

一种鲁棒性的多车道线检测算法

宣寒宇 刘宏哲 袁家政 李 青 牛小宁

(北京联合大学北京市信息工程重点实验室 北京 100101)

摘 要 机器视觉被广泛应用于智能汽车领域,车道线检测成为人工智能领域内的研究热点。为了得到更具鲁棒性的车道线检测效果,采用一种基于多条件约束的车道线特征滤波器,并提出了一种新的对车道线特征进行聚类的算法。运用卡尔曼滤波对车道线位置进行实时跟踪和预测;利用基于透视投影线性关系的车道线“位置-宽度”函数设置自适应动态 ROI;另外,利用车道线的特点形成约束条件以获得更加稳定的检测效果。在真实道路环境下的实时检测结果表明,该算法鲁棒性强、实时性好,且具有稳定的检测效果。

关键词 机器视觉,车道线特征滤波器,聚类算法,稳定性,卡尔曼滤波,“位置-宽度”函数

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.11.047

Robust Multi-lane Detection Algorithm

XUAN Han-yu LIU Hong-zhe YUAN Jia-zheng LI Qing NIU Xiao-ning

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

Abstract Machine vision is widely used in the field of intelligent vehicles, lane line detection has become a research hotspot in the field of artificial intelligence. In order to obtain a more robust lane-line detection effect, a lane-line feature filter based on multi-condition constraint was proposed, and a new clustering algorithm for lane-line feature was proposed. By using Kalman filter, the position and width of the lane line based on the perspective projection linear relationship are used to set the adaptive dynamic ROI. In addition, the constraint condition is obtained by using the characteristics of the lane line to obtain a more stable detection result. The real-time detection results in the real road environment show that the algorithm is robust and real-time, and has a very stable detection effect.

Keywords Machine vision, Lane-line feature filter, Clustering algorithm, Stability, Kalman filter, Position-width function

1 引言

近年来,由于无线传感器网络的发展,先进驾驶辅助系统^[1-3](Advanced Driving Assistance System, ADAS)成为车辆主动安全系统中最核心的功能之一。ADAS 的核心是对道路场景的分析。总的来说,道路场景分析可以分为两个方面:道路检测^[1](包括对可行驶区域的划定、车辆和道路之间的相对位置的确定以及车辆前进方向的分析)和障碍物检测^[2](主要是对车辆在道路上可能遇到的障碍物的定位)。车辆在驾驶过程中需要对自身进行定位,以完成横向控制与纵向控制的基本任务。定位问题的前提是对道路边界的检测以及对所述道路几何形状的估计,在该领域中,车载视觉已被广泛使用。相对于激光雷达等主动型传感器(Active Sensor),车载视觉(on-board vision)这种被动型传感器(passive sensor)对环境具有非侵入性^[3](nonintrusive)、高分辨率、低功耗、低成本和易集成等特点。

本和易集成等特点。

基于车载视觉的多车道线检测一直是比较活跃的研究课题,它既不属于计算机视觉领域中的一般问题,也不是通常意义下的认知问题,因为目标(车道线)在视野中通常是突出且相对简单的^[3]。在过去几年间,也有了较多的研究创新并取得了不错的检测效果^[4]。总体上看,现阶段车道线识别的方法主要分以下 3 类:基于区域(area-based)的方法、基于边缘(edge-based)的方法及基于区域-边缘相结合(area-edge-combined)的方法。

基于区域的方法将车道线识别问题定义为分类问题,即将道路图像分成车道线部分和非车道线部分,其必须克服噪声的存在,如阴影、积水和道路污渍等,且分类器所花费的时间一般较大。Mechat 等人^[5]采用基于 SVM 的方法对道路图像进行车道线和非车道线的分类,这种方法具有不受路面状况干扰的特点,但其计算复杂度较高,算法的时间开销较大,

到稿日期:2016-09-12 返修日期:2016-12-22 本文受国家自然科学基金(61372148,61271369,61502036),北京市自然科学基金(4152016),国家科技支撑课题(2014BAK08B02)资助。

宣寒宇(1993—),男,硕士生,主要研究方向为数字图像处理,E-mail: xuanhanyu1993@sina.com;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@bnu.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: xxtjiazheng@bnu.edu.cn;李 青(1983—),女,博士,讲师,主要研究方向为计算机视觉、虚拟现实等;牛小宁(1992—),男,硕士生,主要研究方向为数字图像处理,E-mail: niuxiaoning@163.com。

实时性较差。基于边缘的方法首先获取道路场景的边缘图,再用预先定义的几何模型对其进行匹配。边缘分布函数(Edge Distribution Function, EDF)图^[6]、Sobel 滤波器^[7]、Hough 变换以及方向可调滤波器^[8]等,常常被用于检测车道线边缘,在特定的道路场景下通常能获得满意的效果。面对复杂的驾驶环境,检测效果往往不稳定,漏检和误检的情况时有发生。常用的车道线模型有直线模型^[6,9]、双曲线模型^[10,13]、B-snake 曲线模型^[11]以及 B-spline 曲线模型^[12,14]等。基于区域-边缘相结合的方法,结合了两类车道线检测算法的优点,如 Wang Y^[15]和 Wu S J 等人^[24]首先将道路图像分成道路部分和非道路部分,然后利用 Canny 边缘检测方法检测道路部分的车道线。

本文针对实际驾驶道路上有较为明显的车道线标记,且这些标记具有较强几何特征等特点,首先对道路图像中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。为了提高算法的可靠性,进而获得更加稳定的车道线的检测效果,本文采用了基于卡尔曼滤波的车道线跟踪和预测方法以及视频帧间关联性约束,并提出了一种结合概率 Hough 变换和改进最小二乘法两种算法对候选车道线特征进行聚类的算法。同时,为了提高整个算法的实时性,在图像预处理阶段采用了降采样的策略,并对道路图像进行了灰度化处理;只在卡尔曼滤波跟踪和预测的特定的自适应动态 ROI(region of interest)内提取车道线特征,避免了由于对整幅道路图像进行操作而造成的计算资源的大量浪费,同时也避免了因对车道线特征的误提取而产生对最终检测结果的误导。所提算法采用动态阈值来削弱光照条件对检测结果的影响,增强了算法的鲁棒性和适用性。实验结果表明,对于复杂的驾驶环境,本文算法均具有良好的检测效果。

2 车道线识别总体方案

本文的多车道线检测算法可大致分成以下 4 个部分:图像预处理,车道线特征的提取与筛选,车道线特征聚类与拟合,以及车道线跟踪与预测。算法的总体流程如图 1 所示。

首先,对采集到的道路图像进行灰度化等预处理操作。判断是否有前帧的车道线参数信息,若有,则利用已有的车道线参数信息,以及基于透视投影的线性关系获得的车道线的“位置-宽度”(location-lane width),设置自适应动态 ROI 窗口,并在该窗口内进行车道线的特征提取;否则,在整幅图像内提取车道线特征。在提取车道线特征后,利用结合了概率 Hough 变换的改进最小二乘算法以及相似性度量对候选车道线特征进行聚类,利用动态消失点的约束对候选车道线进行筛选,以获得当前帧的车道线的位置参数信息。最后,利用基于卡尔曼滤波算法对多车道线位置进行跟踪,再将当前帧与历史帧进行帧间关联,当累计不匹配次数大于阈值 T ($T=3$)时,说明跟踪失效,则保留当前的车道线参数;否则,舍弃当前的参数,保留历史帧的车道线参数。将跟踪和预测的结果反馈给特征提取和帧间关联模块,以便对下一帧图像进行处理。

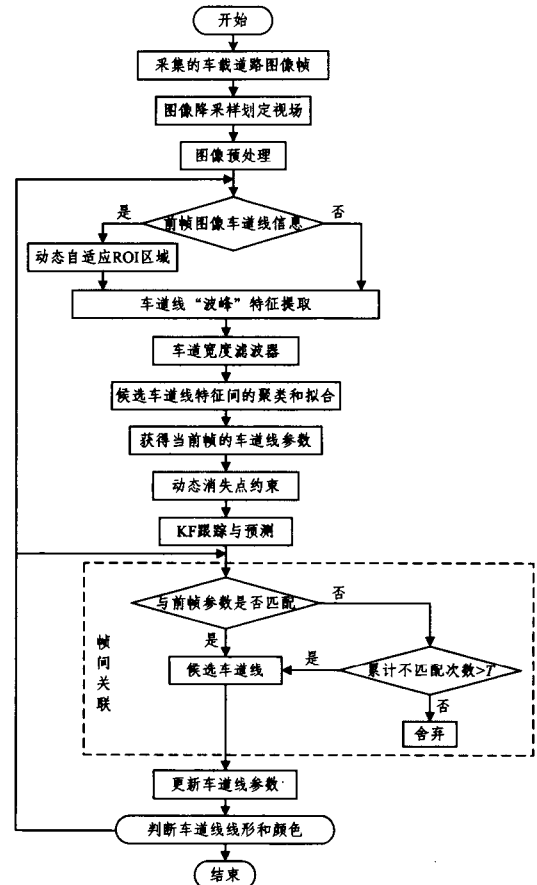


图1 车道线识别算法的总体流程图

3 预处理

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时计算出的误差仅为 3mm。因此,本文采用直线模型作为车道线的拟合模型,这样不仅能使算法简单高效,而且能够达到精确的描述精度。本文中所使用的车道线的模型参数如图 2 所示。

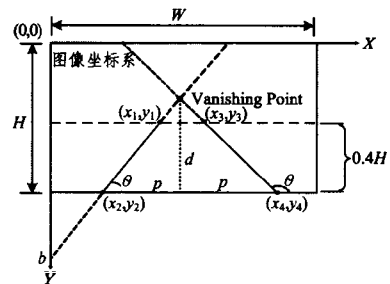


图2 车道线模型参数示意图

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。车道线的斜率 $k = \frac{y_1 - y_2}{x_1 - x_2}$, 角度 $\theta = \arctan k = \arctan \frac{d}{p}$, 截距 $b = y_1 - kx_1$ 。

如图 2 所示,设置图像下方 0.4H 的区域为车道线检测区域,这样不仅可以缩小图像有效检测区域的范围,而且可以排除道路图像中天空、两旁树木和建筑物等背景的干扰^[16]。

其中, H 和 W 分别是道路图像的高度和宽度。

相比于其他线性滤波器,例如最小均方滤波^[17]、平均值滤波^[18]等,中值滤波并不依赖于邻域内与典型值差别很大的值,在一定条件下可以避免因此造成的图像细节模糊,并且对滤波脉冲干扰及图像扫描噪声最为有效^[19]。由于采集获得的道路图像中主要是椒盐噪声,因此本文选用中值滤波算法,该方法在去除脉冲噪声和椒盐噪声的同时,又保留了图像的边缘细节。为了便于对道路图像进行处理,提高算法的实时性,本文采用经典的灰度化方法,利用如下公式对图像进行灰度化处理:

$$G_{m,y}=R*0.299+G*0.587+B*0.114 \tag{1}$$

如图 3 所示,图 3(a)是图 3(b)灰度化后的 MATLAB 三维灰度图,颜色越深代表灰度值越大;图 3(c)是图 3(b)中标示出的行的灰度变化图。从图 3(c)中可以看出,车道线部分相比于周围路面具有更高的亮度,且变化幅度较大,形成了一个“波峰”。本文利用这些特性来提取道路图像中车道线的特征。

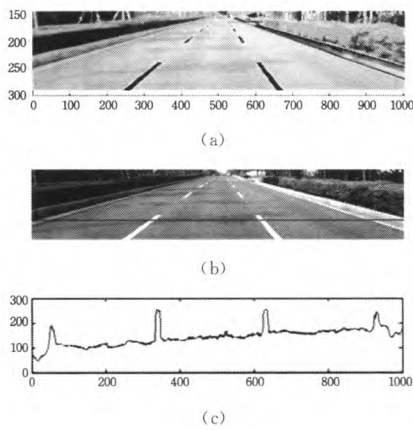


图 3

4 基于多条件约束的车道线特征滤波器

在实际驾驶环境中,由于一些不确定因素的出现,例如阴影、路面积水、颠簸、光照等,最终的检测结果会受到不良影响,车道线特征提取过程中会出现误检和漏检的现象,因此本文采用自适应阈值和一系列的条件约束来选择和过滤候选特征,最终获取可靠的车道线特征。图 4 给出了实际道路场景下的复杂因素,其中,图 4(a)是由于车辆急转弯所造成的运动模糊现象;图 4(b)是雨后的积水路面;图 4(c)是车辆出桥洞时出现的一瞬间强光现象;图 4(d)是由于行道树造成的路面阴影。

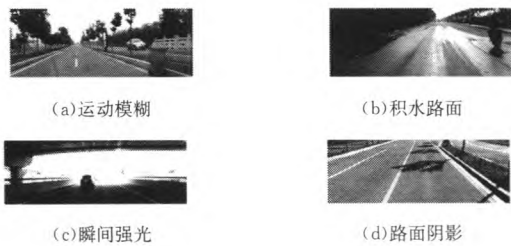


图 4 复杂的道路场景

4.1 基于一阶导数的局部“波峰”判别

定义每个像素的左、右一阶导数如下:

$$\begin{cases} D_r = p_{i+1} - p_i \\ D_l = p_i - p_{i-1} \end{cases} \tag{2}$$

其中, i 表示像素的位置 ($2 \leq i \leq Width - 1$)。

我们将满足 $D_l > 0 \& D_r \leq 0$ 的像素点定义为局部“波峰”,将满足 $D_l \leq 0 \& D_r > 0$ 的像素点定义为局部“波谷”。

由于行驶道路并不是理想状态下的平坦路面,因此车载相机会随着车身的颠簸而发生抖动,造成镜头的聚焦不准,出现道路图像一瞬间模糊的现象;或者当车辆转弯时速度较快,车载相机随着车身的快速偏移也会造成运动模糊的现象,在道路图像中表现为车道线成像模糊,从而引起波峰宽度增加。同时由于像素之间存在差异,在宽度较大的波峰上,亮度分布可能会存在细微的变化,在很近的范围内会出现多个波峰。

图 5 给出了灰度变化图。对波峰进行局部放大后不难发现,由于图像的模糊产生了双峰、多峰等情况,因此对满足条件的局部邻近“波峰”进行合并是十分必要的。若在已经检测到的波峰的附近(本文设定在 12 像素的邻域内)还存在波峰,且波峰的峰值比较接近 ($|g_p - g_{p+1}| < 20$, 其中 g_p 和 g_{p+1} 分别为两波峰处的灰度值),则从中选择亮度值最高的波峰作为保留波峰,并删除该相邻波峰间的所有波谷。

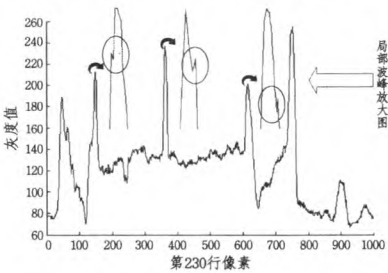


图 5 图 4(a)的第 230 行像素的灰度变化图

4.2 多条件约束

4.2.1 动态阈值的设置

车辆在实际道路环境行驶的过程中,光照条件在时间和空间上都具有不均匀性,如图 4 所示。为了使算法具有良好的鲁棒性和稳定性,需要考虑光照变化或者光照不均匀对“波峰-波谷”检测的影响。本文结合具体的实验分析结果,设计了一个根据每行亮度的均值来动态选择波峰相对亮度的判别阈值函数,函数的表达式如下:

$$T = \begin{cases} 10, & 0 \leq G_i \leq 20 \\ 10 + [\cos(\frac{G_i - 20}{160} \times \pi + \pi) + 1] \times 80, & 20 < G_i \leq 180 \\ 40, & 180 < G_i \leq 255 \end{cases} \tag{3}$$

图 6 给出阈值函数的函数图像。其中 G_i 为第 i 行的亮度均值。光照较暗(亮度均值 $G < 20$)时,将此时的亮度差判别阈值设为 10;亮度均值 G 在 20~180 范围内时,根据经过比例和平移变换的余弦函数曲线来动态地确定亮度差判别阈值;光照较亮(亮度均值 $G > 180$)时,将此时的亮度差判别阈值设为 40。亮度差高于该阈值的波峰被保留。

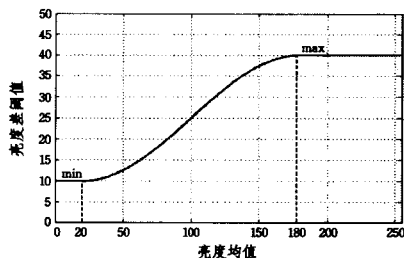


图6 函数图像

经过对波峰与其相邻波谷间亮度差的判断,能够保留不同光照变化条件下车道线位置处的波峰特征,滤除其他干扰形成的小幅度波峰。

4.2.2 波峰宽度约束

本文中的波峰宽度指波峰两侧最近的波谷沿扫描线方向上的像素距离。在图像采集的过程中会产生噪声(高斯噪声和椒盐噪声),表现为有过于尖锐的波峰出现;或是道路上出现高反光物体,例如出现路面面积水等不可控因素,如图4所示,此时可能会有宽度较大的波峰出现。因此,有效波峰应该具有适中的宽度($4 < W_p < 20$, W_p 为波峰 p 的宽度)。

4.2.3 波谷亮度约束

在实际的道路场景中,路面上常常会有因行道树而形成的阴影,在阴影交界处,亮度上表现为“暗-亮-暗”的效果,此时可能造成车道线波峰特征的误提取。

因此,波谷处的亮度值不能太低,本文保留 $g_p > 0.4 \times G_i$ (其中, g_p 表示波谷 p 处的亮度, G_i 表示第 i 行的亮度均值)的波谷对应的波峰。

5 车道线特征的聚类算法

5.1 基于概率 Hough 变换的改进最小二乘法

5.1.1 Hough 变换

Hough 变换的基本思想是利用点与线的对偶性,将原始图像空间中给定的直线通过曲线表达形式变为霍夫空间的一个点^[16],这样就把原始图像中给定直线的检测问题转化为寻找霍夫空间中的峰值问题。图7展示的是直角坐标系下的“点-线”向 Hough 空间坐标系转换的示意图, Hough 变换采用如下参数化直线方程:

$$\rho = x \times \cos \theta + y \times \sin \theta \quad (4)$$

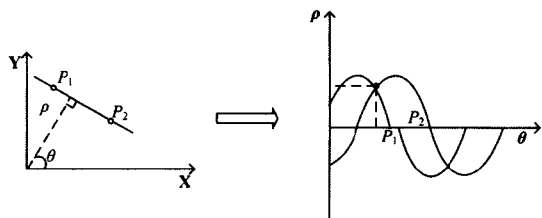


图7 点-线坐标转换图

相比于经典的 Hough 变换,基于概率的 Hough 变换随机挑选像素点,在检测到满足条件的直线后,便移除在该条直线上的特征点,以减少算法在某些像素点上重复计算的工作量。

受算法本身的约束, Hough 变换具有一定的局限性。当对含有噪声的特征进行 Hough 变换直线检测时,分辨率 $\Delta\rho$

过小,粗分辨率下的单元票数会被分散到精细分辨率下的若干更小的离散参数单元中,累加器无法获得足够的累加票数,从而造成检测失败。因此, Hough 变换受噪声的影响只能得到有限的检测精度。

5.1.2 改进的最小二乘法(Least Squares, LS)

最小二乘法是最为常用的线性回归方法之一,可获得给定数据集在均方误差意义下的绝对精确直线,从而达到 HT 无法达到的检测精度^[20]。但是, LS 对于明显偏离回归直线的野值(outlier)很敏感,少量的强噪声会明显改变 LS 得到的回归直线。

强噪声的引入提高了整个数据集的分布标准差,使得噪声点容易被误认为是正常数据点而无法剔除。如图8所示,若特征较为集中但存在强度相当且分布在两侧的噪声点时,剔除某一侧的噪声会造成新的回归直线更加偏向于反方向,这便使得反方向上的噪声点更难以去除。因此,每次不仅仅是去掉回归直线某侧的单个误差最大的噪声点,而是同时去除回归直线两侧的一对误差最大的数据点,以保证最终的回归直线主要代表误差在 0 附近的正常数据点。

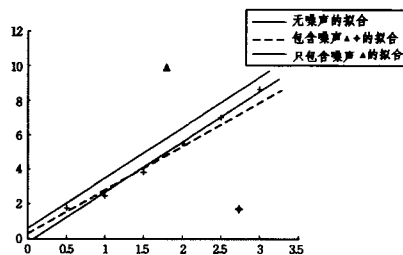


图8 最小二乘法拟合包含噪声数据的效果图

5.1.3 结合以上两种算法的改进算法

在实际复杂的道路环境中,车道线在特征提取阶段不可避免地会引入噪声。如何在包含噪声的特征中正确地确定车道线的位置,是本文提出的结合了基于概率 Hough 变换和改进的最小二乘法两种算法的关键所在。

鉴于 Hough 变换和最小二乘法的互补性,本文提出了一种结合两种算法的直线检测方法。首先,利用 Hough 变换确定直线存在的大致区域;然后,利用改进的最小二乘法对每个区域内的特征点集确定精确的直线参数。

给定直线所在大致区域的距离误差上限 d , Hough 变换的一系列参数以及均值误差阈值 ϵ 。算法的具体步骤如下:

- 1) 在给定参数的情况下,对车道线特征进行基于概率的 Hough 变换操作,获取直线;
- 2) 对于每一个通过 Hough 变换检测得到的直线,在所有的特征点集 S 中寻找距离直线不大于 d 的特征点构成集合 E ;
- 3) 利用最小二乘法确定集合 E 的回归直线参数 k 和 b ,以及均方误差 e ;
- 4) 对于集合 E 中的任一特征点 (x_i, y_i) ,所有满足 $kx_i + b > y_i$ 的特征点构成子集 E_{pos} ,所有满足 $kx_i + b < y_i$ 的特征点构成子集 E_{neg} ;
- 5) 在集合 E_{pos} 和 E_{neg} 中,找出误差最大的点 $P_p = \arg \max_{P_p \in E_{pos}} d(P_p)$ 和 $P_n = \arg \max_{P_n \in E_{neg}} d(P_n)$,其中 $d(P)$ 表示点

P 到回归直线的距离;

6) 移除点 P_p 和 P_n , 更新集合 E_{pos}, E_{neg} 和 E 。重复步骤 3), 直至误差 e 小于 ϵ 。

5.2 相似性度量

采用以上算法可以屏蔽噪声的影响, 得到较为理想的直线。为了对这些直线进行聚类, 判别这些直线的归属, 引入了两个相似性度量, 即距离相似度和方向相似度。图 9 为相似性度量的示意图。

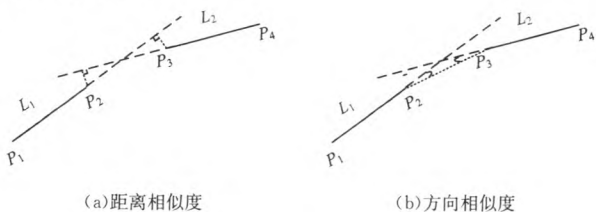


图 9

其中, $P_1(x_1, y_1)$ 和 $P_2(x_2, y_2)$ 为直线 L_1 的两个端点, 其倾斜角为 θ_1 ; $P_3(x_3, y_3)$ 和 $P_4(x_4, y_4)$ 为直线 L_2 的两个端点, 其倾斜角为 θ_2 ; 连接点 P_2 和 P_3 间的直线倾斜角为 θ , 则:

$$dis = |(x_3 - x_2) \sin \theta_1 - (y_3 - y_2) \cos \theta_1| + |(x_3 - x_2) \sin \theta_2 - (y_3 - y_2) \cos \theta_2| \quad (5)$$

$$dir = |\theta_1 - \theta| + |\theta_2 - \theta| \quad (6)$$

将距离和方向上具有近似一致性的直线聚类成一类, 对属于同一类的所有直线上的车道线特征点进行最小二乘直线拟合, 从而得到获选车道线。

6 车道线约束

6.1 基于透视投影线性关系的车道线“位置-宽度”函数

在实际道路环境中, 车道线往往具有横向和纵向两个方面的形态特征^[21]。在纵向上其具有向前延伸的特性。横向形态特征最重要的一点是具有一定的宽度, 根据国家标准 GB 5768.3-2009, 中国的高速公路和城市道路的路段上的车道线的横向宽度一般为 10~15cm。安装在车内的车载相机往往具有一定的高度, 其视线从上至下呈“俯瞰”状态, 且具有一定的倾角。图 10 给出了车载相机的采集示意图, 其中 H 为车载相机距离地面的高度。

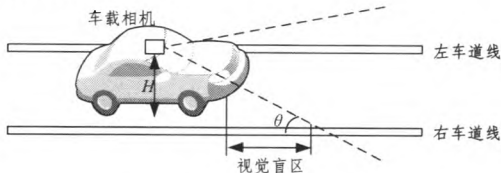


图 10 车载相机采集示意图

因此, 通过车载相机采集到的道路图像往往具有强烈的透视效果, 具有“近小远大”的特点, 主要表现为车道线在图像底部时显得较宽, 越往远处车道线越窄, 世界坐标系下具有平行结构的道路线在远处相交。

图 11 为车道线“位置-宽度”示意图。根据透视投影的几何关系和三角形相似原理, 易得:

$$W_i = (A_i P_i - d_i) \times 2 \quad (7)$$

其中, $A_i P_i = \frac{VP_0 + i}{VP_0 + h} \times (W_h + d_h) \times \frac{1}{2}$, $d_i = \frac{VP_0 + i}{VP_0} \times d_0$, $VP_0 = \frac{d_0}{d_h - d_0} \times h$ 。

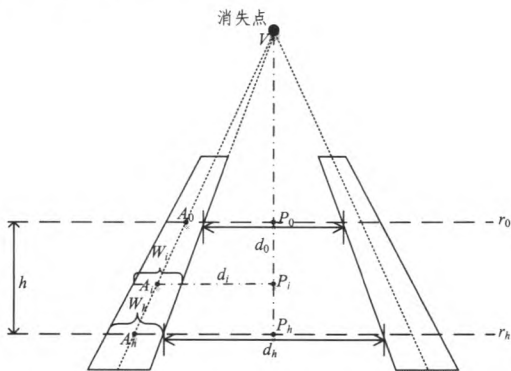


图 11 车道线“位置-宽度”示意图

6.2 消失点约束

根据针孔相机成像的基本原理, 三维场景中不平行于相机成像平面的多组平行线, 在成像后会相交于二维空间中的一点, 该点即被称为消失点 (Vanishing Point), 也被称为灭点。消失点作为体现三维场景中平行直线的方向信息, 是从二维图像空间中理解三维场景的重要线索。因此, 可以利用消失点作为约束条件, 从候选车道线中找出正确的车道线。

如图 12 所示, 建立坐标系 OXY , O 为图像长的中点, 在坐标系 OXY 中建立图像中直线和消失点的关系。设当前帧的消失点坐标为 $V(v_x, v_y)$, L 为候选车道线, 过原点 O 作直线 L 的垂线, 垂足的坐标为 $P(p_x, p_y)$, 垂线长度为 ρ , 倾斜角为 θ 。根据圆的基本性质可知, 垂足 P 必定在以原点 O 和消失点 V 为直径的圆上, 因此可得方程组:

$$\begin{cases} x^2 + y^2 - (x p_x + y p_y) = 0 \\ p_x \cos \theta + p_y \sin \theta - \rho = 0 \end{cases} \quad (8)$$

显然, 消失点 V 是该方程组的一个解。构造目标函数如下:

$$\Delta \rho = |v_x \cos \theta_i + v_y \sin \theta_i - \rho_i| \quad (9)$$

其中, θ_i 和 ρ_i 是待确定直线 L_i 的参数。根据目标函数求得 $\Delta \rho$, 当 $\Delta \rho$ 在一个很小的范围内时, 说明对应的直线为有效的车道线。消失点的性质作为约束条件, 提高了对车道线提取的准确率, 尤其是对零散的干扰直线有很好的滤除作用。

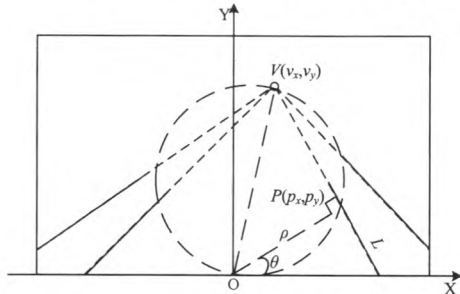


图 12 消失点约束示意图

对得到的车道线特征进行以上算法的聚类 and 拟合, 得到候选的车道线进行消失点约束后, 可滤除非车道线部分, 获得准确的车道线位置。消失点约束的实验结果如图 13 所示。

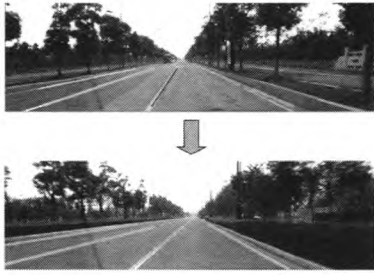


图 13 消失点约束实验结果图

6.3 帧间关联约束

在实际采集系统以及大部分智能车辆系统中,车载相机直接获得的是视频流信息,视频流中的相邻两帧图像间往往具有很大的冗余性。车辆运动在时间和空间上都具有连续性,由于车载相机的采样频率快(100fps 左右),在图像帧的采样周期内,车辆只是前进了一段很短的距离,道路场景的变化十分微小,表现为前后帧间的车道线位置变化缓慢,因此前一帧图像为后一帧图像提供了非常强的车道线位置信息。为了提高车道线识别算法的稳定性和准确性,本文引入了帧间关联性约束。

假设在当前帧中检测到的车道线条数为 m ,用集合 $L=\{L_1,L_2,\cdots,L_m\}$ 表示;保存的历史帧中检测到的车道线条数为 n ,用集合 $E=\{E_1,E_2,\cdots,E_n\}$ 表示;帧间关联约束滤波器用 K 表示,令 $K=\{K_1,K_2,\cdots,K_n\}$ 。

首先建立一个 $C=m\times n$ 的矩阵,矩阵 C 中的元素 c_{ij} 表示当前帧中的第 i 条直线 L_i 和历史帧中的第 j 条直线 E_j 间的距离 Δd_{ij} 。 Δd_{ij} 的计算公式为:

$$\Delta d_{ij}=[|x_i^{LA}-x_j^{EA}|,|x_i^{LB}-x_j^{EB}|]^T\in R^2 \tag{10}$$

A,B 分别代表直线 L_i 和 E_j 的两个端点。

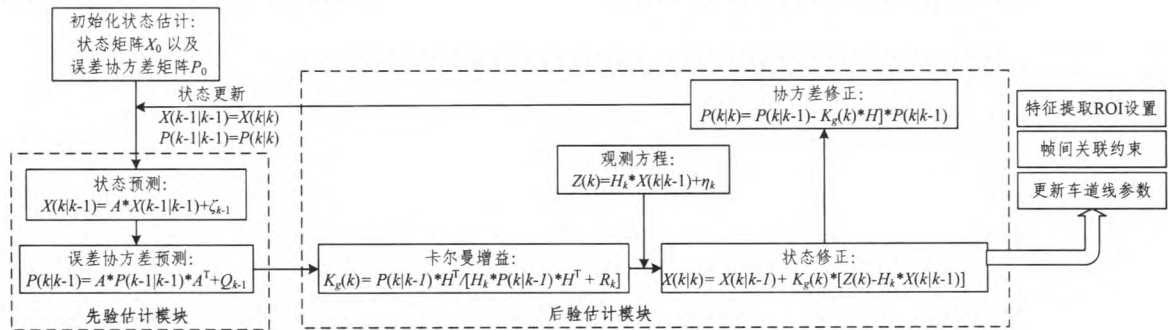


图 14 卡尔曼滤波的状态转换

基于卡尔曼滤波的多车道线跟踪算法,需要运用卡尔曼滤波器来实时预测各个车道线运动状态的变化信息,并将运动状态与当前的观测值进行匹配,计算预测协方差误差,运用预测误差对当前观测值进行修正,并以修正后的状态信息作为卡尔曼滤波器的输入,为预测该目标在下一帧的运动状态信息做准备。卡尔曼滤波跟踪车道线位置可概括成两个过程,即先验预测模块和后验修正模块。

先验预测模块主要是利用时间更新方程建立对当前系统状态的先验估计,及时向前推算当前状态变量和误差协方差估计的值,以便为下一时刻的状态构造先验估计值。先验预测模块主要由时间更新方程和误差协方差预测方程组成。

然后,在矩阵 C 中统计第 i 行中 $\Delta d_{ij}<T$ 的个数 e_i ,若 $e_i<1$,则说明没有与当前车道线相关联的前帧车道线,因此将该条车道线作为全新的车道线,更新下一帧帧间关联约束的历史帧信息;若 $e_i=1$,则认为当前帧车道线 L_i 和历史帧车道线 E_j 在前后帧间是同一条车道线;当 $e_i>1$ 时,用向量 V_i 记录当前帧第 i 行中满足条件的车道线位置,即:

$$V_i=\{v_{i1},\cdots,v_{ij}\},v_{ij}=\begin{cases} 0, & \Delta d_{ij}>T \\ \Delta d_{ij}, & \text{other} \end{cases} \tag{11}$$

在 V_i 中统计非零元素所在的列 j 的所有元素 V_j ,得到 V_j 中最小的元素,即:

$$(\Delta d_{ij})_{\min}=\min(V_j),V_j\neq 0$$

当 $\exists (\Delta d_{ij})_{\min}>0$ 时,得到当前帧车道线 L_i 和历史帧车道线 E_j 在前后帧间是同一条车道线。

当当前帧检测得到的车道线符合帧间相关约束时,认为当前帧中的该条车道线在前后帧中是同一条车道线,并显示当前车道线的位置;否则,舍弃当前检测出的车道线。若累计帧间关联约束次数大于 $T(T=3)$,则更新历史帧车道线的参数。

7 基于卡尔曼滤波的多车道线实时跟踪

卡尔曼滤波是由匈牙利数学家 Kalman 基于系统的能控性和能观性,于 20 世纪 60 年代提出的一种基于最小均方差预测的最优线性递归滤波方法^[22]。卡尔曼滤波的基本思想是:以状态方程和观测方程为基础,运用递归方法来预测一个零均值白噪声序列激励下的线性动态系统的变化。其本质是通过观测值来重新构建系统的状态变化,以“预测-观测-修正”的顺序递推,消除系统观测值的随机干扰,通过观测值从被干扰的信号中恢复原始信号的本来特征^[23]。卡尔曼滤波的状态转换如图 14 所示,详细过程如下。

后验修正模块主要负责反馈,利用在先验预测模块中得到的先验估计值以及当前系统的观测值,用状态修正方程对当前系统的状态做最优后验估计;更新当前系统状态的参数,并返回给下一时刻。后验修正模块主要由卡尔曼增益方程、当前状态修正方程以及协方差修正方程组成。

8 多车道线实时检测

8.1 实验平台介绍

为了验证本文提出的多车道线检测算法的稳定性和有效性,在无人驾驶的智能车平台及真实道路环境中验证检测效果。图 15 所示是北京联合大学“京龙 1 号”无人驾驶智能汽车。



图 15 实验平台展示

在该平台中,采用 Pike F100C 工业数字摄像机,将其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所在的平面,朝向为车辆行驶的正前方;采集到的图像大小为 1000 像素×290 像素,采集周期为 10ms。工控机采用 GEMOTECH 系列工控机,i7 处理器,2.67GHz CPU,8G 内存,具有耐高温和高湿、抗震、防粉尘、电磁兼容性好、不间断工作等优点。

8.2 实时检测结果

在实际驾驶过程中,由于驾驶环境的不确定性,路面往往会出现如阴影、路面积水、运动模糊以及曝光不佳等情况,从而影响到车道线的检测效果,造成误检和漏检。本文算法能够很好地屏蔽大部分驾驶环境下的不确定因素对最终检测结果的影响,图 16—图 25 给出了各种环境下的车道线检测结果。可以看出,本文所提算法能适应于道路路面有阴影、车载相机曝光不佳、路面破损、有前方车辆遮挡、路面标记干扰、雾天行驶对向车辆开灯、雨后路面、路面有少量雪渍以及傍晚行车等各种复杂的环境,具有良好的鲁棒性。

为保证对车道线评测的合理性,将采集时因车辆位置过近而对车辆控制无用的区域以及因车辆位置过远而易造成较大误差的区域剔除,仅对当前车辆前方的 10~50m 的路面区域内的车道线检测结果进行评分统计,对应到所采集的道路图像中的区域为 0.1H~0.5H 的可视区域,以像素为单位栅格化评分统计区域,将每条车道线的位置信息离散化为一个序列点集。首先,人为地标出采集到的道路图像中的车道线的边缘位置,再将程序中检测得到的车道线位置与人为标记的车道线位置进行对比,并利用以下公式对程序得到的车道线检测结果进行得分计算。

$$S_{TP} = \frac{TP}{TP + FP + FN}$$

其中,TP 为该帧道路图像中检测得到的所有车道线的正检总像素数,FP 为误检总像素数,FN 为漏检总像素数。由于现实中的车道线都具有一定的宽度,因此允许检测得到的车道线的位置与标注的车道线真值间有 3 个像素的偏差。表 1 列出了数据集中部分帧图像的检测结果的得分。

表 1 每帧检测结果的得分

帧	TP	FP	FN	S _{TP}	S _{FP}	S _{FN}
1	281793	1406	11832	0.955	0.005	0.040
2	19436	2278	10096	0.611	0.072	0.317
5	89528	6388	8176	0.860	0.061	0.079
11	37423	178	980	0.970	0.005	0.025
13	35928	2464	6743	0.796	0.055	0.149

通过实验统计列出了在各种复杂驾驶环境下的实验结果数据。图 16 给出了对存在常见其他路面标志的干扰(例如斑马线、指示箭头和黄色警示线等)的检测效果;图 17 给出了对有污损的路面进行检测的结果;图 18 给出了在大雾天行驶

时,对向车辆开灯时的检测效果;图 19 给出了在傍晚行车,光线较暗时的检测效果。



图 16 常见路面标志的干扰



图 17 路面有污损



图 18 对向车辆雾天开灯

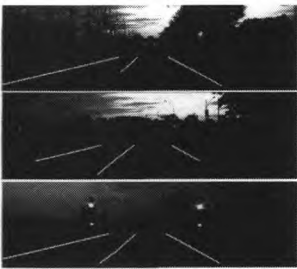


图 19 傍晚行车

如表 2 所列,本算法能够应对以上不理想情况,检测效果好,车道线检测的准确率能达到 0.95 以上。

表 2 部分不理想驾驶环境下的平均得分

主要影响因素	总帧数	平均 S _{TP}	平均 S _{FP}	平均 S _{FN}
道路标记干扰	9925	0.978	0.017	0.005
路面污损	11343	0.971	0.015	0.014
雾天行车	9561	0.959	0.020	0.021
傍晚行车	7898	0.962	0.016	0.022

另外,在车辆的行驶过程中,由于行驶时间的不同,光照条件也会存在较大的差异,常常会出现由于曝光不佳导致车道线的漏检率较高的情况;车辆在行驶的过程中,对向和相向的车辆往来较为频繁,车道线常常会被往来的车辆遮挡,这也会导致车道线的漏检率较高。图 20 和图 21 分别给出了在曝光不佳的状态下和有车辆遮挡的情况下的检测结果。本文将每个数据集划分成严重和轻微两种状况,其中图(a)表示在曝光严重的条件 II 下出现的漏检情况,图(b)表示在车辆遮挡较多车道线的条件 II 下的漏检情况,条件 I 表示情况较为轻微。

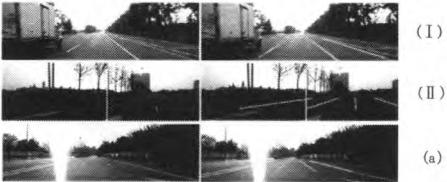


图 20 曝光不佳



图 21 前方车辆遮挡



图 22 挡风玻璃上有水

道路两旁的行道树或建筑物所形成的阴影往往会增大车道线的误检率。在雪后或雨后的路面上行驶,由于受到雪痕或积水的干扰,车道线的误检率也会增大。图 23 给出了路面有阴影的情况下的检测结果,图 24 给出了雪后路面有雪迹情况下的检测结果,图 25 给出了雨后路面有积水情况下的检测结果。

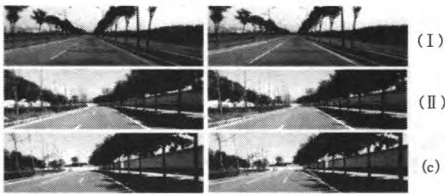


图 23 路面有阴影

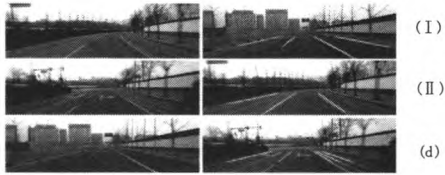


图 24 路面有雪迹



图 25 雨后积水路面

表 3 列出了以上几种情况下的车道线漏检率。

表 3 车道线漏检率的统计

主要影响因素	总帧数	影响因素等级	帧数	平均 S_{TP}	平均 S_{FP}	平均 S_{FN}
曝光不佳	8905	I	4550	0.927	0.026	0.047
		II	2620	0.848	0.058	0.094
车辆遮挡	12751	I	5400	0.913	0.034	0.053
		II	4800	0.880	0.048	0.072
挡风玻璃上有水	8134	I	4340	0.907	0.036	0.057
		II	3500	0.847	0.052	0.101
路面阴影	14368	I	6870	0.928	0.045	0.027
		II	5320	0.880	0.083	0.037
雪后路面	8415	I	5915	0.883	0.075	0.042
		II	2500	0.833	0.109	0.058
雨后路面	9646	I	6546	0.941	0.046	0.013
		II	3100	0.851	0.106	0.043

结束语 本文介绍了一种鲁棒性的多车道线检测算法,该算法能够准确地检测出复杂驾驶环境下的车道线标志线,并具有较强的稳定性。采用一种基于多条件约束的车道线特征滤波器对道路图像中的车道线特征进行提取,并运用新提

出的聚类算法对车道线特征进行聚类;用卡尔曼滤波对车道线位置进行实时跟踪和预测,并利用车道线的“位置-宽度”函数设置自适应动态 ROI;最后利用车道线的特点形成约束条件,以获得更加稳定的检测效果。未来将进一步研究并考虑给出车道线的直线-曲线融合模型,以便对弯道进行更加准确的检测;进一步研究基于地面标识的驾驶地图,实现对车辆的实时地位。

参 考 文 献

[1] SONG H B, HE D J, XIN X J. Unstructured road detection and obstacle recognition algorithm based on machine vision [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(6): 225-230. (in Chinese)
宋怀波,何东健,辛湘俊. 基于机器视觉的非结构化道路检测与障碍物识别方法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(6): 225-230.

[2] WANG T T, ZHAO Y G, CHANG F L. Obstacle extraction based on visual sensor [J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(4): 180-183. (in Chinese)
王天涛,赵永国,常发亮. 基于视觉传感器的障碍物检测[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(4): 180-183.

[3] YENIKAYA S, YENIKAYA, KHAN G, et al. Keeping the vehicle on the road: A survey on on-road lane detection systems [J]. ACM Computing Surveys, 2013, 46(1): 125-134.

[4] MECHAT N, SAADIA N, M'SIRDI N K, et al. Lane detection and tracking by monocular vision system in road vehicle [C] // International Congress on Image and Signal Processing. 2012: 1276-1282.

[5] HOUYUN T U. Lane Tracking and Departure Detection Based on Linear Model [J]. Process Automation Instrumentation, 2009, 30(11): 1-7.

[6] MASTORAKIS G, DAVIES E R. Improved line detection algorithm for locating road lane markings [J]. Electronics Letters, 2011, 47(3): 183-184.

[7] HOU L L. Research on the Lane Detection Algorithm For Express [D]. Zhengzhou: Henan University of Technology, 2012. (in Chinese)
侯利龙. 高速公路车道线检测算法研究 [D]. 郑州: 河南工业大学, 2012.

[8] CHEN X Y. Research on the Real time Lane Detection Based on Monocular Vision [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2015. (in Chinese)
陈小燕. 基于单目视觉的车道线实时检测研究 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2015.

[9] ZHANG C, FAN X N. Approach for real-time lane detection based on linear model [J]. Computer Engineering and Design, 2012, 33(1): 295-299. (in Chinese)
张翀, 范新南. 基于直线模型的车道线实时检测方法 [J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(1): 295-299.

[10] WEI S, ZHANG X R, TANG H Q, et al. Lane Coordination Detection Based on Hough Transformation and Least Square Fitting [J]. Opto-Electronic Engineering, 2011, 1(3): 26-30.

[11] HA S, KIM G, HA S, et al. B-snake Based Lane Detection with Feature Merging and Extrinsic Camera Parameter Estimation [J]. Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea,

- 2013,50(1):215-224.
- [12] JU Q A, YING R D, JIANG L T. Computer vision based fast lane detection[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(5):1544-1546. (in Chinese)
- 鞠乾鞠,应忍冬,蒋乐天. 基于机器视觉的快速车道线识别[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(5):1544-1546.
- [13] WANG X Y, WANG Y Z. A Lane Detection Algorithm Based on Linear-hyper bola Model [J]. Journal of Hangzhou Dianzi University, 2010, 30(6):64-67. (in Chinese)
- 王晓云,王永忠. 基于线性双曲线模型的车道线检测算法[J]. 杭州电子科技大学学报, 2010, 30(6):64-67.
- [14] XU H R, WANG X D, FANG Q. Structure Road Detection Algorithm Based on B-spline Curve Model [J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(3):270-275. (in Chinese)
- 许华荣,王晓栋,方道. 基于 B 样条曲线模型的结构化道路检测算法[J]. 自动化学报, 2011, 37(3):270-275.
- [15] WANG Y, TEOH E K, SHEN D. Lane detection and tracking using B-Snake[J]. Image & Vision Computing, 2004, 22(4):269-280.
- [16] 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. (in Chinese)
- 孙伟,张小瑞,唐慧强,等. Hough 变换和最小二乘拟合的车道线协调检测[J]. 光电工程, 2011, 38(10):13-19.
- [17] WANG X Y. A study of lane detection method based on DM642 [D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2015. (in Chinese)
- 王向阳. 基于 DM642 的车道线检测方法的研究[D]. 天津:河北工业大学, 2015.
- [18] MA Y Z. Study on edge detection algorithm of computer vision [D]. Chongqing: Chongqing University of Technology, 2010. (in Chinese)
- 马亚洲. 机器视觉中边缘检测算法的研究[D]. 重庆:重庆理工大学, 2010.
- [19] LIU N, CAO J M, WANG X L. Study on Algorithms of vision-based Lane line detection [J]. Electronic Test, 2013(7):106-107. (in Chinese)
- 刘娜,曹健明,王小乐. 基于视觉的车道线检测算法探讨[J]. 电子测试, 2013(7):106-107.
- [20] WANG M H. Research on Algorithm of Lane Detection and Departure Warning of Intelligent Vehicle Based on Vision [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2012. (in Chinese)
- 王明慧. 基于视觉的智能汽车道路检测与预警算法的研究[D]. 北京:北京交通大学, 2012.
- [21] WANG D D. Research and Implementation of Lane Recognition and Recognition Technology Based on Morphology Feature [D]. Shenyang: Northeastern University, 2012. (in Chinese)
- 王丹丹. 基于形态特征的车道线检测和识别技术的研究与实现[D]. 沈阳:东北大学, 2012.
- [22] PENG H, XIAO J S, CHENG X, et al. Lane detection algorithm based on extended Kalman filter[J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2015, 26(3):567-574. (in Chinese)
- 彭红,肖进胜,程显,等. 基于扩展卡尔曼滤波器的车道线检测算法[J]. 光电子·激光, 2015(3):567-574.
- [23] XU M H, ZHANG K X, JIANG Z L. Algorithm design and implementation for a real-time lane departure pre-warning system [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2016, 16(3):149-158. (in Chinese)
- 徐美华,张凯欣,蒋周龙. 一种实时车道线偏离预警系统算法设计和实现[J]. 交通运输工程学报, 2016, 16(3):149-158.
- [24] WU S J, CHIANG H H, PERNG J W, et al. The Heterogeneous Systems Integration Design and Implementation for Lane Keeping on a Vehicle[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2008, 9(2):246-263.
- [25] BURZIO G, GUIDOTTI L, PERBOLI G, et al. Investigating the Impact of a Lane Departure Warning System in Real Driving Conditions-A Subjective Field Operational [J]. Field Operational Tests and Naturalistic Driving Studies, 2010, 8(13):313-322.
- [26] JUN M, JING C. Based on the specific needs of the Chinese market advanced automotive driver assistance systems Development Trend [J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2012, 50(3):36-40.
- [27] HILLEL A B, LERNER R, DAN L, et al. Recent progress in road and lane detection: a survey [J]. Machine Vision & Applications, 2014, 25(3):727-745.
- [28] GUO K Y, WANG Y W, GUO X L. Lane Detecting and Tracking Algorithm with Noise Analysis of Kalman Filter [J]. Computer Measurement & Control, 2016, 24(5):216-219. (in Chinese)
- 郭克友,王艺伟,郭晓丽. 结合卡尔曼滤波器噪声分析的车道线检测跟踪算法[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(5):216-219.
- [29] WANG J. Research on Key Technology of Unmanned Vehicle Perception System [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2016. (in Chinese)
- 王俊. 无人驾驶车辆环境感知系统关键技术研究[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2016.
- [30] XU M H, ZHANG K X, JIANG Z L. Algorithm design and implementation for a real-time lane departure pre-warning system [J]. Journal of Transportation Engineering, 2016, 16(3):149-158. (in Chinese)
- 徐美华,张凯欣,蒋周龙. 一种实时车道线偏离预警系统算法设计和实现[J]. 交通运输工程学报, 2016, 16(3):149-158.
- [31] CHEN G H, PAN X X, HOU Z H. A Vehicle Detection Algorithm Based on Lane Detection and Multi-feature [J]. Science Technology and Engineering, 2016, 16(15):245-250. (in Chinese)
- 陈戈昕,潘晓旭,侯作辉. 基于车道线识别和多特征的前车检测算法[J]. 科学技术与工程, 2016, 16(15):245-250.