

## 单目视觉下结构化车道实时检测

胡忠闯<sup>1</sup> 陈 杰<sup>2</sup> 顾兆伦<sup>1</sup> 钱云涛<sup>1</sup>

(1. 浙江大学计算机科学与技术学院, 浙江杭州 310027; 2. 杭州市机构编制电子政务中心, 浙江杭州 310027)

**摘 要:** 车道检测是高级驾驶员辅助系统的重要组成部分。本文对视频进行实时处理, 实现对结构化车道线的实时检测。首先使用行方向的 Sobel 算子对处理区域进行边缘增强, 接着在处理后的区域使用 LSD (Line Segment Detector) 进行线段提取, 提取的线段集合包含代表车道线的线段。最后通过线段倾角以及相对位置过滤线段集合, 并结合线段稳定帧数来筛选出最佳候选车道线。

**关键词:** 车道检测; 行方向的 Sobel 算子; Line Segment Detector

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **DOI:** 10.16798/j.issn.1003-0530.2017.04.027

## Real-time Structured Lane Detection by Monocular Vision

HU Zhong-chuang<sup>1</sup> CHEN Jie<sup>2</sup> GU Zhao-lun<sup>1</sup> QIAN Yun-tao<sup>1</sup>

(1. College of Computer Science, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China;

2. E-Government Center of Hangzhou Organization Establishment, Hangzhou, Zhejiang 310027, China)

**Abstract:** Lane detection is an important part of advanced driver assistance systems. In this paper, we processed the video in real-time for achieving real-time detection of structured lane. Firstly we used horizontal Sobel operator for enhancing the edge in the area that we needed to process. And then we used LSD (Line Segment Detector) algorithm to extract lines set, which included the representative of the lane markings. The line angle and relative position were used to filter line set, and combined with the number of stable frame to select the best candidate of lane markings.

**Key words:** lane detection; horizontal Sobel operator; Line Segment Detector

### 1 引言

车道检测是辅助驾驶系统的重要组成部分;在车道检测的基础上,防碰撞、避让行人、偏离预警等功能才能得以实现。在车道检测方面,主要通过视觉、激光雷达、GPS 和数字地图等传感方式来获取有关信息。文献[1]的车辆导航系统通过视觉结合激光雷达的方式感知车辆到两侧车道线的距离,可以精确到分米级别。视觉的方式提供了丰富信息,而且视觉传感器相对廉价与鲁棒,因此基于视觉的车道检测方式在车道检测中占主要地位<sup>[2]</sup>。

目前基于视觉的车道检测算法大体可以分为基于车道特征和基于模型两大类。车道特征指车道形状、颜色等可以与路面其他区域加以区分的特征。文献[3-4]使用车道的颜色特征来检测,但是颜色特征比较容易受到阴影影响,不易与同样受到

阴影遮蔽的路面区分开,对此文献[5]结合车道线梯度特征设计了一种具有光照鲁棒性的图像灰度化方法。文献[6]结合车道线的宽度和光强度两个特征设计的方法可以在光照波动条件下工作。基于模型的检测算法通过建立约束条件来拟合车道。文献[7-8]基于车道直线模型,通过霍夫变换检测直线,对于近视场区有一定效果,但是不能应对车道线曲率较大部分。文献[9]针对曲线模型提出使用 B 样条曲线对车道进行曲线拟合,但由于其弯道的控制点通常在远视场区,即图像的上部分,导致提取得到的车道线误差较大。

逆透视变换方法<sup>[10]</sup>是一种比较特殊的方法。该方法通过摄像头参数逆变换车道,再通过霍夫变换或 RANSAC (random sample consensus) 方法提取车道线。这种方式使得车道在逆变换空间恢复平行,但对摄像头角度、焦距、俯仰角度等参数要求苛

刻,计算量大。

本文基于车道的直线模型,并且为了提升车道检测的有效性和鲁棒性,使用了文献[11-12]的提出的 LSD(Line Segment Detector)算法。本文的车道检测算法大致可以分为三个步骤:1) 预处理:运用先验在图像上划分出 ROI(region of interest),然后在 ROI 区域进行行方向的 Sobel 算子边缘增强,来改善阴影造成的干扰。2) 在边缘增强的结果图上使用 LSD 进行线段提取,得到候选线段集合。3) 在后处理中对候选线段集合进行过滤,合并,筛选出候选车道线,作为后序车道分析流程的输入,最终产生车道线。

2 预处理

2.1 基于先验 ROI 划分

通过 ROI 设置使处理范围限定在车道线所在区域可以排除天空以及周边环境的干扰,同时提升了处理速度。一般场景中,车道线一般位于画面中下部<sup>[13]</sup>,可以通过对画面进行裁剪,选定 ROI。记  $m$  为原始图像  $I$  的宽,  $n$  为图像的高,ROI 的上边界的高度取  $n$  的固定比例,即取 ROI 为宽为  $m$ ,高为  $n_r$  的图像区域  $I_{ROI}$ ,如图 1 所示。应用时可以通过画面提醒。



图 1 基于先验的 ROI 分割  
Fig. 1 ROI segment based on prior

2.2 行方向的 Sobel 算子边缘增强

由于图像中车道线相对于它周围的区域,像素的灰度值要大一些,边缘处梯度大,因此可以通过边缘增强算法,保留车道边缘的信息,并减轻阴影等其他噪音的干扰。常用的边缘增强方法有 Laplacian 算子, Sobel 算子等。Laplacian 算子对噪声敏感,会引入较多噪声, Sobel 算子运算快速。标准 Sobel 算子先计算行方向梯度  $G_x$  以及列方向梯度  $G_y$ , 然后用式(1)计算每一像素的梯度近似值:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \tag{1}$$

实验发现,在式(1)计算得到的梯度图上使用 LSD 会得到较多噪音,且把边缘割裂成许多小线段。本文使用行方向的 Sobel 算子进行边缘增强,即使用式(2)计算像素梯度。这种方法通过忽略 ROI 中其他方向的梯度,而只考虑行方向梯度,可以在较

好地保留车道线边缘的同时,又减少了 ROI 中其他方向梯度信息的干扰。

$$G_{horizontal} = |G_x| \tag{2}$$

图 2 中(a)(c)(e)为灰度图,(b)(d)(f)为相应的使用行方向 Sobel 算子进行边缘增强的结果。同时对比灰度图和增强结果,可以发现这种方式较好地

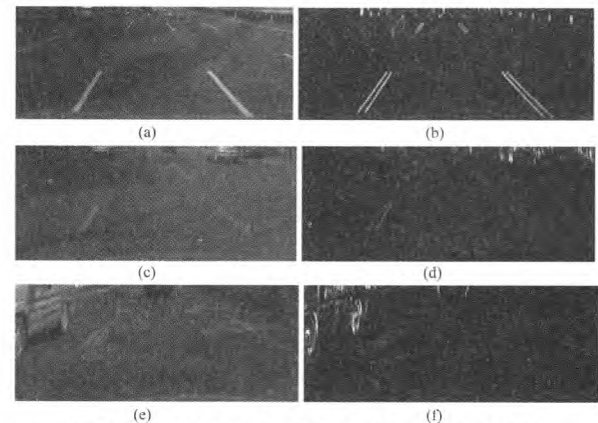


图 2 使用行方向的 Sobel 算子进行边缘增强  
Fig. 2 Using horizontal Sobel operator to enhance edge

3 线段提取

为了从预处理后的图像中提取出包含车道线的候选集合,需要进行线段提取。传统的车道线检测方法使用霍夫变换或其变体,例如 PPHT (Progressive Probabilistic Hough Transform, 累计概率霍夫变换)等算法来提取车道线。霍夫变换对每个像素进行三角几何和乘法操作,有着高算法复杂度,同时没有结合方向信息,可能导致高误检率。通过结合像素的梯度大小和方向信息,加上 NFA(the Number of False Alarm)的约束, LSD 可以给出精确结果,并同时控制误检率<sup>[11]</sup>。

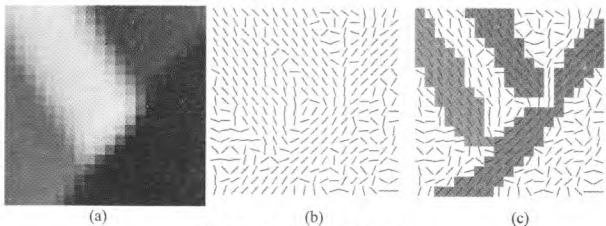


图 3 LSD 关键概念  
Fig. 3 Key concept of LSD

LSD 算法首先通过计算像素的梯度大小和 Level-line Angle (与梯度方向垂直),生成 Level-line

Field。然后使用种子生长法寻找 level-line 角度差值在容忍度 $\pm\tau$ 内的区域,产生区域称为 Line Support Regions。如图 3 所示,(a)原图,(b)为 Level-line Field,(c)为(b)中的 Level-line Angle 组成的三个 Line Support Regions。接着对每个区域进行矩形近似产生一个矩形,计算其主轴方向,并统计矩形包含的 Level-line Angle 总数,并记为  $n$ ;每个矩形代表一个候选线段。算法假设存在一个值为 $[0, 2\pi]$ ,独立同分布的 level-line Angle 噪声图,通过与噪声图比较来验证每个矩形的有效性。基于噪声图的假设,可以将比较转化为计算 NFA 的值,NFA 计算公式为式(3)。式(3)中  $r$  表示某个矩形; $N, M$  表示待处理图像的高和宽, $n$  表示矩形中 Level-line Angle 的总数; $k$  表示对齐点总数; $p$  表示为噪声图的 Level-line Angle 对齐的概率,为内部参数,只受  $\tau$  影响, $(NM)^{5/2}\gamma$  为文献[11]估算的噪声图中所有总数为  $n$  的矩形区域个数。

记候选矩形的对齐点数为  $k$ ,NFA 可以理解为对齐点数大于  $k$  的矩形噪声区域个数,当 NFA 满足式(4)时,则认为这个候选矩阵很有可能代表一条线段。

$$\text{NFA}(r) = (NM)^{5/2}\gamma \cdot B(n,k,p) \tag{3}$$
$$\text{NFA}(r) < \varepsilon \tag{4}$$

文献[12]通过在大量不同图像实验的基础上给出了参数的通用值,即 $\tau=22.5, \varepsilon=1$ 。本文同样按照这种设置。LSD 关键步骤如表 1 所示。

表 1 LSD 算法关键步骤  
Tab.1 Key steps of LSD

算法: Line Segment Detection
输入:一张图片 $I$
输出:线段起点和终点链表 out
1 (LLA; $ \nabla I $ ; OrderedListPixels) $\leftarrow$ Gradient( $I$ )
2 Status $\leftarrow$ NOT USED
3 <b>foreach</b> pixel $P \in$ OrderedListPixels <b>do</b>
4 <b>if</b> Status( $P$ )= NOT USED <b>then</b>
5     region $\leftarrow$ RegionGrow( $P, \tau$ )
6     rect $\leftarrow$ Rectangle( region)
7     rect $\leftarrow$ ImproveRectangle( rect)
8     nfa $\leftarrow$ NFA( rect)
9 <b>if</b> nfa $\leq \varepsilon$ <b>then</b>
10       Add rect $\rightarrow$ out
11 <b>end</b>
12 <b>end</b>
13 <b>end</b>

与传统的基于霍夫变换或其变体的线段提取流程不同,LSD 可以直接在非二值图上进行线段提取,而霍夫变换及其变体只有在二值图上才能进行有效的线段提取。不恰当的二值化阈值可能会导致二值化结果中丢失车道线的信息。此外霍夫变换及其变体的参数设置问题也会制约其检测效果,不同场景下使用固定的参数会导致大量误检或漏检<sup>[11]</sup>,而 LSD 在不需要进行参数调整下可以适应多种场景。

图 4(a) 为行方向的 Sobel 算子边缘增强结果图,(b) 为对(a)使用大津法二值化后的结果图,可以看出二值化使左车道信息丢失。

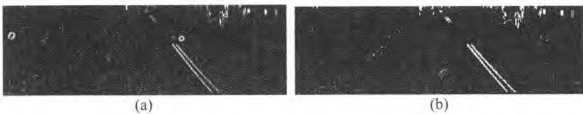


图 4 二值化造成左车道信息丢失  
Fig.4 Binarization makes lane information missing

记边缘增强后图像为  $I_{\text{enhance}}$ ,经过 LSD 提取线段后得到候选集合  $C$ , $C$  由式(5)计算得到。

$$C = \text{LSD}(I_{\text{enhance}}) \tag{5}$$

线段集合  $C$  由  $c_i$  组成,线段  $c_i$  定义为式(6),其中 $(x_i^1, y_i^1)$ 为线段  $c_i$  的起点, $(x_i^2, y_i^2)$ 为线段  $c_i$  的终点, $\theta_i$  为线段  $c_i$  的倾角, $\theta_i \in (-90^\circ, 90^\circ)$ , $\theta_i$  计算公式为式(7):

$$c_i = \{x_i^1, y_i^1, x_i^2, y_i^2, \theta_i\} \quad (i = 1, 2, \dots, l) \tag{6}$$
$$\theta_i = \arctan \frac{y_i^2 - y_i^1}{x_i^2 - x_i^1} \times \frac{180}{\pi} \tag{7}$$

4 后处理

4.1 利用倾角和线段中点相对图像中线位置过滤候选集合

车辆在行驶时需要遵守相关交通规则,在行驶过程中一般在固定的车道行驶,这时车头与车道线是平行的,车道线的倾角在固定范围内,即使在转向时,检测到车道线的倾角也在一定范围内。以图像的左上角为坐标原点,水平向右为正  $x$  轴,垂直向下为正  $y$  轴的坐标系里,左边的车道线斜率小于零,而右边车道线斜率大于零。根据实验,在 ROI 区域左侧的车道线倾角在 $-20^\circ$ 到 $-80^\circ$ 之间,右侧车道线倾角在 $20^\circ$ 到 $80^\circ$ 之间。

$$C_F^L = \{C_i^L \mid x_i^{\text{mid}} \leq \frac{m}{2}, \theta_i \in [-20^\circ, -80^\circ]\}$$
$$(i = 1, 2, \dots, p) \tag{8}$$

$$C_F^R = \{C_i^R \mid x_i^{\text{mid}} > \frac{m}{2}, \theta_i \in [20^\circ, 80^\circ]\} \quad (9)$$

$$x_i^{\text{mid}} = \frac{x_i^1 + x_i^2}{2} \quad (10)$$

式(8)(9)中  $C_F^L, C_F^R$  表示过滤后的左右车道线候选集合。 $x_i^{\text{mid}}$  为线段中点横坐标,由式(10)计算所得; $p, q$  表示过滤后 ROI 左侧的候选线段数目以及过滤后 ROI 右侧的候选线段数目; $m$  为处理区域的宽。图 5(a)为灰度图,(b)为边缘增强结果,(c)为线段提取结果,(d)为候选集合过滤结果,可以看出大部分噪音因为倾角和位置不符合条件而被过滤了。

#### 4.2 利用线段相近程度合并线段

利用倾角和线段中点相对中线位置可以过滤掉大部分噪声线段。但是由于车道受磨损,噪声等因素的影响,车道线边缘经过 LSD 算法提取线段后,会在候选集中产生多条线段。为了减少噪音影响以及减少需要处理的线段数目,提升处理速度和准确性,需要对候选集中线段进行合并。

$$C_M^L = \text{Merge}(C_F^L) \quad (11)$$

$$C_M^R = \text{Merge}(C_F^R) \quad (12)$$

Merge 算法流程如下:

将线段延伸到所需处理的图像部分相交,所得线段为  $L_i$ ,如式(13)所示。 $x_i^{\text{mid}}, y_i^{\text{mid}}$  为相交后线段的中点横坐标和纵坐标, $\theta_i$  为原线段的倾角。

$$L_i = \{x_i^{\text{mid}}, y_i^{\text{mid}}, \theta_i\} \quad (13)$$

对于  $L_i, L_j$  两线段,若满足式(14)则认为两线段相似。

$$\begin{aligned} & \sqrt{(x_i^{\text{mid}} - x_j^{\text{mid}})^2 + (y_i^{\text{mid}} - y_j^{\text{mid}})^2} < \text{th1} \\ & |\theta_i - \theta_j| < \text{th2} \end{aligned} \quad (14)$$

式中  $\text{th1}, \text{th2}$  分别为中点坐标差值阈值与倾角差值阈值。合并后的线段可以认为具有均匀性,有一定抑制噪声作用。图 5(e)为合并线段结果。

#### 4.3 结合线段稳定帧数和车道宽度选出候选车道线

经过前面操作可以排除绝大部分非车道线段,但是候选集中仍会存在少数噪音。这时候需要从剩余的候选集中选出候选车道线。因为噪声线段不会持续出现,所以本文结合线段的稳定帧数,车道宽度以及线段相对中线位置来选出最佳线段。车道检测系统会保存这一步集合  $C_M^L$  以及  $C_M^R$  中所有线段,并与前几帧的保存的线段进行对比,如果线段相近,那么更新相应线段的稳定帧数。如果某

线段连续几帧未出现相近线段,就去掉这条线段。图 5(f)为选出的候选车道线。

$$(\text{lane}_C^L, \text{lane}_C^R) = \text{Select}(C_M^L, C_M^R) \quad (15)$$

Select 算法流程如下:

(1) 如果系统处于稳定状态,也就是车辆行驶时持续多帧检测到的车道线位置没有太大的变化,这种情况下只要当前帧有与稳定的车道线较近的线段,就将该线段选为最佳线段。

(2) 如果车道检测处于不稳定状态,则取在中线合理范围内稳定帧数最大的线段。

(3) 在稳定帧数相同的情况下选择左(右)候选集合中与中线距离最近的线段。

(4) 判断左右车道线宽度是否符合车道宽度阈值,满足则返回,否则降低条件重新选择一次。



图5 候选车道线产生步骤

Fig. 5 Procedure of producing candidate lane markings

#### 4.4 车道分析流程

获得了候选车道线后,需要进入车道分析流程。主要作用为依据多帧检测到的候选车道线相近程度判断系统稳定性,更新车道线。系统处于初始化状态则将当前帧的候选车道线当作稳定车道线,即作为最终检测结果。后续帧的候选车道线会和稳定车道线作比较,相近则更新稳定车道线。其他处理诸如动态限定车道检测的区域,反向补偿性选择线段作为车道线等限于篇幅不再详细介绍。

### 5 实验与测试结果

本文的车道检测系统为一款高级辅助驾驶系统(ADAS)的一部分。该辅助驾驶系统具有三个模块,即疲劳检测,车道检测以及前车检测和车距测量,并可以用于智能手机平台。



本文在文献[14]数据集的四个片段上进行实验,表 2 是实验结果。

表 2 实验结果  
Tab. 2 Experimental result

片段	正确检测率	漏检率	错误检测率
Washington1	86.35%	4.15%	9.50%
Washington2	89.66%	2.15%	8.19%
Cordova1	91.60%	3.20%	5.20%
Cordova2	90.40%	2.46%	7.14%

图 6 为与文献[14]算法在数据集的几帧样例上的对比。其中(a)(c)(e)为本文检测系统正确检测的结果,(b)(d)(f)为文献[14]算法的错误检测结果。

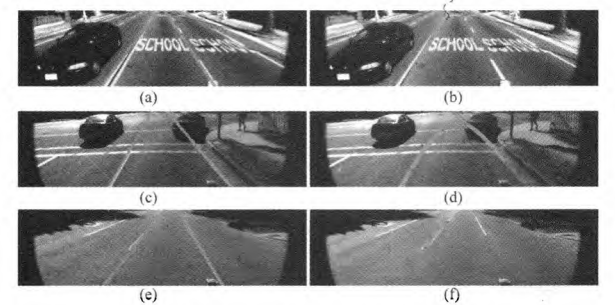


图 6 部分样例实验对比  
Fig. 6 Experimental comparison in some samples

作为辅助系统的组成部分,本文也对车道检测系统在实际环境中进行了测试。测试时手机 CPU 主频为 1.5 GHz,内存 2G,视频处理速率为每秒 20 帧,基本满足实时性要求。处理的图像分辨率 320×240,ROI 区域为 320×84。图 7 为系统运行时实际效果,蓝色覆盖区域为检测到的车道区域。(a,b),(c,d)为光照条件良好情景,(e,f),(g,h)为车道线受到遮蔽的情景,可以看出具有良好的检测效果。(I,j),(k,l)为受到阴影干扰的情景,(m,n),(o,p)为受到其他车辆影响的情景,系统同样有着良好检测效果,主要因为行方向的 Sobel 算子和倾角过滤减弱了干扰。

通过对高速道路与城市道路分别利用手机进行 15 分钟检测,同时录制下结果。通过抽样的方法取 1/20 的帧数进行统计。统计样本均为有车道线情景。表 3 为不同路况下的各项统计指标。路况简单,车道线清晰的情况下系统具有较高的正确检测率。漏检的情况主要出现在车道线暗淡且有其他干扰情况下。错误检测主要出现在换道时受到其他地面标志影响,将其他标志误判为车道。

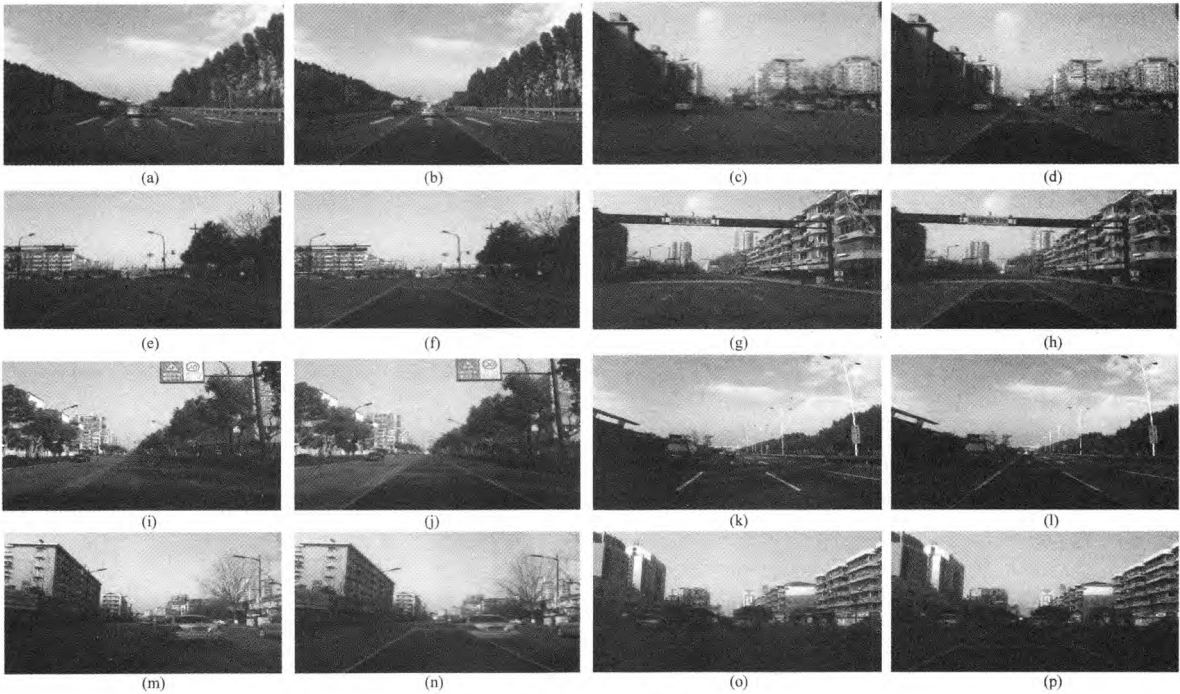


图 7 系统运行实际效果  
Fig. 7 Actual result of the system

表 3 不同路况下的测试结果

Tab.3 Test result on different road condition

路况	正确检测率	漏检率	错误检测率
高速道路	90.89%	3.67%	5.44%
城市道路	85.33%	5.89%	8.78%
平均	88.11%	4.78%	7.11%

## 6 结论

本文依据车道线边缘的特点结合系统实时性的要求,使用了行方向的 Sobel 算子进行边缘增强。此方法结合了车道特性和算子本身的高斯滤波特性,可以较好保留车道边缘,此方法处理较为简单,可以继续改进。在提取线段特征时,本文使用不依赖二值化的 LSD 进行操作,这种方法用于获取车道线边缘时有较高精度,但在车道线受到干扰时可能会发生漏检,需要合理的预处理减少干扰。后处理时结合线段的稳定帧数这一视频流信息从线段集合中选出最佳车道线,加强了系统的鲁棒性。目前系统部分功能(例如本文基于先验的 ROI 划分)对于先验知识有着依赖性,不能很好处理路况特别复杂的情况,后期需要继续加入自适应算法以及车道线追踪算法进行改进。

## 参考文献

- [1] Rose C, Britt J, Allen J, et al. An integrated vehicle navigation system utilizing lane-detection and lateral position estimation systems in difficult environments for GPS [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(6): 2615-2629.
- [2] 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.
- [3] Chiu K Y, Lin S F. Lane detection using color-based segmentation [C] // IEEE Proceedings. Intelligent Vehicles Symposium, 2005. IEEE, 2005: 706-711.
- [4] Sun T Y, Tsai S J, Chan V. HSI color model based lane-marking detection [C] // 2006 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference. IEEE, 2006: 1168-1172.
- [5] Yoo H, Yang U, Sohn K. Gradient-enhancing conversion for illumination-robust lane detection [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(3): 1083-1094.
- [6] Liu G, Li S, Liu W. Lane detection algorithm based on local feature extraction [C] // Chinese Automation Congress (CAC), 2013. IEEE, 2013: 59-64.
- [7] Saudi A, Teo J, Hijazi M H A, et al. Fast lane detection with randomized hough transform [C] // 2008 International Symposium on Information Technology. IEEE, 2008, 4: 1-5.
- [8] Son J, Yoo H, Kim S, et al. Real-time illumination invariant lane detection for lane departure warning system [J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(4): 1816-1824.
- [9] Wang Y, Teoh E K, Shen D. Lane detection and tracking using B-Snake [J]. Image and Vision computing, 2004, 22(4): 269-280.
- [10] Aly M. Real time detection of lane markers in urban streets [C] // Intelligent Vehicles Symposium, 2008 IEEE. IEEE, 2008: 7-12.
- [11] Grompone G R, Jakubowicz J, Morel J M, et al. LSD: a fast line segment detector with a false detection control [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2010, 32(4): 722-732.
- [12] von Gioi R G, Jakubowicz J, Morel J M, et al. LSD: a line segment detector [J]. Image Processing on Line, 2012, 2: 35-55.
- [13] Son J, Yoo H, Kim S, et al. Real-time illumination invariant lane detection for lane departure warning system [J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(4): 1816-1824.
- [14] Aly M. Real time Detection of Lane Markers in Urban Streets, Intelligent Vehicles Symposium, Eindhoven, Holland, 2008: 7-12.

## 作者简介



胡忠闯 男, 1992 年生, 浙江温州人。浙江大学计算机科学与技术学院硕士研究生, 研究方向为图像处理。  
E-mail: huzhongchuan@163.com



陈杰 男, 1979 年生, 浙江杭州人。杭州市“131”中青年人才, 高级工程师, 硕士。  
E-mail: 213668361@qq.com



顾兆伦 男, 1991 年生, 河北石家庄人。浙江大学计算机科学与技术学院硕士研究生, 研究方向模式识别。  
E-mail: gu\_zhaolun@163.com



钱云涛 男, 1968 年生, 教授, 博士生导师, 中国电子学会高级会员, 信号处理分会委员; 中国计算机学会人工智能与模式识别专委会委员, 中国航空学会信息融合分会委员; 中国人工智能学会智能 CAD 与数字艺术专委会委员。主要研究方向为模式识别、信号处理、机器学习, 发表学术论文 90 余篇。  
E-mail: yqtian@zju.edu.cn