

12-12-2019

Research and Implementation of Driving Concern Area Detection Based on Deep Learning

Jihua Ye

College of Computer Information and Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China;

Shuxia Shi

College of Computer Information and Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China;

Hanxi Li

College of Computer Information and Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China;

Shimin Wang

College of Computer Information and Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China;

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Research and Implementation of Driving Concern Area Detection Based on Deep Learning

Abstract

Abstract: As a key technology of intelligent driving, driving concern area detection method has an important impact on the performance of intelligent driving or intelligent early warning system. In view of the shortcomings of the existing methods, *this paper proposes an effective method for driving concern area detection based on the deep learning. We obtain the camera internal and external parameters by using camera self-calibration method based on camera model, use the Canny edge detection and Bisecting K-means clustering to realize the vanishing point estimation, and establish the road detection model based on the obtained estimates. We obtain the depth features from the SSD model training, use the convolution layer of SSD which combines with the upper sampling layer of FCN8 to detect the region of the road surface.* The experimental results show that compared with the existing methods, the proposed method not only has better road detection effect, but also can detect the road area of the shaded part more accurately.

Keywords

Intelligent driving, driving concern area, deep learning, road detection

Authors

Jihua Ye, Shuxia Shi, Hanxi Li, Shimin Wang, and Siyu Yang

Recommended Citation

Ye Jihua, Shi Shuxia, Li Hanxi, Wang Shimin, Yang Siyu. Research and Implementation of Driving Concern Area Detection Based on Deep Learning[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(7): 1421-1428.

基于深度学习的驾驶关注区域检测研究与实现

叶继华, 时淑霞, 李汉曦, 王仕民, 杨思渝

(江西师范大学 计算机信息工程学院, 江西 南昌 330022)

摘要: 作为智能驾驶的一个关键技术, 驾驶关注区域检测方法对智能驾驶或者智能预警系统的性能具有重要影响。针对现有方法存在的不足, 基于深度学习, 提出一种有效的驾驶关注区域检测方法。采用摄像机自标定的方法得到摄像机的内外参数, 利用 Canny 边缘检测及二分 k-means 聚类实现消失点的估计, 基于所得到的各种估计, 建立道路检测模型, 利用 SSD 模型训练得到深度特征, 采用 SSD 卷积层结合 FCN8 的上采样层进行路面区域检测。在公开数据集上进行了测试, 实验结果表明: 与现有方法相比, 所提的方法不但具有较好的道路检测效果, 同时能够比较准确的检测出阴影部分的道路区域。

关键词: 智能驾驶; 驾驶关注区域; 深度学习; 道路检测

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2019) 07-1421-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.18-CVR0694

Research and Implementation of Driving Concern Area Detection Based on Deep Learning

Ye Jihua, Shi Shuxia, Li Hanxi, Wang Shimin, Yang Siyu

(College of Computer Information and Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China)

Abstract: As a key technology of intelligent driving, driving concern area detection method has an important impact on the performance of intelligent driving or intelligent early warning system. In view of the shortcomings of the existing methods, this paper proposes an effective method for driving concern area detection based on the deep learning. We obtain the camera internal and external parameters by using camera self-calibration method based on camera model, use the Canny edge detection and Bisecting K-means clustering to realize the vanishing point estimation, and establish the road detection model based on the obtained estimates. We obtain the depth features from the SSD model training, use the convolution layer of SSD which combines with the upper sampling layer of FCN8 to detect the region of the road surface. The experimental results show that compared with the existing methods, the proposed method not only has better road detection effect, but also can detect the road area of the shaded part more accurately.

Keywords: Intelligent driving; driving concern area; deep learning; road detection

引言¹

随着车辆的不断增多, 安全驾驶得到了越来越



收稿日期: 2018-06-15 修回日期: 2018-10-19;
基金项目: 国家自然科学基金(61462042);
作者简介: 叶继华(1966-), 男, 江西广丰, 硕士, 博导, 教授, 研究方向为数据融合、系统仿真; 时淑霞(1991-), 女, 江西九江, 硕士生, 研究方向为数据融合。

多的关注。作为一种潜在的解决方案, 智能驾驶技术将成为一个研究热点。同时作为智能驾驶的一个关键技术, 驾驶关注区域检测方法对智能驾驶或者智能预警系统的性能具有重要影响。驾驶关注区域指的是车辆行进过程中前方道路区域。它可以为智能驾驶车提供道路环境信息以便于决策。

目前已存在的道路检测算法大致可以分为 2

类, 一类主要是利用特定的道路标志物(例如车道线等)^[1-2], 这类方法往往需要事先建立道路模型, 并确立模型约束, 然后利用特征检测的结果来进行模型参数的估计, 例如 GOLD、VaMP、RALPH^[3-4]。这类方法中利用单目视觉的方法实验时, 一般选用 2D 道路模型。Loose 等^[5]利用双目视觉进行深度估计并结合道路线检测的结果利用 B-Spline 建立三维的道路模型。Benmansour^[6]则提出了用双目视觉的检测结果作为观测, 建立 3D 道路模型, 并用 Kalman 滤波进行融合的方法。另一类主要是关注于道路区域的分割, 早期的研究则将道路分割问题视作为像素的一个二分类问题^[7], 主要是通过提取颜色、纹理、梯度等特征信息来训练分类器, 为了适应不同的道路情况, 一些算法在实验过程中需要建立多个道路模型, 例如 SCARF、UNSCARF^[8]。Guo 等^[9-10]在道路平面假设情况下, 利用双目视觉平面的单应性, 将右视图映射到左视图中相减, 然后将计算的误差作为区分道路区域与非道路区域的依据。近些年来一些比较优秀且效率较高的分割和检测算法层出不穷, 例如 Piotr Dollár 的结构化随机森林的快速边缘检测^[11], Jonathan Long* 的语义分割的完全卷积网络方法^[12], Min Sun* 的几何背景反馈回路的目标检测算法等^[13]和深度编码霍夫投票一致性目标检测^[14]。对于已经存在的这些道路检测方法, 由于车道的形态多样、光照变化、阴影等多种因素使得设计一个鲁棒性特征的方法不容易, 同时道路特征提取的优劣对实验结果的准确性影响较大。

针对现有方法存在的不足, 本文基于深度学习, 提出一种有效的驾驶关注区域检测方法。

1 摄像机标定

摄像机标定的方法, 从是否需要参照物的角度来看, 可以将它分为传统标定方法和自标定方法。传统的标定方法是基于摄像机模型条件下, 有一定的参照物(形状、尺寸大小都已知, 一般采用棋盘, 如张正友标定法^[15]), 利用一系列的数学变换以及计算方法, 对图像进行处理, 来得到摄像机模型的内

外参数。自标定方法是不依赖于特定参照物的标定方法, 这种方法是利用运动过程中周围环境与所拍摄图片之间的对应关系来进行摄像机参数标定, 这种标定方法又可以分为: 基于视觉的摄像机自标定技术(运用平移与旋转技术)、利用基本矩阵和本质矩阵的标定技术、利用摄像机获取的多幅图片之间的直线对应关系的自标定技术以及利用消失点与通过弱透视投影或者平移透视投影的自标定技术。根据应用场景所要求的精度的不同来选择适合的摄像机标定方法, 本文主要采用文献[16-17]的标定方法。

2 消失点估计

三维空间中的一组或者多组平行线投影到一个图像平面上, 相交的点被称为消失点。因为消失点是一个平移不变性的特征属性, 所以使用消失点的摄像机标定应用于三维场景重构的效果更加精确。由于消失点的特殊几何属性优势, 使得它被广泛的用于计算机视觉领域研究, 并且已经在许多实际应用中也被广泛采用。道路的各种几何特征中, 消失点是最常用的特征之一, 它反映了道路区域的延伸, 并且与道路的形状密切相关, 能够确定道路局部区域的切线方向。图 1 所示为几种不同情形的道路消失点, 红色点为消失点。

已有的道路场景的消失点检测方法, 可以将其概括为 3 类: 基于区域检测、基于纹理检测和基于边缘检测^[18]。相对于基于纹理和基于区域的检测方法, 基于边缘的消失点检测方法是检测道路图像中的直线, 并且用聚类算法计算消失点, 因此, 他们是计算速度最快的方法^[19-21]。然而, 这些已经提出来的消失点检测方法主要是集中用于非结构化的道路、高速公路和建筑物的场景中, 他们比较难以应用于复杂的城市道路和街道场景的消失点的检测, 包括行人、交通和拐角等容易造成堵塞的场景^[22]。本文的消失点检测采用的是基于边缘的一种检测方法, 在 Weili, D. 方法上改进了复杂城市道路和街道场景情况下消失点的检测。首先利用 Canny 边缘检测算子, 检测出图像中的平行线对,

任意平行线对在图像平面中投影的交点即为消失点, 它们不是唯一的。得到边缘检测结果后, 提取图中的所有平行线对。

假设道路区域为 D , 定义平行线对的判断依据如下: 若任意平行线对 P_{ll} 中的一条直线 l_i 大于给定的阈值时, 满足 $l_i \cap D \neq \emptyset$, 并且 l_i 的主方向是透视方向, 那么 l_i 是道路区域内部的直线, 即 $l_i \in D$ 。在同一条道路中的平行线对是相邻的, 它们具有相同的宽度和相同的梯度, 两条平行线之间的距离小于一个给定的阈值并且它们的空间方向差异比较小。

假设任意一组平行线对 $l_i: y_i = k_i x + b_i$, $l_j: y_j = k_j x + b_j$, 则它们的交点(即消失点)记为 V_p , 在图片中可能存在多组平行线对, 因此可能存在多个候选消失点, 将候选的消失点集合记为 $V_p = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$, 其中 n 为消失点的候选个数。若在图片中只有一组平行线对, 则它们的交点即为所需要检测的消失点; 若在图片中存在多组平行线对, 则采用二分 k-means 聚类的方法选出最优消失点。二分 k-means 聚类的主要思想: 一个大 cluster 进行分裂后可以得到两个小的 cluster; 为了得到 k 个 cluster, 可进行 $k-1$ 次分裂。初始化簇表时, 包含所有的点。

如果图片中存在多组平行线, 消失点候选集为 $V_p = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$, 通过二分 k-means 聚类计算最终估计的消失点, 选择最优的消失点。计算过程如式(1):

$$\mu := \frac{\sum_{i=1}^n V^i}{m_i} \quad (1)$$

式中: μ 表示估计的消失点, V^i 表示消失点的候选集, n 表示消失点的个数, m_i 表示簇中对象的个数。

为了保证 k-means 聚类的收敛性, 下面定义畸变函数(distortion function)来进行定性的描述。

$$J(\mu) = \sum_{i=1}^n \|V^i - \mu\|^2 \quad (2)$$

式中: J 表示每个消失点到估计的消失点的距离的平方和。当 J 达到最小值时, μ 收敛。由于 J 不是一个凸函数, 所以在实验过程中得到的最小值不一定是全局最小值。一般情况下 k-means 聚类得到的局部最优值基本可以满足需求。

3 路面区域检测

驾驶关注区域主要是车辆行进过程中前方的道路区域, 可以为智能驾驶车提供道路环境信息以便于决策。本文所提基于深度学习的道路检测算法, 根据道路检测网络模型, 将输入的图片利用预处理函数进行裁剪后得到目标尺寸大小的图片, 再进入 SSD 网络模型中分别经过网络中每一层的卷积(conv)、激活函数(例如 ReLU)后, 再经过一个最大池化的操作过程, 得到特征图, 接着经过一个卷积核为 1×1 的卷积操作后与 FCN 的上采样层相连, 经过三个上采样层, 实现反卷积过程, 最后经过一个卷积核为 1×1 的卷积操作, 进行路面区域的预测。道路检测算法的过程, 主要包括以下几个重要的步骤: 特征提取、上采样、路面区域预测。该实验算法的基本步骤如图 2 所示。



图 1 几种道路场景的消失点
Fig. 1 Vanishing points of several road scenes (red point is the vanishing point)

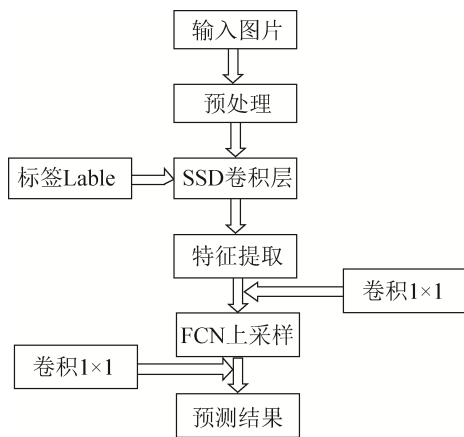


图 2 道路检测算法流程图

Fig. 2 Flow chart of road detection algorithm

完全卷积神经网络 FCN 的上采样, 我们称之为反卷积。下采样是图片越来越小的操作, 上采样操作使得整个图片越来越大的操作。在上采样过程中, 第 1 个上采样层是将 conv 5 的输出结果经过步幅设置为 32 反卷积得到的结果。第 2 个上采样层是将 pool 4 的输出结果经过步幅设置为 16 反卷积得到的结果。第 3 个上采样层是将 pool3 的输出结果经过步幅设置为 8 反卷积得到的结果。对 conv 5 的输出反卷积进行 32 倍放大到原图大小, 得到的结果还是不够精确, 一些细节无法恢复。将 pool 4 的输出和 pool 3 的输出也依次采用 16 倍和 8 倍上采样反卷积, 使得最终得到的结果越来越精

确。详见图 3 所示。

在模型训练过程中, 首先通过摄像机标定把三维空间的路面场景投影到图像平面, 将得到的图像标签作为训练中的初始标签, 在图像中的每一个像素的投影结果分别标记为道路或者其他。然后再根据特征图对其进行微调。完全卷积神经网络 FCN 是把传统的 CNN 的最后 3 个全连接层全部变为了卷积层, 在网络中, 输入的图片经过多次卷积、池化等操作后, 会得到分辨率较小的粗糙图像, 为了使得输出的图像恢复到原始图像的分辨率, FCN 进行了上采样, 这一过程是通过反卷积操作实现的。本实验中采用了完全卷积神经网络的上采样方法, 进行路面区域的预测。

这里整个道路检测网络模型中采用一个交叉熵函数^[23]作为损失函数进行实验评估, 定义如下:

$$l(p, q) := -\frac{1}{|I|} \sum_{i \in I} \sum_{c \in C} q_i(c) \log p_i(c) \quad (3)$$

式中: p 表示预测的结果, q 表示真实值, C 表示分类的集合, I 表示样本集。

根据上述路面检测网络结构, 将数据集以 3:1 的比例分为训练集和测试集 2 部分(即 75% 作为训练集, 25% 作为测试集), 进行实验, 得出路面区域的检测结果。

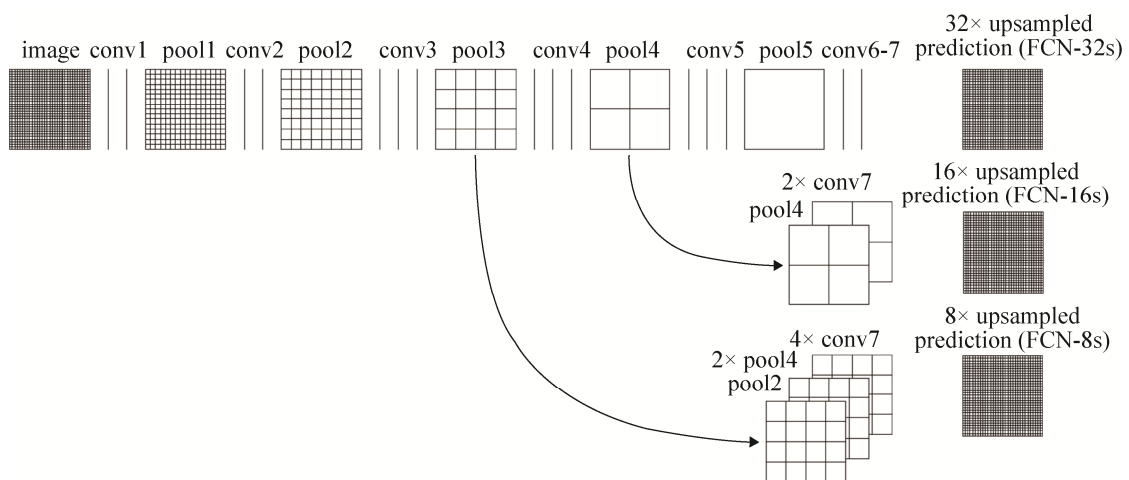


图 3 完全卷积神经网络 FCN8 的上采样(反卷积)过程图

Fig. 3 Process diagram of upper sampling (deconvolution) of fully convoluted neural network FCN8

4 实验测试

4.1 摄像机标定实验

本实验在 MATLAB 2014 b 中进行, 所使用的数据集是公开的 KITTI 数据集^[24], 该数据集是一个广泛用于测试交通场景中车辆检测、车辆追踪、语义分割等算法的数据集, 也是现在测试自动驾驶等车辆识别算法的常用数据集。

在路面检测过程中比较依赖于摄像机的参数, 因此在进行路面检测之前, 先要进行摄像机的参数标定。经典的摄像机标定算法是使用棋盘作为参照物, 利用摄像机标定工具包来进行摄像机参数的标定的具体实现。由于本文实验所使用的数据集为公开的 KITTI 数据集, 无法使用棋盘标定法来进行摄像机的标定, 因此, 在实验中使用摄像机自标定的方式来进行参数的标定, 利用图像的几何信息, 运用平移和旋转技术标定出摄像机的参数。

摄像机内参数矩阵为:

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & x_0 \\ 0 & f_y & y_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

根据 KITTI 数据集采集设备的公开信息参数可知其内参数, 在本文实验中根据所使用图片的尺寸大小对其主点坐标进行一定比例的缩放, 得到的

内参数结果如表 1 所示。

表 1 摄像机内参数
Tab. 1 Camera internal parameters

摄像机内参数	f_x	f_y	x_0	y_0
参数值	999.09	998.48	578.64	182.13

结合已知的摄像机内参数和 KITTI 数据集中的图片几何信息及消失点的检测结果, 进行实验, 可以得到所要求得的摄像机外参数 h , φ 。经过实验运算得到的参数结果如表 2 所示。

表 2 摄像机的部分外参数
Tab. 2 Some external parameters of the camera

摄像机外参数	h	φ
参数值	1.94 m	37.8°

由于未考虑到相机的畸变等因素的影响, 实验结果部分数据差距较大。表 2 中展示的结果为实验过程中部分参数的最优结果。

4.2 消失点估计实验

本实验在 MATLAB 2014 b 中进行。在实验中, 首先使用 Canny 边缘检测算子对图片进行处理, 得到边缘检测图, 然后提取道路中的平行线对, 并计算两条平行线的交点, 得到候选消失点集, 最后利用 k-means 聚类得到检测的消失点。经过实验得到的消失点检测结果如图 4 所示。

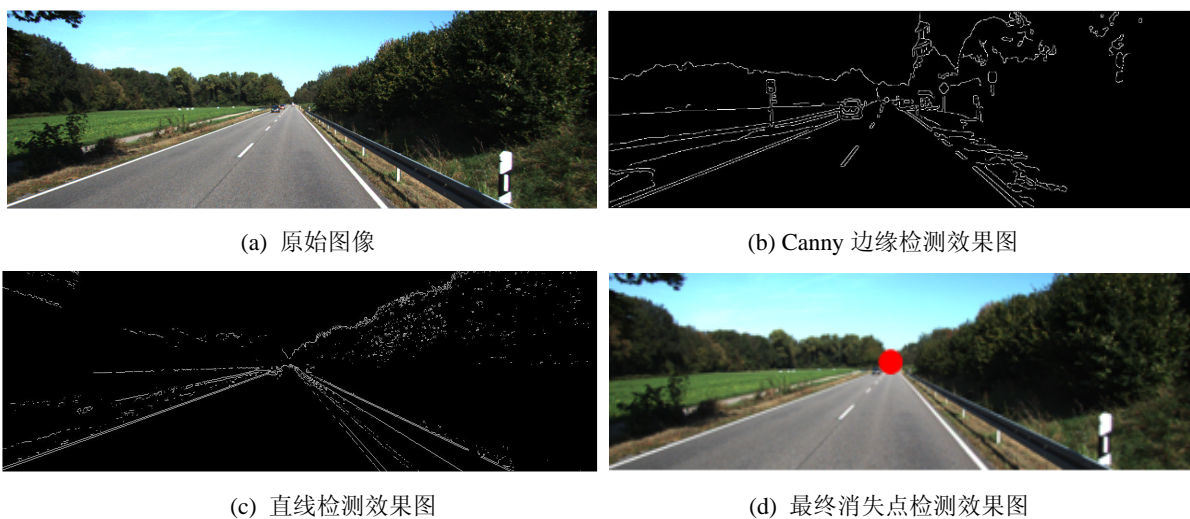


图 4 消失点检测效果图

Fig. 4 Vanishing point detection effect maps

<http://www.china-simulation.com>

本实验方法得到的消失点检测结果与常用的 EM 消失点估计方法以及 Weili, D. 的消失点估计方法进行对比, 评估标准为消失点的预测值与真实值之间距离的差距, 单位为像素。如图 5 所示。

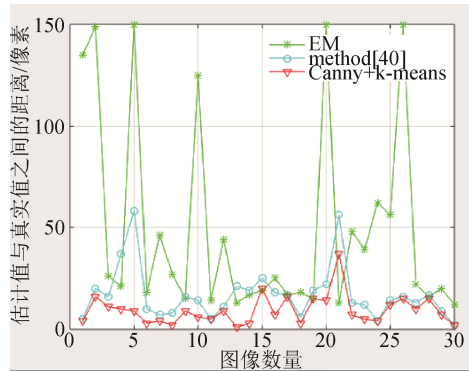


图 5 几种消失点估计方法对比

Fig. 5 Comparison of several vanishing point estimation methods

当所要优化的函数不是凸函数时, EM 算法容易给出局部最佳解, 而不是最优解。由图可知, 本实验的方法比 Weili, D. 的方法得到的消失点的估计值更加接近于消失点的真实值, 实验效果有所改善。

4.3 路面区域检测实验

实验主要的实验环境参数如表 3 所示。

表 3 实验环境的参数说明

Tab. 3 Parameter specification of experimental environment	
操作系统	Linux
处理器	Intel I 7-4790
运行内存	12 GB
系统类型	64 bit
实验平台	MATLAB 2014 a
GPU	影驰 GTX 970

将 KITTI 数据集 5 000 张和 Guangzhou_ADAS 数据集^[25]10 000 张混合, 共 15 000 张进行人工标注车道线, 首先把图片网格化, 网格的每个小格子的尺寸大小是 5×5 规格的, 在有车道线的网格中进行标记, 并保存标注信息。标注的流程如图 6 所示, 第 1 张图片显示的是将输入图片网格化, 未标注之前的情况, 第 2 张图片显示的是在有车道线的网格区域内进行标注之后的图片。

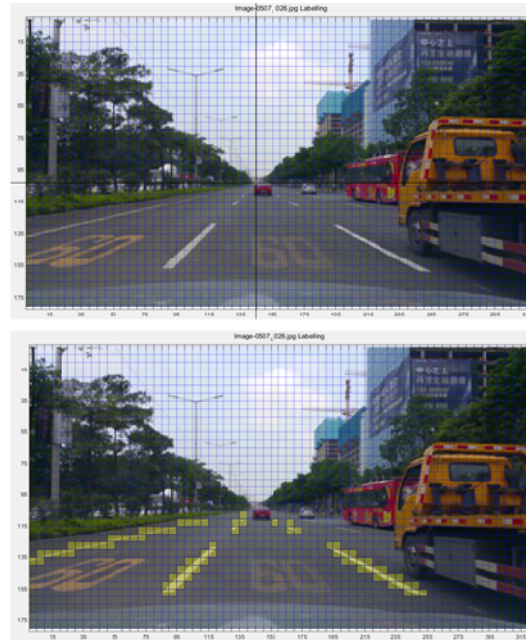


图 6 道路图像车道线标注过程

Fig. 6 Road image lane marking processes

道路检测的实验过程中, 主要在 KITTI 数据集上进行的。模型训练过程中, 将学习率设为 $1e-5$, 网络模型的每一层的权重衰减设置为 $5e-4$ 。随机梯度下降迭代 30 000 次。在检测过程中, 得到的最终检测结果的数据如表 4 所示, 测试图片一共 1 250 张, 其中 True positives(TP)表示检测出正确道路区域的情况, False positives(FP)表示将非道路区域检测成道路区域的情况, False negatives(FN)表示将道路区域检测成非道路区域, True Negatives(TN)表示将非道路区域检测为非道路区域。

表 4 路面区域检测结果/张

Tab. 4 Pavement area detection results			
结果	Ankit Laddha ^[26]	Hojato ^[27]	This paper
真正	967	897	919
假正	158	234	223
假负	111	77	86
真负	14	42	22

在路面检测中采用几个常用的评估准则作为道路检测模型过程中的评价标准, 本文从召回率、准确率、精度以及综合评估指标 F 值等方面与几个较新较优的方法作比较, 如表 5 所示。

表 5 几种方法的评估准则比较
Tab. 5 Comparison of evaluation criteria /%

指标	Ankit Laddha ^[26]	Hojato ^[27]	This paper
召回率	89.70	92.09	91.44
准确率	85.96	79.31	80.47
精度	89.96	90.48	91.36
综合 F	87.79	85.22	85.60

训练得到道路检测模型后, 经过大量数据测试, 得到的路面区域检测效果如图 7 所示, 图中绿色标记区域为路面的检测结果。



图 7 路面区域检测效果图

Fig. 7 Detection effect maps of pavement area (the green marked area is the detection result of pavement)

由实验结果的精确度以及路面检测的效果图显示可知, 本文采用的基于深度学习的道路检测模型方法有一定的检测效果, 而且能够较为准确的检测出阴影部分的路面区域。但是结合综合影响评估分析, 实验效果还有待提高。在一些曝光度过高(例如肉眼都很难区别的路面区域)的图片中, 路面区域的检测效果较差。本文实验是在 GPU 平台上进行的计算, 其速度较快。

5 结论

传统的道路检测方法, 提取的特征鲁棒性通常不足。本文引入深度学习框架结合最新的检测算法, 采用深度学习模型提取图像的深度特征, 进行摄像机参数标定以及消失点估计, 建立道路检测模型, 实现道路检测, 得到了更高效更精确的道路检测, 为车辆行进以及车辆控制提供必要的道路环境信息。

参考文献:

- [1] Bertozzi M, Broggi A. GOLD: A parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing (S1057-7149), 1998, 7(1): 62-81.
- [2] Kai N, Kezhong H. THMR-V: an effective and robust high-speed system in structured road[C]. 2003 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2003. Washington, DC, USA: IEEE, 2003: 4370-4374.
- [3] Gregor R, Lutzeler M, Pellkofer M, et al. EMS-Vision: A perceptual system for autonomous vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (S1524-9050), 2002, 3(1): 48-59.
- [4] Bertozzi M, Bombini L, Broggi A, et al. GOLD: A framework for developing intelligent-vehicle vision applications[J]. IEEE Intelligent Systems (S1541-1672), 2008, 23(1): 69-71.
- [5] Loose H, Franke U. B-spline-based road model for 3d lane recognition[C]. Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2010 13th International IEEE Conference on. Funchal, Madeira Island, Portugal: IEEE, 2010: 91-98.
- [6] Benmansour N, Labayrade R, Aubert D, et al. A model

- driven 3d lane detection system using stereovision[C]. Control, Automation, Robotics and Vision, 2008. ICARCV 2008. 10th International Conference on. Hanoi, Vietnam: IEEE, 2008: 1277-1282.
- [7] Oh C, Kim B, Sohn K. Automatic illumination invariant road detection with stereo vision[C]. Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 2012 7th IEEE Conference on. Kota Kinabalu, Malaysia: IEEE, 2012: 889-893.
- [8] Thorpe C, Hebert M H, Kanade T, et al. Vision and navigation for the Carnegie-Mellon Navlab[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S1939-3539), 1988, 10(3): 362-373.
- [9] Guo C, Mita S. A Semantic Graph of Traffic Scenes for Intelligent Vehicle Systems [J]. IEEE Intelligent Systems (S1541-1672), 2012, 27(4): 57-62.
- [10] Guo C, Mita S. Semantic-based road environment recognition in mixed traffic for intelligent vehicles and advanced driver assistance systems[C]. Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2012 15th International IEEE Conference on. Bogota, Colombia: IEEE, 2012: 444-450.
- [11] Dollár P, Zitnick C L. Structured Forests for Fast Edge Detection[C]. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Sydney, Australia: IEEE, 2013: 1841-1848.
- [12] Jonathan Long, Evan Shelhamer, Trevor Darrell. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Boston, Massachusetts: IEEE, 2015.
- [13] Min Sun, Sid Ying-Ze Bao, Silvio Savarese. Object Detection with Geometrical Context Feedback Loop[C]. British Machine Vision Conference (BMVC). Aberystwyth, UK: IEEE, 2010.
- [14] Min Sun, Gary Bradski, Bing-Xin Xu, et al. Depth-encoded Hough Voting for Coherent Object Detection, Pose Estimation, and Shape Recovery [C]. European Conference on Computer Vision (ECCV). Crete, Greece: Springer, 2010.
- [15] Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence (S1939-3539), 2000, 22(11): 1330-1334.
- [16] Li Y T, Zhu F H, Ai Y F, et al. On automatic and dynamic camera calibration based on traffic visual surveillance[C]. Intelligent Vehicles Symposium, 2007 IEEE. Istanbul, Turkey: IEEE, 2007: 358-363.
- [17] Wang K, Huang H, Li Y, et al. Research on Lane-Marking line based camera calibration[C]. IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety. Beijing, china: IEEE, 2007: 1-6.
- [18] Moghadam P, Starzyk J A. Fast vanishing-point detection algorithm in unstructured environments[J]. IEEE Trans. Image Process (S1057-7149), 2012, 21(1): 425-430.
- [19] Ebrahimpour R, Rasoolinezhad R, Hajiabolhasni Z, et al. Vanishing point detection in corridors: using Hough transform and K-means clustering[J]. IET Comput. Vis. (S1751-9632), 2012, 6(1): 40-51.
- [20] Kosecká J, Zhang W. Video compass[C]. Proc. Seventh European Conf. on Computer Vision. Copenhagen: Springer, 2002: 476-490.
- [21] Weili D, Yong L, Wenfeng W, et al. Vanishing point detection algorithm for urban road image based on the envelope of perpendicular and parallel lines[J]. Acta Optica Sinica (S0253-2239), 2014, 34(10): 1015002.
- [22] Wei W, Zhijing Y, Yin G, et al. Study on the occlusion problem in dynamic space intersection measurement with multi-camera systems[J]. Acta Optica Sinica (S0253-2239), 2014, 34(4): 0415003.
- [23] Marvin Teichmann, Michael Weber, Marius Zöllner, et al. MultiNet: Real-time Joint Semantic Reasoning for Autonomous Driving [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, Nevada, USA: IEEE, 2016.
- [24] <https://github.com/NVIDIA/DIGITS/blob/v4.0.0-rc.3/digits/extensions/data/objectDetection/README.md>
- [25] 梁军. 基于 Multi-Agent 和驾驶行为的汽车追尾预警系统关键理论与技术研究[D]. 苏州: 江苏大学, 2015. Liang Jun. Research on the Key Theory and Technology of Car Rear-End Collision Alarm System Based on Multi-Agent and Driving Behavior[D]. Shuzhou: Jiangsu University, 2015.
- [26] Ankit Laddha, Mehmet Kemal Kocamaz, Luis E. Navarro-Serment, and Martial Hebert. Map-Supervised Road Detection[C]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Gothenburg, Sweden: IEEE, 2016: 118-123.
- [27] Hojato lah Amimi, Babak Karasfi. New Approach to Road Detection in Challenging Outdoor Environment for Autonomous Vehicle[C]. Artificial Intelligence and Robotics. Qazvin, Iran: IEEE, 2016: 7-11.