



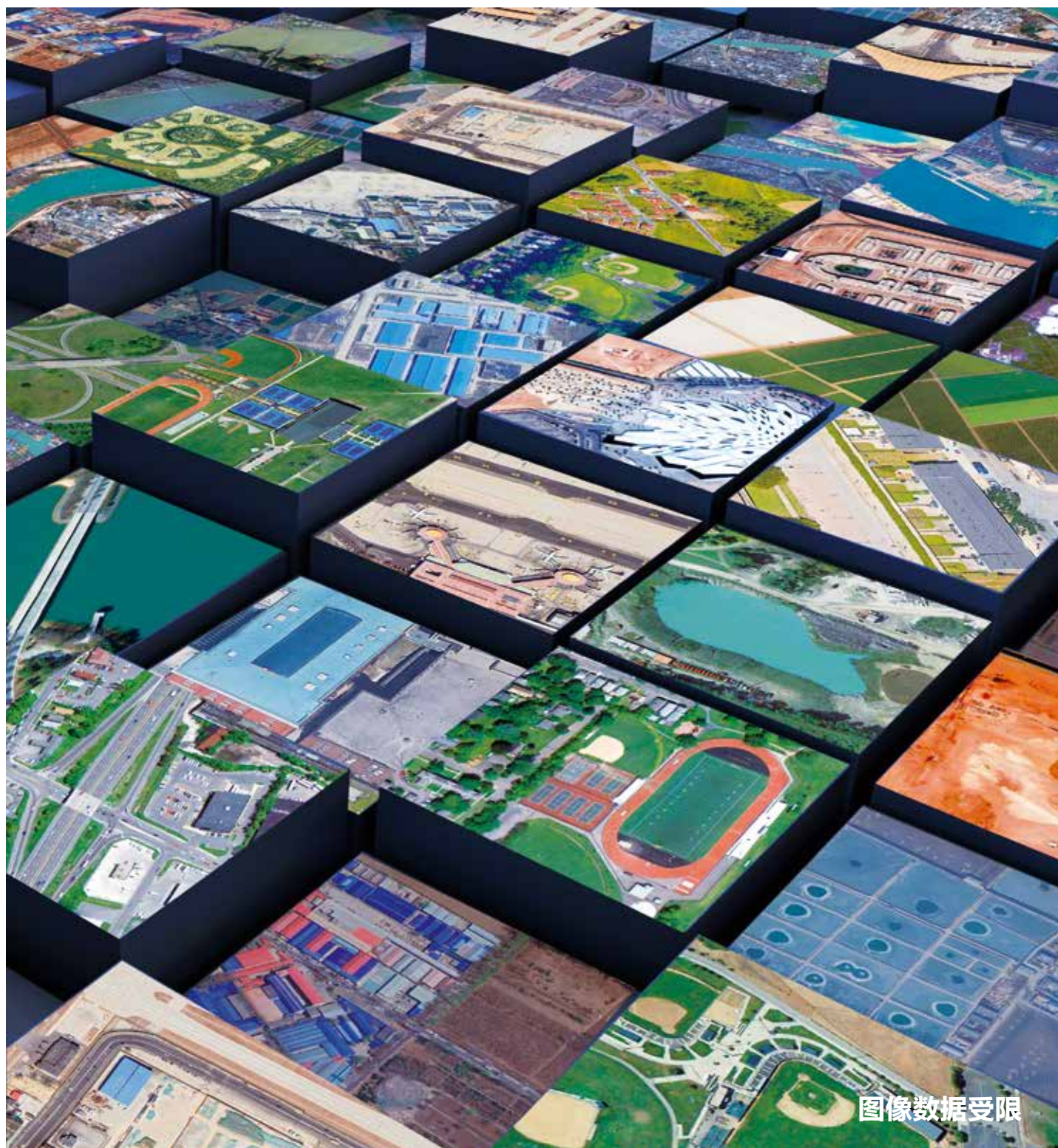
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象学报 图形学报

2022
10
VOL.27

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像数据受限



第27卷第10期（总第318期）
2022年10月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 吴一戎
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
通信地址 北京市海淀区北四环西路19号
邮 编 100190
电子信箱 jig@aircas.ac.cn
电 话 010-58887035
网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

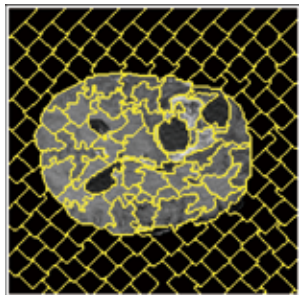
Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Aerospace Information Research Institute, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Wu Yirong
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District, Beijing, P. R. China
Zip code 100190
E-mail jig@aircas.ac.cn
Telephone 010-58887035
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ

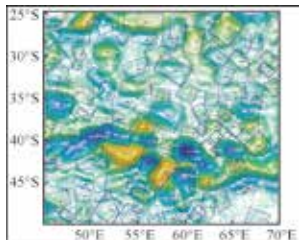
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



MRI脑肿瘤图像的超像素/体素分割及发展现状(第2897页)



融合多尺度特征与全局上下文信息的X光违禁物品检测(第3043页)



融合多尺度旋转锚机制的海洋中尺度涡自动检测(第3092页)

图像数据受限

《中国图象图形学报》图像数据受限专栏简介

刘怡光, 孙显, 赵启军, 魏秀参, 王琦, 陈秀妍 2801

数据受限条件下的多模态处理技术综述

王佩瑾, 闫志远, 容雪娥, 李俊希, 路晓男, 胡会扬, 严启炜, 孙显 2803

图像数据受限下的处理与分析

刘怡光 2835

面向跨模态行人重识别的单模态自监督信息挖掘

吴岸聪, 林城桔, 郑伟诗 2843

小样本条件下的RGB-D显著性物体检测

何静, 傅可人 2860

综述

面向目标检测的对抗样本综述

袁珑, 李秀梅, 潘振雄, 孙军梅, 肖蕾 2873

MRI脑肿瘤图像的超像素/体素分割及发展现状

方玲玲, 王欣 2897

图网络层级信息挖掘分类算法综述

魏文超, 蔺广逢, 廖开阳, 康晓兵, 赵凡 2916

个性化图像美学评价的研究进展与趋势

祝汉城, 周勇, 李雷达, 赵佳琦, 杜文亮 2937

视盘和视杯分割在计算机辅助青光眼诊断中的应用综述

方玲玲, 张丽榕 2952

图像处理和编码

多监督损失函数光滑化图像超分辨率重建

孟志青, 张晶, 邱健数 2972

轻量级注意力约束对齐网络的视频超分重建

靳雨桐, 宋慧慧, 刘青山 2984

面向图像修复的增强语义双解码器生成模型

王倩娜, 陈焱 2994

图像分析和识别

动态模态交互和特征自适应融合的RGBT跟踪

王福田, 张淑云, 李成龙, 罗斌 3010

采用Transformer网络的视频序列表情识别

陈港, 张石清, 赵小明 3022

对抗型半监督光伏面板故障检测

卢芳芳, 牛然, 杜海舟, 杨振辰, 陈菁菁 3031

融合多尺度特征与全局上下文信息的X光违禁物品检测

李晨, 张辉, 张邹铨, 车爱博, 王耀南 3043

高速公路场景的车路视觉协同行车安全预警算法

汪长春, 高尚兵, 蔡创新, 陈浩霖 3058

结合卷积神经网络与曲线拟合的人体尺寸测量

马燕, 殷志昂, 黄慧, 张玉萍 3068

医学图像处理

U-Net支气管超声弹性图像纵膈淋巴结分割

刘羽, 吴蓉蓉, 唐璐, 宋宁宁 3082

遥感图像处理

融合多尺度旋转锚机制的海洋中尺度涡自动检测

杜艳玲, 刘倩倩, 王丽丽, 徐鑫, 魏泉苗, 宋巍 3092

集成注意力机制和扩张卷积的道路提取模型

王勇, 曾祥强 3102

空域协同自编码器的高光谱异常检测

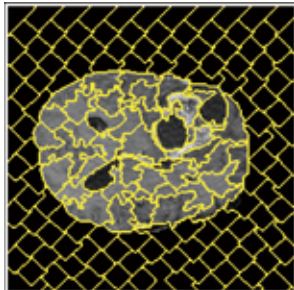
樊港辉, 马泳, 梅晓光, 黄珺, 樊凡, 李峰 3116

自适应权重金字塔和分支强相关的SAR图像舰船检测

郭伟, 申磊, 曲海成, 王雅萱, 林畅 3127

CONTENTS

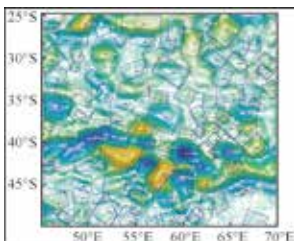
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



The review of superpixel/voxel segmentation of MRI brain tumor images(P2897)



Integrated multi-scale features and global context in x-ray detection for prohibited items(P3043)



Multi-scale rotating anchor mechanism based automatic detection of ocean mesoscale eddy(P3092)

Limited Image Data

Review of multimodal data processing techniques with limited data

Wang Peijin, Yan Zhiyuan, Rong Xuee, Li Junxi, Lu Xiaonan, Hu Huiyang, Yan Qiwei, Sun Xian ... 2803

The processing and analyzing derived of limited image data

Liu Yiguang 2835

Single-modality self-supervised information mining for cross-modality person re-identification

Wu Ancong, Lin Chengzhi, Zheng Weishi 2843

RGB-D salient object detection of using few-shot learning

He Jing, Fu Keren 2860

Review

Review of adversarial examples for object detection

Yuan Long, Li Xiumei, Pan Zhenxiong, Sun Junmei, Xiao Lei 2873

The review of superpixel/voxel segmentation on MRI brain tumor images

Fang Lingling, Wang Xin 2897

Survey of graph network hierarchical information mining for classification

Wei Wenchao, Lin Guangfeng, Liao Kaiyang, Kang Xiaobing, Zhao Fan 2916

The review of personalized image aesthetics assessment

Zhu Hancheng, Zhou Yong, Li Leida, Zhao Jiaqi, Du Wenliang 2937

The review of optic disc and optic cup segmentation applications in computer-aided glaucoma diagnosis

Fang Lingling, Zhang Lirong 2952

Image Processing and Coding

Multi-supervision loss function based smoothed super-resolution image reconstruction

Meng Zhiqing, Zhang Jing, Qiu Jianshu 2972

Super-resolution Video frame reconstruction through lightweight attention constraint alignment network

Jin Yutong, Song Huihui, Liu Qingshan 2984

Enhanced semantic dual decoder generation model for image inpainting

Wang Qianna, Chen Yi 2994

Image Analysis and Recognition

RGBT tracking based on dynamic modal interaction and adaptive feature fusion

Wang Futian, Zhang Shuyun, Li Chenglong, Luo Bin 3010

Video sequence-based human facial expression recognition using Transformer networks

Chen Gang, Zhang Shiqing, Zhao Xiaoming 3022

Generative adversarial networks based semi-supervised fault detection for photovoltaic panel

Lu Fangfang, Niu Ran, Du Haizhou, Yang Zhenchen, Chen Jingjing 3031

Integrated multi-scale features and global context in x-ray detection for prohibited items

Li Chen, Zhang Hui, Zhang Zouquan, Che Aibo, Wang Yaonan 3043

Vehicle-road visual cooperative driving safety early warning algorithm for expressway scenes

Wang Changchun, Gao Shangbing, Cai Chuangxin, Chen Haolin 3058

The convolution neural network and curve fitting based human body size measurement

Ma Yan, Yin Zhiang, Huang Hui, Zhang Yuping 3068

Medical Image Processing

U-Net-based mediastinal lymph node segmentation method in bronchial ultrasound elastic images

Liu Yu, Wu Rongrong, Tang Lu, Song Ningning 3082

Remote Sensing Image Processing

Multi-scale rotating anchor mechanism based automatic detection of ocean mesoscale eddy

Du Yanling, Liu Qianqian, Wang Lili, Xu Xin, Wei Quanmiao, Song Wei 3092

Road extraction model derived from integrated attention mechanism and dilated convolution

Wang Yong, Zeng Xiangqiang 3102

Spatial-coordinated autoencoder for hyperspectral anomaly detection

Fan Ganghui, Ma Yong, Mei Xiaoguang, Huang Jun, Fan Fan, Li Hao 3116

Ship detection in SAR images based on adaptive weight pyramid and branch strong correlation

Guo Wei, Shen Lei, Qu Haicheng, Wang Yaxuan, Lin Chang 3127

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2022)10-3058-10

论文引用格式: Wang C C, Gao S B, Cai C X and Chen H L. 2022. Vehicle-road visual cooperative driving safety early warning algorithm for expressway scenes. Journal of Image and Graphics, 27(10): 3058-3067 (汪长春, 高尚兵, 蔡创新, 陈浩霖. 2022. 高速公路场景的车路视觉协同行车安全预警算法. 中国图象图形学报, 27(10): 3058-3067) [DOI: 10.11834/jig.210290]

高速公路场景的车路视觉协同行车安全预警算法

汪长春, 高尚兵*, 蔡创新, 陈浩霖

1. 淮阴工学院计算机与软件学院, 淮安 223001; 2. 江苏省物联网移动互联网技术工程实验室, 淮安 223001

摘要: **目的** 基于视觉的车辆行驶安全性预警分析技术是目前车辆辅助驾驶的一个重要研究方向, 对前方多车道快速行驶的车辆进行精准的跟踪定位并建立稳定可靠的安全距离预警模型是当前研究难点。为此, 提出面向高速公路场景的车路视觉协同行车安全预警算法。**方法** 首先提出一种深度卷积神经网络 SF_YOLOv4 (single feature you look only once v4) 对前方车辆进行精准的检测跟踪; 然后提出一种安全距离模型对车辆刹车距离进行计算, 并根据单目视觉原理计算车辆间距离; 最后提出多车道预警模型对自行车行驶过程的安全性进行分析, 并对司机给予相应安全提示。**结果** 实验结果表明, 提出的 SF_YOLOv4 算法对车辆检测的准确率为 93.55%, 检测速度 (25 帧/s) 领先对比算法, 有效降低了算法的时间和空间复杂度; 提出的安全距离模型计算的不同类型车辆的刹车距离误差小于 0.1 m, 与交通法建议的距离相比, 本文方法计算的安全距离精确度明显提升; 提出的多车道安全预警模型与马自达 6 (ATENZA) 自带的前方碰撞系统相比, 能对相邻车道车辆进行预警, 并提前 0.7 s 对前方变道车辆发出预警。**结论** 提出的多车道预警模型充分考虑高速公路上相邻车道中的车辆位置变化发生的碰撞事故; 本文方法与传统方法相比, 具有较高实用性, 其预警效果更加客观, 预警范围更广, 可以有效提高高速公路上的行车安全。**关键词:** 安全性分析; 防碰撞预警; 车辆目标检测; 安全距离模型; YOLOv4; 车距计算

Vehicle-road visual cooperative driving safety early warning algorithm for expressway scenes

Wang Changchun, Gao Shangbing*, Cai Chuangxin, Chen Haolin

1. College of Computer and Software Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huai'an 223001, China;
2. Laboratory for Internet of Things and Mobile Internet Technology of Jiangsu Province, Huai'an 223001, China

Abstract: **Objective** Vehicles motion are prone to traffic accidents on the expressway due to their high speed, which mainly include rear-end collisions, punctures, scratches, side collisions, etc. Among them, high-speed rear-end collisions, overtaking and lane changing accounted for the most losses of them. Therefore, it is essential to analyze the driving safety and reduce the occurrence of accidents. Thanks to the development of deep learning, vision-based vehicle driving safety early warning analysis technology is currently an important research direction for vehicle aided driving. We propose an early warning algorithm for vehicle-road visual collaborative driving safety in expressway scenes. **Method** The vehicles motion safety early warning algorithm in synchronized vehicles-road visual expressway scenarios is facilitated. First, we illustrated a

收稿日期: 2021-04-21; 修回日期: 2021-09-16; 预印本日期: 2021-09-23

* 通信作者: 高尚兵 26341077@qq.com

基金项目: 国家重点研发计划资助 (2018YFB1004904); 江苏省六大人才高峰资助项目 (XYDXXJS-011); 江苏省 333 工程资助项目 (BRA2016454); 江苏省教育厅重大研究项目 (18KJA520001)

Supported by: National Key R&D Program of China (2018YFB1004904)

vehicle motion recorder to monitor and combine vehicle target recognition and positioning, a safe distance model, and analyzes driving safety based on a multi-lane early warning algorithm. It is composed of three parts like vehicle target recognition and positioning technology, safety distance model and multi-lanes warning algorithm. The image processing technology is as the input to detect the distance between the vehicle ahead and the vehicle body. A safe distance model early warning fusion algorithm is, performed to safety analysis on the motion of the vehicle. Our deep convolutional neural network of single feature you look only once v4 (SF_YOLOv4) detects and tracks the vehicle ahead accurately. Then, the range of the vehicles is calculated in terms of the perspective transformation principle combined with the vehicle position information. Finally, a safe distance model and fusion algorithm are proposed to analyze the vehicle safety. In the target detection part, our method is improved on the basis of YOLOv4. The backbone network is replaced by CSPDarknet53 with a smaller layer of cross stage partial Darknet17 (CSPDarknet17) network, which reduces the number of model parameters and calculations, improves the speed of target detection, and the accuracy of target detection for a single scene less affected. Our four-feature pyramid network (F-FPN) is illustrated to construct a feature pyramid, and the 104×104 scale feature map is added to the feature network. It can improve the detection effect of small targets effectively. In the distance calculation part, the monocular vision calculation principle is used to perform perspective transformation on the selected area. The corresponding equations are fitted in the horizontal and vertical directions to calculate the distance via the referenced lane and lane line data. In the part of the safety distance, the braking loss of the vehicle motion is ignored according to the energy change of the vehicle during braking. During the braking process, the kinetic energy is converted into work to overcome friction, work to overcome wind resistance, and work to overcome inertia. The safety distance model calculates the safety zone in the multiple lanes ahead. In the part of the safety warning model, a multi-lanes forward safety warning scheme is proposed. The corresponding warning is given in according with the corresponding position of the vehicle in the adjacent lane ahead, which can effectively avoid collision accidents caused by rear-end collisions and abnormal lane changes. **Result** We use mean average precision (mAP), frames per second (FPS), recall, model parameters, model calculations to evaluate the target detection network. At the same time, different algorithms are used to carry out comparative experiments on self-built data sets. The safety distance is verified by selecting different vehicle data. a real video data set of vehicles motion on express way is established by simulating the actual high-speed vehicle motion environment. According to the experimental analysis, the main potentials of the algorithm are as follows: 1) a single-stage feature neural network (SF_YOLOv4) is proposed to detect vehicle targets in a single scene quickly. The detection speed is greatly improved through achieving precise positioning of the vehicle in front, improving the detection effect of small targets, and ensuring the accuracy in the case of unclear change. Our experiments show that the SF_YOLOv4 can detect the vehicle ahead in real time with 93.55% accuracy, and the detection speed is 25 frames per second; 2) Our safe distance model is melted the momentum and energy conservation of the vehicle in motion, and the mechanical features of the vehicle are in consistency under actual driving conditions. Our verified safety distance model calculates the braking distance error of different types of vehicles is less than 0.1 m; 3) A multi-lanes safety warning algorithm is illustrated to construct a safety warning area for adjacent vehicles in front of the vehicle. **Conclusion** Our SF_YOLOv4 target detection model can achieve a perfect match between detection speed and accuracy. The proposed early warning model of safety fusion realize the changes of vehicle positions on adjacent lanes of expressways, and can predict the impact of rear-end collisions, overtaking and lane changes. Once the vehicle is outside the multi-lane safety warning zone ahead, the safety distance will be displayed in real time, and the target vehicle will be marked, and the driver will be reminded to drive safely; when the vehicle enters the warning zone, in addition to the real-time display of the safety distance, the mark will also be calculated. The distance between the vehicle and the workshop is displayed to the driver in real time, and the driver is reminded to avoid a collision once a vehicle in the corresponding lane, and a reminder is issued through voice and other means. Compared to the traditional method, the early warning effect is more objective, the warning range is wider, and the safety of highway driving can be improved effectively.

Key words: safety analysis; anti-collision warning; vehicle target detection; safe distance model; you look only once v4 (YOLOv4); vehicle distance calculation

0 引言

高速公路行驶里程较长,司机容易产生打盹、瞌睡等注意力不集中的情况,且由于行驶速度较快,若发生碰撞事故,会对人民生命财产安全造成严重危害。据统计,事故主要包括追尾碰撞、爆胎、刮擦和侧撞等,其中高速追尾和超车变道造成的事故占比最高,造成损失最大。因此,针对高速公路上行驶的车辆进行安全性分析,降低事故的发生显得尤为重要。车辆在行车过程中保持安全距离和对司机进行有效的预警是避免事故发生的基础。

相关学者针对车辆安全距离和安全预警模型研究提出了多种方法。洪浩(2016)提出基于视觉的车辆防碰撞预警算法,以固定距离作为标准,未对安全距离进行详细计算,不符合实际情况;杨澜等人(2017)提出通过通信技术构建防碰撞模型,但此方法在一些信号不良的区域无法正常使用,同时对突发情况未提供解决方案;刘锴等人(2018)提出的车路协同环境下道路无信号交叉口防碰撞系统,该方法受驾驶风格影响较大;张立军等人(2019)提出基于轨迹预测和模糊分析的商用车盲区防碰撞预警,该方法主要针对转弯时的侧方碰撞预警,对前方车道的预警效果不明显;蔡创新等人(2020)提出车路视觉协同的高速公路防碰撞预警算法,该方法仅能对前方同车道区域进行安全预警。Li等人(2021a)提出将避撞减速(deceleration for collision avoidance, DCA)作为指标评估自车与前方其他车辆的碰撞风险,主要是根据自车的制动距离和自车与前车的相对距离间关系对可能发生的碰撞进行预测。

基于上述分析,本文提出面向高速公路场景的车路视觉协同行车安全预警算法。实现车辆目标的快速精确定位,重新分析车辆行驶过程中的安全距离和预警区域。依据车辆在刹车过程中的力学特性,忽略车辆自身损耗,根据能量变换过程计算得到安全距离模型,同时计算标记车辆与自车间距离,结合安全距离模型和多车道预警模型,对前方多车道中的车辆进行安全预警。所提算法主要由车辆目标识别技术、安全距离模型和多车道预警模型3部分组成,如图1所示。

本文算法的主要贡献:1)提出一种深度卷积神经网络 SF_YOLOv4(single feature you look only once

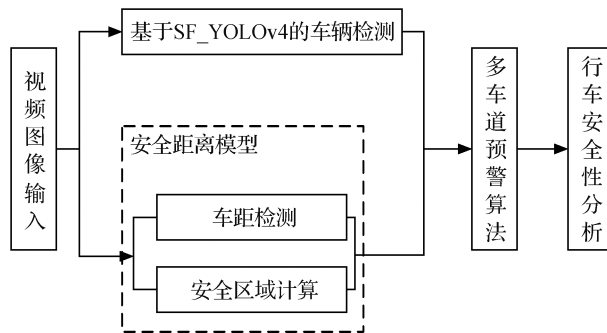


图1 总体算法流程图

Fig. 1 Flow chart of overall algorithm

v4)对单一场景下车辆目标进行快速检测,提升对小目标的检测效果,增强单一场景下的目标检测速度与精度;2)提出安全距离模型,考虑了车辆在行驶状态下的动量和能量守恒,符合车辆在真实行驶状况下的力学特性;3)提出多车道安全预警模型,对前方多车道驾驶环境进行安全分析,提供快速安全预警,保障行车安全。

1 基于 SF_YOLOv4 的车辆目标检测

当前的目标检测算法主要分为传统方法(Li等,2021b)和基于深度学习(Zou等,2019)的方法。基于深度学习的方法主要是利用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)(Shomron和Weiser,2019)提取目标特征,进行特征融合,最终实现目标预测。常用的CNN模型有VGG(Visual Geometry Group)(Haque等,2019)、Inception(Alom等,2021)、ResNets(Shipway等,2021)、DarkNet(Redmon和Farhadi,2018)等。目标检测算法主要为单步检测和双步检测,单步检测首先利用图像分割技术选出候选区域,然后采用滑动窗口思想对图像进行分类、回归操作,主要包括R-CNN(region convolutional neural network(Wang等,2020)、Fast R-CNN(Yang等,2020)和Faster R-CNN(Wan和Goudos,2020)等;双步检测是将目标的定位与分类转化为回归问题直接得到目标类别概率和坐标,主要包括YOLO(Redmon等,2016)、SSD(single shot multibox detector(Raj和Chandan,2018)等。其中YOLO是一种基于CNN的双步实时目标检测算法,检测速度较快,但对小目标物体的检测错误率较高。Bochkovskiy等人(2020)对YOLO算法进行了一系列改进,公开了YOLOv4算

法(Bochkovskiy等,2020),算法以CSPDarknet53(cross stage partial Darknet53)为特征提取主干网络,采用SPP(spatial pyramid pooling)(Lian等,2021)和PANet(path aggregation network)(Liu等,2018)构建特征融合网络,并将CIoU(complete intersection of union) Loss(Zheng等,2020)作为损失函数。

本文在YOLOv4的基础上优化目标检测网络结构,增强单一场景下的目标检测速度与精度,提升对小目标的检测效果。其网络结构如图2所示,主干

特征提取网络使用层数更少的CSPDarknet17网络结构,可以大幅度降低YOLOv4庞大计算量和参数量导致检测速度低的情况;在特征融合网络部分,提出一种改进的多尺度特征融合网络(four-feature pyramid networks for object detection, F-FPN),在原有3个尺度的基础上增加 104×104 尺度的特征提取图,有利于提升小目标的检测效果,提出的SF_YOLOv4模型可以做到速度与精度的完美契合。

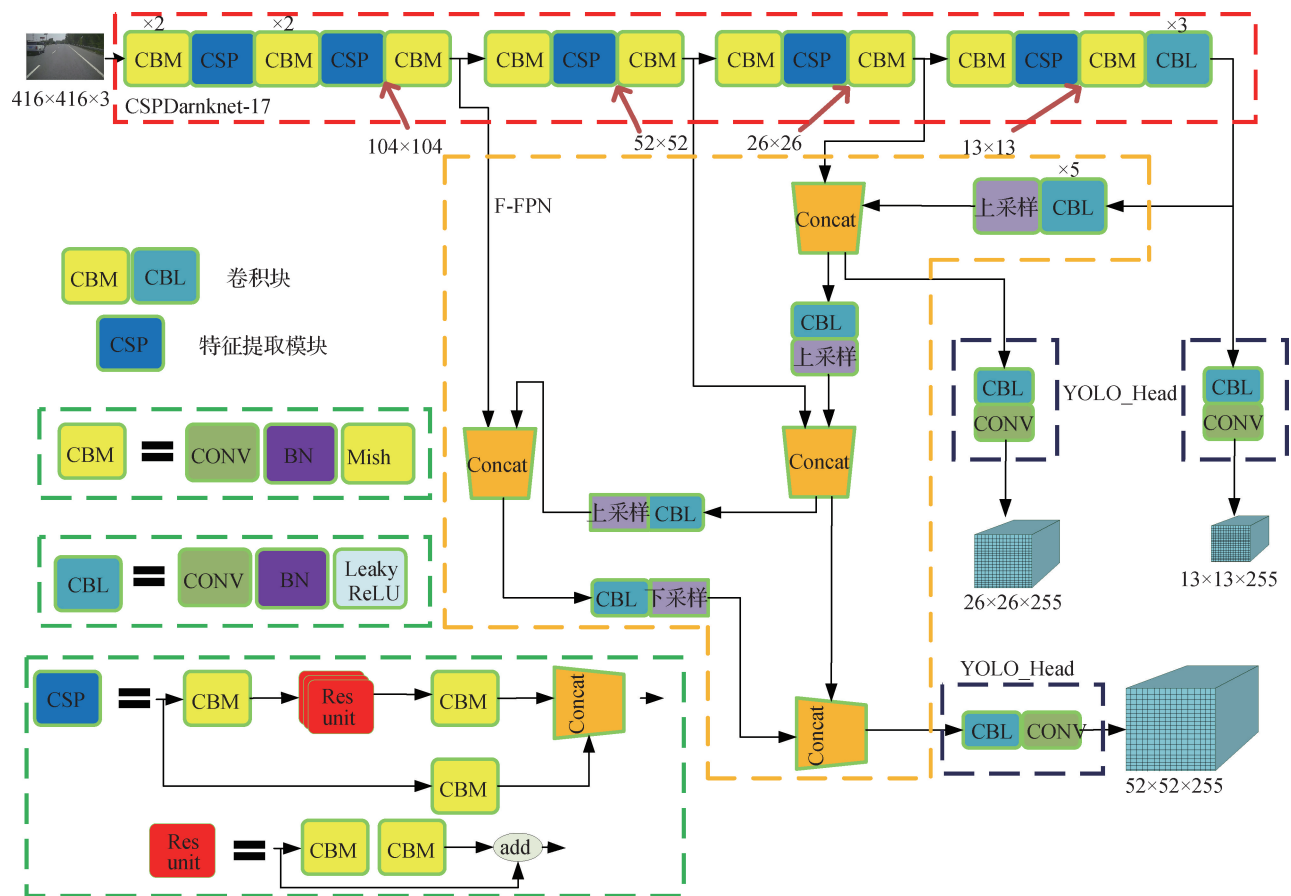


图2 SF_YOLOv4网络结构

Fig.2 SF_YOLOv4 network structure

1.1 主干特征提取网络

由于本文以检测高速公路上行驶的车辆为研究目标,而高速公路环境相对单一,因此只需要进行简单的特征提取。本文优化的CSPDarknet17网络将YOLOv4的CSPDarknet53网络中重复执行1次、2次、8次、8次、4次残差网络结构减少为均执行一次。结构如图2中CSPDarknet17所示,其中,CONV模块为卷积操作,BN模块为正则化操作,Mish和Leaky Relu模块为激活函数,Concat模块为拼接操

作,add模块为叠加操作。首先使用32个 3×3 的卷积核对 416×416 像素分辨率图像进行卷积作为输入图像;然后,对输入图像使用64个尺寸为 3×3 、步长为2的卷积核进行下采样,再对卷积结果使用由 1×1 和 3×3 组成的残差块增加网络深度,此时得到的特征图尺寸为 208×208 像素;接着,重复执行该残差块,分别得到 104×104 像素、 52×52 像素、 26×26 像素、 13×13 像素尺度的特征图,除卷积核与特征图的尺度不同之外,每一个残差块都相同。其中,下采样在每个

矩形框上方的卷积层中执行,步长为2。在所有的卷积层上均添加批量标准化(batch normalization layer)加速训练收敛过程,使用 Mish 函数作为激活函数。

根据深度学习理论(Hu 等,2021),其深度学习模型的时间复杂度和空间复杂度为

$$Time = O\left(\sum_{l=1}^D M_l^2 \cdot K_l^2 \cdot C_{l-1} \cdot C_l\right) \quad (1)$$

$$Space = O\left(\sum_{l=1}^D K_l^2 \cdot C_{l-1} \cdot C_l + \sum_{l=1}^D M_l^2 \cdot C_l\right) \quad (2)$$

式中, K_l^2 表示第 l 层的卷积核尺寸, M_l^2 表示第 l 层的空间尺寸, C_l 表示第 l 层的通道数。由上述公式可以发现,模型的时间复杂度(Time)和空间复杂度(Space)仅与卷积核的尺寸 K^2 、通道数 C 、空间尺寸 M^2 卷积层数 D 相关。因此,通过减少主干网络层数降低模型时间复杂度和空间复杂度。

1.2 多尺度预测网络

SF_YOLOv4 网络直接在多个尺度的特征图上预测车辆目标和分类。如图2中F-FPN结构所示,将经过特征提取后的 13×13 , 26×26 , 52×52 , 104×104 的特征图输入F-FPN特征融合网络中。该网络首先对主干特征提取网络Darknet17提取的 13×13 尺度的特征图进行卷积,将卷积结果作为 13×13 尺度的输出预测;同时将卷积结果进行卷积和上采样操作后与Darknet17提取的 26×26 尺度的特征图进行拼接后,作为 26×26 尺度的输出预测;同时再将上述拼接后的结果进行卷积和上采样操作后与Darknet17提取的 52×52 尺度的特征图进行拼接,将拼接结果进行卷积和上采样操作,将其作为与 52×52 尺度的特征图所对应的处理结果,然后将所述处理结果和Darknet17提取的 104×104 尺度的特征图进行拼接后再进行卷积和下采样操作,然后与 52×52 尺度的特征图所对应的处理结果进行进一步拼接,经拼接结果作为 52×52 尺度特征图的输出预测。本文改进方法将主干特征提取网络中的 104×104 尺度的特征图加入特征融合,可以增强模型对于小目标的检测效果。

2 安全距离模型

2.1 距离计算

为了有效控制并避免交通事故的发生,除需要

对前方车辆目标和位置进行标定之外,还需要计算车辆间的距离,精确的距离计算可以对车辆间的相对位置进行准确的量化描述。根据我国高速公路车道线规格与距离(白虚线长度为6 m,白虚线与白虚线之间的间隔为9 m,即15 m为1个周期;白线宽度为0.15 m,车道宽度为3.75 m)。在图像水平和垂直方向标定多个特征点,根据特征点将水平与垂直方法分开计算。

通过实验发现水平方向具有一定的比例关系,因此水平方向距离计算式为

$$L = k_1 \times L_{\text{pix}} \quad (3)$$

$$k_1 = \frac{L_{\text{ref}}}{L_{\text{ref_pix}}} \quad (4)$$

式中, L 为自车与前方车辆间水平距离, k_1 为与实际水平长度和像素点个数相关的常数, L_{pix} 为前方车辆沿水平方向在鸟瞰图的底边所在直线上的投影到目标车辆位置之间的像素点的个数, L_{ref} 为参照物的实际水平长度。 $L_{\text{ref_pix}}$ 为水平方向上该参照物实际水平长度相对应的线段所对应的像素点的个数。

垂直方向计算过程为沿鸟瞰图中车道线布设方向依次获取同一车道线中的子车道线和相邻子车道线之间的间隔,获取矩形车道线部分所对应顺序数据组合的一组实际垂直长度,以及鸟瞰图中沿垂直方向上与各实际垂直长度与其对应的像素点的个数: (L_1, h_1) , (L_2, h_2) , $(L_3, h_1 + h_2)$, $(L_4, 2h_1 + h_2)$, $\dots$, $(L_m, n_1 h_1 + n_2 h_2)$, 其中, $L_1, L_2, L_3, L_4, \dots, L_m$ 分别为与实际垂直长度 $h_1, h_2, h_1 + h_2, 2h_1 + h_2, \dots, n_1 h_1 + n_2 h_2$ 所对应的像素点的个数。其中,通过采集垂直方向上的车道线的实际长度和对应像素关系拟合曲线如图3所示。

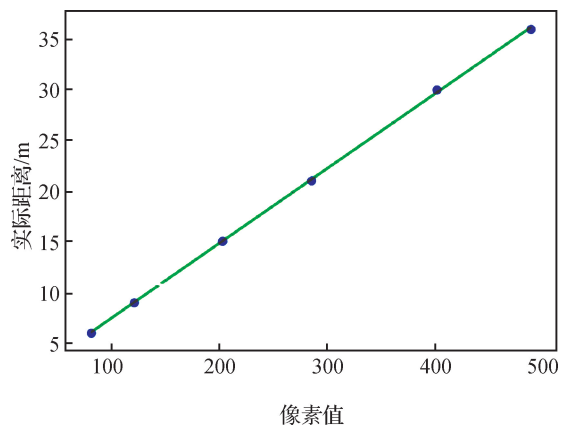


图3 曲线拟合图

Fig. 3 Curve fitting diagram

拟合得到实际距离 H (单位 m) 和像素距离 x (单位像素) 的计算式为

$$H = 0.073\ 97x - 0.016\ 29 \quad (5)$$

式中, x 为像素差高度, 即为目标检测框底部中点到摄像机的竖直方向像素值, H 为实际距离。

最后利用欧氏距离公式, 计算得到目标点与检测点的实际距离 D (单位 m), 即

$$D = \rho(L, H) \quad (6)$$

式中, D 为自车与前方检测车辆的实际距离, $\rho(\cdot)$ 为欧氏距离, L 为横向实际距离, H 为纵向实际距离。

2.2 安全距离模型

安全距离模型是主动安全预警系统的主要研究内容。本文在充分考虑车辆在行车过程中的力学特性, 忽略车辆自身损耗的前提下, 利用动量与能量的守恒变换原理提出一种安全距离模型。

根据驾驶员从发现前方车辆险情开始到完成制动过程进行分析, 该过程可以分为两个子过程: 1) 驾驶员发现前方险情的反应时间、将险情传给大脑并作出判断的判断时间以及抬脚踩刹车的整个过程中行驶的距离, 由于目前车辆性能的提升, 可以忽略车辆的反应时间, 即认为驾驶员踩下刹车的一瞬间, 车辆立即开始制动; 2) 车辆刹车过程中由于其存在的巨大能量缓冲造成的刹车距离。其中可以认为在子过程 1) 中车辆做匀速运动, 其行驶距离为 s_1 (单位 m), 即 $s_1 = vt$, v 为车速 (单位 m/s), 通过速度公式 (蔡创新 等, 2020) 计算得到, t 为反应时间, 根据国际公约建议使用 2 s 规则, 即前车与自车之间的最小安全距离取决于自车速度, 该距离至少为自车保持当前速度行驶 2 s 的距离, 故 $t = 2$ s。

在子过程 2) 中, 根据动量和能量守恒定律, 即在车辆刹车过程中, 速度产生的动量转化为克服地面摩擦力做功、克服风阻力做功以及克服惯性做功的总和, 忽略自车刹车损耗, 根据守恒原理计算得到刹车过程中的距离 s_2 。计算过程为

$$E_k = \frac{1}{2}mv^2 \quad (7)$$

$$W_{\text{friction}} = F_{\text{friction}} s_2 = \mu m s_2 \quad (8)$$

$$W_{\text{wind}} = F_{\text{wind}} s_2 = \frac{1}{16} A C_w v^2 s_2 \quad (9)$$

$$W_{\text{inertia}} = m g s_2 \quad (10)$$

$$\frac{1}{2}mv^2 = \mu m s_2 + \frac{1}{16} A C_w v^2 s_2 + m g s_2 \quad (11)$$

由上推导可得

$$s_2 = \frac{\frac{1}{2}mv^2}{\mu m + \frac{1}{16} A C_w v^2 + m g} \quad (12)$$

式中, m 为车辆重量 (单位 kg), v 为车辆行驶速度, μ 为轮胎与地面的附着系数, 在沥青路面的高速公路进行测试, 取附着系数 $\mu = 0.6$, A 为车辆前部截面面积 (单位: m^2), C_w 为风阻系数, g 为重力加速度 (9.8 m/s^2)。式 (7) 为车辆刹车过程中的动量, E_k 为动量, 式 (8) 为车辆刹车过程中摩擦力做功, W_{friction} 为摩擦力做功, F_{friction} 为轮胎与地面摩擦力, 式 (9) 为车辆刹车过程中风阻力做功, W_{wind} 为风阻力做功, F_{wind} 为风阻力, 式 (10) 为车辆刹车过程中惯性做功, W_{inertia} 为惯性做功, 式 (11) 为车辆刹车过程中能量守恒关系, 式 (12) 为车辆刹车距离。

最终, 整合上述过程得到整个过程中的安全距离模型为

$$s = s_1 + s_2 = vt + \frac{\frac{1}{2}mv^2}{\mu m + \frac{1}{16} A C_w v^2 + m g} \quad (13)$$

3 多车道安全预警模型

高速公路上的汽车在快速行驶时, 本车驾驶员对前方同车道和相邻车道中出现的车辆下一刻行为是无法预测的, 因此对前方多车道区域建立安全预警算法尤为重要。本文在原有同车道预警区域的基础上重新分析行车过程, 提出多车道安全预警模型, 该模型作为判断前方多车道行车环境的辅助手段, 主要在原同车道区域上进行扩展, 能够对前方多车道区域进行预警, 使车辆在行驶过程中拥有更加广泛的安全区域, 充分保证前方行车安全。

多车道安全预警算法的核心思想是: 将车辆检测和距离检测相结合, 基于安全距离模型构建出多车道安全预警区域, 并通过判断车辆距离与预警区域的关系, 为司机提供相应的提示。

本文方法充分考虑车辆在行驶过程中的实际情况, 能对高速公路行车途中发生的不同类型碰撞 (追尾、超车变道等) 事故进行有效预测, 从而保证行车安全性。根据如图 4 所示的安全预警模型, 对前方多车道中的车辆进行预警, 根据车辆出现的不同位置

对驾驶员提供相应的预警。若前方车辆位于预警区域外,则提醒司机可以安全行驶;若车辆出现在预警区域内,则根据被检测车辆出现的不同车道对司机提供不同的预警信息。预警算法流程图如图5所示。

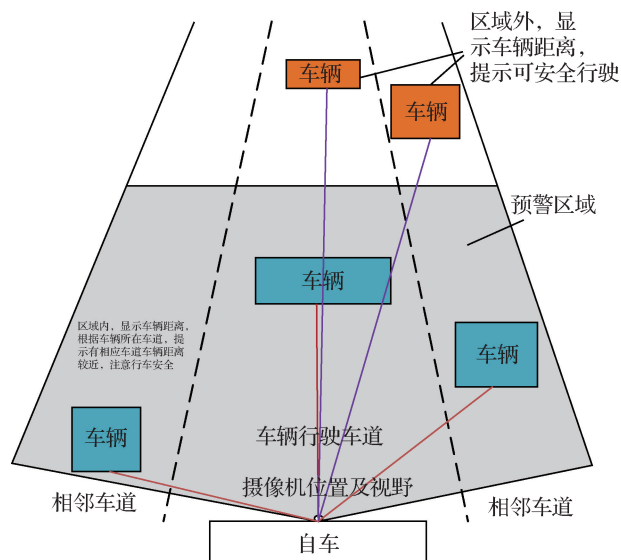


图4 安全预警模型示意图

Fig. 4 Schematic diagram of security early warning model

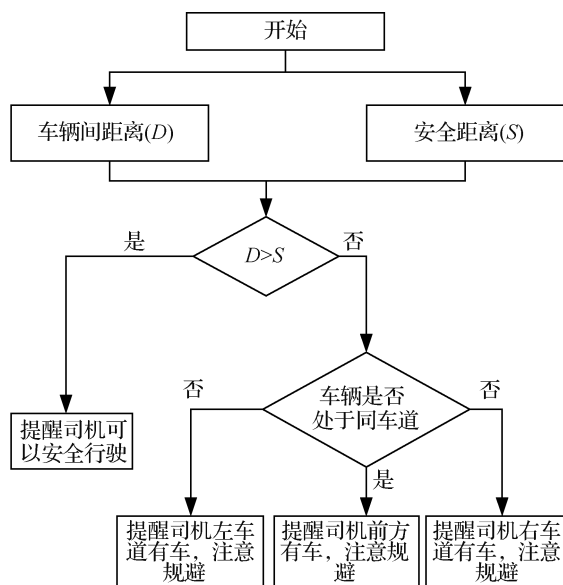


图5 预警算法流程图

Fig. 5 Early warning algorithm flow

4 实验结果与分析

4.1 车辆检测实验分析

本文模拟实际高速行车环境,在VOC (visual object class) 2012数据集上提取车辆数据与淮安交

运公司客运车辆上行车记录仪拍摄的自建数据共同作为实验数据集。其中自建数据包括训练集(13 472幅)、测试集(8 250幅)和验证集(5 774幅),共计27 496幅图像,包括目标car(58 944辆)、truck(17 228辆)、bus(5 650辆)和danger_car(4 258辆)。训练时通过翻转、裁剪、缩放与增减对比度等方式进行增强数据。根据对高速公路上运行车辆分析以及发生事故时造成的生命财产安全损失程度,对车辆目标进行分类检测,主要分类包括car(七座及以下车辆)、bus(大巴及中巴等客运车辆)、truck(货车、卡车等大型车辆)以及Danger_car(危化品车辆及油罐车辆等)。本文实验使用pytorch深度学习框架,在配置为Inter Core i5-7500 @ 3.40 GHZ 四核CPU、16 GB 主频为2 400 MHz 内存和Nvidia GTX 1660 SUPER的PC机上运行。

本文采用均值平均精度(mean average precision, mAP)、检测速度(frames per second, FPS)、召回率(recall)、空间复杂度、时间复杂度等对SF_YOLOv4模型进行评价。分别改变主干网络和特征融合网络进行消融实验,结果如表1所示,同时在自建数据集上进行不同算法的对比实验如表2所示。

如表1所示,对比第1行与第2行数据发现,本文改进的主干网络(CSPDarknet17)能有效降低模型时间与空间复杂度,与原模型相比,其空间复杂度降低约634万,时间复杂度降低近43亿,检测精度稍有下降,但检测速度有所提升;对比第1行和第3行数据发现本文F-FPN结构与原模型中的SPP + PA-Net相比,时间复杂度降低近52亿,空间复杂度降低2 155万;对比第1行和第4行数据发现本文提出的SF_YOLOv4模型在时间复杂度上降低2 788万,时间复杂度上降低94亿,在精度上提升0.81%,在检测速度13帧/s。在召回率上,本文方法在各分类上均取得最好效果。

从表2中可以看出,与YOLO系列算法相比,本文方法在精度上比YOLOv4提高0.81%,在速度上比YOLOv4-Tiny提高9帧/s;与非YOLO系列算法相比,本文方法比SSD算法提升2.05%,检测速度明显提升。

针对不同类型车辆目标及小目标检测效果如图6所示。图中可以看出,本文模型对于高速公路等单一特定场景下的车辆目标分类检测和小目标检测具有较好的鲁棒性。

表 1 消融实验对比效果
Table 1 Comparative effects of ablation experiments

方法	mAP/%	FPS/ (帧/s)	空间复杂度/ 10^4	时间复杂度/ 10^8	recall/%			
					car	bus	truck	danger_car
CSPDarknet53 + SPP + PAFNet	92.74	12	6 404.0	299.5	88.40	86.24	93.22	87.90
CSPDarknet17 + SPP + PAFNet	91.50	14	5 770.2	256.9	87.40	86.04	93.05	87.90
CSPDarknet53 + F-FPN	93.07	18	4 249.5	248.0	89.06	88.33	93.45	90.04
CSPDarknet17 + F-FPN	93.55	25	3 615.7	205.3	89.84	93.49	93.26	90.36

注:加粗字体表示各列最优结果。

表 2 不同算法在自建数据集上的实验对比
Table 2 Experimental comparison of different algorithms on self-built datasets

方法	mAP/%	FPS/(帧/s)
YOLOv3	87.82	14
YOLOv4	92.74	12
YOLOv4_Tiny	90.06	16
Fast R-CNN	87.26	10
Fsater R-CNN	89.03	10
SSD	91.50	13
EfficientDet_d5	88.56	13
本文	93.55	25

注:加粗字体表示各列最优结果。

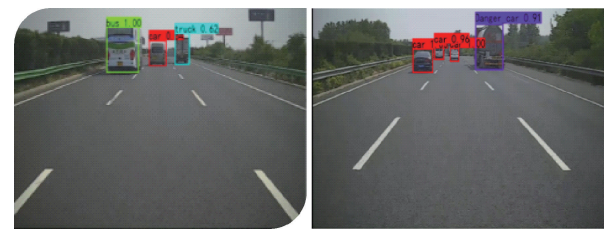


图 6 车辆目标分类检测效果

Fig. 6 Classification and detection results of vehicle targets

4.2 安全距离模型实验分析

根据《中华人民共和国道路交通安全法实施条例》第 80 条规定:机动车在高速公路上行驶,车速超过每小时 100 km 时,应当与同车道前车保持 100 m 以上的距离,车速低于每小时 100 km 时,与同车道前车距离可以适当缩短,但最小距离不得少于 50 m。交警部门对此的解释为:当机动车时速为 60 km 时,行车间距应为 60 m 以上;时速为 80 km 时,行车间距为 80 m 以上,以此类推。

为了验证本文安全距离模型的可靠性,进行定量实验,分别选择宇通大巴车(ZK6128HQ(双风挡))和小汽车(凯迪拉克 XT4)进行实验,两种类型车辆参数分别如表 3 所示,取宇通大巴车的风阻系数为 0.7,凯迪拉克 XT4 的风阻系数为 0.4 进行计算。实验结果如表 4 所示。

表 3 不同实验车辆参数
Table 3 Parameters of different experimental vehicles

车型	宇通大巴车 (ZK6128HQ)	凯迪拉克 XT4
前挡风尺寸 A/mm	2 550 × 3 695	1 881 × 1 627
风阻系数 C_w	0.6 ~ 0.7	0.3 ~ 0.51
轮胎摩擦系数 μ	0.6	0.6
车辆重量 m/kg	12 700	1 652

表 4 安全距离实验结果
Table 4 Test results of safe distance

距离	车速/(km/h)			
	60	80	100	120
交通法建议距离/m	60	80	100	120
本文距离/m	ZK6128HQ 46.68	68.14	92.56	119.90
	凯迪拉克 XT4 46.67	68.13	92.52	119.82

通过表 4 可以发现,本文方法计算得到的安全距离比交通法建议安全距离更加精确,且不同车型的停车距离误差不超过 0.1 m,当车速处于 100 km/h 时,本文方法计算的刹车距离比交通法建议距离提高近 8 m。进一步说明本文方法的可靠性和精确性,同时验证交通法建议距离的安全性与必要性,若司机按照交通法建议距离行驶,则可以保证安全行车。

4.3 多车道预警实验

马自达6(ATENZA)自带前方防碰撞系统(forward obstruction warning, FOW)是目前国内外先进的防碰撞预警系统,通过毫米波对前方车辆进行感知,利用提示音进行追尾预警。为验证本文多车道预警模型对前方相邻车道中车辆变道过程中的预警效果的时效性,本文在正中间安装高清摄像头的马自达6作为测试车辆,拟采用虚拟仿真和在实际行车环境中进行实验分析,以马自达车辆发出预警点为标准。

将本文方法和蔡创新等人(2020)提出的防碰撞模型、马自达6(ATENZA)自带前方防碰撞系统分别在长深高速进行实测。本文模型相比于上述两种方法能够精确对相邻车道中的车辆变道进行安全

预警,能更加直观地显示车距。对前方同车道区域中的车辆,本文方法较上述两种方法分别提前0.9 s和1.2 s对进入预警区域内的车辆进行预警;对前方预警区域内的车辆发生变道时,本文方法分别提前0.4 s和0.7 s对发生变道的车辆进行预警。本文预警模型效果如图7所示。当前方车辆超出预警区域时,能够实时显示安全距离并提示前方车辆处于安全区域外,效果如图7(a)所示;当前方车道中车辆位于预警区域内,根据车辆所处车道提示驾驶员注意行车安全并实时显示车距,预警效果如图7(b)所示;针对高速公路中具有大量车辆时,对所有车辆进行的安全预警如图7(c)所示。上述实验结果说明本文方法能够对不同碰撞类型的碰撞事故进行预警,从而有效地保证行车安全。

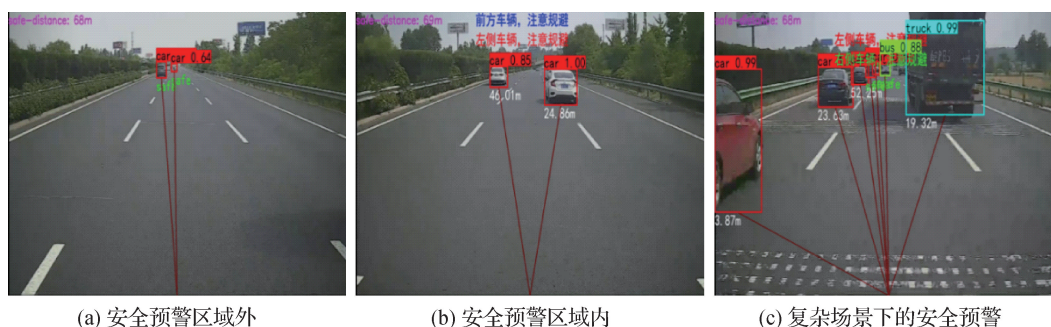


图7 安全预警效果图

Fig. 7 Security warning effect diagram

((a) outside the security warning area; (b) in the safety warning area; (c) security warning in complex scenarios)

5 结论

本文提出的面向高速公路场景的车路视觉协同行车安全预警算法利用计算机视觉技术对路况视频进行处理。首先对图像中的车辆目标进行识别并计算前方多车道车辆与自车间距离,然后根据力学特性构建本车与前方相邻多车道安全距离模型,最后通过多车道预警算法对高速公路多车道可能发生的追尾、超车碰撞等事故进行预警,并提示驾驶员采取相应措施,避免发生事故。实验结果表明,本文算法在车辆检测速度、安全距离计算精确度和多车道安全预警方面均取得了良好效果,与传统毫米波雷达的预警系统相比,其预警准确度高、时效性好。但本文系统仍存在不足,例如对车辆检测仅局限于良好的天气条件下,下一步将考虑雨雾、夜间等能见度较

低情况下的车辆检测和安全预警研究。

参考文献 (References)

- Alom M Z, Hasan M, Yakopcic C, Taha T M and Asari V K. 2021. Inception recurrent convolutional neural network for object recognition. *Machine Vision and Applications*, 32(1): #28 [DOI: 10.1007/s00138-020-01157-3]
- Bochkovskiy A, Wang C Y and Liao H Y M. 2020. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection [EB/OL]. [2021-04-21]. <https://arxiv.org/pdf/2004.10934.pdf>
- Cai C X, Gao S B, Zhou J and Huang Z H. 2020. Freeway anti-collision warning algorithm based on vehicle-road visual collaboration. *Journal of Image and Graphics*, 25(8): 1649-1657 (蔡创新, 高尚兵, 周君, 黄子赫. 2020. 车路视觉协同的高速公路防碰撞预警算法. *中国图象图形学报*, 25(8): 1649-1657) [DOI: 10.11834/jig.190633]
- Haque M F, Lim H Y and Kang D S. 2019. Object detection based on VGG with ResNet network//*Proceedings of 2019 International Con-*

- ference on Electronics, Information, and Communication. Auckland, New Zealand: IEEE; 1-3 [DOI: 10.23919/ELINFOCOM.2019.8706476]
- Hong H. 2016. Research on Technology of Vehicle Anti-Collision Warning System Based on Vision. Jinzhou: Liaoning University of Technology (洪浩. 2016. 基于视觉的车辆防碰撞预警系统算法研究. 锦州: 辽宁工业大学)
- Hu X, Chu L Y, Pei J, Liu W Q and Bian J. 2021. Model complexity of deep learning: a survey [EB/OL]. [2021-04-21]. <https://arxiv.org/pdf/2103.05127.pdf>
- Li G F, Yang Y F, Zhang T R, Qu X D, Cao D P, Cheng B and Li K Q. 2021a. Risk assessment based collision avoidance decision-making for autonomous vehicles in multi-scenarios. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 122: #102820 [DOI: 10.1016/j.trc.2020.102820]
- Li W, Feng X S, Zha K W, Li S N and Zhu H S. 2021b. Summary of target detection algorithms. Journal of Physics: Conference Series, 1757(1): #012003 [DOI: 10.1088/1742-6596/1757/1/012003]
- Lian X H, Pang Y W, Han J G and Pan J. 2021. Cascaded hierarchical atrous spatial pyramid pooling module for semantic segmentation. Pattern Recognition, 110: #107622 [DOI: 10.1016/j.patcog.2020.107622]
- Liu K, Jia J, Liu C and Ando R. 2018. Warning effectiveness of vehicle-to-infrastructure cooperative crossing collision prevention system at non-signal controlled intersection. China Journal of Highway and Transport, 31(4): 222-230 (刘锴, 贾洁, 刘超, 安藤良辅. 2018. 车路协同环境下道路无信号交叉口防碰撞系统警示效果. 中国公路学报, 31(4): 222-230) [DOI: 10.19721/j.cnki.1001-7372.2018.04.026]
- Liu S, Qi L, Qin H F, Shi J P and Jia J Y. 2018. Path aggregation network for instance segmentation//Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA: IEEE; 8759-8768 [DOI: 10.1109/CVPR.2018.00913]
- Raj M and Chandan S. 2018. Real-time vehicle and pedestrian detection through SSD in Indian traffic conditions//Proceedings of 2018 International Conference on Computing, Power and Communication Technologies. Greater Noida, India: IEEE; 439-444 [DOI: 10.1109/GUCON.2018.8675105]
- Redmon J, Divvala S, Girshick R and Farhadi A. 2016. You only look once: unified, real-time object detection//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA: IEEE; 779-788 [DOI: 10.1109/CVPR.2016.91]
- Redmon J and Farhadi A. 2018. YOLOv3: an incremental improvement [EB/OL]. [2021-04-21]. <https://arxiv.org/pdf/1804.02767.pdf>
- Shipway N J, Huthwaite P, Lowe M J S and Barden T J. 2021. Using ResNets to perform automated defect detection for Fluorescent Penetrant Inspection. NDT & E International, 119: #102400 [DOI: 10.1016/j.ndteint.2020.102400]
- Shomron G and Weiser U. 2019. Spatial correlation and value prediction in convolutional neural networks. IEEE Computer Architecture Letters, 18(1): 10-13 [DOI: 10.1109/LCA.2018.2890236]
- Wan S H and Goudos S. 2020. Faster R-CNN for multi-class fruit detection using a robotic vision system. Computer Networks, 168: #107036 [DOI: 10.1016/j.comnet.2019.107036]
- Wang T, Huang J Q, Zhang H W and Sun Q R. 2020. Visual common-sense R-CNN//Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, USA: IEEE; 10757-10767 [DOI: 10.1109/cvpr42600.2020.01077]
- Yang L, Ma J R, Zhao X M, Mu K N and Ma J Y. 2017. A vehicle collision warning model in expressway scenario based on vehicle-infrastructure cooperation. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 34(9): 123-129 (杨澜, 马佳荣, 赵祥模, 穆柯楠, 马峻岩. 2017. 基于车路协同的高速公路车辆碰撞预警模型. 公路交通科技, 34(9): 123-129) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-0268.2017.09.017]
- Yang W K, Li Z Y, Wang C and Li J. 2020. A multi-task Faster R-CNN method for 3D vehicle detection based on a single image. Applied Soft Computing, 95: #106533 [DOI: 10.1016/j.asoc.2020.106533]
- Zhang L J, Huang L Y and Meng D J. 2019. Trajectory prediction and fuzzy pattern recognition-based warning for commercial vehicle with blind spots. Journal of Tongji University (Natural Science), 47(S1): 207-212 (张立军, 黄露莹, 孟德建. 2019. 基于轨迹预测和模糊分析的商用车盲区防碰撞预警. 同济大学学报(自然科学版), 47(S1): 207-212)
- Zheng Z H, Wang P, Liu W, Li J Z, Ye R G and Ren D W. 2020. Distance-IoU loss: faster and better learning for bounding box regression. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 34(7): 12993-13000 [DOI: 10.1609/aaai.v34i07.6999]
- Zou Z X, Shi Z W, Guo Y H and Ye J P. 2019. Object detection in 20 years: a survey [EB/OL]. [2021-04-21]. <https://arxiv.org/pdf/1905.05055.pdf>

作者简介

汪长春,男,硕士研究生,主要研究方向为智能交通、模式识别和计算机视觉。E-mail:418115890@qq.com

高尚兵,通信作者,男,教授,硕士生导师,主要研究方向为机器学习、计算机视觉、模式识别和数据挖掘。

E-mail:26341077@qq.com

蔡创新,男,硕士研究生,主要研究方向为智能交通、模式识别和计算机视觉。E-mail:1157981131@qq.com

陈浩霖,男,硕士研究生,主要研究方向为图像分割、模式识别。E-mail:1007256512@qq.com