

交通标志的检测与识别方法研究综述

陈晗晗^{1,2,3} 王俊英^{1,2,3} 任肖月^{1,2,3}
CHEN Hanhan WANG Junying REN Xiaoyue

摘要

交通标志的检测与识别是当今目标检测领域一项较为关键的技术，在智能交通系统和辅助驾驶技术中发挥着重要作用。对交通标志检测与识别领域早期的传统方法和现阶段较流行的深度学习方法分别做了阐述和分析，相较于传统的交通检测和交通识别方法，基于深度学习的方法更能兼顾准确性和实时性，对于遮挡、光线变化、目标太小等情况有很好的鲁棒性。最后总结了国内外常用的交通标志数据集，并对深度学习方法在该领域的发展进行了展望。

关键词

交通标志的检测；交通标志的识别；深度学习；交通标志数据集

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.03.019

0 引言

随着经济的快速发展，汽车的普及给人们带来了便利，同时也增加了安全隐患。智能交通系统（intelligent traffic systems, ITS）^[1]将通信、检测、控制与计算机等技术有效地综合运用整个交通运输管理体系，不仅可以减少交通事故的发生，还可以提高交通运输的运行效率和服务水平。交通标志的检测与识别作为其中不可或缺的一环，其重要程度不言而喻。交通标志识别系统在车辆行驶过程中，通过车载摄像头提取自然场景下的交通标志图像并对其进行检测和识别，将识别结果反馈给无人驾驶车辆或驾驶员，从而帮助其做出正确判断，大大地降低了交通事故发生率。

交通标志的检测和识别可以采用传统方法或深度学习的方法。

1 传统方法

1.1 交通标志检测

交通标志的检测是从车载摄像头采集到的图像中搜索可能包含交通标志的区域，并定位该区域的位置，为后续识别交通标志提供目标区域。传统的交通标志检测往往基于颜色特征或基于形状特征进行，也可以融合这两种特征进行检测。

1.1.1 基于颜色的交通标志检测

基于颜色的交通标志检测方法根据交通标志特定的颜色范围从颜色空间中提取可能的交通标志。常见的颜色空间有 RGB、HSI 和 HSV 等。RGB 与人的视觉系统直接相关，利用 RGB 颜色空间进行交通标志检测直观且处理时间短，不易受到距离和拍摄角度的干扰。20 世纪 80 年代，Akatsuka 等人^[2]利用在 RGB 颜色空间上为三通道分别设定阈值得到的二值化图像将目标对象从背景中分离出

1. 三峡大学水电工程智能视觉监测湖北省重点实验室
湖北宜昌 443002
2. 三峡大学湖北省建筑质量检测装备工程技术研究中心
湖北宜昌 443002
3. 三峡大学计算机与信息学院 湖北宜昌 443002

[6] DAUBECHIES I, DEFRISE M, DEMOL C. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint[J]. Communications on pure and applied mathematics: a journal issued by the courant institute of mathematical sciences, 2004, 57(11): 1413-1457.

[7] MARTIN D, FOWLKES C, TAL D, et al. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological

statistics[C]//8th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV2001). Piscataway: IEEE, 2001:416-423.

【作者简介】

王月轮（1999—），女，河南邓州人，硕士研究生，研究方向：基于高阶 WSNM-RPCA 的算法实现。

（收稿日期：2024-01-04）

来,从而实现交通标志的检测。显然,阈值分割方法的效果受阈值选择的影响较大,阈值选择不当会严重影响检测效果。

1997年,Zadeh等人^[3]利用建立RGB交通标志颜色查找表的方法将待测图像中的像素与查找表进行比较,并使用阈值设定、临近像素匹配等方法对比较得到的交通标志候选区域进行连通区域分析,从而检测出真正的交通标志区域。由于颜色查找表方法先遍历待测图像筛选出目标区域,再对其进行连通分析,一般来说,其检测效果比单纯的阈值分割方法更为可靠,但是使用该方法必须在整理分析交通标志颜色样本的基础上先建立颜色查找表。

由于HSI颜色空间具有色相 H 和饱和度 S 均与亮度 I 相关性不大的特点,Bascon等人^[4]根据这一特点提出可以将阈值分割设定在 H 和 S 分量上,从而减少因自然光照变化对交通标志检测产生的影响。

HSV颜色空间用色调 H 、饱和度 S 和亮度 V 三个参数来表达颜色,直观地描述了人类对色彩的感知。Vitabile等人^[5]在HSV颜色空间的像素聚集过程中引入了动态阈值来更好地获取图像中的颜色特征,阈值的变化与子区域的种子像素 S 值呈非线性关系,减少了光照变化对色调不稳定性影响。

1.1.2 基于形状的交通标志检测

交通标志的主要形状类别为矩形、圆形和三角形,如图1所示,因此可以通过检测交通标志的轮廓将其从复杂环境中快速分割出来,得到交通标志的感兴趣区域。

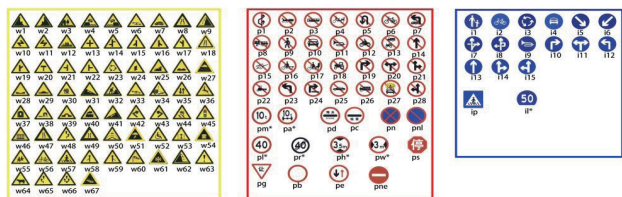


图1 交通标志形状示例

Hough变换是一种较为常见的形状检测方法,它将形状边缘像素点映射到参数空间并进行累加计算,累加值最大的点对应的参数就是目标形状参数。Hough变换在检测直线或圆形方面具有一定的优势,广泛应用于交通标志检测领域,但其运算量大、储存空间要求高的缺点会使检测实时性受到影响。为了提升Hough变换算法的性能,Hoferlin等人^[6]在交通标志的检测阶段采用区域抑制方法来减少Hough变换中累加器空间对形状重复提取的情况。Barnes等人^[7]提出了快速径向对称检测方法,该方法是Hough变换的一种变体,通过比较边缘像素与其周围像素的对称性来确定特征的存在,计算量大大减少,更适用于实时应用。

其他常用的基于形状的检测方法还有Haar算法、距离变换匹配方法等。Baro等人^[8]利用Haar算法在滑动窗口上提取图像块的Haar特征,即交通标志的边缘和纹理特征等信息,最终将特征送入分类器进行分类识别。Boujemaa等人^[9]使用距离变换匹配方法将交通标志图像中每个像素点根据其距离边缘信息的远近生成距离变换图像(distance transforms, DT),由于该检测方法是基于像素间的距离信息而不依赖于具体形状,所以能够检测出任意形状的非刚性物体。

当交通标志被遮挡时,基于形状的检测方法会受到影响。Abukhait等人^[10]将基于颜色和基于形状的检测方法结合起来,在RGB颜色空间模型上进行初步的阈值分割,再利用被遮挡交通标志尺度长度比不会急剧变化的形状特点来在一定程度上解决部分遮挡问题,从而得到更为精准的检测效果,很好地弥补了单一方法的不足。汤凯等人^[11]提出了一种颜色、形状和尺度特征的多特征协同方法,能有效解决因颜色或形状失真以及尺度变化导致的交通标志漏检问题。

1.2 交通标志识别

交通标志的识别是对检测得到的交通标志区域进行特征提取并分类识别的过程。传统的交通标志识别方法主要有基于模板匹配的方法和基于机器学习的方法。

1.2.1 基于模板匹配的交通标志识别方法

基于模板匹配的交通标志识别是通过比较待识别交通标志区域的图像特征与交通标志模板库中各模板特征之间的相似度来识别交通标志类别。

当待识别交通标志图像受到遮挡、损坏和恶劣天气等的影响时,模板匹配方法效果不佳。2013年,冯春贵等人^[12]针对交通标志受到遮挡或损坏时出现字符断裂或模糊不清的问题进行改进,利用Canny算子得到完整的边缘信息并进行边缘模板匹配,一定程度上提高了交通标志的识别率。2015年,张国山等人^[13]提出了一种雾霾天气下的交通标志识别算法,利用均值滤波法对交通标志图像进行去雾处理,再对检测出的交通标志区域进行模板匹配,有效地提高了雾霾等恶劣天气下的交通标志识别率。该算法在其他恶劣天气条件下也适用。

1.2.2 基于机器学习的交通标志识别方法

基于机器学习的交通标志识别方法主要采用人工提取特征和机器学习相结合的方式识别,即提取能够表示或描述交通标志信息的特征后送入机器学习分类器进行训练识别。常用特征提取方法和分类器及其优缺点如表1所示。表2描述了部分使用机器学习方法在交通标志数据集GTSRB上进行识别的结果对比。

表 1 基于机器学习的交通标志识别方法及优缺点

方法		优点	缺点
特征提取	尺度不变特征变换（SIFT）	对图像旋转、缩放、亮度等变化具有较好的不变性	对边缘光滑的目标无法准确提取特征
	方向梯度直方图（HOG）	较好地捕捉刚性物体的梯度或边缘信息	特征维度大，无法处理遮挡
	快速特征点提取和描述（ORB）	能快速创建关键点的特征向量，满足实时性要求	对光照变化和遮挡敏感
	主成分分析（PCA）	显著降低数据维度，减少储存空间和计算量	降维过程中可能造成信息丢失
	局部二值模式（LBP）	描述局部纹理特征，具有旋转不变性和灰度不变性	对全局特征表现一般
分类器	支持向量机（AVM）	鲁棒性强，可处理模糊匹配	算法复杂性高
	极限学习机（ELM）	训练速度快，泛化能力强	对参数敏感
	随机森林（RF）	准确率高且计算时间短	对实时预测无效
	神经网络（BP）	灵活性强，应用广泛	训练时间长，容易出现梯度消失或爆炸问题
	Softmax 分类器	多分类任务表现良好	计算量大，对噪声敏感
	AdaBoost	操作简单，计算效率高	运行过程中对新样本的加入无法调整

表 2 基于机器学习的交通标志识别方法在 GTSRB 数据集上识别精度的比较

文献	提取特征方法	机器学习分类器	精度 /%
胡月志等 ^[14]	ORB	KNN	91.00
韩习习等 ^[15]	HOG	SVM	93.27
Sun 等 ^[16]	HOG	ELM	97.19
Zallouta 等 ^[17]	HOG	RF	97.20
梁敏健等 ^[18]	HOG+Gabor 融合	Softmax	97.68
Huang 等 ^[19]	PCA+HOG 融合	ELM	97.69
徐岩等 ^[20]	PCA+HOG 融合	ELM+AdaBoost 融合	99.12
Zhu 等 ^[21]	SIFT+HOG+LBP 融合	K-means+LLC 融合	99.67

由表 2 不难看出，综合多种方法的交通标志识别比单一的特征提取和分类器方法更有效^[22]。其中特征提取方法需要人工设计和提取图像特征，耗时耗力，且随着数据集规模的扩大，机器学习的方法泛化性逐渐减弱。

2 基于深度学习的交通标志检测和识别

2012 年，Krizhevsky 等人^[23]设计的 AlexNet 在 ImageNet 挑战赛中获得了冠军，自此，卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）在计算机视觉领域得到广泛的应用。交通标志的检测与识别也不例外。与前面的传统方法不同，基于深度学习的交通标志检测与识别通过自主学习和训练来进行特征的提取与检测。

2013 年，Sermanet 等人^[24]提出了 OverFeat 模型，它采用了 AlexNet 中 CNN 的基本结构，即多个卷积层、池化层和全连接层的组合，并将识别、定位及检测集成到一个框架里，实现了多任务学习，但其使用固定的滑动窗口进行检测，容易导致边界框定位出现误差。2014 年，R-CNN^[25]

在 OverFeat 的基础上将卷积神经网络与候选区域特征提取相结合，使得边界框定位更为精确，检测精度有所提升，同时为目标检测领域的进一步研究提供了新的思路 and 方向。2015 年，SPP-Net 网络^[26]在 R-CNN 的基础上引入了空间金字塔池化层（spatial pyramid pooling layer），该网络可以对任意尺寸的输入图像提取固定长度的特征向量，从而可以处理不同大小的候选区域，提高了识别准确率。由 Girshick 等人提出的 Fast R-CNN 算法^[27]同样在 R-CNN 的基础上进行改进，先对整张图像进行一次特征提取，每个候选区域不需要独立地提取特征，相较于 R-CNN，特征提取的计算量大大减少。而由 Ren 等人^[28]提出的 Faster R-CNN 模型，则直接摒弃了 Fast R-CNN 的选择性搜索方法，使用候选区域网络（region proposal network，RPN）来生成检测框，它与检测网络共享整幅图像的卷积特征，从而实现了几乎无代价的区域提议。

为了更加节省计算资源，提升检测和识别的速度，2016 年，Redmon 等人^[29]提出了 YOLO 模型，此模型将目标检测问题视为单个回归问题，直接产生检测目标的类别概率和位置坐标，这种端到端的方法速度快，但精度较 R-CNN 系列算法有所下降。同年，Liu 等人^[30]结合 YOLO 的回归思想和 Faster R-CNN 的锚框机制提出了 SSD 算法，且结合多尺度特征图进行预测，很大程度上平衡了检测的速度和识别的精度。

由于卷积神经网络结构复杂、参数多，在实际场景中检测和识别交通标志时，其实时性往往达不到要求。2013 年，Aghdam 等人^[31]提出一种轻量级且精确用于检测识别交通标志的 CNN，该网络使用膨胀卷积实现滑动窗口技术，使用数据集中的统计信息来加快网络前向传播的速度，在德国交通标志检测数据库 GTSDB 上测试得到 99.89% 的精确度。2019

年, Li 等人^[32]在 Faster R-CNN 框架的基础上设计了非对称内核的 CNN 分类器, 使用 $1 \times n$ 卷积和 $n \times 1$ 卷积来代替 $n \times n$ 卷积, 减少了模型运算量, 能够满足实时应用。2022 年, 郭继峰等人^[33]将深度可分离卷积 (Depthwise separable convolution) 应用到 YOLOv4 骨干网络中, 并利用双向特征金字塔 (BiFPN) 进行特征融合, 提出了一种参数量和计算量都较小的交通标志检测算法 MYOLOv4 (Miniature YOLOv4), 该算法在交通标志数据集 TT-100K 上的检测精度和速度都有一定程度的提升。

当远距离拍摄的交通标志在图像中很小时, 主流卷积神经网络的检测能力仍然较弱, 这是其在目标检测应用方面的主要瓶颈问题之一。2016 年, Lin 等人^[34]提出了特征金字塔网络 (feature pyramid network, FPN), 并将其与 Faster R-CNN 相结合, 在 FPN 上使用 RPN 来提取检测框, 通过融合深层特征和浅层特征来获得高分辨率、强语义的特征, 有利于小目标的检测。2019 年, Cheng 等人^[35]提出了一种基于局部上下文的 Faster R-CNN 方法, 利用候选区域周围的上下文信息提取更多的判别信息来对交通标志小目标进行分类。2020 年, Wang 等人^[36]在改进的 Faster R-CNN 网络中引入能更高质量获得候选框的 Score-IOU 平衡抽样方法, 并引入 Res-2Net 作为判别网络。这些改进算法对交通图像中小物体的检测和识别更加精确。2021 年, Wan 等人^[37]针对网络冗余问题对 YOLOV3 的骨干网络 DarkNet53 进行剪枝, 并采用了四个不同尺度的预测分支丰富多尺度预测的特征图谱, 改进模型能高效地解决现实中小交通标志的检测与识别问题。2023 年, 熊恩杰等人^[38]提出了改进的 Ghost-YOLOv8 检测算法, Ghost-YOLOv8 使用 GhostConv 代替部分 Conv, 并添加小目标检测层使深层语义信息与浅层语义信息相结合, 减少检测小目标时信息的丢失, 模型计算量减少的同时检测性能得到了提高。

现实场景中的交通标志极易受树木、恶劣天气、光线变化等复杂环境的影响, 给交通标志的检测识别带来了一定挑战。2020 年, 赵坤等人^[39]将图像增强与 YOLOv3 相结合, 通过自适应图像增强技术调整弱光照条件下的交通标志与背景之间的差异, 然后优化了 YOLOv3 的先验锚点框聚类算法和损失函数, 增强算法的鲁棒性。2021 年, 尹靖涵等人^[40]采用在 YOLOv5 模型上削减特征金字塔 SPP 的深度、限制最高下采样倍数的方法来提高恶劣天气下交通标志的识别准确率, 效果良好。

3 交通标志数据集

早期的交通标志数据集一般规模较小, 2011 年后, 大规

模的交通标志数据集开始出现, 基于深度学习的方法逐渐应用到了交通标志检测与识别领域, 数据集的优劣直接关系到检测识别结果的准确率。表 3 列出了国内外常用的交通标志数据集。

表 3 交通标志数据集

名称	国家	年份	尺寸 /px	类别	图像数量	各部分占比 /%	
						训练	测试
GTSRB ^[41]	德国	2011	15×15 & 250×250	43	50 000	—	—
GTSDb ^[42]	德国	2013	1360×800	43	900	66.6	33.4
BTSDB ^[43]	比利时	2009	1628×1236	62	7000	64.29	35.71
BTSCB ^[43]	比利时	2009	100×100 & 1024×1024	62	10 000	—	—
STSD ^[44]	瑞典	2011	1280×960	7	20 000	—	—
TT-100K ^[45]	中国	2016	2048×2048	45	10 000	66.67	33.33
CTSD ^[46]	中国	2016	1024×768 & 1270×800	48	1100	63.6	36.4
CCTSDb ^[47]	中国	2017	1024×768 & 1270×800 & 1000×350	3	15 734	—	—

这些数据集均由摄像机在不同的自然条件下拍摄, 交通标志的类别较全面。其中数据集 TT-100K 是由清华大学和腾讯实验室联合发布的基于真实场景的交通标志公开数据集。BTSDB 中还包含了视频场景。

4 结语

本文对交通标志的检测与识别方法 (包括早期的传统方法和现阶段较流行的深度学习方法) 进行了介绍和分析。随着大规模交通标志数据集的出现和计算机硬件性能的提升, 基于深度学习的方法逐渐取代了传统方法, 通过训练大量带有标签的数据来自发地学习交通标志的分类, 检测与识别的准确率和速度都有极大的提升。

“交通安全无小事”, 交通标志的识别和检测作为智能交通和辅助驾驶的重要一环, 检测准确率和实时要求缺一不可。如何在高速行驶的车辆采集的视频或图像中准确识别交通标志这样的小目标, 并在保证准确率的情况下, 对网络进行轻量化处理, 提高检测速度, 以达到实时性需求, 是未来需要进一步研究的方向。

参考文献:

[1] 赵娜, 袁家斌, 徐晗. 智能交通系统综述 [J]. 计算机科学, 2014, 41(11): 7-11+45.
[2] AKATSUKA H, IMAI S. Recognition system[J]. SAE trans-

- actions, 1987, 96(1):936-943.
- [3] ZADEH M M, KASVAND T, SUEN C Y. Localization and recognition of traffic signs for automated vehicle control systems[C]//International Conference on Intelligent Transportation Systems, part of SPIE's Intelligent Systems & Automated Manufacturing, Pittsburgh, Pa, USA. Bellingham, WA: SPIE-The International Society for Optical Engineering, 1997:272-282.
- [4] MALDONADO-BASCON S, LAFUENTE-ARROYO S, GIL-JIMENEZ P, et al. Rad-sign detection and recognition based on support vector machines[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2007, 8(2):264-278.
- [5] VITABILE S, POLLACCIA G, PILATO G, et al. Road signs recognition using a dynamic pixel aggregation technique in the HSV color space[C]//International Conference on Image Analysis & Processing. Piscataway: IEEE, 2001:572-577.
- [6] HOEFERLIN B, ZIMMERMANN K. Towards reliable traffic sign recognition[C]//IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway: IEEE, 2009:324-329.
- [7] BARNES N, ZELINSKY A, FLETCHER L S. Real-Time Speed Sign Detection Using the Radial Symmetry Detector[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2008, 9(2):322-332.
- [8] BARO X, ESCALERA S, VITRIA J, et al. Traffic sign recognition using evolutionary adaboost detection and forest-ECOC classification[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2009, 10(1):113-126.
- [9] BOUJEMAA K S, BOUHOUTE A, BOUBOUH K, et al. Traffic sign recognition using convolutional neural networks[C]//2017 International Conference on Wireless Networks and Mobile Communications. Piscataway: IEEE, 2017:1-6.
- [10] ABUKHAIT J, ABDELQADER I, OH J S, et al. Road sign detection and shape recognition invariant to sign defects[C]//2012 IEEE International Conference on Electro/Information Technology. Piscataway: IEEE, 2012:1-6.
- [11] 汤凯, 李实英, 刘娟, 等. 基于多特征协同的交通标志检测[J]. 计算机工程, 2015, 41(3):211-217.
- [12] 冯春贵, 祝诗平, 王海军, 等. 基于改进模板匹配的限速标志识别方法研究[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2013, 35(4):167-172.
- [13] 张国山, 刘振. 雾霾天气下交通标志的检测与识别[J]. 天津工业大学学报, 2015, 34(5):71-75+80.
- [14] 胡晓光, 朱欣焰, 柳林, 等. 基于字袋模型的交通标志识别方法研究[J]. 测绘科学, 2012, 37(6):107-110.
- [15] 韩习习, 魏民, 徐西义, 等. 基于多特征融合的交通标志识别算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(18):195-200.
- [16] SUN Z, WANG H, LAU W, et al. Application of BW-ELM model on traffic sign recognition[J]. Neurocomputing, 2013, 128(1):153-159.
- [17] ZAKLOUTA F, STANCIULESCU B, HAMDOUN O. Traffic sign classification using K-d trees and random forests[C]//Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE, 2011:2151-2155.
- [18] 梁敏健, 崔啸宇, 宋青松, 等. 基于HOG-Gabor特征融合与Softmax分类器的交通标志识别方法[J]. 交通运输工程学报, 2017, 17(3):151-158.
- [19] HUANG G, ZHU Q, SIEW C. Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks[C]//2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE, 2004:985-990.
- [20] 徐岩, 王权威, 韦镇余. 一种融合加权ELM和AdaBoost的交通标志识别算法[J]. 小型微型计算机系统, 2017, 38(9): 2028-2032.
- [21] ZHU Y, WANG X, YAO C, et al. Traffic sign classification using two-layer image representation[C]//IEEE. 2013 20th IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway: IEEE, 2013:3755-3759.
- [22] 马健, 张敏, 张丽岩, 等. 交通标志识别系统研究综述[J]. 物流科技, 2021, 44(10):69-74.
- [23] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA: MIT Press, 2012:1097-1105.
- [24] SERMANET P, EIGEN D, ZHANG X, et al. OverFeat: integrated recognition, localization and detection using convolutional networks[J/OL]. (2013-12-21)[2023-10-22]. <http://arxiv.org/pdf/1312.6229.pdf>
- [25] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2014:580-587.
- [26] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine

- intelligence, 2015,37(9):1904-1916.
- [27]GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision.Piscataway:IEEE, 2015:1440-1448.
- [28]REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Fasterr-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[C]//Advances in neural information processing systems.New York:The Institute,2015:91-99.
- [29]REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conferece on Computer Vision and Pattern Recognition.Piscataway:IEEE,2016:779-788.
- [30]WEI L, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD:single shot multibox detector[C]//14th European Conference on Computer Vision.Piscataway:IEEE, 2016:21-37.
- [31]AGHDAM H H, HERAVI E J, PUIG D. A practical approach for detection and classification of traffic signs using convolutional neural networks[J]. Robotics and autono mous systems, 2016,84:97-112.
- [32]LI J, WANG Z F, JIA L, ZENG FU W. Real-time traffic sign recognition based on efficient CNNs in the wild[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2019, 20(3):975-984.
- [33]郭继峰,孙文博,庞志奇,等.一种改进 YOLOv4 的交通标志识别算法 [J]. 小型微型计算机系统,2022,43(7):1471-1476.
- [34]LIN T, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid net works for object detection[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.Piscataway:IEEE,2017:936-944.
- [35]CHENG P, LIU W, ZHANG Y, et al. LOCO: local context based faster R-CNN for small traffic sign detection[C]//International Conference on Multimedia Modeling. Cham:Springer,2019:329-341.
- [36]WANG F, LI Y, WEI Y, et al. Improved faster RCNN for traffic sign detection[C]//2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC).Piscataway:IEEE,2020:1-6.
- [37]WAN J, DING W, ZHU H, et al. An efficient small traffic sign detection method based on yolov3[J]. Journal of signal processing systems, 2021,93(8):899-911.
- [38]熊恩杰,张荣芬,刘宇红,等.面向交通标志的 Ghost-YOLOv8 检测算法 [J]. 计算机工程与应用,2023(20):200-207.
- [39]赵坤,刘立,孟宇,等.弱光照条件下交通标志检测与识别 [J]. 工程科学学报,2020,42(8):1074-1084.
- [40]尹靖涵,瞿绍军,姚泽楷,等.基于 YOLOv5 的雾霾天气下交通标志识别模型 [J]. 计算机应用,2022,42(9):2876-2884.
- [41]STALLKAMP J, SCHLIPSING M, SALMEN J, et al. The German traffic sign recognition benchmark: a multi-class classification competition[C]//2011 International Joint Conference on Neural Networks.Piscataway: IEEE,2011:1453-1460.
- [42]HOUBEN S, STALLKAMP J, SALMEN J, et al. Detection of traffic signs in real-world images: the German traffic sign detection benchmark[C]//2013 International Joint Conference on Neural Networks.Piscataway:IEEE,2013:1-8.
- [43]TIMOFTE R, ZIMMERMANN K, GOOL L V. Multi-view traffic sign detection, recognition, and 3D localisation[J]. Machine vision and applications, 2014,25:633-647.
- [44]LARSSON F, FELSBERG M. Using fourier descriptors and spa tial models for traffic sign recognition[C]//17th Scandinavian Conference on Image Analysis.Berlin:Springer-Verlag,2011:238-249.
- [45]ZHU Z, LIANG D, ZHANG S, et al. Traffic-Sign detection and classification in the wild[C]//In Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway:IEEE,2016:2110-2118.
- [46]YANG Y, LUO H L, XU H R,et al. Towards real-time traffic sign detection and classification[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems,2016,17:2022-2031.
- [47]ZHANG J, HUANG M, JIN X, et al. A real-time Chinese traffic sign detection algorithm based on modified YOLOv2[J].Algorithms, 2017,10(4):127.

【作者简介】

陈晗晗（1998—），女，山东菏泽人，硕士，研究方向：智能识别与图像处理。

王俊英（1971—），女，湖北黄冈人，博士，教授，硕士生导师，研究方向：人工智能与模式识别。

任肖月（2001—），女，河南开封人，硕士，研究方向：智能识别与图像处理。

（收稿日期：2023-12-20）