

一种基于消失点和颜色过滤器的车道线检测算法

胡昊东¹, 刘贵如¹, 王陆林¹, 李 铮²

1. 安徽工程大学 计算机与信息学院, 安徽 芜湖 241000

2. 芜湖易来达雷达科技有限公司, 安徽 芜湖 241000

摘 要:针对经典霍夫车道线检测方法实用性较差,无法准确区分车道线和路沿与应用道路场景简单等问题,提出了一种基于消失点和颜色过滤器的车道线检测算法,不仅提高车道线检测的准确率,而且能够应用较复杂行车场景;首先,对行车视频连续五帧图像进行预处理,获取行车环境下车道线消失点位置,能够自适应选取行车环境图像的感兴趣区域(Region of Interest, ROI);然后,对 ROI 图像根据车道线颜色特征进行过滤得到二值图像,获取二值图像中所有连通区域质心和倾斜角等数据,通过结合消失点特征和角度阈值进行限制,筛选记录符合车道线特征连通区域的数据,接着分割较大区域获取更多质心点,识别漏检符合车道线特征的区域质心点;最后,对获取的质心点使用最小二乘法进行拟合并标识车道线;实验结果表明:算法能够在多场景道路上快速准确的检测出车道线,与经典霍夫算法进行仿真比较,算法具有一定的鲁棒性和实时性。

关键词:车道线检测; RGB 阈值过滤; 消失点; 自适应感兴趣区域; Hough 变换

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.16055/j.issn.1672-058X.2023.0005.004

A Lane Detection Algorithm Based on Vanishing Point and Color Filter

HU Haodong¹, LIU Guiru¹, WANG Lulin¹, LI Zheng²

1. School of Computer and Information Science, Anhui Polytechnic University, Anhui Wuhu 241000, China

2. Wuhu Elaida Radar Technology Co., LTD., Anhui Wuhu 241000, China

Abstract: A lane line detection algorithm based on vanishing points and color filters was proposed to address the problems of poor practicality of the classical Hough lane line detection method, its inability to accurately distinguish between lane lines and road edges, and the simplicity of the applied road scenes. The proposed algorithm not only improves the accuracy of lane line detection, but also enables the application of more complex driving scenarios. First, five consecutive frames of the driving video were pre-processed to obtain the location of the vanishing point of the lane lines in the driving environment, and the Region of Interest (ROI) of the driving environment image could be selected adaptively. Then, the ROI image was filtered according to the lane line color feature to obtain a binary image, and data such as the centroid and tilt angle of all connected areas in the binary image was obtained. By combining the vanishing point feature and angle threshold to limit, the data in the connected area conforming to the lane line feature was screened and recorded. The data of the area was then divided into a larger area to obtain more centroid points, and the area centroid points that were missed and met the characteristics of the lane line were identified. Finally, the least squares method was used to fit the obtained

收稿日期: 2022-06-14 **修回日期:** 2022-07-28 **文章编号:** 1672-058X(2023)05-0025-09

基金项目: 高校优秀青年人才支持计划重点项目(GXYQZD2019052); 安徽工程大学自然科学预研项目(XJKY2020123); 安徽工程大学自然科学预研项目(XJKY2022146); 安徽工程大学-鸠江区产业协同创新专项基金项目(2022CYXTB2).

作者简介: 胡昊东(1999—), 安徽淮南人, 硕士研究生, 从事车道线检测研究。

通讯作者: 刘贵如(1980—), 山西五台人, 副教授, 从事信号处理相关研究. Email: liuguiru@ahpu.edu.cn.

引用格式: 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(5): 25—33.

HU Haodong, LIU Guiru, WANG Lulin, et al. A lane detection algorithm based on vanishing point and color filter[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2023, 40(5): 25—33.

centroid points and identify the lane lines. The experiment shows that the algorithm can quickly and accurately detect lane lines on multi-scene roads. Comparing the classical Hough algorithm, the algorithm has certain robustness and real-time performance.

Keywords: lane detection; RGB threshold filtering; vanishing points; adaptive region of interest; Hough transform

1 引言

随着科学技术的快速发展,汽车的智能驾驶能力也得到优越的发展。其中,车道线检测技术在车辆辅助系统中发挥着关键性作用,通过摄像头采集数据并交由计算机进行分析处理,将车道线进行正确检测与标识。车道线检测的准确性能够直接影响车辆的行车安全^[1-2]。从目前国内外学者关于车道线检测研究现状来看,传统的车道线检测方法主要包括基于特征^[3]和基于模型^[4]的检测方法,并且除传统检测方法外,基于深度学习的检测方法也在快速的发展。

基于特征的方法主要是在灰度图像或者彩色图像中提取车道线的特征,主要包括车道线的颜色、边缘、直方图等特征。基于模型的方法主要通过动态的调整车道线模型的参数实现对车道线的检测,可以采用的模型有直线模型、抛物线模型和 B 样条曲线等。K. Dinakaran 等^[5]提出一种利用先进计算机视觉技术的车道线检测算法,将 RGB 色彩空间转换成 HLS 色彩空间,图像利用逆透视变换变成鸟瞰图,不足之处在于无法确定使用相机内部参数就无法进行逆透视变换;Lee 等^[6]对颜色属性和图像梯度进行研究,采用扫描线测试进行线聚类,完成车道线标识;Zhao 等^[7]利用基于 Catmull-Rom 样条曲线模型来表示弯曲的车道线,该模型对噪声比较敏感,在雨天容易产生错误检测;Wang 等^[8]利用三阶 B 样条曲线模型来表示弯曲的车道线,但拟合过程会进行过多的迭代运算;王杰等^[9]提出了基于 Retinex 的图像增强算法,解决在弱光环境中车道线难检测的问题,但检测环境仅局限于弱光环境,外部环境的变化对检测结果影响较大。目前,传统的车道线检测方法在实际应用中具有简便易操作性、检测性能方面能够满足高效准确的要求,仍然吸引了众多学者对车道线检测进行深入研究。

近些年,随着深度学习、神经网络的不断发展,越来越多的研究学者将深度学习、神经网络相关知识用于车道线检测研究。孙建波等^[10]提出在 Lane Net 网络中使用 VGG16 全连接卷积化取代 E-Net 解码器,以此提升对车道线的检测速度;Satish Kumar Satti 等^[11]提出

一种用于检测和跟踪道路边界车道的新方法 CNN-LD,主要基于卷积神经网络来提取边缘特征。使用深度学习方法进行车道线检测会比传统方法表现出更好的准确率,但是需要大量的训练集进行训练,并且对计算机的计算能力要求严格,成本需求较高。

由于实际道路环境变幻莫测,目前经典霍夫车道线检测方法在处理车道线和路沿容易出现误检情况,并且在一些复杂场景下也会出现误检漏检问题。现在已有的研究基础上,选用颜色过滤器直接对道路图像进行处理,获取完整车道线信息,再通过消失点等一些条件进行约束来得到车道线精确信息,采用最小二乘法拟合道路车道线。算法在车道线破损、车道标识干扰和车道线被遮挡等复杂情况也能够完成车道线检测,具有一定的鲁棒性,提高了车道线检测方法的准确率和实时性。

2 车道线检测算法流程

所提出的车道线检测算法的流程主要由 3 部分组成,包括消失点检测与感兴趣区域提取阶段,左右车道线划分及参数获取阶段和车道线拟合阶段。首先,对车载视频的连续五帧图像进行预处理获取边缘图像;再用 Hough 变化检测图像中的直线,并将直线进行相交,对所有交点坐标进行投票,在投票数最大的区域内,求区域内所有坐标的均值,通过均值坐标对图像划分获取 ROI,从而降低图像车道线检测阶段的复杂度。然后,根据对每一帧道路图像中的车道线颜色特征,使用过滤器对白色车道线和黄色车道线进行过滤,得到其二值图像。接着对二值图像中连通区域依据车道线特征进行筛选,获取符合左右车道线特征区域的质心。最后,使用直线模型进行车道线拟合,并对车道线进行标记。算法的具体流程如图 1 和图 2 所示。

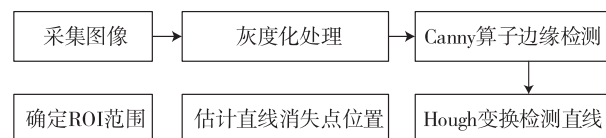


图 1 感兴趣区域范围提取流程

Fig. 1 ROI extraction process

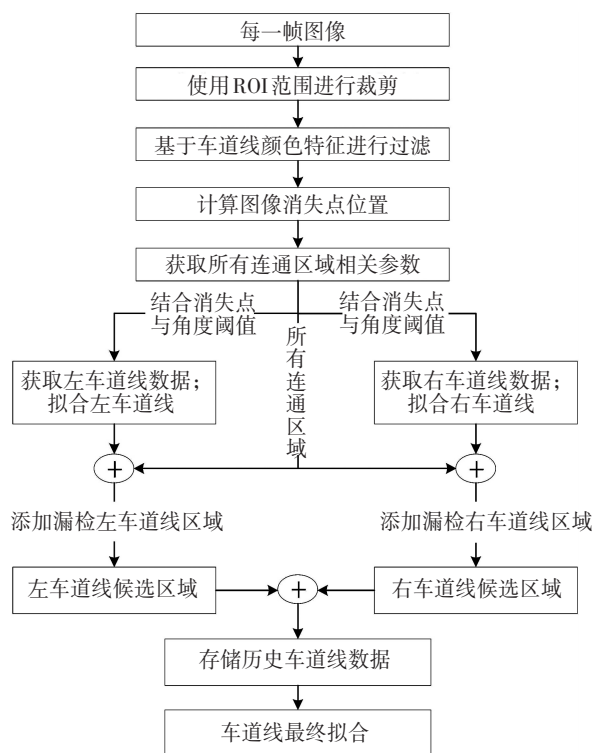


图2 车道线检测算法的主要流程

Fig. 2 The main flow of the lane detection algorithm

3 图像预处理

由于图像中会出现天空和建筑物等一些杂质,会影响图像中车道线的检测。为了便于检测出车道线,突出车道线特征,确保车道线检测的精度,因此通过预处理操作,获得自适应当前图像大小的ROI。在图像中车道线的区域几乎全在图像下半部分,通过预处理得到的自适应ROI几乎包含全部车道线信息。

3.1 灰度化图像

在对图像进行处理前,需要对图像进行灰度化处理,将图像进行灰度化后可减少后续算法的计算量。传统常用的灰度化方法是加权平均法,加权平均法的方法,如式(1)所示:

$$I(x) = 0.299R(x) + 0.587G(x) + 0.114B(x) \quad (1)$$

通过对道路车道线的观察,车道线主要是由白色车道线和黄色车道线组成,因此为了增加道路背景与道路车道线之间的对比度,选用将RGB通道中的红色和绿色通道进行保留的方式,对图像进行灰度化,所使用的方法^[12],如式(2)所示:

$$I(x) = R(x) + G(x) - B(x) \quad (2)$$

上述两式中, $I(x)$ 表示图像中任意位置的灰度值, $R(x)$ 表示红色通道的亮度值, $G(x)$ 表示绿色通道的亮度值, $B(x)$ 表示蓝色通道的亮度值。灰度化图像的对比效果如图3所示。

比效果如图3所示。



(a) 原图



(b) 加权平均法



(c) 本文方法

图3 不同灰度化方法效果对比

Fig. 3 Comparison of the effects of different grayscale methods

3.2 边缘检测

在对图像进行灰度化后,仍然需要借助灰度图像中各个像素点的梯度幅值及方向,从而提取车道线信息。利用Canny算子^[13]进行边缘检测。Canny算子的检测步骤主要由四部分组成,首先使用高斯滤波器对图像进行平滑操作;接着各个像素点的梯度幅值及方向利用一阶偏导有限差分方法进行计算;然后对幅值图像采用非极大值进行抑制;最后使用双阈值进行检测和连接边缘。Canny边缘检测的效果图如图4所示。

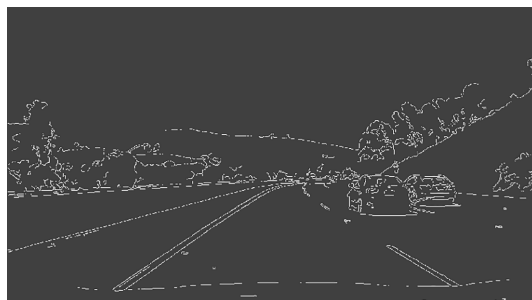


图4 Canny边缘检测效果图

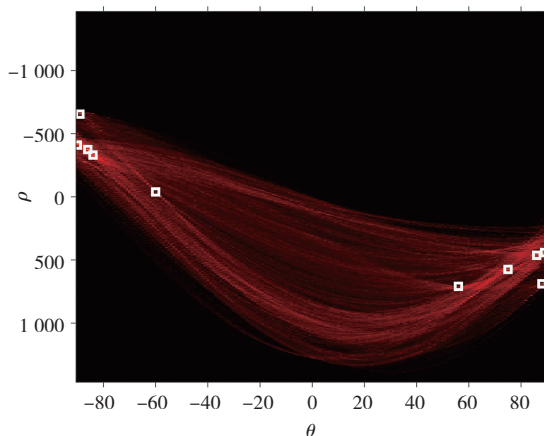
Fig. 4 Canny edge detection renderings

3.3 Hough 变换

Hough 变换主要是一种特征检测^[14],经常用来检测图像中的直线特征。Hough 变换是对两个坐标空间进行变换,将直角坐标系中的直线方程映射到极坐标空间上的一个点,从而形成峰值,将检测直线问题转成统计峰值问题。

在直角坐标系中,对于一条直线的方程定义为 $y=kx+b$ 的形式,其中 k 表示直线斜率, b 表示直线截距。对于过点 $k(x_0, y_0)$ 的直线方程 $y_0=kx_0+b$,将直线方程改变形式成 $b=-kx_0+y_0$,因此就使直角坐标系中的一条直线与参数空间中的一个点对应起来。当参数空间选用直角坐标系时,就会出现在特殊直线方程 $x=c$ (c 是常数),此时直线的斜率无穷大,无法在参数空间中进行表示的问题。因此将参数空间选用极坐标系,对直线做垂线,垂线用极坐标进行表示为 $\rho=x\cos\theta+y\sin\theta$,其中 ρ 表示垂线极径, θ 表示垂线极角。

完成方程从直角坐标系到极坐标系的转换后,接着设计一个数组为 2 维大小的累加器,用于记录极坐标系中交点,对交点参数 ρ 和 θ 满足的单元格进行投票,直至投票结束。最后搜索累加器中极值点,取值极值点的 ρ 和 θ 值,求解直线方程。如图 5 所示。



(a) 选取极坐标空间域中多个峰值



(b) Hough 变换检测出的线段

图 5 图像的 Hough 变换

Fig. 5 Hough transform of images

3.4 消失点位置及 ROI 获取

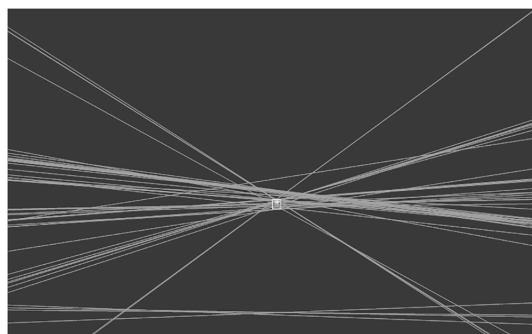
通过 Hough 变换可以检测出分为左侧和右侧的线段集。消失点定义为车道线或者道路边界在远处的交点,因此对检测到的线段进行延展,使之在远处相交,如图 6(a) 所示。

按图像长宽大小创建一个 20×20 像素大小的单元格集,组成满足允许消失点位置误差范围内的网格^[15]。对每个交点进行判断,若交点落在某一单元格内,则将对相应单元格进行+1 操作,直至所有交点判断结束。

最后,选出具有最大投票数的单元格,并求出单元格内的投票交点的平均值,将其作为消失点的近似值,如图 6(b) 所示。利用消失点的位置对图像进行裁剪,得到包含车道线信息的 ROI。如图 6(c) 和图 6(d) 所示。



(a) 延展检测直线



(b) 获取最大投票区域与消失点



(c) 原图



(d) ROI 图像

图 6 消失点预测及 ROI 选取

Fig. 6 Vanishing point prediction and ROI selection

4 车道线检测算法

4.1 车道线颜色特征过滤器

根据道路车道线的颜色特征,道路上的车道线主要由黄色车道和白色车道线两种颜色组成。考虑到图

像是由 R、G、B 3 种通道组成,因此将图像的 3 个通道进行分离,分别对每一种通道设置阈值进行过滤。对图像中的黄色车道线和白色车道线分别设置不同的阈值进行过滤,最后合并两种颜色车道线的二值图像。

对 R、G、B 3 个通道分离后,用三维图进行显示,寻找对于黄色车道线和白色车道线不同的过滤阈值,如图 7 所示。通过对每个通道的三维图像进行观察,选取相应的过滤阈值,对黄色车道线和白色车道线使用不同的阈值对 R、G、B 进行过滤,得到对应的二值图像,如图 8 所示。



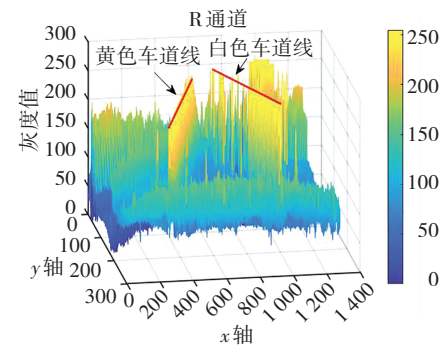
(a) R 通道



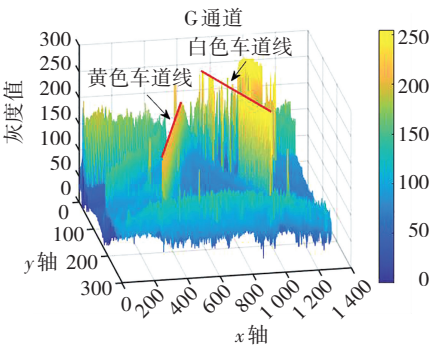
(b) G 通道



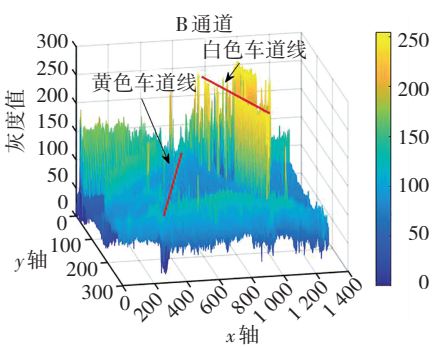
(c) B 通道



(d) R 通道三维图像



(e) G 通道三维图像



(f) B 通道三维图像

图 7 阈值选取

Fig. 7 Threshold selection



(a) 原图



(b) 黄色车道线



(c) 白色车道线

图 8 二值图像

Fig. 8 Binary image

在颜色过滤器获取的黄色车道线和白色车道线二值图像后,对不同颜色的车道线二值图像进行合并。由于过滤器将远处车道线的过滤较为模糊,以及会存在较小的噪声点,因此使用形态学相关算法对二值图像进一步处理。

首先,由于二值图像中会存在干扰物等一些像素

多的连通区域,因此对合并后的二值图像进行腐蚀与膨化操作。对像素特别少的连通区域进行线性腐蚀处理,可以达到滤除噪声的目的;接着,膨胀作为腐蚀的对偶运算,使用线性膨胀操作对腐蚀后的图像进行处理,补充之前连续残缺的车道线,便于后期获取车道线区域的质心。图像处理效果如图 9 所示。



(a) 合并二值图像



(b) 腐蚀操作



(c) 膨化操作

图 9 图像的腐蚀与膨化操作

Fig. 9 Image erosion and puffing operations

4.2 基于消失点选取车道线连通区域

对二值图像中所有的连通区域,计算出每一个连通区域的最小矩阵、区域的质心和区域与 x 轴的角度信息。车道线是图像中在一定角度范围内的线段^[16],设置角度阈值筛选符合车道线角度的连通区域。通常取右车道线的角度范围为 $[20^\circ, 80^\circ]$,左车道线的角度范围为 $[100^\circ, 160^\circ]$ 。

根据图像中车道线在远处具有交点 $P(x_0, y_0)$ (同为消失点)的特性,计算出连通区域最小矩阵对角线的直线方程,求解直线与消失点同一水平位置的坐标点值 $B(x_1, y_1)$ 。设置距离 dis 阈值,对两点之间的距离进行限制,将满足 dis 阈值范围内的连通区域作为车道线区域,如式(3)所示:

$$\begin{cases} |PB| = \sqrt{(x_0 - x_1)^2 + (y_0 - y_1)^2} \\ \text{save} & \text{if}(|PB| < dis) \\ \text{delete} & \text{if}(|PB| > dis) \end{cases} \quad (3)$$

通过车道线角度和消失点位置两重阈值限制,从二值图像中的连通区域中筛选出符合左车道线和右车道线的区域,并将左右车道线区域分别存储在 L_{left} 和 L_{right} 两个变量空间中。

4.3 分割连通区域

由于每一个区域只会存在一个质心,为了解决拟合点过少的情况,对连通区域按行分割。将大面积连通区域分割成小面积的连通区域,再求解出单个小连通区域的质心,增加拟合点的个数,便于拟合正确的车道线。设置分割区域的最小宽度 $split_dis$ 阈值,对连通区域宽度超过 $split_dis$ 阈值的区域进行分割,将分割出来的小面积连通区域再次获取区域质心,如图 10 所示。最后将分割后区域的质心重新映射到原区域,扩展原区域的标识点数量,便于正确拟合车道线。如图 11 所示。

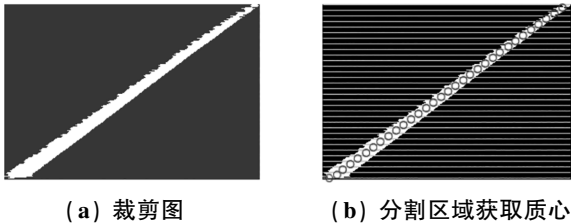
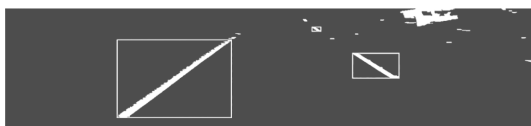
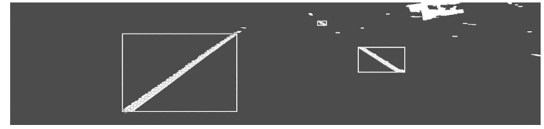


图 10 分割图像

Fig. 10 Split images



(a) 待分割区域



(b) 增加质心后的区域

图 11 处理大面积连通区域

Fig. 11 Handling large connected areas

4.4 添加漏检区域

在车道线角度和消失点约束条件下,筛选出的连通区域仍会出现漏检区域,因此检测漏检的区域,计算其质心数据,增加拟合的数据点,提高拟合车道线的精度。

在车道线为虚线的情况下,图像中远处的车道线区域拍摄模糊,以及物体遮挡造成车道线残缺,都会影响车道线的正确检测。在车道线的二值图像中,远处车道线模糊和车道线残缺的情况呈现为凌乱的小面积区域,产生区域漏检现象。

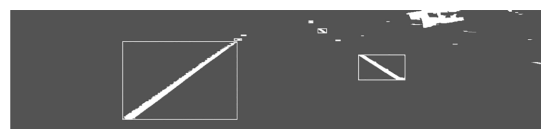
为了解决此问题,利用检测出的正确车道线区域对所有区域进行扫描。首先,对已经存储在 L_{left} 和 L_{right} 空间中数据点进行一项拟合,获得两条直线方程的斜率($k_{\text{left}}, k_{\text{right}}$)与截距($b_{\text{left}}, b_{\text{right}}$)。接着,将每一个区域的质心 $C_i(x_i, y_i)$ 的 x_i 坐标值分别代入左右直线方程,分别求解出 y_{new} 坐标值。最后,对左右直线方程分别求解的 y_{new} ,若符合阈值 T_{add} 的范围内,将该区域的质心数据添加到左右车道线的数据点存储空间中,如式(4)和式(5)所示。初次筛选出的车道线连通区域如图 12(a)所示,添加漏检区域结果如图 12(b)所示。

$$\begin{cases} y_{\text{new}} = k_{\text{left}} \times x_i + b_{\text{left}} \\ L_{\text{left}} + C_i & \text{if}(y_{\text{new}} < T_{\text{add}}) \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} y_{\text{new}} = k_{\text{right}} \times x_i + b_{\text{right}} \\ L_{\text{right}} + C_i & \text{if}(y_{\text{new}} < T_{\text{add}}) \end{cases} \quad (5)$$



(a) 初次筛选区域



(b) 添加漏检区域

图 12 添加漏检的车道线区域

Fig. 12 Adding missed lane marking area

4.5 车道线拟合与数据存储

最小二乘法是进行拟合直线常用的方法,它主要是计算最小化误差的平方和寻找最佳函数对数据点进行匹配。最小二乘法可以快速简单的求得未知的数据,并使得真实数据与求得数据之间的误差的平方和达到最小,因此选用最小二乘法对获取的车道线数据进行拟合成直线。

对于检测出的左右车道线数据点: $(x_1, y_1), (x_2, y_2) \cdots (x_n, y_n)$, 对于 n 个数据点进行直线拟合时, 直线方程的形式为 $y = a_1x + a_0$, 其中 a_1, a_0 为未知变量。如果把点 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \cdots, n$, 分别代入直线方程, 就会得到 $y_i = a_1x_i + a_0$, 对其形式进行变换, 如式(6)所示:

$$y_i = (x_i \quad 1) \begin{pmatrix} a_1 \\ a_0 \end{pmatrix} \quad (6)$$

将左右车道线数据点: $(x_1, y_1), (x_2, y_2) \cdots (x_n, y_n)$ 代入式(6)后的公式进行组合成矩阵的形式, 如式(7)所示:

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_n & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_0 \end{pmatrix} \quad (7)$$

将矩阵 $(y_1 \ y_2 \cdots y_n)^T$ 设为 $Y, \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{pmatrix}^T$ 设为 $X, (a_1 \ a_0)^T$ 设为 A , 则对公式进行变换求解拟合方程参数过程, 如式(8)所示:

$$\begin{aligned} Y &= XA \Rightarrow \\ X^T Y &= X^T X A \Rightarrow \\ (X^T X) - 1 X^T Y &= (X^T X) - 1 X^T X A \Rightarrow \\ A &= (X^T X) - 1 X^T Y \end{aligned} \quad (8)$$

车道线在检测过程中会出现干扰物遮挡、车道线破损和车道线不明显等情况, 这些情况会影响车道线的检测, 造成车道线无法检测问题。为了解决此类问题, 利用相邻两帧图像具有相似性, 车道线偏离较小的特点, 每次对检测到的车道线数据点进行存储, 在车道线绘制之前, 判断上一帧车道线拟合数据和当前帧车道线拟合数据之间的差距。若差距在接受范围内, 则认为当前帧车道线检测准确, 否则认为当前帧车道线检测错误, 使用上一帧车道线检测数据, 确保车道线拟合的准确性。

最后, 利用拟合的车道线数据在图像中绘制车道

线, 辅助车辆进行智能行驶和避险。车道线绘制结果如图13所示。



(a) 二值图像中绘制车道线



(b) 裁剪图像中绘制车道线



(c) 原图像中绘制车道线

图13 车道线绘制

Fig. 13 Lane drawing

5 实验结果与分析

进行车道线检测所使用的系统配置为 Intel(R) Core(TM) i5-10505 CPU @ 3.20 GHz 3.20 GHz。为了测试车道线检测算法的有效性, 选用了西安交通大学数据集和高速公路车载记录视频进行仿真测试, 选用的数据集中存在光照亮度低、车道线被部分遮挡和路面标志干扰等一些常见行车环境。仿真效果如图14所示。从图中可以看出经过算法进行车道线检测可以在相对复杂的行车环境下准确的拟合出车道线, 具有较好的鲁棒性。



(a) 正常光照情况



(b) 光照亮度低



(c) 车道线被部分遮挡



(d) 中间有标识干扰



(e) 夜晚环境



(f) 存在黄色宽车道线

图 14 车道线检测仿真效果

Fig. 14 Simulation effect of lane detection

由表 1 的 ROI 占比得出,使用 ROI 自适应选取方法更能准确的选取包含车道线信息的部分图像,采用预测消失点位置选取 ROI 的方法,比使用固定 ROI 选取比例更加过滤除车道线以上的无关信息部分,以此提高车道线检测的准确率。

表 1 高速公路图像 ROI 占原图像的百分比

Table 1 The percentage of highway image ROI in the original image

算 法	图像 大小	标准 ROI	检测 ROI	检测 ROI	标准 ROI
		区域 大小	区域 大小	占原图像 的百分比 /%	占检测 ROI 的百分比 /%
经典霍夫 算法	1 280×720	1 280×295	1 280×360	50.00	81.94
本文算法	1 280×720	1 280×295	1 280×298	41.38	98.99

此外,针对选用的车道线测试图像,使用经典霍夫车道线检测作为对比实验进行数据分析,表 2 和表 3 为不同算法在同一实验平台下的仿真数据结果。由表 2 和表 3 数据结果可得,与经典霍夫算法相比,检测方法

在平均准确率上具有明显的提高。与经典霍夫算法的检测平均准确率 86.91%相比,算法的车道线检测平均准确率达到 94.14%,平均准确率提升了 7.23%,具有很好的检测效果。算法各个步骤的平均运行时间如表 4 所示,感兴趣区域范围提取阶段的用时只在整体算法最开始阶段消耗,待感兴趣区域确定后,每帧图像处理并不需要再次进入 ROI 提取阶段,对图像进行车道线检测的总时长主要为车道线数据点检测时长和车道线拟合时长之和,因此算法对车道线检测的运行效率能够满足实时性的要求。

表 2 算法仿真数据

Table 2 Simulation data of the algorithm

数据来源	帧 数	车道线检测结果			平均准 确率/%
		正确检测	误检结果	漏检结果	
西安交通大 学数据集	4 207	3 890	284	33	92.46
高速公路 车载视频	1 255	1 252	3	0	99.76
总 共	5 462	5 142	287	33	94.14

表 3 经典霍夫算法仿真数据

Table 3 Classic Hough algorithm simulation data

数据来源	帧 数	车道线检测结果			平均准 确率/%
		正确检测	误检结果	漏检结果	
西安交通大 学数据集	4 207	3 690	480	37	87.71
高速公路 车载视频	1 255	1 057	197	1	84.22
总 共	5 462	4 757	677	38	86.91

表 4 算法各步骤平均运行时间

Table 4 The average running time of each step of the algorithm

算法步骤	平均运行时间/ms
感兴趣区域范围提取阶段	570.7
车道线数据点检测阶段	232.1
车道线拟合阶段	34.2
车道线检测算法	330.3

6 结 论

选用颜色过滤器直接将图像处理成二值图像,完成车道线和路沿的区分,并利用车道线消失点和角度特征进行约束,获取多场景中车道线区域的质心数据,

实现对不同场景图像中车道线的拟合。实验结果表明:在西安交通大学数据集和高速公路车载视频的仿真测试实验中,车道线检测平均准确率达到 94.14%,相比于经典霍夫算法平均准确率提升 7.23%,并且可在复杂场景中准确检测车道线。检测算法具有一定的鲁棒性和实时性,在之后的工作中,将进一步研究选用合适的模型对弯曲车道线进行标识,继续提高算法应用场景的复杂度。

参考文献(References):

- [1] PARK S K, KIM B S, JEONG S H, et al. Lane estimation using lateral histogram in radar based ACC system [C]//European Radar Conference, 2014.
- [2] BENGLER K, DIETMAYER K, FARBER B, et al. Three decades of driver assistance systems: review and future perspectives [J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2014, 6(4): 6—22.
- [3] CHAO M, MEI X. A method for lane detection based on color clustering [C]//Third International Conference on Knowledge Discovery Data Mining, 2010.
- [4] 武历颖, 余强. 一种快速准确非结构化道路检测方法研究 [J]. 计算机仿真, 2016, 33(9): 174—178.
WU Li-ying, YU Qiang. A fast and accurate detection method of unstructured road [J]. Computer Simulation, 2016, 33(9): 174—178.
- [5] DINAKARAN K, STEPHEN A S, KABILESH S K, et al. Advanced lane detection technique for structural highway based on computer vision algorithm [J]. Materials Today: Proceedings, 2021, 45(2): 2073—2081.
- [6] LEE C, MOON J H. Robust lane detection and tracking for real-time applications [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(12): 4043—4048.
- [7] ZHAO K, MEUTER M, NUNN C, et al. A novel multi-lane detection and tracking system [C]//Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2012.
- [8] WANG Y, TEOH E K, SHEN D. Lane detection and tracking using B-snake [J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(4): 269—280.
- [9] 王杰, 陈黎卿, 黄莉莉, 等. 基于 Retinex 的弱光条件下车道线识别方法 [J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(2): 451—456.
WANG Jie, CHEN Li-qing, HUANG Li-li, et al. Lane recognition method in weak light condition based on Retinex [J]. Computer & Digital Engineering, 2019, 47(2): 451—456.
- [10] 孙建波, 张叶, 常旭岭. 基于改进 Mask R-CNN+LaneNet 的车载图像车辆压线检测 [J]. 光学精密工程, 2022, 30(7): 854—868.
SUN Jian-bo, ZHANG Ye, CHANG Xu-ling. Vehicle pressure line detection based on improved mask R-CNN + LaneNet [J]. Optics and Precision Engineering, 2022, 30(7): 854—868.
- [11] SATTI S K, DEVI K S, DHAR P, et al. A machine learning approach for detecting and tracking road boundary lanes [J]. ICT Express, 2021, 7(1): 99—103.
- [12] SUN T Y, HUANG W C. Embedded vehicle lane-marking tracking system [C]//IEEE International Symposium on Consumer Electronics, 2009.
- [13] 赵芳, 周旺辉, 陈岳涛, 等. 改进的 Canny 算子在裂缝检测中的应用 [J]. 电子测量技术, 2018, 41(20): 107—111.
ZHAO Fang, ZHOU Wang-hui, CHEN Yue-tao, et al. Application of improved canny operator in crack detection [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(20): 107—111.
- [14] DUDA R O, HART P E. Use of the Hough transform to detect lines and curves in pictures. [J]. Communications of the ACM, 1972, 15(1): 11—15.
- [15] JIAO X, YANG D, JIANG K, et al. Real-time lane detection and tracking for autonomous vehicle applications [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part D Journal of Automobile Engineering, 2019, 233(9): 2301—2311.
- [16] ANDRADE D C, BUENO F, FRANCO F R, et al. A novel strategy for road lane detection and tracking based on a vehicle's forward monocular camera [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(4): 1497—1507.

责任编辑:田 静