

基于神经网络复杂背景下车牌识别系统的研究

孙晶晶 静大海

(河海大学计算机与信息学院 南京 211100)

摘要:车牌识别系统是以汽车车牌字符为目标对象的一个计算机视觉系统。由于获取的车辆图像受光照、噪声等外界因素的干扰,通常具有复杂性和不确定性,导致复杂场景下车牌字符识别更加困难。为提高识别率,首先利用BP网络对模糊处理后的定位车牌进行训练识别,利用MATLAB进行实验。再用卷积神经网络对车牌进行识别实验研究,与BP算法进行比较,对提出的算法进行仿真与实验,将两种方法进行对比发现卷积神经网络算法对车牌字符识别率有较高的识别率,应用十分广泛。

关键词:车牌识别;BP算法;神经网络

中图分类号: TN911.73 TP183 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

License plate recognition system under complicated background based on neural network research

Sun Jingjing Jing Dahai

(HoHei University, Colloge of Computer and Information, Nanjing 210000, China)

Abstract: License plate recognition system based on car license plate character target of a computer vision system. Due to obtain the vehicle images affected by outside factors such as illumination and noise interference, usually with complexity and uncertainty, lead to complex scenarios license plate character recognition more difficult. In order to improve the recognition rate, this paper use BP network to the fuzzy processing is used to identify the training of the positioning plate, using Matlab to experiment. With convolution neural network for license plate recognition experiments, compared with BP algorithm, the simulation and experiment for the proposed algorithm, compare two methods found the convolutional neural network algorithm for license plate character recognition has high recognition rate, is widely used gradually.

Keywords: license plate character recognition; BP algorithm; neural network

0 引言

车牌识别系统是当今人们关注的一个热门话题,国内外学者已经纷纷对此进行了研究,包含图像识别、计算机视觉、深度学习等各方面知识,通过神经网络的一些算法对车牌字符的一些列操作,以实现车牌的识别。其中,车牌识别系统在收费系统、监控系统以及停车场等方面应用十分广泛,现今社会在许多场景中,车牌识别技术起着举足轻重的作用。其中,图片的质量是影响识别准确率的最重要的因素,但是在复杂场景中,由于天气雾霾、噪音、拍摄角度等不确定因素的影响,拍摄出的图片将会不尽人如意。

将分别讨论BP算法和卷积神经网络对于车牌字符的识别。

1 基于神经网络的BP算法

1.1 BP算法定义

BP模型是一个3层前馈神经网络,一般由输入层、隐藏层和输出层构成,其核心思想就是基于误差反传播的多层前向神经网络,是当今应用最广泛的神经网络模型之一^[1]。BP算法在图像与字符识别以及语音识别等各个领域都受到很多关注与应用。BP网络的拓扑结构如图1所示。

1.2 有监督的BP模型训练过程

BP神经网络学习训练过程主要分为以下4个部分:

- 1) 输入样本正向传播;
- 2) 输出误差逆向传播;
- 3) 循环记忆训练;

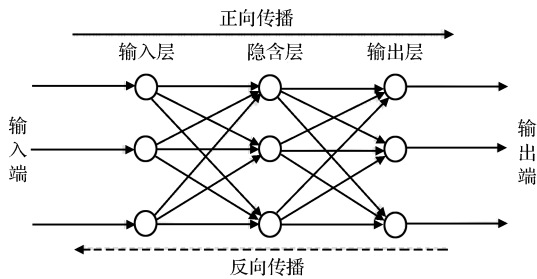


图1 多层前馈 BP 网络

4) 学习结果判别。

本文训练 BP 神经网络使用梯度下降法。如果从数学的角度考虑,来描述 BP 算法即^[2-3]:输入向量为 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)^T$; 输出向量为: $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_q)^T$; 期望输出向量为: $\mathbf{O} = (o_1, o_2, \dots, o_k, \dots, o_q)^T$, 隐含层输出向量为 $\mathbf{d} = (d_1, d_2, \dots, d_k, \dots, d_p)^T$ 。初始化输入层到隐含层之间的连接权值矩阵用 \mathbf{W}_j 表示, $\mathbf{W}_j = (\omega_{j1}, \omega_{j2}, \dots, \omega_{ji}, \dots, \omega_{jn})^T$, 隐含层到输出层之间的连接权值矩阵用 \mathbf{V}_k 表示, $\mathbf{V}_k = (v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{kj}, \dots, v_{kp})^T$, 接下来来分析各层之间的关系。

对于输出层,有:

$$s_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ji} \cdot x_i - \theta_j \quad (j = 1, 2, \dots, p) \quad (1)$$

式中: ω_{ji} 为输入层至隐含层的连接权值, θ_j 为隐含层单元的阈值, 激活函数采用 S 型函数, 如图 2 所示。

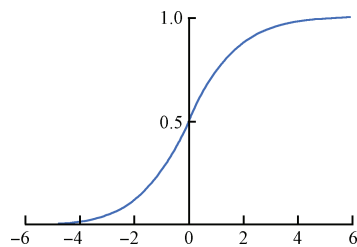


图2 Sigmoid 函数

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

式中: S 型激活函数必须满足处处可导的条件。

计算隐含层第 j 单元的输出值:

$$d_j = f(s_j) = \frac{1}{1 + \exp(-\sum_{i=1}^n \omega_{ji} \cdot x_i + \theta_j)} \quad (3)$$

式中: θ_j 为阈值。接下来求输出端的激活值和输出值。

输出层第 k 个单元的激活值 s_k 。

$$s_k = \sum_{j=1}^p v_{kj} \cdot b_j - \theta_k \quad (4)$$

第 k 个单元的实际输出值 y_k 。

$$y_k = f(s_k) \quad (k = 1, 2, \dots, q) \quad (5)$$

在以上 BP 网络正向传播过程中, 得到的实际输出值如果与期望的输出不一样, 则需要将误差反向传播, 而且

需要逆向不断修正权值, 对 BP 网络进行校正。

神经网络初始权值和学习速率是否局部最小值, 是否能够抑制误差, 与神经网络的训练次数有很大的关系, 初始权重选择需借助随机函数 `rand()` 函数, BP 网络的训练流程如图 3 所示。

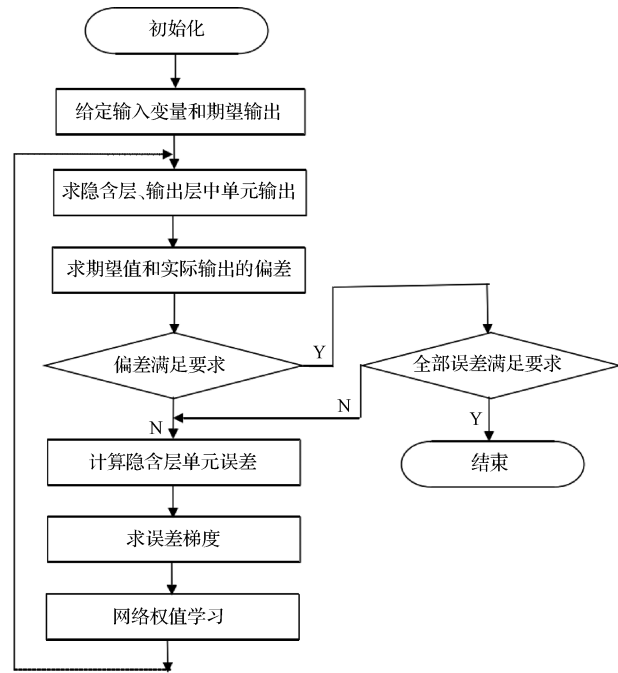


图3 BP 训练流程

BP 网络在每次训练当中, 为了使 BP 神经网络能够成功的学习样本的规则, 在训练过程中, 需要不断调节权值和阈值, 这样使得误差趋向于局部最小值, 所以选择合适的学习速率对 BP 神经网络的训练尤其重要, 根据实际情况, 选择学习速率的初始值范围为 (0.01, 0.8)。

在 BP 网络的训练中, 经过多次循环记忆训练后, 此过程结束后, 都会进行一个学习结果的判断, 主要目的是输出误差达到局部最小值^[4]。由于 BP 算法具有训练慢、输出误差何难控制到局部最小值, 将采用有动量加自适应的梯度下降法。

首先考虑加入动量法来训练 BP 网络, 这样权值的修正做到进一步优化。

$$\omega_{ji}(t+1) = \omega_{ji}(t) + \eta[(1-\alpha)d(t) + \alpha d(t-1)] \quad (6)$$

式中: $d(t)$ 表示 t 时刻的负梯度, η 为学习速率, $\alpha \in [0, 1]$ 是动量因子, 若 $\alpha=0$, 则权值校正仅和当前时刻负梯度有关; 若 $\alpha=1$, 则权值修正则完全取决上一个时刻的负梯度。

此外, 在训练过程中, 学习速率对训练至关重要, 合理的调整学习速率能够减少甚至避免很多不必要的偏差。有自适应 lr 的梯度下降法就能够自适应调整好学习速率, 从而增加系统稳定性, 而且可以提高训练速度。

1.3 BP神经网络分类器设计与实现

BP神经网络的输入层神经元数量是16,隐藏的单位数量越多,网络的给定函数的近似越精确,但数量更多,计算量将会增加,使得网络训练收敛速度会变慢。相反,如果隐藏的神经元的数量太小,会导致迭代次数增加和不断从重新选择权重,甚至系统不稳定,因此,隐层神经元个数的确定是非常重要的。隐藏层神经元数量根据式(7)可知不断减弱。

$$N = \sqrt{n+m} + a \quad (7)$$

式中: n 是输入层神经元的个数,输出层神经元的数量是 m ,隐藏神经元的数量是 N , a 是0到9之间的一个数字,经过反复测试,使用16作为神经网络隐层的神经元数量是适当的。

根据车牌特征可知,第一个字符表示省,用汉字表示,因此这个区域用35个汉字字符表示,接下来的字符均是用26个英文字母和10个阿拉伯数字0~9表示的字符^[5]。所以输出情况下需要使用71个字符,使用二进制编码输出这71个字符,需要7位二进制数,因此选择7作为神经网络输出层神经元个数。

在200个车辆图像信息中,模糊处理后获得汽车牌照定位,经过字符分割获得汽车牌照字符,然后进行车牌字符的识别^[6],结果如表1所示。

表1 字符识别结果

| 样本类别 | 字符区域 | 字母区域 | 字母数字混合区域 |
|-------|------|------|----------|
| 车牌数量 | 200 | 200 | 1 000 |
| 正确识别数 | 184 | 186 | 935 |
| 识别率 | 92% | 93% | 93.60% |

2 基于卷积神经网络的车牌字符识别算法

已知中国车牌与其他国家有所不同,中国车牌的首字符为复杂多变的汉字。同时,由于车牌字符样本大多尺寸较小,而且一般在日常情况下拍摄,常含有较多噪声,会出现模糊、光照不均等,这样更加给汉字字符的识别增加了难度。本节提出的车牌识别系统主要分为车牌定位和字符识别两个部分。

2.1 车牌定位

基于卷积神经网络提出了一种基于物体检测算法的车牌定位方法^[7],即Edge Boxes方法,该方法是微软研究院在欧洲计算机国际会议提出的一种迅速的目标检测算法,并获得较高的准确率^[8]。通过该方法生成一系列的可能是车牌区域的复选框,再训练一个卷积神经网络过滤非车牌候选框区域,而且由于可能存在多个候选框都包含车牌区域,故利用非极大值抑制(NMS)算法消除多余的复选框,最后对候选框进行调整定位到车牌区域^[9-10],如图4所示。

定位框调整算法流程如下:

输入:等待调整的定位框坐标

输出:调整后的定位框坐标

- 1)将初始的定位框的每条边扩大20%;
- 2)在1)限定的区域中使用Sobel算子进行纯直边缘检测;
- 3)根据2)得到的垂直边缘特征图的水平投影得到车牌区域的顶部和底部;
- 4)通过垂直投影得到左右边界;
- 5)旋转定位框,得到定位框与车牌契合;

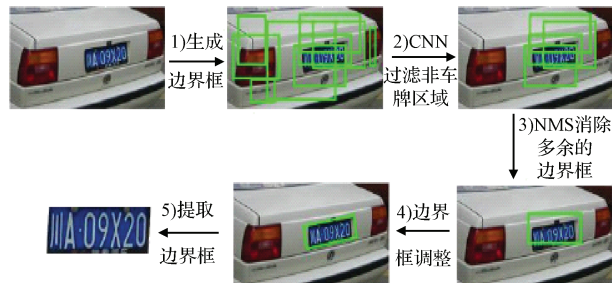


图4 边框定位

边界框调整:当生成的定位框过大或过小,如图5所示,可以看出该定位框并没有囊括整个车牌区域,这必然会影响到后面识别效果,所以应该对定位框进行调整以确保更加精准地定位车牌区域。



图5 边框调整

2.2 卷积神经网络介绍

一种典型的CNN模型是LeNet-5是多层前馈有监督型卷积神经网络^[11-12],如图6所示。

feature map是特征图,从图像角度是一幅图,图中每个点有一个值。feature map的每个点是一个neuron,这样的neuron从前层的特征图中的局部区域获取输入值,即前层局部若干个neuron的输出值,在本neuron中加工计算后输出。

由图6可知,LeNet-5在不包括输入层的情况下总共有7层,输入input是 32×32 的pixel image,C1层包括6个特征图,用 5×5 的卷积核扫描input 32×32 的pixel image获得1个 28×28 的feature map,每个卷积核有 $5 \times 5 = 25$ 个weight参数和一个bias参数^[13],所以C1层6个卷积核共 $26 \times 6 = 156$ 个训练参数。S2层也包含6个特征

图,是 14×14 的图像,C3层也是卷积层,S4层又是一个下采样层,包括了 16 个 5×5 大小的特征图,C5层是卷积层,包含了 120 个特征图,F6层包含 84 个单元。

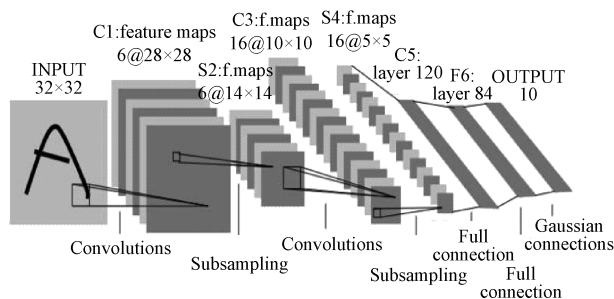


图 6 卷积神经网络结构(LeNet-5 模型)

2.3 基于 CNN 的车牌字符识别

基于卷积神经网络的车牌识别技术,以 LeNet-5 模型为基础,根据先验知识,LeNet-5 在 mnist 数据集的准确率已达到 99.24%^[14-15],与 BP 算法相比,有效地提高了识别准确率。

由于在复杂背景下,拍摄到的汽车图片可能存在一些影响识别的因素,经过卷积神经网络,无法很好识别,考虑将样本送入 CNN 网络中进行训练分类,然后再送入 HMM 模型进行识别,图 7 所示为 CNN-HMM 的模型图。

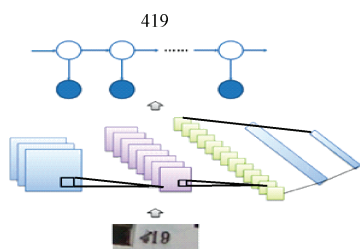


图 7 CNN-HMM 模型

隐马尔可夫模型(hidden markov model, HMM)是一种概率模型,是对未知序列的描述一种随机过程,其主要思想是从已知参数中确定隐含的内容。通过 CNN 对车牌字符样本进行特征提取后送入 HMM 模型,即可以观测到字符的识别结果如表 2 所示。

表 2 字符识别结果

| 输入类型 | 正确 | 误识 | 正确率 |
|------------|---------|-------|----------|
| Input type | Correct | False | Accuracy |
| 汉字 | 295 | 5 | 98.33% |
| 字母和数字 | 1 769 | 31 | 98.28% |

通过多次试验训练,样本识别结果如图 8 所示,发现此方法对于车牌的字符识比 BP 算法,识别率明显提高。而且可以避免卷积神经网络一些过拟合、局部极小值等特点,这将是以后深入研究的一个方向。

| Extraction of license plate information | The processed information | Recognition results |
|---|---------------------------|---------------------|
| 豫A·988E | 豫A·988E | 豫A-988E1 |
| 沈K·38601 | 沈K·38601 | 沈K-38601 |
| 蒙A·34567 | 蒙A·34567 | 蒙A-34567 |
| 豫A·09Y78 | 豫A·09Y78 | 豫A-09Y78 |
| 豫A·0Q257 | 豫A·0Q257 | 豫A-0Q257 |
| 粤H·40888 | 粤H·40888 | 粤H-40888 |
| 辽A·SB250 | 辽A·SB250 | 辽A-SB250 |
| 豫A·3W865 | 豫A·3W865 | 豫A-3W865 |
| 豫A·781S8 | 豫A·781S8 | 豫A-781S8 |
| 888 | 888 | 888 |
| 苏E·SB748 | 苏E·SB748 | 苏E-SB748 |

图 8 样本识别结果

3 结论

在车牌识别系统的研究中,不再像传统的车牌定位算法,基于颜色、纹理、边缘等进行特征提取。但是由于一般是在复杂的背景下采取的图像信息,会导致车牌定位准确率降低。

在字符识别算法上,分别应用了 BP 模型和卷积神经网络对车牌字符样本进行训练识别,通过比较,发现卷积神经网络识别准确率比 BP 网络高。

但是由于神经网络的复杂性,导致样本耗时长,训练的慢,所以在以后的研究中考虑加入 GPU 并行计算,以提高 CNN 模型的训练速度。

参考文献

- [1] 王敏. 复杂背景下的车牌识别算法研究[D]. 太原:太原科技大学, 2011.
- [2] 郑文光, 王静波, 高爽, 等. 基于 BP 神经网络的车牌识别系统的设计[J]. 河北联合大学学报:自然科学版, 2016, 38(2): 81-86.
- [3] 朱晨晖, 仇成群, 常书林. 基于 BP 神经网络和安卓的车牌识别系统设计[J]. 机械工程师, 2016(3): 82-83.
- [4] 刘浩然, 赵翠香, 李轩, 等. 一种基于改进遗传算法的神经网络优化算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7): 1573-1580.
- [5] 王海涛, 陈艳丽, 彭浩. 基于 MATLAB 的车牌识别系统的研究与实现[J]. 科技视界, 2016(27): 33-34.
- [6] DAHIYA P K, RANI S. A comprehensive study of different techniques of automatic license plate recognition system[C]. Proceeding of TEQIP Sponsored National Conference on Advances in Electronics & Communication Technologies, 2015.
- [7] 陈先昌. 基于卷积神经网络的深度学习算法与应用研究[D]. 杭州:浙江工商大学, 2013.

(下转第 29 页)