

基于深度学习技术的车道线识别

郭燕京 邓运生* 陈 星
蚌埠学院 安徽蚌埠 233030

摘要：基于深度学习技术的车道线识别是自动驾驶领域中十分重要的技术。而自动驾驶技术逐渐进入人们的日常生活，为人们带来了更多便利，其相关车道识别技术等逐渐成为人们研究的热点。基于此，本文主要对基于深度学习技术的车道线识别进行分析，优化设计车道线识别系统，简化冗余结构，提高车道线识别的有效性。

关键词：深度学习技术；车道线识别

自动驾驶技术的应用，能够有效避免由于驾驶员疲劳等因素产生的风险，并在高精度的算法辅助下，更优于人工驾驶。同时，车道线识别技术的应用，可以通过采集车道图像，并在图像处理后，提取相关特征，进而实现对车道线的实时监测。但是，部分道路标识类型复杂多样，并出现交通拥堵的路段，使得道路标识区域受到较大干扰，进而为车道线识别带来较多挑战。因此，对基于深度学习技术的车道线识别进行研究就显得尤为关键。

一、车道线识别的相关技术

深度学习属于一种机器学习方法，通过构建深层神经网络对车道数据特征、表示进行模拟和学习，在大规模数据处理方面具有显著的优势。神经网络的深度结构包含较多隐藏层，进而有利于网络能够学习复杂多样的车道线特征。深度学习在车道线识别上具有较为出色的表现，主要由于其具有较强的计算能力。神经网络的学习过程，需要明确神经网络的层数，确定连接方式等，进而保证网络架构构建的合理性。同时，利用随机初始化方法，实现网络权重、偏置的初始化处理，避免影响车道线识别效果。深度学习网络的结构更加复杂，表达能力较强，借助深度学习模型、自动边缘采用模型等多种提取功能，准确获取边缘图像内的相关信息。

图像分割主要是结合数字图像内物体的相关特点，将其合理划分为不同的像素组。通常在计算机视觉算法内，可以通过图像分割，向特定图像内分割获得相应的物体，进而为其他算法奠定基础。比如，利用图像分割，

获得自动驾驶图片中，车道线的像素区域。同时，在图像分割内，适当融入机器学习的方法，进而对部分图像分割中的错误具有良好地纠正作用，但在实践中，大幅度增加了解决问题的复杂性。对此，在车道线图像分割中，以深度学习技术为主，并通过卷积神经网络实现自动驾驶行车图片的有效分割。

二、基于深度学习技术的车道线识别系统设计

（一）功能需求

车道线识别属于感知任务，主要是准确识别行车道路上的车道线。在车道线识别系统设计中，主要基于深度学习技术，并构建车道线分割模型，有效分割行车图片中的车道线，提取车道标志线的像素区域。在此基础上，通过拟合获得车道线的参数方程。系统设计过程中，需要对其功能需求进行分析，主要体现在以下几个方面：

1. 车道线标注及筛选。车道线标注部分的设计，需要实现标注删除、撤销等功能，并优化设计对行车图片中不同物体进行框选、图像放大缩小等功能。但是，不同标注人员在车道线标注的规则理解上存在一定差异，进而会直接影响标注出的数据质量。对此，需要综合考虑车道线筛选功能需求，可以按照特定标准，筛选出已经标注好的文件，进而为后续相关工作提供有力的保障。

2. 图像数据处理。基于深度学习的车道线识别系统的图像数据处理功能需求，主要借助车道线标注平台，基于标注结果，实现图像的预处理。在图像预处理过程中，需要结合深度学习模型，选择适宜的处理方式。由于不同训练模型需要输入的数据存在一定差异性，这就需要图像数据预处理模块，将行车图片处理当作深度学习模型所需的文件^[1]。比如，在图像数据预处理的过程

基金项目：大学生创新训练计划项目 基于深度学习的车道识别系统，项目号：202311305011

中，对于选择的图像进行一些操作，转变为灰度图等。

3.车道线分割模型训练。对于这一功能需求进行分析，主要基于深度学习技术，训练车道线分割模型，并输入行车图片，获得相应的车道线。

4.车道线识别及结果显示。通过车道线分割模型，获得行车图片内的车道线，并输出其参数方程，进而获得车道线的形状特征。在此基础上，需要选择适宜的手段，借助相应算法，有效获得最终的车道线。如，去噪

手段、拟合手段等。结果显示功能需求，可以将车道线识别的部分过程以及最后结果充分显示出来，提供基于深度学习技术的车道线识别算法选择的UI接口，以便于相关人员观察。在结果显示部分的设计中，需要合理开发界面，并优化设计多种UI交互接口。

(二) 系统总体框架

基于深度学习技术的车道线识别算法，并结合系统设计功能需求，将其合理划分为多个模块（如图1所示）。

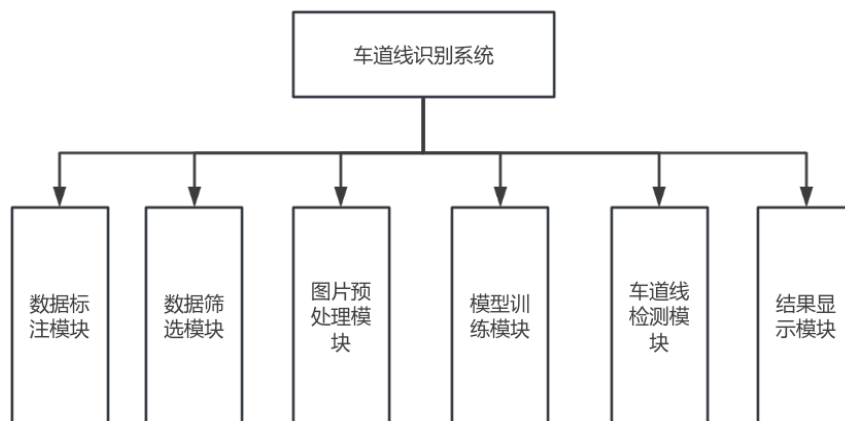


图1 系统功能结构模块图

该系统设计过程中，充分发挥深度学习技术的优势，有效识别车道线。深度学习模型在实际应用中，具有较强的数学描述能力，通过较为复杂、抽象的网络结构，从大量行车图片信息数据中学习出特征，并确保其具有较高的代表性。结合深度学习技术的应用特点和优势，可以将车道线识别划分为数据准备、模型训练、车道线识别这三个阶段，并结合系统需求，将不同阶段合理划分为多个模块。

1.数据准备阶段主要提供深度学习训练的样本数据、标注数据，主要包含以下几个方面。(1) 数据采集。主要对行车图像数据进行全面采集。在采集的过程中，主要是特定汽车上安装工业高清摄像头，全面记录车辆行驶中的所有图像。通过这种采集方式，获得行车图像。而数据采集不涉及车行道识别系统的软件处理内容，从而没有将其纳入系统内。(2) 数据标注。在车辆行驶过程中通过数据采集获得相应图像，并通过数据标注准确标注图像中的车道线。车道线是一种重要的交通标线，对车辆安全行驶提供有效辅助，主要包含白色、黄色的实线和虚线。数据标注的过程中，以描点的方式为主进行标注，以便于用户框选出行车图片中所有车道线，并结合预先设定的格式进行保存^[1]。(3) 数据筛选。在车

道线识别的过程中，通过数据筛选，选出高质量的标注数据。在此过程中，包含解析标注结果的过程，并充分显示出来。用户结合相应的标准要求，全面审查标注结果，清除质量不达标的图像，并将质量合格的图片，以列表方式呈现出标注结果。此外，在筛选出合格数据后，需要对其进行实现预处理，进行形成特定格式类型的数据，符合深度学习模型的需求^[1]。

2.模型训练阶段，主要是通过训练，从行车图片中分割出车道线，以深度神经网络模型为核心内容。同时，在图像分割的过程中，以卷积神经网络模型为车道线分割模型。在训练过程中，对行车样本图片、标注筛选高质量的Ground Truth文件进行全面封装，形成lmbd格式。在此基础上，定义神经网络结果，并针对性进行车道线分割训练。

3.车道线识别阶段，基于车道线分割模型，对行车图片进行分割，从而获得的结果，在图像中提取相对应的车道线数量，并输出最终的相关参数方程，具体工作流程（如图2所示）。

(三) 车道线图像数据标注与筛选的设计与实现

基于深度学习技术的车道线识别系统设计与实现，主要以数据为驱动，并选择适宜的监督学习方式，有效

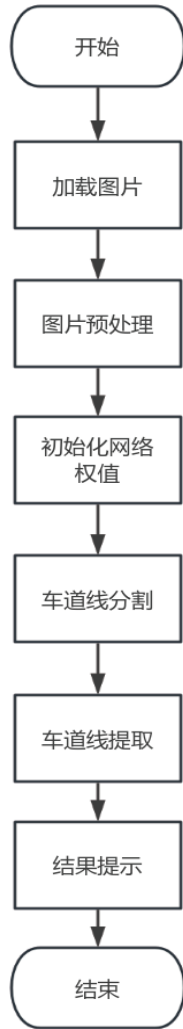


图2 车道线识别流程图

训练图像分割模型。通过该模型针对性分割行车图像内相对应的行车道标志线区域，并利用拟合、去噪等方式的相应算法，输出车道线的相关参数方程。该种车道线识别方法在实际应用中，核心思想主要是数据、网络模型的训练。同时，网络模型的设计效果对深度学习模型识别的最终效果和使用性能等产生较大影响^[4]。

1.设计车道线标注平台的过程中，设计人员详细分析基于深度学习技术的车道线识别算法，并以图像 parsing 的方式为主，确保该平台设计的有效性。通过车道线标注平台，更加全面、精准地标注行车道路路面上的车道线区域。

2.在车道线图像数据标注设计与实现中，优化设计具体标注方式，进一步保障车道线标注的有效性。如，本系统设计中，设计人员以多边形的方式，描点标注路面上车道标志线区域。在此过程中，确保每条车道线的

id具有唯一性的特点，并明确其具体类别属性。车道线标注平台在应用中，主要包含以下两种状态：（1）标注状态。标注人员可以借助鼠标开始、结束行车道区域的标志。在完成一个多边形标注后，区域id自动增加一，并在标注结束后，进而编辑状态。（2）编辑状态。标注人员可以结合实际情况和需求，适当调整车道线区域多边形点，并借助平台多元化的编辑功能，针对性放大、缩小图像、拖拽图片、删除标注等。在完成一张行车图片上的车道线标注后，提交数据进行保存。

基于深度学习技术的行车道识别系统，在完成车道线标注后，有效解析相关结果文件，按照多种方式显示，并通过工作人员筛选高质量标注结果，进而形成标注数据集。

（四）车道线图片预处理设计与实现

车道线图片预处理的方式设计对网络模型训练速度、模型精准率等多个方面具有较大影响。因此，车道线图片预处理设计十分重要。本系统设计中，设计人员主要选择感兴趣区域提取+下采样方案。

1.感兴趣区域提取，主要是从一张行车图片中，针对性提取出感兴趣的区域模块，并进行适当裁剪，形成新图像。比如：在一张行车图片中，包含较多非车道线物体，如路面行驶车辆、路灯、广告牌、天空等。当这些物体在图片内的占比较高时，如果将整个行车图片全部上传到神经网络，直接开始 parsing 训练，在很大程度上降低了车道线的比例，对 parsing 训练产生不利影响。对此，通过感兴趣区域提取，能够有效增高车道线区域像素，进而获得良好的车道线 parsing 效果。

2.下采样。对行车图片提取感兴趣的区域块，如果将其直接送入神经网络进行训练，由于该区域尺寸较大，就会影响神经训练速度，并且对神经网络结构设计带来影响。对此，对行车图片提取感兴趣区域之后，可以实行下采样操作，并按照特定比例将该区域缩放在适宜的尺寸，以此加快神经训练速度，提高训练效果。

神经网络模型训练应用的 label 数据主要保存了行车图片中车道线的类别信息，具有一定的特殊性。对此，本系统设计中，以最近邻插值的下采样方法为主。通过最近邻插值法算法，可以准确计算出原始图像的具体映射坐标，并将其颜色值赋给目标图像内坐标的颜色值。

（五）车道线识别及结果显示模块设计与实现

通常情况下，车道线形态主要包含直线、类似抛物线，利用二次曲线能够更加准确描述车道线。通过卷积

神经网络合理分类每条车道线，获得分类结果。值得注意的是，为了确保车道线分割结果的准确性，可以事先过滤车道线分割结果点集，之后进行车道线参数拟合计算。在此过程中，以连通域匹配方法为主要过滤方法，提高行车道分割结果的准确性。

结果显示模块设计中，利用Qt Creator进行开发，实现神经网络配置文件、输入图片，实现车道线parsing结果的可视化^[5]。结果显示模块全面融合了车道线识别算法流程，实现了可持续帧的连续parsing预测显示功能。该模块在实际应用中，用户可以结合实际需求进行手动暂停，并利用鼠标选择所需的指定帧，提高该模块的应用效果。结果显示模块的设计与实现，主要目的为用户查看车道线识别算法结果提供更多便利，结果显示模块处理。

结语

传统车道线识别算法在实际应用中存在一定的局限

性。本文在此基础上，融合深度学习技术，使用深度神经网络，对行车图片上的车道线进行有效分割，并获得每条车道标志线区域的像素信息。同时，利用最小二乘法对车道线进行参数回归，获得相关参数方程。

参考文献

- [1]姚善化,赵帅.循环多特征信息融合法:一种基于深度学习的车道线检测方法[J].科学技术与工程,2024,24(10):4156-4164.
- [2]张征浩.基于深度学习的车道线检测算法研究[D].南京信息工程大学,2024.
- [3]赵帅.基于深度学习的车道线检测算法研究及系统设计[D].安徽理工大学,2024.
- [4]柯红梅,徐远.基于深度学习的车道线检测算法的研究[J].技术与市场,2024,31(7):21-24.
- [5]电子信息.基于深度学习的车道线检测方法研究[D].2024.