

曲阜师范大学

本科生毕业论文（设计）



题 目 基于深度学习的车牌识别系统设计与实现

姓 名 许金奥 学号 2019414201

院 系 网络空间安全学院

专 业 软件工程

指导教师 公冶小燕 职称 讲师

年 月 日

曲阜师范大学教务处制

目 录

摘要	1
关键词	1
Abstract.....	1
Key words.....	1
1 绪论	1
1.1 课题背景与研究意义	1
1.2 车牌识别系统研究现状	1
1.3 研究主要内容	2
1.4 论文结构	2
2 相关理论概述	2
2.1 深度学习的原理及其优点	2
2.2 卷积神经网络的结构及其优点	2
3 关键模型技术介绍	3
3.1 数据集	3
3.2 特征提取	3
3.3 目标检测	3
3.4 基于 CNN 的字符识别	3
4 系统实现	4
4.1 图像预处理	4
4.1.1 图像灰度化	4
4.1.2 领域平均处理法减弱去噪	4
4.1.3 图像边缘检测	4
4.2 车牌图像的定位	5
4.2.1 图像二值化	5
4.2.2 生成边缘点图	5
4.2.3 车牌定位	5
4.3 车牌字符的分割	5
4.3.1 倾斜矫正	6
4.3.2 车牌裁剪	6
4.3.3 基于垂直投影的车牌字符分割方法	6
4.4 车牌字符的识别	7
4.4.1 CNN 模型	7
4.4.2 训练 CNN 模型	7
4.4.3 字符识别	7
4.5 实验结果及分析	7
4.5.1 训练集和测试集	7

4.5.2 系统性能测试与结果展示	8
5 总结与展望	9
5.1 总结	9
5.2 展望	9
致谢	9
参考文献	10

基于深度学习的车牌识别系统设计与实现

软件工程专业学生 许金奥

指导教师 公冶小燕

摘要：车牌识别系统是交通管理中常用技术之一，但传统的识别系统已经无法满足日益增加的车流量和复杂车牌，而且在环境恶劣的条件下识别率较低。因此设计一个在复杂环境下的车牌识别系统意义重大。近几年图像处理和深度学习技术发展迅速，为以深度学习为基础来设计一个车牌识别系统奠定了理论基础，可以使得识别系统更加高效。该系统基于卷积神经网络设计，主要有输入图片流、图像预处理、对车牌字符定位、分割和识别等功能。测试结果表明，该系统识别率在 95% 以上，达到了预期目标，能够满足实际需求。

关键词：深度学习 卷积神经网络 图片预处理 字符提取与识别

Design and Realization of License Plate Identification System Based on Depth Learning

Student majoring in Software Engineering Jinao Xu

Tutor Xiaoyan Gongye

Abstract: License plate recognition system is one of the widely used technologies in traffic management, but traditional license plate recognition systems can no longer meet the increasing volume of traffic and complex license plates, and the recognition rate is low under harsh environmental conditions. Therefore, designing a license plate recognition system in complex environments is of great importance. In recent years, the rapid development of image processing and deep learning technology has laid the theoretical foundation for designing a license plate recognition system based on deep learning, which can make the recognition system more efficient. The system is based on a CNN folding neural network and has mainly functions such as input image stream, image preprocessing, identification localization, segmentation and recognition. The test results show that the detection rate of the system is over 95% to achieve the expected target and meet practical needs.

Key words: Deep Learning; Convolutional Neural Network; Image Preprocessing; Character Extraction and Recognition

1 绪论

1.1 课题背景与研究意义

近年来,经济发展迅速,车辆数量不断增加。生活中需要用到车牌识别的场所也渐渐增多,为了提高各个场所车辆的记录与统计效率,我们必须寻求到一种解决方案。我们可以基于车牌是确定每辆机动车信息的唯一证明,设计并实现车牌识别系统,用于对车牌字符的识别,方便查找相关信息。

传统的车牌识别系统主要由人工识别和基于机械感应的设备进行的,但这些方法在效率和准确性方面都存在较大的问题。但随着人工智能的发展,尤其是出现了深度学习,在人们对于深度学习的研究更加深刻,为了解决之前效率和准确率低和在复杂环境下无法准确识别的问题,深度学习技术被引入到其中。

将深度学习应用到车牌识别是本文主要内容,BP神经网络已经应用到其中,相比于传统车牌识别方法,BP神经网络具有更高的识别水平,成本也低,但相比于CNN神经网络参数和层数较少,因此识别精度偏低,效率也会较低,而且CNN应用于车牌识别的例子还不是很多,CNN卷积神经网络能够自主学习,还可以进行参数共享,具有更好的识别效果。

现在对于车牌识别所达到的效果已经有更高的预期,因此基于深度学习来设计一个车牌识别系统,具有很大的意义。它使车牌的识别和追踪更加便捷,而且识别的精度和速度得到了很大的提升,特别是在恶劣天气环境下与车牌污损、有部分遮挡的情况下,更何况新识别系统能够大大减少成本的投资,此系统可应用的场合更加广泛,效率更高。

1.2 车牌识别系统研究现状

从20世纪80年代,国内外的研究人员就开始了对车牌识别系统的设计。大约十年后,随着科学技术的发展以及计算机技术的成熟,其开发也逐渐步入正轨。但最近几年来,我国在汽车的拥有量上得到指数型增长,因此一些传统的方法已经较为落后,准确度已经达不到人们的要求,因此我国在这方面的研究已经属于落后状态。

目前我国国内掌握的车牌字符识别的技术主要有如下方法:

(1)图像处理识别技术

图像处理识别技术是最先使用的方法,虽然已经在许多领域取得了显著的发展,但其算法还是存在鲁棒性不强与解释性不足的问题。不过随着计算机性能的发展,也促进了图像处理技术和识别技术以及深度学习之间更充分地相互融合,使其在现代生活中应用领域更加广泛和深入。

(2)基于模板匹配的车牌字符识别方法

目前来说,基于模板匹配是传统车牌识别系统中使用最为广泛的方法。其核心在于构建一个模板库,对收集到的图像进行处理后与模板库进行匹配。它是基于图像相似行的目标检测方法。其识别快、可实时识别,但易忽略字符细节特征,所以识别过程中易出错,无法做出正确的判断。

(3)基于特征统计的识别技术

基于特征统计的识别技术也是一种常见的图像识别技术,它是利用图像中的统计特征进行物体的分类和识别,主要有灰度共生矩阵、局部二值模式、区域生长、小波变换等方法,都是通过分析图像的局部空间关系、颜色、形状等特征来实现对图像的识别,它的性能取决于所选择的特征和分类器的准确性。其优点是计算简单、效果稳定、操作易用、适合大规模数据的处理,但对于过分复杂或者存在噪声情况下效果不佳。

(4)基于机器学习的识别算法

基于机器学习的识别算法是指通过使用计算机算法来自动识别数据特征并分类的一种算法。机器学习识别有很多变种例如:贝叶斯分类器、决策树、SVM等,其中贝

叶斯分类器是基于贝叶斯原理的一种分类器，它是事先存储数据的大量概率，然后进行计算后决定分类结果，该算法可以处理高维数据并且对噪声有很好的鲁棒性。但是只有在知道输入的精确分布时准确率才是高的，然而实际中达到该条件着实困难^[1]。

1.3 研究主要内容

本课题是基于深度学习设计并实现一个车牌识别系统，其中用到的关键模型技术有特征提取、目标检测和 CNN 卷积神经网络，其中对于本系统来说最关键的就是 CNN 网络模型的构建及其训练过程。

具体实现过程如下：首先，需对车辆图像进行预处理；接下来进行定位操作，提取出车牌可疑区域；然后分割车牌字符以及调整细节；最后才进行字符识别，这就是车牌识别的全部过程。每部分都同样重要，每一部分都是为了最后的识别做准备。

1.4 论文结构

第 1 章为绪论，介绍了课题背景、研究意义和车牌识别系统的发展现状，并概括主要研究内容；第 2 章为相关理论概述，介绍了深度学习与卷积神经网络；第 3 章为关键技术模型的介绍，主要包括数据集、特征提取、目标检测和基于 CNN 的字符识别；第 4 章为系统实现，介绍了系统各流程中具体使用的技术；第 5 章概括总结系统流程以及各部分用到的具体方法，并总结了本系统仍存在的问题以及之后的改进方向与计划。

2 相关理论概述

2.1 深度学习的原理及其优点

深度学习是一种人工智能领域的机器学习方法，属于一种多层神经网络的形式，通过多层神经网络的学习和迭代实现对大量数据的自动分析和建模，是对大量样本数据的学习^[2]。

深度学习的核心在于多层神经网络，它由多个层次结构组成，每一层使用简单那得数学运算来对输入数据进行变换，最后通过输出层输出特定的结果。深度学习主要包括卷积神经网络、循环神经网络和深度信念神经网络等。本文采取基于卷积神经网络的方法来进行车牌识别系统的设计与实现。

深度学习的训练依赖于大量的训练数据和高性能计算硬件，同时需要合适的网络结构和训练参数来调整模型的性能和泛化能力。整个网络训练过程，是通过给网络提供一组标注了标签的训练数据，调整网络中神经元之间的连接权值和偏移量。

相比于传统的机器学习，深度学习是一种非常具有前途的技术，其具有自主学习、逐层优化和高泛化能力等优点，而且深度学习会自适应特征提取，其模型复杂度更高，处理大数据的能力更强。

2.2 卷积神经网络的结构及其优点

卷积神经网络是一种特殊类型的神经网络，主要用于处理二维图像和三维数据，应用范围非常广泛^[3]。CNN 主要包括卷积层、池化层和全连接层。

卷积层是核心，主要进行特征提取，输出具有局部相关性的特征图。包括卷积核、步幅、填充等参数，其通过滑动窗口对输入进行卷积，提取不同尺寸的特征信息；池化层主要是对卷积层输出的特征图进行下采样，减少数据维度、降低复杂度，并保留主要信息；全连接层是 CNN 的输出层，主要将前面的卷积层和池化层的输出作为输入，经过矩阵计算和非线性变换得到最终的分类或回归结果^[4]。

CNN 具有以下优点：

(1) 特征提取能力强：其卷积层能够自动提取输入数据中的重要特征，这些特征具有旋转、位移、缩放等不变性，能够有效降低样本之间的差异性。

(2) 参数共享：CNN 中的卷积层具有参数共享的特性，即对于不同的输入样本，卷

积核权重参数是共享的，从而减少计算量，降低模型的参数量。

(3)鲁棒性强：由于卷积核的局部连接和参数共享，CNN 在训练过程中对噪声和变形等扰动具有较强的鲁棒性。

(4)可扩展性强：CNN 模型结构自由度高，可以通过改变卷积层、池化层、全连接层的数量、深度、尺寸来适应不同的数据集和任务，具有较强的扩展性。

3 关键模型技术介绍

对于车牌识别系统而言，关键模型技术是构建高准确率、高稳定性和高效性的重要保障，优秀的关键模型技术，可以提高车牌识别系统的性能和稳定性，实现高效快速的车牌识别。对于本系统的关键模型技术主要有数据集、特征提取、目标检测和基于 CNN 的车牌识别。

3.1 数据集

数据集在机器学习、深度学习等任务中非常重要，尤其在车牌识别任务中，数据集的质量和规模直接影响着模型的性能、鲁棒性和泛化能力，其一般包括大量的车辆图像和对应的标签信息。数据一般被分为三种类型：训练集、验证集和测试集。目前常用的车牌数据集为中文城市停车数据集(CCPD)。该数据集中包含了丰富的场景和光照变化，能够有效提升车牌识别算法的鲁棒性和准确率。但是本系统只采取了其中一部分数据进行训练，包括正常的车牌图像、部分稍微模糊的图像以及有污损的车牌图像。

3.2 特征提取

特征提取是机器学习领域中非常重要的一环，指的是从原始数据中提取特征信息，以便于后续的数据分析、模型训练和预测等。对于不同的数据类型和任务目标，需要使用不同的特征提取方法，对于本系统，采取了基于 CNN 卷积神经网络进行特征提取，可以简单理解为：通过一系列的卷积、激活和池化操作，将原始图像数据逐层变换为抽象程度逐渐变高的特征信息，然后再通过全连接网络进行分类。一般具体步骤如下：

(1)卷积层通过滑动来提取图像的低级特征，每个卷积层有多个卷积核，每个卷积核对应输出特征图。

(2)激活层对特征图进行变换，使网络可学习到更丰富的特征。

(3)池化层对特征图进行下采样，减少复杂度。

(4)将卷积层或池化层输出的特征图拉成一个向量，然后与权值矩阵相乘得到最终的分类结果。

使用 CNN 进行特征提取能够有效地降低特征提取的复杂度和计算成本，并且提取出的特征具有更好的表示能力。

3.3 目标检测

目标检测主要用于在图像中找出目标物体，并标注其位置和类别。它有两个阶段：目标定位和目标分类。目标定位是在图像中定位出目标的位置和尺寸，在计算机视觉中，通常使用边框框定法和关键点定位法两种方式来实现目标定位。在车牌检测中，边框框定法是主流方法，即通过预测目标边界框的位置和尺寸来实现车牌定位。目标分类的目的是对目标进行分类，通常使用卷积神经网络(CNN)等深度学习模型来实现。

目标检测的准确率会影响到后续的字符识别和车牌识别的整体性能。因此，在设计 and 选择目标检测算法时，需要充分考虑车牌大小、颜色、光照、遮挡等场景因素，以及模型的复杂度和速度等问题。

3.4 基于 CNN 的字符识别

在目标检测得到了车牌图像中的车牌位置和大小信息后，我们需要对车牌中的字符进行识别。在本系统中，我们使用了基于 CNN 卷积神经网络的车牌识别模型。

CNN 卷积神经网络是一种常用于图像处理的深度学习网络，特别适合于高维输入数据的处理。CNN 的工作原理分为两个阶段：训练和测试。在训练过程中，利用训练集来优化模型权重，并不断降低模型的损失函数。在测试阶段，CNN 用测试集中的图像进行预测，并将预测结果与标签对比，以验证模型的准确性和泛化能力。

值得注意的是，CNN 模型的训练需要大量的数据和计算资源，训练时间较长且需要高性能 GPU 加速计算。此外，CNN 对于输入图像的大小和方向敏感，需要对输入图像进行预处理和归一化，以保证模型识别的正确性和稳定性。

卷积神经网络主要有两个传播阶段，即前向传播阶段和误差反向传播阶段^[5]。在训练过程中，还需要对测试集进行评估，评估模型的性能，不可使用测试集更新网络的参数，以免出现过拟合^[6]。

4 系统实现

4.1 图像预处理

车牌预处理是所有工作进行的前提，在进行图像拍摄的时候，会因为天气恶劣或者光照条件达不到一定程度，甚至是车辆自身出现车牌污损等都会影响到拍摄的图像模糊，因而也会影响到后续工作。因此需要进行车牌图像的预处理，本章介绍了图像预处理需要使用到的操作，例如采用图像灰度化、领域平均处理法去噪、加强图像的色彩对比度以及边缘检测等手段进行优化。

4.1.1 图像灰度化

输入图像为彩色图像，将图像转化成灰度图，降低颜色干扰。彩色图像由 RGB 三色组成，当三者相等时，图像就会呈现灰色，这个过程称为灰度化，有三种常见的方法，分别为平均值法、加权平均值法和最大值法。本系统灰度化后与原始图像的对比如图 4.1 所示。



图 4.1 灰度化对比效果图

4.1.2 领域平均处理法减弱去噪

图像总是存在噪声，然而噪声会遮挡车牌中的字符信息，导致系统的输出结果与实物不符。为了降低噪声，要对图像做处理，车牌内容大部分都在高频区域，而这些区域也存在高频干扰，且噪声的频率与特征信息的频率不同。

本文采用的是平滑滤波中的邻域平均处理法，因为它操作简单，计算速度较快而且去噪效果也较为显著。其原理是通过固定大小的领域，计算该领域内像素值的平均值作为当前像素的新值，从而消除图像中的噪声信号。本文在系统的实际应用中，加入了平滑系数的设定，用来调节噪声和原始图像之间的平衡点，起到了平滑灰度的作用^[7]。领域平均法的步骤如下：

- (1) 选择领域大小及滑动窗口的步长。
- (2) 对于每个领域，计算领域内所有像素值的平均值，作为当前像素的新值。
- (3) 依次对所有相邻的领域执行上述操作，从而完成整张图像的去噪处理。

4.1.3 图像边缘检测

图像边缘是图像最基本的特征，是颜色和灰度值变化较大的区域。图像的边缘检测目的是从图像中提取边缘信息，并将其用于图像处理、分割、识别等领域，它是对图像

中亮度变化明显的像素点进行标注，而车牌底色和车牌字符有明显的灰度变化，通过边缘检测将车牌区域显示。本文选取 Sobel 算子，它是一种基于微分的算法，它用垂直和水平两个方向的卷积核，计算每个像素点的幅值和方向，进而对车牌图像区域进行加权求和后再微分实现检测，边缘检测后效果对比如图 4.2 所示。



图 4.2 边缘检测效果对比图

4.2 车牌图像的定位

4.2.1 图像二值化

该方法是将灰度图像转换为黑白图像，目的是将图中的信号变为只有两种状态的二值图像。本系统采用阈值法，设定一个阈值，灰度值大于该阈值的像素为白色，其余为黑色。这种处理方法可以突出目标轮廓，同时减少背景干扰，从而有效地保留车牌的特征。

4.2.2 生成边缘点图

对图像进行二值化处理后，使用白点将特征区域及其内容描绘出来，但是这些线条不足够细，车牌位置不易定位。将二值图像生成边缘点图后，图像的特征区域的线条变成由白点组成的边缘点图，利用边缘点图定位车牌区域。I 是行数，设初始时 $I=1$ ，求边缘点的算法描述如下：

(1) 检查 I 行的每个像素点，若像素点的像素值为 0，则向后检查；若像素值为 255，则检查该点左邻点的像素值：若值为 0，不进行处理；若值为 255，则将当前点像素值设为 0^[8]。继续向后扫描，直到扫描完该行最后一个像素点。

(2) 若 I 为最后一行，结束扫描；否则 $I++$ ，继续执行第一步。执行完以上算法，能够得出边缘点图。

4.2.3 车牌定位

在得到边缘点图后，进行扫描，从第一行开始，搜索可能边点数，以确定车牌可能的范围，首先确定阈值 N，若存在连续 N 行均有不小于车牌长度的线段，记录该区域的始末行数；然后扫描该区域，再确定该车牌候选区域的始末列坐标，这就确定了一个可能的车牌区域；继续扫描图片，寻找其他可能区域，直至全部完成^[8]。之后会发现一组可能是车牌的范围，这就需要排除干扰范围区域，找出唯一的最可能的车牌位置。国内车牌的大小是固定的，可以根据这个特点相应地找出实际的车牌范围。

系统检测到车辆车牌可疑区域的效果和车牌最终定位的效果如图 4.3 所示。



图 4.3 车牌定位

4.3 车牌字符的分割

字符分割是将车牌区域中的每个字符分割出来，便于后续的字符识别。在分割过程中，需要考虑不同字符之间的分割特殊情况，字符分割虽算不上难点，但是其正确性是

极其重要的,也方便识别系统只需对每个字符进行单独的处理,不必单独处理整幅图像。

4.3.1 倾斜矫正

当车牌图像出现倾斜的时候,调整倾斜度尤其重要,这样可以保证后面字符分割的完整性。常见的矫正方法有基于运动模型、基于特征点、霍夫变换。通过最终实现效果对比,本文采用霍夫变换的方法,其原理是在得到图像中所有边缘后,通过霍夫变换检测直线,找到车的旋转角度后进行旋转矫正。矫正效果如图 4.4 所示。



图 4.4 车牌矫正

4.3.2 车牌裁剪

在车牌进行倾斜矫正后,对矫正的车牌进行二值化处理,通过统计灰度值的集中范围来确定车牌位置^[9],这样有助于提高车牌字符分割的效率,裁剪效果如图 4.5 所示。



图 4.5 车牌裁剪

4.3.3 基于垂直投影的车牌字符分割方法

基于垂直投影的车牌字符分割方法算法思想是:根据之前处理的二值化图像,对车辆图像沿垂直方向进行投影,得到一个一维数组,其中每个元素表示对应列中的像素点个数,从左到右检测每一个坐标投影数值,然后根据投影数组中的峰值确定每个字符所在的列位置,根据字符所在的列位置对车牌图像进行切割,得到一个个单独的字符将每个字符单独提取出来并进行识别^[10]。字符分割的效果如图 4.6 所示。



图 4.6 字符分割

部分实现代码:

```
if col_value > col_limit:
    if not is_char_flag:
        area_right = round((i + char_right) / 2)
        area_width = area_right - area_left
        char_width = char_right - char_left
    if (area_width > char_wid_limit[0]) and (area_width < char_wid_limit[1]):
        char_addr_list.append((area_left, area_right, char_width))
        char_left = i
        area_left = round((char_left + char_right) / 2)
        is_char_flag = True
    else:
        if is_char_flag:
            char_right = i - 1
            is_char_flag = False
```

4.4 车牌字符的识别

4.4.1 CNN 模型

在训练 CNN 网络前，需要建立一个适合本系统的 CNN 模型。具体步骤如下：

(1)定义模型的输入层：输入图片为 $70 \times 210 \times 3$ 。

(2)定义模型的结构：卷积层和池化层各两个和全连接层。下采样层的激活函数为 Relu 函数，采用最大池化法。

(3)编译模型，设置损失函数、优化器和评价指标等超参数。

4.4.2 训练 CNN 模型

CNN 的训练过程如下：

(1)数据准备：准备数据集，并将其分成训练集和测试集。实验规模较小，因此本系统的只采用了 CPDD 中一部分数据作为训练集与测试集。

(2)网络设计：设计 CNN 模型，包括神经网络的层数，每层的卷积核大小、步长、池化大小等超参数的选择。可以采用现有的模型结构或者设计适用于特定任务的模型。

(3)损失函数设计：损失函数是评价模型性能的指标，需要选择适当的损失函数。

(4)参数初始化：将所有权重和偏置初始化为随机值，例如高斯分布。初始化权重和偏置通常要经过调整，以确保网络开始的时候不会陷入局部最优解。

(5)批量训练：将训练集分为一个个大小一样的批次，每次输入一个批次到网络中进行前向传播和后向传播的计算，并更新网络的权值和偏置值。

(6)重复训练：在训练数据上逐渐优化网络权值和偏置值，使训练损失越来越小，才能使 CNN 熟练训练成果，从而使识别效率更加高效。

4.4.3 字符识别

当卷积神经网络训练完成后，系统就可以对于车牌进行识别，只需将待检测图片输入到系统再经过前面的处理即可完成车牌识别。在识别过程，基于 CNN 进行字符识别，对比传统识别系统，更加高效。部分识别功能实现代码如下。

```
with sess2.as_default():
```

```
    with sess2.graph.as_default():
```

```
        model_dir = os.path.dirname(model_path)
```

```
        saver = tf.train.import_meta_graph(model_path)
```

```
        saver.restore(sess2, tf.train.latest_checkpoint(model_dir))
```

```
        graph = tf.get_default_graph()
```

```
        net2_x_place = graph.get_tensor_by_name('x_place:0')
```

```
        net2_keep_place = graph.get_tensor_by_name('keep_place:0')
```

```
        net2_out = graph.get_tensor_by_name('out_put:0')
```

4.5 实验结果及分析

4.5.1 训练集和测试集

在训练模型时，需准备一组有标签的数据集，即为训练集，其中每个样本包括了一个输入和一个对应的输出。按照国内车牌常见字符的出现，将其分为数字、字母和汉字三大类，但每个字符的样本数量不同。本文在收集图片时，因为数据采集的有限性，达不到上万乃至上几十万的数量，因此数据集中图片的格式为 JPG^[11]。字母 X 的训练集如图 4.7 所示。

本文的测试集来源于 CCPD 中的 150 张车辆图片，图片中概括了各种情况下的的车牌，例如拍摄角度、光度等。部分测试集如图 4.8 所示。



图 4.7 训练集



图 4.8 测试集

4.5.2 系统性能测试与结果展示

鉴于整个系统使用 Python 语言进行编写，使用 PyCharm 平台来完成本系统的设计与实现以及测试。选取 CCPD 中车牌样图片 150 张，有 145 张成功定位，车牌定位正确率为 96.7%。对这些车牌行字符识别，识别结果如表 4.1 所示，车牌识别系统如图 4.9 所示。

表 4.1 车牌识别结果统计

	汉字字符	英文字符	数字
字符数	145	470	400
正确识别字符数	138	450	385
识别率	95.1%	95.7%	96.2%



图 4.9 车牌识别系统

由表4.1知,待检测字符1015个中,973个字符被识别正确,系统的识别率为95.9%,汉字识别率为95.1%,英文识别率为95.7%,数字识别率为96.2%,

该系统的识别正确率已经达到预计效果,但仍有待提高,系统对于汉字字符的识别率相比于其他两种较低,主要还是因为汉字的组成较为复杂,将识别失败的图片统计出来,发现主要还是因为车牌处于高亮条件下或者车牌距离较远^[12],甚至有的车牌有污渍甚至被遮挡。

5 总结与展望

基于深度学习的车牌识别系统一直是计算机视觉领域和深度学习中重点研究之一,近几年有很多场景已经得到应用,例如:公路上的交通摄像头,小区和超市的出入口。同时,深度学习的快速发展使得现代智慧交通由一元化不断向多元化发展,而被广泛应用到车辆识别、人脸识别、智能监控、图像识别等场景。

5.1 总结

本文研究的是基于深度学习的车牌识别技术,在进行系统的设计和论文的撰写之前查阅相关资料了解车牌识别系统的研究现状。系统首先对原始图像进行简单处理,具体包括灰度化、去噪和边缘检测;之后是车牌定位,先进行二值化,生成边缘点图,然后根据边缘点图定位得出车牌区域;本系统选择基于垂直投影的字符分割方法,在进行字符分割前还需倾斜矫正和车牌裁剪;最后完成车牌字符的识别。

本系统在 PyCharm 进行实验,进行测试的图片全部来源于网络,能够保证图片的随机性,在实验过程以仔细严谨的态度进行数据的记录与分析。

5.2 展望

车牌识别系统可有效应用于很多复杂场景,并能够对车牌位置准确定位以及对车牌矫正,提高了字符牌识别准确率,如果正确率能够再次得到提高,则具有较大实用价值。

但对于车牌识别算法的研究还并未完善,虽然对于传统车牌识别系统的正确率有所提高,但是系统中仍有许多算法需要得到进一步优化,以便提高系统的识别率和正确率,以下是目前本系统仍存在的缺陷:

(1)一些识别错误的图像,在重新进行识别时会发现问题出现在车牌定位环节,本系统的车牌定位算法还有待优化,争取提高车牌定位准确率。

(2)对于一些低质量图片以及一些复杂场景下的车牌,在识别过程中可能出现错误识别的问题,需要进一步优化。

(3)样本数据是由 CCPD 数据集少部分图片构成,数据集中数据的数量有待扩大,以便于检测系统在更多数据下的性能。

(4)对于车牌中汉字以及复杂字符的识别需要得到提升。

(5)通过日后的学习,实现对于更加复杂情况下的车牌识别,例如异型车牌和不规则车牌,甚至可以在车牌出现旋转的情况下成功识别。

致谢

行文至此,意味着大学四年本科生涯即将告一段落。我与曲园的故事始于2019年金秋,终于2023年盛夏。

我来到了大学四年的最后一站,感谢曲师大见证了我的青春,也见证了我的成长。四年光阴,转瞬即逝,收获满满。

“山高水长有尽时,为我师恩日月长。”首先要感谢我的论文指导老师公冶小燕,她在忙碌的教学工作中挤出时间来审查我的论文。在撰写的过程中,无论哪个步骤,公冶老师都给予了我悉心的指导和专业上宝贵的意见,公冶老师治学严谨,在对于论文中不管是内容还是格式,都严格要求,这对于论文的顺利完成提供了很大帮助。

春晖寸草，山高海深。感谢我的父母二十余载对我的培养以及学业上的鼓励和支持，走过每一步脚印都浸满他们无私的关爱和谆谆教诲。养育之恩无以为报，唯有万般努力成为你们的骄傲。

平生感知己，寸岂悠悠。我要感谢我的舍友们与同学们。感谢相遇，感谢陪伴。我们一起为学业付出自己的努力。

会者定离，一期一祈，感恩所有的经历，感谢所有的遇见，再见了曲阜师范大学，再见了静轩西路 57 号，山水有来路，早晚复相逢。

论文停留在致谢，但人生还得继续书写。唯愿此去经年，于万物中磊落做人。

参考文献：

- [1] 白璐.基于深度学习的车牌识别技术研究[D].济南:山东师范大学,2019.
- [2] 陈凯特.基于深度学习的车牌定位识别研究及系统设计[D].广州:广东财经大学,2021.
- [3] 吴佩琪. 基于深度学习的车牌识别算法研究与实现[D].北京:北京工业大学,2018.
- [4] 王春鹏. 基于深度学习的车牌定位与识别方法[D].青岛:青岛大学,2022.
- [5] 徐金荣,郭彩萍.基于卷积神经网络的车牌自动识别的设计与实现[J].山西电子技术,2023,No.226(01):50-52+55.
- [6] 林哲聪.基于卷积神经网络的车牌识别系统设计和算法实现[D].杭州:浙江工业大学,2018.
- [7] 陈超南,邱文忠,严舒琪,詹春.基于深度学习和大数据实现的车牌智能识别抓拍系统[J].长江信息通信,2022,35(07):30-32.
- [8] 陈子言,丁杨军.基于计算机视觉的车牌识别系统方法研究[J].信息记录材料,2022,23(12):42-44.
- [9] 林云.基于 OpenCV 的车牌识别系统设计与实现[J].物联网技术,2020,10(06):22-25.
- [10] 张立立,张振坤,刘明钊等.基于深度学习技术的停车场收费管理系统设计与实现[J].电子器件,2021,44(01):231-235.
- [11] 刘朝华.基于深度学习的车牌自动识别系统设计与实现[D].成都:电子科技大学,2019.
- [12] 万浪. 基于卷积神经网络的车牌与车型识别研究[D].武汉:华中师范大学,2021.