

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003033

# 基于改进 Hough 变换耦合密度空间聚类的车道线检测算法\*

吕侃徽<sup>1</sup> 张大兴<sup>2</sup>

(1. 浙江金融职业学院 信息技术学院 杭州 310018; 2. 杭州电子科技大学 计算机学院 杭州 310018)

**摘要:**为了提高车道线检测的准确性与鲁棒性,降低光照变化与背景干扰的影响,提出了一种改进的 Hough 变换耦合密度空间聚类的车道线检测算法。首先,建立车道线模型,将车道边界分解为一系列的小线段,借助最小二乘法来表示车道线中的线段。再利用改进的 Hough 变换对图像中的小线段进行检测。引入具有密度空间聚类方法(density based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN),对提取的小线段进行聚类,过滤掉图像中的冗余和噪声,同时保留车道边界的关键信息。随后,利用边缘像素的梯度方向来定义小线段的方向,使得边界同一侧的小线段具有相同的方向,而位于相反车道边界的两个小线段具有相反的方向,通过小线段的方向函数得到车道线段候选簇。最后,根据得到的小线段候选簇,利用消失点来拟合最终车道线。在 Caltech 数据集与实际道路中进行测试,数据表明:与当前流行的车道线检测算法相比,在光照变化、背景干扰等不良因素下,所以算法呈现出更理想的准确性与稳健,可准确识别正常车道线。

**关键词:**车道线检测;Hough 变换;密度空间聚类;边缘像素梯度;曲线拟合;消失点

**中图分类号:** TP391.4; TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040;520.6099

## Lane detection algorithm based on improved hough transform coupled density space clustering

Lyu Kanhui<sup>1</sup> Zhang Daxing<sup>2</sup>

(1. School of Information Technology, Zhejiang Financial College, Hangzhou 310018, China;

2. School of Computer, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy and robustness of lane detection, as well as reduce the influence of illumination change and background interference, an improved Hough transform coupling density space clustering algorithm for lane line detection was proposed. Firstly, the lane line model is established, and the lane boundary is decomposed into a series of small line segments, which are represented by the least square method. Secondly, the improved Hough transform was used to detect the small line segments in the image. A noisy density based spatial clustering of applications with noise was introduced to cluster the extracted small segments, filter out the redundancy and noise in the image, and retain the key information of lane boundary. Then, the gradient direction of the edge pixels was used to define the direction of the small line segments, so that the small line segments on the same side of the boundary have the same direction, while the two small line segments on the opposite lane boundary have the opposite direction. Through the direction function of the small line segments, the candidate clusters of the lane segments were obtained. Finally, according to the candidate clusters, the vanishing point was used to fit the final lane line. It was tested in Caltech data set and the actual road, the data shows that compared with the current popular lane line detection algorithm, under the bad factors such as illumination change and background interference, this algorithm presents more ideal accuracy and robustness, which can accurately identify the normal lane line.

**Keywords:** lane detection; Hough transform; density space clustering; edge pixel gradient; curve fitting; vanishing point

## 0 引言

近年来,人们开发了一种智能交通系统(intelligent transportation system, ITS),其通过声音、震动等形式及时提示司机做出反应,以确保安全<sup>[1-2]</sup>。ITS 是一个活跃的研究领域,包括障碍物检测、车道偏离警告和碰撞预防等任务。而车道线是行车道和高速公路的重要组成部分,许多用于控制和引导驾驶员以及减少交通冲突的交通规则都是基于车道线的。因此,车道线检测对提高 ITS 的性能起着至关重要的作用,其可用于车道报警系统,应用于自动驾驶系统<sup>[3]</sup>。

车道线检测方法一般有两种:基于特征的检测算法与基于模型的检测算法<sup>[4]</sup>。基于特征的方法通过提取低层特征来实现车道的定位,基于模型的方法使用抛物线、双曲线和直线等来描述车道<sup>[5]</sup>。基于特征的方法需要一个包含数千幅道路图像的数据集,这些图像具有良好的绘制和显著的车道标记,这些标记随后被转换为特征。但是,道路复杂时,需要更多后续工作进行处理,实时性降低。此外,在道路阴影与车道受损时效果不佳,这些方法也会受到噪声的较大影响。基于模型的过程中有特征提取、降噪、拟合和车道生成四个主要阶段。必须指出的是,通常降噪至关重要,因为任何阶段大噪声的都会不可逆地降低最终结果。在模型拟合阶段结束后,可能会产生大量假阴性的候选车道集。

近年来,市场上出现了许多的车道线检测算法,郭笙听等<sup>[6]</sup>设计一种 Hough 变换(HT)与 Kalman 滤波的车道线检测算法。该算法对输入图像依次完成感兴趣区域提取、逆透视变换、灰度化操作。随后,进行 Hough 变换,通过斜率与中心位置提取线段。其次,引入 Kalman 对得到的线段处理。实验表明,该算法能够检测清晰道路上的车道线,具有较好的准确性、鲁棒性。由于 Kalman 以最小均方误差为最佳准则,当对象长时间被遮挡时易丢失跟踪对象,因此,对于车道线损坏、遮挡等外部不良因素影响时无法获得满意的结果。刘源等<sup>[7]</sup>设计了边缘特征点聚类的车道线检测方案。利用车道线梯度分布与灰度分布,获取边缘特征点。根据车道线连续性与梯度方向的执行特征点聚类。根据聚类得到的点完成车道线拟合。该方法对车道偏离预警系统的研究有一定帮助。但是对光照不均匀、车道标识受损情况下效果要打很大折扣。并且梯度为图像的局部特征,易受到阴影、遮挡、噪声的干扰,无法保证稳定的检测精度。Wang 等<sup>[8]</sup>通过合并先前帧的信息来潜在地推断出在一个当前帧中无法准确检测的车道线,利用多帧连续驾驶场景进行车道检测,并将卷积神经网络(CNN)和递归神经网络(RNN)相结合,提出了一种混合的深层结构。具体来说,每个帧的信

息由 CNN 块提取,多个连续帧的 CNN 特征保持时间序列的特性,然后输入 RNN 块进行特征学习和车道预测。在两个大规模数据集上的大量实验表明,该方取得了较好的成绩。但是,CNN 过程中的池化层会导致信息丢失,此外,CNN 需要大样本量,过于冗余而低效。

为了避免上述车道线检测出现的问题,提出了一种新的鲁棒性强的室外环境车道线检测方法。将车道边界看作是一个小线段的集合,在光照、天气、背景干扰和车道遮挡不一致的情况下,利用两阶段特征提取方法准确检测出小线段。定义一种改进的 Hough 变换检测小线段的方法,该方法能够检测位于直线或具有小曲率的直线上的小线段,并且对噪声具有鲁棒性。通过 DBSCAN 方法对检测到的位于车道边界的小线段进行有效聚类,得到聚类特征,为曲线拟合提供准确可靠的特征,提高了检测精度。最后,在标准车道线数据库和自制车道线数据库中验证了所提算法的准确性。

## 1 密度空间聚类

在众多的聚类算法中,基于密度的算法可以发现任意形状的簇,簇被定义为连通的稠密分量,其中,DBSCAN 是一种有效的基于密度的算法<sup>[9-12]</sup>。DBSCAN 的优势是聚类速度快且能够有效处理噪声点,没有偏倚。

DBSCAN 是通过参数( $Eps, MinPts$ )表示数据分布的紧密程度,其中, $Eps$ 为扫描半径, $MinPts$ 为最小包含点数量。设数据  $D = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ , 定义如下概念。

1) 邻域,对于  $x_j \in D$ , 邻域含有  $D$  中与  $x_j$  的距离小于或等于  $Eps$  的对象,表示如下:

$$N_{Eps}(x_j) = \{x_i \in D \mid dist(x_i, x_j) \leq Eps\} \quad (1)$$

2) 核心对象,  $x_j$  的邻域最少含有  $MinPts$  个对象,表示如下:

$$|N_{Eps}(x_j)| \geq MinPts, x_j \text{ 为一个核心对象} \quad (2)$$

3) 直接密度可达,假如  $x_j$  处于  $x_i$  的邻域中,  $x_i$  为核心对象,那么  $x_j$  可由  $x_i$  直接密度可达。

4) 密度可达,对于  $x_i$  与  $x_j$ , 对于  $p_1, p_2, \dots, p_n$ , 设  $p_1 = x_i, p_n = x_j$ , 且  $p_{n+1}$  可通过  $p_i$  直接密度可达,那么  $x_j$  可通过  $x_i$  密度可达。

5) 密度相连,对于  $x_i$  与  $x_j$ , 假如可通过  $x_k$  使  $x_i, x_j$  密度可达,那么认为  $x_i$  与  $x_j$  密度相连。

6) 簇与噪声,对于  $D$  的某个点  $p$ , 以  $p$  为起始寻找符合  $Eps$  与  $MinPts$  且密度可达的数据形成一个簇,否则不处于簇中的点作为噪声。

在 DBSCAN 聚类过程中,从一个未访问  $p$  点的点开始,寻找与其距离在  $Eps$  范围内的点,如果该范围的点  $\geq MinPts$ , 那么形成簇,并且  $p$  定义为已访问。继续以相同的方式搜索其他点,对簇扩展。如果邻域的点

$\leq MinPts$ , 那么该点当做为噪声点。

## 2 车道线模型

图 1(a) 所示为实际的车道线, 图 1(b) 所示为其对应的车道线模型, 在理想情况下, 车道的两边界应相互平行, 其中线由一条曲线表示。车道边界被视为小线段的集合。如图 1(b) 所示,  $S$  表示为小线段的集合,  $P$  表示  $S$  中每个小线段的中点集合。其曲线可描述为:

$$f(\vec{\alpha}, x) = \alpha_0 + \alpha_1 x + \dots + \alpha_k x^k \quad (3)$$

其中,  $\vec{\alpha} = (\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_k)$  可使用式(4)和(5)所示的方法进行估算。

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i - f(\vec{\alpha}, x_i))^2 \quad (4)$$

式中:  $(x_i, y_i) \in P, i = 1, 2, \dots, n_0$ 。

$$\begin{bmatrix} 1 & x_1 & \dots & x_1^k \\ 1 & x_2 & \dots & x_2^k \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_n & \dots & x_n^k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_0 \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_k \end{bmatrix} \quad (5)$$



(a) 实际车道线  
(a) Actual lane line

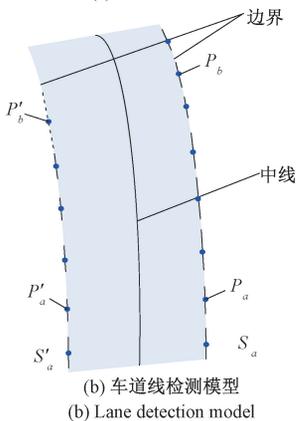


图 1 车道线模型表示

Fig. 1 lane line model representation

在理想情况下, 集合  $P$  的元素应均匀分布在车道的两个边界上, 这意味着在边界一侧属于  $P$  的任何点应在边界的另一侧具有其对应的点。然而, 情况并非总是如此。如在图 1(b) 由于左上边界上没有小线段, 中间线的

上部向右边界偏移。

为了解决这一问题, 对  $P$  采用两阶段曲线拟合方法。第 1 阶段是获得  $P$  的初始曲线。在第 2 阶段中, 去除一些噪声点并添加一些新点, 以确保  $P$  中的点在两个边界上的均匀分布。任何点  $P$  的对应点  $P'$  应满足以下定义的条件, 表示为:

$$\begin{cases} f(x_i, y_i) \cdot f(x'_i, y'_i) < 0 \\ y'_i = y_i \end{cases} \quad (6)$$

图 1(b) 中, 小线段  $S_a$  上的点  $P_a$  可以很容易地在线段  $S'_a$  上找到其配对点  $P'_a$ 。所有这些点  $P_a$  和  $S'_a$  的中点满足  $P$  元素的均匀分布。接下来, 考虑线段  $S_b$  上的  $P_b$ ,  $P_b$  找不到配对点, 因为  $S_b$  的左边界上没有对应的线段。因此, 尝试通过扩展位于左边界上最近的线段(相对于  $S_b$ )来找到  $P'_b$ 。如果由式(7)定义的距离  $dist(P_i, P'_i)$  小于某一阈值,  $P'_b$  被添加到集合  $P$  中。

$$dist(P_i, P'_i) = |x_i - x'_i| + |y_i - y'_i| \quad (7)$$

式中:  $P(x_i, y_i), P(x'_i, y'_i)$  表示两个不同的点。

但是, 如果  $dist(P_i, P'_i)$  大于定义的阈值,  $P_b$  从集合  $P$  中移除。因此, 得到更新的中点集合  $P'$ , 该点集经过最小二乘法程序得到新的曲线。

## 3 本文车道线检测算法

本文所提的车道线检测过程如图 2 所示。该方法首先从道路图像中提取鲁棒特征。由于从边缘检测的结果中很难提取出满意的点集, 为此, 本文提出了新的特征提取方法, 其包含两个阶段。首先, 利用改进的 Hough 变换对图像中的线段提取。然后, 利用 DBSCAN 方法对小线段进行聚类, 以过滤掉冗余和噪声信息, 同时保留关键信息。通过将 DBSCAN 应用于小线段的聚类, 可形成候选簇。而且每个簇都包含属于同一车道的线段。



图 2 本文算法的车道线检测过程

Fig. 2 Lane line detection process of the algorithm in this paper

### 3.1 小线段提取

车道的边界可以看作是一条曲线,其检测带来了挑战,如车道标线可能会被阴影、轮胎等遮挡;与其他曲线相比,车道线可能非常短。为了解决这些问题,将车道视为几个较小线段的集合。HT 将图像空间  $p(x, y)$  上定义的边缘像素转换为极坐标空间  $H(\rho, \theta)$  (也称为参数空间),其中每个点表示线  $l(\rho, \theta)$ ,如图 3 所示,转换过程采用极坐标形式,表示如下<sup>[13-14]</sup>:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta, 0^\circ < \theta < 180^\circ \quad (8)$$

式中: $\rho$  为径向坐标; $\theta$  为角坐标; $x, y$  为像素的位置; $\rho, \theta$  是通过  $p(x, y)$  的线的参数。

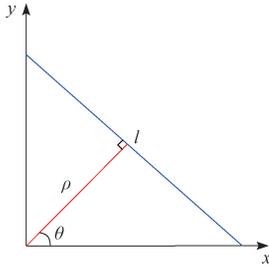


图 3 霍夫变换空间

Fig. 3 The Hough transform space

对此,可将通过参数  $\rho, \theta$  来表示图像中的直线,  $\rho, \theta$  又称之为 Hough 空间。对于  $x, y$  的像素与邻域,可利用 Hough 变换确定该像素是否为直线。如果是,那么测算  $\rho, \theta$  并记录到累加箱中,增加其投票值。通过搜寻累加箱中的局部极大值,可以提取最可能的线,并且读出邻域的几何定义。

考虑同一行的相邻边缘像素之间的距离,改进的 HT 依赖于“连续性”的概念,这使能够检测位于高度可见车道和短车道上的小线段。在 HT 的基础上,定义了  $TH_c$  和  $TH_l$  2 个参数,其中  $TH_c$  表示线段中像素点的数量,  $TH_l$  为相邻点之间距离的阈值。线段  $s$  由属于边缘像素  $P(x, y)$  集合的  $TH_l$  点组成。当且仅当任何相邻点之间的距离小于  $TH_c$  时,  $s$  是连续的。如图 4 所示,改进的 HT 可以检测到较小但重要的线段,而传统的 HT 不能检测到。图 4(a)是利用传统 HT 方法处理图 1(a)所获得的结果。而图 4(b)为改进 HT 处理图 1(a)所获得的结果。经过 HT 后,共线或几乎共线的边缘像素产生更强的选票。然而,由于存在许多非连续共线边缘像素,一些不存在的线可能具有高投票值。在这种情况下,短车道的检测变得非常困难。此外,很难选择合适的通用阈值,因为相同的投票值可能被证明不足以在不同条件下检测车道。低阈值将导致检测到一些不存在的线,而高阈值将导致丢失一些重要的线。

### 3.2 小线段聚类

如图 4(b)所示,每个车道可能对应于许多小线段。

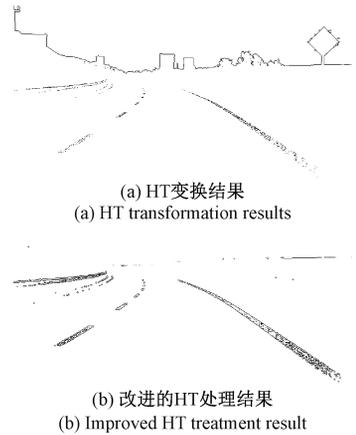


图 4 HT 与改进的 HT 提取结果

Fig. 4 Extraction results of HT and improved HT

那么,出现一些实际问题需要解决:1)线段的实际位置和检测位置之间的偏移量;2)车道边界不是一条完美的直线,并且具有较小的曲率;3)位于边界两侧的任意两个小线段不映射到相同的径向坐标  $\rho$ 。此外,检测误差的存在是不可避免的。这些实际问题导致了同一车道上的小线段现象。对此,为了解决上述问题,本文定义的相似性度量对小线段集进行 DBSCAN 聚类:

$$\text{sim}(s_i, s_j) = \begin{cases} +\infty, & \max\{\Delta\theta, \alpha\Delta\rho\} > \tau \\ \Delta d, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $s_i, s_j$  表示集合  $S$  中的任意两个小线段;  $\Delta\theta = |\theta_i - \theta_j|$ ,  $\Delta\rho = |\rho_i - \rho_j|$ 。  $\rho, \theta$  表示线段的径向坐标和角度坐标;  $\Delta d$  表示  $s_i$  和  $s_j$  之间的短距离;  $\alpha$  表示在测量  $\Delta\theta$  和  $\Delta\rho$  相似性时的权重;  $\tau$  是共线度的阈值。

DBSCAN 聚类算法将对象划分为不同的组或簇,如果任何簇内的对象相似度最大,那么属于不同簇的对象相似度最小<sup>[15]</sup>。因此,可以认为一个簇包含属于同一车道的小线段。通过选择参数  $Eps$  和  $MinPts$  的最佳值,可以普遍用于任何显示带有车道标记的道路的图像。

如图 5 所示,通过 DBSCAN 最终得到了 6 个簇,分别按照左车道和右车道划分为两组  $cl_i$  和  $cr_j$ 。图 5(a)为极坐标空间中的所有小线段。一个点可以对应于多个小线段,特别是在密度较大的区域。图 5(b)为 DBSCAN 聚类的结果。与原始小线段组相比,噪声被有效地滤除。请注意,每个簇都包含属于同一车道的小线段,同时尽可能地去除噪声信息。

### 3.3 车道线识别

利用车道边界的直线特征可以得到聚类集。然而,这种特征不足以区分车道和其他物体。因此,为了准确识别车道线,本文采用两种策略来识别最终车道:1)利用车道的特殊特性,找到与车道相对应的高概率候选簇;2)结合消失点识别最终车道。

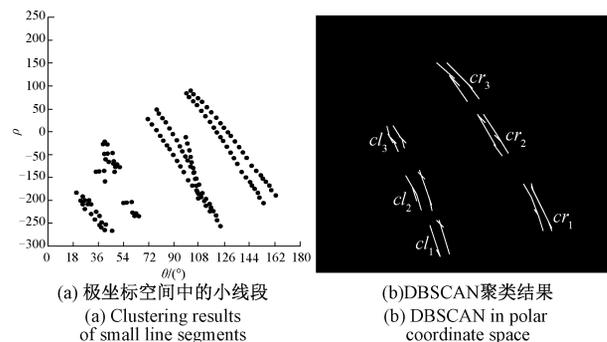


图 5 DBSCAN 聚类描述

Fig. 5 DBSCAN clustering description

首先,寻找候选簇,车道本身就是一条有一定宽度的长条。大多数其他对象都没有此特征。道路的颜色不同于车道标线的颜色。可以观察到,车道标线两侧的路段具有相同的颜色,因此与车道标线具有相同的颜色对比。在大多数情况下,即使考虑到照明变化和阴影的影响,这对于车道的大多数部分也是正确的。在本文中,采用形成小线段的边缘像素的梯度方向来定义小线段的方向,如图 6(a)所示。边界两侧的边缘像素具有相反的梯度方向。将边缘像素的梯度方向分成 4 个大致方向,分别是区间  $[0^\circ, 90^\circ]$ 、 $[90^\circ, 180^\circ]$ 、 $[180^\circ, 270^\circ]$  或  $[270^\circ, 360^\circ]$ 。根据边缘像素的大部分方向为每个小线段指定一个粗略的方向。如图 6(a)所示,位于边界同一侧的小线段具有相同的方向,而位于相反车道边界的两个小线段具有相反的方向。通过计算簇中两个相反方向的数目,当簇  $c_i$  不满足以下等式中的条件时,不再将其视为候选簇:

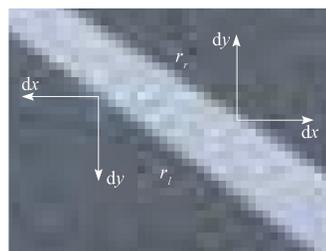
$$w(c_i) = \frac{|n_{il} + n_{ir}|}{n_{il} + n_{ir}} < \tau_1 \quad (10)$$

式中:  $n_{il}$ 、 $n_{ir}$  表示为在簇  $c_i$  中具有相反方向的小线段数;  $\tau_1$  为设置的阈值。

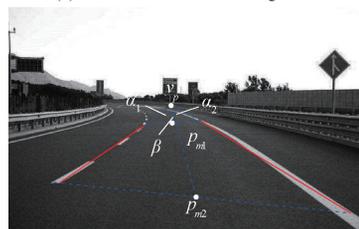
得到候车道线段选簇后,需要确定最终车道线,本文在候选簇中采用了一种近似穷举策略。以左车道为例,得到了不同聚类组合下所有可能的曲线。最后,利用消失点识别最终车道线<sup>[16-17]</sup>。考虑到车道线是平行的,因此车道和消失点应满足以下条件:1) 车道线应大致通过消失点;2) 参数  $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$  和  $\beta$  应趋向于 0。如图 6(b)所示,  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  分别是相应车道线和直线  $(v_p, p_{m1})$ 、 $(v_p, p_{m2})$  之间的角度;  $\beta$  为直线  $(v_p, p_{m1})$  与  $(v_p, p_{m2})$  之间的角度;  $v_p$  表示消失点;  $p_{m1}$  和  $p_{m2}$  是直线的中点。

## 4 实验结果与分析

为验证所提算法的性能,在 VS2013 编译环境中,借助 OpenCV2.4 完成改进 Hough 变换耦合密度空间聚类耦合车道线检测,实验硬件为 Intel Core i3 CPU 360 GHz,



(a) 小线段的方向  
(a) Direction of small line segments



(b) 消失点  
(b) Vanishing point

图 6 消失点与车道拟合

Fig. 6 Vanishing point and lane fitting

4.00 GB RAM。实验过程分 2 组进行,分别在 Caltech 数据集与自制数据集中完成,这些图像覆盖了各种各样的环境,如阳光、夜幕降临、雨季和隧道。所有图像都缩放到  $320 \times 240$  Pixels。为使得实验更具说服力和对比性,选择当前流行的 3 种算法作为对照组,分别为文献<sup>[6-8]</sup>。为了取得最优性能,首先分析了参数对车道线检测性能的影响,从而设置最佳参数。本文中的主要参数有  $TH_c$ 、 $TH_l$ 、 $\tau$  和  $\tau_1$ 。并使用平均准确率 (MAR) 和标准差 (SD) 的性能度量来测量检测算法的性能。MAR 反映了检测器的平均检测率,SD 则提示 MAR 的稳定性。图 7 所示为参数  $TH_c$ 、 $TH_l$ 、 $\tau$  和  $\tau_1$  在不同数值下的 MAR 与 SD 的曲线。从图 7 看出,本文  $TH_c$ 、 $TH_l$ 、 $\tau$  和  $\tau_1$  的最优参数分别取  $TH_c = 4$ 、 $TH_l = 13$ 、 $\tau = 0.06$ 、 $\tau_1 = 0.04$ 。

为了准确评价算法性能,引入准确率、误检率等常用的评价指标,分别表示如下。

检出率,检测到的车道线占全部车道线的比值  $P_{\text{检出}}$ ,定义如下:

$$P_{\text{检出}} = \frac{N_{\text{检测到的车道线}}}{N_{\text{全部车道线数量}}} \quad (11)$$

漏检率,没有检测到的车道线占全部车道线的比值  $P_{\text{漏检}}$ ,定义如下:

$$P_{\text{漏检}} = \frac{N_{\text{没有检测到的车道线}}}{N_{\text{全部车道线数量}}} \quad (12)$$

正确率,检测出的线中是车道线的概率  $P_{\text{正确}}$ ,定义如下:

$$P_{\text{正确}} = \frac{N_{\text{是车道线}}}{N_{\text{是车道线}} + N_{\text{非车道线}}} \quad (13)$$

误检率,检测出的线中不是车道线的概率  $P_{\text{误检}}$ ,定

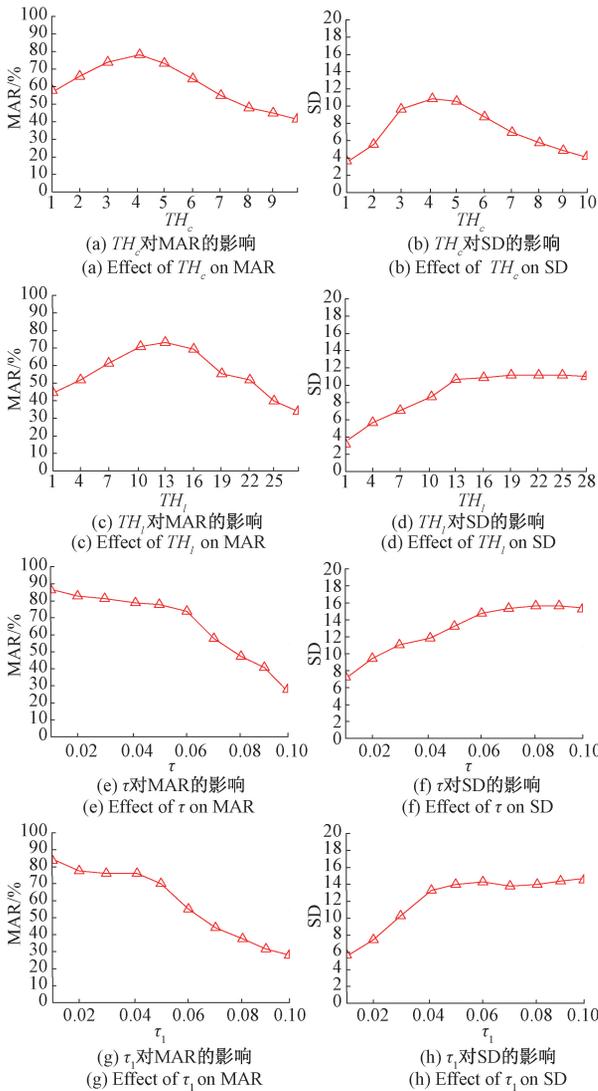


图 7 不同参数性能的测试

Fig. 7 Performance test of different parameters

义如下:

$$P_{\text{误检}} = \frac{N_{\text{非车道线}}}{N_{\text{是车道线}} + N_{\text{非车道线}}} \quad (14)$$

### 4.1 Caltech 数据集实验

为了测试算法性能,选取常用的 Caltech 数据集实验,该数据集主要包含 Cordova 与 Washington 两种街道场景<sup>[18]</sup>。其中,Cordova 主要是逆光拍摄形成,含 655 帧序列,而 Washington 主要是背光拍摄形成含 569 帧序列,总共为 1 224 帧的数据,4 172 条车道线。表 1 为所提算法在 Caltech 数据集中的  $P_{\text{检出}}$ 、 $P_{\text{漏检}}$ 、 $P_{\text{正确}}$ 、 $P_{\text{误检}}$  以及平均值。从表 1 看出,在 Caltech 数据集中,平均  $P_{\text{检出}}$ 、 $P_{\text{漏检}}$ 、 $P_{\text{正确}}$ 、 $P_{\text{误检}}$  分别为 98.07%、1.93%、95.20%、4.80%。表 2 为在相同的条件下,所提算法与对照组算法在 Caltech 数据集中检测的对比结果,从表 2 看出,本文算法的  $P_{\text{检出}}$ 、 $P_{\text{正确}}$

最高,  $P_{\text{漏检}}$ 、 $P_{\text{误检}}$  最低,表明所提算法检测性能最优。

表 1 本文算法在 Caltech 数据集上指标评价

Table 1 Experimental results of the proposed algorithm on Caltech dataset

场景	帧数	检出率/%	漏检率/%	准确率/%	误检率/%
Cordova	655	99.51	0.49	95.96	4.04
Washington	569	96.63	3.37	94.45	5.55
平均值		98.07	1.93	95.20	4.80

表 2 不同算法在 Caltech 数据集的比较

Table 2 Comparison of different algorithms in Caltech data set

方法	车道线	检出线条	检出率/%	漏检率/%
文献[6]	4 172	3 853	92.35	7.65
文献[7]	4 172	3 910	93.73	6.27
文献[8]	4 172	3 968	95.12	4.88
本文方法	4 172	4 091	98.07	1.93

图 8 所示为在 Caltech 数据集中实验的部分结果。图 8(a)~(d) 依次为文献[6-8]以及本文算法得到的结果,图 8 中线条表示检测到当前的车道线,方框表示道路中探测到的车道标准。从图 8 看出,在文献[6-8]以及本文算法中,本文算法检测效果最优,可以清楚、准确显示了车辆当前位置的车道线,并且对道路中的其他车道标识也能够准确判断,如道路中的斑马线,车道边界等信息。本文算法能够适应城市道路的车道线检测,对阴影、背景干扰、短小车道线具有良好的检测效果,鲁棒性强。从图 8(b)、(c) 检测结果看出,文献[6]对车道线特征明显时检测效果较好,可以准确获得车道信息与道路中的标识,但是对与阴影、短小车道线出现漏检。图 8(c) 对车道线与其他标识能够较准确识别。本文算法取得如此优异的成绩主要是利用改进的 Hough 变换对线段提取,再通过 DBSCAN 对小线段聚类,过滤掉冗余和噪声信息,同时保留车道边界的关键信息。根据小线段的边缘像素的梯度方向来定义小线段的方向,边界同一侧的小线段具有相同的方向,而位于相反车道边界的两个小线段具有相反的方向,通过定义函数得到候车道线段候选簇。最后,根据线段候选簇,利用消失点识别最终车道线。而文献[6]主要采用 Hough 变换与 Kalman 相结合的方法,但是 Hough 变换通常只能检测简单的线段,易受到噪声干扰,信噪比较低,对于阴影等检测效果不好。文献[7]采用边缘特征点聚类方法,利用车道线梯度分布获取边缘特征点。在梯度计算易受到阴影、遮挡、噪声的干扰,无法保证稳定的检测精度。文献[8]通过将 CNN 和 RNN 相结合,提出了一种混合的深层结构。但是 CNN 过程中的池化层会导致信息丢失,影响了部分特征的采集与出来,降低了算法的精确性。

### 4.2 自制数据集测试

图 9 所示为自制数据集测试,该数据集的场景主要

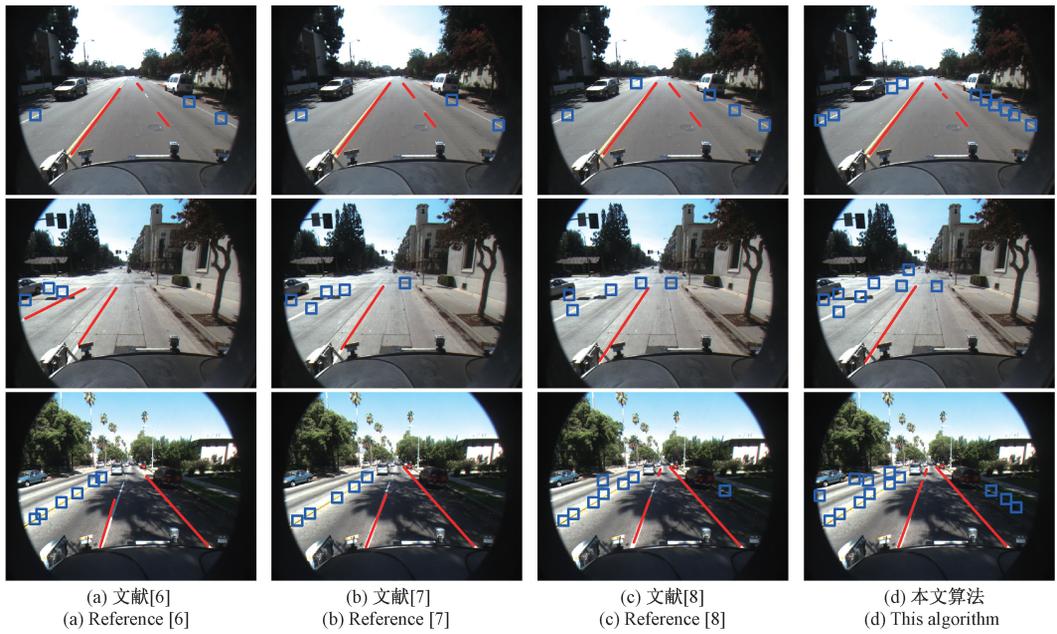


图 8 Caltech 数据集测试

Fig. 8 Caltech data set test

包含了 30 幅夜晚、30 幅雾天和 30 幅雨天等各种情况,共 516 条车道线。从图 9 看出,所提算法在各种复杂的道路场景中取得了较好的检测效果,能够应对实际道路中的夜晚、雾天、雨天等不良影响。而其他 3 种对照组算法的检测效果不佳,出现了一些误检、漏检、检测准确性不高等问题。表 3 为各算法在自制数据集上的检测结果,从表 3 看出,本文算法的  $P_{\text{检出}}$ 、 $P_{\text{漏检}}$  分别为 95.15%、4.85%,优于对照组算法。

表 3 不同算法在自制数据集的比较  
**Table 3 Comparison of different algorithms in self-made datasets**

方法	车道线	检出线条	检出率/%	漏检率/%
文献[6]	516	452	87.59	12.41
文献[7]	516	463	89.72	10.28
文献[8]	516	466	90.31	9.69
本文方法	516	491	95.15	4.85

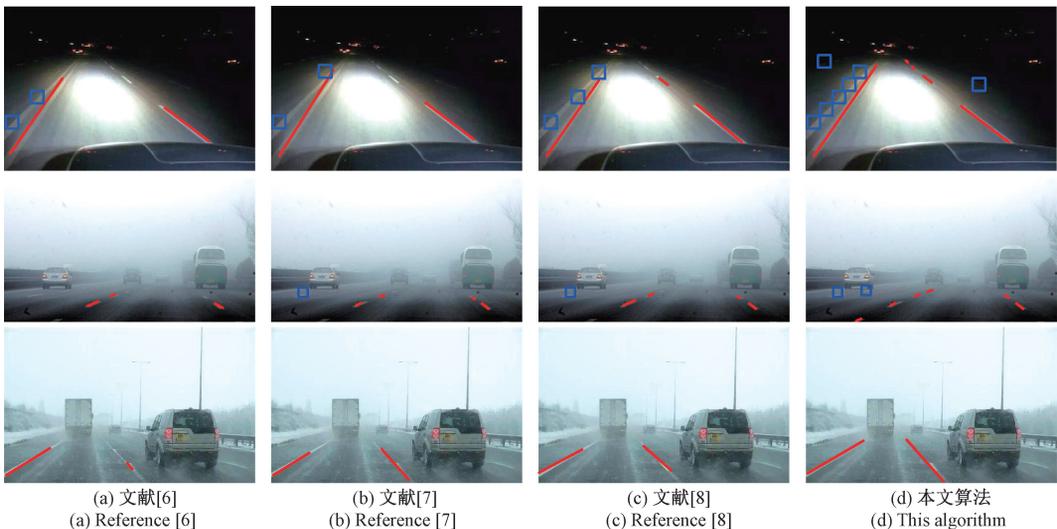


图 9 自制数据库测试

Fig. 9 Self made database test

### 4.3 效率测试

算法的效率<sup>[19-20]</sup>是车道线检测中重要的一个指标,效率越高,表明实时性越好,能够降低系统的运行时间,在 ITS 中具有重要意义。本文借助 Caltech 数据集,分别测试了在 Cordova 与 Washington 场景中的每帧图像的平均运算时间,如表 4 所示。从表 4 看出,本文算法平均耗时为 46.41 ms,文献[6-8]耗时分别为 50.28、34.84、86.66 ms,所提算法在耗时上高于文献[7],低于文献[6,8]。主要原因是文献[6]采用了 Hough 变换与 Kalman 滤波,需要完成 ROI 提取、逆透视变换、灰度化和阈值等一系列操作,需消耗的时间较多。文献[7]通过计算车道线梯度分布与灰度分布,聚类后进行车道线拟合,算法较简单,故在 4 种算法中运算时间最少。文献[7]中采用了 CNN 和 RNN 相结合的方法,需要大样本量,过于冗余而低效。本文算法由于采用了改进 Hough 变换与 DBSCAN,通过设置阈值剔除冗余车道线线段,通过 DBSCAN 快速聚类,提高了算法的计算效率。

表 4 Caltech 数据集上效率测试

Table 4 Efficiency test on Caltech dataset

场景	平均运算时间/ms			
	文献[6]	文献[7]	文献[8]	本文算法
Cordova	49.21	32.95	85.20	45.32
Washington	51.35	36.73	88.12	47.51
平均值	50.28	34.84	86.66	46.41

## 5 结 论

提出了一种稳健的车道线检测方案,该方案能够实时、准确检测出当前车道线,并且对其他车道标识同样能够准确识别。首先,将车道边界看作是一个小线段的集合,在光照、天气、背景干扰和车道遮挡不一致的情况下,利用两阶段特征提取方法准确检测出小线段。定义一种改进的 Hough 变换检测小线段的方法,该方法能够检测位于直线或具有小曲率的直线上的小线段,并且对噪声具有鲁棒性。然后,利用 DBSCAN 对小线段进行聚类,过滤掉冗余和噪声信息。通过实验证明,所提算法在 Caltech 数据集与自制车道数据集上取得很好的效果,而且具有良好的实时性。

### 参考文献

- [1] 樊超,宋雨佩,焦亚杰. 基于混沌粒子群的车道线检测算法[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(1): 183-189.  
FAN CH, SONG Y P, JIAO Y J. Lane detection algorithm based on chaotic particle swarm [J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(1): 183-189.
- [2] ZHENG F, LUO S, SONG K. Improved lane line

- detection algorithm based on Hough transform [J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2018, 28(2): 254-260.
- [3] 范晖,夏清国. 基于平行 Snake 耦合 Kalman 滤波器的车道线检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2): 101-109.  
FAN H, XIA Q G. Lane detection algorithm based on parallel snake coupled Kalman filter [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(2): 101-109.
- [4] 隋靓,党建武,王阳萍. 基于分段切换模型的快速车道线检测[J]. 计算机应用与软件, 2017, 34(8): 201-205.  
SUI J, DANG J W, WANG Y P. Fast lane line detection based on piecewise switching model [J]. Computer Applications and Software, 2017, 34(8): 201-205.
- [5] YU G Z, WANG ZH Y, WU X K. Efficient lane detection using deep lane feature extraction method [J]. SAE International Journal of Passenger Cars - Electronics and Electronics, 2018, 11(1): 55-64.
- [6] 郭笙听,李子印,赵储. 结合 Hough 变换与 Kalman 滤波的车道线检测方法[J]. 中国计量大学学报, 2017, 28(4): 460-466.  
GUO SH T, LI Z Y, ZHAO CH. Lane detection method combining Hough transform with Kalman filtering [J]. Journal of China University of Metrology, 2017, 28(4): 460-466.
- [7] 刘源,周聪玲,刘永才. 基于边缘特征点聚类的车道线检测 [J]. 科学技术与工程, 2019, 19(27): 247-252.  
LIU Y, ZHOU C L, LIU Y C. Lane detection based on edge feature points clustering [J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(27): 247-252.
- [8] WANG S H, OTT B R, LUO G. Detection of lane-change events in naturalistic driving videos [J]. International Journal of Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2018, 32(10): 369-378.
- [9] 曲金博,王岩,赵琪. DBSCAN 聚类和改进的双边滤波算法在点云去噪中的应用 [J]. 测绘通报, 2019(11): 89-92.  
QU J B, WANG Y, ZHAO Q. Application of DBSCAN clustering and improved bilateral filtering algorithm in point cloud denoising [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(11): 89-92.
- [10] DUAN H Y, WANG X X D, BAI Y. Integrated approach to density-based spatial clustering of applications with noise and dynamic time warping for breakout prediction in slab continuous casting [J]. Metallurgical and Materials Transactions B, 2019, 50(5): 2343-2353.

- [11] 周世波, 徐维祥, 徐良坤. 融合密度峰值和空间邻域信息的 FCM 聚类算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 33(4): 137-144.  
ZHOU SH B, XU W X, XU L K. FCM clustering algorithm combining peak density and spatial neighborhood information [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 33(4): 137-144.
- [12] 刘春桐, 马世欣, 王浩. 基于空间密度聚类的改进 KRX 高光谱异常检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(6): 1852-1857.  
LIU CH T, MA SH X, WANG H. A screening method for sleep apnea syndrome based on photoplethysmographic [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(6): 1852-1857.
- [13] 辛超, 刘扬. 基于概率霍夫变换的车道线识别算法[J]. 测绘通报, 2019(S2): 52-55.  
XIN CH, LIU Y. Research on lane recognition algorithm based on probability Hough transform [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(S2): 52-55.
- [14] 付利军, 兰方鹏. 边缘信息耦合改进的 Hough 变换的车道线实时检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(8): 166-172.  
FU L J, LAN F P. Lane detection algorithm based on edge information coupling improved Hough transforms [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(8): 166-172.
- [15] 蔡怀宇, 陈延真, 卓励然. 基于优化 DBSCAN 算法的激光雷达障碍物检测[J]. 光电工程, 2019, 46(7): 83-90.  
CAI H Y, CHEN Y ZH, ZHOU L R. Lidar obstacle detection based on optimized DBSCAN algorithm [J]. Opto-Electronic Engineering, 2019, 46(7): 83-90.
- [16] SANA B, FAYAL H, MTIBAA A. Vehicles distance estimation using detection of vanishing point [J]. Engineering Computations, 2019, 36(9): 3070-3093.
- [17] 陈思汉, 黄李波, 毕欣. 基于自适应消失点及时间上下文的光照鲁棒车道线检测[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2017, 45(z1): 31-36.  
CHEN S H, HUANG L B, BI X. Illumination-robust lane detection using adaptive vanishing point and time-context [J]. Journal of Tongji University (Natural Science Edition), 2017, 45(z1): 31-36.
- [18] NIU J W, LU J, XU M L. Robust lane detection using two-stage feature extraction with curve fitting [J]. Pattern Recognition, 2016, 59: 225-233.
- [19] 肖晶. 基于车载图像处理的道路检测技术研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2016: 58-61.  
XIAO J. Research on road detection technology based on vehicle image processing [D]. Changsha: Hunan University, 2016: 58-61.
- [20] 邱东, 翁蒙杨, 宏韬. 基于改进概率霍夫变换的车道线快速检测方法[J]. 计算机技术与发展, 2019, 30(5): 43-48.  
QIU D, WENG M Y, HONG T. Fast lane detection method based on improved probabilistic Hough transform [J]. Computer Technology and Development, 2019, 30(5): 43-48.

### 作者简介



吕侃徽, 2003 年于杭州电子工业学院获得学士学位, 2007 年于杭州电子科技大学获得硕士学位, 现为浙江金融职业学院副教授, 主要研究方向为计算机图像、模式识别、人工智能技术及其应用。

E-mail: Lvkanhuis@163.com

**Lyu Kanhui** received his B. Sc. degree from Hangzhou Institute of Electronic Engineering in 2003, and M. Sc. degree from Hangzhou Dianzi University in 2007. Now he is an associate professor in Zhejiang Financial College. His main research interests include computer image, pattern recognition, artificial intelligence technology and application system.



张大兴(通信作者), 1993 年于大连理工大学获得学士学位, 1998 年于杭州电子工业学院获得硕士学位, 2011 年于浙江大学获得博士学位, 现为杭州电子科技大学副教授, 主要研究方向为模式识别、数字图像水印、计算机应用。

E-mail: ZhangDx1971jh@126.com

**Zhang Daxing** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Dalian University of technology in 1993, M. Sc. degree from Hangzhou Institute of Electric Engineering in 1998 and Ph. D. degree from Zhejiang University in 2011. Now he is an associate professor at Hangzhou Dianzi University. His main research interests include pattern recognition, digital image watermarking and computer application.