

基于字符密度的车牌识别方法研究

赵 鹏, 赵仲孟

(西安交通大学 计算机系, 陕西 西安 710049)

摘 要: 针对车牌识别系统的开发, 提出一种基于二值图像的字符识别算法. 在该算法中, 采用了新的特征向量, 字符的水平密度和垂直密度, 分类器采用基于误差反响传播的人工神经网络算法(BP 神经网络). 采用这种方法可提高系统的字符识别率和系统的实时性, 实验表明此算法非常有效.

关键词: 字符识别; 字符水平密度; 字符垂直密度; 神经网络

中图分类号:

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)01-0154-03

License Plate Recognition Method Based on Character Density

ZHAO Peng, ZHAO Zhong-meng

(Department of Computer, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Aiming at license plate recognition development, a new character recognition algorithm is introduced based on binary image. In the method, we adopt new features including character horizontal traverse density and character vertical traverse density, classifier uses error back-propagation algorithm of artificial neural network (BP neural network). This method can increase the correct license plate character recognition rate and real-time performance, experimental results show the new method is efficient.

Key words: character recognition; character horizontal traverse density; character vertical traverse density; neural network

1 引言

车牌识别是智能交通(ITS)的重要组成部分. 车牌识别系统主要包括图像采集、车牌定位、字符分割、字符识别四个主要模块. 字符识别是影响整个系统性能的最重要的环节, 特别是系统的正确识别率.

车牌字符识别主要包括两点, 即特征提取^[1]和识别方法, 这两点是紧密联系的. 关于字符特征提取, 目前已有很多经典的算法被提出来. 根据字符的图像类型不同, 特征提取可以分为彩色特征提取、灰度特征提取和二值特征提取; 根据字符特征提取的基础可以分为点阵式统计特征提取, 骨架或细化特征提取; 根据字符特征提取的内容可以划分为统计特征提取、逻辑特征或者笔画特征提取等.

利用二值图像进行字符识别已经提出多种算法, 但是识别效率和计算复杂度尚不能令人满意, 因

此提出了基于字符密度的识别算法.

2 算法

将已经切分好的字符, 进行必要的预处理, 然后将二值字符图像送入识别模块, 完成字符识别任务. 对于二值图像做如下几个步骤: 除去散点噪声、归一化和细化, 提取字符水平密度、垂直密度向量和识别.

2.1 去除散点噪声、归一化和细化

切分的字符往往还存在一些独立噪声, 若不处理噪声, 特征向量地提取就会出现偏差, 所以对要处理的图片采用标注连通区域的方法, 像素间采用 4 连通方式, 将面积很小的区域用背景像素进行填充, 这样就只有待处理的字符. 接着对分割的字符进行归一化处理, 以保证字符的正确识别.

首先是字符位置的中心化, 后续的特征提取要

求字符处于图像的中心位置,否则提取特征时将会产生很大偏差,所以必须保证字符处于图像的中心位置.文中采用的方法是查找字符上下左右边界坐标,以此映射字符至整个图像,把除字符以外的背景全部裁剪掉,使字符充满整个图像.

其次是字符大小的标准化.插值变化法是常用的方法.运用双线性插值变换法进行字符大小标准化.插值变换法是通过归一化图像中像素对应在原图像点的位置的像素值,来决定归一化图像中像素点的灰度值.算法映射公式为:

$$g(x_0, y_0) = \begin{cases} f(x', y'), & (x', y') \text{ 为整数} \\ f(l, k) + [f(l+1, k) - f(l, k)]\alpha + \\ [f(l, k+1) - f(l, k)]\beta + [f(l+1, k+1) + \\ f(l, k) - f(l+1, k) + f(l, k+1)]\alpha\beta, & (x', y') \text{ 不为整数} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $f(x, y)$ 为原图像, $g(x, y)$ 为归一化后的图像, 设 (x_0, y_0) 为 $g(x, y)$ 中的任意一点, (x', y') 为 (x_0, y_0) 映射到原图像 $f(x, y)$ 的点, (l, k) 、 $(l+1, k)$ 、 $(l, k+1)$ 、 $(l+1, k+1)$ 为 (x', y') 的邻接的四个网络点, l, k 为 (x', y') 取整的值, $\alpha = x' - l$, $\beta = y' - k$.

由于采集的图像受到天气、光照、车牌磨损等多种客观因素影响,获得图像中的字符笔画已经不是很均匀,如果直接进行后续的水平密度和垂直密度提取,将会产生较大的误差,所以必须进行必要处理,根据数学形态学中的击中或击中不中变换原理,对归一化的二值图像进行细化,得到字符的骨架.

2.2 识别算法

提取字符的水平密度和垂直密度向量,利用神经网络进行分类处理,相比传统将整个字符点阵作为输入向量,系统的实时性有明显改善,识别率也有所提高.

2.2.1 特征提取

将经过处理的字符二值图像,提取两组特征向量:VTD(Vertical Traverse Density)和HTD(Horizontal Traverse Density)^[2-3].

图1中,给出了字母“S”和“V”的HTD和VTD. HTD是指水平的逐行从上到下扫描字符位图得到每行字符线段总数组成的向量.同理,VTD是指垂直的逐列从左到右扫描字符位图得到每列字符线段总数组成的向量.图1水平和垂直线段被小黑方格代表,分别在HTD和VTD下面表示出来.

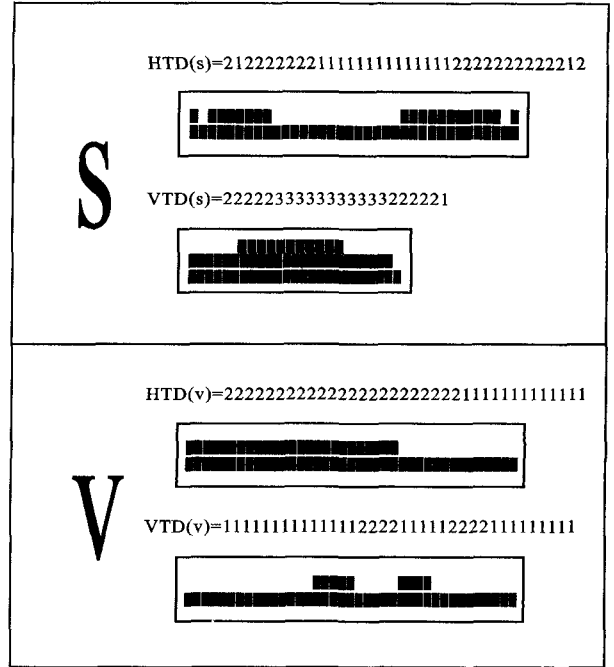


图1 字母“S”和“V”的HTD和VTD

上面的特征提取主要是针对规范的印刷体,应用到车牌字符就需要对HTD和VTD做一定的改进.对要识别的字符进行细化,使其成为单个像素宽的线,定义HTD为水平扫描每行统计每行字符像素点数组成的向量,VTD为垂直扫描每列统计每列字符像素点的数组成的向量.将HTD和VTD组成一个新特征向量作为字符的特征.这个方法原理简便,快速,抗干扰能力强,其软件易于实现,实时性好,鲁棒性好.

2.2.2 识别算法

特征提取之后,需要进行神经网络训练和字符识别. BP神经网络推导过程严密、精度较高、适应性好,正是车牌识别所需要的.解决非线性数据问题,单层网络精度不够高,需要适当增加层才能达到预期的效果;增加层数可以进一步地降低误差,提高精度,同时也使网络复杂化.所以要适当地设置网络的层数,文中采用具有一个隐藏层的三层BP神经网络,可以较好地满足解决问题的要求.三层网络包括:输入层、隐藏层和输出层.输入层神经元个数根据输入特征向量的长度来确定,也就是HTD和VTD的长度之和,实验所选样本为 16×32 ,输入层神经元个数即为48个.而输出神经元个数是根据所需要区分的类别多少来确定,以数字字母神经网络为例即为10个数字和24个英文字母(不包括I和O)^[4]共34个神经元.确定隐含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. 本系统采用若干公式进行实验,最后选定公式:

$$h_num = \sqrt{i_num \times (o_num + 1) + 1}$$

其中, h_num 表示隐含层神经元个数, i_num 表示输入层神经元个数, o_num 表示输出层神经元个数. 传统点阵特征, 输入层则为 16×32 个, 隐含层按公式选择为 134 个, 输出层相同为 34 个, 相比较基于字符密度的特征选择, 神经网络的规模要小许多.

由于字符“0”, “D”和“Q”, “8”和“B”比较相似, 经过一次分类后实验效果不好, 特别是识别错误大都集中在这些字符上, 所以对识别为这两组的字符, 进行第二次识别, 由于字符细化之后“0”和“D”差别更小, 所以二次识别提取特征就在未细化的之前, 比较“0”, “D”和“Q”如图 2 所示. 主要区别就在局部的边缘特征, 对于 16×32 的字符主要是左侧顶部和底部及右侧底部有区别, 所以采用左侧三列和右侧三列 VTD 作为一组特征向量, 进行二次识别. 同样, “8”和“B”区别主要是左侧顶部, 中部和底部, 所以选择左侧三列 VTD 作为特征向量. 经过这样二次分类, 相似字符的识别就得以解决.

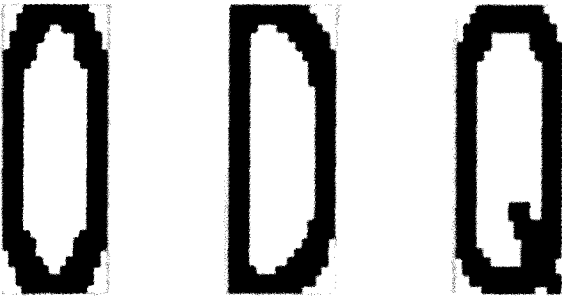


图 2 相似字符比较

3 实验

从两方面来验证算法的性能: 识别正确率和平均识别时间. 用采集的车牌图片来检验文中算法. 在采集的图片库中, 总共有 6904 个字符, 其中有字母 2589 个, 数字 4315 个, 图像大小为 16×32 . 用 6000

个字符作为训练集, 904 个字符用于测试. 对于特征的提取, 将分别提取 HTD 和 VTD, 合并作为一个 48 维的特征向量. 特征识别结果比较如表 1 所示.

表 1 特征识别结果

特征识别	识别正确率/%	平均识别时间/ms
点阵特征	92.9	132
HTD 和 VTD	95.82	109.4

在表 1 中, 可以看到字符密度特征比传统的点阵特征识别率高, 并且平均识别时间也有所减少, 性能可以满足车牌识别系统的实时要求.

4 结束语

文中针对车牌识别提出了基于二值图像字符密度特征提取的车牌字符识别算法, 将字符 HTD 和 VTD 的特征向量相结合, 经过 BP 神经网络分类结果得出最佳匹配字符. 识别率较高, 计算复杂度低, 能够满足车牌识别系统的实时要求.

参考文献:

[1] 汤茂斌, 谢渝平, 李就好. 基于神经网络算法的字符识别方法研究[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(8): 91-93.
[2] Tan Chewlim, Yu Zhaohui, Huang Weihua. Image document text retrieval without OCR[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2002, 24(6): 838-844.
[3] Zhaohui Yu, Chew Lim Tan. Image-based document vectors for text retrieval[C]// ICPR 2000. Spain: Barcelona, 2000; 4393-4396.
[4] 中华人民共和国公共安全行业标准 GA36-2007. 中华人民共和国机动车牌[S]. 2007.

作者简介:

赵 鹏 男, (1984-), 硕士研究生. 研究方向为模式识别、软件工程.
赵仲孟 男, 副教授, 硕士生导师. 研究方向数据库信息处理理论与新技术、计算智能数据挖掘和模式识别.