

# 交通标志牌检测与识别研究综述

刘佳敏 何 宁 杜金航

(北京联合大学智慧城市学院 北京 100101)

**摘 要** 交通标志识别(TSR)是模式识别中的一个研究热点,其通过采集图像对目标区域进行检测与识别,得到交通标志的类型,从而提高交通运行速度并减少交通事故的发生。文中归纳总结了多年来各学者的研究成果并对其进行了分析。如何高效利用交通标志的特性与有效的处理方法来增强 TSR 的扩展性与鲁棒性实现其高实时性,将是未来研究的主要方向。

**关键词** 标志牌检测与识别,机器学习,深度学习

中图法分类号 TP311 文献标识码 A

## Review of Detection and Identification of Traffic Signs

LIU Jia-min HE Ning DU Jin-hang

(Smart City College, Beijing Union University, Beijing 100101, China)

**Abstract** Traffic sign recognition (TSR) is a research hotspot in pattern recognition. It detects and identifies the target area through collecting images to improve the speed of traffic and reduce the occurrence of traffic accidents. This article summarized the research results of scholars over the years and analyzed the conclusions that how to effectively use the characteristics of traffic signs and effective processing methods to enhance the scalability and robustness of TSR, thus realizing high real-time performance, which is also the main research direction in the future.

**Keywords** Traffic sign detection and identification, Machine learning, Deep learning

## 1 引言

目前,无人驾驶、辅助驾驶是国内外学者、机构的研究热点。交通标志识别在“智能交通系统”中成为不可忽视的问题。TSR 的应用不仅能提高交通安全性,同时也保证了交通运行效率。

1987 年至 21 世纪初是 TSR 研究的第一阶段。这个阶段着重于方法探索,更多地是针对检测、分割、分类的某些环节进行研究(详细内容可参见文献[1-2])。

2000 年至今是第二阶段。2000 年以后尝试推出一些简单的交通标志识别系统,并且在检测与识别的准确率以及处理时间上不断地取得一些成绩。这一段时间,算法性能与硬件计算性能的发展,对于 TSR 的研究起到了很大的推动作用。

## 2 国内外发展现状

### 2.1 国外发展现状

日本早在 1987 年就对 TSR 相关领域进行了研究,当时比较主流的方法是利用阈值分割算法对交通标志进行检测,然后利用模板匹配方法进行识别<sup>[1]</sup>。

从 20 世纪 90 年代初,西方各国学者相继投入到 TSR 研究中。2011 年德国以交通标志数据库(GTSRB)为基础举办了交通标志检测与识别大赛(IJCNN2011),标志着交通标志与识别受到了全世界的高度关注,这也促进了交通标志检测与识别的研究进展<sup>[2]</sup>。近几年,机器学习与深度学习愈渐火热,深度学习可以成为复杂检测任务的高效解决方案,在多目标检测实时性方面,可以达到高精度检

本文受国家自然科学基金(61370138,61572077,U1301251),北京市自然科学基金(4152017,4162027)资助。

刘佳敏(1994—),女,硕士生,主要研究方向为计算机视觉与图像处理;何 宁(1970—),女,博士,教授,主要研究方向为图像处理、计算机图像学等, 杜金航(1995—),男,硕士生,主要研究方向为图像处理。

测<sup>[5]</sup>。文献[6]提出了一种交通标志识别系统的深度学习方法,对来自德国和比利时的公开可用的交通标志数据集进行若干分类实验,旨在测量各种因素的影响,最终目标是设计一个可以改进交通标志分类任务最新技术的卷积神经网络。其准确度分别达到了 99.71%和 98.95%,并且对比其他算法,准确率达到最高。文献[7]提出了一种新的实际交通标志检测框架,巧妙地将深度 CNN 与传统的计算机视觉算法集成在一起,并引入了关注网络的新模块来粗略定位 ROI(Region of Interest)以避免错过小目标,并粗略地对目标进行分类。此方法在两个基准 TT100K 和 BTSD 上的平均 MAP(Mean Average Precision)分别达到 80.31%和 94.95%,能对现实场景中的小目标进行定位和识别,提高了 TSR 的实际应用性。

## 2.2 国内发展现状

从 2009 年开始,国家自然科学基金委员会提出重大的研究计划“视听觉信息的认知计算”。同时“中国智能车未来挑战赛”也开始举办,其中交通标志的识别是无人驾驶汽车平台环境感知部分的重要测试项目。该项赛事的举办在一定程度上促进了国内交通标志的研究进展<sup>[1]</sup>。

近年有学者提出基于特征融合和字典学习的方法,实验结果表明,交通标志的融合稀疏方法的效果明显优于大多数的识别方法,在 GTSRB 数据集上的分类准确率为 99.23%<sup>[3]</sup>。为了弥补交通标志底层图像到高层语义之间的鸿沟,文献[8]引入交通标志的形状、颜色、图案内容 3 种视觉属性,在卷积神经网络中加入属性学习约束,同时进行交通标志属性学习和分类学习,提出了一种基于深度属性学习的交通标志检测方法,其准确率和召回率分别达到 99.29%和 90.73%,若去除属性约束网络,将分别达到 98.12%和 88.67%。

## 3 数据集

### 3.1 数据来源

2011 年之前的一个主要问题是缺乏公开可用的交通标志数据集。BTSD、德国交通标志识别和检测基准(GTSRB 和 GTSDb)、克罗地亚交通标志数据集(rMASTIF)、意大利交通标志数据集(DITS)、LISA 数据集<sup>[4]</sup>和 TT100K 基准解决了这个问题,并促进了对 TSR 的研究。这些类型的数据集对于生成强大的机器学习和深度学习模型至关重要,因为它们包含大量由多种天气和光照条件、遮挡、不良观察

点等相机拍摄的多个类别的交通标志样本<sup>[6]</sup>。

### 3.2 数据分类

交通标志主要分为主标志和辅助标志两大类。主标志主要分为禁令标志、警告标志、指示标志、指路标志、旅游区标志、道路施工安全标志等六大类。辅助标志附设在主标志下,起辅助说明作用,不能单独设立和使用。其中主标志中的禁令标志、警告标志和指示标志最为常见且都是无文字的小标志,对于中国交通标志,在现有的分类基础上还可以将其细分为几个大类,比如指示标志可以分为圆形标志和矩形标志,禁令标志可以分为黑白的终止禁令标志和红色的其他禁令标志,同时还有一些特殊标志可以分为一个大类<sup>[9]</sup>。

## 4 交通标志识别技术理论

### 4.1 交通标志检测

一般来说,交通标识的检测有 3 种方法:基于颜色分割、基于形状信息和基于机器学习的方法<sup>[28,30]</sup>。

基于颜色分割的算法简单、计算速度快、对几何形变不敏感,但在低光照或逆光环境、相似背景等场景下缺点很明显,因为颜色是不可靠的信息,在不同时间、不同光照下采集到的颜色各不相同<sup>[10]</sup>。常见的颜色空间有 RGB, HSI, Lab, Ycgr, Ycbr 等。由于 RGB 空间亮度和色度混合在一起,受光照影响较大,因此研究者们运用了更符合人类对颜色的视觉理解的 HIS 和 HSV 空间,但是 HIS 颜色空间聚类效果不好,在此基础上又有学者主张使用 Ycbr 颜色空间<sup>[11]</sup>。

利用交通标志的形状对交通标志进行识别也是一个重要方法。Rangarajan 等提出了一种最优拐角检测方法,通过将设计好的掩膜与图像做卷积运算来将拐角检测出来,鲁棒性好<sup>[11]</sup>。还有一些学者提出基于曲率的方法<sup>[10]</sup>以供参考。

不少学者将两种方法进行结合<sup>[21]</sup>。除此之外,有学者提出基于纹理特征、MSER 算法的检测方法<sup>[12]</sup>,后者具有很好的稳定性、仿射不变性和计算高效快捷的特点。由于基于颜色和形状的检测极其耗时,因此有人提出利用径向对称检测器,但其对噪声非常敏感。为了解决以上问题,基于滑动窗口的检测方法被提出,但是由于交通标志检测与识别的实时性要求,这些方法还未得到应用<sup>[13]</sup>。

目前最流行的方法是利用机器学习进行检测,文献[13]提出利用交通标志在道路两侧的特性来提取目标区域,使用 EdgeBox 缩小搜索范围以提高速

度和准确性(除此之外类似方法还包括 BING、GOP (Geodesic Object Proposals)、选择性搜索等),然后通过训练新型 FCN 网络对目标进行检测,再通过 R-CNN 进行识别,其平均准确率达 97.69%,平均召回率达 92.9%。文献[14]提出了一种使用组稀疏编码的新特征学习方法,其其中提出的编码策略优于现有的编码方法,并且所获得的结果与现有技术相当,准确率达 97.83%。文献[16]提出了一种基于级联方法的具有显着性检测和邻近尺度意识的快速交通标志检测方法,其运行速度是大多数最先进方法的 2~7 倍。

## 4.2 交通标志的识别

交通标志的识别的基本思想是获得目标特征,通过识别算法进行识别。目标特征主要有 SIFT, HOG, SURF 等。识别算法主要有神经网络算法、支持向量机算法、遗传算法、模板匹配、最近邻分类器、树分类器和 Adaboost 分类器等<sup>[18]</sup>。

随着近年来智能交通系统的兴起,世界各国的学者们纷纷开始把深度学习加入到交通标志识别方法中,最常见的方法就是 CNN、BP 神经网络、SVM。文献[19,22]将这几种方法进行了对比研究,结果表明在相同样本的情况下,基于粒子群寻优的 SVM 方法虽然识别率比较高,但是一般适用于小样本二分类问题,对于多分类运行时间较长;BP 神经网络虽然运行时间较 SVM 短,但是识别率较低;CNN 识别时间比 BP 神经网络和 SVM 短,识别率均高于 BP 神经网络和 SVM。因此,卷积神经网络具有训练时间短、识别率高的优势。而 SVM 算法对交通标志识别的准确性远远高于 BP 算法。同时,在交通标志细分类的实验中,由于训练集样本数目较少,SVM 算法在抗噪和泛化能力上显示出了比 BP 算法更为突出的优越性。因此,许多学者将关注点集中在了 CNN 上。文献[20]提出改进的 TrafficNet 网络,并使用原 GoogleNet 上的初始化参数对其进行初始化,在 GTSRB 数据集上进行训练,识别率达 99.80%,与上述几种方法相比效果最好,训练时间也有所改善。文献[23]提出了基于显著性与卷积神经网络的交通标志检测与识别,将 AlexNet 网络、LeNet 网络、HOG 与 SVM 相结合 3 种方法进行对比,结果表明使用 HOG 与 SVM 结合的算法识别一张图像是 3 种算法中耗时最长的。在识别的过程中, AlexNet 比 LeNet 耗时稍多,但差距并不是很大。总体来说, AlexNet 网络模型进行交通标志的识别精确率更高,更适用于交通标志的识别。研究

表明,识别的准确率与神经网络的深度有很大关系,一般情况下,深层网络相较于浅层都可以取得较高的准确率。因此,文献[25]在传统的 Lenet-5 上做了改进,通过增加它的层数来提升识别效果,并将其应用于实景交通标志的识别中。经验证,这些改进取得了不错的效果。

SVM 方法对核的选取不敏感,但是对大规模训练样本难以实施并且在解决多分类问题时存在问题。文献[24]提出了基于 ROI 和卷积神经网络的交通标志识别方法,与 SVM 和传统 CNN 的方法相比,在识别率和识别速度上有明显的提高。

文献[15]介绍了一种全新的使用组稀疏编码的新特征学习方法,其编码策略优于现有的编码方法,准确率达 99.46%。

许多研究者将检测和分类分开操作,工作量比较大,而且比较耗时。文献[14,27]提出了将两者结合起来的网络模型,效果显著,在数据集上也有所改进,并且前者不再是单纯的基于符号的交通标志,还包含了基于文字的标志牌的识别,这点在文献[17]中也有体现,增强了 TSR 的可拓展性和实用性。

## 5 交通标志识别的难点

创建交通标志检测和识别系统是一项艰巨的任务,各种重要问题需要解决。现阶段 TSR 所面临的困难和挑战如下<sup>[11,26]</sup>:1)环境、天气的影响;2)拍摄角度的影响;3)遮挡物的影响;4)实时性的问题;5)准确率有待进一步提升。

**结束语** 总的来说,交通标志检测与识别系统(TSR)的发展前景非常好,但由于自然环境下一些复杂多变的因素对检测造成了困难和挑战,因此 TSR 系统的研究还面临许多难题有待解决。随着人工智能和机器学习等算法的提升,我们坚信未来的道路交通标志检测与识别会迈上一个新的台阶<sup>[11]</sup>。未来,我们可以寻找更多的在常用基准中很少出现的交通标志,如红绿灯、旅游标志等。我们还可以研究使其可以在移动设备上实时运行的方法。除此之外,未来可以整合时间信息来跟踪检测到的交通标志并加强决策过程,这将通过限制搜索空间来进一步加速候选检测<sup>[29]</sup>。

## 参考文献

- [1] 倪钰婷,梁宇峰,郝博闻,等. 交通标志识别研究综述[J]. 软件工程,2016,19(7):1-5.
- [2] 高歌,谭兵,陈心睿. 道路交通标志检测研究综述[J]. 现

- 代商贸工业,2017(12):176-178.
- [3] 姚汉利,赵金金,鲍文霞. 基于特征融合和字典学习的交通标志识别[J]. 计算机技术与发展,2018,28(1):51-55.
- [4] LU X, WANG Y, ZHOU X, et al. Traffic Sign Recognition via Multi-Modal Tree-Structure Embedded Multi-Task Learning[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(4):960-972.
- [5] YANG T, LONG X, SANGAIAH A K, et al. Deep detection network for real-life traffic sign in vehicular networks[J]. Computer Networks, 2018, 136.
- [6] ARCOS-GARCÍA-Á, ÁLVAREZ-GARCÍA-AJA, SORIAMORILLO L M. Deep neural network for traffic sign recognition systems: An analysis of spatial transformers and stochastic optimisation methods[J]. Neural Netw, 2018, 99(12):158-165.
- [7] YANG T, LONG X, SANGAIAH A K, et al. Deep detection network for real-life traffic sign in vehicular networks[J]. Computer Networks, 2018, 136.
- [8] 王方石,王坚,李兵,等. 基于深度属性学习的交通标志检测[J]. 吉林大学学报(工学版),2018(1):319-329.
- [9] 马云翔. 大类别集交通标志识别算法研究[D]. 北京:北京交通大学,2015.
- [10] 徐彬森,魏元周,毛光明,等. 交通标志识别算法模型的研究与实现[J]. 软件,2017,38(11):74-81.
- [11] 高歌,谭兵,陈心睿. 道路交通标志检测研究综述[J]. 现代商贸工业,2017(12):176-178.
- [12] 叶阳阳. 交通标志检测和识别算法研究[D]. 北京:北京交通大学,2015.
- [13] ZHU Y, ZHANG C, ZHOU D, et al. Traffic sign detection and recognition using fully convolutional network guided proposals[J]. Neurocomputing, 2016, 214:758-766.
- [14] LUO H, YANG Y, TONG B, et al. Traffic Sign Recognition Using a Multi-Task Convolutional Neural Network[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, PP(99):1-12.
- [15] LIU H, LIU Y, SUN F. Traffic sign recognition using group sparse coding[J]. Information Sciences, 2014, 266(10):75-89.
- [16] WANG D, HOU X, XU J, et al. Traffic Sign Detection Using a Cascade Method With Fast Feature Extraction and Saliency Test[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, PP(99):1-13.
- [17] ZHU Y, LIAO M, YANG M, et al. Cascaded Segmentation-Detection Networks for Text-Based Traffic Sign Detection[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 19(1):209-219.
- [18] 张金朋,方千山. 融合颜色分割与形状特征的交通标志检测[J]. 微型机与应用,2015,34(11):83-85.
- [19] 钟玲,于雅洁,张志佳,等. 交通标志识别算法的对比与分析[J]. 软件工程,2016,19(1):28-31.
- [20] 甘晓楠,邓超. 基于 Trafficnet 的交通标志识别分析[J]. 南方农机,2018(2):131-132.
- [21] 李文举,陈奇,董天祯,等. 复杂光照条件下交通标志牌检测[J]. 中国科技论文,2018(2).
- [22] 刘兰兰,朱双东. 两种智能交通标志分类器的比较研究[J]. 计算机工程与科学,2007,29(2):62-65.
- [23] 王姣姣. 基于显著性与卷积神经网络的交通标志检测与识别研究[D]. 西安:长安大学,2017.
- [24] 黄娜君,汪慧兰,朱强军,等. 基于 ROI 和 CNN 的交通标志识别研究[J]. 无线电通信技术,2018,2:12.
- [25] 吕耀坤. 基于卷积神经网络的实景交通标志识别[J]. 物联网技术,2017,7(1):29-30.
- [26] MUKHOMETZIANOV R, WANG Y. Review. Machine learning techniques for traffic sign detection[J]. arXiv: 1712. 04391.
- [27] ZHU Z, LIANG D, ZHANG S, et al. Traffic-Sign Detection and Classification in the Wild[C] // Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016: 2110-2118.
- [28] RAI S, PACHLASIYA K. Recognition and Classification of Traffic Signs using Machine Learning Techniques[J]. International Journal of Computer Applications, 2017, 169(10):12-18.
- [29] ZAKLOUTA F, STANCIULESCU B. Real-time traffic sign recognition in three stages[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2014, 62(1):16-24.
- [30] 范春朋. 基于机器学习的交通标志识别研究[D]. 沈阳:辽宁工业大学,2017.