

DOI:10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.20210907001

文章编号:1674-599X(2023)03-0098-12

引用格式:曹宇,何赏璐,陈新.面向人车路环境的视频监测技术应用研究[J].交通科学与工程,2023,39(2):98-109.

Citation:CAO Yu,HE Shanglu,CHEN Xin. Human vehicle road environment-oriented study on the application of video detection technology[J]. J. Transp. Sci. Eng.,2023,39(3):98-109.

面向人车路环境的视频检测技术应用研究

曹宇,何赏璐,陈新

(南京理工大学自动化学院,江苏南京210094)

摘要:为全面了解视频检测算法在道路智能交通系统中的应用,深入探索该技术在未来的发展趋势,利用关键词进行分析,从检测对象的角度将该类算法分为路与环境、车、道路参与者三类,并对其进行对比、分析、归纳,总结其在道路交通不同应用场景中的应用现状;分类对比不同对象检测所采用的核心图像处理算法。从算法、检测对象、应用场景三个方面系统地分析和总结了视频检测技术的发展趋势和关键技术难点。研究表明:视频检测技术在道路智能交通系统中发挥了重要作用,应用广泛。未来其将有望在深度学习算法、复杂背景、多样化对象等方向深度发展。

关键词:交通工程;视频检测技术;智能交通系统;图像处理算法;深度学习

中图分类号:U495

文献标志码:A

Human-vehicle-road-environment-oriented study on the application of video detection technology

CAO Yu,HE Shanglu,CHEN Xin

(School of Automation,Nanjing University of Science & Technology,Nanjing 210094,China)

Abstract:In order to comprehensively understand the application of video detection algorithms in road intelligent transportation systems and delve into the future development trends of this technology, a thorough exploration was conducted. Employing keyword analysis, the algorithms in this category were classified into three groups based on the perspective of detection objects: road and environment, vehicles, and road participants. A comprehensive comparison, analysis, and summarization of these algorithms were performed, along with a summary of their current application status in different road traffic scenarios. The core image processing algorithms utilized for various object detection tasks were categorized and compared. The development trend and key technical difficulties of video detection technology are systematically analyzed and summarized from three aspects: algorithms, detection objects and application scenarios. The research results show that video detection technology plays an important role in road intelligent traffic systems and is widely used. In the future, it is expected to further develop in the directions of deep learning algorithms, complex backgrounds, diverse objects.

Key words: traffic engineering; video detection technology; intelligent transportation system; image processing algorithm; deep learning

收稿日期:2021-09-07

基金项目:国家重点研发计划项目(2019YFE0123800);国家自然科学基金(52102380);江苏省自然科学基金(BK20180486);中国博士后科学基金(2018M642257和2021T140325);中央高校基本科研业务费专项资金(30920021140);中国交建2019年重大科技专项(2019-ZJKJ-ZDZX02)

作者简介:曹宇(1998—),女,南京理工大学硕士生。

作为智能交通系统中的重要组成部分,视频检测技术是一种结合机器学习、计算机视觉处理、计算机图像算法等于一体的信息采集技术^[1]。其先对监控视频采集到的视频图像进行预处理;再对检测对象进行检测、跟踪、识别;然后,实时监测交通运输的运行情况;最后,针对不同交通情况采取相应的管控措施^[2]。该技术可有效提升道路交通安全与运行效率。近年来,视频检测技术在智能交通中应用得越来越广泛,逐渐形成了具体的应用标准和规范^[3-4]。在新兴的自动驾驶领域,视频检测能在道路交通这一复杂综合系统中,实现对人、车、路、环境等不同要素的检测,成为车辆感知周边环境的重要手段。目前,已有学者对视频检测技术对道路交通系统中的单一或部分要素的检测方法^[1,5-6]进行了综述,也有学者对深度学习算法在目标检测中的应用进行了较为全面的总结^[7-8]。本研究从道路交通系统要素的角度,分析和总结视频检测技术在智能交通系统中的应用。

1 视频检测技术概述

1.1 技术基本原理

视频检测技术是基于计算机视觉和图像处理的交通信息检测技术。其先对视频采集的图像数据进行预处理;再从中提取研究区域;然后,对区域中的检测对象进行处理;最后,对检测对象进行跟踪、识别、分类,得到其颜色、形状、尺寸、速度、字符等信息^[1]。其中,对于交通事故及行人违法事件的识别须在完成图像识别及分类的基础上进行,且算法还须对车辆及行人的行为进行理解,并参考相关的交通事件模型后才能判定^[2]。

1.2 技术特点

视频检测技术有很多优点:①对应用进行维护的经济成本低。和其他对道路交通系统要素进行检测的技术相比,视频检测技术的检测成本低、性价比高、设备安装维修方便。②检测空域较大。利用该技术对驾驶环境及车辆检测时,摄像机的检测区域可以横跨多个车道。③能获取种类丰富多样的数据。该技术不仅能检测车流量、车速、车型等交通流参数,还能实时检测标志标线、障碍物等在自动驾驶中须感知的信息以及交通事故、行人违法情况及驾驶员分心驾驶等违法交通违法行为的数据。

④可视化检测效果好。该技术可对交通事故的发生全过程进行追踪、监控和保存,为肇事逃逸等交通违法行为的处罚提供视频证据。⑤可持续发展性好。视频检测技术能与智能交通系统中的车辆信息系统等子模块相衔接,实现更多智能功能。

但该技术也存在一些缺点,如:其易受缺损、变形、褪色等检测对象自身因素及光照、天气等外部环境因素的影响;其发展受制于图像处理技术,识别精度有待提高等。

2 视频检测技术在智能交通系统中的应用

为更直观地反映视频检测技术在智能交通系统中的发展现状,先在中国知网中以“交通+视频检测”为关键词进行检索,得到1312篇文献;然后,采用可视化文献分析软件CiteSpace对这些文献的所有关键词进行可视化分析,得到关键词共现图谱,如图1所示。在图1中,节点代表关键词。节点大小表示关键词被引用的频次。节点直径越大,则该关键词被引用的次数越多;反之,节点直径越小,则该关键词被引用的次数越少。节点间连线的粗细代表了关键词间的联系紧密程度。节点间连线越多,则关键词共现的次数越多;反之,节点间连线越少,则该关键词共现的次数越少。从图1可以看出,视频检测技术涉及交通流信息、车牌识别、交通标志、交通事件等的研究较多,在此基础上还延伸出了对行人、信号灯、车辆识别、客流量以及道路运行状况等的研究。

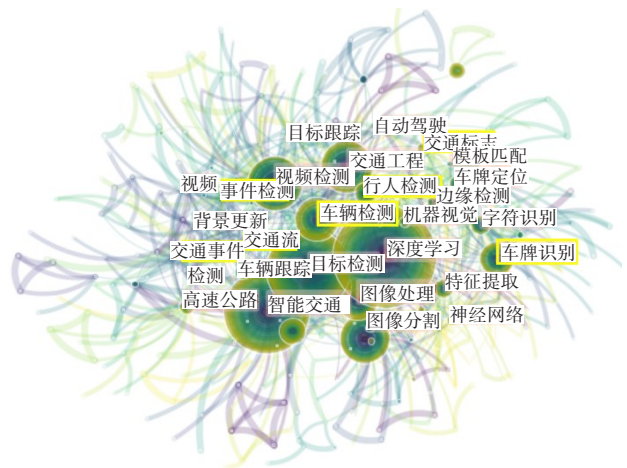


图1 交通视频检测技术关键词共现图谱

Fig. 1 Keyword co-occurrence atlas of traffic video detection technology

结合图1,根据视频检测技术的检测要素,将其在智能交通系统中的应用分为路与环境、路与车辆、路与入(即交通参与者)三类,如图2所示。

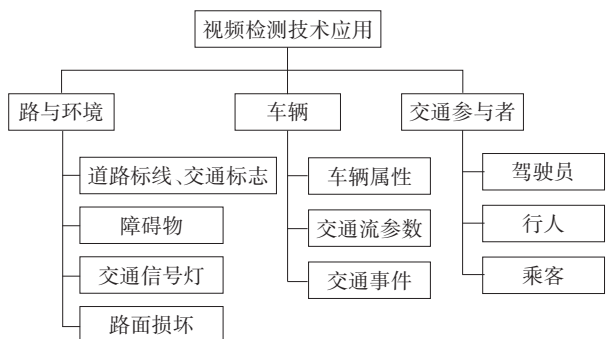


图2 视频检测技术应用分类

Fig. 2 Application classification of video detection technology

2.1 对路与环境的视频检测算法

采用视频检测技术对路与环境进行检测的算法汇总见表1。该类算法检测对象包括道路标线、

交通标志、障碍物、交通信号灯、损坏路面等。其检测的主要目的是:① 驾驶辅助/自动驾驶。即对道路标线、交通标志、障碍物、交通信号灯进行检测;② 实现对路面状态(破损等)的监管。

视频监测算法可分为基于特征的算法和基于深度学习的算法两类。在对路与环境进行检测的算法中,人工提取对象特征与分类器相结合的检测算法是应用得最早、最传统的算法。该算法较成熟,但其受光照、天气及复杂背景的影响较大。且面对道路上对种类繁多、形态不一的障碍物,仅依靠传统的人工提取特征的手段无法保证检测的准确性。随着自动驾驶技术的日益成熟,视频检测技术在辅助驾驶、自动驾驶等方面也得到了越来越多的关注,这对检测算法的精度和实时性提出了很大的挑战。从图1可以看出,相比于传统的机器学习算法,关键词“深度学习”节点的直径较大,表明基于深度学习的视频检测算法是近些年的研究热点。

表1 对道路与环境的视频检测算法

Table 1 Video detection algorithms of road and environment

| 检测对象 | 算法类型 | 具体算法 | 优缺点 |
|-------|-------------|---|--|
| 道路标线 | 基于特征的检测方法 | ① 基于颜色特征的检测算法 ② 基于边缘特征的检测算法 ③ 基于形状特征的检测算法 ^[19] | 算法简单,实时性好;但受光照、天气及复杂背景影响较大。 |
| | 基于深度学习的检测方法 | ① 基于CNN的检测算法 ^[19] ② 基于R-CNN的检测算法 ^[20] | 适合检测结构简单的车道线,不适于检测太过复杂的网络结构。 |
| 障碍物 | 基于特征的检测方法 | ① 基于形状特征的检测算法 ② 基于纹理特征的检测算法 ^[21] | 通过人工选取特征,受主观影响较大。 |
| | 基于深度学习的检测方法 | ① 基于改进R-CNN的检测算法 ^[22] ② 基于改进YOLOv3的检测算法 ^[21,27] | 提升了对远距离的小目标障碍物检测的精度。 提高了复杂背景下小目标障碍物检测的正确率。 |
| 交通信号灯 | 基于特征的检测方法 | ① 基于边缘特征的检测算法 ② 基于颜色特征的检测算法 ③ 特征融合的检测算法 ^[28] | 特征融合可以提高检测准确率;但抗光照、恶劣天气及复杂背景干扰性差。 |
| | 基于深度学习的检测方法 | ① 基于改进Fast R-CNN的检测算法 ^[29-30] ② 基于改进YOLO算法 ^[26] | 提高对信号灯这类小目标的检测精度。 减少了计算复杂度,提高了检测速度。 |
| 交通标志 | 基于特征的检测方法 | ① 基于颜色特征的检测算法 ^[31] ② 基于形状特征的检测算法 ^[32] ③ 特征融合的检测算法 ^[33] | 操作简单,计算复杂度小;易受光照、颜色、复杂背景的影响。特征融合算法能弥补单一特征的不足但检测时间较长。 |
| | 基于深度学习的检测方法 | ① 基于CNN的检测算法 ^[34] ② 基于改进FasterR-CNN的检测算法 ^[35] ③ 基于改进YOLO的检测算法 ^[36-37] ④ 基于改进SSD的检测算法 ^[38-39] | 提高了算法在复杂环境下的检测精度。 |
| 路面损坏 | 基于特征的检测方法 | ① 基于颜色特征的检测算法 ② 基于形状特征的检测算法 ^[40] | 受光照不均和复杂背景的影响较大。 |
| | 基于深度学习的检测方法 | ① 基于改进CNN的检测算法 ^[41] ② 基于改进YOLO的检测算法 ^[42] | 解决了道路小裂缝检测困难的问题。 |

其中,特征提取和卷积方式是深度学习算法中关联度最强、关注度最高的关键词。深度学习的检测方法包括卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)^[9]、基于区域的卷积神经网络(region-based convolutional neural network, R-CNN)^[10]、快速区域卷积神经网络(fast region convolutional neural network, Fast R-CNN)^[11]、高速区域卷积神经网络(faster region convolutional neural network, Faster R-CNN)^[12]等两阶段检测算法和YOLO(you only look once)^[13]、单步多框目标检测(single shot multibox detector, SSD)^[14]等单阶段检测算法^[15]。其中,两阶段算法先在检测对象中产生候选区,再对其进行检测。因此,该类方法虽在一定程度上提高了检测精度,但其较为复杂的结构往往导致较慢的检测速度。单阶段检测算法结构简单、实时性较好;但仍需要在数据训练、网络结构、特征选择及算法融合等方面进行改进,提高算法的检测精度和速度,更好地满足实际应用要求^[7]。

其中,YOLOv1和SSD算法对小目标的检测效果较差;YOLOv3^[16]算法可对不同尺度的特征图进行检测,较适用于对行人的检测^[17],且其对信号灯等小目标的检测准确度亦有所提高;YOLOv4^[18]算法的检测速度较快,可在自动驾驶中实现对障碍物、交通标志等目标的实时检测,其在车牌遮挡等场景下的检测效果也较好^[1]。视频检测技术对路与环境进行检测的关键在于根据不同场景选取合适的检测算法,实现检测精度和实时性之间的平衡。

目前,各种针对路与环境的视频检测算法的检测精度均在某种程度上受光照、天气、阴影、遮挡等复杂环境因素的影响。可根据具体情况选择不同的图像预处理算法来降低这些因素的干扰^[19-22],如:采用Gamma校正算法^[23]增强图像,降低光照影响;采用提取图像关键点统计变换(multicomponent transformation of the characteristics of key points of image, MCT)特征来降低光照干扰^[6],利用暗原色原理进行去雾处理^[24],采用逆投影映射(inverse projective mapping, IPM)技术减少图像中污损、雨水、阴影等干扰因素的影响^[25]等。

交通标志、信号灯和障碍物的检测主要服务于无人驾驶技术。无人驾驶车辆在对环境进行识别和作出正确的驾驶决策之间需要一定的反应时间。因此,必

须提高对远距离的小目标的识别速度与精度。一般通过扩大数据集,提高检测图像大小与分辨率,增加小目标的特征表达等方法来提高对小目标检测的精度。钱弘益等^[26]通过对启发式图像进行预分割的方法来扩大信号灯在检测图像中的相对大小,提高了算法对信号灯这类小目标的检测精度。在对路面病害的检测中,由于视频检测对三维图像检测的局限性,现有算法对路面坑塘、凹陷等路面病害的精测精度均较低,大部分算法主要针对的是对路面裂缝的检测。

2.2 对车辆的视频检测算法

对车辆检测的视频检测算法可分为对车辆属性检测、交通流参数检测和对交通事故检测3类。对不同检测对象的具体算法及其优缺点分析的汇总见表2。从图1可看出,在应用场景方面,高速公路的搜索较多,表明在高速公路中对车辆视频进行检测的算法吸引了很多研究者的注意。从图1还可以看出,自动驾驶、隧道、交通枢纽、交叉口等节点的直径较小,但它们近几年出现次数较多,说明在这些场景中,对车辆视频进行检测的算法的正越来越受到研究者的关注。

对车辆属性的检测是后续进行交通流参数检测及异常事件检测的基础。车辆属性包括车型、车牌、颜色、车辆品牌、生产年份等。针对交通流参数的检测算法必须先采集视频图像;再对视频图像中的车辆进行检测、识别、追踪;然后,对其进行深入分析;最后,得到车流量、车速、车流密度、交叉口排队长度^[43]、交叉口延误等信息^[44]。这类检测算法可为道路服务水平评价及交通规划管理提供数据支撑^[45]。目前,各类应用对于算法的检测精度和实时性均有较高要求。传统的基于车辆自身特征的检测算法需要人工设计特征,受主观和复杂环境的影响较大,且其对于具体车型识别精确度不高。随着互联网技术的发展及深度学习算法的不断改进,该类算法在很大程度上弥补了传统算法的不足,在交通领域都得到了广泛应用^[46]。

在车辆检测中,摄像机抖动造成的图像模糊问题及天气、光照等自然条件对检测对象的影响,都给交通流参数的视频检测增加了难度。因此,对图像进行相应的预处理是十分必要的。还须对被遮挡的车辆、天气、环境、光照等数据进行扩充,有效增强算法在此类环境下的检测精度^[47]。此外,为实

现对车辆品牌、生产厂家等细微特征的精确识别,需要加强对车辆的整体与局部特征的融合及语义信息的表达。李致金等^[48]将车辆的上下部特征进行融合,大幅提高了算法对车型识别的精度和效率。目前,对交通流单一参数的检测算法日趋成熟,但还需深入研究能同时检测多个交通流参数的算法,充分发挥其在交通规划和管理中的作用。

交通事件检测主要包括对车辆排队拥堵^[49]、事故性停车、非正常缓行等异常事件的检测及违法停车、逆向行驶、违规变道、压线、超速、车窗外抛物等违法事件的检测。对交通事件的视频检测分为直

接检测和间接检测2类。其中,直接检测是指对目标进行检测、定位、跟踪后,直接对车辆违法变道、逆行等进行识别。间接检测是指对检测到的相关交通流参数进行综合分析,间接对交通事件进行判别,如通过对车速、车密度等参数的变化来预判交通拥堵等。如果将该类算法与车牌识别算法结合,可追踪、定位违法车辆,识别车主信息,实现对交通违法事件监测、报警、执法的一体化。其中,车辆间的相互遮挡仍是此类算法的难点。目前,解决该问题的主流方法是通过在数据集中增加不同遮挡情景的图像数量,提高算法检测精度。

表2 对车辆的视频检测算法

Table 2 Video detection algorithms of vehicle

| 检测对象 | 算法类型 | 具体算法 | 优缺点 |
|---------|-------------------|---|--|
| 车辆属性检测 | 基于特征的检测方法 | ① 基于边缘特征的检测算法 ② 基于颜色特征的检测算法 ③ 基于图像形态学的算法 ^[1] | 需要人工提取特征,实时性不佳且算法抗复杂环境干扰性较差,可通过多特征融合提高算法的检测精度。 |
| | 基于深度学习的检测方法 | ① 基于CNN的检测算法 ^[48] ② 基于SSD的检测算法 ^[50] ③ 改进的YOLO算法 ^[51] | 提高了算法在复杂背景下的车辆检测精度和实时性。 |
| 交通流参数检测 | 基于目标跟踪的方法 | ① 帧间差分法 ② 光流法 ③ 背景差分法 ^[1] | 对车速的依赖性较高,抗外界环境干扰性也较差。 |
| | | 基于虚拟线圈的检测方法 ^[52] | 降低了复杂环境对算法检测精度和实时性的影响 |
| 交通事件检测 | 基于交通流参数分析的检测方法 | ① 基于车流量、车速、占有率等参数变化特征的检测方法 ^[53] | 对不同交通流参数组合分析具有不同的效果,常用于拥堵、超速等交通事件的检测。 |
| | 目标检测与目标跟踪算法相结合的方法 | ① 基于车辆状态特征的方法 ^[54] ② 基于车辆轨迹特征的方法 ^[2,55] | 算法精度较高,常用于逆行、违规变道、异常停车等交通事件的检测。 |

2.3 对交通参与者的视频检测算法

道路参与者指的是机动车和非机动车的驾驶员、乘客、行人、客流量及道路交通施工和运管人员等。本研究主要分析对驾驶员、行人及客流量进行检测的算法。其中,针对驾驶员的检测对于减少交通事故,提升交通道路安全具有重要意义;针对行人的检测算法则主要应用在交通规划管理、无人驾驶等方面;针对客流量的检测算法可为公共交通管理和调度提供数据支持。针对不同道路参与者的检测的具体算法及其优缺点分析的汇总见表3。

对驾驶员状态的视频检测算法可分为对分心驾驶、疲劳驾驶等违法驾驶行为的检测以及对驾驶员行驶状态的检测。该类算法是非接触式的检测

方法。针对分心驾驶行为的检测算法一般采用摄像头,对驾驶员的头面部进行识别,获得驾驶员眼睑部的数据,再对其是否发生了分心进行判断^[56-57]。也有算法对驾驶员抽烟、看手机、打电话等分心动作进行检测和判断^[58-59]。针对疲劳驾驶行为的检测算法一般通过摄像头,对驾驶员眼睛的闭合频率、打哈欠次数、点头次数及低头持续时间等进行记录,判断其是否存在此类行为^[60]。还有算法对驾驶员未系安全带、车窗外抛物以及非机动车驾驶员未佩戴头盔等违法行为进行检测和识别^[61-62]。但该类违法驾驶行为种类繁多。因此,能同时准确检测多种分心驾驶行为的算法是未来研究的重点。此外,还有对驾驶员驾驶行为^[63]及状态进行监督的视频

检测算法。近年来,针对未系安全带等违法驾驶行为的检测逐渐成熟,其检测结果可被交管部门作为评判的依据。但目前该类算法仍存在错检、漏检的情况,需要提高其检测的准确度。这些算法都为保障交通道路的安全提供了有力支持,且这些检测方式均未与驾驶员发生直接身体接触,它们在交通道路中也得到了越来越多的应用,发展趋势良好。

从此类算法发展的历史来看,传统的针对驾驶员违法行为的视频检测算法先对驾驶员违法驾驶行为的特征信息进行人工提取、处理,再用分类器进行分类。但该分类算法在复杂背景下的鲁棒性不高^[59]。基于深度学习的针对违法驾驶行为的检测算法通过卷积神经网络对特征进行提取,弥补了传统检测方法中依赖主观经验的缺陷,降低了复杂背景对检测精度的影响^[59]。

针对行人的视频检测算法分为对行人流量、行人违法行为的检测及对行人意图识别、客流量检测等。这些算法通过视频对过街行人流量进行检测,可为行人过街信号控制方案的优化提供数据,提高交叉口的通行效率和安全性^[64]。此外,其还能对道路上的行人闯红灯等违法行为进行检测^[65]。自动驾驶车辆可通过视频检测算法对道路中行人的位

置进行识别,对行人的行动意图及轨迹进行预测,保证人车间的安全距离,避免发生碰撞。这对自动驾驶的安全性和稳定性具有十分重要的意义^[65]。客流量检测可为公共交通的调度、路线设计、服务质量评价^[66]以及车站的管理等提供数据支撑。与针对驾驶行为的传统视频检测算法类似,早期针对行人的视频检测算法也依赖人工提取行人特征。其中,具有代表性的算法是方向梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG)与支持向量机(support vector machines, SVM)相结合的算法^[63]。但行人间较大的行为差异、道路复杂背景及行人间与密集场所的相互遮挡等问题,都严重影响检测的效果。特别是对乘客和流量的检测,行人间与场所间的遮挡问题尤为突出^[67]。随着卷积神经网络的发展,经过优化后的深度学习算法可有效解决上述难题,具体解决的方法有:增加语义信息^[68],增加数据集中行人占据区域较小的示例图数量,引入多尺度特征融合算法,引入 RepLoss 损失函数等^[69]。这些方法均提高了视频检测算法在辅助驾驶、自动驾驶场景下的鲁棒性。但在单一的视频检测算法中,二维图像的限制及视野盲区等问题,对该类算法与其他感知技术的融合提出了新的挑战和要求。

表3 对交通参与者的检测

Table 3 Detection of traffic participants

| 检测对象 | 算法类型 | 具体算法 | 优缺点 |
|------|-------------|--|---------------------------------|
| 驾驶员 | 基于特征的检测算法 | ① 基于梯度特征的检测方法:特征检测算法(histogram of oriented gradients, HOG)+SVM ^[60] 、尺度不变特征变化(scale-invariant feature transform, SIFT)+SVM ^[70] ② 特征融合的检测方法 ^[71] | 算法受视频拍摄角度、光照的影响较大。 |
| | 基于深度学习的检测算法 | ① 基于CNN的检测算法 ^[72] ② 改进的YOLO检测算法 ^[73] | 算法检测精度高,但当网络结构复杂时,实时性较差。 |
| 行人 | 基于特征的检测算法 | ① 基于纹理特征的检测算法:局部二值模式(local binary pattern, LBP)+SVM或Adaboost ② 基于梯度特征的检测算法:HOG+SVM或Adaboost ③ 特征融合的检测算法 ^[68] | 算法对光照变化适应性好,但对复杂背景及遮挡问题的处理效果不佳。 |
| | 基于深度学习的检测算法 | ① 基于改进YOLO的检测算法 ^[69] ② 基于改进SSD的检测算法 ^[74] | 算法抗复杂背景干扰性好,且能有效解决密集行人的遮挡问题。 |
| 客流量 | 基于特征的检测算法 | ① 基于梯度特征的检测算法 ^[74] | 算法提高了对拥挤人群的检测精度。 |
| | 基于深度学习的检测算法 | ② 基于CNN的检测算法 ^[75] | 算法的实时性有所提高。 |

3 视频检测技术的发展趋势分析

交通视频检测技术关键词引用突现情况见表4。表4从时间跨度反映视频检测技术的部分关键词在算法、检测对象以及应用场景方面的出现频率和变化趋势。在表4中,突变强度表示在一段时间内某关键词出现的频率。若某关键词的突变强度越高,则在这段时间内该关键词出现次数越多。由表4可知,从2000年至2021年,视频检测技术在智能交通系统中的相关研究发展得很顺利,在道路交通的应用也日渐成熟。随着深度学习算法的发展,视频检测技术对交通系统中的人、车、路、环境的识别有了突破性的发展。

表4 交通视频检测技术关键词引用突现表

Table 4 Keyword citation emergence diagram of the studies on the video detection technology in area of traffic

| 关键词 | 突变强度 | 开始年份 | 结束年份 | 关键词 | 突变强度 | 开始年份 | 结束年份 |
|------|------|------|------|------|-------|------|------|
| 图像分割 | 4.08 | 2004 | 2007 | 行人检测 | 3.88 | 2011 | 2016 |
| 背景更新 | 4.62 | 2005 | 2011 | 模板匹配 | 3.48 | 2013 | 2015 |
| 车辆跟踪 | 4.40 | 2005 | 2015 | 交通标志 | 3.89 | 2015 | 2021 |
| 阴影检测 | 3.52 | 2006 | 2009 | 基于视频 | 11.97 | 2017 | 2021 |
| 视频检测 | 8.13 | 2007 | 2013 | 语义分割 | 4.79 | 2018 | 2021 |
| 电子警察 | 4.49 | 2007 | 2010 | 人工智能 | 4.12 | 2018 | 2021 |
| 背景提取 | 4.40 | 2008 | 2012 | 深度学习 | 8.23 | 2019 | 2021 |

由表4还可知,视频研究技术的发展主要受3个方面的影响:

1) 深度学习算法倍受研究者们的关注,其发展的重点在于平衡算法的检测精度和实时性。近年来,对道路前方障碍物、远距离交通标志、信号灯等小目标的基于深度学习的检测算法得到了越来越多的关注。但对此类小目标的检测与在密集场景下对车辆、行人的目标检测都对算法的检测精度提出了更高的要求。在实际道路环境中,这类算法的精度容易受光照、恶劣天气、阴影、障碍物遮挡等因素的影响。因此,有必要对其进行进一步优化,提高算

法在这些场景下的检测精度。但这也会不可避免地导致算法结构复杂、计算量大、计算速度慢。因此,如何平衡算法检测精度和实时性也是未来的研究重点之一。

2) 视频检测技术的对象丰富多样,进一步挖掘检测内容、扩大检测范围是必然的发展趋势。目前,视频检测技术可实现对人、车、路、环境等多种对象的检测,但视频图像的内容远不止这些,从视频图像中还能挖掘出更多的检测对象及相关信息。例如:可采用该技术检测非机动车驾驶员闯红灯、未佩戴头盔等违法行为,也可采用该技术对隧道、立交桥等交通枢纽的运行状态进行全景监测等。这些均是未来研究发展的重点。其次,随着道路和车辆摄像设备的普及,视频检测技术的应用范围逐渐扩大,这也对海量视频信息的储存和处理也提出了更高的要求。

3) 无人驾驶、辅助驾驶类应用的热度非常高,实现多传感器的复合检测是该类研究的重点。视频检测技术作为无人驾驶辅助驾驶的关键技术之一,可实现对车道线、道路标线,标志、交通信号灯及前方障碍物的识别。此外,其还可对车辆行驶过程中的天气状况进行检测和识别。但仅仅依靠视频检测一种技术无法实现对车辆多信息源、全方位的立体感知。目前,如何将其与雷达、红外等其他检测设备结合,将各种检测技术的信息进行深度融合是无人驾驶发展的重点和难点。

4 结论

本研究详细梳理了视频检测技术的基本原理和特点,结合关键词检索,分析和总结了该类技术在道路系统的路与环境、车以及道路参与者3个方面的应用。对不同检测对象的主流方法进行了分类。视频检测技术在智能交通系统中发挥着重要的作用,深度学习算法在一定程度上提高了视频检测技术对车辆、行人、道路环境的检测精度和速度,但其在复杂背景下的检测精度与实时性仍需要提高。后续可对视频检测技术的检测算法进行进一步详细地综述和分类,比较不同算法在同一应用中的精度与实时性。

参考文献(References):

- [1] 孔焜,张杰,邓露,等. 基于机器视觉的车辆检测与参数识别研究进展[J]. 中国公路学报,2021,34(4):13-30.
KONG Xuan, ZHANG Jie, DENG Lu, et al. Research advances on vehicle parameter identification based on machine vision [J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34(4): 13-30.
- [2] 高新闻,沈卓,许国耀,等. 基于多目标跟踪的交通异常事件检测[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(6): 1879-1883.
GAO Xinwen, SHEN Zhuo, XU Guoyao, et al. Traffic anomaly detection based on multi-target tracking [J]. Application Research of Computers, 2021, 38(6): 1879-1883.
- [3] 公安部交通管理科学研究所. 公安交通指挥系统建设技术规范: GA/T 445—2010[S]. 北京: 中国标准出版社, 2010.
Traffic Management Research Institute of the Ministry of Public Security. Technical specifications for the construction of public security traffic command system: GA/T 445—2010[S]. Beijing: Standards Press of China, 2010.
- [4] 公安部交通管理科学研究所, 哈尔滨新中新电子股份有限公司. 公路车辆智能监测记录系统通用技术条件: GA/T 497—2004[S]. 北京: 中国标准出版社, 2004.
Traffic Management Research Institute of the Ministry of Public Security, Harbin Synjones Electronic Co., Ltd.. General specifications of intelligent monitoring and recording system of vehicles on highways: GA/T 497—2004[S]. Beijing: Standards Press of China, 2004.
- [5] 王思齐,胡婧韬,余广,等. 智能视频异常事件检测方法综述[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(8): 1393-1405.
WANG Siqi, HU Jingtao, YU Guang, et al. A survey of video abnormal event detection [J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(8): 1393-1405.
- [6] 屈治华,邵毅明,邓天民,等. 复杂光照条件下的交通标志检测与识别[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(23): 140-147.
QU Zhihua, SHAO Yiming, DENG Tianmin, et al. Traffic sign detection and recognition under complicated lighting conditions [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(23): 140-147.
- [7] 杨锦帆,王晓强,林浩,等. 深度学习中的单阶段车辆检测算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(7): 55-67.
YANG Jinfan, WANG Xiaoqiang, LIN Hao, et al. Review of one-stage vehicle detection algorithms based on deep learning [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(7): 55-67.
- [8] 罗会兰,陈鸿坤. 基于深度学习的目标检测研究综述[J]. 电子学报, 2020, 48(6): 1230-1239.
LUO Huilan, CHEN Hongkun. Survey of object detection based on deep learning [J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(6): 1230-1239.
- [9] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [10] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]//Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: ACM, 2014: 580-587.
- [11] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). December 7-13, 2015, Santiago, Chile. IEEE, 2016: 1440-1448.
- [12] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [13] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 779-788.
- [14] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector [C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 21-37.
- [15] 屈志坚,高天姿,池瑞,等. 基于改进的YOLOv3接触网鸟巢检测与识别[J]. 华东交通大学学报, 2021, 38(4): 72-80.
QU Zhijian, GAO Tianzi, CHI Rui, et al. Detection and recognition of bird nests in overhead catenary systems based on improved YOLOv3 [J]. Journal of East China Jiaotong University, 2021, 38(4): 72-80.
- [16] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An Incremental Improvement [J]. arXiv e-prints, 2018, 1804(3): 2767.
- [17] 舒壮壮,单梁,马苗苗,等. 基于YOLOv3的改进行人检测算法研究[J]. 南京理工大学学报, 2021, 45(3): 259-264.
SHU Zhuangzhuang, SHAN Liang, MA Miaomiao, et al.

- Improved pedestrian detection algorithm based on YOLOv3 [J]. *Journal of Nanjing University of Science and Technology*, 2021, 45(3): 259-264.
- [18] SHARMA V, DHIMAN P, ROUTH R K. Improved traffic sign recognition algorithm based on YOLOv4-tiny [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2023, 91: 103774.
- [19] 蔡英凤, 张田田, 王海, 等. 基于实例分割和自适应透视变换算法的多车道线检测[J]. *东南大学学报(自然科学版)*, 2020, 50(4): 775-781.
CAI Yingfeng, ZHANG Tiantian, WANG Hai, et al. Multi-lane detection based on instance segmentation and adaptive perspective transformation [J]. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2020, 50(4): 775-781.
- [20] TIAN Y, GELERTNER J, WANG X, et al. Lane marking detection via deep convolutional neural network [J]. *Neurocomputing*, 2018, 280: 46-55.
- [21] 仇旭阳, 黄影平, 郭志阳, 等. 基于深度学习的障碍物检测与深度估计[J]. *上海理工大学学报*, 2020, 42(6): 558-565.
QIU Xuyang, HUANG Yingping, GUO Zhiyang, et al. Obstacle detection and depth estimation using deep learning approaches [J]. *Journal of University of Shanghai for Science and Technology*, 2020, 42(6): 558-565.
- [22] 俞骏威, 张黎明, 陈凯, 等. 基于道路消失点的远距离路面微小障碍物检测[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2019, 47(S1): 213-216.
YU Junwei, ZHANG Liming, CHEN Kai, et al. Long-distance small road obstacles detection based on road vanishing point [J]. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2019, 47(S1): 213-216.
- [23] 周经美, 王钰, 宁航, 等. 面向多元场景结合GLNet的车道线检测算法[J]. *中国公路学报*, 2021, 34(7): 118-127.
ZHOU Jingmei, WANG Yu, NING Hang, et al. Lane detection algorithm based on GLNet for multiple scenes [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2021, 34(7): 118-127.
- [24] 薛玉利. 雾霾天气情况下的交通标志检测[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2016, 16(4): 88-94.
XUE Yuli. Traffic sign detection under fog and haze weather [J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2016, 16(4): 88-94.
- [25] 吴骅跃, 赵祥模. 基于IPM和边缘图像过滤的多干扰车道线检测[J]. *中国公路学报*, 2020, 33(5): 153-164.
WU Huayue, ZHAO Xiangmo. Multi-interference lane recognition based on IPM and edge image filtering [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2020, 33(5): 153-164.
- [26] 钱弘毅, 王丽华, 牟宏磊. 基于深度学习的交通信号灯快速检测与识别[J]. *计算机科学*, 2019, 46(12): 272-278.
QIAN Hongyi, WANG Lihua, MOU Honglei. Fast detection and identification of traffic lights based on deep learning [J]. *Computer Science*, 2019, 46(12): 272-278.
- [27] 王玲玲, 焦双健. 基于深度学习的恶劣环境中路面障碍物检测[J]. *单片机与嵌入式系统应用*, 2021, 21(8): 48-50, 54.
WANG Lingling, JIAO Shuangjian. Road obstacle detection in harsh environment based on deep learning [J]. *Microcontrollers & Embedded Systems*, 2021, 21(8): 48-50, 54.
- [28] 李宗鑫, 秦勃, 王梦倩. 基于时空关系模型的交通信号灯的实时检测与识别[J]. *计算机科学*, 2018, 45(6): 314-319.
LI Zongxin, QIN Bo, WANG Mengqian. Real-time detection and recognition of traffic light based on time-space model [J]. *Computer Science*, 2018, 45(6): 314-319.
- [29] 熊辉, 郭宇昂, 陈超义, 等. 基于遗传优化与深度学习的交通信号灯检测[J]. *汽车工程*, 2019, 41(8): 960-966.
XIONG Hui, GUO Yuang, CHEN Chaoyi, et al. Traffic light detection based on genetic optimization and deep learning [J]. *Automotive Engineering*, 2019, 41(8): 960-966.
- [30] LU Y F, LU J M, ZHANG S H, et al. Traffic signal detection and classification in street views using an attention model [J]. *Computational Visual Media*, 2018, 4(3): 253-266.
- [31] 伍晓晖, 田启川. 交通标志识别方法综述[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(10): 20-26.
WU Xiaohui, TIAN Qichuan. Survey of traffic sign recognition [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(10): 20-26.
- [32] 张秀玲, 张暹暹, 周凯旋. 基于感兴趣区域的CNN-Squeeze交通标志图像识别[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2019, 19(3): 48-53.

- ZHANG Xiuling, ZHANG Chengcheng, ZHOU Kaixuan. Traffic sign image recognition via CNN-squeeze based on region of interest [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2019, 19(3):48-53.
- [33] 刘亚辰,陈跃鹏,张赛硕,等. 融合式空间塔式算子和 HIK-SVM 的交通标志识别研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2017, 17(1):220-226.
- LIU Yachen, CHEN Yuepeng, ZHANG Saishuo, et al. Traffic sign recognition based on pyramid histogram fusion descriptor and HIK-SVM [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2017, 17(1):220-226.
- [34] LI J, WANG Z F. Real-time traffic sign recognition based on efficient CNNs in the wild[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(3):975-984.
- [35] 张毅,龚致远,韦文闻. 基于改进 Faster R-CNN 模型的交通标志检测[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(18):173-181.
- ZHANG Yi, GONG Zhiyuan, WEI Wenwen. Traffic sign detection based on improved faster R-CNN model [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(18):173-181.
- [36] DEWI C, CHEN R C, LIU Y T, et al. Yolo V4 for advanced traffic sign recognition with synthetic training data generated by various GAN[J]. IEEE Access, 2021, 9:97228-97242.
- [37] 邵毅明,屈治华,邓天民,等. 基于加权密集连接卷积网络的快速交通标志检测[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20(2):48-54.
- SHAO Yiming, QU Zhihua, DENG Tianmin, et al. Fast traffic sign detection based on weighted densely connected convolutional network [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2020, 20(2):48-54.
- [38] GAO B H, JIANG Z J, ZHANG J M. Traffic sign detection based on SSD[C]//Proceedings of the 2019 4th International Conference on Automation, Control and Robotics Engineering. July 19 - 21, 2019, Shenzhen, China. New York:ACM, 2019:1-6.
- [39] 孙超,温蜜,景俐娜. 改进 SSD 算法在交通标志检测中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(4):147-155.
- SUN Chao, WEN Mi, JING Lina. Application of improved SSD algorithm in traffic sign detection [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(4):147-155.
- [40] 马建,赵祥模,贺拴海,等. 路面检测技术综述[J]. 交通运输工程学报, 2017, 17(5):121-137.
- MA Jian, ZHAO Xiangmo, HE Shuanhai, et al. Review of pavement detection technology [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2017, 17(5):121-137.
- [41] 郎洪,温添,陆键,等. 基于深度学习的三维路面裂缝类病害检测方法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2021, 51(1):53-60.
- LANG Hong, WEN Tian, LU Jian, et al. 3D pavement crack detection method based on deep learning [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2021, 51(1):53-60.
- [42] 廖延娜,李婉. 基于卷积神经网络的桥梁裂缝检测方法[J]. 计算机工程与设计, 2021, 42(8):2366-2372.
- LIAO Yanna, LI Wan. Bridge crack detection method based on convolution neural network [J]. Computer Engineering and Design, 2021, 42(8):2366-2372.
- [43] 杨良义,谢飞,陈涛. 基于视频的交叉路口车辆排队长度检测方法研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2018, 32(6):169-174.
- YANG Liangyi, XIE Fei, CHEN Tao. Research on vehicle queuing length detection method of crossroad based on video processing [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2018, 32(6):169-174.
- [44] 毛其超,贾瑞生,左羚群,等. 基于深度学习的交通监控视频车辆检测算法[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(9):111-117, 164.
- MAO Qichao, JIA Ruisheng, ZUO Lingqun, et al. A traffic surveillance video vehicle detection method based on deep learning [J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(9):111-117, 164.
- [45] 张燕,龙科军,谷健. 信号交叉口机非交通冲突安全评估[J]. 交通科学与工程, 2021, 37(3):98-106.
- ZHANG Yan, LONG Kejun, GU Jian. Safety assessment of vehicle-non-motor traffic conflict at signalized intersection [J]. Journal of Transport Science and Engineering, 2021, 37(3):98-106.
- [46] 张灵,康晋滔,成卫. 基于长短期记忆网络的断面交通数据异常处理[J]. 交通科学与工程, 2020, 36(3):81-87.
- ZHANG Ling, KANG Jintao, CHENG Wei. Abnormal detection and correction of section traffic data based on long short-term memory network [J]. Journal of

- Transport Science and Engineering, 2020, 36(3): 81-87.
- [47] 汪昱东, 郭继昌, 王天保. 一种改进的雾天图像行人和车辆检测算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2020, 47(4): 70-77.
- WANG Yudong, GUO Jichang, WANG Tianbao. Algorithm for foggy-image pedestrian and vehicle detection[J]. Journal of Xidian University, 2020, 47(4): 70-77.
- [48] 李致金, 张亮, 武鹏, 等. 基于特征融合卷积神经网络的车型精细识别[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(1): 226-230.
- LI Zhijin, ZHANG Liang, WU Peng, et al. Fine-grained vehicle models based on feature fusion convolutional neural network[J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(1): 226-230.
- [49] 丁洁, 刘晋峰, 杨祖萁, 等. 基于深度学习的交通拥堵检测[J]. 重庆大学学报, 2021, 44(4): 107-116.
- DING Jie, LIU Jinfeng, YANG Zuliang, et al. Traffic congestion detection based on deep learning[J]. Journal of Chongqing University (Natural Science Edition), 2021, 44(4): 107-116.
- [50] 郭融, 王芳, 刘伟. 改进深度可分离卷积的SSD车型识别[J]. 重庆大学学报, 2021, 44(6): 43-48, 83.
- GUO Rong, WANG Fang, LIU Wei. Vehicle type recognition based on improved depthwise separable convolution SSD[J]. Journal of Chongqing University (Natural Science Edition), 2021, 44(6): 43-48, 83.
- [51] 马永杰, 马芸婷, 程时升, 等. 基于改进YOLO v3模型与Deep-SORT算法的道路车辆检测方法[J]. 交通运输工程学报, 2021, 21(2): 222-231.
- MA Yongjie, MA Yunting, CHENG Shisheng, et al. Road vehicle detection method based on improved YOLO v3 model and Deep-SORT algorithm[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21(2): 222-231.
- [52] 高珍, 黄钰琳, 郑绛宇, 等. 基于车辆方波脉冲时序图的交通流参数实时检测算法[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2020, 48(8): 1143-1148.
- GAO Zhen, HUANG Yulin, ZHENG Jiangyu, et al. Real-time detection algorithm of traffic flow parameters based on sequence diagram of vehicle square wave pulse[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2020, 48(8): 1143-1148.
- [53] 罗预欣, 张兵, 薛运强. 基于变量分析和粒子群优化加权随机森林的交通事件检测方法[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(14): 6044-6049.
- LUO Yuxin, ZHANG Bing, XUE Yunqiang. Weighted random forest based on variable analysis and particle swarm optimization traffic incident detection method[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(14): 6044-6049.
- [54] 董美琳, 任安虎. 基于深度学习的高速公路交通事件检测研究[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(10): 108-116.
- DONG Meilin, REN Anhu. Research on highway traffic incident detection based on deep learning[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(10): 108-116.
- [55] 姚兰, 赵永恒, 施雨晴, 等. 一种基于视频分析的高速公路交通异常事件检测算法[J]. 计算机科学, 2020, 47(8): 208-212.
- YAO Lan, ZHAO Yongheng, SHI Yuqing, et al. Highway abnormal event detection algorithm based on video analysis[J]. Computer Science, 2020, 47(8): 208-212.
- [56] SIKANDER G, ANWAR S. Driver fatigue detection systems: A review[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(6): 2339-2352.
- [57] MANDAL B, LI L Y, WANG G S, et al. Towards detection of bus driver fatigue based on robust visual analysis of eye state[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(3): 545-557.
- [58] 李俊俊, 杨华民, 张澍裕, 等. 基于神经网络融合的司机违规行为识别[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(12): 222-227, 319.
- LI Junjun, YANG Huamin, ZHANG Shuyu, et al. Driver's illegal behavior recognition based on neural network fusion[J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(12): 222-227, 319.
- [59] 谷玉海, 曹梦婷, 修嘉芸, 等. 基于YOLOv4网络的违章行为检测算法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2021, 35(8): 114-121.
- GU Yuhai, CAO Mengting, XIU Jiayun, et al. Algorithm for detecting violations based on YOLOv4 network[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2021, 35(8): 114-121.
- [60] 胡习之, 黄冰瑜. 基于面部特征分析的疲劳驾驶检测方法[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(4): 1629-1636.
- HU Xizhi, HUANG Bingyu. Fatigue driving detection system based on face feature analysis[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(4): 1629-1636.
- [61] 霍星, 费志伟, 赵峰, 等. 深度学习在驾驶员安全带检测中的应用[J]. 计算机科学, 2019, 46(S1): 182-187.

- HUO Xing, FEI Zhiwei, ZHAO Feng, et al. Application of deep learning in driver's safety belt detection [J]. *Computer Science*, 2019, 46(S1):182-187.
- [62] 刘琛, 王江涛, 王明阳. 引入视觉机制的SSD网络在摩托车头盔佩戴检测中的应用[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(3):144-151.
- LIU Chen, WANG Jiangtao, WANG Mingyang. Application of SSD network with visual mechanism in motorcycle helmet wearing detection [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(3):144-151.
- [63] 王蒙, 喻伟, 尹小梅, 等. 驾驶人车辆换道行为模型的建立与分析[J]. *交通科学与工程*, 2019, 35(2):106-112.
- WANG Meng, YU Wei, YIN Xiaomei, et al. Modeling and analysis of the drivers' lane change behavior[J]. *Journal of Transport Science and Engineering*, 2019, 35(2):106-112.
- [64] 刘岩, 罗瑞琪. 基于视频检测的行人过街信号优化控制方法研究[J]. *黑龙江交通科技*, 2019, 42(9):198-199.
- LIU Yan, LUO Ruiqi. Research on optimal control method of pedestrian crossing signal based on video detection[J]. *Communications Science and Technology Heilongjiang*, 2019, 42(9):198-199.
- [65] 唐晓东. 基于视频分析的行人闯红灯违法行为检测系统[J]. *中国人民公安大学学报(自然科学版)*, 2014, 20(1):60-63.
- TANG Xiaodong. Detection system of illegal behavior of pedestrians running red lights based on video analysis[J]. *Journal of People's Public Security University of China (Science and Technology)*, 2014, 20(1):60-63.
- [66] HUDNELL M, PRICE T, FRAHM J M. Robust aleatoric modeling for future vehicle localization [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). June 16-17, 2019, Long Beach, CA, USA. IEEE, 2020:2944-2951
- [67] 谢璐, 金志刚, 王颖. 基于车载视频监控的乘客检测及跟踪算法[J]. *计算机应用*, 2014, 34(12):3521-3525.
- XIE Lu, JIN Zhigang, WANG Ying. Passenger detection and tracking algorithm based on vehicle video surveillance [J]. *Journal of Computer Applications*, 2014, 34(12):3521-3525.
- [68] 张新钰, 高洪波, 赵建辉, 等. 基于深度学习的自动驾驶技术综述[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2018, 58(4):438-444.
- ZHANG Xinyu, GAO Hongbo, ZHAO Jianhui, et al. Overview of deep learning intelligent driving methods[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2018, 58(4):438-444.
- [69] 王灿, 卜乐平. 基于卷积神经网络的目标检测算法综述[J]. *舰船电子工程*, 2021, 41(9):161-169.
- WANG Can, BU Leping. Survey of object detection algorithms based on convolutional neural networks [J]. *Ship Electronic Engineering*, 2021, 41(9):161-169.
- [70] 刘明周, 蒋倩男, 扈静. 基于面部几何特征及手部运动特征的驾驶员疲劳检测[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(2):18-26.
- LIU Mingzhou, JIANG Qiannan, HU Jing. Based on facial geometric features and hand motion characteristics driver fatigue detection[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(2):18-26.
- [71] 黄占鳌, 史晋芳. 多特征融合的驾驶员疲劳检测研究[J]. *机械科学与技术*, 2018, 37(11):1750-1754.
- HUANG Zhan'ao, SHI Jinfang. Research on driver's fatigue detection by multi-feature fusion [J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2018, 37(11):1750-1754
- [72] 代少升, 黄向康, 黄涛, 等. 一种基于深度学习的驾驶员打电话行为检测方法[J]. *电讯技术*, 2021, 61(7):785-792.
- DAI Shaosheng, HUANG Xiangkang, HUANG Tao, et al. A driver's calling behavior detection method based on deep learning [J]. *Telecommunication Engineering*, 2021, 61(7):785-792.
- [73] 朱峰, 陈建, 陈靖芯, 等. 基于改进 Yolov3 的驾驶员疲劳检测[J]. *科学技术与工程*, 2022, 22(8):3358-3364.
- ZHU Feng, CHEN Jian, CHEN Jingxin, et al. Driver fatigue detection based on improved Yolov3 [J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(8):3358-3364.
- [74] 于波, 刘畅. 基于改进 SSD 算法的行人检测方法[J]. *电子测量技术*, 2021, 44(12):24-28.
- YU Bo, LIU Chang. Pedestrian detection based on improved SSD [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021, 44(12):24-28.
- [75] 张杏蔓, 鲁工圆. 基于视频图像分析的地铁列车车辆拥挤度识别方法研究[J]. *交通运输工程与信息学报*, 2020, 18(3):142-152.
- ZHANG Xingman, LU Gongyuan. Subway train congestion degree recognition method based on video image analysis [J]. *Journal of Transportation Engineering and Information*, 2020, 18(3):142-152.

(责任编辑:李脉;校对:罗容;英文编辑:刘至真)