

DOI:10.19651/j.cnki.emt.1802282

基于 HAAR 特征与 BP 神经网络的车牌识别技术研究*

刘伍丰 何前磊 郑维

(河南工业大学 电气工程学院 郑州 450001)

摘要: 车牌识别技术运用 OpenCV 计算机开源机器视觉库,对图像进行处理提取出图像中蕴含的车牌信息,达到车牌识别的目的。通过运用 HAAR 特征,训练出 AdaBoost 分类器查找图片中的车牌区域,同时运用 Sobel 算子进行边缘检测等操作查找车牌区域,最终运用支持向量机(SVM)算法进行两种定位的疑似车牌区域的最终确认;确认后的车牌区域进行字符分割等操作进行字符的分离;最后运用训练的反向传播(BP)神经网络进行字符的识别并最终输出车牌信息。研究结果显示,车牌识别的效率很高,拥有一定的使用价值。

关键词: OpenCV; 车牌识别; HAAR 特征; SVM 算法; BP 神经网络

中图分类号: TP391.43 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Research on vehicle license plate recognition technology based on HAAR feature and BP neural network

Liu Wufeng He Qianlei Zheng Wei

(College of Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: License plate recognition technology uses OpenCV (open source computer vision library) computer open source machine vision library to process the image to extract the license plate information contained in the image to achieve the purpose of license plate recognition. By using the HAAR feature, the AdaBoost (Adaptive Boosting) classifier is trained to find the license plate area in the picture; At the same time, the Sobel operator is used for edge detection and other operations to find the license plate area; Finally, the SVM (Support Vector Machine) algorithm is used to finalize the two suspected license plate areas; After the confirmation of the license plate area, character division and other operations are performed to separate characters; The trained back propagation (BP) neural network is used to identify the characters and finally output the license plate information. The research results show that it can effectively identify license plate information and has great practical value.

Keywords: OpenCV; license plate recognition; HAAR features; support vector machine (SVM) algorithm; BP neural network

0 引言

随着经济的发展和人民生活水平的提高,机动车不断走进千家万户,我国乘用车保有量正在不断地飞速增长。在汽车保有量飞速增长的同时,给交通管理带来的压力也日益增加。如何对停车场、城市交通和高速公路的车辆信息进行快速地提取,成为智能交通控制系统的关键技术之一,同时也是智能车库控制系统、智能城市交通控制系统、

打击交通违法的关键技术环节。

车牌识别技术的关键在于车牌的定位与字符的识别。车牌定位主要的方法有使用 Sobel 边缘检测法等传统方法求出符合车牌的矩形区域、使用 HSV (hue saturation value) 色彩空间法根据特定的颜色特性进行车牌的定位识别、以及使用 Lab 色彩空间法进行车牌的定位。边缘检测和色彩空间法能够简单有效识别出车牌区域,但其误识别率也非常高。因此需要将标记出的车牌区域进行真伪判

收稿日期:2018-11-05

* 基金项目:河南省教育厅科技攻关项目(172102210028)、河南省高等学校重点科研项目(17A490001)、河南省高等学校青年骨干教师项目(2016GGJS-066)、校青年骨干教师培养计划(2018008)、国家粮食局公益性行业科研项目(201513003)资助

断,曾超等^[1]提出了支持向量机(support vector machine, SVM)算法应用于车牌真伪的识别,增加了车牌定位的可靠性。本研究提出了使用 HAAR 特征分类器的方法进行车牌定位,同时使用边缘检测等方法进行车牌定位,最终用 SVM 方法进行车牌的真伪识别,提高车牌定位效率。

车牌字符识别的主要方法有模板匹配法和神经网络法等,模板匹配法具有快速高效、训练时间短、运行速度快的特点,但是也有识别率低的缺点,在字符比较模糊的情况下识别率较低。神经网络法的特点是识别率很高,但是同时也需要大量的样本进行训练,训练时间长,如果训练的样本空间不足,识别率将无法得到保证。牛进才等^[2]使用模板匹配算法得到了较高的识别率;鹿琛等^[3]使用 BP 神经网络法也取得了很高的字符识别率。

本文研究中使用的方法主要是通过训练的 HAAR 特征分类器进行车牌的查找,同时也应用边缘检测等方法进行车牌的定位。两种方法的定位通过 SVM 算法判断找出真正的车牌区域;车牌区域找出后运用字符分割技术分割出车牌中的字符;字符通过训练出的 BP 神经网络法进行识别,最终输出车牌信息。

1 系统介绍

本研究主要通过对 OpenCV 中的 HAAR 特征进行训练,进行图像中车牌的识别,从而找到车牌的候选位置。HAAR 特征是图像的灰度变化特征,当图像的形式固定时,其灰度变化特征就相对固定,就能找出其中灰度变化的规律。同时为了加快 HAAR 特征的查找,引入积分图算法加快图像处理速度快速找出灰度变化规律。将这些规律通过足够的样本训练记录下来,然后运用 AdaBoost 分类器,将具有这种灰度变化规律的图片与非特征图片进行对比训练,训练出具有能够找出特定灰度特征变化规律图片的分类器。这种分类器能够在图片中查找出与正样本具有相同特征的区域。

同时通过图像的灰度处理、高斯模糊、Sobel 边缘检测和形态学处理等方法进一步对图片中的车牌位置进行定位。图像的灰度处理能够在有效地减少图像的信息量,同时保留图像的关键信息,进而使后续图像处理的工作量大大减少。同时通过二值化处理、高斯模糊处理、边缘检测和形态学处理,进一步突出图像的边缘信息,有利于车牌的查找。为车牌区域的确定打下坚实的基础。

利用 SVM 算法对两种方法找到的疑似车牌区域进行筛选,最终挑选出确切的车牌区域进行下一步的车牌识别操作。SVM 算法能够通过正样本与负样本的对比训练识别出正样本信息。为后面的实验提供准确的车牌区域。

对车牌区域进行倾斜矫正和字符分割等找出车牌的文字信息。倾斜矫正能够将车牌校正为水平,为后面的字符分割创造条件。字符分割的方法包括垂直投影法和连通域法等,使用上述方法将车牌中的字符分割开。

最后运用训练好的 BP 神经网络对文字信息进行识别并输出。BP 神经网络是现在广泛使用的神经网络算法之一,BP 神经网络通过足够的样本训练能够准确进行样本识别,是一种非常有效的分类算法。系统流程如图 1 所示。

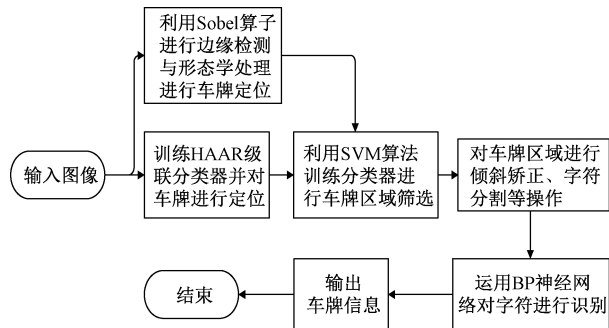


图 1 车牌识别系统流程

2 车牌定位

车牌定位是车牌识别的关键一步,本文给出的方法有两种:1)使用 HAAR 特征进行 Adaboost 分类器训练生成 HAAR 分类器,寻找图片中的 ROI(region of interest)区域并进行标定。2)运用 OpenCV 的函数进行灰度化、二值化、高斯滤波、边缘检测等一系列操作后在图形中寻找出符合车牌特性的 ROI 区域,因为车牌拥有很多直线特性,所以运用边缘检测后能够检测出车牌区域。

2.1 HAAR 分类器定位

1) HAAR 分类器简介

HAAR 特征是一种矩形特征由 Papageorgiou 等^[4-5]提出,并被 Viola 等^[6-7]应用到人脸识别系统中。它的定义是图像中相邻区域内灰度值差的总和,也就是相邻区域内白色像素减去黑色像素之差的和,反应了相邻区域内白色区域到黑色区域的梯度变化趋势。HAAR 矩形特征经过不断的扩展其特征数量不断的增加,经过 Lienhart 等^[8-9]的不断努力,现在 HAAR 矩形特征集已经扩展到 16 种,如图 2 所示。

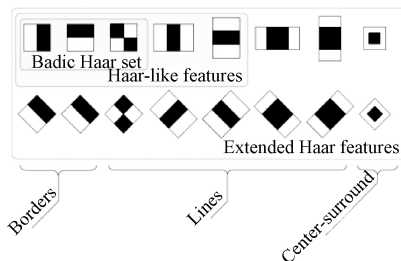


图 2 HAAR 矩形特征集

但是如果每查找一块区域的特征就遍历一次图像就太耗时间也影响计算速度。所以这里引入了积分图像的概念,以此来加快程序进程。

2) AdaBoost 分类器

HAAR 特征能够找出车牌所具有的灰度特征,但是也需要根据对比找出车牌的灰度特征与普通图像特征的不同,所以这里引入了 AdaBoost 分类器,利用足够多的正样本和负样本进行 AdaBoost 分类器训练,将 HAAR 特征与 AdaBoost 分类器结合,训练出 HAAR 分类器,进而实现查找图片中车牌区域的目的。OpenCV 中带有 AdaBoost 分类器训练函数,能够通过 OpenCV 中的训练函数对指定的正样本和负样本进行 HAAR 特征分类器训练,生成 XML 文件,供后面的图像识别使用。

AdaBoost 是 Boosting 算法的一种,是 Freund 等^[10]经过改进后提出的。AdaBoost 分类器能够将同一个样本集合训练成不同的弱分类器,然后再通过迭代的方式将弱分类器整合成一个强分类器。

AdaBoost 分类器的训练是通过不断自动改变样本集合的数据来实现的。算法如下。给定训练时使用的样本集:

$$S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\} \quad (1)$$

其中 x_i 表示图像的样本特征; y_i 代表图像类别特征; N 代表图像的样本总数。

(1) 对于正样本和负样本的权值取值分别为 $\omega_{1,i} =$

$$\frac{1}{2m}, \omega_{1,i} = \frac{1}{2n}, m, n \text{ 分别代表正负样本的个数。}$$

(2) 对于 $t = 1, 2, 3, \dots, T$, 其中 T 为弱分类器的个数, 并循环执行如下的操作:

① 归一化权重:

$$Q_{t,i} = \frac{\omega_{t,j}}{\sum_{j=0}^N \omega_{t,j}} \quad (2)$$

② 于每一个特征 j , 训练一个弱分类器:

$$H_j(x) = \begin{cases} 1, & P_j f_j(x) < P_j \theta_j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中: θ_j 代表阈值; P_j 取 ± 1 代表不等式的方向; $f_j(x)$ 代表特征值。

③ 算弱分类器的加权 (Q_i) 错误率 ϵ_j ;

$$\epsilon_j = \sum_i q_i |h_j(x_i) - y_i| \quad (4)$$

④ 挑选误差最小的弱分类器 $h_i(x)$;

$$\epsilon_i = \min_{f,p,\theta} \sum_i q_i |h_j(x_i) - y_i| \quad (5)$$

⑤ 按最优弱分类器 $h_i(x)$ 更新样本权值;

$$\omega_{t+1} = \omega_{t,i} \beta_i^{1-\epsilon_i} \quad (6)$$

其中: $\epsilon_i = \begin{cases} 0, & h_j(x_i) = y_i \\ 1, & h_j(x_i) \neq y_i \end{cases}; \beta_i = \epsilon_i / (1 - \epsilon_i)$ 。

(3) 形成强分类器:

$$R(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^T \delta_i h_i(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \delta_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中 $\delta_i = \log \frac{1}{\beta_i}$ 。

通过上面的训练步骤能够得出,在开始训练时每一个样本都是拥有相同的权值,之后再次进行迭代更新权值的时候,将错误样本的权值适当的提高,正确样本的权值适当降低。根据新的权值分配进行重复的训练得到弱分类器。最终,通过将弱分类器迭代生成强分类器。

3) HAAR 特征分类器定位

本研究采用 115×35 的像素大小的车牌图片进行 HAAR 特征分类器训练,在训练的样本中正样本数量为 500 张普通蓝底白字的车牌图像,和负样本数量 2 000 张普通图像,负样本中不含有与正样本相关的信息。图 3 所示为正样本和负样本的示例图。运行 OpenCV 中的 HAAR 分类器,标定出图像中类似车牌的位置。图 4 所示为使用 HAAR 分类器检测的结果示意图。



(a) 正样本示意图



(b) 负样本示意图

图 3 正样本与负样本示意图



图 4 HAAR 分类器检测效果

通过上图可以看出,HAAR 分类器能够有效地定位出符合要求的车牌区域。

2.2 使用传统方法进行车牌定位

系统输入的待识别的图像是 RGB 彩色图像,这里为了较少的程序运算量将图片进行灰度处理成灰度图像,同时进行自适应二值化处理为只包含最大值 255 与最小 0 的

二值图像进一步在保留图像关键信息的同时减少图片信息,突出图像关键部位。再对图像进行 Sobel 算子边缘检测,突出图像的边缘信息,将图像中符合车牌大小的矩形区域标记出来达到特征区域检测的目的。最终根据检测到的矩形区域的大小、长宽比值、倾斜角度等信息,进行疑似车牌区域的排査与确定。图 5 所示为传统方法进行的图像处理图片示意图。



(a) RGB原始图像



(b)灰度处理后的图像



(c)二值化处理后的图像



(d)边缘检测后的图像



(e)闭运算后图片



(f)车牌定位图片

图 5 传统方式图像处理效果

2.3 候选车牌 SVM 判断

通过 HAAR 特征分类器与传统 Sobel 算子边缘检测和形态学处理等操作得到的车牌候选区域可能不是真正的车牌区域,需要经验证之后判定得到真实车牌区域。SVM 是一种基于统计学习原理的机器学习算法,同时也是一种有监督式学习算法。监督学习是通过对输入的训练数据进行运算,然后根据对照数据标签提供的相关信息,利用梯度下降策略进行系统参数调整的方法。标签数据标注了每个数据的类型标签。SVM 算法^[11-12]是通过计算生成一个最优的判决平面来进行样本二分类的算法。本文解决的就是一个二分类的问题,即候选车牌区域是否为真是车牌区域。

在对候选区域进行分类判别之前,需要对 SVM 分类器进行训练。图 6 所示为正样本与负样本的示意图;图 7 所示为训练完成后 SVM 分类器对候选区域进行分类的结果。



(a) 正样本示意图



(b) 负样本示意图

图 6 正负样本示意图



图 7 SVM 候选车牌区域判断

经过 SVM 算法判断后,确定车牌的真实区域,为后面的字符分割与字符识别提供基础。

通过 HAAR 特征分类器、传统方式定位的车牌准确率,与使用 SVM 方法判断是否为车牌区域的准确率情况如表 1 所示。通过数据显示能够看出,车牌定位的准确率高达 98.8% 以上,为后面的车牌识别提供了良好的基础。

表 1 车牌定位效果

定位方式	总数	正确	错误	正确率/%
HAAR 特征	500	476	24	95.2
传统方式	500	463	37	92.6
SVM 判断	500	494	6	98.8

3 字符识别

3.1 车牌倾斜校正

通过上面车牌区域定位后,车牌区域会因为一些原因存在倾斜的状况,因此要对锁定的车牌区域进行倾斜校正。本研究使用的方法是外接矩形法;通过轮廓求取函数标记出已经确定的真实车牌区域的外接矩形,同时能够利用 OpenCV 的内部函数求出最小外接矩形的倾斜角度,通过操作旋转相应的角度对车牌区域进行倾斜校正。图 8 所示为车牌旋转前后对比。



图 8 车牌倾斜校正前后对比

3.2 字符分割

在进行车牌校正之后,需要对车牌的边框进行去除,进而达到更好的字符分割效果。将图片区域通过 OpenCV 函数进行灰度化与二值化操作,查找上下左右边缘的连通区域作为边缘分割的边界,进而达到边缘剔除的目的。图 9 所示为车牌边缘剔除效果图。



图 9 车牌边缘剔除效果

汉字字符可能是多连通域的字符,这里采用先将多连通域进行合并,然后再根据每个字符所占用的空间区域的大小相同进行汉字的分割。对于单连通区域的字母和阿拉伯数字,直接使用连通域进行标记。车牌字符分割如图 10 所示。

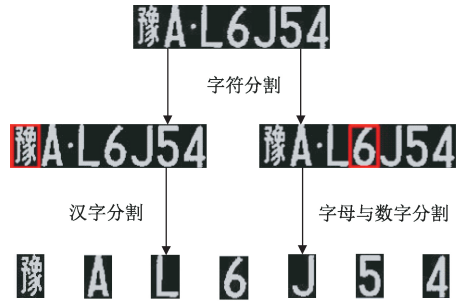


图 10 车牌字符分割示意图

3.3 BP 神经网络进行字符识别

为了将字符从分割出的字符区域识别出来,这里引入了 BP 神经网络法,利用训练神经网络的方法实现字符识别。

BP 神经网络算法是根据误差反向传播的方式,将若干个输入输出转化为非线性寻优来求解,它是基于梯度下降的方法,采用迭代方法求权值的一种自动寻优算法^[13],BP 神经网络包括输入层、隐含层、输出层等 3 个层面,是目前应用最广泛的神经网络之一。其结构如图 11 所示。

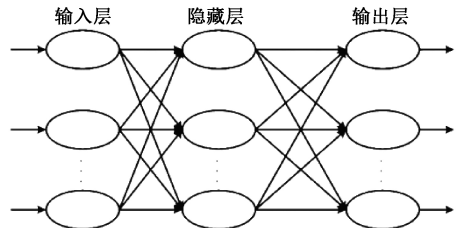


图 11 BP 神经网络模型示意图

BP 神经网络的学习过程分为正向传播过程和反向传播过程^[14],正向传播是信息从输入层经过隐含层到达输出层的过程^[15]。如果输出层没有达到期望值,则误差参数就会通过输出层返回给隐含层和输入层,进而调整各层的权值使之满足误差要求。

分割出的字符区域通过 BP 神经网络进行汉字、字母和阿拉伯数字的识别。本研究需要判定的汉字字符为 31 个,非汉字字符为 34 个。为了加快字符识别的速度,这里采用两个独立的 BP 神经网络分别对汉字字符和非汉字字符进行识别。供训练的样本是在不同背景和不同光照条件下提取出来的,用于更好的训练网络,提升网络在识别带噪声字符时的识别率^[2,16]。本研究在进行 BP 神经网络训练时设定的误差参数是 0.001,训练的设置步数为 5 000。

分割好的字符区域运用训练的 BP 神经网络系统进行识别,输出车牌信息。图像字符识别效果如图 12 所示。



图 12 车牌字符识别效果

BP 神经网络识别字符的准确率如表 2 所示。通过表 2 的实验数据显示,车牌字符识别的准确率高达 92.8% 以上,拥有一定的实用价值。

表 2 字符识别系统测试效果

输入类型	总数	正确	错误	正确率/%
汉字	500	464	36	92.8
字母与数字	3 000	2 933	67	97.8

4 结 论

通过以上的实验结果能够看出,车牌的定位准确率得到了明显提升,综合车牌定位准确率达到 92.6% 以上,进而证明了使用 HAAR 特征分类器与传统方式结合的方法定位车牌区域能够达到更高的准确率,提高定位的可靠性。解决车牌定位准确率提升的一个瓶颈,为车牌定位之后的车牌字符识别提供了坚实的基础。相比于传统的只使用 Sobel 边缘检测等传统方法、HSV 色彩空间法与 Lab 色彩空间法等,将 HAAR 特征分类器也加入到车牌定位中,与 Sobel 边缘检测等传统方法一起进行车牌定位,进一步提高了车牌定位的概率。与此同时,增加 SVM 算法判据,进一步筛选定位后的车牌区域,剔除非车牌区域,增加了车牌定位的准确率。

在字符识别方面,使用了前人普遍使用的 BP 神经网络法,在训练 BP 神经网络时,提出了将汉字字符与非汉字字符分开训练的方式,增加了 BP 神经网络训练的针对性与准确性。减小了 BP 神经网络训练的难度,提高了训练的速度。同时 BP 神经网络法在训练时,如果样本空间不够大,会出现识别效果不佳的情况,所以在训练 BP 神经网络时尽量加大训练的样本空间,以满足 BP 神经网络训练的需求。

研究中使用了 HAAR 特征分类器与 Sobel 边缘检测等传统方式并用,再使用 SVM 判据判断车牌区域,提高了车牌定位的准确率;BP 神经网络训练中将汉字训练与字母数字训练分开,提高了训练的针对性与准确率;尽可能的增加 BP 神经网络的训练空间提高字符的识别效率。但同时也存在一些原因会造成车牌识别效率降低,如光照不均、字符倾斜、异物遮挡等。解决的方法主要是增加 HAAR 特征分类器的训练样本,增加 SVM 判据训练的样本,进一步提

高车牌定位的准确率;同时进一步加强 BP 神经网络训练,提高 BP 神经网络的训练空间,增加字符识别的准确率,进而提高车牌识别的准确率。

参考文献

- [1] 曾超,陈雨.车牌超分辨率重建与识别[J].计算机测量与控制,2018,26(3):244-249.
- [2] 牛进才,徐建立,李梦君.车辆牌照识别算法的研究与实现[J].电子测量技术,2018,41(6):45-49.
- [3] 鹿琛,王珊珊.基于 BP 神经网络的车牌字符识别方法[J].山东农业大学学报(自然科学版),2017,48(1):113-116.
- [4] PAPAGEORGIU C, POGGIO T. A trainable system for object detection [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 38(1):15-33.
- [5] PAPAPEORGIU C, OREN M, POGGIO T, A general framework for object detection [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 1998: 555-562.
- [6] VIOLA P, JONES M. Robust real-time object detection [J]. International Journal of Computer Vision, 2001,4:34-47.
- [7] VIOLA P, JONES M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]. Proceeding of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001: 511-518.
- [8] LIENHART R, MAYDT J. An extended set of Haar-like features for rapid object detection[C]. Proceedings of 2002 International Conference on Image Processing, 1998:555-562.
- [9] LIENHART R, KURANOV A, PISAREVSKY V. Empirical analysis of detection cascades of boosted classifiers for rapid object detection[C]. Proceedings of the 25th German Pattern Recognition Symposium, 2003:297-304.
- [10] FREUND Y, SCHAPIRE R E. Experiments with a new boosting algorithm [C]. Proceedings of the 13th Conference on Machine Learning,1996:148-156.
- [11] 刘然.支持向量机在嵌入式控制系统的实现研究[D].杭州:杭州电子科技大学,2011.
- [12] HSU C W, CHANG CC, LIN C J. A practical guide to support vector classification [EB/OL]. 2010-04-15. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin>.
- [13] TSAI C M, LEE H J. Binarzation of color document images via luminance and saturation color features[J]. IEEE Transtation on Image Processing, 2002,4(11): 434-451.
- [14] WANG S, LEE H. Detection and recognition of license

plate characters with different appearances [C].
Shanghai: IEEE International Conference on Intelligent
Transportation System, 2003, 979-984.

- [15] 廖作斌. 车牌识别处理中的关键技术及核心算法研究[J].
哈尔滨师范大学自然科学学报, 2015, 31(4): 58-61.
- [16] 谭勇, 朱斌. 基于改进特征提取的 BP 神经网络车牌识别[J].
重庆文理学院学报(自然科学版), 2009, 28(3):
42-45.

作者简介

刘伍丰, 博士、副教授、硕士生导师, 主要研究方向为加速器控制、智能控制、数据获取等。

何前磊(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为控制工程、数据获取等。

E-mail: 993220921@qq.com

郑维, 硕士、讲师, 主要研究方向为控制工程、数据获取等。