文章编号:1007-757X(2023)03-0177-05

基于 OpenCV 的车道线检测与识别

赵峰

(东北石油大学, 计算机与信息技术学院, 黑龙江, 大庆 163000)

摘 要: 精准快速的车道线检测算法对自动驾驶有着至关重要的作用,提出一种基于 OpenCV 检测车道线。相机矫正对图像去畸变,通过 HLS 颜色空间的 L 通道提取白色车道线,利用 OpenCV 库的 inRange 函数设置高低阈值数组提取 HLS 空间道路图像的黄色车道线,合并黄白车道线图像;通过优化后的 Canny 算法检测车道线边缘两种方法结结合起来完成车道线检测。根据像素直方图动态选择滑动窗口方法检测车道线通过二次多项式进行车道线拟合。

关键词:车道线识别;车道线拟合;Canny边缘检测;OpenCV

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A

Detection and Recognition of Lane Lines Based on OpenCV

ZHAO Feng

(College of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing 163000, China)

Abstract: Accurate and fast lane line detection algorithm plays an important role in autonomous driving. A lane line detection algorithm based on OpenCV is proposed. The image is dedistorted by camera correction, the white lane lines are extracted through the L channel of HLS color space, and the yellow lane lines are extracted from the road images of HLS space by using the Inrange function of OpenCV library to set the high and low threshold array, and the yellow and white lane lines are combined. The optimized Canny algorithm is used to detect the edge of lane lines. The two methods are combined to complete lane line detection. According to the pixel histogram, the sliding window method is dynamically selected to detect the lane lines and the lane lines aaare fitted by quadratic polynomial.

Key words: lane identification; lane line fitting; Canny edge detection; OpenCV

0 引言

当今科技发展迅速,国民经济收入大大提高,车辆的普及也带来了一系列交通问题。如今世界也已经进入了人工智能时代,研发出一套安全可行的无人驾驶系统势在必行,人工智能无人驾驶领域已经是全世界的焦点[1]。快速、准确的车道线检测算法是实现无人驾驶的保障。夏建刚等[2]对传统的霍夫变换车道线检测进行改进,提出直线用霍夫变换检测,对于曲线的检测将多段直线近似认为成曲线进进行改动,对于曲线的检测将多段直线近似认为成曲线进行改动。胡忠闯等[3]从车道线颜色入手,由于车道线颜色为贯上,由于车道线颜色为时,接着利用 Hough变换检测,这种算法对于车道线信息的提取没有边缘检测好,易造成提取的车道线信息不全。刘媛等[4]将高斯模型与抛物线模型混合对车道线进行检测虽然对有光线暗、阴影的情况有所提高但这种算法只适合结构化道路。本文提出车节级,结果显示本算法可以简便快速的检测出车道线。

1 车道线检测识别基本流程

相机成像畸变是不可避免的,畸变会导致原图像失真,所以检测之前先对图像进行去畸变,接着对图像进行灰度

化、中值滤波平滑等图像预处理操作,然后通过 2 种方法对车道线信息进行提取:① 提取黄白色车道线并合并得到车道线信息;② 通过优化后 OpenCV 的 Canny 算法提取车道线信息[5]。用 2 种方式提取车道线信息是为了后面的车道线检测,检测车道线时通过第一种方法得到的车道线信息来确定滑动窗口的位置,然后滑动窗口检测第二种方法提取到车道线信息的图像。为了更好的检测车道线,需要将提取到车道线的图像转换为鸟瞰图,最后根据灰度直方图像素点滑动窗口检测二次多项式拟合车道线,最后将处理的结果反投影给原图像,具体流程图如图 1 所示。

2 图像去畸变

相机拍出来的所有图像都会发生畸变,透镜制造的再好也只能是降低畸变程度,更何况造成图像畸变的因素诸多。只要图像发生畸变图像就会失真,所以图像去畸变是必须做的^[6]。在做相机矫正之前要先对相机成像有所了解,相机成像的实质就是世界坐标系、摄像机坐标系、图像物理坐标系、图像像素坐标系之间的变换,畸变按照原理可以分为切向畸变和径向畸变^[7]。

作者简介:赵峰(1994一),男,硕士,研究方向为图像处理。

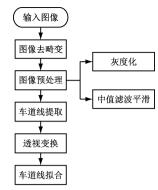


图 1 车道线检测识别流程图

 $\lceil k_i p_i
ceil$ 为畸变系数。要注意一点,一般情况下只考虑这四个 畸变系数就可以了,但实际上畸变系数是很多的。

校正畸变主要是找到图像畸变前后点的对应关系,假设 图像未畸变前(无畸变发生的理想情况)的各个像素点坐标 能通过下面的公式得到:

$$\begin{cases} x' = X_{c}/Z_{c} \\ y' = Y_{c}/Z_{c} \end{cases}$$
 (2)

$$\begin{cases} u = f_x \cdot x' + c_x \\ v = f_y \cdot y' + c_y \end{cases}$$
 (3)

$$\begin{bmatrix} x'' \\ y'' \end{bmatrix} = (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} + \\
\begin{bmatrix} 2p_1 x' y' + p_2 (r^2 + 2x'^2) \\ 2p_1 (r^2 + 2y'^2) + 2p_2 x' y' \end{bmatrix}$$
(4)

其中, $(r^2 = x'^2 + y'^2)$ 畸变后的像素点坐标为

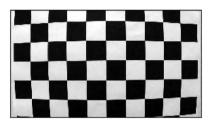
$$u_d = f_x \cdot x'' + c_x$$

$$v_d = f_y \cdot y'' + c_y$$
(5)

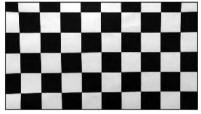
畸变校正就是将畸变后的位置的像素值赋给原位置。

$$f(u,v) = f(h(u,v)) = f(u_d,v_d)$$

本文相机校正利用 OpenCV 库中的 cv2. calibrateCamera、cv2. findChessboardCorners 函数实现,结果如图 2 所示。



(a) 原图像



(b) 去畸变后图像

图 2 原图像(左)去畸变后图像(右)

3 车道线信息提取

本文用了2种方法来提取车道线信息,第一种将去畸变 后的图像转为 HLS 图像,通过 L 通道来提取白色车道线,提 取时低阀值设为 200,高阀值为 255。黄色车道线信息利用

OpenCV 库的 inRange 函数设置低阈值数组为 lower[18, 100,35],高阈值数组为 upper[30,255,255]来提取,将提取 到的黄、白车道线通过 OpenCV 的 bitwise_or 函数进行合 并,具体实验检测结果如图3所示。



(a) 直道原道路图像



(b) 弯道原道路图像



(c) 直道提取结果图



(d) 弯道提取结果图

图 3 基于颜色特征提取车道线结果图

第二种通过优化后的 OpenCV 的 Canny 算法提取车道线信息,本文 Canny 算法的不同之处在于选用双边滤波代替以往的高斯滤波[8-9]。进行边缘检测前先对原图像进行灰度

化、中值滤波平滑等预处理操作[0-11],以图 3 中的 a、b 原图 像为例,预处理后的效果如图 4 所示。



(a)直道预处理后图像



(b) 弯道预处理后图像

图 4 预处理后的道路图像 对预处理后的道路图像进行边缘检测操作,实验结果如 图 5 所示。



(a) 直道边缘检测后图像



(b) 弯道边缘检测后图像

图 5 边缘检测结果图

为了更方便的对车道线信息进行检测,我们将上述 2 种方法处理后的图像分别转为鸟瞰图,转换鸟瞰图首先需要获取透视变换参数矩阵,然后根据透视变换矩阵完成透视变换

效果如图 6、图 7 左侧为第一种基于颜色的方法提取车道线后转为鸟瞰图的图像,右为优化后的 Canny 算法检测后转为鸟瞰图的图像。



(a) 基于颜色提取的鸟瞰图



(b) 边缘提取的鸟瞰图

图 6 直道道路图像鸟瞰图



(a) 基于颜色提取的鸟瞰图



(b) 边缘提取的鸟瞰图

图 7 弯道道路图像鸟瞰图

4 拟合车道线

首先统计直方图,根据直方图像素点确定左右车道线的位置,在统计结果中找到左右最大的点的位置,这里本文选用方法一车道线提取结果图来确定滑动窗口位置,作为左右

车道检测的开始点,将统计结果一分为二,划分为左右两个部分,分别定位峰值位置,即为两条车道的搜索位置[12]。滑动窗口检测车道线时检测的第二种边缘检测的结果图像,简单的说就是第一种提取方法就是为了给滑动窗口提取检测第二种结果图的位置。这样做就不需要考虑边缘检测时横

向以及中间的噪声,提高了算法的效率以及准确性。滑动窗口检测车道线,需要设置滑动窗口的数量,本文设置窗口数量为9并根据这个计算每一个窗口的高度,定义一个坐标为基点,设置窗口宽度基数以及创建存储数组等。检索图像时,遍历该图像中的每一个窗口,将窗口内所有像素值不是0的点存到数组,如果获取的有效像素点个数小于设置的最小个数,则根据窗口基宽逐渐扩大窗口宽度以至窗口有效像素个数大于设置的最小个数。下个窗口的基点坐标是根据上个窗口内有效像素点的横坐标的平均值。以此直到循环结束,之后就进行最小二乘法二次多项式拟合车道线[13]。

最小二乘法曲线拟合就是说对于曲线拟合函数 $\phi(x)$,不是说非得使全部数据点都通过,或者说拟合函数 $\phi(x)$ 在 x_i 处的误差也就是残差没那么严格非得都等于 0,这就是矛盾方程组:

$$\varepsilon_i = \varphi(x_i) - f(x_i) \quad (i = 0, 1, \dots, n)$$
 (6)

要使近似曲线能很好的反映出所给数据点的变化趋势,

那么就要将误差的平方和尽可能的减小,即使 $\sum_{i=0}^{\infty} \varepsilon_i^2 =$

$$\sum_{i=1}^{n} [\varphi(x_i) - f(x_i)]^2$$
 存在最小值。

二次曲线拟合概述: 假设 $y = ax^2 + bx + c$ 就是拟和曲线,而点 (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, n$,就是要拟合的数据点,那么



(a) 直道拟合结果图



(c) 弯道拟合结果图

该近似拟合曲线的均方误差就为

$$Q(a,b,c) = \sum_{i=1}^{n} (ax_i^2 + bx_i + c - y_i)^2$$
 (7)

计算上面式子的极小值也就是对多元函数进行求极值 通过求导来解决,则有:

$$\begin{cases} \frac{\partial \mathbf{Q}}{\partial a} = 0\\ \frac{\partial \mathbf{Q}}{\partial b} = 0\\ \frac{\partial \mathbf{Q}}{\partial c} = 0 \end{cases}$$
 (8)

由此可以解得二次曲线的各系数:

$$a = \frac{D_a}{D}$$

$$b = \frac{D_b}{D}$$

$$c = \frac{D_c}{D}$$
(9)

对鸟瞰图进行车道线拟合与拟合后反投影到原图的实验结果图如图 8 所示。由图 8 可得,检测拟合车道线时不受鸟瞰图中除车道线以外的其它线条的影响,中间的那些噪声很好的得到了排除,这是本文算法的其中一个优点。



(b) 直道反投影结果图



(d) 弯道反投影结果图

图 8 车道线拟合及反投影结果图

5 总结

车道线检测的难点、重点是要很好的提取到车道线信息,目前的算法不管是基于颜色特征还是基于边缘特征来检测的算法都有缺陷,就基于边缘特征检测而言对于道路信息保存较好的道路检测效果明显,对于路面有裂纹或者别的与车道线方向一致的干扰信息时不能很好的检测,但基于颜色阀值提取信息的算法就可以很好的避免,它只关注图像里黄色与白色信息。基于颜色特征提取的车道线信息没有基于边缘特征提取车道线的效果好,不能很全面的提取到车道线

信息容易造提取的成车道线不完整。本文算法虽然结合 2 种方法效果也有提高,但本文算法具有局限性只对于结构化 道路有很好的效果。车道线检测还需要研究人员共同努力研发出更完美的算法,为实现人工智能无人驾驶提供好的保障。本文的算法基于 OpenCV 在 Pycharm 环境下用 Python 代码实现了运行并且也能很好地检测识别出车道线。

参考文献

[1] OZGUNALPU, FAN R, AI X, et al. Multiple Lane Detection Algorithm Based on Novel Dense Vanishing Point Estimation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(3):621-632.

- [2] 李明, 黄华, 夏建刚. 基于 Hough 变换的车道检测改进算法研究[J]. 计算机工程与设计, 2012,33(4): 1638-1642.
- [3] 胡忠闯,陈杰,顾兆伦,等. 单目视觉下结构化车道实 时检测[J]. 信号处理,2017,33(4):635-640.
- [4] 刘媛,宋晓琳,张伟伟.基于多模型结合优化的非结构 化道路检测算法 [J]. 工程设计学报,2013,20(2): 157-162.
- [5] CANNY J. A Computational Approach to Edge Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.
- [6] 范霖庆. 大广角鱼眼全景镜头相机的畸变的实时消除方法: CN108335273A[P]. 2022-02-08.
- [7] 王赛男,孟显娇,鲜鑫.基于机器视觉的鱼眼镜头畸变校正算法[J].数字技术与应用,2018(10):141-142.
- [8] 朱秋林,石银涛,李靖.一种改进型 Canny 算子边缘检

测算法[J]. 地理空间信息,2020,18(1):128-130.

- [9] 段锁林, 殷聪聪, 李大伟. 改进的自适应 Canny 边缘检测算法[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(6): 1645-1652.
- [10] **赵海霞.** 用于车道线检测的彩色图像灰度化方法: CN110570347A「PT. 2023-01-17.
- [11] WANG Q, GAO J B, LI H. Grassmannian Manifold Optimization Assisted Sparse Spectral Clustering [C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017;3145-3153.
- [12] 马雷,武波涛,王连东.弯曲道路识别方法与目标函数 选取的研究[J].汽车工程,2008(7):561-565.
- [13] 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(5): 470-474.

(收稿日期: 2021-06-22)

(上接第 176 页)

下输出的误差也较低。然后逐步增加种群数量,则误差下降速度逐步慢慢提高,收敛效果明显提高。为了体现本研究的技术效果,将本研究的方法 BP 神经网络算法模型的训练过程进行对比,得出如图 11 所示的对比示意图。

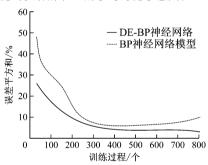


图 11 DE-BP 神经网络算法模型优化示意图

通过图 11 的对比分析,可以看到,在整个训练过程中, DE-BP 神经网络模型的误差较低。因此,采用本研究的方 法能够使误差精度降低,提高了数搜索能力。

4 总结

针对市政道路建设过程中,道路上出现的各种异常数据因素,比如道路坑洼、道路裂痕等异常路况故障诊断时,本研究构建了具有工业高清 CCD 摄像机或者具有拍摄功能智能探头的故障诊断系统,设计了改进型 CLAHE 算法模型实现图像数据的处理,并构建了 DE-BP 神经网络算法模型,实现道路数据信息的异常故障诊断,提高了数据故障的诊断能力。本研究为道路的故障诊断做出一定的技术贡献。

参考文献

[1] 王艳,沈晓宇,丁文胜,等. 基于 PCNN 和遗传算法相

- 结合的新型混凝土桥梁裂缝检测方法[J]. 计算机应用研究,2017,34(10):3197-3200.
- [2] 谭卫雄,王育坚,李深圳. 基于改进人工蜂群算法和 BP 神经网络的沥青路面路表裂缝识别[J]. 铁道科学 与工程学报,2019,16(12):2991-2998.
- [3] 刘春霞. 市政道路工程质量通病原因分析及对策[J]. 农业科技与信息,2019(22):118-119.
- [4] 姚立平,潘中良.基于图像处理的路面裂缝检测系统设计与研究[J].广东石油化工学院学报,2019,29(4):41-44.
- [5] 韩仲奇. 基于使用功能的城市主干道大修养护方法简述[J]. 公路交通科技(应用技术版),2017,13(7):202-203.
- [6] 张永林. 城市道路沥青路面病害成因分析与养护建议 [J]. 山西建筑,2017,43(36):121-122.
- [8] 余俊辰. 影像线特征自动识别方法及在道路裂缝检测中的应用研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2018.
- [9] 高古学,赖惠成,刘月琴. 结合 CLAHE 和改进 MSRCR 的沙尘图像增强[J]. 计算机仿真,2020,37 (8):157-161.
- [10] MAEDA H, SEKIMOTO Y, SETO T, et al. Road Damage Detection and Classification Using Deep Neural Networks with Smartphone Images[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2018, 33(12):1127-1141.

(收稿日期: 2021-06-03)