

# 基于分数阶微分和 Frangi 的夜间车道线检测

陈卫卫<sup>1,2</sup>, 王卫星<sup>1</sup>, 闫迪<sup>1</sup>

(1. 长安大学信息工程学院, 西安 710064; 2. 西安航空职业技术学院, 西安 710089)

**摘要:** 基于机器视觉和图像处理的夜间车道线检测一直是该领域的研究难题,即使是近年的深度学习方法,检测精度只能达到 50%左右. 为此,研究了一种新的算法,根据车道线的特点和车辆的行驶速度,将视频中多幅图像融合到一幅图像中;利用图像的特点,在区域合并中识别出有效的车道线检测区域;将有效区域分割成新的图像后,采用基于 Frangi 和 Hessian 矩阵的算法对图像进行平滑和增强;为了提取车道线的特征点,提出了一种新的分数阶微分模板进行车道线特征点检测,该算法根据车道线在图像中可能的位置,从 4 个方向检测特征点;在检测出候选点后,应用递归 Hough 直线变换得到候选车道线,为了确定最终的车道线,一条车道线的角度应介于 $25^{\circ}$ ~ $65^{\circ}$ 之间,而另一条车道线的角度应介于 $115^{\circ}$ ~ $155^{\circ}$ 之间,否则,通过降低线点数的阈值继续进行 Hough 直线检测,直到获得两条车道线为止. 通过对数百幅夜间车道线图像的测试,并与深度学习方法和传统的图像分割算法进行比较,新算法的检测准确率可达 70%.

**关键词:** 分数阶微分; Frangi; Hessian; 车道线特征点; 递归霍夫变换

**中图分类号:** TP751 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19907/j.0490-6756.022001

## Nighttime lane line detection with fractional differential, Frangi and Hessian

CHEN Wei-Wei<sup>1,2</sup>, WANG Wei-Xing<sup>1</sup>, YAN Di<sup>1</sup>

(1. School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China;

2. Xi'an Aeronautical Polytechnic Institute, Xi'an 710089, China)

**Abstract:** Lane linedetection at night based on machine vision and image processing has always been a research problem in this field, even with the recent deep learning methods, the detection accuracy can only reach to about 50%. To this end, a new algorithm is proposed in this paper. According to the characteristics of the lane line and the speed of the vehicle, multiple images in a video are fused into one detected image; the effective lane line detection area is identified in the region merging by using the characteristics of the image; after the valid detection region is cut into as a new image, the algorithm based on Frag and Hessian matrix is used to smooth and enhance the image; in order to extract the feature points of lane line, a lane line feature point algorithm is proposed based on a new Fractional differential template, then according to the possible position of lane line in the image, the feature points are detected from four directions. After the candidate points are detected, the candidate lane lines are obtained by recursive Hough line transformation. In order to determine the final lane lines, the angle of one lane line should be between  $25^{\circ}$  and  $65^{\circ}$ , while the angle of the other lane line should be between  $115^{\circ}$  and  $155^{\circ}$ , otherwise,

收稿日期: 2020-08-22

基金项目: 国家自然科学基金(61170147); 国家自然科学基金重点项目(U1401252)

作者简介: 陈卫卫(1981-), 男, 博士研究生, 副教授, 研究方向为图像处理.

通讯作者: 王卫星. E-mail: wxwang@chd.edu.cn

the Hough line transform is continued by reducing the threshold of the number of lines until two lane lines are obtained. Through testing hundreds of night lane images, the detection accuracy of the new algorithm can reach to 70% compared with deep learning methods and traditional image segmentation algorithms.

**Keywords:** Fractional differential; Frangi; Hessian; Lane line feature points; Recursive Hough transform

## 1 引言

随着智能交通系统的不断发展和应用,安全驾驶辅助系统(Safety Driving Assist, SDA)逐渐受到人们的关注,并在人们的生活中广受欢迎.在正常驾驶过程中,一旦发生突发事故,智能辅助驾驶系统可以立即提供紧急制动,辅助驾驶决策或紧急警告等服务,以最大限度地提高驾驶员和自动化驾驶的稳定性和安全性.尽量减少交通事故造成的经济损失和人员伤亡.智能辅助驾驶系统中有一个子功能系统引起了越来越多的关注,即车道偏离预警系统(Lane Departure Warning System, LDWS),也就是车道线的检测和跟踪<sup>[1]</sup>.

当前,车道线跟踪,车道线识别或车道线偏离警告已成为基于机器视觉和图像处理的驾驶员辅助系统的最早组成部分.自 20 世纪 90 年代以来,已经针对良好的天气条件和道路上清晰的车道标志所定义的情况进行了研究和实施.此后,针对特定情况的检测准确性,针对各种情况的检测鲁棒性,检测时间效率以及和高阶任务的集成,可视车道检测和跟踪定义为持续的研究主题.

LDWS 基本上可分为两类:基于道路基础设施和基于车辆的系统<sup>[2]</sup>.前者与道路结构建设有关,但大部分道路没有路面下布控传感器的结构,因此,后者被广泛研究和应用.基于车辆的 LDWS 可分为侧视系统和前视系统<sup>[3]</sup>.与侧视系统相比,前视系统有大量的道路信息可供使用,即使在没有明确车道标志的道路上也能正常使用.前视系统的关键是否能准确地检测车道线,因此,大量的车道线检测算法和方法被研究者所研究.

目前,这种基于机器视觉和图像处理的车道线检测算法可分为两类:第一类算法基于传统图像处理,类似于其他线性目标检测<sup>[4-6]</sup>;第二类算法基于语义分割<sup>[7]</sup>,也就是深度学习和神经网络等.基于传统图像处理的算法主要是利用图像中车道线的形状特征、像素梯度和颜色特征来检测车道线<sup>[8]</sup>.这类算法可分为基于相似性的算法和基于不连续性的算法.

在相似性算法中,阈值算法<sup>[9]</sup>或其他区域相似

性算法<sup>[10-11]</sup>可能适合某些特殊情况.例如,颜色可以作为车道线提取的线索<sup>[12]</sup>;随机有限集可以用于车道线检测<sup>[13]</sup>;距离变换用于寻找车道线<sup>[14]</sup>;模糊数学应用于模糊图像分割<sup>[15]</sup>等. Ajaykumar 等人提出了一种基于  $K$  均值聚类的自动车道线检测方法,其效果取决于道路和天气情况,不适合于复杂的环境和条件,即使情况不太复杂,该算法也要与其他算法相结合<sup>[16]</sup>.对于更深入的基于相似性的算法研究,文献较多,如:Ma 等人研究了一种基于优化稠密视差图估计的多车道检测算法<sup>[17]</sup>等.

基于不连续性的算法更多,一般是在图像增强后,使用不同的边缘检测器,如 Canny 算子、分数阶微分算子、Gabor 算子、Sobel 算子和 Laplacian 算子等.这种算法计算速度快,场景适应性强,但容易受到光照和障碍物的干扰,导致检测结果偏差较大.在边缘检测之后,为了使车道线边缘更清晰,增加了一些图像增强算法,如 Yoo 等人对不均匀光照图像进行梯度增强,使车道线检测更加稳健<sup>[18]</sup>.图像二值化后,由于车道线是不连续的,除常用的 Hough 直线算法外,研究者还根据车道线的特征研究了各种直线和曲线的拟合算法.例如, Ozgunalp 等人研究了一种基于消失点估计的车道线跟踪算法<sup>[19]</sup>, Niu 等人利用曲线拟合进行了两阶段特征提取算法<sup>[20]</sup>.

近几年来,语义分割在车道线检测中是一个研究热点.语义分割网络是一种基于神经网络和深卷积网络的模型,其最基本的任务是对图像中不同种类的像素点进行分类,并将同一类像素点聚合起来,以区分图像中不同的目标对象<sup>[21-22]</sup>.在后来出现的 U-net 模型结构中引入了扩张卷积运算,可以在不降低维数的前提下,进一步增大局部感受野,收集多尺度信息.在 Deeplabv1 网络中,进一步增加了展开卷积的比例,并在相邻像素关系推理中加入了条件随机场(Conditional Random Field, CRF)模型.之后,Deeplab 系列网络不断发展,有许多改进版本,骨干网也得到了应用,如 Deeplab V3+network<sup>[23]</sup>.

虽然车道线提取的研究取得了良好的进展,但



仍有一些困难需要克服. 主要问题之一是低质量光照的影响, 如夜间道路上的光照等. 据统计分析, 白天的交通事故一般少于夜间, 白天的交通事故是指由于交通流量大而产生的车辆擦伤的事故<sup>[24]</sup>. 而夜间发生交通事故不限于此, 其发生的概率是白天的 1.5 倍, 一项数据表明有 60% 的重大交通事故是发生在夜间的<sup>[25]</sup>. 在夜间行车时, 经常打开大灯, 这会使驾驶员在两车相遇时完全处于盲区, 看不到前方的路况, 严重影响行车安全, 因此车辆保持在两车道线内对减少此类交通事故非常重要. 目前, 研究能够适应不同光照条件、克服光照变化影响的各种鲁棒性车道偏离检测算法, 是所有基于视觉的 LDWS 的发展趋势.

本文主要研究夜间视频图像中的车道线检测算法. 首先提取图像中有效的车道线检测区域, 然后将交通视频中多幅图像合并, 利用 Frangi 及 Hessian 算法对融合后的图像进行平滑增强, 基于新的分数阶微分模板检测车道线上的特征点, 最后应用递归 Hough 直线变换得到车道线. 为了证实新算法的有效性, 将该算法与几种传统图像算法和深度学习方法进行了比较.

## 2 车道有效区域检测及图像合并

在白天, 当摄像机固定在车辆前部时, 车道线图像可以分为三个固定的区域: 天空区域, 有效检测区域和下部无效区域. 但在夜间, 在路灯及其附近范围内, 感兴趣区域的对比度将比白天低得多, 视觉信息混乱, 而两侧的信息尤其远离灯光的区域会变弱(如图 1). 黑夜道路图像的特征为: (1) 与白天不同, 黑夜图像中车道线有着较弱的标识信息. 受灯光的影响, 白色的车道线往往是灰暗色, 与路面的其它部分相比, 车道线的色彩和反光度都比白天要弱得多, 也就是说车道线的像素值与其两侧路面像素值的差异比较小; (2) 由于受树木和建筑物等阴影、车道本身磨损、刹车痕迹线、强光、雨雪和雾霾等影响, 图像中的噪声和干扰非常大; (3) 在图像的下方区域(距离车辆较近的区域), 有时也称作近视场区域, 和白天相比, 这个区域的路面信息比较模糊, 会降低检测车道线的准确度; 图像天空区域(距离车辆较远的区域), 有时也叫远视场区域, 由于较强路灯反射的原因, 这部分反应路面信息比较混乱; (4) 当前后或对面有车辆时, 由于车灯的直射或反射等会致使车道线检测区域图像信息更加复杂.

所以在夜晚, 有效检测区域的对比度会很低, 在车灯范围内及离路灯近一些的地方, 可视信息会丰富一些, 而道路两侧的信息, 尤其是离路灯较远处, 信息会弱一些, 具体如图 1 所示.

在图 1(a)中, 由于车距离右侧的路灯较远, 而且左侧又无路灯, 所以左侧的车道线较暗, 无效区域中只有部分车头信息. 但由于车灯的光线强, 可视距离较长, 所以有效检测区域对比度较好; 在图 1(b)中, 左侧也是没有路灯, 右侧的路灯稍微近一些, 所以靠近右侧路灯的区域信息丰富一些, 但车灯光强不大, 所以兴趣区域信息也不丰富; 在图 1(c)中, 车离右侧的路灯更近了一些, 兴趣区域的细节更清晰了一些, 但由于车灯较暗, 可视距离也就短了些; 在图 1(d)中, 虽然路的两侧都有路灯, 但车离路灯太远, 整个图像都比较暗, 车道线很不清楚, 可视距离更短. 所以, 夜晚的路面图像的三区域不是固定的而是变动的, 为此利用一种方法自动将每幅图像分成有效检测区和非检测区.

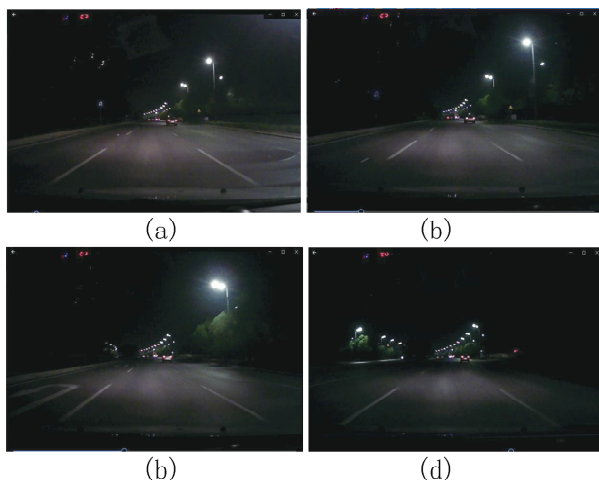
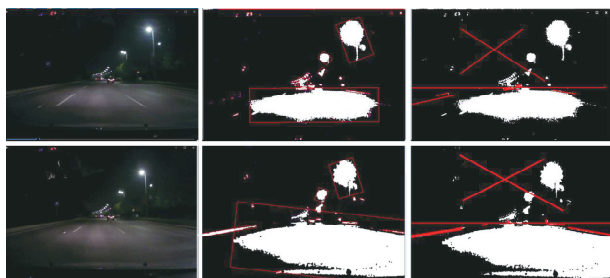


图 1 有明显车道线的黑夜交通图像  
Fig. 1 Traffic images at nighttime with obvious lane lines

为了清除或减少灯光及路边目标的相互作用而产生的噪声, 先用基于区域合并的思想<sup>[26]</sup>将图像分成几个大小不同的区域. 区域分裂合并算法的基本思想是先确定一个分裂合并的准则, 即区域特征一致性的测度, 当图像中某个区域的特征不一致时就将该区域分裂成 4 个相等的子区域, 当相邻的子区域满足一致性特征时则将它们合成一个大区域, 直至所有区域不再满足分裂合并的条件为止. 为了消除或减少由灯光和路边目标之间的相互作用引起的噪声, 基于区域合并, 将图像划分为几个不同的区域, 如图 2 所示.



(a)原始图像 (b)区域合并 (c)检测区域(中部)  
图 2 基于区域合并的确定有效检测区域

Fig. 2 Valid detection region determination based on Region Merging

不同的高速公路等级有不同的车道线长和宽及车道线段间距的标准. 即使车道线没有被磨损, 视频很难保证每幅图像都有车道线, 图像中含有车道线的概率和车行速度有关. 当摄像机是 PAL (Phase Alternating Line) 制式时, 每秒钟可以采集 25 幅图像, 而当摄像机的制式是 NTSC (National Television Systems Committee) 制式时, 每秒钟可以采集 30 幅图像. 根据表 2 可知, 在车道线没有被磨损的情况下, 当车速为 60 km/h 时, 在一级公路上, 可能半秒钟内获取的 12 幅图像都没有车道线; 而在二级公路上, 可能连续 10 幅图像里都没有车道线. 但若车道线已经被磨损或其它噪声的影响, 在几十幅连续获取的图像里, 看不到车道线是可能的. 或者某些图像里只有车道线的一小部分: 长度可能是正常长度的 10% 左右, 甚至车道线宽度也只有原宽度的 1/3 左右, 无论用何种图像检测算法, 仅仅利用这些微弱的信息很难检测出车道线. 在这种情况下, 最好的办法是结合多幅图像的车道线信息来检测当前图像中的车道线.

表 1 车道线的基本尺寸 (cm)

Tab. 1 Basic dimensions of lane line (cm)

路级	白实线长度	白实线宽度	线段间距	虚线长	虚线宽	虚线间隔
一	600	10~20	900	75	10~15	15
二	400	10~20	600	75	10~15	15
三	300	10~20	400	75	10~15	15
四、五	100~200	10~20	300	75	10~15	15

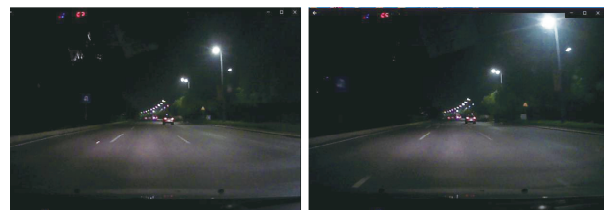
以二级公路上车速为 80 km/h 为例, 白实线长度 4 m 加上间隔距离 6 m, 总计 10 m, 利用 PAL 制式摄像机连续获取 11 幅连续的图像才能覆盖整个 10 m 长的道路, 所以可以每隔 3 幅图像选 1 幅图像融合到当前图像中, 然后再进行检测, 这期间车行距离约 10 m, 也就是小轿车长度的 2 倍多, 24 m 大挂车长度的 1/3 强, 这期间的车行偏离车道线

不会太大, 很难跑出车道线. 图 3 中有 4 幅黑夜模糊不清的图像, 车道线在每幅图像中的长度很短, 或是一侧或是两侧没有车道线, 这对于车道线的检测很困难, 甚至不可能. 图 4 中的 4 幅图像对应图 3 中的 4 幅图像, 图 4 中每一对图像的间隔在十幅图像之内, 所以当把每一对图像合并后, 就可以得到图 4 的结果, 图 4 中的每幅图像中的车道线长于图 3 中的车道线, 所以合并的结果明显更好.

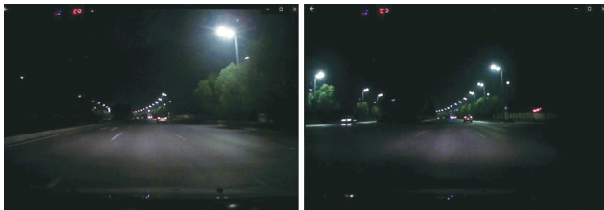
表 2 车速与单位时间及单幅图像经过距离的关系

Tab. 2 Relationship between vehicle speed, unit time and the cover distance of a single image

速度	km/h	m/min	m/s	m/图像 (PAL)	m/图像 (NTSC)
60	60	1000	16.7	0.67	0.56
80	80	1333	22.2	0.89	0.74
100	100	1667	27.8	1.11	0.93
120	120	2000	33.3	1.33	1.11

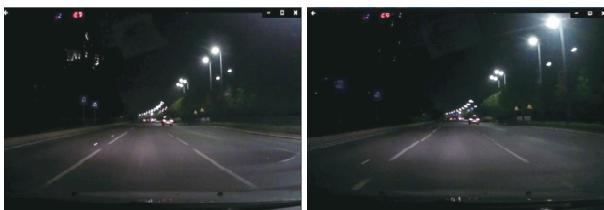


(a) 模糊短车道线 (b) 模糊短左车道线

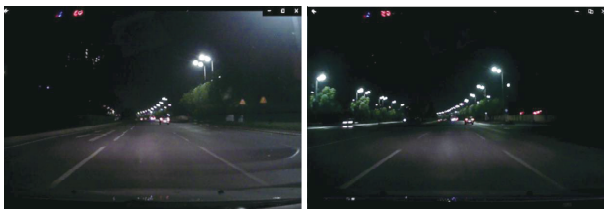


(c) 左一条模糊短车道线 (d) 无车道线信息

图 3 无明显车道线的黑夜交通图像  
Fig. 3 Image without obvious lane line



(a) (b)



(c) (d)

图 4 明显车道线基于图 3 对应图的合并结果

Fig. 4 Obvious lane lines based on the video image merging

### 3 基于 Frangi 和 Hessian 的图像处理

因为夜间图像的对比度很差并且噪声很多,在提取车道线之前,应进行图像预处理.该算法应包括 3 个基本点:图像平滑去噪<sup>[27-28]</sup>,对比度拉伸和车道线增强.为此,将采用以下基于 Frangi 和 Hessian 矩阵的算法,具体过程如下<sup>[29]</sup>.

一个二维矩阵  $I: \Omega \rightarrow \mathbb{R}, \Omega \in \mathbb{R}^2$ , 高斯核:  $g(p; \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$ , 对应矩阵  $I$  在点  $p(x, y)$  点的一个应力函数定义为

$$H_\sigma(p) = \begin{pmatrix} g_{xx}(p) & g_{xy}(p) \\ g_{xy}(p) & g_{yy}(p) \end{pmatrix} * I(p) \quad (1)$$

相应的车道线定义如下.

$$T_d(p, \theta; \sigma) = t_d(p, \theta; \sigma) * I(p) \quad (2)$$

其中,  $t_d(p, \theta; \sigma) = g_{xx} \cos^2 \theta + g_{yy} \sin^2 \theta + g_{xy} \sin 2\theta$ .

算法包括一套方向滤波器:包括前向过滤器  $t_f(p; \sigma, \phi_1)$  和后向过滤器  $t_b(p; \sigma, \phi_2)$ , 其定义如下.

$$t_f(p; \sigma, \phi_1) = t_d(x + d \cos(\theta + \phi_1), y + d \sin(\theta + \phi_1)) \quad (3)$$

$$t_b(p; \sigma, \phi_2) = t_d(x - d \cos(\theta + \phi_2), y - d \sin(\theta + \phi_2)) \quad (4)$$

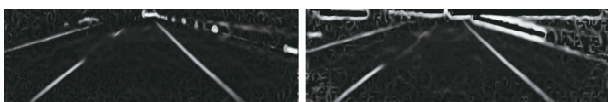
这里采用角度  $\phi_1, \phi_2$  检测相邻像素的裂缝迹象.  $d$  是偏移量参数,需要将其设置为适当的值.当  $d$  值较低时,它的贡献较少.否则,  $d$  会引起错误的图像分割以至将非车道线的像素误判为车道线像素.



(a) 原始图像



(b) 对数变换



(c) Frangi 增强



(d) 噪声去除

图 5 图像平滑和增强

Fig. 5 Image smoothing and enhancement

图像通过定向滤波器的响应分别为  $T_f(p; \sigma, \phi_1) = t_f(p; \sigma, \phi_1) * I(p)$  和  $T_b(p; \sigma, \phi_2) = t_b(p; \sigma, \phi_2) * I(p)$ . 增强车道线的整体响应如式(5)所示.

$T^*(p; \sigma) = T_d^*(p) + T_b^*(p) + T_f^*(p) \quad (5)$   
在这里,  $T_d^*(p) = \max_{\theta} T_d(p, \theta; \sigma)$ ,  $T_b^*(p) = \max_{\phi_1} T_b(p, \phi_1; \sigma)$ ,  $T_f^*(p) = \max_{\phi_2} T_f(p, \phi_2; \sigma)$  然后, 在多个方向上搜索最大响应作为图像的输出.

在图 5 中, 给出了两个典型的车道线图像, 它们的预处理结果(如直方图变换, Frangi 增强和噪声消除)令人满意.

### 4 车道线的特征点检测及 Hough 变换

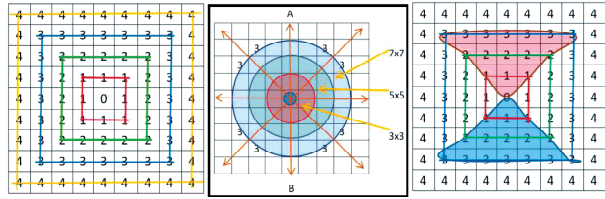
先将图像反值, 让车道线灰度为暗色, 然后基于分数阶微分进行车道线上的特征检测, 具体检测思想如下.

在图 6(a)中, 它是  $9 \times 9$  模板, 其中, 中心像素周围有 4 个不同大小的正方形区域, 该模板应足够大以检测中心像素是否为谷点候选点. 对于谷点检测, 81 像素的计算量可能太大, 即使用了大量的信息, 也不能准确地进行谷点检测. 相反, 基于此, 还测试了一个  $7 \times 7$  模板, 49 个像素的检查还是有较大的计算量. 为减少不必要的计算量, 可以使用圆形区域进行检测, 如图 6(b)所示, 该区域更适合于实际情况, 并且可以使用比正方形区域更少的像素, 其中有三个圆形区域( $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$  和  $7 \times 7$ )围绕中心像素, 由于谷点有其方向, 因此检测应分别在不同的方向, 因此在图 6(b)中标记了 4 个方向. 作为图 6(c)中的一个例子, 标记两个梯形区域, 可用于垂直方向的谷点检测( $AB$  线 in(b)), 因为在顶部梯形区域和底部区域标记了“1”“2”和“3”的三条线, 如果检测像素“0”是最低点, 则其灰度值应低于“1”行的灰度值, “1”行的灰度值应低于“2”行的灰度值, “2”行的灰度值应低于“3”行的灰度值. 问题是如何计算每一行的灰度加权平均值, 下面给出了一个  $5 \times 5$  模板的例子.

假设在图 6(c)的垂直方向上有一个车道线中心点  $p$ , 有三条检测线, 它们是对应于图 7(c)的线“1”“2”和“3”的  $ab$ ,  $cd$  和  $ef$ , 如图 7 所示. 在图 7 中, 有正交线  $ap$ ,  $cp$  和  $ep$ , 它们满足图 7 中  $ap < cp < ep$  的条件, 否则  $p$  不是车道线中心点, 当然, 如果不满足条件  $bp < dp < fp$ , 则不足以确定  $p$  是车道线上的特征点. 为了确定  $p$  点是否是车道线



特征点,使用以下方法来确定.



(a) 4 个方形区域 (b) 4 个圆形区域 (c) AB 线检测区域  
图 6 特征点检测区域和方向<sup>[30-31]</sup>

Fig. 6 Characteristic point detection areas and directions<sup>[30-31]</sup>

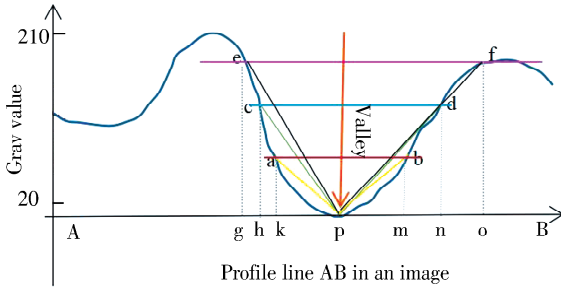


图 7 车道线边缘检测算法示意图

Fig. 7 Schematic diagram of lane line detection algorithm

在图 6(c)或图 7 中,每一行的灰度值,它应该是加权平均值,中心像素的权重应该大一些,剩余像素的值应该小一些.由于大量文献报道分数阶微积分对平滑特别是对薄边缘图像有很好的效果,因此,基于分数阶微积分计算系数.本文使用 Grünwald-Letnikov(G-L)定义.对于  $\forall v \in R$ ,如果信号  $s(t) \in [a, t] (a < t, a \in R, t \in R)$ ,则积分部分满足条件  $m+1 < m \in Z, Z$  表示整数阶的连续导数;如果  $v > 0$  和  $m = v$ ,则  $v$  阶导数可以是

$${}_a D_t^v s(t) = \lim_{h \rightarrow 0} s_h^v(t) = \lim_{h \rightarrow 0} h^{-v} \sum_{r=0}^m C_r^{-v} s(t-rh) \quad (6)$$

这里,  $C_r^{-v} = (-v)(-v+1)\dots(-v+r-1)/r!$

如果  $s(t)$  持续时间为  $t \in [a, t]$ ,则信号持续时间  $[a, t]$  可在单位等间隔内等分  $h = 1$ .

$$n = \left[ \frac{t-a}{h} \right]^{h=1} = [t-a] \quad (7)$$

这样,一维信号  $s(t)$  中微分表达式的  $v$  阶分数阶可被推导为

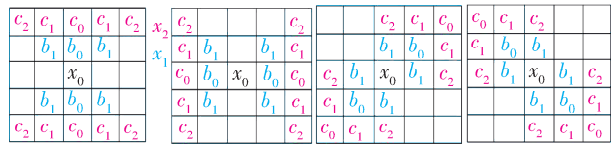
$$\frac{d^v s(t)}{d^v t} \approx s(t) + (-v)s(t-1) + \frac{(-v)(-v+1)}{2}s(t-2) + \frac{(-v)(-v+1)(-v+2)}{6}s(t-3) + \dots +$$

$$\frac{\Gamma(-v+1)}{n! \Gamma(-v+n+1)} s(t-n) = a_0 s(t) + a_1 s(t-1) + a_2 s(t-2) + a_3 s(t-3) + \dots + a_n s(t-n) \quad (8)$$

这些  $n+1$  非零系数值的顺序如下.

$$\begin{cases} a_0 = 1 \\ a_1 = -v \\ a_2 = (-v)(-v+1)/2 = (v^2 - v)/2 \\ a_3 = (-v)(-v+1)(-v+2)/6 = (-v^3 + 3v^2 - 2v)/6 \\ a_4 = (-v)(-v+1)(-v+2)(-v+3)/24 = (v^4 - 6v^3 + 11v^2 - 6v)/24 \\ \dots \\ a_n = \Gamma(-v+1)/n! \Gamma(-v+n+1) \end{cases} \quad (9)$$

取绝对值:  $a_0 = 1, a_1 = |-v|, a_2 = |(v^2 - v)/2|$ , 当  $v = 0.5$ , 有  $a_1 = 0.5, a_2 = 0.125$ , 去掉小数点后,对于第“1”行,可将所有数字放大 2 倍,然后,有  $b_0 = 2a_0 = 2, b_1 = 2v = 1$ ; 对于第“2”行,将所有数字放大 8 倍,然后,有  $c_0 = 8a_0 = 8, c_1 = 8v = 4, c_2 = 8u = 1$ .



(a) 0° (b) 90° (c) 45° (d) 135°  
图 8 4 个方向的线条标记模板  
Fig. 8 Templates for line marking in four directions

如图 8 所示,有 4 个方向的模板.其中,可以定义检测点或中心像素为  $x_0$ ,线“1”为  $x_1$ ,线“2”为  $x_2$ ,在垂直方向(图 8(b)),以顶部(图 6(c)或红色梯形区域)为例进行谷点检测.下面是输入的灰度图像  $f(i, j), g(i, j)$  是输出的二值图像.

$$x_0 = f(i, j) \quad (10)$$

$$x_1 = [b_0 f(i-1, j) + b_1 (f(i-1, j-1) + f(i-1, j+1))] / (b_0 + 2b_1) \quad (11)$$

$$x_2 = [c_0 f(i-1, j) + c_1 (f(i-2, j-1) + f(i-2, j+1)) + c_2 (f(i-2, j-2) + f(i-2, j+2))] / (c_0 + 2c_1 + 2c_2) \quad (12)$$

$$y = (x_2 + x_1) / 2 - x_0 \quad (13)$$

在垂直方向上,有两个值(在顶部区域和底部区域),可称它们为  $y_{+90}$  和  $y_{-90}$ , 如果  $y_{+90} > 0$  和  $y_{-90} > 0$ , 有  $y_{90} = y_{+90} + y_{-90}$ . 同样地,可以计算其他 3 个方向  $y$  值.然后可计算如下式.

$$z = \max(y_0, y_{45}, y_{90}, y_{135}) \quad (14)$$

如果输出梯度图像, 会有

$$g(i, j) = z, \text{ 否则 } g(i, j) = 0 \quad (15)$$

如果直接输出二值图像, 当设置阈值  $T$  时, 可有: 如果  $z > T$ , 则  $g(i, j) = 255$ , 否则  $g(i, j) = 0$ . 在正常情况下, 原始图像中含有大量的噪声, 这些噪声会影响山谷边缘的检测结果. 降低噪声的一个简单方法是使用平滑滤波器, 例如高斯平滑函数, 它具有宽度参数  $\sigma$ , 通常称为尺度空间参数.  $\sigma$  的选择取决于白点尺寸分布.

在图 9(a) 中, 原始图像中有二条模糊的车道线, Otsu 阈值法分割结果表明, 图像光照不均匀, 左下角的灰度值较深, 中间部分的灰度值较浅, 如图 9(b) 所示. 在图 9(c) 中, 图像是由 Canny 边缘检测器得到的二值图像, 对于 Canny, 当给出了较低的阈值时, 车道线大部分区域的双边缘都显示出来了, 但是, 生成的图像中存在太多的噪声, 在后处理过程中很难去除. 在图 9(d) 中, 用图论最小生成树进行了图像分割, 在分割结果图像中, 两条车道线的部分线段可以被检测出来 (左侧的绿线段, 右侧的紫线段), 但噪声的线段更粗更大, 可能还要做进一步的后处理. 在图 9(e) 中, 新算法检测出了大部分车道线上的特征点, 用霍夫变换可以很容易地检测出两条车道线.

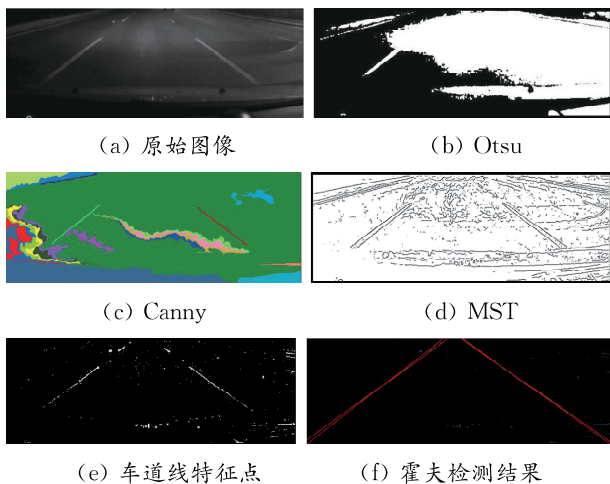


图 9 不同算法对车道线的检测结果

Fig. 9 Lane line detection with different algorithms

在本文中, 使用了在极坐标下的 Hough 变换<sup>[32]</sup>. 因为  $\rho = x \cos\theta + y \sin\theta$ , 图像中的每一条直线可与一对参数  $(\rho, \theta)$  相关联. 这个参数  $(\rho, \theta)$  平面有时被称为霍夫空间, 用于二维直线的集合. 其中  $-90^\circ \leq \theta \leq 90^\circ, -\sqrt{2} D \leq \rho \leq \sqrt{2} D, D$  为原图像的对

角线长度. 这样就可以控制累加器的数目,  $\theta$  精确到  $1^\circ, \rho$  取整. 为避免线条数太大, 设一个阈值  $T$ , 若一条直线上的点数大于  $T$ , 则此线为检测的候选直线.

根据车道线的特性, 假定两条线:  $25^\circ \leq \theta \leq 65^\circ, 115^\circ \leq \theta \leq 155^\circ$ , 若没有任何线在此范围内, 设  $T = T - 5$ , 再进行霍夫变换, 若只有一条以上的线都在上述的一个角度范围内, 则  $T = T - 5$ , 继续进行霍夫变换, 直到两个角度范围内都有直线为止. 若在一个角度范围内有多条直线, 取  $\text{Min}(|\theta|)$  的直线为最终的车道线. 图 10(c) 是当  $T = 70$  时得到的霍夫直线变换检测结果, 而图 10(d) 是当  $T = 60$  时得到的最终霍夫变换检测结果.

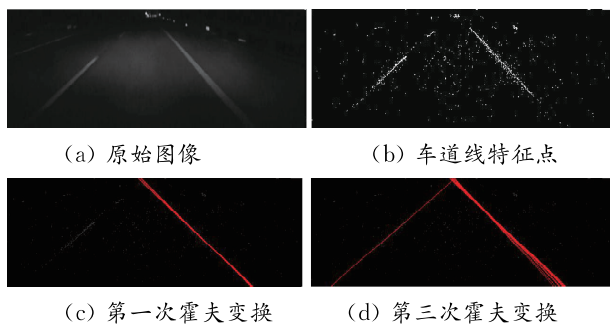


图 10 三次霍夫变化获得最终结果

Fig. 10 Hough transform results with three times

## 5 实验及分析

如上所述, 夜间车道线检测比白天困难, 因此本文研究了一种新的车道线提取方法, 该方法的工作流程如图 11 所示. 该方法主要包括两部分 (见虚框), 上面的虚框部分是提取有效的检测区域, 这可以减轻后续的计算负担, 并消除可能严重影响检测结果的噪声; 下面的虚框部分是图像的增强及车道线的检测, 分为 3 个步骤: 车道线增强, 车道线上特征点检测及直线霍夫直线变换.

### 5.1 新算法与传统图像处理算法的比较

以夜间从高速公路拍摄 4 处共 120 min 的录像为例. 通过测试数百幅车道线图像, 新算法检测结果好于一些常规的方法. 典型示例和算法比较结果如图 12 所示, 图像尺寸为  $640 \times 480$  像素, 第一行是两幅预处理后的黑夜车道线图像, 下面对每一幅图像处理结果分析如下.

最基本的基于相似性的分割算法是全局阈值和动态阈值, 这里用的全局阈值算法是 Otsu, 而动态阈值算法是将图像分成  $9 \times 6$  个窗口分别进行 Otsu 阈值分割. 从图 12 的第 1 行看出, 全局算法

只能把靠上中部较亮的区域划分出来,有部分车道检测线段包含在目标中,而另一部分却包含在背景中,没有一完整的单个车道线被检测出来,甚至没有车道线的某一完整线段被检测出来,所以这种方法完全无效.在图 12 的第 2 行中,每幅图像被检测出的目标很多(红线轮廓),均有部分车道线段被检测出来.但由于周围粘连的目标较多,很难将这些车道线段分离出来,而且即使分离出来这些线段,也难形成完整的车道线或是大半车道线.因此,这种算法也不适合这种类型的图像.

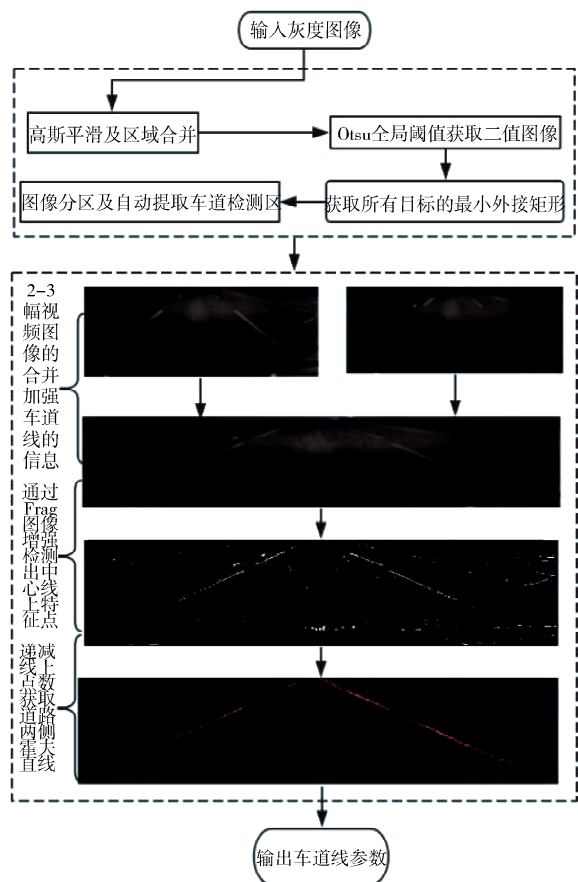


图 11 车道线检测的工作流程

Fig. 11 Workflow of lane line detection

图 12 中的第 3 行和第 4 行是不同高低阈值的 Canny 边界扫描结果.从图 12 中可以看出,对于这类图像,基于不连续性的图像分割算法优越于基于相似性的算法.但和其它图像的处理情况类似,当 Canny 的高低阈值选取较低时,虽然能够检测出目标的边界,但图像中的噪声边界较多,也就是过分割或是过检测,这对于后处理工作很难甚至不可能.而当高低阈值选取较高时,虽然噪声边界少了许多,但部分目标的边界被漏检了,也就是欠分割或是漏检测,不足以提供完整的信息对车道线的

识别.

第 5 行是 FCM 的检测结果,其与第 1 行的全局阈值检测有类似的效果,也就是检测出靠上中部灰度值高的区域为一个目标,没有把车道线(或部分线段)单独地提取出来,该算法虽然对复杂的多目标图像分割有成效,但对此类细长目标且图像对比度较低的图像,达不到所期望的效果.第 6 行是另一种聚类分析<sup>[31]</sup>的检测结果,与上述的 FCM 不同,其能够分割出更多一些目标物体,因而其可以提取出部分车道线(或部分线段),但车道线提取不够完整,要么车道线融合在其它目标中,要么只是局部的点(小面积)和线(线段)被检测到.所以,虽然其检测结果好于上述的 FCM 算法,但针对这类特殊的图像,还要有针对性的改进,才能获取较好的效果.

在图 12 的第 7 行中,处理结果是用图论中的最小生成树算法<sup>[29]</sup>完成的,该算法是近年在图像分割中用得较多的一种图论分割算法,对许多图像均有较好的分割效果.但对黑夜车道线图像还是有许多欠缺的地方.尽管比上述的聚类分析算法对图像分割效果有所提高,但车道线的提取还是不够完整,即使后处理用霍夫变换来检测车道线,但由于噪声的影响,也很难达到所要求的效果,所以还有许多要改进的空间.

第 8 行是基于车道线上特征点的检测结果,这种算法是本文专门针对黑夜车道线图像的特点研究的.其中心思想是尽可能多地检测出车道线上的特征点.虽然找出的点不一定是连续的,但大都集中在车道线上或是其附近,相比 Canny 或其它 1~2 阶微分算子,该算法不会产生太多的噪声和假边界,为后续的霍夫变换奠定了较好的基础.跟随其的第九行是对应的递归霍夫直线检测结果.检测结果能够完全满足车道线检测和识别的要求.

所以,基于车道线上特征点的检测及其递归的霍夫直线变换检测了几百幅夜视车道线图像,8 个检测示例展示在图 13 中.由于图像的差异,在递归霍夫检测中,有的图像先检测出一条车道线,当继续霍夫变换一次以上,就会检测出两条车道线(最终取最内侧的线为车道线).从图 13 中看出,有的车道线上会产生多条线,或是一次检测的结果或是  $n$  次检测的结果.另外,图像的底部或上部可能由于噪声的影响,会检测出接近水平的红线,但根据线段的角度可以判断那不是车道线.



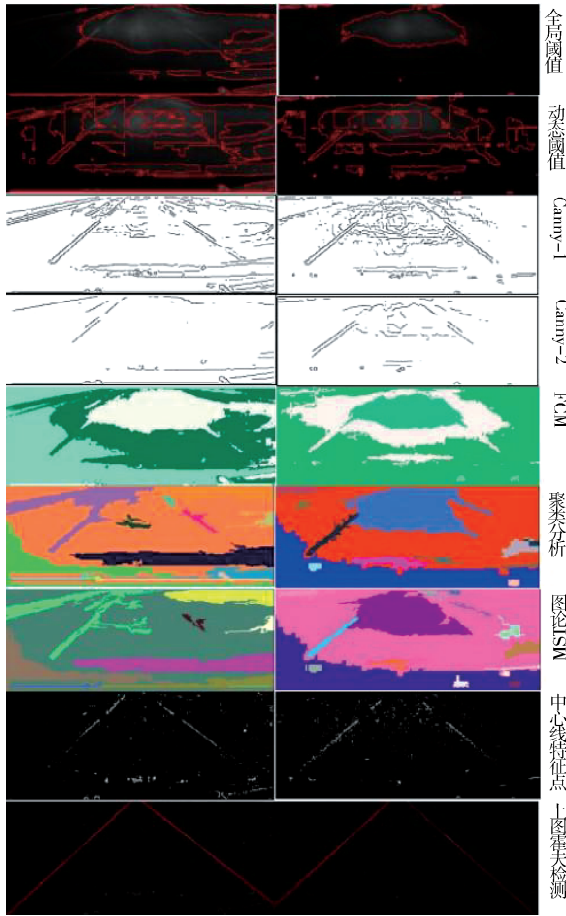


图 12 基于图 9(a)检测的几种车道线检测算法比较  
Fig. 12 Comparison of several lane line detection algorithms based on Fig. 9 (a)

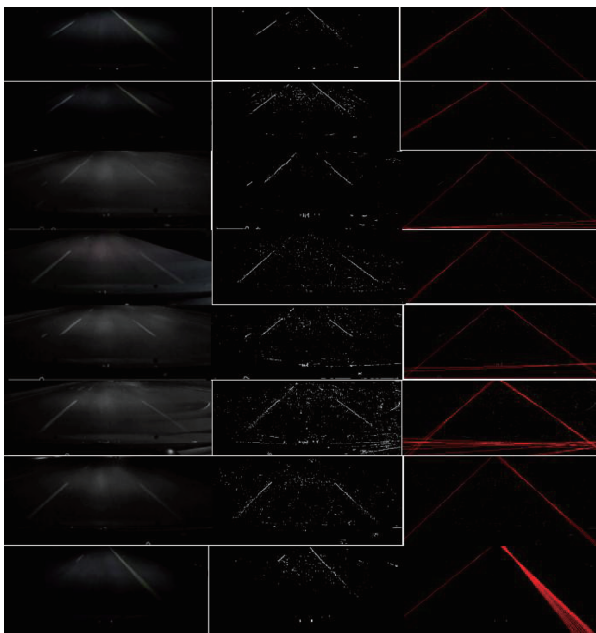


图 13 车道线及其递归的霍夫检测结果  
Fig. 13 Lanes and their recursive Hough transform results

### 5.2 新算法与深度学习等方法的比较

Li<sup>[23]</sup>研究了一种新的语义方法(深度学习方 法),称为 Deeplab V3+网络,在其论文中并与其他 类似的三种语义方法进行了比较,如表 3 所示. 图 像数据来自 Tusimple (<https://github.com/TuSimple/TuSimple-benchmark/issues/3>),其中, 训练集包含 3 626 幅图像,测试集包含 2 782 幅 图像.

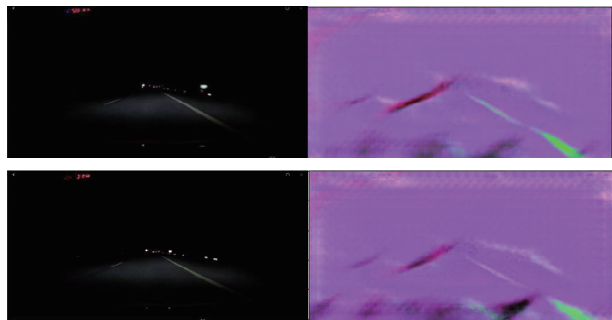
由表 3 可以看出,几种语义分割方法的结果受 夜间环境照明效果的影响较大,导致检测精度的下 降,分析结果表明,由于城市夜间环境中霓虹灯、路 灯等各种光源的综合影响,对表中所有的语义方法 都造成了一定的影响,对车道线区域判断错误,导 致整体检测成功率较低.

为了对本研究中的新算法进行验证,我们将新 算法与李的方法 Deep+V3 网络进行了比较. 选择 了两个典型的夜间车道线图像,如图 14 和图 15 所示.

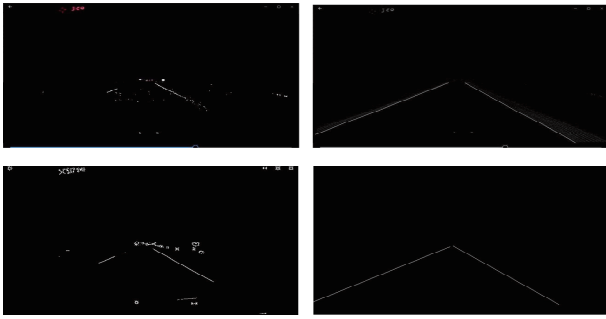
表 3 不同语义分割算法试验结果对比<sup>[23]</sup>

Tab. 3 Comparison of experimental results of different semantic segmentation algorithms<sup>[23]</sup>

车道类别	方法	召回率/%	准确率/%
直道集	Enet	75.5	73.4
	SCNN	95.2	93.2
	Deeplab v3+	95.4	95.4
	Li 方法	96.5	95.8
弯道集	Enet	71.2	70.5
	SCNN	96.1	95.6
	Deeplab v3+	90.2	87.5
	Li 方法	91.5	90.5
磨损车道集	Enet	70.2	69.5
	SCNN	93.8	91.5
	Deeplab v3+	87.8	89.6
	Li 方法	89.5	85.8



原始图像 Deep+V3 network  
图 14 Deep+V3 法夜间车道线检测<sup>[23]</sup>  
Fig. 14 Night lane line detection by Deep+V3 method



车道线特征点最终结果

图 15 利用新算法提取图 14 图像中的车道线

Fig. 15 Extraction night lane line in images in Fig. 14 by new algorithm

在图 15 中,原始图像来自图 14,给出了两步图像处理过程:车道线特征点和最终结果,结果比较令人满意.与图 14 中的结果相比,新算法明显优于 Deep+V3 网络法. Li 的方法<sup>[23]</sup>虽然对其采用的数据库中的图像检测效果很理想,但对于这种黑夜车道线图像的处理结果就不是很有效,对图 14 中的两幅图像,虽然其方法能够检测出部分车道线,但都不完整,并且伴有一些噪声线段.

## 6 结 论

本文研究内容主要包括 5 个方面:(1) 根据车道的长度,宽度,间隔距离,可能的车速,道路等级和视频采频率,将多幅视频图像融合作为一幅检测图像,基本上可以保证车道线出现在每幅检测图像中;(2) 研究了确定有效检测区域的动态算法,这是一种改进的区域合并算法;(3) 基于 Frangi 和 Hessian 矩阵设计了图像平滑和车道线增强算法;(4) 设计了一种新的分数阶微分模板来检测车道线上的特征点;(5) 在极坐标中进行递归霍夫直线变换,初始检测角度为 1,距离步长为 1,检测线的数目初始数为 70.

在这项研究的过程中,使用上述方法(包括其他几中典型的算法)测试了高速公路上夜间车道线的数百幅视频图像,并使用了全局阈值,动态阈值,不同的 Canny 边缘检测器,聚类分析,模糊聚类分析(FCM),MST 及深度学习等算法/方法进行了比较.实验和比较结果表明,提出的新方法可用于夜间高速公路和城区道路上的车道线自动检测,一些子算法可以用于深度学习方法的改进,并可取得了其他算法难以获得的良好效果.进一步的研究将自动确定不同长度车辆和不同公路等级的视频图像融合准则及车道线的跟踪.

## 参考文献:

- [1] Hillel A B, Lerner R, Levi D, *et al.* Recent progress in road and lane detection: a survey [J]. *Mach Vis Appl*, 2014, 25: 727.
- [2] Jung C R, Kelber. Lane following and lane departure using a linear parabolic model[J]. *Image Vision Comput*, 2005, 23: 1192.
- [3] Tabinda A, Yukio H, Tetsuo S. An empirical investigation of the development of driver's mental model of a Lane Departure Warning system while driving [J]. *IFAC Proc*, 2013, 46: 461.
- [4] Wang W X, Yang N, Zhang Y, *et al.* A review of road extraction from remote sensing images [J]. *J Traffic Transp Eng-Engl*, 2016, 3: 271.
- [5] Wang W X, Wang M F, Wang K V, *et al.* Pavement crack image acquisition methods and crack extraction algorithms: a review [J]. *J Traffic Transp Eng-Engl*, 2019, 6: 535.
- [6] Wang W X, Li R Q, Wang K, *et al.* Crack and Fracture central line delineation on steger and hydrodynamics with improved fractional differential [J]. *Int J Wavelets, Multi, Doi: https://doi.org/10.1142/S021969132050037X*.
- [7] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//*IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*. Boston:[S. n], 2015.
- [8] Joshy N, Jose D. Improved detection and tracking of lane marking using hough transform [J]. *Int J Comput Sci Mobile Comput*, 2014, 3: 507.
- [9] Yu Z, Wu X B, Shen L. Illumination invariant lane detection algorithm based on dynamic region of interest [J]. *Computer Engineering*, 2017(2): 43.
- [10] Kortli Y, Marzougui M, Bouallegue B, *et al.* A novel illumination-invariant lane detection system [C]//*International Conference on Anti-cyber Crimes*. [S. l.]:IEEE, 2017.
- [11] Ayhan K, Gökhan T, Oöuzhan U. Real-time illumination and shadow invariant lane detection on mobile platform [J]. *J Real-Time Image Pr*, 2019, 16:1781.
- [12] Chiu K Y, Lin S F. Lane detection using color-based segmentation [C]. Washington, DC: IEEE, 2005.
- [13] Deusch H, Wiest J, Reuter S, *et al.* A random finite set approach to multiple lane detection[C]//*Proceedings of the 15th International IEEE Confer-*



- ence on Intelligent Transportation Systems. Anchorage, AK, 2012.
- [14] Ruyi J, Reinhard K, Tobi V, *et al.* Lane detection and tracking using a new lane model and distance transform [J]. *Mach Vision Appl*, 2010, 22: 721.
- [15] Nicolás M, Petr H. Lane departure warning for mobile devices based on a fuzzy representation of images [J]. *Fuzzy Set Syst*, 2016 (291):144.
- [16] Ajaykumar R, Arpit G, Merchant S N. Automated lane detection by k-means clustering: a machine learning approach [J]. *J Electron Imaging*, 2016 (14):1.
- [17] Ma H, Ma Y, Jiao J, *et al.* Multiple lane detection algorithm based on optimised dense disparity map estimation[C]// *IEEE International Conference on Imaging Systems & Techniques*. Kraków, Poland : IEEE, 2018.
- [18] Yoo H, Yang U, Sohn K. Gradient-enhancing conversion for illumination-robust lane detection [J]. *IEEE Trans Intell Transp Syst*, 2013, 14:1083.
- [19] Ozgunalp U, Fan R, Ai X, *et al.* Multiple lane detection algorithm based on novel dense vanishing point estimation [J]. *IEEE Trans Intell Transp Syst*, 2017, 18: 621.
- [20] Niu J, Lu J, Xu M, *et al.* Robust lane detection using two-stage feature extraction with curve fitting [J]. *Pattern Recogn*, 2015, 59: 225.
- [21] Romera E, Álvarez J M, Bergasa L M, *et al.* ERFNet: Efficient residual factorized convnet for real-time semantic segmentation[J]. *IEEE Trans Intelligent Transp Syst*, 2018, 19: 263.
- [22] Yang X, Chen L, Wang H J, *et al.* An ensemble deep learning approach for driver lane change intention inference [J]. *EMER*, 2020, 115: 102615.
- [23] Li H. Lane line detection and tracking method based on deeplab-latnet network and density clustering [D]. Xi'an: Chang'an University, 2020.
- [24] Liu G R. Research on lane detection and tracking algorithm based on image[D]. Changsha: Hunan University, 2014.
- [25] Li Y, Chen L, Huang H, *et al.* Nighttime lane markings recognition based on Canny detection and Hough transform[C]// *IEEE International Conference on Real-time Computing & Robotics*. [S. l]: IEEE, 2016.
- [26] Aja-Fernández S, Curiale A H, Vegas-Sánchez-Ferrero G. A local fuzzy thresholding methodology for multiregion image segmentation [J]. *Knowl-Based Syst*, 2015, 83: 1.
- [27] 骆骏, 刘辉, 尚振宏. 组稀疏表示的双重  $\Pi$  范数优化图像去噪算法 [J]. *四川大学学报: 自然科学版*, 2019, 56: 1065.
- [28] 李楠宇, 柳翠寅. 射电日像仪的压缩感知和脏图高斯去噪 [J]. *四川大学学报: 自然科学版*, 2019, 56:1073.
- [29] Wang W X, Li H X, Wang K V, *et al.* Pavement crack detection on geodesic shadow removal with local oriented filter on LOF and improved level set [J]. *Constr Build Mater*, 2020, 237:117750.
- [30] Pu F, Zhou L, Yuan X. Fractional differential mask: a fractional differential based approach for multi-scale texture enhancement[J]. *IEEE Trans Image Proc*, 2010, 19: 491.
- [31] Wang W X, Chen W W, Wang K V, *et al.* Extraction of tunnel centerline and cross sections on Fractional calculus and 3D invariant moments and best-fit ellipse [J]. *Opt Laser Technol*, 2020, 128, 106220.
- [32] Wang W X, Shi H Y. A minimum spanning tree based image segmentation algorithm with closed-form solution [J]. *J Harbin Inst Technol*, 2014, 46:123.

#### 引用本文格式:

中文: 陈卫卫, 王卫星, 闫迪. 基于分数阶微分和 Frangi 的夜间车道线检测[J]. *四川大学学报: 自然科学版*, 2021, 58: 022001.

英文: Chen W W, Wang W X, Yan D. Nighttime lane line detection on Fractional differential with Frangi [J]. *J Sichuan Univ: Nat Sci Ed*, 2021, 58: 022001.