

一种基于机器学习的车牌识别系统的设计

张明军,俞文静,李伟滨,朱晓丹

(广州大学华软软件学院 网络技术系,广东 广州 510990)

摘要:以车牌识别的实用性为目的,设计一种鲁棒的车牌识别系统。首先提出了 Sobel-Color 算法,以 Sobel 边缘和颜色两种特征进行车牌定位,并结合 MSER 算法,设计了一种可靠的车牌定位方法来获取候选车牌区域,然后采用 SVM 算法对候选车牌区域进行车牌判断;最后根据车牌特征设计了一种车牌字符分割算法,能正确分割车牌的各个字符,并有效地去除车牌边缘部分的虚假字符,又根据分割出的车牌字符特征对 LeNet-5 深度网络模型进行改进,然后采用改进的 LeNet-5 网络对车牌字符进行识别。对设计的车牌识别系统进行了正常条件测试、恶劣条件测试以及效率测试等实验,实验结果表明设计的车牌定位和车牌判断方法具有较高的可靠性,车牌字符识别具有较高的准确率,因而设计的车牌识别系统具有较好的鲁棒性和实用性。

关键词:车牌识别;SVM;LeNet-5;系统设计

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2020)05-0216-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2020.05.041

Design of License Plate Recognition System Based on Machine Learning

ZHANG Ming-jun, YU Wen-jing, LI Wei-bin, ZHU Xiao-dan

(Department of Network Technology, South China Institute of Software Engineering,
Guangzhou University, Guangzhou 510990, China)

Abstract: Aiming at the practicability of license plate recognition, a robust license plate recognition system is designed. Firstly, Sobel-Color algorithm is proposed to locate license plate based on Sobel edge and color features, and combined with MSER algorithm, a reliable license plate location method is designed to obtain candidate license plate regions, and then the SVM algorithm is used to judge them. Finally, a license plate character segmentation algorithm is designed according to the license plate characteristics, which can segment the characters of the license plate correctly, and effectively remove the false characters of the edge of the license plate. According to the characteristics of the license plate characters, the LeNet-5 depth network model is improved, which is used to recognize the license plate characters. The normal condition test, harsh condition test and efficiency test of the license plate recognition system are carried out. The experiment shows that the method of license plate location and license plate judgment has high reliability, and the license plate character recognition has high accuracy. Therefore, the designed license plate recognition system has better robustness and practicability.

Key words: license plate recognition; SVM; LeNet-5; system design

0 引言

智能交通系统(intelligent traffic system, ITS)是解决交通问题的一个重要手段,而车辆牌照识别(license plate recognition, LPR)技术在 ITS 中起着关键作用^[1-2]。车辆牌照识别(简称车牌识别)系统能够对获得的车辆图像信息进行分析,自动定位出车辆牌照的位置,并识别出车牌号码。

车牌识别系统主要由两部分构成:车牌检测和车牌识别。车牌检测的任务是从采集的车辆图像中检测并提取车牌区域,主要包括车牌定位和车牌判断。车牌定位是从车辆图像中定位出候选车牌区域,其常见方法有如下几种:(1)基于边缘检测的车牌检测法,通过检测车牌的矩形区域定位候选车牌,但在垂直边缘交错的情况下往往定位不准^[3];(2)基于颜色信息的

收稿日期:2019-05-07

修回日期:2019-09-29

网络出版时间:2019-12-18

基金项目:2018 年度国家级大学生创新创业训练计划项目(201812618004);2018 年广东省普通高校重点科研项目(2018KTSCX341);2017 年外经外贸发展专项资金(促进服务贸易创新发展项目)(2160699-87)子课题(CJ201811);2018 年广州大学华软软件学院科学研究项目(ky201804)

作者简介:张明军(1980-),男,硕士,副教授,研究方向为计算机视觉。

网络出版地址:<http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20191218.1113.046.html>

车牌检测法,通过车牌颜色定位候选车牌,但在低照度、低对比度等情况下无法定位^[4]; (3) 基于文字的车牌检测法,使用 MSER (maximally stable extremal regions) 算法^[5] 提取文字区域,然后使用种子生长法将这些图块连接起来,最终组合成候选车牌区域^[6]。车牌判断是从定位的候选车牌区域中提取真实的车牌区域,常采用 SVM (support vector machine) 方法^[7-9]。车牌识别的任务是从检测到的车牌区域中识别出车牌字符,主要包括字符分割和字符识别。字符分割是将字符从车牌区域图像中逐一分割提取出来,并按顺序排列,最常见的算法包括垂直投影法^[10] 和连通域搜索法^[11-12]。字符识别是对已分割提取出的字符进行内容解析的过程,常见采用神经网络方法^[9,13-14]。

随着计算机技术以及机器视觉技术的不断发展,车牌识别技术日趋成熟,大量运用于城市道路交通管理中。但由于特殊天气、光线和视角等各种不可控因素,车牌识别问题依然面临挑战^[15-16]。文中以车牌识别的实用性为目的,设计了一种车牌识别系统。其中,首先设计了一种车牌定位方法选择候选车牌区域,然后采用 SVM 算法对候选车牌区域进行车牌判断;最后对车牌区域进行字符分割,采用改进的 LeNet-5 深度神经网络模型进行车牌字符识别。实验证明该系统具有较好的鲁棒性和识别准确率。

1 车牌检测

1.1 车牌检测思路

车牌定位综合边缘检测法和颜色定位法的优势,提出了 Sobel-Color 定位算法,以 Sobel 边缘和颜色两种特征进行车牌定位,提高了定位的准确率。同时,为了保证车牌定位的可靠性,在 Sobel-Color 定位的基础上,增加了 MSER 定位法,即经过 Sobel-Color 算法无法定位车牌则由 MSER 算法定位车牌。设计的车牌检测流程如图 1 所示。

1.2 Sobel-Color 定位算法

Sobel-Color 定位算法将 Sobel 边缘和颜色两个特征同时作为车牌的特征进行检测,具体算法步骤如下:

Step1: 输入车辆图像 $I = (x_1, x_2, \dots, x_n, \dots, x_N)$ 。

Step2: 将 I 转化为灰度图像 I_{Gray} 和 HSV 图像 I_{HSV} 。

Step3: 对 I_{Gray} 进行 Sobel 运算,得到二值图像 $G_x = (g_1, g_2, \dots, g_n, \dots, g_N)$ 。

Step4: 读取 I_{HSV} 的三个通道值,分别记作 $h_i, s_i, v_i, i = 1, 2, \dots, N$ 。

Step5: 若 $h_i \in B$ 或者 $h_i \in Y$, 且 $s \in S_X, v \in V_X$, 则令 $x_i = 255$, 否则为 0, 得到二值图像 $K_{BY} = (k_1, k_2, \dots, k_n, \dots, k_N)$ 。

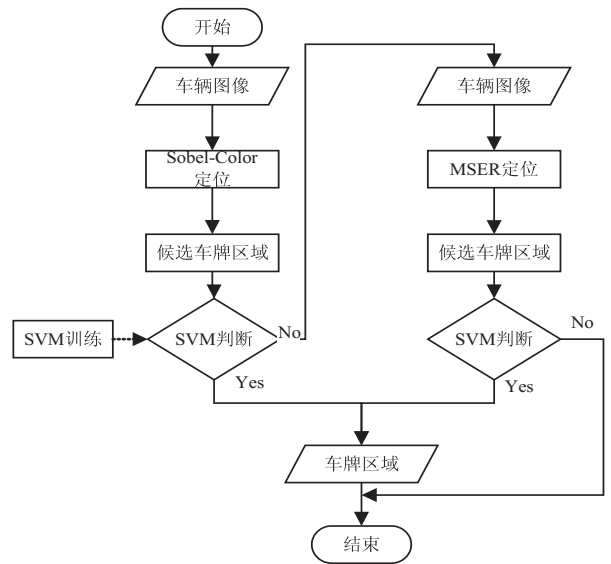


图 1 车牌检测流程

Step6: 将 G_x 与 K_{BY} 合并成图像 $L_B = (l_1, l_2, \dots, l_n, \dots, l_N)$ 。合并规则如下: 如果 $g_i = 255$, 且 k_i 的八连通区域不为 0 的像素个数 ≥ 1 , 则 $l_i = 255$, 否则 $l_i = 0, i = 1, 2, \dots, N$ 。

Step7: 对 L_B 进行形态学操作,轮廓检测,明显非车牌区域剔除。

Step8: 依据 L_B 中的候选区域坐标和大小,从 I 中截图候选车牌区域。

Sobel-Color 算法中 B 为蓝色车牌色调值范围, Y 为黄色车牌色调值范围, S_X 为车牌颜色的饱和度范围, V_X 为车牌颜色的亮度值范围,取经验值。

1.3 MSER 定位算法

MSER 算法是由 Matas^[5] 提出,能够对一幅图像选择适当的阈值而得到连通分量,并对这些连通分量的平稳性进行检测获得最终的平稳区域。MSER 获取区域如式 (1) 所示。

$$q(i) = \frac{|Q_{i+\Delta} - Q_{i-\Delta}|}{|Q_i|} \quad (1)$$

其中, Q_i 表示二值化阈值 i 对应的二值图像中某一连通区域,当二值化阈值由 i 变成 $i + \Delta$ 和 $i - \Delta$ 时, Δ 为变化值,连通域 Q_i 相应变成了 $Q_{i+\Delta}$ 和 $Q_{i-\Delta}$ 。当 Q_i 面积随二值化阈值 i 变化而发生较小变化即 $q(i)$ 为局部极小值时, Q_i 为最大稳定极值区域。

使用 MSER 算法进行车牌定位的步骤如下:

Step1: 输入车辆图像 $I = (x_1, x_2, \dots, x_n, \dots, x_N)$ 。

Step2: 将 I 转化为灰度图像 I_{Gray+} 和反向灰度图像 $I_{Gray-} = 255 - I_{Gray+}$ 。

Step3: 分别对 I_{Gray+} 和 I_{Gray-} 执行 MSER 检测,记作 MSER+ 和 MSER- 操作。

Step4: 根据检测区域点生成 MSER+ 图像 I_{MSER+} 和 MSER- 图像 I_{MSER-} 。

Step5:将 $I_{\text{MSER}+}$ 和 $I_{\text{MSER}-}$ 进行位与操作,生成图像 I_{MSER} 。

Step6:对 I_{MSER} 进行形态学操作,轮廓检测,明显非车牌区域剔除。

Step7:依据 I_{MSER} 中的候选区域坐标和大小,从 I 中截图候选车牌区域。

1.4 基于 SVM 的车牌区域判断

支持向量机(support vector machine, SVM)^[7] 是一种基于统计学习理论的机器学习算法,具有较强的泛化能力。SVM 的训练过程实际上等价于求解一个线性约束的二次规划问题,其目标是在训练样本集中寻找一个最优的超平面,将样本数据最大限度地分开,使两类数据之间的边界最大且分类误差最小,且能保证得到的解为全局最优解。

直方图特征的特征量丰富,适用于 SVM 分类,因此文中使用图像的直方图特征作为 SVM 的输入特征,分别在图像水平和垂直方向统计直方图。其中水平方向的特征维度为 36,垂直方向的特征维度为 136,输入的特征维度是 172。使用 SVM 进行车牌区域判断的具体步骤如下:

Step1:输入候选车牌区域图像,并对其进行二值化处理。

Step2:统计图像中一行元素中为 1 的数目,输入图像共 36 行,得到 36 个数据。

Step3:统计图像中一列元素中为 1 的数目,输入图像有 136 列,得到 136 个数据。

Step4:将 Step2 与 Step3 得到的这些数据作为 SVM 的输入特征,输入特征维度为 172。

SVM 训练的数据集中正样本数量为 1 400 个,负样本数量为 2 174 个;测试集中正样本和负样本分别为 1 400 个。SVM 使用 OpenCV 中的函数库,设置为径向基核函数,通过实验可知,该模型对于车牌区域的判别正确率达到 0.999 7,满足本系统的需求。

2 车牌识别

2.1 车牌识别思路

车牌识别是从获取的车牌区域中识别出字符,首先需要进行字符分割,然后进行字符识别,其中字符识别采用卷积神经网络(CNN),流程如图 2 所示。

2.2 字符分割算法

车牌字符分割的步骤如下:

Step1:输入车牌区域图像 P 。

Step2:将图像 P 灰度化 P_{Gray} 。

Step3:使用 OSTU 算法^[17]对 P_{Gray} 二值化。

Step4:取轮廓,选取每个字符轮廓,同时剔除虚假字符和去除铆钉。

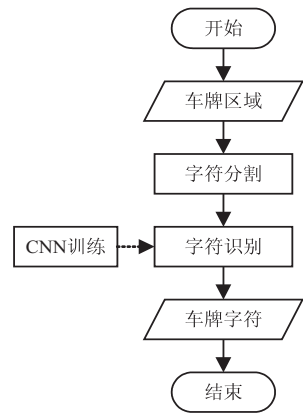


图 2 车牌识别流程

Step5:截取每个字符图块,并归一化处理。

其中 Step4 和 Step5 的操作往往存在两个问题:

(1) 车牌的边缘部分往往存在虚假字符,难以剔除;
(2) 部分中文字符选取的轮廓并非一个整体,提取字符区域则不完整。解决思路主要是首先定位一个特殊字符,以第二个字符作为特殊字符,然后根据这个特殊字符来定位其他字符,具体方法如下:

(1) 在 Step4 中统计每个字符轮廓外接矩形的高 H 和宽 W , 并进行比较,获取最大的 H 和 W , 记作 $(H_{\text{max}}, W_{\text{max}})$ 。

(2) 对所有字符矩形进行判断,如果满足其高度和宽度分别大于 $0.8H_{\text{max}}$ 和 $0.8W_{\text{max}}$, 且其距离车牌左边缘为 $1/7$ 至 $2/7$ 倍车牌宽度之间,将此字符作为特殊字符,即车牌里的城市代码字符,其坐标和尺寸分别记作 $(x_s, y_s), (H_s, W_s)$ 。

(3) 以特殊字符作为基准,则可定位前面的中文字符,即车牌里的省份简称。定位方法为:中文字符矩形的坐标为 $(x_p, y_p) = (x_s - 1.32W_s, y_s)$, 中文字符矩形的尺寸为 $(H_p, W_p) = (H_s, 1.15W_s)$ 。

(4) 同步骤(3),定位特殊字符的后续字符,并可删除这几个字符之外的其他虚假字符。至此,完成字符分割。

2.3 基于 CNN 的车牌字符识别

对车牌字符识别采用 LeNet-5 网络。LeNet-5 网络^[18] 是一种简单但经典的卷积神经网络(CNN)模型,主要用于手写数字识别,网络结构由 7 层组成,每层包含训练参数,7 层主要包含卷积层、池化层、全连接层 3 种连接方式。

由于 LeNet-5 网络输出类别数目为 10,而中国车牌包括 10 个数字之外,还包括 24 个英文大写字母(字母 I 和 O 除外),31 个省市简称的汉字(不包括港澳台)。因此需要对 LeNet-5 进行改进,具体如下:

(1) 改进输出层。车牌的字符数一共 65 个,但考虑汉字与数字或字母有较大出入,因此设计两个分类

器,一个用于汉字分类,则改进输出层的单元数为31个;另一个用于数字和字母分类,则改进输出层的单元数为34个。

(2)调整特征平面数。由于模型的识别数量修改为31和34,比原来模型的输出类别大,而且有较为复杂的汉字识别,为了更全面地提取图像特征,需要调整一些层的特征平面的数量。因此,将C1层和S2层的特征平面的数量由6个增加到24个,将C3和S4层的特征平面的数量由16个增加到52个,将C5层的特征平面的数量由120个增加到480个。调整各层参数,将对输出的结果产生影响。

3 系统测试与分析

设计的车牌识别系统的实现平台为Windows 10, Visual C++和OpenCV3,界面采用QT设计,字符训练和识别部分采用Tensorflow+Python3.6。为了验证系统的有效性,首先从网络上收集了大量车牌,制作了车牌字符数据集,数量约为16 000个,并归一化为32×32大小。同时,收集了大量真实车牌用于测试。设计实验如下:

(1)正常条件下的单幅车牌图像识别实验,目的在于测试系统对车牌字符识别的准确性。部分测试结果如图3(a)~3(d)所示。测试了多个城市的车牌图像共172个,正确率100%,其主要原因有:一是采集的车牌图像分辨率较高,且角度、距离以及图像光线等都比较理想;二是测试图像并未全部覆盖全国各个省份,测试样本量不够大。



(a)光线正常



(b)合适角度范围内



(c)合适距离范围内



(d)黄色车牌

图3 正常条件下的单幅车牌图像识别实验结果

(2)恶劣条件下的单幅车牌图像识别实验,目的在于测试系统在恶劣条件下的性能。文中测试的恶劣条件主要包括:大角度成像、雨天成像、夜晚成像、雾天成像等,测试结果如图4(a)~4(d)所示。一共测试了21个恶劣条件下的图像,识别错误为2个,正确率为90.5%。由此表明,该系统在恶劣条件下依然能够准确定位车牌,并具有较好的识别率。



(a)大角度成像



(b)雨天成像



(c)夜晚成像



(d)雾天成像

图4 恶劣条件下的单幅车牌图像识别实验结果

(3)单幅车牌图像识别速率实验,目的在于测试系统的识别效率。选取单幅车牌图像共100个,分为

三组多批次进行测试,统计识别速率的结果如表1所示。

表1 单幅车牌图像识别速率实验结果

	图像数量/个	识别速率(平均值)/ms
第一组	20	188.04
第二组	30	141.01
第三组	50	162.48

由表1可知,车牌识别速率较快,系统具有较好的效率,能满足系统实用性的目的。选取的车牌图像分辨率较高,数据量则较大,因此系统的初始化处理以及识别过程中的相关处理所花时间较多。如果还需要提高系统的识别效率,可以适当降低车牌图像的分辨率。

4 结束语

以车牌识别的实用性为目的,设计了一种鲁棒的车牌识别系统,在各种环境干扰的情况下也具有较好效果,识别率高于90%。提出了一种有效的车牌定位方法,并采用SVM进行车牌检测,提高了车牌检测的准确率;提出了一种车牌字符分割策略,并针对车牌字符识别的需求改进了LeNet-5深度网络模型,提高了字符识别的准确率。但该系统在新能源车牌、双行分布的车牌、军警车牌等特殊车牌识别上仍需进一步完善。

参考文献:

- [1] 赵莉,白猛猛,雷松泽,等.深度学习在车牌定位中的研究[J].计算机应用研究,2018,35(10):3142-3146.
- [2] 施隆照,强书连.基于组合支持向量机的车牌字符识别[J].计算机工程与设计,2017,38(6):1619-1623.
- [3] FENG F, WANG L. Approach for license plate location using texture direction and edge feature [C]//The 10th Chinese conference on image and graphics technologies. Beijing: Springer,2015:80-86.
- [4] YANG Y, GAO X, YANG G. Study the method of vehicle license locating based on color segmentation [J]. Procedia

- Engineering,2011,15:1324-1329.
- [5] MATAS J, CHUM O, URBAN M, et al. Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions [J]. Image and Vision Computing,2004,22(10):761-767.
- [6] 肖意.基于最大稳定极值区域的车牌识别系统研究[D].武汉:华中科技大学,2015.
- [7] CORTES C, VAPNIK V N. Support vector networks [J]. Machine Learning,1995,20(3):273-297.
- [8] 侯向宁,刘华春.基于MSER和SVM以及强种子区域生长的车牌定位[J].西安工程大学学报,2019,33(2):180-185.
- [9] 李祥鹏,闵卫东,韩清,等.基于深度学习的车牌定位和识别方法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2019,31(6):979-987.
- [10] 迟晓君,孟庆春.基于投影特征值的车牌字符分割算法[J].计算机应用研究,2006,23(7):256-257.
- [11] 王晶.基于神经网络的车牌识别技术研究[D].杭州:杭州电子科技大学,2017.
- [12] 陈寅鹏,丁晓青.复杂车辆图像中的车牌定位与字符分割方法[J].红外与激光工程,2004,33(1):29-33.
- [13] BJÖRKLUND T, FIANDROTTI A, ANNARUMMA M, et al. Robust license plate recognition using neural networks trained on synthetic images [J]. Pattern Recognition,2019,93(1):134-146.
- [14] CHENG Chaowei, MEI Liye, ZHANG Junhua. License plate recognition via deep convolutional neural network [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science,2018,189(5):062030.
- [15] 钟伟钊,杜志发,徐小红,等.基于字符边缘点提取的车牌定位方法[J].计算机工程与设计,2017,38(3):795-800.
- [16] 赵伟,鞠美玉,邓艳.复杂环境下的车牌定位方法[J].计算机工程与设计,2016,37(4):982-987.
- [17] 覃晓,元昌安,邓育林,等.一种改进的Ostu图像分割法[J].山西大学学报:自然科学版,2013,36(4):530-534.
- [18] LECUN Y L, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the IEEE,1998,86(11):2278-2324.