

# 基于深度学习的交通标志识别\*

李金樽, 罗 山

(攀枝花学院交通与汽车工程学院 四川 攀枝花 617000)

**摘 要:** 交通标志识别是实现智能驾驶以及无人驾驶的关键技术之一, 已成为智能交通领域的研究热点。深度学习具有强大的图像识别能力, 因此将深度学习技术中的卷积神经网络算法应用于交通标志识别。在基本的卷积网络结构中增加了新的“压平层”与“丢弃层”, 提高了训练能力且节省时间。实验结果表明, 能将识别率提升到 95% 以上, 具有自动学习的能力和训练周期短的优点, 并且准确性高, 鲁棒性好, 具有良好的泛化能力。

**关键词:** 深度学习; 卷积神经网络; 交通标志识别

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A

## 0 引言

交通标志识别在无人驾驶技术中起到重要的作用, 是无人驾驶的“眼睛”。目前, 国内外关于交通标志的检测与识别方法主要可分为三大类: 基于颜色特征的检测方法<sup>[1]</sup>; 基于形状特征的检测方法; 以及颜色和形状信息融合的检测方法。基于颜色信息的检测方法一般是基于某种颜色空间进行单分量或者多分量阈值分割的方法提取标志感兴趣区域 (ROI); 基于形状信息的检测方法一般采用边缘检测<sup>[2]</sup>、Hough 变换<sup>[3]</sup>、对称性<sup>[4]</sup>等方法根据标志轮廓特征检测标志 ROI 区域。王博等<sup>[5]</sup>提出一种改进的 CNN 交通标志识别算法, 该算法将数据集进行数据扩增、归一化等预处理, 并使用 TPE 算法进行超参数优化, 取得了不错的识别效果。郭志涛等<sup>[6]</sup>提出基于深度学习的交通标志识别算法, 构建了一种过程更加快速、高效的交通标志识别模型 TSR\_Lenet。针对现有识别算法的不足, 本文采用基于深度学习的交通标志识别算法, 对卷积神经网络模型结构进行改进, 提高了识别率和缩短了训练周期。

## 1 深度学习理论基础

### 1.1 卷积神经网络基本概念

作为深度学习的代表算法, 卷积神经网络

(Convolutional Neural Networks, CNN) 是为识别二维形状或二维图片而特殊设计的一种多层感知器, 每层由多个二维平面组成, 而每个平面由多个独立神经元组成。采用有监督的方式训练网络, 网络的结构主要有稀疏连接和权值共享两个特点。受到人类视觉神经系统的启发, 卷积神经网络广泛用于图片分类、检索、目标定位监测、目标分割、人脸识别、骨骼识别乃至最新的用途是否佩戴口罩也可检测。

### 1.2 CNN 基本结构与原理

典型的 CNN 包括三种基本结构层: 卷积层、池化层和连接层。

CNN 中的最重要的组成部分是卷积层, 它由多个卷积核重叠组成, 这里的卷积核充当“眼睛”的作用, 提取目标边缘轮廓也即是通过输入的数字信号进行卷积操作后才输出特征值。

池化层在卷积神经网络中充当减少参数数量的作用, 池化层可以操作使外界物体呈现的图片特征减少, 计算过程中由于参数减少, 从而达到正常实验的目的。同时, 池化操作可以保持图像平移不变形, 从而具有一定的保障性, 此时已脱离了简单的机器学习范畴。池化常用的方式有: 最大池化 (Max Pooling)、平均池化 (Mean Pooling)。

收稿日期: 2020-06-18

基金项目: 攀枝花学院大学生创新创业训练计划项目 (2019xcxy023)

作者简介: 李金樽 (1997-), 男, 四川梓潼人, 本科生, 主要研究方向: 图像处理在智能交通中的应用。

通信作者: 罗 山 (1979-), 男, 四川乐至人, 讲师, 硕士, 主要研究方向: 图像处理与模式识别在智能交通中的应用。

在完成卷积层和池化层的操作之后需要接入连接层。在交通标识图片训练中,用少量数据输入网络,通过信号前的传播方法计算相应的实际交通标识类型。反向阶段在网络的实际输出和异常输出之间存在误差,对误差函数的偏压计算,根据误差最快的减速方向,可调节权值和偏置。在前向传播过程中经过神经网的卷积运算和池化运算,交通标识图片可获得必要的特征图。然后将特征图转换为一维特征向量,最后通过网络的全连接层结合将一维向量进行识别。

激活函数可增加整个网络的非线性映射作用,采用 ReLU 函数,表达式为:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (1)$$

表达式说明输入信号  $x < 0$  时,输出都是 0; 输入信号  $x > 0$  的情况下,输出等于输入。

### 1.3 深度学习交通标志识别模型

本文的交通标志识别的卷积神经网络训练过程为:首先加载交通标志数据集并获取数据集的特征及标签数据(如数据集大小、格式等);然后用 Python 库中 matplotlib 函数绘制交通标志图片并用直方图来展示图像训练集各个类别的分布情况随后让数据重采样,进行数据预处理,对所有数据进行打乱,封装建立图像数据生成器;最后搭建卷积神经网络模型,确定合适的卷积层、池化层、连接层等的大小,并建立模型评价可视化标准,最后运行程序得出结果。以此构建的交通标志识别模型如图 1 所示。

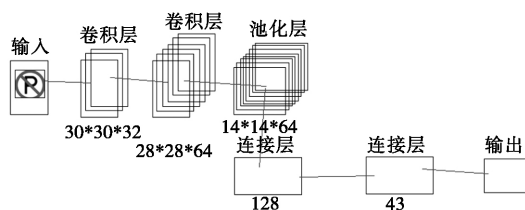


图 1 交通标志识别模型

本文网络模型中卷积层、池化层与连接层缩写

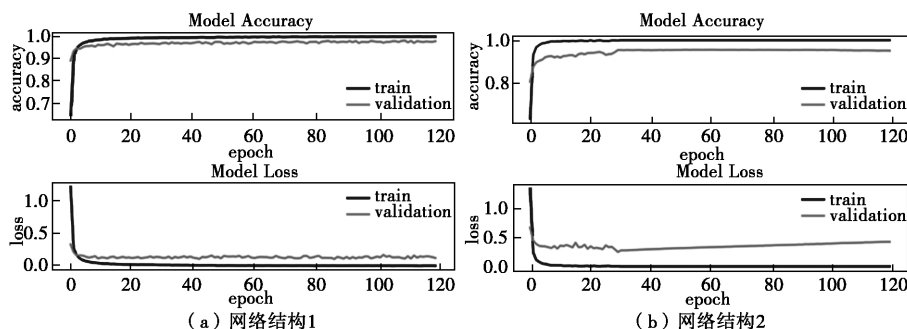


图 2 两种网络结构的损失率与精度值

为 Conv、MaxPooling 与 Dense,并且加入了 Flatten 层与 Dropout 层。Dropout 层的功能为解决神经元之间过度拟合,从而实现数据更好的在神经网络中传输。Flatten 层用来将数据“压平”即把多维的输入一维化,常用在从卷积层到全连接层的过渡。如想要叠加神经网络模型中的层数,就可以通过不断的设计卷积核的尺寸、数量,提取更多的特征,最后识别不同类别的物体,通过 MaxPooling 层后把这些数据“拍平”,送到 Flatten 层,然后把 Flatten 层的输出放到 Dense 里,最后采用分类器对其进行分类。

## 2 实验过程及结果分析

采用两种卷积网络结构对典型的德国交通标志数据集<sup>[7]</sup>进行识别实验。在 Tensorflow 框架上搭建卷积网络模型,网络结构 1 为 2 层 Conv2D + 1 层 MaxPooling2D + 1 层 Drop(0.25) + 1 层 Flatten + 1 层 Dense + 1 层 Dropout(0.5) + 1 层 Dense。第 1 层卷积:32 个  $3 \times 3$  的卷积核,激活函数使用 ReLU;第 2 层卷积:64 个  $3 \times 3$  的卷积核,激活函数使用 ReLU;最大池化层的池化窗口大小为  $2 \times 2$ ,最后使用 Softmax 激活函数做多分类,输出各类别的概率。表 1 为建立的网络结构参数。

表 1 网络结构 1 参数

Layer( type)	Output Shape	Param
conv2d_1( Conv2D)	( None ,30 ,30 ,32)	320
conv2d_2( Conv2D)	( None ,28 ,28 ,64)	18496
max_pooling2d_1( MaxPooling2)	( None ,14 ,14 ,64)	0
dropout_1( Dropout)	( None ,14 ,14 ,64)	0
flatten_1( Flatten)	( None ,12544)	0
dense_1( Dense)	( None ,128)	1605760
dropout_2( Dropout)	( None ,128)	0
dense_2( Dense)	( None ,43)	5547

将卷积网络结构改为 3 层 Conv2D + 1 层 Max-Pooling2D + 1 层 Flatten + 2 层 Dense,得到网络结构 2。对两种网络分别训练 120 次的网络模型性能曲线及识别结果分别如图 2、表 2 所示。

表2 两种网络结构的实验结果

性能评价指标及识别结果	网络结构 1	网络结构 2
Test loss	0.2226	0.6938
Test accuracy	95.31%	93.09%
Classified correctly count	12038	11757
Classified incorrectly count	592	873

图2中,Model Accuracy图代表模型识别精度,Model Loss图代表模型在识别过程中的损失值大小,其中横坐标代表训练次数,纵坐标分别代表精度率与损失值的大小。从仿真实验结果可知,对网络1进行训练,随着训练次数增加,模型准确率在20次以后上升较为平稳,且损失函数也在20次以后逐渐趋于0,训练120次的精度值达到95.31%,损失率为0.2226,性能指标比网络2好,性能更优越。且网络2训练的时间比网络1的时间长,是因为网络1比网络2多了dropout层以丢弃多余的数据。从识别结果来看,网络1的正确识别率比网络2高。

### 3 结束语

针对目前交通标志识别算法的不足,采用深度学习实现交通标志识别。建立卷积神经网络识别模型,分别对两种不同结构的网络进行训练与测试,给出性能评价指标,网络1增加了dropout层,性能得到改善,均比传统机器学习算法有更强的性能。因此增加dropout层改变网络结构能改善网络性能及识别效果,为交通标志识别技术的应用提供一定的参考。

#### 参考文献

- [1] Li H, Sun F, Liu L, et al. A Novel Traffic Sign Detection Method Via Color Segmentation Androbust Shape Matching [J]. Neurocomputing, 2015, 169: 77–88.
- [2] Keller C G, Sprunk C, Bahlmann C, et al. Real-time Recognition of U. S. Speed Signs [C]. Intelligent Vehicles Symposium, 2008.
- [3] Bae G Y, Ha J M, Jeon J Y, et al. LED Traffic Sign Detection Using Rectangular Hough Transform [C]. International Conference on Information Science & Applications, 2014.
- [4] 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.
- [5] 王博, 李亚文. 一种改进的CNN交通标志识别算法[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(12): 3082–3088.
- [6] 郭志涛, 雷瑶, 袁金丽, 等. 基于深度学习的交通标志识别算法研究[J]. 现代电子技术, 2019(22): 164–173.
- [7] Balali V, Jahangiri A, Machiani S G. Multiclass US Traffic Signs 3D Recognition and localization Via Image-based point Cloud Model Using Color Candidate Extraction and Texturebased Recognition [J]. Advanced Engineering Informatics, 2017, 32: 263–274.
- [1] Li H, Sun F, Liu L, et al. A Novel Traffic Sign

## Traffic Sign Recognition Based on Deep Learning

Li Jinzun, Luo Shan

(School of Traffic and Automotive Engineering, Panzhihua University, Panzhihua Sichuan 617000, China)

**Abstract:** Traffic sign recognition is one of the key technologies to realize intelligent driving and driverless driving, which has become a research hotspot in the field of intelligent transportation. Deep learning has a strong ability of image recognition, so convolution neural network algorithm of deep learning technology is applied to traffic sign recognition. A new "flattening layer" and "discarding layer" are added to the basic convolution network structure to improve the training ability and save time. The experimental results show that it can improve the recognition rate to more than 95%, has the advantages of automatic learning and short training cycle, high accuracy, good robustness and good generalization ability.

**Key words:** deep learning; convolution neural network; traffic sign recognition