

# 一种改进的神经网络车牌识别算法研究<sup>\*</sup>

司朋举 胡伟

(河南理工大学电气工程与自动化学院 焦作 454003)

**摘要:** 根据实际应用要求,要求使车牌实时识别系统识别准确率高,提出了一种改进的神经网络车牌识别算法,基于标准的神经网络的识别算法上进行了改进,在标准神经网络算法中增加惯性冲量分批处理的方法进行改进,并通过训练大量样本进行了实验。实验结果表明,改进的神经网络识别算法与未改进的标准神经网络字符识别算法相比其识别率和处理速度有了很大的提高,已在小区停车场应用,达到了应用的要求,证明了改进后的神经网络车牌识别算法与标准神经网络算法相比在实时识别正确率上有了很大提高。

**关键词:** 车牌识别;神经网络;惯性冲量

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

## Research on an improved neural network license plate recognition algorithm

Si Pengju Hu Wei

(School of Electric and Engineering, Henan Polytechnic University JiaoZuo, 454003, China)

**Abstract:** According to the actual application requirements, the requirements of recognition of license plate recognition system with high accuracy, proposes an improved neural network license plate recognition algorithm based on neural network recognition algorithm on the standard was improved in the standard neural network algorithm in the method of increasing the inertia impulse batch processing is improved and tested by training a large number of samples, the experimental results show that the neural network recognition algorithm improved the recognition rate and processing speed is greatly improved compared with the standard neural network character recognition has not improved algorithm has been applied in residential parking lot, achieves the application requirements, and proves that compared the improved neural network license plate recognition algorithm and standard the neural network algorithm in the real-time recognition accuracy has been greatly improved.

**Keywords:** vehicle license plate recognition; neural network; inertia impulse

## 1 引言

随着上班族生活节奏的加快在上班或者下班高峰期时间阶段,停车场车流量会非常大,如果此时车牌识别系统识别率不够高或者识别不稳定,不仅会造成车辆拥堵,而且还会影响车主的生活或工作。本文为了解决这一问题而提出了一种改进的神经网络识别算法,结合 VC++ 和车牌识别软件的实验,期望能够在识别正确率和稳定性上有很大提高。

## 2 国内车牌字符特征

结合国内的车牌纹理特征,在国内汽车牌照内容由数

字、字母和汉字组成。其中,汉字出现在车牌的内容的第一个位置,紧接着是 24 英文字母的其中一个字母,其中字母 O 和 I 除外,因为字母 O、I 和数字 0、1 容易混淆,给识别工作带来影响,所以要把字母 O 和 I 去掉,后 5 个位置的内容是数字、英文字母的组合。

根据上述中国国内车牌的特点,本文选取 1 个隐含层包含 3 层的 BP 神经网络模型,单个隐藏层分别对应汉字字符、字母、字母或数字字符,其 BP 神经网络识别流程图如图 1 所示。

## 3 车牌图像预处理和特征提取

完整的车牌识别过程分 4 个步骤进行,分别是图像预

收稿日期:2016-03

<sup>\*</sup> 基金项目:河南省重点科技攻关项目(102102210197)、河南省高等学校矿山信息化重点学科开放实验室开放基金和河南理工大学博士基金(B2010-23)项目资助

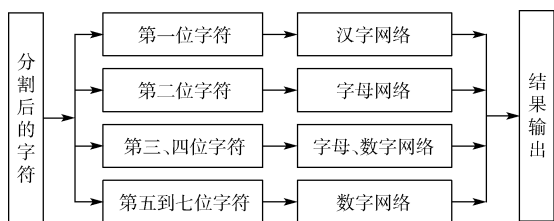


图1 BP神经网络识别流程

处理、车牌定位、字符分割和字符识别。

### 3.1 图像预处理

在汽车实际的行驶环境下,由于路况和实际环境状况的差异,例如强光照射、遮挡、污染、受损等都会给摄像机给拍摄的照片带来模糊,进而影响字符的分割和识别处理。所以最关键的一步是车牌图像的预处理,前期的图像预处理包含图像增强、图像二值化操作、边缘检测、滤波和膨胀或腐蚀等。

### 3.2 对车牌的定位

在对拍摄到的汽车车牌图像进行预处理以后,利用图像处理中的数学形态学定位或者边缘检测的方法进行定位<sup>[1-5]</sup>,然后提取出定位以后的车牌区域图像,而本文中定位部分是采用数学形态学的方法处理的,选择合适形状的结构元素对目标图像进行度量和选取目标图像中的相应形态,它的操作处理进程包含膨胀、腐蚀、开运算和闭运算等。

### 3.3 字符分割

通过以上步骤的车牌定位以后,再经过图像预处理,把二值化中的每字符一一分割出来,把车牌字符单个分割出来的目的是为字符识别的输入,常见的字符分割方法主要有模板匹配、聚类分析、投影分割等3种方法,其中的投影分割方法也是作者在文中采用的<sup>[6]</sup>。

### 3.4 车牌字符识别

模式识别中最常用的识别方法主要有模板匹配、贝叶斯和神经网络等算法<sup>[7]</sup>,通过对车牌字符分割以后接下来一步就是字符识别,本文所使用的是改进后的BP神经网络算法进行字符识别的操作。

## 4 BP神经网络车牌识别算法

神经网络算法中BP算法包含两种传输方式包括信息的正向传播和反向的误差传递<sup>[8-10]</sup>。信息经由输入层传播后在隐含层经过有关运算,然后经输出层输出处理结果,每层之间的神经元的信息才是有密切相关的。当信息正向传播结束之后,输出层没有给出所期望的输出信息,那么,就要从输出层反向开始计算变化的误差值,将计算的误差进行反向的传递,反复循环这一过程,可以同时不断地修改每一层神经元的有关权值,直到达到期望值的目的。BP神经网络结构模型如图2所描述的那样包括输入层、隐含层和输出层等3层网络。

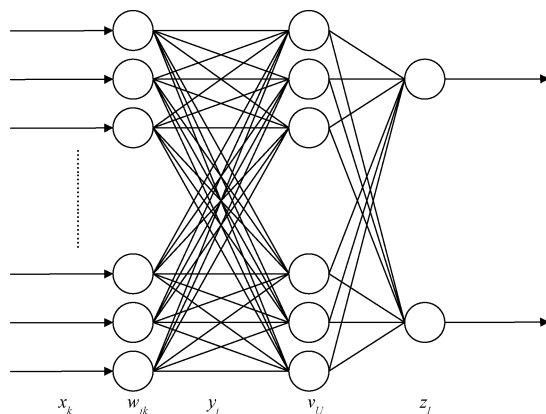


图2 BP神经网络拓扑

对BP神经网络训练样本学习过程中,其处理方法就是修正阈值和权值的方向朝着负梯度下降方向,朝着函数下降最快的方向。

### 4.1 BP神经网络结构

在图4的三层BP神经网络中,输入节点 $x_k$ ,隐含层节点 $y_j$ ,输出节点 $z_i = f(\sum_j \omega_{ij} y_j - \theta_i) = f(net_j)$ ,输入节点 $x_k$ 与隐含层节点 $y_j$ 之间的权值是 $\omega_{jk}$ ,隐层结点 $y_j$ 与输出结点 $z_i$ 之间的权值为 $v_{ij}$ 。 $h_i$ 是输出结点 $z_i$ 的期望值,BP神经网络3层结构模型的计算公式如下:

$$y_j = f(\sum_k \omega_{jk} x_k - \theta_j) = f(net_j) \quad (1)$$

式中: $net_j = \sum_k \omega_{jk} x_k - \theta_j$ ,输出结点 $z_i$ 的计算公式为:

$$z_i = f(\sum_j v_{ij} y_j - \theta_i) = f(net_j) \quad (2)$$

式中: $net_j = \sum_j v_{ij} y_j - \theta_i$ ,输出结点 $z_i$ 的误差计算如下:

$$E = 1/2 \sum_i (h_i - z_i)^2 =$$

$$1/2 \sum_i (h_i - f(\sum_j v_{ij} y_j - \theta_i))^2 =$$

$$1/2 \sum_i (h_i - f(\sum_j v_{ij} f(\sum_k \omega_{jk} x_k - \theta_j) y_j - \theta_i))^2 \quad (3)$$

有式(3)可知, $E_{ij}(0) = 0$ ,当 $\Delta E_{ij}(t) = E_{ij}(t) - E_{ij}(t-1) \leq 0$ 时,说明第 $t$ 次的迭代运算是有效的,否则视为无效。

以下是求误差 $E$ 和以下几项的关系:

1) 误差函数 $E$ 对输出结点 $z_i$ 进行求导运算

$$\frac{\partial E}{\partial v_{ij}} = \sum_i \frac{\partial E}{\partial z_i} \times \frac{\partial z_i}{\partial v_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial z_i} \times \frac{\partial z_i}{\partial v_{ij}} \quad (4)$$

$E$ 是多个 $z_i$ 和 $h_i$ 误差和,只于 $z_i$ 和 $v_{ij}$ 有关,其中,

$$\frac{\partial E}{\partial z_i} = 1/2 \sum_i \left[ -2(h_i - z_i) \frac{\partial z_i}{\partial z_i} \right] = -(h_i - z_i)$$

$$\frac{\partial E}{\partial v_{ij}} = \frac{\partial z_i}{\partial net_i} \times \frac{\partial net_i}{\partial v_{ij}} = f'(net_i) \times y_j \quad (5)$$

所以,

$$\frac{\partial E}{\partial v_{ij}} = -(h_i - z_i) \times f'(net_i) \times y_j \quad (6)$$

2) 误差函数  $E$  对隐层结点  $y_j$  进行求导运算

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}} = \sum_i \sum_j \frac{\partial E}{\partial y_j} \times \frac{\partial z_i}{\partial y_j} \times \frac{\partial y_j}{\partial \omega_{jk}} \quad (7)$$

$E$  是多个  $z_i$  和  $h_i$  误差和, 针对其中 1 个  $\omega_{jk}$ , 它对应的是 1 个  $y_j$ , 与所有的  $z_i$  有关:

$$\frac{\partial E}{\partial z_i} = 1/2 \sum_i \left[ -2(h_i - z_i) \frac{\partial z_i}{\partial z_i} \right] = -(h_i - z_i) \quad (8)$$

$$\frac{\partial z_i}{\partial y_j} = \frac{\partial z_i}{\partial net_i} \times \frac{\partial net_i}{\partial y_j} = f'(net_i) \times \frac{\partial net_i}{\partial y_j} = f'(net_i) \times v_{ij}$$

$$\frac{\partial y_j}{\partial \omega_{jk}} = \frac{\partial y_j}{\partial net_j} \times \frac{\partial net_j}{\partial \omega_{jk}} = f'(net_j) \times x_k$$

所以可以得出:

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}} = - \sum_i (h_i - z_i) \times f'(net_i) \times v_{ij} \times f'(net_j) \times x_k,$$

即  $\frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}} = -\delta'_j x_k$ , 因为修正的  $\Delta v_{ij}$ 、 $\Delta \omega_{jk}$  权值正比于误差函数  $E$  沿梯度方向下降, 即:

$$\delta'_j = f'(net_j) \sum_i \delta_i v_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ij}} = \eta \delta_i v_{ij},$$

$$v_{ij}(i+1) = v_{ij}(i) + \Delta v_{ij} = v_{ij}(i) + \eta \delta_i v_{ij}$$

$$\delta_i = -(h_i - z_i) \times f'(net_i), \Delta \omega_{jk} = -\delta'_j x_k \quad (9)$$

$$\omega_{jk}(i+1) = \omega_{jk}(i) + \Delta \omega_{jk} = \omega_{jk}(i) + \eta \delta'_j x_k$$

式中:  $\sum_j \delta_i v_{ij}$  表示的是隐层结点  $y_j$  的误差  $\delta'_j$  的和, 也表示输出结点  $z_i$  的误差通  $\delta_i$  过权值  $v_{ij}$  的调整, 结点  $y_j$  反向传播就成了隐层结点的误差。

### 3) 阈值修正

BP 神经网络中, 阈值  $\theta$  也是需要不断地变化调整, 阈值  $\theta$  修正权值  $\Delta v_{ij}$ 、 $\Delta \omega_{jk}$  的同时, 也要不断地修正, 修正过程和权值  $\Delta v_{ij}$ 、 $\Delta \omega_{jk}$  修正过程类似。对误差函数  $E$  对  $\theta$  求导:

$$\frac{\partial E}{\partial \theta_j} = \sum_i \frac{\partial E}{\partial z_i} \times \frac{\partial z_i}{\partial \theta_j} \times \frac{\partial y_j}{\partial \theta_j} =$$

$$\sum_i (h_i - z_i) \times f'(net_i) \times v_{ij} \times f'(net_j) \quad (10)$$

$$\sum_i \delta_i v_{ij} f'(net_j) = \delta'_j$$

阈值修正公式如下:

$$\Delta \theta_i = \eta \frac{\partial E}{\partial \theta_i} = \eta \delta'_i$$

$$\theta_i(i+1) = \theta_i(i) + \Delta \theta = \theta_i(i) + \eta \delta'_i \quad (11)$$

误差函数  $E$  对  $\theta_j$  求导:

$$\frac{\partial E}{\partial \theta_j} = \sum_i \frac{\partial E}{\partial z_i} \times \frac{\partial z_i}{\partial \theta_j} \times \frac{\partial y_j}{\partial \theta_j} =$$

$$\sum_i (h_i - z_i) \times f'(net_i) \times v_{ij} \times f'(net_j) = \sum_i \delta_i v_{ij} f'(net_j) \quad (12)$$

$$\Delta \theta_j = \eta \frac{\partial E}{\partial \theta_j} = \eta \frac{\partial E}{\partial \theta_j} = \eta \delta'_j,$$

$$\theta_j(i+1) = \theta_j(i) + \Delta \theta_j = \theta_j(i) + \eta \delta'_j \quad (13)$$

## 4.2 改进的 BP 神经网络

标准 BP 神经网络算法是以一个样本为周期对误差进行修正<sup>[11]</sup>, 这只能体现出样本的局部特征, 所以为了能够体现出全部的训练样本的特性, 作者将整体的训练样本作为误差的一个修正周期, 得到一种新的算法就是成批次处理法, 成批次处理的学习方式如下: 将全部样本作为一周传播给神经网络, 然后将误差输出, 将误差平均计算后, 对网络的误差及权值做一次调整, 这样的不仅能够减少 BP 神经网络样本的学习时间, 而且权值有可能出现过调情况, 使网络学习速度增加。

通过图 3 分析可知, 成批次处理法要比标准的神经网络算法误差小, 对已经训练好的 BP 神经网络进行实验是改进后的 BP 神经网络算法相对标准的 BP 算法误差较小, 并且对网络的收敛能力有所提高<sup>[12,13]</sup>。

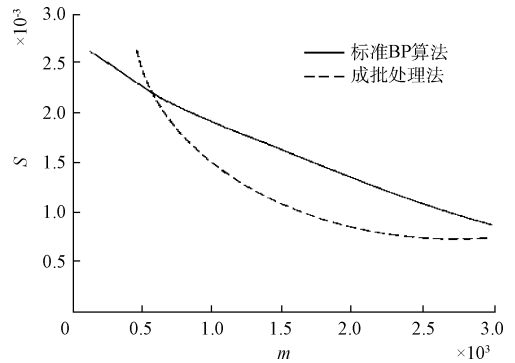


图 3 标准 BP 神经网络算法和成批处理算法误差比较

在训练学习的过程中为了使有关高频振荡得到抑制, 文中利用添加惯性冲量算法, 不仅有效抑制了震荡, 而且提高了学习效率和速度。其理论公式可表示为:

$$\Delta w_{ij}(t+1) = \eta \times E_{ij} \times O_{pi} + \Delta w_{ij}(t) \quad (14)$$

得到惯性因子的公式:

$$\Delta w_{ij}(t+1) = \eta \times E_{ij} \times O_{pi} + \delta \Delta w_{ij}(t),$$

其中  $\Delta w_{ij}(t)$  表示为  $x_i$  结点与结点  $x_j$  在  $t$  时刻的连续权值变化量,  $\eta$  和  $\delta$  为学习率和惯性因子,  $\eta > 0, \delta > 0, E_{ij}$  表示结点  $x_j$  的误差,  $O_{pi}$  为结点  $x_i$  的输入输出。

## 5 实验验证

本文采用 200 张训练样本进行测试, 使用车牌识别软件和 VC++ 进行软件开发, 本文利用改进后的 BP 算法进行相关实验, 其挑选出的代表性的两张车牌图像预处理的图像如图 4 所示。

由图 4 可知, 图像预处理后的效果比较清晰, 有利于后期的字符分割和识别处理, 其结合车牌识别软件, 识别的效果图如图 5 所示。

本文分别通过标准 BP 神经网络识别算法和改进的 BP 神经网络算法进行实验结果比对, 其改进的神经网络相关参数、数值及比对结果如表 1、2 所示。



图4 车牌图像预处理的图像

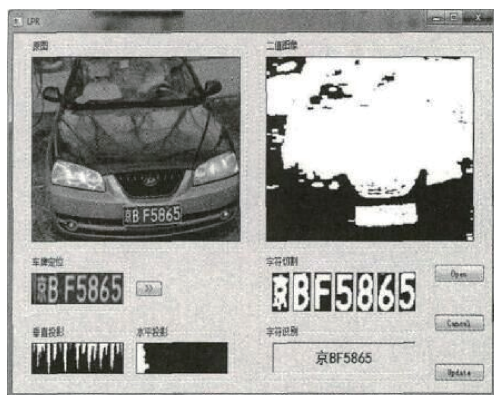


图5 车牌识别结果

表1 改进后的BP神经网络相关参数及数值

相关参数	数值及结果
输入矢量	$P = \{-1 \ -2 \ 3 \ 1; -1 \ 1 \ 5 \ -3\}$
目标函数	$T = \{-1 \ -1 \ 1 \ 1\}$
隐层节点数	3
输出节点数	2
传递函数	$F(x) = 1 / (1 + e^{-x})$
目标误差	0.000 1
学习率	0.05
冲量系数	0.92

表2 标准BP算法和改进BP算法比较

识别方法	训练样本学习 时间/min	识别时间/ ms	识别率/ (%)
标准BP算法	5.36	80	92.3
改进BP算法	3.23	25	98.1

通过实验结果分析,改进的神经网络算法无论是在识别时间还是在识别率上都比标准的BP算法要好的多。

## 6 结 论

本文通过对标准的BP神经网络算法进行一定的算法改进,将整体的训练样本作为误差的一个修正周期成批次处理的方法,使网络的误差和权值进行实时调整修正,从实验结果分析可以看出,改进后的BP算法可以很好地高效地识别车牌字符,不仅识别速度得到提升,而且识别的准确率也得到了很大提高,实验结果达到了预期的效果。满足了停车场的实时识别系统要求,下一步的工作内容是要对环境条件较差的情况进行研究,来提高车牌识别率的识别算法。

## 参考文献

- [1] 薛冰,王斌斌,刘荣辉.基于数学形态及车牌综合特征的车牌定位算法[J].计算机测量与控制,2011,19(10):2468-2471.
- [2] 张浩鹏,王宗义.基于灰度方差和边缘密度的车牌定位算法[J].仪器仪表学报,2011,32(5):1095-1102.
- [3] 黄娟娟,付炜.基于背景和像素的彩色车牌定位研究[J].电子测量技术,2009,32(12):77-79.
- [4] 张华坤,杨永跃.车牌自动识读中的定位技术[J].电子测量技术,2010,33(8):35-38.
- [5] 楼汉琦,蔡晓东,李长俊.一种实现快速车标定位的方法[J].国外电子测量技术,2013,32(6):72-74,78.
- [6] 刘松松,张辉,毛征,等.基于HRM特征提取和SVM的目标检测方法[J].国外电子测量技术,2014,33(10):38-41.
- [7] 戴士杰,高章迎,常淑英,等.基于SVM的车牌自动识别系统[J].微计算机信息,2009,25(9):26-27.
- [8] 杨大力,刘舒.基于神经网络的车牌汉字识别方法研究[J].中国人民公安,2009,5(3):56-57.
- [9] 江丽华.神经网络混合算法应用研究[J].电子测量技术,2014,37(10):59-61.
- [10] 胡玉琛,刘一清.基于FPGA的车牌识别系统研究与实现[J].电子测量技术,2015,38(12):54-58.
- [11] 丁伟.改进神经网络算法在车牌识别中的应用[J].计算机仿真,2011(8):359-362,366.
- [12] 董程.基于改进神经网络的车牌识别算法的研究及仿真[D].哈尔滨:哈尔滨理工大学,2015.
- [13] 周科伟.MATLAB环境下基于神经网络的车牌识别[D].西安:西安电子科技大学,2009.

## 作者简介

司朋举,硕士,在读研究生,主要研究方向为图像处理及机器视觉识别。

E-mail:970349923@qq.com

胡伟,博士,副教授,主要研究方向为先进运动控制。