

基于改进图像增强及CNN的复杂环境车牌识别算法

杨秀璋, 武帅, 任天舒, 廖文婧, 项美玉, 于小民, 刘建义, 陈登建

引用本文

杨秀璋, 武帅, 任天舒, 廖文婧, 项美玉, 于小民, 刘建义, 陈登建. [基于改进图像增强及CNN的复杂环境车牌识别算法](#)[J]. 计算机科学, 2024, 51(6A): 220200162-7.

YANG Xiuzhang, WU Shuai, REN Tianshu, LIAO Wenjing, XIANG Meiyu, YU Xiaomin, LIU Jianyi, CHEN Dengjian. [Complex Environment License Plate Recognition Algorithm Based on Improved Image Enhancement and CNN](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(6A): 220200162-7.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[面向产线AI质检的少样本评测方法研究和验证](#)

Study and Verification on Few-shot Evaluation Methods for AI-based Quality Inspection in Production Lines

计算机科学, 2024, 51(6A): 230700086-8. <https://doi.org/10.11896/jsjx.230700086>

[基于BERT和CNN的药物不良反应个案报道文献分类方法](#)

Literature Classification of Individual Reports of Adverse Drug Reactions Based on BERT and CNN

计算机科学, 2024, 51(6A): 230400049-6. <https://doi.org/10.11896/jsjx.230400049>

[DUWe:动态未知词嵌入方法在Web异常检测中的应用](#)

DUWe:Dynamic Unknown Word Embedding Approach for Web Anomaly Detection

计算机科学, 2024, 51(6A): 230300191-5. <https://doi.org/10.11896/jsjx.230300191>

[WiCare:一种非接触式的老人如厕跌倒监测模型](#)

WiCare:Non-contact Fall Monitoring Model for Elderly in Toilet

计算机科学, 2024, 51(6A): 230700044-8. <https://doi.org/10.11896/jsjx.230700044>

[深度学习驱动下IaaS云运维异常检测算法的研究进展](#)

Research Progress of Anomaly Detection in IaaS Cloud Operation Driven by Deep Learning

计算机科学, 2024, 51(6A): 230400016-8. <https://doi.org/10.11896/jsjx.230400016>

基于改进图像增强及 CNN 的复杂环境车牌识别算法

杨秀璋¹ 武帅¹ 任天舒¹ 廖文婧¹ 项美玉² 于小民³ 刘建义¹ 陈登建¹

¹ 贵州财经大学信息学院 贵阳 550025

² 贵州财经大学大数据应用与经济学院(贵阳大数据金融学院) 贵阳 550025

³ 贵州财经大学贵州省经济系统仿真重点实验室 贵阳 550025

(1455136241@qq.com)

摘要 传统图像识别和深度学习模型较难检测复杂环境下的车牌,其场景适用性和精确率较低,从而严重威胁交通安全,影响智慧交通发展。基于此,文中提出了一种基于改进图像增强及 CNN 的复杂环境车牌识别算法。首先,结合目标图像的平均灰度值,利用 ACE 算法和暗通道先验去雾算法对复杂环境下的车牌数据集进行图像增强;然后提出了一种融合色彩关键特征和波峰关键特征的车牌区域定位算法,通过 8 个核心步骤有效定位复杂环境下车牌的区域;最后构建五层卷积神经网络的模型,以实现车牌字符识别。实验结果表明,所提算法能有效识别复杂环境下行驶车辆的车牌,该算法在复杂环境车牌区域定位的精确率为 86.04%,召回率为 82.60%, F_1 值为 84.29%,其 F_1 值比传统图像处理算法提升了 47.29%,比 SSD 算法提升了 24.73%,比 YOLO 算法提升了 26.37%,比 YOLOv3 提升了 17.15%。同时,所提方法的时间复杂度较低,属于一种轻量级的车牌识别方法,能消除噪声并实现车牌字符识别,具有一定的应用前景和实用价值,也将为智慧交通的研究提供理论基础。

关键词: 车牌识别;图像增强;深度学习;复杂环境;智慧交通

中图法分类号 TP391

Complex Environment License Plate Recognition Algorithm Based on Improved Image Enhancement and CNN

YANG Xiuzhang¹, WU Shuai¹, REN Tianshu¹, LIAO Wenjing¹, XIANG Meiyu², YU Xiaomin³, LIU Jianyi¹ and CHEN Dengjian¹

¹ School of Information, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang 550025, China

² Guiyang School of Big Data and Finance, School of Big Data Application and Economics, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang 550025, China

³ Guizhou Key Laboratory of Economics System Simulation, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang 550025, China

Abstract Traditional image recognition and deep learning models are difficult to detect license plates in complex environments. Their scene applicability and accuracy are low, which seriously threatens traffic safety and affects the development of intelligent transportation. This paper proposes a complex environment license plate recognition algorithm based on improved image enhancement and CNN. First, after calculating the average gray value of the target image, we use the ACE algorithm and the dark channel prior dehazing algorithm to perform image enhancement on the license plate dataset in complex environments. Then, a license plate area localization algorithm that combines the key features of color and the peak is proposed, effectively locating the license plate area by eight-core steps in a complex environment. Finally, a five-layer convolutional neural network model is constructed to recognize the license plate character. Experimental results show that the proposed algorithm can effectively identify the license plates of vehicles in complex environments. The precision of the algorithm's license plate area location in complex environments is 86.04%, the recall is 82.60%, and the F_1 -score is 84.29%. Among them, the F_1 -score of the proposed algorithm is 47.29% higher than the traditional image processing algorithm, 24.73% higher than the SSD algorithm, 26.37% higher than the YOLO algorithm and 17.15% higher than the YOLOv3 algorithm. At the same time, the time complexity of the proposed method is low, and it belongs to a lightweight license plate recognition method. Also, it can eliminate noise and realize license plate character recognition. Therefore, it has specific application prospects and practical value and provides a theoretical basis for intelligent transportation research.

Keywords License plate recognition, Image enhancement, Deep learning, Complex environment, Intelligent transportation

基金项目:贵州省科技计划项目(黔科合基础[2020]1Y279);贵州财经大学 2021 年度校级项目(2021KYQN03)

This work was supported by the Guizhou Science and Technology Plan Project(QiankeheFoundation[2020]1Y279) and Guizhou University of Finance and Economics Scientific Research Fund Project(2021KYQN03).

通信作者:武帅(472191973@qq.com)

1 引言

随着互联网技术的快速发展,社会经济实力的不断提升,城市交通管理^[1]逐步智能化。自动车牌识别^[2]算法作为智慧交通管理的重要任务,被广泛运用于交通干道违章管理、停车场出入口缴费管理、住宅小区进出车辆管理。此外,人工智能^[3]技术的发展一定程度上拓宽了智慧交通系统的延伸。

自动车辆识别的原理为字符识别^[4],其识别过程为:首先,采用摄像机或拍摄机器对车辆和车牌进行检查,获取车牌图像信息,然后根据数字图像^[5]处理技术中的光学字符识别(Optical Character Recognition, OCR)技术^[6]对车牌进行有效识别,获得车牌识别结果。但在现实生活中,由于天气问题、光照原因、车牌腐蚀、拍摄角度、边缘字符等问题会对获取的车牌图片产生大量噪声^[7],使得部分车牌的清晰度不足,并且图像识别过程中无法有效对车牌进行定位^[8]、分隔^[9]、识别^[10]。针对复杂环境对车牌识别造成的影响^[11-13],本文提出了一种基于改进图像增强和卷积神经网络的车辆识别算法,一定程度上提升了车牌识别的准确性,具有更好的鲁棒性。

2 相关研究现状

现阶段,车牌识别技术主要分为两类:传统车牌识别方法和深度学习车牌识别方法。传统车牌识别方法主要依托于对图像特征的识别,主要包括:模板匹配^[14]、特征统计^[15]以及机器学习^[16]等。深度学习车牌识别方法主要以卷积神经网络^[17]为主,通过自主提取图像特征,来提高模型识别车牌的准确性。

2.1 传统车牌识别方法

传统车牌识别方法在进行光学字符识别时要对车牌图像进行特征提取,且需要大量标注信息的训练集数据进行训练。Fu等^[18]针对低质量车牌图像的字符识别,提出了一种基于条件随机场的车牌字符分割算法,一定程度提升了低质量图片的车牌分割效果。Xu等^[19]针对决策树算法在车辆路径链重构方面,由于增加多项特征指标,导致模型梯度消失的问题,提出了一种基于梯度提升决策树的局部丢失路径链重构算法,有效提升了模型整体的识别效果。Li等^[20]针对车联网视频采集在复杂环境下准确率较低的问题,结合移动边缘计

算算法有效提升了车牌号识别效果。

总体来说,传统车牌识别方法虽然能够通过优化模型或增加特征指标来提升识别效果,但均需要依赖于大量标注信息,人工和时间成本较大,整体过程较为复杂,且最终模型准确性不高,识别效率较低。

2.2 深度学习车牌识别方法

随着前沿学科深度学习的不断发展,车辆识别技术精度得到快速提升。Su等^[21]运用长短时记忆网络(LSTM)模型对复杂环境下的车牌进行识别,一定程度提升了识别效果。Zhang等^[22]为有效解决模糊车牌的字符识别问题,在卷积神经网络(CNN)的基础上融合循环神经网络(RNN),并加入损失函数 CTC 避免过拟合现象,整体提升了模糊车牌的字符识别准确性。Li等^[24]根据车牌颜色对 CNN 模型进行改进,提出了一种基于前景极性检测和改进卷积神经网络的车牌识别方法,一定程度提升了极端情况下的车牌识别效果。随着 YOLO 模型的提出,车牌字符识别速度逐步提升,Rao等^[25]有效利用 YOLOv3 网络模型对车牌进行有效定位,提升了识别效果。

深度学习模型能够较好解决复杂环境下的车牌识别,具有较好的识别效果。但现阶段车牌识别研究主要建立在平面角度的复杂环境,一定程度忽视了现实生活中智慧交通拍摄的图像由于相机视角倾向,而造成图片更为复杂的形变,并且复杂环境下的车牌识别效果不理想。为更好适应不同复杂环境和不同拍摄情况下的车牌检测,本文提出了一种基于改进图像增强和卷积神经网络的车牌识别方法,以提高智慧交通不同角度和复杂环境下的车牌识别的准确率和鲁棒性。

3 模型设计

针对传统方法难以对复杂环境或存在噪声的图像进行车牌定位及识别,给交通安全和人类活动造成严重威胁的问题,本文提出了一种基于改进图像增强及卷积神经网络的复杂环境车牌识别算法,该方法能有效提升模型的鲁棒性,识别复杂环境下行驶车辆的车牌,具有更好的实用性。

3.1 总体框架

本文提出了融合图像增强和基于关键特征融合的卷积神经网络车牌识别算法,模型的总体框架如图 1 所示。

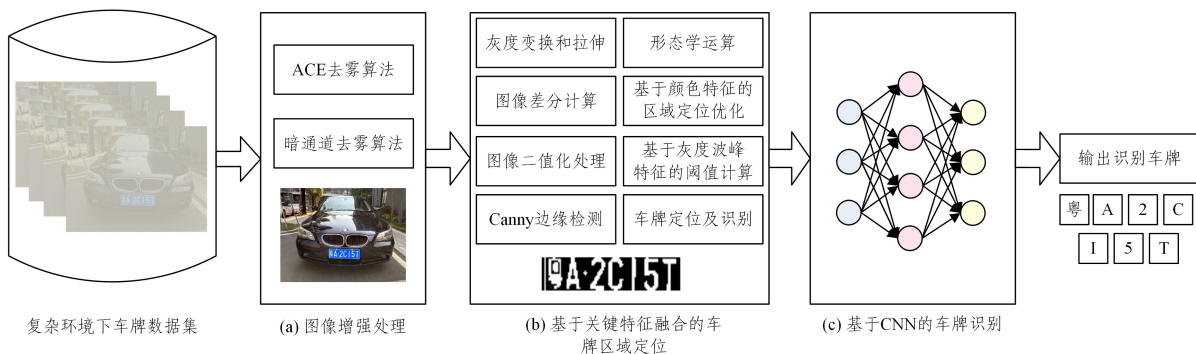


图 1 基于改进图像增强及 CNN 的复杂环境车牌识别算法的总体框架

Fig. 1 Overall framework of license plate recognition algorithm in complex environment based on improved image enhancement and CNN

具体处理流程包括 3 个核心步骤。

(1) 图像增强处理

对复杂环境下的车牌数据集进行图像增强处理,主要结合目标图像的平均灰度值进行图像去雾处理,利用 ACE 去雾

算法和暗通道去雾算法来消除图像噪声,提升图像对比度。

(2) 基于关键特征融合的车牌区域定位

本文提出了一种融合色彩关键特征和波峰关键特征的车牌区域定位算法,整个算法包括 8 个步骤,分别是灰度变化和

拉伸、图像差分计算、图像二值化处理、Canny 边缘检测、形态学运算、基于颜色特征的区域定位优化、基于灰度波峰特征的阈值计算和车牌定位及识别。

(3) 基于 CNN 的车牌识别

经过图像增强和关键特征融合改进的车牌区域定位算法处理后,构建多层卷积神经网络模型对分割后的车牌字符进行内容识别,最终输出识别的字符。

通过如图 1 所示的处理,本文算法能有效识别复杂环境下(含雾、霾、雪、雨、夜)或含有噪声的车牌图像,并为复杂环境下的车牌识别应用提供支撑。

3.2 图像增强处理

由于复杂环境受雾和噪声的影响较大,本文图像增强采用 ACE 算法和暗通道先验去雾算法来实现。

(1) ACE 算法

自动色彩均衡(Automatic Color Equalization, ACE)算法是一种模仿人类视觉系统的图像增强方法^[26],它是在 Retinex 算法基础上的优化,能有效实现色彩矫正,利用目标像素点和周围像素点的明暗程度和关系来完成色彩均衡处理。

首先,ACE 算法会实施色彩和空域调整,利用式(1)分别计算每个像素点的 $R(x)$ 值,即图像色彩和空域重构。

$$R(x) = \sum_{y \in \Omega} \frac{S_e(I(x) - I(y))}{d(x - y)}, x \in \Omega \quad (1)$$

其中, $I(x)$ 和 $I(y)$ 分别表示两个不同像素点的亮度; $S_e(t)$ 表示亮度表现函数,旨在实现局部图像的亮度差值调整,完成动态的缩放差异; $d(x - y)$ 表示两个像素点之间的欧氏距离。

接着,利用式(2)对图像进行动态拉升,从而映射到指定空间中并实现全局调整。

$$L(x) = \frac{R(x) - \min R}{\max R - \min R} \quad (2)$$

其中, $R(x)$ 为式(1)输出的结果, $\max R$ 和 $\min R$ 分别为图像 R 的最大值和最小值。最终,通过 ACE 算法有效实现了复杂环境下的图像增强,图 2(a)和图 2(b)分别为含噪声的复杂环境汽车图像和图像增强后的效果图。通过该处理,进一步表明 ACE 算法能有效降噪和去雾,增强图像的清晰度。



图 2 ACE 算法图像增强处理对比图

Fig. 2 Comparison of ACE algorithm image enhancement processing

(2) 暗通道先验去雾算法

暗通道先验(Dark Channel Prior, DCP)去雾算法是典型的去雾和降噪方法,于 2009 年被 He 等提出^[27],旨在通过大气散射模型实现图像增强。

首先,该算法引入如式(3)所示的大气散射模型。式(3)中, $I(x)$ 表示有雾或待去雾的图像, $J(x)$ 表示需要恢复的无雾图像, $t(x)$ 为透射率, A 为全球大气光照值。整个式子的 $J(x)t(x)$ 是场景直接衰减项, $A(1 - t(x))$ 是环境光项,表示大气光照值散射作用到成像设备的雾化结果。

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)) \quad (3)$$

其次,He 结合暗通道先验理论和室外无雾图像的统计分析发现,RGB 三色通道图像的非天空区域至少存在一个亮度最低的通道,该值近乎接近于 0^[28],并且无雾图像的非天空区域的暗通道近于 0, $J(x)$ 的定义如式(4)所示。

$$J^{\text{dark}}(x) \rightarrow 0 \quad (4)$$

同时,图像暗通道定义为式(5)。式(5)中, J^{dark} 表示暗通道图像; $J^c(x)$ 表示无雾彩色图像 c 通道的像素值, c 包括 RGB 三通道; $\Omega(x)$ 表示以像素 x 为中心的窗口。

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (\min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(y)) \quad (5)$$

最后,结合暗通道先验理论,通过引入透射率权重(通常为 0.95)和下限值完善,最终得到如式(6)所示的暗通道去雾算法的核心流程。

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_0)} + A \quad (6)$$

图 3 为图像暗通道先验去雾算法的效果图,该算法能结合目标图像的平均灰度值有效实现图像去雾处理。



(a) 复杂环境图像 (b) 暗通道先验去雾处理

图 3 暗通道先验去雾算法图像增强处理对比图

Fig. 3 Comparison of image enhancement processing of dark channel prior dehazing algorithm

3.3 基于关键特征融合的车牌区域定位

本文针对复杂环境的车牌识别背景,提出了一种基于关键特征融合的车牌区域定位算法,整个算法包括 8 个核心步骤,其核心贡献是融合颜色特征和灰度波峰特征来提升车牌识别的准确性。图 4 给出了该算法不同阶段的处理效果。

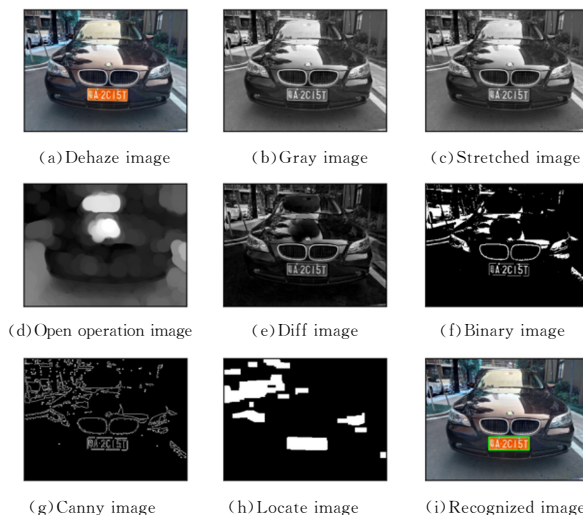


图 4 关键特征融合的车牌区域定位

Fig. 4 License plate area localization with key feature fusion

图 4(a)是经过图像增强和去雾处理的效果图;图 4(b)是灰度处理后的图像;图 4(c)是灰度拉伸图像;图 4(d)是开运算处理后的图像;图 4(e)是差分计算的效果图;图 4(f)是二值化处理效果图,分成了黑白两色;图 4(g)给出了通过 Canny 算法提取边缘线条;图 4(h)是基于关键特征融合的车牌区域

定位效果图;图 4(i)是最终定位的车牌效果图。

(1) 开运算

开运算是图像形态学处理的一种经典运算,它首先通过图像腐蚀去除噪声,再利用图像膨胀将压缩的图像进行扩展,从而尽可能地保留原图像细节并消除噪声。开运算如式(7)所示:

$$A \circ B = (A - B) \oplus B \quad (7)$$

其中, A 表示原始图像, B 是结构元素图像,集合 A 被结构元素 B 做开运算是经过腐蚀和膨胀处理。

(2) 图像差分计算

本文算法将经过灰度拉伸和开运算处理的图像做差分计算,即将两幅图像对应的像素值相减,从而突出图像的变化部分,并削弱图像的相似部分。其中,灰度拉伸旨在改善图像的对比图,其计算如式(8)所示:

$$I(x, y) = \frac{I(x, y) - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}} (MAX - MIN) + MIN \quad (8)$$

其中, $I(x, y)$ 表示像素点的灰度, I_{\max} 和 I_{\min} 分别表示原始图像灰度的最大值和最小值, MAX 和 MIN 表示需要拉伸到的灰度空间的灰度最小值和最大值。经过图像差分处理,我们得到了如图 5 所示的效果图。

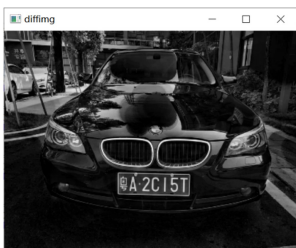


图 5 图像差分计算效果图

Fig. 5 Image difference calculation

(3) 图像二值化处理

图像二值化处理是将图像转换为两类颜色,通常为黑白,从而提取图像中的目标。其计算如式(9)所示,当像素点的灰度小于阈值 T 时,其像素设置为 0(黑色),反之设置为 255(白色)。

$$Gray(i, j) = \begin{cases} 255, & Gray(i, j) \geq T \\ 0, & Gray(i, j) < T \end{cases} \quad (9)$$

由于我国的车牌具有特定的颜色和大小,因此采用二值化处理能更清晰地突出车牌轮廓。

(4) Canny 边缘检测

Canny 边缘检测算法是 1986 年 Canny 发明的一种提取图像边缘轮廓的方法,基于此他创立了边缘检测计算理论(Computational Theory of Edge Detection)。Canny 算法旨在寻找一个最优的边缘检测的解,并寻找图像中灰度强度变化最大的区域。

整个算法分为 5 个核心步骤:

第一步 使用高斯平滑去除噪声。

第二步 按照 Sobel 滤波器计算梯度幅值和方向,寻找图像的强度梯度。将卷积模板作用于 x 和 y 方向,并计算各方向的梯度值,其计算式如下:

$$d_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix}, d_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$S = \sqrt{(d_x(i, j))^2 + (d_y(i, j))^2} \quad (11)$$

第三步 通过非极大值抑制过滤非边缘像素,提取每个像素点上梯度强度的极大值,从而进一步识别图像的边界。

第四步 利用双阈值识别潜在边界。

第五步 构建基于 Canny 算法的边缘检测模型来跟踪边界,最终效果如图 6 所示。

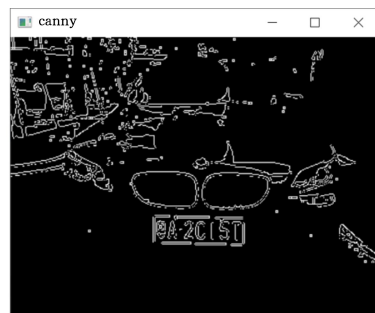


图 6 基于 Canny 算法的边缘检测

Fig. 6 Edge detection based on Canny algorithm

(5) 基于色彩特征的区域定位优化

结合我国汽车牌照的形状、字符间距和颜色信息,本文提出了一种基于色彩特征的区域定位优化算法。该算法能有效突出车牌字符颜色和背景颜色的对比度,利用 OpenCV 中的 findContours() 函数识别区域轮廓,再融合颜色特征,构建掩膜图像精准定位车牌的最佳区域。

(6) 基于灰度波峰特征的阈值计算

针对车牌图像的灰度分布呈连续“波谷-波峰-波谷”趋势,本文提出了一种基于灰度波峰特征的阈值计算方法,能够有效识别出图像的灰度直方图中的双波峰特征值,从而提取车牌区域。

经过图像增强和基于关键特征融合的车牌区域定位算法处理,能有效定位复杂环境下的汽车车牌,最后构建图像分割算法将不同的字符进行提取,如图 7 所示。



图 7 图像识别及分割后的车牌字符

Fig. 7 License plate characters after image recognition and segmentation

3.4 基于多层 CNN 的车牌识别

经过图像增强和车牌区域定位后,得到如图 7 所示的字符图像。接下来构建一种基于多层 CNN 的车牌识别算法,从而识别车牌的字符。

卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是一种典型的神经网络算法,旨在利用卷积核提取图像的局部关键特征,其核心架构包括卷积层和池化层。本文设计了一种五层卷积神经网络的车牌识别算法,整个算法的框架如图 8 所示。具体流程如下:

第一步 构建复杂环境下识别且分割的车牌图像数据集,并结合经典的数据集划分训练集和测试集(如 MNIST 手写字符数据集)。

第二步 构建多层卷积神经网络模型,5 个卷积核大小分别为 16, 32, 32, 64 和 128,并将图像标准化处理,依次经过卷积层和池化层。其中,卷积处理能有效提取不同字符图像

的局部特征,其计算式如式(12)所示:

$$h_i^d = f(\omega_d \times V_i + b_i) \quad (12)$$

其中, h_i^d 表示输出特征结果, f 表示 ReLU 激活函数, ω_d 表示大小为 d 的卷积核, V_i 表示输入特征向量, b_i 表示偏置项。池化层能降低特征维度,模型将更关注局部特征。

第三步 利用注意力(Attention)机制突出车牌字符图像的关键特征,通过 tanh 和 softmax 函数生成注意力权重,从而为图像的重要区域赋予更高的权重,并提升模型识别的准确率。

第四步 通过全连接层实现字符预测,包含数字、汉字(各省简称)和字母的识别。

综上,本文提出了一种融合图像增强和基于关键特征融合的卷积神经网络车牌识别算法,通过图像增强处理、基于关键特征融合的车牌区域定位和基于多层 CNN 的车牌识别来实现。

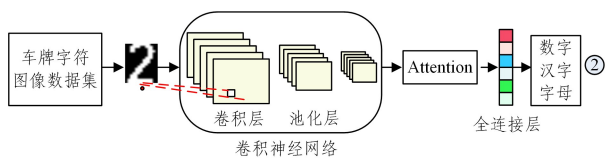


图8 基于多层 CNN 的车牌识别算法框架

Fig. 8 Overall framework of license plate recognition based on multilayer CNN

4 系统仿真实验

为验证本文算法在复杂环境下车牌识别的有效性,本文进行了详细的对比实验。本文在 Windows 10 操作系统下,利用 Python3.7 中的 Keras, TensorFlow, OpenCV, Sklearn 构建不同类型算法并进行对比分析。在硬件环境方面,本文的处理器为 Inter(R) Core i7-8700K,内存为 16GB, GPU 为 GTX 1080Ti。

4.1 数据集和评估指标

本文数据集为复杂环境下含车牌的行驶汽车图像,其复杂环境的噪声呈不同严重程度的分布,部分图像的噪声是对真实环境仿真模拟生成的,共采集 3000 张图像,数据集随机划分为训练集和测试集,分别对应 2000 张和 1000 张。整个数据集通过 Label Img 工具对车牌区域进行数据标注,并将标注信息存储至 XML 文件中,以为车牌识别提供支持。

在实验评估方面,本文采用精确率(Precision)、召回率(Recall)和 F_1 值(F_1 -score)进行评估,其计算式如下:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (13)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (14)$$

$$F_1\text{-score} = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \quad (15)$$

其中, TP 表示车牌识别结果与真实结果正确的数量, FP 表示将正常区域识别为车牌的数量, FN 表示车辆识别区域错误的数量。同时, F_1 值综合了精确率和召回率,是两者的加权调和平均值,常与准确率用于评估模型的质量。

4.2 复杂环境车牌区域识别实验分析

本文提出了一种基于改进图像增强和 CNN 的复杂环境下车牌识别算法,该算法包括 3 个核心步骤,能有效检测多种

复杂天气及具有噪声的汽车牌照图像。其中,图 9 给出了大雾天气中行驶车辆基于关键特征融合的车牌区域定位效果。图 10 给出了最终识别及分割的车牌字符。

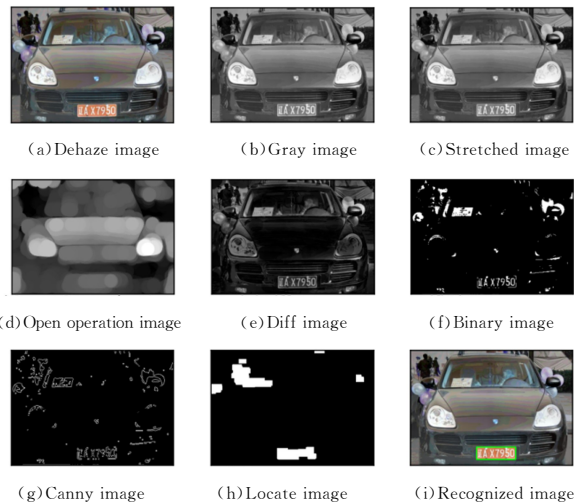


图9 大雾天气中的车牌区域定位流程

Fig. 9 Process of locating license plate in fog weather



图10 大雾天气图像识别及分割后的车牌字符

Fig. 10 Image recognition and segmentation of license plate characters in fog weather

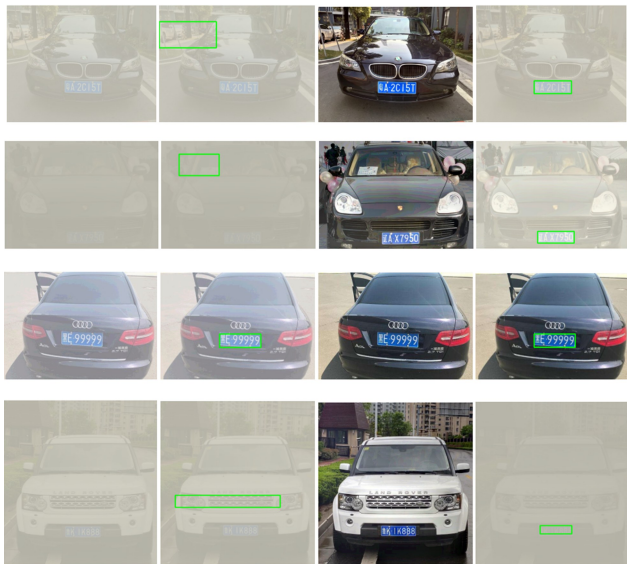
表 1 详细列出了复杂环境下不同算法的车牌区域定位结果。由表 1 可知,本文算法对车牌区域的识别效果最佳,其精确率为 86.04%,召回率为 82.60%, F_1 值为 84.29%。本文方法优于其他图像处理、深度学习及目标检测算法,其他算法更倾向于识别噪声较低或雾雨程度较轻的图像。本文通过图像增强和融合多种关键特征的算法有效识别了复杂环境(含雾、霾、雪、雨、夜)下的汽车车牌,且属于一种轻量级的区域识别算法。本文方法的 F_1 值比传统图像处理算法提升了 47.29%,比 SSD 算法提升了 24.73%,比 YOLO 算法提升了 26.37%,比 YOLOv3 提升了 17.15%。

表 1 复杂环境下不同算法的对比效果

Table 1 Comparing effects of different algorithms in complex environments

算法	Precision	Recall	F_1 -score (%)
传统图像处理	41.18	33.60	37.00
SSD	67.00	53.60	59.56
YOLO	64.89	52.30	57.92
YOLOv3	73.77	61.60	67.14
本文方法	86.04	82.60	84.29

图 11 详细给出了复杂环境下传统图像处理及目标检测算法与本文算法的效果,包括复杂环境原始图像、传统目标检测效果、本文图像增强及去雾效果和本文算法检测效果。由图 11 可知,传统目标检测效果仅能检测噪声较低或雾气程度较低的车牌,而本文方法能增强图像的清晰度,有效去除噪声并准确识别车牌的区域。通过上述实验分析,进一步证明了本文算法具有较好的鲁棒性和有效性。

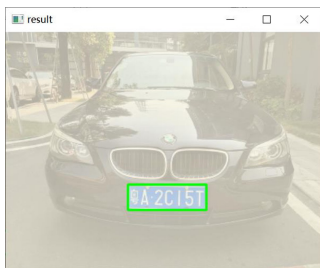


(a) 复杂环境原始图像 (b) 传统目标检测效果 (c) 本文图像增强及去雾效果 (d) 本文算法检测效果

图 11 本文算法与传统目标检测算法复杂环境车牌识别效果对比
Fig. 11 Comparison between the proposed algorithm and traditional target detection algorithm for license plate recognition in complex environment

4.3 车牌字符识别实验分析

本节将对所构建的多层卷积神经网络模型进行评估。实验结果表明,该模型能有效识别经图像增强、关键特征融合区域识别及图像分割后的车牌字符。图 12 和图 13 分别给出了复杂环境下不同车牌的识别结果。

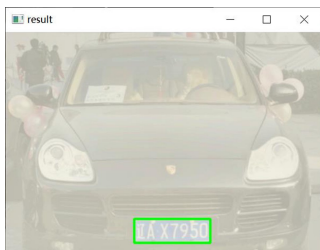


CNN识别结果: 粤A2C15T

图 12 多层 CNN 识别的车牌号码

Fig. 12 License plate number recognized by multi-layer CNN

同时,本文模型识别车牌字符的结果如图 13 所示,主要包括数值、字母和汉字。其中,识别的精确率为 95.24%,召回率为 96.78%, F_1 值为 96.00%,充分说明本文的五层卷积神经网络能有效识别车牌字符,具有良好的性能。



CNN识别结果: 辽AX7950

图 13 多层 CNN 识别的行驶汽车车牌

Fig. 13 Driving car license plate recognized by multi-layer CNN

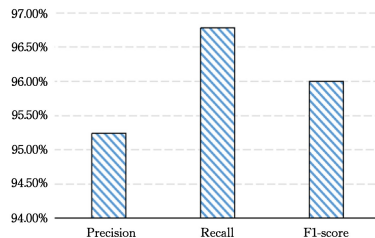


图 14 多层 CNN 算法的性能

Fig. 14 Performance of multilayer CNN algorithm

最后,本文对各种复杂环境车牌识别算法的效果及性能进行了对比分析,结果如表 2 所列。

表 2 不同算法的性能对比

Table 2 Performance comparison of different algorithms

评估指标	传统图像处理算法	SSD 系列算法	YOLO 系列算法	本文算法
正常环境识别	●●●	●●●	●●●	●●●
复杂环境识别	○○○	●○○	●○○	●●●
时间复杂度	较低	较高	较高	较低
是否消除噪声	×	×	×	✓
区域定位	✓	✓	✓	✓
字符识别	×	×	×	✓
适用场景	较窄	较窄	较窄	较广

由表 2 可知,本文算法在正常环境和复杂环境下识别车牌的效果均较好,均为三颗星,而其他算法复杂环境的车牌识别效果较差,仅为一颗星;本文算法属于轻量级的识别模型,其时间复杂度较低,优于 SSD 和 YOLO 系列目标检测算法。此外,本文模型能消除噪声,同时实现区域定位和字符识别,适用场景更广。

结束语 针对传统方法难以对雾、霾、雨、雪、夜等复杂环境或存在噪声的图像进行车牌定位及识别,给交通安全和人类活动造成严重威胁的问题,本文提出了一种基于改进图像增强及卷积神经网络的复杂环境车牌识别算法,该算法分为图像增强处理、基于关键特征融合的车牌区域定位和基于多层 CNN 的车牌识别的 3 个核心模块。

实验结果表明,本文方法能有效提升模型的鲁棒性,识别复杂环境下行驶车辆的车牌,其复杂环境车牌区域定位的精确率为 86.04%,召回率为 82.60%, F_1 值为 84.29%,该方法优于其他图像处理、深度学习及目标检测算法,其他算法更倾向于识别噪声较低或雾雨程度较轻的图像。同时,本文方法的时间复杂度较低,属于一种轻量级的车牌识别方法,该方法能消除噪声并实现车牌字符识别,具有更好的实用性,具有一定的应用前景和实用价值。

参考文献

- [1] ZHANG B, PANG J M, ZHANG W S, et al. Application of big data technology in the development of intelligent transportation [J]. Science & Technology Review, 2020, 38(9): 47-54.
- [2] CHEN J Y, SHEN S J, SU M M, et al. Black-box Adversarial Attack on License Plate Recognition System [J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(1): 121-135.
- [3] PEI Y L, ZHANG T. Vehicle Number Plate and Vehicle Identification System based on Artificial Intelligence [J]. Highway, 2019, 64(8): 277-281.
- [4] BAI R, XU Y C, LI Y L, et al. Digital Character Recognition

- Technique for Intelligent Vehicles in Road Scenes[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*,2019,56(19):211-219.
- [5] ZHANG Y,LUO X Y,WANG J W, et al. Research progress on digital image robust steganography [J]. *Journal of Image and Graphics*,2022,27(1):3-26.
- [6] WANG K,YANG F,JIANG S. Review of optical character recognition[J]. *Application Research of Computers*,2020,37(S2):22-24.
- [7] WANG X Y,LIU S J. Simulation of Super-Resolution Image Noise Recognition Based on Multi-Directional Threshold [J]. *Computer Simulation*,2021,38(12):132-135,181.
- [8] ZHOU Q ,ZHOU H,XU L J,et al. Method for image Locating based on SURF algorithm and SLSH algorithm[J]. *Instrument Technique and Sensor*,2020(10):103-107.
- [9] XU J D,ZHAO T Y,FENG G Z, et al. Image Segmentation Algorithm Based on Context Fuzzy C-Means Clustering[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2021, 43 (7): 2079-2086.
- [10] GE Y Z,LIU H,WANG Y,et al. Survey on Deep Learning Image Recognition in Dilemma of Small Samples[J]. *Journal of Software*,2022,33(1):193-210.
- [11] LI N,ZHOU L H,YANG G, et al. An Improved YOLOv3 Anomaly Detection Method for Deck Lights[J]. *Ship Engineering*,2021,43(S2):52-58,61.
- [12] YANG X Z,XIA H,YU X M. Image Enhancement and Recognition Method Based on Shui-characters[J]. *Computer Science*, 2019,46(S2):324-328.
- [13] GIRSHICK R. Fast r-cnn[C]// *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*. 2015:1440-1448.
- [14] BRUNELLI R. *Template matching techniques in computer vision; theory and practice*[M]. John Wiley & Sons,2009.
- [15] TYLER L K,CHIU S,ZHUANG J, et al. Objects and categories: feature statistics and object processing in the ventral stream [J]. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 2013, 25 (10): 1723-1735.
- [16] ALPAYDIN E. *Machine learning*[M]. MIT Press,2021.
- [17] ALBAWI S,MOHAMMED T A,AL-ZAWI S. Understanding of a convolutional neural network[C]// *2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET)*. IEEE,2017:1-6.
- [18] FU J Q,FENG R. Segmenting characters on license plate with low image quality based on conditional random fields[J]. *Computer Applications and Software*,2014,31(10):157-160.
- [19] XU J M,WEI X,LIN Y J, et al. Urban Vehicle Trip Chain Reconstruction based on Gradient Boosting Decision Tree[J]. *Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition)*,2020,48(7):55-64.
- [20] LI M K,KE Z X,YU D R, et al. Vehicle license plate number recognition algorithm based on mobile edge calculation[J]. *Computer Engineering and Design*,2021,42(11):3151-3157.
- [21] SU Y T,YU H Y,CHI J Z. Research on license plate recognition system based on LSTM algorithm[J]. *Electronic Measurement Technology*,2021,44(18):67-71.
- [22] ZHANG C Z,LI Y,KANG B L, et al. Blurred license Plate Character Recognition algorithm based on deep learning[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*,2021,58(16):259-266.
- [23] LI Y,WANG X L,LEI L, et al. Research of license plate recognition method based on polarity detection and improved CNN framework [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021, 44(14):26-32.
- [24] REDMON J,FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[J]. *arXiv:1804.02767*,2018.
- [25] RAO W J,GU Y H,ZHU T T, et al. Intelligent License Plate Recognition Method in Complex Environment [J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2021, 35(3):119-127.
- [26] RIZZI A,GATTA C,MARINI D. A new algorithm for unsupervised global and local color correction[C]// *Pattern Recognition Letters*. 2003:1663-1677.
- [27] HE K M,SUN J,TANGX O. Single image haze removal using dark channel prior[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,2011,33(12):2341-2353.
- [28] HE T,ZHAO T,XU H. Novel Algorithm of Single Image Dehazing Based on Dark Channel Prior [J]. *Computer Science*, 2021,48(7):219-224.



YANG Xiuzhang, born in 1991, Ph. D. His main research interests include artificial intelligence, image identification and natural language processing.



WU Shuai, born in 1994, Ph. D candidate. His main research interests include information service and computer application.