光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2021102802

基于机器视觉的车道线精确检测算法

代少升*，肖佳伟，熊　昆，吴云铎

（重庆邮电大学 通信与信息工程学院，重庆 400065）

摘　要： 车道线检测是车辆智能驾驶系统的重要组成部分。针对传统的车道线检测方法精度低、实时性能差的问题，提出一种基于机器视觉的车道线精确检测算法。该算法采用车道内侧边缘线代表车道线，具体包括预处理和车道线提取两个步骤：预处理部分包括灰度化、Sobel 边缘检测、ROI 设定、二值化，最终得到车道线部分的二值图像；车道线提取部分包括图像切片、改进的 Hough 直线检测、DBSCAN 直线聚类以及直线拟合，最终得到精确的车道边缘线信息。最后将算法应用于各种场景下的路况测试，实验结果表明：该算法的平均准确率为 94.9%，平均处理时长为 25.6 ms/f，具有很好的实时性和鲁棒性。

关键词： 车道线检测；感兴趣区域；霍夫变换；DBSCAN；聚类

中图分类号： TP391.41；U463.6　**文章编号：** 1001－5868(2021)06－0940－07

Accurate Detection Algorithm of Lane Line Based on Machine Vision

DAI Shaosheng，XIAO Jiawei，XIONG Kun，WU Yunduo

（School of Communication and Information Engin.，Chongqing University of Posts and Telecommun.，Chongqing 400065，CHN）

Abstract： Lane line detection is an important part of the vehicle's intelligent driving system. Aiming at the problems of low accuracy and poor real-time performance in traditional lane line detection methods，an accurate lane line detection algorithm is proposed based on machine vision. The algorithm uses the inner edge line of the lane to represent the lane line，which improves the accuracy and real-time performance. The algorithm mainly includes two parts：preprocessing and lane line extraction. The preprocessing part includes grayscale，Sobel edge detection，region of interest setting and binarization，and finally the binary image of the lane line part is obtained. The lane line extraction part includes the image Slicing，improved Hough line detection，DBSCAN line clustering and straight line fitting，and finally accurate lane edge line information is obtained. Finally，the algorithm is applied to road condition tests in various scenarios. The experimental results show that the average accuracy of the algorithm is 94.9%，and the average processing time pre frame is 25.6 ms. The algorithm has good real-time and robustness.

Key words： lane line detection；region of interest；Hough transform；DBSCAN；clustering

0　引言

目前，高级驾驶辅助系统（Advanced Driver Assistance System，ADAS）已成为提高汽车驾驶安全性的一个重要研究领域。美国交通部门的报告指出，接近 50%的交通事故与驾驶员发生无意识的偏离车道有关[1]。提高车道线检测技术水平、完善车辆智能驾驶系统，有利于降低车辆行驶过程中的交通事故率，对家庭、企业甚至社会发展具有重要意义。

车道线检测是驾驶辅助系统中车道偏离预警[2]（Lane Departure Warning，LDW）的先决条件。在

收稿日期：2021－10－28.

*通信作者：代少升

车辆行驶过程中，道路环境往往复杂多变，路边树木、围栏、周围车辆以及天气等因素会严重影响车道线检测的速度和效果。同时，车道线检测的实时性也是值得研究的问题。

为解决准确性和实时性两大问题，国内外学者进行了大量的研究。目前，车道线检测方法主要分为两大类：

一类是基于车道特征的检测方法，主要是利用车道线的线宽、边缘、颜色、强度、纹理和渐变等相关特征从道路图像中提取出车道线信息[3]。Lee 等[4]基于图像梯度和颜色属性进行了研究，并引入分层聚类算法提取车道线特征。它在特定环境中具有较高的检测精度，但在复杂环境中没有足够的鲁棒性。

另一类是基于车道模型的检测方法，模型主要分为二维（如直线、抛物线等）或三维（如组合模型等），根据不同模型确定参数对车道线进行拟合。徐美华等[5]提出了一种基于投影统计量和双曲模型的车道线识别算法，利用近场车道线信息对曲线车道线进行了优化，取得了良好的精度和实时性能，然而该方法在复杂环境中的检测适应性还不够充分。徐志刚等[6]提出了一种基于双边滤波的图像去噪算法，解决了车道线识别的弱光环境问题，但该算法仅适用于弱光环境，而且由于外部环境对车道线的影响较大，需要提高精度。

近些年，随着深度学习的兴起，基于深度学习的车道检测方法成为了一种新的车道线检测技术，相比传统的方法，它表现出的鲁棒性更优秀，但是对训练集的要求比较高，需消耗大量的 GPU 计算资源，对硬件的计算能力要求比较严格。因此，目前的计算机视觉技术在车道线检测领域具有较好的应用价值。

现有的车道线检测多采用车道中心线来表示车道线，而当车道情况较为复杂时（例如双实线等），误差较大。本文在现有研究基础上，以 CCD 摄像头采集的图像数据作为输入，利用改进的 Hough 变换[7]来提取图像中的小线段，并采用基于密度的聚类算法 DBSCAN[8]（Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise）来提取车道线的精确信息，采用车道边缘线来表示车道线，提高了车道线检测的准确率和实时性。

1　车道线检测

本文车道线检测大致可分为两个部分：图像预处理和车道线提取。算法的总体流程如图 1 所示。

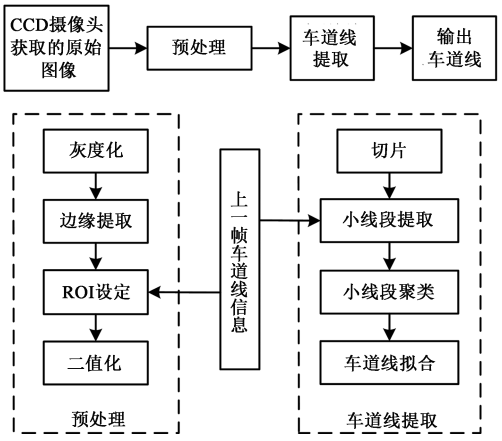


图 1　车道线检测算法流程图

图像预处理部分又分为图像灰度化、图像边缘提取[9]、动态感兴趣区域（Region of Interest，ROI）选取[10]、二值化。首先对 CCD 摄像头采集的原始彩色图像进行灰度化，再对图像进行边缘检测并选取图像中车道线位置区域作为初始 ROI 区域，并根据每一帧检测到的车道线实时更新下一帧的 ROI 区域，最后将图像二值化提取出车道线边缘特征。

车道线提取部分首先对预处理后的图像进行切片处理，并采用改进的 Hough 变换提取每个切片图像中的小线段，再将所有小线段分成两个集合，分别对线段集合采用聚类算法将小线段分成更加精细的小集群，并从中提取出代表车道内侧边界线的集群，然后采用最小二乘算法[11]拟合得到车道内侧边界线。

1.1　预处理

图像灰度化就是将原始彩色图像转化成灰度图像。从 CCD 摄像头获取出来的原始图像一般都是 RGB 格式的彩色图像，而实际道路上白色和黄色车道线都与道路的差异比较大，只需灰度图像就可满足计算的要求，亦可节省存储空间、加快算法的处理速度。

通过加权平均值法对图像进行灰度化处理，转换公式为

$$Y=0.3R+0.59G+0.11B \tag{1}$$

式中，Y 为灰度信息，R，G，B 分别为 RGB 图像中的红、绿、蓝颜色分量。

原始图像灰度化后需要设定感兴趣区域，消除一些干扰信息对算法的影响。以分辨率为 640×360 的图像为例，选取 480×80 的矩形区域（包含少量干扰信息但又包含较多的车道线）图像作为初始

ROI 区域并将该区域图像裁剪出来。通过实验测试,同时考虑到算法的实时性,选择在空间上较容易实现的 Sobel 算子检测图像边缘,然后再根据图 2 中阴影部分设定初始 ROI 区域。由于连续帧之间车道线的位置变化很小,所以根据上一帧检测到的车道线来更新下一帧的 ROI 区域,选取车道线左右各 30 个像素距离的区域作为下一帧的 ROI 区域(如图 3 中阴影部分所示)。最后再利用计算方便的最大类间方差算法来确定阈值,将图像二值化。原始图像如图 4 所示,经过一系列预处理之后的图像效果如图 5 所示。

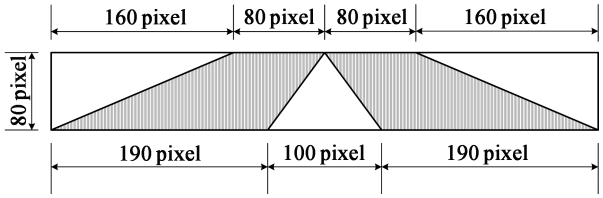


图 2 640×480 分辨率图像初始感兴趣区域

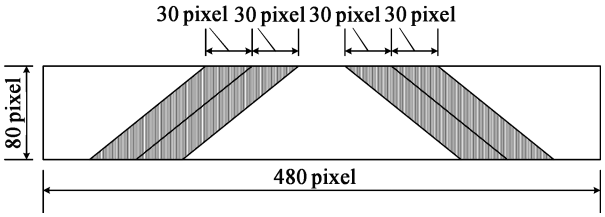


图 3 640×480 分辨率图像实时更新感兴趣区域

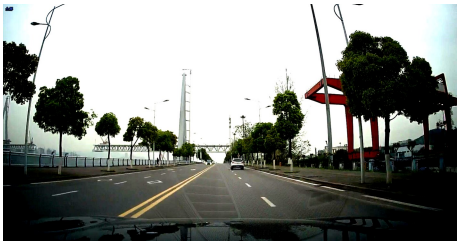


图 4 原始图像



图 5 预处理后的结果图像

1.2 车道线提取

针对直接对预处理之后的图像进行 Hough 变换提取直线在复杂场景下会存在很多干扰信息的问题,本文提出了一种精确提取车道线内侧边界线的方法,提取过程分为三个阶段。

1.2.1 第一阶段:切片与小线段提取

首先需要将预处理后的图像切片,每个相邻的切片图像必须保证存在重叠部分,一是为了避免出现较短的车道线被截断成两部分,从而导致提取不到小线段,二是能将一条车道线分成更多的小线段。切片和重叠都是为了能够提取出足够多的小线段,以保证下一阶段的处理。详细的切片过程如下:

(1)以图像的上边界为起点线,截取像素高度为 h 的图像作为第一个水平切片图像;

(2)将起点线往下移动 Δh 个像素高度,再截取像素高度为 h 的图像作为第二个水平切片图像;

(3)重复步骤(2)的操作,并将截取的图像作为第三个水平切片图像,循环此操作直到截取完原始图像的所有信息,即最后一个水平切片图像的下边界达到原始图像的下边界。

以 480×80 的图像为例,取 $h=20$,$\Delta h=10$ 的切片结果可由图 6 表示。

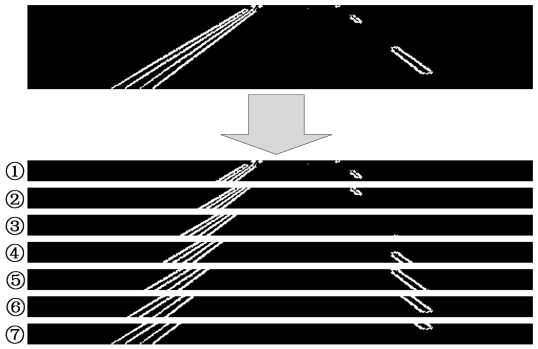


图 6 预处理后图像切片示意图

为了统一计算,每一个水平切片图像的像素坐标都需要映射到原始图像的坐标空间中,原始图像的坐标空间选取原始图像下边界的中点作为坐标原点,水平向右为 x 轴正方向,竖直向上为 y 轴正方向;水平切片图像的坐标空间选取图像左上顶点作为坐标原点,水平向右为 x 轴正方向,竖直向下为 y 轴正方向。坐标转换公式为

$$\begin{cases} x = x' - \dfrac{W}{2} \\ y = H - [y' + (i-1) \times \Delta h], i = 1,2,\cdots,k \end{cases} \tag{2}$$

式中,水平切片图像中像素点的坐标为(x',y')到原始图像坐标空间中的坐标(x,y);W 和 H 分别为原始图像的宽和高,k 为水平切片图像的个数,i 为每个水平切片的图像序号。

切片后对每一个水平切片图像分别进行改进的 Hough 变换以提取车道线边界的小线段,并将提取的结果作为第二阶段的输入。

Hough 变换检测直线常被应用于车道线检测,它受噪声干扰以及车道线间断的影响较小。传统

Hough 变换的原理如下：将直角坐标空间转换到参数空间，利用图像的全局特性，通过点线之间的对偶性，将直角坐标空间中的直线检测问题转换为参数空间中点的检测峰值问题[12]。

Hough 变换有如下性质：图像空间中车道边缘像素点(x,y)转换到参数空间中是一段正弦曲线，参数空间中的一个点(θ,ρ)转换到图像空间则是一条直线，转换公式为

$$\rho = x\cos\theta + y\sin\theta \tag{3}$$

式中，(x,y)为图像空间坐标，(θ,ρ)为参数空间坐标，θ 表示极角，ρ 表示极径。

由于连续帧中车道线的变化十分微小，所以可以利用上一帧检测到的左右车道线对应的 θ 来限定当前帧 Hough 变换的检测范围。

如图 7 所示：假设上一帧检测到的左右两条车道线 l_1，l_2 的倾斜角度分别为 φ_1，φ_2，($\varphi_1 \in (0 \sim \pi/2)$，$\varphi_2 \in (\pi/2 \sim \pi)$)，$l_1$，$l_2$ 在参数空间中对应的点为(θ_1,ρ_1)，(θ_2,ρ_2)，则 $\theta_1 \in (\pi/2 \sim \pi)$，$\theta_2 \in (0 \sim \pi/2)$。当前帧的某一水平切片分别代表左右两车道线边界的任意两条小线段在参数空间分别对应点(θ_3,ρ_3)，(θ_4,ρ_4)。

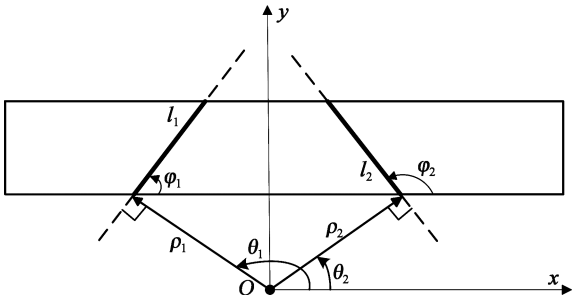


图 7　某一帧切片图像检测到的车道边界线示意图

限定当前帧图像 Hough 变换后代表左车道线的线段极角 θ_3 的取值范围为

$$\theta_3 \in \left(\max\left(\theta_1 - \frac{\pi}{9}, \pi/2\right), \min\left(\theta_1 + \frac{\pi}{9}, \pi\right)\right) \tag{4}$$

代表右车道线的线段极角 θ_4 的取值范围为

$$\theta_4 \in \left(\max\left(\theta_2 - \frac{\pi}{9}, 0\right), \min\left(\theta_2 + \frac{\pi}{9}, 2\pi\right)\right) \tag{5}$$

改进后的 Hough 变换通过上一帧的可靠车道线来限定计算范围，既可以消除变化角度过大的干扰直线，又可以减少算法的计算量，对每一个水平切片图像采用该方法提取车道线的边缘小线段，结果如图 8 所示，为下一阶段做好准备。

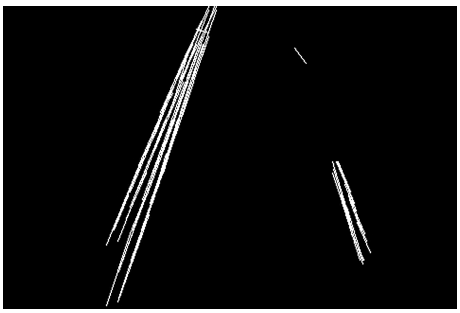


图 8　某一帧检测到的所有线段

1.2.2　第二阶段：小线段聚类

如图 8 所示，提取得到的小线段仍然存在以下问题：

(1)会存在一些干扰的直线；

(2)存在对应于不同车道线边缘的多类小线段；

(3)虚线车道对应的小线段数量仍然比较少。

基于密度的聚类算法可以区分出任意形状的集群，其中一个集群被定义为一个连接区域。DBSCAN 是一种有效的基于密度的算法，它可以自动确定集群的数量，每个集群都是一组由密度连接的对象。在聚类的过程中，噪声会被有效地过滤掉，一个集群代表属于同一条车道边界线的小线段。由于 DBSCAN 不适用于不同集群的密度差异很大的情况，而实际情况中代表左右两车道线的线段集群密度往往存在比较大的差异(比如实线与虚线)，需要将提取出的小线段分成左右两个集合分别采用 DBSCAN 并设置不同的参数进行聚类。

首先将上一阶段检测到的小线段根据 θ 的大小将所有小线段分成两个集合 S_{left} 和 S_{right}，分别表示左、右车道线集合，两集合的小线段的 θ 满足：

$$\begin{cases} S_{\text{left}} : \theta \in \left(\dfrac{\pi}{2}, \pi\right) \\ S_{\text{right}} : \theta \in \left(0, \dfrac{\pi}{2}\right) \end{cases} \tag{6}$$

根据式(7)中定义的两条线段相似度度量 $\text{sim}(l_1,l_2)$对两个小线段集合分别进行聚类：

$$\text{sim}(l_1,l_2) = \sqrt{\Delta\rho^2 + (\alpha \cdot \Delta\theta)^2} \tag{7}$$

式中，l_1，l_2 分别是任一集合中任意的两条小线段，$\Delta\rho = |\rho_1 - \rho_2|$，$\Delta\theta = |\theta_1 - \theta_2|$，其中，$(\theta_1,\rho_1)$，$(\theta_2,\rho_2)$为 l_1，l_2 在参数空间对应的两个点，α 表示 $\Delta\theta$ 和 $\Delta\rho$ 在计算相似度时的权重，根据实验，α 一般取 30 左右。图 9～11 为小线段聚类后的效果图。

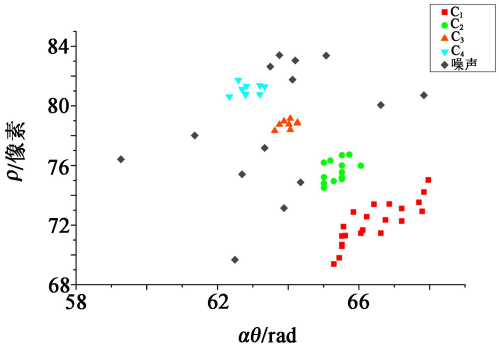


图 9 左车道线线段集合聚类效果图

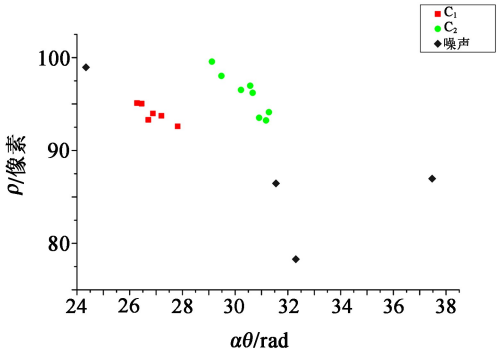


图 10 右车道线线段集合聚类效果图

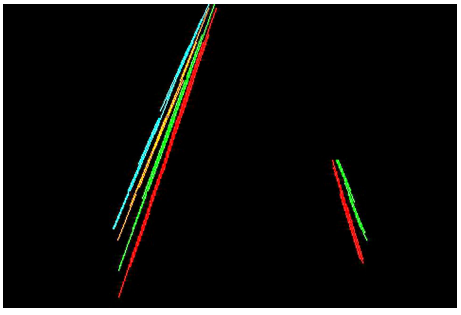


图 11 聚类后的线段集合

1.2.3 第三阶段:车道线拟合

对于上一阶段的结果,将两大小线段集合分别进行处理,对于左车道线集合 S_{left},分别计算其中每一集群的 θ 与 ρ 的均值 $(\bar{\theta}_i,\bar{\rho}_i)$,$i=1,2,3,\cdots,n$,其中 n 为 S_{left} 聚类后分成的集群的数量。根据左车道线最内侧边界线的位置特性可知:代表左车道线最内侧边界线的一个集群 C_{left} 中小线段的 θ 与 ρ 的均值 $(\bar{\theta},\bar{\rho})$ 满足:

$$\begin{cases}\bar{\theta}=\max(\bar{\theta}_i)\\ \bar{\rho}=\min(\bar{\rho}_i)\end{cases},i=1,2,3,\cdots,n \tag{8}$$

选取满足条件的小线段集群使用最小二乘算法拟合成左车道线内侧边界线。

右车道线集合 S_{right} 同理:假设 S_{right} 聚类后分成的集群数量为 m,代表右车道线最内侧边界线的一个集群 C_{right} 的 θ 与 ρ 的均值 $(\bar{\theta},\bar{\rho})$ 满足:

$$\begin{cases}\bar{\theta}=\min(\bar{\theta}_j)\\ \bar{\rho}=\min(\bar{\rho}_j)\end{cases},j=1,2,3,\cdots,m \tag{9}$$

最终得到左右两车道线内侧边界线,如图 12 所示。

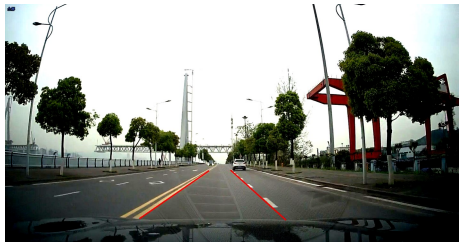
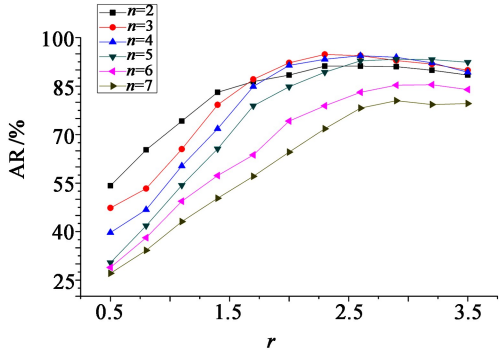


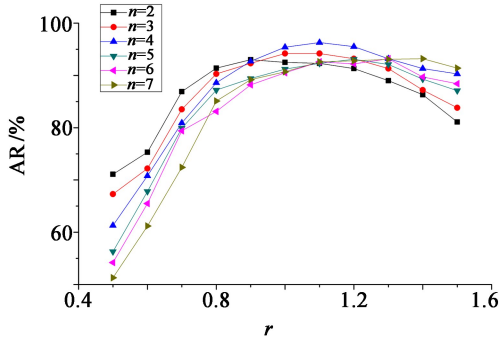
图 12 车道线检测结果图

2 实验结果及分析

本文以 CCD 摄像头采集的分辨率为 640×360 的连续视频帧作为输入数据进行了大量实验,发现虚线车道提取出的小线段集合中的线段数量一般都低于 20,而单实线、多实线或更复杂的车道线提取出的线段集合中线段数量一般都高于 20。因此,本文根据集合中小线段的数量,为 DBSCAN 算法设置不同的参数 r 和 n,r 和 n 表示一个核心对象需要在其半径为 r 的圆形邻域内至少包含 n 个对象,AR 表



(a) 集合线段数量小于 20



(b) 集合线段数量大于 20

图 13 设定不同聚类参数得到的准确率变化图

示算法最终车道线识别的准确率。实验得到数据结果如图 13 所示，可以确定，当集合中线段数量低于 20 时，参数 r 和 n 的最优值分别在 2.3 和 3 左右，准确率约为 94.8%；当集合中线段数量高于 20 时，参数 r 和 n 的最优值分别在 1.1 和 4 左右，准确率约为 96.3%。

实验使用 Intel-Corei5-9500CPU@3.00 GHz 处理器，8 GB 内存，Windows10（64 位）操作系统，并在 VisualStudio2017＋Opencv3.4.1 集成开发环境下进行编程。实验数据采用安装有 CCD 摄像头的测试车辆实际上路采集的视频，图像大小为 640×360 像素。实验测试的检测结果与文献[13]中传统车道中心线检测算法对比如图 14 所示。



（a）　复杂场景 1（双实线）



（b）　复杂场景 2（文字标志干扰）



（c）　复杂场景 3（复杂车道线）

图 14　文献[13]算法（左图）与本文算法（右图）车道线检测效果对比图

实验总共针对 4 段视频一共 7 615 幅图像，对本文算法与文献[12-13]中算法进行了对比测试。图像分为两大类：简单场景（4 761 幅）和复杂场景（2 854 幅）；简单场景为左右两车道线都为单车道线，复杂场景为左右两车道线出现双车道线或者其他特殊车道线以及路面有路标干扰的情况，详细对比数据如表 1。

从表中可以看出，本文算法对于简单车道线场景的识别准确率与另外两种算法相差不大，但是对于复杂车道线场景的识别准确率有明显提高。目前较先进的算法多采用车道线中心线来代表车道线，在简单场景下检测的准确率确实很可观，但对于双车道线以及一些复杂车道线的情况，这类算法的效果就明显下降。本文采用车道边缘线来代表车道线，通过对检测到的边缘车道线进行分类来提高复杂场景下车道线检测的准确率。

表 1　文献[12-13]与本文算法准确率及平均处理时间对比

算法	车道线情况	准确识别数量/幅	准确率/%	平均处理时间/ms
文献[12]	简单	4 489	94.3	29.6
	复杂	2 380	83.4	
文献[13]	简单	4 603	96.7	48.5
	复杂	2 463	86.3	
本文算法	简单	4 561	95.8	25.6
	复杂	2 703	94.7	

根据表 1 中几种算法平均处理时间的统计数据，可以看出，本文算法对于一帧图像的平均处理时间相比另外两种先进算法都有一定提高，一些先进的车道检测算法采用更复杂的预处理以及直线检测算法来提高车道线的检测率，但是这需要更强的计算能力，往往也增加了算法的处理时间。本文对车道线检测部分的算法进行了优化，提高了检测的实时性。

3　结论

本文从提高车道线识别准确率的角度出发对传统的算法进行了改进，提出一种基于机器视觉的车道线精确检测算法。该算法以 CCD 摄像头获取的彩色图像作为输入，经过一系列预处理后再对图像进行切片并使用改进的 Hough 变换提取小线段，再对小线段进行聚类，分成更精细的小集群，选取代表车道内侧边界线的集群进行拟合，最终得到两条车道内侧边界线即车道线。

测试结果表明：在复杂路况下本文提出的车道线检测算法具有明显优势，算法的平均准确率约为 94.9%，平均处理一帧图像的时间约为 25.6 ms，算法的适应性、鲁棒性得到进一步增强。

参考文献：

[1]　吕柯岩，朱　明，杨　迪. 单目视觉车道偏离预警系统的开发[J]. 计算机应用，2012，32(S2)：196-198，241.
Lv Keyan，Zhu Ming，Yang Di. Design of lane depature warning system with monocular vision[J]. J. of Computer Applications，2012，32(S2)：196-198，241.

[2]　郭志超. ADAS 中车道线识别及车道偏离判断方法研究[D]. 西安：长安大学，2018.
Guo Zhichao. The research of lane recognition and the method of lane departure judgement in ADAS[D]. Xi'an：Chang'an University，2018.

[3] 曲 刚. 基于深度学习的车道线检测技术研究[D]. 西安：西安电子科技大学，2020.
Qu Gang. Deep learning based lane detection technology[D]. Xi'an：Xidian University，2020.

[4] Lee C，Moon J H. Robust lane detection and tracking for real-time applications [J]. IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems，2018，19(12)：4043-4048.

[5] 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.
Xu Meihua，Zhang Kaixin，Jiang Zhoulong. Algorithm design and implementation for a real-time lane departure pre-warning system[J]. J. of Traffic and Transportation Engineering，2016，16(3)：149-158.

[6] 王 杰，陈黎卿，黄莉莉，等. 基于 Retinex 的弱光条件下车道线识别方法[J]. 计算机与数字工程，2019，47(2)：451-456.
Wang Jie，Chen Liqing，Huang Lili，et al. Lane recognition method in weak light condition based on Retinex[J]. Computer and Digital Engineering，2019，47(2)：451-456.

[7] Peng Tao，Jang Youngmin，Kim Byeongwoo. A lane centerline recognition system based on improved high efficiency Hough transform[J]. Inter. J. of Engineering Research and Technol.，2020，13(11)：3913-3918.

[8] 郭艳婕. 改进的 DBSCAN 算法及其应用研究[D]. 太原：中北大学，2020.
Guo Yanjie. Research on improved DBSCAN algorithm and its application[D]. Taiyuan：North University of China，2020.

[9] Zhang Xiao，Chen Fuen. Lane line edge detection based on improved adaptive Canny algorithm [J]. J. of Physics：Conference Series，2020，1549(2)：022131.

[10] 鱼兆伟，吴晓波，沈 林. 基于动态感兴趣区域的光照无关车道线检测算法[J]. 计算机工程，2017，43(2)：43-47，56.
Yu Zhaowei，Wu Xiaobo，Shen Lin. Illumination invariant lane detection algorithm based on dynamic region of interest[J]. Computer Engineering，2017，43(2)：43-47，56.

[11] 朱院娟，郭斯羽，朱志杰，等. 结合 LTS 和 Hough 变换的直线检测算法[J]. 计算机工程，2012，38(4)：206-210.
Zhu Yuanjuan，Guo Siyu，Zhu Zhijie，et al. Line detection algorithm combining LTS with Hough transform[J]. Computer Engineering，2012，38(14)：206-210.

[12] 陈政宏，李爱娟，王希波，等. 基于改进 Hough 变换的结构化道路车道线识别[J]. 科学技术与工程，2020，20(26)：10829-10834.
Chen Zhenghong，Li Aijuan，Wang Xibo，et al. Structured road lane line recognition based on improved Hough transformation[J]. Science Technology and Engineering，2020，20(26)：10829-10834.

[13] Gong Jinliang，Chen Tao，Zhang Yanfei. Complex lane detection based on dynamic constraint of the double threshold [J]. Multimedia Tools and Applications，2021(5)：27095-27113.

作者简介：

代少升(1974—)，男，河南省潢川县人，博士，教授，主要从事红外成像技术及 SOPC 嵌入式系统设计与开发。

(上接第 939 页)

[5] Cai Y，Brener I，Lopata J L，et al. Design and performance of singular electric field terahertz photocoducting antennas[J]. Appl. Phys. Lett.，1997，71(15)：2076-2078.

[6] Dae Sin Kim，Citrin D S. Coulomb and radiation screening in photoconductive terahertz sources[J]. Appl. Phys. Lett.，2006，88：161117.

[7] 薛 红，席彩萍. GaAs 材料非平衡热电子的瞬态输运及其光电导特性[J]. 半导体光电，2019，40(6)：771-775.
Xue Hong，Xi Caiping. Characteristics of the photoconductivity and transient transport on non-equilibrium hot-electron in GaAs materials[J]. Semiconductor Optoelectronics，2019，40(6)：771-775.

[8] 熊中刚，邓 琥，熊 亮，等. 光电导天线太赫兹辐射峰值调控研究[J]. 强激光与离子束，2020，32(3)：0330102.
Xiong Zhonggang，Deng Hu，Xiong Liang，et al. Research on terahertz radiation peak control of photoconductive antenna[J]. High Power Laser and Particle Beams，2020，32(3)：0330102.

[9] 韩张华，孙开礼，蔡阳健. 微纳光学结构与太赫兹辐射产生技术的研究进展[J]. 光学学报，2021，41(8)：0823017.
Han Zhanghua，Sun Kaili，Cai Yangjian. Research progress of micro-nano optical structure and terahertz radiation generation technology[J]. Acta Optica Sinica，2021，41(8)：0823017.

[10] Mourou G，StancamPiano C V，Antonetti A，et al. Picosecond microwave pulses generate with a subpicosecond laser driven semiconductor switch[J]. Appl. Phys. Lett.，1981，39：295-296.

[11] Fattinger Ch，Grischkowsky D. Point source terahertz optics [J]. Appl. Phys. Lett.，1988，53(16)：1480-1482.

[12] Ralph S E，Grischkowsky D. Trap-enhanced electric fields in semi-insulators：The role of electrical and optical carrier injection[J]. Appl. Phys. Lett.，1991，59(16)：1972-1974.

作者简介：

薛 红(1966—)，女，陕西省渭南市人，博士，教授，研究方向为光电器件机理。