间隔 dt 内，图像上任意像素点在 t 时刻的亮度值是恒定不变；
- (2) 图像上任意一个像素点都不是独立的，相邻像素点的灰度是相关联，在整个图像范围内，光流是平滑来变化；

假定在 t 时刻图像中像素点 $(x+y)$ 的灰度值是 $f(x, y, t)$ ，在 $t+\Delta t$ 时刻时，这一点到达

新的位置 $(x+\Delta x, y+\Delta y)$,所对应灰度值为 $f(x+\Delta x, y+\Delta y, t+\Delta t)$ 。根据假设可以得到:

$$f(x, y, t) = f(x+\Delta x, y+\Delta y, t+\Delta t) \quad (2.14)$$

将上述公式用泰勒级数展开:

$$f(x+\Delta x, y+\Delta y, t+\Delta t) = f(x, y, t) + \frac{\partial f}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial f}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial f}{\partial t} \Delta t + e \quad (2.15)$$

经过化简和忽略二阶和二阶以上项可以得到:

$$\frac{\partial f}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial f}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial f}{\partial t} = 0 \quad (2.16)$$

记 $u = \frac{dx}{dt}$, $v = \frac{dy}{dt}$,则可以得到光流场的基本约束方程:

$$\frac{\partial f}{\partial x} u + \frac{\partial f}{\partial y} v + \frac{\partial f}{\partial t} = 0 \quad (2.17)$$

图 2.12 表示光流法检测效果图:



(a) 光流法

(b) 光流法二值之后图像

图 2.12 光流法效果图

2.3.3 背景差分法

在运动目标检测中,常用的一种方法是背景差分法。该算法利用当前帧和背景图像作差分运算,或者与背景模型进行比较,对其结果进行相关处理后得到运动目标区域^[27]。该算法描述如下:

设定 BG_i 为背景图像, F_i 为当前帧图像, 差分图像 D_i , 则:

$$D_i(x, y) = |F_i(x, y) - B_{i-1}(x, y)| \quad (2.18)$$

为 R_i $D_i(x, y)$ 二值化后的图像。对 R_i 进行连通分析, 当某连通区域的面积大于一定

阈值，就认为检测目标出现。

$$R_i(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{背景, } D_i(x, y) \leq T \\ 1 & \text{前景, } D_i(x, y) > T \end{cases} \quad (2.19)$$

其中， T 是阈值。

背景图像的更新可以表示为如下公式：

$$B_{i+1}(x, y) = (1 - \alpha)B_i(x, y) + \alpha F_i(x, y) \quad (2.20)$$

其中， α 为背景更新速率。

背景差分法优点：检测运动目标速度快、检测准确、易于实现。在实际应用中，静止图像背景不容易获取，而且由于背景图像的动态变化，需要通过视频序列帧间信息来估计和恢复背景，即背景重建，所以要选择性的进行背景更新^[28]。

2.3.4 实验对比

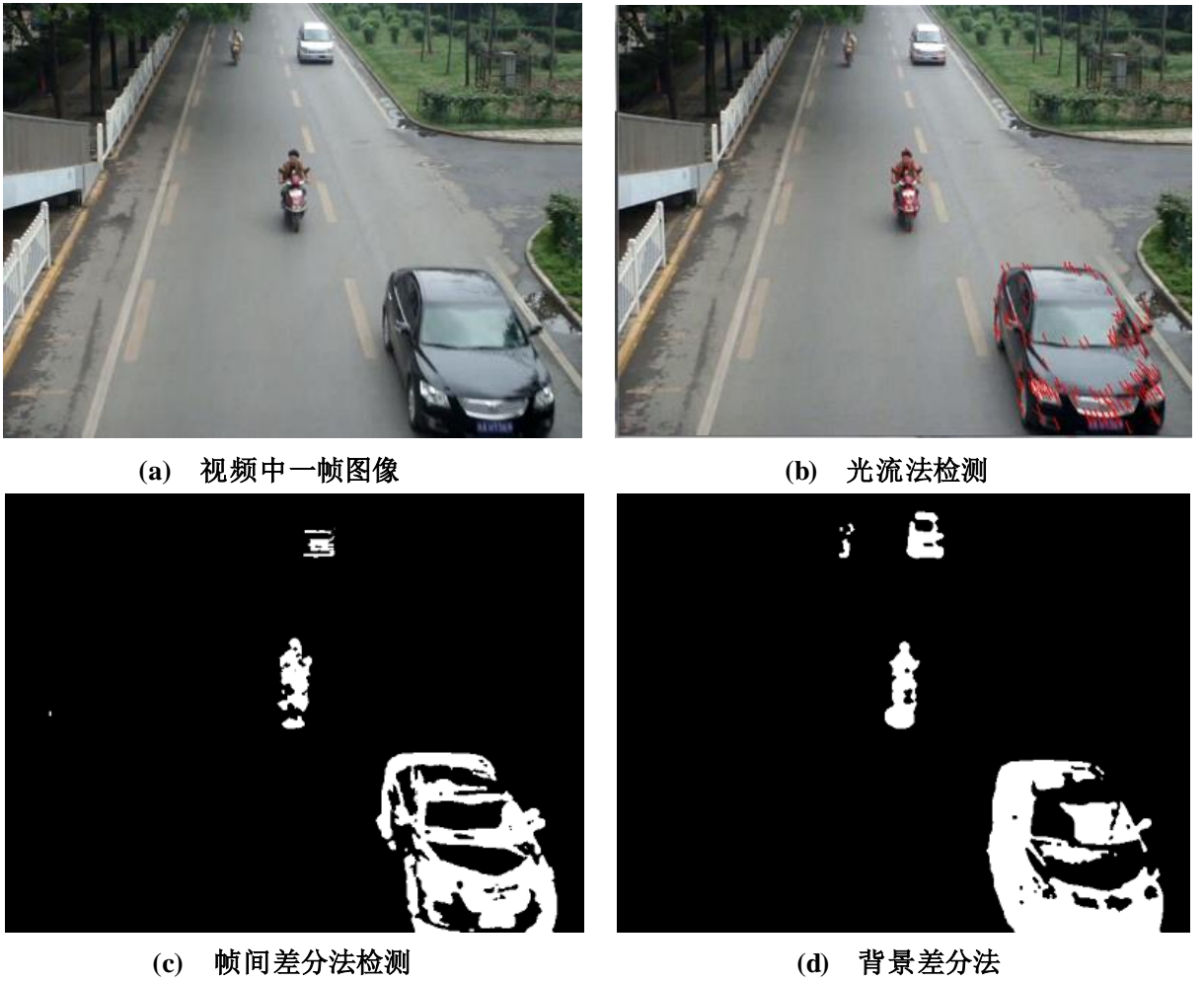


图 2.13 三种方法对比测试图

从效果图中可以看出，光流法对目标检测还算准确，但是视频检测中检测非常慢。

帧间差分和背景差分两种检测速度基本能够满足要求，但是帧间差分检测车辆空洞要比背景差分的多。综合考虑，后文将选用背景差分法求取车辆前景，利用形态学改善检测效果。

2.4 运动目标跟踪方法简述

运动车辆检测对于交通视频监控，只是一个开始步骤。要对车辆运动行为进行理解和分析，还要做好车辆跟踪方面的内容，而且这也是实现交通事件检测的基础。世界各国学者都对这方面就行了研究，也提出了很多很好也很有代表性的算法如：均值的漂移算法（meanshift 和 camshift）、粒子滤波跟踪算法、运动目标建模算法、Kalman 滤波目标跟踪算法等。下面对常用跟踪方法进行简单介绍，然后对均值漂移算法进行分析。

2.4.1 基于特征跟踪法

该算法通过提取运动目标的某些特征来实现跟踪目标。常见的目标特征有：点、线、区域、大小、边缘，有时候还有一些亮度特征。在视频图像序列中，一般情况下的帧频率为 15-30 帧/秒，相邻帧之间的时间间隔比较小，可以假设这些特征在其运动轨迹上是平滑的。基于特征的跟踪算法主要采用计算相似形进行匹配。

该算法优缺点：对运动目标的尺寸、形变等变化不敏感，即使目标有些部分被遮挡住，只要有一部分特征能够被看到，也可以跟踪成功。特征越多结果越准确，但是计算量会增大，比较耗费时间，另外该方法对噪声较为敏感。

2.4.2 基于 3D 模型的跟踪方法

该方法是根据摄像机的三维几何学知识，通过将一个三维模型投影到图像中，从而分析图像中运动目标的位置而进行跟踪。基于 3D 模型最早在 1982 年由 Gennery 提出。运动目标用三维模型进行描述，特征比较全面，在背景比较复杂的情况下检测效果也比较好。由于几何模型精度决定跟踪的精度，而获取精确的运动目标几何模型非常困难，所以该方法的应用受到一定限制。该方法计算量比较大，难以满足实时性要求高的检测需求。

2.4.3 基于轮廓的跟踪方法

基于运动目标轮廓跟踪算法流程：（1）先提取目标轮廓并创建初始模板，之后在当前帧中进行目标检测，得到运动目标边缘的二值图像。（2）最后进行模板匹配，跟踪运动目标的轮廓，自适应更新匹配轮廓模板。

当背景比较简单时，利用图像梯度或者灰度分割可以计算出目标轮廓。对于背景复杂的情况，则考虑用 Snake 主动轮廓模型^[29]，这种算法的优点是能够逐步逼近目标轮廓，在目标跟踪过程中，并不过分依赖初始轮廓来运算。如果初始化的比较好，就算物体存在部分遮挡的情况，仍能进行连续性的目标跟踪。但是这种方法计算量比较大，且容易受图像噪声和背景物体的干扰。

2.4.4 基于区域的目标跟踪

基于区域的跟踪算法基本思想：通过图像分割或者预先设定包含目标的模板，模板通常大于目标的矩形，还可以是不规则的，在视频图像序列中，运用相关算法进行目标跟踪。在运动物体没有被遮挡的情况下，该算法的精确度非常高，跟踪也很稳定。缺点：在搜索区域比较大时，费时；运动目标不能有太多的遮挡，目标尺寸不能变化太大，否则跟踪精度将比较低，容易造成运动目标的跟丢。

图 2.14 为轨迹跟踪算法流程图：

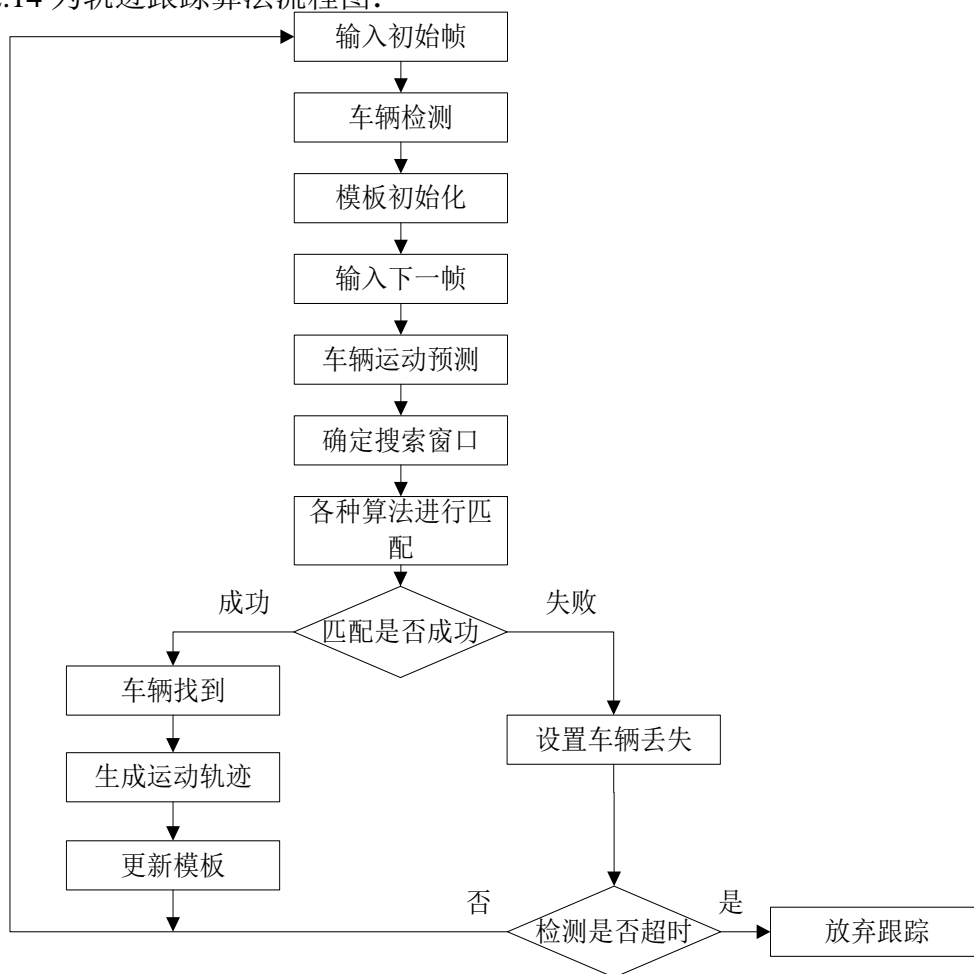


图 2.14 视频跟踪通用流程图

2.5 基于 Meanshift 和 Camshift 跟踪算法

2.5.1 Meanshift 跟踪算法

Meanshift, 即均值偏移算法, 它是由 Fukunaga 和 Hosterler^[30]在 1975 年提出, 是一种基于核概率密度估计的非参数方法, 主要用来进行概率密度函数的梯度估计。但是刚开始并没有引起学术界的重视。直到 Cheng Y^[31]对该算法进行了改进, 并应用在图像处理领域, 引起了很多学者的关注。Meanshift 算法原理: 先计算当前点的均值偏移点, 然后将初始点移动到该均值偏移点, 作为新起点, 之后接着计算偏移均值, 不断的迭代, 直到迭代终止条件时, 得到最终结果。

Meanshift 跟踪算法采用颜色直方图对选定的区域进行建模。计算特征空间中每个特征值的概率建立模型, 目标模型特征值 $u = 1, 2, \dots, m$ 的概率密度由下式可得到:

$$\begin{cases} \hat{q} = \{\hat{q}_u\}_{u=1,2,\dots,m} \\ \hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n k(\|x_j^*\|^2) \delta[b(x_j^*) - u] \end{cases} \quad (2.21)$$

其中 $C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k(\|x_j^*\|^2)}$, \hat{q} 是目标模型, \hat{q}_u 是第 u 个特征概率, $k(x)$ 是核函数的

轮廓函数, C 为标准化的常量系数。同样, 候选模型也要计算概率密度, 由下式给出:

$$\begin{cases} \hat{p}(y) = \{\hat{p}(y)\}_{u=1,2,\dots,m} \\ \hat{p}_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{nh} k(\|(y - x_i)/h\|^2) \delta[b(x_i) - u] \end{cases} \quad (2.22)$$

其中 $C_h = 1/\sum_{i=1}^{nh} k(\|(y - x_i)/h\|^2)$, 在计算出了目标模型和候选模型的概率密度之后, 我

们选用 Bhattacharyya 系数作为相似性函数, 其定义为:

$$\bar{\rho}(y) = \rho(\bar{p}(y), \bar{q}) = \sum_{u=1}^m \sqrt{\bar{p}_u(y) \bar{q}_u} \quad (2.23)$$

相似性函数 $0 \leq \bar{\rho}(y) \leq 1$, 是用来衡量两个模型的相似性, 其值越大, 则表示 2 个模块相似度越高。

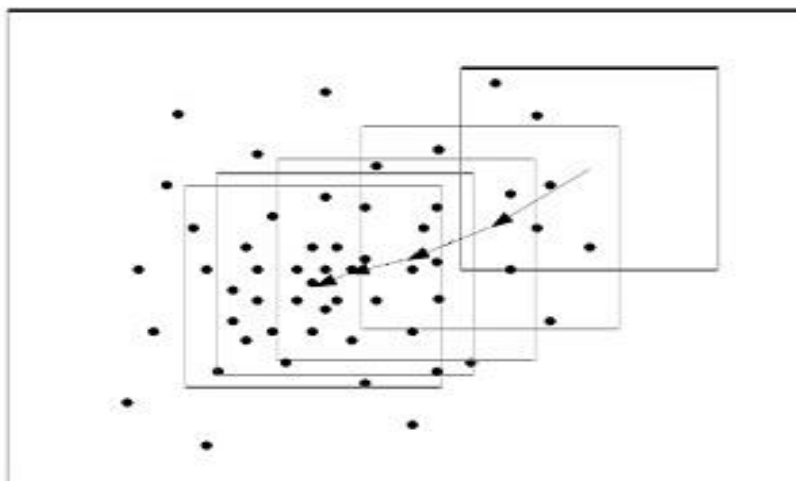


图 2.15 Meanshift 在实际应用的示意图

下面是 meanshift 跟踪算法的效果图：



(a) 跟踪图 1

(b) 跟踪图 2

(c) 颜色直方图

图 2.16 跟踪车辆及颜色直方图



(a) 跟踪图 1

(b) 跟踪图 2

(c) 颜色直方图

图 2.17 跟踪出租车及颜色直方图

从上述分析和效果图可以看出, **meanshift** 主要是根据目标颜色直方图描述目标特征的, 当目标颜色和干扰物颜色相近时, 会导致跟踪的效果不是很好, 目标容易丢失。而且 **meanshift** 向量在迭代的过程中没有目标轨迹的预测机制, 导致迭代次数比较多, 实时性不是很好。

2.5.2 Camshift 跟踪算法

Camshift 跟踪算法是 **meanshift** 算法的扩展和改进, 称为连续自适应均值漂移算法。该算法对 **meanshift** 进行了改进, 先根据色度直方图, 得到颜色概率分布图, 之后进行 **meanshift** 迭代算法实现跟踪。还有一个不同之处是 **camshift** 在初始阶段将图像由 **RGB** 空间转换成 **HSV** 空间。下面介绍该算法流程:

- (1) 确定初始目标及其区域;
- (2) 计算出目标色度 (Hue) 分量直方图;
- (3) 利用直方图计算输入图像的反向投影图;
- (4) 利用 *Meanshift* 算法在反向投影图中迭代收索, 直到其收敛或达到最大迭代次数。并保存零次矩;
- (5) 从第 4 步中获得收索窗口的中心位置和计算出新的窗口大小, 以此为参数, 进入到下一帧的目标跟踪;

下图 2.18 选择一段交通视频跟踪一辆车。



图 2.18 分别表示跟踪车辆和颜色特征情况

Camshift 算法优点: 在背景简单情况下有很好的跟踪效果, 系统占用资源少, 时间复杂度较低。但是在背景复杂情况下, 或者跟踪目标和干扰物颜色相近时, 跟踪容易失

败。Meanshift 和 camshift 各有优缺点，但是考虑实际检测情况，后文选用基于特征点的车辆跟踪，结合卡尔曼滤波进行轨迹提取。

2.6 本章小结

本章节首先对视频交通事件检测系统进行了叙述，之后介绍视频背景提取方法、运动目标检测方法和运动目标跟踪方法，分别用视频对各种方法进行比较测试，分析比较了各种算法的优缺点，为第三章停车和逆行检测算法选择提供基础。

第三章 违章停车和逆行检测研究

随着社会对道路交通运营管理现实需求,视频交通事件检测系统越来越来复杂,人们对其准确性也提出了很高的要求。视频交通检测系统首先要对各种违章事件做出判断如:违章停车、车辆逆行、超速行驶、闯红灯等事件,然后对各种事件进行识别并报警,抓拍现场照片,方便以后取证调查。下面通过车辆检测和车辆跟踪可以获取到车辆的运动特性和运动轨迹等信息,根据得到的车辆信息可以对交通对象(车辆或者行人)行为进行理解和分析判断。本章节在车辆检测和车辆跟踪的基础上对停车和逆行进行研究。

3.1 违章停车和逆行检测概述

违章停车和逆行检测是交通事件检测中的重要组成部分,本文重点对这两种违章行为进行了详细的研究。传统的检测方法有:(1)通过交警巡逻,然后对违章停车贴罚单,比较耗费人力成本,而且交警也不可能实现 24 小时全天候的巡逻。(2)违章抓拍结合磁感线圈触发拍摄,触发方式的无触发率较高,需要人力进一步审查。基于视频的处理方式慢慢成为交通事件检测的主流方式。之前的章节已经对常用的图像处理方法做了分析介绍,下面将选择合适的算法对基于视频的违章停车和逆行进行检测判定。

为了实现违章停车和逆行检测研究,需要从以下几个交通视频检测技术方面进行研究:交通车辆检测,车辆跟踪和轨迹提取,最后是违章停车检测和车辆逆行检测。在交通车辆检测方面,通过彩色背景差分法对交通视频中车辆目标进行检测,通过形态学中腐蚀、膨胀、开运算和闭运算对二值化之后的车辆目标进行处理,使车辆目标更加突出,通过 HSV 颜色空间算法对车辆阴影进行去除,以提高检测精度。在车辆跟踪和轨迹提取方面,先介绍了卡尔曼滤波基本原理,结合车辆特征对卡尔曼跟踪算法进行了设计,利用车辆质心坐标绘制车辆跟踪轨迹,并用两段视频对跟踪效果进行了测试。在车辆违章停车检测和车辆逆行检测方面,根据车辆跟踪轨迹,结合车辆质心位置变化和车辆速度变化对车辆进行停车判定,再结合具体的停车时间判定是否发生了违章停车行为,最后根据情况是否显示警告。根据车辆行驶轨迹判定车辆逆行,首先判定正常车辆正常行驶方向,结合车辆运动轨迹判定是否与道路规定的行驶方向一致,根据判定情况决定是否显示警告。图 3.1 表示停车和逆行检测流程图。

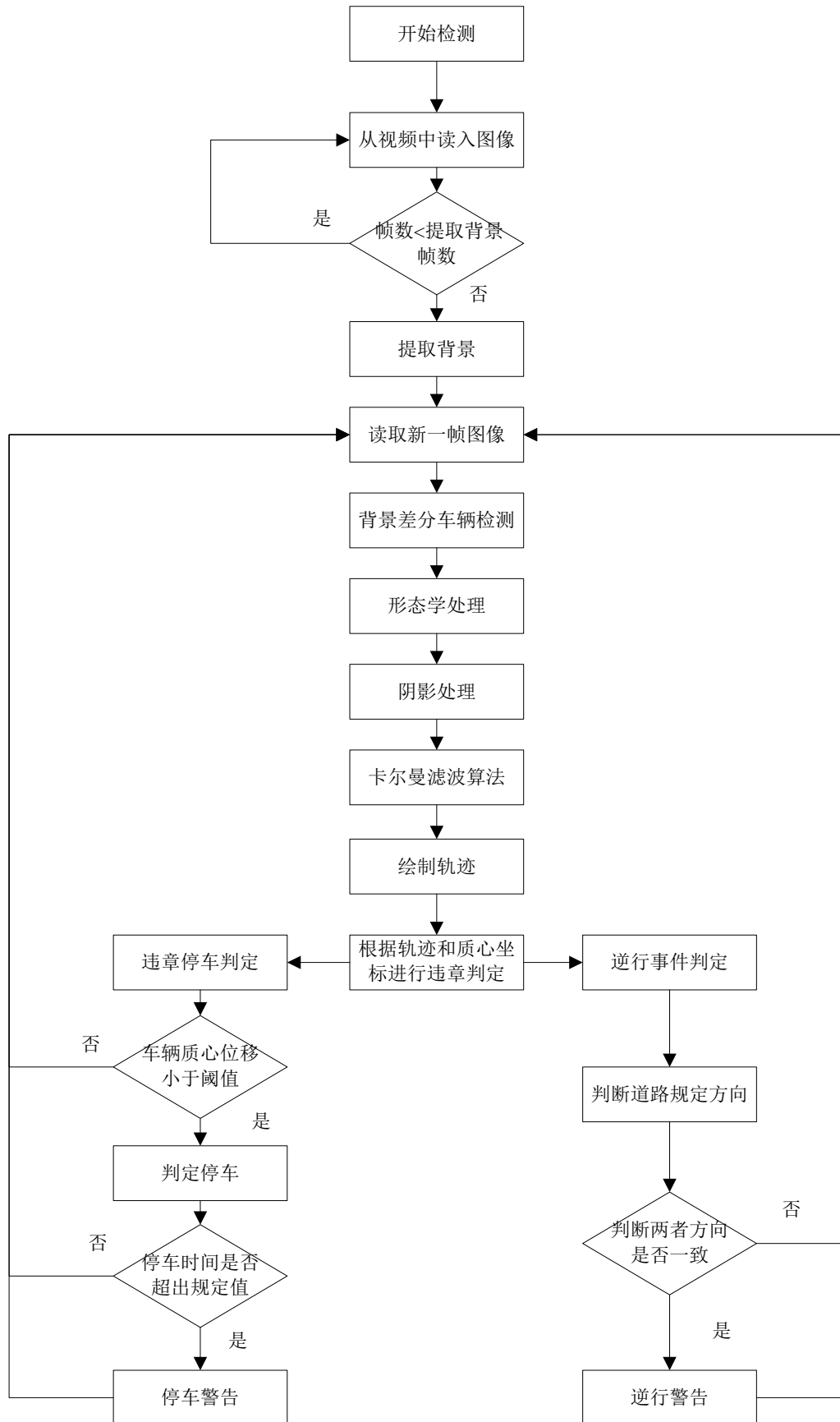


图 3.1 停车和逆行检测流程图

3.2 交通车辆检测

运动车辆检测是车辆跟踪和交通事件检测的基础，它对后续的工作非常重要。车辆检测主要是从图形序列中将运动车辆从背景中提取出来，属于计算机图形处理的范畴。然而，由于各种场景的动态变化（天气、光照、阴影），给运动检测和跟踪带来了不少的困难。根据运动目标检测原理的不同，将目标检测方法分为四类：（1）特征点检测法，有 Moravec's 算子、Harris 算子、SIFT 算子等；（2）背景建模法，有混合高斯模型、动态纹理背景、特征背景建模等；（3）分割法，有均值漂移算法、主动轮廓法、图分法等；（4）监督分类器，支持向量机、神经网络、自适应增强方法。本文采用彩色背景差分算法提取运动车辆目标，之后采用形态学处理和团块填充前景车辆目标，提高检测的精度，为车辆跟踪提供良好的基础。

图像的目标检测是将图像中我们感兴趣的目标检测出来并准确定位，其在人脸识别、车牌检测应用已经普及。目标检测也是视频监控、目标识别、人机交互等技术的基础技术^[32]，它对后面的跟踪和事件检测有着很重要的作用。

车辆检测模块主要运用背景差分将前景和背景区分开来，在对分割后的车辆进行处理，以便于后面跟踪模块的分析。该模块主要包括：背景提取和更新、目标检测算法比较和测试、彩色背景差分法、形态学处理和阴影处理。图 3.2 为车辆检测模块流程图。

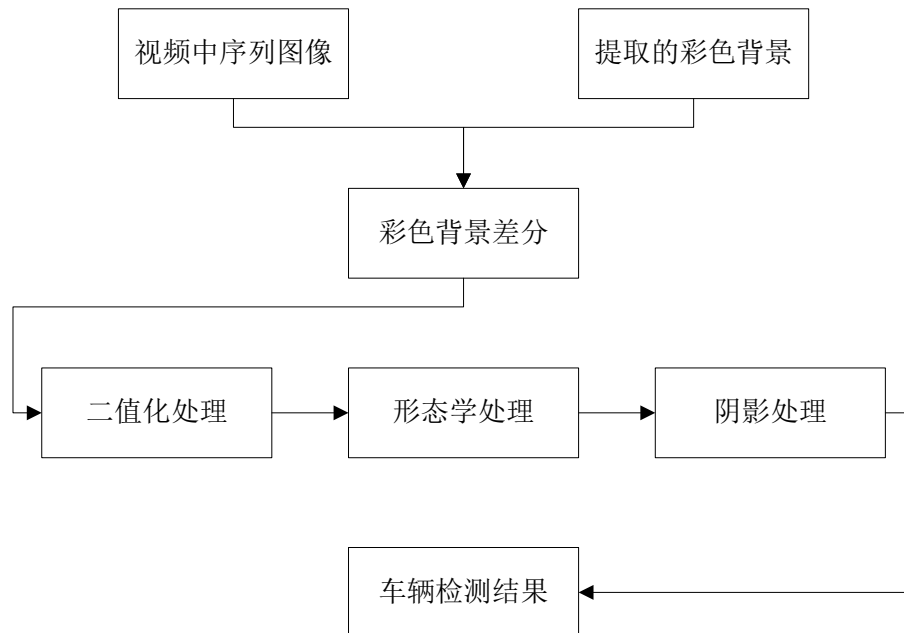


图 3.2 车辆检测模块流程图

3.2.1 彩色背景差分法

目标检测直接影响目标识别跟踪的准确性，之前介绍了很多传统的检测方法，如帧差法、背景差分法、光流法等都是基于灰度的检测方法。对于基于灰度的差分法，当运动车辆的灰度和背景灰度相差不大时，车辆的提取将会面临失败。不同颜色的运动车辆可能亮度相同，在图像上主要显示灰度相同，因此当运动车辆亮度跟背景亮度相似时，目标提取也会出现较大误差。为了解决上述问题，本文在背景差分的基础上采用彩色背景差分法来提取运动车辆。将第*i*帧彩色图像 f_i 和彩色背景图像 BG_i 在 R、G、B 三通道分别作差，可以提取出前景运动目标 fg_i ，公式如下^[33]：

$$fg_i = \{fg_i^R, fg_i^G, fg_i^B\} = \begin{cases} fg_i^R = f_i^R - R_i \\ fg_i^G = f_i^G - G_i \\ fg_i^B = f_i^B - B_i \end{cases} \quad i \geq 1 \quad (3.1)$$

图像经过彩色背景差分后仍然是由 RGB 三基色组成的，为了简化运算要对图像进行灰度化处理，最后在通过阈值分割就可以提取出图像中车辆运动目标的前景。下图介绍车辆目标检测过程：

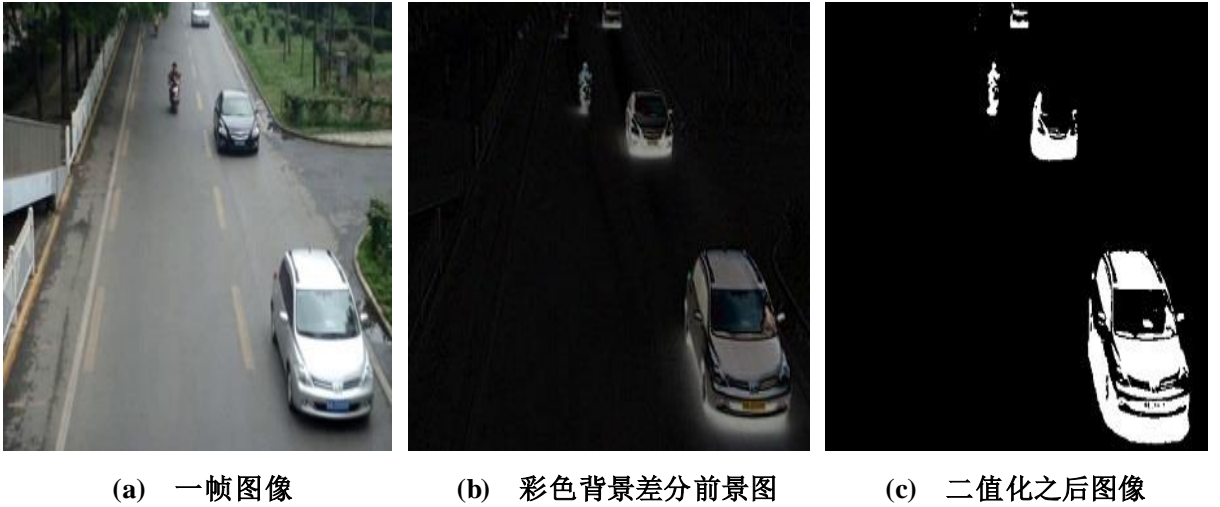


图 3.3 车辆差分效果图

3.2.2 形态学处理

通过彩色背景差分法得到的前景目标还需要进一步的处理，才能够提取出较为完整的运动车辆目标。本文采用形态学和团块填充对二值化图像进行处理，消除噪声和空洞等。最基本的形态学操作是腐蚀和膨胀，还有先腐蚀在膨胀的开运算和先膨胀在腐蚀的闭运算。由于本小节主要是应用形态学操作对车辆进行处理，不是对形态学操作进行详细研究，故没有对腐蚀、膨胀、开运算、闭运算进行介绍。图 3.4 表示检测效果图：

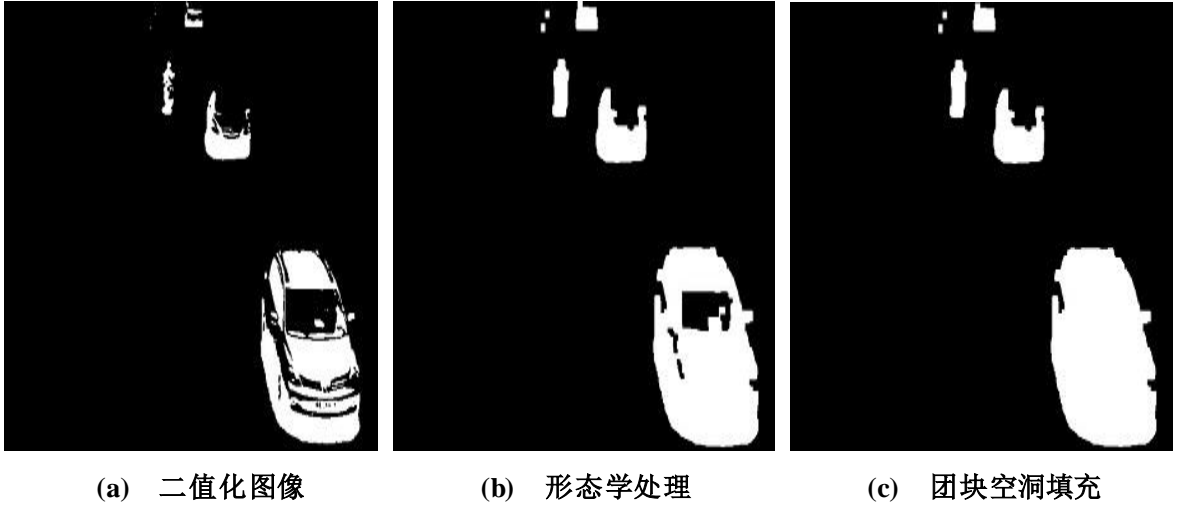


图 3.4 形态学和空洞填充处理

3.2.3 车辆阴影的去除

在白天，当有强烈的阳光照射时，车辆由于阳光的投射会在路面造成阴影^[34]。假如不采取适当的措施将阴影消除，阴影会对相邻车道产生影响，形成误检。为了提高检测的准确度，要对前景图像进行阴影消除。

运动车辆的检测很多情况是在户外，阳光和地面反射光会使车辆产生阴影。阴影是亮度比背景低的一些区域，根据阴影的形成机制来研究阴影的检测算法。在交通视频检测场景中，像素点 $(i + j)$ 的亮度模型为：

$$S_i(x, y) = E_i(x, y)R_i(x, y) \quad (3.2)$$

其中， $S_i(x, y)$ 表示 i 时刻像素点 (x, y) 的亮度， $R_i(x, y)$ 表示反射系数， $E_i(x, y)$ 表示为物体表面单位接收的光照强度。 $R_i(x, y)$ 一般情况下比较小，可以认为是常量。 $E_i(x, y)$ 的计算公式如下：

$$E_i(x, y) = \begin{cases} C_A + C_p \cos \angle(N(x, y), L) & , \text{明亮} \\ C_A + k(x, y)C_p \cos \angle(N(x, y), L) & , \text{半影} \\ C_A & , \text{暗影} \end{cases} \quad (3.3)$$

上式中的 C_A 和 C_p 分别是环境和亮度， $N(x, y)$ 表示物体表面的法向量， L 为物体表面至光源方向的矢量， $k(x, y)$ 表示阳光没有被物体完全遮挡住形成的半影相对于无阴影时光能的损失系数 $(0 \leq k(x, y) \leq 1)$ 。当 $k(x, y)=0$ 时，对应于阳光被物体完全遮挡形成暗影的光强为常数。阴影算法流程图如下：

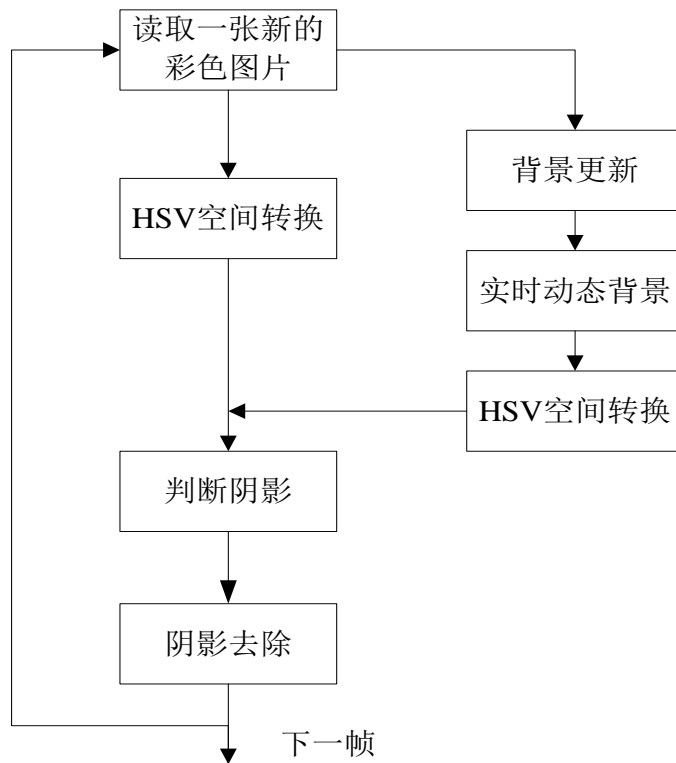


图 3.5 阴影去除流程图

虽然阴影与运动车辆具有相同的运动性质，但由于其纹理特征，亮度，边缘轮廓等信息有着很大的区别。常用的阴影检测方法主要有两种方法^[35]：1.阴影模型方法，通过建立阴影统计模型来判断图像内像素点是否在阴影区域；2.基于特征的方法，通过图像的灰度、色调、颜色、亮度等信息进行判断。由于第一种方法比较复杂，因此在视频监控中常常采用基于特征的方法进行阴影消除。本文采用 HSV 色彩空间的运动目标阴影消除方法。因为 HSV 色彩空间采用色彩的色调、饱和度和亮度等信息，更加接近人类的色觉反映，因而能更加准确的反应出运动目标与阴影的色彩和灰度信息。

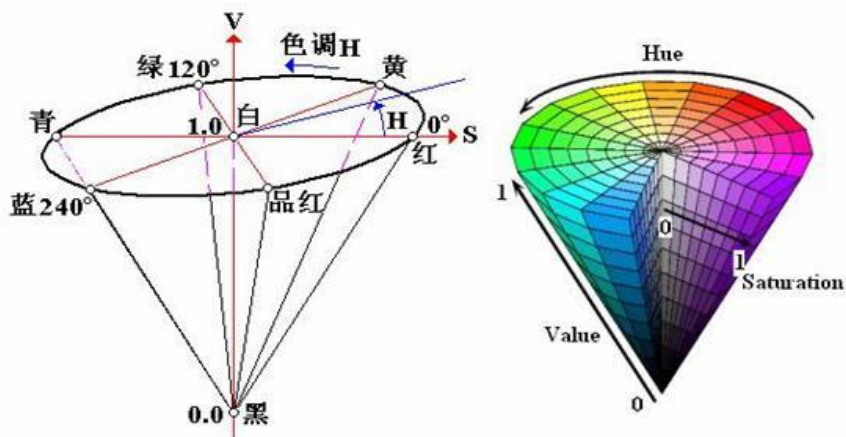


图 3.6 HSV 颜色模型

基于 HSV 空间阴影消除算法简介：

HSV 空间可由 RGB 空间经过一定的变换得到，即：

$$\theta = \arccos \left\{ \frac{[(R-G) + (R-B)]}{2\sqrt{(R-G)^2 + (R-B)(G-B)}} \right\} \quad (3.5)$$

$$H = \begin{cases} \theta, & G \geq B \\ 2\pi - \theta, & G < B \end{cases} \quad (3.6)$$

$$S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)} \quad (3.7)$$

$$V = \frac{\max(R, G, B)}{255} \quad (3.8)$$

其中，H 表示色调，S 表示饱和度，V 表示亮度，R 表示红色，G 表示绿色，B 表示蓝色。研究证实，阴影区域在 HSV 颜色空间下，相对于非阴影的前景区域在色调 H 和饱和度 S 基本不变，最大的不同在于亮度 V 上，阴影区域比非阴影区域变暗很多。相应的算法为^[36]：

$$S(x, y) = \begin{cases} 1 & \alpha \leq \frac{I_K^V(x, y)}{B_K^V(x, y)} \leq \beta \ \& \& \\ & (I_K^S(x, y) - B_K^S(x, y)) \leq \tau_s \ \& \& \\ & |I_K^H(x, y) - B_K^H(x, y)| \leq \tau_H \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (3.9)$$

其中， $S(x, y)$ 是前景目标图像在坐标 (x, y) 处的阴影掩码， $S(x, y)=1$ 代表是阴影， τ_s 和 τ_H 分别是饱和度和色彩分量的阈值， $I_K^V(x, y)$ ， $I_K^S(x, y)$ ， $I_K^H(x, y)$ 分别表示第 K 帧彩色图像转化到 HSV 空间后的三通道分量值。 $B_K^V(x, y)$ ， $B_K^S(x, y)$ ， $B_K^H(x, y)$ 分别表示第 K 帧动态彩色背景图像转化到 HSV 空间后在 (x, y) 坐标处的三通道分量值。处理结果如下图所示：



(a) 一帧图像



(b) 阴影处理后图像

图 3.7 阴影处理

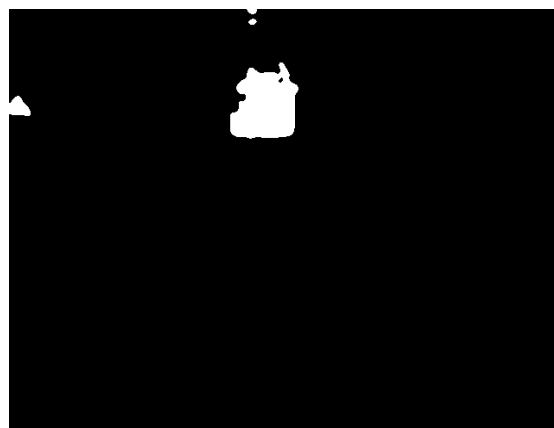
如图3.7所示,对西安市西三环车辆进行了阴影检测,根据HSV颜色空间检测原理,阴影和车辆在图像上最大不同是亮度上的不同,最终实现阴影消除。对于车辆检测的准确性有很大的帮助,排除阴影的干扰,提高车辆检测准确度。

3.2.4 车辆检测实验结果

实验结果如图 3.8 所示:



(a) 车辆检测效果 1

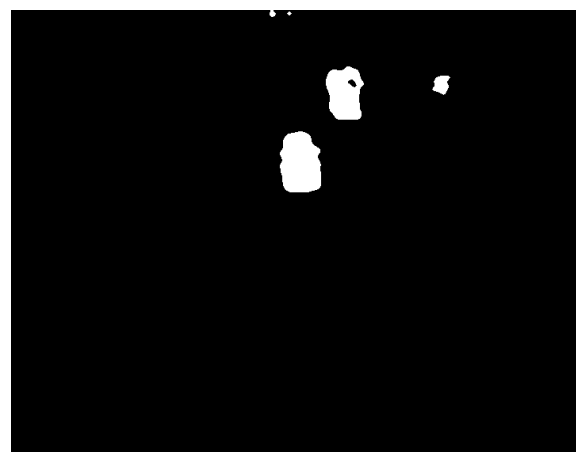


(b) 车辆检测效果 2





(c) 车辆检测效果 3



(d) 车辆检测效果 4

图 3.8 视频运动车辆检测实验结果

在图 3.8 中总共选取三段视频进行车辆检测实验，第一段视频是在西安市南二环文艺路南口天桥上拍摄，后面两段视频在西安市西三环拍摄。从检测效果来看，车辆检测方法均能将车辆目标检测出来，虽然还有一些噪声的影响，但是基本满足后续车辆跟踪要求。

3.3 车辆跟踪及轨迹提取

车辆跟踪是运动目标跟踪的一种实际应用，车辆跟踪就是在视频序列中实时的找到并提取出车辆目标，在检测区域内不断跟踪它们，并根据车辆特征计算和画出车辆目标的运动轨迹，为之后的运动分析提供数据基础^[37]。本文的运动车辆跟踪方法为：利用卡尔曼滤波跟踪算法，并根据多特征匹配设计卡尔曼滤波模型，根据车辆中心坐标和车辆速度作为匹配特征，提取车辆运动轨迹，最后用测试视频对该算法进行了测试。

卡尔曼滤波跟踪算法的优点：该算法能够预测车辆运动目标下一个状态的运动信息，能够缩小运动车辆搜索的范围（减至为匹配模型大小），通过这种方法，提高搜索的实时性和可靠精度。

3.3.1 卡尔曼滤波的基本原理

卡尔曼滤波^[38]最早于 1960 由 Kalman 提出来的，他突破了维纳滤波的局限性，提出了在时域上的状态空间方法。卡尔曼滤波作为一种最优状态的设计方法，可以应用于受随机干扰的动态系统。准确的说，卡尔曼滤波器给出了一种递推算法，由实时获得的受噪声污染的离散观测数据，对系统状态进行线性、无偏及最小误差方差的最优估计。它已经广泛应用于工业和控制的许多领域。

该算法的主要原理是：由状态方程和测量方程对当前测量值和前一时刻估计值进行不断的迭代更新，使高斯白噪声慢慢减小，以获得最佳的状态参数。下面简单介绍一下卡尔曼滤波的公式推导：

卡尔曼滤波其在离散动态系统中的 n 维状态方程和 m 维测量方程为：

$$\begin{cases} \text{状态方程: } X_k = A_k X_{k-1} + W_{k-1} \\ \text{测量方程: } Y_k = C_k X_k + V_k \end{cases} \quad (3.10)$$

上式中： X_k ， X_{k-1} 分别表示 $k, k-1$ 时刻系统的状态向量，都是 $n \times 1$ 向量； A_k 为系统状态转移矩阵； W_{k-1} ， V_k 分别表示系统噪声和观测噪声，且都为零均值高斯白噪声，分别服从高斯分布 $N(0, Q), N(0, R)$ ； Y_k 是 k 时刻的观测向量； C_k 为系统观测矩阵；

噪声的协方差矩阵为：

$$E[W_k, W_i^T] = \begin{cases} 0, & i \neq k \\ Q, & i = k \end{cases} \quad (3.11)$$

$$E[V_k, V_i^T] = \begin{cases} 0, & i \neq k \\ R, & i = k \end{cases} \quad (3.12)$$

$$E[W_k, V_i^T] = \begin{cases} 0, & (\text{对于所有的 } k, i) \end{cases} \quad (3.13)$$

卡尔曼滤波主要包括两个部分：预测方程和更新校正方程。在预测阶段：滤波器利用上一个状态的信息预测当前的状态信息。更新阶段：利用观测值优化在预测阶段的值，从而获得更加准确的新估计值。

预测阶段方程：

$$\hat{X}_{k,k-1} = A_k \hat{X}_{k-1} \quad (3.14)$$

$$P_{k,k-1} = A_k P_{k-1} A_k^T + Q \quad (3.15)$$

其中式 (3.14) 表示状态预测方程, 式 (3.15) 表示误差协方差预测方程。

更新阶段方程:

$$K_k = P_{k,k-1} C_k^T (C_k P_{k,k-1} C_k^T + R_k)^{-1} \quad (3.16)$$

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_k (Y_k - C_k \hat{X}_{k,k-1}) \quad (3.17)$$

$$P_k = P_{k,k-1} - K_k C_k P_{k,k-1} \quad (3.18)$$

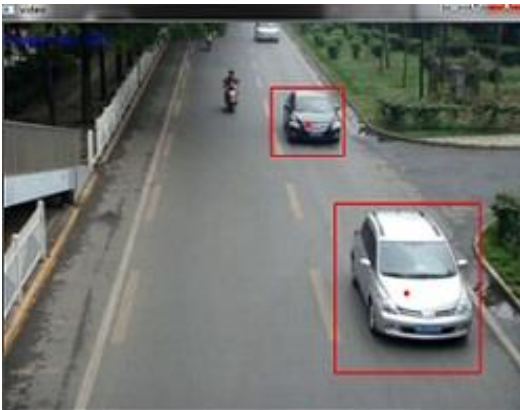
其中, 上式 (3.16)、(3.17)、(3.18) 分别表示 Kalman 滤波增益方程, 修正状态向量方程与修正误差方差矩阵。

3.3.2 卡尔曼滤波算法设计

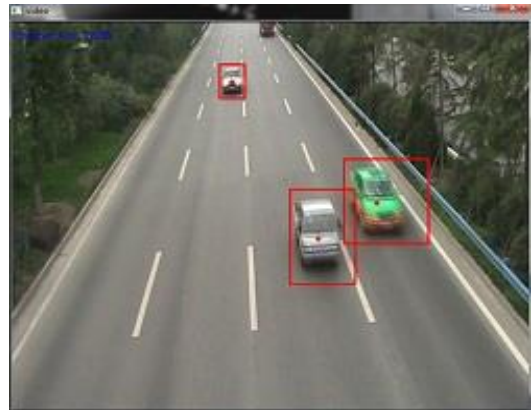
利用卡尔曼滤波进行车辆的跟踪, 首先要选取目标特征, 比如常用的车辆特征有: 车辆中心坐标、车辆矩形框的面积、车辆速度、车辆的颜色特征等等。本文选取车辆的中心坐标作为目标特征, 并跟踪中心坐标计算出车辆目标的运动速度。之后还要进行特征形似性的匹配, 方便查找相似目标车辆。最后确立线性动态模型和卡尔曼滤波的参数选择。

(1) 跟踪车辆质心提取

质心跟踪由于其算法简单, 计算量较小, 容易满足实时的要求, 在跟踪中经常用到。在图像处理中用外接矩形框住车辆, 矩形中心即车辆质心。图 3.9 表示质心提取示意图:



(a) 车辆质心提取效果图 1



(b) 车辆质心提取效果图 2

图 3.9 车辆外接矩形和质心提取

根据矩形可以得到矩形对角点坐标：左下角坐标 $A(x_0, y_0)$ ，右上角坐标 $B(x_1, y_1)$ 。通过对角点坐标可以求出中心坐标 $C(x_k^i, y_k^i)$ ，其中 $x_k^i = \frac{x_0 + x_1}{2}$ ， $y_k^i = \frac{y_0 + y_1}{2}$ ，根据质心可以求得质心运动速度 v_k^i, v_k^i, v_k^i 表示车辆在 x 轴方向的运动速度， v_k^i 表示车辆在 y 轴方向的运动速度从而估算运动车辆的运动速度。其中 $v_k^i = \frac{\Delta x_k^i}{\Delta t}$, $v_y = \frac{\Delta y_k^i}{\Delta t}$ 。以上公式中 k 表示第 k 帧图像， i 表示第 k 帧图像中第 i 个坐标。

(2) 质心匹配方法

考虑到连续两帧间的时间差是比较短的，车辆的质心不会产生很大的位置偏移，所以我们认为相同车辆在连续两帧之间位置是变化不大的。基于以上的分析，提出车辆匹配规则：同一车辆在连续两帧之间质心距离变化不大。可以设定一个阈值，将两点之间的距离和阈值进行比较判断是否是同一车辆。

假设我们要跟踪第 k 帧中的第 i 个目标，在要计算在 $k+1$ 帧中所有车辆目标和上一帧中第 i 个目标的距离，我们假设与 $k+1$ 帧第 j 个目标进行计算：

$$|D(i, j)| = \sqrt{(x_{k+1}^i - x_k^j)^2 + (y_{k+1}^i - y_k^j)^2} \quad (3.19)$$

$$\begin{cases} |D(i, j)| \leq TH, & \text{匹配成功} \\ |D(i, j)| > TH, & \text{匹配不成功} \end{cases} \quad (3.20)$$

其中： (x_k^i, y_k^i) 表示在第 k 帧中第 i 个车辆目标的质心坐标， (x_{k+1}^j, y_{k+1}^j) 表示在第 $k+1$ 帧中第 j 个车辆目标的质心坐标， $|D(i, j)|$ 表示两个车辆目标在相邻两帧间的距离， TH 为我们设定的距离阈值，如果小于或者等于阈值，则认为匹配成功是同一辆车，如果大于阈值，则认为匹配不成功，不是同一车辆。

(3) 卡尔曼滤波器参数的选择

根据实际的视频图像，假定车辆目标在相邻两帧之间做匀速运动（连续两帧之间时间差比较小），则设定卡尔曼滤波是线性的动态模型有：

运动状态向量为：

$$x_k = [x_k, y_k, v_{x,k}, v_{y,k}]^T \quad (3.21)$$

其中 x_k, y_k 车辆质心的坐标， $v_{x,k}, v_{y,k}$ 表示车辆质心坐标的运动速度；

转移矩阵 A_k 为:

$$A_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.22)$$

上式中 Δt 表示两帧之间的时间间隔。

观测矩阵 C_k 为:

$$C_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (3.23)$$

高斯白噪声 W_{k-1} , V_k 的协方差矩阵为:

$$Q = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad R = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.24)$$

估计误差:

$$P_0 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.25)$$

对车辆跟踪可分为以下几个步骤:

- ①利用车辆跟踪结果对车辆质心坐标进行提取和运算;
 - ②初始化卡尔曼滤波器;
 - ③当前帧车辆目标和前一帧进行车辆质心匹配;
 - ④匹配成功之后更新滤波器记录当前车辆信息为下一次匹配跟踪做准备;
- (4) 轨迹显示

对交通视频中多帧图像中的目标进行匹配跟踪可以获得车辆质心的运动轨迹。首先,先在视频中设置跟踪区域,当运动车辆进入跟踪区域之后就开始跟踪,并记录每个车辆质心的坐标,从而得到其跟踪序列,如下定义:

$$Trackcar = [(x_i, y_i); (x_{i+1}, y_{i+1}); (x_{i+2}, y_{i+2}); \dots (x_{i+n}, y_{i+n})] \quad (3.26)$$

其中, (x_i, y_i) 表示第 i 帧中车辆质心的坐标, n 表示相同车辆被连续跟踪的次数,

然后将这些坐标连接起来就够成了车辆质心的运动轨迹，通过车辆轨迹我们可以判定车辆运动方向，转弯等信息。图 3.9 表示卡尔曼滤波跟踪流程图：

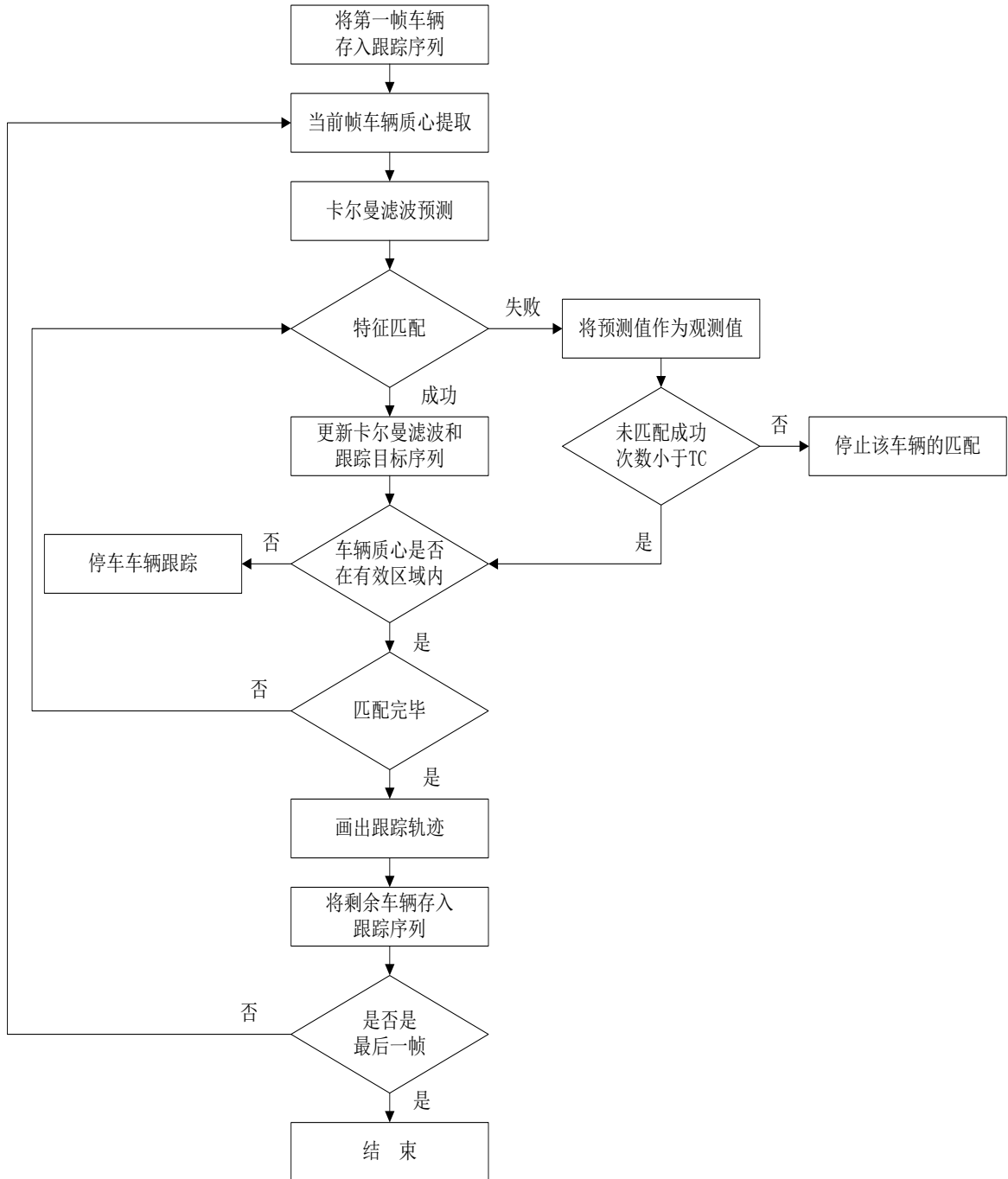
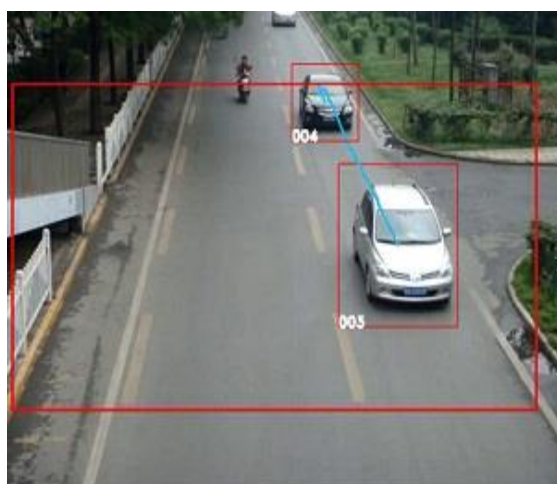


图 3.9 跟踪流程图

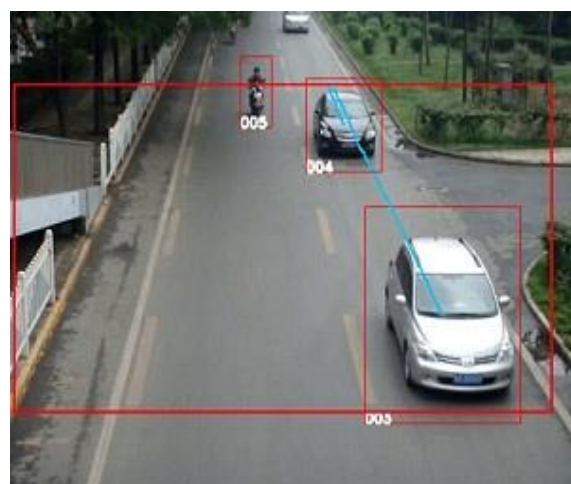
3.3.3 卡尔曼滤波跟踪实验

选取两段交通视频对卡尔曼滤波跟踪算法进行验证，视频格式都是 *avi* 格式，算法跟踪效果如下：

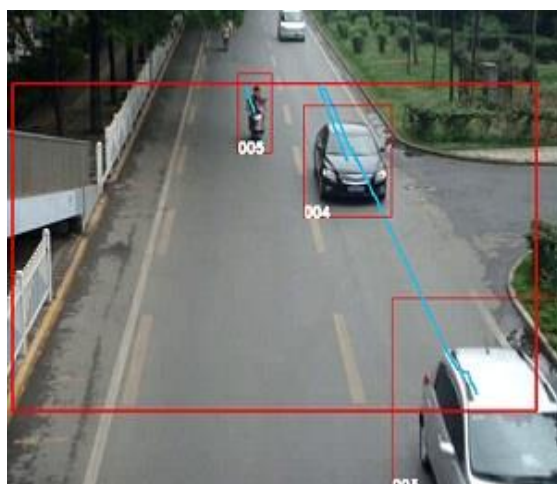
第一个视频是在西安市南二环文艺路南口天桥上拍摄：



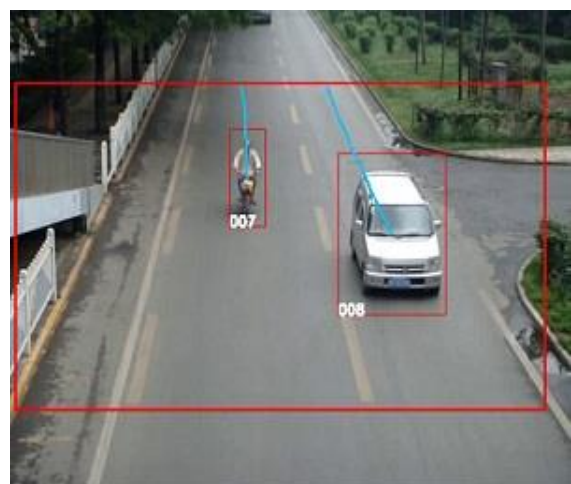
(a) 第 226 帧图像



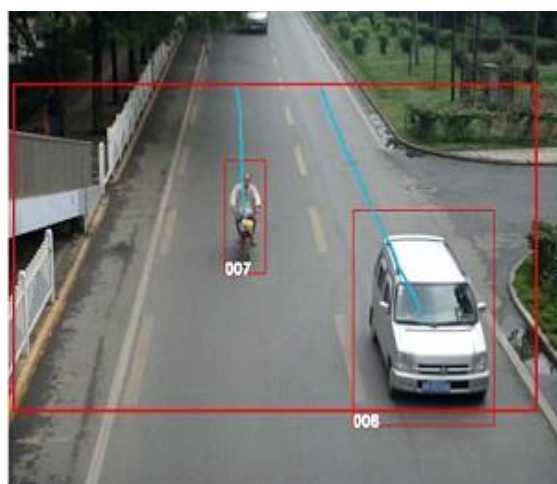
(b) 第 233 帧图像



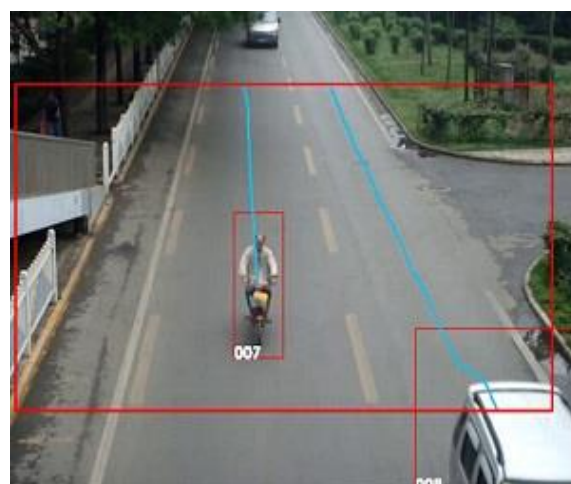
(c) 第 243 帧图像



(d) 第 334 帧图像



(e) 第 344 帧图像



(f) 第 357 帧图像

图 3.10 卡尔曼跟踪效果图

第二个测试视频西安市西三环上面拍摄，检测效果如下：

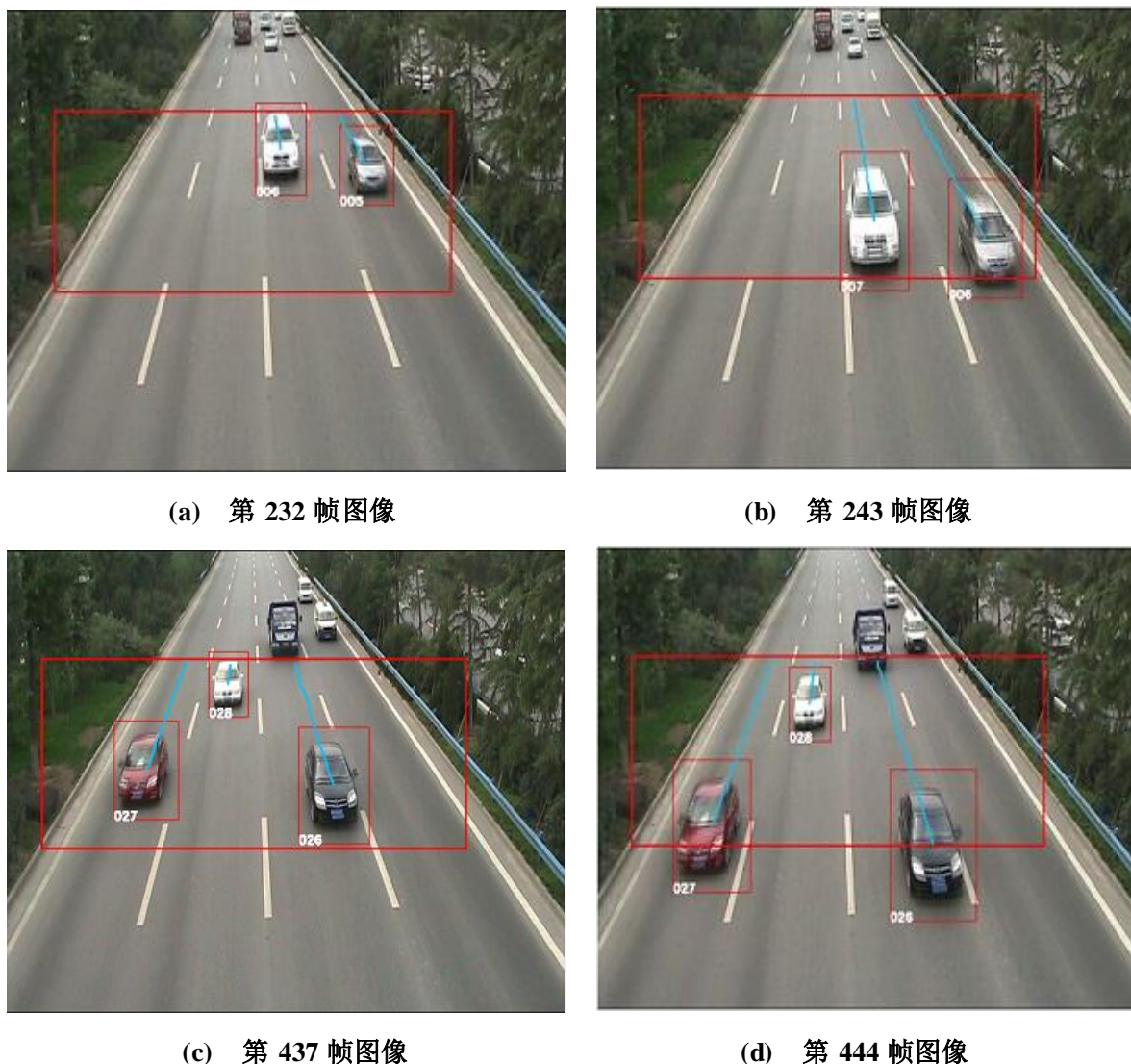


图 3.11 卡尔曼跟踪效果图

通过两段测试视频的实验，可以看出该算法可以很好的跟踪车辆并记录其 ID 号码从而间接的计算出车流量。根据跟踪的效果我们可以很好的进行下一步分析，对交通事件检测打下坚实的基础，有利于交通管理部门对道路的有效管理，提高道路交通事件效率。

3.4 车辆违章和逆行检测研究

通过交通车辆检测和车辆跟踪及轨迹提取，下面将通过轨迹对车辆运动模型进行分析，之后详细介绍违章停车检测和车辆逆行检测。

3.4.1 车辆轨迹模型

要进行违章车辆的交通事件检测，可以通过车辆运动轨迹来反应车辆运行的实际状况。我们分析车辆在正常行驶时候和违章行驶时候轨迹有何区别。车辆在道路上的运动

形式一般有以下六种情况：正常前行、违章停车、逆行、掉头、倒退和换道。车辆运动轨迹的抽象图如图 3.12 所示：

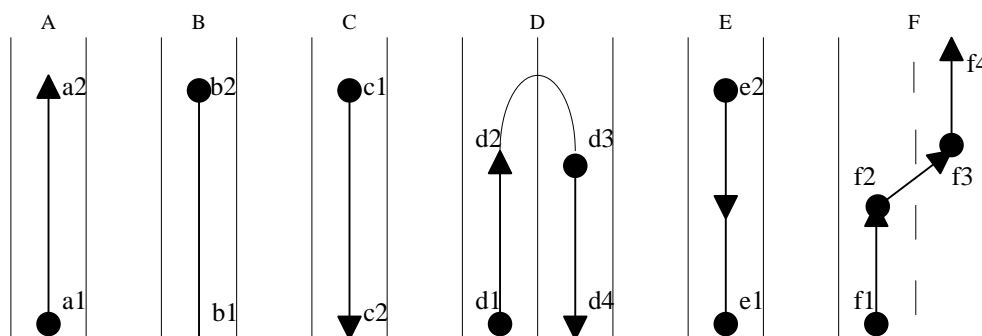


图 3.12 车辆行驶轨迹示意图^[39]

如图 3.12 中，A 表示正常行驶轨迹，图 A 中 a1 车辆驶入点，a2 表示车辆驶出点；B 表示违章停车，图 B 中 b1 表示车辆驶入点，b2 表示车辆静止点；C 表示逆行行驶，图 C 中 c1 表示驶入点，c2 表示驶入点；D 表示是掉头，图 D 中 d1 表示驶入点，d2,d3 表示车辆掉头点，d4 表示出去点；E 表示倒退行驶，图 E 为倒车情况，所以 e1 为进入点，e2 为开始倒车点；F 表示换道行驶，图 F 中 f1 为驶入点，f2 为开始变道点，f3 为变道结束点，f4 为驶出点；。其中实线表示视频中道路区域，图 3.12 没有列出超速行驶的的轨迹模型，因为在超速行驶轨迹和正常行驶轨迹是相同的，可以通过测定车辆实际行驶速度进行判定。

下面对车辆交通事件检测进行简单分析介绍：一般情况下，都是根据车辆运动特征来进行违章行为的判定。车辆的运动特征主要有，车辆速度，车辆位置，车辆运动轨迹及轨迹的角度等。首先通过对车辆运动轨迹的分析，可以求得车辆运动方向，根据运动方向来判定逆行事件；根据质心坐标和图像帧速率相结合估计车辆运行速度，来判定车辆是否超速；可以根据车辆速度和质心坐标位移来判断违章停车，通过设置面积阈值排除行人干扰；通过质心 X 轴像素坐标左右偏移，设置阈值判定车辆是否有变道；车辆掉头是按照区域来判定的，有的检测区域允许掉头，有的不允许，可以根据运动轨迹角度变化来判定。下面主要对违章停车和逆行两个违章事件进行详细的介绍和判定。

3.4.2 违章停车检测

当道路上发生违章停车后，假如不能迅速的发现并采取相应的处理措施，比较容易导致交通拥挤、车辆碰撞、有时候可能引发连环的交通事故。考虑到车辆静止时候的特点，来分析停车检测的原理。当车辆静止时，车辆质心位移在停止的时候不发生变化，

车辆速度一般减速到零，然后在维持一段时间。文献[40]提出一种利用像素级时间序列特征检测静止物体，并根据运动和静止时像素变化特征实现对静止车辆的辨识，获取车辆的违章停车信息。文献[41]将连续的前景图像二次平均方法，通过阈值的设置，滤掉前景中车辆运动目标，从而分离出静止车辆的检测。本文主要根据质心坐标的距离变化和车辆静止时速度变化，并结合具体的设定区域和车辆静止时间来判断是否有违章停车行为。

先设定检测区域，在实际的视频检测中，通常的做法是设置感兴趣的区域，不仅可以减少计算量，同时也可以降低绿化带、人行道、斑马线等干扰情况对检测造成的影响。通过设置检测区域，可以提高交通事件的检测精度，检测区域可以根据实际的视频背景来设定。

设置感兴趣检测区域的简单步骤如下：

- 1.在背景图像上按照 A,B,C,D 顺序选取四个像素点；
- 2.将相应的两点连成直线；

其中，set 是调入背景图片，reset 是如果坐标选取错误的话，将设置点的坐标清零；图 3.13 中显示就是感兴趣检测区域的设定。



图 3.13 设置检测区域

根据上一章卡尔曼滤波跟踪得到的车辆质心坐标 (x_i, y_i) ，然后在计算出质心坐标变

化速率(v_x, v_y)。判定停车条件为:

$$\begin{cases} |D(x_i, y_i)| < D_T \\ |V(v_x, v_y)| < V_T \end{cases} \quad (3.27)$$

其中: $D(x_i, y_i)$ 表示连续两帧车辆的质心距离, $V(v_x, v_y)$ 表示车辆质心的速度, D_T , V_T 分别表示距离阈值和速度阈值, 阈值可以通过大量测试结果获得; 之后再结合具体的交通法规和具体的道路环境进行停车时间的设定, 如有的地方时可以短暂停车的, 有的地方可以长时间停车, 还有一些地方规定不能停车的。图 3.14 表示违章检测的流程图:

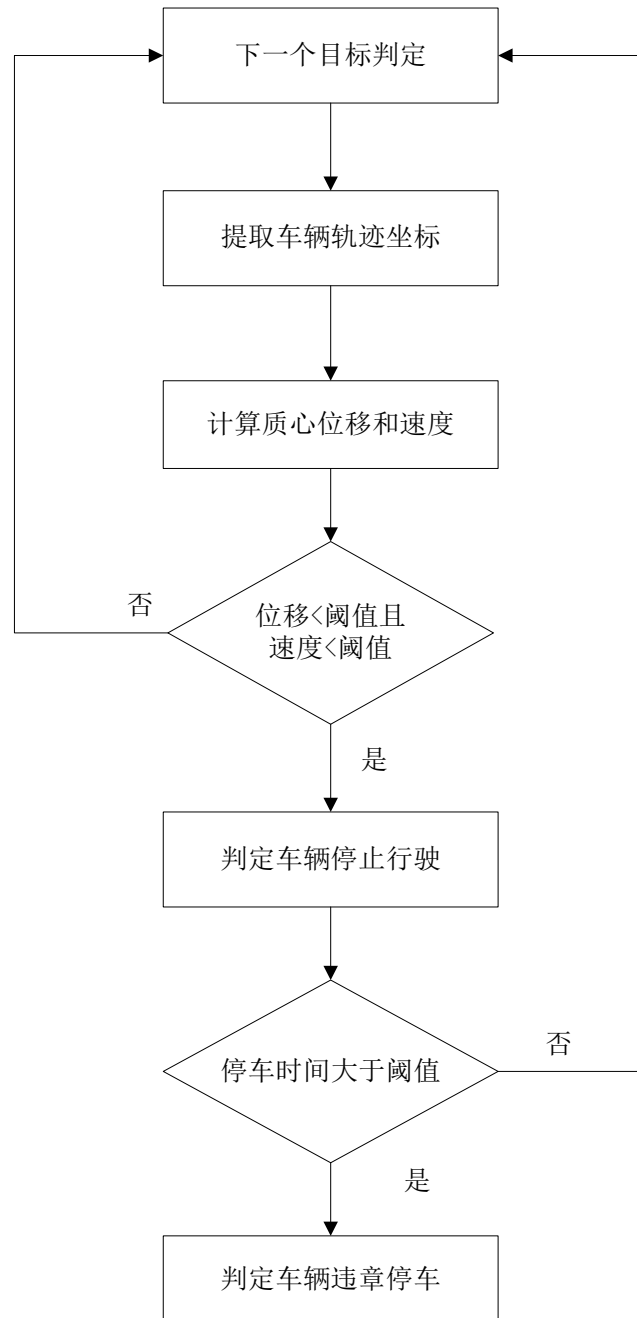


图 3.14 违章停车检测流程图

实验检测效果:

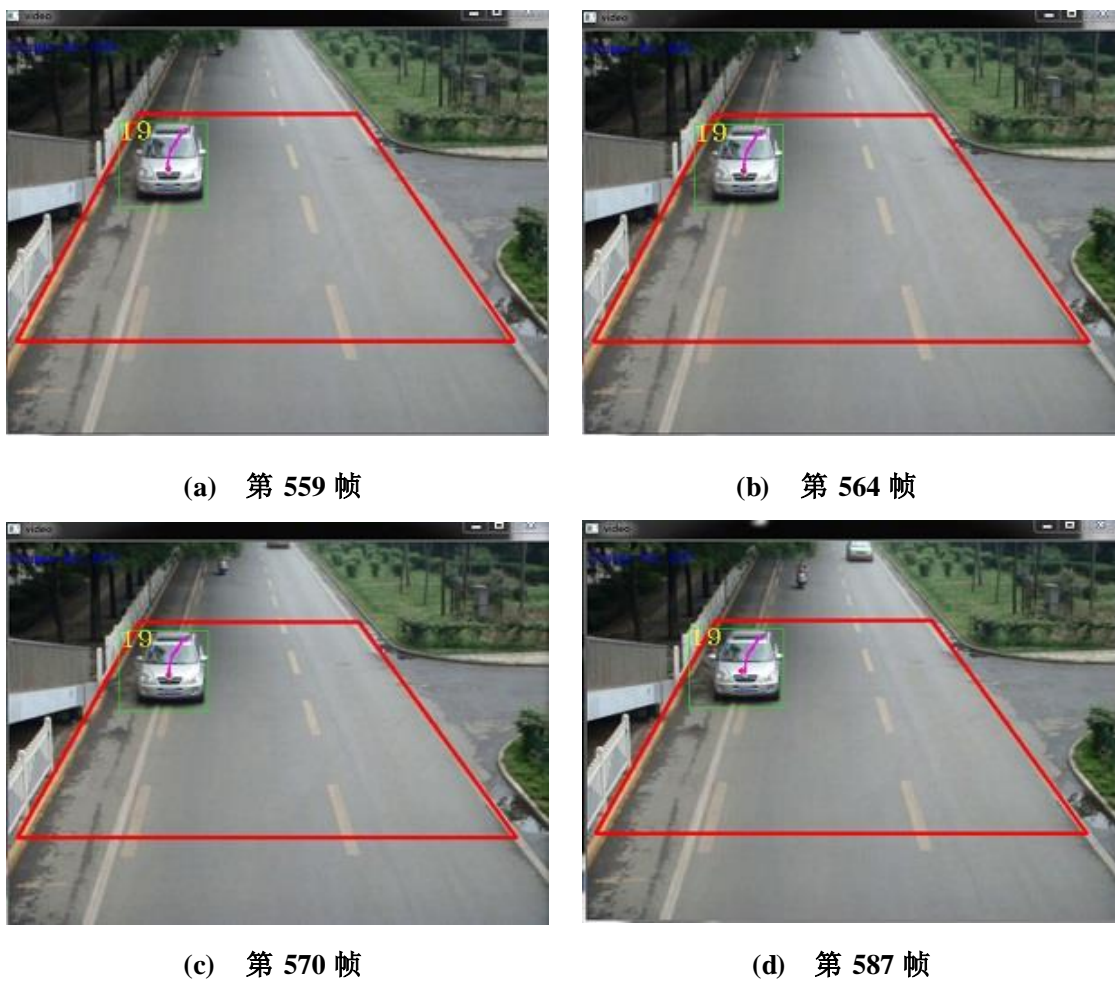


图 3.15 违章停车检测

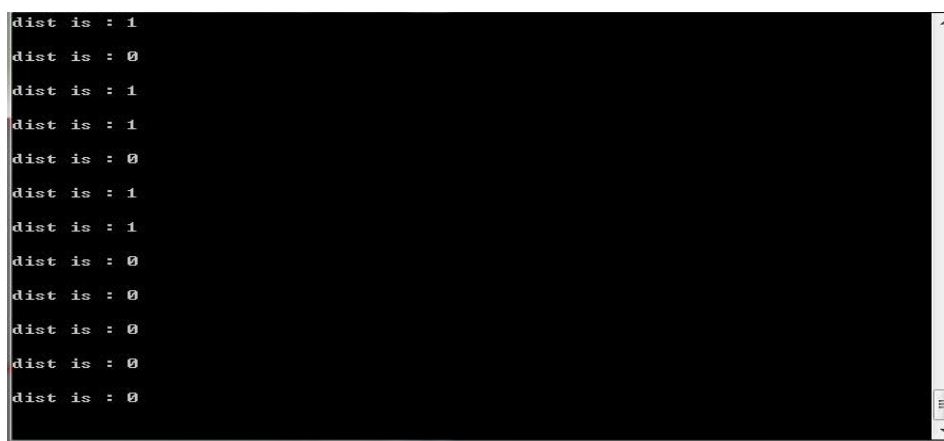


图 3.16 相邻帧间车辆质心距离

通过图 3.15 和图 3.16 可知,在车辆进入检测区域后检测车辆目标并获取质心坐标。利用质心坐标计算出帧间相对距离和车辆质心速度,并判断车辆运动状态。并根据设定的时间阈值进行判定违章停车和报警。图 3.15 表示截取的四张图,我们可以观测到汽车

的位置基本不动,但是后面车辆是不断运动的,再根据图 3.16 显示相邻帧间的质心距离,都是 0 和 1,我们可以判断车辆已经静止,再结合具体的时间阈值判定违章停车。

3.4.3 逆行检测

在交通法中规定,车辆逆行是指运行的车辆在公路上的行驶方向,和公路规定的正常行驶方向相反的行为。在单行道比如是人流量较大的区域,车辆违章逆行特别容易引起交通拥挤,特别容易造成交通事故,威胁行人和驾驶人员的生命安全。在监控场景中,对车辆进行实时逆行检测,发出报警并触发其它相关的行为,属于车辆逆行检测的主要任务^[42]。常用的检测方法有:1.判断车辆实际行驶方向和道路规定的行驶方向是否相同,假如车辆的实际行驶方向和道路上规定的行驶方向相反的时候,我们可以认定车辆发生违章逆行事件,然后把此事件消息通过网络传输到后端服务器,并及时的报警以提醒交通管理部门。2.还有一些学者^[43]提出采用车辆实际行驶方向和道路规定行驶方向的夹角 α , 大小来判断是否发生了车辆违章逆行的行为。车辆逆行时候, α 大于 90 度,车辆正常行驶时候, α 小于 90 度。

本文采用车辆运动轨迹分析结合方法 1 对违章逆行交通事件进行检测判断,根据车辆运动轨迹和质心坐标的变化来判断车辆实际运行的方向;将实际运行方向和提前设定的车道正常行驶方向做比较,判断是否发生了逆行行为。

由于本文采用车辆运动轨迹分析车辆逆行的行为,可以利用在前几章中计算的车辆质心坐标的变化算出运行轨迹的方向,结合道路规定的实际行驶方向,判定车辆是否逆行。由卡尔曼滤波跟踪可以得到每个车辆质心的坐标,我们用一个数组 $\text{Centre}[i]$ ($0 \leq i \leq n$) 来存储质心坐标。

摄像机的架设方向通常就是正对着路面,我们假设 y 轴向下为正方向(规定车辆的行驶方向),若 $(\text{Centre}[i].y - \text{Centre}[0].y) < 0$,则说明车辆发生了逆行的行为,因为在正常行驶的方向下, y 轴上的坐标值是越来越大的,如果发生了逆行则 y 轴上的坐标值越来越小。该算法虽然计算简单,容易实现,但也容易受到干扰,检测准确率不高。所以我们在加上一个约束条件组成车辆逆行的判定条件公式如下:

$$\begin{cases} (\text{Centre}[i].y - \text{Centre}[0].y) < 0, (i > D_T) \\ \frac{\text{NUM}\{(\text{Centre}[i+1].y - \text{Centre}[i].y) < 0\}}{N} > 0.8, (i = 0, 1, \dots, n) \end{cases} \quad (3.28)$$

其中: D_T 是一个设定的值,表示检测帧数的最少值。NUM 表示在两帧间逆行的次数,

N 表示比较的总次数，若其中逆行的比例占的比较大，则认为车辆发生了违章逆行。算法流程图如下：

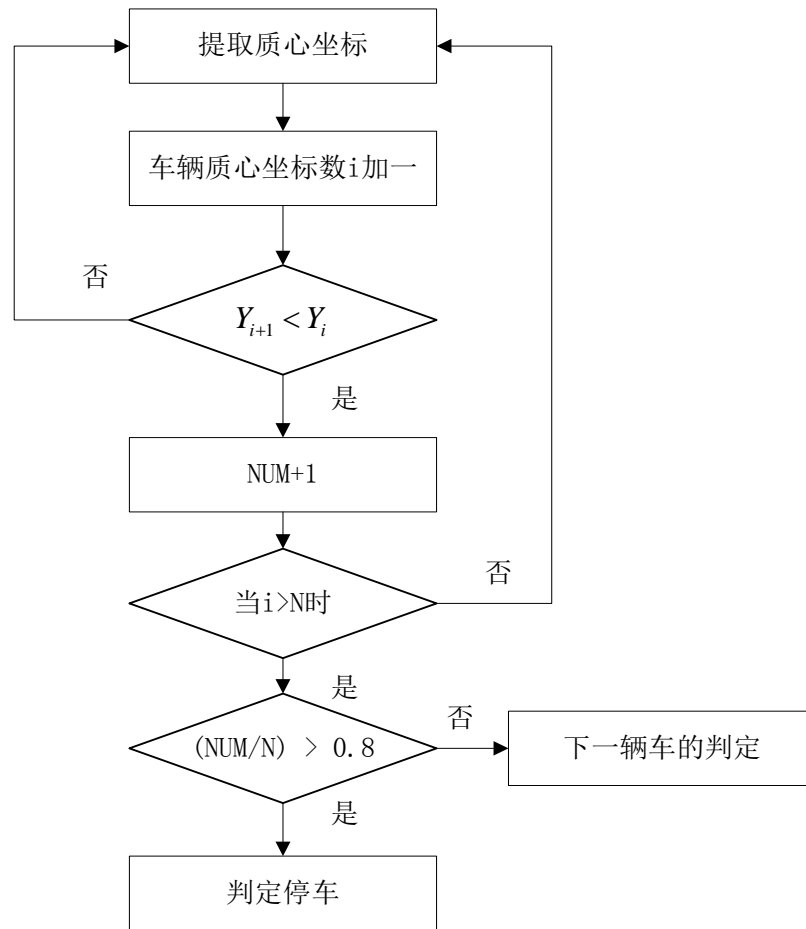


图 3.17 表示对同一目标进行跟踪判定

下面选取一段视频测试逆行检测，视频采集于南二环文艺路南口天桥上，通过两幅图片进行对比，可以明显的看出车辆逆行的情况。将逆行车辆的运动轨迹坐标在表 3-1 中表示。

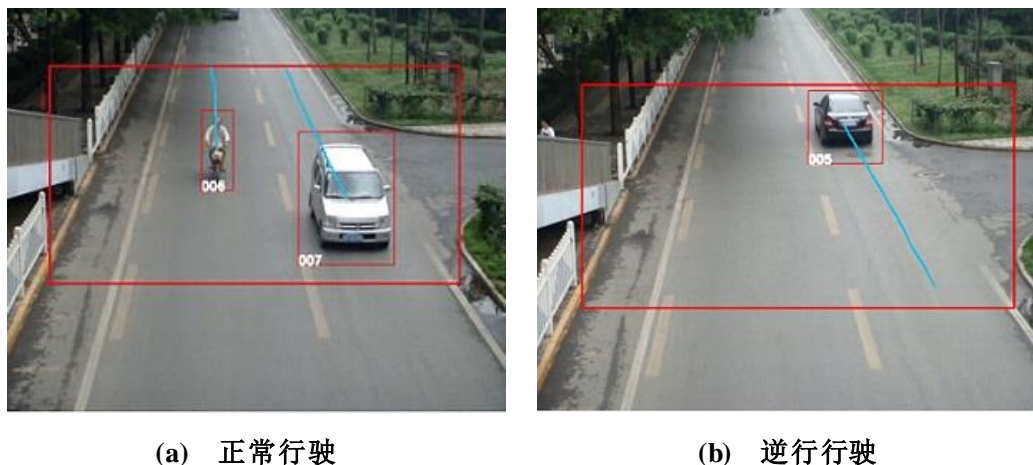


图 3.18 车辆逆行检测

表 3-1 表示逆行车辆轨迹坐标值：

表 3-1 轨迹跟踪点坐标

| 跟踪点 | 坐标值 | 跟踪点 | 坐标值 |
|-----|------------|-----|------------|
| 1 | (508, 332) | 11 | (449, 233) |
| 2 | (498, 314) | 12 | (443, 222) |
| 3 | (492, 304) | 13 | (439, 216) |
| 4 | (486, 295) | 14 | (436, 211) |
| 5 | (478, 284) | 15 | (432, 205) |
| 6 | (474, 276) | 16 | (428, 200) |
| 7 | (467, 261) | 17 | (423, 190) |
| 8 | (462, 254) | 18 | (420, 186) |
| 9 | (459, 247) | 19 | (417, 182) |
| 10 | (453, 239) | 20 | (415, 177) |

从表 3-1 中 X 轴和 Y 轴都是图像像素坐标，我们选择连续跟踪 20 个质心坐标，根据 Y 轴坐标是逐渐递减的，可以判断车辆违章逆行。从该实验表明，此算法还是可以有效的检测出逆行车辆的，具有很好的使用价值。

3.5 本章小结

本章主要研究车辆跟踪轨迹下的违章停车和逆行检测，详细介绍了交通车辆检测，采用背景差分提取车辆目标，之后经历形态学处理和车辆阴影检测处理，最后用几段视频进行车辆检测测试。在车辆检测的基础上，运用卡尔曼滤波结合车辆特征进行车辆跟踪，并提取质心运动轨迹，根据运动轨迹判定车辆的违章事件。利用前面的检测结果主要结合车辆违章特征对违章停车和车辆逆行进行判定，对于违章停车，先根据质心位移和质心速度判定是否停车，再结合具体的停车时间对车辆进行判定；车辆逆行检测主要根据车辆行驶方向和道路规定的行驶方向是否一致进行判定，结合车辆具体运动方向，车辆运动 Y 轴坐标的变化为判断依据。

第四章 实验结果分析

本章首先介绍软件开发平台，并对软件的主要功能界面进行了介绍。之后选择视频分别对违章停车和违章逆行进行测试，对车辆跟踪坐标进行了详细的分析，从而判定违章停车和车辆逆行。

4.1 软件开发平台

系统采用 C、C++ 编程语言进行程序设计，结合 OpenCV（Open Source Computer Vision Library）2.4.3 版本，在 Visual Studio 2010 环境下开发而成。下图 4.1 为系统主界面图：



图 4.1 系统主界面图

从主界面图中可以看出 ABCDE 五大部分，其中：A 区域主要是显示读取视频和检测效果，方便人们直观的看到检测结果；B 区域标识一些具体操作，如：打开文件、设定跟踪区域、开始跟踪、停车检测、暂停/继续、逆行检测；C 区域显示经过的车辆数，可以统计车流量；D 区域显示检测的具体帧数和处理所耗费的具体时间；E 区域表示整段视频检测的进度百分比，方便查看视频检测进度；下面分别对基础操作介绍，首先通过打开文件按钮选择将要检测的交通视频，不过只能支持 AVI 格式的视频，提取视频背景，方便在视频背景中画出检测区域，然后进行车辆跟踪、逆行和停车检测，中间也可点击暂停按钮将正在检测的视频进行暂停。图 4.2 表示打开视频文件，图 4.3 表示设置跟踪区域，图 4.4 表示开始跟踪的效果图。



图 4.2 打开视频文件



图 4.3 设置跟踪区域

从图 4.2 和图 4.3 中可以看出，系统能够识别的视频文件类型只有 avi 格式的视频；设置检测区域就是画出需要检测的区域，排除道路两旁绿化带和行人等其它因素的干扰，从而减少计算量，提高检测效率。

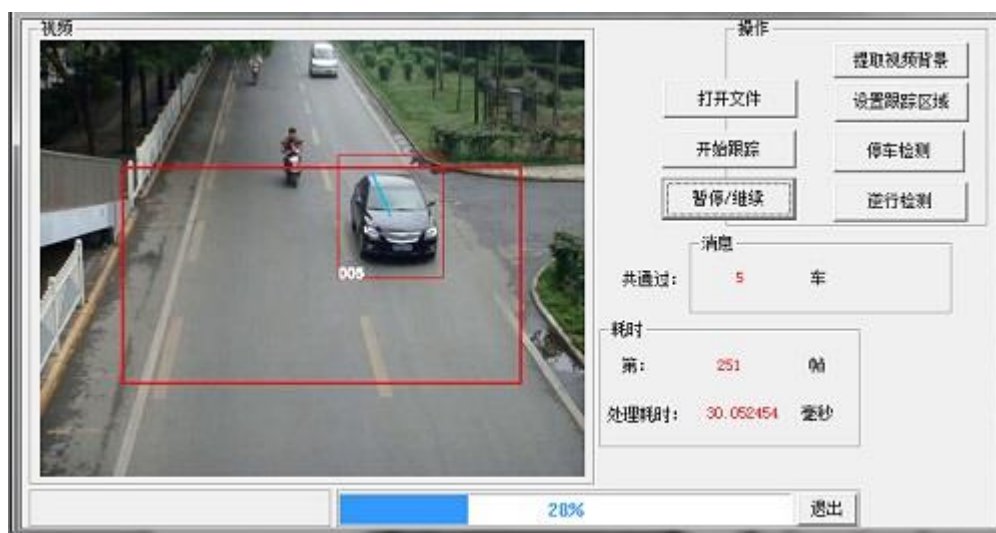


图 4.4 开始跟踪效果图

图 4.4 中显示黑色轿车被跟踪的情况，并被标记为第五辆车，检测帧为第 251 帧，耗时大概 30 毫秒。其它的交通事件检测在视频测试小结将在后面详细介绍。

4.1.1 VS2010 简介

Visual Studio 是由 Microsoft 公司推出的 Windows 平台程序开发环境，由于 Visual Studio 2010 的集成开发环境界面被重新设计和组织，方便用户的使用和开发。版本的升级使 VS2010 配置 Opencv2.4.3 功能更加强大，支持更多的视频格式和解码方式，运算速度得到了提高。本系统采用 MFC 编程，由于 MFC 不是本文的重点，故不在详细论述。

4.1.2 Opencv2.4.3

OpenCV 是由英特尔公司资助的开源计算机视觉库，现在由 Willow Garage 提供服务支持。它由一系列的 C 函数和 C++ 类构成，实现了计算机视觉和图像处理方面的很多通用算法。如图像预处理中的图像滤波、图像分割等，模式识别中的卡尔曼滤波、运动分析和跟踪、摄像机的标定和三维重建等高级的算法。OpenCV 具有以下特点^[44]：（1）代码开源，OpenCV 对商业和非商业应用都是免费的；（2）OpenCV 包含几百个不依赖其他库的 C/C++ 中、高层 API 函数；（3）跨平台，支持多个操作系统如：Windows、Linux 和 Mac OS 系统上正常运行；4. 提供多种语言的接口如：MATLAB、Python、Ruby 等。

4.2 视频测试

违章停车算法和逆行算法需要实际视频进行测试，本文视频主要是自己亲自录制资料，拍摄设备为 DV 摄像机，拍摄地点为西安市南二环文艺路南口天桥上。分别录制了三段视频进行违章停车检测，都是在文艺路天桥上拍摄，视频格式都是 avi 格式，视频分辨率为 640*480，帧速率为 20 帧/s。测试视频截图如下图：



(a) 视频截图 1

(b) 视频截图 2

(c) 视频截图 3

图 4.5 检测视频截图

停车检测结果如图 4.6 所示：

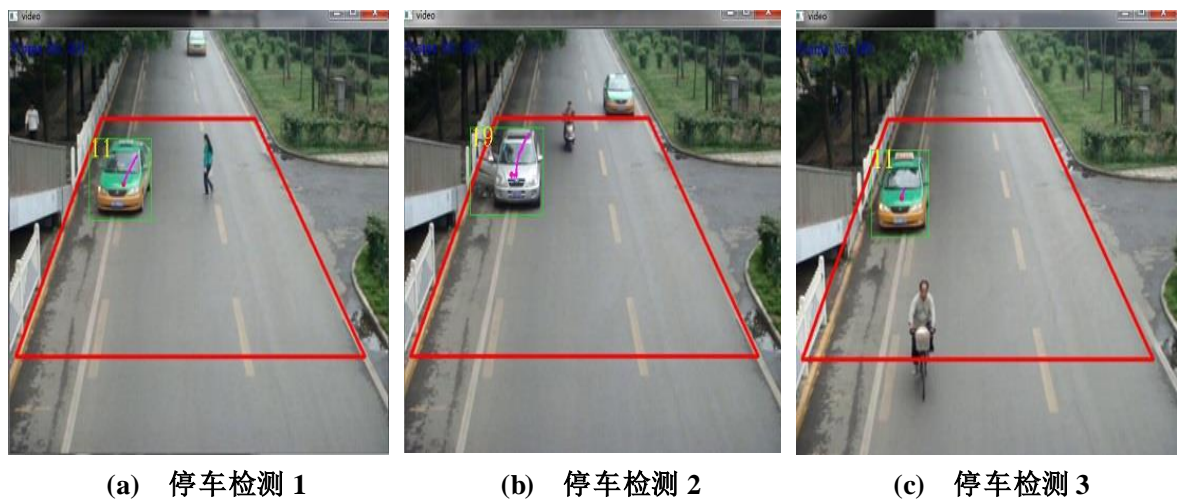


图 4.6 停车检测效果图

从图 4.6 中可以看出，a 视频中第 11 辆车被检测出发生了停车事件，并显示其跟踪轨迹，b 视频中第 19 辆车被检测出了停车事件，c 视频中第 11 辆车发生了停车事件。下面将分别对停车时间和车辆跟踪轨迹进行简单的分析，并列出停车时间表和三个视频中停车轨迹坐标的表格。

表 4-1 显示的是三段视频中违章停车的具体时间。

表 4-1 停车时间

| 测试视频 | 停车开始帧 | 停车结束帧 | 停车时间 |
|--------|---------|---------|--------|
| 测试视频 a | 第 220 帧 | 第 548 帧 | 16.4 秒 |
| 测试视频 b | 第 200 帧 | 第 850 帧 | 32.4 秒 |
| 测试视频 c | 第 554 帧 | 第 750 帧 | 9.8 秒 |

当车辆静止时开始记录车辆停驶时间，由于各个路段的道路交通规则不同，根据交通规则设定违章停车检测区域，结合该路段对停车时间的要求，有的路段可以短时间临时停车，有的路段直接规定禁止停车。根据具体的停车时间来确认违章停车发生，以实现违章停车的自动报警。

表 4-2 表示 a 视频中车辆跟踪坐标的变化。

表 4-2 a 视频中违章车辆的跟踪坐标变化

| 跟踪点 | 坐标值 | 跟踪点 | 坐标值 | 跟踪点 | 坐标值 |
|-----|-----------|-----|-----------|-----|-----------|
| 1 | (219,135) | 11 | (210,147) | 21 | (203,157) |
| 2 | (217,136) | 12 | (209,147) | 22 | (203,156) |
| 3 | (217,137) | 13 | (208,149) | 23 | (203,157) |

表 4-2 a 视频中违章车辆的跟踪坐标变化（续）

| | | | | | |
|----|-----------|----|-----------|----|-----------|
| 4 | (216,139) | 14 | (208,149) | 24 | (203,157) |
| 5 | (215,140) | 15 | (207,150) | 25 | (203,157) |
| 6 | (215,140) | 16 | (206,152) | 26 | (204,157) |
| 7 | (213,142) | 17 | (205,152) | 27 | (203,156) |
| 8 | (212,142) | 18 | (205,154) | 28 | (203,158) |
| 9 | (212,144) | 19 | (204,154) | 29 | (203,157) |
| 10 | (211,145) | 20 | (203,155) | 30 | (204,157) |

从前 20 个坐标变化中可以看出，当运动车辆快停止时，质心坐标变化比较缓慢，结合视频帧速率判断出质心的速度也是在缓慢变化，并慢慢降低，直至停车发生时，质心坐标保持在固定值，速度基本为零。后 10 个坐标基本反映的是车辆已经停驶，车辆质心坐标基本维持在坐标（203,157）附近，有时候会随着图像噪声干扰，发生微小的变化。表 4-3 将介绍 b 视频中车辆停驶质心坐标变化：

表 4-3 b 视频中违章停车质心坐标变化

| 跟踪点 | 坐标值 | 跟踪点 | 坐标值 | 跟踪点 | 坐标值 |
|-----|-----------|-----|-----------|-----|-----------|
| 1 | (201,130) | 11 | (195,142) | 21 | (193,152) |
| 2 | (199,132) | 12 | (194,143) | 22 | (194,152) |
| 3 | (199,133) | 13 | (194,145) | 23 | (193,152) |
| 4 | (197,135) | 14 | (194,145) | 24 | (194,154) |
| 5 | (196,135) | 15 | (193,147) | 25 | (194,154) |
| 6 | (196,137) | 16 | (194,147) | 26 | (193,154) |
| 7 | (195,138) | 17 | (193,148) | 27 | (195,156) |
| 8 | (196,140) | 18 | (193,150) | 28 | (194,156) |
| 9 | (195,140) | 19 | (193,150) | 29 | (193,151) |
| 10 | (194,141) | 20 | (193,150) | 30 | (193,153) |

从表 4-3 中可以看出质心坐标的变化相对于表 4-2 更加的微小，从第五个质心坐标到第三十个质心坐标，其坐标值变化非常的小，而且中间还有几组坐标是相同的，说明车辆行驶已经非常缓慢，在慢慢减速的过程中直至车辆静止。

表 4-4 将介绍 c 视频车辆坐标的变化：

表 4-4 c 视频车辆跟踪坐标变化

| 跟踪点 | 坐标值 | 跟踪点 | 坐标值 | 跟踪点 | 坐标值 |
|-----|-----------|-----|-----------|-----|-----------|
| 1 | (206,161) | 11 | (197,171) | 21 | (190,183) |
| 2 | (205,162) | 12 | (196,172) | 22 | (190,183) |
| 3 | (205,162) | 13 | (195,173) | 23 | (189,182) |
| 4 | (204,164) | 14 | (193,173) | 24 | (190,183) |
| 5 | (203,165) | 15 | (193,175) | 25 | (190,183) |
| 6 | (203,167) | 16 | (192,176) | 26 | (190,183) |
| 7 | (201,168) | 17 | (191,177) | 27 | (189,184) |
| 8 | (200,168) | 18 | (191,179) | 28 | (189,183) |
| 9 | (199,170) | 19 | (190,180) | 29 | (190,184) |
| 10 | (197,170) | 20 | (189,181) | 30 | (190,183) |

从表 4-4 中可以看出, 前十个跟踪点由于自行车的干扰, 车辆跟踪坐标发生了较大的跳跃, 后面干扰逐渐减轻, 坐标慢慢趋于稳定, 在几个值之间浮动, 说明车辆已经停止行驶。

图 4.7 表示正常行驶轨迹, 图 4.8 表示违章停车轨迹:

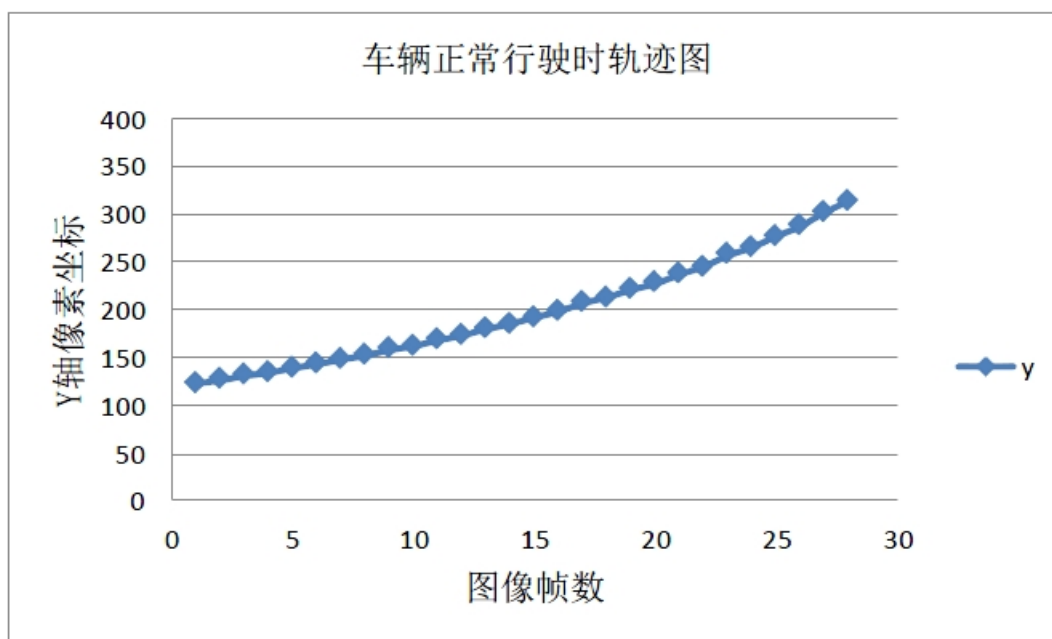


图 4.7 车辆正常行驶轨迹图

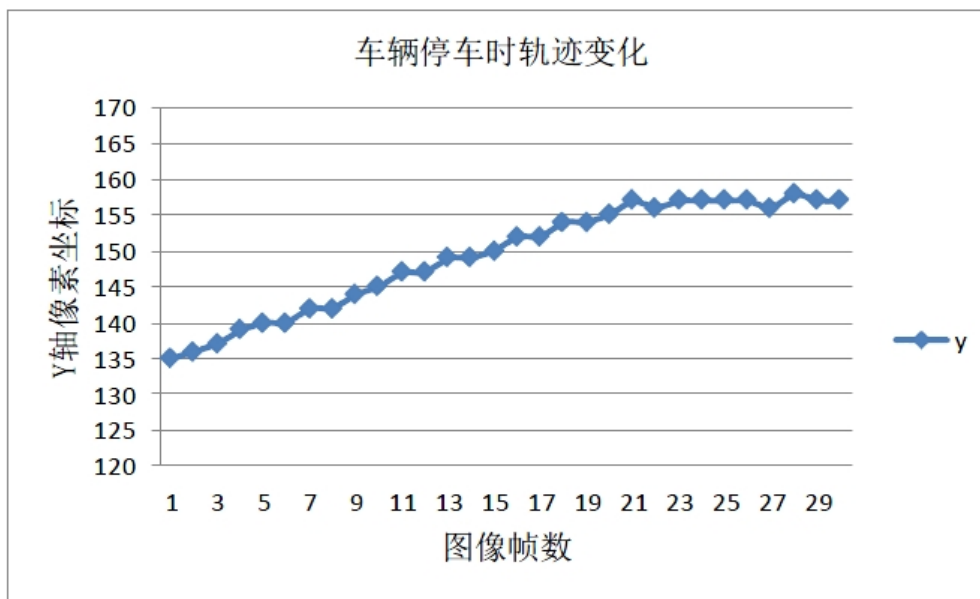


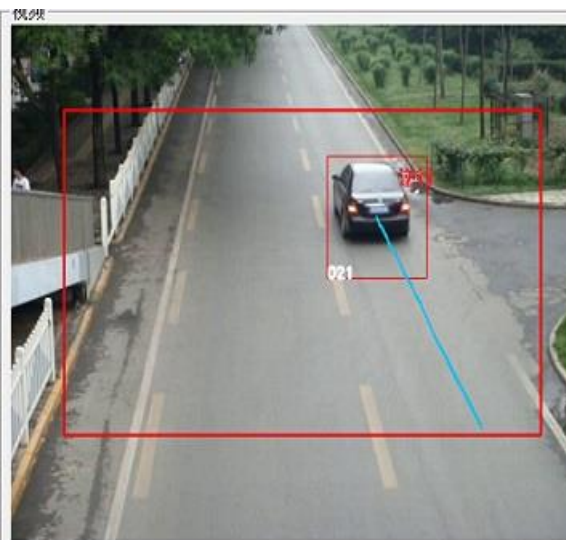
图 4.8 车辆从运动到刚停车时的轨迹图

从两幅图中可以比较出，正常行驶和停车时车辆运动轨迹的变化，可以很好的区分出车辆是否发生了违章停车行为。

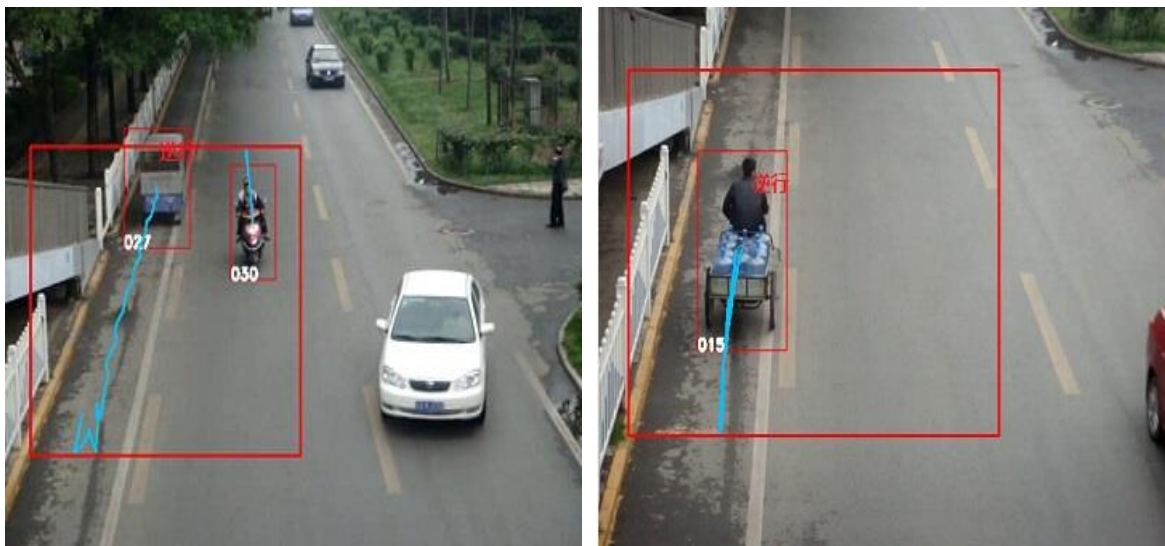
下面将对逆行事件进行简单的测试，由于车辆逆行时对道路交通安全威胁比较大，采集到的车辆逆行视频不是很丰富，不能做大量数据验证其检测的精确度。逆行视频也是从西安市南二环文艺路南口采集，拍摄视频分辨率为 640*480,帧速率为 20 帧/s。图 4.9 分别表示所采集视频截图和检测效果图：



(a) 采集逆行视频截图



(b) 逆行检测截图 1



(c) 逆行检测截图 2

(d) 逆行检测截图 3

图 4.9 逆行检测图

从图 4.9 中可以看出当道路环境比较简单时，逆行可以很好的被检测出来，跟踪轨迹也很平滑，当路况环境比较复杂时，逆行也能被检测出来，但是逆行轨迹由于受到环境干扰，在开始阶段出现了不小的波动。总之，本文采用的算法能够适应大部分环境的逆行检测，夜间环境没有做具体研究，夜间主要根据车辆的灯光进行检测，是以后的研究方向，本文不在叙述。

4.3 本章小结

本章主要对实验结果进行分析，首先介绍了实验软件开发平台，之后重点对交通事件检测中的违章停车和车辆逆行进行了视频测试。本文采用车辆跟踪轨迹对两种违章事件进行判定，用采集的道路视频进行测试，检测效果基本满足实际检测需求。

结 论

随着计算机信息技术和图像处理技术的快速发展,视频检测技术在智能交通(ITS)领域的应用也越来越广泛。智能交通事件检测研究对于我国道路交通的管理与控制有着重要的研究意义,由于各种道路场景的复杂性和车辆行驶的多样性,给基于视频的交通事件检测带来了很大的挑战。本文主要研究交通事件检测中的违章停车检测和车辆逆行检测,在研究前人检测算法的基础上,论述了自己所采用的方法,并用实例视频进行测试,取得了很好的效果。论文的主要研究工作和成果总结如下:

(1) 车辆检测方面。本文首先比较了几种常用的背景提取算法,最终采用多帧图像平均法求取背景图像。之后详细比较了帧间差分法、光流法、背景差分法,分析了各种算法在车辆前景提取的优缺点,综合比较之后,最终采用彩色背景差分法求取车辆目标,为了提高检测的准确度,有分别采用形态学处理、团块空洞填补和基于 HSV 颜色空间进行车辆阴影的去除,为后面的跟踪提供很好的基础。

(2) 车辆跟踪方面。本文先对运动目标跟踪方法进行了分类介绍,之后对 meanshift 进行了详细介绍,通过实验分析了算法的不足,引入自适应搜索窗口大小的 camshift 跟踪算法。考虑到该算法的缺点,最终采用卡尔曼滤波结合车辆质心特征进行车辆跟踪,设计了卡尔曼滤波模型,结合车辆质心坐标和车辆运动速度进行了跟踪实验,并根据质心坐标绘制车辆运动轨迹。通过两组视频进行测试,有很好的实时性和鲁棒性。能够满足视频交通事件检测对车辆跟踪要求。

(3) 停车和逆行检测。在车辆检测和跟踪的基础上,利用车辆跟踪轨迹和车辆质心坐标分别对违章停车和逆行进行了分析。考虑到违章停车时的特征,车辆由运动变化静止状态,在规定的道路上停车时间长久,是否在静止停车区域等。首先,先设定检测区域(禁止停车区域),在结合车辆静止时中心坐标之间的距离进行判定是否停车,根据停车时间判定是否有违章停车行为。之后考虑逆行是的车辆行驶特征,主要是判定车辆行驶方向和道路规定行驶方向是否一致,若一致,则没有发生违章,若相反,则发生违章。考虑到检测的实时性,根据 Y 轴坐标变化来进行判定。结合实际道路进行实验,取得了很好的效果。

当然,由于本人能力和精力的限制,本文还有一些不足和有待进一步完善的地方,主要表现在以下几个方面:

(1) 由于违章视频不是很好采集,没有拍摄大量视频对算法测试,后续要拍摄不

同场景的视频对算法检测准确率进行测试，不断改进算法以提高检测准确度。

（2）本文仅仅分析了交通事件检测中的违章停车和逆行，其它方面如（超速、随意变道等）并没有进行详细的分析，而且本文所研究的场景主要是白天的检测环境，对于夜晚应用的算法需要进一步的研究，最终能够实现全天候 24 小时的监控。

（3）交通事件检测系统是一个完整的系统，不仅包括交通事件检测还包括对违章行为的抓拍和取证，进行车牌识别等，后续将对其进行扩展研究。

参考文献

- [1]Sharma B R. Road traffic injuries: a major global public health crisis[J]. Public health, 2008, 122(12): 1399-1406.
- [2]赵娜,袁家斌,徐晗. 智能交通系统综述[J]. 计算机科学,2014,11:7-11+45.
- [3]韩超. 视频车辆检测技术背景及国内外研究现状[J]. 无线互联科技,2012,03:103.
- [4]汪勤,黄山,张洪斌,等. 基于视频图像处理的交通事件检测系统[J]. 计算机应用,2008,07:1886-1889.
- [5]HuibinWang ,Qiu li Lu, Xin Wang,Guofang,et al. Method for VideoIncident Detection Based on Biological Visual Mechaxxism[C]. 2010 IEEEInternational Conference on Automation and Logistics (ICAL),2010:114-119.
- [6] First annual reports of the impacts of congestion charging in centralLondon [R] . TfL, 2003.
- [7] H VEERARAGHAVAN, O MASOUD, N PAPANIKOLOPOULOS.Computer Vision Algorithms for Intersection Monitoring [J]. IEEETransactions on Intelligent Transportation Systems, 2003, 4: 78- 89.
- [8]Fraile R, Maybank S. Vehicle Trajectory Approximation and Classification.[J]. British Machine Vision Conference, 1998.
- [9]Porikli F. Detection of temporarily static regions by processing video at different frame rates[C]. //IEEE International Conference on Advanced Video & Signal Based Surveillance. IEEE, 2007:236-241.
- [10]陈维荣,关佩,邹月嫻. 基于 SVM 的交通事件检测技术[J]. 西南交通大学学报,2011,01:63-67.
- [11]张轮,杨文臣,刘拓,等. 基于朴素贝叶斯分类的高速公路交通事件检测[J]. 同济大学学报(自然科学版),2014,04:558-563+595.
- [12]赵敏,张波,唐毅,等. 露天场景下高速公路违章停车视频检测算法[J]. 计算机测量与控制,2014,02:489-492.
- [13]Medioni G, Cohen I, Bremond F, et al. Event Detection and Analysis from Video Streams[J]. Pattern Analysis & Machine Intelligence IEEE Transactions on, 2001, 23(8):873-889.
- [14]Lee J T, Member S, S. Ryoo M, et al. Real-Time Illegal Parking Detection in Outdoor Environments Using 1-D Transformation[J]. Circuits & Systems for Video Technology IEEE Transactions on, 2009, 19(7):1014 - 1024.
- [15]何杰,胡如夫,陶向丽,等. 基于 3G 的交通事件检测系统建模及性能分析[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版),2011,01:65-69.
- [16]Michalopoulos P G. Vehicle detection video through image processing[J]. the autoscope system,

1991,40(1):21-29.

[17]师海. Citilog视频系统在城市交通事件检测中的应用研究[D]. 上海: 复旦大学, 2008

[18]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.

[19]郑耀. 违章停车取证关键技术研究[D]. 上海交通大学, 2014.

[20]董凤. 基于视频跟踪的交通事件检测技术研究[D]. 长安大学, 2010.

[21]吴众山, 雷蕴奇, 吴绿芳, 等. 一种实用的背景提取与更新算法[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2008, 03: 348-352.

[22]闫英战, 杨勇. 基于风险决策与混合高斯背景模型的前景目标突变快速检测[J]. 华南师范大学学报(自然科学版), 2011, 02: 56-59.

[23]王为达. 多场景分车型交通信息视频采集系统开发研究[D]. 长安大学, 2014

[24]邵承. 基于视频的车辆检测与跟踪算法综述[J]. 现代计算机(专业版), 2014, 35: 56-60.

[25]邓辉斌, 熊邦书, 欧巧凤等. 基于隔帧差分区域光流法的运动目标检测[J]. 半导体光电, 2009, 30(2): 300-304, 307.

[26]Horn B K, Schunck B G. Determining optical flow[C]//1981 Technical Symposium East. International Society for Optics and Photonics, 1981: 319-331

[27]袁国武. 智能视频监控中的运动目标检测和跟踪算法研究[D]. 云南大学, 2012.

[28]常发亮, 马丽, 乔谊正. 遮挡情况下基于特征相关匹配的目标跟踪算法[J]. 中国图象图形学报, 2006, 06: 877-882.

[29]王诗锦. 基于 Snake 模型的车辆跟踪技术研究[D]. 武汉理工大学, 2009.

[30]Fukunaga K, Hostetler L. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition[J]. Information Theory, IEEE Transactions on, 1975, 21(1): 32-40.

[31]Cheng Y. Mean shift, mode seeking, and clustering[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 1995, 17(8): 790-799.

[32]杨杰, 张翔. 视频目标检测和跟踪及其应用[M]. 上海: 上海交通大学出版社. 2012

[33]余洪凯. 基于视频的多车型交通信息采集[D]. 长安大学, 2012.

[34]So A W K, Wong K Y K, Chung R H Y, et al. Shadow detection for vehicles by locating the object-shadow boundary[C]//Proceedings of the Seventh IASTED International Conference on Signal and Image Processing, SIP 2005. 2005: 315-319.

[35]高东旭, 曹江涛, 李平. 基于 HSV 空间阴影去除方法研究与应用[J]. 电子设计工程, 2014, 13: 65-68.

[36]Cucchiara R, Grana C, Piccardi M, et al. Improving shadow suppression in moving object detection

with HSV color information[C]//Intelligent Transportation Systems, 2001. Proceedings. 2001 IEEE. IEEE, 2001: 334-339.

[37]李瑞. 基于视频的车辆检测与跟踪算法研究[D].上海交通大学. 2008

[38] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Fluids Engineering, 1960, 82(1): 35-45.

[39]赵有婷,李熙莹,罗东华. 基于视频车辆轨迹模型的交通事件自动检测方法研究[J]. 中山大学学报(自然科学版),2011,04:56-60+64.

[40]王殿海,胡宏宇,李志慧,等. 违章停车检测与识别算法[J]. 吉林大学学报(工学版),2010,01:42-46.

[41]王为达. 道路停车视频检测研究[J]. 数字化用户, 2013, 19(33).

[42]梁东升,赵连超,陈永康,等. 复杂环境下的快速逆行检测跟踪算法[J]. 计算机工程与应用

[43]朱会强. 基于视频跟踪的车辆行为分析技术研究[D].长安大学,2011

[44]刘瑞祯,于仕琪. OpenCV 教程基础篇[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社. 2007

攻读学位期间取得的科研成果

高冬冬,涂刚,吕增良. 隧道大型轴流风机变频技术的应用研究[J]. 物联网技术,2013,11:48-50+53.

致 谢

时光如梭，光阴似箭，三年的研究生学习生活已经悄然接近尾声。在研究生论文即将完成的时刻，我要感谢在学习生活当中给予我帮助和支持的人们。本论文是在研究生导师李曙光教授悉心指导下完成的，感谢李老师在三年学习中和论文撰写过程中对我严格的要求和耐心指导。在完成论文的整个过程中，无论是就业压力还是调试程序李老师都给了我很多帮助，帮助我开拓研究思路，精心点拨，热忱鼓励。李老师一丝不苟的治学态度，严谨求实的科研精神，都给我树立了优秀的榜样，对我以后学习和工作都有深远的影响。

感谢实验室的师兄、师姐、师弟和师妹们在研究生期间给予我的指导和帮助，还有朝夕相处的同学和朋友们，在我撰写论文过程中给了我很多参考性意见，在此由衷的向他们致以最诚挚的谢意。