

文章编号: 2096-1472(2016)-01-28-03

交通标志识别算法的对比与分析

钟 玲, 于雅洁, 张志佳, 靳永超

(沈阳工业大学, 辽宁 沈阳 110023)

摘 要: 交通标志识别作为典型的机器视觉应用, 已有多种机器视觉算法得到广泛的应用。卷积神经网络能够避免显式的人工特征提取过程, 因此本文引入卷积神经网络为交通标志进行识别研究, 并与BP神经网络、支持向量机进行对比实验, 通过对实验结果的理解与分析, 可以得出卷积神经网络在识别率及训练速度上均显著高于另两种算法, 并能取得最佳的识别效果。

关键词: BP神经网络; 支持向量机; 卷积神经网络; 交通标志

中图分类号: TP393.0 **文献标识码:** A

Comparison and Analysis of Traffic Signs Recognition Algorithm

ZHONG Ling, YU Yajie, ZHANG Zhijia, JIN Yongchao

(Shenyang University of Technology, Shenyang 110023, China)

Abstract: Traffic signs recognition as a typical machine vision application, a variety of machine vision algorithms have been widely used. Convolutional neural network can avoid explicit artificial feature extraction process. Therefore, this thesis introduces convolutional neural network for traffic sign recognition research, and comparative experiments with BP neural network, support vector machine, through the understanding and analysis of the experimental results, it can be derived from the convolution neural network in recognition rate and the training speed were significantly higher than those of the other two algorithm, and can achieve the best effect of recognition.

Keywords: BP neural network; support vector machine; convolutional neural network; traffic signs recognition

1 引言(Introduction)

交通标志识别是图像处理和模式识别领域的一个研究热点, 广泛应用于无人驾驶汽车、车载导航等领域, 具有很强的实际应用价值^[1]。虽然交通标志的图形结构较为简单, 但对自然环境下的交通标志进行识别, 面临着遮挡、噪声、光照多变性、形状失真等多方面的严峻挑战, 因此交通标志识别是模式识别领域的重点研究内容之一^[2]。

本文采用三种常见的机器学习方法对交通标志进行识别, 分别是卷积神经网络(CNN)、BP神经网络和支持向量机(SVM)。通过在同一个交通标志样本集上进行实验, 根据识别率及运行时间对实验结果进行对比分析。

2 三种机器学习方法简述(Three kinds of machine learning methods)

2.1 卷积神经网络(CNN)

卷积神经网络是近年发展起来, 并引起广泛重视的高效识别方法, 由于其能够直接输入原始图像, 避免了对图像的复杂前期处理, 成为众多科学领域的研究热点^[3]。

卷积神经网络的基本结构一般包括两层: 卷积层和子采样层。每一个卷积层后有一个用来求局部平均与二次提取的子采样层, 这种特有的两次特征提取结构减小了特征分辨

率, 减少计算时间。此外, 由于一个映射面上的神经元共享权值, 因而减少了网络自由参数的个数^[4]。局域感受野、权值共享和子采样, 是卷积神经网络实现位移、缩放、扭曲不变性的三种方法。

2.2 BP神经网络

BP神经网络是一种按误差逆传播学习算法训练的多层前馈网络, 能学习和存贮大量的输入—输出模式映射关系, 是目前应用最为广泛的神经网络模型之一。

BP神经网络的学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成。正向传播的方向为输入层→隐层→输出层, 每层神经元的状态只影响下一层神经元, 在输出层获得响应, 若实际输出与期望输出不符, 则进入误差反向传播阶段。误差反向传播阶段是从输出层经过隐层向输入层反传, 并逐层修正权值, 不断提高正确率^[5,6]。两个过程的交替进行, 是网络误差函数达到最小值, 从而完成信息提取和记忆过程。

2.3 支持向量机(SVM)

支持向量机是通过最大化分类间隔或边缘提高分类性能, 主要针对小样本情况, 通过训练一组称为支持向量的特征子集, 使得对支持向量机的线性划分等同于对整个数据集

的分割，既降低了运算复杂度，又保证了分类识别的精度^[7]。SVM使用核函数进行预测，可以避免BP算法中的局部极值和过学习问题，同时具有很强的学习能力和泛化性能，利用优化方法得到的结果是全局最优解，能有效加快训练过程。

3 仿真实验及分析(Simulation experiments and analysis)

本文的实验数据来源于GTSRB数据库，如图1所示，是德国交通标志识别基准，专门用于交通标志识别研究的数据库。从该数据库中随机选取500个(共10类)图像为训练样本，再随机取100个(每类10个)图像作为测试数据，其中所有样本大小均为28*28。



图1 部分样本图片

Fig.1 Partial sample image

3.1 卷积神经网络识别交通标志

由于卷积神经网络可直接处理原图像，并不需要对原始图像做过多的预处理，所以本实验直接将28*28大小的图片输入到卷积神经网络中。同时，根据卷积神经网络的结构特征，确定卷积核大小、网络层数、批量训练样本数、神经网络迭代次数、卷积层的特征图数为本实验中的重点。

(1)卷积核大小及网络的确认

卷积核是进行卷积运算时的权值矩阵，行列均为奇数，且为对称的，如3×3、5×5、7×7。卷积核的作用是提取输入图像的特征，因此提取出的特征与卷积核的大小息息相关。若使用3×3的卷积核，网络的层数相对增加，系统工作时间增加；若使用5×5的卷积核，网络层数可为4层；若使用7×7的卷积核，虽然网络结构变小，但是提取的特征不具有代表性。因此，本实验采取5×5的卷积核大小。

(2)批量训练样本数、迭代次数及特征图数的确定

由于本实验的训练样本较多，因此将全部训练样本分成若干组，每组单独训练，批量训练样本的个数以5的倍数递增，根据实验，批量训练样本数越少，正确率越高，所以本实验的批量训练样本数为5。在此基础上，对迭代次数进行测试，可知迭代次数越多，识别率越高，且时间花费较长，综合时间与识别率，本实验设置迭代次数为20。通过设第一个及第二个卷积层的特征图数的取值范围均为^[7-10]，依次组合，根据实验的最高识别率得出最优组合。实验结果如图2所示。

根据图2可知，当第一个卷积层的特征图数取4，第二个卷积层的特征图数取8时，该卷积神经网络的识别率能达到最高为93%，且运行时间为5min。

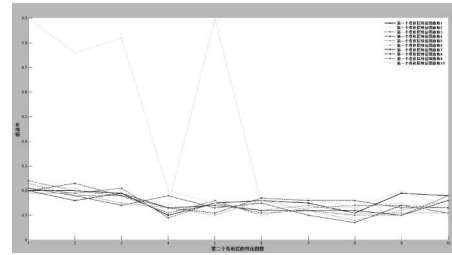


图2 卷积神经网络识别结果

Fig.2 Recognition results of CNN

3.2 BP神经网络识别交通标志

(1)图像预处理

预处理的目的是提高图像对比度，增强有用信息。本实验的预处理操作是灰度转换(自适应阈值法)及二值化。

(2)特征提取

特征提取是通过降维获得最能反映样本本质的低维特征。本实验采用粗网格特征提取。首先采用最临近插值法将样本缩放至70×50，再将样本本划分成10×10大小的网格，统计每个网格中像素值，形成35维的特征向量。

(3)BP神经网络的设计

BP算法可应用于四层或更多的前馈网络，却更易陷入局部极小点而不收敛，因此选用三层BP网络，同时选用有动量因子介入的训练方法，避免陷入局部极小值。

对于激励函数的选择，通常采用对数S函数、双曲正切S函数及线性函数。MATLAB中提供三种传递函数与上述激励函数相对应：logsog函数、tansig函数和线性purelin函数。鉴于本文实验输出，选用tansig函数。

迄今为止，对隐含层节点数目的选择仍无法用完备的理论解决，但是要在满足精度要求下尽可能紧凑神经网络的结，即尽可能减少隐层节点数。一般情况下，隐层节点个数根据具体训练结果确定。

对于训练函数的选择，本文采用traingdx函数，是在动量法的基础上集合自适应学习速率法，自动调节学习率，能够有效缩短训练时间。

设置本实验的最大迭代次数1000，期望目标1e-5，动量因子0.95。实验结果详见表1。

表1 BP神经网络实验结果

Tab.1 Recognition results of BP neural network

BP神经网络	识别率	识别时间
神经网络1	73%	20min
神经网络2	74%	23min
神经网络3	75%	24min20s
神经网络4	76%	22min
神经网络5	77%	27min
神经网络6	79%	22min50s

上述实验结果表明,本实验所建立的BP神经网络在该测试集上的最高识别率为79%,且识别时间为22min50s。

3.3 支持向量机识别交通标志

为解决交通标志的多分类问题,本文将多个两类SVM分类器组合在一起实现多类分类,即1-a-1的多类分类方法来解决手写体数字的分类识别问题。

由于SVM是一种基于核的机器学习方法,核函数和核参数对SVM的性能影响较大,本文采用高斯核函数(RBF核函数,也称径向基函数)的SVM分类器,具有较强的学习能力。

目前常用的核参数选择方法是网格搜索法,利用二维网格每个节点作为一组候选核参数,然后利用交叉验证方法获取各组核参数的验证精度,选择验证精度最高的核参数作为最优核参数^[8]。启发式算法能够更快的找到全局最优解,而不用遍历所有参数点,即遗传算法参数寻优和粒子群优化算法参数寻优。遗传算法参数寻优是将训练集进行交叉验证下的准确率作为遗传算法中的适应度函数值;粒子群优化算法参数寻优是计算智能领域蚁群算法外的另外一种基于群体智能的优化算法,不用进行选择、交叉、变异的操作。

本实验的训练集是依次将每个样本图片像素存至一行,形成500×784的TrainData,同理形成TestData,在TrainData上进行训练并调整SVM参数直至最优,再对TestData进行分类识别,获得最佳识别率。在同一训练集上分别进行网格搜索法、遗传算法、粒子群优化等参数寻优的对比验证,结果如表2所示。

表2 SVM实验结果

Tab.2 Recognition results of SVM

项目名	惩罚参数c	核函数参数g	识别率	识别时间
网格搜索参数寻优	1.3195	0.0089742	86%	2h33min
遗传算法参数寻优	3.0086	4.6971	86%	1h40min
粒子群优化算法参数寻优	1.5	1.7	92%	1h25min

实验结果表明,网格搜索法优化过程非常慢,达不到实时处理要求。采用粒子群优化算法参数寻优,在训练时间相似的情况下,识别率能到达最高水平。

表3 三种方法的结果对比分析

Tab.3 Comparative analysis of the results of the three methods

项目名	识别率	识别时间
卷积神经网络	93%	5min
BP神经网络	79%	22min50s
粒子群优化的SVM方法	92%	1h25min

从上述表格可以看出,SVM的训练时间总体均长于BP神经网络算法和CNN算法,识别率最高为卷积神经网络,所以,在500张训练样本、100张测试样本的数据上,卷积神经网络在识别率及识别时间上均能达到实验最优效果。

4 结论(Conclusion)

本文首先简要介绍了交通标志识别的发展,并采用卷积神经网络、BP神经网络、支持向量机在GTSRB数据库上进行对比试验,并对结果进行分析。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,但是一般针对小样本二分类问题,多分类时运行时间较长;BP神经网络虽然运行时间较SVM短,但是识别率较低;卷积神经网络识别时间比BP神经网络和SVM均短,识别率均高于BP神经网络和SVM。综上所述,卷积神经网络具有训练时间短、识别率高的优势,因此本论文对今后卷积神经网络的研究具有很大的意义与价值。

参考文献(References)

- [1] 房泽平,等.基于特征颜色和SNCC的交通标志识别与跟踪[J].交通运输系统工程与信息,2014,14(1):47-52.
- [2] 王洋.一种基于模板匹配的交通标志识别方法[D].吉林大学,2013.
- [3] V.Rehrmann,R.Lakmann,L.Priese.A Parallel System for Real-time Traffic Sign Recognition[C].Peking,China,Proceedings International Workshop on Advanced Parallel Processing Technologies95,1995:72-78.
- [4] 彭岳军.道路交通标志检测与识别技术研究[D].华南理工大学,2013.
- [5] 张潘潘.道路交通标志检测与识别算法的研究[D].山东大学,2012.
- [6] 郝梦琳.交通标志识别方法的研究与实现[D].太原科技大学,2013.
- [7] 王跃明,等.三维人脸识别综述[J].计算机辅助设计与图形学学报,2008,20(7):819-829.
- [8] Sheila Esmeralda Gonzalez-Reyna,Juan Gabriel Avina-Cervantes. Eigen-Gradients for Traffic Sign Recognition[J].Mathematical Problems in Engineering,2013.
- [9] García-Garrido Miguel A,Ocaña Manuel,Complete vision-based traffic sign recognition supported by an I2V communication system[J].Sensors,2012,12(2):48-69.
- [10] 陆璐,等.基于卷积神经网络的车牌照字符识别研究[C].第十二届全国图像图形学学术会议,2005.

作者简介：

钟 玲(1970-)，女，研究生，副教授.研究领域：嵌入式技术，图像处理，计算机可视化。
于雅洁(1991-)，女，硕士生.研究领域：图像处理与可视化。

张志佳(1974-)，男，博士，副教授.研究领域：机器视觉检测技术，图像处理与模式识别。
靳永超(1993-)，男，本科生.研究领域：图像处理。

(上接第49页)

根据上述需求，设计地震波形数据存储备份方案如图2所示。

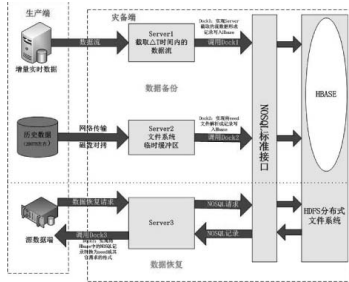


图2 地震波形数据备份方案

Fig.2 Seismic waveform data backup scheme

图中所描述方案具体如下：

(1)实时数据写入

生产端将数据压缩成为seed格式向灾备端发送数据流。

灾备端将seed格式数据解压，以文件系统形式存入文件系统，保留N天。

将seed文件数据解压后形成记录形式写入Hbase，存放于HDFS分布式文件系统内。

(2)历史数据迁移

以磁盘对拷或网络传输的形式将200TB左右地震波形历史数据迁移至HDFS分布式文件系统内。

将生产端SEED格式数据转换成Hbase数据库记录形式，写入Hbase。

(3)数据级容灾过程

N天以内的数据：可以从缓冲区域读取文件格式直接回传至生产端。

N天以前的数据：通过写入时建立的文件系统索引，确定所需要的数据是否存在，若存在可根据hadoop和文件系统的接口还原seed格式数据，提供给生产端。

6 结论(Conclusion)

本文从国家地震数据灾备中心存储需求出发，阐述了地震波形数据存储的Hadoop平台实现模式，并从根本上解释了为什么要选择大数据平台进行地震数据的存储。我们应该看

到，大数据平台日趋成为各行业数据存储及应用的首选，地震科学作为给人类长期带来巨大挑战的科学门类，在数据科学蓬勃发展的今天，应对其产生的庞大数据集进行存储、分析及可视化方面的新的探索，为地震研究人员提供更完善的数据服务。

参考文献(References)

[1] 地震科学数据资源概况.国家地震科学数据共享中心:<http://data.earthquake.cn/dataresource/datacon.jsp>.

[2] DB/T2-2003,地震波形数据交换格式[S].北京:地震出版社,2003.

[3] Tom White.Hadoop权威指南[M].北京:清华大学出版社,2014.

[4] Sanjay Chemawat,Howard Gobioff,Shun-Tak Leung.The Google File System.Google,Inc.2003.

[5] Jeffrey Dean, Sanjay Chemawat.MapReduce:Simplified Data Processing on Large Clusters.Google,Inc.2004.

[6] 郑秀芬,等.“国家数字测震台网数据备份中心”技术系统建设及其对汶川大地震研究的数据支撑[J].地球物理学报,2009,52(5):1412-1417.

[7] 王方建,李卫东,赵国锋.地震观测数据平台体系架构研究[J].中国地震,2009,25(2):214-222.

[8] 蔡斌,陈湘萍.Hadoop技术内幕-深入解析Hadoop Common和HDFS架构设计与实现原理[M].北京:机械工业出版社,2014.

[9] 董西成.Hadoop技术内幕-深入解析MapReduce架构设计与实现原理[M].北京:机械工业出版社,2014.

作者简介：

王丹宁(1981-)，男，硕士，工程师.研究领域：数据管理，数据应用。
柴旭超(1985-)，男，硕士，助理工程师.研究领域：大数据算法和平台研究。
王文青(1981-)，男，硕士，工程师.研究领域：数据分析，大数据架构。