

基于深度学习的摩托车车道实时检测

万海波, 蒋磊, 王晓

引用本文

万海波, 蒋磊, 王晓. 基于深度学习的摩托车车道实时检测[J]. 计算机科学, 2023, 50(6A): 220200066-5.

WAN Haibo, JIANG Lei, WANG Xiao. [Real-time Detection of Motorcycle Lanes Based on Deep Learning](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(6A): 220200066-5.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于多特征融合的GRU-LSTM大学生就业动态预测](#)

College Students Employment Dynamic Prediction of Multi-feature Fusion Based on GRU-LSTM
计算机科学, 2023, 50(6A): 220500056-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220500056>

[基于深度学习的超高频标签识别系统](#)

Tag Identification for UHF RFID Systems Based on Deep Learning
计算机科学, 2023, 50(6A): 220200151-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220200151>

[CT影像阶段化目标检测方法研究](#)

Study on Phased Target Detection in CT Image
计算机科学, 2023, 50(6A): 220200063-10. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220200063>

[基于改进YOLOv5的电动车头盔佩戴检测算法](#)

Electric Bike Helment Wearing Detection Alorithm Based on Improved YOLOv5
计算机科学, 2023, 50(6A): 220500005-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220500005>

[基于多尺度注意力机制的两阶段文物图像修复方法](#)

Two-stage Method for Restoration of Heritage Images Based on Muti-scale Attention Mechanism
计算机科学, 2023, 50(6A): 220600129-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220600129>

基于深度学习的摩托车车道实时检测

万海波 蒋磊 王晓

中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院 北京 100083

(haibo@student.cumtb.edu.cn)

摘要 摩托车驾驶相比于其他驾驶方式更加危险,但缺乏有效的辅助驾驶系统,例如车道辅助保持系统、障碍物检测、预碰撞系统等,而判定摩托车在行驶中是否发生了偏离往往需要参照车辆行驶时车道线的位置,因此车道线检测对于辅助驾驶系统来说至关重要,因此文中提出了基于深度学习的摩托车车道实时检测算法。在 Lanenet 架构的基础上做出了以下 3 点改进:将车道坐标的绝对位置作为输入特征、使用 K -means 算法代替 Mean-Shift 聚类算法以及去除 Hnet 结构。由于目前缺乏公开的摩托车车道数据集,因此将使用采集的摩托车车道数据对模型进行拟合,拟合的结果证明了该算法的有效性,检测速度可达 47.6fps,交并比可达 0.71560,相比文献[3]中的算法在精度上提高了 15.5%,在速度上提高了 53.3%。

关键词: 摩托车驾驶;车道检测;Lanenet;实时检测;深度学习

中图分类号 TP183

Real-time Detection of Motorcycle Lanes Based on Deep Learning

WAN Haibo,JIANG Lei and WANG Xiao

School of Mechanical Electronic & Information Engineering,China University of Mining and Technology,Beijing 100083,China

Abstract Motorcycle driving is more dangerous than other driving styles but lacks effective driving assistance systems,such as lane assist systems,obstacle detection,pre-collision system,etc. The position of the lane line when driving is often used for determining whether the motorcycle has deviated. Therefore,lane line detection is very important for developing assisted driving systems,so this paper proposes a real-time detection algorithm for motorcycle lanes based on deep learning. This paper proposes three improvements based on the Lanenet architecture;1) using the absolute position of the lane coordinates as the input feature;2)using the K -means algorithm instead of the Mean-Shift algorithm;3) removing the H-net structure. Due to the lack of public motorcycle lane data sets,the collected motorcycle lane data will be used to fit the model in this paper. Experimental results prove the effectiveness of the proposed algorithm. The detection speed can reach 47.6 fps,and the cross-combination ratio can reach 0.71560. Compared with the algorithm in reference [3],the accuracy improves by 15.5% and the speed improves by 53.3%.

Keywords Motorcycle driving,Lane detection,Lanenet,Real-time detection,Deep learning

1 引言

有效的辅助驾驶系统能够减少交通事故的发生,从而保障驾驶员和相关人员的生命财产安全^[1]。在辅助驾驶系统中,车道线的检测是整个系统的核心问题之一。目前国内外相关的研究^[2]主要是针对汽车,而危险性更高的摩托车却少有涉及。因此,本文提出了一种用于实时检测摩托车车道的算法,该算法基于 Lanenet 算法^[3],并将其改进使其更适合用于摩托车车道的实时检测:1)由于摩托车在正常驾驶时,车道线的位置是相对固定的,因此即使在不同的路况情景下,车道线的位置也具有高度的相似性,故本文将输入图像中的每一个像素点的坐标作为额外的输入特征,从而帮助算法学习到每一点的绝对位置对输出的影响,以提升算法的精度;2)在 Lanenet 模型中使用 Mean-Shift 作为聚类算法将识别出的车道线进行分类,但是该聚类算法的计算量大,计算时间长,

从而导致检测实时性差,因此本文使用 K -means 算法代替 Mean-Shift 算法以提升速度,同时也不会影响车道线分类的精度;3)本文中,安装在摩托车的摄像机的位置相对较低,因此摩托车的车道线畸变程度较低,故不在需要额外的网络去纠正车道线在远端产生的畸变,即去除 Hnet 网络以提高实时性。由于目前国内外的车道检测主要针对汽车,缺少公开可用的大型摩托车车道数据集,因此本文将使用采集的摩托车车道线数据,并使用开源标注软件 labelme 对车道线进行标注,将标注后得到的数据集按照 8:2 的比例划分为训练集与测试集,使用该训练集分别对 Lanenet 模型以及改进后的模型进行拟合,对比这两种模型检测的精度与速度。实验结果证明,改进后的算法比 Lanenet 算法的精度提高了 15.5%,速度提高了 53.3%,可用于摩托车辅助驾驶系统的开发。本文已经将源码上传至 github 仓库¹⁾。

¹⁾ <https://github.com/cleverbobo/Motorcycle-lane-detection-lanenet>

基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(61936008)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61936008).

通信作者:万海波(haibo@student.cumtb.edu.cn)

2 研究背景

摩托车是造成道路交通事故的最严重的交通工具之一。据有效数据统计,摩托车事故的概率是其他车辆的 6~13 倍^[4]。美国国家公路交通安全管理局的一项研究表明,在美国,每行驶一公里,骑摩托车的人死亡的可能性大约是其他类型车辆的 28 倍^[5]。在中国台湾,每辆车每公里的行程中,摩托车驾驶员的死亡概率大约是其他车辆的 26 倍,而他们在碰撞中受伤的概率是汽车乘员的 5 倍^[6]。这主要因为摩托车骑手固有的脆弱性,所以与汽车司机相比,摩托车驾驶员面临更高的事故风险。国内外的相关研究主要针对的四驱汽车的辅助驾驶系统,而与四驱汽车相比,摩托车的行驶速度、安全距离、纵向运动以及横向运动明显不同^[7-8],因此适用于四驱汽车的辅助驾驶系统并不一定适合摩托车。

摩托车缺乏自适应巡航控制、车道保持辅助系统、障碍物检测、预碰撞系统等辅助驾驶系统^[9],而辅助驾驶的核心技术之一就是车道检测。目前,车道线检测算法按照所采用的方法一般可分为 3 个类别:基于图像特征的方法、基于数学模型的方法和基于深度学习的方法。

基于图像特征的方法^[10-12]是利用车道线颜色、边缘、灰度等图像特征来定位道路图中的车道线。车道线标记一般是白色或黄色,而且处于图像中间部分偏下的区域。通过设定感兴趣区域以及合适的边界范围对图像进行分割,定位图中包含车道线的部分,再根据车道线和背景特征的差别,进而完成检测。但该方法会受到周围运动的车辆和行人的影响,准确率不高。

基于数学模型的方法^[13-14]是利用道路的数学特征来检测车道线,例如车道线之间相互平行,同一车道线宽度不变,规则分布等。根据车道线像素的坐标,用抛物线、直线以及双曲线等模型来拟合车道线,该方法拟合的准确性往往会受到摄像机的初始参数和道路形状的影响,如果道路上存在遮挡等干扰会严重影响算法精度。

基于深度学习的方法^[15-17]是利用卷积神经网络提取图片中的高维特征来检测车道线。近年来,随着深度学习理论的发展以及计算机数据处理计算能力的提升,深度学习相关技术已成为目前研究领域最热门的方向之一,车道线检测也逐渐转向深度学习的方法,该方法的能够在复杂道路环境中比较准确地提取到车道线。但是由于网络深度的影响,该方法的计算成本较大,实时性不足。因此,本文在 Lanenet^[5]的基本框架下进行了改进,实现了摩托车车道线实时检测,实验结果证明了该方法的有效性。

3 算法原理

3.1 Lanenet 算法

Lanenet 模型的结构如图 1 所示,是一种编码-解码结构,存在两个分支,分别为车道分割分支和车道嵌入分支。

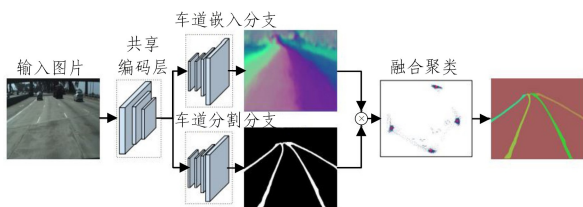


图 1 Lanenet 模型结构示意图

Fig.1 Diagram of Lanenet model structure

这两个分支共享一部分编码层^[3],该部分的结构如表 1 所列。

表 1 共享编码层结构图

Table 1 Structure of shared encoder layer

Layer	Kind	output
Initial ^[18]		16 × 256 × 256
bottleneck1.0 ^[18]	downsampling	64 × 128 × 128
bottleneck1.x		64 × 128 × 128
bottleneck2.0	downsampling	128 × 64 × 64
bottleneck2.1		128 × 64 × 64
bottleneck2.2	dilated 2	128 × 64 × 64
bottleneck2.3	asymmetric 5	128 × 64 × 64
bottleneck2.4	dilated 4	128 × 64 × 64
bottleneck2.5		128 × 64 × 64
bottleneck2.6	dilated 8	128 × 64 × 64
bottleneck2.7	asymmetric 5	128 × 64 × 64
bottleneck2.8	dilated 16	128 × 64 × 64

表 1 中的 Initial, bottleneck 模块由文献^[18]提出,该模块由卷积神经网络构成,用于提取图片中的高维特征。将两个分支的编码层全部共享会降低模型拟合的精度^[3],因此每个分支都具有一部分独立的编码层,而每个分支对应的解码层则是独立的,对应不同输出分支。其中,车道分割分支(图中下分支)进行语义分割,负责对像素点进行二分类,判断每个像素点属于车道线还是背景,生成语义分割的二维图像。由于背景像素的数量远大于车道像素的数量,导致样本分布的不平衡,因此使用有界逆反权重的交叉熵作为损失函数,以降低由于样本分布不平衡所带来的问题,该损失函数的表达式如下:

$$\begin{cases} L_{\text{seg}} = - \sum_{i=1}^2 W_i \times y_i \times \log(y_{\text{pred}}) \\ W_i = \frac{1}{\ln(c + p_i)} \end{cases} \quad (1)$$

其中, L_{seg} 代表语义分割分支的损失函数; y_{pred} 代表模型输出; y_i 代表真实标签值; W_i 代表对应分类的权重大小; c 为超参数,将其设置为 1.02,从而使权重被限制在区间 $[1, 50]$ 中。

车道嵌入分支(图中上分支)对图片中的像素点进行嵌入操作,将每一点都被映射到新的向量空间中,用一个嵌入向量表示该点。使用判别损失函数^[19]对该分支的参数进行优化,使得代表同一车道像素的嵌入向量之间的欧氏距离很近,代表不同车道像素的嵌入向量之间的欧氏距离很远。图 1 中,使用的嵌入向量空间维数为 3,因此每一个像素点会产生一个三维嵌入向量,从而生成与输入尺寸一致的彩色图,图中相同车道线的颜色相近,不同车道线的颜色不相近。当模型完成拟合后,将两个分支输出的结果进行合并,得到车道像素在车道嵌入空间中的向量表示。此时,代表不同车道的向量之间欧氏距离很大,再使用 Mean-Shift 算法对其进行聚类,从而实现不同的车道线的识别。由于摄像机相对于地面的高度较高,因此拍摄到的车道线在远处会产生一定畸变,如图 2 所示。

因此需要使用 Hnet 网络生成每幅图片相对应的旋转矩阵对图片进行修正,以减小车道线远端的畸变程度,从而降低拟合曲线时使用的多项式最高次数,最后使用最小二乘法对修正后的车道线进行拟合。



图 2 车道线远端畸变

Fig. 2 Distortion at the far end of lane line

3.2 算法改进

本文使用的算法架构如图 3 所示,在 Lanenet 模型的基础上进行了适当的改进,使其更适用于摩托车驾驶的场景,主要改进有以下 3 点。

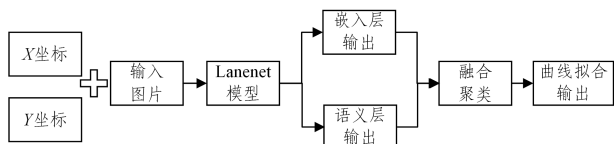


图 3 改进算法架构示意图

Fig. 3 Structure of the improved algorithm

0	1	2	3	4	5	6	...	508	509	510	511
0	1	2	3	4	5	6	...	508	509	510	511
0	1	2	3	4	5	6	...	508	509	510	511
0	1	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0
0	1	1	1	1	1	1	...	1	1	1	1
...	2	2	2	2	2	2	...	2	2	2	2
...	3	3	3	3	3	3	...	3	3	3	3
...	4	4	4	4	4	4	...	4	4	4	4
...	0	1
0	1
0	1
253	253	253	253	253	253	...	253	253	253	253	253
254	254	254	254	254	254	...	254	254	254	254	254
255	255	255	255	255	255	...	255	255	255	255	255

图 5 输入张量示意图

Fig. 5 Input tensor

输入张量维度由 $N \times 3 \times L \times W$ 变为 $N \times 5 \times L \times W$,其中 N 为训练批次大小, L 为输入图片长度, W 为输入图片宽度。模型可以借此学习到目标的绝对位置对输出的影响^[20],从而提高模型的准确率。

3.2.2 使用 K-means 聚类算法

Mean-Shift(均值漂移)是基于密度的非参数聚类算法,计算量大,从而导致检测实时性差。为提高检测速率,本文将使用 K-means 算法代替 Mean-Shift 算法。数据经过模型的车道嵌入分支拟合,使得属于同一车道线下的嵌入向量欧氏距离相近,非同车道线下的嵌入向量欧氏距离很远,因此使用 K-means 算法能够快速地对车道线数据进行分类。一般来说,在使用 K-mean 算法时,初始质心的位置十分重要,因此衍生了 K-means++ 算法,来确保得到一个合适的初始位置,但是计算初始位置也需要花费一定时间。实验证明,当同类别点相距很近,不同类别的点相距较远时, K-means 算法将花费更短的时间,因此本文将采用 K-means 算法。

3.2.3 去除 Hnet 网络

Hnet 的本质是建立一个神经网络,对于每一张图片计算一个合适的旋转矩阵 H ,如式(2)所示:

$$H = \begin{bmatrix} a & b & c \\ 0 & d & e \\ 0 & f & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

3.2.1 引入位置的绝对坐标

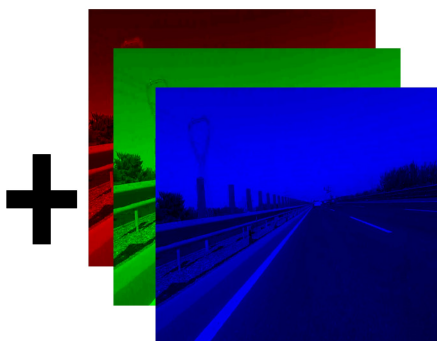
如图 4 所示,不同的道路上,车道线的绝对位置具有相似性,因此图片中的像素点位置对于决策该像素是否为车道线以及车道线的类别十分重要。



图 4 不同场景下的车道线

Fig. 4 Lane lines in different scenarios

但是, Lanenet 模型的核心模块是卷积结构,卷积结构具有平移不变性,对于检测的目标位置不敏感。因此,如图 5 所示,本文将绝对位置编码作为输入。



旋转矩阵 H 将用于纠正由于摄像机视角带来的曲线畸变问题,从而可以使用次数更低的多项式对车道线进行拟合。但是由于本文使用的摄像机安装高度会较低,曲线的畸变程度会降低,因此可以忽略该畸变问题,直接使用聚类后的车道线进行二次多项式拟合,得到车道线曲线,同时缩短模型的计算时间,从而提高检测的实时性。

4 实验结果与分析

4.1 实验流程

本次实验的大致流程如图 6 所示。首先,构建摩托车车道检测模型,该代码已上传至 github 仓库。目前车道检测的相关研究主要是针对汽车行驶场景,缺少大型公开的摩托车车道数据集,因此本次实验将使用采集摩托车车道数据,并使用开源工具 labelme 对数据进行标注,将标注得到的数据按照 8:2 划分为训练集与测试集。由于摩托与汽车的车道具有高度的相似性,因此可以使用 tusimple 数据集对模型进行预训练,使得模型的参数到达一个合理值,再使用标注好的摩托车车道训练集对模型进行训练。本文采用交叉验证的方式评估模型的性能,如果表现不好,则重新调整超参数,以提高模型性能。最终,使用摩托车车道的测试集对本文提出的模型进行评估。

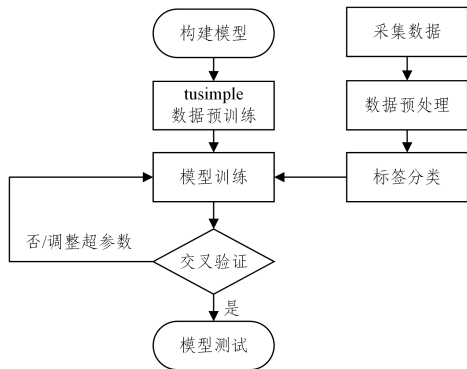


图 6 实验流程示意图

Fig. 6 Experiment process

本次实验采用的测试环境如下: CPU3700X, 显卡 RTX2060, 内存 8GB, 优化器 Adam, 学习率 0.0005, 训练次数

2000, python3.7+, pytorch1.8.1。

4.2 结果与分析

4.2.1 车道检测结果

图 8 给出了部分检测结果, 从下往上依次为原始图片、二维语义分割输出、聚类输出以及拟合曲线输出。输入的图片经过二维语义分割分支, 将像素分为车道像素与背景像素, 再使用 K-means 聚类算法在嵌入向量空间对车道像素聚类, 区别出不同的车道线, 最后使用二次多项式对车道线进行拟合。在测试中, 本文模型展现了较强的鲁棒性, 即便图片中车道线残缺(左二), 或者存在较多干扰(右三、右四), 都能给予较为理想的检测结果。

4.2.2 改进算法对比

本文将 Lanenet 算法与改进后的算法 Conv_Lanenet 进行对比, 实验结果如表 2 所列。

表 2 算法对比

Table 2 Algorithm comparison

	Lanenet	Lanenet+Hnet	Conv_Lanenet	Conv_Lanenet+Hnet
precision	0.62852	0.62741	0.72238	0.72144
recall	0.97579	0.97603	0.98589	0.98602
accuracy	0.99332	0.99311	0.99562	0.99541
IOU	0.61952	0.62002	0.71560	0.71550
cosine similarity	0.99626	0.99756	0.99915	0.99901
time/ms	6+35	6+35+4	6+15+0	6+15+4

其中表中第六项计算时间分别对应 Lanenet、聚类以及 Hnet 的计算时间。实验证明, 改进后的算法的速度可达 47.6 fps, 交并比可达 0.71560, 相比原始算法在精度上提高了 15.5%, 在速度上提高了 53.3%。

算法代替 Mean-Shift 算法可以在不严重损失精度的情况下提高算法的计算速率。

4.2.3 聚类算法对比

本文将 K-means、K-means++、小批量 K-means++ 以及 Mean-Shift 这 4 种聚类算法的计算时间与效果进行了对比, 其中前 3 种算法的聚类类别设置为 2。如图 7 所示, 当同类别点相距很近, 不同类别的点相距较远时, K-means 算法将花费更短的时间。

表 3 聚类算法效果对比

Table 3 Result comparison of clustering algorithms

	Accuracy
K-means	0.99612
K-means++	0.99632
Mini-batch K-means++	0.99406
Mean-shift	0.99516

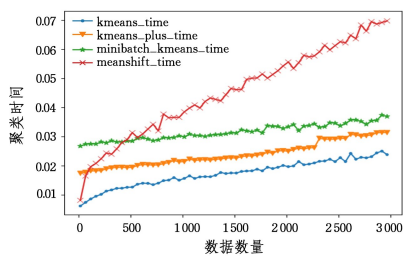


图 7 聚类算法时间对比

Fig. 7 Time comparison of clustering algorithms

本文模型实现了摩托车车道的实时检测, 为摩托车辅助驾驶系统提供了核心基础。此外, 引入像素坐标位置作为输入特征可以有效帮助模型学习到车道线的位置信息, 即便图片中存在大量干扰信息, 模型也能够做出准确判断, 从而提高模型的准确率以及鲁棒性。最后, 将原始模型合理地剪枝, 去除 Hnet 结构, 并将 Mean-Shift 算法更改为 K-means 算法, 实现了在不降低模型精度的情况下, 缩短了模型的计算时间, 提高了算法的速度, 从而让算法的实时性得到保障。

结束语 本文在 lanenet 网络的框架下, 引入了绝对坐标作为输入, 实现了摩托车驾驶的实时车道线检测, 接下来将在这个基本功能之上进一步开发研究, 将尝试加入陀螺仪、GPS 等传感器来确定摩托车的位置与姿态, 继而实现摩托车车道偏离报警系统。

各聚类算法的准确率如表 3 所列, 因此使用 K-means

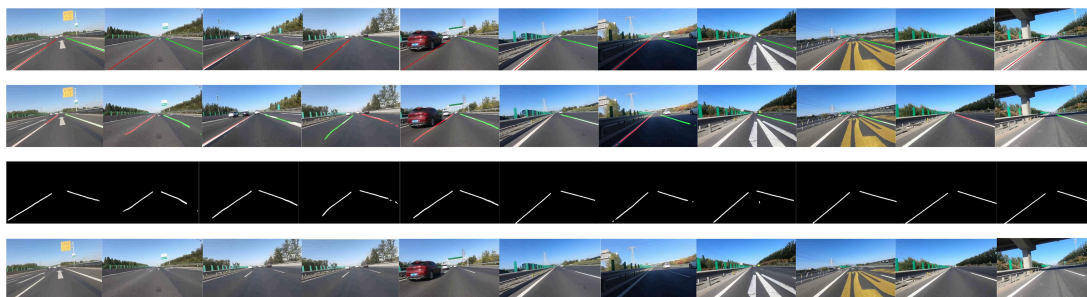


图 8 摩托车车道线检测结果

Fig. 8 Motorcycle lane line detection results

参 考 文 献

- [1] WANG R B, YU T H, GUO L, et al. Research Review of Lane Departure Warning System Based on Machine Vision[J]. *Automotive Engineering*, 2005, 27(4): 463-466.
- [2] TANG J G, LI S B, LIU P. A Review of Lane Detection Methods based on Deep Learning[J]. *Pattern Recognition*, 2021, 111: 107623.
- [3] NEVEN D, BRABANDERE B D, GEORGOULIS S, et al. Towards End-to-End Lane Detection: an Instance Segmentation Approach[C] // 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Changshu: IEEE, 2018: 286-291.
- [4] HALBERSBERG D, LERNER B. Young driver fatal motorcycle accident analysis by jointly maximizing accuracy and information [J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2019(129): 350-361.
- [5] CHANG F, XU P, ZHOU H, et al. Huang Investigating injury severities of motorcycle riders: a two-step method integrating latent class cluster analysis and random parameters logit model [J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2019(131): 316-326.
- [6] CHEN S J, CHEN C Y, LIN M R. Risk factors for crash involvement in older motorcycle riders[J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2018(111): 109-114.
- [7] CHO H J, WU Y T. Modeling and simulation of motorcycle traffic flow[C] // 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (IEEE Cat. No. 04CH37583). 2004: 6262-6267.
- [8] HSU T P, WEN K L. Effect of novel divergence markings on conflict prevention regarding motorcycle-involved right turn accidents of mixed traffic flow[J]. *Journal of Safety Research*, 2019(69): 167-176.
- [9] YOUSIF M T, SADULLAH A F M, KASSIM K A A. A review of behavioural issues contribution to motorcycle safety[J]. *IAT-SS Research*, 2020, 44(2): 142-154.
- [10] CHANG C Y, LIN C H. An Efficient Method for Lane-Mark Extraction in Complex Conditions[C] // 2012 9th International Conference on Ubiquitous Intelligence & Computing and 9th International Conference on Autonomic & Trusted Computing (UIC/ATC). IEEE Computer Society, 2012.
- [11] BENLIGIRAY B, TOPAL C, AKINLAR C. Video-Based Lane Detection Using a Fast Vanishing Point Estimation Method [C] // IEEE International Symposium on Multimedia. IEEE, 2012: 348-351.
- [12] LOOKINGBILL A, ROGERS J, LIEB D, et al. Reverse Optical Flow for Self-Supervised Adaptive Autonomous Robot Navigation[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 74(3): 287-302.
- [13] TAN H, ZHOU Y, ZHU Y, et al. A novel curve lane detection based on Improved River Flow and RANSA[C] // 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. IEEE, 2014: 133-138.
- [14] LI H, FENG M, WANG X. Inverse perspective mapping based Urban road markings detection[C] // IEEE International Conference on Cloud Computing & Intelligent Systems. IEEE, 2012.
- [15] LI J, MEI X, PROKHOROV D, et al. Deep Neural Network for Structural Prediction and Lane Detection in Traffic Scene[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, 28(3): 690-703.
- [16] LIU B, LIU H Z. Lane Line Detection Algorithm Based on Improved Enet Network[J]. *Computer Science*, 2020, 47(4): 142-149.
- [17] 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. IEEE, 2016.
- [18] PASZKE A, CHAURASIA A, KIM S, et al. Enet: A deep neural network architecture for real-time semantic segmentation[J]. *arXiv:1606.02147*, 2016.
- [19] DE BRABANDERE B, NEVEN D, VAN GOOL L. Semantic instance segmentation with a discriminative loss function[J]. *arXiv:1708.02551*, 2017.
- [20] ZHU X, CHENG D, ZHANG Z, et al. An empirical study of spatial attention mechanisms in deep networks[C] // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2019: 6688-6697.



WAN Haibo, born in 1998, graduate student. His main research interests include pattern recognition and intelligent control.