

文章编号: 2095-2163(2020)09-0049-04

中图分类号: TP389.1

文献标志码: J

# 基于残差网络的智能交通标志识别算法

王佳琪, 李哲, 高睿杰, 谢冰洁, 谷殿月, 于慧伶

(东北林业大学 信息与计算机工程学院, 哈尔滨 150040)

**摘要:** 汽车制造领域 L4 以及更高级别的自动驾驶技术已经成为当今汽车行业最前沿的发展方向。智能驾驶汽车在行进过程中对公路上的交通标志的识别可以有效帮助驾驶员及时做出决策,降低交通违法和交通事故的发生率。目前智能交通标志识别系统仅可在少量指定车型中使用,普及率较低。为使更多的驾驶员可以使用智能交通标志识别系统完成辅助驾驶,本文对中国标准交通标志数据库(CCTSDB)进行研究,提出了一种基于残差神经网络的智能交通标志识别算法。利用高斯平滑和 Canny 锐化对实验图像预处理,在 Mxnet 框架下引入残差神经网络模型 ResNet-18 将图像分类识别。结果表明该算法能够有效识别交通标志信息,在实验环境下对于交通标志识别率可达 91.87%,具有识别速度快,可移植性好的显著特点,为智能交通标志识别系统的轻量化和大众化提出了新的可能性。

**关键词:** 交通标志识别; Mxnet; 残差神经网络; 可移植性

## Intelligent traffic sign recognition algorithm based on residual network

WANG Jiaqi, LI Zhe, GAO Ruijie, XIE Bingjie, GU Dianyue, YU Huiling

(College of Information and Computer Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

**[Abstract]** Realizing L4 and higher level auto-driving technology in automobile manufacturing has become the most cutting-edge development direction of the entire automobile industry. The identification of traffic signs on the road by smart driving vehicles can effectively help drivers make timely decisions and reduce the incidence of traffic violations and accidents. At present, the Intelligent Traffic Sign Recognition System can only be used in a small number of designated vehicles with a low popularity. In order to enable more drivers to use the Intelligent Traffic Sign Recognition System to complete assisted driving, this paper studies the China Standard Traffic Sign Database (CCTSDB), and presents an intelligent traffic sign recognition algorithm based on residual neural network. First, we use Gaussian smoothing and Canny sharpening to pre-process the experimental image, and then introduce the residual neural network model ResNet-18 under the framework of Mxnet to classify and recognize the image. Under the experimental environment, the traffic sign recognition rate can reach 91.87%. The results show that the algorithm can effectively identify traffic sign information and has the distinguishing features of fast recognition speed and good portability. It proposes a new possibility for the lightweight and popularization of the intelligent traffic sign recognition system.

**[Key words]** traffic sign recognition; Mxnet; residual neural network; portability

## 0 引言

随着人民生活水平的日益提高,机动车作为一种舒适便捷的交通工具,逐渐成为人民生活中不可或缺的产品。据调查,美国公路上每年发生约 600 万起交通事故,其中的 94% 是由人的操作和是失误引起的<sup>[1]</sup>。发展无人驾驶汽车可以减少或防止交通事故的目的。自动驾驶技术研究已有近百年的历史,随着计算机技术以及人工智能的迅速发展,自动驾驶技术的研究与开发也进入了一个高速发展的阶段,其中交通标志识别技术是无人驾驶汽车感知静态交通环境的关键内容,世界各大院校及研究机构

在交通标志识别领域均有不同程度的研究<sup>[2]</sup>。目前主流的方法有基于模板匹配、机器学习和深度学习的方法。

模板匹配方法是将预先已知的小模版在大图像中找到与模板最匹配(相似)的目标,确定其坐标位置。冯春贵等人提出了一种改进的模板匹配方法,对限速标志进行识别<sup>[3]</sup>,与传统模板相比较,识别率由 80.95% 提高到 95.24%。基于模板匹配方法的识别结果易受到图像遮挡、变形、破坏等影响,不能同时兼顾计算量和鲁棒性的要求。随后基于机器学习的交通标志识别成为了一种更为流行的方法。该

**基金项目:** 国家级大学生创新创业项目(201910225187)。

**作者简介:** 王佳琪(1998-),女,本科生,主要研究方向:机器学习;李哲(1998-),男,本科生,主要研究方向:图像识别;高睿杰(1999-),男,本科生,主要研究方向:软件开发;谢冰洁(2000-),女,本科生,主要研究方向:软件开发;谷殿月(1999-),女,本科生,主要研究方向:机器学习;于慧伶(1981-),女,博士,副教授,主要研究方向:大数据处理与分析、人工智能。

**通讯作者:** 于慧伶 Email: yhl2016@163.com

收稿日期: 2020-07-12

算法主要采用“人工提取特征+机器学习”的模式,先提取能够描述交通标志信息的特征,随后结合机器学习算法完成识别。常用的机器学习分类器有支持向量机(SVM)、BP神经网络和最近邻算法(KNN)。胡晓光等人提出使用SIFT方法提取标志的局部特征,使用SVM训练得到分类模型,在采集测试影像集上的识别率为93%<sup>[4]</sup>。深度学习具有十分强大的特征学习能力,深度卷积神经网络(CNN)不需要设计手工特征,输入的图像可以通过监督学习来自动完成特征提取和分类。Sermanet等人提出的多尺度CNN应用于交通标志的识别,达到99.17%的准确率<sup>[5]</sup>。基于深度学习的交通标志识别方法相比于传统人工设计特征方法更有优势,准确率更高。但是计算效率较低,对硬件要求较高。

采用以上各方法,目前已经基本可以实现对各类交通标志的准确识别。准确率不断提升的同时也提高了对硬件的要求,提升了生产成本,给智能交通

标志识别系统的普及造成了一定的困扰。本文提出的基于残差神经网络的智能交通标志识别算法,在Mxnet框架下引入残差神经网络模型,支持多机多节点、多GPU的计算,在保证识别率的前提下,加快了识别速度,同时提高了算法的可移植性,使得智能交通标志识别系统可以在多种用户端使用,具有较大的应用前景。

## 1 数据

本研究采用中国交通标志检测数据集(CCTSDB)中的58类交通标志,如图1所示,合计6164幅图像作为实验数据。CCTSDB数据库中的交通标志图像全部从自然场景中采集得到,能够真实反映出实际道路条件下的交通标志外貌。同时,数据集中也包含了大量不利条件下的交通标志图像,比如低分辨率、部分标志遮挡、不同光照强度、运动模糊、视角倾斜等,能较全面的反应现实驾车情况,增加识别系统的鲁棒性。



图1 中国交通标志检测数据集

Fig. 1 China traffic sign detection data set

## 2 数据预处理

由于每张交通标志图片的数据量较大,所以在实验之前,需要对所有的图片预处理,提取图片中的有效信息,如图2所示。

首先,读入图片,进行尺寸变换。由于数据集中的每张图片存在尺寸差异,在保证图片清晰的前提下,使用opencv中的立方插值方法将每张图片的尺寸变换为64×64像素大小,同时将其灰度化处理;其次,对变换后的图片高斯滤波。本文设置高斯滤

波器模板大小为5×5,偏差sigma参数值为1.5。以去除图片中高光点对边缘提取的影响;最后,将滤波后的图片进行非微分边缘检测算子Canny边缘提取,设置阈值大小为30。Canny方法不容易受噪声干扰,可以检测到真正的弱边缘。设置高阈值为30,低阈值为70,高阈值将提取轮廓的物体与背景区分开来,低阈值平滑边缘的轮廓。高阈值可能使边缘轮廓不连续或者不够平滑,通过低阈值来平滑轮廓线,使不连续的部分连接起来,让边缘轮廓更加

明显。由于图片存在除边缘外的无效像素信息, 为避免对实验的干扰, 需要进一步裁剪, 最终仅保留图片需要识别的  $48 \times 48$  的像素信息, 减少了无关因素对实验的影响。



图 2 交通标志预处理

Fig. 2 Traffic sign pretreatment

### 3 实验过程

#### 3.1 实验方法

在本研究中, 采用 ResNet 模型。该模型可以解决“退化”问题, 一般的神经网络模型在学习时, 梯度弥散/爆炸成为训练深层次的网络的障碍, 导致网络无法收敛。而该神经网络模型不同于一般模型, 引入了残差模块, 如图 3 所示。在输入和输出之间建立了一个直接连接, 新增的层仅需要在原来的输入层上学习新的特征, 即学习残差。

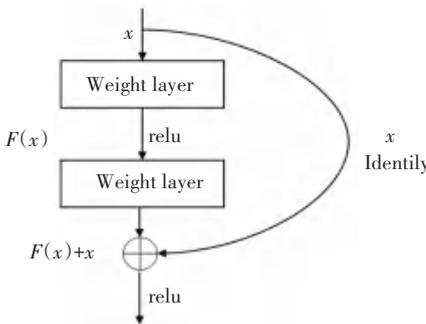


图 3 残差模块图

Fig. 3 Residual module diagram

通常残差模块的结构有二种, 一种具有二层  $3 \times 3$  的卷积层, 另一种有 3 层卷积层, 分别为  $1 \times 1$ 、 $3 \times 3$ 、 $1 \times 1$ , 本文选择 ResNet18 模型中的残差模块为二层卷积的结构作为基础。该模型的残差模块第一层 (weight layer) 为  $3 \times 3$  卷积层, 加入 Batch Normalization 层, 经过 Relu 激活函数后还存在一层  $3 \times 3$  卷积层, 其次一层为 Batch Normalization 层, 最后一层为相加层。ResNet18 包含 17 个卷积层和一个全连接层。该模型首先是将预处理好的图像进行  $7 \times 7$ 、步数为 2 的卷积, 之后通过同样步数,  $3 \times 3$  的池化层, 将池化后的结果依次带入到 4 个残差模块 (ResBlock) 中, 最后加入一层全连接层, 输出一个  $1 \times 1$  的矩阵, 通过 Softmax 运算即可以进行图像的分类, 模型中的每一层参数值大小见表 1。通过引入残差模型可以在不降低准确率的情况下快速的学习并分类。

表 1 ResNet 各层参数值

Tab. 1 ResNet layer parameter values

Layer name	Output size	18-layer
Conv1	$112 \times 112$	$7 \times 7, 64, \text{stride}2$
Conv2_x	$56 \times 56$	$3 \times 3 \text{ max pool, stride}2$ $\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 64 \\ 3 \times 3 & 64 \end{bmatrix} \times 2$
Conv3_x	$28 \times 28$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 128 \\ 3 \times 3 & 128 \end{bmatrix} \times 2$
Conv4_x	$14 \times 14$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 256 \\ 3 \times 3 & 256 \end{bmatrix} \times 2$
Conv5_x	$7 \times 7$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 512 \\ 3 \times 3 & 512 \end{bmatrix} \times 2$
	$1 \times 1$	Average pool, 1000-d fc, softmax
FLOPs		$1.8 \times 10^9$

#### 3.2 实验结果与分析

分类模型的评价需要关注分类后的结果的影响, 本实验将正确划分的类别和没有被正确划分的类别计为评价指标中的二类。

- (1) *True positives (TP)*: 被正确地划分为正例的个数, 即实际为正例且被分类器划分为正例的实例数;
- (2) *False positives (FP)*: 被错误地划分为正例的个数, 即实际为负例但被分类器划分为正例的实例数;
- (3) *False negatives (FN)*: 被错误地划分为负例的个数, 即实际为正例但被分类器划分为负例的实例数;
- (4) *True negatives (TN)*: 被正确地划分为负例的个数, 即实际为负例且被分类器划分为负例的实例数。

本文选取灵敏度和正确率作为残差神经网络分类器的评价指标, 检查分类器是否能够大概率识别所有的正例。

通常判断分类模型的好坏需要关注分类后的结果的影响, 本实验将正确划分的类别和没有被正确划分的类别计为评价指标中的二类。

- (1) *True positives (TP)*: 被正确地划分为正例的个数, 即实际为正例且被分类器划分为正例的实例数 (样本数);
- (2) *False positives (FP)*: 被错误地划分为正例的个数, 即实际为负例但被分类器划分为正例的实例数;
- (3) *False negatives (FN)*: 被错误地划分为负例的个数, 即实际为正例但被分类器划分为负例的实例数;
- (4) *True negatives (TN)*: 被正确地划分为负例的个数, 即实际为负例且被分类器划分为负例的实例数。

本文选取灵敏度和正确率作为残差神经网络分

类器好坏的评价指标,检查分类器是否能够大概率识别所有的正例。

灵敏度(*sensitive*)表示所有正例中被分对的比例,衡量了分类器对正例的识别能力,式(1):

$$sensitive = TP / (FP + TP). \quad (1)$$

正确率(*accuracy*)越高,分类器越好,式(2):

$$accuracy = (TP + TN) / (FP + TP + FN + TN). \quad (2)$$

在 CCTSDB 中,针对每一个不同的交通标志,通过本文的残差神经网络分类器识别后,得到的 *TP* 为 2778, *FP* 为 223, *FN* 为 278, *TN* 为 2 885, 经过计算,最终得到的灵敏度为 92.57%, 正确率为 91.87%。

#### 4 结束语

本文首先对图像高斯平滑和 Canny 锐化,提取边缘轮廓,得到更利于分辨的图像;其次,将预处理后的图像带入到神经网络框架 MxNet 中的 ResNet18 的模型中,该神经网络框架可以多 GPU 快速处理,并有较好的移植性;得到的交通识别分类结果准确率为 91.87%,与 SVM 方法比较错误率降低了 10.36%,见表 2。本文的交通标志图像智能识别

(上接第 48 页)

其中“Na”表示不适用,意味着对应的算法在秩和检验中没有数据与自身比较,无法判断。“+”、“=”、“-”分别表示 EWOA 的性能要优于、相当于和劣于对比算法。通过对表 5 中的结果分析可知, EWOA 的 *p* 值基本上都远小于 5%,表明本文所提算法的性能在统计上是显著更优,进一步证明本文改进算法具有更高的收敛精度。

#### 5 结束语

针对鲸鱼优化算法的不足,本文首先采用混沌 Tent 映射来优化算法中的种群和随机参数,一定程度上加快了算法的收敛速度。结合正余弦算法的优点,将正余弦算法与鲸鱼优化算法结合,提高了算法的寻优精度。最后,在算法中加入自适应的惯性权重,使算法的全局搜索和局部开发能力得到更好的平衡,有效避免算法过早陷入局部最优。经过对基准测试函数的寻优实验,结果证明本文所提改进算法具有优秀的寻优能力。

#### 参考文献

- [1] 曾冰,王梦雨,高亮,等.改进鲸鱼群算法及其在炼钢连铸调度中的应用[J].郑州大学学报(工学版),2018,39(6):14-22,35.
- [2] CUI D. Application of whale optimization algorithm in reservoir optimal operation[J]. Advances in Science & Technology of Water

方法可以快速的识别交通标志。该识别模型的较高可移植性在无人驾驶技术上有较高实际应用价值。在保证识别率的前提下,加快了识别速度,提高了算法的可移植性,使得智能交通标志识别系统可以在多种用户端使用,具有较好的应用前景。

表 2 各算法识别率对比图

Tab. 2 Comparison of recognition rates of algorithms

算法	识别率/%
SVM	81.47
本文算法	91.87
Human Performance	98.84
LDA on HOG1	93.18

#### 参考文献

- [1] 毕建彬. 道路交通事故的人因分析与驾驶员可靠性研究[D]. 北京:北京交通大学,2012.
- [2] 《中国公路学报》编辑部. 中国汽车工程学术研究报告综述·2017[J]. 中国公路学报,2017,30(6):1-197.
- [3] 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(4).
- [4] 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(6).
- [5] SERMANET P, LeCun Y. Traffic sign recognition with multi-scale Convolutional Networks. The 2011 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). 2011.
- [6] Resources, 2017, 37(3):72-76, 94.
- [7] SARATH K S, SEKAR S. Modeling and optimal design of LLC resonant converter using whale optimization algorithm [J]. International Journal of Modeling, Simulation, and Scientific Computing, 2018, 9(6): 3075-3086.
- [8] 郭振洲,王平,马云峰,等.基于自适应权重和柯西变异的鲸鱼优化算法[J].微电子学与计算机,2017,34(9):20-25.
- [9] ELGHAMRAWY S M, HASSANIEN A E. GWOA: a hybrid genetic whale optimization algorithm for combating attacks in cognitive radio network[J]. ambient intelligence, 2019, 10(11): 4345-4360.
- [10] ARORA S, ANAND P. Chaotic grasshopper optimization algorithm for global optimization [J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31(8): 4385-4405.
- [11] SAYED G I, DARWISH A, HASSANIEN A E, et al. A New Chaotic Whale Optimization Algorithm for Features Selection[J]. Journal of Classification, 2018, 35(2): 300-344.
- [12] 黄洋,鲁海燕,许凯波,等.一种动态调整惯性权重的简化均值粒子群优化算法[J].小型微型计算机系统,2018,39(12):2590-2595.
- [13] CHAKRABORTY R, SUSHIL R, GARG M L, et al. Hyper-spectral image segmentation using an improved PSO aided with multilevel fuzzy entropy[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019: 1-37.
- [14] 张达敏,陈忠云,辛梓芸,等.基于疯狂自适应的樽海鞘群算法[J/OL].控制与决策:1-9[2019-07-09].https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0012.
- [15] 张新明,王霞,康强.改进的灰狼优化算法及其高维函数和FCM优化[J/OL].控制与决策:1-10[2019-09-25].https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0146.