

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905719

基于视觉的车道线检测方法研究进展*

吴一全, 刘 莉

(南京航空航天大学电子信息工程学院 南京 211106)

摘 要: 车道线检测作为智能驾驶领域的关键技术,在车道偏离预警(LDW)和车道保持(LK)、车道变换(LC)和前向碰撞预警(FCW)、自适应巡航控制(ACC)等先进驾驶辅助系统(ADAS)中发挥重要作用。利用视觉的方法在车道线检测技术研究中占据主导地位,也是未来的发展方向。综述了近二十年来利用视觉的车道线检测方法的研究进展。首先简述了车道的分类及其特征,阐明了车道线检测的一般流程及面临的挑战;重点阐述了检测车道线的基于特征、基于模型、基于学习及其他方法的检测原理,评述了其优缺点并进行了分析与比较;随后介绍了车道线检测的常用数据集及性能评估指标;最后针对车道线检测方法目前存在的问题,对进一步的研究方向进行了展望。

关键词: 先进驾驶辅助系统;车道线检测;特征提取;车道线模型;深度神经网络

中图分类号: TP391 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Research and development of the vision-based lane detection methods

Wu Yiquan, Liu Li

(College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: As a key technology in intelligent driving field, lane detection plays an important role in advanced driver assistant system (ADAS), which includes lane departure warning (LDW) and lane keeping (LK), lane changing (LC) and forward collision warning (FCW), adaptive cruise control (ACC). The vision-based method is dominant in the research on lane detection technology, which is also the future development direction. This paper reviews the research progress in lane detection methods based on vision in recent twenty years. Firstly, the classification and characteristics of lane are briefly described. The general process of lane detection and its faced challenges are clarified. On this basis, the lane detection principle of the lane detection methods, including the feature-based method, model-based method, learning-based method and etc. are emphatically expounded. Their advantages and disadvantages are reviewed, analyzed and compared. Then, the commonly used datasets and the performance evaluation indexes for lane detection are introduced. Finally, aiming at the current existing problems of lane detection, the further research direction is prospected.

Keywords: advanced driver assistant system(ADAS); lane detection; feature extraction; lane model; deep neural network (DNN)

0 引 言

为了避免车辆道路事故,保障驾驶的安全性,近年来在世界范围内针对为驾驶员提供帮助的车辆驾驶辅助系统的研发蓬勃展开^[1-6]。这些系统通过从车辆载有的传感器获取输入,利用系统输出的某种形式的反馈信号指导驾驶员安全驾驶。车道偏离预警^[7](lane departure warning, LDW)和车道保持(lane keeping, LK)、车道变

换(lane changing, LC)和前向碰撞预警(forward collision warning, FCW)、自适应巡航控制(adaptive cruise control, ACC)及盲点检测(blind spot monitoring, BSM)系统等都属于驾驶辅助系统的范畴。车道标线检测则是组成这些系统的核心部分。所以研究车道线检测有重大理论价值和现实意义。

目前车道线检测常采用视觉和激光雷达传感器。视觉传感器有单目和多目之分,它们依赖车道线显著的视觉特征,多目则主要指立体视觉,可代替激光雷达,借助

收稿日期:2019-10-14 Received Date:2019-10-14

* 基金项目:国家自然科学基金(61573183)项目资助

障碍物、路面坡度、道路边界的检测信息对车道线检测施加约束。激光雷达通过构建道路的 3D 信息为车道线检测提供约束条件或者提取车道线与路面背景的反射率差异。传感器的选择主要考虑传感器的价格和性能以及后续检测算法的复杂度等因素。由于视觉传感器与激光雷达相比价格低廉、硬件成本较低,且车道线和路面背景区分通常较为明显,具有良好的视觉特性。因此,本文讨论车道线检测的视觉方法。基于视觉的车道线检测流程一般由视频图像获取、图像去噪增强、特征抽取、车道线检测和跟踪等模块组成。在检测车道线时,车道线类型多样,且遭受日晒雨淋,冰雪覆盖,运动车辆冲击的磨损,光照条件的变化、阴影和遮挡等诸多因素^[1],加大了检测的难度,稳健性减弱,准确度下降,而复杂的算法又势必降低检测的效率。因此,实际应用中车道线检测困难重重,亟待解决。

更为精确有效地从图像中检测出车道线是近些年来相关研究人员广泛关注的问题,人们针对车道线检测的视觉方法进行了大量研究。文献[1]给出了车道线检测的统一框架;文献[2]综述了 2005—2010 年间的车道及车道线检测研究进展,分析了各种驾驶辅助系统对车道线检测的不同需求;文献[3]介绍了传感器和系统实现的硬件平台;文献[4]结合车辆环境感知、控制、硬件实现和不同的驾驶辅助应用场景进行综述;文献[5]重点阐述了车道线检测技术在算法、系统和传感器 3 个方面的集成,分析了在线和离线两种评价方法;文献[6]主要介绍了针对 LDW 功能的车道线检测。迄今为止,车道线检测的视觉方法已经取得了相当的进展,其分类方式各异,种类繁多。但没有一种通用的方法能够很好地检测出所有道路图像中的车道线。因此,有必要对各种不同的车道线检测方法进行分析和归纳,了解它们的原理和优缺点,以便针对特定的应用需求选取合适的车道线检测方法。随着深度学习、大数据和并行计算的不断发展,深度学习的方法被广泛迁移到车道线检测任务的研究上,但是上述综述没有全面总结车道线检测的深度学习方法,该文也将弥补这一空白。

本文就近些年来国内外车道线检测的视觉方法进行回顾和总结,将其划分为四大类:基于特征、基于模型、基于学习及其他方法。其中,基于特征的方法又进一步细分为基于颜色、边缘、消隐点及其他特征的检测方法;基于模型的方法主要采用直线、曲线及可变模型;基于学习的方法则涉及到 Boosting 学习和深度神经网络等。首先,将车道大体分为结构化车道和非结构化车道并描述对应的特征,展示了车道线检测的流程框图,说明了车道线检测需要考虑的复杂情况;其次,综述了基于特征、基于模型、基于学习及其他车道线检测方法的研究进展,阐明并归纳了各种方法的基本思想和特点,分析和比较了

这些方法的优缺点;随后对车道线检测的常用数据集及性能评价指标进行了说明;最后针对现有车道线检测方法存在的不足,展望了进一步的研究方向,以期致力于车道线检测研究及其应用的研究人员提供一些思路和启示。

1 车道线的特征及检测流程与挑战

1.1 车道线的分类及特征

根据修筑的规范,车辆道路可大致分为如图 1 所示的结构化和非结构化车道。相较于结构化车道,非结构化车道情况相对复杂,车道形状不规则,没有明确的边缘,路面纹理多变,如郊野区域和村庄路段就是典型的非结构化车道。而典型的结构化车道如高速公路和城市道路,道路表面平坦且背景较为简单,几何特征明显,具有清晰的车道线。车道线是路面上标记行车道的线条,为车辆、行人提供参考、警告等讯息。依据形状曲率、颜色、虚实和单双等特征,车道线有所区别,按形状曲率可分为直线车道线和弯曲车道线;其颜色则分黄、白两类;按虚实和单双又可分为如图 2 所示的单实线、双实线、虚线、实虚、虚实、路缘线等 6 种类型。通常车道线间相互平行,且每条车道线有固定宽度,一般是 15 cm。

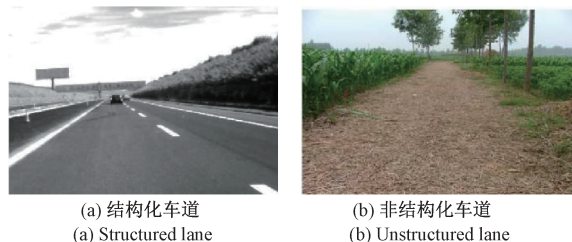


图 1 结构化车道和非结构化车道

Fig.1 The structured lane and unstructured lane

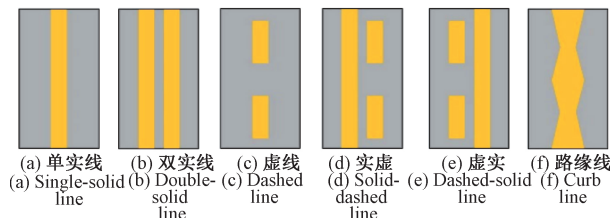


图 2 结构化车道类型

Fig.2 The types of the structured lane

1.2 车道线检测的流程

车道线检测的系统包括视频图像获取、图像去噪增强、特征抽取、车道线检测及跟踪,其流程如图 3 所示。

1) 从摄像机所捕获视频中提取图像,将其作为车道线检测系统的输入量。用于采集图像的摄像机一般安装

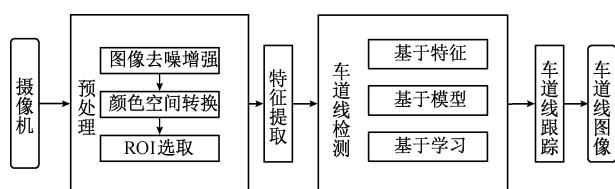


图3 车道线检测流程

Fig.3 Flowchart of lane detection

在车辆的顶部,既可有效捕捉路况信息又不会影响驾驶员的视线。

2) 在图像预处理阶段,对采集到的视频图像进行去噪和增强、颜色空间转换及感兴趣区域(region of interest, ROI)选取。首先对采集到的视频图像进行线性滤波或非线性滤波;其次利用直方图均衡、分段线性拉伸函数^[8-9]、TopHat 算法^[10-11]等增强车道线的特征;为了突出车道线的特征,从 RGB 空间转换到 Lab^[12]、色调-亮度-饱和度(Hue- Intensity-Saturation, HIS)^[13]等彩色空间进行显著性分析;为了去除图像中的多余内容,提高检测速度和精度,大多数方法都限定了处理区域,文献[14]将 ROI 确定在车道图像的底部,文献[15-17]利用消隐点(vanishing point, Vp)对 ROI 进行约束。

3) 在选定的 ROI,抽取颜色、边缘、纹理及其他特定的车道线图像信息。车道线与路面的对比度、车道及车道线的恒定宽度、车道线曲率及车道线的平行特性等均可视为车道线检测的重要特征。

4) 在车道线检测阶段,根据提取的信息采用基于特征、基于模型、基于学习及其他方法等进行车道线的检测。基于特征的方法利用已提取的路面及车道标线特征,通过分割、聚类的途径检测出车道标线;基于模型的方法通过数学方法建立车道线的模型^[1],当车道线出现断裂、部分被遮挡时,模型提供的位置、角度和曲率等信息,有助于提升车道线检测的性能;基于学习的方法借助学习包含大量样本的数据集,自动生成车道线特征表示,推理出车道线位置。

5) 跟踪模块实现车道线预测,以提升检测的精确性。它用于跟随车道变化,利用前一时刻得到的车道线位置,预估下一时刻车道线的位置,可有效提高车道线检测的速度和准确率,卡尔曼滤波器^[1,8]、粒子滤波^[18-20]和退火粒子滤波^[21]广泛应用于车道线跟踪任务中。

1.3 车道线检测面临的挑战

车辆行驶的实际路况往往复杂多端,此时车道线检测面临严峻的挑战。因此,在进行车道线检测研究时,有必要考虑各种复杂情况,如车道线类型、光照变化、阴影、路面状况、天气因素等。

1) 车道线的类型具有多样性。车道线有实虚及曲直之分,颜色还分白色和黄色。此外,车道线还随着道路

结构不同而发生变化,如匝道与主道之间的分流与合并。高速公路的车道线往往清晰、规则,而乡村道路的车道线模糊,且有些只有中间一条标线。因此,不存在一个统一的模型能够准确描述这些车道线。

2) 光照变化^[22]。自然光照随不同季节、不同天气及一天中不同时段变化,除此之外还包括夜晚由路灯和其他车辆的车灯等人工光源引起的光照变化,这些光照变化会使路面和车道线的不同区域呈现不同的色调。

3) 阴影。当道路包含部分阴影时,检测会变得更加困难。路边的植物、楼宇或邻近车辆产生的阴影将改变道路区域的纹理特征,并造成伪边缘^[8,14]。

4) 路面状况。在城市等复杂道路场景,行人、车辆等交通参与者会遮挡车道线,从而影响车道线的连续性^[9];车道线的检测同时也可能会受路面上警示标语的影响;并且车道线长期经受日晒雨淋、冰雪覆盖和运动车辆的冲击磨损,会导致线型退化、破损、残缺,加大了检测的难度。

5) 天气因素。浓雾、降雨、大雪、冰冻及扬沙的出现会降低车道标线和路面之间的对比度,同时也加大了噪声。特别是雨天的夜晚,各种灯光会经路面雨水发生反射,影响检测的效果。

可见,上述各种复杂的因素会导致路面信息退化,增大检测的难度,降低检测的鲁棒性和准确性,采用简单的算法往往会出现误检测,而复杂的算法又势必降低检测的实时性。因此,车道标线检测受到严峻的挑战。

2 基于视觉的车道线检测方法

车道标线检测在自动驾驶系统中占据重要地位,通常会作以下假设:

- 1) 假设路面特征一致性;
- 2) 假设道路及车道线宽度恒定;
- 3) 假设道路平坦;
- 4) 假设车道线平行。

现有的检测车道线的视觉方法都基于上述一种或多种假设提出。按照检测所采用的技术途径,已有的车道线检测方法可划分为基于特征、基于模型、基于学习及其他的方法4类。

2.1 基于特征的方法

基于特征的方法无需考虑道路的形状信息,一般依据车道线的颜色^[2,12,23]、边缘^[24-25]或梯度变化^[26-27]等特征信息,通过聚类或分割的方式将车道标线与道路表面非车道线区域分离。按照所抽取特征的差异,利用特征的方法又细分为基于颜色、边缘、Vp 的方法以及综合上述特征等的方法。

1) 基于颜色的检测方法

基于颜色的方法依据车道线的色彩信息区别于路面背景的特点,通过分割与聚类方式提取出车道线。文献[23]首先在路面区域统计出路面像素的范围,然后根据路面像素的 RGB 之间差值较小而车道线像素的 RGB 之间差值较大的特点,区分路面和车道标线像素,使用颜色直方图确定两者的分割阈值。王怀涛^[28]针对黄线检测效果不佳的问题,依据颜色和边缘特征,使用 H-S 颜色二维查找表法,借助黄色像素区别于其他像素的特点区分出车道标线。Sun 等^[13]将彩色图像转换到 HSI 颜色空间,利用强度和饱和度分量确定分割阈值提取车道线,大大减小路面亮度的影响。

除了上述分割方法之外,基于颜色的方法通常还与聚类算法相结合。文献[12]采用颜色聚类提取车道线,通过 RGB 到 Lab 空间转换、显著性分析、颜色聚类实现车道线检测,但是该方法对输入图像的质量要求较高,当车道线模糊及存在干扰时,实验结果不理想。Wang 等^[29]同样将聚类应用于车道线的检测,不同的是其通过逆透视变换利用车道标线与道路表面之间的差异使用 K-means 算法对车道线像素进行聚类,可以对多车道的车道线进行检测并有效克服路面其他干扰标志,但是该方法只对城区完整、清晰的车道线进行了有效性验证,不适用于车道线残缺、模糊等复杂路况。

光照变化是影响车道标线检测效果的重要因素之一,为此,文献[22]根据车道线颜色不随光照变化的特性,先后对白色车道线和黄色车道线进行检测,然后通过聚类得到最终的车道线。然而针对强光反射、夜间场景及车道标线破损等极端场景所得结果不能令人满意。类似地,文献[8]为减弱光照影响,通过车道标线及路面的灰度分布,采用自聚类算法和模糊 C 均值算法得到明、暗分量,实现车道线的检测,该算法对一天中不同时段的光照变化均适用,但是对虚线的检测效果不够理想。

综上,基于颜色的检测方法通常先完成图像到 HIS、Lab 或者其他常用色彩空间的变换,以便更好地区分车道线及路面,通过分割或聚类实现车道线的检测。基于颜色的检测方法利用颜色对图像大小、方向等细节不敏感的特点,可以有效克服路面上的裂纹和阴影等干扰,算法复杂度低,实时性好。但是对输入图像的质量要求较高,易受环境干扰,在强光照射、夜晚光线较弱时,车道线颜色会发生变化,难以保持在一个固定的范围内。另外,对于车道线存在部分缺失、遮挡等情形,甚至无法获得车道线的颜色信息。

2) 基于边缘的检测方法

梯度变化是边缘的一大重要特征,车道线像素和道路表面其他区域的像素灰度值有明显差别。因此,一些学者基于边缘特征对车道线检测方法展开了研究^[30-34]。

文献[30]采用边缘梯度来识别车道线,借助产生最优的权重将 RGB 图转换成灰度图,从而最大化车道线边缘的梯度以区分车道线和路面背景像素。但是该方法是在路面光照单一的假设下提出,因此不能适应多个不同光源照射的情况,如雨天夜晚的路面雨水反射。针对这一问题,徐美华等^[32]根据边缘梯度对图像进行分块,分别选取阈值对每一子区域块进行 Otsu 分割,有效解决了光照不均的问题,但是该算法只对高速公路和市区路况较好的情况适用,对郊区道路及车道线模糊、破损的情况不能可靠检测出车道线。针对同一问题,Liu 等^[24]在提取边缘特征后,根据 Hough 矩阵的 θ 符号将图像划分成子区域,利用子区域的宽度等局部特征信息作为约束条件来寻找车道线对应的边缘线,可以有效应对雨天夜晚路面雨水反射的问题。但是该方法对低对比度、车道线模糊及车辆遮挡等高密度交通场景不适用。

针对车道线模糊情况,王超等^[33]通过梯度增强来增大车道线与路面的对比度,然后在逆透视空间对提取的车道线进行验证,提高检测的精度,有效应对复杂道路路况下弱线漏检的问题。

在高密度交通场景中,前方车辆对车道线的遮挡会影响检测的精度,Sivaraman 等^[34]将车道线检测和车辆跟踪联合的方式来克服这个问题。对逆透视变换的图像使用可调滤波器组,得到车道线可能出现在图像上的位置,整合车辆在图像上的相对位置,然后利用随机采样一致(random sample consensus, RANSAC)算法和 Kalman 滤波器分别对车道线进行拟合和跟踪,改善了车道线检测的性能。实验结果表明在高交通密度场景下该方法比单独进行车道线检测的准确性更高,检测结果对比如图 4 所示。基于同样的思想,文献[35]提出通过将车辆检测结果与车道检测相结合的车道和车辆协同高效检测(efficient lane and vehicle detection with integrated synergies, ELVIS)系统来克服这个问题。在所提出的方法中,使用从车辆检测模块获得的车辆位置来确定输入图像用于检测车道线的 ROI。HoG 变换和支持向量机(support vector macher, SVM)分类器被用于检测车辆,检测车道线时不是处理整个 ROI,而是将逆透视变换后的图像分为多个扫描带,最靠近前方车辆的扫描带用于车道标线特征抽取。

基于边缘的方法大多是通过边缘检测算子和 Hough 变换相结合的方式检测车道线。Fan 等^[36]通过改进 Sobel 算子进行边缘增强,然后利用分块 Hough 变换对车道线进行检测。由于摄像机的透视效应,车道线往往在图像 $\pm 45^\circ$ 的位置,而经典的 Sobel 算子只能检测水平和垂直边缘,为了提高边缘检测的精度并且将边缘从低对比度的图像中突出显示,改进的 Sobel 算子将模板方向修改为 $\pm 45^\circ$,并且将系数值乘以 2。为了减少局部噪声对

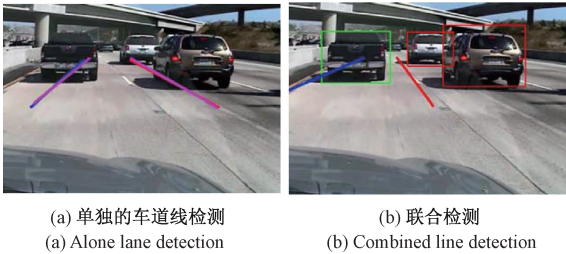


图 4 两种方法测试结果比较

Fig.4 Comparison of the test results for two methods

Hough 变换的影响,感兴趣的区域被分成几个区域,并且独立地提取参数。与传统的全局 Hough 变换相比具有更强的抗干扰能力,能够应对光线不足、路面被雨水覆盖等干扰。但是实验所采用图像的场景较为单一,对其他复杂路况没有进行验证。

车道线在夜间照明不佳的情况下显示较暗,检测难度较大,为此,文献[37]采用自适应 Canny 边缘检测和 Hough 变换相结合的方法。针对 Canny 算子无法确定双阈值的情况,利用夜间道路图像的上部几乎全部呈黑色的特点,通过 Otsu 算法求得预处理图像底部 1/3 的最优阈值 TH 。由此, Canny 边缘检测的高阈值被取为 $2TH$,而低阈值被取为 TH 。对于不同的输入图像, TH 被自动确定。该方法可以消除夜间光照不均的影响,能够在夜间仅由车灯照明的路况下检测出车道线,但是检测速度不能满足实时性需求。为了提高检测的效率, Madrid 等^[38]基于人眼对像素灰度级的感知取决于其邻域内的像素这一光学特性,利用三角模糊集对图像梯度进行模糊化表示,然后利用 Hough 检测车道线,这种模糊梯度表示的方法比基于传统梯度的方法更节省时间,检测速度更快。

基于边缘的检测方法运算复杂度较低,所检测到的边缘位置较精确,不受车道线颜色影响。然而该类算法大都取决于图像局部区域信息,对噪声、阴影及反光敏感。

3) 基于 V_p 的检测方法

在采集图像时,视觉传感器会把 3D 世界信息映射成 2D 图像。世界坐标系内所有平行线都汇聚在图像坐标系内的一个点上,这个点就是消隐点(V_p)。在车道平行假设下,对于提高系统的鲁棒性具有显著意义。此外,因为 V_p 包含全局信息,基于 V_p 的算法对遮挡或阴影不那么敏感。因此,许多研究人员都基于 V_p 检测车道线。文献[39]使用输入图像的线段交点的概率投票来估计 V_p ,投票函数由表示线段相关性的线段强度来定义,然后根据车道线的几何约束来选择车道线候选线段,最后通过评分函数从候选线段中选取主车道线,算法流程如图 5 所示,不足之处是车道线的估计范围较近,只能用于宿主

车辆前方短距离的车道线检测。

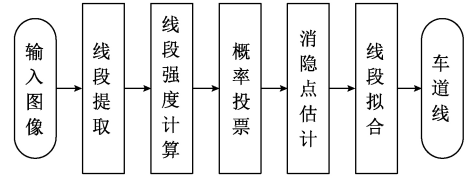


图 5 基于消隐点的车道线检测流程

Fig.5 Flowchart of the lane detection based on vanishing point

现有的基于 V_p 的车道线检测方法包括基于单个 V_p ^[40-41] 和多个 V_p ^[42-43] 的方法。基于单个 V_p 的方法一般是先检测 V_p ,然后通过全局信息提取车道线。在文献[7]中,假定图像采集设备的内外参数已知,并且车辆平行于道路行驶。因此,可从这些参数估计 V_p ,然后通过二维 Hough 变换搜索穿过 V_p 的线段以确定候选车道线。在文献[40-41]中,首先检测并跟踪 V_p 及水平扫描线,这摒弃了对摄像机外部参数已知以及车辆平行于道路行驶的假设。

利用单个 V_p 的算法只适用于车道直线模型或者曲率较小的高速公路场景。然而对于曲率较大或是急转弯车道,一帧图像中的 V_p 可能不是唯一的,所以文献[42-43]对多个 V_p 的估计进行了研究。多个 V_p 通过非全局迭代的方式获取。在文献[42]中,将图像分成多个水平图像带,自底向上以迭代的方式检测多个 V_p 。在每一次更新时,通过低一层的 V_p 限制搜索区域来检测新的 V_p 。在文献[43]中,同样将图像分割成多个水平图像带,再为每个图像带创建 V_p 累加器,然后由粒子滤波器自底向上跟踪检测多个 V_p 。上述利用 V_p 的全局信息进行车道线检测的方法都是基于路面平坦的假设,当遇到上坡、颠簸路段,无法可靠地检测出 V_p 。对此,文献[44]给出了一种稠密 V_p 估计的全局算法,它能提取水平向和垂直向不同曲率的车道标线,适用于不平坦和弯曲道路的车道线检测。

因为 V_p 包含图像的全局信息,所以对车辆遮挡及阴影等干扰不敏感,具有较强的鲁棒性,但是基于 V_p 约束的算法建立在局部区域车道宽度恒定、车道标线之间平行的前提下,所以该方法的难点是对 V_p 的准确估计。

4) 基于其他特征的检测方法

除了以上颜色、边缘及 V_p 等特征被广泛用于车道线检测之外,宽度、纹理等信息也作为车道线检测的重要特征,还有一些算法融合了多个特征检测车道标线。两条车道线之间的固定宽度也称车道宽度,车道宽度可以和其他特征结合作为车道线检测的约束条件。Bertozzi 等^[45]针对车道线比路面明亮的特性,提出了一种基于水平方向黑-白-黑变化的通用障碍物和车道检测 (generic obstacle and lane detection, GOLD) 技术。在对逆透视变

换后的图像进行滤波过程中,将每个像素的亮度值与其水平方向左右相邻像素进行比较,然后使用形态学扩张来增强滤波后的图像。根据车道宽度和道路中心轴,对增强后的图像从下往上逐行扫描确定车道线。文献[46]融合图像的纹理特征和 V_p 特征来检测车道线,利用 Gabor 滤波器的多方向和多尺度特性获得图像的纹理,然后通过占主导地位的纹理方向估计 V_p ,最后用 V_p 限制车道线的搜索区域,即丢弃不经过 V_p 的线段以去除非车道线噪声。该方法对路况和光照不敏感,可以有效解决夜间和隧道场景光线不足导致的漏检问题。

基于特征的车道线检测方法不需要建立模型,运算成本低,实时性强,但是对于路况复杂、障碍物遮挡、车道线破损等情况,往往检测效果不是那么理想,这就需要引入模型来解决这一问题。

2.2 基于模型的方法

基于模型的方法是根据车道线的轨迹特征(直线或曲线),通过 2 D 或 3 D 曲线把车道线表示为一种合适的数学模型,根据车道线特征通过 RANSAC 算法、最小二乘法和 Hough 变换求解模型参数。车道线建模主要采用直线、抛物线^[47]、双曲线^[48]以及样条曲线^[49-50]等模型。

1) 直线模型方法

按照高速公路修建规范^[51],极限转弯半径为 650 m,所以,距离车辆较近的区域,可用直线近似弯曲的车道线。鉴于直线模型具有算法简单、实时性好的特点,对很多直线及曲率较小可近似为直线的车道线都用直线模型建模。

为改善提取弯道线的性能,王珂娜等^[52]将分段直线模型来逼近弯道线,通过判断两个线段的端点间距是否小于某一阈值对两个线段进行连接,有效避免了延长线段带来的误差,可以很好地逼近弯道线。但是,该方法仍然是对高速公路等小曲率车道线适用,对于曲率较大或者存在路面干扰的路况,其鲁棒性还有待提高。

基于直线模型的方法,首先建立车道线的直线建模,然后通过 Hough 变换的方法对直线进行检测。模型简单,易于实施,鲁棒性强,但是对较大曲率的车道线的检测不够精确,即便采用分段直线模型也不能对大曲率车道线实现可靠的检测。

2) 曲线模型方法

针对直线模型不能很好地拟合弯道线的问题,很多研究人员建立车道线的曲线模型,通常采用的曲线模型有抛物线、双曲线、双曲线对以及样条曲线。

Wang 等^[53]为提高车辆在弯曲路况下的检测精度,采用抛物线模型逼近车道线,该模型和 Hough 变换组合,由初期边缘检测和后续跟踪组成。初始边缘检测采用 Hough 变换,跟踪阶段使用中点策略来检测车道边缘点,随后使用抛物线模型来逼近车道的边缘。实验结果表

明,该算法对直线及大曲率车道线的检测结果较好,但是不能很好地拟合曲率急剧变大及有阴影干扰的车道线。

除了抛物线模型之外,双曲线及双曲线对也被广泛用于车道线的建模。文献[54]用双曲线对车道线的扫描向量进行拟合,通过最小二乘法求解双曲线参数,利用两条车道线之间的相关性约束,使得两条双曲线收敛在同一点,有效克服抛物线模型和直线模型在直道与弯道连接处不连续的问题,但是对存在其他车辆、树木及恶劣天气的干扰情况鲁棒性较差。针对这一缺陷,王海等^[55]将双曲线模型和 Haar 特征相结合提取车道线,首先将图像的路面区域以 1:2 分为上下两个部分;然后利用边缘分布函数获取下部分图像中直线的倾角,再通过 Haar 特征获得边缘点来拟合下部分车道线;根据下部分的直线模型参数对上部分划定 ROI,并采用单向搜索得到边缘点;最后利用双曲线模型近似整个车道线。该方法对阴影、路面文字及雨天有很强的抗干扰能力,鲁棒性较好,但是算法复杂、计算量较大。如果车道线是相互平行的,成对模型的某些参数就是相同的。Chen 等^[48]基于这个特性,用双曲线对模型描述成对出现的车道线,在检测车道标线边缘的基础上,采用最小二乘法计算模型参数,从而规避了车道线参数的多次运算,精简了参数的运算步骤,提升了算法运算效率。但是最小二乘法容易受干扰影响,降低了算法的鲁棒性。

上述大部分车道线模型仅仅关注某种形态的道路,所以不具备对各类形态车道线进行建模的通用性。样条曲线是分段定义的多项式函数,可以使用控制点并通过调整参数实现曲线外观的微小变化,据此,不少研究者用 B 样条、Hermite^[56]和 Catmull-Rom^[57-58]等样条曲线对车道线进行建模。高德芝等^[59]借助多阶动态规划寻找样条函数逼近要求的控制点,利用非均匀 B 样条曲线的特点更灵活地描述了车道线形状。同理,文献[50]在建立车道线模型时也采用了 B 样条曲线,首先选取 B 样条曲线模型的起始 ROI,随后把车道标线识别转化成在该 ROI 内 B 样条模型的系数估计,B 样条曲线模型可以适应多种车道线形状。文献[18]采用三次样条曲线模型对逆透视变换(inverse perspective mapping, IPM)之后的车道线像素进行假设,通过粒子滤波器和 RANSAC 拟合样条曲线完成假设验证,处理道路磨损、车道分流/汇流等复杂情况。鉴于三次 Hermite 样条确保所提取特征的连续性,Huang 等^[56]利用三次 Hermite 样条来提取车道线的底层特征。文献[57]采用 Catmull-Rom 曲线拟合车道线,并通过最大似然的方法进行参数求解。除此之外,文献[60]通过贝塞尔曲线逼近车道标线,输入图像经逆透视变换之后,然后用 RANSAC 算法对贝塞尔曲线进行逼近,对城市路况检测效果较好,然而计算复杂度较高,实时性不强。

曲线模型虽然能很好地拟合弯道线,但是运算量大,不利于系统实时性的实现,而且模型参数对直线车道线敏感,可能会产生近似误差。

3) 可变模型方法

直线车道线模型简单,但是不能近似弯道线;如果采用统一的曲线模型来描述车道线,在弯道处效果可能会比较好,但因曲线模型的参数对直线较为敏感,在直道段会经常出现震荡。这时就需要将直线-曲线相结合,采用可变车道线模型。若采用可变车道模型,图像可分解为近景与远景两个区域,相应地采用直线或曲线近似车道线。

隋靓等^[61]提出一种直线与抛物线相结合的车道线提取方法。首先在划定的 ROI 利用高斯-拉普拉斯算子做边缘检测,再通过 Hough 变换实现直线的检测,再次划分 ROI 区域并检测直线,根据两次检测到的直线段的走向相应采用直线或二次曲线近似。该方法检测弯道线效果很好,然而构造曲线模型、直线和曲线之间的转换占据一定的时间,耗时比单一模型长。

姜岩等^[62]利用贝叶斯概率理论估计俯视图中车道线位置的概率分布,排除非车道线特征点的干扰,根据观测器的预估值,自动选择直线或曲线模型对直道或弯道进行拟合。直道、普通弯道及 S 型弯道分别采用直线、二次及三次曲线拟合。但存在车辆的遮挡、光照阴影等路面干扰时不能可靠地完成检测。

上述大多数方法都通过先找出足够多的边缘像素来拟合曲线。Wang 等^[63]依据修正的双曲线对模型进行车道标线检测。无需单独搜索兴趣点,只考察像素间的整体关联求解模型参数。在近距离场景和远距场景分别采用直线模型和双曲线对模型逼近车道线,利用搜索算法实现模型求解。由于大多数车道线相互平行且一般不存在两条车道线都被遮挡的情况,充分利用双曲线对模型的特性,可以有效提高车道标线残缺和部分遮挡条件下的检测精度。但是对起伏且曲率较大的道路或在远距场景存在太多车辆干扰的情况,不能可靠估计车道线的位置。

文献[64]利用全局和局部模型彼此约束等提取车道线,局部模型和全局模型分别采用分段线性模型和三次 B 样条曲线,通过全局模型与局部模型的交互与制约,完成车道标线的检测和跟踪,并提高了其稳健性。但是当行驶条件不满足车道线清晰且车辆行驶在道路正中间这一假定时,检测失效,而且对于车道线部分缺失等复杂路况其可靠性得不到保证。

较单一模型,可变模型能更好地标示车道线,逼近精度较高,且适用于多种路况,提高了检测性能。不足的是运行时间较单一模型更长,还需进一步优化。

4) 3 种车道模型比较

3 种车道模型的比较如表 1 所示。

表 1 车道线模型比较
Table 1 Comparison of lane models

模型	适应性	适用场景	优点	缺点
直线	较差	直线车道	计算简单	不能拟合弯道
曲线	一般	曲线车道	拟合弯道效果较好	参数对直线敏感、耗时长
可变模型	较好	多种场景	可以描述任意形状的车道线	计算量大、实时性差

利用几何模型的车道线检测方法,根据道路中的车道线特征来求解所构造模型的参数,当车道线被部分遮挡、道路表面具有噪声时,可稳健、可靠地检测出车道线。然而仅通过一种模型通常无法用于多类道路状况的车道线检测,所以其核心是选取并建立模型,确定相应的参数。

2.3 基于学习的方法

学习算法在计算机视觉任务中表现出极大的优势,很多基于学习架构的 Boosting^[20]、深度神经网络 (deep neural network, DNN)^[65]等方法也逐渐用于车道线检测。与传统方法相比,车道线检测精度从 80% 提高到了 90%^[65]。文献[20]首先提取车道线与路面信息的语义特征,然后利用 Boosting 算法来训练分类器,以此提取车道线。该方法无需对道路结构和车辆运动模式做出假设,即可有效检测出白天、黑夜场景中的车道线,但是对于雨、雾天气,车道线的检测性能受限。DNN 与传统的浅层网络结构相比,重要优点之一是在学习过程中自动生成特征表示代替人工设计特征,具有端到端学习的能力。卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN)^[66-73]是用于特征提取的经典网络,其他如生成对抗网络 (generative adversarial networks, GAN)、用于序列数据处理递归神经网络 (recurrent neural network, RNN) 和 CNN 的结合也用于车道线检测任务中。根据基础网络的不同,这些方法可分为以下 4 类。

1) 基于 CNN 的方法

利用 CNN 提取车道线分为多阶段和单阶段两种模式。多阶段模式一般是 CNN 结合传统聚类、拟合等方法实现车道线的提取和检测,CNN 对图像进行增强^[74]、提取车道线边缘特征^[75]或者基于语义分割^[66]提取出车道线像素掩膜,然后通过传统的后处理方法对掩膜进行线拟合。Kim 等^[74]将 CNN 与 RANSAC 算法结合来检测车道线,图像经边缘检测后输入 CNN 网络进行去噪、增强,再利用 RANSAC 算法拟合车道标线,检测精度大大依赖于边缘检测算法的好坏,依然不能很好克服阴影、遮挡等带来的影响。文献[75]利用人眼对边缘的脉冲响应原理,采用脉冲神经网络来提取车道线的边缘,再用 Hough

变换检测出车道线。但是该方法将特定 ROI 输入网络并没有利用图像的全部信息,此外,将车道线模型做了直线、平行、车辆行驶方向和车道线方向不垂直等假设,极大地限制了算法在弯曲路段、转弯等工况的应用范围。这两种方法都是将深度学习作为特征增强、局部特征提取的工具,没有考虑图像的全局信息和上下文语义。文献[67]考虑图像全局信息,将车道线的点检测转化为区域分割任务。该方法采用两个迁移学习步骤:1)将网络的表示域转换为道路场景;2)则将目标缩小到左右车道线。不足之处是只检测当前车道两侧的车道线,不能很好地满足自动变道、自适应巡航等应用需求。文献[68]通过聚类将车道线检测转化为实例分割问题,解决了上述文献对车道线数量限制问题。该网络的二值分割分支通过逐像素的车道线/非车道线二值语义分割生成车道线掩膜,而像素嵌入分支为像素生成一个 N 维特征表示,使得属于同一条车道线的像素间距离较近,属于不同车道线的像素间距离较远,利用聚类损失函数对每条车道线的像素聚类,然后对车道线像素进行拟合。文中还训练了一个对逆透视变换的投影矩阵进行预测的网络,去除了路面平坦假设,解决了固定投影矩阵对上坡、下坡等路况不适用的问题。同样基于实例化的思想,文献[69]将 4 条车道线视为不同的类别,利用网络分支预测每条车道线的存在概率,并考虑了图像行列之间的空间信息,将传统的深度逐层卷积推广到特征图中的切片卷积,将特征图的行或列看作层,依次应用卷积、非线性激活和求和操作,形成一个深度神经网络,实现了像素之间跨行跨列的消息传递,特别适用于描述具有较强空间关系的结构。同样基于多阶段的思想,文献[70]将透视和俯视的图像块分别输入网络进行训练,网络的输入包括车道标线正例(目标车道标线)图像块和车道标线负例(道路表面干扰标记)图像块,借助正负标签的形式训练网络,然后根据车道线的长度、宽度及方向等限制过滤所提取的线条。缺点是前处理和后处理增加了实验的复杂度,双视角图像导致的每帧 11 s 的检测效率达不到实用需求,此外,无法检测遮挡、强曝光等工况下的车道线。针对遮挡工况的车道线检测,文献[71]提出了基于 V_p 引导的多任务网络(vanishing point guided network, VPGNet),网络的其中一个分支对 V_p 进行预测,随后利用逆透视变换分离 V_p 附近的采样点,融合几何环境信息,通过聚类拟合实现遮挡、夜间照明不佳条件下的车道线和道路标志的检测与识别。然而由于引用 V_p 的信息,该模型仅适用于车道标线相互平行的情形。

多阶段模式只对分割和特征提取做了优化,单阶段模式则通过深度神经网络直接回归车道线参数,优化了整个检测任务。文献[72]在 ResNet 后端增加了一个线段感知(line perception, LP)模块,直接输出车道线的详

细信息。文献[73]将像素坐标 x, y 分别生成两张特征图,再和深度网络产生的像素权重一起输入到最小二乘拟合模块,得到最优拟合参数,完成端到端地车道线提取。文献[76]提出了一种多层卷积特征图上采样然后级联的网络结构,将车道线建模成图像纵坐标的多项式函数,通过最大化多项式曲线的似然代替对每个像素进行最大化求解,利用前几个像素的信息通过迭代的方式对车道线像素进行预测,端到端地达到绘制车道线的目的。不同于多阶段方法需依赖分割效果的好坏,单阶段的方法从特征提取到拟合都做了整体优化。

2) 基于 RCNN 的方法

传统的 CNN 需要对整幅图像进行遍历提取特征,要求复杂的计算和庞大的样本数据集。与此不同,Grishick 等^[77]在 2014 年提出了基于区域的卷积神经网络(region convolutional neural network, RCNN)用于目标检测。先选取目标区域,再抽取该区域的特征进而分类。从 RCNN、Fast RCNN 到 Faster-RCNN^[78-79]框架的不断改进,检测性能和效率也随之提升,文献[80]对 Adaboost、CNN、Fast RCNN 及 Faster RCNN 用于车道线检测时的性能进行了比较与分析,如表 2 所示。因车道线结构简单,不需要复杂的网络结构,所以对于浅层网络有优势的 Adaboost 算法其效率最高,但当网络层数超过 20 层时,Adaboost 则不再收敛。CNN 的检测精度最高,因为其采用移动窗口遍历整幅图像,抽取到的特征最丰富,但同时也带来了巨大的运算量,致使效率大大降低。基于 RCNN 的 Fast RCNN 和 Faster RCNN 通过对设定候选框提取特征,大大降低了处理每帧图像的时间,提高了检测效率,但是检测的精度有所下降。

表 2 不同网络的检测性能比较^[80]

Table 2 Comparison of the detection performances for different networks

方法	总性能/%	正确率/%	召回率/%	运行时间/ms
Adaboost	61.7	64.1	68.7	56
CNN	66.1	64.5	81.1	75 000
Fast RCNN	45.8	56.3	71.8	2 213
Faster RCNN	49.5	57.6	73.2	130

3) 基于 CNN 和 RNN 的方法

文献[81]将 CNN 和 RNN 结合实现车道线检测,通过 RNN 的长短时记忆结构(long short-term memory, LSTM)解决车道线数量未知的问题,将 CNN 提取的车道线的边缘坐标经过编码生成低维表示,LSTM 根据车道线的置信度依次从图像的左侧到右侧预测出每条车道线的二次曲线参数,当置信度低于某一阈值时认为已检测出图像中所有车道线。除了结合低、中层的线索进行分类

之外,还有一些网络考虑了空间信息^[69,82]。基于车道线结构连续的特点,文献[82]也将 CNN 和 RNN 结合检测车道线,在俯视图上将路面沿车道线垂直方向分成连续的矩形,用 CNN 对矩形进行特征提取,RNN 依据所提取特征预测车道标线,其检测效果优于只用 CNN 的方法。不同于文献[82]只对单幅图像的时序特征进行处理,文献[83]利用连续多帧图像信息检测车道线,结构上 CNN 和 RNN 也不再相互独立,而是在基于 encoder-decoder 模型的 CNN 中加入 RNN 网络。首先将连续多帧图像作为网络的输入,encoder CNN 对每帧图像进行特征提取,然后 RNN 对这些时序特征图进行车道线信息的预测,最后输入到 decoder CNN 产生最终的车道线。该方法的优点是 将 RNN 融入 encoder-decoder CNN 模型,使得输出和输入的图像尺寸相同,RNN 综合多帧信息提高了检测的精度,但是输入网络的帧数和帧之间的采样间隔会不同程度地影响检测结果,而多帧数据势必会增加处理时间,所以在参数选取的时候需要在效率和精度上进行折衷。

4) 基于 GAN 模型的方法

GAN 模型包含的生成器用来生成伪样本,判别器则用于判读当前样本的真伪性,在风格迁移、超分辨率等图像变换上应用较多。文献[84]将 GAN 模型用于车道线检测,生成器对车道线进行预测,判别器对预测结果和真值标签进行判别。网络的优势是提取的车道线与标注数据更相近,由此可以得到更为精确的语义分割效果。

基于学习的方法强调自动学习特征代替人工提取特征,可以更好地表示车道线的信息。但是基于学习的方法计算复杂,并且依赖大量的已标定的样本数据,成功检测的前提是用于训练的数据集中已包含与待检测数据相同特征的样本。当一个不存在于样本集中的全新的场景出现时,检测往往不那么理想。

2.4 其他方法

除了上述利用颜色、边缘、 V_p 及其他特征,利用直线、曲线及可变模型,以及利用学习算法等主要检测方法之外,车道线检测还有很多其他方法。

活动轮廓模型法通过构造能量泛函,把图像分割任务转换成能量函数极小值求解任务,在求解过程中利用轮廓曲线演化不断逼近目标边缘,Snake 模型即为其中一种。传统的 Snake 模型都是针对闭环曲线进行检测的,通过调节曲线首尾位置可以形成开环,文献[85]在开环 Snake 中引入平行约束,利用车道线的左右平行特性得到外部能量函数,并针对梯度低的区域引入膨胀力,将平行的 Snake 从车道中间向车道边界拉伸,通过外部能量使曲线收敛到车道标线边界,得到左右相邻的两条车道线。平行约束可解决车道线破损和单侧车道线缺失的问题,但同时局限于平行车道线检测,对道路拆分、合并等复杂情况不具有鲁棒性。

形态学运算通过膨胀、腐蚀、开运算、闭运算的组合在图像重建、分割、增强、去噪、特征抽取等方面有重要应用。文献[86]采用形态学运算实现车道线提取。通过对阈值处理后的图像进行颗粒分析以去除车辆的不良影响,然后通过腐蚀和开运算抽取车道线的骨架。同样利用形态学运算,文献[87]通过车道线特征固定的先验知识,利用与车道线特征类似的形态学结构元素,提取出具有特定结构的目标,然后经过候选边缘滤除和 Hough 变换进行车道线的标记。基于形态学的车道线检测方法简单、计算量小,但因其计算极其依赖图像的显著特征并且结构元的确定有赖于所提取的目标,所以缺点是对车道线破损、阴影和遮挡等场景鲁棒性较差。

其他能够实现车道线检测的方法还有一些,如利用模糊理论^[88-90]、引入成像偏振^[91]等,具体可进一步参考相关文献。

2.5 主要方法的比较

本节阐述了近些年来提出的 3 类主要的车道线检测方法,不同的方法都具有其优势与不足。

利用车道线特征信息的检测方法依据车道线的颜色、边缘、宽度、消隐点等信息,通过分割或聚类的方式提取车道标线。不需要建立模型,运算成本低,但是对于路况复杂、障碍物遮挡、车道线破损等情况不适用。此外,由于道路倾斜和偶然颠簸,车道线宽度恒定和路面平坦假设可能会暂时不成立。利用几何模型的车道线检测方法,根据道路中的车道线特征来求解所构造模型的参数,当车道线被部分遮挡、道路表面具有噪声时,可稳健、可靠地检测出车道线。然而仅通过一种模型通常无法用于多类道路状况的车道线检测,所以其核心是选取并建立模型,确定相应的参数。基于学习的方法可以在不对道路结构和车辆运动模式做出假设的情况下,通过对大量数据集的训练有效检测车道线,比其他检测方法能更好地描述车道线的特征,但是依赖大量的已标定的样本数据,算法复杂、计算成本高,不能适应实际系统对快速性与实时处理的需要。3 种主要方法的对比如表 3 所示。

3 数据集及评价指标

3.1 数据集

随着自动驾驶领域的发展和其关键技术的不断进步,用于相关研究的开源数据集也越来越丰富。针对车道线检测的开源数据集有 Caltech-Lanes^[60]、KITTI-ROAD^[92]、VPGNet^[71]、CULane 和 Tusimple。

Caltech-Lanes^[60]数据集包括 1 224 幅图像和每幅图像对应的车道线标注文件。这些图像共分 4 组,如表 4 所示。其中 cordova1、cordova2 图像涉及到的场景交通

表 3 主要的车道线检测方法对比

Table 3 Comparison of main lane detection methods

	文献	方法	数据集: 准确率/%	贡献	局限性
基于特征的方法	[23]	路面和车道线的 RGB 颜色分量差值分割	-	复杂度低,算法简单,颜色特征对光照不敏感	对噪声、遮挡敏感,对图像质量要求高
	[13]	RGB 到 HIS,I 和 S 分量进行显著性分析	-		
	[30]	基于线性判别对 RGB 进行梯度增强,利用 Canny 算子提取边缘特征	自建: 96	光照鲁棒性,对单一光源不同强度的光照适用	受限于场景单一光源假设,对夜晚雨水反射敏感
	[46]	利用纹理对路况和光照不敏感的特点,融合图像的纹理特征和 Vp 特征	-	可以有效解决夜间和隧道场景光线不足	纹理计算增加了计算量
基于模型的方法	[52]	分段直线进行连接,逼近车道线	-	模型简单,可以从局部构建	曲率大的车道线不适用
	[53]	用抛物线对车道线建模	-	对直线和曲线车道线都适用	局限于固定曲率的车道线
	[50]	通过 B 样条曲线的控制点和基函数对车道线进行描述	-	可对任意形状的车道线进行描述,灵活性高,适用场景更广泛	控制点的选取是难点
	[60]	RANSAC 拟合三次贝塞尔曲线	Caltech: 90. 89		计算量大,实时性差
	[61-63]	直线-曲线联合描述车道线	-		直-曲线切换拟合需要花费额外的时间
基于学习的方法	[65]	通过增加额外的类别,将用于车辆检测的 CNN 迁移到车道线检测上	-	首次探索了深度学习在车道线检测上的可行性	缺乏大量的数据集
	[68]	CNN;实例分割+聚类拟合	Tusimple: 96. 4	可检测任意条数车道线	
	[69]	CNN;行列之间进行信息传递	Tusimple: 96. 9	充分利用像素间空间信息,只检测 4 条车道线	需要庞大的训练数据,并且对
	[71]	利用 Vp 全局信息来引导多任务网络	-	可以预测遮挡或极端光照条件的车道线	计算力要求更高,各个数据集的标注准则和衡量指标不统一,模型的可解释性差
	[87]	CNN 提取特征,RNN 融合多帧信息	Tusimple: 97. 3	多帧信息提高准确率	
	[84]	GAN 模型对真值和预测结果同时学习	Tusimple: 96. 4	改善传统语义分割精度	
	[75]	利用网络直接对车道线系数进行回归	-	不用额外的后处理	
	[76]	多层卷积特征图上采样到同一尺寸然后级联	Tusimple: 95. 2	解决采集设备的长尾问题	

表 4 Caltech-Lanes 数据集的分类

Table 4 Categories of the Caltech-Lanes dataset			
序号	名称	图像数量	车道线条数
1	cordova1	250	919
2	cordova2	406	1 048
3	washington1	336	1 274
4	washington2	232	931
合计	-	1 224	4 172

密度较低,周围环境简单,路面无遮挡、路面偶有少量补

丁、部分图像路面有强光反射;washington1、washington2 图像的交通密度较高,周围环境多样,车道两旁树木在路面产生大量阴影、车道线连接处弯曲、路面提示语标记。数据集示例图像如图 6 所示。该数据集采集的路况场景丰富多样,不足之处是图像都是采集于晴好天气条件下,未涉及雨天等其他天气以及夜间场景。

KITTI 是德国卡尔斯鲁厄理工学院与芝加哥丰田技术研究所共同创立的算法测评平台,在自动驾驶领域公认度较高。KITTI-ROAD^[92]是该平台用于车道检测项目评测的数据集,目前在国内外认可度极高。包括 289 个学习样本和 290 个验证样本,共覆盖了如表 5 所示的3类



图 6 Caltech-Lanes 数据集图像示例

Fig.6 Example images from the Caltech-Lanes dataset

道路场景,其中每一类都代表了如图 7 所示典型的城区道路场景,但是图像的标注是路面而非车道线形式,为此,一些研究人员自行标注图像中的车道线,从而衡量所给出方法的性能。

表 5 KITTI-ROAD 数据集的分类

Table 5 Categories of the KITTI-ROAD dataset

标记	描述
UU (urban unmarked)	城市无标记
UM (urban marked)	城市有标记
UMM (urban multiple marked lanes)	城市有标记多车道



图 7 KITTI-ROAD 数据集图像示例

Fig.7 Example images from the KITTI-ROAD dataset

利用学习的算法对数据集规模及多样性的要求很高,用于学习的数据集规模越大、涉及的种类越多,所得模型检测结果越精确。KITTI-ROAD 及 Caltech-Lanes 远远不能满足这个需求。VPGNet、Tusimple 和 CULane 的相继开源极大地推动了深度学习技术在车道线检测研究上的进展。VPGNet 是文献[73]针对雨天、夜晚等极端天气收集的数据集,共有约 20 000 幅图像,暂时还未公开。Tusimple 是图森科技为基于视觉的自动驾驶研究发布的数据集,包括以 20 帧/s 的频率对 10 000 个 1 s 视频序列采样所得的图像,并且图森科技于 2017 年举办的一场公开赛使得 Tusimple 成为目前基于深度学习的算法应用最为广泛的数据集。CULane 是由香港中文大学汤晓鸥所在实验室在北京采集的大规模数据集,包含 88 880 幅训练图像、9 675 幅验证图像和 34 680 幅测试图像,共计 133 235 幅图像。不同于其他数据集只标注可见的车道线,该数据集根据路面语义对车辆或其他物体遮挡的车道线也进行了标注,与 Tusimple 相比,场景更加多样化,检测难度也更大。

如表 6 所示,Caltech-Lanes 数据集所涉及场景的交通密度低,路面及车道线状况良好,没有其他交通参与者干扰,路面开阔完全可见,背景相对单一;KITTI-ROAD 数据集与 Caltech-Lanes 数据集相比,首先是抽取的图像帧与帧之间的间隔更大,背景更复杂,交通密度更高,路面及车道线的老化程度更具多样性,因此更符合实际情况,是目前国际上被多数文献采用的数据集。VPGNet 目前还未公开。CULane 和 Tusimple 数据集与其他数据集相比数据规模更大,能够很好地解决基于学习的方法对数据需求量大的问题,Tusimple 由于行业优势和更加完善的评价平台使其成为当前车道线检测颇具权威性的数据集。

3.2 评估指标

为了将车道线检测的研究成果应用到实际的驾驶辅助系统,必须对它们的性能进行评估,并明确这些方法的优点和缺点。车道线检测常用的性能评价度量如表 7 所示,有准确率 (precision, PR)、召回率 (Recall, REC)

表 6 数据集总结

Table 6 Summary of the datasets

数据集名称	规模	标注方式	车道线类型	是否全部车道线	场景	年份
Caltech-Lanes ^[60]	1 224	线	区分	是	晴好天气、车道线清晰完好、交通密度低	2008
KITTI-ROAD ^[92]	579	路面	-	-	城区场景、晴好天气	2012
VPGNet	20 000	线	区分	是	晴天、小雨、大雨、夜晚	2017
Tusimple	200 000	线	未区分	是	对比度低,车道线磨损严重	2017
CULane	133 000	线	未区分	否	城市、乡村、高速公路、隧道,强光反射、夜间场景、遮挡,场景复杂度高	2018

及其二者的调和平均量(F_1),其定义如表 7 所示。其中,真阳性(true positive, TP)、假阳性(false positive, FP)、真阴性(true negative, TN)及假阴性(false negative, FN),其构成表 8 所示的混淆矩阵,表征预测结果与真实情况之间的关系。

表 7 评估指标
Table 7 Evaluation indexes

评估指标	定义
准确率	$PR = \frac{TP}{TP + FP}$
召回率	$REC = \frac{TP}{TP + FN}$
F_1	$F_1 = 2 \frac{PR \cdot REC}{PR + REC}$
F_β	$F_\beta = (1 + \beta^2) \frac{PR \cdot REC}{\beta^2 PR + REC}$

表 8 混淆矩阵
Table 8 Confusion matrix

		真实情况	
		非车道线	车道线
检测结果	非车道线	TN	FN
	车道线	FP	TP

PR 与 REC 为检索和分类领域普遍采用的两个指标,用于评估效果的好坏。对应于车道线检测性能的评估,其中 PR 代表“检测出的全部结果中有多少是与实际吻合的车道线”,衡量的是系统的查准率;REC 代表“所有车道线中有多少比例被检测出来了”,衡量的是系统的查全率。PR 和 REC 相互矛盾,其中一个值较大时,另一个值常常很小。有时会根据应用场景的不同对 PR 和 REC 的侧重不同,比如将识别出的车道线作为可行驶区域标记时,查准率比查全率更重要,因为将人行道检测为可行驶区域会是一件很危险的事情。这种情况下,可以引入一个权重 β 在两者之间取得一个均衡 F_β 。 $\beta < 1$ 表示更关心 PR, $\beta > 1$ 表示更关心 REC。

重叠度(Intersection over union, IoU)是目标检测领域常用的评估指标,表示预测框和标注框的交并比。CULane 数据集将车道线宽度标注为 30 个像素,通过判断检测出的车道线和标注车道线之间的 IoU 是否大于 0.5,从而确定该条车道线是否成功检测,若大于 0.5,则该条车道线的状态对应为 TP,随后该数据集将 F_1 作为算法的最终性能评估指标。

Tusimple 数据集以均匀取点的形式对车道线进行标注,评价指标 A_{cc} 由式(1)确定, C_{clip} 表示正确检测出的点数, S_{clip} 是标注的真值点数。首先对一帧图像的单车道

线计算 A_{cc} ,然后对这一帧所有车道线的 A_{cc} 取平均作为该帧的 A_{cc} ,最后以数据集所有帧的平均 A_{cc} 作为算法性能的榜单排行指标。

$$A_{cc} = \frac{\sum_{clip} C_{clip}}{\sum_{clip} S_{clip}}$$

(1)

除了对检测效果进行评估以外,检测方法的运行时间也是衡量一种方法优劣的重要指标,通常以处理每帧图像所耗时间来评价检测方法的效率。

目前,被广泛认可的 KITTI 算法评测平台使用了最大 F 值(MaxF)、平均准确率(average precision, AP)、正准确率(PR)、召回率(REC)、误检率(FPR)、漏检率(FNR)、运行时间(Runtime)共 7 个评测指标。MaxF 是使 F 达最大值的算法最优性能,FNR 为漏检率,代表“所有车道线中有多少比例没有被检出来”。平均准确率 AP 定义如式(4)所示。

$$MaxF = \operatorname{argmax}_\tau F$$

(2)

$$FNR = \frac{FN}{TP + FN}$$

(3)

$$AP = \frac{1}{11} \sum_r \max_{\tilde{r}: \tilde{r} > r} P(\tilde{r})$$

(4)

式中: $P(\tilde{r})$ 为不同召回率 r 对应的准确率,其中 $r = 0, 0.1, 0.2, \dots, 1$ 。

4 展 望

本文阐明了车道线检测的步骤,包括图像的去噪增强、特征抽取、检测及跟踪,详细阐述了关键步骤所采用的主要方法,即利用特征、利用模型以及利用学习的检测算法。研究表明,在 LDW、LC 和 FCW 等驾驶辅助系统中,车道标线检测占据举足轻重的地位。

本文还列举了复杂驾驶条件下车道线检测面临的一些问题,如阴影、障碍物遮挡、动态光照条件和雨、雾等恶劣天气。虽然近年来车道线检测技术的研究已有了很大的发展^[93],并在一些应用场景下取得了良好的效果,但是在以下几个方面还需进一步研究。

1) 多特征融合。很多特征都被用于车道线检测的研究,为了获得更优越的检测性能,可以收集道路的不同特征信息,将抽取到的多个特征相结合,以得到车道线图像的全局信息。

2) 多种方法的结合。对于车道线的检测,不同的方法依赖于不同的假设,一种方法往往不能满足多种路况的车道线检测。因此,在进一步的工作中,可将各种方法相结合,综合各方法的优势,使得车道线检测效果更好,适用范围更广。

3) 基于深度学习的方法。由车道线的特征可知,车

道线检测本质上是一个二分类的问题,而深度学习在这方面的应用很多,且运用这些智能方法一方面可以充分挖掘原始图像中的隐含信息,充分利用已知数据;另一方面可以自动生成特征表示,以使得检测效果更好。

4) 提高算法稳定性。复杂的户外环境为车辆道路环境感知与建模技术造成了巨大的干扰。多变的照明和天气条件,以及复杂的背景特别是遮挡物体的存在,仍然是车道检测面临的重大挑战。此外,在越野环境中识别道路是非常重要的,这要求检测算法能在非结构化道路等复杂场景下可靠地检测出车道。

5) 提高实时性。提高实时性是对算法的效率提出要求,算法的计算速度要足够快以满足各种驾驶辅助系统对实时性的需求,如车道偏离预警和避障等系统要求在短时间内能获得信息并做出决策。

6) 多种传感器获取道路信息。当距离较近时,视觉采集设备得到的道路特征较为清晰精确,然而对远距场景常常不那么理想,并且容易受遮挡和周围环境信息的干扰。雷达传感器能够较好地弥补这一缺陷,与视觉采集设备相比,可探测更广阔的范围,对外界干扰的鲁棒性较强,且能够得到前方路段的曲率特征。目前进行试验的带有先进驾驶辅助系统的车辆都安装了多种传感设备,如工业相机、红外摄像机、GPS、激光雷达等。将基于视觉的近距离车道特征与其他传感设备获取的特征进行融合,将是车道线检测方法的研究动向和发展趋势。

7) 统一的数据集及评价指标。当前研究的一个重大挑战就是缺乏统一的基准,无法对不同的方法进行比较。为了公平地比较各种检测方法,并且推动相关研究的进一步发展,有必要推出统一的数据集和评价指标。

5 结 论

近年来,驾驶安全是大众普遍关注的问题,先进驾驶辅助系统的研发与实际应用进展迅猛。车道线检测作为道路环境感知系统的关键技术,在车道偏离预警、车道变换、前向碰撞避免等各类先进驾驶辅助系统中占据重要地位。因此,高速而精确地检测出车道标线具有重要意义。

和采用激光类传感器的车道线检测方法相比,利用视觉的方法大大提高了效率、节约了成本。本文总结了近些年来国内外基于视觉的车道线检测方法的研究进展,首先,根据道路类别将车道分为结构化车道和非结构化车道,结构化车道路面平坦、路面背景单一并具有清晰的车道线,非结构化车道一般没有车道线、道路边界模糊且路面背景纹理复杂多变,简述了车道标线检测的图像去噪增强、特征抽取、检测及跟踪等一般流程,并列出了目前车道线检测面临的车道线类型多样、光照变化、阴

影、路面状况、天气因素等困难。然后,重点阐述了基于颜色、边缘、消隐点及其他特征的车道线检测方法,基于直线、曲线及直线曲线相结合模型的车道线检测方法,基于各种结构的神经网络的学习类方法。基于特征的检测方法不依赖道路的几何形状信息、计算简单,但是不能应对路面存在阴影、遮挡、车道线缺损等情况;基于模型的特征可以通过对车道线建模很好地解决这一问题,不足之处是求解模型参数需要大量的计算;基于学习的方法不需要人工提取特征,自动学习生成车道线的特征表示从而实现车道线的检测,同样具有计算量大、运算成本高的缺点,并且对训练数据的规模及丰富性有较高的要求。接着,介绍了车道线检测常用的 Caltech-Lanes、KITTI-ROAD、VPGNet、Tusimple 和 CULane 等开源数据集,列举了用于评估检测性能的准确率、召回率、 F 值及 IoU 等评估指标。最后,本文对下一步的研究工作进行了提高算法稳定性及实时性等方面的展望,指明了一些多特征结合、多种方法综合、多传感器融合及基于深度学习的具有可行性的研究方向,用于车道线检测的统一数据集及性能评价指标也是今后的重要研究方向之一,这将极大地推动车道线检测乃至整个智能驾驶辅助领域的发展。

参考文献

- [1] MCCALL J C, TRIVEDI M M. Video-based lane estimation and tracking for driver assistance: survey, system, and evaluation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2006, 7(1): 20-37.
- [2] HILLEL A B, LERNER R, DAN L, et al. Recent progress in road and lane detection: A survey [J]. Machine Vision & Applications, 2014, 25(3): 727-745.
- [3] YENIKAYA S, YENIKAYA G, DÜVEN E. Keeping the vehicle on the road: a survey on on-road lane detection systems [J]. ACM Computing Surveys, 2013, 46(1): 1-43.
- [4] ZHU H, YUEN K V, MIHAYLOVA L, et al. Overview of environment perception for intelligent vehicles [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(10): 2584-2601.
- [5] XING Y, LYU C, CHEN L, et al. Advances in vision-based lane detection: Algorithms, integration, assessment, and perspectives on ACP-based parallel vision [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2018, 5(3): 645-661.
- [6] NAROTE S P, BHUJBAL P N, NAROTE A S, et al. A review of recent advances in lane detection and departure warning system [J]. Pattern Recognition, 2018(73): 216-234.

- [7] 李旭, 张为公. 基于视觉的车道偏离报警系统的研究[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(7): 1554-1558.
- LI X, ZHANG W G. Research on lane departure warning system based on machine vision[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(7): 1554-1558.
- [8] 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.
- [9] FRANKE U, GAVRILA D, GORZIG S, et al. Autonomous driving goes downtown[J]. IEEE Intelligent Systems and Their Applications, 1998, 13(6): 40-48.
- [10] 段建民, 战宇辰, 刘冠宇. 基于 TopHat 分割和曲线模型的三车道检测方法[J]. 北京工业大学学报, 2016, 42(8): 1174-1181.
- DUAN J M, ZHAN Y CH, LIU G Y. Three-lane detection method based on TopHat segmentation and curve models[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2016, 42(8): 1174-1181.
- [11] 王进, 赵蕊, 曹宝林, 等. 基于视觉的缩微智能车车道检测与控制[J]. 上海交通大学学报, 2015, 49(8): 1159-1167.
- WANG J, ZHAO R, CAO B L, et al. Lane detection and steering control of vision-based micro-intelligent vehicle[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2015, 49(8): 1159-1167.
- [12] MA C, MAO L, ZHANG Y F, et al. Lane detection using heuristic search methods based on color clustering[C]. International Conference on Communications, Circuits and Systems (ICCCAS), 2010: 368-372.
- [13] SUN T Y, TSAI S J, CHAN V. HSI color model based lane-marking detection [C]. IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, 2006: 1168-1172.
- [14] GAIKWAD V, LOKHANDE S. Lane departure identification for advanced driver assistance [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015A parallel real-time stereo vision, 16(2): 910-918.
- [15] HSIAO P Y, YE H C W, HUANG S S, et al. A portable vision-based real-time lane departure warning system: day and night [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(4): 2089-2094.
- [16] LEE J W. A machine vision system for lane-departure detection[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2002, 86(1): 52-78.
- [17] 陈无畏, 蒋玉亭, 谈东奎. 一种基于边缘点投影的车道线快速识别算法[J]. 汽车工程, 2017, 39(3): 357-363.
- CHEN W W, JIANG Y T, TAN D K. A fast lane marking recognition algorithm based on edge projection [J]. Automotive Engineering, 2017, 39(3): 357-363.
- [18] KIM Z W. Robust lane detection and tracking in challenging scenarios [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2008, 9(1): 16-26.
- [19] LI H, NASHASHIBI F. Robust real-time lane detection based on lane mark segment features and general a priori knowledge [C]. IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2011: 812-817.
- [20] GOPALAN R, HONG T, SHNEIER M, et al. A learning approach towards detection and tracking of lane markings[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(3): 1088-1098.
- [21] ZHAO H, TENG Z, KIM H H, et al. Annealed particle filter algorithm used for lane detection and tracking[J]. Journal of Automation and Control Engineering, 2013, 1(1): 31-35.
- [22] 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.
- [23] CHIU K Y, LIN S F. Lane detection using color-based segmentation[C]. IEEE Proceedings. Intelligent Vehicles Symposium, 2005: 706-711.
- [24] LIU G, LI S, LIU W. Lane detection algorithm based on local feature extraction[C]. Chinese Automation Congress (CAC), 2013: 59-64.
- [25] 彭红, 肖进胜, 程显, 等. 基于扩展卡尔曼滤波器的车道线检测算法[J]. 光电子·激光, 2015(3): 567-574.
- PENG H, XIAO J SH, CHENG X, et al. Lane detection algorithm based on extended Kalman filter[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2015(3): 567-574.
- [26] 王永忠, 王晓云, 文成林. 梯度点对约束的结构化车道检测[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(6): 657-663.
- WANG Y ZH, WANG X Y, WEN CH L. Gradient-pair constraint for structure lane detection [J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(6): 657-663.
- [27] YOU F, ZHANG R, ZHONG L, et al. Lane detection algorithm for night-time digital image based on distribution feature of boundary pixels[J]. Journal of the Optical Society of Korea, 2013, 17(2): 188-199.
- [28] 王怀涛. 基于相机的车道线识别与车道偏离预警技术研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2017.

- WANG H T. The technique research on camera-based lane line recognition and lane departure warning [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2017.
- [29] WANG J, MEI T, KONG B, et al. An approach of lane detection based on inverse perspective mapping [C]. 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2014: 35-38.
- [30] 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.
- [31] 沈岍, 李舜酩, 柏方超, 等. 结构化道路中车道线的单目视觉检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(2): 397-403.
- SHEN H, LI SH M, BAI F CH, et al. Structural road oriented lane detection approach using monocular camera [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(2): 397-403.
- [32] 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 M H, ZHANG K X, JIANG ZH L. Algorithm design and implementation for a real-time lane departure pre-warning system [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2016, 16(3): 149-158.
- [33] 王超, 王欢, 赵春霞, 等. 基于梯度增强和逆透视验证的车道线检测[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2014(9): 1156-1163.
- WANG CH, WANG H, ZHAO CH X, et al. Lane detection based on gradient-enhancing and inverse perspective mapping validation [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2014(9): 1156-1163.
- [34] SIVARAMAN S, TRIVEDI M M. Integrated lane and vehicle detection, localization, and tracking: A synergistic approach [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(2): 906-917.
- [35] SATZODA R K, TRIVEDI M M. Efficient lane and vehicle detection with integrated synergies (ELVIS) [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2014: 708-713.
- [36] FAN CH, HOU L L, DI SH, et al. Research on the lane detection algorithm based on zoning Hough transformation [J]. Advanced Materials Research, 2012, (490-495): 1862-1866.
- [37] 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 and Robotics (RCAR), 2016: 411-415.
- [38] MADRID N, HURTIK P. Lane departure warning for mobile devices based on a fuzzy representation of images [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2016, 291(15): 144-159.
- [39] JU H Y, 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.
- [40] SCHREIBER D, ALEFS B, CLABIAN M. Single camera lane detection and tracking [C]. IEEE Intelligent Transportation Systems, 2005: 302-307.
- [41] HANWELL D, MIRMEHDI M. Detection of lane departure on high-speed roads [C]. Proceedings of the 1st International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods, 2012: 529-536.
- [42] WANG Y, DAHNOUN N, ACHIM A. A novel system for robust lane detection and tracking [J]. Signal Processing, 2012, 92(2): 319-334.
- [43] WANG Y, BAI L, FAIRHURST M. Robust road modeling and tracking using condensation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2008, 9(4): 570-579.
- [44] OZGUNALP U, FAN R, AI X, et al. Multiple lane detection algorithm based on novel dense vanishing point estimation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(3): 621-632.
- [45] BERTOZZI M, BROGGI A. GOLD: A parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(1): 62-81.
- [46] LI Z Q, MA H M, LIU Z Y. Road lane detection with Gabor filters [C]. International Conference on Information System and Artificial Intelligence (ISAI), 2016: 436-440.
- [47] TAN T, YIN S, OUYANG P, et al. Efficient lane detection system based on monocular camera [C]. IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE), 2015: 202-203.
- [48] CHEN Q, WANG H. A real-time lane detection algorithm based on a hyperbola-pair model [C]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2006: 510-515.
- [49] 许华荣, 王晓栋, 方遵. 基于 B 样条曲线模型的结构化道路检测算法 [J]. 自动化学报, 2011, 37(3):

- 270-275.
- XU H R, WANG X D, FANG Q. Structure road detection algorithm based on B-spline curve model[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(3): 270-275.
- [50] WANG Y, TEOH E K, SHEN D. Lane detection and tracking using B-Snake[J]. *Image & Vision Computing*, 2004, 22(4): 269-280.
- [51] 王文锐. 公路几何线形检测技术[M]. 北京:人民交通出版社, 2000.
- WANG W R. Highway Geometric Alignment Detection Technology[M]. Beijing: China Communications Press, 2000.
- [52] 王珂娜, 初雪梅, 张维刚, 等. 一种弯道标志线启发式分段搜索算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2013, 27(8): 689-695.
- WANG K N, CHU X M, ZHANG W G, et al. Curved lane detection algorithm based on piecewise linear model and heuristic search [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2013, 27(8): 689-695.
- [53] WANG J, GU F, ZHANG C, et al. Lane boundary detection based on parabola model [C]. *IEEE International Conference on Information and Automation*, 2010: 1729-1734.
- [54] ASSIDIQ A A, KHALIFA O O, ISLAM M R, et al. Real time lane detection for autonomous vehicles [C]. *International Conference on Computer and Communication Engineering*, 2008: 82-88.
- [55] 王海, 蔡英凤, 林国余, 等. 基于方向可变 Haar 特征和双曲线模型的车道线检测方法[J]. *交通运输工程学报*, 2014, 14(5): 119-126.
- WANG H, CAI Y F, LIN G Y. Lane line detection method based on orientation variance harr feature and hyperbolic model [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2014, 14(5): 119-126.
- [56] HUANG A S, MOORE D, ANTONE M, et al. Finding multiple lanes in urban road networks with vision and lidar [J]. *Autonomous Robots*, 2009, 26(2-3): 103-122.
- [57] WANG Y, SHEN D, TEOH E K. Lane detection using spline model [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2000, 21(8): 677-689.
- [58] 陈孟元. 基于粒子滤波框架 Catmull-Rom 样条的多车道侦测及跟踪算法研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2015, 29(10): 1520-1528.
- CHEN M Y. Study of multi-lane detection and tracking algorithm based on Catmull-Rom spline and particle filter framework [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2015, 29(10): 1520-1528.
- [59] 高德芝, 段建民, 杨磊, 等. 应用多阶动态规划的车道线识别方法[J]. *机械工程学报*, 2011, 47(8): 141-145.
- GAO D ZH, DUAN J M, YANG L, et al. Lane recognition method using multi-stage dynamic programming [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2011, 47(8): 141-145.
- [60] ALY M. Real time detection of lane markers in urban streets [C]. *IEEE Symposium on Intelligent Vehicle*, 2008: 7-12.
- [61] 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.
- [62] 姜岩, 叶刚, 龚建伟. 姿态反馈与概率预测的复杂环境无人车辆多模型车道线检测算法[J]. *兵工学报*, 2014, 35(1): 44-50.
- JIANG Y, YE G, GONG J W. Posture estimation and probability prediction based multi-model lane detection algorithm for unmanned vehicles in complicated scenarios[J]. *Acta Armamentarii*, 2014, 35(1): 44-50.
- [63] WANG J, AN X. A multi-step curved lane detection algorithm based on hyperbola-pair model [C]. *IEEE International Conference on Automation and Logistics*, 2010: 132-137.
- [64] 刘晓龙, 邓志东. 基于全局与局部模型相互制约及具有模型不确定性评估的车道线检测方法[J]. *东南大学学报(自然科学版)*, 2013, 43(增刊1): 1-6.
- LIU X L, DENG ZH D. Lane markings detection approach based on interaction of global and local models and with uncertainty evaluation[J]. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2013, 43(Suppl. 1): 1-6.
- [65] HUVAL B, WANG T, TANDON S, et al. An empirical evaluation of deep learning on highway driving [J]. *Robotics*, 2015, arXiv: 1504.01716.
- [66] 徐国晟, 张伟伟, 吴训成, 等. 基于卷积神经网络的车道线语义分割算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2018, 32(7): 89-94.
- XU G SH, ZHANG W W, WU X CH, et al. Laneline semantic segmentation algorithm based on convolutional neural network [J]. *Journal of Electronic Measurement*

- and Instrumentation, 2018, 32(7): 89-94.
- [67] KIM J, PARK C. End-to-end ego lane estimation based on sequential transfer learning for self-driving cars[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2017: 1194-1202.
- [68] NEVEN D, DE BRABANDERE B, GEORGIOULIS S, et al. Towards end-to-end lane detection: An instance segmentation approach [J]. IEEE Symposium on Intelligent Vehicle, 2018, arXiv:1802.05591v1, .
- [69] PAN X G, SHI J P, LUO P, et al. Spatial as deep: Spatial CNN for traffic scene understanding[J]. Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2018:7276-7283.
- [70] HE B, AI R, YAN Y, et al. Accurate and robust lane detection based on dual-view convolutional neural network [C]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2016: 1041-1046.
- [71] LEE S, KIM J, YOON J S, et al. VPGNet: vanishing point guided network for lane and road marking detection and recognition[C]. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017: 1965-1973.
- [72] LIANG D, GUO Y CH, ZHANG SH K, et al. LineNet: A zoomable cnn for crowdsourced high definition maps modeling in urban environments [C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2018, arXiv:1807.05696.
- [73] BERT D, WOUTER V, DAVY N, et al. End-to-end lane detection through differentiable least-squares fitting[C]. Conference on Computer Vision (ICCV), 2019, arXiv: 1902.002939.
- [74] KIM J, LEE M. Robust lane detection based on convolutional neural network and random sample consensus [C]. International Conference on Neural Information Processing, 2014: 454-461.
- [75] LI X, WU Q, KOU Y, et al. Lane detection based on spiking neural network and hough transform[C]. The 8th International Congress on Image and Signal Processing (CISP), 2015: 626-630.
- [76] JONAH P. FastDraw: Addressing the long tail of lane detection by adapting a sequential prediction network[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019: 11582-11591.
- [77] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014: 580-587.
- [78] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]. Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015: 1440-1448.
- [79] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [80] TIAN Y, GELERTNER J, WANG X, et al. Lane marking detection via deep convolutional neural network[J]. Neurocomputing, 2018, 280(6): 46-55.
- [81] WANG Z, REN W, QIU Q. LaneNet: Real-time lane detection networks for autonomous driving[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2018, arXiv: 1807.01726.
- [82] LI J, XUE M, PROKHOROV D. Deep neural network for structural prediction and lane detection in traffic scene[J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems, 2017, 28(3): 690-703.
- [83] ZOU Q, JIANG H, DAI Q, et al. Robust lane detection from continuous driving scenes using deep neural networks[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2019, arXiv:1903.02193.
- [84] GHAFOORIAN M, NUGTEREN C, BAKA, et al. ELGAN: Embedding loss driven generative adversarial networks for lane detection[C]. European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 256-272.
- [85] 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 line detection algorithm based on parallel snake couple Kalman filter [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(2): 101-109.
- [86] 刘超, 穆平安, 戴曙光. 基于颗粒分析和骨架化的车道线检测方法[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(4): 320-323.
- LIU CH, MU P AN, DAI SH G. Lane detection method based on particle analysis and skeletonization [J]. Computer Applications and Software, 2014, 31(4): 320-323.
- [87] 雷涛, 樊养余, 王小鹏, 等. 基于形态学结构元素建模的车道线检测算法[J]. 计算机应用, 2009, 29(2): 440-443.
- LEI T, FAN Y Y, WANG X P, et al. Lane detection algorithm based on morphological structure-elements model [J]. Journal of Computer Applications, 2009,

- 29(2): 440-443.
- [88] 高德芝, 李玮, 段建民, 等. 应用模糊逻辑的车道线检测方法[J]. 北京工业大学学报, 2011, 37(7): 972-977.
- GAO D ZH, LI W, DUAN J M, et al. Lane detection using fuzzy logic[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2011, 37(7): 972-977.
- [89] OBRADOVIĆ D, KONJOVIĆ Z, PAP E, et al. Linear fuzzy space based road lane model and detection[J]. Knowledge-Based Systems, 2013(38): 37-47.
- [90] WANG J G, LIN C J, CHEN S M. Applying fuzzy method to vision-based lane detection and departure warning system[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(1): 113-126.
- [91] 王会峰, 张佳佳, 赵祥模, 等. 成像偏振在车道线检测与识别中的应用[J]. 西南交通大学学报, 2019, 54(2): 201-206.
- WANG H F, ZHANG J J, ZHAO X M, et al. Lane line detection and recognition by polarisation imaging[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2019, 54(2): 201-206.
- [92] FRITSCH J, KUHN T, GEIGER A. A new performance measure and evaluation benchmark for road detection algorithms[C]. 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 2013: 1693-1700.
- [93] 张艳辉, 徐坤, 郑春花, 等. 智能电动汽车信息感知技术研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(4): 794-805.

ZHANG Y H, XU K, ZHENG CH H, et al. Advanced research on information perception technologies of intelligent electric vehicles[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(4): 794-805.

作者简介



吴一全 (通信作者), 1998 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为南京航空航天大学教授、博士生导师, 主要研究方向为遥感图像处理与理解、红外目标检测与识别、视觉检测与图像测量、视频处理与智能分析等。

E-mail: nuaaimage@163.com

Wu Yiquan (Corresponding author) received Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1998. Now he is a professor and Ph. D. supervisor in Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include remote sensing image processing and understanding, infrared target detection and recognition, visual detection and image measurement, video processing and intelligent analysis, and etc.



刘莉, 2017 年于安徽大学获得学士学位, 现为南京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与机器视觉。

Email: liuli_2019@163.com

Liu Li received B. Sc. degree from Anhui University (AHU) in 2017. Now she is a M. Sc. candidate at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. Her main research interests include image processing and machine vision.