

北京化工大学

---

硕士学位论文

---

模糊车牌图像恢复与车牌识别系统的研究

---

姓名：孙炫超

---

申请学位级别：硕士

---

专业：计算机应用技术

---

指导教师：李学斌

---

20090531

# 模糊车牌图象恢复与车牌识别系统的研究

## 摘要

随着经济社会的高速发展、汽车拥有量的急剧增加,公路交通成为重要的交通运输途径,日益拥堵的城市交通需要更先进、更有效的交通管理与控制手段。利用电子信息技术建立智能交通系统(Intelligent Transportation System, ITS) 来提高管理效率、交通效率,已成为当前交通管理发展的主要方向。车牌识别(License Plate Recognition, LPR)是智能交通系统的研究热点,也是影响交通系统智能化、现代化的关键因素。车牌识别涉及到数字图像处理、模式识别、人工智能等多门学科,其实施过程一般分为车牌的定位、牌照字符的分割和字符识别三个部分。

本文结合纹理、颜色等特征以及形态学、神经网络等技术,对车牌识别系统进行了初步研究,主要工作如下:

1. 针对汽车牌照自动识别系统中图像效果差的问题,提出了一种基于盲解卷积的增强算法,并给出了一种纹理和颜色分析相结合的车牌定位方法。该方法利用车牌字符具有明显竖直纹理的特征,经边缘检测获取垂直边缘图,结合形态学及车牌固有特征,确定疑似牌照区域;同时在 HSV 颜色空间进行颜色分割,提取出满足车牌颜色特征的区域。

2. 采用 Radon 算法实现了倾斜车牌图像的校正,并设计了一种利用峰谷投影信息的字符分割算法。实验表明,借助牌照字符宽度、间距的固定比例关系等先验知识,利用垂直投影法对字符进行分割可达到较好效

果，适用于复杂环境下拍摄的汽车图像。

3. 结合轮廓匹配法和改进的 BP 神经网络算法实现了数字字符的识别。针对 BP 算法存在的收敛速度慢、易陷入局部极小的缺点，分别引入动量因子和自适应学习速率对其进行改进。识别结果较好，整体识别率为 96.3%。

实验结果表明，本系统能较准确定位、分割车牌并进行识别，系统的性能良好。

**关键词：**车牌识别，车牌定位，字符分割，字符识别

**IMAGE PROCESSING BASED ON PATTERN  
RECOGNITION AND ITS APPLICATION TO LICENSE  
PLATE RECOGNITION**

**ABSTRACT**

With the rapid development of the economy and the sharp increase of the number of the automobile, the highway communication has become one of the most important transportation ways. The public traffic is becoming crowded increasingly and needs to be managed and controlled by more advanced and effective means. One system, called ITS(Intelligent Transportation System), was built by the use of the electronic information technology in order to improve the efficiency of the management and the security of the traffic. Nowadays, the efficiency use of this system has become the main development trend of the traffic management. The license plate recognition (LPR) system is a hot technology that is being researched in the field of the ITS. It is also the key factor that realizes the intelligentized and modern traffic system. The research of the LPR involves a lot of subjects, for instance, digital image processing, pattern recognition and artificial intelligence etc. The implementation process of the LPR consists of three modules as follows:

license plate locating, character segmentation and character recognition.

This paper implement a preliminary study on LPR by analyzing the character(For example, veins, color etc) and the use of the technology of the morphology and neural network etc. The main research work is as follows:

1.An enhancement algorithm based on blind deconvolution is proposed to solve the process problem of the poor image(such as,the picture become bad because of the phenomenon of the blur) and a new license plate locating method based on the texture and color analysis is introduced.An edge detection method is used according to the character texture to achieve the vertical edge map because the vehicle license have the obvious vertical texture.Then a method based on math morphologic and the inherent feature of the vehicle license plates is used to locate the possible plate area. At the same time, the plate's area that fulfills the color properties is extracted according to color segmentation in the HSV color space.

2. The emendation of the skew license plate image is implemented by the use of the improved radon algorithm, meanwhile, a character segmentation algorithm based on the use of the peak and valley projection information is designed. The experimental results show that the character segmentation based on the use of vertical projection and some prior knowledge(such as,the license character width and the fixed proportion relationship of the spacing etc.) can achieve better effect and apply to the car image that took in the complex environment.

3. The digital character recognition is implemented by combine contour matching algorithm and improved BP neural network algorithm. The BP algorithm has slow convergence speed and is easy to fall into local least spot. To overcome the two main limitation, momentum gene and self-adaptive learning rate are utilized. The experiment shows that the recognition effect is very well and the whole recognition rate is 96.3%.

According to the experiment results, we can make the conclusion that the proposed system can locate and segment license plate accurately and implement character recognize and have a fine system performance.

**Key words:** License plate recognition, License plate location, Character segmentation, Character recognition.

## 北京化工大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

作者签名： 孙炫超      日期： 2009.5.31

### 关于论文使用授权的说明

学位论文作者完全了解北京化工大学有关保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属北京化工大学。学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘，允许学位论文被查阅和借阅；学校可以公布学位论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存、汇编学位论文。

保密论文注释：本学位论文属于保密范围，在 2 年解密后适用本授权书。非保密论文注释：本学位论文不属于保密范围，适用本授权书。

作者签名： 孙炫超      日期： 2009.5.31

导师签名： 李学斌      日期： 09.6.1

# 第一章 绪论

## 1.1 智能交通系统与车牌识别技术

随着世界经济的高速发展,各个国家汽车数量越来越多,城市交通状况日渐受到人们的重视。如何有效地进行交通管理,越来越成为各国政府和有关部门关注的焦点。到了20世纪90年代,许多发达国家为了解决困扰已久的道路交通问题,会同企业界和学术界共同提出了智能交通系统(Intelligent Transportation System(ITS))的概念<sup>[1-3]</sup>。

智能交通系统是将先进的信息技术、数据通讯传输技术、电子传感技术、电子控制技术以及计算机处理技术等有效地集成运用于整个交通运输管理体系中,而建立起的一种在大范围、全方位发挥作用的,实时、准确、高效的综合运输和管理系统。该系统旨在利用先进的现代信息通信技术,将道路、交通和车辆置于计算机的控制之下,向人们提供更为安全、高效和舒适的汽车交通。它的应用范围包括机场、车站客流疏导系统,城市交通智能调度系统,高速公路智能调度系统,运营车辆调度管理系统,机动车自动控制系统等。目前世界上应用智能交通系统最为广泛的地区是日本,如日本的VICS系统相当完善和成熟,其次是美国、欧洲等地区,在中国,北京、上海等地也已开始使用。

智能交通系统已成为当前交通管理发展的主要方向,而车牌识别技术LPR(License Plate Recognition)作为智能交通系统的核心,起着举足轻重的作用。车牌识别是指从一幅图像中自动提取车牌图像,自动完成分割字符,然后对字符进行识别,从而可以在无需为车辆加装其他特殊装置的情况下实现对车辆的自动识别管理,应用于自动收费系统、不停车缴费、失窃车辆的查寻、停车场车辆管理等<sup>[4]</sup>。

车牌自动识别技术一般包括图像的实时采集、处理和分析,典型的车牌识别系统图1-1所示。

系统工作的一般流程是:当车辆通过时,车辆检测装置收到触发,向图像采集设备发送“车辆通过”信号;信号启动图像采集设施采集车辆图像,并将图像传送给车牌识别部分;在车牌识别部分,首先进行车牌定位,从车辆图像中提取出牌照区域;接着对牌照区域做字符切分,产生各种牌照编号的独立字符图像;然后对这些字符图像一一进行识别得到各种字符;最终将所有字符串联成拍照编号输出至监控中心或收费处等应用场所。

车牌自动识别技术的发展源于计算机视觉、模式识别和数字图像处理技术的发展



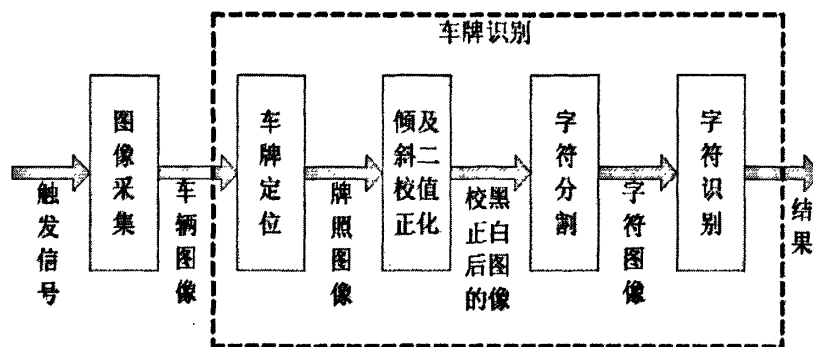


图 1-1 车牌识别系统结构

Fig.1-1 The Structure of License Plate Recognition

和应用。

计算机视觉的研究目标是使计算机具有通过从二维图像认知三维环境信息的能力，这种能力不仅能使机器能感知三维环境中物体的几何信息，包括它的形状、位置、姿态、运动等，而且能将它们进行描述、存储、识别和理解。

模式识别诞生于 20 世纪 20 年代，随着 40 年代计算机的出现、50 年代人工智能的兴起，模式识别在 60 年代初迅速发展成为一门学科<sup>[6-6]</sup>。进入 90 年代，由于计算机视觉技术的发展，开始出现汽车牌照识别的系统化研究。1990 年 A.S.Johnson 等运用计算机视觉技术和图象处理技术首次建立了车辆牌照的自动识别系统。

在数字图像的获取、传输以及记录保存过程中，由于各种因素，如光学系统的相差、光学成像衍射、成像设备与车辆之间的相对运动、环境噪声等原因，图像会产生一定程度的退化。要正确识别出车牌号码，必须先尽可能恢复出清晰的原始图像。本文着重研究模糊车牌的定位识别，对模糊图像进行恢复后，运用纹理和颜色相结合的方法对车牌定位，进而建立车牌识别系统。

## 1.2 车牌自动识别技术的研究现状

世界各国汽车数量的迅速增长，引起了许多国家中央和地方政府对公路交通自动控制与管理的重视，人们运用先进的科学技术，相继研发出各种交通道路监视、管理系统，这些系统一般都包括车辆检测装置，通过这些装置对过往车辆实施检测，提取有关交通数据，以达到监控、管理和指挥交通的目的。汽车牌照识别技术是车辆检测系统中的一个重要环节，它目前主要有以下几种应用技术<sup>[7]</sup>：

### 1. IC 卡识别技术

IC卡是一种集微电子技术、通讯技术和计算机技术于一体的高科技产品,利用IC卡技术进行汽车牌照的识别,主要是指在每辆汽车上安装一个微型的电子信号接收和发射装置即IC卡,卡内存储了该车的车牌号码以及其他一些信息,当汽车通过设有车辆检测装置的路口时,IC卡系统将与路口的计算机系统进行对话,使之辨识出该汽车的车牌号码和其他有关内容,从而实现监督与管理。然而,尽管IC卡技术识别准确度高,运行可靠,可以全天候作业,但它整套装置价格昂贵,硬件设备十分复杂,不适用于异地作业,且须要制定出全国统一的标准。另外,无法核对车、卡是否相符,也是IC卡技术存在的缺点。

## 2. 条形码识别技术

条形码技术由于识别速度快、准确度高、可靠性强以及成本较低等优点,目前已广泛应用在商品销售、图书借阅管理、仓库进出货管理、邮政管理等众多领域。条形码用于汽车牌照的识别方面还是一种新方法,它通过在车辆的侧面印刷条形码(其中包括地区、车型、车牌号码等基本信息),当条形码扫描器阅读出这些信息后,就可以完成识别的任务。但是条形码识别技术对于扫描器要求很高,并且同IC卡技术一样,须在全国范围有统一的标准。这给短时间内推广造成困难。

## 3. 图象处理技术

运用图象处理技术解决汽车牌照识别的研究国内外都有,最早出现于80年代,这个阶段的研究还没有形成完整的系统体系,而是就车牌识别中的某一个具体问题进行讨论,并且通常是采用简单的图象处理技术来解决。识别过程是使用工业电视摄像机拍下汽车的正前方图像,然后交给计算机进行简单处理,并且最终仍需要人工干预。例如车辆牌照中省份汉字的识别问题,1988年戴营等人利用常见的图像处理技术方法,提出汉字识别的分类是在抽取汉字特征的基础上进行的。根据汉字的投影直方图,选取浮动阈值,抽取汉字在y方向的峰值,利用树形查表法进行汉字的粗分类,然后根据汉字在x方向的投影直方图,选取适当阈值,进行量化处理后,形成一个变长链码,再用动态规划法,求出与标准模式链码的最小距离,实现细分类,完成汉字省名的自动识别。

近几年以来,计算机及其相关技术发达的一些国家开始探讨用人工神经网络技术解决车牌的自动识别问题。例如1994年M.M.M.FAHMY等就成功地运用了BAM(Bidirectional associative memories)神经网络方法对车牌上的字符进行自动识别,BAM神经网络是由相同神经元构成的双向联想式单层网络,每一个字符模板对应着唯一一个BAM矩阵,通过与车牌上的字符比较,识别出正确的车牌号码。这种采用BAM神经网络方法的缺点是无法解决识别系统存储容量和处理速度相矛盾的问题。

由于人工神经网络技术抛开了传统的计算结构和相应的算法,采用了生物神经网络的模型,因此它能较好地实现人类存储知识及处理信息的机能,使系统可以模拟人类思维,对需要处理和解决的问题进行记忆、联想、推理,从而较好地解决了车牌识

别中提出的因字符残缺不完整而无法识别的问题。另外人工神经网络技术应用于车牌识别领域与传统方法相比,还可以避免繁重的数据分析和数学建模工作,可以将信息存储与处理并行起来,大大提高了运行速度,因此越来越受到人们的广泛关注。

### 1.3 车辆与车牌识别技术的发展

从20世纪90年代初,国外就已经开始了对汽车牌照自动识别的研究,其主要途径是对车牌的图像进行分析,自动提取车牌信息,确定汽车牌号。在各种实际应用中,有使用模糊数学理论也有用神经网络的算法来识别车牌中的字符。

车牌自动识别的过程一般分成车牌定位、字符分割、字符识别三个环节,每个环节都有不同的实现方法。

#### 1. 车牌定位

目前主要有以下几种定位方法<sup>[8]</sup>:

(1)直接法:利用车牌的特征来提取车牌。常用的特征有:车牌的边缘特性、投影特性、形状特性以及颜色特性等。

(2)人工神经网络方法:首先进行神经网络的训练,从而得到一个对牌照敏感的人工神经网络,然后利用训练好的神经网络检测汽车图像、定位车牌。

(3)数学形态学的方法:使用一定的结构元素,利用数学形态学中的开运算与闭运算来对图像进行处理,得到多个车牌可能区域,然后在处理后的图像中用多区域判别法在图像的多个车牌可能区域中找到车牌的正确的位置。

(4)基于分形盒子维的方法:由于车牌内的字符笔划几乎是随机分布,但又有明显的笔划特征,因此可以采用分形维数来对其进行分析从而达到分割车牌的目的。

#### 2. 字符分割

主要有基于车牌字符特征的投影法和基于聚类分析的车牌字符分割方法。

投影法首先计算牌照字符的垂直投影,利用投影直方图得到一个阈值,根据该值再结合车牌字符固定宽度、间距的比例关系等先验知识来分割字符。

基于聚类分析的车牌字符分割方法按照属于同一个字符的像素构成了一个连通域的原则,再结合牌照的先验知识来进行字符分割。

#### 3. 字符识别

##### (1)统计决策法<sup>[9]</sup>

这类识别技术的理论比较完善,方法也很多,通常也很有效,现已形成了一个完整的体系。在字符识别中,每个字符的特征不是一维,而是一个 $m$ 维的特征向量;字典的每类标准模板也不一定是一个,可能是一批;判别输入文字属于哪一类时,也不

是只把它的特征向量和字典内标准的特征向量逐一进行比较，完全相同才能分类识别，而是根据某种判别准则（尺度），当两者相似到一定程度而且彼此又能区分时就可以分类识别。

### (2) 句法结构方法

句法模式识别也称为结构模式识别。许多情况下，对于较复杂的对象仅用一些数值特征已不能较充分地对其进行描述，这时可采用句法识别技术。句法识别技术将对象分解为若干个基本单元，这些基本单元称为基元，用这些基元以及它们的结构关系可以描述对象，基元以及它们的结构关系可以用一个字符串或一个图来表示，然后运用形式语言理论进行句法分析，根据其是否符合某类的文法而决定其类别。

### (3) 人工智能方法

人工智能是研究如何使机器具有人脑功能的理论和方法，模式识别从本质上讲就是如何根据对象的特征进行类别的判断，因此，人工智能方法就是将人工智能中有关学习、知识表示、推理等技术用于模式识别，并由此对车牌字符进行识别。

### (4) 人工神经网络法

人工神经网络是由大量简单的基本单元相互联接而成的非线性动态系统，每个神经元的结构和功能都比较简单，但由其组成的系统却可能非常复杂，它具有人脑的某些特性，能用于联想、识别和决策。神经元具有非线性映射的能力，它们之间通过权系数相联结。这种大规模并行结构具有很高的计算速度，完全不同于传统机器。模式识别中往往存在噪声干扰或输入模式的部分损失，而人工神经网络将信息分布存储于连结的权系数中，使网络具有很高的容错性和鲁棒性。另外，人工神经网络的自组织、自适应学习功能，大大放松了传统识别方法所需的约束条件，使其对某些识别问题显示出了极大的优越性。因此人们正在深入探讨人工神经网络用于模式识别的潜力。

### (5) 模板匹配法

模板匹配法又分为简单模板匹配法、外围轮廓匹配法、穿线法以及基于 Hausdorff 距离的模板匹配算法。简单模板匹配法不经过粗分类直接进行模板与字符图像的逐点匹配，匹配时选择海明距离。

外围轮廓匹配法采用外围轮廓描述数组，记录字符边框上各点到达框内字符的最短距离。识别时将待识别字符的这一数组与预先得到的模板的外围轮廓描述数组比较，两者差别由欧氏距离衡量。穿线法仍属于字符识别方法中的模板匹配一类，但涉及了字符拓扑结构方面的信息，其基本思想是用一组或几组与水平成 0 度、30 度、45 度或 60 度的平行线贯穿字符，提取字符与水平线的交点信息作为识别依据。基于 Hausdorff 距离的模板匹配算法将字符图像的边缘点作为特征点，记录这些点所在位置的同时，还记录了每一个点一邻域的情况，因此每个边缘点有 9 个特征值，采用基于 Hausdorff 距离进行模板匹配。

目前车牌识别技术还存在着一定的问题，其中关键的问题主要有<sup>[10]</sup>：

1. 由于外界环境光线变化、光路中有灰尘、季节环境变化及车牌本身比较模糊等条件的影响，使得 LPR 系统一直得不到很好的应用。
2. 从目前一些产品的性能指标可以看出，车牌识别系统的识别率和识别速度有待提高。现代交通的飞速发展以及车牌识别系统应用范围的日益拓宽给车牌识别系统提出了更高的要求。因此，研究高速、准确的定位与识别算法成为当前的主要任务，而图像处理技术的发展与摄像设备、计算机性能的提高都会促进车牌识别技术的发展，提高车牌识别系统的性能。

## 1.4 论文的研究内容及组织结构

本论文各章的内容如下：

第一章简述了论文研究的目的和意义，介绍车牌识别技术的概念，概述车牌识别技术的研究现状和发展过程。

第二章是车牌分割的理论基础，包括对模糊图像的增强，基于纹理和基于颜色两种方法结合来分割车牌的设计。

第三章介绍了车牌分割后的倾斜校正以及字符分割的实现，本文运用 Radon 法进行倾斜校正，然后用垂直投影法分割字符。

第四章先介绍了字符识别的原理和模板匹配法识别字符，然后详细阐述了 BP 神经网络算法的原理。

第五章介绍了一个基于模式识别的车牌识别系统的具体设计过程。

第六章是识别系统的总结和进一步研究的展望。

## 第二章 模糊车牌分割

由于CCD摄像机与汽车间存在相对运动、光学系统的像差、成像系统的非线性畸变等原因,拍摄的图像会产生一定程度的退化,图像效果变差,给后续的车牌识别处理带来很大的困难。图像退化可看作原始清晰图像经过一系列处理后的输出,可通过盲解卷积算法进行逆处理对模糊图像进行恢复<sup>[11]</sup>。在车牌定位的方法中,大多数只针对车头或车尾包含车牌的那部分图像进行处理,其图像背景变化不大。当图像背景复杂时,如果有多个区域具有类似车牌的纹理特征,将给车牌定位造成困难。如果将图像纹理和颜色特征相结合,在图像中定位车牌的准确率将会大大提高。

### 2.1 模糊车牌图像的恢复

图像恢复是试图利用退化过程的先验知识使已退化的图像恢复本来面目,即根据退化的原因,分析引起退化的环境因素,建立相应的数学模型,并沿着使图像降质的逆过程恢复图像<sup>[12]</sup>。

在实际应用中,通常都假定传输系统是线性系统,原始图像  $f(x,y)$  通过系统  $h(x,y)$ 。 $h(x,y)$  是综合所有退化因素得到的系统函数,称为成像系统的冲激响应或者点扩展函数(PSF)。图 2-1 所示就是一个基本的退化模型,  $g(x,y)$  为实际得到的退化图像,  $n(x,y)$  为噪声模型。

根据这个退化模型,图像恢复问题可以看作是根据得到的退化图像  $g(x,y)$  和有关  $h(x,y)$  的先验知识及有关噪声  $n(x,y)$  的一些统计性质,对原始图像  $f(x,y)$  进行估计,并使估计出的图像尽可能接近真实图像  $f(x,y)$  的过程。如果对点扩展函数没有先验知识,图像恢复就更加困难。

根据图 2-1 所示图像退化框图,退化模型可以表示为:

$$g(x,y) = f(x,y) * h(x,y) + n(x,y) \quad (2-1)$$

实际应用中处理的都是数字图像,上式采用离散化形式进行表示即为:

$$g(x,y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m,n)h(x-m,y-n) + n(x,y) \quad (2-2)$$

其中  $x=0,1,2,\dots,M-1$ ,  $y=0,1,2,\dots,N-1$ 。

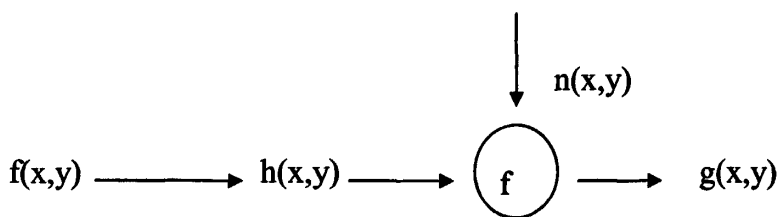


图 2-1 图像退化框图

Fig.2-1 distortion of the images

## 2.2 频域迭代盲解卷积图像恢复

实际应用中,往往要在不知道点扩展函数的情况下进行图像恢复,盲解卷积恢复就是在这种应用背景下提出的。盲解卷积恢复是利用原始模糊图像,同时估计 PSF 和清晰图像的一种图像恢复方法。具体实现算法有先验模糊辨识方法、非参数限定支持域恢复方法、ARMA 参数估计方法、基于高阶统计量的非参数法等。

从式 2-1 可以看出,要解出  $f$  必须进行解卷积。采用最小二乘约束的方法,同时对  $f$  和  $h$  进行约束,选  $r(f)+r(h)$  作为惩罚函数,由式 2-1 得

$$n = g - h * f \quad (2-3)$$

并

$$E(\int n^2 dx) = \sigma^2 \quad (2-4)$$

且有

$$H_1(u) = \int |\nabla u|^2 dx dy \quad (2-5)$$

所以

$$\|h * f - g\|^2 = E\left[\int (h * f - g)^2 dx\right] \approx E(\int n^2 dx) = \sigma^2 \quad (2-6)$$

则图像的恢复问题可归结为如下的最小约束问题

$$\min[\partial_1 r(f) + \partial_2 r(h)] \quad (2-7)$$

当

$$\|h * f - g\|^2 = \|n\|^2 \approx \sigma^2 \quad (2-8)$$

对应的拉各朗日形式为

$$\min L(f, h) = \min \left[ \|h * f - g\|^2 + \alpha_1 r(f) + \alpha_2 r(h) \right] \quad (2-9)$$

这里的 $\alpha_1$ 和 $\alpha_2$ 为综合了拉格朗日乘子之后的系数。这样,问题的关键在于 $r(f)$ 和 $r(h)$ 的选取,采用 $H_1$ 规则 其中 $\nabla$ 为梯度算子,则上面的方程可写成

$$\begin{aligned} \min L(F, H) &= \min \left[ \|h * f - g\|^2 + \alpha_1 \int |\nabla f|^2 dx dy + \alpha_2 \int |\nabla h|^2 dx dy \right] \\ &= \min \left[ (h * f - g)^2 dx dy + \alpha_1 \int |\nabla f|^2 dx dy + \alpha_2 \int |\nabla h|^2 dx dy \right] \\ &= \int \min \left[ (h * f - g)^2 + \alpha_1 |\nabla f|^2 + \alpha_2 |\nabla h|^2 \right] dx dy \end{aligned} \quad (2-10)$$

对上式中积分号以内的部分求偏导(分别对 $f$ 和 $h$ )可得

$$0 = h(-x, -y) * (h * f - g) - 2\alpha_1 \Delta f \quad (2-11)$$

$$0 = f(-x, -y) * (h * f - g) - 2\alpha_2 \Delta h \quad (2-12)$$

$\Delta$ 为拉普拉斯算子。实际应用中,处理的都是数字图像,对应的离散化形式为

$$H^*(Hf - g) - \alpha_1 \Delta f = 0 \quad (2-13)$$

$$F^*(Fh - g) - \alpha_2 \Delta h = 0 \quad (2-14)$$

整理上两式,得

$$\left[ H^*H + \alpha_1(-\Delta) \right] f = H^*g \quad (2-15)$$

$$\left[ F^*F + \alpha_2(-\Delta) \right] h = F^*g \quad (2-16)$$

令 $F(\xi_x, \xi_y)$ 为 $f(m, n)$ 的傅里叶变换,  $H(\xi_x, \xi_y)$ 为 $h(m, n)$ 的傅里叶变换,  $G(\xi_x, \xi_y)$ 为 $g(m, n)$ 的傅里叶变换,  $R(\xi_x, \xi_y)$ 为 $(-\Delta)$ 的傅里叶变换, 则上两式的频域形式为

$$F(\xi_x, \xi_y) = \frac{H^*(\xi_x, \xi_y)G(\xi_x, \xi_y)}{|F(\xi_x, \xi_y)|^2 + \alpha_1 R(\xi_x, \xi_y)} \quad (2-17)$$

$$H(\xi_x, \xi_y) = \frac{F^*(\xi_x, \xi_y)G(\xi_x, \xi_y)}{|F(\xi_x, \xi_y)|^2 + \alpha_2 R(\xi_x, \xi_y)} \quad (2-18)$$

这里,给出一个 $R$ 的经验公式

$$R(\xi_x, \xi_y) = 4 - 2\cos(2\pi\xi_x / M) - 2\cos(2\pi\xi_y / N) \quad (2-19)$$

为提高精确程度,采用迭代的方法,先固定 $h^k$ ,解出 $f^{(k+1)}$ ,再根据 $f^{(k+1)}$ 解出 $h^{(k+1)}$ ,如此迭代,迭代公式如下

$$F^{(k+1)}(\xi_x, \xi_y) = \frac{H^{k*}(\xi_x, \xi_y)G(\xi_x, \xi_y)}{|H^k(\xi_x, \xi_y)|^2 + \alpha_1 R(\xi_x, \xi_y)} \quad (2-20)$$



$$H^{(k+1)}(\xi_x, \xi_y) = \frac{F^{(k+1)*}(\xi_x, \xi_y)G(\xi_x, \xi_y)}{|F^{(k+1)}(\xi_x, \xi_y)|^2 + \alpha_2 R(\xi_x, \xi_y)} \quad (2-21)$$

算法整理如下：首先取初值： $f^{(0)}(m, n) = g(m, n)$ ， $h^{(0)}(m, n) = 0$ ，及迭代次数  $k$ ，然后进行傅里叶变换，分别记为  $F$ ， $H$ ， $R$ ， $G$ ，判断  $k$  是否为 0，若  $F$  为 0 则对结果进行反傅里叶变换，变回时域的  $f$ ，输出显示，否则继续迭代。

MATLAB 提供了 `deconvblind` 函数用于实现盲解卷积，该函数类似于加速收敛 Lucy Richardson 算法的执行过程，同时要重建图像和 PSF<sup>[13]</sup>。`deconvblind` 函数也可以用于多种图像重建修改算法。

`deconvblind` 函数的调用格式如下：

```
[J,PSF]= deconvblind(I,INITPSF)
```

```
[J,PSF]= deconvblind(I,INITPSF,NUMIT)
```

```
[J,PSF]= deconvblind(I,INITPSF,NUMIT,DAMPAR)
```

```
[J,PSF]= deconvblind(I,INITPSF,NUMIT,DAMPAR,WEIGHT)
```

```
[J,PSF]= deconvblind(I,INITPSF,NUMIT,DAMPAR,WEIGHT,READOUT)
```

其中， $I$  表示输入图像， $INITPSF$  表示 PSF 的估计值， $NUMIT$  表示算法重复次数， $DAMPAR$  表示偏移阈值， $WEIGHT$  用来屏蔽坏像素， $READOUT$  表示噪声矩阵。输出参数  $J$  表示恢复后的图像， $PSF$  与  $INITPSF$  具有相同的大小，表示重建点扩散函数。

在调用 `deconvblind` 函数进行图像恢复时， $INITPSF$  的大小是非常重要的一个指标。在实际应用中，通过分析，都是使用不同大小的 PSF 对图像进行重建，从中选择一个最合适的 PSF 值，得出恢复后的图像。

图 2.2-图 2.6 是 `deconvblind` 函数进行盲解卷积的实验结果，其中图 2-2 是图像 `cameraman` 的模糊图像。



图 2-2 模糊图像

Fig.2-2 blur image

在盲解卷积处理中，选择适当大小的矩阵对恢复图像的效果很重要。PSF 的大小比 PSF 的值更重要，所以首先指定一个有代表性的全 1 矩阵作为初始 PSF。恢复的图像如图 2-3 所示，初始 PSF 如图 2-4 所示。



图 2-3 初步恢复图像

Fig.2-3 restord image

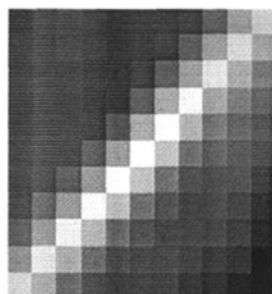


图 2-4 初始 PSF

Fig.2-4 restord PSF

恢复的图像存在一定的“环”，是由图像边界或灰度变化较大的部分产生的。使用 WEIGHT 参数消除环的存在：首先调用 edge 函数找出图像中灰度变换较大的部分，同时对图像进行膨胀操作以扩充图像的处理区域。图像边界或灰度变化较大的像素将被设置为 0。然后使用所定义的 WEIGHT 数组对图像进行重建，得到如图 2-5 所示的恢复结果。由图可以看出，恢复后的图像消除了“环”的存在，但是，恢复结果仍有一定的失真。新重建时的 PSF 如图 2-6 所示。



图 2-5 消环后的恢复图像

Fig.2-5 newly deblurred image

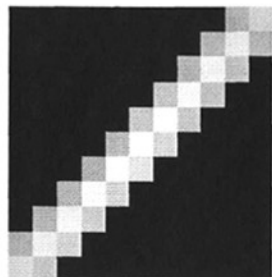


图 2-6 新重建时的 PSF

Fig.2-6 newly reconstructed image

## 2.3 基于纹理特征的车牌分割方法设计

模糊车牌恢复完成后，利用车牌字符垂直纹理相对集中且不受车牌倾斜的影响的特性，本节提出一种结合字符纹理特征的垂直边缘检测方法，对含有车牌的灰度图像进行处理以获得垂直边缘图<sup>[14]</sup>；然后运用数学形态学对垂直边缘图进行处理，再根据车牌具有固定长宽比的特征，确定车牌可能所在的几个区域。

### 2.3.1 垂直边缘检测算法

纹理是景物的一个重要特征,通常认为纹理是在图像上表现为灰度或颜色分布的某种规律性,这种规律性在不同类别的纹理中有其不同特点。纹理特征可用来描述对象物表面的粗糙程度和方向性,也可用来分析生物材料组织,或者用来进行图像分割。

目前车辆牌照中的字符序列包含汉字、字母和阿拉伯数字,字符在矩形内呈水平排列且大小相等。从车牌定位的角度来看,车牌区域的主要特征是:车牌有一个连续或由于磨损而不连续的边框,车牌内的7个字符基本呈水平排列且有一定的间隔,在矩形区域内存在较丰富的垂直边缘,而其他区域往往水平边缘丰富<sup>[15-16]</sup>。由此可见,车牌字符含有丰富的线条纹理,尤其是直线纹理,是区别车牌与背景的一个重要特征。

本文在垂直纹理图的基础上结合边缘检测算法,以求有效地突出字符纹理区域,同时,在保留字符区域垂直边缘的基础上去除大量非字符垂直边缘。算法包括如下步骤<sup>[17]</sup>:

1. 应用一阶差分运算获取垂直纹理图。

$$g(i, j) = |f(i, j) - f(i, j+1)| \quad (2-22)$$

式中  $i=1,2,3,\dots,h$ ,  $j=1,2,3,\dots,w$ ; 这里  $h,w$  分别为待分割的灰度图像的高度和宽度;  
 $f(i, j)$  为灰度图中象素点  $(i, j)$  的灰度值;  $g(i, j)$  为垂直纹理图中象素  $(i, j)$  的灰度值。

2. 计算垂直纹理图整体均值  $avg$ 。

$$avg = \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w \frac{g(i, j)}{h * w} \quad (2-23)$$

3. 以象素  $(i, j)$  为中心的  $(2n+1)*(2n+1)$  大小的模板, 计算每点的阈值和均值  $avg$ 。

$$T(i, j) = 0.5 * (\max_{\substack{-m \leq p \leq m \\ -n \leq q \leq n}} g(i+p, j+q) + \min_{\substack{-m \leq p \leq m \\ -n \leq q \leq n}} g(i+p, j+q)) \quad (2-24)$$

$$avg = \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w \frac{g(i, j)}{h * w} \quad (2-25)$$

4. 逐点二值化垂直边缘图。

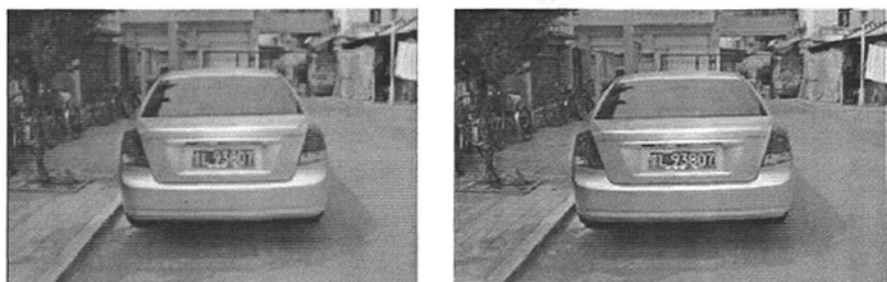
$$b(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{当 } g(i, j) > T(i, j) \text{ 且 } avg(i, j) > k * avg \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2-26)$$

根据实验,  $k$  值的选取范围在 1-3 之间,在实际应用中,可根据背景的复杂程度及所选取的模板大小确定  $k$  值。模板的大小可以根据图像中车牌字符的大小确定,可略小于字符,当模板较大时  $k$  值应选较大的值,模板较小时可以适当减小  $k$  值。在本文的样本实验中  $k$  值均取 2.3。

图 2-7 给出了本文算法与 Sobel 算法、Prewitt 算法的应用结果比较。图 2-7(a)为原始模糊恢复图像,图(b)为用 sobel 垂直算子获得的垂直边缘图,图(c)用 prewitt 垂直算子获得的垂直边缘图,图(d)为使用本文算法获得的垂直边缘图,模板参数取  $m=2$ ,

$n=12$ 。由图可见，运用本文算法且选取适当的系数  $k$ ，其定位效果较好。

从上面三幅图可以清楚的看到，运用本文的算法且选择适当的系数  $k$ ，可去除大量的非字符的垂直边缘。



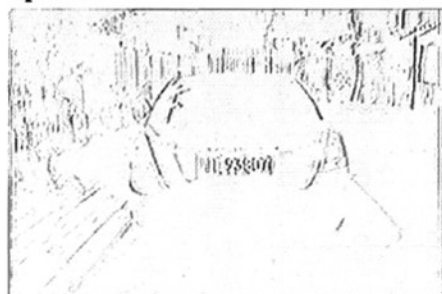
(a) 原始图像

(a) original picture



(b) Sobel 算法处理结果

(b) Sobel algorithm



(c) Prewitt 算法处理结果

(c) Prewitt algorithm



(d) 本文算法处理结果

(d) algorithm in the paper

图 2-7 本文算法与经典算法的比较

Fig.2-7 Vertical edge detection algorithm

### 2.3.2 形态学处理

形态学原来是生物学中研究动物或植物结构的一个分支，后来人们用数学形态学

表示以形态为基础对图像进行分析的数学工具。它的基本思想是用具有一定形态的结构单元去度量和提取图像中的对应形状，以达到对图像进行分析和识别的目的<sup>[18-20]</sup>。

数学形态学(Mathematical Morphology)是一门建立在严格的数学理论基础之上而且密切联系实际的科学。数学形态学进行图像处理是以几何学为基础的，它着重研究图像的几何结构，这种结构表示的可以是分析对象的宏观性质，也可以是微观性质，其基本思想是利用一个称作结构元素的“探针”收集图像的信息。当探针在图像中不断移动时，利用一个结构元素去探测被处理图像，看是否能够将结构元素很好地填放在图像的內部，同时验证填放结构元素的方法是否有效。

数学形态学的基本运算有 4 个：膨胀、腐蚀、开启和闭合，他们在二值图像和灰度图像中有不同的定义及应用特点。车牌识别中处理对象为二值图像，因此本文仅讨论二值形态学的基本运算。二值形态学中的形态变换是针对集合的处理，其形态算子的实质是表达物体或形状的集合与结构元素间的相互作用，因此结构元素的形态就决定了这种运算所提取的信号的形状信息。图像形态处理时，就是在图像中移动一个结构元素，然后将结构元素与图像进行交、并等集合运算。

先介绍一下数学形态学中的两个基本运算方法，即腐蚀运算和膨胀运算<sup>[21]</sup>。

### 1. 腐蚀(Erosion)

简单的腐蚀是消除物体所有边界点的一种过程，其结构使剩下的物体沿其周边比原物体内缩减一个象素。如果物体是圆的，其直径在每次腐蚀后将减少 2 个象素。如果物体任一点的宽度少于 3 个象素，那么它在该点将变为非连通的(分裂为两个物体)，这也是我们利用腐蚀滤除图像中的颗粒状噪声干扰的依据，在任何方向宽度不大于 2 个象素的物体则会被除去。腐蚀对从一幅包含汽车牌照的图像中去除小且无意义的颗粒状噪声来说是很有意义的。依据这个特点，我们可以对包含汽车牌照的二值图像中存在的颗粒状噪声采用腐蚀操作。由于汽车牌照具有较大的面积，腐蚀操作不会对其带来太大的影响，而颗粒状噪声等细小物体会被去除。这是由于颗粒状噪声比汽车车牌小得多，我们可以控制结构元素的大小，使得汽车车牌可以填放结构元素而保留下来，颗粒状噪声由于填不下结构元素而被摒弃。而且，对于有些轻度粘连的汽车车牌字符，腐蚀操作容易使它们在粘连处断裂。

一般意义的腐蚀概念定义为：

$$E = B \otimes S \{x, y | S_{xT} \subseteq B\} \quad (2-27)$$

也就是说，由结构元素 S 对 B 腐蚀所产生的二值图像 E 是这些点(x,y)的集合，如果 S 的原点位移到(x,y)，那么 S 将完全包含于 B 中。

### 2. 膨胀(Dilation)

与腐蚀相对应，简单膨胀是将与物体边界接触的所有背景点合并到该物体中的过程。过程的结构是使物体沿原有边界向外进行一定程度的扩展。如果物体是圆的，则

膨胀后直径增大 2 个像素。如果两个物体相隔少于 3 个像素时，它们将在该点连通起来（合并成一个物体）。膨胀在填补被处理图像中的空洞很有用。

一般膨胀定义为：

$$E = B \oplus S \{x, y | S_{xy} \cap B \neq \emptyset\} \quad (2-28)$$

也就是说，S 对 B 膨胀产生的二值图像 D 是由这样的点(x,y)组成的集合，如果 S 的原点位移到(x,y)，那么它与 B 的交集非空。

膨胀和腐蚀可以级联结合使用。开运算就是对先图像进行腐蚀，然后对腐蚀的结果做膨胀运算。闭运算是对图像做膨胀运算，然后对膨胀运算的结果做腐蚀运算。这两种运算是数学形态学中的重要运算<sup>[22-24]</sup>。

本文中主要用到先腐蚀后膨胀即开运算<sup>[25]</sup>，下面举一例子说明。

以下步骤从图 2-8 中删除所有电路连接线，仅保留芯片对象：

1. 创建结构元素。结构元素必须具有适当的大小，既可以删除电流线，又不足以删除矩形；

2. 使用结构元素腐蚀图像。这一步的操作将删除所有直线，但是也会缩减矩形，如图 2-9 所示；

3. 恢复矩形为原有大小，使用相同的结构元素对腐蚀过的图像进行膨胀，如图 2-10 所示。

运用数学形态学对图 2-7(d)垂直边缘图进行处理后，得到多个车牌可能区域。如图 2-11 中矩形框所示。



图 2-8 原始图像  
Fig.2-8 original image

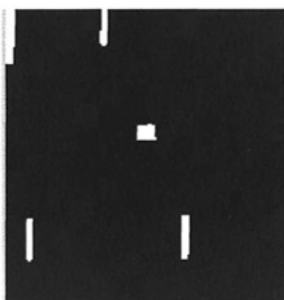


图 2-9 腐蚀图像  
Fig.2-9 Erosion

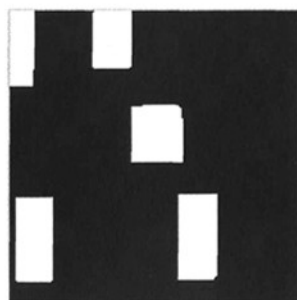


图 2-10 膨胀图像  
Fig.2-10 Dialation

## 2.4 基于颜色的车牌分割方法

在复杂的汽车图像中，会存在一些其他非车牌区域具有车牌的某一特征，如：车



图 2-11 车牌疑似区域

Fig.2-11 location of possible license plate

身上张贴的广告字符，与车牌有相似的纹理特征的物体等。如果使用单一的车牌特征来定位，往往效果不是很理想，只有综合使用车牌的多个特征信息，才能有效地剔除非车牌区域，获得理想的目标车牌。本文采用基于颜色的分割方法与基于纹理的分割方法结合，取得不错的效果。

#### 2.4.1 彩色空间原理

可见光的各种颜色都可以用红、绿、蓝(RGB)这三种颜色波长的不同强度组合而得，这就是三基色原理。因此，这三种光常被称为三基色或三原色。有时候我们亦称这三种基色为添加色，这是因为当我们把不同光的波长加到一起的时候，得到的将会是更加明亮的颜色<sup>[26]</sup>。

在对彩色图像进行分解表示时，常用的彩色空间主要有：RGB 彩色空间、HSV 彩色空间、CIE-XYZ 彩色空间等。RGB 彩色空间是应用最为广泛的彩色空间，但它不符合人们的感知心理且不是均匀的彩色空间，它并不是以一致的尺度表示色彩，不符合人的感知心理，例如很难说出深棕色中三基色 R、G、B 的准确含量到底是多少。本文研究借助了 HSV 颜色空间的 H 信息，来实现车牌区域的精确定位。

#### 2.4.2 HSV 彩色空间

HSV 彩色空间对应于画家的配色空间，它反映了人类观察彩色的方式，它能较好地反映人类对色彩的感知和鉴别能力，在该彩色空间可以很方便和有效地进行彩色的区分和归类。HSV 彩色空间与 RGB 彩色空间的转换是可逆的<sup>[27-28]</sup>。HSV 彩色空间模型对应于圆柱坐标系中的一个圆锥形子集，如图 2-12 所示。

HSV 空间中，H(Hue)指色调，是评定某种颜色的直接依据；S(Saturation)指的是

饱和度，即某种颜色的深浅；V(Value)或 B(Brightness)都是亮度，指的是颜色的明暗程度。其中色调分量是基于人眼能感知到的红橙黄绿青蓝紫这些基本的颜色信息，即所处的光谱颜色的位置。该参数用一角度量来表示，红的色彩角是 0 度，绿的是 120 度、蓝的是 240 度，三者分别相隔 120 度。互补色分别相差 180 度。饱和度 S 为所处的光谱颜色的位置。该参数用一角度量来表示，红的色彩角是 0 度，绿的是所处的光谱颜色的位置。该参数用一角度量来表示，红的色彩角是 0 度，绿的是 120 度，蓝的是 240 度，三者分别相隔 120 度。互补色分别相差 180 度。饱和度 S 为一比例值，范围从 0 到 1，它表示成所选颜色的饱和度和该颜色最大的饱和度之间的比率。S=0 时，只有灰度。亮度 V，范围是从 0 到 1。有一点要注意：它和光强度之间并没有直接的联系。HSV 是一种直观的颜色模型。可以从一种纯色开始，即指定色彩角 H，并让 V=S=1，然后通过向其中加入黑色和白色来得到我们需要的颜色。增加黑色可以减小 V 而 S 不变，同样增加白色可以减小 S 而 V 不变。例如，要得到深蓝色，V=0.4，S=1，H=240 度。要得到淡蓝色，V=1，S=0.4，H=240 度。

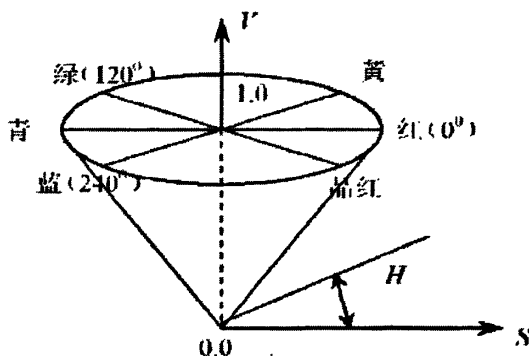


图 2-12 HSV 色彩空间

Fig.2-12 HSV color space

### 2.4.3 RGB 到 HSV 色彩空间的转换

进行色彩空间的转换运算之前，需要在 RGB 空间将每一个色彩分量值先归一化，可以通过对每一个分量除以 255 来得到<sup>[29-30]</sup>。RGB 到 HSV 色彩空间的转换关系如下：

$$V = \frac{R+G+B}{3} \quad (2-29)$$

$$H = \cos^{-1} \left[ \frac{(R-G)+(R-B)}{2\sqrt{(R-G)^2+(R-B)(G-B)}} \right] \quad R \neq B \text{ 或 } G \neq B \quad (2-30)$$



#### 2.4.4 基于颜色分割举例

HSV 颜色空间下, H 是色度, 值域为 $[0,360)$ , 表征的是对象的颜色, 例如红色为 0 度, 黄色为 60 度, 蓝色为 240 度。考虑到不同光照条件下会有一定的偏色问题, 允许有效点的色度有一定的偏差。即色度在 $(240 \text{ 度} \pm 15 \text{ 度})$ 基本可视为蓝色,  $(60 \text{ 度} \pm 15 \text{ 度})$ 基本可视为黄色。

下面对蓝底白字的车牌图像(图 2-7a)进行颜色分割。基于颜色的车牌分割的步骤包括:

1. 将 RGB 颜色模型转换成 HSV 颜色模型, 如图 2-13;

2. H 分量表示的是色彩信息, 所以根据 H 分量的值来判断该像素点的色彩, 设定蓝色的经验阈值范围 $[0.62,0.68]$ (归一化后), 把落在该区间内的点设为白色, 其余区域设为黑色, 如图 2-14;

3. 把图 2-14 按行和列计算白色像素的个数和, 再进行直方图水平投影(图 2-15a)和纵向投影(图 2-15b), 根据波峰集中的区域, 确定所要蓝色区域的大致区域, 如图 2-14 中矩形框所示。

综上所述, 本文算法先利用车牌字符具有明显垂直纹理的特征, 采用一种符合字符纹理特征的边缘检测方法, 结合形态学得出疑似车牌区域, 再应用基于 HSV 空间的颜色分割方法, 并将两者结合得到车牌区域图像。图 2-16 所示是图 2-7(a)的原始图像经本文算法处理后的结果, 可以准确得到车牌图像。



图 2-13 转换到 HSV 空间

Fig.2-13 RGB to HSV



图 2-14 根据阈值处理

Fig.2-14 deal with threshold

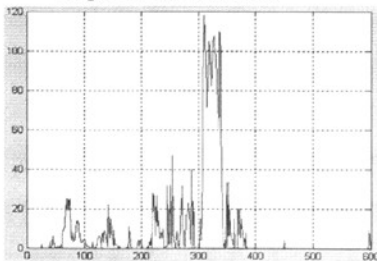


图 2-15a 水平投影

Fig.2-15a horizontal projection

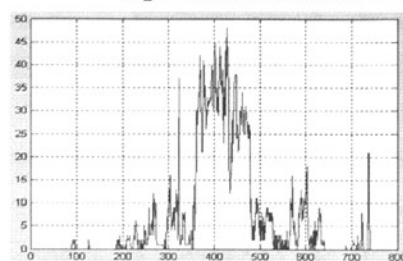


图 2-15b 垂直投影

Fig.2-15b perpendicular projection



图 2-16 结合本章两种方法后提取车牌

Fig.2-16 location of license plate

## 第三章 车牌倾斜校正与字符分割

### 3.1 车牌倾斜校正

公路上监控汽车的摄像机通常安装在固定的位置，如十字路口的高处等，使得车牌上下边沿与摄像机成像平面的上下边沿不能保证平行，并且车牌平面法线与摄像机成像平面法线不能保证在同一直线上，造成了牌照倾斜。若不加以校正，所得牌照的上下边界将有很大偏差，字符也会变形，严重影响后续的字符分割和字符识别处理<sup>[31]</sup>。

常用检测倾斜角的方法是 Hough 变换法<sup>[32]</sup>。该法可以准确地检测出二值图像中的直线。但其缺点是过分依赖于二值图像中存在直线，且计算量较大。由于经边缘检测得到的二值牌照图像不一定存在明显的边框，有的甚至没有边框，此时牌照二值图像并不存在明显直线，所以 Hough 变换法将无法满足应用的要求。

本文采用基于 Radon 变换的牌照倾斜角检测方法。在有边框的情况下，它可以利用 Radon 变换检测到的接近于水平方向的直线确定其倾斜角；在没有检测到接近于水平方向的直线的情况下，它可以利用牌照字符区沿着某一接近水平方向投影均值取得极大值来确定其倾斜角。具体实现方式如下：

首先对包含有整块牌照的区域进行边缘检测。为提高边缘的准确性以及抗干扰能力，采用最优的动态阈值 canny 边缘检测算子。其边缘检测速度很快，不会影响到系统的实时性<sup>[33-35]</sup>。

函数  $f(x,y)$  沿任意方向直线  $Y$  的投影定义为  $f(x,y)$  沿该方向的线积分

$$R_{\theta}(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x \cos \theta - y \sin \theta, x \sin \theta + y \cos \theta) dy \quad (3-1)$$

上式即为 Radon 变换式。对于牌照倾斜角的检测，只需考虑接近水平线的情况，即取值范围为  $-10^{\circ}$  到  $10^{\circ}$ 。

以  $1^{\circ}$  为步长计算 canny 算子二值边缘图像从  $-10^{\circ}$  到  $10^{\circ}$  的 Radon 变换，然后扫描从  $-10^{\circ}$  到  $10^{\circ}$  各个角度的 Radon 变换结果。用以下两个判据来判定牌照的倾斜角：

判据 1：若存在  $\theta = \theta_0$ ， $x = x_0$ ，使得  $R_{\theta}(x) > Th$ ， $Th$  为直线投影阈值，则认为检测到一条接近于水平方向  $\theta = \theta_0$  方向的直线，说明我们检测到了牌照接近水平方向的倾斜角度为  $\theta_0$  的边框，于是牌照倾斜角即为  $\theta_0$ ；

判据 2：若不存在上述  $\theta_0$ ，即检测不到牌照接近水平方向的边框时，则统计每个角度  $\theta$  下最长的连续非零点的个数，该值对应于牌照字符区沿角度  $\theta$  投影的宽度。由于任意角度下牌照字符区总投影值为一恒量，所以当且仅当  $\theta$  为牌照倾斜角时，牌照

字符区投影宽度最小，最长的连续非零点的个数为最少，投影均值取得最大值。于是我们检测得最长的连续非零点的个数为最少的 $\theta$ 即为牌照倾斜角。

根据以上两个判据得到牌照倾斜角后，便可以用该角度来修正牌照区域。以牌照区域中心点为原点，顺时针或逆时针（取决于 $\theta$ 的符号）旋转 $|\theta|^\circ$ ，最后得到所含牌照基本上为水平-垂直方向的规则矩形区域。

图 3-1 给出牌照有明显边框的倾角检测与修正结果，其中(a)为牌照区域的原始灰度图像；(b)为采用 **canny** 边缘检测算子得到的二值化图像；(c)为倾斜度校正后的灰度图像（校正角 $\theta=-7^\circ$ ）。图 3-2 给出了牌照无明显边框的倾斜角检测结果（校正角 $\theta=+1^\circ$ ）。可以看出，本文的倾角检测方法准确有效，且不依赖于牌照是否含有明显边框。



图 3-1 有明显边框的倾角检测与修正结果

Fig.3-1 Radon transform



图 3-2 无明显边框的倾角检测与修正结果

Fig.3-2 Radon transform

### 3.2 字符分割

汽车车牌图像中字符分割的目的是为汽车车牌识别提供字符图像，分割的准确性直接影响后续工作的完成，因此具有十分重要的意义<sup>[36]</sup>。

按照通用的分割定义，分割出的区域需同时满足均匀性和连通性的条件。其中均匀性是指该区域中的所有像素点都满足基于灰度、纹理、颜色等特征的某种相似性准则，而连通性是指在区域内任意两点存在相互连通的路径。

目前车牌照字符分割的方法主要有<sup>[37]</sup>：

1) 利用车牌照字符固定的高宽比和间距作为先知经验对车牌照图像进行精确的字符定位切分。这种方法在分割前首先估算出字符宽度、距离，并从图像垂直方向的投

影直方图中定出字符的开始位置，再参考估算值逐个定位切分字符。

2) 基于边缘检测的方法。通过提取图像的边缘信息进行分析，进而测得车牌字符边缘。其缺点是要求图像边缘的连续性要好，但实际拍摄的车牌字符边框往往不连续。

3) 基于投影法的车牌字符分割方法。它通过对车牌区域的直方图进行分析，利用字符区域的投影值比背景区域大的特性达到识别字符区域的目的。其缺点是适用于车牌图像亮度变化比较均匀、对比度比较好的情况。

本文采用垂直投影法实现字符分割，主要原因是垂直投影法简单易行<sup>[38-40]</sup>。由于字符块在垂直方向上的投影不仅在字符间取得局部最小值，而且在字符内的间隙处也能取得局部最小值，因此字符的正确分割位置应该是在上述局部最小值的附近，并且这个位置应满足车牌字符的书写格式、字符的尺寸限制等其他一些条件。这样，利用垂直投影法对断裂字符进行分割具有较好效果。

首先对车牌图像从右到左进行扫描，假定用  $j$  代表车牌图像的列， $s$  代表车牌图像第  $j$  列上所有白色像素的个数。在理想情况下，(除汉字之外) 每个字符的投影都是连续的，各字符的投影之间都有一定的间隙。在预处理时，已将车牌图像统一为二值图像，因此，在理想情况下，字符之间的间隙应全为黑色像素，即  $s=0$ 。但在实际处理中，由于车牌图像存在许多噪音和干扰，字符之间的间隙的投影不会为零，但是字符块在垂直方向的投影会在字符的间隙处取得局部最小值，因此字符的正确分割位置应该是在上述局部最小值附近。根据实际处理车牌的经验可知，当某一列上的白色像素点总和小于某一阈值时，则认为检测到了字符的边界。假定  $w$  为字符的边界，车牌图像的宽度为  $nwidth$ ，高度为  $nHeight$ ，根据标准车牌的尺寸，可计算单一字符宽度  $CharW=nwidth*45/409$ ，字符间距  $Space=nwidth*12/409$ 。

具体的分割算法为：

(1) 对车牌图像从右到左逐列扫描，若某一列上的白色像素点的总和小于某一阈值(条件 1) 时，则认为该列是字符的边界。

(2) 判断  $w$  若为奇数，则找一个字符的开始位置。若不满足条件 1，则  $j=j+1$ ，回扫；若满足条件 1，则记下列数  $j=j-Space+1$ ，将  $j \rightarrow k(j)$ ， $j++$ 。

(3)  $w$  若为偶数，则找到一个字符的结束位置。若不满足条件 1，则  $j=j-1$ ，继续往下扫；若满足条件 1，则记下列数  $j=j-Charw$ ，将  $j \rightarrow k(j)$ ， $j++$ 。

(4) 直到  $j$  的值为零，并且  $w$  的值为偶数，则循环结束。

单独情况：如果  $j=11$  时，即已找到从右数第 5 个字符，需要找右数第 6 个字符的开始点，则要考虑车牌上第 2 与第 3 字符间的距离，即  $j=j-Space-Pont$ ，转(2)。

经过上述步骤，则车牌图像中的 7 个字符的左右边界全部找到，图 3-3 所示是图 2-16 的车牌图像经字符分割后的结果。



图 3-3 切割字符

Fig.3-3 character segmentation

## 第四章 字符识别

字符的识别率是衡量车牌识别系统的性能的最主要的指标。它不仅与图像采集、字符分割等步骤紧密相关，而且一个好的识别策略也是提高识别率的主要途径。在对车牌字符进行分割获取单个字符图像以后，下一步就是字符的特征提取及字符识别。

### 4.1 字符识别的发展概况及原理

#### 4.1.1 字符识别的发展概况

近年来，字符识别逐渐成为模式识别领域中的一个重要分支。模式识别研究过程的一般原理对字符识别有指导作用，而字符识别的研究又促进了基础理论——模式识别领域的发展。模式识别是伴随着计算机的研究、应用日益发展起来的。按照广义的定义，模式是一些供模仿用的、完美无缺的标本。模式识别就是识别出特定客体所模仿的标本。而狭义的模式是对某些感兴趣的客体的定量的或结构的描述，而模式类是具有某些共同特性的模式的集合。模式识别是研究一种自动技术，依靠这种技术，机器自动地把待识模式分配到各自的模式类中去。

字符识别发展可分为三个阶段<sup>[41]</sup>：

第一个阶段为初级阶段。其中一个基本思想，抽取特征向量的构造和它的相关函数。现在此法仍为一种重要的匹配方法。

第二个阶段为基础理论研究阶段。这个阶段提出了表示边界的链码法，用于结构分析的细化思想，以及一些离散图像上的拓扑性研究，形成了不仅能抽取局部特征，而且能抽取大范围的凹凸区域、连通性、孔等特征的算法，完成了作为基础理论核心的“特征抽取理论”，以及所谓的K-L展开法工作。

第三个阶段为发展阶段。这一阶段的研究工作是技术和实际相结合，针对实际系统的要求和设备可能提供的条件，提出了更为复杂的技术。但就多种方法分类来说，可以分为两大类方法：相关法和构造解析法。在这两类方法的基础上，已经研究出了各具特色的系统。

字符识别系统也可以根据输入设备的不同分类，如图4-1所示。

从目前的发展来看，基于不同方法的单一识别系统之间识别率的差距仅有1%，取得1%的识别率的提高已属不易。同时对各种各样商业OCR系统进行测试，可以发现，所有这些商业系统的应用都有一定的局限性，如果系统超越某些约束将会引起系统性能的退化。可以发现，虽然在字符识别领域已有大量的研究并取得很多成果，但是，使字符识别机具有同人一样的识别能力，仍是一个远未能及的目标。

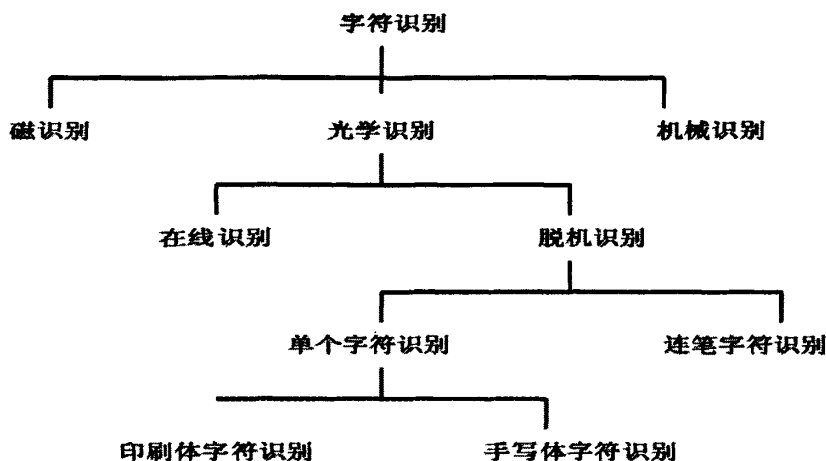


图 4-1 字符识别分类

Fig.4-1 sort of character recognition

#### 4.1.2 字符识别的基本原理

和其他模式识别的应用一样，字符识别的基本思想都是匹配判别<sup>[42-46]</sup>。抽取代表未知字符模式本质的表达形式（如各种特征）和预先存储在机器中的标准字符模板式表达形式的集合（称为字典）逐一匹配，用一定的准则进行判别，在机器存储的标准字符模式表达形式的集合中，找出最接近输入字符模式的表达形式，该表达形式对应的字就是识别结果。字符识别过程如图 4-2 所示。

从图 4-2 可以看出字符识别的基本原理：文字经过光电扫描，模数转换为带灰度值的数字信号送至预处理环节。预处理的内容和要求取决于识别方法，一般包括行字切分、二值化、规范化等。经过预处理，字符模式成为规范化的二值数字点阵信息。对该二值化字符点阵，抽取一定的表达形式后，与存储在字典中已知的标准字符表达形式匹配判别，就可以识别出输入的未知字符。

图 4-2 的下部是识别系统的学习部分。学习是根据多个未知字样抽取出模式表达形式，自动构造或修改充实字典，不断提高系统识别率。字符的模式表达形式和相应的字典形式有多种，每种形式又可以选择不同的特征，每种特征又有不同的抽取方法。这些就使得判别方法和准则以及所用的数学工具不同，形成了种类繁多、形式各异的字符识别方法。



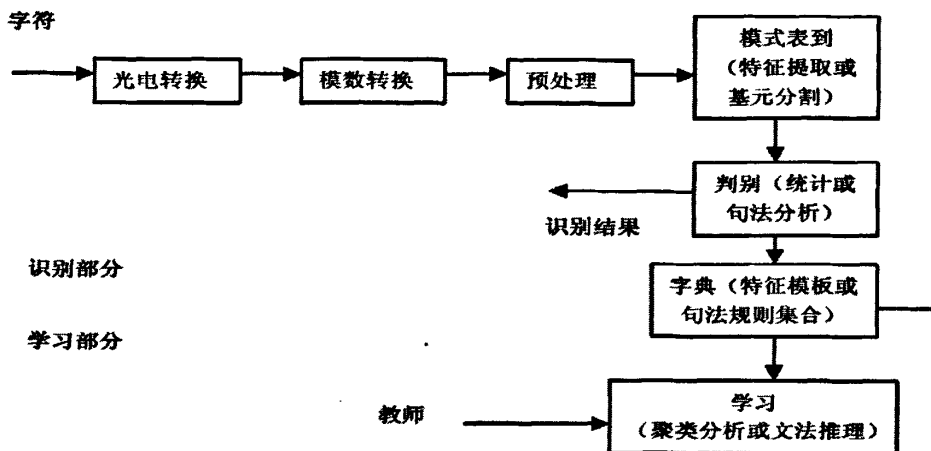


图 4-2 字符识别系统

Fig.4-2 system of character recognition

## 4.2 车牌字符识别的特点

和其他的字符识别系统中的字符相比，车牌自动识别系统中的字符有其自身的特点，主要表现如下<sup>[47-49]</sup>：

(1) 字符点阵分辨率低。由于是在一幅汽车图像中分割出车牌，受摄像机分辨率的限制，字符所占的像素比较少，通常只有大约  $20 \times 20$  个像素。这样的分辨率对英文字母和数字字符而言还比较容易处理，但对汉字来说，则导致汉字特征信息丢失太多，并造成笔划的粘连，给识别带来困难。

(2) 受环境影响大。车牌识别系统需要在室外全天候工作，光照条件经常变化，并且受天气状况的影响，各种干扰也不可预测，导致实际得到的车牌图像由于光照度和触发位置的不同，字符的大小、粗细、位置及倾斜度都不一样。另外，车牌的清晰度、清洁度、新旧底色及光照背景等因素，可能会造成采集到的图像干扰严重，如字符模糊、畸变甚至断裂等，因而要求所采用的字符识别方法具有很强的抗干扰性和环境适应性。

(3) 实时性要求。鉴于车牌自动识别系统的应用场合是智能交通管理，它要求能对驶过的车辆进行及时的采集图像、处理图像、车牌识别和自动数据库登录等一系列操作，实时性的要求高于其他 OCR 系统。

(4) 识别前的处理环节众多。车牌上字符的取得并不像通常的 OCR 一样由扫描仪、书写板等光电转换装置直接送入计算机，而是先用摄像机在公路上取得一幅汽车图像，经图像采集卡输入计算机，再经车牌定位、字符分割等图像处理过程，才能得到

单个字符。这中间任何一个环节的闪失都会导致数据的丢失，从而致使识别工作无法进行。

根据上面提到的车牌字符识别的特点，选用合适的字符识别算法显得非常重要。

### 4.3 用模板匹配法识别字符

模板匹配方法是实现离散输入模式分类的有效途径之一，其实质是度量输入模式与标准模式之间的某种相似性，取相似性最大者为输入模式所属类别。它根据字符的直观形象抽取特征，用相关匹配原理进行识别，即将输入模式与标准模板在一个分类器中进行匹配<sup>[50]</sup>。

轮廓也可以反映字符图像的结构，由于存在内外轮廓和笔画宽度等因素的影响，轮廓提取方法简单，结果确定，因而它不失为一种好的结构信息源。轮廓大致有两种描述方式，其一如骨架一样用结构点和弧构成图的方式来描述，识别也与骨架相同；其二则用标准化后的轮廓距边框的距离描述，通过在一定范围内寻找轮廓的最远、最近点和最大、最小突变点得到一系列结构特征，构成识别规律。

### 4.4 用神经网络识别字符

人工神经网络(Artificial Neural Network)简称神经网络，是基于目前人们对自然神经系统的认识而提出的一些神经系统的模型，一般是由一系列被称为神经元的具有某种简单计算功能的节点经过广泛连接构成的一定网络结构，而其网络连接的权值根据某种学习规则在外界输入的作用下不断调节，最后使网络具有某种期望的输出特性。神经网络的这种可以根据输入样本学习的功能，使得它非常适合于用来解决模式识别问题，这也是神经网络目前最成功的应用领域之一。人工神经网络模式识别与传统模式识别方法相比有以下的特点<sup>[51-53]</sup>：

- (1)对复杂的不确定性问题具有适应和自学习能力；
- (2)具有表示任意非线性关系的能力；
- (3)具有网络的非线性动力学带来的快速优化计算能力；
- (4)对大量定型或定量信息的分布存储能力，并行处理能力与合成能力；
- (5)由并行分布处理结构带来的容错能力。

神经网络模式识别的基本方法是，首先用已知样本训练神经网络，使之对不同类

别的已知样本给出所希望的不同输出,然后用该网络识别未知的样本,根据各样本所对应的网络输出情况来划分未知样本的类别。神经网络可以处理一些环境信息十分复杂,背景知识不清楚,推理规则不明确的问题,允许样品有较大的缺损、畸变,其运行速度快,自适应性能好。

本文采用 BP(Back-Propagation)神经网络来实现车牌字符的识别。因为 BP 算法已经比较成熟,其实现相对来讲比较简单。如果能适当改进 BP 网络的学习算法,则不会需要太长训练时间。

#### 4.4.1 BP 神经网络的基本结构

前向反馈(Back-Propagation,简称 BP)网络通常是指基于误差反向传播算法(BP 算法)的多层前向神经网络<sup>[54]</sup>。目前,在人工神经网络的实际应用中,绝大部分的神经网络模型是采用 BP 网络和它的变化形式,它也是前向网络的核心部分,体现了人工神经网络最精华的部分。据统计有近 90%的神经网络应用是基于 BP 算法的。与感知器和线性神经网络不同的是,BP 网络的神经元采用的传递函数通常是 Sigmoid 型可微函数,所以可以实现输入和输出间的任意非线性映射。即网络由输入层、隐含层和输出层构成,相邻层之间的神经元全互连,同一层内的神经元无连接。下面以图 4-3 所示的具有一个中间层(隐层)的三层 BP 网络来介绍 BP 算法的实现。图 4-3 中,输入层、中间层和输出层的单元数分别是  $N$ 、 $L$  和  $M$ ,输入为  $x_0, x_1, \dots, x_{N-1}$ ;中间层输出为  $h_0, h_1, \dots, h_{L-1}$ ;网络实际输出为  $y_0, y_1, \dots, y_{M-1}$ ,  $d_0, d_1, \dots, d_{M-1}$  表示训练样本期望输出。输入单元  $i$  到中间单元  $j$  的权值为  $V_{ij}$ ,中间单元  $j$  到输出单元  $k$  的权值为  $W_{jk}$ ,用  $\theta_k$  和  $\psi_j$  来分别表示输出单元和中间单元的阈值。

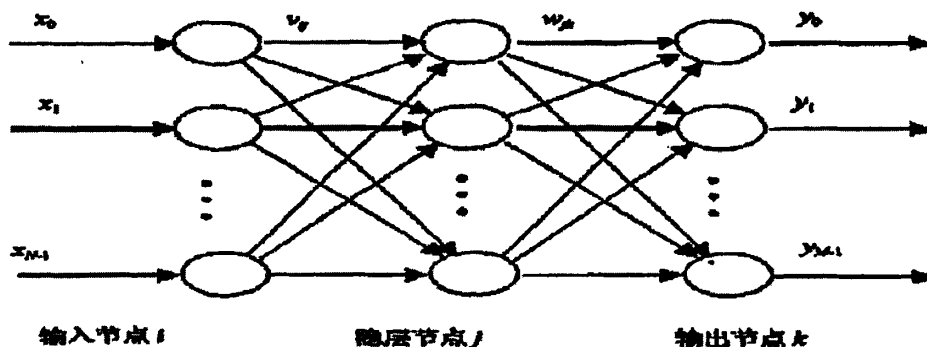


图 4-3 具有一个隐层的三层 BP 网络

Fig.4-3 3 layers BP network

于是,中间层各单元的输出为:

$$h_j = f[\sum_{i=0}^{N-1} v_{ij}x_i - \psi_j] \quad (4-1)$$

输出层各单元的输出为

$$y_k = f[\sum_{j=0}^{L-1} w_{jk}h_j - \theta_k] \quad (4-2)$$

#### 4.4.2 标准 BP 学习算法

BP 算法的主要思想是从后向前（反向）逐层传播输出层的误差，以间接算出隐层误差。算法分为两个阶段：第一阶段（正向传播过程）输入信息从输入层经隐层逐层计算各单元的输出值，第二阶段（反向传播过程）输出误差逐层向前算出隐层各单元的误差，并用此误差修正前层权值。

##### 1. 正向传播过程

设网络的输入节点数为  $n$ ，隐含层节点数为  $h$ ，输出层节点数为  $m$ 。输入向量为  $X^P = (x_0, x_1, \dots, x_{N-1})$ ，其期望输出向量为  $D^P = (d_0, d_1, \dots, d_{M-1})^T$ ，则有：

(1) 输入层：

$$O_i = x_i, \quad i=0,1,2,\dots,n-1 \quad (4-3)$$

(2) 隐含层：第  $j$  个节点的输入：

$$net_j = \sum_{i=0}^n W_{ij}O_i \quad (4-4)$$

式中， $O_{n+1}, W_{j(n+1)}$  为阈值。

其第  $j$  个节点的输出为

$$O_j = f(net_j), \quad j=0,1,2,\dots,h-1 \quad (4-5)$$

(3) 输出层：第  $k$  个节点的输入为：

$$net_k = \sum_{j=0}^h W_{kj}O_j \quad (4-6)$$

式中， $O_{m-1}, W_{k(m-1)}$  为阈值。

第  $k$  个节点输出为：

$$O_k = f(net_k), k=0,1,2,\dots,m-1 \quad (4-7)$$

定义 BP 网络的能量函数（误差函数） $E_p$  为：

$$E_p = 1/2 \sum_{k=0}^{m-1} (d_k^p - o_k^p)^2 \quad (4-8)$$

则 N 个样本的总误差为:

$$E_{\text{总}} = \frac{1}{2N} \sum_{p=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{m-1} (d_k^p - o_k^p)^2 \quad (4-9)$$

式中,  $E_p$ ---P 的输出误差

$d^p$ ---样本 P 的期望输出

$O^p$ ---输出层神经元的实际输出

## 2.误差反向传播过程(权值修正过程)

通过调整权值和阈值,使当能量达到最小时,网络趋于稳定状态,学习结束。求解无约束最优化方程的常用方法有:牛顿迭代法、拟牛顿迭代法、最佳梯度下降法等。但前两种方法涉及矩阵求逆,其计算量大,因此我们采用后一种方法来调整权值。

(1)输出层与隐含层之间的权值的调整对每一个  $w_{kj}$  的修正值为:

$$\Delta W_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial W_{kj}} \quad (4-10)$$

式中,  $\eta$ ---步长,  $0 < \eta < 1$

对输出求偏导得:

$$\frac{\partial net_k}{\partial W_{kj}} = O_j \quad (4-11)$$

记:

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} \quad (4-12)$$

则有:

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = -\frac{\partial E}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial net_k} = (d_k - O_k) f'(net_k) \quad (4-13)$$

将以上两式代入前一式中得:

$$\Delta W_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial W_{kj}} = \eta \delta_k O_j \quad (4-14)$$

## (2)隐含层和输入层之间的权值调整

同理,对每一个  $w_{ji}$  的修正值为:

$$\Delta W_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial W_{ji}} = -\eta \left(-\frac{\partial E}{\partial net_j}\right) O_j = \eta \delta_j O_i \quad (4-15)$$

其中

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial net_j} = -\frac{\partial E}{\partial O_j} \frac{\partial O_j}{\partial net_j} \quad (4-16)$$

再由

$$\frac{\partial E}{\partial O_j} = -\frac{\partial}{\partial O_j} \left( \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (d_k - O_k)^2 \right) = \sum_{k=1}^m (d_k - O_k) \frac{\partial O_k}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial O_j} = \sum_{k=1}^n (d_k - O_k) f'(net_k) w_{kj} = \sum_{k=1}^n \delta_k w_{kj} \quad (4-17)$$

得

$$\delta_j = f'(net_j) \sum_{k=1}^n \delta_k w_{kj} \quad (4-18)$$

### (3)权值的调整公式

若将神经元的激励函数采用单极性函数:

$$f(net_j) = 1 / (1 + \exp(-net_j)) \quad (4-19)$$

则有:

$$f'(net_j) = O_j(1 - O_j) \quad (4-20)$$

$$f'(net_k) = O_k(1 - O_k) \quad (4-21)$$

故得:

$$\delta_k = (d_k - O_k) O_k (1 - O_k) \quad (4-22)$$

$$\delta_j = O_j (1 - O_j) \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj} \quad (4-23)$$

综合得到权值修正公式如下:

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_j O_i = \eta O_i O_j \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj} \quad (4-24)$$

$$\Delta w_{kj} = \eta \delta_k O_j = \eta (d_k - O_k) O_k (1 - O_k) O_j \quad (4-25)$$

BP 网络的实现分为两个阶段,即学习阶段和识别阶段。在学习阶段,输入要学习的样本,按照网络初始设定的权重,阈值以及传输函数进行计算得出每一层神经元的输出,这是从底层向上进行的;通过理想输出与最高层输出之间的误差来决定是否对权重、阈值进行修改,这个修改是从高层向下进行的;两个过程反复进行,直到网络收敛为止,此为学习阶段。权重的学习就是不断的调整各个神经元的连接强度,使其能在最小二乘的意义上逼近所对应的输出;识别阶段,此时对于给定的输入进行计算,得到识别结果。

### 4.4.3 BP 网络算法

对于 BP 网络，我们按照以上的权值修正公式，来进行调整网络的连接权值，进行学习训练，当系统的能量达到最小时，网络趋于稳定状态，学习结束。BP 网络训练过程为<sup>[65]</sup>：

1. 将权值、阈值初始化为 0~1 之间的随机值
2. 从样本组中取出  $x_0, x_1, \dots, x_{N-1}$  输入网络，指定期望输出  $d_0, d_1, \dots, d_{M-1}$
3. 计算中间层输出  $h_0, h_1, \dots, h_{L-1}$  和网络实际输出  $y_0, y_1, \dots, y_{M-1}$
4. 计算实际输出和期望输出的误差：

$$\delta_k = (d_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad k=(0,1,2,\dots,M-1) \quad (4-26)$$

计算中间层误差：

$$\delta_j = h_j (1 - h_j) \sum_{k=1}^M \delta_k w_{kj} \quad j=(0,1,2,\dots,L-1) \quad (4-27)$$

5. 调整权值：

$$w_{jk}^{(\eta+1)} = w_{jk}^{(\eta)} + \eta \delta_k h, v_{jk}^{(\eta+1)} = v_{jk}^{(\eta)} + \eta \delta_j x_i \quad (4-28)$$

$$w_{jk}^{(\eta+1)} = w_{jk}^{(\eta)} + \eta \delta_k h, v_{jk}^{(\eta+1)} = v_{jk}^{(\eta)} + \eta \delta_j x_i \quad (4-29)$$

其中  $\eta$  为学习因子

6. 返回第二步，用所有样本反复训练网络，多次迭代，直到权值达到稳定。实际训练时，定义出反映实际输出与期望输出误差平方和的价值函数：

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k^{M-1} (d_k - y_k)^2 \quad (4-30)$$

再定义收敛规则：

$$E = \frac{1}{P} \sum_k^{P-1} E_k < \varepsilon^2 \quad (4-31)$$

其中  $P$  为训练样本数， $\varepsilon$  为给定误差范围，当满足  $E < \varepsilon$  时，结束训练。

经过训练的网络就可以工作了，对其某一个输入可以让它认知，达到识别的效果。

### 4.4.4 网络参数选择

#### 1. 输入层神经元个数

输入层神经元个数根据字符所抽取的网格像素概率分布特征的维数来确定。

## 2. 输出层神经元个数

输出层神经元个数由以下公式表示：

$$N = INT(\log_2 a) + 1 \quad (4-32)$$

其中： $N$  为输出层神经元个数， $a$  为待识别字符个数， $INT$  为取整符号。

## 3. 隐含层个数

神经网络的许多特性正是由于隐含层的存在才具备，然而，具体取多少隐含层合适却没有确定的规律可循，不同的应用对象，与其相适应的网络结构差别很大。理论上已经证明：具有偏差和至少一个 S 型隐含层加上一个线性输出层的网络，能够逼近任何有理函数，也即含有一个隐含层的三层 BP 网络即可完成非线性函数的逼近。由于 BP 网络的功能实际上是通过网络输入到网络输出的计算来完成的，所以多于一个隐含层的 BP 网络虽然具有更快的训练速度，但在实际中需要较多的计算时间；另一方面，训练速度也可以通过增加隐含层神经元数来达到。因此，本文中采用具有一个隐含层的三层 BP 神经网络。

## 4. 隐含层神经元数目

当用神经网络实现映射时，确定隐含层神经元数是至关重要的。隐含层神经元个数过少或过多将导致神经网络的学习能力不够或归纳能力下降。隐含层神经元数目较少时，网络每次学习时间相对较短，但有可能因网络映射容量不够而使网络不能很好学习，从而导致权值疲于来调整而无法达到全局最小，网络训练精度也不高；隐含层神经元数目较大时，学习能力得到增强，但网络每次所需的学习时间相对较长，网络所需的存储容量也随之变大。另外，网络还可能导致不协调的拟和，对未知输入的归纳能力变差，即网络解决问题的能力下降。因此隐含层神经元数目应慎重选择，使其尽量兼顾各方面的影响。

在实际设计中，确定隐含层神经元个数的办法是：对于给定的输入输出模式，通过反复调试和对不同神经元数进行训练对比得到合适的值。下面为隐含层神经元个数选择的经验公式：

$$n_1 = \sqrt{n + m} + a \quad (4-33)$$

其中： $n$  为输入层神经元数， $m$  为输出层神经元数， $n_1$  为隐含层神经元个数， $a$  为 1~10 之间的整数。

### 4.4.5 BP 神经网络算法的改进

神经网络的信息处理能力不仅取决于神经元之间的连接强度，而且与网络的拓扑结构有关。由于 BP 网络的隐含层及输出层作用函数为非线性 Sigmoid 函数，所以在



实际使用 BP 算法时, BP 算法还存在着自身的限制与不足, 其主要表现在下面几个方面:

(1)局部极小值问题 BP 算法采用的是梯度下降法, 从数学上看, 它是一种非线性优化算法, 这就存在局部极小问题, 即 BP 算法可使网络权值收敛到一个解, 但它并不能保证所求的解为误差超平面的全局最小解, 很可能是一个局部极小解。在它解决稍复杂的问题时, 误差函数可能陷入一个局部极小区域, 由此点向各方向变化均使误差增加, 从而使网络训练无法跳出这一局部极小值, 致使学习过程失效。

(2)学习算法的收敛速度很慢其原因主要为: 一是网络的学习速率太小所造成的; 二是网络容易陷入“瘫痪”状态。标准 BP 算法均选用 Sigmoid 非线性函数作为神经元的传递函数, 我们把 S 型函数的值接近 0 或 1 定义域两端定义为饱和区, 中间为非饱和区。在饱和区, 函数值对自变量的变化不敏感, 因而当某个神经元处于饱和区时, 权值的微小变化不会对该神经元的输出产生什么影响, 且它所受到后面样本学习的影响也不会很大。如果此时神经元的输出不是期望的输出值, 而权值调节量又很小, 就很难将该神经元的状态调整过来, 因而影响了网络的收敛速度, 这就是所谓的“瘫痪”现象; 三是标准 BP 算法, 采用

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k^M (d_k - y_k)^2 \quad (4-34)$$

作为误差函数, 随着学习次数的增加,  $|d_k - y_k|$  越来越小, 使函数逼近速度减慢。

(3)网络隐含层节点数及初始权值的选取对网络的收敛有较大的影响, 但它们的确定缺乏足够的理论指导。

BP 网络的最大缺点是样本训练的收敛速度慢。为提高网络的收敛速度, 又防止网络的振荡发散, 本文主要采用以下改进方法:

### 1. 附加动量项

加入一动量项, 以便于加快网络的收敛速率。动量法降低了网络对于误差曲面局部细节的敏感性, 有效地抑制了网络限于局部极小。标准 BP 算法权值和阈值修正的迭代过程可表示为:

$$w_{jk}^{(\eta+1)} = w_{jk}^{(\eta)} + \eta \delta_k h_j \quad (4-35)$$

$$v_{jk}^{(\eta+1)} = v_{jk}^{(\eta)} + \eta \delta_j x_i \quad (4-36)$$

标准 BP 算法实质上是一种简单的快速下降静态寻优算法, 在修正  $w(k)$  时, 只是按照  $k$  时刻的负梯度方式进行调整, 而没有考虑到以前积累的经验, 即以前时刻的梯度方向, 从而常常使学习过程发生振荡, 收敛缓慢。而附加动量项法就是以反向传播法为基础, 在每一权值的变化上加上一项正比于前一次权值变化量的值以产生新的权值变化。带有附加动量的权值调整公式为:

$$w_{jk}^{(\eta+1)} = \mu w_{jk}^{(\eta)} + (1 - \mu)\eta \delta_k h_j \quad (4-37)$$

$$v_{jk}^{(\eta+1)} = \mu v_{jk}^{(\eta)} + (1 - \mu)\eta \delta_j x_i \quad (4-38)$$

其中  $\mu$  为动量因子,  $\mu < 1$ 。

附加动量的引入可使网络权值的变化不仅反映误差曲面局部的梯度信息, 而且反映了误差曲面最近的变化趋势。其实质是将最后一次权值变化的影响, 通过一个动量因子来传递。当  $\mu=0$  时, 权值变化仅是根据梯度下降法产生; 当  $\mu=1$  时, 新的权值变化则是设置为最后一次权值变化, 而根据梯度法产生的部分被忽略掉了。当网络权值进入误差曲面底部的平坦区时,  $\delta$  变得很小, 此时  $w_{jk}^{(\eta+1)} \approx w_{jk}^{(\eta)}$ , 从而防止了  $w_{jk}^{(\eta)} = 0$  的出现, 有助于使网络从误差曲面的局部极小值中跳出。

附加动量项法可起到平滑误差曲面梯度方向剧烈变化的作用, 从而在一定程度上解决了局部极小问题。

## 2. 自适应调整学习率

标准 BP 算法收敛速度慢的一个重要原因是学习率选择不当。学习率选的过小, 收敛速度太慢; 学习率选的过大, 则有可能修正过头, 导致振荡甚至发散。

$$w(k+1) = w(k) + a(k)D(k) \quad (4-39)$$

$$a(k) = 2a(k-1) \quad (4-40)$$

$$\lambda = \text{sign}[D(k)D(k-1)] \quad (4-41)$$

当连续两次迭代梯度方向相同时, 表明下降太慢, 可使步长加倍; 当连续两次迭代梯度方向相反时, 表明下降过大, 这时可使步长减半, 实现系统自动调节学习率。

## 3. 初始权值的选取

对于非线性系统, 初始值的选取十分重要, 它直接影响到学习是否收敛以及训练时间的长短。如果初始权值选得太大, 可能会使加权后的输入落在 S 型函数的饱和区, 设定权值的修正接近于零, 从而导致调节的过程几乎停顿下来。我们希望经过初始加权后的每个神经元的输出都接近于零, 以保证每个神经元的权重都能在它们的 S 型函数变化最大的地方进行调节, 所以, 一般取初始权值为在 (-1,1) 之间的随机数。

## 4.5 神经网络在字符识别中的应用

BP 学习算法可以归纳如下, 如图 4-4 所示:

第一步设置变量和参数, 其中包括训练样本, 权值矩阵, 学习速率。

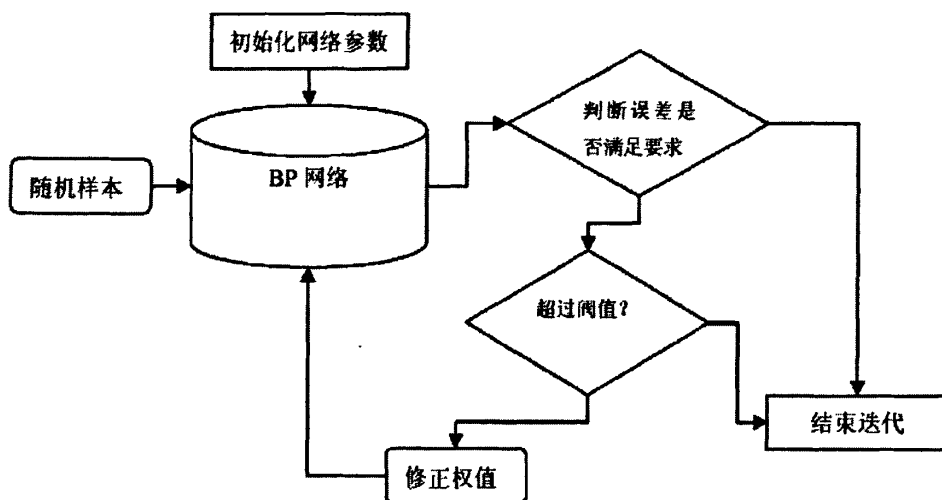


图 4-4 神经网络学习过程

Fig.4-4 network learning

第二步初始化，给各个权值矩阵一个较小的随机非零向量。

第三步输入随机样本。

第四步对输入样本，前向计算 BP 网络每层神经元的输入信号和输出信号。

第五步由实际输出和期望输出求得误差。判断是否满足要求，若满足转第八步；不满足转第六步。

第六步判断是否已经到了最大迭代次数，若到，转第八步，否则反向计算每层神经元的局部梯度。

第七步根据局部梯度修正各个矩阵的权值。

第八步判断是否学习完所有的样本，是则结束，否则转第三步。

## 4.6 算法设计流程

我们把车牌上分割出的字符都归一化为  $36 \times 20$  个像素大小，那么输入矢量就需要 720 维，学习和识别时的计算量太大。为了减少计算量，可以选取字符的粗网格特征作为输入矢量。把车牌字符都分为  $9 \times 5 = 45$  块，每块大小为  $4 \times 4$ ，统计各块内白像素的数量（黑底白字），得到一个以数值表示的 45 维网格特征。然后在水平方向上的粗网格中，计算从图像左边沿至第一次由黑变白的距离；接下来，计算从图像右边沿至第一次由黑变白的距离；最后仿照水平方向网格中的计算，提取垂直方向上的特征。这样共计得到  $45 + 9 + 9 + 5 = 73$  个特征。这样就大大降低了输入矢量的维数，确定输入神经元个数为 73 个。

利用 BP 网络进行字符识别的实现如下：

(1)BP 神经网络为三层结构，输入神经元为 73 个，输出神经元为 34 个，隐层神经元根据经验公式 4-33 得  $\sqrt{73+34}+(1\sim 10)=20$  个；

(2)误差值设为 0.001，初始学习速率为 0.1，最大训练步长为 5000；

(3) 我们取了 0~9 共十个数字作为待识别数，每个数字取 6 个样本进行训练，共有 60 个训练样本，另取 10 个样本作为识别样本，训练的误差性能曲线如图 4-5 所示；

(4)进行网络仿真，得到输出。找出最大值及其所指向的位置，如果最大值大于 0.5，输出该位置指向的字符类别；否则，拒识。

## 4.7 结果分析

(1)合理选择网络参数对系统性能的实现起着至关重要的作用。

(2)每类样本数越多，相异性越大，训练次数越多，训练时间越长，系统的最佳识别率越高。

(3)系统对 100 个数字车牌进行了识别，平均识别率在 93%以上，达到了预期效果。

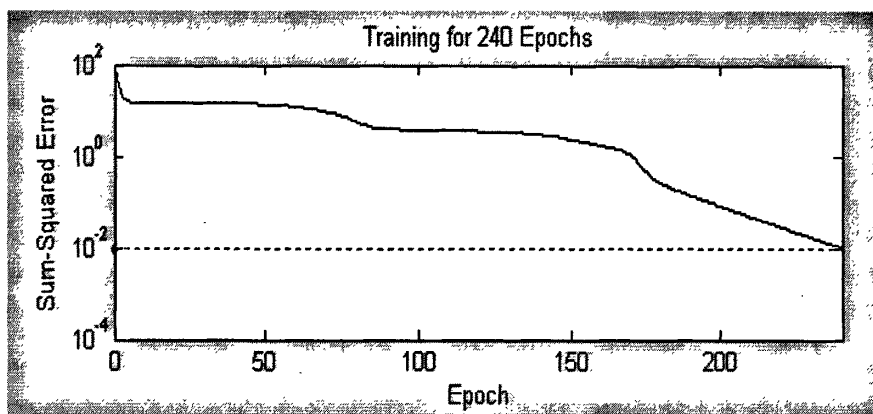


图 4-5 训练的误差性能曲线

Fig.4-5 training error curve

## 第五章 车牌识别系统

### 5.1 软件设计目的

车牌识别(LPR)系统的研制与开发,是现代化交通发展的热点问题,也是影响交通系统智能化、现代化的重要因素。

由于 CCD 摄像机与汽车间存在相对运动、光学系统的像差、成像系统的非线性畸变等原因,拍摄的图像会产生一定程度的退化,图像效果变差,给后续的车牌识别处理带来很大的困难。所以本系统设计的意图是:对模糊图像进行恢复增强,准确地提取车牌,识别字符。

### 5.2 系统整体框架

本系统按流程分,可分为三大部分:车牌的提取,字符分割,字符识别。

其中,第一部分车牌的提取又细分为:运用盲解卷积算法对模糊图像进行增强处理,分别利用车牌字符垂直纹理相对集中的特性和基于颜色的特性提取出车牌区域。

第二部分中采用垂直投影法从车牌中分割出字符,期间还包括对倾斜车牌的矫正。

第三部分字符识别是系统的关键部分,本系统选择了改进的 BP 神经网络模式识别技术作为识别的方法,以车牌字符作为识别对象,研究了在干扰情况下的车牌识别问题。

图 5-1 为系统的流程。

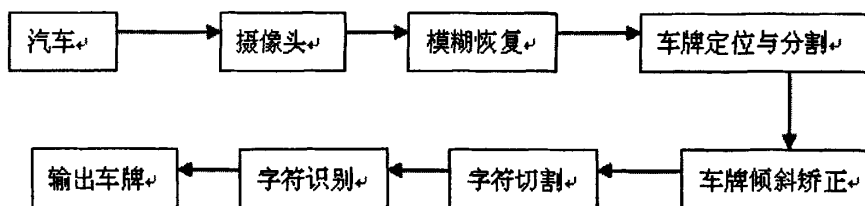


图 5-1 车牌识别流程图

Fig.5-1 Flow of PLC design

## 5.3 系统的具体设计

### 5.3.1 模糊车牌恢复

MATLAB7.0 的图像处理工具箱提供了盲解卷积 `deconvblind` 函数, 作为对比, 先给出一幅清晰图像, 并将其模糊化, 用高斯滤波器代表实际 PSF, 它是  $7 \times 7$  的矩阵, 最大值在中心, 为白色, 小值在边缘, 渐变为黑色, 如图 5-2 所示。

```
1):I = imread('im4.jpg');
2):figure; imshow(I); title('原始图片');
3):PSF = fspecial('gaussian',7,10);
4):figure;imshow(PSF,[],'notruesize');title('真实 PSF');
5):Blurred = imfilter(I,PSF,'symmetric','conv');
6):figure;imshow(Blurred);title('模糊后图像');
7):imwrite(Blurred,'Blurred Image2.jpg','jpg')
```

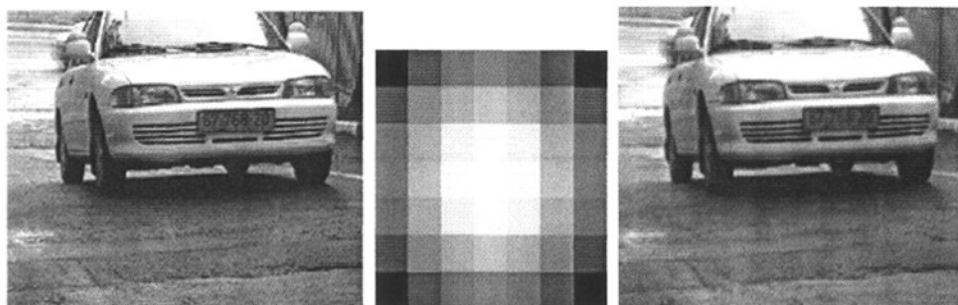


图 5-2 原始图像, 真实 PSF 及其模糊图像

Fig.5-2 original image,true PSF and blur image

在盲解卷积处理中, 选择适当大小的矩阵对恢复图像的效果很重要, 矩阵的大小比矩阵的值更重要。以下是三个图像恢复的例子, 每次 PSF 的重建都以全 1 矩阵开始。

第一个例子中, 采用一个较小的矩阵 UNDERPSF 来预测 PSF。实际 PSF 是  $7 \times 7$  的矩阵, UNDERPSF 是  $3 \times 3$  的全 1 矩阵。重建的 PSF, 明显没有符合重建的大小, 其在边缘的变化很分明。对应的图像非但没有改进, 还变得更不清楚了, 如图 5-3 所示。

```
1):UNDERPSF = ones(size(PSF)-4);
2): [J1 P1] = deconvblind(Blurred,UNDERPSF);
3):figure;imshow(J1);title('Deblurring with Undersized PSF');
```

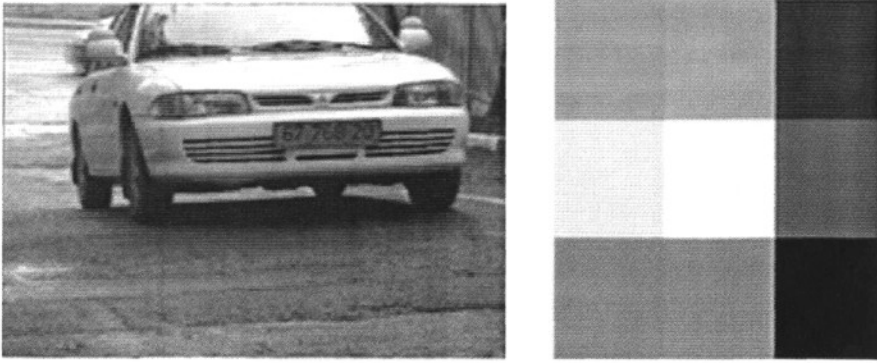


图 5-3 UNDERPSF 恢复图像及对应 PSF

Fig.5-3 UNDERPSF restored image and PSF

第二个例子中，使用了一个较大的矩阵 OVERPSF，为  $11 \times 11$  的全 1 矩阵。重建的 PSF，边缘就变得缓和。对应的图像，有很严重的振铃现象，如图 5-4 所示。

- 1): OVERPSF = padarray(UNDERPSF,[4 4],'replicate','both');
- 2): [J2 P2] = deconvblind(Blurred,OVERPSF);
- 3): figure;imshow(J2);title('Deblurring with Oversized PSF');

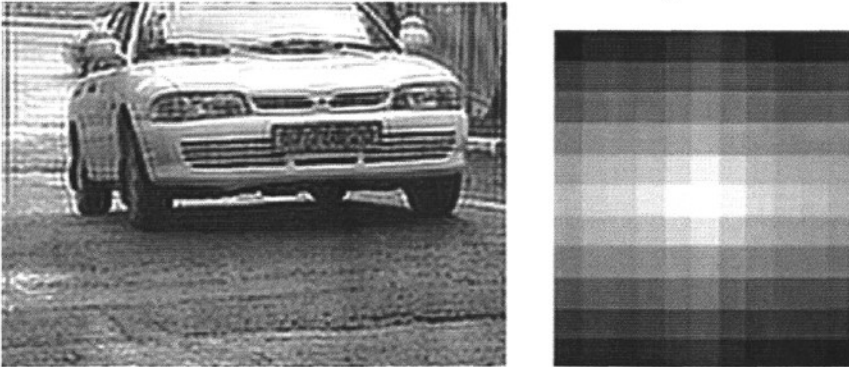


图 5-4 OVERPSF 恢复图像及对应 PSF

Fig.5-4 OVERPSF restored image and PSF

第三个例子中，采用了和 PSF 相同大小的全 1 矩阵 INITPSF。重建的 PSF，介于前两者之间，和实际 PSF 很相似。处理后的图像虽然还有一点振铃现象，但相对于处理前已经有了很好的改善，如图 5-5 所示。

- 1): INITPSF = padarray(UNDERPSF,[2 2],'replicate','both');
- 2): [J3 P3] = deconvblind(Blurred,INITPSF);
- 3): figure;imshow(J3);title('Deblurring with INITPSF');



图 5-5 INITPSF 恢复图像及对应 PSF

Fig.5-5 INITPSF restored image and PSF

### 5.3.2 基于纹理特征的车牌分割方法

#### 1. 获取垂直纹理图

利用车牌字符垂直纹理较多且相对集中的特性，本文用一种适合字符纹理特征的垂直边缘检测方法，来获得垂直边缘图，对图 5-5 图像处理后的结果如图 5-6 所示。

```

1): [height,width]=size(I);%预处理
2): I_edge=zeros(height,width);
3): for i=1:width-1
4):   I_edge(:,i)=abs(I(:,i+1)-I(:,i));
5): end
6): I_edge=(255/(max(max(I_edge))-min(min(I_edge))))*(I_edge-min(min(I_edge)));
7): [I_edge,y1]=select(I_edge,height,width); %调用 select 函数
8): y1=~y1;
9): figure,imshow(y1);title('1');
10): function [y,y1]=select(ImageData,h,w)
11): thr=0.5;delta=0.05;
12): y=(ImageData>=thr*mean(max(ImageData)));
13): BW2=bwareaopen(y,10);SE=strel('square',15);%开运算，消除细小物体
14): IM2=imdilate(BW2,SE);%膨胀
15): IM3=imerode(IM2,SE);%腐蚀
16): average=sum(sum(IM3))/(h*w);
17): while(average<0.03||average>0.08)%参数可能需要自己调整
18):   if(average<0.03)
19):     thr=thr-delta;

```



```

21): else
21):     thr=thr+delta;
22): end
23): y=(ImageData>=thr*mean(max(ImageData)));
24): BW2=bwareaopen(y,10);
25): IM2=imdilate(BW2,SE);
26): IM3=imerode(IM2,SE);
27): average=sum(sum(IM3))/(h*w);
28):end
29):y1=y;
30):y=IM3;

```

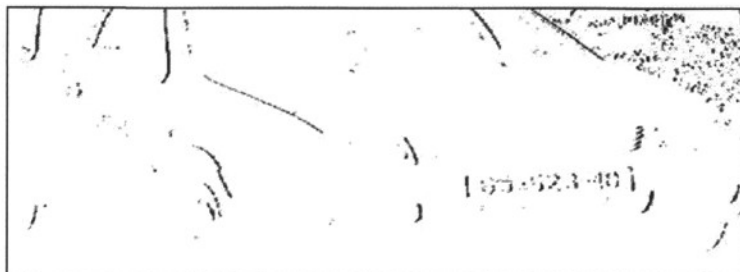


图 5-6 垂直边缘图

Fig.5-6 Vertical edge image

## 2. 数学形态学处理

对垂直边缘图进行数学形态学处理，得到图 5-7。

```

1):SE=strel('rectangle',[10,10]);
2):IM2=imerode(BW2,SE);%腐蚀
3):IM4=bwareaopen(IM2,20);
4):IM3=imdilate(IM4,SE);%膨胀

```



图 5-7 形态学及后续处理

Fig.5-7 Math morphologic

### 3.确定车牌水平区域和垂直区域

在平滑处理后的水平投影图中，获取峰值点以及与这些峰值点最接近的左右侧谷值点，由左右侧谷值点确定一个水平区域的高度  $g$ ，峰值大于车牌最小宽度  $F$  时，该区域是车牌可能所在的水平区域。其中： $F = R_{\min} * g$ ， $R_{\min}$  为标准车牌宽高比的最小值。

对于车牌可能所在的水平区域进行垂直投影（同样采取高斯叠代平滑）由垂直投影图将水平区域分成一块块较小的区域，计算出最大字符间距  $D$ ，将间距小于等于  $D$  的区域合并。其中  $D = T_{\max} * R_{\max} * g$ ， $R_{\max}$  为标准车牌宽高比的最大值， $T_{\max}$  为标准车牌最大字符间距与车牌宽度之比。合并后区域的宽高比大于  $R_{\min}$  的为车牌可能所在的区域。

```

1): p_h=projection(double(IM3),'h');    %调用 projection 函数,水平投影
2): a=p_h;
3): if(p_h(1)>0)
4):    p_h=[0,p_h];
5): end
6): p_v=projection(double(IM3),'v');    %调用 projection 函数,垂直投影
7): if(p_v(1)>0)
8):    p_v=[0,p_v];
9): end
10): p_h=double((p_h>5));
11): b=p_h;
12): p_h=find(((p_h(1:end-1)-p_h(2:end))~=0));
13): len_h=length(p_h)/2;
14): p_v=double((p_v>5));
15): p_v=find(((p_v(1:end-1)-p_v(2:end))~=0));
16): len_v=length(p_v)/2;
17): function y=projection(I,s)
18): if(s=='h')%水平投影
19):    y=sum(I);
20): end
21): if(s=='v')%垂直投影
22):    y=sum(I);
23): end

```

然后合并邻近区域，再根据车牌的长宽比固定等特征，提取出车牌区域，如图所示。可以看到，提取出来的有两个区域，如矩形框所示。从原图得知，是由于车背景

中的栅栏与车牌有相似的纹理特征，因而仅从纹理特性判决车牌区域是不够的。

### 5.3.3 基于车牌颜色的分割方法

1. 将 RGB 颜色模型转换成 HSV 颜色模型，见图 5-8；

```
M=imread('csDeblurred Image22.jpg');
```

```
g=rgb2gray(M);
```

```
figure,imshow(M);
```

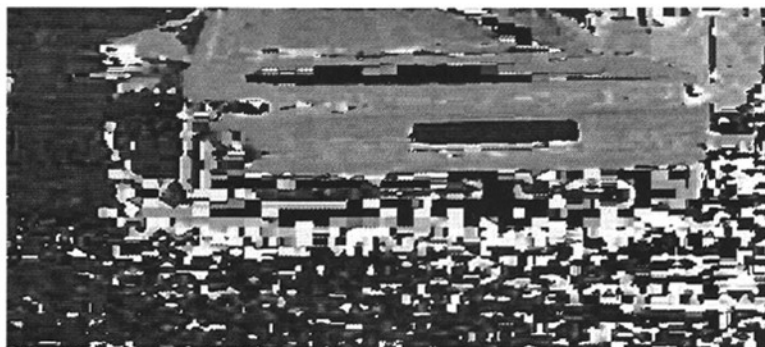


图 5-8 转换到 HSV 空间

Fig.5-8 change to HSV

2.H 分量表示的是色彩信息，所以根据 H 分量的值来判断该像素点的色彩，设定黄色的经验阈值范围[0.06,0.10]，把落在该区间内的点设为白色，其余区域设为黑色，见图 5-8；

```
1): HSV = rgb2hsv(M);
```

```
2): H=HSV(:,:,1);
```

```
3): figure,imshow(H);
```

```
4): pixval('on');
```

```
5): [h,w,z]=size(M); %标出黄色元素
```

```
6): for i=1:h
```

```
7):     for j=1:w
```

```
8):         if (H(i,j)>0.06)&&(H(i,j)<0.10)
```

```
9):             g(i,j)=0;
```

```
10):            else
```

```
11):                g(i,j)=255;
```

```
12):            end
```

```
13):        end
```

```

14): end
15): qq=~g;
16): figure,imshow(qq);
17):imwrite(qq,'hsv.bmp','bmp');

```



图 5-9 根据阈值处理

Fig.5-9 deal with threshold

按照上一节所介绍的方法确定车牌的水平区域和垂直区域。最后，综合基于纹理的定位方法和基于颜色的定位方法，得出车牌区域，为图 5-10 所示。



图 5-10 车牌图像

Fig.5-10 license plate

### 5.3.4 字符分割

将上节中得到的车牌灰度化，归一化，二值化后，如图 5-11 所示。



图 5-11 归一化，二值化处理

Fig.5-11 normalization and binary image

在字符分割之前，要进行的是倾斜校正。用第三章介绍的 Radon 变换检测出图 5-11 的倾斜角，为  $1^\circ$ 。

```

BW=edge(I,'canny');
figure;imshow(BW);
theta = (0:179);

```

```
[R, xp] = radon(BW, theta);
```

```
i = find(R > (max(R(:)) - 25));
```

```
[foo, ind] = sort(-R(i));
```

```
[y, x] = ind2sub(size(R), i);
```

```
t = -theta(x)*pi/180;
```

```
r = xp(y);
```

```
lines = [cos(t) sin(t) -r];
```

```
cx = size(I, 2)/2 - 1;
```

```
cy = size(I, 1)/2 - 1;
```

```
lines(:,3) = lines(:,3) - lines(:,1)*cx - lines(:,2)*cy;
```

```
[r,c] = find(R == max(R(:)));
```

```
thetap = theta(c(1));
```

```
angle = 90 - thetap;
```

对图 5-11，逆时针旋转  $1^\circ$ ，如图 5-12 所示，倾斜校正完毕。



图 5-12 倾斜校正

Fig.5-12 lean correction

对于牌照中的字符分割是采用垂直投影，找出特征的方法。直方图如 5-13 所示，再利用字符大小以及与车牌的比例等先验知识，分割出每个字符。

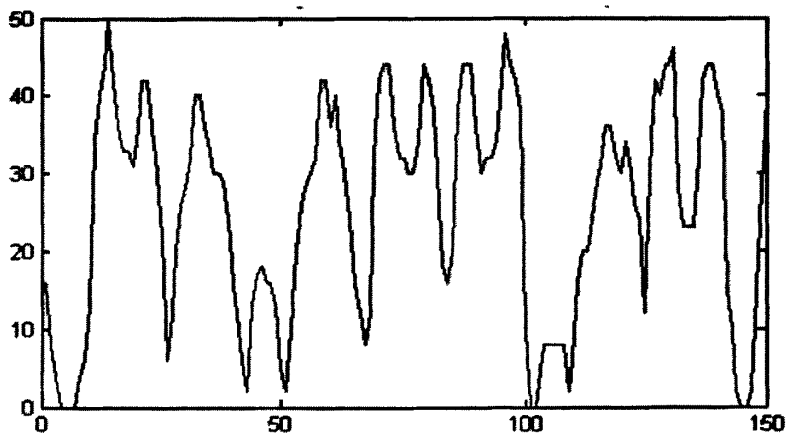


图 5-13 垂直投影图

Fig.5-13 perpendicular projection

### 5.3.5 字符识别

外围轮廓匹配法：采用外围轮廓描述数组，记录字符边框上各点到达框内字符像点的最短距离。识别时将待识字符的这一数组与预先得到的模板的外围轮廓描述数组比较，两者差别由欧氏距离衡量。

以字符 6 为例，相关程序：

```

for i = 1:size(seg, 1)
pic = bw(:, seg(i,1) : seg(i,2), :);
display_picture(pic, debug1 + debug2, 'Digit:', 2);
pic = dilate_picture(pic);
display_picture(pic, debug1 + debug2, 'Dilated Digit:', 2);
hist = sum(pic);
plot_vector(hist, 4, 'Determining Digit Horizontal Contours - Lines Sum Graph:',
debug2);
pic = adjust_contours(pic, MIN_HEIGHT, MAX_HEIGHT,
HORIZONTAL_NOISE, VERTICAL_NOISE);
display_picture(pic, debug1 + debug2, 'Contours Adjusted Digit:', 2);
display_picture('internal_images/black.jpg', debug2, ", 4, 0);
pic = imresize(pic, DIGIT_DIMENSION_PIC);
display_picture(pic, debug1 + debug2, 'Resized Digit:', 2);
rec = recognize(net, pic, DIGIT_DIMENSION_NET);
if rec == -1
return;
end;

```

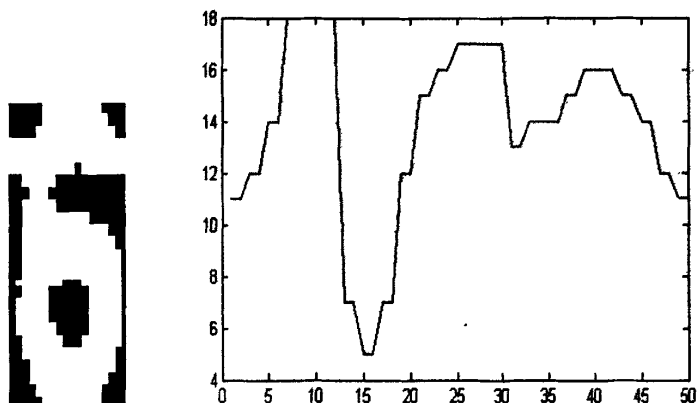


图 5-14 字符 6 切割图以及水平轮廓特征直方图

Fig.5-14 horizontal contour

神经网络识别相关程序:

%-----确定网络的输入、隐层和输出层

[r,q]=size(p); %输入

[s2,q]=size(t); %输出

s1=13; %隐层神经元的数目,可以根据实际需要选择,一般其数目不能超过训练样本的个数。

%-----确定网络训练的初值

[w1,b1]=nwlog(s1,r);

[w2,b2]=rands(s2,s1);

%-----确定网络训练的参数

disp\_freq=50; %网络训练的显示频率

max\_epoch=5000; %最大训练次数

err\_goal=0.01; %训练的误差

lr=0.1; %学习率大小

lr\_inc=1.05; %增量

lr\_dec=0.5; %减量

momentum=0.75; %动量因子

err\_ratio=1.05; %误差率

%-----训练开始

tp=[disp\_freq max\_epoch err\_goal lr lr\_inc lr\_dec momentum err\_ratio];

[w1,b1,w2,b2,epochs,TR]=trainbpx(w1,b1,'logsig',w2,b2,'logsig',p,t,tp);

save digit.mat w1 b1 w2 b2; %-----存储权值, 以方便测试

结合两种方法,最后得到的识别结果如图 5-15 所示。

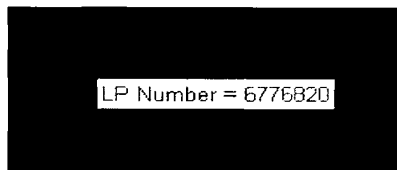


图 5-15 识别结果

Fig.5-15 result of recognition

## 结 论

车辆牌照识别系统是智能交通领域研究中的重要组成部分，随着经济的不断发展，车辆在人们工作、生活中占据着越来越重要的地位，车辆数目的增多给车辆管理提出了更高的要求。车牌自动识别系统有着广泛的应用前景。

本文对车牌自动识别系统的各种算法进行了比较和研究，并提出了自己的观点。车牌自动识别系统一般包括车牌定位、字符分割和字符识别三个模块。

针对汽车牌照自动识别系统中图像效果差的问题，提出了一种基于盲解卷积的增强算法，对模糊图像较好地进行了恢复。然后给出了一种纹理和颜色分析相结合的车牌定位方法，该方法经边缘检测获取垂直边缘图，结合形态学及车牌固有特征，确定疑似牌照区域，其次针对每个候选区域，借助 HSV 颜色空间的 H 信息，来筛选出真正的车牌区域。

字符分割时采用投影法，并借助牌照字符固定宽度、间距的固定比例关系等先验知识实现字符的分割。

最后进入字符识别阶段。识别之前要对字符进行位置、大小归一化处理。本文采用外围轮廓匹配法和 BP 神经网络结合进行识别，识别结果较好。

本文虽然在车牌识别原理与方法的探索上作了大量的工作，取得了一定的成果。但是由于时间的限制，本文的研究还存在许多不足和应该改进的地方，后续研究可以从以下几个方面进行完善：

(1)本文简化了车牌字符识别部分的设计，不能识别车牌上的汉字字符，在字符识别上还存在较大的提升空间。今后，结合神经网络来研究车牌上汉字字符的识别，提高汉字的识别率将是下一步工作的重点。

(2)字符分割的研究中，对噪声干扰较大的牌照的字符分割的研究还有待于加强。同时对于字符关键部位的断裂、粘连等，也干扰了对字符关键特征的提取，因此要进一步选择多特征来表征字符。

(3)进一步提高现有算法的速度、准确度、鲁棒性。目前 LPR 系统对拍摄环境要求较为苛刻，系统的识别率、识别速度也有待提高。



## 参考文献

- [1] 夏劲, 郭红卫. 国内外城市智能交通系统的发展概况与趋势及启示[J]. 科技进步与对策, 2004,(1):176-179.
- [2] 林立, 何为, 韩力群. 汽车牌照自动识别技术的现状与发展[J]. 北京轻工业学院学报, 2003,(3):36-40.
- [3] Choudhury A.Rahman, Wael Badawy, Ahmad Radmanesh, A Real Time Vehicle's License's Plate Recognition System[J], Proceedings of the IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance[C], 1997, Vol.4:86-90.
- [4] 刘效静, 成渝. 汽车牌照自动识别技术研究[J]. 南京航空航天大学学报, 1998,(5):225-228.
- [5] 张宏林. 数字图像模式识别技术及工程实践[M]. 人民邮电出版社, 2003.
- [6] 边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 清华大学出版社, 2000.
- [7] T.Naito. License Plate recognition for inclined Plates outdoors[J]. IEEE Trans. On Image Processing, Vol.6, No.12, 1997, p.1673-1687.
- [8] 金玲玲, 廖芹, 汪刘. 汽车牌照的提取方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2002, p.548-551.
- [9] 刘智勇, 刘迎建. 车牌识别中的图像提取及分割[J]. 中文信息学报, 2004(4), 204-207.
- [10] 廖金周, 宣国荣. 车辆牌照的自动分割[J]. 微型电脑应用, 1999(7), 278-290.
- [11] 李小平, 任江兴. 车牌识别系统中若干问题的探讨[J]. 北京理工大学学报, 2001(2), 636-642.
- [12] 于大勇. 频域迭代盲解卷积图像恢复方法及其算法实现[J]. 中国激光, 2002(12), 1101-1104.
- [13] R.Gvan Schyndel, A.Z.Tirkel and C.F.Osbome. Morphology-based License Plate Detection from Complex Scenes. IEEE Int. Conference on Image Processing[C], 1994, Vol.2:86-90.
- [14] 魏武. 一种基于垂直字符边界特征的车牌定位方法[J]. 中国公路学报, 2000, 13, (4), 88-90.
- [15] Seiki Yoshimori, Yasue Mitsukura. License Plate Detection System in Rainy Days. [J]. IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS'2002), May 26~29, 2002, 2:II-668~II-671
- [16] 熊军, 高教堂. 基于字符纹理特征的快速定位算法[J]. 光电工程, 2003, 30, (2), 60-63.
- [17] 牛欣. 基于特征的牌照定位算法[J]. 交通与计算机, 2000, 31,(2):214-216.
- [18] 周妮娜, 王敏. 车牌字符识别的预处理算法[J]. 计算机工程与应用, 2003, (5):220-221.
- [19] 谢鸣. 基于形态学的牌照自动识别系统的研究[J]. 计算机应用与软件, 2004;6(21):38-39
- [20] 左奇, 史忠科. 一种基于数学形态学的实时牌照图像分割方法[J]. 中国图像图形学报, 2003, 8(3):281-283.
- [21] Sunghoon Kim, Daechul Kim, Younbok Ryu, Gyeonghwan Kim. A Robust License-Plate EXtraction Method under Complex Image Conditions [C]. In: Proc. IEEE Int. Conf. On Image Processing, Piscataway: IEEE Press, 1996, 3:219-222.
- [22] Bernsen J. Dynamic thresholding of gray-level images[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002;11(6):585-595
- [23] 崔屹. 数学形态学方法及应用[M], 科学出版社, 2000.
- [24] 戴青云, 余英林. 数学形态学在图像处理中的应用进展[J]. 控制理论与应用, 2001,

- 18(4):478-482
- [25] 晏建华, 赵正校. 基于属性开运算的汽车牌照区域定位算法[J].研究与设计, 1995, 15(11):18-20.
- [26] 赵雪春, 戚飞虎.基于彩色分割的车牌自动识别技术[J]. 上海交通大学学报, 1998, 32(10):225-229.
- [27] 张引, 潘云鹤.彩色汽车图像牌照定位新方法[J],中国图形图像学报, 2001;6(4):137-142.
- [28] 王夏黎, 周明全, 耿国华.一种基于 Hsv 颜色空间的车辆牌照提取方法[J].计算机工程, 2004;30(17) :133-135.
- [29] Barroso J, Bulas-Cruz J&Dagless EL.Real-Time Number Plate Reading[J].In Proceedings of the International Conference on Image Processing (ICIP), 1998;1(10)45-52.
- [30] Fu qing, Shen Wei.Study on the extraction of license[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24 (1):34-58
- [31] 张玉蛟, 史忠科.一种新的车牌识别预处理算法[J].西北工业大学学报,2002, 6(12):83-86
- [32] 郝永杰, 刘文耀, 路烁. 畸变汽车牌照图像的空间校正[J].西南交通大学学报, 2007,1 (02):51-53
- [33] 李小平, 任江兴, 杨德刚. 车牌识别系统中若干问题的探讨[J]. 北京理工大学学报, 2007, 10(18):45-49
- [34] 王妹华, 李佐, 蔡士杰.基于直线连续性的页面倾斜检测与校正[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 29(16):97-99
- [35] BALLARD D H.Generalizing the hough transform to detect arbitrary shapes[J].Pattern Recognition,1981,13(4):111—122.
- [36] 黄新.汽车牌照自动识别系统中字符的分割和识别[J]. 南京航空航天大学学报 , 2001,2 (05):89-92
- [37] 曹迪铭, 宣国荣.牌照字符分割中的区域分裂与合并[J], 计算机工程, 2002, 10(09):23-31.
- [38] 王平, 李捷.多层次汽车车牌定位分割算法[J].安徽大学学报, 1999, 18(25):7-62.
- [39] 吴一全, 朱兆达.图像处理中阈值选取方法[J].数据采集与处理, 2007, 4(09):98-101
- [40] Cao J, Ahmadi M, Shridhar M.Recognition of handwritten numerals with multiple feature and multistage classifier.Pattern Recognition,1995,28(2):153-160.
- [41] 宋加涛, 刘济林. 车辆牌照上英文和数字字符的结构特征分析及提取[J], 中国图像图形学报, 2002 ,(7):34-42.
- [42] 胡守仁编, 神经网络应用技术[M], 国防科技大学出版社, 2000.
- [43] 杨建刚编, 人工神经网络使用教程[M], 浙江大学出版社, 2001.
- [44] 韩力群编, 人工神经网络理论设计及应用[M], 化学工业出版社, 2002.
- [45] 楼顺天, 施阳.基于 matlba 的系统分析与设计-神经网络[M], 西安电子科技大学出版社, 1999.
- [46] 高鹏, 谭红.基于神经网络的手写体字符识别[J].吉林工业大学学报, 2007, (14):79-82.
- [47] 柴治, 陶青川. 一种快速实用的车牌字符识别方法明[J]. 四川大学学报(自然科学版),2003:4(10):77-79
- [48] XieYu, KangJingli, DongWeietaI.A Method of fuzzy pattern recognition applied in intelligent traffic System for vehicle classification [A]. Proc.Int: Conf. on Human Visual Electronical Imaging[C], 1996 , 3:215

- [49] 曹迪铭, 宣国荣.神经网络在车辆牌照字符识别中的应用[J].微型电脑应用 2001;2(3):43-45.
- [50] 高小榕, 杨福生.采用 BP 算法进行多层前向神经网络的训练[J].计算机学报.2004;5(8):92-94
- [51] A.Zraxndini, R.Ingold.Optical Font Recognition Using Typographical Feature[J].IEEE Communications Magazine 2001, 39(8):118-126.
- [52] 胡小峰, 赵辉. Visual++/Matlab 图像处理与识别案例精选[M].人民邮电出版社,2004.
- [53] Wu Wei, Yuzhi Li, Mingjun Wang, Zhongxiang Huang.Resereh on Number-plate Recognition Based on Neural Networks [J]. Pattern Recognition , 1998, 31 (3):273-282
- [54] 叶晨洲.车辆牌照字符识别系统[J]. 计算机系统应用,2007, 9 (3):273-282.
- [55] V.Koval, V.Turchenko, V.Koehan, A.Sacheko, G.Markowsky, Smart License Plate Recognition System Based on Image Proecessing Using NeuralNetwork[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1987, 35 (6): 849 - 862.

## 致 谢

研究生生活即将结束，在毕业论文即将完成之际，我特别感激我的父母，他们含辛茹苦养育我长大、教育我做人，是他们一如既往的支持使得我能够顺利完成我的研究生学业，他们的支持和鼓励永远是我坚强的后盾。

我要向我的导师李学斌老师致以崇高的敬意和衷心的感谢。我的毕业论文是在李老师的细心指导和帮助下完成的，在三年的学习生活中，李老师给予了我多方面的鼓励、支持和关怀。李老师渊博的学识，严谨的治学态度，一丝不苟的工作作风，极强的敬业精神深深地影响着我，在学习和生活中都给予我莫大的关怀和帮助，使我在学习、思想各方面取得很大进步。

感谢实验室的张军同学、程亮同学和俞登峰同学，没有他们的帮助，就不会有我的提高。

最后，向所有支持和帮助过我的老师和同学们表示感谢！祝过去、现在和将来所有关心过我、帮助过我的人永远幸福快乐！

## 攻读学位期间发表的学术论文

### 发表及已接受的论文

1. 李学斌, 孙炫超. 基于纹理和颜色的模糊车牌的增强与定位. *微计算机信息*, 2009, 08. (已录用待发表)

## 作者和导师简介

### 导师简介:

李学斌 (1967-), 男, 汉, 山西省, 博士, 副教授, 北京化工大学, 主要研究方向: 数据隐藏与现代信号处理、滤波器组设计理论。

### 作者简介:

孙炫超 (1983-), 男, 汉, 浙江省, 硕士在读, 北京化工大学, 研究方向: 数字图像处理。

作者: [孙炫超](#)  
学位授予单位: [北京化工大学](#)

## 相似文献(10条)

### 1. 学位论文 [朱家超](#) [图像处理在车牌识别中的应用](#) 2008

随着我国国民经济的高速发展,汽车拥有量急剧增加,国内高速公路、城市道路、停车场建设越来越多,对交通控制、安全管理的要求也日益提高,智能交通系统(ITS)已成为当前交通管理发展的重要方向。车牌自动识别(ALPR)是智能交通系统的重要组成部分,有着广泛的应用领域和美好的应用前景。以自动的车牌号码识别为基础,可以对车辆进行自动登记、验证、监视、报警,进而可以应用在多种场合,如高速公路收费系统,道路、卡口监控系统,小区、停车场收费及监控系统,交通流量统计及交通诱导系统等。

车牌自动识别系统一般包含图像采集与预处理、车牌定位、字符切分、字符识别四个主要模块。由于实验条件和时间的限制,本文主要围绕以下三个部分进行设计:图像采集与预处理、车牌定位和分割、字符切分。本文针对三个部分提出了有效的解决策略,完成了实验。

(1)图像采集与预处理部分:本文在图像采集部分介绍了一般交通路口图像采集的方法,并对各种方法进行了对比研究;图像预处理部分包含:图像的灰度化、灰度拉伸、中值滤波、水平校正等。

(2)车牌定位和分割部分:车牌定位和分割非常关键,定位结果直接影响到后面的字符识别的准确性。本文在广泛分析、比较已有方法的基础上,总结出一种综合边缘检测和迭代阈值法的算法,然后用此算法对图像进行二值化处理,并且在改进了传统的投影法的基础上实现了车牌的定位分割。实验结果表明:本文实验方法更加有效和准确,它的好处是既保留了车牌区的边缘又使车牌区最大程度的区别于背景。它对于拍摄的静态车辆图像的处理效果比较明显,适合于应用在诸如停车场、收费站等场所。

(3)字符切分部分:基于准确的完成车牌定位和分割的前提下,本文提出一种利用垂直投影信息结合先验知识约束的垂直分割方法。

实验结果表明,本位所采用的方法能达到较好的分割效果。车牌定位及字符分割时间小于80ms,成功率达到90%以上。整个系统的算法简单、复杂度低、能够满足快速字符分割的要求,将在智能交通、图像信息学等领域发挥实际应用价值。

### 2. 学位论文 [赵兵](#) [基于混合特征的车牌识别技术研究](#) 2007

车牌识别(LPR)是现代智能交通管理系统的关键技术之一。从技术的角度讲,车牌识别技术涉及数字图像处理,计算机视觉,模式识别和人工智能等多个相关领域,其关键技术主要包括车牌定位,字符分割,字符识别等,本文主要研究基于混合特征的车辆牌照静态图像的自动识别技术。论文主要内容包括:

车牌定位技术研究。车牌定位是车牌自动识别的基础,本文提出了一种基于混合特征的车牌定位算法,在对车牌图像滤波增强的基础上,充分利用车牌区域的几何形状、颜色、纹理等多维特征,实现对牌照的快速准确的定位。实验表明,该方法具有较高的精确度,并具备较强的自适应性,能够满足实际应用的要求。

字符分割的研究。引入基于牌照字符空间分布知识的全局动态阈值与局部动态阈值相结合的二值化算法进行定位后车牌图像二值化,并基于车牌结构特征采用投影法准确分割出单个字符。

字符识别的研究。提出了一种基于车牌字符特征提取和BP神经网络识别相结合的分类识别算法,选取细化以后的特征作为字符的识别特征,以改进后的归一化字符原始特征输入到BP神经网络分类器中进行车牌字符识别。由于时间关系,本文仅对数字和字母网络进行了初步研究。

文中详细描述了算法的基本原理和实现过程,并给出了实验结果和分析。

### 3. 期刊论文 [龙镇](#).[杨耀权](#).[苏猛](#).[LONG Zhen](#).[YANG Yao-quan](#).[SU Meng](#) [车牌识别关键技术的研究与实现](#) -[仪器仪表用户](#)2009, 16(2)

车牌识别是指通过计算机视觉、图像处理与模式识别等方法从车辆图像中提取车牌字符信息,从而确定车辆身份的技术。车牌识别分为车牌定位、字符分割、字符识别三大部分。车牌定位是一个难题:车牌区域在整个图像中所占比例很小,车牌的颜色、大小、位置也不确定,并且定位算法要能够克服不同光照和复杂背景的影响,还要兼顾准确性和实时性,因此快速准确的定位车牌是比较困难的。本文通过车牌的纹理和颜色特征,采用粗定位和细定位相结合的方法进行识别。

### 4. 学位论文 [王晓健](#) [车牌定位与字符分割算法研究及实现](#) 2009

车牌识别LPR(License Plate Recognition)是指通过计算机视觉、图像处理与模式识别等技术从车辆图像中提取车牌字符信息,从而确定车辆身份的技术。车牌识别系统是智能交通系统ITS(Intelligent Transportation System)的一个重要组成部分,在公共安全、交通管理、流量观测及电子收费等方面有着重要的应用价值。

车牌识别主要包括车牌定位、字符分割和字符识别三大部分。本文就车牌定位和字符分割这两个问题进行了深入的研究。

针对车牌定位问题,本文提出了一种基于窗口搜索的车牌定位算法。算法分为粗定位和细定位两个过程。粗定位利用了车牌区域垂直方向的点密集分布的特征,基于垂直方向跳变点统计固定大小窗口内的特征点数目,以此来确定初步的车牌候选区域。细定位利用了车牌字符的排列信息,采用行扫描算法来度量车牌外侧区域与车牌区域间的间隔,以此来扩展候选区域,精确定位车牌边界。对于倾斜的车牌图像,文章研究了一种基于旋转图像水平投影的车牌倾斜检测方法,该方法具有检测准确、校正时间短的优点。

字符分割是车牌识别的关键步骤,是字符识别的基础。本文根据车牌字符的先验几何知识以及排列规则,基于垂直投影进行字符分割,有效地提取出车牌字符的单个图像。同时,文章提出了一种基于类Haar特征的伪区域去除算法,能够有效地去除伪区域的干扰。

本文算法对车牌在图像中的位置及车牌大小没有限制,对牌照的倾斜、变形,字符的污染、模糊有较强的抗干扰能力,能达到较好的车牌定位与字符分割效果,具有一定的鲁棒性和实时性。

### 5. 学位论文 [张青松](#) [基于连续帧差的车牌定位识别技术研究](#) 2007

车牌的定位与识别是智能交通管理的重点问题。在大型停车场的管理系统、公共安全、交通管理及有关军事部门有着特别重要的实际运用价值,正日益受到人们的重视。

本文研究了车牌识别的各个关键技术,包括图像预处理、车牌定位、字符分割和字符识别。设计并实现了一个车牌识别实验系统,在自然条件下对实验视频序列中的车牌进行识别。

目前的车牌定位技术主要分为基于灰度图像的车牌定位和基于彩色图像的车牌定位,本文研究了基于两帧灰度差所得到的运动信息的车牌定位方法。并对矩形(窗口)搜索方法进行了改进,提高了搜索车牌的效率。另外,本文使用了包括基于连续帧差窗口定位、基于彩色、灰度投影定位的多种定位方法,取得了较好的效果。在字符分割方面,本文研究了根据得到的车牌的宽度,对一些不能很好分割的字符进行强制分割的方法,并对得到的字符进行精确的定位。在字符的归一化方面,本文根据车牌字符的特征,采取在垂直方向归一化为40像素,之后再以中心点为基准拷贝到40×40像素的黑色图片中。在字符识别方面,本文使用了Peter W. Frey和David J. Slate提出的特征向量,使用Leo Breiman在2001年提出的随机森林方法作为分类器,并同其它若干种识别方法进行了比较,速度和识别率较高。

实验表明,本文提出的方法能有效的定位、识别实验视频序列中的车牌。

### 6. 期刊论文 [李波](#).[曾致远](#).[周建中](#).[罗勤](#).[LI Bo](#).[ZENG Zhi-yuan](#).[ZHOU Jian-zhong](#).[LUO Qin](#) [车牌识别系统研究与实现](#) -[计算机技术与发展](#)2006, 16(6)

车牌识别(LPR)系统是智能交通系统中的重要组成部分,该系统分为车牌定位、字符切分和字符识别3个模块。文中基于数学形态学方法和边缘特征分

析来进行车牌定位,接着进行二值化、引入多指标联合评价函数判断反色等处理,然后基于连通体分析的方法切分字符.实验表明该系统设计方法是可行的

## 7. 学位论文 [陈勇 车牌定位和字符分割算法的研究与实现](#) 2006

随着科学技术的发展,社会信息化程度的日益提高,交通管理智能化已成为发展的趋势.车辆牌照识别系统的研制与开发,是影响交通系统智能化、现代化的重要因素,而车牌定位和字符分割是车牌识别中最为关键的两项技术,对整个系统的性能起着至关重要的作用.

本文在详细研究国内外各种代表性车牌定位算法的基础上,提出了一种三级定位算法.首先基于图像能量特征对车牌区域进行粗定位,得到一组候选区域.然后基于字符纹理特征分析对车牌候选区域进行筛选,得到车牌区域,并运用数学形态学方法对区域作二次定位.接着利用牌照的颜色信息对定位的结果作最后的修正.

车牌倾斜、噪声、边框和铆钉以及光照不均等问题给车牌字符的分割带来了很大困难.本文提出了一种边缘自适应滤波的牌照图像增强算法,有效抑制了噪声对字符边缘信息的干扰.并对牌照图像的二值化方法进行了比较研究.创新的提出了基于字符纹理区域边界检测的车牌倾斜校正算法,解决了长期以来车牌倾斜校正适应性差、精确度低的难题.对字符笔划的平滑处理进行了改进,有效提高了平滑的适应性.并对字符切分的算法进行了讨论.

在研究的基础上,设计和实现了车牌定位和字符分割软件模块,并对车牌定位和字符分割算法进行了测试.车牌定位的准确率达到96.5%,错误率1%,失败率2.5%;字符分割的车牌正确率达到93.45%,字符正确率达到98.25%.实验结果表明,本文的车牌定位和字符分割算法具有较好的实用性和鲁棒性,并已在实际的工程中得到了应用.

## 8. 学位论文 [张宇 车牌识别系统中车牌定位与字符分割方法的研究](#) 2009

车牌识别系统是智能交通系统的重要组成部分,可用于公路电子收费、出入控制和交通监控等众多场合.车牌识别系统主要包括车牌定位、字符分割和字符识别三大部分.其中,车牌定位和字符分割的结果对后续成功识别字符起决定性作用.本文在总结近年来国内外在车牌定位和字符分割领域的最新研究成果的基础上,对车牌定位及字符分割的算法进行了深入的研究.

在车牌定位时,首先对图像HSI空间的亮度分量均衡化,这样既提高了图像的亮度适用范围又不影响颜色信息.接着利用车牌图像中字符颜色和车牌底色具有固定颜色搭配这一规律,在HSI空间中根据颜色,搜寻符合字符颜色与车牌底色搭配规律的像素点作为颜色对特征点.然后使用动态算子进行数学形态学处理,根据车牌的形状特征,对逐行扫描得到的待定位车牌区域进行分析,最后得到类车牌区域.

在字符分割之前,需要对类车牌区域进行倾斜校正,本文提出了一种针对颜色对特征点区域进行主成分分析的车牌水平校正方法.该方法通过对车牌图像中颜色对特征点区域采样进行主成分分析,求出车牌水平方向的倾斜角度,在旋转校正时又加以填充处理,保证了图像的信息完整性.

在字符分割阶段,首先通过特征点区域的形状特征精确定位车牌区域;接着通过灰度化、灰度拉伸、二值化、边缘化等处理,进一步精确定位字符区域.二值化的过程中针对不同颜色的车牌选取了最适合的阈值算法.然后根据字符尺寸特征提出动态模板法进行字符分割,并将字符大小进行归一化处理.

最后使用C语言构建了车牌定位与字符分割系统软件.该软件包含上述的车牌定位、校正和分割等所有步骤.通过大量的图片试验,特别是对存在大量干扰、光线不足及多车牌等图片的处理结果表明,本文所提出的车牌定位与字符分割算法,抗干扰能力强,实时性和稳定性好,为后续的字符识别创造了有利条件.

## 9. 期刊论文 [陆铨.何东健.何晓.LU Cheng.HE Dong-jian.HE Xiao 基于扫描线和特征筛选的车牌定位快速算法](#) -[计算机工程与设计](#)2008, 29(19)

以车牌识别准确率影响最大的车牌定位技术为重点,研究并提出一种基于扫描线和特征筛选的车牌定位算法,该算法先记录并分析二值图像中相邻水平扫描线上的跳变点信息,确定出候选车牌区域,再根据车牌特征筛选,最终确定车牌区域.对113幅不同车型的图像进行测试,结果表明,去噪处理对定位准确率有很大影响,当车牌倾斜角度小于5°、且经过去噪处理时,定位准确率超过90%,定位时间小于0.9s.

## 10. 学位论文 [解家祥 低质量车牌识别中关键技术的研究](#) 2008

随着信息技术和智能技术的发展,交通管理系统的信息化、智能化是大势所趋.车牌识别系统(LPR)是智能交通系统(ITS)的核心组成部分,在现代交通管理系统中占有举足轻重的地位.

本文对车牌识别系统中的车牌定位、字符分割和字符识别三个模块进行了比较全面的分析,特别对低质量车牌识别中涉及到的关键技术进行了深入的研究.

在车牌定位模块中,本文提出了一种基于先验知识的车牌定位方法,主要针对各种恶劣条件下的低质量车牌的定位进行了算法研究,充分利用了车牌的尺寸、字符宽度、字符高度、字符间隔、笔画宽度等先验知识.利用离散二维小波变换的方法提取字符笔画的边缘,通过形态学结合几何特征分析的方法进行粗定位,获得候选区,最终通过笔画和字符分布特征等先验知识精确定位车牌.

在字符分割模块中,本文提出了一种基于先验知识的质量退化车牌分割方法,归纳总结了车牌分割中可以利用的先验知识,使用Radon变换的方法进行倾斜校正,利用垂直投影法进行粗分割,最终结合先验知识进行精确分割.

在字符识别模块中,本文提出了一种基于SVM的车牌字符识别方法,采用“一对多”的分类方式,将多类分类问题转化为两类分类问题,同时对不同种类的字符建立不同的分类器.该方法支持小样本集,具有较快的训练识别速度和较高的识别率.

实验结果表明,本文所采用的方法在车牌质量退化的情况下能达到较好的定位、分割和识别效果,具有一定的鲁棒性和实用性.

本文链接: [http://d.g.wanfangdata.com.cn/Thesis\\_Y1557790.aspx](http://d.g.wanfangdata.com.cn/Thesis_Y1557790.aspx)

下载时间: 2010年6月8日