

分类号：TP391.4

密 级：公开

学校代码：10363

学 号：2210920118



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 基于计算机视觉的车道线检测
系统的研究

论 文 作 者 胡昊东

校 内 导 师 刘贵如 副教授

校 外 导 师 郑亮 工程师

专业学位类别 计算机技术

研究方向（领域） 人工智能及应用

论文提交日期： 2024 年 5 月 23 日

分类号：TP391.4
密 级：公开

单位代码：10363
学 号：2210920118

题 目 基于计算机视觉的车道线检测系统的研究

英文并列

题 目 Research on Lane Detection System Based on Computer Vision

论 文 作 者 胡昊东

校 内 教 师 刘贵如 副教授

校 外 教 师 郑亮 工程师

专 业 学 位 类 别 计算机技术

研究方向（领域） 人工智能及应用

论文答辩日期： 2024 年 5 月 24 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。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。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：胡昊东

日期：2024年5月23日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：胡昊东

日期：2024年5月23日

指导教师签名：刘岩

日期：2024年5月

基于计算机视觉的车道线检测系统的研究

摘 要

随着道路上车辆不断增多，车道线检测技术正经历着前所未有的挑战，汽车行驶中由于驾驶员疏忽大意所引发的交通事故，给人们的生命安全和财产造成极大损失。车道线检测是车道预警和车道保持辅助系统中最关键的技术，但对于车道线图像高亮和昏暗环境下出现的曲线车道线、车道线模糊和道路标志等多种情况，容易造成车道线检测的鲁棒性和准确率降低，针对这一问题，本文提出了基于计算机视觉的车道线检测方法，实现对不同环境下的车道线准确检测。本文的主要研究内容如下：

1. 车道线图像预处理方法。本文的预处理方法内容包括图像灰度化、感兴趣区域（Region of Interest, ROI）提取、道路图像自适应增强、图像二值化以及边缘检测。图像灰度化将车道线 RGB 图像三通道的颜色信息转化为单通道的车道线灰度图像实现降维。感兴趣区域提取用于提取车道线灰度图像下部分有效的车道线信息。道路图像自适应增强主要用于提高车道线感兴趣区域图像在昏暗环境下的亮度和对比度，突出车道线目标像素。图像二值化是对车道线感兴趣区域图像进行分块并使用 Otsu 算法处理得到车道线二值图像，再去除干扰信息，保留车道线特征区域，最后通过边缘检测算法从车道线二值图像中提取车道线轮廓得到车道线边缘图像。

2. 基于滑动窗口的车道线检测方法。首先将车道线边缘图像按

行划分为若干块，对每块图像使用霍夫（Hough）变换检测出所有直线并根据车道线特征筛选得到有用的直线，对同一块图像中同一侧的直线加权合并形成一条检测线，同一块图像中可以得到两条检测线。然后将所有块内的检测线统一映射到完整的车道线图像中并用于判别图像中车道线形状，同时采用滑动窗口自底向上滑动并提取每个窗口内车道线二值区域的质心作为特征点，通过最小二乘法结合车道线形状进行拟合得到车道线。

3. 基于线段灰度差分的车道线检测方法。首先对图像增强后的车道线灰度图像进行边缘检测得到车道线边缘图像，使用 Hough 变换获取车道线边缘图像内的所有直线，再计算每条直线在车道线灰度图像中的灰度差分，然后通过聚类算法选取灰度差分阈值对最初的所有直线进行筛选，保留具有车道线边缘灰度差分的直线并进行合并与校准处理得到车道线。最后利用 Kalman 滤波算法跟踪车道线检测数据避免误检，保证车道线检测的准确性。

4. 车道线检测系统的设计与实现。基于本文所提出的两种车道线检测方法，搭建车道线检测系统的框架，设计车道线检测系统软件并测试系统功能。另外，在 Matlab 环境下整合本文所提出的车道线算法，并且与现有车道线算法进行对比分析，仿真结果表明本文所提出的车道线检测算法的检测准确率有一定提升，在复杂环境下表现出一定的鲁棒性。

关键词：车道线检测，Hough 变换，滑动窗口，灰度差分，最小二乘法

RESEARCH ON LANE DETECTION SYSTEM BASED ON COMPUTER VISION

ABSTRACT

With the increasing number of vehicles on the road, lane detection technology is experiencing unprecedented challenges, traffic accidents caused by driver's negligence in car driving, causing great losses to people's life safety and property. Lane detection is the most critical technology in lane warning and lane keeping assistance system. However, for many situations such as curved lane lines, blurred lane lines and road signs in the highlight and dim environment of lane image, the robustness and accuracy of lane detection are likely to be reduced. In response to this question, this dissertation proposes a lane detection method based on computer vision. To achieve accurate detection of lane line in different environments. The main research contents of this dissertation are as follows:

1. Lane image preprocessing method. The preprocessing methods in this dissertation include image grayscale, region of interest (ROI) extraction, road image adaptive enhancement, image binarization and edge detection. Image grayscale transforms the color information of three channels in the RGB image of lane lines into single-channel gray image of lane lines to achieve dimensionality reduction. The region of interest

extraction is used to extract the valid lane information under the gray image of lane line. Road image adaptive enhancement is mainly used to improve the brightness and contrast of the image of the area of interest in the lane line in the dim environment, and to highlight the target pixel of the lane line. Image binarization is to block the image of the interested area of the lane line and use Otsu algorithm to process the binary image of the lane line, then remove the interference information and retain the characteristic area of the lane line. Finally the edge detection algorithm is used to extract the contour of lane line from the binary image of lane line to obtain the edge image of lane line.

2. Lane detection method based on sliding window. Firstly the edge image of lane line is divided into several blocks according to row. Hough transform is used to detect all lines in each image, and useful lines are obtained according to the characteristics of lane line. The lines on the same side of the same image are weighted and merged to form a detection line, and two detection lines can be obtained in the same image. Then the detection lines in all blocks are uniformly mapped to the complete lane line image and used to identify the lane line shape in the image. Meanwhile, sliding windows are used to slide from the bottom up and extract the centroid of the lane line binary region in each window as the feature point, and the lane line is obtained by fitting the lane line shape with the least square method.

3. Lane detection method based on line segment gray difference.

Firstly the edge detection of the enhanced gray image of the lane line is carried out to obtain the lane line edge image, and the Hough transform is used to obtain all the lines in the lane line edge image, and then the gray difference of each line in the lane line gray image is calculated. Then the gray difference threshold is selected by the clustering algorithm to screen all the original lines, and the lines with gray difference on the edge of the lane line are retained and merged and calibrated to obtain the lane line. Finally, Kalman filter algorithm is used to track the lane detection data to avoid false detection and ensure the accuracy of lane detection.

4. Design and implementation of lane detection system. Based on the two lane detection methods proposed in this dissertation, the framework of lane detection system is built, the software of the lane detection system is designed and the function of the system is tested. In addition, the lane detection algorithm proposed in this dissertation is integrated in the Matlab environment and compared with the existing lane detection algorithms. The simulation results show that the detection accuracy of the lane detection algorithm proposed in this dissertation has been improved to a certain extent, and it shows certain robustness in complex environments.

KEY WORDS: Lane detection, Hough transform, Sliding window, Gray difference, Least square method

目 录

摘 要	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 基于语义分割的车道线检测方法.....	2
1.2.2 基于传统图像处理的车道线检测方法.....	2
1.3 论文主要工作及章节安排.....	4
第 2 章 车道线图像预处理.....	6
2.1 图像灰度化.....	6
2.2 感兴趣区域提取.....	7
2.3 自适应图像增强.....	8
2.4 图像二值化.....	9
2.4.1 基于 Otsu 算法的局部阈值分割	9
2.4.2 结合车道线特征的二值图像优化.....	11
2.5 图像边缘检测.....	14
2.5.1 常用边缘检测算法.....	14
2.5.2 车道线边缘检测.....	15
2.6 本章小结.....	17
第 3 章 基于滑动窗口的车道线检测方法.....	18
3.1 直线检测算法介绍.....	18
3.2 车道线信息提取.....	20
3.2.1 车道线图像分块检测.....	20
3.2.2 筛选 Hough 变换检测线	20
3.2.3 基于动态权值的线段加权.....	21
3.2.4 车道线形状判别.....	22
3.3 滑动窗口遍历与检测.....	23

3.3.1 滑动窗口遍历图像.....	23
3.3.2 车道线特征点提取.....	25
3.4 车道线拟合.....	26
3.4.1 最小二乘法拟合原理.....	26
3.4.2 车道线数据拟合.....	27
3.5 实验结果与分析.....	28
3.5.1 实验环境及数据集.....	28
3.5.2 实验分析.....	28
3.6 本章小结.....	32
第 4 章 基于线段灰度差分的车道线检测方法.....	34
4.1 车道线信息提取.....	34
4.2 检测线段的灰度差分计算.....	35
4.3 检测线段的约束与校准.....	38
4.3.1 检测线段的约束.....	38
4.3.2 检测线段的合并.....	40
4.3.3 检测线段的校准.....	42
4.3.4 车道线检测线的确定.....	44
4.4 车道线跟踪.....	45
4.4.1 Kalman 滤波算法原理.....	45
4.4.2 基于 Kalman 滤波的车道线跟踪.....	46
4.5 实验结果与分析.....	47
4.6 本章小结.....	51
第 5 章 车道线检测系统的设计与实现.....	52
5.1 系统框架.....	52
5.2 界面设计.....	52
5.3 功能测试.....	54
5.4 实验分析.....	56
5.5 本章小结.....	59
第 6 章 总结与展望.....	60

6.1 工作总结.....	60
6.2 未来展望.....	61
参考文献	62
攻读学位期间获得的成果	67
致谢	68

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

随着自动化技术水平的快速提高，国内外学者及研究机构都在开展车道线检测算法的研究，车道线检测算法可以应用于各种车型，比如常见的道路汽车、校园菜鸟快递运输车、工厂运料车等。目前，搭载车道线检测算法更偏向于道路行驶汽车。由于经济水平的提高，家用汽车迅速在全球普及，道路车辆越多就更容易发生严重的交通事故，为减少发生交通事故的频率，大多数国家都陆续开启了对智能交通领域的探究。为此，搭载车道线检测算法的各类智能安全驾驶辅助系统^[1-3]层出不穷。根据研究调查发现一些汽车高级辅助驾驶系统（Advanced Driver Assistance Systems, ADAS）已经应用到车辆上，并且发挥着良好的作用。车道线作为行车环境中常见的道路交通标志，规定了车辆行驶的方向及适用范围，在驾驶辅助系统中有着至关重要的作用，开发搭载优秀车道线检测算法的车道线检测系统^[4-6]，实现快速准确地检测车道线，可以有效防止车辆发生偏离与碰撞事故^[7-8]，辅助车辆安全行驶。

由于实际道路多种多样，道路环境较为复杂，道路图像中车道线容易受到光照条件、复杂天气、目标遮挡、污迹干扰等因素^[9-10]的影响，造成车道线信息模糊或残缺。目前，实现道路车道线检测算法主要有两大类，基于语义分割技术和基于传统图像处理技术的检测算法。如果想提高车道线检测的准确率，基于语义分割的检测系统需要增加大量的训练集，训练出良好的模型，并且对硬件平台的要求以及神经网络的改进都具有巨大考验。而基于传统图像处理的检测算法只需要对图像环境种类进行充分分析，改进车道线检测方法，同样可以达到提高车道线检测准确率，并且算法简单、数据量少、计算速度快。虽然近年来传统算法逐渐被语义分割算法所取代，但传统算法的许多设计思路和细节仍然值得借鉴和学习。

随着科技产品的快速升级，视觉传感器拍摄的图片质量也在不断提高，基于视觉的车道线检测方法在智能汽车、校园快递运输车、工厂运料车等各种辅助驾驶系统中广泛使用。

综上所述，为改进车道线检测算法在复杂行车环境下的检测性能，对现有的车道线图像预处理方法和车道线检测方法进行深入研究，提出改进的车道线检测算法，对于提升车道线检测在复杂环境下的检测性能具有重要意义。

1.2 国内外研究现状

近年来，国内外专家和学者对车道线检测方法进行了深入的研究，主要包括基于语义分割的检测方法^[11-13]和基于传统图像处理的检测方法^[14-15]两大类。

1.2.1 基于语义分割的车道线检测方法

通过语义分割可以实现车道线检测，实现语义分割的网络模型包括卷积神经网络（Convolutional Neural Networks, CNN）^[16]、YOLO（You Only Look Once）^[17]、Fast R-CNN^[18]、Mask R-CNN^[19]等，这些模型在车道线检测方面被广泛运用，基于以上模型的车道线检测方法也成为了研究热点。

Girshick 等人^[20]在 2014 年首先提出基于区域的卷积神经网络（R-CNN）用于目标检测领域。同年，He 等人^[21]对 R-CNN 算法进行改进并提出了空间金字塔池化网络（Spatial Pyramid Pooling Networks, SPPNet），在保证检测精度的前提下，将网络模型的检测速度提升了 20 多倍。Wang 等人^[22]提出了基于多任务注意力网络的车道线检测方法，该方法结合了 CNN 的语义分割功能并预测了消失点的位置，该预测方法无需相机参数即可实现车道线图像的逆透视映射，从而实现精准车道线分割结果。Guo 等人^[23]提出了一种用于实时车道线检测的双注意力实例分割网络，并且设计了 DALaneNet 网络模型，该网络模型利用空间注意力和通道注意力机制加强了对车道线的特征表示，尤其是车道线在遮挡情况下具有良好的鲁棒性。

基于语义分割的车道线检测方法随着其模型的不断优化能更好地对车道线的特征进行描述和提取。但是该方法需要大量的车道线数据集以及花费大量时间对数据集进行标定，模型训练时需要搭配算力较高的硬件和完备的训练样本，相对传统图像处理的检测方法而言，工作量大，计算复杂，成本高。

1.2.2 基于传统图像处理的车道线检测方法

传统图像处理技术主要包括基于特征的方法和基于模型的方法，国内外学者基本上围绕着这两个方面展开研究。

1. 基于特征的检测方法研究

基于特征的车道线检测算法侧重于依据车道线颜色^[24]、边缘^[25]、梯度^[26]、直方图^[27]等特征，利用图像处理技术快速地将车道线从道路图像中提取出来。

邓元望等人^[28]利用 HSL 颜色空间中 L 分量对白色像素点和 Lab 颜色空间的 b 通道对与黄色像素点的敏感性，分别在两种通道上使用 Otsu 算法进行图像二值化，最后将两种通道上的二值图像进行“或”运算，实现对车道线特征的提取，该方法在弯道和隧道等复杂路况下进行了实际测试并取得较好的检测效果。刘悦等人^[29]提出一种在复杂光照环境下的车道线检测方法，借助车道线的纹理特征，使用投票算法计算车道线的消失点位置，构建包含车道线的关键检测区域，基于像素点梯度与统计平均相对差对蚁群算法进行改进，最终拟合标识车道线。K.Dinakaran 等人^[30]提出结合 HLS 颜色空间和 Sobel 算子同时应用于车道线图像以获取车道线二值图像，使用透视变换技术将车道线图像转换成鸟瞰图，利用滑动窗口搜索识别车道线像素，选择合适的模型拟合左右车道线，但该方法只适合于一些简单的道路场景，在复杂度较高的道路情况下检测效果并不理想。Lu 等人^[31]提出了一种基于脊线检测和高斯分布随机样本一致性的车道线方法，利用自适应神经网络提取每条车道线的特征点并去除噪声点，通过改进的随机样本一致性算法（Random Sample Consensus, RANSAC）精确拟合车道线。Sagar 等人^[32]提出了一种基于 Kirsch 算子和 VLF（Very low frequency）算法的车道检测方法，为了突出显示给定车道线 RGB 图像中的黄色和白色通道，将车道线图像从 RGB 色彩空间转换成 HSL 和 HSV 两种色彩空间，使用高斯滤波器平滑图像去除噪声和 Kirsch 算子进行边缘检测，使用 VLF 方法检测和标识车道线图像中的车道线。

基于特征的车道线检测方法能够较好检测出干扰信息较少的车道线图像中的车道线，但是却很容易受到车道线图像中的行驶车辆、光照变化和交通标志等因素的干扰，影响车道线的检测准确率。

2. 基于模型的检测方法研究

基于模型的车道线检测算法侧重于利用几何模型对车道线进行描述，常见模型有直线模型^[33]、抛物线模型^[34]、B 样条曲线模型^[35]等，通过分析车道线的几何特征调整模型参数来完成道路图像中的车道线检测。

陈政宏等人^[36]提出一种改进 Hough 变换的车道线检测方法, 利用 Canny 算法检测车道线边缘, 改进的 Hough 变换检测车道线图像存在的直线并将小于设定阈值的直线进行连接, 根据车道线消失点位置预测车道线方向, 确定最终车道线的检测直线。翁佳昊等人^[37]提出一种基于路径搜索的车道线方法, 该方法先提取车道线的边缘, 再用路径搜索算法方法提取车道线特征点, 最后使用最小二乘法的三次多项式拟合模型对所有的车道线特征点进行拟合。洪伟等人^[38]提出根据车道线的颜色信息和几何特性, 先用 DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) 算法对车道线像素点进行聚类划分, 使用基于抛物线模型的 RANSAC 算法进行初步拟合, 根据不同的道路环境设计相应的优化策略, 提高车道线检测的鲁棒性。Wang 等人^[39]提出使用直线+曲线模型的车道线检测算法, 将感兴趣区域划分为直线区域和曲线区域, 利用改进的 Hough 变换建立车道线的直线模型, 根据车道线的连续性以及直线模型与曲线模型的切线关系建立车道线的多项式曲线模型。该方法能够检测出大部分复杂路况下弯曲车道线, 在路面坡度较小时车道线识别结果较好, 但是如果路面坡度较大时, 车道线的检测结果会略有偏差。Li 等人^[40]提出将车道线图像划分为远视场和近视场, 在近视场中利用 LSD 直线检测算法检测直线, 在远视场中利用加权的双曲线模型检测弯曲车道线。该方法可以解决单一模型拟合不准确的问题, 但对于近视场中出现弯曲车道线时, LSD 直线检测算法无法完成曲线检测。

基于模型的车道线检测方法可以避免光照变化、阴影遮蔽和车辆遮挡等因素的干扰, 关键要选择一个合适的模型拟合车道线。不论是使用一个模型还是多个模型组合, 车道线拟合的准确性并非仅仅取决于所选模型本身, 而是更多地受到车道线检测过程中车道线特征点选取是否准确的影响。

1.3 论文主要工作及章节安排

本文的主要工作及章节安排如下:

第一章为绪论。主要阐述本文的研究背景及意义, 介绍目前车道线检测方法的国内外研究现状, 以及分析近年来基于语义分割的检测方法与基于传统图像处理的检测方法的优势和劣势, 阐述相关学者关于这些方法的研究进展。

第二章为车道线图像预处理方法的研究。主要阐述本文车道线图像预处理

过程中图像灰度化、感兴趣区域提取、图像二值化和边缘检测的原理，并且测试各方法的处理效果，进而实现车道线信息的提取。

第三章为基于滑动窗口的车道线检测方法。主要阐述基于滑动窗口的车道线检测方法原理，通过 Hough 变换提取车道线信息，对提取的检测直线进行筛选合并以及判别车道线类型，使用滑动窗口提取车道线特征点，最后利用最小二乘法拟合特征点，实现对车道线的检测与标识。

第四章为基于线段灰度差分的车道线检测方法。主要阐述基于线段灰度差分的车道线检测方法原理，计算所有检测直线的灰度差分值，依据车道线图像中车道线边缘的灰度差分特征，实现对车道线的检测与标识，最后通过 Kalman 滤波跟踪车道线数据，减少车道线误检次数。

第五章为车道线检测系统的设计与实现。主要设计车道线检测系统的软件界面和测试系统的车道线检测功能，整合本文所提出的两种车道线检测方法并进行仿真测试，再与现有车道线方法进行对比分析。

第六章为总结与展望。总结本文所提出的车道线检测方法以及车道线检测系统的设计与实现，分析其中不足之处，对未来的研究进行展望。

第 2 章 车道线图像预处理

车道线图像预处理能够降低干扰信息对车道线检测的影响，采用的预处理方法主要包括图像灰度化、感兴趣区域提取、自适应图像增强、图像二值化和边缘检测，车道线图像预处理可以为后续车道线检测提供准确、可靠的车道线信息。

2.1 图像灰度化

车载摄像头拍摄的车道线图像主要是由红、绿、蓝三种色彩组成，这三种色彩分别使用 R、G、B 表示^[41]，车道线图像中每一个像素都是经过 R、G、B 三个分量加权得到。在车道线 RGB 图像中，三个通道分量的变化范围均为 [0,255]，直接对车道线 RGB 图像进行处理容易导致图像处理时间过长，并且由于车道线 RGB 图像包含过量的信息，不能很好的突出车道线特征。

为了缩短车道线检测时间和降低后续车道线检测难度，需要对 RGB 图像进行灰度化。图像灰度化处理常用的方法有三种：最大值法、平均值法和加权平均法^[42]。

1. 最大值法

最大值法是指取出 R、B、G 三个通道分量中通道数值最大的通道（0 视为最小，255 视为最大），如式(2-1)所示。

$$Gray = \max\{R(i, j), G(i, j), B(i, j)\} \quad (2-1)$$

2. 平均值法

平均值法是指计算 R、B、G 三个通道分量中数值的均值，如式(2-2)所示。

$$Gray = \frac{\text{sum}(R(i, j), G(i, j), B(i, j))}{3} \quad (2-2)$$

3. 加权平均法

加权平均法是以不同的权值计算像素点的三个分量得到加权平均值。通常按照人眼对三原色的敏感度来决定权值，人眼对绿色的敏感度最高，而对蓝色的敏感度最低。因此，可按式(2-3)进行灰度化。

$$Gray = 0.299 \times R(i, j) + 0.587 \times G(i, j) + 0.114 \times B(i, j) \quad (2-3)$$

其中, $Gray$ 表示像素点 (i, j) 的灰度值, $R(i, j)$ 、 $G(i, j)$ 和 $B(i, j)$ 分别表示该像素点的红、绿、蓝色分量。

通过使用三种灰度方法处理车道线 RGB 图像, 对比处理效果如图 2-1 所示。通过对比三种灰度方法生成的车道线灰度图像, 加权平均法生成的车道线灰度图像中道路背景更暗, 车道线目标区域能够与道路背景形成更大的反差, 便于后续对车道线信息的提取, 因此本文选用加权平均法实现车道线图像灰度化。

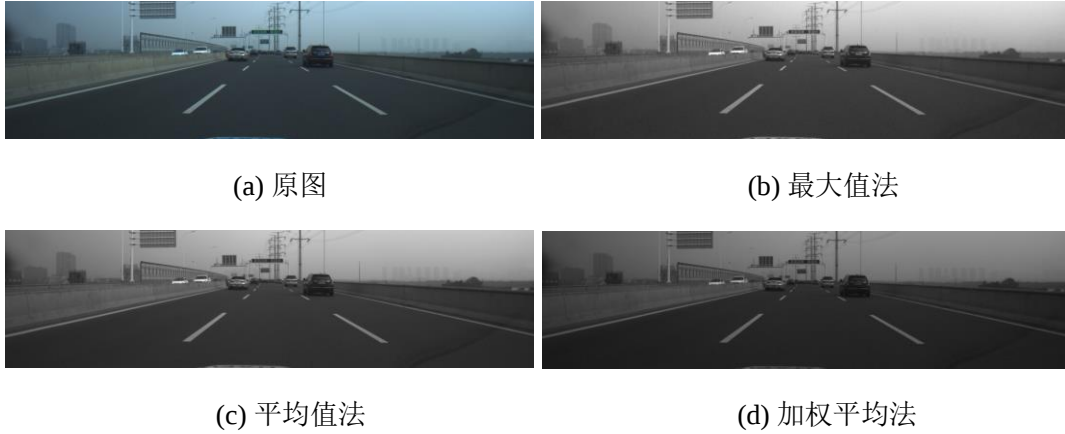


图 2-1 车道线图像灰度化

Fig.2-1 Lane image greyscale

2.2 感兴趣区域提取

行驶车辆所拍摄的车道线图像不仅包含了丰富的车道线信息, 还包含了诸如天空、树木和建筑物等多种干扰信息。对车道线灰度图像直接进行处理可能会导致两方面的问题: 1. 处理大量无用的干扰信息会导致耗时过长; 2. 干扰信息可能对车道线检测产生负面影响, 造成车道线误检。因此对车道线灰度图像进一步处理之前, 有必要提取感兴趣区域^[43-44], 裁剪掉包含干扰信息的区域, 这有助于提高车道线检测的效率。

由于车载相机装设的位置不同, 不同数据集下车道线灰度图像的 ROI 裁剪位置也不同。对于本文选用西安交通大学数据集设计实验, 则选取车道线灰度图像底部的 3/5 区域作为 ROI, 车道线灰度图像的 ROI 如图 2-2 所示。

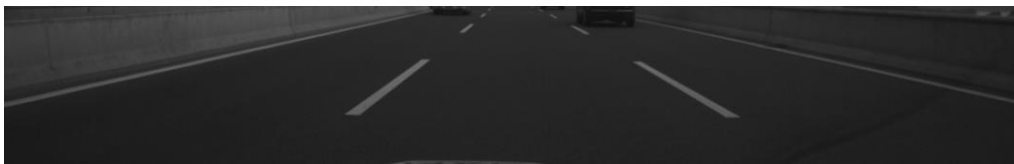


图 2-2 车道线灰度图像的感兴趣区域

Fig.2-2 ROI for lane grayscale image

2.3 自适应图像增强

在白天高亮环境下车道线灰度图像的亮度较高，有利于车道线的检测，而对于夜间昏暗环境下车道线灰度图像，其亮度与对比度就相对较低，车道线检测方法容易出现误检现象，因此本文主要对昏暗环境下的车道线灰度图像进行图像增强，提高车道线灰度图像的亮度与对比度^[45]，便于后续车道线检测步骤的处理。

为了能够自适应区分高亮环境和昏暗环境下的车道线灰度图像，本文设计一种快捷计算车道线灰度图像整体灰度值的方法，从车道线灰度图像中随机选取 100 个像素点并获取每个像素点的灰度值，计算出 100 个像素点的灰度平均值代表灰度图像的整体灰度值，如图 2-3 所示。为了防止选取随机点出现较为集中的特殊情况，计算新随机点与已保留随机点之间的距离，保留在一定距离之外的新随机点，确保 100 个随机点的分散性。对不同光照环境下的车道线图像使用车道线灰度图像整体灰度值的计算方法，各种光照环境下车道线图像所对应的整体灰度值如图 2-4 所示。

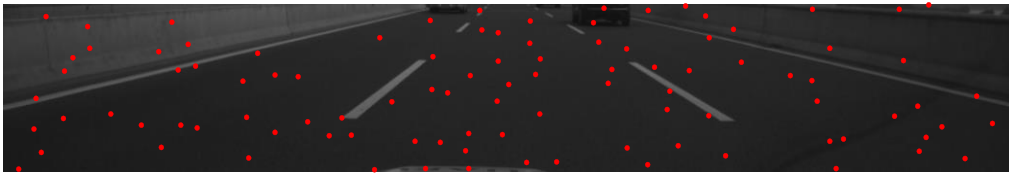


图 2-3 计算图像整体灰度值

Fig.2-3 Calculate the overall gray value of the image

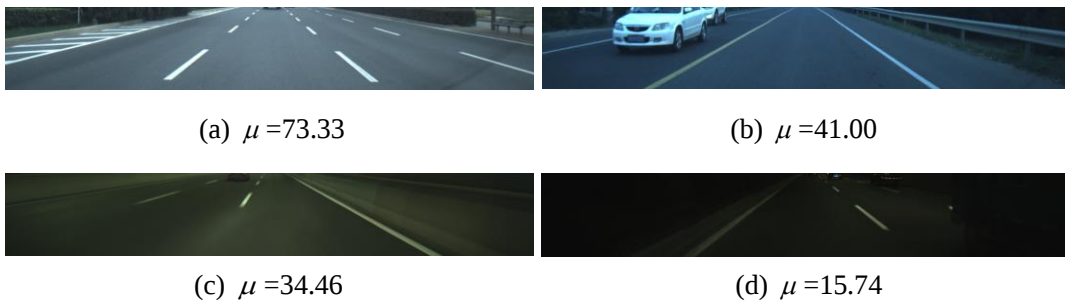


图 2-4 不同光照环境下灰度图像的整体灰度值 μ

Fig.2-4 Overall gray value μ of gray image under different illumination environment

当前图像增强算法已经非常成熟并且能够实际运用于处理车道线图像，因此本文对现有几种图像增强算法进行测试，对比文献[46]的算法、文献[47]的算法与文献[48]的算法的车道线图像增强效果，如图 2-5 所示，文献[48]的图像增

强算法能够更好的突出车道线目标像素，本文最终确定选用文献[48]的图像增强算法增强车道线灰度图像。

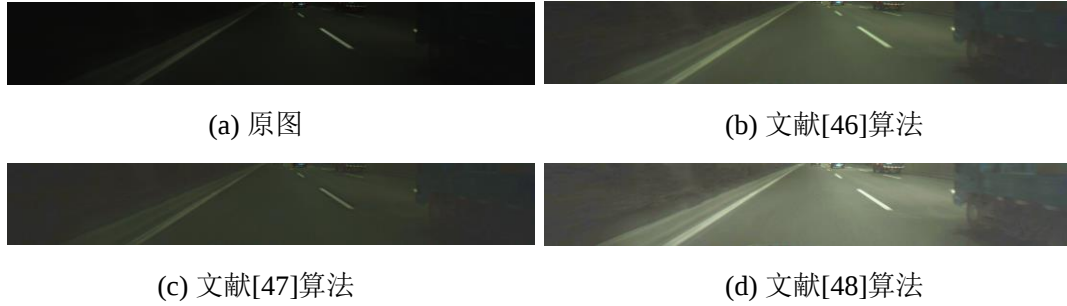


图 2-5 不同算法的车道线图像增强效果

Fig.2-5 Enhancement effect of different algorithms for lane image

2.4 图像二值化

2.4.1 基于 Otsu 算法的局部阈值分割

Otsu 算法又称最大类间方差法^[49-50]，该算法是按照灰度特性将图像分为前景部分和背景部分^[51]，前景与背景的分界值就是进行图像分割的阈值。Otsu 算法的优点是计算简单快速，自动选取最佳分割阈值，但是其缺点表现为对噪声比较敏感，当图像中目标像素和背景像素之间的面积差值较大时，分割效果不明显，很难将目标像素和背景像素分开。

在采集的车道线图像中车道线像素作为目标像素，路面像素作为背景像素，二者的像素面积差值较大。如果直接使用 Otsu 法对车道线灰度图像进行阈值分割，分割得到的车道线二值图像中车道线区域容易出现模糊和残缺情况。为了缩小车道线目标像素面积和道路背景像素面积之间的差值，提高车道线灰度图像二值化的准确性，因此本文控制 Otsu 算法处理的图像面积大小，使用 Otsu 算法处理局部车道线图像，获取局部车道线灰度图像的分割阈值，选取最佳分割阈值实现车道线灰度图像二值化。

基于 Otsu 算法的局部阈值分割方法为：

1. 将车道线灰度图像划分为 N 个 120×100 （长 $\times$ 宽）像素的局部车道线灰度图像 $(U_1, U_2, \dots, U_N)$ ，每一个局部车道线灰度图像作为一个单元，使用 Otsu 算法处理每个单元，计算出每个单元使用 Otsu 算法的分割阈值 $(T_1, T_2, \dots, T_N)$ ，如式(2-4)所示。

$$T_i = \text{Otsu}(U_i), (i = 1, 2, \dots, N) \quad (2-4)$$

2. 通过对 N 个单元的分割阈值进行分析, 可得出所有包含目标像素的局部车道线灰度图像的分割阈值, 该阈值都大于车道线灰度图像的背景像素灰度值并小于目标像素的灰度值。

3. 取出所有单元的分割阈值 ($T_1, T_2, \dots, T_N$) 中的最大值 T_m , 如式(2-5)所示, 使用最大分割阈值 T_m 对整体车道线灰度图像进行二值化, 能够很好的保留车道线像素并去除道路背景像素形成车道线二值图像。

$$T_m = \max\{T_1, T_2, \dots, T_N\} \quad (2-5)$$

车辆行驶过程中, 车辆所在车道的两侧分别都有车道线。在不同角度光照、建筑物阴影、道路灯光等多种光源的影响, 车道线图像中左右两侧亮度可能会存在差异。因此本文先将车道线灰度图像分为左右两个等面积的图像, 分别对两块图像运用基于 Otsu 算法的局部阈值分割方法, 左右两块图像的 N 个单元分割阈值分布情况如图 2-6 所示。最后获取车道线灰度图像左右两侧的分割阈值 (T_L 、 T_R), 使用相应的分割阈值分别进行车道线图像二值化, 二值化效果如图 2-7 所示。运用基于 Otsu 算法的局部阈值分割方法可以很好降低由于车道线像素面积和背景像素面积差距较大造成的影响, 提高车道线信息提取准确性。

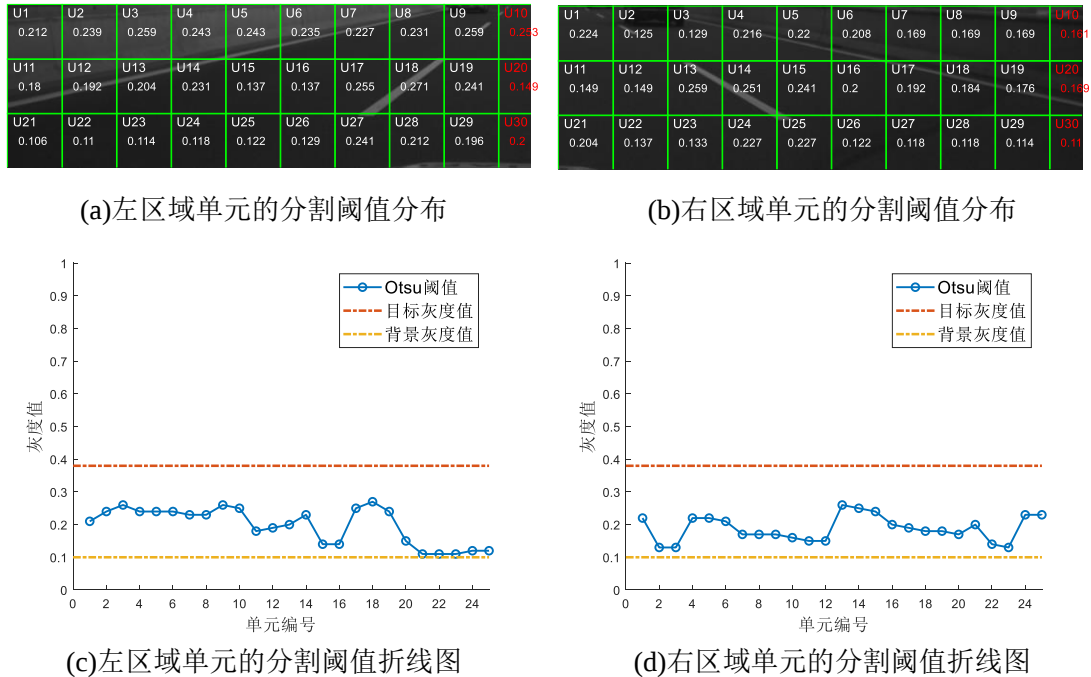


图 2-6 局部图像的分割阈值分布

Fig.2-6 Segmentation threshold distribution of local image

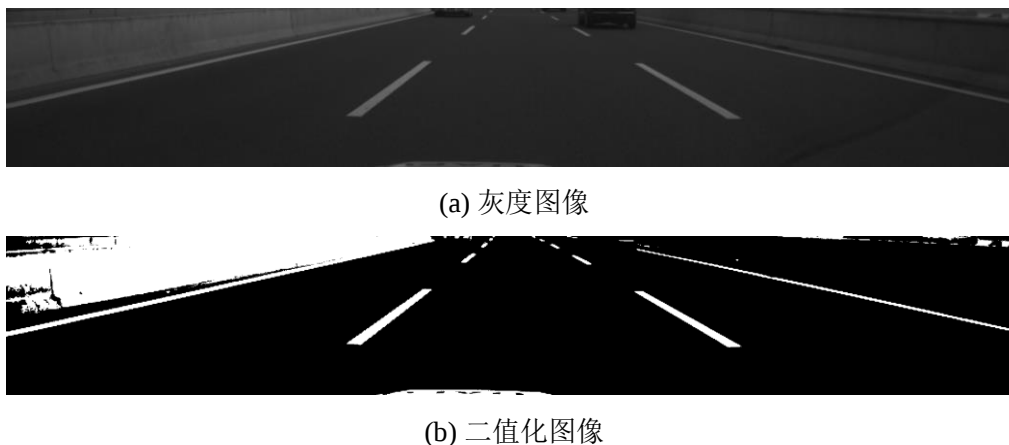


图 2-7 基于 Otsu 算法的局部阈值分割效果

Fig.2-7 Local threshold segmentation effect based on Otsu algorithm

2.4.2 结合车道线特征的二值图像优化

在车道线二值图像中目标像素通常为灰度值 1 的像素点，背景像素通常为灰度值 0 的像素点。连通区域一般是指车道线二值图像中具有相同像素值且位置相邻的目标像素点组成的图像区域。通常像素间的相邻关系分为 4 领域与 8 领域，不同相邻关系下的连通区域形状也有所不同。4 领域与 8 领域相邻关系的连通方式如图 2-8 所示。

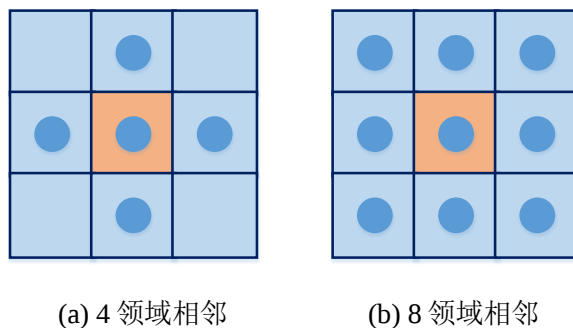


图 2-8 4 领域与 8 领域相邻关系示意图

Fig.2-8 Relationship between domains 4 and domains 8

当车道线图像中干扰信息较复杂时，可能会在车道线二值图像中留下大面积的 8 领域连通区域，影响车道线检测的准确性。为了尽量消除车道线二值图像中干扰的连通区域，本文利用在直角坐标系下车道线呈现的几何特征，设计约束条件优化车道线二值图像。

现实道路中车道线从近到远都是等间距和平行的线段，而车载相机所拍摄车道线图像是经过透视变换形成的画面，其中车道线由近及远变成宽度逐渐变小和整体具有一定角度的线段。通过对多帧正确提取车道线的二值图像进行分

析，近视场的车道线宽度大致在 40 ± 5 像素范围内，远视场的车道线宽度大致在 22 ± 5 像素范围内，左侧车道线角度 θ_1 范围为 $[25^\circ, 85^\circ]$ ，右侧车道线角度 θ_2 范围为 $[95^\circ, 155^\circ]$ ，车道线模型示意图如图 2-9 所示。

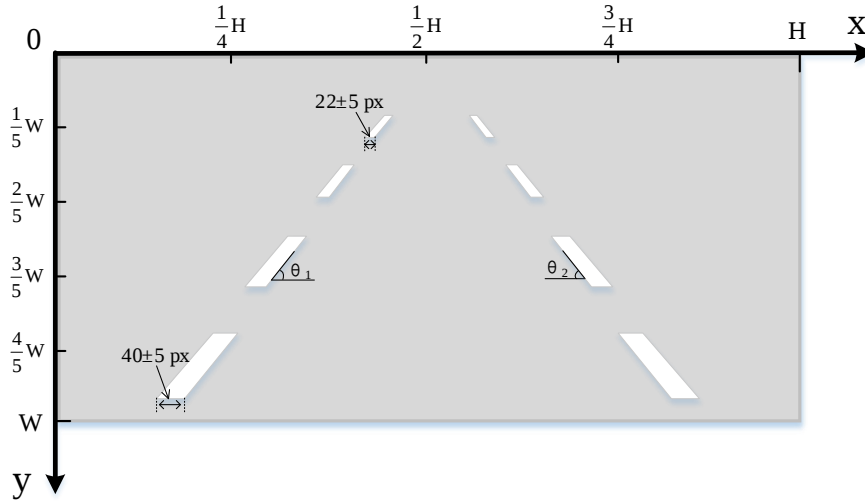


图 2-9 车道线模型示意图

Fig.2-9 Lane model diagram

依据车道线在直角坐标系下的宽度与角度范围，设计结合车道线特征的二值图像优化方法，尽量消除车道线二值图像中的噪声区域，提高车道线检测的准确率。

结合车道线特征的二值图像优化方法：

1. 消除车道线正常宽度外噪声像素的方法（简称：消宽度方法）：

首先，对车道线二值图像 Img_1 进行线性腐蚀操作和去除少于 P 个像素区域操作，以此得到新的二值图像 Img_2 。使用线性腐蚀操作的作用一方面可以将连接像素较少的连通区域分为多个连通区域；另一方面可以去除一部分极小面积的零散连通区域。去除少于 P 个像素区域操作的作用是删除小于正常车道线面积的连通区域，减少小面积噪声区域对后续车道线检测的影响。

然后，对二值图像 Img_2 进行空洞填充得到二值图像 Img_3 ，再将其中所有连通区域进行编号，记录连通区域的数量。通过扫描所有连通区域，计算每个连通区域中每一行连续像素的数量。若连续像素数量超过阈值 T_w ，则将这些连续像素视为噪声像素，记录噪声像素的坐标；否则，不记录，继续进行后续计算。

最后，根据记录的噪声像素坐标，删除二值图像 Img_3 中噪声像素，以此得到消除车道线正常宽度外噪声像素的二值图像 Img_4 。

通过“消宽度方法”处理后的二值图像 Img_4 保留了具有车道线宽度特征的连通区域，但是 Img_4 可能还存在宽度和面积都适中的噪声区域，因此需要对车道线图像进一步优化处理。

2. 消除车道线正常角度外噪声区域的方法（简称：消角度方法）：

首先，对二值图像 Img_4 中连通区域再次进行编号，记录连通区域的数量，并获取所有区域的倾斜角度，根据车道线角度特征设置角度阈值，左右两侧车道线的角度阈值分别为 $T_{AL}=[20^\circ, 80^\circ]$ 和 $T_{AR}=[100^\circ, 160^\circ]$ 。

然后，依次扫描二值图像 Img_4 的所有区域，根据左右两侧车道线的角度阈值，判断连通区域的倾斜角度是否在合理的角度阈值范围内。若连通区域的倾斜角度不满足阈值范围，则记录当前连通区域的编号；否则，不记录，继续判断其他区域。

最后，根据记录的连通区域编号，获取相应连通区域的所有像素坐标，删除这些噪声像素，得到消除车道线正常角度外噪声区域的二值图像 Img_5 。

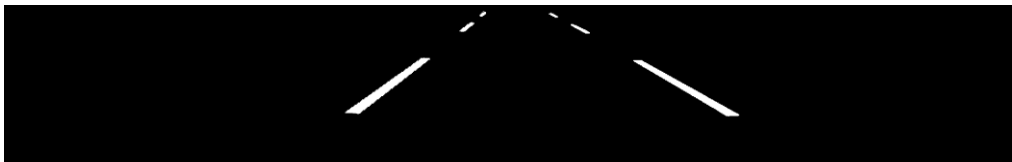
通过使用“消宽度方法”和“消角度方法”对初始车道线二值图像进行优化，可以很好消除绝大数噪声连通区域，充分保留车道线信息，提高后续车道线检测的准确率，车道线二值图像优化效果如图 2-10 所示。



(a) 初始二值图像



(b) 消宽度方法处理



(c) 消角度方法处理

图 2-10 车道线二值图像优化的效果

Fig.2-10 The effect of lane binary image optimization

2.5 图像边缘检测

2.5.1 常用边缘检测算法

在车道线检测的过程中，边缘检测是一项关键技术，旨在准确地提取图像中车道线的轮廓。常用的边缘检测算子有 Sobel、Roberts、Laplacian、Canny 等。

1. Sobel 算子

Sobel 算子是一种基于梯度的边缘检测算子^[52-53]，通过卷积操作对二值图像进行滤波，强调图像中的垂直和水平边缘。常用两个 3×3 的卷积核对图像进行卷积操作，一个对垂直边缘响应最大，一个对水平边缘响应最大，Sobel 算子的卷积核如式(2-6)所示。

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (2-6)$$

Sobel 算子在车道线检测中被广泛应用，具有处理运算速度快、计算简单的特点，但是该算子的计算方向较为单一，对于车道线图像含有大量复杂信息时的边缘检测处理稍有不足。

2. Roberts 算子

Roberts 算子又称为交叉微分算子^[54]，采用对角线相邻两像素之差近似梯度幅值，快速捕捉到边缘的变化，检测垂直边缘的效果要比倾斜边缘好，定位精度较高，但该算子对噪声比较敏感，无法抑制噪声的影响。

Roberts 算子是一个 2×2 的卷积核，主要求解对角方向相邻的两个像素之差，Roberts 算子的卷积核如式(2-7)所示。

$$G_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2-7)$$

3. Laplacian 算子

Laplacian 算子是一种二阶微分算子^[55]，基本流程为：计算中心像素与周围像素的灰度值，判断中心像素与邻域内其他像素的灰度值高低，若中心像素灰度值较高，则提高其灰度值；反之则降低中心像素的灰度值，实现图像的锐化操作。Laplacian 算子的离散形式可以通过对中心像素的邻域像素灰度值进行加权求和来实现，常用的 4 邻域和 8 邻域的卷积核如式(2-8)所示。

$$G_4 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, G_8 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-8)$$

4. Canny 算子

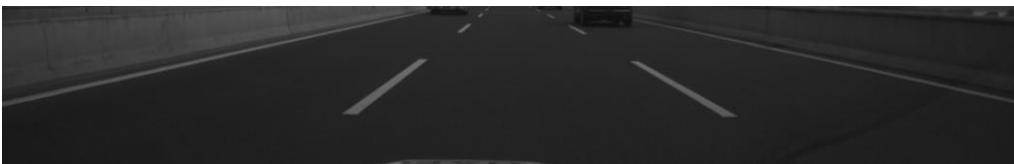
Canny 算子是一种经典的边缘检测算法，由 John Canny 在 20 世纪 80 年代提出^[56]。Canny 算子的设计初衷是为了得到一个最优的边缘检测效果，即检测到的边缘应尽可能接近实际边缘并且尽可能多地检测出来，同时尽量降低噪声对边缘检测的干扰。Canny 算子具有三个显著的特点，高准确性：能够对图像中的真实边缘进行准确检测，并尽量排除非边缘部分的干扰；低错误率：在边缘检测过程中能够尽量减少错误的边缘检测，即避免将噪声和细节等误判为边缘的情况；单一响应：对于明显的边缘能够产生单一像素宽度的边缘响应。

Canny 边缘检测主要步骤为：首先使用高斯滤波算法对图像进行平滑处理，以降低噪声的影响。接着利用梯度计算确定图像中的强度变化，获取图像的梯度信息，通过非极大值抑制进一步细化边缘，保留梯度方向上的极大值。然后通过设定双阈值对梯度幅值进行分类，将像素分为强边缘和弱边缘。最后通过边缘跟踪与连接，将与强边缘相连的弱边缘像素纳入有效边缘，形成最终的边缘检测结果。

2.5.2 车道线边缘检测

在车道线图像处理过程中，由于车道线边缘处存在着丰富的有效信息，使用边缘检测算法提取车道线特征信息成为其中关键的步骤。利用边缘检测算法进行检测能够完整的提取车道线的轮廓，使车道线的特征更加明显，减少车道线图像中信息量，提升后续车道线检测速度。

常用的边缘检测算法有多种，不同的边缘检测算子会产生不同检测效果。对于车道线图像的边缘检测主要为了提取车道线的轮廓信息，利用 Sobel、Roberts、Laplacian、Canny 四种边缘检测算子分别对车道线图像进行边缘检测，对比四种边缘检测的效果如图 2-11 所示。



(a) 原图



(b) Sober 算子



(c) Roberts 算子



(d) Laplacian 算子



(e) Canny 算子

图 2-11 不同算子的边缘检测效果

Fig.2-11 Edge detection effect of different operators

从图 2-11 的四种边缘检测算子的检测效果可以看出，Sober 算子和 Canny 算子能够清楚的检测车道线的所有轮廓信息，Sober 算子能够避免车道线图像中一些不必要的信息，而 Canny 算子能够将图像中各处细节信息检测出边缘。对照 Roberts 算子和 Laplacian 算子的检测效果，这两种算子将会对车道线图像中大部分线条信息进行模糊，无法清楚检测出车道线的边缘轮廓，不适合应用于车道线图像的边缘检测过程。

通过对比分析 Sober 算子和 Canny 算子的边缘检测效果，可以将这两种边缘检测算法分别应用于不同的车道线图像检测方法中。在光照条件良好的环境下，使用 Sober 算子进行边缘检测可以很好的避免干扰信息，又能完整检测出车道线轮廓。然而在光照条件昏暗的环境下，车道线在车道线图像中会显得不清晰，则需要使用 Canny 算子凸显图像的所有细节信息，以保证车道线的特征信息能够被完整地检测出来。

2.6 本章小结

本章重点介绍了对车道线图像进行预处理的具体步骤，其中包括图像灰度化、感兴趣区域提取、自适应图像增强、图像二值化以及边缘检测，分别对预处理的各步骤所采用的方法进行了详细阐述并测试分析。针对车道线图像不同光照环境下的车道线图像，通过计算车道线灰度图像的整体灰度值，使用图像增强算法提高整体灰度值较低的车道线灰度图像的亮度与对比度，再提取合适的车道线感兴趣区域图像，基于 Otsu 算法进行局部阈值分割实现图像二值化，结合车道线特性对二值图像进行优化处理，最后使用边缘检测算法获取车道线边缘，以提高后续车道线检测的准确性。

第3章 基于滑动窗口的车道线检测方法

车道线图像中车道线的形状包括直线和曲线。在车道线图像经过预处理后，使用 Hough 变换检测车道线边缘图像中的直线，并且利用检测的直线信息判别车道线形状，然后运用滑动窗口能够随机移动的特性，对车道线二值图像进行搜索，确定车道线特征点，最后使用最小二乘法对不同车道线形状的车道线特征点进行拟合，标识车道线图像中的车道线。

3.1 直线检测算法介绍

霍夫变换是一种检测图像中直线、圆形以及其他简单形状的计算^[57]，该算法由 Paul Hough 所提出，到目前已经有六十多年的发展历程，现在仍然在图像处理领域占据重要的地位。Hough 变换的基本原理是利用点与线的对偶性，即图像空间中的点与参数空间中的直线相互对应、图像空间的直线与参数空间的点相互对应。

1. 图像空间中的点与参数空间中的直线相互对应

在图像空间中一条直线的数学表达式为 $y=kx+b$ ，其中 k 为直线斜率， b 为直线截距。因此，过某一点 $D(x_0, y_0)$ 的所有直线均满足直线方程 $y_0=kx_0+b$ ，将直线方程改写成 $b=-x_0k+y_0$ ，该直线方程则在极坐标下对应一条直线。由此可得，在图像空间中的一个点对应参数空间中的一条直线，如图 3-1 所示。

2. 图像空间中的直线与参数空间中的点相互对应

在图像空间中在添加一个点 $E(x_1, y_1)$ ，那么在参数空间中点 $E(x_1, y_1)$ 同样对应一条直线 $b=-x_1k+y_1$ 。图像空间中坐标不同的两点 $D(x_0, y_0)$ 和 $E(x_1, y_1)$ 在参数空间中分别对应着两条斜率不同的直线，则参数空间中两条直线就会相交于一点。因此，在图像空间下由点 $D(x_0, y_0)$ 和 $E(x_1, y_1)$ 可以确定的一条直线，则在参数空间中对应对应着唯一的一个点，图像空间中直线方程的 k' 与 b' 对应参数空间中两直线的交点坐标 (k', b') ，如图 3-2 所示。

以上在解释说明 Hough 变换的点与线的对偶性时，参数空间选用的是直角坐标系。但是存在特殊情况，当图像空间中直线方程为 $x=c$ (c 为常数)，直线垂直于 x 轴时，此时直线的斜率趋于无穷大，则直线无法在参数空间中用一个点

表示。因此，参数空间通常采用极坐标系的形式进行表示，并将使用极坐标系的参数空间称为霍夫空间。经过坐标系转换，图像空间中的每个点与霍夫空间中的正弦曲线相对应，图像空间中的每条直线与霍夫空间中的正弦曲线的交点对应，如图 3-3 所示。最后将 Hough 变换检测直线的问题转变成寻找霍夫空间中某点 (r, θ) 通过最多正弦曲线的问题。

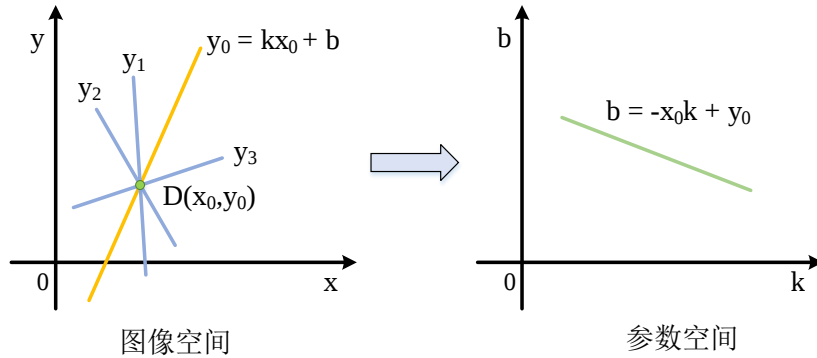


图 3-1 图像空间中的点与参数空间中的直线相互对应示意图

Fig.3-1 Schematic diagram of corresponding points in image space and straight lines in parameter space

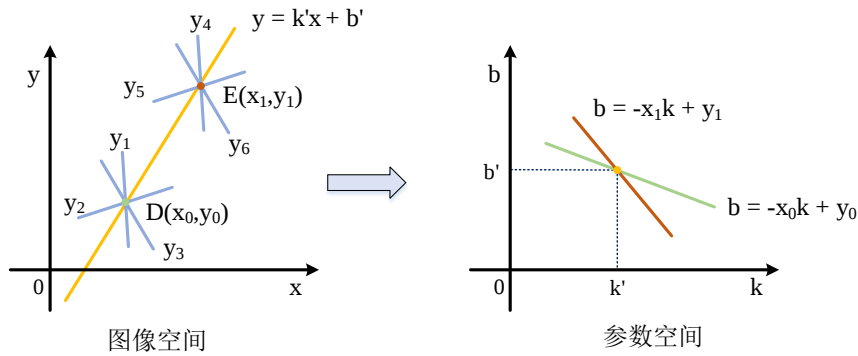


图 3-2 图像空间中的直线与参数空间中的点相互对应示意图

Fig.3-2 Schematic diagram of corresponding lines in image space and points in parameter space

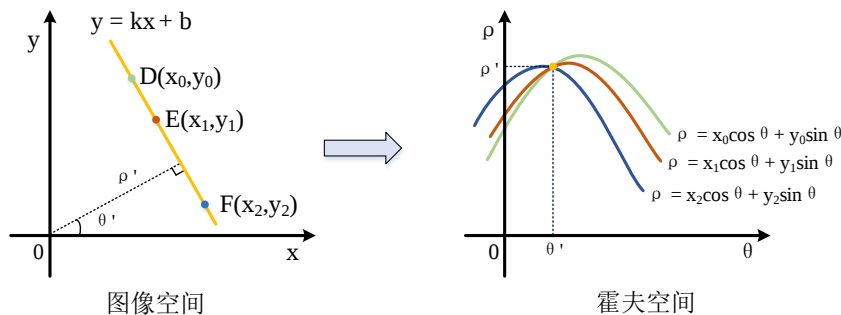


图 3-3 图像空间中的直线与霍夫空间中的点相互对应示意图

Fig.3-3 Schematic diagram of corresponding lines in image space and points in Hough space

3.2 车道线信息提取

3.2.1 车道线图像分块检测

车道线图像经过车道线图像预处理后得到车道线二值图像，其中包含了丰富的车道线信息。在边缘检测过程中利用 Sobel 算子进行卷积可以得到车道线边缘图像，突出车道线图像中的车道线轮廓。

车辆行驶过程中不同道路情况下的车道线弯曲程度不一致，对于直线车道线可以直接使用 Hough 变换检测出直线来标识车道线，但对于曲线车道线只用直线标识车道线会出现较大的偏差，因此需要根据车道线的弯曲程度，对曲线车道线进行拟合。

车载相机拍摄的车道线由近及远逐渐弯曲，即车道线图像中同长度的车道线近视角和远视角具有不同的斜率。为了区分直线和曲线车道线，将车道线边缘图像按行分块得到五块宽度相同的车道线边缘图像，使用 Hough 变换分别检测每块车道线边缘图像中的车道线，分块检测效果如图 3-4 所示。

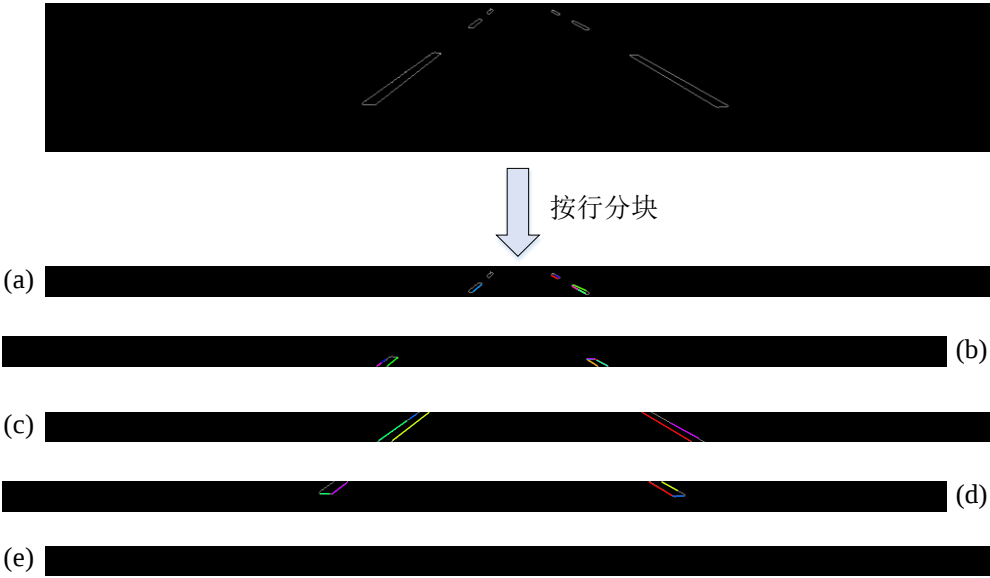


图 3-4 图像分块检测效果

Fig.3-4 Effect of image block detection

3.2.2 筛选 Hough 变换检测线

为了尽可能保留车道线边缘图像检测出的直线，减少检测出的干扰直线。结合车道线特征选用直线在直角坐标系下的角度与截距作为约束条件，对 Hough 变换检测出的所有直线进行筛选，尽可能保留符合车道线特征的直线，角度和截距双重约束的效果如图 3-5 所示。

1. 角度约束

根据车载相机拍摄的车道线图像，左侧车道线角度大致在 $[25^\circ, 85^\circ]$ 范围之内，右侧车道线角度大致在 $[95^\circ, 155^\circ]$ 范围之内，选取在左右两侧车道线角度范围内的检测直线，保留符合车道线角度特征的检测直线。

2. 截距约束

由于车载摄像头固定在汽车的某个位置上，使得车道线图像中车道线的空间分布存在固定的规律，即由真实车道线检测出的直线与图像上边缘的交点主要分布在整個上边缘长度的中心区域内，因此本文选取图像上边缘长度 H 的 $[1/4, 3/4] \times H$ 范围作为约束条件对所有检测直线进行一次筛选。

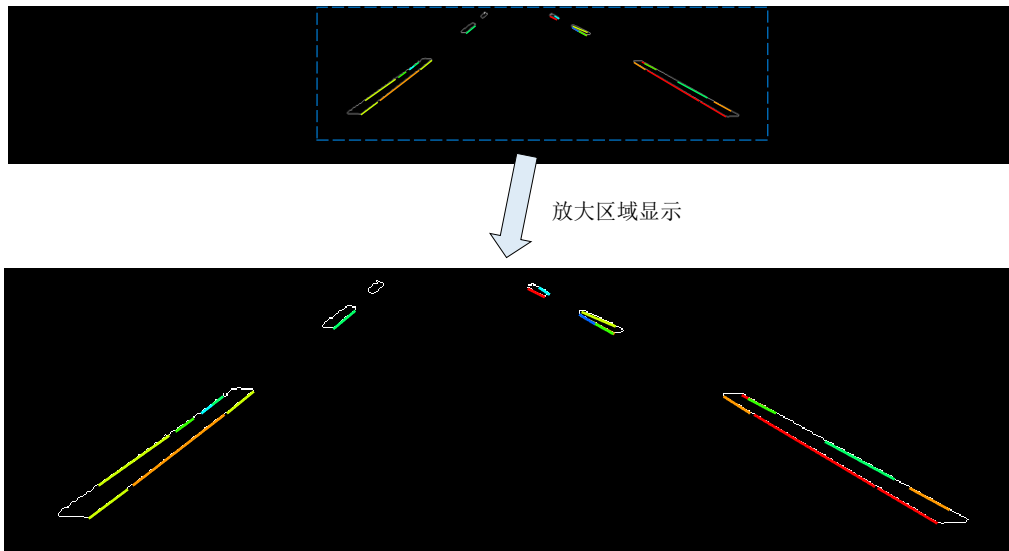


图 3-5 双重条件约束效果

Fig.3-5 Double conditional constraint effect

3.2.3 基于动态权值的线段加权

Hough 变换在一条车道线上能够检测出多条直线，并且这些直线基本具有相似的斜率。车道线图像中的真实车道线往往较单一，只需要一条线即可完成标识，因此可以将相似的多条检测直线进行合并。

目前已有的数据合并方法包括聚类、均值和中值等，但是这些方法在同侧车道线检测出多条直线的场景不太适用。因此本文分析同侧车道线检测出的多条直线分布情况，设计基于动态权值的加权方法能够给靠拢车道线内侧的线段附加较大权值，不靠拢内侧的线段附加较小权值，使合并后的直线更加靠拢真实车道线区域。

基于动态权值的线段加权方法：

1. 将车道线图像中左侧与右侧车道线检测出的直线分为两个线段集，按斜率进行升序排序。

2. 将每个线段集的截距数据先进行指数运算，再对每个数据平方，扩大截距数据之间的差异性，然后归一化处理运算后的数据得到动态权值矩阵。

3. 将两组动态权值矩阵分别与对应的线段集进行点乘运算，然后对线段集加权后的斜率和截距数据分别进行求和，最后可以得到左右两侧线段集的合并线段信息。

对于分块后的车道线局部图像运用基于动态权值的线段加权方法，可以将每块车道线图像检测出的多条直线合并成一条最终直线，最后将五块车道线局部图像合并得到直线重新映射到车道线全局图像中，直线映射到全局车道线图像的效果如图 3-6 所示。

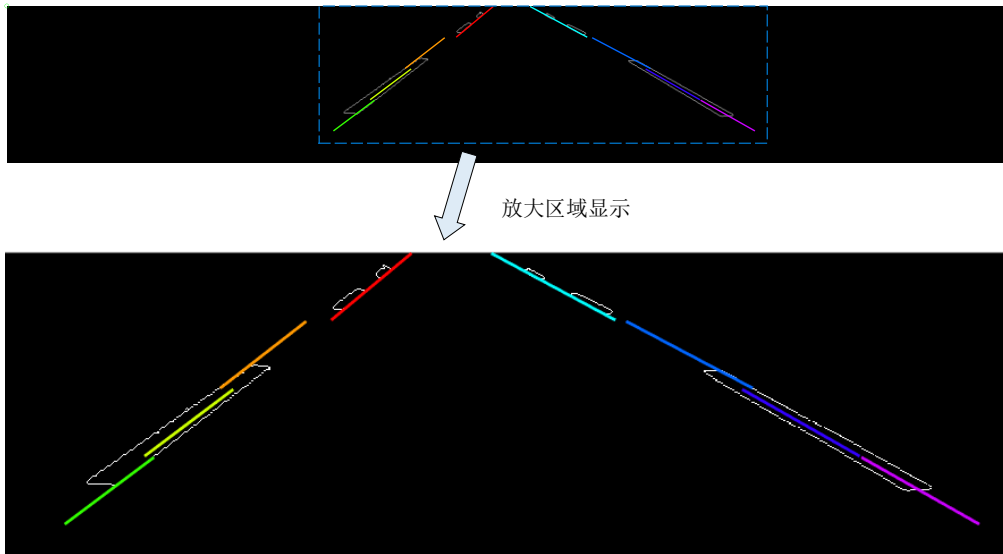


图 3-6 基于动态权值的线段集加权计算效果

Fig.3-6 Weighted calculation effect of line segment set based on dynamic weights

3.2.4 车道线形状判别

车道线检测出的直线经过基于动态权值的线段加权求和再投影映射后，同侧车道线从上到下可能分布着 0-5 条检测直线，若同侧车道线检测直线数量超过 2 条，则对车道线图像中某一侧的车道线形状进行判别。

根据全局车道线图像中同侧车道线检测直线的数量以及斜率信息，构建一个 $N \times N$ 的斜率矩阵，计算斜率矩阵中上下两格所的斜率差值。若斜率差值为 0，

则在对应的格子中赋为 0；若斜率差值 $\in (0,3)$ ，则在对应的格子中赋为-1；若斜率差值 $\in (3,6]$ ，则在对应的格子中赋为-2；若斜率差值 $\in (6,+\infty]$ ，则在对应的格子中赋为-3，然后对矩阵中所有位置的斜率差值判断结束后，只保留斜率矩阵的上三角矩阵。最后统计斜率上三角矩阵中矩阵元素为-2 和-3 的位置个数 M_t 以及所有非 0 元素个数 M_a ，计算 M_t / M_a 的比值，若比值大于 0.5，则判定该车道线较为曲线，否则判定该车道线为直线。

3.3 滑动窗口遍历与检测

3.3.1 滑动窗口遍历图像

滑动窗口指的是可以在图像上动态滑动并且根据检测目标的需求动态变换大小的窗口。在车道线图像中车道线的宽度从近视角到远视角逐渐缩小，车道线的方向也会发生变化，因此滑动窗口从底部往顶部滑动的过程中，滑动窗口的宽度每次缩小一定的比例，同时滑动窗口向车道线的方向逐渐移动。利用滑动窗口对具有一定弯曲角度的车道线进行滑动检测^[58-59]，可以很好获取车道线像素位置并提取车道线特征点，便于对不同形状车道线的拟合，滑动窗口遍历车道线二值图像的过程如图 3-7 所示。

利用滑动窗口遍历车道线二值图像的具体步骤为：

1. 首先确定滑动窗口的初始宽度和高度，计算图像的高度除以窗口高度的数值，将其作为从图像底部滑动到图像顶部的滑动次数。
2. 然后选取两侧车道线检测直线中距离图像底部最近的直线，计算该直线与图像底部的交点，将该交点作为第一个滑动窗口的起始点，确定初始滑动窗口位置并获取滑动窗口内的连通区域。
3. 若当前滑动窗口内有连通区域，则取连通区域最顶部 3 行像素点的坐标，计算这些像素点列坐标值的中值作为定位下一个滑动窗口的列坐标值，当前滑动窗口顶部的行坐标值作为定位下一个滑动窗口的行坐标值。
4. 否则，依据当前滑动窗口顶部行坐标值，寻找距离该行坐标值最近块车道线图像检测出的直线信息，利用最近直线信息求出该行坐标值对应的列坐标值，将所求坐标作为当前滑动窗口的定位坐标。

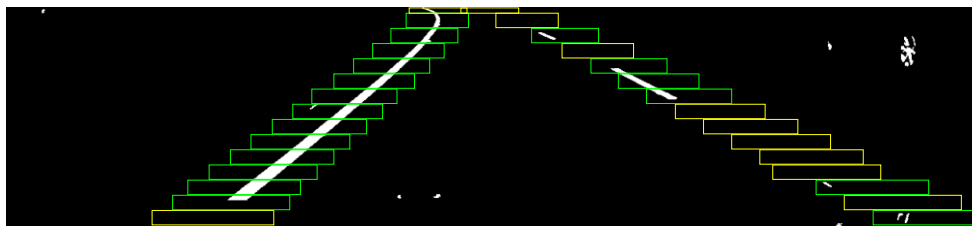


图 3-7 滑动窗口遍历图像
Fig.3-7 Sliding window through the image

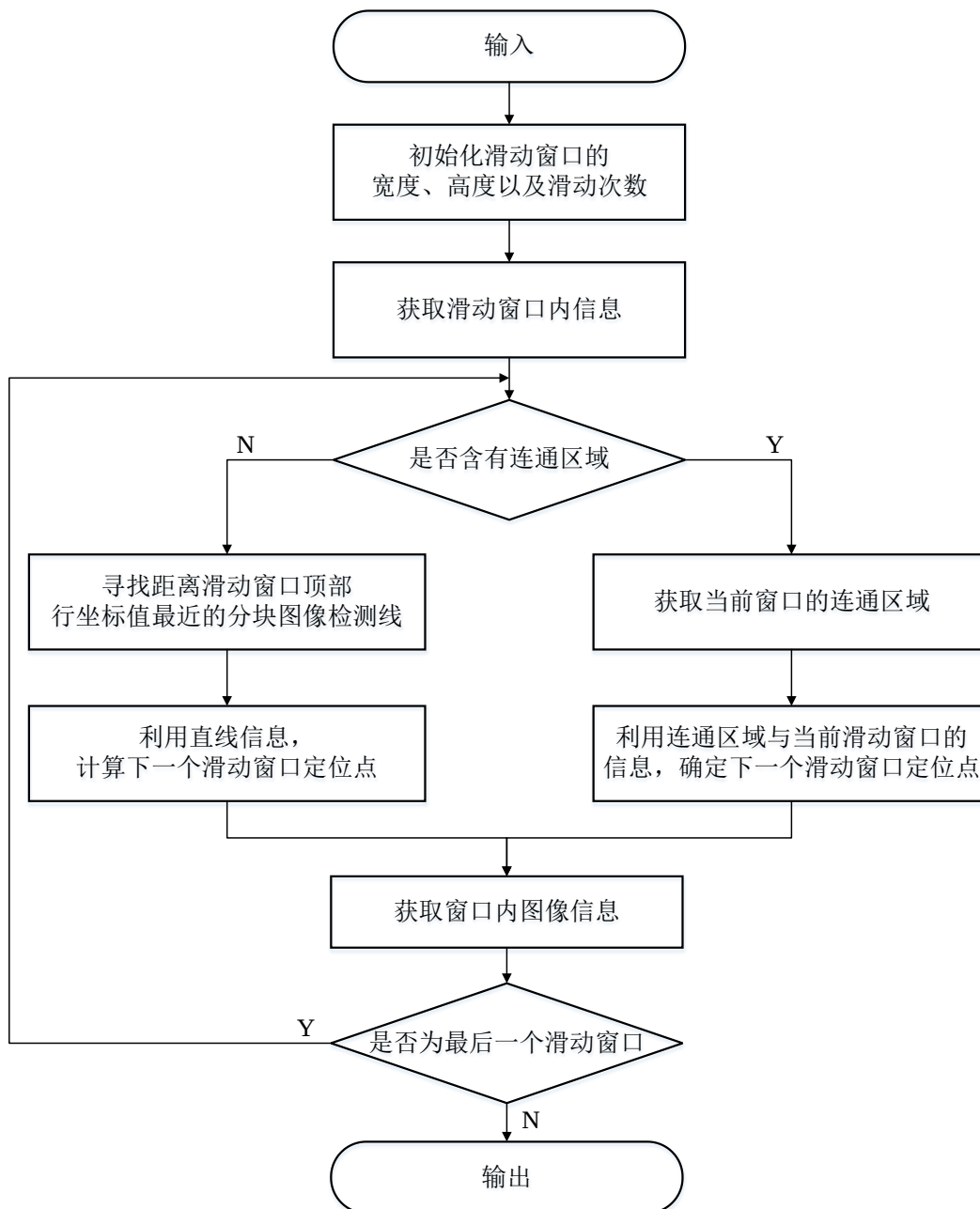


图 3-8 滑动窗口遍历车道线图像的流程图
Fig.3-8 Flowchart of sliding window to traverse the lane image

3.3.2 车道线特征点提取

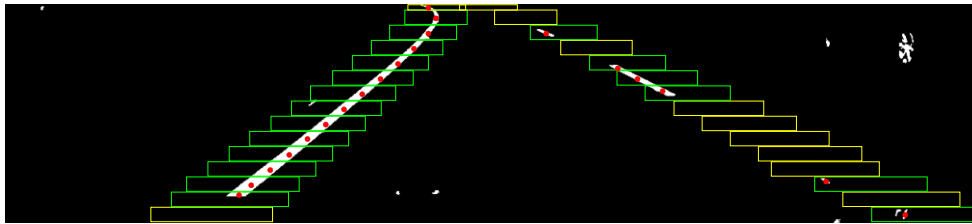
为了能够标识车道线图像中曲线车道线，需要使用曲线模型对车道线进行拟合。在车道线二值图像中车道线目标像素点较小且分布密集，一条车道线上包含大量的像素点，如果利用车道线目标像素点拟合车道线，容易出现过拟合现象。因此使用模型拟合车道线时需要选取合适数量的点，才能保证车道线拟合的准确性。

通过使用滑动窗口遍历车道线二值图像可以得到数个滑动窗口图像，在每个滑动窗口图像中，车道线目标像素以连通区域的形式出现，计算每个滑动窗口图像中连通区域的质心，即可提取出车道线特征点，滑动窗口中车道线特征点提取如图 3-9 所示。

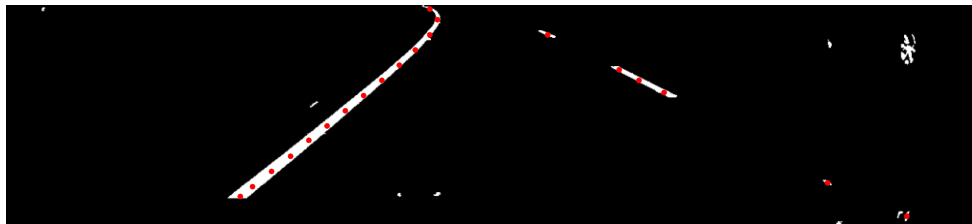
在提取车道线特征点过程中，首先统计每个滑动窗口中连通区域的所有像素点坐标 (x_i, y_i) ，其中 i 为像素点的索引值，所有坐标集合可以表示为 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$ ，其中 N 为连通区域的像素点数量。接着根据坐标集合计算连通区域的质心坐标，计算质心坐标公式如式(3-1)所示。

$$(x_C, y_C) = \left(\frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N}, \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{N} \right) \quad (3-1)$$

其中， (x_C, y_C) 表示连通区域的质心坐标， $\sum_{i=1}^N x_i$ 表示所有像素点 x 坐标的总和， $\sum_{i=1}^N y_i$ 表示所有像素点 y 坐标的总和， N 表示连通区域的像素点数量。



(a) 获取滑动窗口图像的质心



(b) 只保留车道线区域特征点

图 3-9 车道线特征点提取

Fig.3-9 Lane feature point extraction

3.4 车道线拟合

3.4.1 最小二乘法拟合原理

最小二乘法属于一种数学优化方法，通过计算最小化误差的平方和，寻找最佳函数匹配给定的数据。最小二乘法可以用于曲线拟合以及一些优化问题，强调对预测误差的敏感性，通过寻找最优参数实现对数据的最佳拟合。

利用最小二乘法拟合线性函数时，变量 x , y 需要满足线性关系 $y=ax+b$ ，通过已有的 N 组数据 (x_i, y_i) ，根据最小二乘法思想，总的残差平方和如式(3-2)所示。不同的 a 、 b 取值会产生不同的残差平方和，需要找到一组 a 、 b 值使得残差平方和达到最小。根据多元微积分知识，残差平方和公式分别对 a 、 b 进行求偏导并令偏导数为 0，可整理得到式(3-3)。将式(3-3)的二元一次方程组联立成式(3-4)形式，可求得最小二乘法拟合线性函数的两个参数 a 、 b 的值。

$$R = \sum_{i=1}^N (ax_i + b - y_i)^2 \quad (3-2)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial R}{\partial a} = 2 \sum_{i=1}^N (ax_i + b - y_i) x_i = 0 \\ \frac{\partial R}{\partial b} = 2 \sum_{i=1}^N (ax_i + b - y_i) = 0 \end{cases} \quad (3-3)$$

$$\begin{cases} a = \frac{N \sum_{i=1}^N x_i y_i - \sum_{i=1}^N x_i \sum_{i=1}^N y_i}{N \sum_{i=1}^N x_i^2 - (\sum_{i=1}^N x_i)^2} \\ b = \bar{y} - a\bar{x} \end{cases} \quad (3-4)$$

其中， R 表示残差平方和， a 、 b 为线性函数的两个参数， N 表示数据的个数； $\frac{\partial R}{\partial a}$ 表示残差平方和公式对参数 a 的偏导数， $\frac{\partial R}{\partial b}$ 表示残差平方和公式对参数 b 的偏导数； $\bar{x}$ 与 $\bar{y}$ 分别表示 N 组数据的 x 与 y 平均值。

通过最小二乘法将数据拟合成线性函数的过程可以推广到拟合成多项式函数^[60]，例如将数据拟合成二次多项式 $y=a_0x^2+a_1x+a_2$ ，在车道线图像中使用二次多项式即可满足对曲线车道线的检测。根据最小二乘法思想，二次多项式的残差平方总和如式(3-5)所示，然后对式(3-5)中的三个系数分别求偏导并令偏导数为 0，可整理得如式(3-6)与式(3-7)所示。

$$R = \sum_{i=1}^N (a_0 x_i^2 + a_1 x + a_2 - y_i)^2 \quad (3-5)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial R}{\partial a_0} = 2 \sum_{i=1}^N x_i^2 (a_0 x_i^2 + a_1 x + a_2 - y_i) \\ \frac{\partial R}{\partial a_1} = 2 \sum_{i=1}^N x_i (a_0 x_i^2 + a_1 x + a_2 - y_i) \\ \frac{\partial R}{\partial a_2} = 2 \sum_{i=1}^N (a_0 x_i^2 + a_1 x + a_2 - y_i) \end{cases} \quad (3-6)$$

$$\begin{cases} (\sum_{i=1}^N x_i^4) a_0 + (\sum_{i=1}^N x_i^3) a_1 + (\sum_{i=1}^N x_i^2) a_2 = \sum_{i=1}^N x_i^2 y_i \\ (\sum_{i=1}^N x_i^3) a_0 + (\sum_{i=1}^N x_i^2) a_1 + (\sum_{i=1}^N x_i) a_2 = \sum_{i=1}^N x_i y_i \\ (\sum_{i=1}^N x_i^2) a_0 + (\sum_{i=1}^N x_i) a_1 + N a_2 = \sum_{i=1}^N y_i \end{cases} \quad (3-7)$$

其中, a_0 、 a_1 、 a_2 分别为二次多项式的三个参数, $\frac{\partial R}{\partial a_0}$ 、 $\frac{\partial R}{\partial a_1}$ 、 $\frac{\partial R}{\partial a_2}$ 分别表示残差平方和公式对参数 a_0 、 a_1 、 a_2 的偏导数。

3.4.2 车道线数据拟合

通过使用滑动窗口对车道线二值图像进行搜索, 可以在滑动窗口图像中的连通区域上提取出一系列车道线特征点。在车道线图像中车道线形状会呈现为直线或者曲线的车道线, 两种形状车道线特征点的分布特征不同, 同时其中可能会包含一些噪声点, 但是最小二乘法具有一定的抗干扰性能, 仍然能够准确拟合出不同曲率的车道线, 对于不同分布特征的车道线特征点使用最小二乘法拟合的效果如图 3-10 所示。

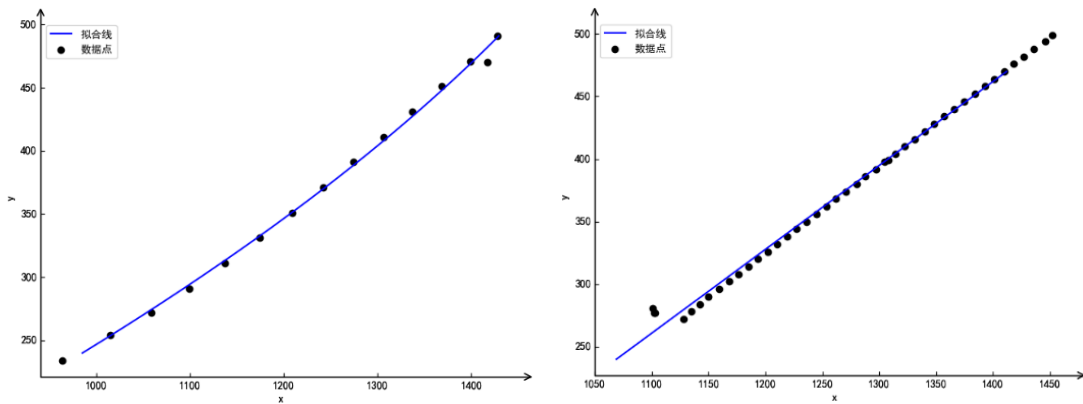


图 3-10 最小二乘法拟合效果

Fig.3-10 Fitting effect of the least square method

3.5 实验结果与分析

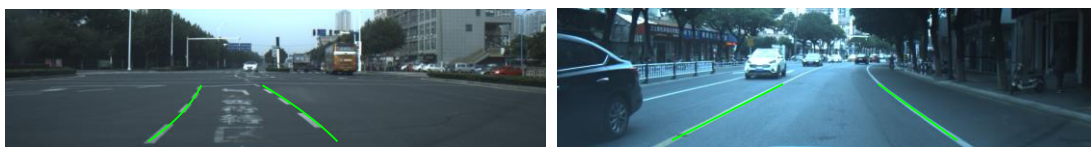
3.5.1 实验环境及数据集

本文使用 Matlab 程序语言编写车道线检测算法，测试平台为 Window 操作系统，处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-10505 CPU @3.20GHz，所选用的车道线数据集主要来源于西安交通大学、济青高速公路和 TuSimple 数据集。西安交通大学的车道线数据集根据场景光照不同，主要包括白天高光照、白天低光照、夜晚高光照、夜晚低光照四个类型，并且每个类型中均含有各种复杂情况的车道线图像。济青高速公路数据集是由行驶在济青高速的行车记录仪拍摄的视频组成，主要为高速公路的车道线数据集。TuSimple 数据集是由 TuSimple 公司提供，通过在不同的道路场景中使用车载摄像头拍摄的车道线图像，覆盖了各种不同类型的道路场景。

3.5.2 实验分析

为了测试本章所提出的基于滑动窗口的车道线检测方法，选用西安交通大学、济青高速公路和 TuSimple 三种数据集进行仿真测试并统计测试数据。对于车道线检测方法检测出的，如果标识线至少覆盖了实际车道线的 70%，则认为该帧是正确检测出车道线，通过统计在一个车道线数据集中正确检测出车道线的图像数除以图像总数作为车道线检测准确率并将其作为评价指标，方便分析本章所提出的车道线检测方法在不同数据集下的检测性能，该车道线检测方法的检测效果如图 3-11 所示和检测数据如表 3-1 所示。





(a) 西安交通大学数据集



(b) 济青高速公路数据集





(c) TuSimple 数据集

图 3-11 各种数据集下的检测效果

Fig.3-11 Detection effect under various datasets

由图 3-11 的检测效果可知，基于滑动窗口的车道线检测方法可以应对不同尺寸的车道线图像，只要稍微调整车道线图像的 ROI 大小即可。对于西安交通大学数据集中的城市道路图像，基于滑动窗口的车道线检测方法能够应对其中多种复杂的道路路况，即使在车道线图像中车道线被遮挡、含有大量交通标志、存在曲线车道线等，该车道线检测方法仍然能够准确的检测出车道线。对于济青高速公路数据集和 TuSimple 数据集中的高速公路图像，其中干扰信息相对较少，即使含有一些路障物体、存在曲线车道线、路面背景多样等，基于滑动窗口的车道线检测方法的车道线检测方法也能够应对自如，实现对车道线图像中的车道线准确检测与标识。

表 3-1 各种数据集下的检测数据

Table 3-1 Detection data in various datasets

数据集类型	总帧数/帧	正确数/帧	错误数/帧	漏检数/帧	准确率/%
西安交通大学	3000	2870	95	35	95.67
济青高速公路	1250	1203	34	13	96.24
TuSimple	1250	1201	33	16	96.08

由表 3-1 的检测数据结果可知，基于滑动窗口的车道线检测方法能够检测出多种数据集中车道线，并且有较好的检测准确率，表现出该车道线检测方法具有一定的鲁棒性。但由于西安交通大学数据集中车道线图像的道路状况较为复杂，济青高速公路数据集和 TuSimple 数据集中车道线图像存在的干扰信息较少，因此本章所提出的车道线检测方法在济青高速公路数据集和 TuSimple 数据集下的车道线检测准确率高高于在西安交通大学数据集下的车道线检测准确率。

为了进一步测试基于滑动窗口的车道线检测方法的检测性能，对文章所提出的车道线检测方法进行对比实验。本章选用 Teo 等人^[61]提出的基于 Gabor 滤波的方法和 Almotairi 等人^[62]提出的 Hybrid adaptive 方法作为对比实验，基于 Gabor 滤波的方法通过增强车道线图像中的车道线特征，然后利用自适应 Canny 边缘检测提取边缘特征，最后使用霍夫变换标记出正确的车道线。Hybrid adaptive 方法结合了图像处理技术和机器学习方法，从车道线信息缺失的车道线图像中获取车道线候选边界，利用 k 近邻算法和高斯模型确定最终车道线。这两种车道线检测方法能够检测出较复杂道路情况下的车道线，但对于道路中曲线车道线无法准确检测。在同一数据集下对比本章所提出的车道线检测方法与基于 Gabor 滤波的方法和 Hybrid adaptive 方法的检测效果，本章方法与对比方法在西安交通大学数据集和 TuSimple 数据集下的检测效果如图 3-12 和图 3-13 所示，统计的检测数据如表 3-2 和表 3-3 所示。

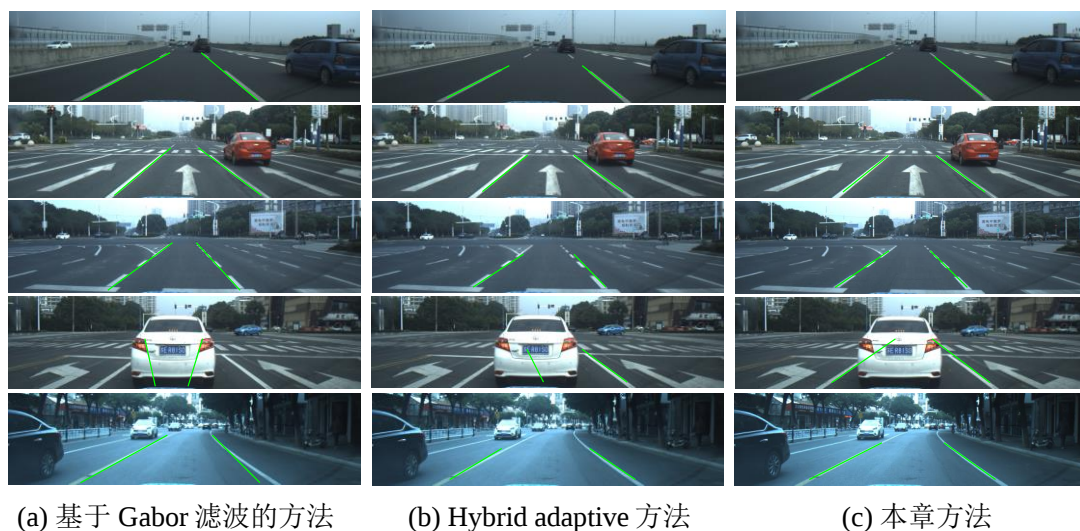


图 3-12 不同车道线检测方法在西安交通大学数据集下的检测效果

Fig.3-12 Detection results of different lane detection method in Xi'an Jiaotong University dataset





(a) 基于 Gabor 滤波的方法 (b) Hybrid adaptive 方法 (c) 本章方法

图 3-13 不同车道线检测方法在 TuSimple 数据集下的检测效果

Fig.3-13 Detection results of different lane detection methods in TuSimple dataset

表 3-2 不同车道线检测方法在西安交通大学数据集下的检测数据

Table 3-2 Detection data of different lane detection methods in Xi 'an Jiaotong University dataset

车道线检测方法	总帧数/帧	正确数/帧	错误数/帧	漏检数/帧	准确率/%
基于 Gabor 滤波的方法 ^[61]	2000	1807	137	56	90.35
Hybrid adaptive 方法 ^[62]	2000	1828	124	48	91.40
本章方法	2000	1915	63	22	95.75

表 3-3 不同车道线检测方法在 TuSimple 数据集下的检测数据

Table 3-3 Detection data of different lane detection methods in TuSimple dataset

车道线检测方法	总帧数/帧	正确数/帧	错误数/帧	漏检数/帧	准确率/%
基于 Gabor 滤波的方法 ^[61]	1250	1140	79	31	91.20
Hybrid adaptive 方法 ^[62]	1250	1147	75	28	91.76
本章方法	1250	1203	32	15	96.24

由图 3-12 和图 3-13 的检测效果可知，在不同数据集下本章所提出的车道线检测方法均比基于 Gabor 滤波的方法和 Hybrid adaptive 方法检测效果要好，本章方法在曲线车道线检测上更具有优势，并且在曲线车道线曲率较大时，本章方法仍然能够准确标识出车道线。由表 3-2 和表 3-3 的检测数据可知，在不同数据集下本章方法的整体检测准确率高出基于 Gabor 滤波的方法和 Hybrid adaptive 方法的检测准确率，提高了车道线检测准确率。

3.6 本章小结

本章主要研究在行车环境良好的情况下对直线和曲线车道线的检测，提出基于滑动窗口的车道线检测方法。首先对车道线边缘图像按行分块，利用 Hough 变换检测各块车道线边缘图像中可能存在的直线。接着根据车道线特征设置约束条件，筛选出符合车道线特征的检测直线，并设计基于动态权值的线

段加权方法合并相似线段，使检测直线更加贴合车道线区域。然后利用各块车道线图像中加权线段之间的差距，判断车道线是直线还是曲线，设计滑动窗口自底向上遍历车道线二值图像并提取车道线特征点，使用最小二乘法对不同形状的车道线进行拟合。最后，在不同的车道线数据集下对基于滑动窗口的车道线检测方法进行实验分析，通过实验结果表明，该车道线检测方法能够应对不同的数据集类型，检测出多种行车环境下车道线图像中的车道线，实现在高亮环境下车道线的准确检测。

第 4 章 基于线段灰度差分的车道线检测方法

通常行车环境良好的情况下车道线检测率普遍较高，但是在昏暗环境下车道线图像中车道线不清晰，导致车道线检测率将大幅度下降。本文针对昏暗环境下车道线模糊不清的问题，利用车道线灰度图像下车道线边缘线段灰度差分变化的特点，设计检测直线约束条件，对检测直线进行筛选并校准，提高昏暗环境下车道线的检测率。

4.1 车道线信息提取

在车道线图像整体灰度较低时，图像二值化很难提取出完整的车道线轮廓，容易造成车道线缺失，因此对于整体灰度值较低的车道线图像进行图像增强过后，直接使用边缘检测得到车道线边缘图像，跳过车道线图像二值化过程。车道线灰度图像增强后本文利用 Canny 算子提取车道线边缘信息，然后使用 Hough 变换检测车道线边缘图像^[63-64]并获取车道线灰度图像中存在的直线。

由于直接对车道线灰度图像进行边缘化后，车道线边缘图像中包含大量物体的轮廓信息，使用 Hough 变换能够从中提取出许多直线，既包含车道线轮廓的直线，也包含周围干扰物轮廓的直线。因此根据车道线特征对检测出的直线进行初次筛选，检测直线的筛选结果如图 4-1 所示。本文使用“角度”与“截距”约束条件进行筛选，可以删除不满足车道线特征的直线信息，尽可能保留车道线轮廓的直线信息。



(a) ROI 图



(b) Canny 边缘检测



(c) Hough 变换检测



(d) 角度和截距双重约束

图 4-1 Hough 变换检测和线段约束效果

Fig.4-1 Hough transform detection and line segment constraint effect

4.2 检测线段的灰度差分计算

受通行车辆、光照阴影、道路标志等多种因素的影响，车道线图像通过初步约束筛选后仍存在一些类似车道线的特征信息。为了更好地保留车道线边缘直线信息，计算所有直线的灰度差分，利用灰度图像中真实车道线边缘存在的灰度差分范围，筛选符合车道线边缘灰度差分范围内的检测直线，灰度差分的计算流程图如图 4-2 所示。

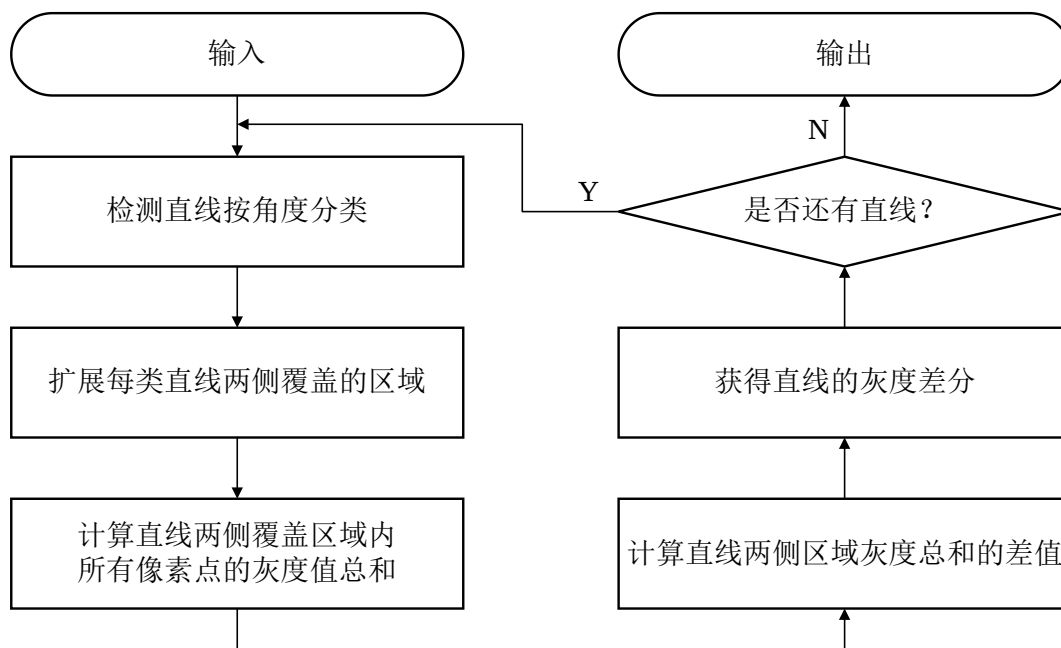


图 4-2 计算灰度差分的流程图

Fig.4-2 Flowchart of calculating gray difference

车道线灰度图像中计算直线灰度差分的具体步骤为：

1. 检测直线分类

对于初步筛选的直线进行分类，主要分成“水平、竖直、左倾斜、右倾斜”四大类。对于左右车道线检测出的直线，将直线角度接近水平和竖直两种情况的直线分到“水平、竖直”两大类中；对于右侧车道线检测的直线，将直线角度在 $[40^\circ, 60^\circ]$ 范围内的直线分到“右倾斜”类型中，对于左侧车道线检测的直线，将直线角度在 $[120^\circ, 140^\circ]$ 范围内的质心分为“左倾斜”类型中。不同类型直线的分类方法如式(4-1)所示。

$$\text{类型} = \begin{cases} \text{'水平'} & \text{if } \text{angle} \in [20^\circ, 40^\circ) \cup (140^\circ, 160^\circ] \\ \text{'竖直'} & \text{if } \text{angle} \in (60^\circ, 80^\circ] \cup [100^\circ, 140^\circ) \\ \text{'左倾斜'} & \text{if } \text{angle} \in [120^\circ, 140^\circ] \\ \text{'右倾斜'} & \text{if } \text{angle} \in [40^\circ, 60^\circ] \end{cases} \quad (4-1)$$

2. 获取直线扩展区域坐标

根据每条直线的类型，将直线表示区域分别向不同的角度方向进行扩展，并且获取直线两侧扩展区域内的像素点坐标。

(1) 对于“水平”类型的直线，遍历直线每一列的像素坐标，寻找每一列中像素坐标行数上最大行坐标 $(x, y_{\max})$ 和最小行坐标 $(x, y_{\min})$ 。给定直线两侧扩展距离 T_e ，将同一列中最大和最小行像素坐标向上下两侧扩展 T_e 个像素距离，并获取直线两侧扩展长度 T_e 内的所有像素点坐标。

(2) 对于“竖直”类型的直线，遍历直线每一行的像素坐标，寻找每一行中像素坐标列数上最大列坐标 $(x_{\max}, y)$ 和最小列坐标 $(x_{\min}, y)$ 。同样将同一行中最大列和最小列像素坐标向左右两侧扩展 T_e 个像素距离，并获取直线两侧扩展长度 T_e 内的所有像素点坐标。

(3) 对于“左倾斜、右倾斜”两种类型的直线，使用与“竖直”类型同样的方式寻找最大列坐标 $(x_{\max}, y)$ 和最小列坐标 $(x_{\min}, y)$ ，但是“左倾斜”类型直线向左上、右下两个方向扩展 T_e 个像素距离，“右倾斜”类型直线向右上、左下两个方向扩展 T_e 个像素距离，最后获取直线两侧扩展长度 T_e 内的所有像素点坐标。

直线扩展区域内像素点坐标的获取方法如式(4-2)-(4-3)所示。

$$S_p = \begin{cases} \begin{bmatrix} S' = [(x, y_{\min} - 1), (x, y_{\min} - 2), \dots, (x, y_{\min} - T_e)] \\ S'' = [(x, y_{\max} + 1), (x, y_{\max} + 2), \dots, (x, y_{\max} + T_e)] \end{bmatrix} & \text{if 类型='水平'} \\ \begin{bmatrix} S' = [(x_{\min} - 1, y), (x_{\min} - 2, y), \dots, (x_{\min} - T_e, y)] \\ S'' = [(x_{\max} + 1, y), (x_{\max} + 2, y), \dots, (x_{\max} + T_e, y)] \end{bmatrix} & \text{if 类型='竖直'} \\ \begin{bmatrix} S' = [(x_{\min} - 1, y - 1), (x_{\min} - 2, y - 2), \dots, (x_{\min} - T_e, y - T_e)] \\ S'' = [(x_{\max} + 1, y + 1), (x_{\max} + 2, y + 2), \dots, (x_{\max} + T_e, y + T_e)] \end{bmatrix} & \text{if 类型='左倾斜'} \\ \begin{bmatrix} S' = [(x_{\min} + 1, y - 1), (x_{\min} + 2, y - 2), \dots, (x_{\min} + T_e, y - T_e)] \\ S'' = [(x_{\max} - 1, y + 1), (x_{\max} - 2, y + 2), \dots, (x_{\max} - T_e, y + T_e)] \end{bmatrix} & \text{if 类型='右倾斜'} \end{cases} \quad (4-2)$$

$$S_l = [S_p^1, S_p^2, \dots, S_p^k], (k=1, 2, \dots, L) \quad (4-3)$$

其中, S_p 表示直线中每行或每列像素点向两侧扩展得到的点集, S' 表示像素点向最小数值一次扩展的点集, S'' 表示像素点向最大数值一次扩展的点集。 S_l 表示直线所有行或列像素点向两侧扩展得到的点集, L 表示直线上行或列的长度。

3. 计算检测直线的灰度差分

对于每个类型的直线, 利用直线每一侧扩展长度 T_e 内所有像素点坐标, 读取像素点在灰度图像中的灰度值, 计算同一侧所有像素点灰度值的总和并将其作为直线一侧扩展区域的整体灰度值。为了得到每条直线的灰度差分, 将直线两侧扩展区域整体灰度值进行作差并取绝对值。

以“竖直”类型直线为例, 推导计算公式进行说明计算检测直线的灰度差分的过程, 推导计算公式如式(4-4)-(4-6)所示。

$$g(x, y) = \text{Gray}(x, y) \quad (4-4)$$

$$\begin{aligned} G_l' &= g(S_l') \\ &= g([S_p^{1'}, S_p^{2'}, \dots, S_p^{k'}]) \\ &= \sum_{k=1}^L g(S_p^{k'}) \\ &= \sum_{k=1}^L g([(x_{\min} - 1, y), (x_{\min} - 2, y), \dots, (x_{\min} - T_e, y)]^k) \\ &= \sum_{k=1}^L \left[\sum_{d=1}^{T_e} g(x_{\min} - d, y) \right]^k \end{aligned} \quad (4-5)$$

Similarly:

$$\begin{aligned} G_l'' &= \sum_{k=1}^L \left[\sum_{d=1}^{T_e} g(x_{\max} + d, y) \right]^k \\ D_l &= |G_l'' - G_l'| \end{aligned} \quad (4-6)$$

其中, $g(x, y)$ 表示像素点 (x, y) 处的灰度值, G' 和 G'' 分别表示直线上向两侧扩展的所有像素点的灰度值总和, D_l 表示直线两侧扩展区域整体灰度差。

4.3 检测线段的约束与校准

4.3.1 检测线段的约束

在车道线灰度图像中, 利用计算出的直线灰度差分设置一个直线灰度差分阈值 T_G 作为灰度差分约束条件, 对初步筛选的所有直线进行灰度差分约束。但是在不同行车环境下车道线灰度图像的整体灰度程度不同, 造成检测出的所有直线的灰度差分不相同, 则对应的直线灰度差分阈值也不相同。为了自适应选取直线灰度差分阈值, 本文利用聚类算法可实现自适应获取阈值。常用的几类聚类算法如下:

1. K-Means 聚类算法

K 均值聚类 (K-Means) 是将数据集划分为 K 个簇, 使每个簇具有相似的特征。K-Means 聚类的优点是在数据集中簇相对密集或簇与簇之间区别比较明显时能够形成较好的聚类结果, 并且该算法原理简单、收敛速度也比较快。但缺点是需要预先给定簇的个数, 对异常值较为敏感。

K 均值聚类算法的过程可以简要描述为: 首先确定簇的个数为 K, 随机从数据集中选取 K 个样本作为初始簇的中心, 接着计算剩余样本与初始簇中心的欧氏距离, 如式(4-7)所示, 将每个样本分配到欧式距离最短的簇中。然后更新每个簇的中心, 更新方法为计算簇内成员样本的平均值, 如式(4-8)所示。重复执行分配和更新步骤, 直至所有簇的中心收敛, 最终形成 K 个簇的划分。

$$distance(x, c_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - c_{ij})^2} \quad (4-7)$$

$$c_i = \frac{1}{|S_i|} \sum_{x \in S_i} x \quad (4-8)$$

其中, x 为样本, c_i 为第 i 个簇的中心, n 为特征的数量, S_i 为第 i 个簇的成员样本集合。

2. 基于密度的 DBSCAN 聚类算法

DBSCAN 是一种基于密度的聚类算法, 该算法能够发现任意形状的簇, 对噪声数据具有较好的鲁棒性。DBSCAN 聚类算法的优点是不依赖于簇的形状,

能够识别非凸形状的簇，可以根据数据分布自适应确定簇个数。但缺点是对于数据变化大的数据，比较难以确定合适参数。

DBSCAN 算法的过程可以简要描述为：首先通过设定半径 ε 和最小样本点数 MinPts 来标记核心点和边界点。然后随机选择一个未被访问的样本点 x 作为起始点，计算样本点 x 在 ε 邻域内的样本数 $|N_\varepsilon(x)|$ ，若样本数 $|N_\varepsilon(x)| \geq \text{MinPts}$ ，则将样本点 x 标记为核心点；若样本点 x 在核心点的 ε 邻域内但邻域内样本数小于 MinPts ，则将 x 标记为边界点。最后从未被访问的样本点开始，递归地构建簇，将所有访问过的样本点划分到相应的簇中，样本点未被分配到任何簇的则被标记为噪声点。

3. 层次聚类算法

层次聚类是一种通过递归合并样本或使用簇来构建层次结构的聚类算法。层次聚类的优点适用于层次化结构的数据，同样不需要预先给定簇的个数。但缺点是算法的复杂度较高，导致计算成本较高。

层次聚类算法的过程可以简要描述为：首先计算样本之间的距离形成距离矩阵，其中 d_{ij} 表示样本 i 与样本 j 之间的距离。每个样本初始化为一个初始簇，构成初始的聚类树。在每一次迭代中找到距离矩阵中最近的两个簇（或样本），通过某个链接方法（如单链接、完全链接）将它们合并成一个新的簇，合并后更新距离矩阵以反映新簇与其他簇之间的距离。不断重复这个过程，直到只剩下一个簇就可以形成完整的聚类层次结构。合并过程中链接方法的选择对结果影响较大，其中 $d(C_i \cup C_j, C_k)$ 表示合并后新簇 $C_i \cup C_j$ 与其他簇 C_k 之间的距离，可以通过公式(4-9)所示。

$$d(C_i \cup C_j, C_k) = \text{linkage}(d(C_i \cup C_j), d(C_j, C_k)) \quad (4-9)$$

其中， linkage 表示链接方法，例如单链接($\min$ 函数)、完全链接($\max$ 函数)等。这个迭代过程一直执行直至形成了一棵聚类树，通过在聚类树上设定阈值或截断树来获取具体数量的聚类。

各种聚类算法具有不同特性，应根据数据的分布特点选取最合适的聚类算法。对所有检测直线的灰度差分进行聚类是无法直接确定簇的个数，而 DBSCAN 聚类算法具有能够发现任意形状簇的优点，因此本文使用 DBSCAN 聚类算法对所有检测直线的灰度差分进行聚类。

通过对所有检测直线数据和 DBSCAN 聚类结果进行分析，在车道线灰度图像中车道线边缘检测出直线的一侧是车道线目标像素，另一侧是背景像素，两侧区域的整体灰度值相差较大，可知车道线边缘上检测出的直线灰度差分也比较大，灰度差分值较高的数据点通常表示车道线边缘上检测的直线。在使用 DBSCAN 算法进行聚类后，获取每个簇的质心位置，选取灰度差分值最高簇的质心与最相邻簇的质心，计算这两个质心的平均值并将该平均值作为直线灰度差分阈值 T_G ，使用阈值 T_G 对初步筛选的检测直线进行二次筛选，保留灰度差分数值较高的直线。为了更准确地对检测直线进行灰度差分约束，将车道线边缘图像左右两侧的检测直线灰度差分数值分别进行 DBSCAN 聚类，再计算直线灰度差分阈值对直线进行筛选，灰度差分约束的结果如图 4-3 所示。

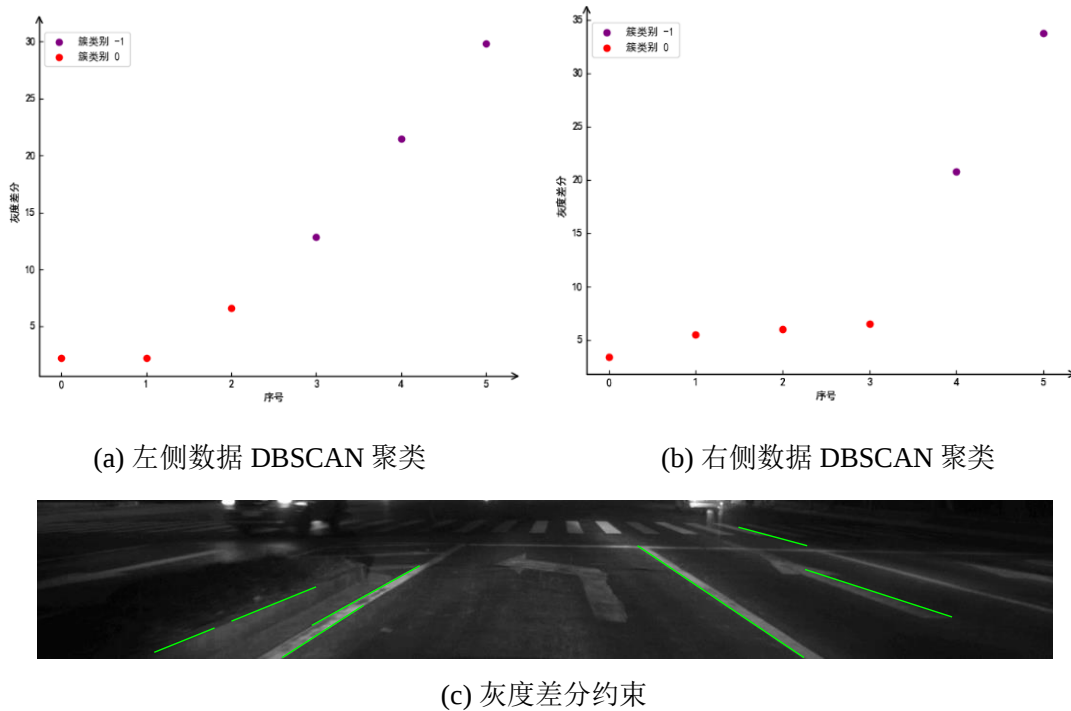


图 4-3 DBSCAN 聚类与灰度差分约束

Fig.4-3 DBSCAN clustering and gray difference constraint

4.3.2 检测线段的合并

由于 Hough 变换是对车道线边缘图像进行检测，所检测的直线基本上只在车道线的轮廓上，而真实车道线在车道线图像中是具有一定宽度区域的线，因此需要将所检测的直线进行左右平移，使其更加贴合真实车道线区域。

为了使所检测的直线能够尽量覆盖在车道线区域上，在车道线灰度图像中对比直线两侧扩展区域的整体灰度值，选取直线两侧扩展区域中整体灰度值偏

大的一侧，将直线向该侧平移大概半个车道线宽度的距离。真实车道线在车道线边缘图像中会存在左右两条边缘，Hough 变换会在两条边缘上均检测出直线，因此同一条真实车道线左右两条边缘上所检测的直线经过平移后，两条直线都会覆盖同一条真实车道线区域上。此时同一条真实车道线区域上的直线会具有相似的特征，利用直线之间的相似性合并相似直线，合并相似直线的流程图如图 4-4 所示。

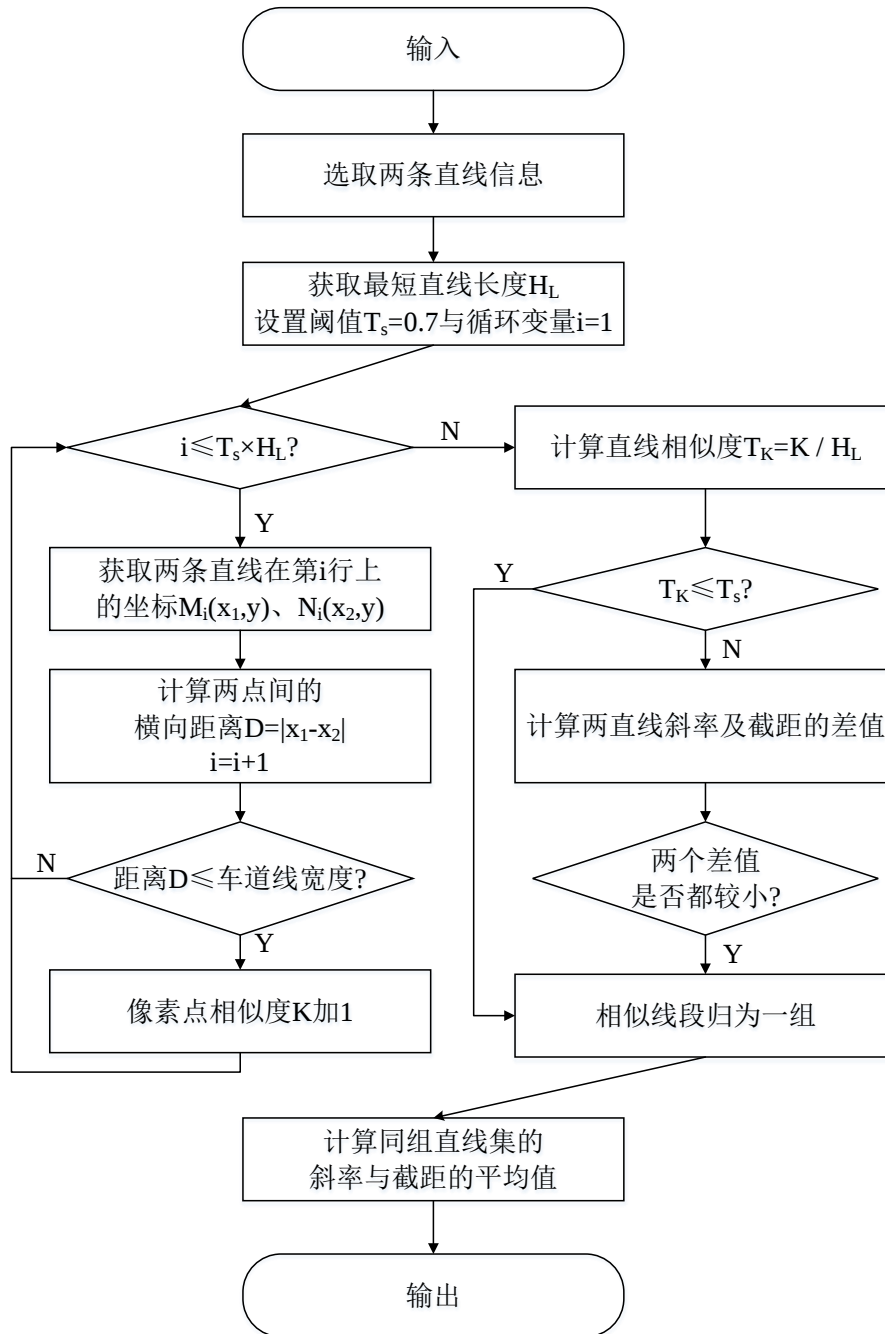


图 4-4 相似直线合并的流程图

Fig.4-4 Flowchart of similar line merge

合并相似车道线的具体步骤为：

1. 利用直线在直角坐标系下的信息，随机选取两条直线信息进行判断，以最小直线长度为基础，设置相似度阈值 $T_s = 0.7$ ，将最小直线长度 $\times 0.7$ 作为循环判断两条直线同一行上像素点是否接近的次数。

2. 对于选取的两条线段，每次循环随机从最小直线长度范围内取值，判断两条直线同一行上的像素点间距离是否小于一个真实车道线宽度；若两个像素点的间距小于一个真实车道线宽度，则认为两个像素点相互接近，否则认为两个像素点不接近，直至循环结束。

3. 每次循环结束后计算互相接近的像素点对数占全部循环次数的比值，若比值超过相似度阈值 T_s ，则将两条直线归为一组。若比值小于相似度阈值 T_s ，接着判断两条直线之间的斜率和截距是否相似，如果斜率和截距具有相似性，那么也将两条直线归为一组，否则继续判断其余直线。

4. 所有直线分组完成后，计算每组中所有直线的斜率和截距的平均值，将平均值作为每组直线集合并后的直线信息。



(a) 平移直线



(b) 合并具有相似性的直线

图 4-5 直线平移与合并的效果

Fig.4-5 Linear translation and merging effect

4.3.3 检测线段的校准

车道线图像中真实车道线是具有一定长度和不连续特性的直线，为了使所检测的直线更加符合真实车道线区域，将所有直线延长至车道线 ROI 图像高度的 $[H \times 1/5, H \times 4/5]$ 长度，所有直线延长后的效果如图 4-6 所示。



图 4-6 直线延长效果

Fig.4-6 Line extension effect

原先长度检测直线在延长后，直线的某一部分长度可能会偏离真实车道线区域。针对延长线出现的偏离现象，本文设计一种直线位置校准方法，使得直线完整地覆盖真实车道线区域。

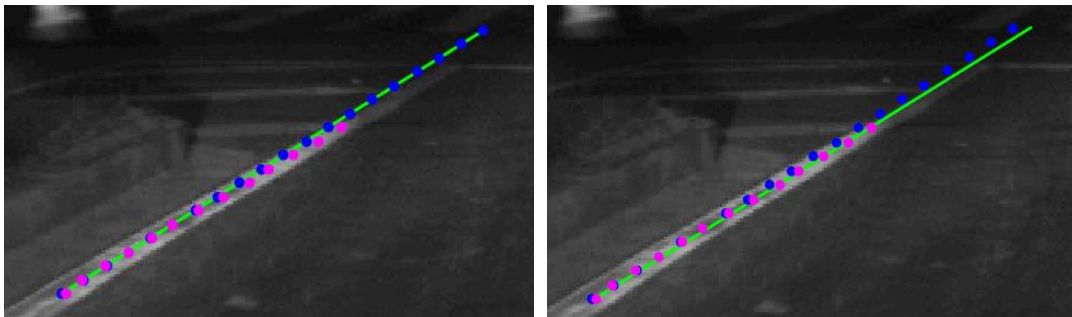
首先，将检测出的每条延长线进行分段，获取延长线分段后所有段的端点坐标。从检测速度和校准精确度两方面进行考虑，本文将直线分为 19 段以获取 20 个端点坐标。将所有端点坐标向左右两侧扩展一个车道线宽度的距离，遍历扩展距离内的所有像素点并获取像素点的灰度值。

然后，设置一个区分车道线像素点与路面背景像素点的阈值 T_L ，用于保留各个端点扩展距离内符合车道线像素值的像素点。为了自适应选取阈值 T_L ，将每条延长线上所有端点的灰度值进行 K-Means 聚类，指定聚类的簇数为 2，再计算两个簇质心的均值作为阈值 T_L 。

接着，利用阈值 T_L 对每条延长线上所有端点扩展区域内的像素点灰度值进行判断，选取灰度值超过阈值 T_L 的车道线像素点，计算这些车道线像素点的均值并将其作为每个端点校准后新的 x 坐标值。

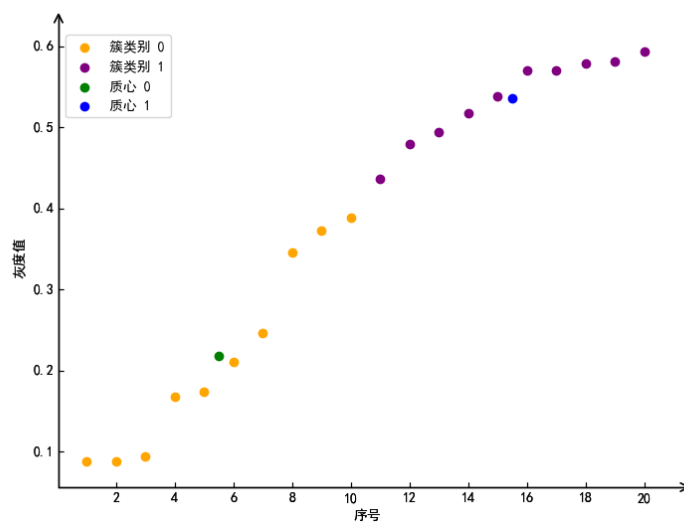
最后，校准完所有延长线上所有端点，利用校准后的端点重新拟合直线作为每条延长线校准后的直线。

本文将以其中一条延长线为示例，展示直线位置校准方法的校准过程以及所有延长线的校准效果如图 4-7 所示。

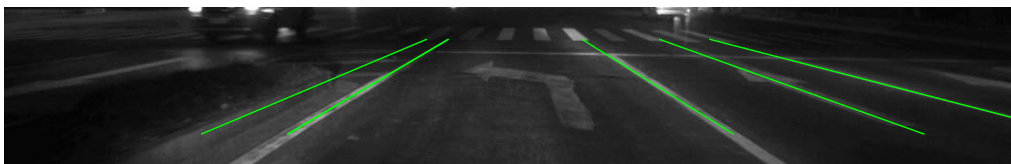


(a) 检测点与校准点

(b) 拟合校准点



(c) K-Means 聚类



(d) 所有延长线的校准结果

图 4-7 延长线的校准过程和效果

Fig.4-7 Calibration process and effect of extension cords

4.3.4 车道线检测线的确定

一些道路标志边缘可能与车道线边缘具有类似的灰度差分，这些道路标志也会被 Hough 变换检测出直线，并且经过灰度差分约束、平移与合并运算后仍会继续存在。为了仅保留在真实车道线区域上的直线，本文使用折线图绘制直线上像素点的灰度值，分析真实车道线区域和道路标志上直线对应的折线图变化情况。在直线相同长度情况下，间断车道线上的检测直线将会占据两块及以上车道线不连续区域，在对应的折线图中，间断车道线区域上的折线会具有两个及以上的高灰度值波峰，而连续的车道线上折线将会出现较长的连续高灰度值区间。利用检测直线上像素点灰度值的变化特点，确定最终车道线的标识线，检测直线对应的折线图和车道线检测结果如图 4-8 和图 4-9 所示。

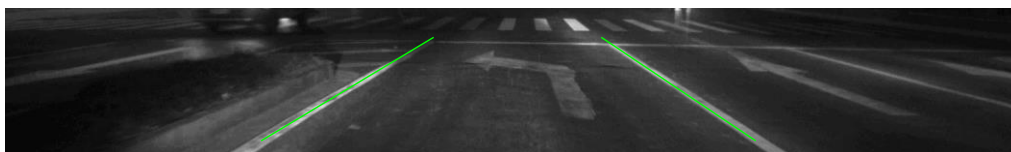
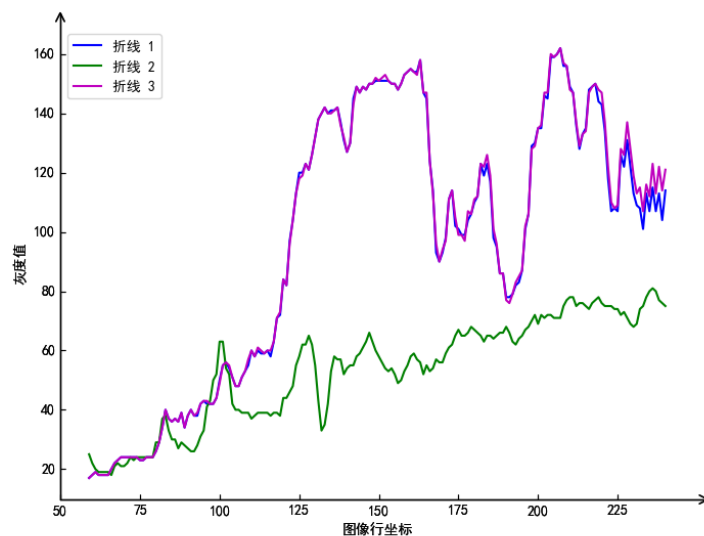
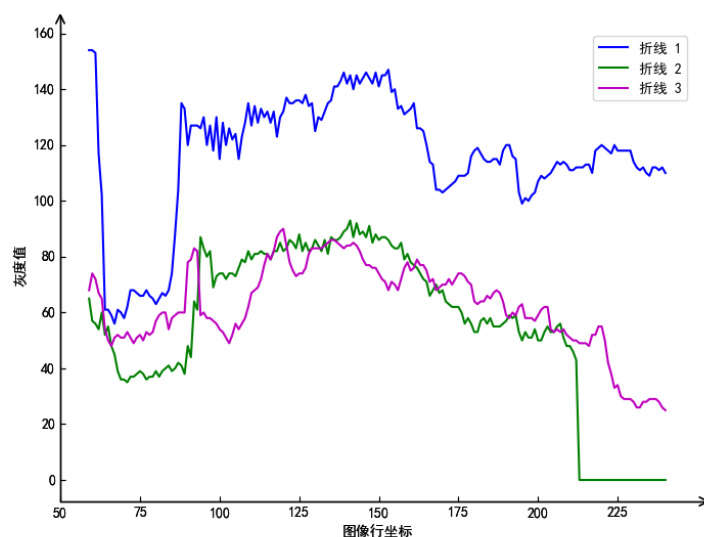


图 4-8 车道线检测结果

Fig.4-8 Lane detection results



(a) 左侧直线灰度值折线图



(b) 右侧直线灰度值折线图

图 4-9 直线灰度值折线图

Fig.4-9 Line gray value line chart

4.4 车道线跟踪

4.4.1 Kalman 滤波算法原理

Kalman 滤波是一种用于估计系统状态的算法^[65]，它能够处理含有噪声的测量数据并提供对系统状态的最优估计。Kalman 滤波主要通过预测和分析当前车道线的状态^[66]，以此获得下一时刻车道线的最优估计值，特别适用于对动态系统的状态进行跟踪。

Kalman 滤波跟踪的原理为：

1. 预测步骤。根据状态转移矩阵和输入控制矩阵，预测 t 时刻的状态，如式(4-10)所示。计算预测方差矩阵如式(4-11)所示。

$$X_t = AX_{t-1} + Bu_{t-1} \quad (4-10)$$

$$P_t = AP_{t-1}A^T + Q \quad (4-11)$$

其中， X_t 表示 t 时刻的状态， A 表示状态转移矩阵， B 表示输入控制矩阵， u_{t-1} 表示测量值中的不确定性或随机误差， P_t 表示预测误差协方差矩阵， Q 表示过程噪声协方差矩阵。

2. 校正步骤。计算当前时刻的 Kalman 增益，如式(4-12)所示，利用 Kalman 增益对初始的 X_t 进行校正，如式(4-13)所示。最后对于误差协方差矩阵 P_t 进行下一时刻的计算如式(4-14)所示。

$$K_t = P_t H^T (H P_t H^T + R)^{-1} \quad (4-12)$$

$$X_t = X_t + K_t (Z_t - H X_t) \quad (4-13)$$

$$P_t = (I - K_t H) P_t \quad (4-14)$$

其中， K_t 表示 t 时刻的 Kalman 增益， H 表示观测矩阵， R 表示测量噪声协方差矩阵， Z_t 表示测量噪声协方差矩阵， I 表示单位矩阵。

4.4.2 基于 Kalman 滤波的车道线跟踪

针对车辆行驶过程中的复杂环境例如障碍物遮挡、车道线残缺、路面颠簸等行驶情况，难免会造成车道线误检测。为了尽量减少车道线误检测的数量，利用前后帧图像特征变化较小且具有较强的关联性，使用 Kalman 滤波算法对每一帧的车道线检测数据进行跟踪。对比当前帧的车道线检测数据与上一帧 Kalman 滤波预测数据的差值，若两者之间差距较小，则保留当前帧的车道线检测数据；若两者之间差距较大，则利用上一帧车道线的预测结果替换当前帧的检测数据，以此保证车道线的准确检测，提高车道线整体的检测正确率。

通过 Hough 变换检测的直线是通过斜率和截距所确定，Kalman 滤波通过对直线斜率和截距数据的跟踪，即可实现对车道线检测线进行跟踪。基于 Kalman 滤波对车道线进行跟踪的具体步骤为：

1. 初始化 Kalman 滤波器的状态向量 X_t 和协方差矩阵 P_t ，状态向量包含斜率 k 和截距信息 b 。

$$X_t = [k_t, b_t]^T \quad (4-15)$$

2. 预测下一时刻的状态和协方差矩阵。

$$X_{t|t-1} = A_t X_{t-1} \quad (4-16)$$

$$P_{t|t-1} = A_t P_{t-1} A_t^T + Q_t \quad (4-17)$$

其中， A_t 表示状态转移矩阵， Q_t 表示过程噪声协方差矩阵。

3. 使用测量数据来更新状态估计和协方差矩阵。

(1) 计算 Kalman 增益：

$$K_t = P_{t|t-1} H_t^T (H_t P_{t|t-1} H_t^T + R_t)^{-1} \quad (4-18)$$

其中， K_t 表示 Kalman 增益， H_t 表示测量矩阵， R_t 表示测量噪声协方差矩阵。

(2) 更新状态：

$$X_t = X_{t|t-1} + K_t (Z_t - H_t X_{t|t-1}) \quad (4-19)$$

其中， Z_t 表示测量值。

(3) 更新协方差矩阵：

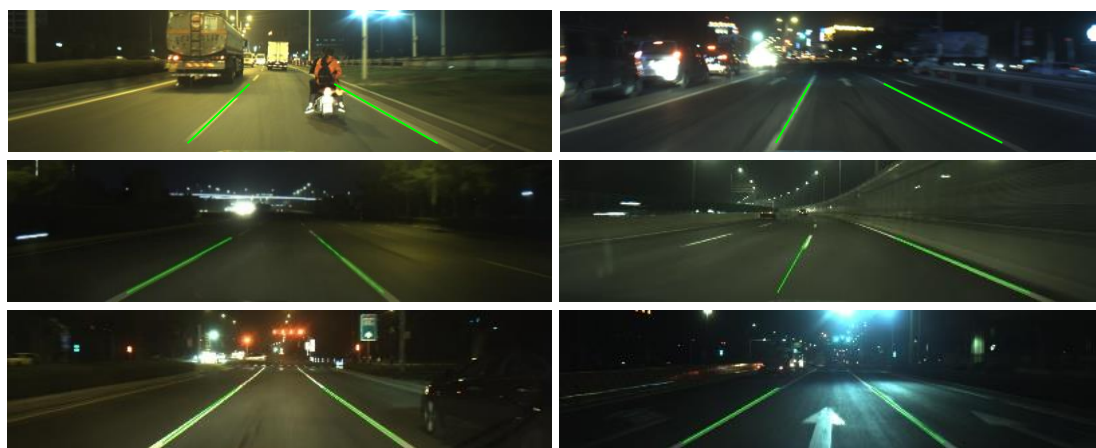
$$P_t = (I - K_t H_t) P_{t|t-1} \quad (4-20)$$

其中， I 表示是单位矩阵。

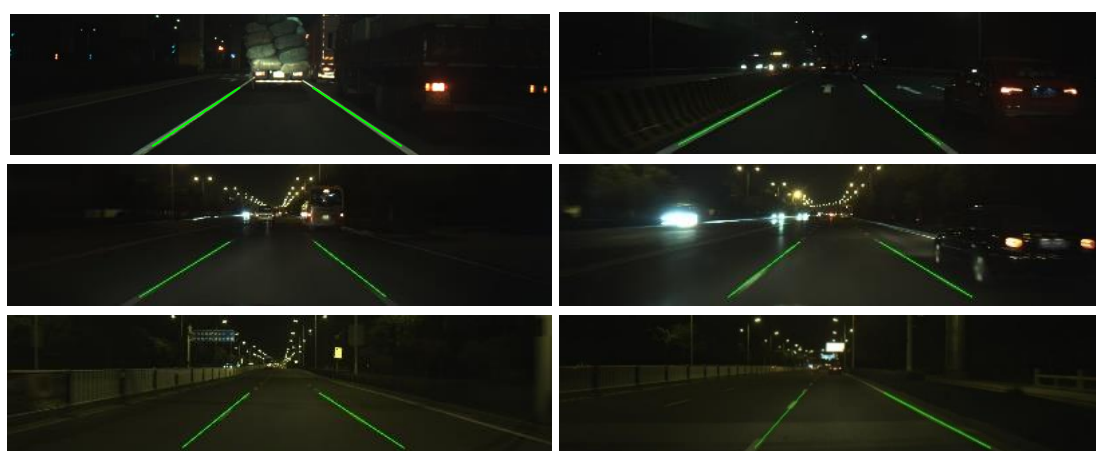
4.5 实验结果与分析

为了测试本章所提出的基于线段灰度差分的车道线检测方法，选用西安交通大学数据集中不同昏暗环境下的夜间车道线图像，并且将夜间车道线图像的昏暗环境类型主要分为道路灯光正常、周围环境昏暗、光线十分微弱三类。

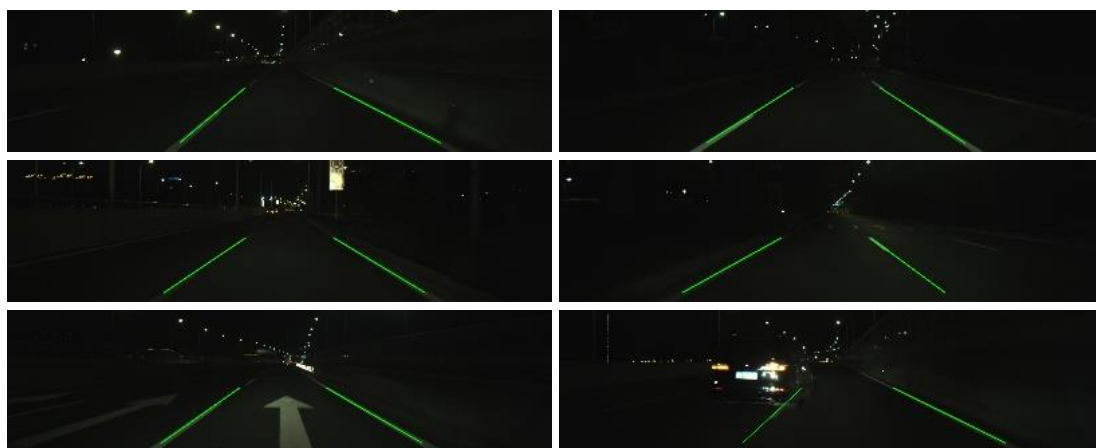
对于所划分的三种昏暗环境下的夜间车道线图像，使用本章所提出的车道线检测方法进行仿真测试并统计测试数据，该方法的在不同昏暗环境下的检测效果如图 4-10 所示和检测数据如表 4-1 所示。



(a) 道路灯光正常



(b) 周围环境昏暗



(c) 光线十分微弱

图 4-10 不同昏暗环境下的检测效果

Fig.4-10 Detection effect in different dim environments

从图 4-10 的检测效果可知，基于线段灰度差分的车道线检测方法能够检测出在不同昏暗环境下车道线图像中的车道线，即使车道线图像中车道线非常模糊或部分被遮挡，本章所提出的车道线检测方法仍然可以检测出车道线。

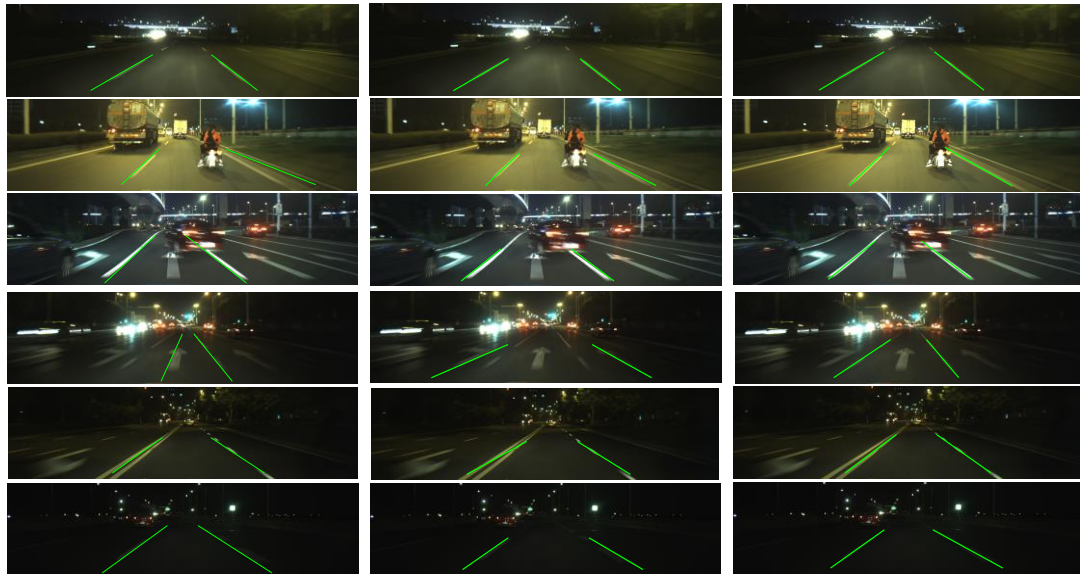
表 4-1 不同昏暗环境下的检测数据

Table 4-1 Detection data in different dim environments

昏暗环境类型	总帧数/帧	正确数/帧	错误数/帧	漏检数/帧	准确率/%
道路灯光正常	1500	1457	40	13	97.13
周围环境昏暗	1500	1437	45	18	95.80
光线十分微弱	1500	1411	66	23	94.07

由表 4-1 的检测数据结果可知，车道线图像的昏暗环境越差时，车道线图像中车道线信息越难提取，导致基于线段灰度差分的车道线检测方法的准确率降低。虽然在昏暗环境下车道线检测的准确率会偏低，但本章所提出的车道线检测方法仍然能应对昏暗环境下的车道线图像，具有较好的车道线检测准确率，实现对车道线的准确检测和标识。

为了进一步测试基于线段灰度差分的车道线检测方法的检测性能，对文章所提出的车道线检测方法进行对比实验。本章选用 Malmir 等人^[66]提出的双阶段检测方法和 Sultana 等人^[67]提出的基于双边滤波和 SAGC（Slope and Angle based Geometric Constraints）的方法作为对比实验，双阶段检测方法的第一阶段是使用霍夫变换检测直线，应用角度条件过滤车道线图像中左侧和右侧错误的检测线，第二阶段是条纹检测阶段，该阶段有利于在夜间环境下检测出车道线。基于双边滤波和 SAGC 的方法通过双边滤波器减少噪声并保留车道线边缘，然后使用 Canny 算子检测车道线边缘和概率霍夫变换（Probabilistic Hough Transform, PHT）提取车道线检测线，最后利用 SAGC 技术去除 PHT 检测出干扰直线，保留准确的车道线。这两种方法能够检测出车道线图像昏暗环境下的车道线并具有不错的检测效果，能够用于与基于线段灰度差分的车道线检测方法进行对比实验。本章选用西安交通大学数据集中相同昏暗环境的车道线图像，对比本章所提出的车道线检测方法与双阶段检测方法和基于双边滤波和 SAGC 方法的检测效果，本章方法与对比方法在相同昏暗环境下的检测效果如图 4-11 所示，统计的检测数据如表 4-2 所示。



(a) 双阶段检测方法 (b) 基于双边滤波和 SAGC 方法 (c) 本章方法

图 4-11 不同车道线检测方法在相同昏暗环境下的检测效果

Figure 4-11 Detection effect of different lane detection methods in the same dim environment

表 4-2 不同车道线检测方法在相同昏暗环境下的检测数据

Table 4-2 Detection data of different lane detection methods in the same dim environment

车道线检测方法	总帧数/帧	正确数/帧	错误数/帧	漏检数/帧	准确率/%
双阶段检测方法 ^[66]	1500	1342	113	45	89.47
基于双边滤波和 SAGC 方法 ^[67]	1500	1330	119	51	88.67
本章方法	1500	1436	46	18	95.73

由图 4-11 的检测效果可知，在相同昏暗环境下基于线段灰度差分的车道线检测方法整体检测效果优于双阶段检测方法与基于双边滤波和 SAGC 方法的检测效果，尤其当昏暗环境下车道线图像中存在车辆、行人、交通标志等干扰信息时，双阶段检测方法与基于双边滤波和 SAGC 方法检测出的车道线容易出现偏离现象，无法准确标识车道线，但是本章方法检测出的车道线仍然能够准确地覆盖真实车道线区域。因此通过对比实验体现出对于昏暗环境下存在干扰信息的车道线图像，本章所提出的基于线段灰度差分的车道线检测方法具有更强的鲁棒性。由表 4-2 的检测数据可知，在相同昏暗环境下本章方法的整体检测准确率高于双阶段检测方法与基于双边滤波和 SAGC 方法，能够更好检测出各种复杂路况图像中的车道线，提高了昏暗环境下的车道线检测准确率。

4.6 本章小结

本章主要研究在道路环境昏暗时，利用检测直线在车道线灰度图像中存在的灰度差分，设计基于线段灰度差分的车道线检测方法。该方法主要包括在车道线信息提取、计算直线的灰度差分、检测线段的约束与校准和车道线跟踪。在车道线图像处理过程中充分利用车道线边缘上检测出的直线具有较大灰度差分的特点，设置直线约束条件，再对筛选的直线进行合并与校准，最终确定检测直线并标识车道线。为了防止突发情况的干扰信息，利用 Kalman 滤波对车道线的检测信息进行跟踪，降低误检率，提升车道线整体检测的准确率。最后，选用西安交通大学数据集中不同昏暗环境下的夜间车道线图像，对基于线段灰度差分的车道线检测方法进行实验分析，通过实验结果表明，该车道线检测方法即使在光线特别差的条件下仍然能够检测出车道线，在昏暗环境下表现出较强的鲁棒性。

第 5 章 车道线检测系统的设计与实现

为了更好的展示车道线检测效果，本文设计了基于计算机视觉的车道线检测系统，分析车道线检测系统的框架，设计系统的界面并测试系统界面中各部分功能，实现用户对车道线检测全流程的查看。最后整合本文所提出的两种车道线检测方法，对比测试整合后车道线检测方法的鲁棒性、准确性和实时性。

5.1 系统框架

本文的车道线检测系统的组织框架主要由三个模块组成，分别为车道线图像获取模块、图像处理模块和界面显示模块，系统框架如图 5-1 所示。图像获取模块为读取车载相机记录的车道线图像或视频，向图像处理模块输入车道线图像。图像处理模块为车道线检测系统的主要车道线检测算法部分，通过对输入的车道线图像进行预处理，根据对车道线图像环境的区分结果，调用合适的车道线检测方法检测图像中的车道线，最后得到车道线的检测数据。界面显示模块为显示输入的车道线原图像、标识车道线的图像以及车道线检测算法的各步骤效果图，实现车道线检测步骤的可视化。通过设计车道线检测操控界面并搭载车道线检测算法，便于用户查看和监控车道线检测算法的检测全流程。

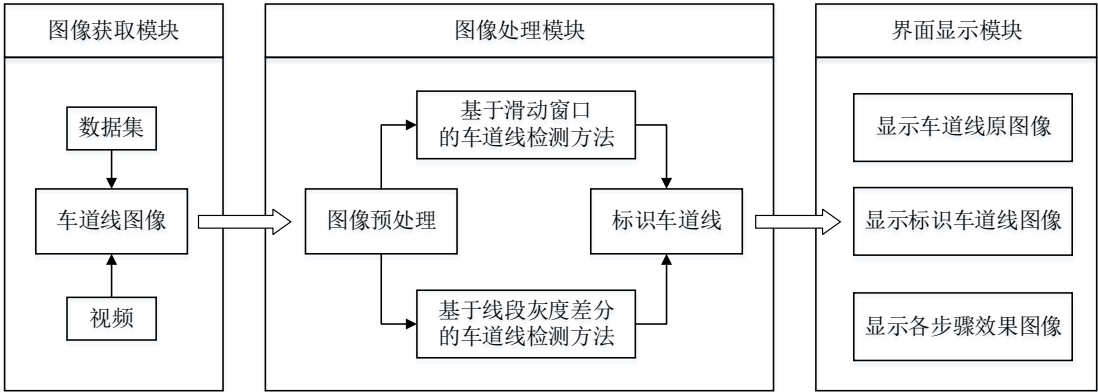


图 5-1 车道线检测系统框架

Fig.5-1 Lane detection system framework

5.2 界面设计

本文使用 Matlab 编程软件实现整个车道线检测系统所有功能的开发，为了便于控制车道线检测过程，方便开发人员移植车道线检测算法，使用 Matlab 软件的 GUI 开发工具创建页面如图 5-2 所示。

本文设计的车道线检测系统主要分为四部分功能区域：

1. 显示车道线图像区域

该区域位于界面右侧，分为两个图像显示窗口，上面窗口显示输入的车道线原图像，下面窗口显示车道线图像的处理效果图。

2. 选择车道线检测处理步骤区域

该区域列举出车道线检测方法的各个关键步骤，分别为“车道线图像预处理”、“基于滑动窗口的车道线检测方法”、“基于线段灰度差分的车道线检测方法”共 3 个主要模块及其中 15 个具体处理步骤。根据使用者的需求，设置需要查看的某一具体处理步骤检测效果。

3. 生成处理步骤的检测效果区域

该区域设置 2 个弹出式菜单和 1 个按钮。2 个弹出式菜单分为一、二级步骤选项，实现对需要查看检测步骤的准确选择，最后点击“生成效果图”按钮，使得相应步骤的检测效果图可以显示在系统界面右侧下方的窗口。

4. 打开车道线图像区域

该区域设置 1 个文件路径显示文本框和 3 个按钮。3 个按钮为“打开文件”、“开始运行”和“显示结果”，其中“打开文件”按钮的主要功能是选择车道线图像路径，“开始运行”按钮的主要功能是使车道线检测算法进行图像处理，“显示结果”按钮的主要功能是输出车道线图像的检测结果。

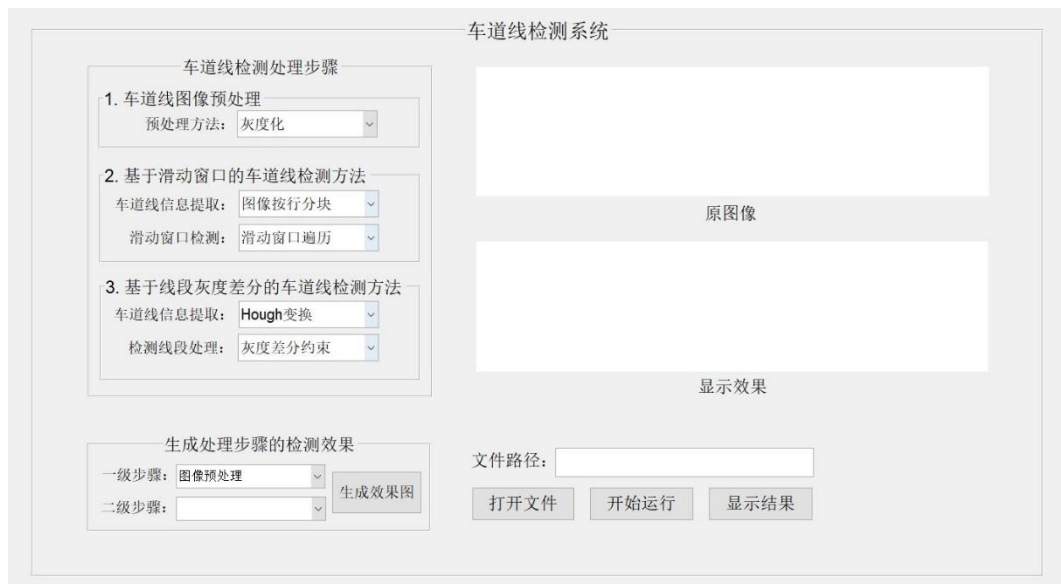


图 5-2 车道线检测系统界面

Fig.5-2 Lane detection system interface

5.3 功能测试

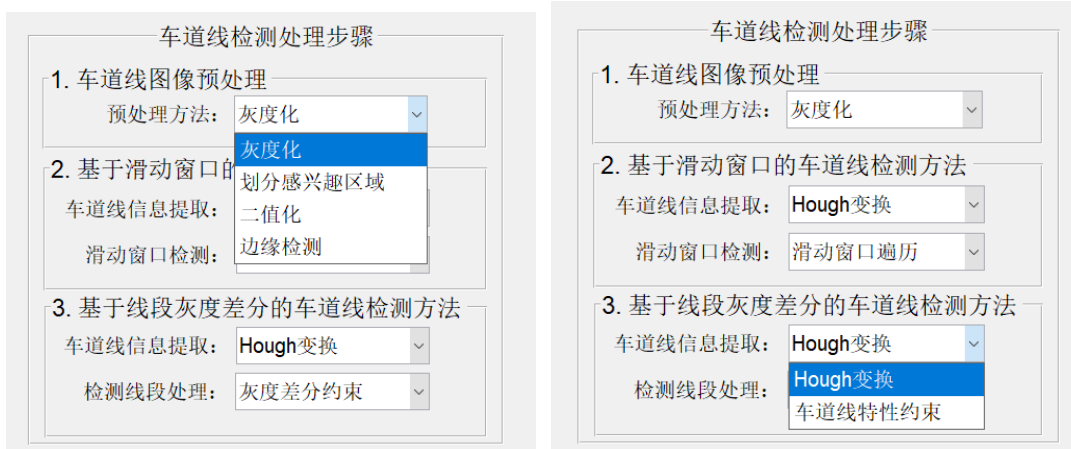
本文设计的车道线检测系统功能分为图像显示和控件点击功能，为了验证检测系统能否正常工作，利用打开文件按钮选择车道线图像文件，测试其余控件的正常功能。

1. 测试控件点击功能

点击打开文件按钮，选择车道线图像文件的路径，查看所选路径是否被获取并显示在文件路径对应的文本框里面；查看“选择车道线检测处理步骤区域”中所有弹出式菜单栏是否可以正常选择；查看“生成处理步骤的检测效果区域”中一级步骤选择一个检测模块后二级步骤的弹出式菜单内容是否跟随发生变化，控件点击功能的测试结果如图 5-3 所示。



(a) 测试文件打开按钮和文本显示的点击功能



(b) 测试选择处理步骤的点击功能



(c) 测试生成处理效果的点击功能

图 5-3 控件点击功能测试

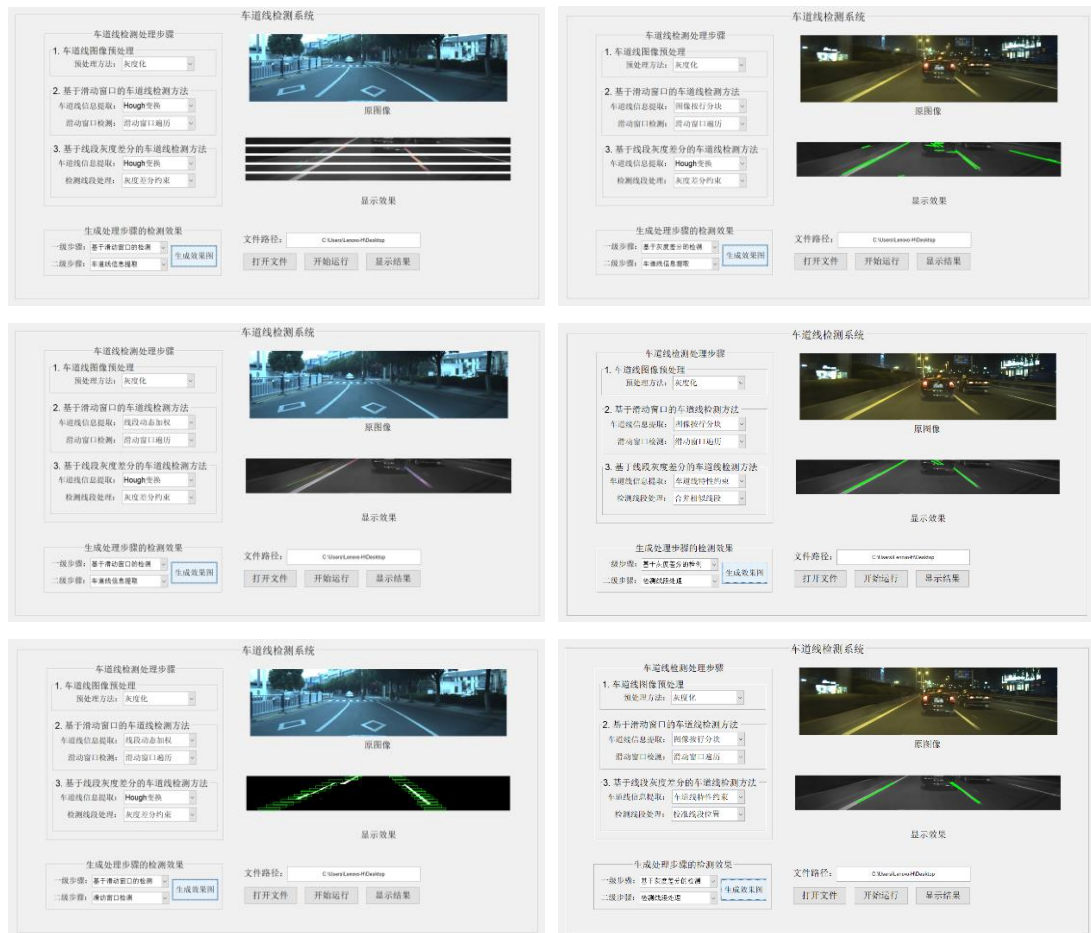
Fig.5-3 Control click function test

2. 测试图像显示功能

车道线检测系统获取车道线图像文件路径后，该系统将会读取文件路径下的车道线图像，查看读取的车道线图像是否在“显示车道线图像区域”正常显示；点击开始运行按钮后，再选择某个车道线检测方法的具体处理步骤，点击生成效果图按钮查看车道线经过该步骤的处理效果图是否正常显示；点击显示结果按钮查看车道线图像的车道线检测结果图像是否正常显示，图像显示功能的测试结果如图 5-4 所示。



(a) 原图像显示测试



(b) 检测步骤处理效果显示测试



(c) 车道线检测结果显示测试

图 5-4 图像显示功能测试

Fig.5-4 Image display function test

5.4 实验分析

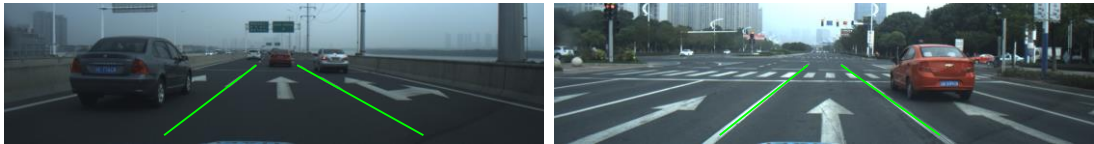
为了更好地提升车道线检测的性能，将本文所提出的两种车道线检测方法进行整合，形成一个能够适应多种道路状况的车道线检测方法。接着测试整合本文所提出的两种车道线检测方法的鲁棒性，从西安交通大学和济青高速公路车道线数据集中选取多种类型的车道线图像进行测试，检测效果如图 5-5 和图 5-6 所示。



(a) 曲线车道线图像



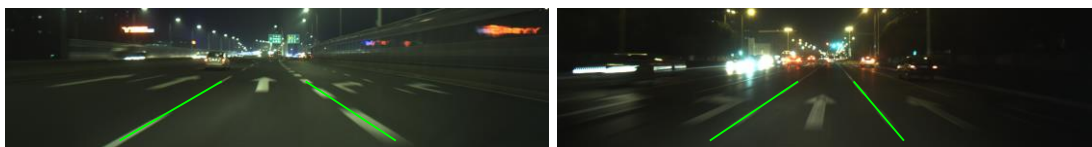
(b) “曲线车道线+道路标志”车道线图像



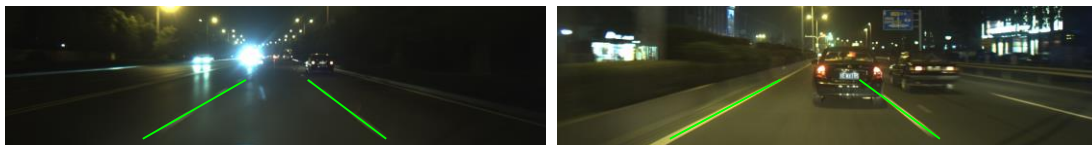
(c) “直线车道线+道路标志”车道线图像



(d) 车道线残缺车道线图像、车辆遮挡车道线图像



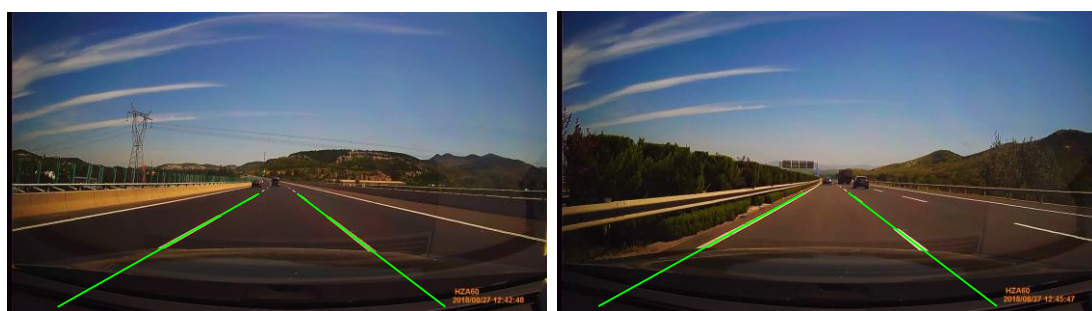
(e) “昏暗环境+道路标志”图像



(f) 强光干扰图像、车辆遮挡图像

图 5-5 西安交通大学数据集下的检测效果

Fig.5-5 The detection effect of Xi 'an Jiaotong University dataset



(a) 高亮环境下的车道线图像



(b) 昏暗环境下的车道线图像

图 5-6 济青高速公路数据集下的检测效果

Fig.5-6 The detection effect of Jiqing expressway dataset

为了进一步测试整合本文所提出的两种车道线检测方法的准确性和实时性，从西安交通大学数据集和济青高速公路数据集中选取一定量的车道线图像使用整合后车道线检测方法进行检测。车道线检测的实时性通过使用单帧图像的平均耗时来体现，其定义为多帧车道线图像从输入到检测完成整个过程所需要的平均用时。最后整合后车道线检测方法的检测数据如表 5-1 所示和单帧图像的平均耗时如表 5-2 所示。

表 5-1 整合后车道线检测方法的检测数据

Table 5-1 Detection data of the integrated lane line detection method

数据集	总帧数/帧	正确数/帧	错误数/帧	漏检数/帧	准确率/%
西安交通大学数据集	5200	5014	134	52	96.42
济青高速公路数据集	1800	1750	39	11	97.22

表 5-2 单帧图像的平均耗时

Table 5-2 Average time consumed for a single image frame

车道线图像预处理/ms	基于滑动窗口的 车道线检测方法/ms	基于线段灰度差分 的车道线检测方法/ms
17.83	41.75	47.36

由表 5-1 可知，整合后车道线检测方法能够应对不同数据集下不同类型的车道线图像，并且能够取得较高的检测准确率。由表 5-2 可知，在车道线预处理步骤中每帧车道线图像的平均耗时为 17.83 毫秒，实现了快速提取输入车道线图像的车道线信息。通过对输入车道线图像的整体灰度值进行判断，对于高亮环境下的车道线图像使用基于滑动窗口的车道线检测方法进行检测，而昏暗环境下的车道线图像使用基于线段灰度差分的车道线检测方法进行检测。由于昏暗环境下的检测难度更高，因此基于线段灰度差分的车道线检测方法检测单帧图像的平均耗时高于基于滑动窗口的车道线检测方法的平均耗时，但两种车道线检测方法仍然能够满足车道线检测的实时性要求。

为了进一步验证整合后车道线检测方法的检测性能，选用相同数据集下不同路况的车道线图像，对整合后车道线检测方法进行对比实验，统计整合后车道线检测方法的对比检测结果，各种车道线检测方法在不同数据集下的检测准确率和单帧图像平均耗时情况如表 5-3 和表 5-4 所示。

表 5-3 在西安交通大学数据集下的对比实验检测数据

Table 5-3 Comparative experimental detection data in Xi 'an Jiaotong University dataset

车道线检测方法	总帧数/帧	平均耗时/ms	准确率/%
基于 Gabor 滤波的方法 ^[61]	3000	121.45	89.89
Hybrid adaptive 方法 ^[62]	3000	93.76	90.13
双阶段检测方法 ^[66]	3000	114.85	88.46
基于双边滤波和 SAGC 方法 ^[67]	3000	103.62	88.34
本文方法	3000	61.24	96.86

表 5-4 在济青高速公路数据集下的对比实验检测数据

Table 5-4 Comparative experimental detection data under Jiqing expressway dataset

车道线检测方法	总帧数/帧	平均耗时/ms	准确率/%
基于 Gabor 滤波的方法 ^[61]	1400	118.82	90.45
Hybrid adaptive 方法 ^[62]	1400	91.63	91.37
双阶段检测方法 ^[66]	1400	110.75	89.34
基于双边滤波和 SAGC 方法 ^[67]	1400	98.47	88.96
本文方法	1400	60.36	97.48

由表 5-3 和表 5-4 可知，在西安交通大学和济青高速公路数据集下整合后车道线检测方法的检测准确率分别都达到 96.86%和 97.48%，整体检测准确率高出与现有车道线检测方法的检测准确率，并且单帧车道线图像的平均耗时也有一定的提升，因此本文所提出的车道线检测方法具有较好的准确性和实时性。

5.5 本章小结

本章主要设计与实现车道线检测系统，首先以本文所提出的两种车道线检测方法为基础，设计一套车道线检测系统软件并测试系统各模块的功能，以便于用户查看本文所提出的车道线检测方法的各个步骤处理效果。然后整合本文所提出的两种车道线检测方法，测试整合后车道线检测方法在不同数据集下的检测效果并统计检测数据，再与现有的车道线检测方法的进行对比分析，通过实验结果可知，本文所提出的车道线检测方法整体上具有较好的准确性和实时性。对于存在道路情况的车道线图像，本文所提出的车道线检测方法能够准确实时地检测出车道线图像中的车道线。

第 6 章 总结与展望

6.1 工作总结

车道线检测作为智能驾驶系统中主要的组成部分，要求在不同的道路环境中都能够准确、及时的检测出车道线，辅助智能驾驶系统作出合理的决策。本文主要对不同道路环境下的车道线图像展开深入研究，提出适应不同道路环境的车道线检测方法，提高车道线检测方法的准确性和鲁棒性。

本文的主要工作总结如下：

1. 车道线图像预处理。不同光照条件下的车道线图像灰度化后，车道线灰度图像的整体灰度水平有较大差别。本文先将车道线灰度图像进行裁剪获取车道线感兴趣区域并计算 ROI 整体灰度水平，再设计对车道线感兴趣区域图像的自适应增强方法。然后利用 Otsu 算法获取局部车道线感兴趣区域的分割阈值，选取合适的分割阈值用于获取车道线二值图像，并根据车道线特征参数优化二值图像，最后使用边缘检测算法得到车道线边缘图像。

2. 基于滑动窗口的车道线检测。该方法将车道线检测图像按行分为若干块，使用 Hough 变换检测其中存在的直线信息，根据车道线的特征，将角度和截距作为约束条件，筛选各块图像中检测出的直线，设计动态权值的加权算法合并同侧车道线的 Hough 变换检测直线，计算各块图像中合并线之间角度差距用于区分车道线形状。然后使用滑动窗口自底向上滑动遍历车道线二值图像，获取车道线区域的特征点。最后利用最小二乘法拟合车道线特征点，在车道线 RGB 图像中标识车道线。

3. 基于线段灰度差分的车道线检测。该方法对车道线感兴趣区域图像直接进行边缘检测，利用 Hough 变换提取直线信息，计算每条直线在车道线灰度图像中的灰度差分值。接着使用 DBSACN 聚类算法将所有灰度差分数据划分为多个簇，计算筛选直线的灰度差分阈值用于筛选具有车道线边缘特征的直线。然后设计相似直线的合并算法，将相似的多条直线合并为同一条直线并延长合并的直线，根据车道线图像中真实车道线像素位置对延长线进行位置校准，使直线准确覆盖车道线区域。最后依据直线覆盖在真实车道线区域的特征，确定最

终直线用于标识车道线。为降低行车视频中个别帧车道线误检情况，利用 Kalman 滤波对车道线数据进行跟踪，替换误检的车道线，提高整体车道线检测的准确率。

4. 车道线检测系统的设计与实现。基于本文所提出的两种车道线检测方法，搭建车道线检测系统的框架，设计车道线检测系统并测试系统的功能，便于更好的展示车道线检测效果。然后整合本文所提出的两种车道线检测方法，选用西安交通大学和济青高速公路车道线数据集，与现有车道线检测方法进行对比分析，测试本文所提出的车道线检测方法在不同道路环境下的鲁棒性、准确率和实时性，最终实现功能更强、性能更完善车道线检测系统。

6.2 未来展望

本文针对不同道路环境下的车道线检测方法开展了研究，并取得了不错的研究进展，但是车道线检测受复杂道路环境以及许多未知因素影响，仍然有进一步提升的空间，还需进一步研究：

1. 后续可以针对雾霾天气的车道线检测开展研究，设计适用于车道线图像的除雾算法，突出车道线目标像素区域，实现雾霾环境下的车道线准确检测。

2. 本文只针对直线与曲线形状的车道线检测进行了研究，对于形状多样且复杂的车道线，车道线检测容易受车道线目标像素旁的车道线辅助信息的干扰，造成检测出的车道线出现偏离现象。后续可以对此开展研究，研究针对更多样式车道线的普适性检测方法，进一步提高车道线检测方法的鲁棒性。

参考文献

- [1] Tang J, Li S, Liu P. A review of lane detection methods based on deep learning[J]. Pattern Recognition, 2021, 111(1):107623.
- [2] Singh N, Srivastava M, Mohan S, et al. Self-driving car: Lane detection and collision prevention system[J]. In International Conference on Advanced Communication and Intelligent Systems, 2022, 1749:549-562.
- [3] Guerra TM, Berdjag D, Polet P, et al. Toward a Cooperative ADAS for Train Driving based on Real-Time Human Parameters and Delay Estimation[J]. IFAC-PapersOnLine. 2023,56(2):3534-2539.
- [4] Xiong Z. Research and Application of Lane Intelligent Detection System Based on Internet of Things Technology[J]. International Conference on Frontier Computing, 2023,1:300-306.
- [5] Nguyen V, Kim H, Jun S, et al. A Study on Real-Time Detection Method of Lane and Vehicle for Lane Change Assistant System Using Vision System on Highway - ScienceDirect[J]. Engineering Science and Technology, an International Journal, 2018, 21(5):822-833.
- [6] Guerra T.M, Berdjag D, Polet P, et al. Toward a Cooperative ADAS for Train Driving based on Real-Time Human Parameters and Delay Estimation[J]. IFAC-PapersOnLine, 2023, 56(2):3534-3539.
- [7] Wang Z, Shi X, Li X. Review of Lane-Changing Maneuvers of Connected and Automated Vehicles: Models, Algorithms and Traffic Impact Analyses[J]. Journal of the Indian Institute of Science, 2019, 99(4):589-599.
- [8] Lyu N, Duan Z, Ma C, et al. Safety margins-a novel approach from risk homeostasis theory for evaluating the impact of advanced driver assistance systems on driving behavior in near-crash events[J]. Journal of Intelligent Transportation Systems, 2021, 25(1):93-106.
- [9] 代少升,肖佳伟,熊昆,等. 基于机器视觉的车道线精确检测算法 [J]. 半导体光电, 2021, 42 (06): 940-946.
- [10] 方适,李伟林,梁卓凡,等. 基于多尺度复合卷积和图像分割融合的车道线检测算法 [J]. 北京理工大学学报, 2023, 43(08): 792-802.
- [11] Hou Y, Ma Z, Liu C, et al. Learning lightweight lane detection cnns by self attention distillation[C]. 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2019.
- [12] Pan X , Shi J , Luo P ,et al. Spatial As Deep: Spatial CNN for Traffic Scene Understanding[J]. 2017.
- [13] Neven D , De Brabandere B , Georgoulis S ,et al. Towards End-to-End Lane Detection: an Instance Segmentation Approach[C]. 2018 IEEE intelligent vehicles symposium (IV), 2018.
- [14] Ozgunalp U. Robust lane-detection algorithm based on improved symmetrical local threshold for feature extraction and inverse perspective mapping [J]. IET Image Processing, 2019,13(6):975-982.

- [15] 蔡英凤,高力,孙晓强,等.一种基于形态学特征的车道线识别方法[J].中国机械工程,2018,29(15):1863-1868.
- [16] Zou Q, Jiang H, Dai Q, et al. Robust Lane Detection From Continuous Driving Scenes Using Deep Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(1):41-54.
- [17] Kavva R, Hussain KM, Nayana N, et al. Lane Detection and Traffic Sign Recognition from Continuous Driving Scenes using Deep Neural Networks[C]. 2021 2nd International Conference on Smart Electronics and Communication (ICOSEC), 2021:1461-1467.
- [18] Olgun MC, Baytar Z, Akpolat KM, et al. Autonomous Vehicle Control for Lane and Vehicle Tracking by Using Deep Learning via Vision[C]. 2018 6th International Conference on Control Engineering & Information Technology (CEIT), 2018:1-7.
- [19] Undit HJ, Hassan MF, Zin ZM. Vision-Based Unmarked Road Detection with Semantic Segmentation using Mask R-CNN for Lane Departure Warning System[C]. 2021 4th International Symposium on Agents, Multi-Agent Systems and Robotics (ISAMSR), 2021:1-6.
- [20] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014:580-587.
- [21] He K, Zhang X, Ren S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9):1904-1916.
- [22] Wang Q, Han T, Qin Z, et al. Multitask attention network for lane detection and fitting[J]. IEEE transactions on neural networks and learning systems. 2022, 33(3):1066-1078.
- [23] Guo Z, Huang Y, Wei H, et al. DALaneNet: A dual attention instance segmentation network for real-time lane detection[J]. IEEE sensors journal. 2021, 21(19):21730-21739.
- [24] Dinakaran K, Sagayaraj AS, Kabilesh SK, et al. Advanced lane detection technique for structural highway based on computer vision algorithm[J]. Materials Today: Proceedings, 2021, 45(2):2073-2081.
- [25] Yi SC, Chen YC, Chang CH. A lane detection approach based on intelligent vision[J]. Computers & Electrical Engineering, 2015, 42:23-29.
- [26] Berahman M, Rostmai-Shahrbabaki M, Bogenberger K. Driving strategy for vehicles in lane-free traffic environment based on deep deterministic policy gradient and artificial forces [J]. IFAC-PapersOnLine, 2022, 55(14):14-21.
- [27] Son J, Yoo H, Kim S, et al. Real-time illumination invariant lane detection for lane departure warning system[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(4):1816-1824.
- [28] 邓元望, 蒲宏韬, 华鑫斌, 等. 基于 RC-DBSCAN 的车道线检测研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2021, 48(10):85-92.
- [29] 刘悦,杨桦,王青正. 面向复杂光照环境的车道线检测方法 [J]. 激光杂志, 1-6.

- [30] Dinakaran K, Sagayaraj AS, Kabilesh SK, et al. Advanced lane detection technique for structural highway based on computer vision algorithm [J]. Materials Today: Proceedings, 2021,45(5): 2073-2081.
- [31] Lu Z, Xu Y, Shan X, et al. A lane detection method based on a ridge detector and regional G-RANSAC[J]. Sensors, 2019,19(18):4028.
- [32] Sagar SV, Prabhakar CJ. A Vision Based Lane Detection Approach Using Vertical Lane Finder Method[C]. 2022 International Conference on Distributed Computing, 2022:207-211.
- [33] Nguyen V, Kim H, Jun S, et al. A Study on Real-Time Detection Method of Lane and Vehicle for Lane Change Assistant System Using Vision System on Highway[J]. Engineering Science and Technology, 2018, 21(5):822-833.
- [34] Wang H, Wang Y, Zhao X, et al. Lane detection of curving road for structural highway with straight-curve model on vision[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(6): 5321-5330.
- [35] Kaulbersch H, Honer J, Baum M. A Cartesian B-spline vehicle model for extended object tracking[C]. 2018 21st International Conference on Information Fusion (FUSION), Cambridge County, 2018: 1-5.
- [36] 陈政宏, 李爱娟, 王希波, 等. 基于改进 Hough 变换的结构化道路车道线识别 [J]. 科学技术与工程, 2020, 20(26):10829-10834.
- [37] 翁佳昊, 秦永法, 唐晓峰, 等. 基于路径搜索的车道线检测算法[J]. 扬州大学学报(自然科学版), 2022, 25(02):69-73.
- [38] 洪伟, 王吉通, 刘宇, 等. 基于 DBSCAN 的复杂环境下车道线鲁棒检测及跟踪 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2020, 50(6):2122-2130.
- [39] Wang H, Wang Y, Zhao X, et al. Lane Detection of Curving Road for Structural Highway With Straight-Curve Model on Vision[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(6):5321-5330.
- [40] Li W, Qu F, Wang Y, et al. A robust lane detection method based on hyperbolic model[J]. Soft Computing, 2019, 23(19): 9161-9174.
- [41] 林梁豪. 基于图像处理的结构化道路识别算法研究[D]. 哈尔滨理工大学, 2021.
- [42] 莫玲, 李剑豪, 肖苏华等. 基于灰度图像的车道线识别系统研究 [J]. 轻工科技, 2021, 37 (01): 80-83.
- [43] 李淑萍, 赵津, 张帆等. 基于动态 ROI 识别的智能车辆车道线检测 [J]. 国外电子测量技术, 2023, 42 (08): 176-182.
- [44] 钱基德, 陈斌, 钱基业等. 基于感兴趣区域模型的车道线快速检测算法 [J]. 电子科技大学学报, 2018, 47 (03): 356-361.
- [45] Singh KB, Mahendra TV, Kurmvanshi RS, et al. Image enhancement with the application of local and global enhancement methods for dark images[C]. 2017 International Conference on Innovations in Electronics, 2017.
- [46] Ahn H, Keum B, Kim D, et al. Adaptive local tone mapping based on retinex for high dynamic range images[C]. 2013 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE), 2013:153-156.

- [47] Wang Q, Fu X, Zhang XP, et al. A fusion-based method for single backlit image enhancement[C]. 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2016.
- [48] Al-Ameen Z. Nighttime image enhancement using a new illumination boost algorithm[J]. IET Image Processing, 2019, 13(8): 1314-1320.
- [49] Javeed MA, Ghaffar MA, Ashraf MA, et al. Lane line detection and object scene segmentation using Otsu thresholding and the fast Hough transform for intelligent vehicles in complex road conditions [J]. Electronics, 2023, 12 (5): 1079.
- [50] 王畅, 李勇杭, 张凯超等. 基于融合分割和变尺度窗口的车道线距离检测[J]. 中国公路学报, 2023, 36 (07): 212-222.
- [51] 刘健欣, 赵金凤. 激光扫描点云中运动图像边界信息提取方法[J]. 激光与红外, 2022, 52(10): 1565-1570.
- [52] Zhang Q, Gao Z, Zhang X. A Lane Detection Method Based on Multi-Indicator Scoring Mechanism[C]. In 2023 4th International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning (CVIDL), 2023.
- [53] Bowman S, Barton J, Sharma S. Characterizing steel corrosional features in atomic force microscopy: A Sobel edge detection approach[J]. Materials Today Communications, 2024, 38: 108424.
- [54] 焦瑾瑾. 基于 Roberts 边缘检测的数字媒体激光重现方法[J]. 激光杂志, 2022, 43(05): 197-200.
- [55] 高松涛, 李锦明, 邱赞富等. 基于 Laplacian 算子的航飞影像预处理分析[J]. 测绘与空间地理信息, 2024, 47(01): 176-179.
- [56] Monicka SG, Manimegalai D, Karthikeyan M. Detection of microcracks in silicon solar cells using Otsu-Canny edge detection algorithm[J]. Renewable energy focus, 2022, 43: 183-190.
- [57] Zhang Z, Ma X. Lane recognition algorithm using the hough transform based on complicated conditions[J]. Journal of Computer and Communications, 2019, 7(11): 65-75.
- [58] Tian S, Zhang Z, Huang X. Research on lane detection algorithm for large curvature curve[J]. In International Conference on Mechatronics Engineering and Artificial Intelligence, 2023, 12596: 443-448.
- [59] 蔡创新, 邹宇, 潘志庚等. 基于多特征融合和窗口搜索的新型车道线检测算法[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2023, 44 (04): 386-391.
- [60] 王宝锋, 齐志权, 马国成等. 基于线性逼近的车道线弯道识别方法[J]. 北京理工大学学报, 2016, 36 (05): 470-474.
- [61] Teo TY, Sutopo R, Lim JM, et al. Innovative lane detection method to increase the accuracy of lane departure warning system[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80: 2063-2080.
- [62] Almotairi, Khaled H. Hybrid adaptive method for lane detection of degraded road surface condition[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2022, 34(8): 5261-5272.
- [63] Chen L, Liu Y, Zhang W. Nighttime lane detection and vehicle position determination based on OpenCV[C]. In International Conference on Smart Transportation and City Engineering (STCE 2023), 2023.

- [64] 陈华, 章秋月, 汤文等. 夜间环境下的道路图像增强及车道线检测[J]. 机械设计与制造, 2023, (10): 126-129.
- [65] 宋亚姬, 戚晓艳, 孙艳. 基于颜色直方图和卡尔曼预测的目标跟踪算法[J]. 科学技术创新, 2023, (25): 116-119.
- [66] Malmir S, Shalchian M. Design and FPGA implementation of dual-stage lane detection, based on Hough transform and localized stripe features[J]. Microprocessors and Microsystems. 2019, 64:12-22..
- [67] Sultana S, Ahmed B. Robust nighttime road lane line detection using bilateral filter and SAGC under challenging conditions[C]. In 2021 IEEE 13th International Conference on Computer Research and Development (ICCRD), 2021.

攻读学位期间获得的成果

发表的学术论文:

[1] 胡昊东,刘贵如,王陆林等.一种基于消失点和颜色过滤器的车道线检测算法[J].重庆工商大学学报(自然科学版), 2023, 40 (05): 25-33.

申请的发明专利:

[1] 刘贵如,胡昊东,王陆林等.一种基于消失点和颜色过滤器的车道线检测方法.中国, 申请号: 2023108279303.

[2] 刘贵如,胡昊东,王陆林等.一种基于光照增强的夜间道路车道线检测方法.中国, 申请号: 2023108709814.

致谢

时光荏苒，转眼间硕士生涯即将画上圆满的句号。回首这段求知的旅程，我深感收获良多，也感慨万分。在此，我要向所有给予我帮助和支持的人表达最诚挚的谢意。

硕士生涯的结束，并不意味着学习的终结。在未来的日子里，我将继续努力，不断进取，以更加优异的成绩回报所有关心和支持我的人。

追风赶月莫停留，平芜尽处是春山。