

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107880

基于树莓派嵌入式平台的车道线检测算法*

宋宝玉 王波涛

(北京工业大学 信息学部 北京 100124)

摘要: 本文设计了一种基于树莓派嵌入式平台的多道路场景车道线检测算法。在图像预处理阶段,设计了一种车道线的自适应二值化提取算法,通过将待测像素点与其所在菱形空间的顶点进行比较,完整地提取了二值化后的车道线信息;同时与最大类间方差法(OTSU)结合,以图像融合的方式有效滤除了干扰信息。在车道线拟合阶段,对概率霍夫变换进行了斜率约束与限定距离的改进,进行二次滤除干扰信息后准确计算出车道线边缘点。最后使用最小二乘法拟合出车道线。测试结果表明,算法抗干扰能力较强,对多种道路场景的检测准确率可达90.24%,并且在树莓派平台上运行速度为25 fps,满足实时的要求。

关键词: 树莓派;图像二值化;干扰滤除;最小二乘法;车道线拟合

中图分类号: TP368.2;TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Lane line detection algorithm based on Raspberry Pi embedded platform

Song Baoyu Wang Botao

(Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: This paper designs a lane line detection algorithm for multi-road scenes based on Raspberry Pi embedded platform in the image preprocessing stage. In the image preprocessing stage, an adaptive binarization extraction algorithm for lane lines is designed. By comparing the pixels to be measured with the vertices of the diamond space where they are located, the binarized lane line information is completely extracted. At the same time, combined with the method of maximum classes error (OTSU), the interference information is effectively filtered out by means of image fusion. In the lane line fitting stage, the slope constraint and distance limitation of the progressive probabilistic Hough transform are improved, and the edge points of the lane line are accurately calculated after further filtering out interference information. Finally, the least squares method is used to fit the lane line. The test results show that the algorithm has a stronger anti-interference ability, and the detection accuracy of multiple road scenes can reach 90.24%. And the running speed on the Raspberry Pi platform is 25 fps, which meets the real-time requirements.

Keywords: Raspberry Pi; binarization; interference filtering; least square method; lane line fitting

0 引言

虽然汽车给人们的出行带来了便利,但随着汽车保有量的增加,交通事故的发生率却只增不减。其中,大部分交通事故都与车道偏离有关。在此背景下,车道偏离预警系统(lane departure warning system, LDWS),作为智能交通系统^[1]中不可或缺的一部分,越来越受到学者们的关注;而车道线检测作为车道偏离预警系统中最基础也是最重要的一部分,则成为重中之重。

当前传统车道线检测方法大致分为基于特征和基于模型的方法^[2],前者是利用道路图像中车道线的梯度信息或

者颜色信息来提取车道线信息^[4],后者则通过使用不同的数学模型对车道线轨迹进行拟合^[1]。Wang等^[5]通过使用逆透视变换将车道线与路面背景的差异用K-means算法进行聚类,有效减少了路面其他信息的干扰。文献[6]同样使用逆透视变换来提取车道线信息,同时使用梯度增强增加了车道线与道路的对比特度,虽然提高了检测准确率,但实时性方面不够理想。文献[7]针对复杂道路多发生误检的现象,通过多阈值过滤方法提取二值图像,并通过逆透视变换与滑动窗口方法拟合车道线。文献[8]则对Hough变换与最小二乘法做了改进,并通过Kalman滤波进行车道线跟踪,提高了检测精度。

收稿日期:2021-09-15

* 基金项目:国家自然科学基金(1L001790201501)项目资助

和基于特征的检测算法相比,基于模型的检测算法则更注重在车道线拟合方面。文献[9]使用分段直线模型来拟合弯道,对小曲率弯道有很好的适用性。文献[10]使用了梯度方向特征和车道边界投影模型,通过具有先验知识的最大后验估计(maximum a posteriori, MAP)进行车道线检测,提高了车辆在弯曲车道线的检测精度。此类方法中,直线拟合最为常见,曲线拟合则较为困难。

除却传统方法外,基于学习的方法也迅速发展起来。如使用 DNN^[11]、GAN^[12]、RNN^[13]等深度学习的方法进行车道线检测,此外还有 3D-LaneNet^[14]、UPSNet^[15]等优秀的分割网络也应用到车道线检测当中。基于学习的车道线检测方法有较高的准确率,但因为其操作较复杂,所训练的平台体积较大并且成本较高,被广泛应用到车辆中的难度较大。

树莓派作为一种小型嵌入式计算机,具备图像处理的能力,而且其成本较低,体积较小,非常适合架设到车辆当中;但是和计算机相比,树莓派很难使用深度学习。原因在于树莓派 GPU 运算性能过低并且浮点精度也与前者差别较大,这使得训练好的深度学习模型在树莓派上应用时平均帧率极低(约 0.5 fps)并且精度也有所下降。本文是在传统算法的基础上,设计了一种适用于树莓派嵌入式平台的车道线检测算法,该算法具有较高的抗干扰能力,能够适用于多种道路场景,处理速度快且准确率高。

1 算法流程与介绍

本文算法主要分两部分,第 1 部分为图像预处理,第 2 部分为车道线拟合。本文算法具体流程如图 1 所示。

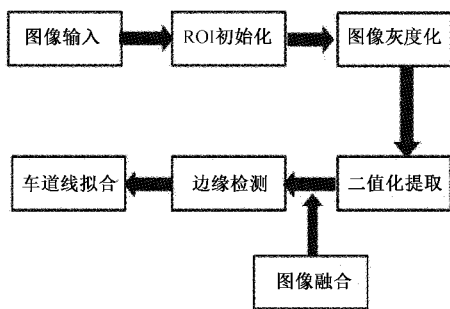


图 1 算法流程

在图像预处理阶段,需要确定输入图像的重要信息的位置来减少不必要的计算,即初始化感兴趣区域(region of interest, ROI),初始化完成之后需要将 ROI 区域进行灰度化处理。本文算法是在灰度图像的基础上进行的。车道线信息的二值化提取是本阶段最重要的步骤,也是进行第 2 阶段的基础。图形融合的目的是为了滤除干扰。第 2 阶段为车道线拟合阶段,主要包括边缘检测与最小二乘法拟合。边缘检测目的是检测出车道线边缘信息,然后通过霍夫变换信息确定车道线边缘点,此时车道线边缘点正是最小二乘法拟合车道线时所需要的。

2 图像预处理

2.1 ROI 初始化

道路图像主要通过单目摄像头进行获取。由于摄像头在车辆上的安装位置相对固定,其采集到的道路图像中大部分车道线都集中在图片的下方。同时因为倾角关系,摄像头也不可避免的会将测试车辆的部分头部信息采集到图片中。因此对图像进行感兴趣区域的划分不仅能够减少不必要的计算,同时直接有效地去除了大量干扰信息,具有重要意义。图 2 所示为 ROI 划分示意图,后续计算只在感兴趣区域内进行。

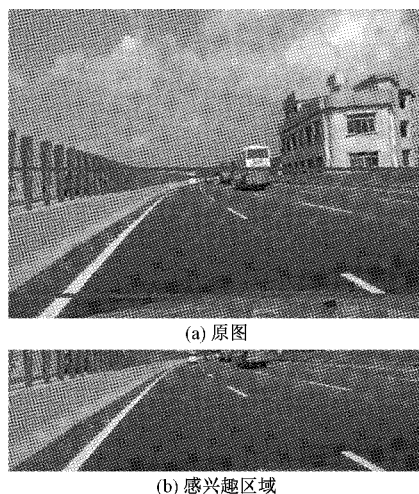


图 2 ROI 区域划分

2.2 图像灰度化改进

从单目摄像头采集到的彩色图像一般包含了 3 个通道的信息,即红色(R)、绿色(G)和蓝色(B)3 个通道,每个通道中数值皆在 0~255 之间。图像灰度化的过程即把彩色图像 3 个通道转化为单通道的过程。图像灰度化常用的方法有最大值法、分量法与加权平均法 3 种,分量法是使用 RGB 三个分量中的某一个分量作为该点的灰度值,最大值法与分量法相似,只是选取了 3 个分量中最大的一个分量最为该点的灰度值。其中加权平均法模拟了人眼对各颜色敏感性不同的特性,对三通道的数值分配了不同的权重,是目前使用最广泛的灰度化方法。

由先验知识可知,车道线以白色为主,橙黄色为辅,虽然使用加权平均法可以较好的保留白色车道线的特征,但对于黄色车道线的特征却不能很好地保留,尤其在道路背景较浅并且车道线为黄色时,灰度化后车道线特征非常不明显。具体如图 3(a)所示。

为凸显黄色车道灰度化后的特征,本文调整了加权平均法中各个通道的权重,具体如式(1)所示。

$$\text{Gray} = 0 \times B + 0.3 \times G + 0.7 \times R \quad (1)$$

式中:蓝色通道置为 0,绿色通道为 0.3,红色通道为 0.7。原因在于橙、黄色在三通道中的权重中蓝色即为 0,同时红

色通道与绿色通道权重比值约为 7 : 3。使用式(1)灰度化后效果如图 3(c)所示。可以发现,使用本文方法对彩色图像进行灰度化后车道线特征比使用加权平均法进行灰度化后的车道线特征有了明显地改善。

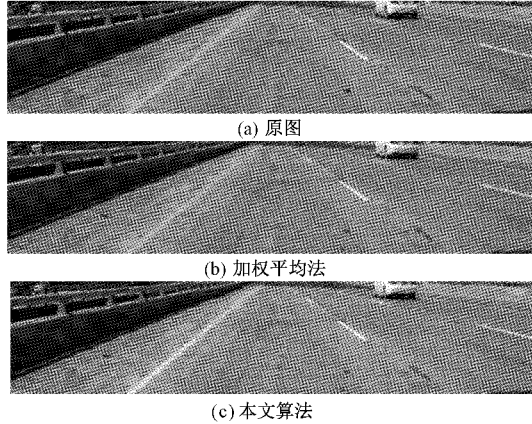


图 3 图像灰度化

2.3 自适应二值化提取算法

二值图像的获取是本文车道线检测算法的基础,更是重点。二值图像中车道线信息是否完整以及周围干扰信息的滤除是否有效直接影响了车道线检测的结果。经统计,车道线在图像中的存在形式是图像底部较宽,图像顶部较窄,左右车道线由下至上同时向图像中心倾斜,并且倾角相对固定,左车道线角度范围在 20°~60°之间,右车道线在 120°~170°之间。受到文献[16]与 Vibe 算法的启发,并针对车道线与道路背景像素差值较大的特性,本文设计了一种针对于分割车道线的像素级自适应二值化提取算法,通过一个菱形窗口进行滑动,并比较窗口中心像素点与其周围菱形空间顶点像素值的差值大小来判别该点。

为进一步减少干扰,本文首先在选定 ROI 区域中进一步分割出了两个区域,如图 4 所示。区域 1 的目的是为尽量减少树木,临近车道车辆,道路路标等影响,区域 2 则考虑到行驶车辆在进行变道过程中车道线会转移到图片左下

$$P(x,y) = \begin{cases} 255, & l > 0 \& \& r > 0 \& \& ! (u > 0 \& \& d > 0 \& \& D_{row} > thresholdTop) \& \& D_{col} > thresholdLow \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

本文预设了 3 个定值: xl 、 nl 、 hl 分别用来代表车道线的最大宽度、最小宽度和最小高度。车道线最大宽度本文设置为图片宽度的 θ 倍,最小宽度设为最大宽度的 1/4。式(3)中 $P(x,y)$ 代表图片中在 (x,y) 位置的像素值; l 、 r 、 u 、 d 分别代表当前像素点与菱形窗口左右上下 4 个顶点的差值。式(4)中 lr 代表菱形窗口在图片滑动过程中,每一行像素中车道线的宽度, lr 并不是定值,而是从图片由下到上遍历的过程中按线性递减,其递减程度由 R_{rows} 、 hl 、 nl 、 xl 决定,这样可以减少一小部分计算量,其中 R_{rows} 代表图 4 中区域 1 与区域 2 高度之和。 D_{row} 、 D_{col} 分别代表

侧或右下侧,因此预留了原图像高度的 1/5 区域来保证车道线不被误裁。图 4 中菱形窗口中心点即为待测像素点,菱形窗口的 4 个顶点则是需要与待测点进行比较的像素点。

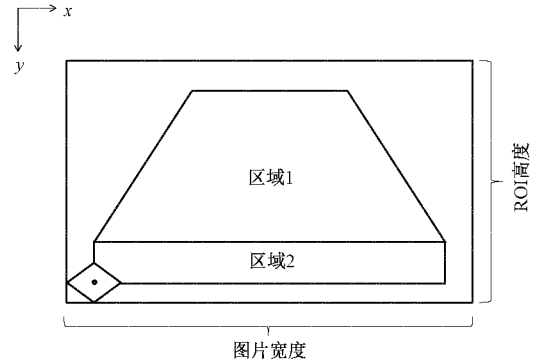


图 4 本文二值化示意图

其次通过对区域 2 与区域 1 中所有像素点依次进行从下到上,从左及右的遍历与判别,实现二值图像的获取。

本文设计的自适应二值化提取算法主要公式如下:

$$xl = \theta L_{cols}$$

$$nl = xl/4 \tag{2}$$

$$hl = nl/2$$

$$l = P(x,y) - P(x,y - lr)$$

$$r = P(x,y) - P(x,y + lr) \tag{3}$$

$$u = P(x,y) - P(x - hl,y)$$

$$d = P(x,y) - P(x + hl,y)$$

$$lr = xl - (R_{rows} - hl - i) \times \frac{(xl - nl)}{(R_{rows} - 2hl)} \tag{4}$$

$$D_{row} = \frac{(l + r)}{2} \tag{5}$$

$$D_{col} = \frac{(u + d)}{2}$$

$$thresholdLow = P(x,y) \times 0.4$$

$$thresholdTop = P(x,y) \times 0.6 \tag{6}$$

$$\text{其他} \tag{7}$$

当前像素点分别于左右和上下的差值的均值,当 $P(x,y)$ 满足式(7)的条件时判定该点为车道线的点。

图 5 所示为本文二值化提取算法的结果。其中图 5(a)列分别为白天、阴天、雨天、夜间与隧道内的原图,图 5(b)则为与之对应的二值结果。由结果图可知,本文的自适应二值化提取算法在多种道路场景中都能够完整地保留二值化后的车道线信息,达到了预期的效果。

2.4 二值图像融合

本文算法在多种道路场景中都能够有效地保留车道线信息的同时,也不可避免地误留了一些非车道线信息,

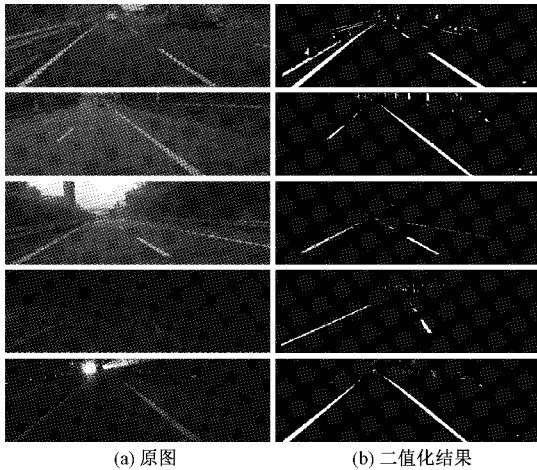


图 5 原图与二值化对比

这在图 6(a)中可以体现。为了消除非车道线信息的影响, 本文将使用最大类间方差法 (OTSU 算法)^[17] 计算所得的二值化图像与本文二值化算法计算所得的二值化图进行融合处理。相比于本文算法的局部分割, 类间差分算法作为一种全局阈值分割算法, 是求图像全局阈值的最佳方法, 能够对本文算法进行校验。图像融合的规则如下: 只有在两幅图像相同像素点的值均为 1 时, 融合后图像在该像素点的值置为 1。由图 6(b)可知, 融合之后的二值图像较好地消除了非车道线信息的影响, 这也为后来的车道线拟合过程奠定了基础。

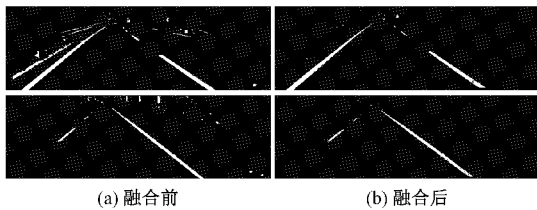


图 6 融合前后的二值对比图

3 拟合车道线

3.1 边缘检测

通过二值图像融合的方式, 已经滤除了大部分的非车道线信息, 又考虑到实时性问题, 本文决定采用快速简单的 Sobel 算子来进行边缘检测。Sobel 作为一种一阶离散型差分算子, 计算简单, 处理速度较快^[18], 完全满足于本文的边缘检测任务。式(8)和(9)分别能够检测水平边缘和垂直边缘, 式(10)和(11)则可以求得各像素点的梯度幅值及梯度方向。通过 Sobel 算子计算所得的边缘图像, 如图 7(b)所示, 同时本文也与传统 Canny 边缘检测算法进行了实验对比。对比结果如图 7 所示。

$$G_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \times b \quad (8)$$

$$G_y = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} \times b \quad (9)$$

$$G(i, j) = \sqrt{G_x(i, j)^2 + G_y(i, j)^2} \quad (10)$$

$$\theta(i, j) = \arctan\left(\frac{G_y(i, j)}{G_x(i, j)}\right) \quad (11)$$

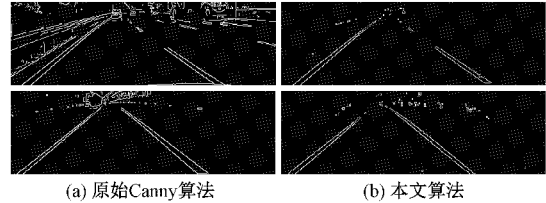


图 7 边缘检测结果对比

传统的 Canny 边缘检测算法虽然也能较完整地获得车道线的信息, 但同时也附带了较多的干扰信息。相比之下本文算法不仅能完整地保留车道线边缘信息, 还能有效地滤除干扰信息。

3.2 基于最小二乘法的车道线拟合

在进行车道线拟合前, 首先需要获取可能连成直线的点。霍夫变换虽然能够稳定提取出所需点, 但是其实时性和抗干扰能力较差。对此使用概率霍夫变换 (progressive probabilistic hough transform, PPHT) 代替传统霍夫变换来提高速度, 并通过斜率约束与距离限定的方式实现对非车道线信息的二次过滤, 从而快速且准确地挑选出车道线边缘点。

式(12)与(13)分别为斜率约束与距离限定的相关公式。其中, X_{start} 、 Y_{start} 、 X_{final} 、 Y_{final} 分别代表待判别为直线的所有像素点中的起始与中止像素点的横纵坐标值; L_{rows} 代表图片宽度。

$$k = \text{abs}\left(\frac{Y_{final} - Y_{start}}{X_{final} - X_{start}}\right) > 0.4 \quad (12)$$

$$P(x, y) = \begin{cases} 255, & \text{abs}(x_i - L_{rows}/2) < \frac{\sum_{i=1}^n \text{abs}(x_i - L_{rows}/2)}{n} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

虽然在图像二值化的过程中已经对车道线外的干扰信息进行过滤, 但难免会存在与车道线斜率相似且灰度值相似的干扰信息, 限定距离可以很好的将这一部分干扰信息过滤。式(13)主要是求得各点到图片中心距离的均值, 然后将各点到图像中心距离与所求均值进行比较, 仅将小于所求均值的点保留。式(12)则主要消除横向或者倾角过小的干扰信息的影响。图 8 为效果图, 可以看出无论有无干扰, 通过本文算法所求出的点都集中在车道线的两侧, 这其实是变相消除了最小二乘法对噪声敏感的隐患。

边缘检测结束后需要将车道线进行拟合, 最小二乘法 (least squares) 是较为常用的直线拟合方法之一^[19], 其基

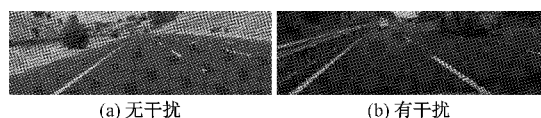


图 8 概率霍夫变换结果

本原理是求得函数 $f(x) = ax + b$ 使得图片中各个离散点到该函数所表示直线的距离的平方和最小。具体公式如下:

$$Q = \sum_{i=1}^n (a_i x + b - y_i)^2 \quad (14)$$

化简可得:

$$a = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (15)$$

式中: a 与 b 为需要求解的系数, (x_i, y_i) 代表各个离散的点, \bar{x}, \bar{y} 分别代表各个离散点纵横坐标的均值。图 9 所示为本文中最小二乘法拟合的示意图, 因为图片中待拟合的离散点均分布在所要检测的车道线边缘处, 并无太多杂乱的点, 故最小二乘法基本没受到噪声影响, 可以准确拟合出车道线。

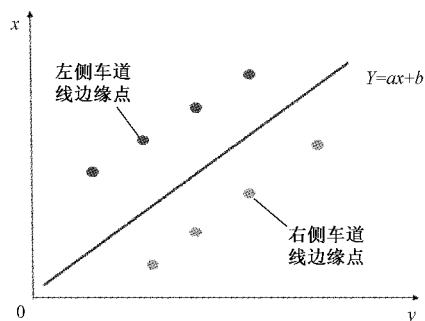


图 9 本文最小二乘法拟合的示意图

4 实验结果和分析

本文挑选了晴天、阴天、雨天、夜间和隧道内 5 种场景的视频数据进行测试, 测试数据分辨率为 640×480 , 总测试图片数量约为 15 000 张, 测试所用硬件设备为树莓派 4b, 配置为 ARM Cortex-A72 1.5 GHz (四核), 4 GB 内存, 系统为 Ubuntu Server 20.04。最终测试结果如图 10 所示。

图 10 中(a)~(e)为本文算法在不同道路场景中的实验结果, (f)~(l)则是本文算法在存在各种类型干扰信息的道路场景中的实验结果。实验结果表明本文算法能够适应多种道路场景, 并且抗干扰能力较好。同时本文算法与基于特征的 Hough 算法和文献[7]的算法以及与基于模型的文献[9]与文献[10]所代表的算法进行了实验对比, 结果如表 1 所示。

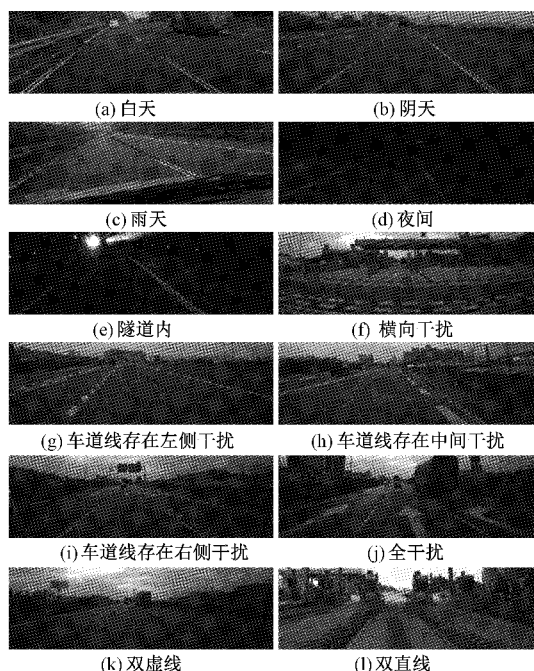


图 10 不同场景下车道线测试结果

表 1 算法对比结果

算法	准确率/%	帧数/fps
Hough	85.67	10
文献[7]	87.50	13
文献[9]	86.45	10
文献[10]	93.36	8
本文算法	90.24	25

表 1 即为不同算法在同一树莓派平台对相同数据检测的性能对比结果。由表 1 可得, 和基于特征的 Hough 算法、文献[7]方法相比, 本文算法在检测准确率方面有所提升, 运行速度上提升幅度较大。文献[7]虽然和 Hough 算法相比各方面都有了比较好的改善, 但在树莓派平台上依然很难满足实时的要求。在基于模型的算法中, 文献[9-10]对弯曲车道线的拟合比较好, 但计算量较大, 运行速度缓慢, 文献[10]虽然有较高的精度, 但完全无法满足实时性, 而本文算法虽然在检测精度上稍逊于前者, 但在运行速度上远超前者。

综上所述, 本文算法不仅能够适应多种道路场景, 而且在抗干扰方面表现良好, 并且在树莓派平台上还能够保持较快的处理速度, 满足实时性的要求。

5 结 论

本文在低成本、体积小的树莓派平台的基础上, 设计了一种多道路场景的车道线检测算法。与现有方法相比, 本文提出的自适应的二值化提取算法能够在多种道路场景下完整地保留二值化的车道线信息; 在抗干扰性方面,

本文通过图像融合的方法过滤掉了大部分干扰信息,并且在进行概率霍夫变换的计算过程中通过约束斜率与限定距离的方式进行了二次过滤,提升了算法抗干扰能力。结果表明,本文算法在多种道路场景下检测准确率为90.24%,在树莓派上运行帧数为25 fps,满足实时性的要求,具有一定的理论与应用价值。

参考文献

- [1] 杨博文. 智能交通系统的研究现状及发展趋势分析[J]. 中国设备工程, 2019(2):121-122.
- [2] 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.
- [3] 许小伟,熊豪,陈乾坤,等. 一种融合分割和消失点提取的车道线检测方法[J]. 河南科技大学学报(自然科学版), 2022,43(1):32-37,45,6.
- [4] 吴一仝,刘莉. 基于视觉的车道线检测方法研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12):95-112.
- [5] WANG J, MEI T, KONG B, et al. An approach of lane detection based on inverse perspective mapping[C]. 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems(ITSC), 2014: 35-38.
- [6] 王超,王欢,赵春霞,等. 基于梯度增强和逆透视验证的车道线检测[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2014(9): 1156-1163.
- [7] 姚洪涛,张海洋,郭智慧. 复杂道路条件下的车道线检测算法[J]. 计算机应用, 2020,40(S2):166-172.
- [8] 姜立标,李静轩. 基于改进 Hough 变换与双点去除 R-最小二乘法的车道线检测优化算法[J]. 科学技术与工程, 2020,20(5):2070-2076.
- [9] 王珂娜,初雪梅,张维刚,等. 一种弯道标志线启发式分段搜索算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2013,27(8): 689-695.
- [10] CHEN Y, HE M, ZHANG Y. Robust lane detection based on gradient direction[C]. Proceedings of the 6th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, 2011:1547-1552.
- [11] HUVAL B, WANG T, ANDON S, et al. An empirical evaluation of deep learning on highway driving[J]. Robotics, 2015, ArXiv:1504.01716.
- [12] 颜贝,张建林. 基于生成对抗网络的图像翻译现状研究[J]. 国外电子测量技术, 2019,38(6):130-134.
- [13] LI J, XUE M, PROKHOROV D. Deep neural network for structural prediction and lane detection in traffic scene[J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems, 2017,28(3):690-703.
- [14] GARNETT N, COHEN R, PE'ER T. et al. 3D-LaneNet: End-to-end 3D multiple lane detection[C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019:2921-2930.
- [15] XIONG Y W, LIAO R J, ZHAO H S, et al. UPSNet: A unified panoptic segmentation network [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 8810-8818.
- [16] HUANG J J, LIANG H W, WANG, Z L, et al. Lane marking detection based on adaptive threshold segmentation and road classification[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2014:291-296.
- [17] ZHANG P, KONG L C. Wheel defect segmentation based on improved Otsu method[C]. Proceedings of the IEEE 3rd International Conference on Signal and Image Processing(ICSIP), 2018:231-235.
- [18] 刘源,夏春蕾. 一种基于 Sobel 算子的带钢表面缺陷图像边缘检测算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(3): 138-143.
- [19] 郑帅帅,王刚. 基于滑动窗口与多帧平均的车道检测算法[J]. 计算机应用与软件, 2020,37(12):145-149,157.

作者简介

宋宝玉, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: 920314075@qq.com

王波涛(通信作者), 博士后, 副教授, 硕导, 主要研究方向为图像信息处理。

E-mail: wangbt@bjut.edu.cn