

## 基于 RC-DBSCAN 的车道线检测研究

邓元望<sup>†</sup>, 蒲宏韬, 华鑫斌, 孙彪

(湖南大学 机械与运载工程学院, 湖南 长沙 410082)

**摘要:**针对在复杂的工况下车道线检测的鲁棒性和实时性较差等问题, 本文通过融合边缘检测与多颜色空间阈值分割结果, 进行车道线特征点的提取. 结合车道线在鸟瞰图中的位置特点, 提出了基于 DBSCAN 二次聚类(Reclustering based on Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise, RC-DBSCAN)的特征点聚类算法. 并以簇点是否进行二次聚类和 Lab 空间采样簇点的平均灰度值为依据, 进行车道线线型和颜色的识别. 使用最小二乘法对车道线进行拟合, 通过基于可信区域的卡尔曼滤波算法对拟合后的车道线进行跟踪. 最后在实际道路采集的视频与公开的数据集中进行了实验. 实验表明, 本文算法在复杂路况下对车道线检测的鲁棒性优于传统聚类算法, 实时性能够满足实际需求; 在结构化道路上, 对车道线类型的识别也具有很高的准确率.

**关键词:**机器视觉; 车道线检测; 特征融合; 密度聚类; 车道线类型识别; 卡尔曼滤波  
**中图分类号:**TP391.41; U463.6      **文献标志码:**A

## Research on Lane Detection Based On RC-DBSCAN

DENG Yuanwang<sup>†</sup>, PU Hongtao, HUA Xinbin, SUN Biao

(College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract:** In view of the poor robustness and real-time performance of lane detection under complex working conditions, this paper extracts the feature points of lane line by fusing the results of edge detection and multi-color space threshold segmentation. Combined with the location characteristics of lane line in aerial view, a feature point reclustering algorithm based on RC-DBSCAN (Reclustering based on Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise) is proposed. Based on whether the cluster points are clustered twice or not and the average gray value of the cluster points sampled in Lab space, the lane line shape and color are identified. The lane line is fitted by the least square method, and the fitted lane line is tracked by the Kalman filter algorithm based on the trusted region. Finally, the experiment is carried out in the real road video and public data set. Experimental results show that the robustness of the proposed algorithm is better than the traditional clustering algorithm in complex road conditions, and the real-time performance can meet the actual needs; on the structured road, the recognition of lane type also has high accuracy.

**Key words:** machine vision; lane detection; feature fusion; density clustering; lane type recognition; Kalman filter

\* 收稿日期: 2020-12-30

基金项目: 湖南省重点研发计划项目(2017GK2201), Hunan Province Science and Technology Plan Foundation(2017GK2201)

作者简介: 邓元望(1968—), 男, 湖南安化人, 湖南大学教授, 博士

<sup>†</sup> 通信联系人, E-mail: pht2019@hnu.edu.cn

车道线检测是辅助驾驶感知系统最重要的功能之一,提高车道线检测的准确性,将有利于保障智能汽车的安全行驶和驾驶员的人身安全<sup>[1]</sup>.

目前,常见的车道线检测算法主要有基于特征检测、基于模型的检测和基于深度学习的检测.基于特征的检测主要的特征包括了边缘、纹理特征和颜色特征等<sup>[2-3]</sup>.王家恩等提出了基于车道线宽度和边缘点数量统计的边缘检测算法,能有效抑制噪声的产生<sup>[4]</sup>.Chen等通过 Sobel 算子进行边缘检测,并将图片转换到 HSV 空间,进行颜色特征的车道线特征提取<sup>[5]</sup>.文献[6]通过结合远视场 LSD 直线检测和远视场的双曲线模型匹配对车道线进行拟合,取得了较好的效果.Wang等利用密度聚类 DBSCAN 算法动态确定邻域参数实现对车道线的提取,并使用抛物线模型对车道线进行拟合<sup>[7]</sup>.Ajaykumar等使用 K-means 聚类算法对概率霍夫变换后的线段进行聚类,并利用轮廓系数确定最佳的聚类簇的数目,由于 K-means 算法的局限性,聚类效果容易受到影响<sup>[8]</sup>.He等提出了基于点云卷积神经网络的车道线检测算法,在光照变化等复杂情况下,大大提高了检测精度<sup>[9]</sup>.Neven等将车道线检测问题转化为实例分割问题,利用 LaneNet 网络获取每条车道线的像素级分割,从而提高了检测精度<sup>[10]</sup>.

在车道线的跟踪领域,常见的跟踪算法可以分为基于模型参数的跟踪和基于感兴趣区域的跟踪.Lee等通过上一帧图像车道线的位置信息,动态确定感兴趣区域,在此区域内对车道线进行追踪,具有很好的实时性<sup>[11]</sup>.Wu等利用卡尔曼滤波器对直线两端坐标参数进行跟踪,从而实现了对车道线的跟踪<sup>[12]</sup>.

针对相关文献存在的鲁棒性、准确性与实时性无法有效兼顾的问题,为了在满足实时性的同时,更准确、全面地提取车道线信息,本文提出基于 RC-DBSCAN 的车道线检测跟踪与类型识别算法.

### 1 算法流程

本文在图像预处理部分,通过逆透视变换和对应点提取车道线感兴趣区域(Region of Interest, ROI),将 Sobel 算子边缘检测结果和基于颜色空间 HSL 和 Lab 的最大类间方差法(OTSU)二值化结果进行数据融合,提取出车道线的边缘特征点;采用 RC-DBSCAN 算法对特征点进行聚类;通过图像直方图峰值位置与簇点的质心位置排除路面干扰,并

使用最小二乘法对车道线进行拟合;同时通过簇是否二次聚类和 Lab 颜色空间中的簇点的颜色值对车道线类别进行判定;最后通过卡尔曼滤波对车道线进行跟踪,并划定可信区域对卡尔曼滤波的追踪结果进行判定和优化.总体算法流程如图 1 所示.

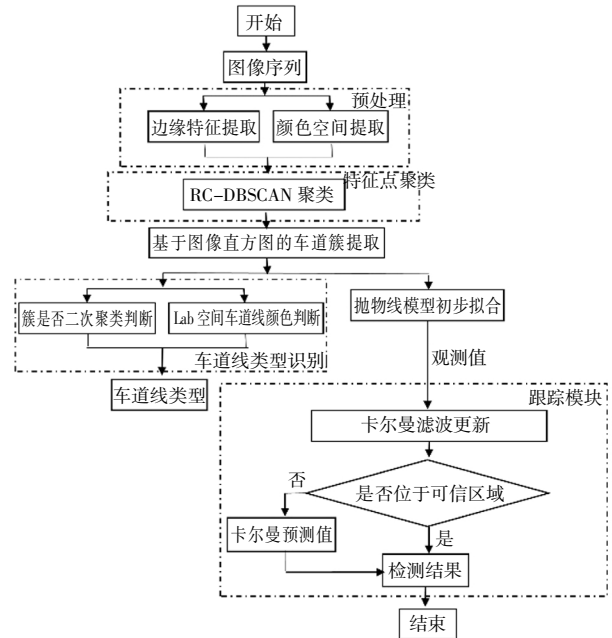


图 1 总体算法流程

Fig.1 Overall algorithm flow chart

### 2 图像预处理

#### 2.1 图片初处理

摄像头采集到的图片可分为三个区域:天空背景区域,车道线区域,车道线外背景区域.为了排除背景干扰,根据 R、G、B 通道的值进行灰度化处理,灰度 Gray 的计算式如下:

$$Gray = 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B \quad (1)$$

根据自车道范围,划定图片的感兴趣区域,本文选取图片下方 2/5 左右的区域中的自车道线附近区域作为感兴趣区域.对图像进行基于对应点的逆透视变换处理<sup>[13]</sup>,得到车道线的鸟瞰图.图 2(a)为摄像头采集的某车道线原图,(b)为 ROI 区域的逆透视变换图.



(a)原图 (b)鸟瞰图

图 2 图像的初处理

Fig.2 Initial processing of image

### 2.2 基于 Sobel 算子的车道线边缘提取

利用 Sobel 算子通过模板,在  $x$ (水平), $y$ (垂直)方向对图片进行卷积操作,通过对遍历点进行领域处理,达到提取边缘特征的效果,见图 3.

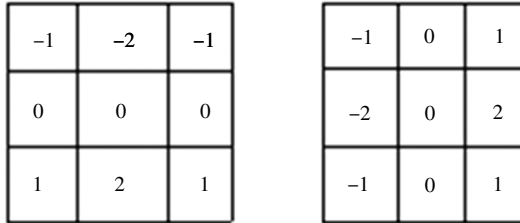


图 3 Sobel 算子卷积模板

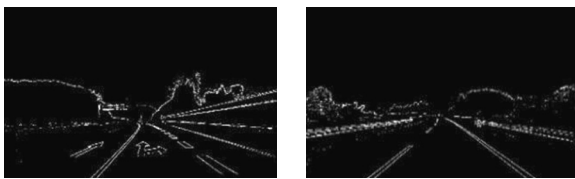
Fig.3 Convolution templates of Sobel operators

设图像卷积中心点的坐标为  $(x, y)$ ,使用  $3 \times 3$  的模板近似偏导数的计算式如下:

$$g_x = f(x-1, y+1) + 2f(x, y+1) + f(x+1, y+1) - f(x-1, y-1) - 2f(x, y-1) - f(x+1, y-1) \quad (2)$$

$$g_y = f(x+1, y-1) + 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1) - f(x-1, y-1) - 2f(x-1, y) - f(x-1, y+1) \quad (3)$$

考虑到车道线图像中存在较多水平方向的灰度阶跃变化,故可在水平方向与垂直方向的卷积的加权处理中,增大水平方向卷积的权重,即增大  $g_x$  的权重,可以更加有效的检测出车道线信息.经过大量直道、弯道图像的测试,本文最终设定  $g_x, g_y$  的权重分别为:70%和 30%,这样得到的车道线边缘信息更与实际符合.图 4 为 Sobel 算子在不同路段的提取效果.



(a)有标识干扰的路段 (b)无干扰的路段

图 4 Sobel 算子边缘提取图

Fig.4 Sobel operator edge extraction graph

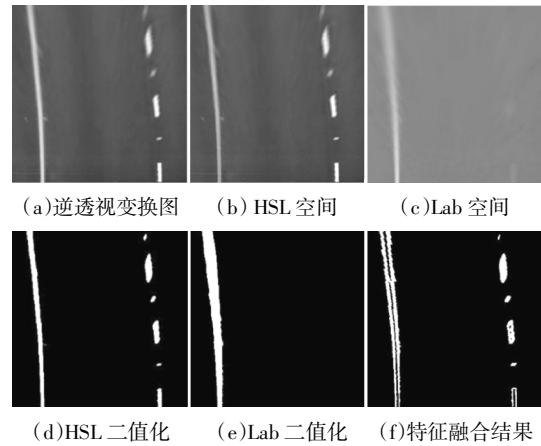
### 2.3 基于 HSL 和 Lab 颜色空间的特征提取与融合

为了提高算法的鲁棒性,考虑到 HSL 颜色空间中 L 分量对白色像素点比较敏感,Lab 颜色空间<sup>[14]</sup>的 b 通道对与黄色像素点十分敏感,本节采用 HSL,Lab 颜色空间对特征点进行提取<sup>[15]</sup>.

图 5 (a) 逆透视变换图包含了黄色车道线(左侧),白色车道线(右侧).由于 HSL 颜色空间的 L 分量对白色像素点比较敏感.本节在 L 通道上通过 OTSU 二值化处理,如图 5(d)所示;在 Lab 颜色空间

中,b 通道对与黄色像素点十分敏感,同样利用 OT-SU 算法在 b 通道上进行二值化处理,如图 5 (e)所示.为了提高算法的实时性,本文还设定了 b 通道中的灰度值阈值  $T_b$  ( $T_b = 180$ ),若此通道下图片像素最大灰度值  $b_{max}$  小于  $T_b$ ,可认为图中没有黄色车道线,跳过此步骤.

最后将两个通道上得到的二值图进行“或”运算,得到基于颜色空间的特征点提取结果.将其与边缘提取的结果进行融合,最后对结果二值图进行形态学膨胀处理,如图 5(f),从而可以得到更加准确的提取结果.使用融合的方式,只提取车道线边缘附近的像素点,减少了不必要的特征点数量,能提高聚类算法的实时性.



(d)HSL 二值化 (e)Lab 二值化 (f)特征融合结果

图 5 颜色模型下的车道线提取

Fig.5 Lane extraction based on color model

## 3 基于 RC-DBSCAN 的车道线提取

### 3.1 RC-DBSCAN 算法

针对实际道路车道线可能为虚线或缺失的特征,本文结合 DBSCAN 聚类结果的投影质心距离与车道线分布特征,提出了基于 RC-DBSCAN 的特征点聚类算法.下面给出其算法流程:

系统输入大小是  $1920 \times 1080$  的车道线二值图像,样本点集为:

$$S = [0, 1, 2, \dots, 1920 \times 1080] \quad (4)$$

设领域的阈值为  $E_p$ ,划分为簇的最小点数为  $M_p$ ,对任意点  $p$  的邻域  $N_p$  的定义和核心点条件进行了定义:

$$N_p = \{q \in S | \text{dist}(p, q) < E_p\} \quad (5)$$

$$N_p(N) > M_p \quad (6)$$

根据上述条件,进行 DBSCAN 聚类<sup>[16,17]</sup>,如图 6 所示.将 DBSCAN 聚类后得到的  $n$  个簇投影到图片

坐标系  $x$  轴. 设第  $n$  个簇的簇点数为  $num_n$ , 通过公式 (7) 计算质心  $C_n$ , 可以得到  $n$  个位于  $x$  轴上的质心集合 centroids, 如公式 (8):

$$C_n = \frac{\text{sum}(x_n)}{\text{num}_n} \tag{7}$$

$$\text{centroids} = [C_1, \dots, C_n] \tag{8}$$

设定临界质心距离的阈值  $D_t$ , 分别计算 centroids 中不同簇的质心间的欧式距离. 如果簇  $i, j$  满足式 (9), 则将簇  $i, j$  合并为一个簇:

$$D_{ij} \leq D_t \tag{9}$$

否则仍然划为不同的簇. 如图 6 所示,  $r_1$  与  $r_2$  簇的投影质心距离  $D_{12}$  小于设定的阈值, 故被合并为一个簇; 而  $r_3$  簇到  $r_1$  与  $r_2$  的距离都大于了阈值, 故被认为是单独的簇:

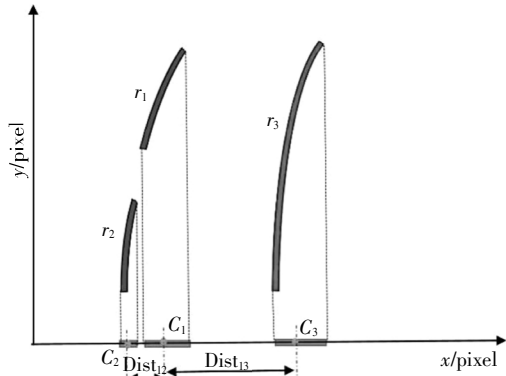


图 6 二次聚类图解

Fig.6 Reclustering diagram

对于单帧车道线二值图像, RC-DBSCAN 算法的流程图如图 7 所示:

相比传统特征点处理算法, DBSCAN 聚类算法能在一定程度上降噪, 更好的排除干扰特征点. 利用车道线纵向分布的已知信息, 根据 DBSCAN 聚类的结果的投影质心进行二次聚类, 能有效合并虚线或缺失车道线, 避免了动态调整聚类的邻域参数, 提高了算法的实时性.

### 3.2 RC-DBSCAN 与 DBSCAN 的检测效果对比

为了使不同的簇被分到不同的类, 通过预实验, 本文设置邻域参数:  $E_p = 10, M_p = 10, D_t = 50$ . 为了验证改进后的聚类算法的聚类效果, 本文进行了大量的实验. 图 8(a) 表示了有虚线车道线时的 ROI 图像. 采用 DBSCAN 算法进行聚类后, 得到的效果图如图 8(b) 所示, 左侧虚线车道线被聚类为多个类别; 而采用 RC-DBSCAN 后, 如图 8(c) 所示, 左侧虚线车道线被正确的聚类为一类.

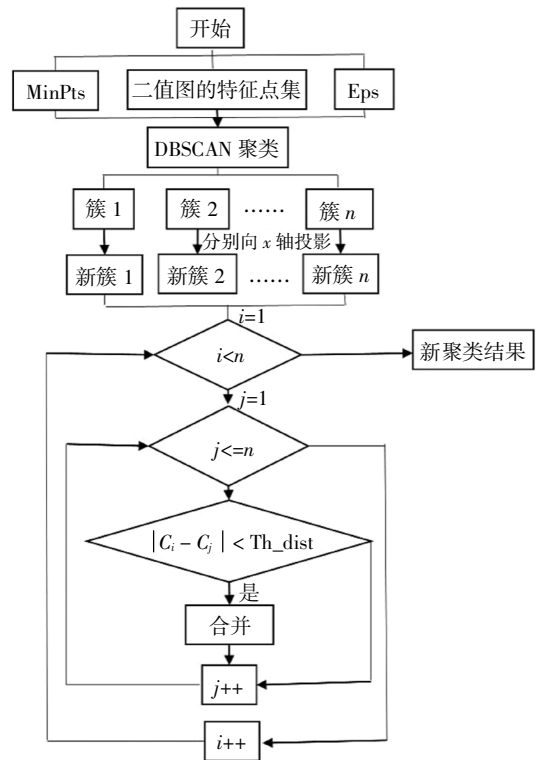
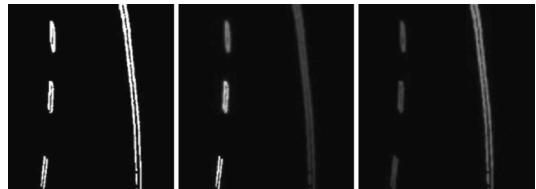
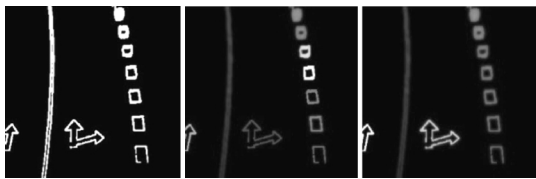


图 7 RC-DBSCAN 算法流程图

Fig.7 Flow chart of RC-DBSCAN algorithm



(a)二值图 1 (b)DBSCAN 后 (c)RC-DBSCAN 后



(d)二值图 2 (e)DBSCAN 后 (f)RC-DBSCAN 后

图 8 RC-DBSCAN 与 DBSCAN 的检测效果对比

Fig.8 Comparison of detection effect between RC-DBSCAN and DBSCAN

图 8 (d) 为有交通标志干扰的场景. 采用 DBSCAN 算法聚类后的结果如图 8(e) 所示, 箭头交通标志能够被较好的识别分离出来, 但右侧的虚线车道线被错误的聚类为多个类别; 采用 RC-DBSCAN 后, 虚实车道线以及交通标志都被正确的聚类, 如图 8(f) 所示.

由于需要将簇向二值图的  $x$  轴投影并计算质心, 故算法的误差主要来源于二值图的车道线分布

情况. 因此本算法要求二值图中的车道线之间尽量平行且纵向分布, 有助于减小误差.

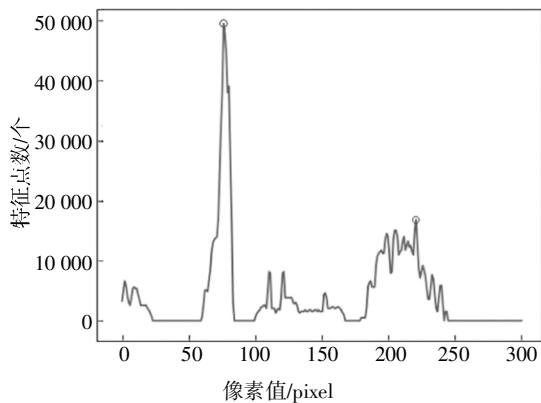
### 3.3 车道线簇的提取与拟合

对于自行车道识别, 为了有效的提取出左右两条车道线, 需要去除路间的交通标志干扰. 图片直方图的左右峰值处可认为是车道线的大致位置<sup>[18]</sup>, 取质心距离  $L_{max}, R_{max}$  最小的簇分别为左右车道线的簇, 公式(10)、(11)中  $L$  与  $R$  对应的  $i$  分别为左右车道线的簇序号.

$$L = \min(|L_{max} - \text{centroid}_i|), i = 1, 2, \dots, N \quad (10)$$

$$R = \min(|R_{max} - \text{centroid}_i|), i = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

对于图 8(d), 其直方图如图 9(a)所示, 其中横轴为横向的像素点坐标, 纵轴为二值图中此横轴对应的白色像素点个数, 其左右峰值的横坐标分别为 76, 220, 取投影后的质心点距离聚类峰值最近的簇作为左右车道线的簇, 其他远离峰值的簇可作为噪声簇剔除. 剔除噪声簇后, 路面干扰被正确的剔除了, 如图 9(b)所示.



(a) 车道线图直方图



(b) 聚类结果

(c) 拟合到原图

图 9 路标干扰的剔除与车道线拟合

Fig.9 Elimination of road sign interference and lane fitting

根据国家公路标准, 结构化道路上的车道线有直道和弯道, 且弯道线的曲率较小, 有直线拟合、抛物线拟合、样条曲线拟合等拟合方式<sup>[19]</sup>. 为了减小拟合算法的复杂性, 本文使用抛物线模型进行车道拟合, 并采用最小二乘拟合的拟合方法. 其模型和误差

平方和  $E$  的表达式为:

$$y = Ax^2 + Bx + C \quad (12)$$

$$E = \sum_{i=1}^n [y_i - (Ax_i^2 + Bx_i + C)]^2 \quad (13)$$

拟合后, 将车道线变换到原图, 其结果图如图 9(c)所示.

## 4 结构化道路的车道线类型识别

对于标准的公路道路, 车道线按照颜色和形状一般可以分为黄线与白线, 实线与虚线. 为了全面的提取车道线信息, 保证车辆决策的正确性, 有必要将不同车道线的种类信息识别出来.

对于某条车道线的簇, 如果其进行了二次聚类, 则认为其为虚线车道线, 否则判定为实线. 此外, 车道线有黄色、白色两种颜色, 考虑到 Lab 颜色空间对黄色的敏感性, 本文将车道线的簇点对应到 Lab 空间. 为了在满足算法是实时性的同时判断出车道线的颜色, 可在车道线簇中随机选取  $N$  个点, 并设定一个颜色阈值  $T_y$ , 并计算这些点在 Lab 空间中的平均灰度值  $L_{avg}$ :

$$L_{avg} = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} \text{Lab}(n)}{N} \quad (14)$$

若  $L_{avg}$  大于  $T_y$ , 则认为此车道线为黄色车道线, 否则为白色车道线. 判别流程如图 10 所示.

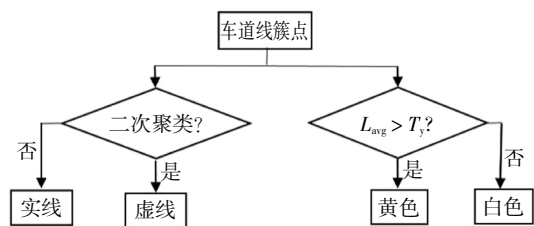


图 10 车道线类型识别算法图

Fig.10 Lane type recognition algorithm

## 5 基于卡尔曼滤波的车道线跟踪

卡尔曼滤波在目标跟踪领域具有广泛的应用, 它分为状态的预测和更新两个部分<sup>[20,21]</sup>. 在本文中, 卡尔曼滤波主要用来跟踪车道线模型的参数值  $A$ 、 $B$ 、 $C$ , 状态向量  $x$  包含了六个状态, 分别是抛物线的三个参数和它们的变化量:  $A$ 、 $B$ 、 $C$ 、 $\Delta A$ 、 $\Delta B$ 、 $\Delta C$ . 状态向量, 状态转移矩阵分别为:

$$x = [A, B, C, \Delta A, \Delta B, \Delta C]^T \tag{15}$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{16}$$

首先通过式(17)、(18)进行状态预测:

$$\hat{x}_t^- = F\hat{x}_{t-1} + Bu_{t-1} \tag{17}$$

$$P_t^- = FP_{t-1}F^T + Q_{t-1} \tag{18}$$

式中:  $\hat{x}_t^-$ 表示为上一时刻状态的推测量;  $F$ 为状态转移矩阵;  $B$ 为控制矩阵,本文中由于没有控制量,故  $B = 0$ ;  $P_t^-$ 为  $t$ 时刻的协方差估计;  $Q_{t-1}$ 为预测模型本身的噪声协方差矩阵。

通过式(19)计算卡尔曼系数,来尽可能地衡量预测量与观测量之间的权重系数,并利用卡尔曼系数对状态量与协方差估计量进行更新.更新过程如公式(20)、(21):

$$K_t = P_t^- H_t^T (H_t P_t^- H_t^T + R_t)^{-1} \tag{19}$$

$$\hat{x}_t = \hat{x}_t^- + K_t (Z_t - H_t \hat{x}_t^-) \tag{20}$$

$$P_t = (I - K_t H_t) P_t^- \tag{21}$$

式中:  $H_t$ 为  $t$ 时刻的观测矩阵,衡量本身状态与观测状态之间的转换,观测状态为车道线模型的三个参数;  $A, B, C, R_t$ 表示  $t$ 时刻的观测噪声协方差矩阵;  $K_t$ 为卡尔曼系数。

对于复杂路况导致的观测值突变的情况,仅靠卡尔曼滤波无法实现准确检测.由于帧间车道线位置差异很小,本文将前一帧图片检测得到的车道线的位置进行左右分别平移距离  $D$ ,划定一个可信区域  $R$ (如图 11 线框),如果下一帧的观测车道线不在  $R$ 内,则认为此帧图像的路面为检测异常路面,观测值误差过大,此时将卡尔曼滤波的预测参数值作为车道线参数的输出,直到车道线观测结果恢复为正常路面。



图 11 车道线的可信区域

Fig.11 Believable area of lane line

## 6 实验与分析

为了检验本文算法在实际工况下的工作性能,本文采集了某路段的车道线视频并结合 Tusimple 数据集,在多场景下对算法进行验证.实验视频由车载相机采集,视频帧率为 29 帧/s,图片分辨率大小为  $1\ 920 \times 1\ 080$ ,车速范围为  $60 - 90$  km/h,实验平台为 PC 端(Intel Core i5-9400F CPU, 2.9GHz),内存为 8G.

### 6.1 车道线检测

图 12 列举了在直道、弯道、虚实车道线、光照变化以及车辆遮挡等情景下,本文算法的工作效果图.(a)为有路间标识干扰的直道车道线,左侧为实线,右侧为虚线;(b)(c)(d)分别表示车辆干扰以及光照变化的场景,通过卡尔曼滤波,预测了正确的车道线位置;(e)(f)为 Tusimple 数据集中的场景,包含了道路破损等复杂路况。



图 12 多场景下的车道线检测

Fig.12 Lane detection in multiple scenes

本文选取复杂工况下的多场景车道线视频进行实验,结果如表 1 所示.组 1 中包括了较多的交通标识干扰和车辆干扰,以及光照变化(进出隧道)等情况;组 2 包含了大量弯道,有较多的车道线模糊甚至丢失、部分路面的阴影干扰的情况;组 3 为 Tusimple 数据集中选择的 800 帧图片,图片大小为  $1\ 280 \times 720$ ,包含了车道线不清晰,道路破损等情况。

表 1 车道线检测实验

Tab.1 Lane detection experiment

组号	总帧数	误漏检数	准确率	速度 ms/帧
1	1 862	63	96.62%	82
2	1 257	52	95.86%	76
3	800	41	94.88%	74

同样是在路况良好的城市道路中,文献[7]使用了动态 DBSCAN 聚类算法,图片分辨率为  $1280 \times 720$ , 平均每帧耗时约为 100 ms. 而本文的特征融合提取减少了非必要特征点数量,且二次聚类算法不需要动态调整 DBSCAN 聚类的邻域参数,具有更高的实时性,对于分辨率为  $1920 \times 1080$  的图片,每帧耗时平均约 79ms. 文献[22]用传统霍夫变换的方法来检测车道线,在 Tusimple 数据集中的准确率为 88.1%. 本文采用了多特征融合的特征点提取方式,在复杂路况下的提取效果更理想,在 Tusimple 数据集中的准确率可达 94.88%.

### 6.2 车道线类型识别

为了验证结构化道路上,算法对车道线的类型识别的效果,本文设置了:Yellow, White, Segmented, Solid 标签. 如图 13 所示,(a)为直线车道,(b)为有路面干扰的弯道,(c)左侧为黄色车道线,右侧为白色车道线,结果表明本文算法具有良好的适应性.



(a)直道



(b)有路面干扰



(c)黄白车道线

图 13 结构化道路的车道线类型识别

Fig.13 Lane type recognition of structured road

为了验证算法对车道线类型判断的准确性,本文选取了道路良好的结构化道路进行车道线类型识别的实验,结果如表 2 所示.

表 2 车道线类型识别实验

Tab.2 Lane type recognition experiment

视频序号	图片总帧数	线型误检数	颜色误检数	正确率
1	892	4	7	98.77%
2	1 148	19	3	98.1%

## 7 结 论

在车辆行驶的复杂工况下,车道线的提取存在鲁棒性和实时性不高的问题,本文在边缘特征与颜色空间特征提取的基础上,提出了 RC-DBSCAN 聚类算法和车道线类型识别算法,结合卡尔曼滤波,在弯道、路面干扰、隧道等复杂工况下进行了实车实验. 结果表明,RC-DBSCAN 算法相比于传统的聚类算法具有更好的鲁棒性和实时性,在复杂工况下的车道线检测准确性可达 95%,对于分辨率为  $1920 \times 1080$  的图片,每帧耗时平均约 79 ms,具有较好的实时性,在结构化道路上,车道线类型识别的准确率达 98%.

## 参考文献

[1] HU L,OU J,HUANG J,*et al.* A review of research on traffic conflicts based on intelligent vehicles [J]. IEEE Access,2020,8: 24471—24483.

[2] YOO J H,LEE S W,PARK S K,*et al.* A robust lane detection method based on vanishing point estimation using the relevance of line segments [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2017,18(12):3254—3266.

[3] PIAO J,SHIN H. Robust hypothesis generation method using binary

- blob analysis for multi-lane detection [J]. IET Image Processing, 2017, 11(12):1210—1218.
- [4] 王家恩,陈无畏,汪明磊,等. 车辆辅助驾驶系统中的三车道检测算法[J]. 汽车工程, 2014, 36(11):1378—1385.  
WANG J E, CHEN W W, WANG M L, *et al.*. A three-lane detection algorithm for vehicle assistant driving system[J]. Automotive Engineering, 2014, 36(11):1378—1385. (In Chinese)
- [5] CHEN C, WANG J, CHANG H, *et al.* Lane detection of multi-visual-features fusion based on DS theory [C]//Proceedings of the 30th Chinese Control Conference. Yantai, China: IEEE, 2011: 3047—3052.
- [6] 曲峰. 基于视觉的结构化道路及障碍物检测技术研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2019: 24—33.  
QU F. Research on technologies of vision-based structured road and obstacle detection [D]. Changchun: Jilin University, 2019: 24—33. (In Chinese)
- [7] WANG J T, HONG W, GONG L. Lane detection algorithm based on density clustering and RANSAC [C]//2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC). Shenyang, China: IEEE, 2018: 919—924.
- [8] AJAYKUMAR R, GUPTA A, MERCHANT P S N. Automated lane detection by K-means clustering: a machine learning approach[J]. Electronic Imaging, 2016, 2016(14): 1—6.
- [9] HE B, AI R, YAN Y, *et al.* Lane marking detection based on convolution neural network from point clouds[C]//2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Rio de Janeiro, Brazil: IEEE, 2016: 2475—2480.
- [10] NEVEN D, DE BRABANDERE B, GEORGIOULIS S, *et al.* Towards end-to-end lane detection: an instance segmentation approach[C]//2018 IEEE intelligent vehicles symposium (IV). Changshu, China: IEEE, 2018: 286—291.
- [11] LEE C, MOON J H. Robust lane detection and tracking for real-time applications [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(12): 4043—4048.
- [12] WU P C, CHANG C Y, LIN C H. Lane-mark extraction for automobiles under complex conditions [J]. Pattern Recognition, 2014, 47(8): 2756—2767.
- [13] ALY M. Real time detection of lane markers in urban streets [C]//2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Eindhoven, Netherlands: IEEE, 2008: 7—12.
- [14] LIU D, WANG Y, CHEN T, *et al.* Application of color filter adjustment and K-means clustering method in lane detection for self-driving cars [C]//2019 Third IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC). Naples, Italy: IEEE, 2019: 153—158.
- [15] 覃雄臻,鲁若宇,陈立明,等. 多场景车道线检测与偏离预警方法研究[J]. 机械科学与技术, 2020, 39(9): 1439—1449.  
QIN X Z, LU R Y, CHEN L M, *et al.* Research on multi-scene lane line detection and deviation warning method [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2020, 39(9): 1439—1449. (In Chinese)
- [16] KHAN K, REHMAN S U, AZIZ K, *et al.* DBSCAN: Past, present and future [C]//The fifth international conference on the applications of digital information and web technologies (ICADIWT 2014). Bangalore, India: IEEE, 2014: 232—238.
- [17] LI W, QU F, WANG Y, *et al.* A robust lane detection method based on hyperbolic model [J]. Soft Computing, 2019, 23(19): 9161—9174.
- [18] MUTHALAGU R, BOLIMERA A, KALAICHELVU V. Lane detection technique based on perspective transformation and histogram analysis for self-driving cars[J]. Computers & Electrical Engineering, 2020, 85: 106653.
- [19] 刘媛. 基于机器视觉的车道偏离预警系统关键算法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2013: 47—51.  
LIU Y. Research on key algorithms for vehicle lane departure warning system based on machine vision [D]. Changsha: Hunan University, 2013: 47—51. (In Chinese)
- [20] 陈涛,张洪丹,陈东,等. 基于优先像素与卡尔曼滤波追踪的车道线检测[J]. 汽车工程, 2016, 38(2): 200—205.  
CHEN T, ZHANG H D, CHEN D, *et al.* Lane detection based on high priority pixels and tracking by Kalman filter [J]. Automotive Engineering, 2016, 38(2): 200—205.
- [21] LEE D K, SHIN J S, JUNG J H, *et al.* Real-time lane detection and tracking system using simple filter and Kalman filter [C]//2017 Ninth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN). Milan: IEEE, 2017: 275—277.
- [22] 朱鸿宇,杨帆,高晓倩,等. 基于级联霍夫变换的车道线快速检测算法[J]. 计算机技术与发展, 2021, 31(1): 88—93.  
ZHU H Y, YANG F, GAO X Q, *et al.* A fast lane detection algorithm based on cascade hough transform. computer technology and development, 2021, 31(1): 88—93. (In Chinese)