

復旦大學

# 本科毕业论文(设计)



论文题目： 基于BP神经网络的车牌号识别系统

院 系： 软件学院

专 业： 软件工程

姓 名： 李正勋

学 号： 09302010033

指导教师： 郑晓庆

2013 年 5 月 5 日

# 目 录

摘 要.....	1
ABSTRACT.....	2
第一章 引 言.....	3
第二章 图像处理.....	4
2.1    特点举例 .....	4
2.2    图片二值化处理 .....	4
2.3    图片分割 .....	5
2.4    提取特征 .....	5
2.5    获取 .....	5
第三章 神经网络算法.....	6
3.1    算法简介 .....	6
3.2    输入层 .....	6
3.3    隐藏层 .....	6
3.4    输出层 .....	7
3.5    算法机制 .....	8
3.5.1    训练模式.....	8
3.5.2    检测模式.....	11
第四章 图片预处理.....	13
4.1    训练样本 .....	13
4.1.1    标准样本收集.....	13
4.1.2    标准样本文件的处理.....	13
4.1.3    样本文件的处理方法.....	13
4.2    训练顺序 .....	14
4.3    检测方法 .....	15
4.3.1    图片收集.....	15
4.3.2    图片处理.....	15
4.3.3    图片识别.....	15
第五章 实验分析.....	16
5.1    原始式样样本分析 .....	16
5.2    加工后的式样样本分析 .....	16
5.3    系统参数对识别效率的影响.....	16
5.4    光线因素对车牌识别的影响.....	17
5.5    实验错误分析 .....	17
5.6    实验分析表 .....	17
5.6.1    训练次数对识别效率的影响.....	18
5.6.2    学习效率对识别效率的影响.....	18

---

5.6.3 动量对识别效率的影响 .....	18
第六章 论文总结 .....	19
参考文献 .....	20
致 谢 .....	21

## 摘 要

随着车辆数量的急剧上升对车牌号自动识别的技术也有更高的要求。现在市场上已经有着机器自动识别的智能识别系统,但是市场上已上市的识别系统有优有弊,为了克服现在已有智能车牌号识别系统的识别效率以及训练模式本人设计了基于 BP 神经网络的车牌号识别系统。本系统通过先进行图片预处理根据图片的特征获取图片的特征代码。本论文主要分为车牌号识别系统的图片处理以及 BP 神经网络的训练与检测模块。基于 BP 神经网络的车牌号识别系统可以克服车牌图片噪音情况、轻微的图片旋转以及轻微的拍摄角度偏差情况。而传统车牌号识别系统大部分是通过字母的菱角特点或字母的弧线特点来判断字母所以很难克服部分图片遮挡以及有噪音干扰的情况。

本系统采用对图片的简单的二值化处理以及分割处理提取图片的像素位特点再把这些特点输进 BP 神经网络进行训练,检测车牌号时通过向已记忆好的 BP 神经网络输入要检测图片的特点来计算出车牌字母。设计系统过程中通过调整各类系统参数取得最符合识别车牌号图片的参数。最后测试结果本系统抗噪能力极强,对于轻微旋转的图片或者轻微有光线不均匀的图片识别效率很高,在实际应用上有着消耗少速率快的特点对于现在车辆通行量越来越高的现实有着很大的好处。

通过实现此系统,如果可以在实际生活中应用此系统就会大大提高车牌号的识别效率可以给交通管制带来更大的方便。

**关键词** 模式识别 BP 网络 图片特征表示 车牌识别

## ABSTRACT

With the sharp rise in the number of vehicles the license plate number of automatic identification technologies also has higher requirements. Nowadays there are many license plate number recognition system in reality but there are both advantage and disadvantage in these systems. In order to get rid of these disadvantages I designed a license plate number recognition system based on BP neural network. This system could first do some digital process so that could get the features of these letter pictures and then put it into BP neural network to train and check letter.

This system uses simple binary process and image segmentation to extract the features of image and then put these features into BP neural network to train. When to check a license plate number it should just do the same image processes and get the image feature and put it into BP neural system that already has the memory of features of previous images. At the way of design this system I changed many parameters of this system to get the most efficient parameters. And last, the test result shows that this system has strong image noise immunity and has high efficiency in check license plate number with slight rotation or uneven lighting. In real application it is a great advantage that could quickly recognize license plate number with high Traffic volume in road with lower consume of system resources.

If this system could use by real activity than it could really improve the efficiency of car number recognition so that could bring great convenience to traffic control.

**Keywords** pattern recognition, BP neural network, image feature selection, License Plate Recognition

# 第一章 引言

目前大部分图像识别系统的运行过程都是图片定位、图片处理以及数据识别两个步骤,本文主要针对图片处理以及数据识别两个步骤进行研究。首先为了凸显图片的特征所以对图片进行二值化处理并将图片分割成由  $n*m$  的小方块组成的拼图单元,根据每个单元里含有的黑色像素量的百分比来设置此单元的输入值,最后把整个图片的输入单元输进经过训练后的 BP 神经网络进行智能识别。目前车牌支持的汉子有 37 个,字母由 A~Z 其中不包括 O,以及 0~9 的数字一共 35 个组成。进行识别是汉字与字母分开进行识别,两个训练后的阈值也是分开保存,汉字与字母分开识别以至于提高准确性。

之前已经在市场上上市的车牌识别系统大多数也是基于 BP 神经网络的,不过过去的车牌识别系统对图片的要求是不大,但是进行图片识别的过程过于复杂,图片处理的过程也是相当复杂与繁多。大部分识别系统提取特点的方式都是菱角处理以及弧线判断为依据进行车牌号的字母判断,这些系统对于系统的处理器要求比较高而且由于识别过程繁杂识别时间比较长对于短时间内要进行很多车牌号识别的大路实际应用会是致命的缺点,为了克服这些缺点本文介绍的基于 BP 神经网络的车牌识别系统将减少对图片的处理要求提高车牌号的识别效率。以此为代价此系统将耗费大量时间进行图片训练,为了提高实际应用上的车牌识别效率需要进行的大量图片实际训练要进行精细的图片处理以便得到更高的识别精确度。

设计此系统时参考过的论文中大部分基于 BP 神经网络的车牌识别系统中对于图像的处理大部分都包含了灰度化、二值化等技术而且系统消耗较高的设计中往往运用了边缘检测技术<sup>[1]</sup>等较为高级的图像处理技术。徐应涛、陆福宏、张莹等用对填充函数定义改进的基础上,给出了一个更易于计算的单参数填充函数的方法<sup>[2]</sup>进行了速度方面的改良。一种基于全局阈值二值化方法的 BP 神经网络车牌字符识别系统<sup>[3]</sup>对图像进行了去噪处理使得在进入 BP 神经网络前已经降低了噪音的影响,不过本论文设计中没有对图片进行噪音处理反之加强了 BP 神经网络的训练强度使得抗噪能力依然保持很强。苏科 陈志彬等用了双阈值字符分割,13 段特征提取法提取特征向量等技术<sup>[4]</sup>加强了 BP 神经网络的阈值与阈值计算功能。Kripa Iyer<sup>[5]</sup>的早期基于 BP 神经网络的设计已经体现出了最为简单的图片分割以及二值化处理方法本文以此为基础进行进一步改良以此提高运算效率。

## 第二章 图像处理

### 2.1 特点举例

在车牌号码中有几个字母是特别容易混淆的，用人眼识别字母‘D’跟‘0’是很容易的事情，但是计算机想要分辨出两个字母一定要有特点才能得出结果。如图 1，如果两个字母是‘D’跟‘0’的话在图片上唯一的区别就是左上角跟左下角，字母‘D’的话左上角跟左下角是全黑填充的所以能跟纯白填充的‘0’进行比较，再例如‘B’跟‘8’也是类似的比较，也是左上角跟左下角的区别，这种特点会让 BP 神经网络系统像人脑记忆一样保存在系统中，下次识别时根据特点记忆来识别字母。为了更加准确的识别字母，需要对图片进行一些简单的处理。



图 1 字母比较图

### 2.2 图片二值化处理

图片二值化处理就是将原来的彩色图转换成只有纯黑跟纯白两种颜色的图像处理方法<sup>[6]</sup>。本文处理二值化的方法是读取图片的每个像素进行 RGB 分离，提取 RGB 各个颜色的值，如果三个值加起来超过一定值就说明此点像素比较亮然后直接用纯白色替代，反之用纯黑色替代，经过二值化处理后的图像就像彩色图的简略素描黑白照一样只提取主要颜色去除其他杂色。

## 2.3 图片分割

本文采用的图片分割方式是以小的  $N*N$  个像素方块为单位进行切割，如果按照每个像素来分割图片则，一、输入进 BP 神经网络的输入维数过于庞大。二、图片分割的过于精确导致无法提取特征值进而无法消除噪音以及图片位偏移、旋转等干扰因素。图片分割后按每个小方格为单位进行特征计算。

## 2.4 提取特征

在上一步进行图片分割后对每个小方格进行处理，如果每个小方格内的黑色像素点超过一定比例时就算这个小方格就是特征方格，反之如果黑色像素点的数量达不到一定比率则可以视为此方格内没有字符的笔画划过，说明没有特征可以提取。图片特征提取方面可以根据图片的线条模样进行特征提取，例如一个独特的角识别，或者是曲线的弧度识别，但此系统为了提高车牌号的识别效率，取消了原有的较为复杂的图像识别方法，用最为基本的读像素进行黑白判断为主要方法进行图像特征提取。

## 2.5 获取

对每个小方格进行特征提取后要对其进行数字化处理，如果小方格具有一定比例的黑色像素而具备特征则以数值 1 的形式保存，反之如果小方格不具备特征则以数值 0 的形式保存，最后将保存好的所有方格的特征值以数组的形式输出，提供到下面要讲的 BP 神经网络算法，进一步根据图像特征得到车牌号的字符。如果直接把图片用以参数输入 BP 神经网络则会导致训练时间长以及检测效率低下的结果，原因是，如果不进行图片分割与图片数字化的话整张图片的每个像素点都会以参数的形式传到 BP 神经网络，BP 神经网络的输入单元会增加到几万或几十万级别，计算机的反应速度远远不如人脑，所以这种规模的输入参数会使计算机计算不能导致系统崩溃，而且按照每个像素点进行图片分离进入到 BP 神经网络的话图片的分离程度过于细导致识别系统的抗干扰能力低下，稍微一点的偏移程度都会导致整个 BP 神经网络的输入值有着较大的误差，导致整个 BP 神经网络计算出的结果有着较大的偏差。



## 第三章 神经网络算法

### 3.1 算法简介

BP (Back Propagation) 网络是 1986 年由 Rumelhart 和 McClelland 为首的科学家小组提出, 是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络, BP 神经网络是模仿人脑记忆方式研究出来的应用最广泛的神经网络模型之一, 根据输入数据的特征来计算出输出。从算法流程来看是根据已有的正确数据进行人脑式训练使计算机记住正确值的输入跟输出的特征, 下次有类似的输入进来的话可以根据已有记住的特征来判断结果, 具体使用的记忆方法是误差反转误差反向传播, 每次用正确的结果跟计算出来的结果进行比较, 如果存在误差则记住此误差反向反馈给网络的权值跟阈值, 经过反反复复的训练使权值跟阈值达到一定稳定数值使能够反映出输入数据的特点, 最后检测时用权值跟阈值计算输入数据得出结果。以前的车牌识别算法有过盲递归最小二乘法<sup>[6]</sup>, 不过这种估算算法比起 BP 神经网络算法还是接近于估计值所以比起模拟人脑的 BP 神经网络相比还是更接近于机器方式进行特点记忆。

### 3.2 输入层

此系统的 BP 神经网络的输入数据是经过图像处理过后的数组。BP 神经网络的输入层需要的数据是经过一定加工后的数据, 神经网络无法识别具体的图片文件, 要把图片文件进行二值化处理以及分割处理后的数据在进行进一步加工后才能输入到 BP 神经网络的输入层, 由于我们要识别的车牌号图片是矩形形状的所以我们进行图片加工后所得到的数据应该是简单的二维数组, 但 BP 神经网络需要的数据最好是一维数组, 所以需要把加工后的到的二维数组进行横向平铺, 平铺成一维数组然后输入进 BP 神经网络进行下一步程序。由于车牌号中省代号跟后面的字母进行分开检测所以所用到的 BP 神经网络也是有两个以至于省代号图片跟字母图片将会分开进行图片分割以及分析。经过反复训练以及检测发现省代号图片跟字母图片的分割单元大小为  $3 \times 3$  大小的小正方形时训练以及检测出来的结果最为理想, 所以分割单元的大小一致导致两个 BP 神经网络的输入层的数组长度也一样。

### 3.3 隐藏层

隐藏层的作用是添加一层从输入层到输出层的一个层面,使得计算误差以及阈值与阈值计算更加精确。如果直接从输入层进行误差计算,计算出系统偏差后进行阈值与阈值改良后进行系统阈值与阈值计算的话会有有些极性情况无法的到有效的满足。**BP**神经网络的基本思路就像把所有结果进行平面上的点一样放置在一个平面上经过**BP**神经网络的算法处理后会有一条曲线使得平面上的点分割成一个区域,每个区域代表一个输出结果,这样就能描述输入值域输出值的一一对应关系,平面上的每个点说明系统的输入值,每个点的纵横坐标或者如果系统的维数更大会有  $X,Y,Z,U...$  等等坐标值,这些坐标值表示每个输入值的各个分值,当然分值只有两个参数时这个系统可以看成 2 维空间就是平面空间,随着输入值的维数增多空间的维数也会增多,在此车牌号识别系统里输入的维数就是讲图片分割的块的个数,块的个数越多输入参数的维数也会增多我们要计算的空间的维数也会随着增多。如果没有隐藏层只有输入层跟输出层则我们能划分空间的手段只有直线,但是我们要划分的空间是扭曲的,每个输出结果所占有的区域不是凝聚在一起的,所以我们需要更加高级的划分工具来划分此空间。如果引进隐藏层概念则会使得划分的方式从直线改变为平面,而且是可以凹凸的平面,所以可以满足我们划分多为空间的需求。关于隐藏层的精确计算方式会在 **BP**神经网络的算法机制上进行详细说明。隐藏层的维数的大小也会关系到系统的准确性与效率性,本系统采用实际操作法将输入层,隐藏层的维数从小到大进行各方面的测试,测试后得出最佳效率以及最佳准确度的维数。此系统采用的车牌号省代号字母以及后面号码的图像输入层的维数均为  $8*16$  的 144 维输入空间,隐藏层的尾数为固定的 50 维隐藏空间。

### 3.4 输出层

此系统的输出层跟输入层一样也是一个一维数组,由于车牌号识别中省代号跟后面的字母进行分开检测所以两组 **BP**神经网络的输出数组的长度不一样。省代号加上特殊代号一共 37 个字符,字母的话从'A'到'Z'中间不包括'O'由于跟数字 0 混淆,加上数字 0 到 9,一共 35 个字符,每个字符都会代表一种输出,识别省代号的 **BP**神经网络的输出是一个长度为 37 的一位数组,每个位代表某一个字符的象征,如果结果为某一个字符,则那个字符所占有的数值为 1,其他 36 个字符所占有的数值为 0 形成长度为 37 的数组其中只有一个数值为 1 的局面。识别字母的 **BP**神经网络的也是同样的规律 35 位长度的一维数组中只有一个的数值为 1 代表某一字母。训练时使用的结果数据是最为正确的,就是由三十六个 0 跟一个 1 组成的数组或三十四 0 跟一个 1 组成的数组,用这种准确无误的数据进行培训来提高系统的识别准确度。当进入正式识别的时候识别出的结果不会

像正确的结果那样精确，但是随着训练次数的增多以及系统参数设计的合理，检测出的结果会越来越接近于正确结果，例如识别出的结果的输出层一样是 37 位或者 35 位长度的数组，但是其中不太可能有数值为 1 的单元，不过随着系统的优化与训练次数的增多这跳数组中会出现一个十分接近于 1 的单元，而其他单元则十分接近于 0，当得到此类结果时我们可以判断结果为此单元代表的字母就是我们识别出来的结果。当由于图像模糊或者噪音干扰导致输入数据有所偏差，则输出层输出的结果也会有所噪音，不过此系统将会提取 37 或 35 个数值中最为接近 1 的那个单元为结果输出。关于噪音干扰以及图像扭曲旋转，此系统在 BP 神经网络的训练阶段对训练样本进行噪音处理，用有噪音的数据进行训练，使得此系统的抗噪音能力更加出色。胡振稳<sup>[8]</sup>的设计给出的输出层是 6 位的 8421 型输出格式即可以用二进制表示输出内容可以得到 64 种不同输出，可是这样设计会造成剩下的 27 位为空闲空间，可以导致剩余空间填充误差，而且以 37 为和 35 位为单位输出精度会比 6 为输出更高给系统带来更大的准确度。

### 3.5 算法机制

BP 神经网络的算法过程主要分为训练模式与检测模式，训练模式主要是为了获取系统所需要的各个层面之间的阈值与阈值而进行根据输入值获得的猜测只与真实值的比较去的阈值与阈值误差，反向反馈给输入层。检测模式主要是根据输入层的数据与系统的阈值与阈值进行正向判断分析得到有效的计算值，当然随着训练次数的增多系统的阈值与阈值也越来越接近于满足计算要求的值。

#### 3.5.1 训练模式

训练模式主要分为几个步骤 1.根据输入层的数据与输入层到隐藏层的阈值与阈值数据进行隐藏层的数据计算。2.根据隐藏层的数据与隐藏层到输出层的阈值与阈值数据进行输出层的数据计算。3. 计算输出层的数据与真实精确值数据的误差。4. 将误差你想反馈给隐藏层到输出层的阈值与阈值数据以及输出层到隐藏层的阈值与阈值数据结构里。5. 反复以上操作得到越来越精确地阈值与阈值。

##### 3.5.1.1 根据输入层的数据与输入层到隐藏层的阈值与阈值数据进行隐藏层的数据计算

此系统的输入层为维数为 144 的数据数组，输入层到隐藏层的阈值数据位为大小为 144\*50 的二维数组，阈值为长度为隐藏层数据维数即 50 的数组。系

统开始训练前这些阈值与阈值均填充为大小为-1 到 1 的随机浮点数。根据输入层的某个数据节点与隐藏层的某个数据节点的两个下标 **index** 在 **144\*50** 的阈值二维数组里查找相应的阈值，将每个阈值乘以输入层的数据，并将得到的 **144** 个数据全部加起来，然后把得到的读数据放入 **Sigmoid** 函数获得输出值。**Sigmoid** 函数的定义域为负无穷到正无穷，值域为 **0** 到 **1**，所以我们得到的隐藏层的数据均为 **0** 到 **1** 的一定范围的数据。能得到一定范围的值域数据以便于后面的输出空间的划分与计算，这也是选择 **Sigmoid** 函数为计算结果的原因。这样得到的 **50** 个数据分别取填充隐藏层的数据。

### 3.5.1.2 Sigmoid 函数

**Sigmoid** 函数的方程式为  $f(x) = 1 / (1 + e^{-x})$ ，**Sigmoid** 函数也是神经元最常用的非线性作用函数，由于它的作用域为所有范围，值域为 **0** 到 **1** 所以对于判断一个区间的任意值来说选择 **Sigmoid** 函数是最为理想的计算机识别函数。

### 3.5.1.3 根据隐藏层的数据与隐藏层到输出层的阈值与阈值数据进行输出层的数据计算

从隐藏层到输出层的数据计算跟输入层到隐藏层的数据计算类似，事不过它用的是隐藏层到输出层的阈值与阈值数据。这里计算得到的层不是隐藏层而是输出层所以得到的维数不是隐藏层的大小 **50**，而是输出层的正常大小，如果是省代号识别神经网络则他的输出值为长度为 **37** 的数组，如果是省代号后面的字母识别神经网络则输出层为长度为 **35** 的数组，其余的计算跟上一步输入层到隐藏层的计算一模一样。

### 3.5.1.4 计算输出层的数据误差

将训练时得到的猜测只与真实值进行比较，根据数据公式  $M = O * (1 - O) * (R - O)$  得到误差 **M**，期中 **R** 为真实值，**O** 为猜测值。得到的 **37** 个或 **35** 个（根据识别字幕的不同输出层的藏毒不一样）误差就是输出层的系统误差，并将这些误差保存起来在后面的步骤里用到，将的到的 **37** 个或者 **35** 个绝对值加起来，得到的误差的绝对值之和就是系统的输出层的总误差。

### 3.5.1.5 计算隐藏层的数据误差

计算隐藏层的数据误差跟计算输出层的系统误差有点类似，因为它还包含了隐藏层到输出层的阈值与阈值数据所以误差计算起来稍微比输出层误差复杂一

点。为了取得隐藏层每个节点的误差必须首先获得阈值跟输出层误差的乘积，对于隐藏层的每个节点都有相应的下标 **index**，根据下标 **index** 将所有在隐藏层到输出层的阈值与阈值数据里面的值乘以输出层相应的每个节点的误差，并将这些误差加起来得到临时误差 **X**。然后根据数据公式  $M = O * (1 - O) * X$  得到隐藏层相应节点的误差。同样将隐藏层 50 个节点的误差的绝对值加起来就是隐藏层的总误差，并将此保存起来在后面的步骤里用到。

### 3.5.1.6 调整隐藏层到输出层的阈值与阈值数据

阈值与阈值的数据调整需要由两个数据源次啊能高效的进行数据更新，一个数据源是上一次更新的此节点的阈值误差值，另一个数据源是输出层对此节点产生的阈值误差值。第一个误差值每次都会在下一轮训练时体现出作用来，第二个以输出层的误差值计算阈值误差的方法是对于隐藏层的每一个节点都会有对应的隐藏层到输出层的阈值数据节点，把这些数据节点的值乘以输出层相应的节点误差并将这些值全部加起来就是对于隐藏层相应节点的临时误差值。对于这两个数据误差源得到的两个误差要进行一定比例的计算才能得到更好的误差翻转效果。对于以上一次阈值误差为数据源的误差要乘以一个比率此系统里吧这个比率叫成动量-**momentum**。以第二个以输出层的数据误差为源的到的误差将会乘以另一个比率，这个比率叫成学习比率-**learning\_rate**。根据很多次试验发现对于此系统最为合适的 **momentum** 以及 **learning\_rate** 分别是 0.8 以及 0.25。将乘晚后得到的两个数值加起来就是隐藏层到输出层相应节点的系统数据误差值。

### 3.5.1.7 调整输入层到隐藏层的阈值与阈值数据

输入层到隐藏层的阈值与阈值系统误差数据计算跟隐藏层到输出层的阈值与阈值系统误差数据计算过程一摸一样。通过两次的阈值调整，整个系统的链接三个层次的两个阈值数据都会有所改动。

### 3.5.1.8 反复进行训练

反复进行以上训练会让系统的阈值与阈值调整到越来越满足真实值的方向进行改变。训练次数越多 BP 神经网络的神经元越来越娴熟，阈值与阈值数据越来越接近于满足真实值的参数方向。BP 神经网络就像人脑一样，训练次数仅仅在几十或者几百个轮回的情况下是无法达到目标效果，训练次数达到几十万，几百万的时候就像人脑记住图像的特点一样 BP 神经网络会以阈值与阈值为记忆手段牢牢记住图像的特点进行下一轮检测的准备。

### 3.5.1.9 保存阈值与阈值

此系统为了提高检测模式的效率只要训练一轮都会将新阈值与阈值保存在本地磁盘里，在下面介绍的检测模式开始之前会有阈值与阈值导入的操作。在进一步的系统设计里会以进阶的保存方式进行阈值与阈值的保存，例如本次训练有 100 万次，则下一次进行 100 万次训练时会以累加的形式进行训练，两次的训练会连续起来保持原有的训练记录。吕品品的基于神经网络的车牌识别系统<sup>[9]</sup>用的是 P2P 模式用 C/S 服务器和客户端模式进行记录的保存，但此系统目前设计是已一个简单应用的形式开发，目前还只是保存在本地储存上，后续发展里可以研究用服务器的模式进行开发。

## 3.5.2 检测模式

检测模式主要分为几个步骤。**1.**导入输入层到隐藏层的阈值与阈值数据以及隐藏层到输出层的阈值与阈值数据。**2.**根据输入层到隐藏层的阈值与阈值数据以及输入层的数据计算隐藏层的数据。**3.**根据隐藏层的数据与隐藏层到输出层的阈值与阈值数据计算出输出层的数据。**4.**根据输出层的数据得到相应的输出结果。

### 3.5.2.1 导入阈值与阈值数据

阈值与阈值数据会在训练后保存在本地磁盘里，导入时直接从本地磁盘里读取，没必要每次进行检测模式前进行训练。

### 3.5.2.2 根据输入层到隐藏层的阈值与阈值数据以及输入层的数据计算隐藏层的数据

得到隐藏层的数据步骤跟训练师的一摸一样，只不过训练时用的阈值与阈值数据一开始是随机生成的，但在检测模式时阈值与阈值数据是根据训练得到的准确的数据所以可以根据此数据精确的计算出隐藏层的数据。

### 3.5.2.3 根据隐藏层的数据与隐藏层到输出层的阈值与阈值数据计算出输出层的数据

此步骤跟训练时的输出层计算方式一样，也是根据隐藏层的数据与隐藏层到输出层的阈值与阈值的数据进行输出层的数据计算。计算完输出层的数据后会产生 37 位或者 35 位长度的输出数据。这个数据会被最终采取，得到理想的猜测值。

### 3.5.2.4 根据输出层的数据得到相应的输出结果

输出层的数据是长度为 37 或者 35 的一个数组，每个节点的数据都是经过 Sigmoid 函数得到的所以的数据都是 0 到 1 的 Sigmoid 函数的值域内的数据。将 37 个或者 35 个数据进行筛选，选出值为最大的那个节点，值为最大的节点将是最有可能性为正确答案的节点。然后将那个节点相应的车牌号进行输出。如果训练次数增大，BP 神经网络算法精确，图像的噪音比较少的环境下输出层的数据情况会是只有一个节点的数据非常逼近与 1，而其他节点的数据将会非常逼近与 0，这也是最为理想的情况。

## 第四章 图片预处理

### 4.1 训练样本

#### 4.1.1 标准样本收集

本车牌号识别系统采用的原始字母样本是没有噪音干扰以及位偏移以及经过旋转的图片文件，车牌号省代号字母为 37 个由省代号以及特殊代号组成的 37 个图片文件，训练样本的字母图片文件为大小为 24\*48 像素的 png 格式文件，本系统一开始运用过 jpeg 文件格式但是在中间训练样本时发现 jpeg 图片文件存在磁盘读写过程中的失真情况，所以为了更加精确的根据图片文件猜测出车牌号本系统采用了无失真情况，可以带有透明处理的 png 文件格式为标准训练样本。本系统采用的最初原始训练样本为 37 个省代号字母图片文件以及 35 个省代号后面的字母图片文件一共 72 个 png 格式的图片文件。不过仅仅应用这些最为标准的原始图片文件运用 BP 神经网络的车牌识别系统的看噪能力不是很强，所以为了提高此系统的抗干扰能力对这些标准图片文件要进行一系列的噪音以及位偏移以及扭曲处理。

#### 4.1.2 标准样本文件的处理

通常摄像头拍摄车牌号时由于车牌是有宽度的物体我们能拍摄到的车牌号只有一部分是正面拍摄的，大部分你情况下如果从正中前方拍摄车牌号的话我们能拍摄到的最为正常的字母为中间的那个其余两边的字母都会有所拍摄偏移，经过大量的图片拍摄统计大部分字母出现的方式是位偏移，由于在图像处理过程中对一整张车牌号图片进行字母分割处理时我们是针对某一像素点进行切割所以无法保证每个切出来的小图片里车牌号字母的位置必定在中间位置，大部分情况下我们拍摄车牌号时我们是从正中间方位进行拍摄所以大部分情况我们切割后的图片只有中间那个字母是没有位偏移或者位旋转现象的，但此系统采用的字幕识别 BP 神经网络不是按照字母的顺序儿分成 7 个 BP 神经网络的而是根据省代号以及省代号后面的字母而分成两个 BP 神经网络进行分开始别的所以系统要考虑到中间没有位偏移现象的图片文件，也要考虑两边位偏移比较大的两个字母的识别情况。为了提高识别质量此系统没有用增加 BP 神经网络的方式进行处理而是增加训练样本的噪音情况而提高此系统的正确率。

#### 4.1.3 样本文件的处理方法



根据拍摄车牌号文件的统计车牌号 7 个字母中只有最为两边的两个字母存在这比较严重的位偏移现象或者图片扭曲或旋转的现象。其余 5 个字母产生的便宜现象对于识别情况影响不大。据计算两边的两个字母在拍摄成  $24 \times 48$  的图片的情况下左右位偏移的大小平均为 4 像素，儿上下便宜情况是 7 个字母都会出现的现象，或者拍摄镜头有所旋转导致左边字母有的是下偏移右边字母是上偏移而且还带有字母旋转。为了克服这些问题此系统对训练样本的原始图片进行了一番加工。每个原始图片是最为正常的图片跟镜头直对着拍摄的效果一样的，然后把每个原始图片向上、向下、向左、向右偏移 4 个像素单位以此生成 4 个附加图片。对于字母的旋转效果我们还会再生成两个附加图片。对于每个原始图片以图片中心为旋转轴向顺时针旋转 4 像素，向逆时针旋转 4 像素，各自保存成一个文件，这样对于每个原始图片文件一共生成了 6 个位偏移或旋转的附加图片文件，如图 2。这样对于 37 个省代号文件以及 35 个字母文件一共生成了 504 个图片训练文件。



图 2 训练用图片变换

## 4.2 训练顺序

训练样本生成完后还要进行训练，不过训练顺序会对程序的准确性有影响。如果对于每个字母进行 1000000 次训练后再进入下一个字母的训练的话当最后一个字母训练完后系统的阈值与阈值只能最适应于最后一个训练的字母，当系统识别第一个训练的字母时得到的结果不会很理想往往都是 37 个或者 35 个输出中没有特别接近 1 的结果得到的 37 个或者 35 个结果几乎都差不多。为了避免这种现象发生此系统的训练顺序是每次都会训练一遍所有字母后将此过程反复 1000000 次达到训练 1000000 次的效果。前后两个训练方式的训练次数是一样但是得到的阈值与阈值将会是后者更加适应于识别所有字母。

## 4.3 检测方法

### 4.3.1 图片收集

图片搜集方面主要考虑了阳光问题以及拍摄相机的像素问题,用于检测实验分析用的图片应该挑选阳光充足的环境以及车牌号图片的对比度比较明显的环境进行拍摄才具有有效地识别效应,为了进行系统的识别对比程度,检测样本搜集时也收集到了有所干扰因素的图片,例如旋转比较厉害的图片或者阳光比较不充足或者车牌号图片的对比度不太高以及车牌号的污渍问题。当然还包含了测试光线因素的测试用图片,例如,为了测光线强度对识别效率的影响本系统采取了清晨 6 点钟,中午 12 点钟以及下午 6 点钟的各个时段的图片各 30 张用来进行检测。而且为了更加精确地判断光线分布对识别效率的影响,收集图片时还对图片拍摄角度进行适当的调整,人工拍摄车牌号图片时人的倒影会印在车牌号上,为了研究此阴影对识别效率的影响拍摄人员将从不同的角度进行图片的拍摄以满足图片阴影分布的完整性。

### 4.3.2 图片处理

为本系统识别效率考虑本系统识别效率最高的比例为宽高为 16:5 的只有车牌号边缘为止的图片,所以收集到的图片文件需要进一步宽高处理。而且为了更加精确的进行图片识别判断,设计此系统时还对图片进行一定的亮度与对比度处理,清晨拍下来的图片为了凸显光照的热度的特点,对图片进行了热度处理,让色温提高上来凸显图片的特点,当图片拍摄时间为晚上时光线比较阴冷,所以对图片进行色温处理使得图片有阴凉感,来检测这种色温感觉对车牌号识别效率的影响。

### 4.3.3 图片识别

进行图片宽高处理后的图片直接进入识别阶段,根据一定的像素点分割一整张图片分割成 7 个只有字母的小图片,对于每个小图片进行图片二值化处理以及把图片根据特点转换成由 0 和 1 组成的 BP 神经网络能够识别的数字化的输入格式,进入 BP 神经网络后根据系统的阈值与阈值进行输出计算,然后根据输出的结果判断图片所表示的字母,最后把 7 张图片所表示的字母连接起来就构成了完整的车牌号识别测测值。

## 第五章 实验分析

### 5.1 原始式样样本分析

运用原始没有经过亮度对比度处理后的图片进行式样分析,发现亮度与对比度的影响因素比较大,在拍摄车牌号图片时往往都是中间部分由于摄像机挡住了光线因此阴影映射在车牌号的中间部位,因此车牌号的左右两边与中间部分的光线分布不均匀导致图片进行二值化处理时难以把握黑白处理的标准线。红绿蓝三值加起来的值为黑白二值化处理的标准线,如果标准线过高则没有足够光线的车牌号中间部位二值化处理的比较完整,处理后的图片也是能用肉眼判断的程度,然而车牌号两边由于拍摄时光线过高并且二值化处理的标准线过高导致二值化处理后的图片几乎都是白色很难用肉眼判断,这种连二值化处理后连用肉眼都难以判断的字符进入 BP 神经网络后就很难正确辨别出字母的正确值。第二个原始图片检测问题为图片旋转问题。拍摄图片时往往都不能完全的水平平衡对着车牌号拍摄,难免会有左右晃动导致车牌号的旋转图片产生,虽然训练 BP 神经网络时已经对字母图片的训练样本进行了有效的改进,但是由于拍摄时导致的图片旋转往往比判断字母时旋转小图片的时候的误差大一些导致大图片旋转小而导致小字母图片旋转比较大的局面,因此给是被图片带来了偏差比较大的结果。针对 18 张没有进行图片处理后的图片进行系统检测发现正确率只有 19/30。

### 5.2 加工后的式样样本分析

为了提高 BP 神经网络的正确识别率,为了改进只有 19/30 正确率的现有的识别系统发现需要对要识别的图片进行亮度处理,对比度处理,以及图片旋转处理。为了避免拍摄时阴影对图片光线分布的影响图片需要亮度与对比度的处理。当亮度调整的比较小,对比度调整的比较大的时候图片的黑白程度就有了明显的分界线,将对后面进行的图片二值化处理有着积极的作用。经过亮度与对比度处理后的图片二值化后生成的图片用肉眼也是容易判断出来的程度,进入 BP 神经网络后得出的结论也是有着显著的正确率的提高。为了进一步提高识别系统的正确率,再一步对图片进行了旋转处理。经过旋转后的图片明显字母定位的较准确从而图片识别率大大提高,整张图片的旋转减少了大部分误差,而定位字母时的小误差可以由训练样本处理时的样本旋转训练来避免小幅度的误差。经过图片处理后的系统的正确率达到了 100%, 30 张车牌号图片完全识别正确。

### 5.3 系统参数对识别效率的影响

进行 BP 神经网络的参数主要有两个，一个是调整阈值与阈值变化率的参数 **momentum**-动量，另一个是进行层与层之间数据传递过程中要进行数据更新所需要的成比率 **learning\_rate**-学习效率，本程序进行实验分析是分别对几个合适的值进行了验证。**Momentum** 的取值一共验证了 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9 5 个数字进行验证，**learning\_rate** 的取值一共对 0.15, 0.2, 0.25, 0.3, 0.35 5 个值进行了验证。验证过程为获得 99% 正确率的达标训练量，就是如果此系统要达到 99% 的正确率在这些参数的值下要经过多少轮的训练。经过分析当参数为一定值时超过 10000000 的测试量也达不到 99% 的正确率，而 0.8 的 **momentum** 跟 0.25 的 **learning\_rate** 是最佳测试数据量，经测试 1000000 的训练量就能达到 99% 的正确率。

#### 5.4 光线因素对车牌识别的影响

分析光线因素对图片识别的过程时发现图片质量的高低是车牌识别的最为关键因素。为了测试光线因素对识别效率的影响分别进行了 3 种不同的光线普照下的测试图片。第一种为光线比较充足，而且没有曝光现象，用肉眼也能清楚的看清的图片。经过 30 张这种图片的分析，识别这种图片的效率几乎达到了 100%。第二种为光线比较暗的环境拍摄的图片，也就是未经过图片优化处理的照片。分析这种图片时发现识别效率大大减低，30 张样本中正确率不到 70%。最后第三种为中间阴影照射使得图片光线不均匀的情况，这种情况的图片由于光线不均匀导致了图片对比度的难以调整，使得很难去的图片的最佳二值化值，经过二值化的图片只会有一部分才能清楚的转换过来，另外的部分不是纯白就是纯黑的号码图片，使得系统无法检测出正确的车牌号。经过光线对图片的影响分析发现此系统只有对光线充足以及光线分布比较均匀的图片才有比较高的识别效率。对于光线处理的系统升级可以在今后的后续研究里面进行。

#### 5.5 实验错误分析

经过实验分析，对于目前基于 BP 神经网络的车牌识别系统主要识别正确率取决于图片质量，当图片质量下降或照明程度不均匀或图片拍摄角度偏大时图片的识别效率大大降低，基于 BP 神经网络的识别系统对于图片噪音干扰的抗噪能力强，但由于识别方法比较简单，图片处理功能也比较简单所以识别速度上是有明显的提升但在抗光线干扰方面有致命的缺点，要是再图片预处理方面添加一些对于光线的预处理则图片识别效率会大大提升。

#### 5.6 实验分析表

### 5.6.1 训练次数对识别效率的影响

	1000	3000	10000	30000	50000	100000	500000	1000000
效率	4/30	6/30	7/30	11/30	15/30	21/30	28/30	30/30

表 1 训练次数与识别效率

表 1 表示训练次数对此车牌系统的识别效率的变化值, 根据结果发现训练次数越多 BP 神经网络的记忆功能越好, 系统的识别效率也会提高, 达到一定程度时系统效率已经基本达到峰值, 检测样本时训练次数达到 1000000 次时已经识别效率达到 100%。

### 5.6.2 学习效率对识别效率的影响

	0.15	0.2	0.25	0.3	0.35
效率	23/30	29/30	29/30	26/30	26/30

表 2 学习效率与识别效率

表 2 表示学习效率-learning\_rate 对此系统的识别效率的影响, 根据结果法相学习效率越大阈值与阈值的变化率就越大, 前期训练时很快就能达到比较高的准确率但到达一定的准确率之后由于变化幅度比较大很难到达准确率的峰值, 经测试发现当学习效率为 0.25 时在同样的训练次数下达到准确率峰值。

### 5.6.3 动量对识别效率的影响

	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
效率	21/30	26/30	28/30	29/30	27/30

表 3 动量与识别效率

表 3 表示系统动量-momentum 对系统识别效率的影响, 动量的大小也会直接联系到 BP 神经网络的阈值与阈值变化的幅度, 经测试发现的那个动量大小为 0.8 时在同样的学习效率以及同样的训练次数下就能达到最高的识别效率。

## 第六章 论文总结

本系统针对已经定位好的车牌进行图像识别，运用 BP 神经网络的模拟人脑的方式进行阈值与阈值的计算进行图片训练以及图片检测。此系统简单的把图片进行二值化黑白处理后进行数字化的转换使神经网络可以记忆图片的特性，保留这些特性后记住特点，下次进行检测时根据这些特点进行车牌号字母的识别与判断。验证系统前已用小型检测系统检测出基于 BP 神经网络的手写字识别系统的可行性延伸此系统到车牌号识别系统。经检验车牌号识别系统也是有可行性。在最后的实验分析后确认基于 BP 神经网络的车牌号识别系统有着明显的抗干扰能力以及是被速度。唯一的缺点就是训练此系统时所用的训练样本多以及训练次数比较多导致训练时间比较长。但是基于 BP 神经网络多的系统只要进行一次训练则可以保存记忆图片特点不需要第二次的训练，从而训练时间长但是检测时间短的特性的确符合在车牌号识别系统的应用上。在今后的后续研究里可以对更加精确以及更加普遍拍摄的图片进行识别，后续研究可以对移动中的车辆动态定位车牌号，可以大大提高系统的应用能力。

## 参考文献

- [1]谭勇 朱斌 “基于改进特征提取的BP神经网络车牌识别. 《重庆文理学院学报: 自然科学版》2009年 第3期
- [2]徐应涛 陆福宏 张莹 “基于填充函数法训练BP神经网络的车牌字符识别算法” 《计算机工程与科学》2009年 第5期
- [3]张坤艳 钟宜亚 苗松池 王桂娟 “一种基于全局阈值二值化方法的BP神经网络车牌字符识别系统” 《计算机工程与科学》 2010 第2期
- [4]苏科 陈志彬 “基于BP神经网络的车牌识别系统” 《辽宁科技大学学报》 2010年05期
- [5]Kripa Iyer . “An Automatic & Robust Vehicle License Plate Recognition System” University of Kerala, Trivandrum, Kerala, India. 1999. 9. 15
- [6]Feng Yang. “Character Recognition Using Parallel BP Neural Network” . School of Information and Engineering Wenzhou Medical College. 2010. 03
- [7]R. Parisi, E. D. Di Claudio, G. Lucarelli and G. Orlandi “CAR PLATE RECOGNITION BY NEURAL NETWORKS AND IMAGE PROCESSING” . University of Rome “La Sapienza” . 1998. 06
- [8]胡振稳 “基于BP神经网络的车牌模糊识别的研究” 《武汉理工大学》 2007年
- [9]吕品品 “基于神经网络的车牌识别系统” 《数字技术与应用》2009年 第11期

## 致 谢

在此论文完成之际为了表示给我帮助的各位老师及同学在此提笔写此文。进入大四时已经有所准备要研究毕业设计以及毕业论文方面的资料，在寻找毕业论文选题方向的时候 09 软件工程的各位同学给了我积极的建议包括在校的同班同学以及外地的同学都给了我各个方面的研究方向，在此对同学们表示感谢，没有你们的建议我估计很难开始提笔写论文。拿到各个导师的研究方向表的时候本院郑骁庆老师的智能系统研究方向对我兴趣极大，而且大三时也上过郑老师的智能系统课，也是在大学我最喜欢的课程，所以毫无犹豫的就向郑老师提出了导师申请书。在郑老师的选题研究与讨论的帮助下我一开始就要决定用 BP 神经网络写手写字识别系统，经过一段时间的系統实践后老师再给了我扩充论文以及毕业设计的要求。在老师的建议下我又把原来的选题扩展到实际应用的车牌号识别系统。在长达 2 个月的时间里老师关心着我的论文进度我也安排好论文的进度最终在提交日期前圆满完成此论文。在此向尊敬的郑骁庆老师表示衷心的感谢。

完成初稿后郑骁庆老师为了完善我的论文细心给我检查论文格式以及内容，经过一段时间的修改和添加后我的论文终于越来越成熟起来，体系越来越清晰起来。

在大家的帮助下我圆满完成论文及毕业设计，希望大家对我的帮助不会白费，我会更加努力精深，写出更加优秀的研究论文。谢谢！