

一种基于帧间关联的实时车道线检测算法

李超 刘宏哲 袁家政 郑永荣

(北京联合大学北京市信息服务工程重点实验室 北京 100101)

摘要 为了更好地满足车道线检测的实时性和鲁棒性要求,提出一种基于帧间关联的车道线检测算法。根据道路图像的特征,将图像灰度化后,采用中值滤波去除图像采集过程中引入的噪声,再根据自适应阈值边缘提取检测算法,在提取过程中对原图像进行区域划分,利用改进的 Hough 变换得到车道候选线,建立动态的 ROI,通过帧间关联方法实现对车道线模型的约束和更新。实验结果表明,基于帧间关联的车道线检测方法不仅降低了图像数据的运算量,缩减了算法的执行时间,而且提高了算法的鲁棒性。

关键词 车道线检测,帧间关联,边缘检测,Hough 变换,动态 ROI

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.02.055

Real-time Lane Detection Algorithm Based on Inter-frame Correlation

LI Chao LIU Hong-zhe YUAN Jia-zheng ZHENG Yong-rong

(Beijing Key Laboratory of Information Service Engineering, Beijing Union University, Beijing 100101, China)

Abstract In order to meet the requirements of the real-time and robustness of lane detection algorithm, a real-time lane detection algorithm based on inter-frame correlation was proposed. According to the characteristics of the road image, noise is filtered out by median filter and the lane mark edge is extracted by adaptive threshold for lane detection firstly. Then, the original image is divided beyond the extraction process. It gets lane candidate lines by improving Hough transform and builds dynamic ROI. Finally, the lane line model by inter-frame correlation is updated and restricted. The results show that the operation amount of image data is simplified, the runtime of the algorithm is reduced, and the robustness of the algorithm is greatly improved.

Keywords Lane detection, Inter-frame correlation, Edge detection, Hough transform, Dynamic ROI

1 引言

在基于视觉的智能车辆导航或智能辅助驾驶系统中,车道线检测是一个基本且必要的部分。80年代后期研制的 Navlab 系列智能实验车采用了快速自适应横向位置处理视觉系统(RALPH)对道路进行检测,自动驾驶路程高达98.2%,智能性很高,并具有极强的鲁棒性^[1-2]。其中车道线检测是智能车驾驶系统的核心技术之一,它能够有效引导车辆在车道线内行驶,保证交通安全和减少交通堵塞。

近年来,在车道线检测技术上已经有了较多的研究创新,也取得了不错的检测效果^[3]。总体上来看,在现阶段车道线识别的方法主要分为两种:图像特征法和模型匹配法。图像特征法的基本思想是利用车道边界或标志线与周围环境在图像特征上的不同来进行检测。特征差异包括形状、纹理、连续

性、灰度和对比度等。Donald 等人^[4]利用基于车道线的几何信息对 Hough 变换参数进行限制的方法在高速情况下进行车道线检测;Lee^[5]提出了一个通过边缘公布函数和车辆运动方向的变化估计预测车道线方向的偏移预警系统;Mastorakis^[6]利用车道线的直线特征筛选出最有可能的标识线;Wang^[7]和 Hu^[8]分别利用车道线上梯度相反方向的性质、车道线区域颜色特征来进行车道线的识别。这类方法借用图像分割和阈值化等技术,算法较为简单,但阴影遮挡、光线变化、噪声、车道边界或标志线不连续性等因素都可能造成车道的无法识别。而基于模型匹配的方法主要针对结构化道路的较强的几何特征,利用二维或三维曲线进行车道线建模,常用的二维车道模型有直线模型和抛物线模型。文献[9]在为 B-Snake 车道模型提供初始定位后,将车道线检测问题通过道路模型转换为确定样条曲线所需的控制点问题;WANG Y 在

到稿日期:2015-11-28 返修日期:2016-01-04 本文受北京市教育委员会科技发展计划面上项目,智能车实时交通标志识别关键技术研究(SQKM201411417004),北京市属高等学校创新团队建设与教师职业发展计划项目;智能驾驶技术研究(IDHT20140508),图像处理与可视化技术应用(CIT&TCD20130513),北京联合大学人才强校计划人才资助项目(BPHR2014A04)资助。

李超(1989—),男,硕士,主要研究方向为智能车视觉图像处理,E-mail:geoff@buu.edu.cn;刘宏哲(1971—),女,博士,教授,主要研究方向为语义计算、数字图像处理、分布式系统、人工智能、数字博物馆等,E-mail:liuhongzhe@buu.edu.cn(通信作者);袁家政(1971—),男,博士,教授,主要研究方向为图形图像处理、文物遗迹的数字化处理、数字博物馆、导航定位等,E-mail:jiazheng@buu.edu.cn;郑永荣(1991—),硕士,主要研究方向为数字图像处理。

文献[10]中将 Hough 变换与抛物线模型结合在一起检测车道线,并在文献[11]中先用直线模型得到道路标识线的初步参数后,再在此基础上利用双曲线模型检测车道线,取得了较好的检测结果;Mechat^[12]采用基于 SVM 的方法对车道线进行建模,并采用标准的卡尔曼滤波器进行估计跟踪。这类方法在建立道路参数模型的基础上,分析图像中的目标信息以确定模型参数,具有不受路面状况干扰的特点,但由于其计算复杂度较高,算法的时间开销较大,因此在实际研究中要将图像特征法和道路模型匹配法结合起来,从而正规化车道识别问题。

本文针对结构化道路上有明显的道路标记且这些标记具有较强几何特征的特点,首先对道路图像的车道线特征进行提取,再采用车道模型对车道线进行匹配。为提高车道线检测的实时性和可靠性,提出了一种改进的 Hough 变换的检测方法。在进行图像预处理时,采用适用于提取车道线的灰度处理方法;再利用车道线特征自适应阈值提取图像边缘,根据前一帧图像的信息使用基于动态 ROI 的 Hough 变换进行车道跟踪;在算法中加入车道线检测失效判别模块,以提高检测的可靠性。该方法由于减少了图像目标点的检测和大量的计算,因此在一定程度上提高了车道检测的实时性和稳定性。实验结果表明,在结构化道路上,对于不同的路况,所提算法均具有较好的实时性和鲁棒性。

2 车道线识别总体方案

车道线识别算法分为车道线检测模块和车道线帧间关联约束模块。车道线检测模块涉及车道线的 ROI 设置、图像预处理、车道线参数提取等;帧间关联约束模块包含车道线消失点计算、动态 ROI 设置、车道线模型约束条件以及检测失效判别等。

车道线检测算法总体流程图如图 1 所示。

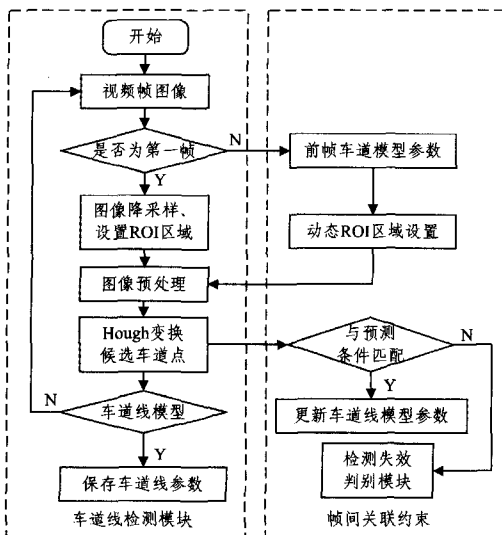


图 1 车道线检测算法流程图

首先,判断从摄像头采集的视频帧图像是否为第一帧,若为第一帧图像,则在规定的感兴趣区域内对图像进行预处理,利用改进的 Hough 变换对车道线提取候选车道点集合,并结合车道线模型对左右车道线进行识别。否则,利用前帧车道

线模型参数,在预测的 ROI 区域内对图像进行预处理和 Hough 变换,将得到的候选车道线集与预测条件进行匹配,如果符合条件则认为是有车道线的,更新当前保存的车道线模型参数;如果不满足条件,则由检测失效判别模块进行处理,失效帧数在 $T(T=5)$ 帧以上,系统将下一帧图像作为第一帧来处理,并将车道线模型参数初始化。上述检测过程可一直持续下去,直到车道线检测结束。

3 车道线模型及感兴趣区域的确定

在结构化的公路上,车道线信息主要集中在图像的中下部^[15],考虑到在不同情况下安装摄像机,或将车头显示在图像中,设置活动区域(0~0.1H)。同时为了方便对左右两条车道线分别进行检测,又将感兴趣区域划分为左右两个部分,分别占 0.5W,用 L 和 R 表示。这样不仅可以缩小图像有效检测区域的范围,而且可以排除掉道路前方的天空、两旁树木、楼房等背景的干扰^[14]。车道线图像分区示意图如图 2 所示,其中,W 表示图像的宽度,H 定义为图像的高度。

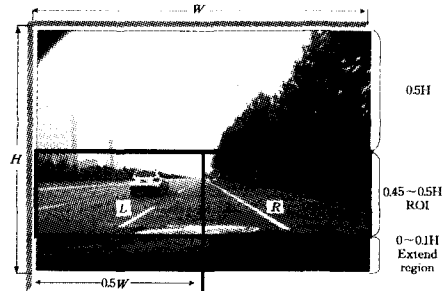


图 2 车道线图像分区示意图

结合我国公路设计的特点,根据文献[13],将直线模型作为车道线模型计算出的误差仅为 3mm。因此,本文采用直线模型作为车道线的模型,不仅算法简单,而且有充分的描述精度。

本文的车道线模型参数如图 3 所示。

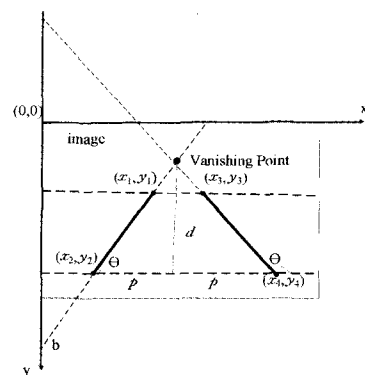


图 3 车道线模型参数示意图

左车道线:斜率 $k = \frac{y_1 - y_2}{x_1 - x_2}$, 角度 $\theta = \arctan k = \arctan \frac{d}{p}$,

截距 $b = y_1 - kx_1$; 右车道线:斜率 $k = \frac{y_3 - y_4}{x_3 - x_4}$, 角度 $\theta = 180^\circ -$

$\arctan k = 180^\circ - \arctan \frac{d}{p}$, 截距 $b = y_3 - kx_3$ 。其中, (x_1, y_1) ,

$(x_2, y_2), (x_3, y_3), (x_4, y_4)$ 是车道线中的坐标, p 表示直线位

置横向偏向中心垂线的距离, d 表示直线消失点距下边线的距离。

对于每条车道线,都要满足以下条件:

$$\begin{cases} \Delta k \in [-0.05, 0.05] \\ \Delta \theta \in [-2, 2] \\ \Delta b \in [-10, 10] \end{cases}$$

转换成世界坐标大约控制在 $[-5m, 5m]$ 。

4 图像预处理

传统的车道线预处理通常都经过灰度化、二值化、特征边缘提取等操作。二值化处理将道路区域划分为目标和道路背景,其中灰度阈值的设置将直接影响到处理后的结果,采用单一固定阈值方法提取车道线像素的效果不佳,自适应二值化(如基于概率分布的动态阈值法^[16])将耗费大量的时间。根据车道线特征,本文分别在图像灰度处理、车道线特征点滤波和改进的边缘检测方面对车道线图像进行预处理。

4.1 图像灰度处理

车道线在颜色、几何边缘上与其他道路区域存在着显著的差别,车道线颜色主要有白色和黄色两种。传统的灰度转换算法表示为:

$$G_{my} = R * 0.299 + G * 0.587 + B * 0.114 \quad (1)$$

其中, R, G, B 分别表示红、蓝、绿通道分量值; G_{my} 表示转换后像素的灰度值。

纯红、纯蓝、纯绿、纯黄、白和黑颜色的 R, G, B 如下:

$$\begin{cases} R: & 255 & 0 & 0 & 255 & 255 & 0 \\ G: & 0 & 255 & 0 & 255 & 255 & 0 \\ B: & 0 & 0 & 255 & 0 & 255 & 0 \end{cases}$$

红 绿 蓝 黄 白 黑

在车道线上,由于存在更多要保存到白色和黄色的信息,因此在误差范围内,弱化了 B 通道分量值的比例。

本文采用式(2)的灰度转换公式:

$$G_{my} = R * 0.5 + G * 0.5 \quad (2)$$

在此基础上采用多尺度的 Retinex 法^[17]对灰度图像进行增强,实验证明,转换后的图像能进一步凸显出车道线的灰度特性。

4.2 基于车道线特征的滤波

对车道线图像进行研究后,发现车道线图像中灰度变化不大的区域具有相同的灰度值,如图 4 所示。

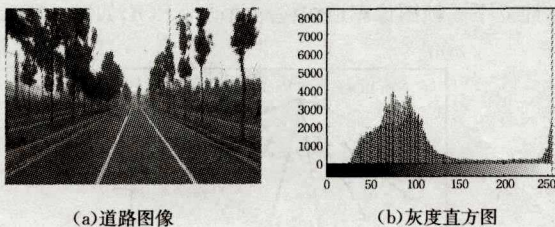


图 4 车道线灰度值直方图

因此,领域窗口在整幅图像上移动时不必每次都计算其中值,只有当新进入领域窗口像素的灰度值和移出窗口像素的灰度值不等时,才对其领域窗口求中值。本文采用文献[14]中改进的快速中值滤波对信号和噪声分别进行处理。

本文采用 3×3 的方形领域窗口对图像进行滤波处理,假设窗口在图像中沿列方向移动,当移动一个像素距离时,最左侧像素被移出,比较与新移入的一列像素的灰度值,即满足:

$$\begin{cases} f_{O1} = f_{N1} \\ f_{O2} = f_{N2} \\ f_{O3} = f_{N3} \end{cases} \quad (3)$$

其中, f_{O1}, f_{O2}, f_{O3} 为移出一列的像素值, f_{N1}, f_{N2}, f_{N3} 为新移入的一列的像素值。当式(3)条件成立时,则输出原中值,否则,用新值代替不等的原值,更新领域窗口像素的灰度值,并求出其中值 $f_m(x, y)$ 。接下来按式(4)判断窗口中心像素数据是信号还是噪声。若是信号则不进行处理,若是噪声则取中值,并利用式(5)进行判断。

$$f(x, y) \in \begin{cases} \text{noise,} & f = f_{\max} \parallel f = f_{\min} \ \&\& \ |f - f_m| > T \\ \text{signal,} & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

$$f_m(x, y) \in \begin{cases} f(x, y), & f(x, y) \in \text{signal} \\ \text{median} \{f(u, v)\}, & f(x, y) \in \text{noise} \end{cases} \quad (5)$$

其中:

$$\begin{aligned} f &= f(x, y) \\ f_{\max} &= f_{\max}(x, y) = \max_{u, v \in M_{x, y}} \{f(u, v)\} \\ f_{\min} &= f_{\min}(x, y) = \max_{u, v \in M_{x, y}} \{f(u, v)\} \end{aligned}$$

其中, $M_{x, y}$ 表示中心点为 (x, y) 、尺寸为 $m \times n$ 的矩形领域图像窗口。 T 表示判决门限阈值,当 $T=30$ 时获得较好的过滤效果。

4.3 自适应阈值边缘检测

在车道线边缘检测上,传统的算法有 Canny, Sobel, Prewitt 和 Log 等。近几年在车道线边缘提取中,大多都使用算法较简单、抗噪性能好并能提供准确的边缘方向信息的 Sobel 算法,但该算法存在边缘定位精度不高、容易出现较多伪边缘等缺点。本文采用一种专为车道线检测设计的自适应阈值边缘检测算法。

在实际道路环境中,车道线通常具有比周围路面更高的亮度,即有较大的灰度值,图 5 所示为车道线某区域内按行扫描后的灰度变化图,图 6 是在图 5 基础上绘制的均值变化图 ($T=5$)。

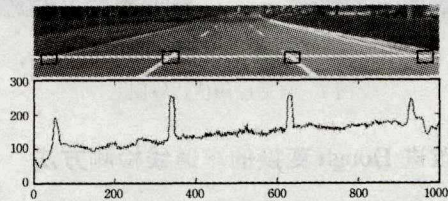


图 5 车道线某区域按行扫描后的灰度变化图

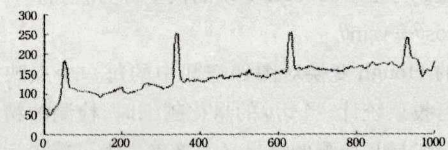


图 6 灰度均值变化图

从图5和图6中可以看出,车道线部分(方框部分)的值比其两边的值更高,形成一个波峰,从左到右呈现先升后降趋势;车道线区域内均值较高时,均值与其峰顶值相差较大。利用这些特性,通过计算相邻图像像素的变化来判断车道线的边缘。具体步骤如下:设某点是 (x,y) ,满足 $y \in [0,h]$ 且 $x \in [2,w-2)$ 。 x,y 分别是像素点的列和行, w 是图像的宽度, h 是图像的高度。

1)计算点 (x,y) 水平线附近的均值。

$$avg_{(x,y)} = \frac{1}{t} \sum_{i=-t/2}^{i=t/2} f(i+x,y) \quad (6)$$

其中, $t \in [1,3,5,7,\dots]$, $t=5$ 能取得很好的效果。

2)计算边缘提取阈值 T 。

$$T = \begin{cases} \frac{avg_{(x,y)}}{12}, & avg_{(x,y)} > 200 \\ \frac{avg_{(x,y)}}{5}, & 100 < avg_{(x,y)} < 200 \\ \frac{avg_{(x,y)}}{8}, & \text{other} \end{cases} \quad (7)$$

3)计算边缘的升变点 e_p 和降变点 e_v 。

$$\begin{aligned} e_p &\in \{f(x+2,y) - f(x,y) > T\} \\ e_v &\in \{f(x+2,y) - f(x,y) < -T\} \end{aligned} \quad (8)$$

4)车道线的升变点和降变点在图像中是成对出现的,并且其之间满足一定的距离。比较升变点和降变点的宽度,剔除不满足的点。

$$\Delta w = e_p(x) - e_v(x) \quad (9)$$

若 $\Delta w > W$,则认为是不可能出现的车道线,需舍弃。其中, $e_p(x)$ 和 $e_v(x)$ 分别表示升变点和降变点的列像素坐标, W 为车道线在图像中占有的最大的像素个数。

图7所示为经过自适应阈值算法实验后的结果。

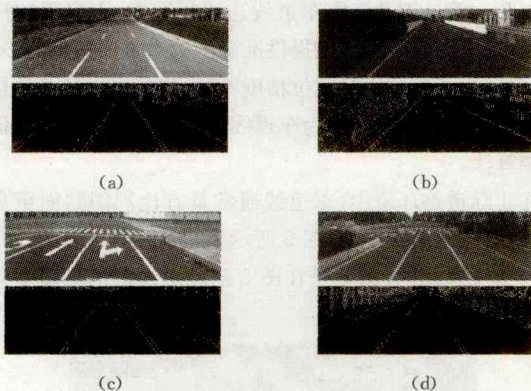


图7 自适应阈值边缘图

5 基于改进 Hough 变换的车道线检测方法

Hough 变换^[21]是车道线检测中目前最常见的检测直线和二次曲线的方法。Hough 变换的极坐标方程为:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (10)$$

经典的 Hough 变换对图像空间中的每一个点映射到极坐标后进行投票统计,当 ρ, θ 的量化越细时,检测的精度就会越高;若量化过粗,检测的结果又不准确。为了减少运算复杂度,提高计算的效率,本文在经典 Hough 变换上做了相应的

条件约束,使之能够更加适应车道线检测。

1)建立一个参数空间矩阵 $H(\rho, \theta)$ 。

其中 $\theta = 2, \theta \in [105^\circ, 160^\circ] \cup [20^\circ, 75^\circ]$;

$$\Delta \rho = 1, \rho = [-\sqrt{2}D, \sqrt{2}D].$$

2)根据式(10),对矩阵相应的单元格进行累加:

$$H(\rho, \theta) = H(\rho, \theta) + 1 \quad (11)$$

3)根据 θ 判断直线的倾斜方向,当 $\theta < 90^\circ$ 时,直线是左车道线;当 $\theta > 110^\circ$,直线是左路车道线。定义如下:

$$\begin{cases} L_l = \{x_1, y_1, x_2, y_2, \rho, \theta, n, s\}_l, & \theta \in [20^\circ, 75^\circ] \\ L_r = \{x_1, y_1, x_2, y_2, \rho, \theta, n, s\}_r, & \theta \in [105^\circ, 160^\circ] \end{cases} \quad (12)$$

其中, (x_1, y_1, x_2, y_2) 分别为线段的起点和终点, (ρ, θ) 表示线段在参数空间中对应的坐标值, (n, s) 分别表示直线在图像中所包含的非零点个数和饱和度。 s 的值可以由式(13)得出。

$$s = \frac{n}{\sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2}} \quad (13)$$

4)根据直线性质,判断是否为直线。当 $n > 20$ 和 $s > 0.2$ 时,即是满足条件的有效直线。最终结果如图8所示。

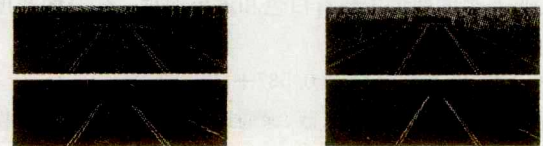


图8 基于改进的 Hough 变换的直线检测

6 帧间关联约束

6.1 动态感兴趣区域

在道路实时检测过程中,视频采集速度一般为30帧/s,假设车速为120km/s,采集一帧图像,车向前大约只行驶1m左右,可以看出连续采集的两帧图像在车道线位置上的偏差不会太大,因此车道线的区域具有一定的预测性。通过对实际道路的实验测试可得:连续两帧道路图像中斜率变化约±3,截距变化范围为±10个像素^[22]。另一方面,根据车道线的透视模型可以得出:当车道线保持平行时,透视图像中所有的车道线的延长线必交于一点,道路中的车道线几乎都是保持平行的^[20]。为此,本文以上一帧道路图像中车道线的参数为基础,建立下一帧图像车道线检测的动态 ROI,如图9所示。

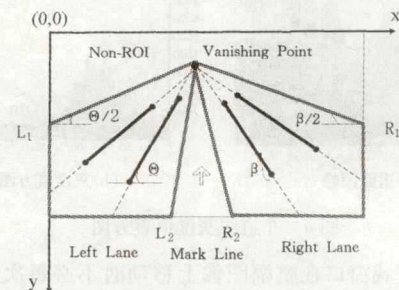


图9 动态 ROI

左右车道线动态区域 ROI 为一个直角的四边形;

$$(k_{L_1}, k_{L_2}) = (\tan \frac{\theta}{2}, \tan(\theta + \Delta\theta)) \quad (14)$$

$$(k_{R_1}, k_{R_2}) = (\tan \frac{\beta}{2}, \tan(\beta + \Delta\beta))$$

其中, $k_{L_1}, k_{L_2}, k_{R_1}, k_{R_2}$ 分别为 ROI 中下边界的斜率, θ 为左车道线中靠近中线的角度, β 表示为右车道线中靠近中线的车道线角度, 并且满足 $\theta, \beta \in [20^\circ, 75^\circ]$ 。

$$\Delta\theta = \begin{cases} \theta/4, & \theta \geq 60 \\ \theta/3, & 30 \leq \theta < 60 \\ \theta, & \theta < 30 \end{cases} \quad \Delta\beta = \begin{cases} \beta/4, & \beta \geq 60 \\ \beta/3, & 30 \leq \beta < 60 \\ \beta, & \beta < 30 \end{cases}$$

在检测车道线跟踪检测时, 将上式的动态 ROI 进行边缘检测和 Hough 变换, 进一步减少了非车道线边缘点的干扰, 能有效地减少道路标记符对车道线检测的影响。增加动态 ROI 后的图像处理结果如图 10 所示。



图 10 动态 ROI 的车道线

6.2 失效判别

当车辆快速换道、转弯或出现残缺车道线时, 图像将受到严重的干扰。车道线跟踪检测后会产生较大的误差甚至无效, 因此要在检测中加入失效判别机制。一旦约束算法失效, 则对车道进行初始检测。如果检测出车道线参数满足以下情况中的一种, 本文就判定为算法失效^[23]。

- 1) 在动态 ROI 内, 检测到的直线数为零。
- 2) 不满足车道线约束条件的帧数大于 $T(T=5)$ 。
- 3) 从当前帧检测出的车道线参数相对于上帧发生了突变。

7 车道线实时检测与跟踪实验

为了验证所提算法的有效性和实时性, 对郑开大道的贾鲁车站到开封开远门 32 公里道路采集到的现场 4 段视频进行了车道线的检测, 并对常熟高新开发区的九宫格中的道路进行了实时检测, 实际检测场地如图 11 所示。

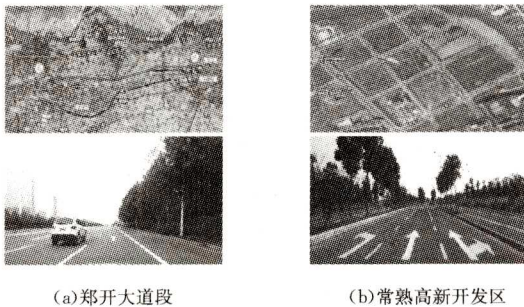


图 11 实际检测场地图

摄像机安装在汽车前挡风玻璃的正下方中央位置, 距离地面距离为 1m, 且相机的光轴平行于车辆底盘的所在平面, 朝向为车辆行驶的正前方, 图像像素为 1000×290 , 采集周期为 10ms。

图 12 给出了几种不同路况下的车道线检测实验结果, 可以看出本文提出的地算法不仅能很好地适应直线的实线、虚线的准确检测, 而且也能适应弯道、干扰标记线、车道破损、阳光反射、强光和车辆遮挡等道路环境。

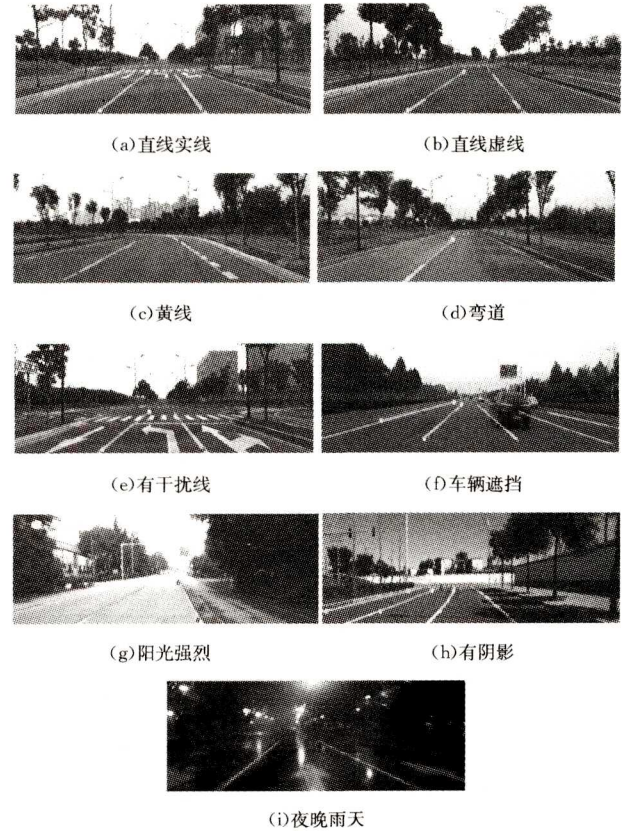


图 12 车道线检测实验结果

通过实验统计列出了在郑开大道上段的实验结果数据, 如表 1 所列。在道路状况良好的条件下, 如视频段 1 和视频段 2 中道路标志线明显、车辆和干扰线都较少时, 车道线检测的准确率能达到 98.8% 以上; 在视频段 3 和视频段 4 中车道线缺损情况严重、标志线不明显且存在大量车辆抢道的情况下, 车道线的检测准确率也能在 94% 以上。

表 1 车道线检测实验统计结果

序列	总帧数	正确识别	漏检数	误检数	识别率/%
1	8700	8600	98	2	98.85
2	3738	3713	25	0	99.33
3	2003	1900	102	1	94.86
4	3320	3208	110	2	96.63
合计	17761	17421	335	5	98.09

在常熟高新开发区内的九宫格内测试了算法的实时性, 并对算法各步骤的运行时间进行了统计, 如表 2 所列。

表 2 算法各步骤的运行时间

车道线检测步骤	平均时间/ms
改进的中值滤波算法	5.23
自适应阈值边缘提取	6.21
改进的快速 Hough 变换	5.24
动态 ROI	4.87
车道线参数确定和约束	3.95
其他	10.20

通过表 2 的统计结果, 本文算法处理每一帧的平均时间

大约为 35ms, 远远低于表 3 中其他文献的算法时间。

表 3 不同算法的处理时间

算法	处理时间/ms
Peng Pai ^[24]	42
Yi Shichun ^[25]	37
Wang Kena ^[26]	161
Wang K ^[27]	55
Ours	35

结束语 本文介绍了一种适用于城市道路检测的算法, 该方法能够实时、准确地检测出复杂交通环境下的车道标志线, 并具有相当好的抗干扰性。根据城市半结构化道路环境的特点, 将近视野范围内的车道线定义为直线模型, 同时融合帧间关联对车道线特征进行提取并约束车道线参数方程。通过动态感兴趣区域、基于车道线特征的滤波算法、自适应阈值边缘检测和 Hough 变换算法等, 既增强了车道线边缘特征, 又减少了图像数据的运算量。后续工作中, 将进一步研究并考虑车道线的直线-曲线融合模型, 以便对弯道检测得更加准确。

参考文献

- [1] CRISMAN J D, THORPE C E, SCARF, A Color Vision System that Tracks Roads and Intersections[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1993, 9(1): 49-58.
- [2] POMERLEAUR D, RALPH, Rapidly adapting lateral position hander[C] // *Proc. Of Intelligent Vehicles '95 Symposium*. IEEE, 1995: 506-511.
- [3] HILLEL A B, LERNER R, LEVI D, et al. Recent progress in road and lane detection; a survey[J]. *Machine Vision and Applications*, 2014, 25(3): 727-745.
- [4] DONALD J B M, FRANZ J, SHORTEN R. Application of the hough transform to lane detection in motorway driving scenarios [C] // *Proc. of the Irish Signals and Systems Conf. 2001*: 340-345.
- [5] LEE J W. A machine vision system for lane departure detection [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2002, 86(1): 52-78.
- [6] MAKIS G, DAVIES E R. Improved line detection algorithm for locating road lane markings [J]. *Electronics Letters*, 2011, 47(3): 183-184.
- [7] WANG Y, WANG X, WEN C. Gradient-pair constraint for structure lane detection [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2012, 17(6): 657-663.
- [8] HU X, LI S, WU J. Lane detection based on feature color[J]. *Computer Simulation*, 2011, 28(10): 344-348.
- [9] WANG Y, TEOH E, SHEN D. Lane detection and tracking using B-snake[J]. *Image and Vision Computing*, 2004, 22(4): 269-280.
- [10] WANG J, GU F, ZHANG C, et al. Lane boundary detection based on parabola model[C] // *Proceedings of the 2010 International Conference on Information and Automatio(ICIA 2010)*. Piscataway: IEEE, 2010: 1729-1734.
- [11] WANG J, AN X. A multi-step curved lane detection algorithm based on hyperbola-pair model[C] // *Proceedings of the 2010 International Conference on Automation and Logistics (ICAL 2010)*. Piscataway. IEEE, 2010: 132-137.
- [12] Mechat N. Lane detection and tracking by monocular vision system in road vehicle[C] // *Proc. of 2012 5th International Congress on Image and Signal Processing*. IEEE, 2012: 1276-1282.
- [13] YU H Y, ZHANG W G. Lane Tracking and Departure Detection Based on Linear Model[J]. *Process Automation Instrumentation*, 2009, 30(11): 1-3.
- [14] SUN W, ZHANG X R, TANG H Q, et al. Lane Coordination Detection Based on Hough Transformation and Least Square Fitting[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2011, 38(10): 13-19.
- [15] GONG J W, WANG A S, XIONG G M, et al. A Self-Adaptive Dynamic Window Method for High Speed Lane detection[J]. *Journal of Beijing Institute of Technology*, 2008, 28(6): 486-490.
- [16] GONG J W, WANG A S, XIONG G M, et al. A self-adaptive Dynamic Window Method for High Speed Lane detection[J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2008, 28(6): 486-490.
- [17] KIMME R, ELAD M, SHAKED D, et al. A Variational Framework for Retina[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2003, 52(1): 7-13.
- [18] ZHANG Y Q, DING Y, XIAO J S, et al. Visibility enhancement using an image filtering approach[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2012(1): 1-6.
- [19] CHO J H, TSOGTBAATAR E, KIM S H, et al. Improved lane detection system using Hough transform with super-resolution reconstruction algorithm and multi-ROI[C] // *Proc. of Electronics, Information and Communications(ICEIC)*. 2014: 1-4.
- [20] MECHAT N. Lane detection and tracking by monocular vision system in road vehicle[C] // *Proc. of 2012 5th International Congress on Image and Signal Processing*. IEEE, 2012: 1276-1282.
- [21] LEE J W, KEE C D, LEE W K. A New Approach for lane departure Identification[C] // *IEEE IV*. 2003: 100-105.
- [22] YANG X N, DUAN J M, CAN D Z, et al. Research on Lane Detection Based on Improved Hough Transform [J]. *Computer Measurement & Control*, 2010, 18(2): 292-290.
- [23] ZHENG B G, TIAN B X, DUAN J M, et al. Automatic recognition of film genres[C] // *The 3rd ACM International Multimedia Conference and Exhibition*. 1995: 295-304.
- [24] PENG P, WANG Y M, LING Z G, et al. Robust method for urban road detection and departure warning[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2015, 29(5): 685-691.
- [25] YI S C, LI K Q, LI F Z, et al. A Lane Departure Warning System with Line-Based Image Processing [J]. *Automotive Engineering*, 2014, 36(9): 773-778.
- [26] WANG K N, CHU X M, WANG Y N, et al. Curved lane detection algorithm based on piecewise linear model and heuristic search[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2013, 27(8): 689-695.
- [27] WANG K, HUANG Z H, ZH H. Algorithm for urban road detection based on uncertain Bezier deformable template[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(8): 143-150.

- [28] ZHENG Y R, YUAN J Z, LIU H Z. An algorithm of lane detection based on IPM-DVS[J]. Journal of Beijing Union University, 2015, 29(2): 41-46.
- [29] ZE Z, CHEN E T. Automatic lane detection from vehicle motion trajectories[C]// 2013 10th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS). 2013: 466-471.
- [30] HEECHUL, JUNG, JUNG GON, et al. An efficient lane detection algorithm for lane departure detection[C]// 2013 IEEE on Intelligent Vehicles Symposium (IV). 2013: 976-981.

(上接第308页)

Action3D数据库上的实验结果表明,本文所提方法从超法向量特征中选择出2%的特征子集获得的识别率为94.55%,与超法向量方法^[11]相比,不但减少了所使用的特征数量,而且提高了识别精度。

参考文献

- [1] AGGARWAL J K, RYOO M S. Human activity analysis: a review[J]. ACM Computing Surveys, 2011, 43(3): 1-43.
- [2] HU Q, QIN L, HUANG Q M. A survey on visual human action recognition[J]. Chinese Journal of Computers, 2013, 36(12): 2512-2524. (in Chinese)
胡琼,秦磊,黄庆明.基于视觉的人体动作识别综述[J].计算机学报,2013,36(12):2512-2524.
- [3] HAN J H, SHAO L, XU D, et al. Enhanced computer vision with microsoft kinect sensor: a review[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(5): 1318-1334.
- [4] AGGARWAL J K, LU X. Human activity recognition from 3D data: a review[J]. Pattern Recognition Letters, 2014, 48(2): 70-80.
- [5] LEI Q, CHEN D S, LI S Z. Advances on human action recognition in realistic scenes[J]. Computer Science, 2014, 41(12): 1-7. (in Chinese)
雷庆,陈锻生,李绍滋.复杂场景下的人体行为识别研究新进展[J].计算机科学,2014,41(12):1-7.
- [6] LI W Q, ZHANG Z Y, LIU Z C. Action recognition based on a bag of 3D points[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Human Communicative Behavior Analysis. 2010: 9-14.
- [7] WANG J, LIU Z C, WU Y, et al. Mining actionlet ensemble for action recognition with depth cameras[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2012: 1291-1297.
- [8] YANG X D, ZHANG C Y, TIAN Y L. Recognition actions using depth motion maps-based histograms of oriented gradients[C]// Proceedings of ACM Conference on Multimedia. 2012: 1057-1060.
- [9] LU X, AGGARWAL J K. Spatio-temporal depth cuboid similarity feature for activity recognition using depth camera[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2013: 2834-2841.
- [10] OREIFEJ O, LIU Zi C. HON4D: Histogram of oriented 4D normals for activity recognition from depth sequences[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2013: 716-723.
- [11] YANG X D, TIAN Y L. Super normal vector for activity recognition using depth sequences[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014: 804-811.
- [12] SHEN X X, ZHANG H, GAO Z, et al. Behavior recognition algorithm based on depth information and RGB Image[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(8): 722-728. (in Chinese)
申晓霞,张桦,高赞,等.基于深度信息和RGB图像的行为识别算法[J].模式识别与人工智能,2013,26(8):722-728.
- [13] WANG X, WO B H, GUAN Q, et al. Human action recognition based on manifold learning[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(6): 914-923. (in Chinese)
王鑫,沃波海,管秋,等.基于流形学习的人体动作识别[J].中国图象图形学报,2014,19(6):914-923.
- [14] NIE F P, HUANG H, CAI X, et al. Efficient and robust feature selection via joint $L_{2,1}$ -norms minimization[C]// Proceedings of International Conference on Neural Information Processing Systems. 2010: 1813-1821.
- [15] JORGE S, FLORENT P, THOMAS M, et al. Image classification with the fisher vector: theory and practice[J]. International Journal of Computer Vision, 2013, 105(3): 222-245.
- [16] MAIRAL J, BACH F, PONCE J, et al. Online learning for matrix factorization and sparse coding[J]. Journal of Machine Learning Research, 2010, 11(1): 19-60.
- [17] HE R, TAN T N, WANG L, et al. $L_{2,1}$ Regularized correntropy for robust feature selection[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2012: 2504-2511.
- [18] SHI X S, YANG Y J, GUO Z H, et al. Face recognition by sparse discriminant analysis via joint $L_{2,1}$ -norm minimization[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(7): 2447-2453.
- [19] SHI C J, RUAN Q Q. Feature selection with enhanced sparsity for web image annotation[J]. Journal of Software, 2015, 26(7): 1800-1811. (in Chinese)
史彩娟,阮秋琦.基于增强稀疏性特征选择的网络图像标注[J].软件学报,2015,26(7):1800-1811.
- [20] ZHOU P Y, LI J, SHEN N M, et al. BSFCoS: Fast co-saliency detection based on block and sparse principal feature extraction[J]. Computer Science, 2015, 42(8): 305-309. (in Chinese)
周培云,李静,沈宁敏,等.BSFCoS:基于分块与稀疏主特征提取的快速协同显著性检测[J].计算机科学,2015,42(8):305-309.
- [21] FAN R G, CHANG K W, HSIEH C J, et al. LIBLINEAR: A library for large linear classification[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(8): 1871-1874.