

基于区域统计和 BP 神经网络的车牌识别

盛兆亮 高军伟

(青岛大学 自动化与电气工程学院 青岛 266000)

摘 要: 为从车牌图像中获得车牌的字符信息,需要对字符识别系统进行研究。车牌识别过程分为图像预处理、车牌定位、车牌校正与分割和车牌字符识别 4 个环节。针对前 3 个环节,完成了图像中值滤波、Sobel 算子边缘检测、数学形态学处理、Otsu 二值化和 Hough 变换校正等工作,获得了单一标准字符图像。在车牌字符识别环节中,首先根据汉字位置,利用模板匹配算法对汉字进行识别,对于数字、字母字符,将字符图像分割,通过统计图像各部分的连通区域数以获得字符形态特征,据此设计并训练 BP 神经网络识别字符。最终获得能完成图像中的车牌字符识别的系统。

关键词: 智能交通系统;车牌字符识别;模板匹配算法;BP 神经网络;连通区域统计;Sobel 边缘检测算子

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.604

License plate recognition based on regional statistics and BP neural network

Sheng Zhaoliang Gao Junwei

(School of Automation Engineering, Qingdao University, Qingdao 266000, China)

Abstract: In order to obtain the character information of the license plate from the license plate image, it is necessary to study the character recognition system. The license plate recognition process is divided into four parts: image preprocessing, license plate location, license plate correction and segmentation, and license plate character recognition. For the first three links, image median filtering, Sobel operator edge detection, mathematical morphology processing, Otsu binarization and Hough transform correction were completed, and a single standard character image was obtained. In the license plate character recognition link, firstly, according to the position of Chinese characters, the template matching algorithm is used to identify Chinese characters. For digital and alphabetic characters, the character images are segmented, and the number of connected regions of each part of the image is obtained to obtain character shape features. And training BP neural network to recognize characters. Finally, a system that can complete the recognition of the license plate characters in the image is obtained.

Keywords: intelligent transportation system; license plate character recognition; template matching algorithm; BP neural network; connected region statistics; Sobel edge detection operator

0 引 言

车牌识别(license plate recognition, LPR)系统^[1]源自模式识别学科的发展,当前的研究工作主要为基于计算机视觉处理、数字图像处理,对车牌图像进行处理分析,完成车牌字符识别。该技术可广泛应用于停车场管理、收费站自动收费、车辆违章统计等方面。目前车牌识别领域中主要的车牌字符识别方法包括基于模板匹配字符法^[2-3]的车牌识别方法、基于车牌特征的统计特征匹配法、基于神经网络字符的车牌识别方法^[4-6]、基于支持向量机模式识别的车牌识别方法等^[7-8]。模板匹配算法和统计特征匹配方法简

单稳定,但识别速度较慢,准确率略低,而基于神经网络的方法与支持向量机的方法,设计过程及准备工作较为繁琐,但识别速度快、识别准确率高。

人工神经网络(artificial neural network, ANN),简称神经网络,是一种抽象、模拟人脑进行信息处理功能的智能化系统。针对车牌识别系统,人工神经网络对于完成其核心工作——字符图像识别具有重要作用。本文主要基于人工神经网络中的 BP 神经网络完成车牌字符的识别工作。

1 图像预处理

由于初始车牌图像中可能存在模糊、含有噪声信息等

问题,且无用信息和干扰信息较多,故需对车牌图像进行预处理操作。车牌图像的预处理过程包括图像灰度化处理,图像灰度增强、图像滤波降噪等。本文考虑识别过程的快速性和准确性,利用加权平均值法进行灰度化处理,利用中值滤波法进行滤波降噪。预处理效果图如图 1 所示。



图 1 预处理过程中的车牌

2 车牌定位

目前车牌定位的方法种类较多,包括基于车牌边缘特征的定位法^[9-10]、基于车牌特征颜色信息的定位法^[11]、基于分类器的车牌分类法等。本文基于 Sobel 边缘检测算子对图像进行边缘检测,运用数学形态学处理方法中的膨胀、腐蚀、开运算和闭运算等操作^[12],获得候选目标车牌区域,快速准确定位车牌。车牌定位效果如图 2 所示,定位所获车牌图像如图 3 所示。

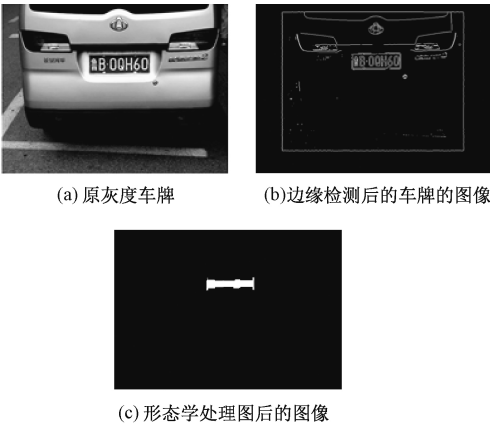


图 2 车牌定位



图 3 定位所获车牌图像

3 车牌校正及字符分割

针对车牌图像常出现车牌倾斜问题,本环节首先进行车牌倾斜的校正工作。车牌校正的常用方法有 Hough 变换校正法^[13]、Radon 变换校正法、旋转投影校正法等。Hough 变换校正法原理为将图片映射至变换域,在变换域中寻找峰值,对应原图中直线,即车牌边框,以此获得车牌倾斜角度,完成倾斜校正。以 Hough 变换校正法完成倾斜校正。倾斜车牌 Hough 变换前后图片如图 4 所示。



图 4 Hough 变换前后图片

对图像进行 Otsu 算法^[14]二值化操作,即根据前景区域和背景区域间区域类间方差最大的原则,获得二值图像。根据字符间距、字符宽度与高度等信息,利用投影法去除车牌边框、铆钉及字符背景,获得单一字符图像,图片投影效果如图 5 所示。最后应将字符图像进行降噪处理和大小归一化处理,得到标准规格的单一字符图像以进行识别。

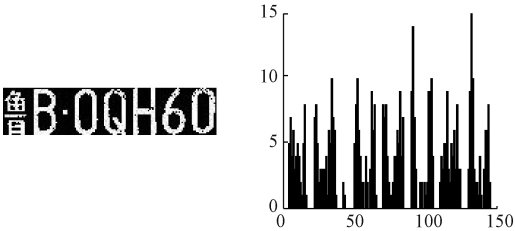


图 5 图片投影效果图

4 车牌字符识别

字符识别为车牌识别系统中的核心环节。目前,车牌识别领域中,字符识别的主要方法包括模板匹配字符识别算法^[2-3]、神经网络字符识别算法^[4-6]等。本文根据汉字位置,建立单独的汉字字符模板库,利用模板匹配识别方法进行汉字识别。针对数字字母,在获取字符特征后,利用 BP 神经网络进行识别^[15]。

4.1 基于改进模板匹配的汉字识别

字符模板应对应图中字符,设计为清晰标准的、大小与待识别字符图像一致的二值图像,完成汉字字符模板库的建立。对比目标图像与模板的各像素点,获得相似度最高,相似误差最小的模板,其对应字符即为待识别字符。本环节的相似度函数利用欧氏距离函数来计算像素点的差值。相似度函数定义:

$$S(i,j) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [f_{ij}(m,n) - t_{ij}(m,n)]^2 \quad (1)$$

式中: $f(i,j)$ 为待识别车牌字符图像中像素 (i,j) 的灰度

值,这里的取值为 0 或 255; $t(i, j)$ 为模板字符图像中像素点 $f(i, j)$ 的灰度值,这里的取值为 0 或 255; M 和 N 为模板字符点阵横向和纵向包含的像素个数。

4.2 车牌字母和数字字符特征提取

本文针对汉字、字母字符图像利用 bwmorph 函数进行字符细化操作,仅保留字符骨架的效果。图 6 所示为细化操作后的字符图像。

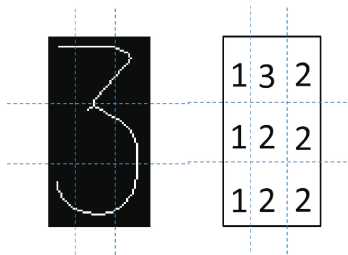


图 6 字符细化及连通域数目示意图

种子填充法(seed filing)又称为边界填充法,可用来获取图像中连通区域的信息。其原理为由某区域的内点开始,给定颜色向邻接像素点画点,直到遇到不同颜色,对应获得该连通区域。根据向外画点的像素点邻接原则,可分为四向连通算法和八向连通算法。本文将图片划分为几个部分,基于种子填充法,统计各部分由字符骨架分割产生的连通区域数目。图片对应的各连通区域数目可代表字符结构。

字符特征获取过程:

1)将字符图像进行 3×3 均分,如图 6 所示。每一部分被字符骨架分为若干个连通区域。

2)利用 bwlabel 函数,根据四向连通法统计 9 个部分中的背景连通区域数,以此来代表字符的结构信息。

4.3 BP 神经网络识别

本文利用神经网络中的前馈型(back propagation,BP)网络模型来识别车牌字符。BP 神经网络为多层神经网络,包含输入层、隐含层和输出层。BP 神经网络基于梯度下降的思想,可用于完成输入量和输出量之间的非线性映射,BP 网络拓扑图如图 7 所示。

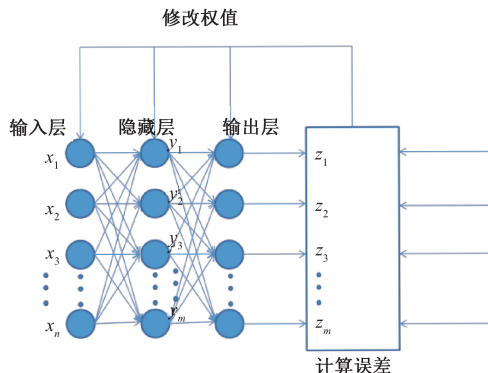


图 7 BP 网络拓扑图

BP 神经网络映射关系:

隐含层神经元输出:

$$y_j = f(\sum_{i=1}^N w_{ij}x_i - \theta_j) \quad (2)$$

输出层神经元输出:

$$z_t = f(\sum_{j=1}^p v_{jt}y_j - r_t) \quad (3)$$

式中: w_{ij} 、 v_{jt} 分别表示输入层与隐含层、隐含层与输出层各神经元之间的连接权值; θ_j 、 r_t 为相应神经元的阈值, y_j 表示隐含层第 j 个神经元的实际输出值; z_t 表示输出层第 t 个神经元的实际输出值。输出层神经元的输出量即为最后的计算结果。

为了获得各神经元之间的连接权值及各神经元的阈值,需要利用大量的样本对 BP 神经网络进行训练。BP 神经网络训练过程:

采用最小方差计算网络全局输出误差,定义为:

$$\epsilon = \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^q (d_t - z_t)^2 \quad (4)$$

式中: d_t 表示输出层第 t 神经元的目标输出值; q 代表输出层神经元数目;训练样本总数为 K 。根据依据方向传播梯度下降法修正连接权:

1)隐含层与输出层间连接权 v_{jt} 的修正量 Δv_{jt}^k :

$$\Delta v_{jt}^k = (d_t^k - z_t^k)z_t^k(1 - z_t^k), (t = 1, 2, \dots, q) \quad (5)$$

输入层与隐含层间连接权的修正量 e_j^k :

$$\Delta w_{ij}^k = \sum_{t=1}^q (d_t^k \cdot v_{jt}^k) y_j^k (1 - y_j^k), (j = 1, 2, \dots, p) \quad (6)$$

2)隐含层和输出层之间新的连接权和阈值为:

$$v_{jt}(N) = v_{jt}(N-1) + \alpha \cdot \Delta v_{jt}^k \cdot b_j \quad (7)$$

$$r_t(N) = r_t(N-1) + \alpha \cdot \Delta v_{jt}^k \quad (8)$$

3)输入层和中间层之间新的连接权和阈值为:

$$w_{ij}(N) = \beta \cdot \Delta w_{ij}^k \cdot a_i^k + w_{ij}(N-1),$$

$$(i = 1, 2, \dots, n) \quad (9)$$

$$\theta_j(N) = \beta \cdot \Delta \theta_j^k + \theta_j(N-1) \quad (10)$$

式中: α 和 β 为学习系数; N 代表第 N 次学习; x_i^k 表示输入到网络的第 k 个样本; i 表示第 i 个神经元的输入量, n 、 p 和 q 分别表示神经网络输入层、中间层和输出层神经元个数。根据样本的学习,相应调整神经网络中的连接权值,在误差函数达到要求的限定值之后,神经网络训练完成,得到符合要求的 BP 网络^[18]。

本文利用图片的连通区域数对 BP 神经网络进行训练。对于待识别字符,将其训练完成的连通区域数目输入 BP 神经网络,完成 BP 网络识别。

4.4 识别系统完善

由于部分结构较为相似,本文构建字符结构特征差异 ΔQ_{ij} , 计算不同字符图像的结构差异:

$$\Delta Q_{ij} = 1/[e^{\sum_{t=1}^q (w_{it} - w_{jt})^2}] \quad (11)$$

式中: w_{it} 、 w_{jt} 代表字符类型 i 、 j 的结构特征,即统计区域数目的第 t 分量; ΔQ_{ij} 代表字符类型 i 、 j 的结构特征差异,

结构特征差异如图 9 所示。可以获得“B”和“8”、“D”和“0”、“S”和“5”结构特征差异较小,识别易混淆,故需进一步确认。

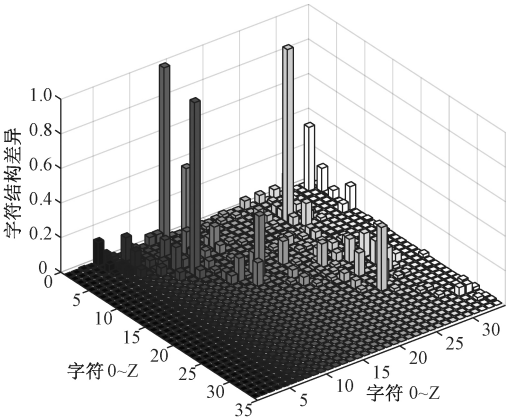


图 8 字符结构特征差异

首先根据相似字符所在车牌位置确定该字符。若无法确定,由于“B”、“D”、“5”左侧存在直线结构,故可根据此特征,利用字符骨架图像进行确认。字符骨架宽度仅为 1 个像素,直线判断量 d :

$$d = Max(\sum_{i=1}^{t+r} M_i, t = 1, \cdots, N/2) \tag{12}$$

式中: N 代表字符图像的像素值宽度; M_i 表示第 t 行像素值累加值,在字符图像的左侧得到连续 r 列的像素值累加值之和的最大值,若大于设定的直线判断阈值 W_i ,可判断字符左侧存在直线结构,完成字符确认。

5 实验验证

5.1 BP 网络的设计

本文采用 3 层 BP 网络,包括输入层、隐含层、输出层。

1)输入层神经元数目

图像分为 9 部分,以 2 位编码代表每一部分连通域数目,输入编码:(0,1)→1,(1,0)→2,(1,1)→3,(0,0)→4。输入层神经元数目共为 18 位。

2)隐含层神经元数目

针对隐含层神经元数目,本文采用经验公式:

$$s = \sqrt{0.43n + 0.12n^2 + 2.54m + 0.77m^2 + 0.35} + 0.51 \tag{13}$$

其中 n 为输出层神经元数目; m 为输出层神经元数目; s 为隐含层神经元数目。

3)输出层神经元数目

由于与“1”接近的“I”和与“0”接近的“O”不予在车牌中采用,故待识别的字母和数字,即输出字符共 24+10 个,故可知输出层神经元数目共为 6 位。

5.2 BP 神经网络训练

文中实验是在 Windows10 平台上,基于 MATLAB 软件完成的。在 BP 神经网络训练环节中输入 306 张单一字

符图片进行 BP 网络训练。设置学习速率(学习系数)为 0.01,训练目标(最大误差)为 0.000 001,最大训练次数为 300,输入层神经元个数为 18,隐含层神经元数为 10,输出层神经元数为 6。如图 9 所示为 BP 网络训练曲线,在 20 次训练内就可达到训练目标,完成较好的训练效果。

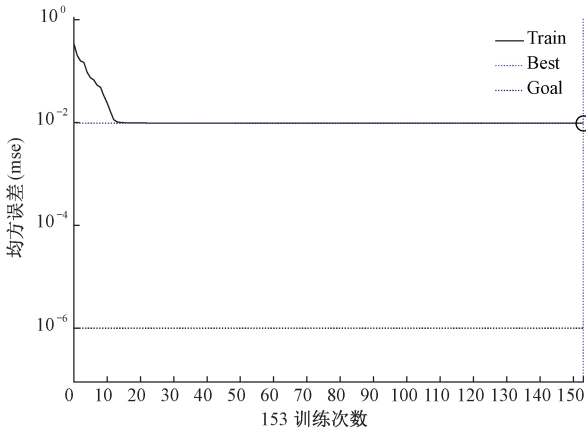


图 9 BP 网络训练效果曲线

5.3 字符识别实验结果与分析

实验通过字符识别系统进行车牌字符识别测试,获得系统字符识别率如表 1 所示。从识别效果看,利用模板匹配法识别汉字,方法简单易行,汉字之间总体差异较大,但某些汉字间结构类似,如鲁和粤、湘和浙等,故识别结果可能为相似字符,由于像素点较多,识别运算量大,耗时较长。英文字母和数字识别准确率较高,识别速度快,但 BP 神经网络使用较繁琐。由于在光照不足或摄像条件受限、车牌污染严重等情况下,字符图像中可能存在噪声、粘连问题,获取的字符图像的字符特征存在较大差异,识别结果会产生较大误差。在极端的情况下可考虑进一步分割图像,获得更多的字符结构信息,增加识别的准确性。

表 1 字符识别结果

字符类型	识别率/%
汉字字符	90.5
字母字符	93.0
数字字符	92.0

6 结 论

本文介绍了车牌识别中图像预处理、车牌定位、车牌校正与分割和车牌字符识别的工作,进行了 BP 神经网络字符识别、Sobel 算子车牌检测、车牌图像中值滤波、Otsu 二值化操作等工作。本文提出运用字符细化和连通区域数目统计的方法获得字符信息,利用 BP 神经网络完成识别。文中的车牌识别系统具有识别准确性高、识别速度快、容错性高等优点。但在光照条件差、车牌污染严重等情况下,获

得的车牌图像可能存在字符污损、粘连等问题,此时识别系统还应根据实际情况做进一步的调整。

参考文献

- [1] 陆化普,李瑞敏.城市智能交通系统的发展现状与趋势[J].工程研究-跨学科视野中的工程,2014,6(1):6-19.
- [2] 赖道亮,赵平,钟昆,等.面向车牌字符分割的图像预处理方法研究[J].计算机测量与控制,2018,26(9):250-254.
- [3] 陈玮,曹志广,李剑平.改进的模板匹配方法在车牌识别中的应用[J].计算机工程与设计,2013,34(5):1808-1811.
- [4] 司朋举,胡伟.一种改进的神经网络车牌识别算法研究[J].电子测量技术,2016,39(10):100-103.
- [5] 张培玲,毕东生,资丽.基于改进 BP 神经网络的夜间车牌识别算法研究[J].测控技术,2018,37(8):21-24.
- [6] 黄辰阳,傅惠南,何金彬,等.结合跳变法和 SVM 的车牌精确定位方法[J].工业控制计算机,2018,31(7):115-117.
- [7] 曾泉,谭北海.基于 SVM 和 BP 神经网络的车牌识别系统[J].电子科技,2016,29(1):98-101.
- [8] 高珊,刘万春,朱玉文.基于 SVM 的车牌字符分割和识

别方法[J].微电子学与计算机,2005(6):34-36.

- [9] 薛冰,王斌斌,刘荣辉.基于数学形态学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.
- [10] 蔡秀梅,周川力.基于直线检测和数学形态学的车牌定位算法[J].计算机与数字工程,2018,46(8):1643-1646,1658.
- [11] 安红新,蒋建国,齐美彬,等.基于三值图像的车牌定位算法[J].电子测量与仪器学报,2012,26(1):67-71.
- [12] 王晓群,刘宏志.基于自适应数学形态学的车牌定位研究[J].图学学报,2017,38(6):843-850.
- [13] 杨丹,赵海滨,龙哲. MATLAB 图像处理实例[M].北京:清华大学出版社,2013.
- [14] 杨超,杨振,胡维平.车牌识别系统中反色判断及二值化算法[J].计算机工程与设计,2016,37(2):534-539.
- [15] 关学忠,张璐.基于改进的 BP 神经网络车牌识别的研究[J].自动化技术与应用,2015,34(7):66-68.

作者简介

盛兆亮,本科,主要研究方向为智能控制。

高军伟(通信作者),博士、教授,主要研究方向为智能控制。

E-mail:1071925161@qq.com