

一种基于 BP 神经网络的车牌字符分类识别方法^{*})

杨 凡 赵建民 朱信忠

(浙江师范大学信息科学与工程学院 金华 321004)

摘 要 目前,车牌字符识别算法主要是基于模板匹配、特征匹配或神经网络的方法。本文根据车牌字符的特殊性,提出一种采用特征提取与 BP 神经网络学习算法相结合的分类识别技术,选取字符的粗网格特征作为字符的识别特征,以改进后的归一化字符原始特征直接输入到 BP 神经网络分类器中进行车牌字符识别研究。对于易混淆和相似的字符、汉字笔划粘连、字符偏移现象等都提出了自己的解决方法。实验结果说明,本方法可大幅提高车牌识别系统的正确识别率和抗干扰能力。

关键词 车牌识别,字符识别,BP 神经网络,字符提取

A New Method of License Plate Characters Classified Recognition Based on BP Neural Networks

YANG Fan ZHAO Jian-Ming ZHU Xin-Zhong

(School of Information Science and Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004)

Abstract In this paper, we choose the feature of rough grid as the feature of character recognition, and directly input the improved unitary character originality feature to BP neural network classifier to recognize the license plate character. To improve the recognition rate of the character recognition system for vehicle license plate, the paper analyzed the result of test, and put forward a series of measure, for example, designed a careful neural network classifier to distill detail feature of character which is analogical and promiscuous. Found on Chinese characters stroke conglutination and character excursion phenomena, based on standard stylebook, for some baroque strokes compactness province characters, representative stroke conglutination stylebook and representative excursion stylebook were suitably added to Chinese character's network training stylebook. The empirical result shows that the method can maximally improve the solidity performance of character network.

Keywords License plate recognition, Character recognition, BP neural network, Character distill

1 引言

一个典型的车辆牌照自动识别(License Plate Recognition, LPR)系统主要包括视频图像采集、图像预处理、车牌定位、车牌校正、字符分割、车牌字符识别、数据库管理系统等工作模块^[1]。本文主要讨论车牌成功定位分割后的车牌字符图片的识别技术。由于摄像机的性能、车牌的整洁度、光照条件、拍摄时的倾斜角度及车辆运动等因素的影响,使牌照中的字符可能出现比较严重的模糊、歪斜、缺损或污迹干扰,给字符识别带来难度。根据我国机动车号牌标准(GA36-92)统计^[1],车牌第一位字符一般为汉字,共 51 个;第二位字符为英文大写字母:A~Z,过去 I 和 O 尽量避而不用,现在新增 O 号牌(警察);第三和第四位为英文大写字母或数字;第五至第七位均为数字 0~9。车牌字符的字量尽管小,总共也就 80 多个,但种类繁多,再加上成像环境干扰等因素的影响,设计出一个高效实用的车牌字符识别系统还是有难度的。

目前,车牌字符识别算法主要是基于模板匹配、特征匹配或神经网络的方法^[1,4,6],如果照搬普通汉字识别方法,对文字细化后再提取其结构或统计特征,非但得不到预想的结果,反而会降低识别率。本文提出一种新的人工神经网络车牌字符分类识别方法,采用特征提取与 BP 神经网络学习算法相

结合,选取字符的粗网格特征作为字符的识别特征,对于易混淆和相似的字符、汉字笔划粘连、字符偏移现象等都提出了自己的解决方法。

2 特征提取

特征提取的基本任务是把高维特征空间压缩到低维特征空间,以便有效设计分类器^[2]。字符识别中的常用特征有复杂指数、四边码、粗外围、粗网格、笔划密度等。还有骨架、轮廓、投影、方向线索等结构特征或统计特征^[1,2],限于篇幅,不再赘述。任何一种特征都很难完美地适应于任何模式。

本文选取字符的粗网格特征作为所识别字符的特征,同时对粗网格特征进行一些改进。通常,粗网格特征提取方法是先把待识别字符进行大小和位置归一化,再等分为 $N \times N$ 个网格,然后依次统计各网格内的像素值“1”的数量,从而取得一个以数值表示的 $N \times N$ 维的网格特征。之前,我们对切割的字符先进行质心位置归一化和线性大小归一化。对车牌数字字符“0”提取粗网格特征的步骤如图 1 所示。

车牌字符“0”和“D”的图像经过归一化后,字符“0”和“D”之间的细微差别仅在于点阵的左上角和左下角部分,见图 2。因此,本文先用训练好的神经网络对字母数字进行分类,对识别为 0 和 D 的字符,提取其相应点阵的左上角和左下角部分

^{*})浙江省高校重点科技攻关计划项目(2005C21021)资助。杨 凡 副教授,主要从事模式识别研究。赵建民 硕士,教授,主要研究领域为模式识别与图像处理、网络安全与软件 Agent。朱信忠 硕士,讲师,主要研究领域为模式识别与软件工程。

的网格特征,并运用该特征对其进行细分类。

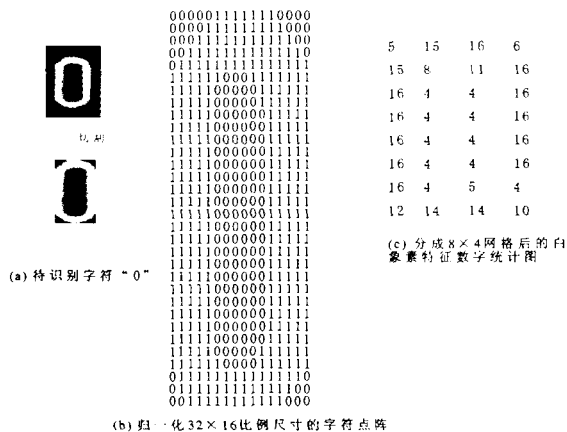


图1 字符粗网格特征的提取过程示例

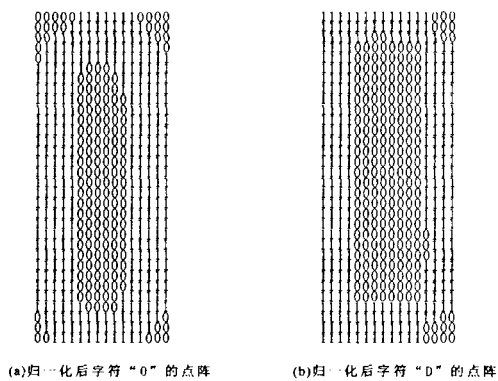


图2 字符“0”和“D”的粗网格特征比较

3 基于 BP 网络的车牌字符识别技术

待识别的车牌字符往往具有不同程度的噪声、变形,所以应该采用多层前馈神经网络结构,即多层感知器(Multi-Layer Perceptron, MLP),但其学习算法复杂,中间的隐层不与外界连接,无法直接计算其误差。以 BP(Back-Propogation, 反向传播)网络为代表的神经网络具有与人脑相似的高度并行性、良好的容错性和联想记忆功能,自适应学习和容错能力都较强,可以实现从输入到输出的非线性映射,因此我们选择 BP 网络作为字符分类识别的主要方法^[3,6]。如图 3 所示,我们将字符的粗网格特征作为神经网络的输入,通过训练得到相应的权值矩阵,实现字符的分类,然后将汉字、字母、字母数字及数字网络的分类输出作为识别结果。实验证明,该方法识别率高,抗干扰能力强。

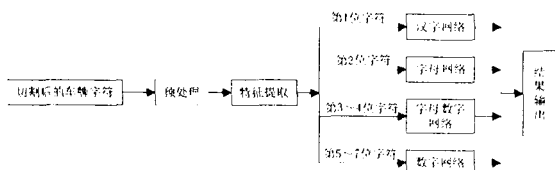


图3 神经网络字符识别过程框图

3.1 BP 网络结构的设计

针对应用于车牌字符识别的 BP 网络分类器,必须结合具体情况设计,并在试验中不断改进,才能训练出泛化性能好的模式分类器。多层前馈网络能以任意精度逼近连续非线性

函数,但前提是网络无限大,我们其实并不知道一个有限的网络对于一个给定问题的确切能力。所以,设计一个解决具体问题的神经网络时,必须选择适当大小的网络结构。网络太小不能解决问题,太大则推广能力差。由于一般的车牌共有 7 位字符,其中第一个字符是省份汉字,第二个字符是字母,第三、四个字符可能是字母或数字,第五到最后一位都是数字,同时实验表明神经网络对小类别字符集有较高的识别率,因此在本系统中,我们分别设计出四个神经网络(汉字网络、字母网络、字母数字网络和数字网络)来实现对字符的分类。

(1)输入层神经元个数 对归一化为 32×16 点阵大小的字符,以每个像素点为一个网格,输入层神经元个数取 512。

(2)输出层神经元个数 神经网络输出层神经元个数由设计网络时所采用的输出表示和决策规则所确定。在本系统中,四个网络均采用“M 中取 1”的方式来表示目标向量,利用教师信号 1 代表目标种类,0 代表非目标种类。各网络输出层神经元个数分别为:汉字网络,51;字母网络,25(除 I);字母数字网络,34(除 I 和 O);数字网络,10。以最简单的数字网络为例,其输出表示如表 1 所示。

表1 数字网络的期望输出表示

输出神经元	训练字符									
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
输出神经元 1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
输出神经元 2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
输出神经元 3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
输出神经元 4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
输出神经元 5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
输出神经元 6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
输出神经元 7	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
输出神经元 8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
输出神经元 9	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
输出神经元 10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

(3)隐层层数的选择及隐层神经元数目

由理论上的研究可知^[1,3],具有单隐层的三层神经网络足够执行任意复杂的函数映射,多个隐层的网络尽管更易学习,但更易于陷入局部极小值中,而本系统的四个神经网络所处理的都是小类别分类问题。综合考虑后,本系统采用的是具有一个隐层的三层 BP 神经网络。

确定隐层神经元数目的方法有很多种,主要有修剪方法、复杂性调整方法、增益方法、进化方法、自适应方法等^[1,2]。本系统曾先后采用若干公式进行实验,最终选定公式: $h_num = \sqrt{i_num \times (o_num + 1) + 1}$,式中, h_num 表示隐层神经元个数, i_num 表示输入层神经元个数, o_num 表示输出层神经元个数。具体数目值见表 2。

(4)激活函数的选择 神经元的激活函数一般选用 Sigmoid 函数,即形如

$$\varphi_j(v_j(n)) = \frac{1}{1 + \exp(-av_j(n))}, a > 0, -\infty < v_j(n) < \infty$$

的 logistic 函数,这里 $v_j(n)$ 是神经元 j 的诱导局部域,输出 $y_j(n) = \varphi_j(v_j(n))$ 的范围位于 $[0, 1]$ 区间内。为解决“平台”现象(即一个回合还未训练完网络就已处于饱和状态),可以将激活函数改为如下形式:

$$\varphi_j(v_j(n)) = \frac{1}{a + b \exp(-cv_j(n))}$$

通过调整式中 a, b, c 三个参数的值,来改变函数的饱和

区,从而达到调整神经元输出值的目的。经过大量综合对比实验^[1]并结合经验知识尝试,最终我们取参数分别为 $a=1$ 、 $b=1$ 、 $c=1$ 的 logistic 函数

$$\varphi(v_j(n)) = \frac{1}{1 + \exp(-v_j(n))}$$

表2 本系统中各神经网络权值范围的确定

输出层神经元	输入层神经元个数	隐层神经元个数	输出层神经元个数	输入层至隐层权值范围	隐层至输出层权值范围
数字网络	512	76	10	$(-\frac{1}{\sqrt{512}}, \frac{1}{\sqrt{512}})$	$(-\frac{1}{\sqrt{76}}, \frac{1}{\sqrt{76}})$
字母网络	512	116	25	$(-\frac{1}{\sqrt{512}}, \frac{1}{\sqrt{512}})$	$(-\frac{1}{\sqrt{116}}, \frac{1}{\sqrt{116}})$
字母数字网络	512	134	34	$(-\frac{1}{\sqrt{512}}, \frac{1}{\sqrt{512}})$	$(-\frac{1}{\sqrt{134}}, \frac{1}{\sqrt{134}})$
汉字网络	512	164	51	$(-\frac{1}{\sqrt{512}}, \frac{1}{\sqrt{512}})$	$(-\frac{1}{\sqrt{164}}, \frac{1}{\sqrt{164}})$

在 BP 网络实际应用中,学习率参数的 η 选择也很重要。 η 大则收敛快,但过大则可能引起网络的突触权值的变化量不稳定,导致振荡; η 小虽可避免振荡,但收敛速度变慢。解决这一矛盾的方式是加入动量项,即突触权值变化量:

$$\Delta\omega_{ji}(n) = \alpha\Delta\omega_{ji}(n-1) + \eta\delta_j(n)y_i(n), 0 < \alpha < 1$$

式中右端第一项即为动量项。通过滤掉高频变量,该动量能使权值空间的误差表面平滑。BP 算法是基于梯度下降算法的,有动量项的反向传播算法是纯梯度算法的变形之一,目的在于提高算法迅速收敛的能力。训练多层感知器时,我们希望找到学习率参数 η 和动量常数 α 的最优值,以使得多层感知器估计全局最优突触权值矩阵达到期望的精度所使用的回合数最少。

结合车牌字符识别系统的小类别分类特点,通常根据对误差准则函数 E_w 和各类别网络实际输出值的观察来调整学习率参数 η 和动量常数 α 。在对神经网络开始训练时,先设置 $\eta=0.1$ 、 $\alpha=0.9$ 。经过数次迭代后,若观察到 E_w 与网络实际输出值都忽大忽小,说明 η 过大,则应该减小;若训练过程中,观察到几次迭代后, E_w 和网络实际输出值的变化不大,则可能 η 过小或网络已趋于收敛,即训练已处于误差曲面的平坦区^[5],此时可增加 η 的取值。当网络训练确实已处于误差曲面的平坦区时,可适当调整动量常数 α 的取值。

对设计好的 BP 网络进行训练非常重要,网络训练的好坏直接关系到最后的识别正确率。学习过程的目的就是最小化 E_w ,是在一个回合接一个回合的基础上进行,直到网络的突触权值和误差水平稳定下来,并且整个训练集上的均方误差收敛于某个极小值。过多训练可能导致“过拟和”,在梯度下降完成之前停止训练则可避免^[5]。

为每一类字符所选取的训练样本必须能真实地反映该类字符的共同特征,最好能从车牌字符图片的识别样本中选择(不要用标准矢量印刷体)。比如,在对本系统的字母神经网络的训练过程中,最初字母 A 的训练样本如图 4 所示,效果如正规印刷体汉字。但是,训练完成后对实际车牌号码上的字母 A 的识别结果非常不理想^[1]。分析字母 A 的识别率如此低的原因,发现字母 A 的识别样本总是或多或少地存在一定程度的倾斜或变形,故从车牌字符识别样本中选择一个大致规范的样本(如图 5 所示)代替原字母 A 的训练样本。对字母网络重新训练后,车牌字母 A 的识别率达到近乎 100%。

作为激活函数。经过测试,训练和识别都有很好效果。

3.2 BP 网络的参数设置和训练

为使网络能够快速均衡地学习,本系统各网络的突触权值和阈值初值的随机取值范围如表 2 所示。

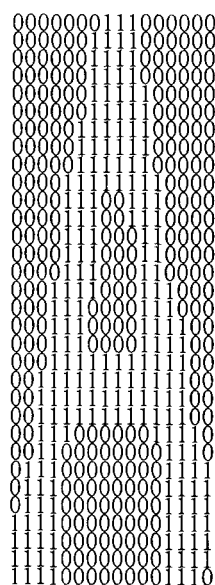


图4 字符 A 的训练样本

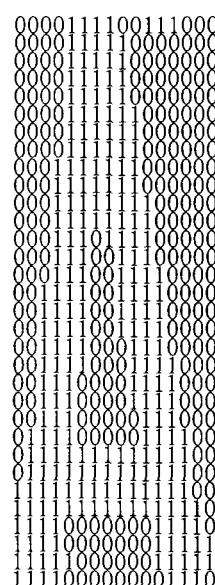


图5 字符 A 的识别样本

笔划复杂的车牌汉字字符,可能会出现笔划粘连的情况,笔划多的字符分割后有时存在整体偏移的现象。如图 6 所示,字符“浙”字的提手和右边的“斤”字几乎完全粘连在一起,但右上角的斤字笔划还有轮廓可循。



图6 切割后的车牌字符示例

我们发现,在车牌所有的 51 个汉字中,浙字右边的“斤”字恰好就是其区别于其它汉字的独一特征,而神经网络隐层所具有的提取特征的功能为我们提供了方便。基于此,在原汉字网络训练样本的类别中,增加“浙”字的典型粘连样本作为第 52 类,典型偏移样本作为第 53 类,重新训练汉字网络。以此类推,本系统为笔划较多的汉字同时建立 2~3 个训练样本:标准样本、典型粘连样本和典型偏移样本。这样可以极大提高笔划粘连和偏移的字符的正确识别率,也提高了汉字网络的稳健性能。本车牌字符识别系统的 4 个神经网络的训练参数的具体设置如表 3 所示。

表3 各神经网络的参数配置

网络结构名称	参数配置				
	学习参数	动量因子	误差目标值	训练完成所需迭代次数	待识别字符
数字神经网络	0.3	0.5	0.00001	2789	0~9
字母神经网络	0.3	0.5	0.000003	2786	除 I 以外的 25 个大写字母
字母数字神经网络	0.3	0.5	0.000003	2275	0~9, A~Z 除 I 和 O 的大写字母
汉字神经网络	0.3	0.5	0.0000018	1045	省份等 51 个汉字

3.3 BP 网络车牌字符识别系统的实现

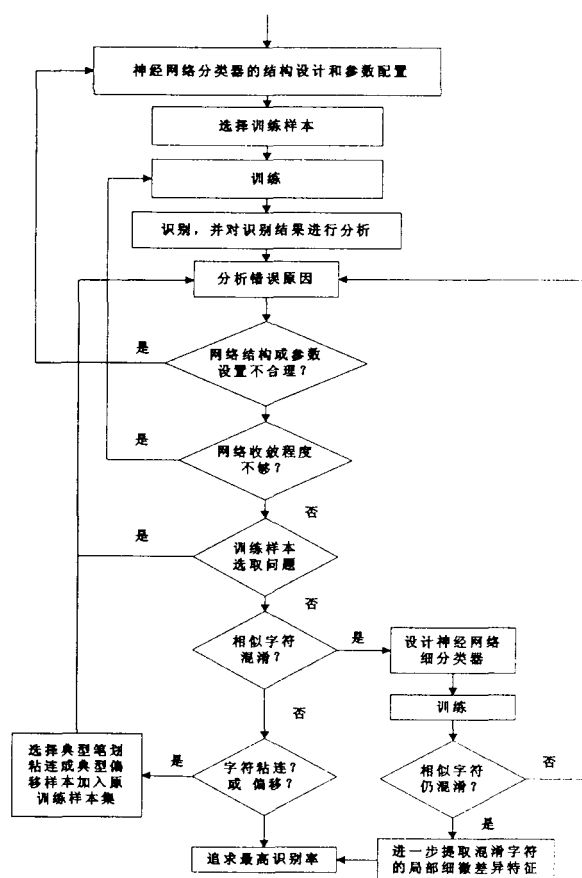


图7 BP 网络车牌字符识别系统的实现过程框图

BP 网络车牌字符识别系统的实现过程如图 7 所示。BP 网络训练过程的基本步骤为^[1]: 定义一个 BP 网络结构→初始化一个随机数种子→创建 BP 网络→将输入模式传递给创建的 BP 网络→将标准训练样本保存到文件中以矩阵形式存储→定义目标向量, 教师信号中 1 表示目标种类, 0 表示非目标种类→设置训练参数、串行方式进行训练→训练失败, 退出; 成功, 则保存权值→释放内存。识别过程基本步骤为^[1]: 定义 BP 网络结构、初始化随机数种子、创建 BP 网络结构→将待识别字符的输入模式传递给创建的 BP 网络, 将所有待识别字符样本以矩阵形式保存在文件夹中→将训练完成后保存的权值矩阵读入相应 BP 网络结构的权值矩阵中→调用前

向函数进行前向计算→判断输入的待识别样本的类别, 并输出结果。

在具体编程实现上, 采用 Microsoft Visual C++ 6.0 + MFC, 把整个 BP 网络字符识别系统设计为一个类 CBP, 该类包含了识别算法的所有函数; 同时定义一个类 CBPNet 封装 BP 网络结构; 训练过程由函数 Train() 实现, 识别过程由函数 Recognise(char * filename) 实现^[1]。限于篇幅, 具体程序代码略。

3.4 实验结果与分析

我们采集了 50 个质量大小不等的车牌图像进行实验分析, 包括浙、苏、粤等汉字及字母、数字, 共 300 多个字符样本。从每一类识别样本中选择一个较为标准的样本作为训练样本, 所有的样本都作为识别样本。当然, 这些车牌图像都经过二值化、定位分割、倾斜校正、字符分割及归一化处理后, 得到字符的 32×16 像素点阵作为神经网络输入。



图8 车牌识别样本示例(部分)

实验结果显示, 字母神经网络识别率原为 77%, 所有的错误集中在相似字母, 如“O”和“D”上, 经过粗分类和细分类处理后, 最后达到全部识别; 字母数字网络识别率为 97%, 错误主要是由相似字符“B”和“8”导致, 粗分类处理后, 也能全部识别; 汉字网络识别率原为 89%, 错误大多集中在复杂笔划字符上, 于是在训练样本中增加典型笔划粘连样本和偏移样本处理后, 最终也实现了全部识别。实验结果说明, 基于 BP 网络的神经网络分类器, 尤其是粗分类器与细分类器的结合, 可以有效提高识别系统的抗干扰容错能力和识别率。

结束语 本文根据车牌字符的特殊性, 提出一种采用特征提取与 BP 神经网络学习算法相结合的分类识别技术, 选取字符的粗网格特征作为字符的识别特征, 以改进后的归一化字符原始特征直接输入到 BP 神经网络分类器中进行车牌字符识别研究。对于易混淆和相似的字符、汉字笔划粘连、字符偏移现象等都提出了自己的解决方法。实验结果也说明, 本方法可大幅提高车牌识别系统的正确识别率和抗干扰能力。但本文实验中采集到的车辆图片样本还非常有限, 提供给 BP 网络的识别样本也不够完备, 识别结果有一定局限性。进一步的工作, 应重点分析含较多噪声干扰与偏移的字符样本图像, 优化参数设置, 寻找更简单高效的训练方法, 软件程序上还要对整个识别系统进一步模块化封装设计。

参考文献

- 1 朱信忠. 车牌自动识别技术的研究与实现. [硕士学位论文]. 长沙: 国防科技大学, 2005
- 2 边肇祺, 张学工, 等. 模式识别(第二版). 北京: 清华大学出版社, 2000
- 3 田明, 戴汝为. 基于动态 BP 神经网络的系统辨识方法. 自动化学报, 1993, 19(4): 450~453
- 4 王敏, 黄心汉. 一种模板匹配和神经网络的汽车牌照识别方法. 华中科技大学学报, 2001, 29(3): 48~30
- 5 张明德, 冯闻铮. 改进的 BP 神经网络收敛性的实验研究. 计算机工程, 1998, 24(5): 27~29
- 6 Parist R, et al. Car plate recognition by neural networks and image processing. In: Proc. IEEE International Symposium on Circuits and Systems, USA, 2000, 5(3): 31~37