

基于卷积神经网络的模糊车牌自动识别

doi:10.3969/j.issn.1674-7100.2017.05.006

汤雪峰 周平

浙江理工大学
信息学院
浙江 杭州 310018

摘要: 目前,清晰的车牌识别算法已经成熟,但是对于人眼不能识别的模糊车牌,传统车牌识别算法的识别率较低或者根本无法识别。鉴于此,提出了一种基于卷积神经网络的车牌字符识别算法。制作了含9 720幅模糊字符样本集,用8 748幅样本对卷积神经网络进行训练,测试样本时,先对模糊车牌字符进行盲分割等预处理,再调用训练好的卷积神经网络对盲分割后的字符进行识别。实验结果表明:该算法对训练集的准确识别率约为99.17%,对测试集的准确识别率约为93.32%,这说明该算法对模糊车牌的识别具有鲁棒性,能应用于各种场景。

关键词: 卷积神经网络;模糊车牌;盲分割

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A

文章编号: 1674-7100(2017)05-0035-07

0 引言

随着汽车产业的高速发展,汽车成为了一种大众交通工具。汽车在方便人们出行的同时,也带来了一些问题,如交通拥堵、交通事故增多等。据公安部交通管理局统计,近几年交通肇事逃逸案件呈上升趋势。交通肇事逃逸案件多发生在阴雨天、雾天和雪天,发生的时间多在夜间,且肇事车辆的车速较快,导致监控拍摄的图像不清晰,无法正确识别肇事车辆的车牌,这增加了公安机关侦破案件的难度,也对车牌识别技术提出了更高的要求。

国外学者对车牌识别技术进行了大量研究。Cui Y. T. 等人^[1]改进了二值化算法,并利用马尔科夫场提取车牌特征,该算法的识别率较高。R. Mullot 等人^[2]利用图像中文字纹理的共性特点来定位车牌,并开发了既可用于车牌识别,也可用于集装箱识别的系统。R. Parisi 等人^[3]提出了利用BP(back propagation)神

经网络技术与非传统的离散傅里叶(discrete fourier transform, DFT)技术来改进字符识别的算法,并以数字信号处理(digital signal processing, DSP)为核心,开发了一套车牌识别系统,该系统的识别效果较好。Lee E. R. 等人^[4]提出了一种新的车牌定位算法,即利用图像的颜色分量来定位车牌,样本测试实验结果表明,该算法的识别率远高于传统的车牌定位算法。T. Sirithinaphong 等人^[5]开发了一套车牌识别系统,该系统的全天识别率为84.2%。Soh. Y. S. 改进了车牌定位算法,该算法的识别率达99.2%。

国内学者对车牌识别技术也进行了大量研究。康建新^[6]提出了采用BP神经网络算法进行车牌识别,但在车牌倾斜等畸变情况下,算法识别率不高。陈学宝^[7]提出了采用支持向量机(support vector machines, SVM)算法来识别车牌,但该算法的识别率仅为94.7%。关学忠等人^[8]应用改进的BP神经网络

收稿日期:2017-06-11

作者简介:汤雪峰(1988-),男,安徽阜阳人,浙江理工大学硕士生,主要研究方向为智能信息处理,
E-mail: 584870606@qq.com

通信作者:周平(1960-),男,浙江杭州人,浙江理工大学教授,主要从事计算机视觉,智能识别,视觉检测方面的教学与研究, E-mail: zp@zstu.edu.cn

络算法来识别字符, 由于BP网络自身的缺陷, 导致该算法的识别率不高。方承志等人^[9]提出了基于LS-SVM的车牌识别算法, 该算法提高了车牌字符的识别速度。Fei Jiyou等人^[10]提出了一种基于先验知识的车牌字符分割新方法, 但该算法对车牌的清晰度(见图1a)有严格要求。张婷^[11]提出了复杂背景下的车牌识别算法, 先对车牌字符进行分割, 再利用改进的中心点像素加权模版匹配和BP神经网络相结合的算法来识别字符, 但该算法不能识别模糊车牌。

上述车牌识别算法只能应用于简单的场景, 如停车场、交通卡口等^[12]。在比较复杂的交通环境和恶劣天气下, 监控拍摄的图像质量较低(见图1b)时, 这些算法不能有效识别车牌。鉴于此, 本文提出了一种基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的车牌字符识别算法, 构建了模糊车牌样本集, 用训练集训练卷积神经网络, 对测试集进行盲分割等预处理后, 再用卷积神经网络进行识别, 以期能为车牌识别提供理论参考。



图1 监控拍摄的2种车牌图像
Fig. 1 Comparison of the plate numbers studied in this paper

1 建立模糊车牌样本集

训练卷积神经网络需要大量的模糊车牌样本, 但是目前还没有标准的模糊车牌样本集。为了解决上述问题, 本文利用退化模型, 建立了模糊车牌样本集。引起车牌图像模糊的原因主要有: 1) 由拍摄条件或目标区域的不同深度引起镜头散焦, 称为“散焦模糊”; 2) 由摄像机与目标对象的相对运动而导致目标对象模糊, 称为“运动模糊”; 3) 由于存储容量、传输速度的限制, 通常会将视频进行压缩处理, 以减少数据量, 但这样会丢失很多图像细节信息, 导致目标对象模糊。

输入的原始图像表示为 $f(x, y)$, 输出的退化图像表示为 $g(x, y)$ 。一般来说, 原始图像和退化图像是线性关系且对应像素点的位置不变。退化模型为

$$g(x, y) = f(x, y)h(x, y), \quad (1)$$

式中 $h(x, y)$ 为点扩散函数。

引入加性噪声, 得到如下公式:

$$g(x, y) = f(x, y)h(x, y) + n(x, y), \quad (2)$$

式中 $n(x, y)$ 为加性噪声。

本文建立的模糊车牌样本集共有9 720幅图。图2为模糊车牌样本集中数字、字母、汉字示意图。

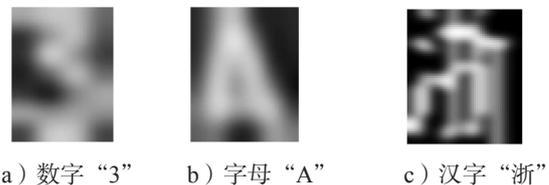


图2 模糊车牌样本集
Fig. 2 Generation of characters set

2 算法介绍

2.1 算法流程

本文提出的基于CNN的车牌字符识别算法由2部分构成。1) 输入模糊字符样本训练CNN模型; 2) 将待识别的车牌图像进行预处理, 再输入训练好的CNN模型中进行识别。算法具体流程如图3所示。

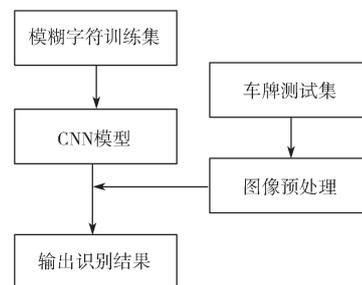


图3 基于CNN的车牌字符识别算法流程图

Fig. 3 Flow chart of license plate character recognition based on CNN

2.2 图像预处理

虽然车牌字符的轮廓清晰, 但细节模糊, 因此, 需先将车牌图像做预处理, 如盲分割、去噪、灰度化、归一化等。下面对本文提出的盲分割法进行详细介绍。

传统的字符分割方法有模板匹配法^[13]、水平投影法^[14]、聚类分析法^[15]等。由于模糊车牌的纹理特征不明显, 传统的车牌字符分割方法的分割效果不好。因此, 本文不考虑车牌字符的纹理特征, 而是根

据我国公共安全行业标准 GA 36—2007《中华人民共和国机动车号牌》中字符位置和每个字符所占的比例, 对车牌进行分割。各字符所占比例分别是: 第一个字符即汉字为 15.7%, 第二个字符为 12.9%, 点为 5.6%, 第三个字符为 11.6%, 第四个字符为 14.3%, 第五个字符为 12.9%, 第六个字符为 12.9%, 第七个字符为 14.3%。盲分割法的车牌分割效果如图 4 所示。

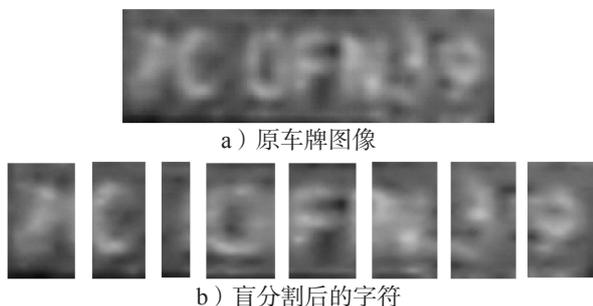


图 4 车牌字符分割效果

Fig. 4 License plate character segmentation effect

2.3 卷积神经网络

卷积神经网络是一个多层前馈网络, 每一层由多个卷积特征图组成, 每一个特征图又是由多个神经元组成^[16]。网络输入为一个二维矩阵, 经过卷积核的作用传递到网络中间层的卷积层 (C 层) 和下采样层 (S 层), 且卷积层与下采样层是交替出现的, 输出层为全连接方式的前馈网络, 输出层的维数由分类任务中的类别数决定^[17]。卷积神经网络通过结构上的局部相连、权值共享、下采样等, 不仅可以很好地控制整个网络的规模, 而且可以实现网络对识别图像在位移、缩放和扭曲等形变的鲁棒性^[18]。传统 CNN 卷积神经网络是一个 5 层的神经网络。为了提高相似字符的识别率, 本文在传统的 5 层 CNN 网络中增加了一个卷积层 C3 和一个下采样层 S3, 形成了 7 层 CNN 卷积神经网络结构, 如图 5 所示。本文识别的对象共有 65 类。

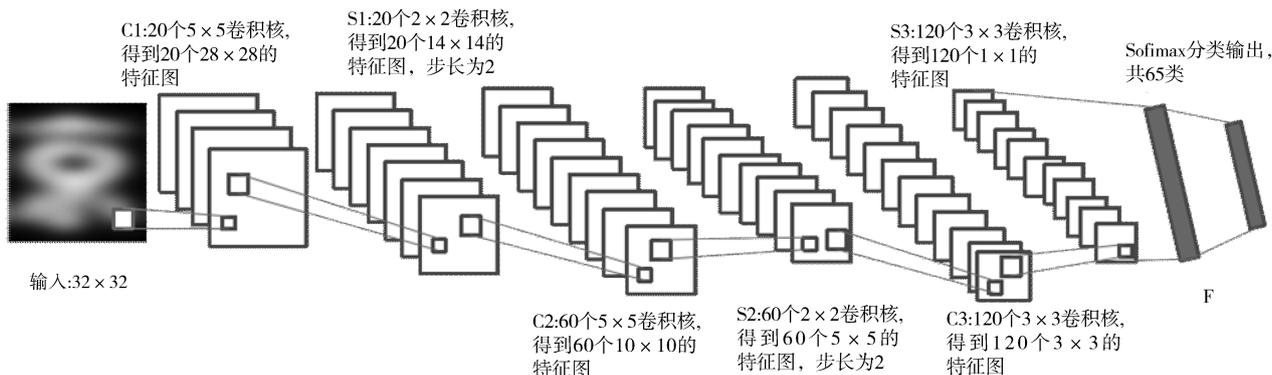


图 5 CNN 网络结构图

Fig. 5 CNN network structure diagram

选择校正线性单元 (rectified linear units, ReLU) 作为激活函数, 即

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0; \\ x, & x > 0. \end{cases} \quad (3)$$

可知, ReLU 函数为分段线性函数。将负值变为 0,

而正值不变, 这种操作被称为单侧抑制。ReLU 是目前主流的激活函数。和其他的激活函数相比, ReLU 不用预训练, 具有运行速度快、算法精度高等特点^[19]。卷积步长采用步长 1 和步长 2 的形式 (见图 6), 能在网络规模不变的情况下减少网络参数。

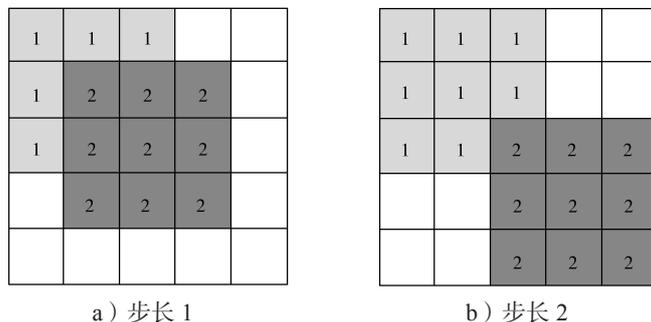


图 6 卷积步长图

Fig. 6 Convolution step

如果多分类问题共有 k 个类别，当类别相互排斥时，需选择 Softmax 回归；当类别不相互排斥时，可选择 k 个 Logistic 回归^[20]。由于车牌字符是相互排斥的，即一张字符图像不能同时属于 2 个字符，所以本文采取 Softmax 回归。Softmax 回归数学表达式为

$$y_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{i=0}^{C-1} e^{x_i}}, \quad (4)$$

式中： x_i 为第 i 类神经元的一维输入列向量； C 为总分类数； y_i 为第 i 类神经元的一维输出列向量。

卷积神经网络的算法流程如图 7 所示。

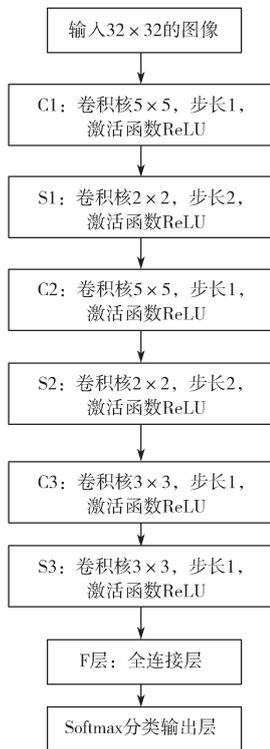


图 7 卷积神经网络的算法流程

Fig. 7 Algorithm flow of convolution neural network

由图 7 可知：

1) 先输入一幅 32×32 的图像，与卷积层 C1 的 20 个 5×5 的卷积核进行卷积，卷积步长为 1，得到 20 个 28×28 的特征图。

2) 下采样层 S1 由 20 个 14×14 的特征平面组成，特征平面的每个神经元与 2×2 的卷积核相连接，卷积步长为 2。将输入的 4 个神经元相加求和，并乘以可训练权重参数 w 和可训练偏置 b ，再通过激活函数 ReLU，以完成下采样操作。

3) 经卷积层 C2 的 60 个 5×5 的卷积核，卷积步长为 1，得到 60 个 10×10 的特征图。

4) 下采样层 S2 由 60 个 5×5 的特征平面组成，特征平面的每个神经元与 2×2 的卷积核相连接，卷积步长为 2。采样操作过程同步步骤 2。

5) 经卷积层 C3 的 120 个 3×3 的卷积核，卷积步长为 1，得到 120 个 3×3 的特征图。

6) 下采样层 S3 与上文采样操作过程一样，卷积核为 3×3 ，得到 120 个 1×1 的特征图。

7) F 层为全连接层。先将 S3 层 120 个特征图转换为 120×1 的向量，即 120 个神经元，再将此向量与全连接层的参数转换，得到 65×1 的向量。

8) Softmax 分类输出层。Softmax 层的输入是 65×1 的向量，输出也是 65×1 的向量，该向量的每个数值表示样本属于每个类的概率。

该网络使用 ReLU 激活函数，以提高网络收敛速度；采用 2 种卷积步长，以在网络规模不变的情况下减少网络参数。

3 实验结果与分析

3.1 实验步骤

实验的具体步骤如下：

步骤 1，将模糊车牌样本集中的 9 720 幅图像平均分成 10 份，其中 9 份作为训练集，1 份作为测试集。

步骤 2，用训练集训练 CNN 模型。

步骤 3，将测试集进行盲分割、去燥、灰度化、归一化等一系列预处理。

步骤 4，将预处理后的测试集输入 CNN 模型进行识别，获取算法识别率。

3.2 训练 CNN

CNN 的参数设置如下：epoch 为 400，每个 epoch 需要迭代 108 次，总迭代次数为 43 200；学习率为 1；每次迭代学习 90 幅图像。

图 8 所示为 CNN 的训练结果图。

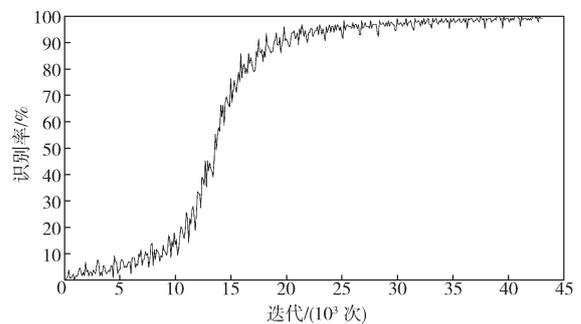


图 8 网络训练识别率走势图

Fig. 8 Network training recognition accuracy trend map

由图 8 可知: 随着迭代次数的增加, CNN 的识别率也不断提高; 当迭代次数大于 10 000 次时, CNN 的识别率大幅提高; 当迭代次数大于 20 000 次时, CNN 的识别率超过了 90%。用 8 748 幅图像训练 CNN, 能准确识别的图像有 8 675 幅, 识别率约为 99.17%。

3.3 识别测试集

图 9 所示为监控拍摄的一幅模糊车牌图像的识别

结果。图中的车牌号码是“沪 AA0695”。从识别结果可以看出, 除字母“C”识别有误外, 其它字符均识别正确。可知, 本文算法识别模糊图像的鲁棒性较好。

为验证本文算法的有效性, 对测试集的 972 幅图像进行识别, 识别结果如图 10 所示。由图可知, 本算法对训练集的识别率约为 99.17%; 对测试集的识别率约为 93.32%。

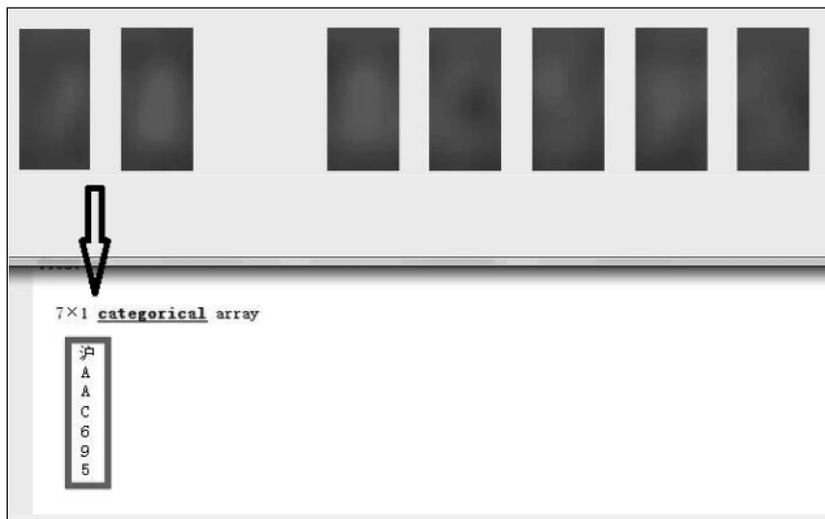


图 9 车牌识别结果

Fig. 9 Recognition results

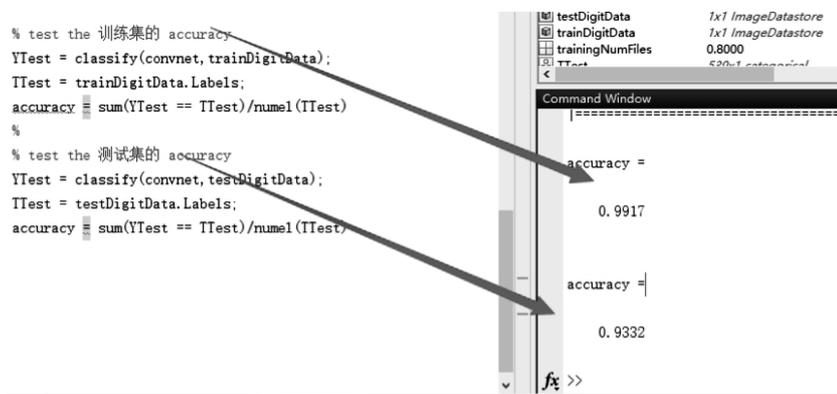


图 10 训练集和测试集的识别率

Fig. 10 Recognition accuracy of training set and test set

3.4 算法比较

本文将 SVM、深度信念网络 (deep belief network, DBN)、BP 神经网络与本文算法进行比较。利用训练集的 8 748 幅图像对上述 4 种算法进行训练, 再识别模糊车牌测试集的 972 幅图像和清晰车牌测试集的 972 幅图像, 识别结果如表 1

所示。

从表 1 可以看出: 本文算法识别清晰车牌图像的识别率和其他 3 种算法相差不大, 但是在识别模糊车牌方面的优势较明显, 识别率约为 93.32%; 如果图像过于模糊、特征较少, 本文算法的识别效果也不太理想。

表 1 4 种识别方法的对比
Table 1 Recognition rate comparison of several methods %

算法	模糊车牌训练集	模糊车牌测试集	清晰车牌测试集
SVM	83.50	78.60	98.40
DBN	88.40	82.50	99.30
BP 神经网络	85.90	80.30	98.90
本文算法	99.17	93.32	99.40

4 结语

针对模糊车牌识别问题, 本文提出了基于 CNN 模型的识别算法。该算法的识别率较高, 对模糊车牌测试集的识别率约为 93.32%, 对清晰车牌测试集的识别率约为 99.40%。这主要得益于 2 个方面: 1) 对车牌图像进行预处理; 2) CNN 具有良好的特征提取能力。如果能收集足够多的实际模糊车牌图像, 或者考虑更多的退化因素, 使模拟图像更接近于真实图像, 再利用这些图像对本文算法进行训练, 网络的性能会更好, 算法的识别率会更高。

参考文献:

[1] CUI Y T, HUANG Q. Character Extraction of License Plates from Video[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington: IEEE, 1997: 502.

[2] MULLOT R, OLIVIER C, BOURDON J L, et al. Automatic Extraction Methods of Container Identity Number and Registration Plates of Cars[C]//International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation. Kobe: IEEE, 1991(3): 1739-1744.

[3] PARISI R, CLAUDIO E D D, LUCARELLI G, et al. Car Plate Recognition by Neural Networks and Image Processing[C]//IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Monterey: IEEE, 2002(3): 195-198.

[4] LEE E R, KIM P K, HANG J K. Automatic Recognition of a Car License Plate Using Color Image Processing[C]//International Conference on Image Processing. Austin: IEEE, 1994(2): 301-305.

[5] SIRITHINAPHONG T, CHAMNONGTHAI K. Extraction of Car License Plate Using Motor Vehicle Regulation and Character Pattern Recognition[C]//The 1998 IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems. Chiangmai: IEEE, 1998: 559-562.

[6] 康建新. 基于图像的车牌识别系统的设计和实现 [D]. 吉林: 吉林大学, 2014.

KANG Jianxin. Research and Implementation of License Plate Recognition System Based on Image[D]. Jilin: Jilin University, 2014.

[7] 陈学宝. 车牌字符识别算法的研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2013.

CHEN Xuebao. Research on the Algorithm of License Plate Character Recognition[D]. Chongqing: Chongqing University, 2013.

[8] 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.

GUAN Xuezhong, ZHANG Lu. License Plate Recognition Based on Improved BP Neural Network[J]. Techniques of Automation and Applications, 2015, 34(7): 66-68.

[9] 方承志, 周品, 付世清. 基于小波核 LS-SVM 的车牌字符识别算法研究 [J]. 计算机技术与发展, 2015(3): 86-90.

FANG Chengzhi, ZHOU Pin, FU Shiqing. Research on Plate Character Recognition Based on Wavelet Kernel LS-SVM[J]. Computer Technology and Development, 2015(3): 86-90.

[10] FEI Jiyu, XIE Jin, LI Hua, et al. Adaptive License Plate Correction and Extraction Based on Character Feature Constraint[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(3): 632-639.

[11] 张婷. 复杂背景下车牌识别系统的研究与实现 [D]. 重庆: 重庆大学, 2016.

ZHANG Ting. The Research and Implementation of License Plate Recognition System Under Complex Background[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.

[12] 冯宇. 低质量车牌汉字字符识别技术研究 [D]. 大连: 辽宁师范大学, 2011.

FENG Yu. Research on Chinese Character Recognition of Low Quality License Plat[D]. Dalian: Liaoning Normal University, 2011.

[13] 李松柏. 复杂场景下车牌识别方法研究 [D]. 北京: 中国科学院大学, 2016.

LI Songbai. Research on License Plate Recognition in Complex Scenes[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2016.

[14] HOU Yongshun, QIN Xunhui, ZHOU Xiangdong, et al. License Plate Character Segmentation Based on Stroke Width Transform[C]//2015 8th International Congress on Image and Signal Processing (CISP). Shenyang: IEEE, 2015: 954-958.

[15] 何水旺. 小区车牌识别与车辆信息管理系统的设计与实现 [D]. 兰州: 西北师范大学, 2016.

- HE Shuiwang. Design and Implementation of the Cell Vehicle License Plate Recognition and Vehicle Information Management System[D]. Lanzhou: Northwest Normal University, 2016.
- [16] 李珊珊, 李一民, 郭真真. 基于神经网络的分阶车牌字符识别算法研究 [J]. 工业仪表与自动化装置, 2016, 46(2): 7-10.
- LI Shanshan, LI Yimin, GUO Zhenzhen. Research on a Phased License Plate Character Recognition Algorithm Based on Neural Network[J]. Industrial Instrumentation & Automation, 2016, 46(2): 7-10.
- [17] OU Xianfeng, XIANG Canqun, ZHAN Xiyang, et al. License Plate Digital Character Recognition Based on Convolution Neural Network[J]. Journal of Chengdu Technological University, 2016, 19(4): 26-30, 39.
- [18] 董峻妃, 郑伯川, 杨泽静. 基于卷积神经网络的车牌字符识别 [J]. 计算机应用, 2017, 37(7): 2014-2018.
- DONG Junfei, ZHENG Bochuan, YANG Zejing. Character Recognition of License Plate Based on Convolution Neural Network[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(7): 2014-2018.
- [19] JEONG Yuniu, ANSARI Israfil, SHIM Jae Chang, et al. A Car Plate Area Detection System Using Deep Convolution Neural Network[J]. Journal of Korea Multimedia Society, 2017, 20(8): 1166-1174.
- [20] BULAN Orhan, KOZITSKY Vladimir, RAMESH Palghat, et al. Segmentation-and Annotation-Free License Plate Recognition with Deep Localization and Failure Identification[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(9): 2351-2363.

Automatic Fuzzy License Plate Recognition Based on CNN

TANG Xuefeng, ZHOU Ping

(School of Information Science and Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: The clear license plate recognition algorithm has already become a mature technology, but in terms of fuzzy license plate unable to be identified by human eyes, the recognition rate of traditional license plate recognition algorithm is still low or could not be identified at all. In view of this, a kind of license plate character recognition algorithm based on convolution neural network was proposed. 9 720 fuzzy character training samples were made, and 8 748 images were trained for convolutional neural network. The blind segmentation of fuzzy license plate characters was realized, and a trained convoluted neural network was used to recognize the characters after blind segmentation. The experimental results showed that the recognition rate of the algorithm reached about 99.17% for the training set, and the recognition rate of the test set to be about 93.32%, indicating that the algorithm was robust for fuzzy license plate recognition and could be applied to various scenes.

Keywords: convolution neural network; fuzzy license plate; blind segmentation