

doi: 10.3969/j.issn.1002-0268.2022.04.013

# 基于改进 SegNet 模型的斑马线检测方法研究

付阳阳<sup>1</sup>, 陶建军<sup>2</sup>, 王夏黎<sup>1</sup>, 李妮妮<sup>1</sup>, 袁绍欣<sup>1</sup>

(1. 长安大学 信息工程学院, 陕西 西安 710064; 2. 绍兴市交通建设有限公司, 浙江 绍兴 312000)

**摘要:** 为了改善现有斑马线检测精度低、检测不全面及实时性差等多重问题, 提出了一种改进的 SegNet 语义分割模型进行斑马线检测, 使其更适应于辅助驾驶系统中的预警场景, 为无人驾驶车辆提供帮助。以语义分割中的原始 SegNet 模型为基础, 首先将 SegNet 模型的特征提取网络部分进行改进, 融入金字塔池化模块, 进行多方面特征提取, 获取上下文全局信息, 达到减少斑马线细节信息丢失的目的; 然后将模型对称的结构改为编码不变、解码减少的不对称结构, 减少网络参数, 增设细节处理, 精准检测斑马线像素点位置, 有效地提高了检测准确率和实时性。对获取到的斑马线图像进行亮度增强、添加噪声、图像翻转等随机转换方式来扩充采集的斑马线图像样本, 使斑马线图像样本满足各种语义分割模型检测需求。在扩充后的斑马线数据集上进行试验, 以精确率, 召回率, F1 值为检测精度评价标准, 以运行时间为实时性评价标准, 将改进 SegNet 模型分别与原始 SegNet 模型, U-Net 模型, PSPNet 模型进行对比。改进 SegNet 模型检测斑马线精度达到了 97.6%, 与其他模型相比检测精度得到有效提高, 且运行速度加快, 满足当前实时性检测的需求。因此改进 SegNet 模型检测斑马线更全面, 可应用于辅助驾驶系统中。

**关键词:** 智能交通; 斑马线检测; SegNet 模型; 金字塔池化; 语义分割

中图分类号: U467

文献标识码: A

文章编号: 1002-0268 (2022) 04-0117-06

## Study on Zebra Crossing Detection Method Based on Improved SegNet Model

FU Yang-yang<sup>1</sup>, TAO Jian-jun<sup>2</sup>, WANG Xia-li<sup>1</sup>, LI Ni-ni<sup>1</sup>, YUAN Shao-xin<sup>1</sup>

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

2. Shaoxing Transportation Construction Co., Ltd., Shaoxing Zhejiang 312000, China)

**Abstract:** In order to improve the multiple problems of existing zebra crossing detection, such as low accuracy, incomplete detection and poor real-time performance, an improved SegNet semantic segmentation model is proposed for zebra crossing detection, which makes it more suitable for the early warning scene in the auxiliary driving system and provides help for driverless vehicles. Based on the original SegNet model in semantic segmentation, first, the feature extraction network part of SegNet model is improved and integrated into the pyramid pooling module to extract various features and obtain the global context information, so as to reduce the loss of zebra crossing detail information. Then, the symmetrical structure of the model is changed to the asymmetric structure with unchanged coding and reduced decoding to reduce network parameters, add detail processing and accurately detect the pixel position of zebra crossing, which effectively improves the detection accuracy and real-time performance. The acquired zebra crossing images are randomly transformed by brightness enhancement, noise addition, image reversal and other methods to expand the collected zebra crossing image samples, so that the zebra crossing image samples can meet the detection requirements of various semantic segmentation models. The experiment is carried out on the expanded zebra crossing data set. Taking the accuracy rate, recall rate and F1 value as the detection accuracy evaluation criterion and the running time

收稿日期: 2021-12-13

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2020YFB1600400); 浙江省交通运输厅科技计划项目 (2020026)

作者简介: 付阳阳 (1995-), 女, 山东滨州人, 硕士研究生. (1607496964@qq.com)

as the real-time evaluation criterion, the improved SegNet model is compared with the original SegNet model, U-Net model and PSPNet model respectively. The result shows that the detection accuracy of the improved SegNet model reaches 97.6%, the detection accuracy is effectively improved, and the running speed is accelerated to meet the current needs of real-time detection compared with other models. Therefore, the improved SegNet model is more comprehensive in detecting zebra crossings and can be applied to assisted driving system.

**Key words:** ITS; zebra crossing detection; SegNet model; pyramid pooling; semantic segmentation

## 0 引言

斑马线作为道路交通中重要的组成部分,其存在可以帮助行人安全通行。对于辅助驾驶系统中,行人的行走意图一直被人们所研究但未全面攻破。对于辅助驾驶来说,分析斑马线区域内的行人意图是一项必不可少的工作。人们也一直在研究检测斑马线更精准更全面的方法,利用现代科技对斑马线进行检测为辅助驾驶的预警系统提供了帮助,为车辆的无人驾驶提供了更加可靠且准确的数据,使得行人的安全系数得以提升。

斑马线的检测技术在不断发展,如 Toldo<sup>[1]</sup>提出的灭点法,其实质即为聚类算法,是直线约束图像中的两个消失点,然后用 RANSAC 方法来进行满足约束条件的直线组拟合,该算法不仅计算量大,并且实用性差;再如双极系数法<sup>[2-4]</sup>是根据灰度的差异来获得我们所需要的区域,然后进行斑马线的检测,但是该算法主要利用人工能力,使得分割不够精确。深度学习方法逐渐发展起来,传统的神经网络斑马线检测是将原始图像进行灰度化、逆透视、二值化处理后利用边缘检测算法(如 canny<sup>[5-6]</sup>, sobel<sup>[5-7]</sup>)提取垂直方向边缘信息后进行霍夫变换<sup>[8-9]</sup>来检测斑马线,该方法检测精度很低且适用性较差,受用面积比较狭小,对于存在缺损的斑马线不能检测;现有神经网络算法检测斑马线算法较多,较好的有语义分割<sup>[10-11]</sup>的算法,Long<sup>[12]</sup>等提出 FCN,它在进行语义分割时感受野固定且其分割物体时细节容易丢失或被平滑;Badrinarayanan 等<sup>[13]</sup>提出 SegNet,其采用了池化索引来保存图像的轮廓信息,降低了参数量,但是当对低分辨率的特征图进行池化时,会忽略邻近像素的信息;Ronneberger 等<sup>[14]</sup>提出了 U-Net<sup>[15]</sup>模型,它使用图像切块进行训练,但是其在卷积过程中没有加 pad,导致网络最后的输出与输入大小不一样;Zhang 等<sup>[16]</sup>提出 PSPNet<sup>[17]</sup>模型,提出金字塔模块来聚合背景信息,但采用 4 种不同的金字塔池化模块,对细节的处理要求较高;到提出新 DeepLabV3 ASPP 模型,采用了 Multigrid,提出了

ASPP,加入了 BN,但其不能捕捉图像大范围信息,图像层的特征整合只存在于 ASPP 中。

针对上述提到的检测精度低、实时性差、检测不全面的问题,本研究提出了改进的 SegNet 模型,并将本研究模型与语义分割的 U-Net 模型、PSPNet 模型、原始 SegNet 模型在斑马线检测进行对比试验,寻求检测斑马线最为精准的算法,经过对比试验得到对于检测斑马线精确度最好的模型,达到应用复杂场景中为车辆提供良好预警提示的目的。

## 1 SegNet 模型

SegNet 是一种为了自动驾驶或者智能机器人的图像语义分割深度网络,SegNet 最吸引人的特点是对于分辨率低的输入图像,它的解码器使用了上采样的方式,SegNet 为了降低学习上采样的虚耗,将编码器获得的池化索引应用到上采样。SegNet 使用了卷积操作,将特征图进行增多,使其变密集,供特征提取。这样操作可以使模型具有良好分割性能的背景揭示了内存与精度的权衡。

SegNet 模型主要针对于道路场景应用,在整体上运用了编码器-解码器(Encoder-Decoder)的结构。关于输入数据存在空间维度的增减问题,SegNet 模型使用编码器来进行,而对于编码器造成的问题,解码器使用反卷积来解决,恢复数据的空间维度以及目标的细节。编码器与解码器之间会存在直接的信息关联,这样解码器可以实现对目标细节进行更好的恢复。

传统 SegNet 模型的网络结构如图 1 所示,Input 为输入图像,Output 为输出的分割图像,不同颜色代表不同的分类。SegNet 是一个对称网络,由中间②即 Pooling 层与③即 Upsampling 层作为分割,左边是通过卷积来提取高维特征,并通过 Pooling 使图片变小,为 Encoder,编码器网络由 13 个卷积层组成,对应于 VGG16 网络中用于对象分类的前 13 个卷积层。因此,对于初始化训练的权重,可以从训练用于大数据集分类的权重中获得。而且为了在编码器的输出处保留更高的分辨率特征映射,可以舍弃全连接层。这样 SegNet 模型中编码器的参数减少。编

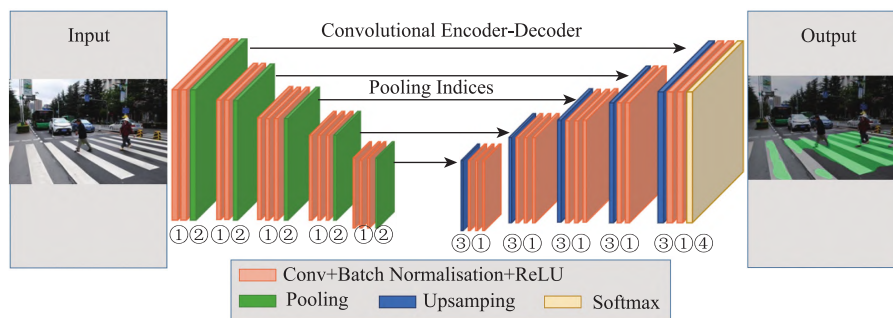


图1 传统 SegNet 模型网络结构

Fig. 1 Network structure of traditional SegNet model

码器与解码器一一对应, 解码器也有 13 层。右边是反卷积与 Upsampling, 通过反卷积重新获得图像分类以后的特征, 填充缺失的内容, Upsampling 作为 Pooling 的逆过程, 使图像变大, 为 Decoder, 最后一个卷积层会输出所有的类别, 网络的最后通过 Softmax 函数, 输出不同分类的最大值, 最终完成图像像素级别的不同分类, 得到每个像素属于斑马线的概率。Pooling Indices 为 Pooling 前后的对应位置, 会被模型在 Encoder Networ 时使用 Pooling 记录, Pooling 后的 Indices 输出到对应的 Upsampling。Convolutional Encoder-Decoder 为 Encoder 每一层卷积对应 Decoder 的一层卷积, 融合高分辨率信息。

## 2 改进 SegNet 模型

以提高检测斑马线的精确度与实时性为目的, 将原始 SegNet 模型进行改进。首先将金字塔池化模块 (SPP) 融入, 提高提取信息的全面性; 然后进行结构改进, 将对称结构改为编码不变, 解码减少的不对称结构。

### 2.1 融入金字塔池化模块

本试验将金字塔池化模块融入到原始 SegNet 模

型中, 将其放在最后一层卷积层后面, 构造一种独特的全局特征提取模块, 实现改进 SegNet 能够有效获得全局预警信息。

金字塔池化模块后会生成不同级别的特征图, 它们最后会被展平且拼接起来, 然后再将其送入到全连接层中进行分类, 该设计的目的是消除 CNN 输入固定大小的图像这一缺点。

如图 2 所示, 金字塔池化模块融合了 4 种不同金字塔尺度的特征。①表示最粗粒度的级别是全局池化。对特征图采用 4 个不同尺度池内核进行池化, 对于其他的级别是将图像进行划分, 然后将不同级别包含位置信息的 bin 进行组合, 池化后我们需要进行卷积, 采用  $1 \times 1$ ,  $2 \times 2$ ,  $3 \times 3$  和  $6 \times 6$  这 4 种不同尺寸的卷积操作得到多个尺寸的特征图, 并对这些尺寸的特征图再次选择  $1 \times 1$  的卷积, 降低通道数, 然后将得到降低了通道数的特征图使用双线性插值机型上采样后得到与特征图相同的尺寸, 最后将不同尺度金字塔池化并将上采样的特征斑马线图像与原来的斑马线特征图进行结合。图 2 中方框 POOL 表示采用  $1 \times 1$ ,  $2 \times 2$ ,  $3 \times 3$  和  $6 \times 6$  这 4 种不同尺寸的 Pooling 操作得到多个尺寸的特征图, 并对这些尺寸

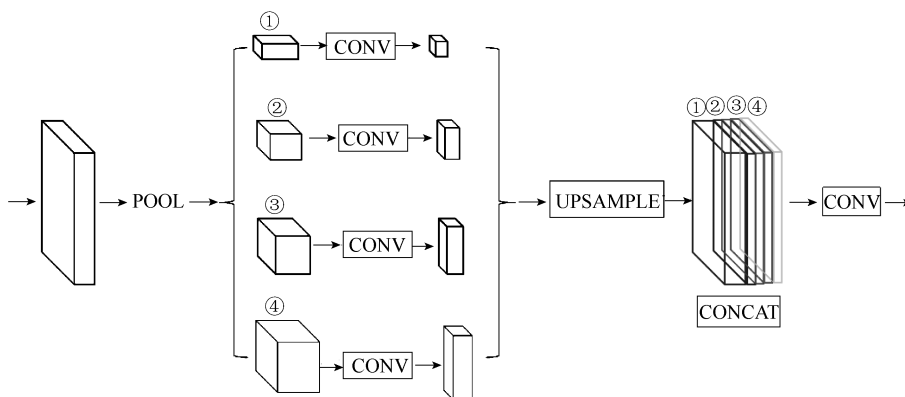


图2 金字塔池化模块

Fig. 2 Pyramid pooling module





20%为测试集。测试集图像为不同拍摄背景下的斑马线图像,符合测试要求。

### 3.1.2 试验环境

所有试验是采用 PyCharm 平台开发,使用基于 Python 语言的 Tensorflow 深度学习框架搭建 SegNet, U-Net, PSPNet 网络,实现各网络模型关于斑马线的检测。

试验中使用的服务器设备的相关配置如下: CPU 为 Intel (R) Core (TM) i7-8550U, 显卡为 NVIDIA GeForce GTX 1050 with Max-Q Design, CUDA 版本为 10.0, CUDNN 版本为 7.4.1, 操作系统为 Win10, 数据处理为 Python3.6 和 tensorflow1.14。

### 3.1.3 训练过程

训练参数设置 epoch 为 50, 批处理量设置为 14, 学习率的初始值设置为 0.01, 动量配置为 0.9, 权重衰减配置为 0.00055, 在试验的 Accuracy 不再增加就停止训练。试验在迭代了 40 次后停止了训练, 图 4 和图 5 为训练的 Accuracy 曲线和训练过程的 loss 曲线。图 4 中迭代次数为横坐标, Accuracy 为纵坐标, 图 5 中迭代次数为纵坐标, Loss 值为横坐标。迭代 35 次后, 训练集 Accuracy 收敛于 98.6%, Loss 值收敛于 0.046, 测试集 Accuracy 收敛于 95.7%, Loss 值收敛于 0.205。

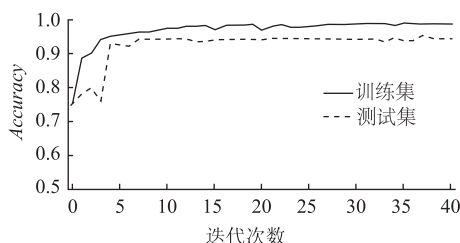


图 4 Accuracy 曲线

Fig. 4 Curves of accuracy

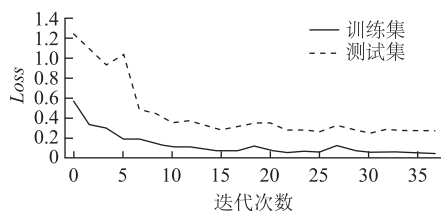


图 5 Loss 曲线

Fig. 5 Loss curves

## 3.2 试验结果与分析

### 3.2.1 评价指标

在试验的数据集上进行测试, 本研究使用相同的数据集进行改进 SegNet 模型、原始 SegNet 模型、U-Net 模型以及 PSPNet 模型等不同模型的训练, 对

于改进的 SegNet 模型实现了将斑马线的检测更加准确且清晰, 且对于有遮挡情况的斑马线, 本试验也得到了较好的试验结果, 对斑马线的分割检测依然准确, 不会因为个别遮挡情况而受到很大的检测干扰。

为了准确客观地分析试验结果, 本研究使用召回率  $P$  (Precision)、准确率  $Re$  (Recall)、 $F1$  值 3 种评价标准来衡量模型的性能, 其主要计算公式为:

$$P = \frac{T}{T + F} \times 100\%, \quad (1)$$

$$Re = \frac{T}{T + F_g} \times 100\%, \quad (2)$$

$$F1 = \frac{2 \times P \times Re}{P + Re}, \quad (3)$$

式中, 正确检测出的斑马线目标数用  $T$  (Truepositive) 表示, 错误检出的斑马线目标数用  $F$  (Falsepositive) 表示, 没有被正确检出的斑马线目标数用  $F_g$  (Falsenegative) 表示。

当 Score\_threshold = 0.5 时, 其在斑马线数据集上性能对比结果如表 1 所示。改进 SegNet 模型在  $P$ ,  $Re$ ,  $F1$  值均更有优势。与其他模型对比, 在准确率与召回率两项评价算法检测性能的指标当中, 改进后的 SegNet 网络表现在准确率的性能上有很大的提高, 在保证一定的有效检测数的同时, 召回率的性能也有相应提升。因此, 在  $F1$  分数这项模型综合评价指标上, 改进后的 SegNet 模型检测精度有了显著提升, 并且斑马线检测时间也有所降低。试验数据表明, 本算法比其他算法更具有优势, 且综合评定结果更稳定。

表 1 4 种模型性能对比

Tab. 1 Comparison of performance of 4 models

方法	$P$	$Re$	$F1$
改进 SegNet	0.976	0.970	0.973
原始 SegNet	0.894	0.861	0.877
U-Net	0.838	0.760	0.797
PSPNet	0.786	0.652	0.716

### 3.2.2 检测结果分析

本研究为证明改进 SegNet 模型的检测效果, 依次对改进 SegNet 模型、原始 SegNet 模型、U-Net 模型以及 PSPNet 模型分别进行了试验, 选取相同情况下的斑马线图片进行测试。可以得到改进后的 SegNet 模型检测效果明显准确率高于其他模型的检测效果, PSPNet 模型的检测效果特别差, 只检测出斑马线的一点区域, 而且还错将停止线检测为斑马线; U-Net 模型检测效果稍好, 但存在检测不均的问题, 可以大体检测出斑马线; 原始 SegNet 模型基本可以将斑马线检测出来, 但是也存在检测不到位不精准的问题, 斑马

线的边缘部分并没有检测出来;改进 SegNet 模型可以清晰地检测出斑马线区域并且可以精准检测边缘部分,检测精确度达到 97.6%。由检测结果分析可知相较于原始 SegNet 模型, U-Net 模型和 PSPNet 模型,改进后的 SegNet 模型斑马线检测效果最好。

从表 2 中,对比其他模型,可以看出改进后的 SegNet 模型测试运行时间最短,证明了本研究模型的运行速度最快,实时性得到提高。

表 2 各模型测试平均时间

Tab. 2 Average test time of each model

方法	原始 SegNet	U-Net	PSPNet	Ours
时间/ms	68.7	75.5	95.6	58.6

#### 4 结论

本研究基于改进的 SegNet 模型进行斑马线检测,使其更适应于辅助驾驶系统中的预警场景,为无人车提供帮助。主要将 SegNet 模型的特征提取网络部分进行改进,融入金字塔池化模块,将模型对称的结构改为编码不变,解码减少的不对称结构,有效提高了检测准确率和实时性。在进行试验训练前对数据集进行了相应的处理,有效扩大了试验样本与多样,提升了训练的准确性。试验表明,改进后的 SegNet 模型可以有效的对斑马线进行检测,并且检测精度有所提高,实时性有所提升,具有良好的鲁棒性,虽然存在检测不全面的问题,但是基本可以满足对于多数场景和复杂路况的斑马线检测需求。在以后对于斑马线检测的研究中,将会对模型进一步优化,并考虑其他改进方法,使其检测更加准确有效,使模型的实时性和准确性更高。

#### 参考文献:

#### References:

- [1] TOLDO R, FUSIELLO A. Robust Multiple Structures Estimation with J-linkage [C] // European Conference on Computer Vision. [S. l.]: Springer, 2008.
- [2] 徐超. 斑马线自动识别与预警 [D]. 北京: 北方工业大学, 2013.  
XU Chao. Zebra Crossing Automatic Identification and Early Warning [D]. Beijing: North China University of Technology, 2013.
- [3] 闫利, 黄亮. 街景影像中的斑马线检测与定位 [J]. 测绘科学, 2015, 40 (11): 168-171, 181.  
YAN Li, HUANG Liang. Zebra-crossing Detection and Positioning in Street View Image [J]. Science of Surveying and Mapping, 2015, 40 (11): 168-171, 181.
- [4] 黄新, 林倩. 一种基于双极系数法的斑马线检测改良

- 方法 [J]. 计算机应用与软件, 2017, 34 (12): 202-205, 265.
- HUANG Xin, LIN Qian. An Improved Method of Zebra Crossing Detection Based on Bipolarity [J]. Computer Applications and Software, 2017, 34 (12): 202-205, 265.
- [5] 戴燕. 图像边缘检测与应用 [D]. 西安: 西安科技大学, 2010.  
DAI Yan. Image Edge Detection and Application [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2010.
- [6] 黄时杰, 曾建华. 图像边缘检测与分割的 MATLAB 实现 [J]. 赤峰学院学报 (自然科学版), 2019, 35 (9): 47-49.  
HUANG Shi-jie, ZENG Jian-hua. MATLAB Implementation of Image Edge Detection and Segmentation [J]. Journal of Chifeng University (Natural Science Edition), 2019, 35 (9): 47-49.
- [7] 吴术路. 基于 Sobel 算子图像边缘检测的 MATLAB 实现 [J]. 电脑知识与技术, 2010, 6 (19): 5314-5315.  
WU Shu-lu. MATLAB Based on Sobel Edge Detection Operator of MATLAB Implementation [J]. Computer Knowledge and Technology, 2010, 6 (19): 5314-5315.
- [8] 陈杨, 石晶, 刘丛浩. 基于改进霍夫变换的车道线识别算法 [J]. 汽车实用技术, 2021, 46 (6): 42-44.  
CHEN Yang, SHI Jing, LIU Cong-hao. Lane Recognition Algorithm Based on Improved Hough Transform [J]. Automobile Technology, 201, 46 (6): 42-44.
- [9] 陈宁, 洪丰, 白冰. 基于边缘特征和霍夫变换的斑马线识别方法 [J]. 浙江科技学院学报, 2019, 31 (6): 476-483.  
CHEN Ning, HONG Feng, BAI Bing. Zebra Crossing Recognition Method Based on Edge Feature and Hough Transform [J]. Journal of Zhejiang University of Science and Technology, 2019, 31 (6): 476-483.
- [10] 卢旭, 刘钊. 基于深度学习的图像语义分割技术综述 [J]. 软件导刊, 2021, 20 (1): 242-244.  
LU Xu, LIU Zhao. A Review of Image Semantic Segmentation Based on Deep Learning [J]. Software Guide, 2021, 20 (1): 242-244.
- [11] 黄鹏, 郑淇, 梁超. 图像分割方法综述 [J]. 武汉大学学报 (理学版), 2020, 66 (6): 519-531.  
HUANG Peng, ZHENG Qi, LIANG Chao. Overview of Image Segmentation Methods [J]. Journal of Wuhan University (Natural Science Edition), 2020, 66 (6): 519-531.
- [12] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation [C] // Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston: IEEE, 2015: 3431-3440.

(下转第 149 页)

- 99, 115.
- CHENG Xiao-ming, LI Wen-quan. Randomization Rules of 1D Cellular Automaton Traffic Flow Model [J]. Journal of Transportation Engineering and Information, 2007, 5 (3): 96-99, 115.
- [16] BARLOVIC R, SANTEN L, SCHADSCHNEIDER A, et al. Metastable States in Cellular Automata for Traffic Flow [J]. European Physical Journal B: Condensed Matter and Complex Systems, 1998, 5 (3): 793-800.
- [17] RICKERT M, NAGEL K, SCHRECKENBERG M, et al. Two Lane Traffic Simulations Using Cellular Automata [J]. Physica A-Statistical Mechanics & Its Applications, 1996, 231 (4): 534-550.
- [18] 马超, 林娟娟, 邓洁仪, 等. 恶劣天气下高速公路安全运营评估系统 [J]. 交通运输工程与信息学报, 2021, 19 (1): 115-125.
- MA C, LIN J J, DENG J Y, et al. Expressway Safety Operation Evaluation System for Bad Weather Conditions [J]. Journal of Transportation Engineering and Information, 2021, 19 (1): 115-125.
- [19] 袁泉, 王田, 张金换, 等. 面向碰撞再现验证的车辆碰撞行人实验平台搭建 [J]. 交通运输工程与信息学报, 2021, 19 (1): 17-22.
- YUAN Q, YU T, ZHANG J H, et al. Experimental Platform for Vehicle-pedestrian Collisions for Improved Crash Reconstruction Verification [J]. Journal of Transportation Engineering and Information, 2021, 19 (1): 17-22.
- 
- (上接第122页)
- [13] BADRINARAYANAN V, KENDALL, CIPOLLA R. SegNet: A Deep Convolutional Encoder-decoder Architecture for Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39 (12): 2481-2495.
- [14] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation [C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention. [S. l.]: Springer, 2015.
- [15] 黄生鹏, 柳海南, 周克帅, 等. 基于改进 Unet 的斑马线分割 [J]. 智能计算机与应用, 2020, 10 (11): 61-64, 69.
- HUANG Sheng-peng, LIU Hai-nan, ZHOU Ke-shuai, et al. Zebra Crossing Segmentation Based on Improved Unet [J]. Intelligent Computer and Applications, 2020, 10 (11): 61-64, 69.
- [16] LONG X, ZHANG W, ZHAO B. PSPNet-SLAM: A Semantic SLAM Detect Dynamic Object by Pyramid Scene Parsing Network [J]. IEEE Access, 2020, 8: 214685-214695.
- [17] 王嘉, 张楠, 孟凡云, 等. 基于金字塔场景分析网络改进的语义分割算法 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (19): 220-227.
- WANG Jia, ZHANG Nan, MENG Fan-yun, et al. Improved Semantic Segmentation Algorithm Based on Pyramid Scene Parsing Network [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57 (19): 220-227.
- [18] 程焕新, 蒋泽芹, 成凯. 基于改进 SegNet 模型的斑马线图像语义分割 [J]. 电子测量技术, 2020, 43 (23): 104-108.
- CHENG Huan-xin, JIANG Ze-qin, CHENG Kai. Semantic Segmentation of Zebra Crossing Based on Improved SegNet Model [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43 (23): 104-108.
- [19] 邓天民, 王琳, 杨其芝, 周臻浩. 基于改进 SegNet 算法的车道线检测方法 [J]. 科技与工程, 2020, 20 (36): 14988-14993.
- Deng Tianmin, Wang Lin, Yang Qizhi, Zhou Zhenhao. Lane line detection method based on improved segnet algorithm [J]. Science, technology and engineering, 2020, 20 (36): 14988-14993.
- [20] 周豹, 李振伟, 李彦玥, 等. 不均匀光照下斑马线的处理与识别 [J]. 电子设计工程, 2020, 28 (21): 168-172.
- ZHOU Bao, LI Zhen-wei, LI Yan-yue, et al. Processing and Recognition of Zebra Crossing Under Uneven Illumination [J]. Electronic Design Engineering, 2020, 28 (21): 168-172.