

合肥工业大学

---

硕士学位论文

---

车牌图像自动识别系统的研究与实现

---

姓名：孙虹

---

申请学位级别：硕士

---

专业：检测技术与自动化装置

---

指导教师：方敏

---

20050501

# 车牌图像自动识别系统的研究与实现

## 摘 要

车牌图像自动识别系统是计算机视觉和模式识别技术在智能交通领域的重要应用，在车牌识别的过程中存在着大量的不确定信息。粗糙集理论以信息系统为研究对象，能有效地分析和处理不精确、不完整、不一致的信息，从中发现隐含的知识，揭示潜在的规律。而神经网络理论以其较强容错能力和较好的泛化能力，广泛应用于模式识别中。因此，将粗糙集的知识获取能力与神经网络的分类能力相结合，进行车牌图像自动识别系统的研究与实现，具有一定的理论意义和实践价值。本文完成了以下工作：

- 1、在车牌分割方法的研究上，提出一种综合纹理与颜色的车牌分割算法，较好的实现了复杂背景下的车牌定位与分割。
- 2、进行基于粗糙集的车牌字符图像的知识表示与获取的研究，包括车牌字符图像决策表的建立、离散决策表、约简决策表与获取规则。提出基于属性重要性的离散化方法，对不同离散化算法的知识获取结果进行了比较分析，验证了算法的有效性。基于 Rosetta 软件与 Matlab6.1 完成了字符图像的知识获取。
- 3、在车牌字符识别技术的研究上，应用基于粗糙集理论的字符知识获取结果，实现了粗糙集规则匹配的车牌字符识别方法，提出了粗糙集和 RBF 神经网络结合的车牌字符识别方法，进行了比较试验。
- 4、在理论研究的基础之上，基于 Microsoft Visual C++6.0 实现了相关处理算法和车牌识别软件的界面，改进和完善了车牌识别系统的软件平台。该平台具有图像的读取存储、预处理、车牌定位及分割、车牌字符切割、特征提取和识别等功能。软件能独立完成识别过程中的各项功能，并且具有多种算法可供选择。实现了识别全过程的连接，可进行汽车牌照的全自动识别。

**关键词：**粗糙集 神经网络 车牌分割 字符识别

# **The Research on Vehicle License Plate Recognition System**

## **Abstract**

Vehicles' License Plate Recognition (LPR) system is an important application of computer vision and pattern recognition in the intelligent transportation management. The rough set can analyze and deal with vagueness, disaccord and uncertainty information, discover the connotative rule. Neural network is widely used in pattern recognition for the better generalization ability. So the research on LPR system based on the combination of rough set and neural network is very meaningful and practical. The following work is finished in this paper.

1. A novel segmentation method based on texture and color is presented, which has fewer limits against the complex background.
2. The research on the plate knowledge expression & acquisition method based on rough set is carried out. It includes construct decision table, attribute discretization, attribute reduction and rule abstract. A discretization algorithm based on the attribute importance is presented. The experiment results show that the algorithm is effective. Knowledge acquisition based on the Rosetta and Matlab 6.1 software is accomplished.
3. Two effective character recognition methods are presented. One is based on the improved rule matching algorithm; another is based on the combination of rough set and (RBF) neural network.
4. Implement the above algorithms in Visual C++ 6.0 based on the theory research and develop the software of Vehicles' License Plate Recognition System. The software has some functions include reading and memory, pretreatment, vehicles' license plate location, characters segmentation and recognition, etc. The software can solo complete every above function with multi-algorithms. It realizes automatic recognition to the vehicle license plates.

**Keywords:** Rough Set    Neural Network    Vehicles' License Plate Segmentation  
Character Recognition

# 合肥工业大学

本论文经答辩委员会全体委员审查,确认符合合肥工业大学硕士学位论文质量要求。

答辩委员会签名:(工作单位、职称)

主席:史福元 安徽大学教授

委员:

吕阳东, 合肥工业大学教授

石建平 " " "

李恩叔 " " 副教授

葛铭良 " " 副教授

导师: 方敏 教授

## 独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除了文中特别加以标志和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得合肥工业大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签字：孙虹 签字日期：2005年5月29日

## 学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解合肥工业大学有关保留、使用学位论文的规定，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，允许论文被查阅或借阅。本人授权合肥工业大学可以将学位论文的全部或部分论文内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

(保密的学位论文在解密后适用本授权书)

学位论文作者签名：孙虹

导师签名：

敬

签字日期：2005.5.29

签字日期：

2005.5.29

学位论文作者毕业后去向：

工作单位：

电话：

通讯地址：

邮编：

## 致 谢

在论文完成之际，首先向我的导师方敏教授致以最衷心的感谢！在三年的学习生活中，方老师从各个方面对我进行了精心的指导，为我提供了一个良好的科研环境，培养了我独立思考 and 开展科研的能力。方老师认真负责的工作态度、诲人不倦的师者风范让我受益匪浅，严谨求实的治学态度、敏锐创新的科学思维对我影响至深。这也是我三年来的重要收获，对我将来的工作和生活一定会有所帮助。

此外我要感谢和我一起学习和生活的各位同学。感谢已经毕业的师兄梁朝军同学在我的课题研究中给予的帮助，祝他工作顺利。同样要感谢实验室中的应艳杰、赵晓霞、张雅顺、叶海军等同学的帮助，祝他们在未来的学习、工作中一帆风顺！在此还要感谢所有关心和支持我的同学和朋友，祝他们前程似锦！

本论文是在安徽省自然基金的资助下完成的，项目编号 01042310。为此，特向安徽省自然科学基金委员会表示衷心的感谢！

最后我要真诚感谢我的家人，他们不仅在生活上给予我无限的关心和帮助，而且在精神上给予我极大的鼓励和支持！

作者：孙虹

2005 年 5 月

# 第一章 绪论

## 1.1 车牌识别系统

汽车牌照自动识别系统(LPR)是以汽车牌照为特定目标的专用计算机视觉系统,是计算机视觉和模式识别技术在智能交通领域应用的重要研究课题之一,它可广泛应用于交通流量检测、交通控制与诱导、小区智能化管理、不停车自动收费、闯红灯等违章车辆监控以及车辆安全防盗等领域<sup>[1]</sup>,具有广阔的应用前景。

### 1.1.1 车牌识别技术的概述

近年来,车牌智能识别技术发展很快,就其识别基础而言,分为间接法和直接法两种。

间接法是基于 IC 卡或条形码识别技术,将车牌的信息存储在 IC 卡或条形码中,当汽车通过设有车辆检测的路口时,可以通过 IC 卡系统与路口的计算机系统对话或通过条形码扫描器阅读车辆侧面印刷的条形码来完成识别的任务。IC 卡与条形码识别技术都具有识别速度快、准确度高、运行可靠等优点。但 IC 卡技术的整套装置价格昂贵,硬件设计复杂,不适合异地工作,而条形码对扫描器要求很高,此外,两者都需要制定出全国统一标准,且无法核对车、卡是否相符,推广起来比较困难<sup>[2]</sup>。

直接法是一种无源型车牌智能识别方法,主要是引入数字图像处理技术和计算机信息管理技术,通过对图像的采集和处理,以获得更多信息,从而达到智能化的目的。这种系统节省了设备安置及大量资金,提高了经济效益。近年来,由于采用了先进的图像处理、模式识别和人工智能技术,提高了识别速度,较好地解决实时性问题。同时,利用图像进行识别,可以通过人的参与来解决系统中的识别错误。

### 1.1.2 车牌识别系统的分类

根据应用条件和应用需求的不同,车牌识别系统有多种类型。

- 1、从安装和使用条件来说:可分为固定式和移动式两大类。固定式识别系统的镜头对准指定区域,一般包含有能感知车牌位置的器件,如红外触发器和地感线圈等,系统在检测到车辆运行至指定位置时,便发出触发信号,抓拍车牌图片进行识别。这类系统技术相对简单,设备成本相对低廉,且可靠性高,适用于停车场、高速公路、门禁等场合。但其只能固定安装和使用,对于许多应用是不够的。移动式系统其设备可移动使用,无需固定

的外触设备，通过对摄像机拍摄的连续视频图像进行分析，判断画面中是否出现车牌并进行抓拍和识别，用“视频线圈”代替了固定安装的地感线圈和红外触发器，使用方便，但技术较为复杂，可靠性略低。

- 2、根据实现的模式不同：可分为软件式和硬件式。软件式系统就是图像处理识别的过程一般靠计算机中的软件实现。硬件式系统中有一些产品是原来由软件完成的部分环节，如图像抓拍，改由硬件实现，而其他部分仍由软件完成。因此软件式系统是实现模式的核心。
- 3、由于车牌识别是针对图像进行的，器材成像条件对于使用和识别结果有很大影响。根据成像条件的不同：可分为红外成像和可见光成像。从成像器材上看：包括 CCD 摄像头和数码相机两种。数码相机具有像素分辨率高、成像质量好等优点。

### 1.1.3 车牌识别系统功能结构

一个完整车牌识别系统的工作过程主要分为两个步骤<sup>[2][3]</sup>：一是牌照子图像的精确定位算法的实现（确定牌照区域在整幅图像中的相对位置），其输入是复杂背景下的整幅原始图像，输出是牌照子图像。二是牌照字符识别，它用来从长方形的牌照图像中识别出车牌号码，输入是矩形的牌照图像，输出是车牌号码字符。完整的系统一般还要连接相应的数据库以完成数据存储和查询等功能。其中牌照定位部分还应包括对倾斜牌照的校正，而牌照字符识别部分包括车牌字符图像的分割、去噪等功能。系统原理框图如下所示：

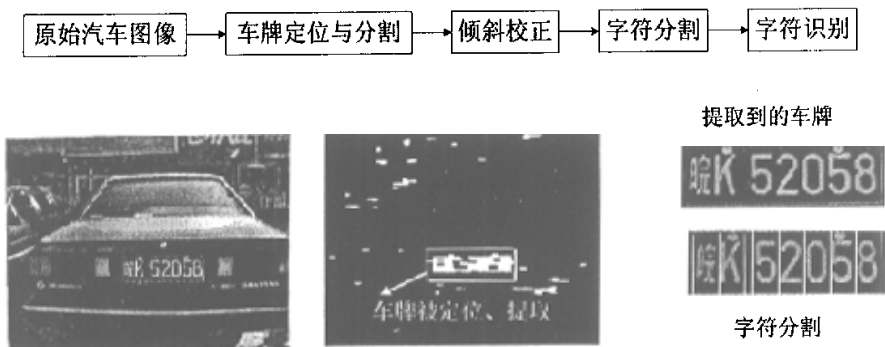


图 1.1 车牌识别系统简介

## 1.2 车牌识别技术的研究现状

### 1.2.1 车牌识别系统的研究现状

车牌识别技术作为智能交通系统的核心技术，从 60 年代就开始了。在 80 年代，随着世界各国汽车数量迅速增加，公路交通负担日益严重，美国和欧洲



许多国家投入了大量的人力和物力建立智能交通系统。在美国和欧洲等发达国家带动下，世界各国也开始建立了智能交通系统。

公司名	产品名	牌照定位率%	整牌识别率%	识别速度(ms)
高德威 <sup>[4]</sup>	高德威	≥98	≥90	500-1000
北京汉王 <sup>[4]</sup>	汉王眼	≥99	≥95	200-800
北京兰亭 <sup>[4]</sup>			≥95	200
成都西图 <sup>[4]</sup>	车牌通		≥93.7	400
北京弗雷德 <sup>[4]</sup>	弗雷德		≥90	≤200
沈阳聚德视频 <sup>[4]</sup>	聚视		≥95	≤500
香港 <sup>[5]</sup>	VECON		≥95	1000

表 1.1 国内车牌识别系统的性能指标

国家	牌照定位率%	识别率%	拒识率%	误识率%	识别速度 (ms)
RITA (意大利) <sup>[6]</sup>		75.27	15.80	8.93	
LOCOMOTIVE <sup>[7]</sup> (西班牙)	90	95 (天气情况好) 70 (天气情况差)			
牌照识别系统 <sup>[8]</sup> (荷兰)		86.6			
牌照识别系统 <sup>[9]</sup> (泰国)	84.29	80.81	13	0.4	
VESUV(德国) <sup>[10]</sup>	72	84			
牌照识别系统 <sup>[11]</sup> (日本)	96	86.8-89.2 (白天) 62-77 (夜间)			
See/Car System <sup>[12]</sup> (以色列, Hi-Tech)		>93			500ms 左右
VLPRS <sup>[13]</sup> (新加坡, Optasia)		>95			400ms-2s

表 1.2 国外车牌识别系统的性能指标

表 1.1 给出了国外已在实际中进行应用的车牌识别系统。表 1.2 给出了国内已在实际中进行应用的车牌识别系统。从表上看，目前国内与国外的车牌自动识别系统在实际的交通系统应用中都取得了较大的突破。

一个理想的系统，其识别率要达到 100%，速度也要越快越好。但是能够同时拥有高识别率和识别速度并非是一件容易的事，实际上识别率高的系统往

往速度难以提高，而识别速度很快的系统又难以保证高识别率，这两个指标往往是一对矛盾体。一般来讲一个成熟的系统要能够达到 95% 以上的识别率，识别速度要在 0.5s 以内。

### 1.2.2 车牌定位与分割的研究现状

车牌定位与分割的基本原理是在车辆图像中考察牌照所具有的某些特征，根据这些特征的分布情况来定牌照的位置，进行分割。在现有的各种车牌定位与分割算法中，运用到的牌照特征及相应的考察方式主要包括：

- 1、牌照区域的灰度变化特征：水平/垂直扫描车辆图像时，穿过牌照区域的直线的灰度将呈现特定的峰、谷、峰变化。文献[14]充分利用了原始图像的灰度分布特征，再基于霍夫变换进行车牌定位。
- 2、牌照区域的颜色特征：在彩色图像上，牌照区域的背景颜色和字符颜色构成一种独特的组合。通过扫描或彩色区域分割的方法可以检测出这种组合的存在。用的较多的是采用神经网络对彩色图像进行彩色分割<sup>[15]</sup>。最近，针对复杂背景的车牌定位问题，提出了一种基于边缘颜色对的车牌定位方法<sup>[16]</sup>。
- 3、牌照区域的投影特征<sup>[17]</sup>：在车辆图像的水平垂直投影直方图中，牌照区域所对应的区间存在特定的峰谷分布。
- 4、牌照区域的边缘特征<sup>[18]</sup>：牌照区域内包含众多的边缘，使用专门的算子提取出这些边缘后，可以通过边缘投影直方图来确定边缘的密集区间，或者通过形态学处理等手段将密集的边缘连通成一个区域，还可以利用小波分析的方法多分辨率、多方向地考察边缘图像。文献[19]给出了一种基于小波与形态学的车牌图像分割方法。
- 5、牌照区域的几何特征<sup>[20]</sup>：车牌的高度、宽度以及高宽比例应在一定的范围之内。
- 6、牌照区域的边角特征<sup>[21]</sup>：车辆上的牌照通常有明显的边线和边角，利用专门的直线随角检测器可以确定这些边、角的位置，进而得到牌照区域的范围。
- 7、牌照区域的频谱特征<sup>[22]</sup>：对图像做行或列的离散傅立叶变换(DFT)，得到的频谱图中包含了车牌的位置信息。
- 8、牌照区域的细节特征：牌照区域的图像细节丰富，进行矢量量化<sup>[23][24]</sup>处理时将产生大量的小区块，而车辆图像的其他部分则通常产生大区块，利用这一特征可以确定车牌的位置。

但是，现有的任何一种分割算法都必须满足一定应用条件才能正确分割出车牌。如何将多种方法集成，来解决牌照定位与识别将是值得进一步研究的方向。

### 1.2.3 车牌字符识别的研究现状

字符识别研究分为两个部分，字符特征的提取和识别器的构造都是关键。从图像中提取有效的字符特征是完成字符识别的首要任务。近年来，随着模式识别技术的发展，出现了很多提取字符特征的新理论、方法、手段<sup>[25][26][27]</sup>。目前，图像字符特征提取方法主要有二类：统计特征方法和结构特征方法<sup>[28][29]</sup>，二类特征提取方法各有优缺点。根据所提取的特征的不同，又可大致分为三类：(1)全局变换和级数展开；(2)从像素点的统计分布提取特征；(3)几何与拓扑结构特征。实验表明，任何一种特征提取结果都很难完美地代表任意模式。因此，如何将各种特征的优点有机的结合起来是值得深入研究的课题之一<sup>[30]</sup>。车牌字符识别实质是印刷体字符识别，但又有其自身的特点。许多字符识别的理论方法已被引进其中，目前主要的方法有：

- 1、匹配技术。匹配技术分为模板匹配<sup>[31][32]</sup>、特征匹配<sup>[33]</sup>和规则匹配<sup>[34]</sup>。所谓模板匹配技术就是直接将输入字符与所存储的标准字符模板集合相比较，然后选择与之最相近的模板作为识别结果，这种方法对噪声较敏感。特征匹配中每个输入字符可以分解为具有横、竖、撇、捺、弓、洞中的一种或几种特征的集合，与字符库中的特征集合进行匹配，结构特征最匹配的字符就是该输入字符的识别结果。基于规则匹配的字符识别方法首先提取大量字符样本的特征，然后通过知识获取发现其中蕴涵的分类规则，然后把输入字符的特征与规则的前提进行匹配，若规则的前提被满足，则认为规则的结论即为输入字符的识别结果。规则匹配法要求对大量的样本来获取分类规则，否则拒识率高。
- 2、统计分类的方法<sup>[35]</sup>。统计分类是传统模式的方法，如有研究者使用基于最小风险的贝叶斯判别准则的方法。
- 3、神经网络的方法。基于神经网络的模式识别方法是字符识别领域的一个重要研究方向。字符的统计特征、结构特征等多种特征都可以用来构造神经网络分类器。在学习阶段，应该用大量的样本进行训练学习，通过样本的学习对神经网络各层网络之间的连接权值进行修正，使其对样本有正确的识别结果。在字符识别阶段，只要将字符进行预处理，再对其进行特征提取，然后将特征提取后的特征向量作为神经网络分类器的输入，经过网络的计算，分类器的输出就是识别结果。目前已经有多种结构的神经网络用于车牌识别，如BP网络<sup>[36]</sup>，SOFM网络<sup>[37]</sup>等。
- 4、多种方法的集成<sup>[36][37]</sup>。单一识别器性能的提高相对困难，目前，依靠多个识别器结果的集成是人们研究的热点。由于各个识别器分类曲面族不同，所用的特征也可以不同，具备相当的互补性。从而得到一个性能更优的总体识别系统。出现了多种方法的集成车牌识别系统。

综上所述，由于车牌识别包含汉字识别、数字和字母识别等不同对象，同

时又由于大量噪声的存在，这都需要分类器的性能要良好，具有较好的鲁棒性和推广能力，这也是研究者所要关注的。

### 1.3 粗糙集理论

#### 1.3.1 粗糙集理论的发展和现状

粗糙集理论是一种处理不精确、不确定与不完全数据的软计算方法，由波兰学者 Pawlak 于 1982 年正式提出<sup>[38]</sup>。1991 年 Pawlak 出版的专著<sup>[39]</sup>系统全面的阐述了粗糙集理论，给出了严密的数学定义和表达。1992 年出版了粗糙集理论的应用专辑，总结了当时的粗糙集理论和应用。自 1992 年开始至今每年都召开以粗糙集为主题的国际会议，国际上成立了粗糙集学术研究会。1996 年在日本东京召开了第五届国际粗糙集理论研讨会，推动了亚洲地区对粗糙集理论与应用的研究，国内从 2001 年开始由中国计算机学会和人工智能与模式识别专业委员会主办，每年召开一届粗糙集与软计算学术研讨会。

粗糙集理论<sup>[40]</sup>是建立在分类机制的基础上的，它将分类理解为在特定空间上的等价关系，而等价关系构成了对该空间的划分，并将知识理解为对数据的划分，每一被划分的集合称为概念。其研究对象为信息系统，通过引入不可区分关系作为理论基础，并在此基础上定义了上下近似等概念。该理论与其他处理不确定和不精确问题理论的最显著的区别是它无需提供问题所需处理的数据集合之外的任何先验信息，所以对问题的不确定性的描述或处理是比较客观的，能够分析隐藏在数据中的事实而不需要关心数据的任何附加信息。由于粗糙集理论在机器学习与知识发现、数据挖掘、决策支持与分析、专家系统、归纳推理、模式识别等方面的广泛应用，现已成为一个热门的研究领域<sup>[41][42]</sup>。

#### 1.3.2 基于粗糙集理论的开发系统

许多专家学者在粗糙集的应用方面都已经做了广泛深入的研究，在国际和国内上发表了大量的文章。已经有很多基于粗糙集理论的分析系统和工具，其中有代表性的研究系统有：

- 1、Datalogic/R—加拿大 Reduct System 有限公司；
- 2、LERS (Learning from Examples based on Rough Set, 经验学习系统) —美国肯萨斯大学；
- 3、RoughDAS 和 RoughClass—波兰波兹南科技大学；
- 4、ROSE (Rough set data explorer) —波兰工业大学计算机科学研究所智能决策支持系统实验室；
- 5、KDD-R (UNIX 环境) —加拿大里贾纳大学；
- 6、Rosseta—挪威科技大学计算机与信息科学系知识系统教研组和波兰华沙大

学数学所逻辑教研组；

7、Rough Enough—波兰国际有限公司；

8、Ridas—中国重庆邮电学院计算机科学与技术研究所；

9、RSDM (Rough Set Data Mining) —西班牙马德里工艺大学语言与系统。

### 1.3.3 粗糙集理论的应用

粗糙集的一般应用包括模式识别，知识发现与数据挖掘，专家决策支持系统，近似推理，预测建模，结构建模，地震预报，冲突分析，工业控制，医疗诊断，金融证券分析，软件工程数据分析，图像处理，化工晶体结构分析，股票分析、电力系统等等<sup>[43]</sup>。在生产生活中的不同领域中分别有以下一些应用成果。

- 1、商业领域：文[44]和[45]分别利用纯粹的粗糙集和模糊粗糙集对股票价格进行了数据挖掘，寻找与股票价格相关的规则以进行预测。文[46]利用粗糙集对银行分类数据进行预处理，在属性个数及其取值上对数据压缩，消除冗余和噪声，将神经网络模型的预测精度从84%提高到了96%。文[47]将粗糙集与遗传算法中的编码技术结合起来，对网络用户进行分类。还有应用在电子商务、企业破产预测方面等。
- 2、环境检测方面：文[48]应用粗糙集理论研究了地震前的地质和气象数据与里氏地震级别的依赖关系。文[49]等将粗糙集理论作为数据挖掘的方法运用于环境检测和软测量。
- 3、生物与医学领域：文[50]应用粗糙集理论可以根据以往的病例归纳出诊断规则，用来指导新的病例。现有的人工预测早产的准确率只有17%~38%，应用粗糙集理论则可提高到68%~90%。文[51]基于粗糙集理论的应用系统（美国肯萨斯大学的LERS）上分析了生理反应、环境因素和不正常言行之间的关系。
- 4、工业领域：文[52]应用粗糙控制研究了“小车—倒立摆系统”这一经典控制问题，取得了较好的结果。在过程控制领域，文[53]应用粗糙集的方法成功地提取出了水泥窑炉的控制规则。文[54]将粗糙集与神经网络结合起来进行电力系统瞬态稳定性分析。

### 1.3.4 粗糙集在图像处理与字符识别中的应用

粗糙集在图像处理和字符识别中的实际应用较少，下面列举几个实际应用的例子：

- 1、在图像增强中的应用。文[55]利用粗糙集方法，将图像的特征作为属性，将这些特征的取值作为属性值，对图像决策表构造和规则提取，再利用这些规则进行信息恢复和增强。文[56]提出了一种基于粗糙集理论的图像增强新

方法，其最要思想是按条件属性将一幅图像分为不同的子图，然后对子图分别作对比增强。

- 2、在图像分割中的应用。文[57]在采用最大期望值法处理卫星照片的多谱图像分割中，用粗糙集进行初始化。
- 3、在数字图像数据库的检索中应用。文[58]在相容粗糙集理论上对图像进行预检索，首先获取数据库中各图像的若干整体特征，然后根据这些特征通过粗糙集理论获取若干规则，最后根据这些规则进行数据库的检索，提高了图形图像的检索效率。
- 4、在手写体字符识别中的应用。文[59]将粗糙集理论应用与手写体字符的识别中，该方法首先对若干个手写字符样本进行特征提取，然后根据这些特征提取规则，最后根据这些特征对手写字符进行识别。文[60]讨论了粗糙集中的概念和方法与字符识别的关系，介绍了粗糙集理论在字符识别中的应用。实际应用的例子表明，粗糙集理论主要可以完成特征的筛选和规则的提取工作。

#### 1.4 神经网络模式识别技术的发展与特点

从1943年心理学家 W.S.McCulloch 和数学家 W.Pitts 研究并提出 M-P 神经元模型起到今天，人类对神经网络的研究走过了半个多世纪的历程。

50年代末60年代初，Rosenblatt 提出的 Perceptron(感知器)和 Widrow 提出的 Adaline(自适应线性元件)使我们获得了简单的线性分类器，初步具备了诸如学习性、并行处理、分布存储等神经网络的一些基本特征，从而确立了从系统角度进行人工神经网络研究的基础。在70年代，Kohonen 提出的自组织特征映射网络模型(SOFM)，Grossberg 等提出的自适应共振理论(ART)等都为神经网络模式识别技术提供了进一步的理论根据。1986年，Rumelhart 和 McClelland 提出了多层网络的“误差反向传播算法(Bp)”，成为当前应用最广泛的神经网络模型之一，它也使得有导师学习的多层感知器网络(MLPN)模式分类器走向实用化。紧接着，在多层感知器网络的基础上，又派生出若干前馈网络，如径向基函数网络(RBFN)等。神经网络的应用，已渗透到模式识别、图像处理、非线性优化、语音处理、自然语言理解、自动目标识别、机器人、专家系统等各个领域，并取得了令人瞩目的成果。

由于神经网络的自学习、自组织、和并行分布处理等特性符合人类视觉系统的基本工作原则，基于神经网络的识别系统和传统的识别系统相比较具有以下明显的特点<sup>[61]</sup>：

- 1、具有很强的自适应学习能力——强有力的学习算法和组织规则使它能在不断变化的环境中对每一种要求进行自适应；
- 2、具有很强的容错性、鲁棒性——能识别带有噪声或变形的输入模式；

- 3、非线性处理——具有执行非线性任务和去除噪声的能力，使它能够很好的用于分类和预测问题；
- 4、并行处理——大量广泛互连的处理单元组成的结构，提供了并行处理和并行分布信息的能力；
- 5、联想记忆功能和推理意识功能。

因此，神经网络模式识别方法能够实现基于计算理论层次上的模式识别理论所无法完成的模式信息处理工作，采用神经网络进行模式识别，突破了传统模式识别技术的局限，开辟了模式识别技术的新途径。

## 1.5 本文研究的主要内容

随着我国经济的进一步发展，人民生活水平的进一步提高，汽车势必会走入中国的千家万户。但随着汽车数量增加，交通负担日益严重，交通管理的智能化受到日益广泛的关注，开发一种具有较高的识别率、较强的抗干扰能力的车牌自动识别系统就显得十分有价值。通过自动识别系统人们能完成自动收费，无人停车管理等工作，可以大大地节省人力和物力，并且有效地提高了管理的效率。

目前，虽然国内外已开发出了一些车牌识别系统，并在实际中进行了应用，但在提高识别率、抗噪声能力等方面仍有待提高。鉴于实际应用中车牌易受光照条件、拍摄位置和车辆行驶速度等因素的影响，造成在车牌识别中存在着许多不确定因素，本文采用粗糙集理论与神经网络相结合的方法来解决这一问题。车牌识别系统可以看作是一个大型的信息系统，将该系统中不确定的因素看成不能精确描述的知识，从而能够应用粗糙集理论有效的分析这些不确定的因素，减少这些因素对车牌识别系统影响，同时满足实时性的要求。应用神经网络理论具有较强的自组织能力、容错能力和推广能力保证系统具有较高的识别率。因此，以简化信息处理的复杂性并提高信息处理的精度为目标，寻求粗糙集理论与神经网络的结合，进行车牌图像自动识别系统的研究与实现，具有一定的理论意义和实际价值。

本文研究的主要内容包括以下方面：车牌区域分割算法、决策表属性离散化算法、基于粗糙集的车牌字符图像的知识获取、字符识别方法的研究、车牌识别系统的软件设计。

### 1、车牌区域分割算法的研究

提出一种综合纹理和色彩的车牌分割算法。首先利用颜色信息特征加强输入图像的车牌区域；然后基于车牌区域的灰度变化和纹理特征提出一种垂直边缘检测方法实现牌照与背景的进一步分离；再使用数学形态学滤波和区域合并；最后运用投影法结合车牌先验知识确定牌照区域。

### 2、基于粗糙集的车牌图像的知识表示与获取研究

- (1) 进行基于粗糙集的车牌字符图像的知识表示与获取的研究,包括车牌字符图像决策表的建立、离散决策表、约简决策表与获取规则。
- (2) 提出基于属性重要性的离散化方法,对不同离散化算法的知识获取结果进行比较分析,验证了算法的有效性。
- (3) 基于 Rosetta 软件与 Matlab6.1 完成了字符图像的知识获取。

### 3、字符识别方法的研究

- (1) 实现了粗糙集规则匹配的车牌字符识别方法。
- (2) 提出了粗糙集和 RBF 网络结合的车牌字符识别方法。

### 4、车牌识别软件

基于 Windows 环境,使用 Microsoft Visual C++6.0 编程语言在已开发的车牌识别系统软件平台上,本文做了以下工作:

- (1) 对已有的图像处理类进行改进,增加了三种彩色空间转化算法:HSI 空间法、HSV 空间法、改进的 HSI 空间法。
- (2) 实现了综合纹理和颜色的车牌分割算法。
- (3) 进一步完善基于粗糙集方法的模块,实现粗糙集与神经网络结合的车牌字符识别方法。
- (4) 完善各部分功能,使各功能模块既可单独运行,也可综合运用。
- (5) 完成定位部分和字符识别部分的连接,实现了全自动识别方法
- (6) 重新规划了程序的界面,改进了信息显示方式,改进和完善了车牌识别软件。



## 第二章 粗糙集理论

粗糙集 (Rough Set) 理论是一种研究不精确、不确定性知识的数学工具, 由波兰科学家 Pawlak 在 1982 年提出。其主要特点在于首先 RS 分析方法仅利用数据本身提供的信息, 无须任何先验知识。模糊集和概率统计方法是处理不确定信息的常用方法, 但这些方法需要一些数据的附加信息或先验知识, 如模糊隶属函数和概率分布等。其次 RS 理论建立在分类机制的基础上, 可以解决重要的分类问题, 将知识理解为对数据的划分, 可以方便地描绘知识表示中不同属性的重要性, 减少知识表示空间的维数。而且, 它还可以用决策规则集合的形式表示最重要属性和特定分类之间的所有重要关系。

本章从集合的定义出发, 介绍了决策表知识表达系统、粗糙集理论基础, 系统阐述了基于粗糙集的知识获取, 主要包括知识离散及约简、规则获取等内容。

### 2.1 集合论基础

集合论是现代数学和逻辑学的一个基本理论。粗糙集理论也是建立在集合论的基础之上。集合论的基本概念有, 集合、空集、子集; 定义在集合上的运算包括集合的基本运算 (并、交、差、补) 和集合运算的一些定理; 集合主要的关系是等价关系。下面给出一些集合论基本定义和定理<sup>[62][63]</sup>:

定义 2.1: 设  $A$  是一集合,  $A$  的幂集  $\rho(A)$  是  $A$  的所有子集组成的集合。

定义 2.2: 集合所包含元素的个数称为该集合的基数或势。集合  $A$  的基数记为  $|A|$  或  $card(A)$ 。

定义 2.3: 两个元素  $a_1, a_2$  组成的序列记作  $\{a_1, a_2\}$ , 称作二元组或序偶。 $a_1, a_2$  分别称为二元组  $\{a_1, a_2\}$  的第一和第二分量。

定义 2.4: 集合  $A, B$  的笛卡儿乘积是二元组集合  $\{(a, b) | a \in A \wedge b \in B\}$ , 记为  $A \times B$ 。 $A \times B$  的子集叫做  $A$  到  $B$  的一个二元关系。

设  $A = \{a, b, c, d, e, f, g\}$ ,  $B = \{h, i, j, k, l\}$ ,  $R = \{(a, h), (c, j), (f, k)\}$ ,  $(a, h) \in R$  也可写成  $aRh$ , 称为中缀记法, 读作  $a$  和  $h$  有关系  $R$ 。 $D(R) = \{x | \exists y(xRy)\}$  称为关系  $R$  的域。 $R(R) = \{y | \exists x(xRy)\}$  称为关系  $R$  的值域。

定义 2.5: 如果集合  $A$  上的二元关系  $R$  是自反的、对称的和传递的, 则称  $R$  是等价关系。

定义 2.6: 设  $R$  是集合  $A$  上的等价关系, 对每一  $a \in A$ ,  $a$  关于  $R$  的等价类是集合  $\{x | xRa\}$ , 记为  $[a]_R$ , 简记为  $[a]$ ; 称  $a$  为等价类  $[a]$  的表示元素。如果等价类个数有限, 则  $R$  的不同等价类的个数叫做  $R$  的秩; 否则称秩是无限的。

定理 2.1: 设  $R$  是非空集合  $A$  上的等价关系, 则  $aRb$  当且仅当  $[a] = [b]$ 。

定理 2.2: 设  $R$  是非空集合  $A$  上的等价关系, 则对所有  $a, b \in A$ , 或者  $[a] = [b]$ , 或者  $[a] \cap [b] = \emptyset$ 。

定理 2.3: 设  $A$  为非空集合,  $R$  是  $A$  上的等价关系。  $R$  的等价类集合  $\{[a]_R \mid a \in A\}$  是  $A$  的划分。

定义 2.7: 设  $A$  是非空集合,  $R$  是  $A$  上的等价关系, 称划分  $\{[a]_R \mid a \in A\}$  为商集  $A/R$ , 也叫做  $A$  模  $R$ 。

定理 2.4: 设  $A$  是非空集合,  $R_1, R_2$  是  $A$  上的等价关系, 那么  $R_1 = R_2$  当且仅当  $A/R_1 = A/R_2$ 。

## 2.2 信息表知识表达系统

知识表示<sup>[64]</sup>是描述智能信息系统知识的约定, 以便于把人类的知识表示成机器能够处理的数据结构。良好的知识表示形式不仅可以提高知识存储的有效性和运用效率, 而且可以提高人工智能系统的推理效率。目前, 常用的知识表达方法有逻辑模式、框架、语意网络、产生式规则、状态空间、剧本等。基于粗糙集理论的知识发现主要借助于信息表的知识表达形式。

知识表达系统<sup>[63]</sup>的基本成分是研究对象的集合, 关于这些对象的知识是通过指定对象的属性(特征)和它们的属性值(特征值)来描述的。一般地, 一个知识表达系统  $S$  可以表示为  $S = \langle U, R, V, f \rangle$ 。这里,  $U$  是对象的集合, 也称为论域,  $R = C \cup D$  是属性集合, 子集  $C$  和  $D$  分别称为条件属性集和结果属性集,  $V = \bigcup_{r \in R} V_r$  是属性值的集合,  $V_r$  表示属性  $r \in R$  的属性值范围, 即属性  $r$  的值域,

$f: U \times R \rightarrow V$  是一个信息函数, 它指定  $U$  中每一个对象  $x$  的属性值。为了直观方便,  $U$  也可以写成一个信息表, 纵轴表示实例标记, 横轴表示实例属性, 实例标记与属性的交汇点就是这个实例在这个属性的值。

决策表是一类特殊的知识表达系统, 也是一种特殊的信息表, 它表示当满足某些条件时, 决策(行为、操作、控制)应当如何进行, 与知识表达系统的不同之处在于决策表中决策属性为一非空集合。其定义如下:

定义 2.8: 一个决策表是一个知识表达系统  $S = \langle U, R, V, f \rangle$ ,  $R = C \cup D$  是属性集合, 子集  $C$  和  $D$  分别称为条件属性集和决策属性集, 且  $D \neq \emptyset$ 。

## 2.3 粗糙集理论基础

粗糙集理论是一种新的处理模糊和不确定性知识的数学工具。其主要思想就是在保持分类能力不变的前提下, 通过知识约简, 导出问题的决策或分类规则。下面给出一些粗糙集理论的基本概念<sup>[63][64][65]</sup>。

### 2.3.1 知识的分类概念

设  $U$  为由对象组成的有限集合, 且  $U$  为非空, 称  $U$  为论域。任何子集  $X \subseteq U$ ,

称为  $U$  中的一个概念或范畴。为规范化起见，空集也是一个特殊的概念。 $U$  中的任何概念族称为关于  $U$  的抽象知识，简称知识。一个划分  $\ell$  定义为：

$$\ell = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}, X_i \subseteq U, X_i \neq \Phi, X_i \cap X_j = \Phi, \text{且 } i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, n, \bigcup_{i=1}^n X_i = U。$$

$U$  上的一簇划分（对  $U$  的分类）称为关于  $U$  的一个知识库（Knowledge base）。

设  $R$  是  $U$  上的一个等价关系， $U/R$  表示  $R$  的所有等价类（或者  $U$  上的分类）构成的集合， $[x]_R$  表示包含元素  $x \in U$  的  $R$  等价类。一个知识库就是一个关系系统  $K = (U, R)$ ， $U$  为论域， $R$  为  $U$  上的一个等价关系。

定义 2.9: 若  $P \subseteq R$ ，且  $P \neq \emptyset$ ，则  $\bigcap P$ （ $P$  中所有等价关系的交集）也是一个等价关系，称为  $P$  上的不可区分关系（indiscernibility）关系，记为  $IND(P)$ ，且有

$$[x]_{IND(P)} = \bigcap_{R \in P} [x]_R。$$

$U/IND(P)$ （即等价关系  $IND(P)$  的所有等价类）表示与等价关系族  $P$  相关的知识，称为  $K$  中关于  $U$  的  $P$  基本知识（ $P$  基本集）。为简单起见，用  $U/P$  代替  $U/IND(P)$ ， $IND(P)$  的等价类称为知识  $P$  的基本概念或基本范畴。特别地，如果属性  $Q \in R$ ，则称  $Q$  为  $K$  中关于  $U$  的  $Q$  初等知识， $Q$  的等价类为知识  $R$  的  $Q$  初等概念或  $Q$  初等范畴。

事实上， $P$  的基本范畴是拥有知识  $P$  的论域的基本特性。同样，定义：当  $K = (U, R)$  为一个知识库， $IND(K)$  定义为  $K$  中所有等价关系的簇，记做  $IND(K) = \{IND(P) | \emptyset \neq P \subseteq R\}$ 。

定义 2.10: 设  $K = (U, P)$  和  $K' = (U, Q)$  为两个知识库。若  $IND(P) = IND(Q)$ ，即  $U/P = U/Q$ ，则称  $K$  和  $K'$ （ $P$  和  $Q$ ）是等价的，记做  $K \cong K'$ （ $P \cong Q$ ）。

因此，当  $K$  和  $K'$  有同样的基本范畴时，知识库  $K$  和  $K'$  中的知识都能使我们确切地表达关于论域的完全相同的事实。当  $IND(P) \subset IND(Q)$ ，称知识  $P$ （知识库  $K$ ）比知识  $Q$ （知识库  $K'$ ）更精细，或者说  $Q$  比  $P$  更粗糙。当  $P$  比  $Q$  更精细时，称  $P$  为  $Q$  的特化， $Q$  为  $P$  的推广。推广是将某些范畴组合在一起，而特化则是将范畴分割成更小的单元。

定义 2.11: 在信息系统  $S$  中，对于每个属性子集  $B \subseteq R$ ，可以定义一个不可分辨二元关系  $IND(B)$ ，即  $IND(B) = \{(x, y) | (x, y) \in U^2, \forall b \in B \text{ 有 } b(x) = b(y)\}$ 。显然， $IND(B)$  是一个等价关系，且  $IND(B) = \bigcap_{b \in B} IND(\{b\})$ 。一个信息表可以看作是定义的一个等价关系簇，即知识库。

### 2.3.2 粗糙集理论的基本概念

定义 2.12: 令  $X \subseteq U$ ，当  $X$  能用属性子集  $B$  确切地描述时，称  $X$  是  $B$  可定义的；否则称  $X$  为  $B$  不可定义的。 $B$  可定义集是论域  $U$  的子集，它可在知识库  $K$  中精确地定义，而  $B$  不可定义集不能在这个知识库中定义。 $B$  可定义集也称作  $B$  精确集，而  $B$  不可定义集也称为  $B$  非精确集或  $B$  粗糙集（Rough Set）。

定义 2.13: 对于粗糙集可以通过两个精确集, 即粗糙集的上近似 (Upper Approximation) 和下近似集 (Lower Approximation) 来近似描述。对每个概念  $X$  (样例子集) 和不分明关系  $B$ , 根据  $B$  确定的包含于  $X$  中的最大可定义集称为  $X$  的下近似集 (记为  $B_-(X)$ ), 根据  $B$  确定的包含于  $X$  中的最小可定义集称为  $X$  的上近似集 (记为  $B^-(X)$ )。

定义 2.14: 给定知识表达系统  $S = \langle U, R, V, f \rangle$ , 对于每个子集  $X \subseteq U$  和不分明关系  $B$ ,  $X$  的上近似集和下近似集分别可以由  $B$  的基本集定义如下:

$$B_-(X) = \cup \{Y_i \mid (Y_i \in U \mid IND(B) \wedge Y_i \subseteq X)\},$$

$$B^-(X) = \cup \{Y_i \mid (Y_i \in U \mid IND(B) \wedge Y_i \cap X \neq \emptyset)\}.$$

上近似集、下近似集的概念也可通过集合来定义:

$$B_-(X) = \{x \mid (x \in U \wedge [x]_B \subseteq X)\},$$

$$B^-(X) = \{x \mid (x \in U \wedge [x]_B \cap X \neq \emptyset)\}.$$

定义 2.15: 集合  $BN_B(X) = B^-(X) - B_-(X)$  称为  $X$  的  $B$  边界域;  $POS_B(X) = B_-(X)$  称为  $X$  的  $B$  正域;  $NEG_B(X) = U - B^-(X)$  称为  $X$  的  $B$  负域。  $B_-(X)$  或  $POS_B(X)$  是根据知识  $B$ ,  $U$  中所有一定能归入集合  $X$  的元素组成的集合;  $B^-(X)$  是根据知识  $B$ ,  $U$  中所有一定能和可能归入集合  $X$  的元素组成的集合;  $BN_B(X)$  是根据知识  $B$ ,  $U$  中既不能肯定归入集合  $X$  又不能肯定归入集合  $\bar{X}$  的元素组成的集合; 负域  $NEG_B(X)$  是根据知识  $B$ ,  $U$  中所有不能确定一定归入集合  $X$  的元素组成的集合。粗糙近似示意图如图 2.1 所示。

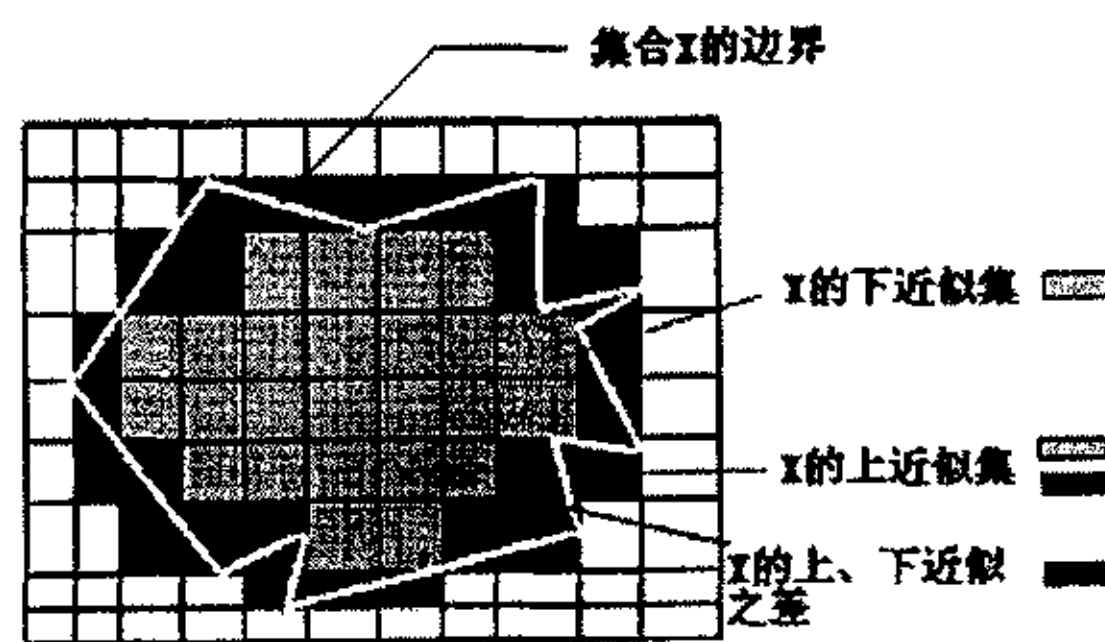


图 2.1 粗糙近似示意图

上近似集、下近似集、正域、边界域之间的关系为:

$$B^-(X) = POS_B(X) \cup BN_B(X) = B_-(X) \cup BN_B(X) = U \setminus B_-(\bar{X}).$$

这几个集合的基数之间的关系为:

$$|U \setminus BN_B(X)| = |U| - |B^-(X) \setminus B_-(X)|.$$

定理 2.5:

- 1)  $X$  为  $R$  可定义集, 当且仅当  $B_-(X) = B^-(X)$ 。
- 2)  $X$  为  $R$  粗糙集, 当且仅当  $B_-(X) \neq B^-(X)$ 。

### 2.3.2 粗糙度和分类质量

粗糙集的不确定性是由于边界域的存在而引起的。集合的边界域越大，其精确性则越低。为了更精确地表达这一点，引入精度的概念。

**定义 2.16:** 假定集合  $X$  是论域  $U$  上的一个知识  $B$  的 Rough 集，定义其  $B$  精度为： $d_B(X) = |B_-(X)| / |B^-(X)|$ ，其中  $X \neq \emptyset$ ，如果  $X = \emptyset$ ，定义  $d_B(X) = 1$ 。Rough 集  $X$  的精度是一个区间  $[0,1]$  上的实数，它定义了 Rough 集  $X$  的可定义程度即集合  $X$  的确定度。

**定义 2.17:** 假定集合  $X$  是论域  $U$  上的一个知识  $B$  的 Rough 集，定义其  $B$  Rough 度为： $P_B(X) = 1 - d_B(X)$ 。 $X$  的粗糙度与精度相反，它表示的是集合  $X$  的知识的不完全程度。

**定义 2.18:** 根据 Rough 集  $X$  的上近似集、下近似集的特征，我们对 Rough 集  $X$  的不确定程度定义如下：

- 1) 如果  $B_-(X) \neq \emptyset$  且  $B^-(X) \neq U$ ，则称  $X$  为  $B$  粗糙可定义。
- 2) 如果  $B_-(X) = \emptyset$  且  $B^-(X) \neq U$ ，则称  $X$  为  $B$  内不可定义。
- 3) 如果  $B_-(X) \neq \emptyset$  且  $B^-(X) = U$ ，则称  $X$  为  $B$  外不可定义。
- 4) 如果  $B_-(X) = \emptyset$  且  $B^-(X) = U$ ，则称  $X$  为  $B$  全不可定义。

当  $B_-(X) = B^-(X)$  时，集合  $X$  的边界域为空，即根据属性集  $B$  就可以完全肯定地判定任何元素是否属于集合  $X$ ，即  $X$  所对应的概念是一个确定的概念。对于 Rough 集，由于边界域的存在，导致部分元素不能够被确定地判定。如果  $X$  为  $B$  粗糙可定义的，意味着我们可以确定  $U$  中的部分元素是否属于  $X$  或  $\bar{X}$ ；如果  $X$  为  $B$  内不可定义，意味着我们可以确定  $U$  中的部分元素是否属于  $\bar{X}$ ，但不能确定  $U$  中的任一元素是否属于  $X$ ；如果  $X$  为  $B$  外不可定义，意味着我们可以确定  $U$  中的部分元素是否属于  $X$ ，但不能确定  $U$  中的任一元素是否属于  $\bar{X}$ ； $X$  为全不可定义的，意味着我们不能确定  $U$  中的任一元素是否属于  $X$  或  $\bar{X}$ 。

**定理 2.6:** 集合  $\bar{X}$  为粗糙可定义（全不可定义）当且仅当  $X$  为粗糙可定义（全不可定义）；集合  $\bar{X}$  为内不可定义（外不可定义），当且仅当  $X$  为内不可定义（外不可定义）。

在论域  $U$  中，如果知道由集合簇  $F = \{X_1, X_2, \dots, X_n\} \left( U = \bigcup_{i=1}^n X_i \right)$  所定义的知识，我们也可以定义属性子集  $B$  描述这些知识的能力，即  $B$  对  $F$  完成分类的准确度。定义下面两个度量来对属性子集下面的近似分类能力进行描述。

**定义 2.19:** 设集合簇  $F = \{X_1, X_2, \dots, X_n\} \left( U = \bigcup_{i=1}^n X_i \right)$  是论域  $U$  上所定义的知识， $B$  是一个属性子集，定义  $B$  对  $F$  近似分类的精度  $d_B(F)$  为：

$$d_B(F) = \sum_{i=1}^n |B_-(X_i)| / \sum_{i=1}^n |B^-(X_i)|。$$

定义 2.20: 设集合族  $F = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$   $\left( U = \bigcup_{i=1}^n X_i \right)$  是论域  $U$  上定义的知识,  $B$  是一个属性子集, 定义  $B$  对  $F$  近似分类的质量  $r_B(F)$  为:

$$r_B(F) = \sum_{i=1}^n |B_-(X_i)| / |U|。$$

## 2.4 基于粗糙集理论的知识获取

粗糙集理论可支持知识获取的多个步骤, 如数据预处理、知识约简、规则生成、数据依赖关系获取等。

定义 2.21: 令决策表系统为  $S = \langle U, R, V, f \rangle$ ,  $R = P \cup D$  是属性集合, 子集  $P = \{a_i | i = 1, \dots, m\}$  和  $D = \{d\}$  分别称为条件属性集和决策属性集,  $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  是论域,  $a_i(x_j)$  是样本  $x_j$  在属性  $a_i$  上的取值。  $C_D(i, j)$  表示可辨识矩阵中第  $i$  行第  $j$  列的元素, 则可辨识矩阵  $C_D$  定义为:

$$C_D(i, j) = \begin{cases} \{a_k | a_k \in P \wedge a_k(x_i) \neq a_k(x_j)\}, & d(x_i) \neq d(x_j) \\ 0, & d(x_i) = d(x_j) \end{cases}$$

其中  $i, j = 1, \dots, n$ 。

定义 2.22: 对于  $F$  是属性集  $D$  导出的分类, 属性子集  $B'$  在属性集  $B$  中的重要性定义为  $r_B(F) - r_{B \setminus B'}(F)$ 。这表示当我们从属性集  $B$  中去掉属性子集  $B'$  对  $F$  近似分类的质量的影响。属性的重要性还可以有其他度量方法, 如属性子集  $B'$  的重要性也可定义为  $POS_{B \setminus B'}(F) / POS_B(F)$ , 其中  $POS_B(F) = \bigcup_{X \in F} POS_B(X)$ 。

### 2.4.1 数据预处理

自动知识获取, 就是要从历史记录数据中获取有用的知识, 但是取得的原始数据并不一定适合直接用于知识获取, 通常还需要进行预处理加工, 对于原始数据资料中遗漏的信息, 需要补充 (在基于粗糙集理论的知识获取中称为决策表补齐), 对于原始资料中值域为实数值的数据, 还需要进行离散化, 因为粗糙集理论研究的元素对象只能是离散值对象。

#### 1、决策表补齐

在很多情况下, 得到的待处理的信息表并不是一个完备的信息表, 表中的某些属性值是被遗漏的, 无法知道其原始值, 需要对决策表进行补齐。目前主要是通过以下方法来对信息表中的遗漏数据进行补齐。一种方法是将存在遗漏属性值的实例记录删除, 从而得到一个完备的信息表。第二种方法是将遗漏属性值作为一种特殊的属性值来处理, 它不同于其他任何属性值, 这样, 一个不完备的信息表就成了完备的信息表。第三种方法是采用统计学原理, 根据信息表中其余实例在该属性上的取值的分布情况来对一个遗漏属性值进行估计补充, 这样不会影响信息表中包含的信息量。第四种方法是根据粗糙集理论中数

据不可分辨关系来对不完备的数据进行补齐处理。

## 2、决策表离散化

运用 Rough 集理论处理决策表时，要求决策表的值用离散数据（整型、字符串型、枚举型）数据表达。如果某些条件属性或决策属性的值域为连续值（如浮点型数表达），则在处理前必须进行离散化处理，而且，既使对于离散数据，有时也需要通过将离散值进行合并（抽象）得到更高抽象层次的离散值，这是 Rough 理论中的一类重要研究课题<sup>[63]</sup>。

离散化本质可归结为利用选取的断点来对条件属性构成的空间进行划分的问题。通过有效的离散化能提高后继学习算法的运行速度、降低算法的实际空间要求和时间消耗、提高学习系统的聚类能力、增强系统对输入的待识别样本中数据噪音的鲁棒性。因此，制约粗集理论知识获取实用化的难点之一就是决策表的离散化问题，核心是决策表的离散化算法。离散化的根本出发点，是在保持决策表不同类对象的可分辨关系的前提下（尽量减少决策表信息损失），得到简化和浓缩的决策表，以使用粗集理论分析，获得决策所需要的知识。本文将在后面对属性离散化算法详细研究。

### 2.4.2 数据约简

#### 1、属性约简概述

知识约简是粗糙集理论的核心内容之一。在知识库（决策表）中的知识（属性）并不是同等重要的，甚至其中某些知识是冗余的。知识约简，就是在保持知识库（决策表）分类能力不变的条件下，删除其中不相关或不重要的知识。知识约简包括属性约简和值约简。本章主要介绍属性约简<sup>[63]</sup>。

为了从决策表中抽取得到适应度大的规则，我们需要对决策表进行约简，使得经过约简处理的决策表中的一个记录就代表一类具有相同规律特性的样本，这样得到的决策规则就具有较高的适应性。

**定义 2.23:** 设  $U$  为一个论域， $P$  是定义在  $U$  上的一个等价关系簇， $R \in P$ 。如果  $IND(P) = IND(P \setminus \{R\})$ ，则称关系  $R$  在  $P$  中是不必要的；否则，称关系  $R$  在  $P$  中是必要的。

绝对不必要的关系在知识库中是多余的，如果将它们从知识库中去掉，不会改变该知识库的分类能力。相反，若知识库中去掉一个绝对必要的关系，则一定改变知识库的分类能力。

**定义 2.24:** 设  $U$  为一个论域， $P$  是定义在  $U$  上的一个等价关系簇， $R \in P$ 。如果每个关系  $R \in P$  在  $P$  中都是必要的，则称关系簇  $P$  是独立的；否则，称  $P$  是相互依赖的。

对于相互依赖的关系簇来说，其中包含有冗余关系，可以对其约简；而对于独立的关系簇，去掉其中一个关系都将破坏知识的分类能力。

**定义 2.25:** 设  $U$  为一个论域,  $P$  是定义在  $U$  上的一个等价关系簇,  $P$  中所有绝对必要关系组成的集合称为关系簇  $P$  的绝对核, 记为  $CORE(P)$ 。

**定义 2.26:** 设  $U$  为一个论域,  $P$  和  $Q$  为定义在论域  $U$  上的两个等价关系簇且  $Q \subseteq P$ , 如果  $IND(Q) = IND(P)$  且  $Q$  是独立的, 则称  $Q$  是  $P$  的一个绝对约简。

如果知识  $Q$  是知识  $P$  的绝对约简, 那么  $U$  中通过知识  $P$  可区分的对象, 同样可以用知识  $Q$  来区分。

**定义 2.27:** 设  $U$  为一个论域,  $P$  和  $Q$  为定义在论域  $U$  上的两个等价关系簇,  $Q$  的  $P$  正域记为  $POS_p(Q)$ , 定义为

$$POS_p(Q) = \bigcup_{X \in U/Q} P_-(X)。$$

**定义 2.28:** 设  $U$  为一个论域,  $P$  和  $Q$  为定义在论域  $U$  上的两个等价关系簇, 若  $POS_p(Q) = POS_{(P \setminus \{r\})}(Q)$ , 则称  $r$  为  $P$  中相对于  $Q$  不必要的; 否则, 称  $r$  为  $P$  中相对于  $Q$  必要的。

**定义 2.29:** 设  $U$  为一个论域,  $P$  和  $Q$  为定义在论域  $U$  上的两个等价关系簇, 若  $P$  中的每一个  $r$  都是  $P$  中  $Q$  必要的, 则称  $P$  相对于  $Q$  独立的。

**定义 2.30:** 设  $U$  为一个论域,  $P$  和  $Q$  为定义在论域  $U$  上的两个等价关系簇, 若  $P$  的  $Q$  独立子集  $S \subset P$  有  $POS_S(Q) = POS_p(Q)$ , 则称  $S$  为  $P$  的  $Q$  约简。记  $P$  的所有  $Q$  约简关系簇为  $RED_Q(P)$ 。

**定义 2.31:** 设  $U$  为一个论域,  $P$  和  $Q$  为定义在论域  $U$  上的两个等价关系簇, 如果  $POS_p(Q) = U$ , 则称论域  $U$  是  $P$  上相对于  $Q$  一致的。

**定理 2.7:** 设  $U$  为一个论域,  $P$  和  $Q$  为定义在论域  $U$  上的两个等价关系簇,  $RED_Q(P)$  为  $P$  的所有  $Q$  约简关系簇,  $CORE_Q(P)$  为  $P$  的  $Q$  核, 则  $CORE_Q(P) = \bigcap RED_Q(P)$ 。

## 2、属性约简的信息熵表示

设  $U$  为一个论域,  $P$  和  $Q$  为定义在论域  $U$  上的两个等价关系簇, 可以认为  $U$  上任一等价关系簇是定义在  $U$  上的子集组成的  $\sigma$  代数上的一个随机变量, 其概率分布可通过如下方法来确定。

**定义 2.32:** 设  $P$  和  $Q$  在  $U$  上导出的划分分别为  $X$  和  $Y$ ,  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ ,  $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_m\}$ , 则  $P$  和  $Q$  在  $U$  上的子集组成的  $\sigma$  代数上的概率分布为

$$(X : p) = \begin{bmatrix} X_1 & X_2 & \dots & X_n \\ p(X_1) & p(X_2) & \dots & p(X_n) \end{bmatrix}, \quad (Y : p) = \begin{bmatrix} Y_1 & Y_2 & \dots & Y_m \\ p(Y_1) & p(Y_2) & \dots & p(Y_m) \end{bmatrix}$$

$$\text{其中, } p(X_i) = \frac{|X_i|}{|U|}, i = 1, 2, \dots, n; \quad p(Y_j) = \frac{|Y_j|}{|U|}, j = 1, 2, \dots, m。$$

**定义 2.33:** 知识 (属性集合)  $P$  的熵  $H(P)$  定义为

$$H(P) = - \sum_{i=1}^n p(X_i) \log(p(X_i))。$$

**定义 2.34:** 知识 (属性集合)  $Q(U | IND(Q) = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_m\})$  相对于知识 (属性集合)  $P(U | IND(P) = \{X_1, X_2, \dots, X_n\})$  的条件熵  $H(Q | P)$  定义为



$$H(Q|P) = -\sum_{i=1}^n p(X_i) \sum_{j=1}^m p(Y_j|X_i) \log(p(Y_j|X_i)).$$

其中  $p(Y_j|X_i) = |Y_j \cap X_i|/|X_i|, i=1,2,\dots,n, j=1,2,\dots,m$ 。

**定理 2.8:** 设  $U$  为一个论域,  $P$  和  $Q$  为定义在论域  $U$  上的两个等价关系簇 (属性集合)。若  $IND(Q) = IND(P)$ , 则  $H(Q) = H(P)$ 。

**定理 2.9:** 设  $U$  为一个论域,  $P$  和  $Q$  为定义在论域  $U$  上的两个等价关系簇 (属性集合), 且  $P \subseteq Q$ 。若  $H(Q) = H(P)$ , 则  $IND(Q) = IND(P)$ 。

**定理 2.10:** 设  $U$  为一个论域,  $P$  是论域  $U$  上的一个等价关系簇 (属性集合),  $P$  中的一个关系  $R$  (属性) 是绝对不必要的 (多余的), 其充分必要条件为  $H(\{R\}|P \setminus \{R\}) = 0$ 。

**定理 2.11:** 设  $U$  为一个论域,  $P$  是论域  $U$  上的一个等价关系簇 (属性集合),  $Q \subseteq P$  是  $P$  的一个约简的充分必要条件为

- 1)  $H(\{R\}|P \setminus \{R\}) = 0$ ;
- 2) 对任意的  $q \in Q$ , 有  $H(\{q\}|Q \setminus \{q\}) > 0$ 。

**定理 2.12:** 设  $U$  为一个论域,  $P$  是论域  $U$  上的一个条件属性集合,  $d$  为决策属性, 且论域  $U$  是在  $P$  上相对于  $\{d\}$  一致的, 则  $P$  中的一个属性  $R$  是  $P$  上相对于  $d$  不必要的 (多余的), 其充分必要条件为  $H(\{d\}|P) = H(\{d\}|P \setminus \{R\})$ 。

**定理 2.13:** 设  $U$  为一个论域,  $P$  是论域  $U$  上的一个条件属性集合,  $d$  为决策属性, 且论域  $U$  是在  $P$  上相对于  $\{d\}$  一致的, 则  $P$  是相对于决策属性  $d$  独立的, 其充分必要条件为对于  $P$  中任意属性  $R$  都有  $H(\{d\}|P) \neq H(\{d\}|P \setminus \{R\})$  成立。

**定理 2.14:** 设  $U$  为一个论域,  $P$  是论域  $U$  上的一个条件属性集合,  $d$  为决策属性, 且论域  $U$  是在  $P$  上相对于  $\{d\}$  一致的, 则  $Q \subseteq P$  是  $P$  相对于决策属性  $d$  的一个约简的充分必要条件为

- 1)  $H(\{d\}|Q) = H(\{d\}|P)$ ;
- 2)  $Q$  是相对于决策属性  $d$  独立的。

**定义 2.35:** 设  $T = \langle U, R, V, f \rangle$  是一个决策表系统, 其中  $R = C \cup D$ ,  $C$  是条件属性集合,  $D = \{d\}$  是决策属性集合且  $A \subset C$ , 则对于任意属性  $a \in C \setminus A$  的重要性  $SGF(a, A, D)$  定义为

$$SGF(a, A, D) = H(D|A) - H(D|A \cup \{a\})$$

若  $X = \emptyset$ , 则  $SGF(a, A, D) = H(D) - H(D|\{a\})$ , 称为属性  $a$  和决策  $D$  的互信息, 记为  $I(a, D)$ 。

本文将在后面实现三种属性约简算法。

### 2.4.3 决策规则

在粗糙集理论中, 知识表示中所需的规则是通过决策表获得的。通常, 决策表包含了某一领域中的大量数据记录, 是领域的实例数据库。从决策表分析

得到的规律性知识，一般采用决策规则的形式记录下来，并可以在将来的决策过程中利用这些知识来对未知的观察实例进行决策判定。下面给出决策规则的相关定义和定理<sup>[63]</sup>。

定义 2.36: 定义公式如下:

(1)  $(a, v)$  (或写为  $a_v$ ,  $a \in R$ ,  $v \in V_a$ , 表示属性  $a$  的取值为  $v$ ) 是原子公式; 原子公式是公式。

(2) 如果  $A$  和  $B$  是公式, 那么  $\neg A$ ,  $A \wedge B$ ,  $A \vee B$ ,  $(A)$ ,  $A \rightarrow B$  都是公式。

(3) 只有按定义 (1) 和 (2) 所组成的式子是公式。

定义 2.37: 公式  $A \rightarrow B$  的逻辑含义称为决策规则,  $A$  称为规则前件,  $B$  称为规则后件, 它们表达一种因果关系。其中, 公式  $A$  中所包含的原子公式只有决策表中的条件属性,  $B$  中所包含的原子公式只有决策表中的决策属性。

对于决策表  $S = \langle U, R, V, f \rangle$ ,  $R = C \cup \{d\}$  是属性结合, 子集  $C$  和  $\{d\}$  分别称为条件属性集和决策属性集, 采用下面的决策规则形式。

定义 2.38: 公式  $(a_1, v_1) \wedge (a_2, v_2) \wedge \dots \wedge (a_n, v_n)$  称为  $P$  基本公式, 其中  $v_i \in V_{a_i}$ ,  $\{a_1, a_2, \dots, a_n\} \in P$ ,  $P \subseteq C$ 。

定义 2.39:  $A \rightarrow B$  为决策规则时, 如果  $A$  是  $P$  基本公式且  $B = \{d, d_i\}$ , 则  $A \rightarrow B$  为基本决策规则。

在粗糙集中, 决策规则的不确定性可以用规则的可信度来表示和度量。决策规则的可信度<sup>[63]</sup>如下:

定义 2.40: 在决策表  $S$  中,  $R = C \cup \{d\}$  是属性集合, 子集  $C$  和  $\{d\}$  分别为条件属性集和决策属性集, 决策规则  $A \rightarrow B$  的可信度  $CF(A \rightarrow B)$  定义为:  $CF(A \rightarrow B) = |X \cap Y| / |X|$ , 其中:  $X = \{x | x \in U \wedge A_x\}$ ,  $Y = \{x | x \in U \wedge B_x\}$ 。  $A_x$  表示实例  $x$  的条件属性值满足公式  $A$ ,  $B_x$  表示实例  $x$  的决策属性值满足公式  $B$ 。

对于决策规则的可信度, 我们知道利用该规则得到的正确结论的概率估计, 而忽略了规则在决策表中的覆盖程度, 即该决策规则是基于多少实例而得到的, 这一信息在不确定推理中有时是很重要的。决策规则的覆盖率<sup>[63]</sup>如下:

定义 2.41: 在决策表  $S$  中, 决策规则  $A \rightarrow B$  的不确定性可以用参数对  $(\alpha, \beta)$  来表示, 其中  $\alpha = |X \cap Y|$ ,  $\beta = |X|$ , 规则可以表示为如下形式:  $A \rightarrow B | (\alpha, \beta)$ , 其中:  $X = \{x | x \in U \wedge A_x\}$ ,  $Y = \{x | x \in U \wedge B_x\}$ 。这里参数  $\beta$  表示了该规则在决策表中的 (绝对) 覆盖率,  $\alpha/\beta$  就是该规则的可信度。

## 第三章 车牌分割算法的研究

车牌区域分割是车牌识别系统的一个重要环节，其直接影响系统的最终识别精度。由于车辆种类繁多，车牌图像中存在各种干扰因素，因此牌照正确定位难度较大。要提高车牌定位的精度，应充分利用它自身提供的信息，突出车牌区域而抑制非车牌区域。车牌区域有着丰富的颜色信息特征、明显的灰度变化及纹理，凸现这些特征，使它与其它区域区别开来。使用单一特征定位车牌存在明显的局限性，需要将各种方法综合优化。本文正是基于这种思想提出了一种综合纹理和颜色的车牌分割算法，在试验中取得了较好的效果。

本章首先阐述了图像分割技术，然后以此为基础，介绍了综合纹理和颜色的彩色汽车车牌的自动分割方法。

### 3.1 图像分割技术

车牌分割是图像分割技术在车牌识别系统中的实际应用<sup>[66]</sup>。图像分割(Image Segmentation)是一种重要的图像技术，它不仅得到人们广泛的重视和研究，在实际中也得到大量的应用。例如在工业自动化，在线产品检测，生产过程控制，遥感和生物医学图像分析等方面。概括来说，在各种图像应用中，只要需要对目标图像进行提取，测量都离不开图像分割。

#### 3.1.1 图像分割定义

图像分割就是指把图像分成各具特性的区域并提取出感兴趣目标的技术和过程。这里特性可以是像素的灰度、颜色、纹理等，预先定义的目标可以对应单个区域，也可以对应多个区域。借助几何概念对图像分割可给出比较正式的定义<sup>[67]</sup>：

令集合  $R$  代表整个图像区域，对  $R$  的分割可看作将  $R$  分成  $N$  个满足以下五个条件的非空子集（子区域） $R_1, R_2, \dots, R_N$ ：

- 1)  $\bigcup_{i=1}^N R_i = R$
- 2) 对所有的  $i$  和  $j$ ,  $i \neq j$ , 有  $R_i \cap R_j = \Phi$ ;
- 3) 对  $i=1, 2, \dots, N$ , 有  $P(R_i) = TRUE$ ;
- 4) 对  $i \neq j$ , 有  $P(R_i \cup R_j) = FALSE$ ;
- 5) 对  $i=1, 2, \dots, N$ ,  $R_i$  是连通的区域。

其中  $P(R_i)$  是对所有在集合  $R_i$  中元素的逻辑谓词， $\Phi$  代表空集。

目前，分割算法可分为利用区域间特性不连续性的基于边界的算法和利用区域内特性相识性的基于区域的算法。另外根据分割过程中处理策略的不同，分割算法又可分为并行算法（所有判断和决定都可独立地和同时地做出）和串

行算法（早期处理的结果可被其后的处理过程所利用）。所以分割算法可根据这两个准则分成四类<sup>[68]</sup>：1) PB：并行边界类；2) SB：串行分界类；3) PR：并行区域类；4) SR：串行区域类。

### 3.1.2 基本的图像分割方法

#### 1、并行边界分割技术

并行边界技术：采用并行的方法通过对目标边界的检测来实现图像分割的技术。边界蕴涵了丰富的内在信息（如方向，阶跃性质，形状等）是图像识别中重要的图像特征之一。其主要有两个步骤：1) 检测目标的边缘点；2) 组成目标的边界。目前常用的基于边界的分割技术包括边缘算子法，曲面拟合法，模板匹配法等。

#### 2、串行边界分割技术

串行边界分割技术：采用串行的方法通过对目标边界的检测来实现图像分割的技术。串行边界技术常通过顺序搜索边缘点来工作，所以有三个关键点：1) 确定起始边界点，顺序搜索从这里开始；2) 选择搜索方式，确定先前的结果对选择下一个检测像素和下一个结果的影响，并根据一定的机理依次检测新的边界点；3) 设定中止条件，并当搜索进程结束时使之停止下来。其主要方法包括边界跟踪法，曲线拟合法，状态空间搜索法等。

#### 3、并行区域分割技术

并行区域分割技术：采用并行的方法通过对目标边界的检测来实现图像分割的技术。图像分割的目的是将感兴趣的区域提取出来，所以分割针对区域进行是最直接的方法。其在实际分割中应用的主要有两大类：1) 阈值化算法；2) 特征空间聚类。

#### 4、串行区域分割技术

串行区域分割技术：采用串行的方法通过对目标边界的检测来实现图像分割的技术。它包括两种形式：1) 从单个像素出发，逐渐合并以形成所需的分割区域，典型应用是区域生长法；2) 从全图出发，逐渐分裂切割至所需的分割区域，典型应用是图像二叉树法。其特点是对后续步骤的处理要根据对前面已完成的处理结果进行判断而确定。这里判断是要根据一定的准则来进行的。如果准则是基于图像灰度特性的，则该方法可用于灰度图像的分割，如果准则是基于图像其他特性（如颜色，纹理等）的，则该方法也可用于相应图像的分割。近年来结合特定数学理论的方法也常常采用串行处理的策略。本章提出的综合纹理和颜色的车牌分割方法，正是基于这一思想。

### 3.1.3 先进图像分割技术

近年来，随着各学科许多新理论和方法的提出，人们也提出了许多结合一

些特定理论、方法和工具的分割技术。

### 1、基于数学形态学的分割技术<sup>[69]</sup>

基于数学形态学的图像分割是一种非线性的图像处理方法，具有不可逆性，它反映了一幅图像中像素点间的逻辑关系，而不是简单的数值关系，因此可以用来描述和定义图像的各种几何参数和特征，用数学形态学进行分割的基本方法是根据目标的形态特征选择适当的结构元素对图像进行形态学运算以实现图像的分割。用于描述数学形态学的语言是集合论，因此它可以用一个统一而强大的工具来处理图像处理中所遇到的问题。

其基本的形态运算是腐蚀和膨胀。其中，先腐蚀后膨胀的过程称为开运算，它具有消除图像上细小问题，并在物体影像纤细处（目标狭窄区）分离物体和平滑较大物体边界的作用；先膨胀后腐蚀称为闭运算，它具有填充物体内部细小空洞，连接邻近物体和平滑边界的作用。基于这些基本运算还可推导和组合成各种数学形态学使用算法。对某些强噪声图像，可能取得好的效果。下面给出这四种操作的数学定义，在本文提出的方法中将使用它来达到合并区域和滤波的作用。

设  $\Omega$  为二维欧几里德空间，图像  $A$  是  $\Omega$  的一个子集，结构元素  $B$  也是  $\Omega$  的一个子集， $b \in \Omega$  是欧氏空间的一个点，定义下列几个概念。

平移： $A^b$  被定义为图像  $A$  被  $b$  平移后的结果，表示为：

$$A^b = \{a+b \mid a \in A\} \quad (3.1)$$

$A^b$  中的元素是  $A$  中的对应元素平移到以  $b$  为原点的坐标系内的结果。

膨胀（dilation）运算定义式为：

$$A \oplus B = \{a+b \mid a \in A, b \in B\} = \bigcup A^b \quad (3.2)$$

腐蚀（erosion）的运算定义式为：

$$A \ominus B = \{z \in \Omega \mid B^z \in A\} = \bigcap A^b \quad (3.3)$$

图像  $A$  被结构元素  $B$  膨胀或腐蚀，膨胀或腐蚀后  $A$  的形状与  $B$  的形状有很大关系。因此，选择不同的结构元素  $B$ ，同样是做膨胀或腐蚀运算，最后所得的结果可能截然不同。在定义膨胀和腐蚀运算的基础上，可以定义数学形态学的另外两个常用运算：开运算(opening)和闭运算(closing)。

开运算： $A$  被  $B$  进行开运算的结果定义为：

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (3.4)$$

即  $A$  先被  $B$  腐蚀，再被  $B$  膨胀的结果。

闭运算： $A$  对  $B$  的闭运算定义为：

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (3.5)$$

闭运算的过程与开运算恰好相反， $A$  先被  $B$  膨胀，再被  $B$  腐蚀的结果。根据开运算和闭运算的特点，通常可以用开运算删除图像中的小分枝，利用闭运算填补图像中的空穴。

## 2、基于神经网络的图像分割技术<sup>[70]</sup>

人工神经网络是进行模式识别的一种重要的工具和方法。它要求的输入知识少，也比较适合于并行实现。图像分割可以叙述成一个约束满足问题，并用约束满足神经网络来解决。约束满足神经网络包括一组目标，一组标号，一组约束关系和一组描述不同目标间邻域关系的拓扑约束。约束满足神经网络可看作一组内部连通神经元，其结构可表达约束满足问题中的约束。

## 3、基于模糊理论的分割技术<sup>[71][72][73][74]</sup>

基于模糊理论的图像分割方法包括模糊阈值分割方法、模糊聚类分割方法和模糊连接度分割方法等。模糊阈值技术利用不同的 S 型隶属函数来定义模糊目标，通过优化过程最后选择一个具有最小不确定性的 S 函数，用该函数表示目标以及属于该目标像素之间的关系。这样得到的 S 型函数的交叉点为阈值分割需要的阈值，这种方法的困难在于隶属函数的选择。H.D.Cheng 等人将模糊测度函数的概念引入最大熵原则，提出了模糊 C-分类最大熵原则<sup>[71][72]</sup>。模糊 C 均值聚类(FCM, Fuzzy C-means)方法通过优化表示图像像素点与 C 个类中心之间的相似性的目标函数来获得局部极大值，从而得到最优聚类。这种方法计算量大，不具备实时性。Dzung L. Pham<sup>[73]</sup>提出一种自适应模糊 C 均值方法分割强度不均匀的图像。J. K. Ucupa<sup>[74]</sup>提出用模糊连接度的概念描述三维空间中不同体素连接的紧密程度，并将模糊连接度理论

## 4、基于遗传算法的分割技术<sup>[75]</sup>

遗传算法是基于进化论中自然选择机制的、并行的、统计的随机搜索方法。遗传算法具有全局搜索能力，将它与 C-均值方法结合可避免聚类方法陷入局部最小点，又可尽快达到最优；将它与模糊集合论结合可提高分割的鲁棒性。遗传算法是一种迭代式的优化算法，所以用于分割时常用来帮助确定分割阈值。

## 5、基于小波分析和变换的分割技术<sup>[76]</sup>

小波变换是空间（时间）和频率的局域变换，能有效地从信号中提取信息，它通过伸缩和平移等运算功能对函数或信号进行多尺度细化分析，解决了傅里叶变换不能解决的许多困难问题，因而被誉为“数学显微镜”。小波作为一种多尺度多通道分析工具，比较适合对图像进行多尺度的边缘检测。多尺度一般指空间尺度，它常与多分辨率的方法相联系。一般认为在较大尺度下能较可靠地消除误检，但在大尺度下对边缘的定位不准确。相反，在较小尺度下对真正边缘点的定位比较准确，但在小尺度下误检的比例会增加。所以可以考虑在较大尺度下检测到真正的边缘点，再在较小尺度下对真正边缘点进行较精确的定位。

## 6、基于多种分割算法的合成

随着科学技术的不断发展，人们逐渐认识到现有的任何一种单独的图像分割算法都难以对一般图像取得令人满意的分割结果，因而在继续致力于将新的概念、新的方法引入图像分割领域的同时，更加重视多种分割算法的有效结合。

采取什么样的结合方法才能体现各种方法的优点和取得好的效果已成为人们关注的问题。本章提出的综合纹理和颜色的车牌定位方法，正是基于这一思想。

### 3.2 国内车牌的先验知识

目前中国汽车牌照主要有四种类型：①大型民用汽车所用的黄底黑字牌照；②小型民用汽车所用的蓝底白字牌照；③军队或武警专用的白底黑字牌照；④使、领馆外籍汽车的黑底白字牌照。其特征如下：

- 1、一个省份汉字(军警牌则为其他汉字)后跟英文大写字母或阿拉伯数字组成的7个字序列。标准车牌的具体排列格式如：京 A•F0236。
- 2、车辆牌照区域牌底与牌字颜色对比大，边缘信息非常丰富。
- 3、车牌原始尺寸：外廓尺寸长 440mm、宽 140mm，字宽 45mm，字高 90mm，间隔符宽 10mm，每个单元间隔 12mm。在相对固定的牌照位置拍得的图像上车辆牌照图像区域高度和长度一定，且长高比例一定。

### 3.3 综合纹理和颜色的彩色车牌分割算法

要提高车牌定位的精度，应充分利用它自身提供的信息，突出车牌区域而抑制非车牌区域。车牌区域有着丰富的颜色信息特征、明显的灰度变化及纹理，凸现这些特征，使它与其它区域区别开来。一般采集到的图像中都含有复杂的自然背景信息和车身背景信息，同时，在不同天气条件下车牌图像受到不同光照影响，这些都给车牌分割增加了难度。使用单一方法定位车牌存在明显的局限性，需要将各种方法综合优化。因此提出了一个综合纹理和颜色的车牌分割方法。

#### 3.3.1 车牌分割所用的彩色空间

##### 1、彩色特征空间

灰度图像分割的技巧已比较成熟，彩色图像分割正逐步引起人们关注，主要有下述原因：(1) 彩色图像比灰度图像能提供更多的信息；(2) 随着个人计算机处理能力的大大增强，快速处理彩色图像硬件条件已经成熟。通过运用 RGB 各分量或其变换(线性、非线性)，能将灰度图像分割的技巧应用到彩色图像领域。(3) 人类视觉系统对彩色非常敏感，能够很好地区分出上万种不同的颜色，而且彩色图像不仅在视觉感受上比灰度图像舒服，更重要的是它能够提供更多的视觉信息。表达颜色的彩色空间有很多种，根据不同的应用目的，可以提出不同的颜色空间，主要有以下几种：

##### (1) RGB 颜色空间

最常见的色彩空间是红绿蓝(red, green, blue, RGB)空间，它可以用一个三

维立方体来表示，是通过对颜色进行加运算完成颜色综合的彩色系统。它用 R,G,B 三个基本分量的值来表示颜色，但 R,G,B 三分量之间常有很高的相关性，直接利用这些分量常常不能得到所需的效果。为了使所选的特征空间更方便与彩色图像分割方法的具体应用，实际中常需要将 RGB 图像变换到其他的彩色特征空间中。

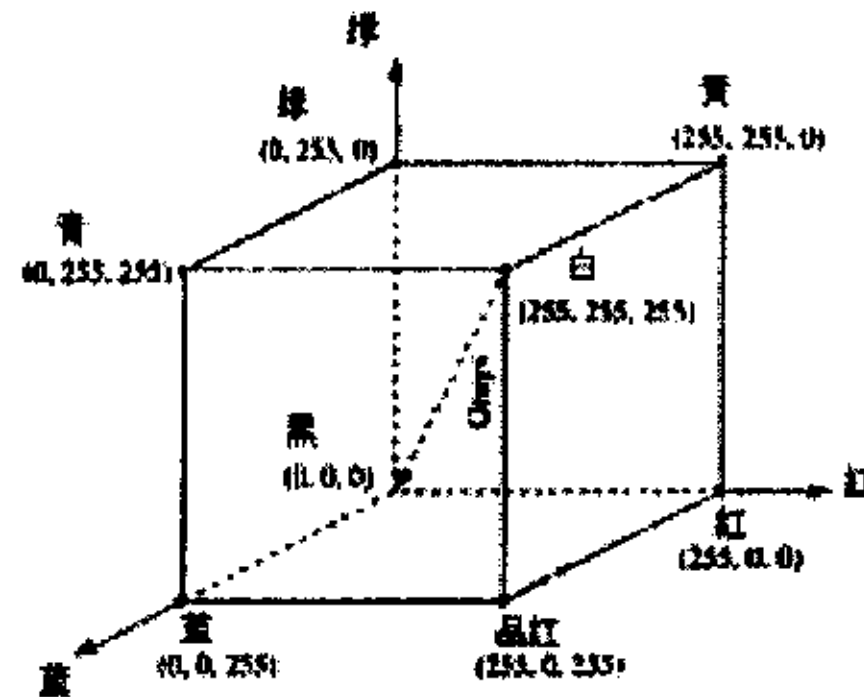


图 3.1 RGB 颜色空间

### (2) 线性变换空间

通过线性变换可以由 RGB 空间得到 YIQ, I1I2I3 等彩色空间。YIQ 系统是在美国电视信号系统中用来增强彩色信，Y 分量是彩系统亮度的量度，是彩色图像边缘检测中一备选参数，I 和 Q 分量联合起来描叙了图像的色调和饱和度。YIQ 空间能部分驱除图像中红绿蓝分量的关联性。三个正交彩色特征 I1, I2, I3, 其中 I1 是最佳特征，I2 是次佳特征，只用 I1 和 I2 作为特征对大多数图像已可以得到较好的分割结果。

### (3) 非线性变换空间

通过非线性变换可以由 RGB 空间得到规格化的 RGB 空间，HSI 系统，CIE 空间等。比较接近人对颜色视觉感知的是色度，饱和度和亮度 (hue, saturation, intensity, HSI)，其中 I 表示颜色的明暗程度，重要受光源强弱影响，H 表示不同颜色，如黄，红，绿，而 S 表示颜色的深浅如深红，浅红。HSI 模型有两个重要的事实作为基础，首先，I 分量于彩色信息无关，其次，H 和 S 分量于人感受彩色的方式紧密相连。HSI 空间比较直观并且符合人的视觉特性，这些特点使得 HSI 模型非常适合基于人的视觉系统度彩色感知特性的图像处理。从 RGB 模型到 HIS 模型的转换关系为：

$$\begin{aligned}
 H &= \arccos\left\{\frac{(R-G)+(R-B)}{2\sqrt{(R-G)^2+(R-B)(G-B)}}\right\} & R \neq G \text{ 或 } R \neq B \\
 S &= 1 - \frac{3[\min(R, G, B)]}{(R+G+B)} \\
 I &= (R+G+B)/3
 \end{aligned} \tag{3.6}$$

HSI 颜色空间可由下图表示：



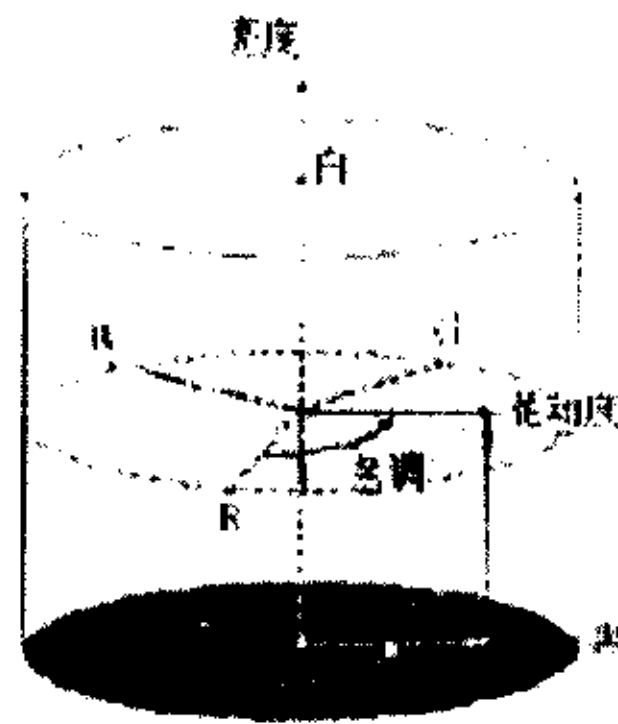


图 3.2 HSI 颜色空间

## 2、基于颜色信息特征加强车牌区域

线性变换空间比非线性空间的计算量少，但线性彩色空间的主要问题三个分量的高度相关性，这使得三个分量相互依赖在亮度有极强的关联，于是线性空间非常难于区别强光照射、阴影和遮蔽等情况。除此之外，如果采用线性彩色空间，图像分割必须在三维空间执行，每次只能用一个分量，因此很难结合使用这些分量的内在信息。然而非线性彩色空间没有这样的问题。在 HSI 空间，色调常被用来在一维空间分割，只要饱和度不是很低，这里某些类型的强光照射，阴影和遮蔽能被抵消。

本章给出的分割算法是基于 HSI 空间的饱和度分量。由于饱和度提供的是白光冲散纯色程度的度量，即色彩的艳丽程度。利用饱和度，可以很轻易地提取图像中的彩色区域。因此根据饱和度的特点恰好可以加强车牌区域，对于车牌以外的无关信息可进行有效的减弱。再者，由于 HSI 模型去掉了亮度成分(I)在图像中与颜色信息的联系，而在此算法中仅利用了其饱和度分量，这样就可以将光线变化对整个识别的影响减到最小。同时为了进一步减少光照条件对图像分割产生的影响，我们对输入彩色图像采用取对数的方法对 (3.6) 式中的饱和度进行调整，将原来的饱和度由 0%—60% 拉伸到 0%—100%，获取加强后的图像。图 3.3(a) 为原始彩色图像，图 3.3(b) 为加强后的图像。从图上可见，牌照区域得到了增强，且牌照区域完整，与背景易于分离。

### 3.3.2 基于车牌区域灰度变化与纹理的垂直边缘检测方法

从汽车图像的纹理分布来看，整个图像中，纹理比较密集的是车灯、散热器和车牌。车灯、散热器大部分是水平纹理，而车牌区域则是由字符填充而成的较为均匀的垂直纹理。从汽车图像的灰度来看，车牌与车体其他部位的灰度值有很大不同，并且车体上除了少数的点、线以外，大部分灰度变化的都比较平缓。基于车牌区域的灰度变化与垂直纹理特征，提出一种垂直边缘检测方法。此算法包括如下步骤：

1、基于邻点灰度差异放大的平方算子获取垂直边缘纹理图

$$g(i, j) = (f(i, j) - f(i-d, j))^2 + (f(i+d, j) - f(i, j))^2$$

式中  $i=1,2,3,\dots,h$ ,  $j=1,2,3,\dots,w$ ;  $d$  为车牌字符得笔划宽度;  $f(i, j)$  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  $P_m$ 、整体方差  $P_\sigma$  及阈值  $T_p$ ;  $h$ 、 $w$  分别为垂直纹理图的高度和宽度。

$$P_m = \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w g(i, j) / h \cdot w$$

$$P_\sigma = \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w [g(i, j) - P_m]^2 / h \cdot w$$

$$T_p = P_m - P_\sigma$$

3、考虑以象素  $(i, j)$  为中心的  $(2m+1) \times (2n+1)$  大小的模板, 计算每点的阈值  $T(i, j)$ 、局部均值  $P_{ms}$ 、局部方差  $P_{\sigma}$  及阈值  $T_{ps}$ 。

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

$$P_{ms}(i, j) = \sum_{p=-m}^m \sum_{q=-n}^n g(i+p, j+q) / (2m+1)(2n+1)$$

$$P_{\sigma} = \sum_{p=-m}^m \sum_{q=-n}^n [g(i+p, j+q) - P_{ms}]^2 / (2m+1)(2n+1)$$

$$T_{ps} = P_{ms} - P_{\sigma}$$

4、逐点二值化获得垂直边缘图

$$A_c(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{当 } g(i, j) > T(i, j) \text{ 且 } T_{ps} > \lambda \times T_p \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

$\lambda$  值的选取范围在 1~3 之间, 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。在本节的实验中  $\lambda$  值取为 2.6。模板参数取  $m=2$   $n=12$ 。运用本节的算法可去除大量的非字符的垂直边缘, 有效的给出车牌字符的垂直边缘, 获取垂直边缘图像。图3.3(c) 为用本文的垂直边缘检测算法的到的垂直边缘检测图。提取出的边缘图像滤除掉背景中细节少、变化缓慢的区域, 而突出细节丰富、边缘变化剧烈的牌照区域和背景区域。

### 3.3.3 基于数学形态学获取连通域图像

数学形态学一般应用于图像的前期处理工作中, 会存在大量不符合车牌长度的短线和孤立点, 形成大量的复杂的几何形状, 造成由于“伪车牌”的出现而错误分割的问题。因此本文先结合了车牌区域的色彩信息特征、灰度变化及纹理特征, 再运用数学形态学, 由于兼顾这些特征而大大减少了误判的概率,

因此具有很高的识别率。

由于本文提出地垂直边缘检测方法获得的垂直边缘图像，其反映的是牌照各区域的边缘骨架及背景图象中细节丰富区域的变化边缘。而从这些变化中很难发现个部分图像之间的关系，为此本文采用数学形态学中的(3.5)式闭运算技术来生成连通域图像，并基于形态学方法进行去噪处理。图3.3(d)为用数学形态学方法获得的连通域图像。其中用数学形态学方法确定候选牌照区域时，结构元素B的选择，对于候选牌照区域的形成与牌照区域提取至关重要，由于本文针对的是车牌的垂直纹理，因此采用的结构元素B为具有垂直方向膨胀能力的矩形。此时，若获得的连通域图像只有一个连通域，则可确认为车牌区域。否则再根据投影并结合车牌自身的一些先验知识实现牌照区域的定位。

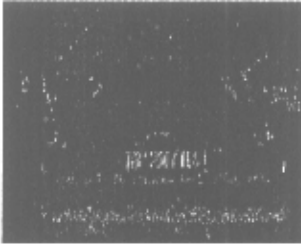
### 3.3.4 综合纹理和颜色的车牌分割算法

采用数学形态学获取连通域图像后，在此基础之上再做水平和垂直两个方向的投影，最后，根据投影并结合车牌自身的一些先验知识，如长宽比、车牌的字符数、字符间距，实现牌照区域的定位。分割的全过程主要包括以下几个步骤：

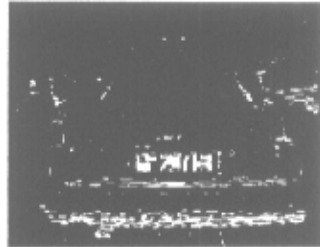
- 1、应用 3.3.1 节中的(3.6)式中的调整后的饱和度算法增强彩色车牌图像区域。
- 2、应用 3.3.2 节算垂直边缘检测算法对增强后的图像进行边缘检测，获得垂直边缘图。
- 3、应用 3.3.3 节的算法对垂直边缘图采用数学形态学的方法生成连通域图像，并进行去噪处理。
- 4、再对处理后的图像做水平投影和高斯迭代平滑处理<sup>[77]</sup>。
- 5、确定牌照水平区域：在平滑处理后的水平投影图中，获取峰值点以及与这些峰值点最接近的左右侧谷值点，由左右侧谷值点确定一个水平区域的高度  $g$ ，峰值大于车牌最小宽度  $F$  时，该区域是车牌可能所在的水平区域。其中： $F = R_{min} \times g$ ， $R_{min}$  为标准车牌宽高比的最小值。
- 6、确定车牌区域：对于车牌可能所在的水平区域进行垂直投影，根据车牌的字符个数、字符间距、字符的宽高比固定的形状规则，去除不满足条件的区域，确定车牌区域。图3.3(e)为最终从饱和度图中的分割结果。



(a) 彩色原图



(b) 加强后图像



(c) 垂直边缘图

(d) 用形态学方法得到的连通域图像



(e) 分割结果

图 3.3 车牌分割过程

### 3.3.5 算法分析与试验

输入的汽车图像一般都有各种干扰，主要是图像噪声、天气环境的影响，一般的边缘检测算法即使结合形态学方法得到的结果仍非常复杂，难以突出车牌区域。本文算法是基于车辆牌照区域的信息特征来进行检测的，首先利用了颜色分量的特征来增强了车牌图像，然后使用的特征检测方法是基于车牌区域的灰度变化和纹理特征，本身对非字符背景并不敏感，能够适应各种背景复杂的牌照环境，再使用形态学方法，定位精度高。对于车牌中混入的非车牌字符干扰(如图像中的广告字牌等)，在车牌校验时结合车牌自身的一些先验知识(如长宽比等)，几乎能够去完全去除这一部分的干扰，且对于车牌底色和车牌背景在色彩上比较接近的场合也能适用。本算法还可以在白天和夜间等多种情况下工作，准确定位汽车牌照，其效果不受日光、车灯等环境因素地影响。图3.4为部分实验结果，图3.4(a)为车牌底色与车身同为蓝色且具有广告字牌的车牌图像。图3.4(b)、(c)为夜间的车牌图像。试验结果表明，本节提出的算法取得了良好的效果。





(a) (b) (c)

图 3.4 彩色汽车图像及用本文算法分割的结果

### 3.4 结论和今后工作

为了验证综合纹理和颜色的车牌分割方法的效果，实验收集了 200 幅尺寸大小不一，背景复杂程度不同的彩色汽车图像，主要来自三个部分：一部分采集于公路收费站摄像机所摄视频，一部分来自城市电子警察所拍图片，还有一部分用实验室数码相机所拍摄。图像尺寸最小的为  $442 \times 583$ ，最大的为  $904 \times 1128$ 。图像中牌照区域有效面积最大的有  $268 \times 101$ ，最小的有  $87 \times 30$ 。

在 200 幅图像中能正确定位的有 192 幅，有 8 幅没有正确定位。实验结果表明，本节提出的车牌分割方法可以获得较好的彩色牌照区域分割效果。但是该方法对于汽车牌照为白底黑字或黑底白字的识别率较低，需要做进一步改进。

## 第四章 车牌字符识别技术的研究

车牌字符识别是模式识别的一个应用领域,字符识别方法主要有基于规则库的匹配和神经网络。前者往往很难建立起一个有效的规则库,后者在特征向量维数大的情况下,网络结构复杂,学习和运行时间长。两类方法面临的共同问题是如何针对干扰引起的不确定性,从样本中提取出有效的、维数尽可能少的特征向量。根据第二章所介绍的粗糙集理论,可知基于粗糙集理论的知识表示与获取方法建立在分类的基础上,无需先验专业知识,即可从数据中发现蕴涵的知识模式,方便地描述知识表示中不同属性的重要性,减少知识表示空间的维数。基于粗糙集理论的车牌字符图像的知识表示与获取流程如图 4.1 所示:



图 4.1 基于粗糙集理论的字符图像知识表示与获取流程

本章着重研究属性离散化算法,提出了基于属性重要性的决策表离散化算法。并将粗糙集方法应用于车牌字符识别领域,实现了粗糙集规则匹配算法,但其对噪声敏感,泛化能力不强。因此,以简化信息处理的复杂性并提高信息处理精度为目标,本章提出了粗糙集与 RBF 神经网络结合的车牌字符识别方法。图 4.2 为车牌字符识别流程图。

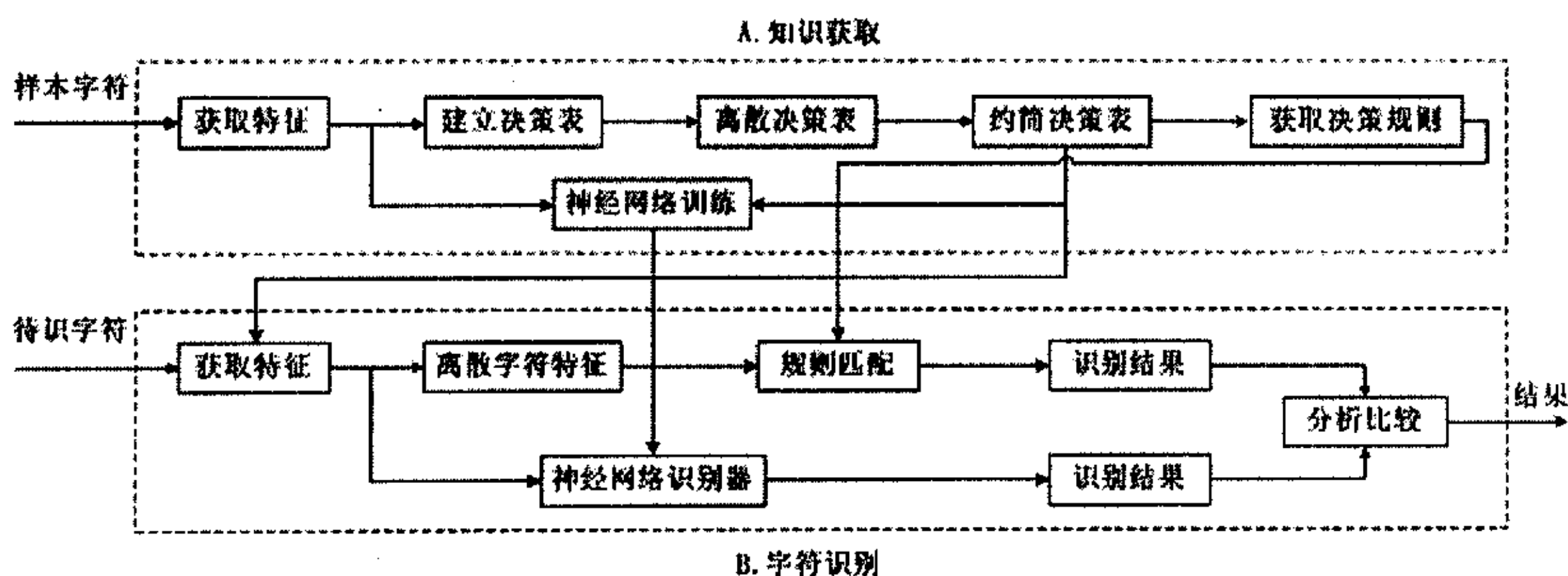


图 4.2 车牌字符识别流程图

本章首先根据图 4.1 所示的流程详细研究了字符图像的知识表示与获取方法,然后根据图 4.2 所示的字符识别流程,将各个部分综合起来进行字符识别,并给出相应的试验结果和分析。

### 4.1 特征的提取与决策表的建立

字符识别的关键问题是特征的提取,选择一个有效的特征可以大大提高字

符的识别率。本文根据常用的印刷体字符识别特征和本实验室已有的研究选择了粗网格特征、方向线索特征，并建立了相应的决策表。

#### 4.1.1 粗网格特征

粗网格特征<sup>[28]</sup>是属于统计特征中的局部特征，又称局部灰度特征。粗网格特征的提取步骤如下（以黑底白字为例）：把字符图像分成  $N \times N$  个网格，统计每个网格中的目标像素数（白色像素）的个数作为该网格特征值，该特征值代表了目标像素在网格中的多寡，将所有网格特征值组合在一起形成一个  $N \times N$  的粗网格特征向量。粗网格特征反映了字符的整体形状分布，但抗位置变化能力较差。示意图如图 4.3 所示。

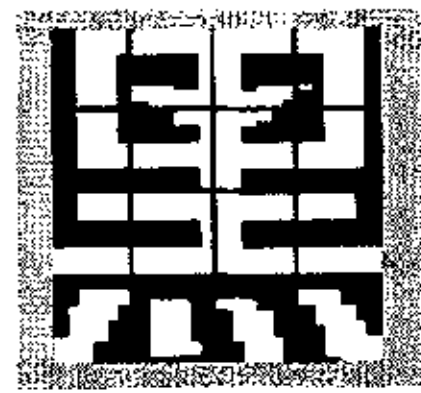


图 4.3 粗网格特征

在进行知识获取以前，首先要基于粗集理论进行知识表示，即建立决策表表示车牌字符图像。本文根据字符图像的粗网格特征为条件属性、字符类别为决策属性可以建立决策表。所给定的样本字符均为经过位置和大小归一化处理的二值化图像。把字符图像分成  $8 \times 8$  个网格，将所有网格特征值组合在一起形成一个  $8 \times 8$  维的特征向量构成的决策表有  $8 \times 8$  个条件属性和一个决策属性。条件属性  $C = \{C_1, \dots, C_{64}\}$  且属性值域  $V_C = \{0, 1, \dots, 64\}$ ，决策属性  $D = \{d\}$ ，数字字符样本的属性值域  $V_d = \{0, 1, \dots, 9\}$ ，字母字符样本的属性值域  $V_d = \{A, B, \dots, Z\}$ ，汉字字符样本的属性值域  $V_d = \{\text{藏, 川, \dots, 浙}\}$ 。

#### 4.1.2 方向线索特征

广义地讲，字符是由横、竖、撇、捺四种笔划组成的。一个字符区别于其它字符的主要特征就是笔划及其所在位置。方向线索特征可以表达字符在不同的空间位置上四种笔划数量的多少，从而较好地表达了字符的笔划和位置这两个主要特征。方向线索特征的提取步骤如下：首先按照边缘点的定义获取原字符图像的边缘点，得到字符的轮廓图；然后将字符的轮廓图分为  $M \times M$  个网格，按照横、竖、撇、捺四种笔划的定义分别计算每个网格中四种笔划的多少；最后将所有网格中四种笔划的特征组合在一起，形成一个  $M \times M \times 4$  的方向线索特征向量。具体的提取算法请参见文献<sup>[37]</sup>。

采用  $4 \times 4$  网格大小，根据上述算法获取标准字符的方向线索特征，可以建立相应的汉字、字母和数字决策表。条件属性  $C = \{C_1, \dots, C_{64}\}$  且属性值域

$V_c = \{0,1,\dots,55\}$ , 决策属性  $D = \{d\}$ , 数字字符样本的属性值域  $V_d = \{0,1,\dots,9\}$ , 字母字符样本的属性值域  $V_d = \{A,B,\dots,Z\}$ , 汉字字符样本的属性值域  $V_d = \{\text{藏,川},\dots,\text{浙}\}$ 。

## 4.2 离散化问题的研究

### 4.2.1 离散化问题的描述

决策表  $S = \langle U, R, V, F \rangle$  是属性集合,  $R = C \cup \{d\}$  是属性集合,  $U = \{x_1, \dots, x_n\}$  是有限的对象集合即论域。子集  $C$  和  $\{d\}$  分别称为条件属性集和决策属性集, 设决策种类的个数为  $r(d)$ 。属性  $a$  的值域  $V_a$  上的一个断点可以记为  $(a, c)$ , 其中  $a \in R$ ,  $c$  为实数值。设决策种类的个数为  $r(d)$ 。属性  $a$  的值域  $V_a$  上的一个断点可以记为  $(a, c)$ , 其中  $a \in R$ ,  $c$  为实数值。在值域  $V_a = [l_a, r_a]$  上的任意一个断点集合  $\{(a, c_1^a), (a, c_2^a), \dots, (a, c_{k_a}^a)\}$  定义了  $V_a$  上的一个分类  $P_a$ ,

$$\begin{aligned} P_a &= \{[c_0^a, c_1^a), [c_1^a, c_2^a), \dots, [c_{k_a}^a, c_{k_a+1}^a)\}, \\ l_a &= c_0^a < c_1^a < c_2^a < \dots < c_{k_a}^a < c_{k_a+1}^a = r_a, \\ V_a &= [c_0^a, c_1^a) \cup [c_1^a, c_2^a) \cup \dots \cup [c_{k_a}^a, c_{k_a+1}^a). \end{aligned}$$

因此, 任意的  $P = \bigcup_{a \in R} P_a$  定义了一个新的决策表  $S^p = \langle U, R, V^p, f^p \rangle$ ,  $f^p(x_a) = i \Leftrightarrow f(x_a) \in [c_i^a, c_{i+1}^a)$ , 对于  $x \in U$ ,  $i \in \{0, \dots, K_a\}$ , 即经过离散化之后, 原来的信息系统被一个新的信息系统所代替。

离散化本质上可归结为利用选取的断点来对条件属性构成的空间进行划分的问题, 把这个  $n$  ( $n$  为条件属性的个数) 维空间划分成有限个区域, 使得每个区域中的对象的决策值相同。假设某个属性有  $m$  个属性值, 则在此属性上就有  $m-1$  个断点可取, 随着属性个数的增加, 可取的断点数将随着属性值的个数呈几何增长。选取断点的过程也是合并属性值的过程, 通过合并属性值, 减少属性值的个数, 减小问题的复杂性, 这也有利于提高知识获取过程中所得到的规则的适应度。

决策系统中连续属性的离散化, 即实型属性空间向整型属性空间的映射问题对数据挖掘而言具有非常重要的意义: 首先, 若决策系统中存在连续属性, 那么对一个新的待识别样本而言, 将很难通过其属性值矢量与训练数据表进行数据匹配的方式而得到识别, 而有效的离散化就会显著地提高系统的聚类能力, 增强系统对输入的待识别样本中数据噪音的鲁棒性; 其次, 离散化结果将会减小系统对存储空间的实际需求, 加快后继数据挖掘算法的运行速度, 减小后继算法的空间开销; 此外, 若离散化过程将某一连续属性的所有属性值均映射到同一结果, 则该属性存在与否都不会影响系统对样本的分辨能力, 因而它可以被删除。从这一角度来说, 离散化过程同时也是属性约简的过程。因此, 离散化过程直接影响粗糙集中属性约简、值约简、知识获取的质量和效率以及计算的



复杂度，同时有可能造成数据的冗余或者冲突，连续属性离散化因此成为基于粗糙集的过程工业建模与控制中数据预处理的主要问题。

在很多领域中都涉及到连续变量的离散化问题，而且，即是对于离散数据，有时也需要通过将离散值进行合并（抽象）得到更高抽象层次的离散值。粗糙集的连续属性离散化方法既需要借用其他学科中的离散化方法，也需要根据自己的情况进行特殊的处理。未经离散化处理的原始决策表可以看作是一种自然划分，对属性离散化后应当保证得到的决策表具有相容性。对于属性的离散化，当划分区间过少造成知识粒度过大时，将可能导致离散化之后的决策表不相容。如果划分得太细，则离散化之后的决策表将仍然含有很多的冗余信息。离散化属性的关键在于合理确定离散化划分点的个数和位置。粗糙集连续属性的离散化实际上是一个自动聚类过程。从连续变量中进行特征提取在理论上对于基于符号的机器学习而言，一直是经验学习系统的一个开放性的基本问题，很多算法例如 AQ\*、CN2、ID3 都无法处理那些包含连续取值属性或者变量的问题，目前能够处理连续属性的算法和系统有 CART、Beyes、IBL3、C4.5、LERS 等。

一般可以从以下几个不同的方面对离散化问题进行考虑：

- 1、是否特别针对粗糙集中的连续属性进行离散化；
    - (1) 将其他学科领域的离散化方法沿用到粗糙集理论中来，而不考虑粗糙集的特殊性。
    - (2) 考虑粗糙集理论的概念和特殊要求。
  - 2、是否考虑属性的具体含义；
    - (1) 离散化过程中较少考虑属性的具体含义。
    - (2) 考虑属性的具体含义，充分利用对象的知识。
  - 3、考虑是否改变粗糙集决策表中的不确定性关系；
  - 4、是逐渐增加断点数目还是首先生成足够多的断点，再通过某些方法逐步减少断点；
  - 5、离散化是作为粗糙集的预处理过程还是在粗糙集分类划分的过程中进行；
  - 6、是整体离散化还是局部离散化；
    - (1) 整体离散化指连续属性离散化的时候考虑所有属性相互之间的关系
    - (2) 局部离散化指各个属性均各自离散化。
- 文[78]认为现在的连续属性离散化方法主要有三种：
- 7、S 方法 根据专家的知识或者问题所涉及的领域的背景知识进行；
  - 8、H 方法 将连续属性的离散化看作面向属性的泛化问题。当一个连续属性存在概念层次结构时，将高层概念代替其所涉及对象中的值，使得属性离散化；
  - 9、L 方法 将信息系统看作随机信息系统，在离散化过程中给出一个评价离散化质量的函数或者标准，离散化的过程以该函数或者标准为指导，得到一

个优化的离散化的结果；

## 4.2.2 常见的离散化方法

### 1、等距离、等频率算法

等距离离散化算法是把属性取值区间等分为  $n$  个小区间 ( $n$  是用户给定的离散值个数), 例如设原始区间为  $[a, b]$ , 则  $N$  个等分区间为  $[a, a + (b - a) / n)$ 、...、 $[a + (b - a) / n, a + 2(b - a) / n)$ 、...、 $[b - (b - a) / n, b]$ 。等频率区间法, 它把原始区间划分为  $n$  各小区间 ( $n$  是用户给定的离散值个数), 使得每个小区间中所含的对象个数近似相同, 即从  $a_{\min}$  开始, 每次取相同数目的属性值样本作为一个区间, 若该属性的属性值总数目为  $M$ , 离散为  $N$  个区间, 则每一个区间中的样本数目为  $M / N$ 。

### 2、Naive Scaler、Semi Naive Scaler 算法

Naive Scaler 算法对每一个属性, 根据属性值由小到大的顺序对决策表中的实例进行排序, 然后进行判断, 对于两个相邻实例, 在属性值和决策值都不同的情况下, 选取两个属性值的平均值作为断点值。Semi Naive Scaler 算法是 Naive Scaler 算法的改进, 通过对每个属性的候选断点进行进一步处理后再决定此断点是否可取, 具体的实现如下:  $C$  代表属性  $a$  的一个候选断点,  $x_i$  和  $x_j$  是断点  $c$  的两个相邻的属性值,  $x_i < c$ ,  $x_j > c$ ;  $D_i$  代表  $x_i$  所属的等价类所对应的决策中出现频率最多的决策值的集合, 如果有两个以上的决策值出现的频率相同,  $|D_i| > 1$ ; 如果  $D_i \subseteq D_j$  或者  $D_j \subseteq D_i$ , 则不选取此断点; 否则, 选取此断点。

### 3、布尔逻辑和 Rough 集理论相结合的算法

Nguyen H.S. 和 Skowron 提出了布尔逻辑和 Rough 集理论相结合的离散化算法, 可以根据给出的信息表求出所有可能的断点集, 而且采用任意的一种断点集, 得到的新的信息表不会引入冲突。此种算法的思想是在保持信息系统的分明关系不变的前提下, 采取贪心算法, 根据断点值的重要性依次把断点加入到断点集中, 尽量以最少的断点集来把所有实例间的不分明关系区分开。但此算法的空间复杂度和时间复杂度都比较高, 当信息表的数据量大的情况下不可取。

## 4.2.3 基于神经网络的离散化方法

粗糙集理论中, 离散化的关键是求取断点集。虽然求取断点的方法很多, 但得到的断点过于依赖知识获取样本个体。而且, 按照断点进行属性值离散化时, 断点附近的样本对噪声很敏感, 且不易反映样本属性值客观存在的聚类特性。本文实现了基于神经网络的离散化方法<sup>[79]</sup>, 应用自组织特征映射神经网络<sup>[80]</sup> (SOFM) 良好的聚类特性对样本属性值进行聚类从而实现离散化。SOFM 是由两层节点组成的前向网络, 网络的输入层节点数为样本的特征向量维数,

输出层 (Kohonen 层) 节点数为全部样本可划分的类数, 样本最终的分类数可以事先规定, 也可以在训练中获得。节点之间的连接权值通过无导师竞争学习来训练。

本文对各个条件属性分别进行离散化, SOFM 网络的输入节点数  $n$  为 1, 输出节点数  $m$  为属性离散后的取值个数, 训练后的网络权值代表各聚类中心。基于 SOFM 的离散化算法如下:

1) 选择需要离散化的条件属性, 对连接权值向量  $W = [w_1, w_2, \dots, w_m]$  进行初始化。

2) 从原始决策表中依次取一个样本, 将其属性值作为输入  $x$ 。

3) 计算输入  $x$  与各输出节点的距离:

$$d_j = (x - w_j)^2, \quad j = 1, 2, \dots, m$$

选择具有最小距离的输出节点  $r$  作为获胜节点:

$$d_r = \min_j \{d_j\}$$

4) 调整获胜节点与输出节点的连接权值:

$$w_r(k+1) = w_r(k) + \alpha(k)[x - w_r(k)]$$

其中,  $k$  为训练次数,  $\alpha(k)$  为学习率。

5) 返回 2) 取下一个样本, 直到全部样本取完。

6) 检查结束条件: 当连接权值不再明显变化或者达到最大训练次数, 训练结束, 转到步骤 7); 否则调整学习率:

$$\alpha(k+1) = \alpha(k) - c$$

( $c$  为很小的常数), 转到步骤 2) 继续下一轮的训练。

7) 按照训练后的网络连接权值, 从小到大依次为与其连接的输出节点编号。

8) 在决策标准依次取样本的属性值  $x$ , 计算:

$$d_s = \min_j (x - w_j)^2$$

输出节点  $s$  的编号即为  $x$  的离散值。

#### 4.2.4 基于属性重要性的离散化方法

##### 1、决策表的属性重要性

粗糙集理论中认为知识是将对象进行分类的能力, 属性的重要性是建立在属性的分类能力上的, 为了衡量条件属性的重要性程度, 可从决策表中删除这一属性, 再来考察信息系统的分类会产生怎样的变化: 如果去掉某属性会相应地改变分类; 则说明该属性重要, 反之则说明该属性的重要性低。

定义 2.18 和定义 2.38 分别给出了 Rough 集理论中属性重要性的代数定义和信息熵定义。实际上, 这两种定义具有互补的特性: 属性重要性的代数定义

考虑的是论域中确定性的元素组合，而忽略了边界域中的概率分布信息，标准显得过于“粗糙”；基于信息熵的属性重要度细致地刻画了边界域中不确定元素集合提供的信息，而忽略了知识的粒度，在不确定元素域中过于“细致”。考虑到单独的两种重要度定义都不是完备的，因此可以综合考虑这两种属性重要度标准，对属性依赖度和信息熵进行加权平均，给出新的重要度标准，即任意属性  $a \in C/R$  的重要度可以定义为：

$$SIG(a, R, D) = \omega \times (\gamma(R \cup \{a\}, D) - \gamma(R, D)) + (1 - \omega) \times (H(D|R) - H(D|R \cup \{a\})) / \log_2(card(U)) \quad (\text{取 } 0.5 < \omega < 1).$$

## 2、基于属性重要性的离散化算法

NCL 聚类方法<sup>[81]</sup>根据数据对象整体和局部的分布情况，以及进行人聚类判断的基本原则，对分布在  $m$  维空间中的数据对象进行聚类分析，并最终获得与人聚类判断基本一致的聚类学习结果。NCL 方法依据的基本原则是各聚类中各对象间的最大距离应小于各聚类间的最小距离。各属性取值采用规格化处理，对象间的平均距离为  $1/\sqrt{N}$ 。该离散化算法一次只对一个属性进行离散化处理，故  $m=1$ ，对象间的平均距离为  $1/N$ ，获取基类的约束条件为： $BC(X_i) = \{X_k | d(X_i, X_k) < 1/N\}$ 。其重要意义在于反映了样本属性值客观存在的聚类特性，但忽略了对对象的分类信息。在离散化过程中，希望优先选择对决策或分类贡献最大的属性。

为此，可以利用粗糙集改进聚类学习算法的不足，将新给出的属性重要度标准作为离散化的启发式评价函数，应用 NCL 方法良好的聚类特性对样本属性值进行聚类从而实现离散化。本文提出的基于属性重要性的离散化算法如下：

- 1) 根据新的属性重要度计算决策表中各个条件属性的  $SIG(a, R, D)$ ，由小到大进行排序，选取属性重要度最大的一个条件属性。
- 2) 在信息系统  $S$  中，对于选择出来的属性重要度最大的一个属性  $B \subseteq R$ ，可求出  $R$  的所有等价类，即  $R = \{(x, y) | (x, y) \in U^2, \forall b \in B \text{ 有 } b(x) = b(y)\}$ 。设等价类的总数为  $M$ ，则数据集被相应的划分成  $M$  个子数据集。
- 3) 由属性重要度最低的一个属性  $a_j (j=1, 2, \dots, m)$  开始，将每个子数据集的属性值进行规格化处理：

$$\bar{x}_i = x_i / range(a_j) \quad i=1, 2, \dots, N$$

其中， $N$  为决策表中的样本个数， $m$  为决策表中的属性个数， $range(a_j)$  为属性  $a_j$  的值域范围。

### 4) 产生基类：

- a) 从样本集合  $X$  中任选一对象  $seed$ ，计算每个子数据集中除  $seed$  外的其它样本与  $seed$  的距离

$$Dist(seed, x_i) = |\overline{seed} - \bar{x}_i| / range(a_j)$$

若  $Dist(seed, x_i) < 1/N$ ，则把样本  $x_i$  加入  $seed$  产生的基类；

- b) 从未被各基类所覆盖的剩余样本集合中任选对象  $seed$  产生一个新的

基类，直到产生的所有基类覆盖全部样本。

5) 基类合并:

a) 计算每个基类中属性值的均值

$$mean(BC_k) = \frac{\sum_{x_i \in BC_k} x_i}{card(BC_k)} \quad k = 1, 2, \dots, r$$

其中,  $card(BC_k)$ 指基类  $BC_k$  中包含的样本个数;

b) 计算任意两个基类间的距离

$$d(BC_{k_1}, BC_{k_2}) = |mean(BC_{k_1}) - mean(BC_{k_2})| / range(a_j) \quad k_1, k_2 = 1, 2, \dots, r$$

若  $d(BC_{k_1}, BC_{k_2}) < 1/\sqrt{r}$ , 则基类  $BC_{k_1}$  和  $BC_{k_2}$  合并。

6) 计算离散区间:

a) 求各个基类中样本的原属性值的取值区间;

b) 将各个基类按取值区间的最小值进行排序;

c) 若两个基类区间相交, 分别设为  $[a_1, b_1]$ ,  $[a_2, b_2]$ , 其中  $a_1 \leq a_2 < b_1 \leq b_2$ 。  
若  $b_1 - a_1 \geq b_2 - a_2$ , 则把区间  $[a_2, b_2]$  缩减为  $[b_1, b_2]$ ; 若  $b_1 - a_1 < b_2 - a_2$ ,  
则把区间  $[a_1, b_1]$  缩减为  $[a_1, a_2]$ 。

7) 对每个基类的取值区间分别赋以整数值:  $1, 2, \dots$ , 把属性值进行离散化。

8) 若全部属性已经离散化处理, 则离散结束; 否则, 取下一个属性重要度最小的属性, 重复步骤 3)~8)。

基于属性重要性的离散化方法可以直接根据样本数据的聚类特性进行离散化, 这有利于从数据中发现潜在的知识模式, 又结合了粗糙集理论的思想, 考虑了属性间的相互影响, 从而产生了比较合理的离散区间, 提高了规则的分类精度。这个离散化过程同时也是属性约简的过程 (如果一个属性只被离散为一个区间, 就意味着这个属性对分类不起作用, 是冗余的, 可以从决策表中去掉)。

### 4.3 决策表的约简

属性约简要求在保持决策表决策属性和条件属性之间的依赖关系不发生变化的前提下, 删除不相关或不重要的属性。本文在第二章中已经介绍了约简的基本思想和相关的概念, 下面给出三种属性约简算法的具体描述。

1、Johnson 算法<sup>[82]</sup>描述如下:

1) 置决策表  $B$  为一空的决策表。

2) 依次删除原决策表  $A$  (其中条件属性为  $C$ , 决策属性为  $D = \{d\}$ ) 中的一个条件属性  $C_i$ , 并计算删除该条件属性后的不可分辨关系  $ind_{(C \setminus \{C_i\})}(D)$ 。如果  $ind_{(C \setminus \{C_i\})}(D) = ind_C(D)$ , 则属性  $C_i$  为不必要的, 可以被去除; 否则将该属性及其所在列的信息依次存入决策表  $B$  中。

3) 当所有的条件属性均经过步骤 2) 处理后, 将决策属性及其所在的列信息存入决策表  $B$  的最后一列, 并将决策表  $B$  中重复的行进行合并。此时的  $B$  就为约简后的决策表。

## 2、互信息算法

互信息的定义在第二章中定义 2.38 中已给出, 在求取决策表属性约简的时候, 可以利用决策表条件属性和决策属性之间的互信息。在决策表中增加某个条件属性引起的互信息的变化的大小可以作为该属性重要性的度量。

互信息算法<sup>[63]</sup>描述如下:

- 1) 计算决策表  $T$  中条件属性  $C$  和决策属性  $D$  的互信息  $I(C, D) = H(D) - H(D|C)$ 。
- 2) 计算  $C$  相对于  $D$  的核  $CORE_D(C)$ 。
- 3) 令  $R = CORE_D(C)$ , 对条件属性集  $C \setminus R$  重复:
  - a) 对  $C \setminus R$  中的每个属性  $p$ , 计算条件互信息  $I(p, D|R)$ ;
  - b) 选择使条件互信息  $I(p, D|R)$  最大的属性, (若有多个属性同时达到最大值, 取属性重要性最大的属性), 记为  $p$ ,  $R = R \cup \{p\}$ ;
  - c) 若  $I(R, D) = I(C, D)$ , 则终止; 否则, 转 1)。

## 3、代数算法

因为粗网格特征是属于统计特征中的局部特征, 反映了字符的整体形状分布, 直观且易于提取。但是, 该特征维数多, 离散化后属性值的个数比较少, 存在大量的冗余信息, 单个属性的重要度区别较小, 不存在核属性, 分类能力主要取决于属性的组合, 即后加入约简集的属性对分类能力的影响在很大程度上依赖于先加入约简集的属性。因此, 本节基于代数集合的约简算法上引入新的属性重要度衡量准则来简化算法, 在约简的过程中不求核, 通过逐渐添加使约简集可分类样本个数增加最多的属性来构造约简集。

改进的代数集合算法<sup>[83]</sup>描述如下:

- 1) 决策表  $T$  中条件属性为  $C$ , 决策属性为  $D$ , 计算  $D$  的  $C$  正域  $POS_C(D)$  中包含的样本个数。
- 2) 令  $R = \emptyset$ , 对条件属性集  $C \setminus R$  重复:
  - a) 对  $C \setminus R$  中的每个属性  $p$ , 计算  $POS_{C \cup \{p\}}(D)$  中包含的样本个数;
  - b) 选择使  $POS_{R \cup \{p\}}(D)$  中包含的样本个数最多的属性, (若有多个属性同时达到最大值, 取属性依赖度最大的属性), 记为  $p$ ,  $R = R \cup \{p\}$ ;
  - c) 若  $POS_{R \cup \{p\}}(D)$  中包含的样本个数等于  $POS_C(D)$  中包含的样本个数, 则终止; 否则, 转 1)。

## 4.4 决策规则的生成和规则价值衡量方法

### 4.4.1 决策规则的生成

根据约简属性集可以建立约简后的决策表, 决策规则是从约简后的决策表中直接获得, 规则的前件是由条件属性的离散值的与构成, 后件由决策属性直接获得。从约简后的决策表中可以获得如下形式的规则:  $C_1 = a_1$  AND ...

AND  $C_n = a_n \Rightarrow d = d_j$ , 其中  $C_i = a_i$  表示属性  $C_i$  取值为  $a_i$ ,  $d = d_j$  表示决策类别为  $d_j$ 。

#### 4.4.2 规则价值衡量方法

从系统客观层面评价一条规则,主要依据定义 2.40 可信度和定义 2.41 覆盖率两个指标来衡量。

直观地讲,可信度表示运用该规则进行推理正确的概率,覆盖率表示该规则的支持数在相应的决策类中的比重,在数据挖掘时,我们当然希望得到可信度和覆盖率都高的有效规则,但实际上这两个指标是成负关系的<sup>[84]</sup>。所以,我们需要权衡一规则的可信度和覆盖率来评价其价值。

本章中对获得的每一条规则按定义 2.40 计算其规则的可信度作为衡量准则。

### 4.5 字符识别方法的研究

#### 4.5.1 粗糙集规则匹配方法

粗糙集规则匹配识别方法包括规则获取和字符识别两部分,识别器的设计包括以下几个步骤:获取字符特征、建立决策表、离散化决策表、约简决策表、获取决策规则;而字符的识别是通过规则匹配算法来完成。其流程图见图 4.2。决策规则是从约简后的决策表中直接获得,规则的前件是由条件属性的离散值的与构成,后件由决策属性直接获得。在字符识别中其采用如下的推理方式:从基本事实出发,引用规则库中的规则,若某些规则的前提被满足,则执行这些规则的结论部分,否则匹配不成功。

粗糙集规则匹配算法描述如下:

- 1) 提取待识字符的字符特征,选出属于约简集的属性值。
- 2) 进行属性离散化处理。
- 3) 在规则库里进行规则的匹配,如果只有一条规则被匹配上,则输出该条规则的匹配结果;如果没有规则被匹配上,则该字符无法识别。
- 4) 如果有两条或两条以上的规则被匹配上,则根据所匹配的规则的可信度大小,选择可信度大的规则,以该条规则的后件作为识别结果。

#### 4.5.2 基于粗糙集与 RBF 网络结合的车牌字符识别方法

利用神经网络进行字符识别分两个过程:一是识别器的设计,即神经网络的训练阶段,主要进行网络权值的调整,以表现问题域;二是字符的识别,即神经网络的工作阶段,将实验数据或实际数据输入到训练后的网络,由网络输出分类结果。

本文提出的基于粗糙集与 RBF 神经网络结合的字符识别仍然是上述的两个过程，只是在神经网络识别器构造之前先通过粗糙集理论对训练样本的特征进行知识获取，包括建立决策表、离散决策表、约简决策表等步骤，有效地降低了特征空间的维数，简化了神经网络识别器的结构，再进行神经网络识别器的训练和工作，这样就可以减少神经网络识别器的训练和工作的时间，提高系统的性能。基于粗糙集与神经网络结合的字符识别的流程图如图 5.2 所示。

使用 RBF 网络建立字符识别器。从约简后的决策表构造网络结构共有三层，包括有输入层、隐含层和输出层。输入层为  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ ， $x_i (i=1, 2, \dots, n)$  为特征的精确值， $n$  为约简后的属性个数。隐含层为对输入空间进行非线性变换，此层采用一种局部分布的对中心点径向对称衰减的非负非线性函数作为变换函数，本文取高斯函数

$$\alpha_j(x) = \exp\left[-(x_i - c_{ij})^2 / \sigma_{ij}^2\right] \quad i=1, 2, \dots, n, \quad j=1, 2, \dots, m_i$$

当输入距离高斯函数的中心点足够近时，隐含层神经元就被激活。其中， $\alpha_j(x)$  为输出值， $x$  为输入向量， $c_{ij}$  为第  $i$  个输入分量第  $j$  个基函数聚类中心模式向量， $\sigma_{ij}^2$  为类方差。输出层提供了从隐层到输出空间的线性变换，输出节点数  $r$  为决策属性的取值个数，即样本字符的种类。本文用于车牌数字字符识别， $r$  等于 10。

$$y_i = \sum_{j=1}^m w_{ij} \alpha_j(x) \quad i=1, 2, \dots, r$$

学习前的工作：

- 1) 设置最大训练次数  $MAXEPOCH$ ，期望误差值  $goal$ ，高斯函数的宽度参数  $spread$ ；
- 2) 设置权值  $c_{ij}$  和  $w_{ij}$  的初始值。

学习算法如下：

- 1) 分别以每个样本的输入向量作为基函数聚类中心模式向量，对所有的输入—输出训练样本对  $(x, d)$ ，计算产生的误差。
- 2) 搜索使误差最大的训练样本  $x_r$ 。
- 3) 创建一个新的 RBF 神经元，使其基函数聚类中心模式向量为使误差最大的样本输入向量：

$$c_{ij} = x_r$$

- 4) 更新权值：

$$w = [w, x]$$

- 5) 计算反映实际输出与期望输出误差平方和价值函数：

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^M (d_k - y_k)^2$$

其中， $P$  为全部样本的数目， $M$  为输出层神经元的个数。  
均方根误差为：



$$error = \frac{1}{P} \sqrt{E_p}$$

- 6) 检查结束条件: 如果  $error < goal$  或  $epoch = MAXEPOCH$ , 则训练结束; 否  $epoch = epoch + 1$ , 转 1), 进行下一轮训练。

## 4.6 试验和结果分析

车牌字符样本是通过随机拍摄的车牌图像经字符自动分割和归一化算法获得。标准汽车车牌七个字符中, 最少有四个为数字, 所以本文以车牌数字字符为实例。样本的总个数为 800 个, 随机分成训练样本和测试样本两个集合, 训练样本 600 个, 测试样本为 200 个。提取训练样本的粗网格特征并建立决策表, 应用本章前几节的算法对其进行离散化处理和属性约简, 利用所得到的约简结果获取分类规则或直接利用约简结果, 再用测试样本进行测试, 最后对其结果进行分析研究。同时在测试中还使用了两种神经网络识别器作为对比, 并基于 Rosetta 软件与 Matlab6.1 完成了基于粗糙集理论的车牌字符图像的知识表示和获取。

### 4.6.1 用于对比试验的其他两种神经网络识别器

为了检验 RBF 识别器的性能, 实验中还使用了另外两种分类器做对比实验。一个是文献[79]中介绍的基于 SOFM 神经网络识别方法, 另一个是基于 BP 神经网络的识别方法。下面介绍 BP 神经网络识别器的原理:

BP 网络的主要优点是: 只要有足够多的隐层和隐结点就可以逼近任意的非线性映射关系; 学习算法属于全局逼近的方法, 具有较好的泛化能力。本文中 BP 网络是具有一个中间层(隐层)的三层网络。输入层、中间层、输出层的神经元个数分别是  $N$ 、 $L$ 、 $M$ 。输入为约简后的属性值  $x_1, x_2, \dots, x_N$ ; 中间层输出为  $h_1, h_2, \dots, h_L$ ; 网络实际输出为  $y_1, y_2, \dots, y_M$ ;  $d_1, d_2, \dots, d_M$  表示训练样本的期望输出。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  $\varphi_j$  来分别表示输出单元和中间单元的阈值。神经元的变换函数  $f(\bullet)$  为 S 型函数。于是, 中间层各单元的输出为:

$$h_j = f\left(\sum_{i=1}^N v_{ij} x_i - \varphi_j\right) \quad j = 1, 2, \dots, L$$

输出层各单元的输出为:

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^L w_{jk} h_j - \theta_k\right) \quad k = 1, 2, \dots, M$$

### 4.6.2 基于粗糙集理论的字符图像的知识表示和获取

由第一章的 1.3.2 节中介绍的 Rosetta 是由挪威科技大学计算机与信息科学系和波兰华沙大学数学研究所合作开发的一个基于 Rough 集理论框架的表格逻辑数据分析工具包。Rosetta 的设计实现了对数据挖掘和知识获取的支持从数据

的初始浏览和属性离散,计算最小属性约简和产生 if-then 决测规则或描述模式,到所得到大规则或模式的验证和分析。

Rosetta 提供了一个很直观的图形用户界面。图形用户界面是高度面向对象的,所有操作对象被表示为独立的图形用户界面的元素项,每个元素项有自己的与上下文相关的菜单集合。Rosetta 可以处理多种格式的数据如文本和数据库数据等,这些数据将以决策表的形式存在于 Rosetta 系统中。当决策表成功装载入 project 后,系统使用 RS 理论逐步分析数据,最后得到决策规则。根据图 4.1,本节基于 Rosetta 软件与 Matlab6.1 完成了基于粗糙集理论的车牌字符图像的知识获取。

### 1、数据准备

根据 4.1 节提取训练样本的粗网格特征<sup>[8]</sup>建立一个决策表。

样本号	条件属性					决策属性
	$C_1$	$C_2$	...	$C_{63}$	$C_{64}$	$d$
X1	22	64	...	36	0	0
X2	64	64	...	0	0	1
X3	16	48		4	52	2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

表 4.1  $8 \times 8$  粗网格特征决策表

表 4.1 中, NUM 字符类别为决策属性; 条件属性  $C = \{C_1, \dots, C_{64}\}$  且属性值域  $V_C = \{0, 1, \dots, 64\}$ , T56~T64 为条件属性; 最左边为样本个数, 应有 600 个。

### 2、属性离散化

运用 Rosetta 对数据进行分析, 需要对数据进行离散化工作。Rosetta 软件提供了一些常用的离散化算法: 等频率, Naive Scaler、Semi Naive Scaler 算法、布尔逻辑和 Rough 集理论相结合的算法, 算法描述见 4.2.2 节。根据粗网格特征, 应用 Rosetta 软件中的等频率算法, 离散决策表形式见表 4.2

样本号	条件属性					决策属性
	$C_1$	$C_2$	...	$C_2$	$C_1$	$d$
X1	[13,*)	[29,*)	...	[*,40)	[*,7)	0
X2	[13,*)	[29,*)	...	[*,40)	[*,7)	1
X2	[13,*)	[29,*)	...	[*,40)	[7,*)	2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

表 4.2 等频率离散决策表

由于 Rosetta 软件中提供的离散化算法没有针对车牌字符特点, 本文提出了 4.2.3 和 4.2.4 节的离散化算法, 表 4.3 给出了本文提出的基于属性重要性算

法的离散决策表形式。

样本号	条件属性					决策属性
	$C_1$	$C_2$	...	$C_{63}$	$C_{64}$	
X1	1	3	...	2	1	0
X2	2	3	...	1	1	1
X3	1	3	...	1	3	2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

表 4.3 基于属性重要性算法的离散决策表

### 3、属性约简和规则的产生

对表 4.2 中的数据采用 Rosetta 软件中提供的 Johnson 算法约简后得到 11 个条件属性，由约简后得到的决策表获得 209 条规则，以数字 0 的分类决策为例，它有 16 条规则，如： $C_1([13, *]) \text{ AND } C_3([7, *]) \text{ AND } C_5([4, *]) \text{ AND } C_{14}([25, *]) \text{ AND } C_{16}([*, 33]) \text{ AND } C_{20}([*, 56]) \text{ AND } C_{30}([*, 1]) \text{ AND } C_{40}([*, 59]) \text{ AND } C_{44}([*, 58]) \text{ AND } C_{56}([*, 39]) \text{ AND } C_{58}([23, *]) \Rightarrow \text{Num}(0)$ ，其规则可信度为 0.0166667。这表示，为判别数字是否是 0，只需检验约简后的 10 个属性的值，而无需检验全部属性。对其他数字也有类似的判别方式。这些判别规则由字符特征的若干属性确定其属于哪一类，简明直接，易于理解。这也表明基于粗糙集的知识获取方法能从数据样本中挖掘出蕴涵期间的模式分类规律，并可表示为简约的、专业意义明确的决策规则。

采用 Johnson 算法对表 4.3 中的数据进行约简，其约简后的决策表见表 4.4。约简后得到 10 个条件属性，获得 251 条规则，其规则形式为： $C_3(3) \text{ AND } C_9(3) \text{ AND } C_{34}(1) \text{ AND } C_{36}(1) \text{ AND } C_{37}(1) \text{ AND } C_{39}(2) \text{ AND } C_{51}(3) \text{ AND } C_{52}(3) \text{ AND } C_{57}(1) \text{ AND } C_{63}(2) \Rightarrow \text{Num}(0)$ 。

样本号	条件属性										决策属性
	$C_3$	$C_9$	$C_{34}$	$C_{36}$	$C_{37}$	$C_{39}$	$C_{51}$	$C_{52}$	$C_{57}$	$C_{63}$	
X1	3	3	1	1	1	2	3	3	1	2	0
X2	3	3	3	3	3	3	3	3	1	1	1
X3	1	3	1	3	3	1	3	2	1	1	2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

表 4.4 约简后的决策表

由于 Rosetta 软件提供的约简算法不多，能适用的只有 Johnson 算法，本文又实现了 4.3 节的另外两种约简算法。

### 4.6.3 属性离散化算法比较试验

根据字符知识获取过程，实验提取训练样本的粗网格特征建立决策表，为了比较各种属性离散化算法的优劣，属性约简算法全部采用 Rosetta 软件中的 Johnson 算法，利用所得到的约简结果获取分类规则，再用测试样本进行测试。其中等频率，Naive Scaler、Semi Naive Scaler 算法、布尔逻辑和 Rough 集理论相结合的算法由 Rosetta 软件实现，试验结果见表 4.5

离散方法	离散区间数	约简方法	约简前属性个数	约简后属性个数	规则匹配方法	
					正确识别样本数	识别率 (%)
Navie	多	Johnson	64	4	82	41
Semi_naive	多	Johnson	64	4	85	42.5
Boolen	/	Johnson	64	4	88	44
等距离	2	Johnson	64	12	170	85
	3	Johnson	64	8	132	66
等频率	2	Johnson	64	11	150	75
	3	Johnson	64	8	118	59
SOFM 网络	2	Johnson	64	11	174	87
	3	Johnson	64	8	149	74.5
属性重要性	2 或 3	Johnson	64	10	175	87.5

(注：“/”代表有些属性没有被离散化)

表 4.5 属性离散化算法比较实验结果

因为等距离、等频率和基于 SOFM 网络的属性离散化算法需要事先指定离散区间数，所以对数字训练样本按 64 个决策属性作出的直方图（见附录 1）进行了分析。分析发现，一部分属性的属性值集中分布在 0 和 64 两个端点，另一部分属性的属性值除了分布在两个端点以外，在 30 到 50 之间也有一定的分布所以在离散化区间数的选择上考虑了数据空间分布的特点，取 2 或 3 较为合理，见表 4.5。

根据表 4.5 对不同离散化算法的知识获取结果在离散化结果、剩余属性个数、正确识别率等指标上进行比较分析。

#### 1、前三种算法的效果非常差

从表 4.6（表 4.6 给出了前三种算法的部分离散化结果）来看，前两种算法得到的断点数都太多，这是由于这两种算法选取断点的过程是一开始设断点集为空集，逐步增加断点得到离散化结果，同时粗网格特征的数据本身是离散化数据，而且排列没有一定的规律。一般来说，离散后的断点越多，约简掉的属性越多，获得的决策规则（决策知识）冗余度和适应性越低，对噪声越敏感，在样本有限的情况下，更为明显。

由表 4.6 可以看出，布尔逻辑和粗糙集理论相结合的离散化算法对条件属性 C1 得到得断点较少，对条件属性 C2 找不到任何断点。这是由于该算法是采

用贪心算法来寻找主蕴涵，所以布尔逻辑推理算法对数据中有些属性找不到任何断点。因此此算法从粗糙集的角度来讲这是一种很好的离散化思想，但在实际应用中因为不能对数据集中全部属性离散化，导致离散化效果下降。在车牌字符识别中的 64 个属性中，就有 24 个不能进行离散化，导致缺少属性的约简，造成了识别率较低。

样本号	Navie		Semi Navie		Boolean		决策属性
	C1	C2	C1	C2	C1	C2	$d$
X1	[22,23)	[63,*)	[20,23)	[63,*)	[*,57)	64	0
X2	[63,*)	[63,*)	[63,*)	[63,*)	[57,*)	64	1
X3	[16,17)	[47,49)	[16,19)	[46,49)	[*,57)	48	2
X4	[31,33)	[*,1)	[31,33)	[*,1)	[*,57)	0	3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

表 4.6 前三种算法离散化结果

## 2、等距离与等频率两种算法的识别率得到了显著上升

但其离散化过程中几乎不考虑信息系统的具体属性值，一次得到所有断点值，不考虑信息系统的不可分辨关系，利用得到的断点对原有的信息系统进行离散化处理，需要改进。

## 3、SOFM 网络的识别率较高

本文实现的基于 SOFM 网络的离散化算法利用其良好的聚类特性对样本属性值进行聚类，合理地将属性值划分到几个离散的区间内，提高了最终的字符识别率。但神经网络离散化算法得到的决策系统中每个条件属性的分类数都相同，不可避免的有些条件属性过于细分，而有些条件属性分类过粗，且算法所需时间较长，这是需要改进的地方。

## 4、基于属性重要性的算法识别率较好

本文提出的基于属性重要性的离散化算法无需事先指定离散化区间数，自动离散为 2 和 3 个区间，符合了数据空间分布特点，产生了合理的离散区间，使每个属性离散化后既不过粗，也过细，剩余属性合适，提高了规则的分类精度，且算法的时间复杂度不高，使得基于此算法的粗糙集知识获取方法，能有效的从数据样本中挖掘出蕴涵其间的模式分类规律，构建意义明确的分类模型，识别效果较好。

### 4.6.4 字符识别试验

根据图 4.2 的车牌字符识别流程图，提取训练样本的粗网格特征建立决策表，采用基于 SOFM 网的属性离散化算法离散化决策表，对离散后的决策表进行属性约简（约简前的属性个数为 64 个），属性约简结果见表 4.7，利用属性

约简后的决策表分别构造 SOFM 网络识别器、BP 网络识别器和 RBF 网络识别器。各神经网络识别器的结构见表 4.7。

神经网络识别器构造好后，要进行网络训练，先要选择网络参数，本文选择最大训练次数  $MAXEPOCH = 10000$ ，期望误差值  $goal = 0.01$ ，学习率  $lr = 0.5$ ，RBF 网络中  $spread = 0.5$ 。输入层与隐层之间、隐层与输出层之间的连接权值的初始值为随机的很小的数。然后根据本章前几节所述的网络学习算法进行训练。当神经网络识别器训练好后，再用训练好的神经网络识别器根据前面所述的字符识别算法对测试样本进行识别，识别结果如表 4.8 所示。

字符图像分区数	属性离散区间数	约简方法	约简后属性个数	SOFM 网络结构		BP 网结构			RBF 网络结构								
				输入层	输入层	输入层	隐层	输出层	输入层	隐层	输出层						
1	2	Johnson	11	11	11	11	13	4	11	363	4						
		互信息	12									12	12	380			
		代数算法	13									13	13	402			
	3	Johnson	8									8	8	13	8	366	
		互信息	9									9	9	13	9	369	
		代数算法	9									9	9	13	9	378	
	2	2	Johnson									26	26	26	28	26	395
			互信息									33	33	33	22	33	394
			代数算法									37	37	37	22	37	390
3		Johnson	18	18	18	28	18	399									
		互信息	17	17	17	20	17	387									
		代数算法	18	18	18	20	18	407									

表 4.7 神经网络识别器结构

### 1、属性约简结果分析

Johnson 算法简单，实现容易，识别率较高；互信息算法是基于信息熵的属性重要度，它细致地刻画了边界域中不确定元素集合提供的信息，而忽略了知识的粒度，在不确定元素域中过于“细致”；改进的代数算法约简后的属性个数最多，约简所需时间短，容易实现。

从表 4.7 可见，随着属性离散区间数的增加，约简后的属性个数减少，即使选择离散区间数为 2，约简后的属性数也只有 11 个。由于神经网络识别器的构造需要增加适当地条件属性的冗余，所以本文先将字符图像分成两个区域（即将属性分成两组）分别进行属性约简后，再将约简后的属性合在一起构造神经网络识别器。

### 2、识别结果分析

从表 4.8 可以看出，使用粗糙集的规则匹配字符识别方法，正确识别率偏低，增加属性冗余度，虽然识别结果有所提高，但仍然达不到系统要求的精度。而使用基于粗糙集和神经网络结合的字符识别方法，在简化识别系统结构的同时可获得好的识别精度，增加属性冗余度会有利于提高神经网络识别器的识别率。其次，RBF 与 Bp 神经网络识别方法的识别率高于 SOFM 神经网络识别方法。但是用 BP 算法，训练 3000 步还没达到给定误差，用 RBF 算法一般在 300 多步就达到了相同的给定误差，且识别率和 BP 算法差不多，在两区间时 RBF 识别率更明显高于 BP 算法。由此可见，用粗糙集优选条件属性之后，可大大提高 RBF 网络的分类能力，RBF 网络也明显优于 BP 网络和 SOFM 网络。

字符 图像 分区 数	属性 离散 区间 数	约简方法	粗糙集规则 匹配方法		SOFM 神经网络 识别方法		BP 神经网络 识别方法		RBF 神经网络 识别方法	
			正确 识别 样本 数	识 别 率 (%)	正 确 识别 样本 数	识 别 率 (%)	正 确 识别 样本 数	识 别 率 (%)	正 确 识别 样本 数	识 别 率 (%)
1	2	Johnson	174	87	192	96	195	97.5	195	97.5
	2	互信息	165	82.5	175	87.5	193	96.5	192	96
	2	代数集合	156	78	173	86.5	195	97.5	193	96.5
	3	Johnson	149	74.5	189	94.5	194	97	189	94.5
	3	互信息	141	70.5	195	97.5	196	98	197	98.5
	3	代数集合	134	67	170	85	193	96.5	191	95.5
2	2	Johnson	179	89.5	196	98	196	98	199	99.5
	2	互信息	182	91	180	90	195	97.5	196	98
	2	代数集合	181	90.5	179	89.5	197	98.5	200	100
	3	Johnson	164	82	190	95	192	96	195	97.5
	3	互信息	171	85.5	179	89.5	196	98	199	99.5
	3	代数集合	156	78	179	89.5	198	99	199	99.5

表 4.8 字符识别结果

3、基于粗糙集神经网络系统的识别结果分析，该系统具有如下优点：

(1) 利用粗糙集理论化简样本及条件属性，使得神经网络的输入端数量大大减少，简化了神经网络结构，提高了系统的速度；

(2) 用该系统进行车牌字符识别，由于条件属性项大大减少，使得系统工作成本降低，识别速度加快，实时性增强；

(3) 由于神经网络有良好的容错性和扩展性，能有效降低噪声的影响，提高识别效果。

## 第五章 车牌识别系统的软件实现

文献[85][86]中已经详细的介绍了 Windows 对位图的操作方法、车牌系统的设计要求和车牌识别系统的基本结构和应用，基于开发工具 Microsoft Visual C++6.0 实现了位图处理类、相关处理算法和车牌识别软件的界面。本章以这些内容为基础，重新设计了车牌识别软件的界面，具有图像的读取存储、图像的处理、车牌定位及分割、车牌字符切割、字符特征提取、字符识别等功能。软件系统能单独实现识别过程中的各项功能，并且每项功能具有多种实现算法可供选择，同时实现了识别全过程的连接，可以一次性实现汽车牌照的全自动识别，进一步完善了车牌识别软件的功能。

本章主要介绍了：车牌识别系统软件的流程、软件的总体类结构、综合多特征的车牌区域定位、基于粗糙集与神经网络的字符识别、软件界面。

### 5.1 车牌识别系统的结构

车牌识别系统一般包括以下几个方面：



图 5.1 车牌识别系统简图

图像处理是指在车牌提取之前所要进行的一系列信息变换，一般包括灰度化、预处理、二值化等等。车牌分割所要完成的功能就是根据车牌特征在图像中进行车牌区域的定位和提取。字符分割是指对已经提取出来的车牌进行各个字符的切分。字符识别则是在分割出来的字符中提取特征信息，利用识别器进行字符识别。信息处理是指把识别后获得的的车牌信息进行存储、传输等处理。

图 5.2 为本文给出的车牌识别系统结构与功能图，对各项功能进行了细化。车牌识别系统的软件就是要实现上述各项功能模块，并把它们有机的结合起来，从而达到识别的目的，并且每项功能具有多种实现算法可供选择。本文所做的工作就是提出并实现了综合纹理和颜色的车牌区域定位和基于粗糙集与神经网络的车牌字符的识别，并在完善各个模块基础之上最终连接成一个完整的车牌识别系统。



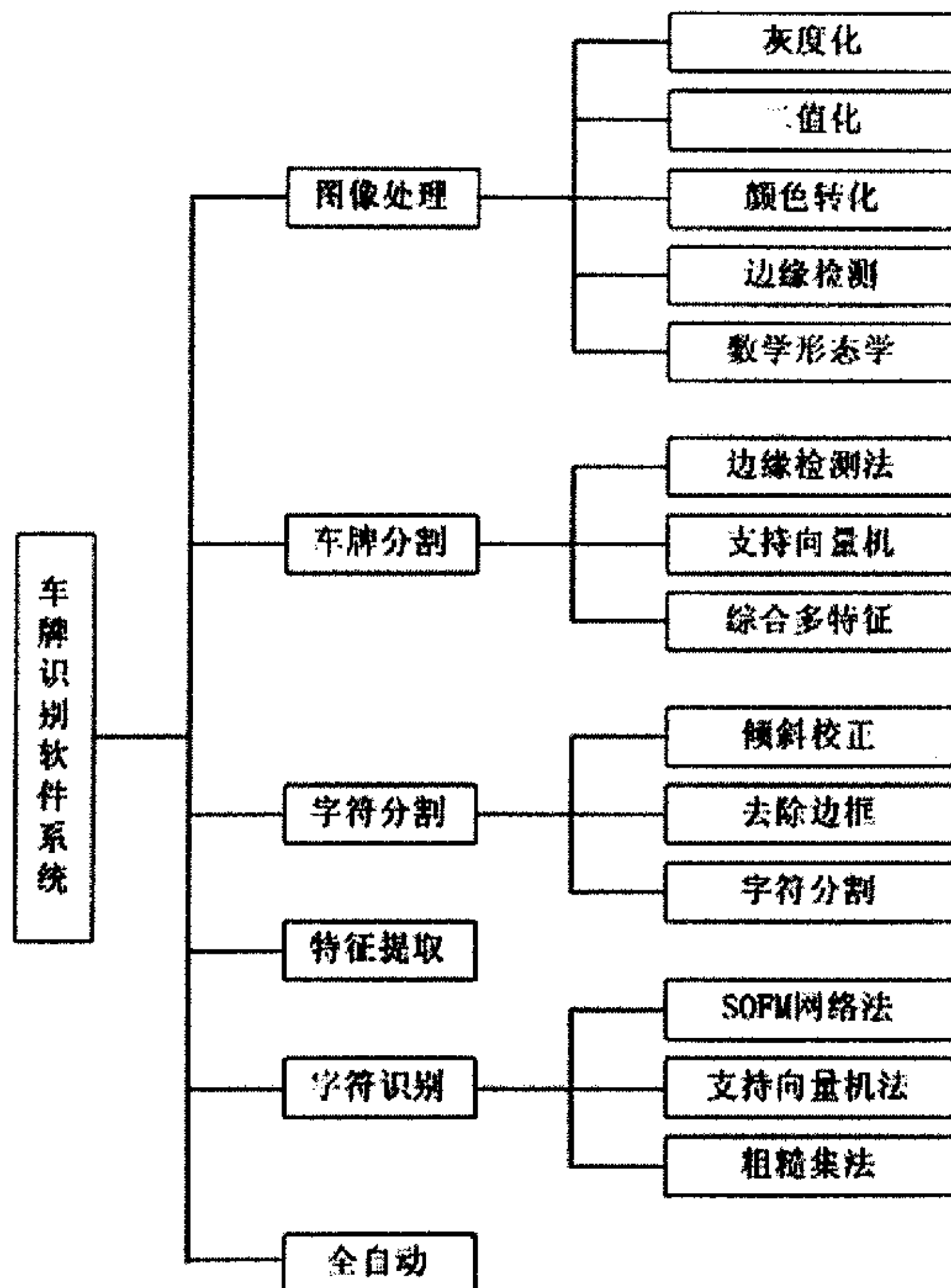


图 5.2 车牌识别系统结构图

## 5.2 车牌识别软件模块的介绍

在车牌识别软件的设计中，为了增加程序的可移植性，在模块化设计中对不同的功能定义了不同的类，进行了功能的封装。根据前几章提出的车牌分割、基于粗糙集理论的车牌字符识别算法，在本节中将介绍如何在车牌识别软件中实现这些算法。

### 5.2.1 程序中定义类与处理函数

本文改进了已有的图像处理类 CDib、车牌处理类 CDibProcess，增加了图像色彩空间转化的算法与本文提出的车牌分割算法，并且对一些图像属性操作的功能做了改进。主要定义的类见表 5.1

类名	功能描述
BPNN	BP 神经网络
CBmpDialog	文件预览对话框类，实现图像文件预览
CButtonST	自画按钮类，设置按钮、显示文字，绘制图标、背景等功能
CcharaSegment	字符切割堆栈
CCreditStatic	静态文本框滚动显示，包括显示速度、字体、文本高度等
CDialogResult	识别结果对话框
CDib	基本图像处理类，包括图像的读取，存储等功能
CDibProcess	图像分割算法类，包括车牌的倾斜校正
CFeature	集合了各种特征提取算法类
ChistogramDlg	显示直方图
CimgProcess	车牌图像处理算法，包括各种二值化处理算法，车牌字符分割算法等
CImgProfile	直方图处理，包括直方图均衡，直方图拉伸 投影图的滤波处理
Cjpeg	负责 JPEG 格式图像的读取，存储
CmdIClient	管理客户区背景的刷新
CmyDialogBar	相关信息显示，分割后的结果，字符分割后的结果，字符识别结果显示
CmyListCtrl	多个车牌识别结果显示的自定义列表框
CprogressBar	自定义进度显示
CshowInfo	像素，颜色,位置信息显示
Csofm	自组织映射网络
CSVMDialog	SVM 训练的核函数、参数选择和类型选择
CunRedoNode	撤销，重复操作的存储堆栈

表 5.1 车牌识别软件定义的类

车牌处理类 CDibProcess 中的主要的属性和处理函数见表 5.2。

Attach(CDib * m_pDib)	根据当前活动的 CDib 对象生成一个相容的空间，在该空间进行相应的处理
AttachSave( )	将其他一些值进行赋值
Color2BwSOFM ( )	利用 KOHONEN 网络的彩色图二值化
Color2GrayMax ( )	灰度化算法中的最大值法
Color2GrayMin ( )	灰度化算法中的最小值法
Color2GrayRatio ( )	灰度化算法中的加权值法
Color2Hsi ( )	把 RGB 彩色空间转换到 HSI 空间
ColorPlateCut()	综合多特征的车牌封算法
CutHornPlate	水平纹理切割
Detach(CDib * m_pDib)	拷贝当前的内容到目的源
DetachSave( )	完成值交换，并清除赋值
Dilate(BYTE width, BYTE height)	数学形态学中的膨胀算法
Erode(BYTE width, BYTE height)	数学形态学中的腐蚀算法
GetOffDot(int left, int right)	取出非车牌区域
Gray2VertDd( )	获取垂直纹理图
HoughAngel( )	获取车牌倾斜角
LineDecter()	直线检测算法
PlateLineCut()	基于 Sobel 检测的车牌分割算法
SelectPlateLine()	寻找车牌所在的行
smallcut()	车牌的细分割
SobelMatlab()	基于 Sobel 算子的边缘检测
SobelMatlabHorn()	的基于 Sobel 算子的水平边缘检测
SobelMatlabVert()	基于 Sobel 算子的垂直边缘检测
PlateLineCut()	基于 Sobel 检测的车牌分割算法
Gray2HornDd( )	获取水平纹理图
TextLine( )	获取垂直边缘纹理图

表 5.2 CDibprocess 中的属性与处理函数

### 5.2.2 基于粗糙集与神经网络的车牌字符识别

对于本文提出的基于粗糙集与神经网络的车牌字符识别算法，本节给出了类 CNewAppView 下的两个处理函数：利用粗糙集约简的结果训练网络 OnRoughSetTrain()，根据训练后的网络识别测试 OnRoughSetRecognition()。

OnRoughSetTrain()主要是基于 SOFM 神经网络离散化数据，通过粗糙集 (RoughSet) 约简，利用约简后的剩余属性项为网络输入节点训练网络。

OnRoughSetRecognition()则是根据测试对象约简后的剩余属性利用训练后的网络进行测试，给出识别结果。

### 5.2.3 车牌图像处理类之间的关系

各类之间功能关系如图所示

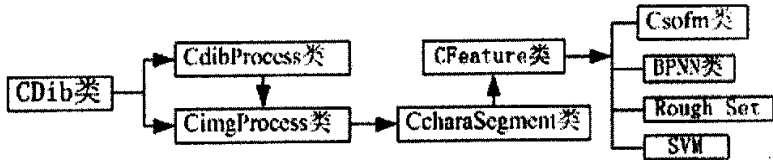


图 5.3 系统定义类结构关系

## 5.3 车牌识别软件的处理流程

- 1、读取汽车图像文件，包括 JPG 或 BMP 等文件格式。
- 2、对原始图像进行预处理，主要是对质量较差的图像进行消噪处理，直方图均衡化处理等。但是并不是在说所有情况下都要采用预处理，甚至在某些情况下进行预处理后的效果反而更差，所以在预处理之前应进行判断。
- 3、可以采用三种分割算法进行车牌分割，一般首先采用基于边缘检测的车牌分割算法，当综合分析环节判定该分割算法无效时，采用基于支持向量机的分割算法，对于彩色图像一般采用本文提出的综合纹理和颜色的车牌分割算法，
- 4、当分割算法给出分割结果后，判断分割结果是否可能是车牌，如果是，则继续进行，如果不是则转入综合分析环节。
- 5、对车牌的正确分割结果进行倾斜度校正处理。
- 6、然后进行字符的分割，如果字符分割正确则继续进行，如果不是则转入综合分析环节。
- 7、对分割所得的字符进行识别，在这儿可以采用本文提出的基于粗糙集神经网络结合的车牌字符识别；也可以采用文献[86]基于支持向量机的车牌字符识别；还可以采用文献[37]中的基于 SOFM 网络的识别方法和文献[36]中的基于 BP 网络的识别方法等方法，也可以对这些识别方法进行综合运用给出识别结果，具体的综合运用方法请参见文献[37]。如果识别结果符合车牌字符的规律，则进行相应的显示和数据存储处理，流程至此结束。流程图见附录 2。

## 5.4 车牌图像识别系统软件的功能介绍

本软件在实现识别全过程的同时还包含了测试平台的功能，在此基础上

可以进行新方法的试验。

### 5.4.1 程序主界面

图 5.4 为车牌识别软件运行时的主界面，界面主要分成以下几个部分：菜单项、工具条、视图区（图像显示区）、像素信息显示、车牌显示区、牌照信息显示框、字符切分显示区、车牌识别结果显示列表框和状态栏。软件的主要功能操作通过选择菜单来实现；工具条提供一些常用操作的快捷方式；视图区是主显示区用于显示图像；状态栏用于显示图像尺寸、像素颜色位信息和菜单操作提示信息；当鼠标在图像上移动时，左侧停靠栏显示光标所在点的坐标值、颜色信息；正确定位分割的牌照区域显示在视图的左上角，而牌照二值化后的结果显示在右边的停靠栏上的车牌区域框中；牌照信息显示区用于显示分割出来的牌照的尺寸大小，倾斜角度、颜色；车牌字符显示区用于显示车牌字符切分结果，及相应处理；车牌识别的结果显示在列表框，支持多幅图像的识别。



图 5.4 车牌图像识别软件界面

### 5.4.2 菜单项功能

菜单项主要可以包括以下几个处理部分：文件、编辑、视图、图像处理、车牌分割、字符分割、特征提取、字符识别和全自动。

1、“文件”菜单项下的相关操作。（见图 5.5）

其中“新建”项操作是用于在视图区显示一个空白图像；“打开”项操作用于打开一个图像文件，目前只支持 BMP 和 JPG 格式的图像文件，格式可以扩展。打开文件对话框支持图像文件的预览（图 5.6），同时显示图像的尺寸大小、图像的长宽、颜色位等信息。“关闭”项操作的作用是关闭一个已打开文件。“保存”项操作可以将视图区中的图像进行保存而不改变图像文件名，也可以使用“另存为”操作来改变文件名保存。重新加载的作用是放弃当前对视图区域图像的操作，重新读取图像文件。“打印”、“打印预览”、“打印设置”在安装打印机之后才能使用。“退出”项的操作则是用于退出车牌识别软件。

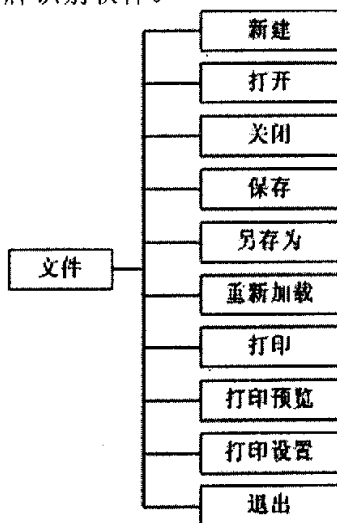


图 5.5 文件操作



图 5.6 打开文件对话框

- 2、“编辑”项菜单包含撤销、重复、剪切、粘贴、复制功能项。其中撤销和重复功能主要是实现操作的可逆性，方便图像处理，目前支持七次撤销、重复操作。
- 3、“视图”项菜单支持工具栏、状态栏、像素信息栏、放大、缩小。工具栏、状态栏、像素信息栏三项的功能是就是否在界面上悬浮做出选择。
- 4、图像处理菜单的功能较多。主要对视图中活动图像完成一系列的处理操作，支持包括直方图、反色、边缘检测、图像滤波、颜色调整、灰度化、二值化、图像增强处理、颜色转化、以及数学形态学等操作，结构图见 5.7。各种方法均支持多种算子的运算，其中边缘检测算子的详细介绍见文献[66]；数学形态学包括腐蚀、膨胀操作，第三章中已有介绍。颜色调整实现图像各颜色分量比重的调整，灰度化方法与二值化方法见文献[37]，颜色转化见本文第三章介绍。图 5.8 给出图像处理菜单，图 5.9 给出图 5.4 中汽车图像的直方图。图 5.10 给出汽车图像的 Sobel 边缘检测图，图 5.11 给出图 5.10 的数学形态学的膨胀图。图 5.12 给出汽车图像在 HSI 空间中的饱和度分量

图。图 5.13 给出了汽车牌照的二值化图（用二值化方法中的整体与局部结合的方法）。

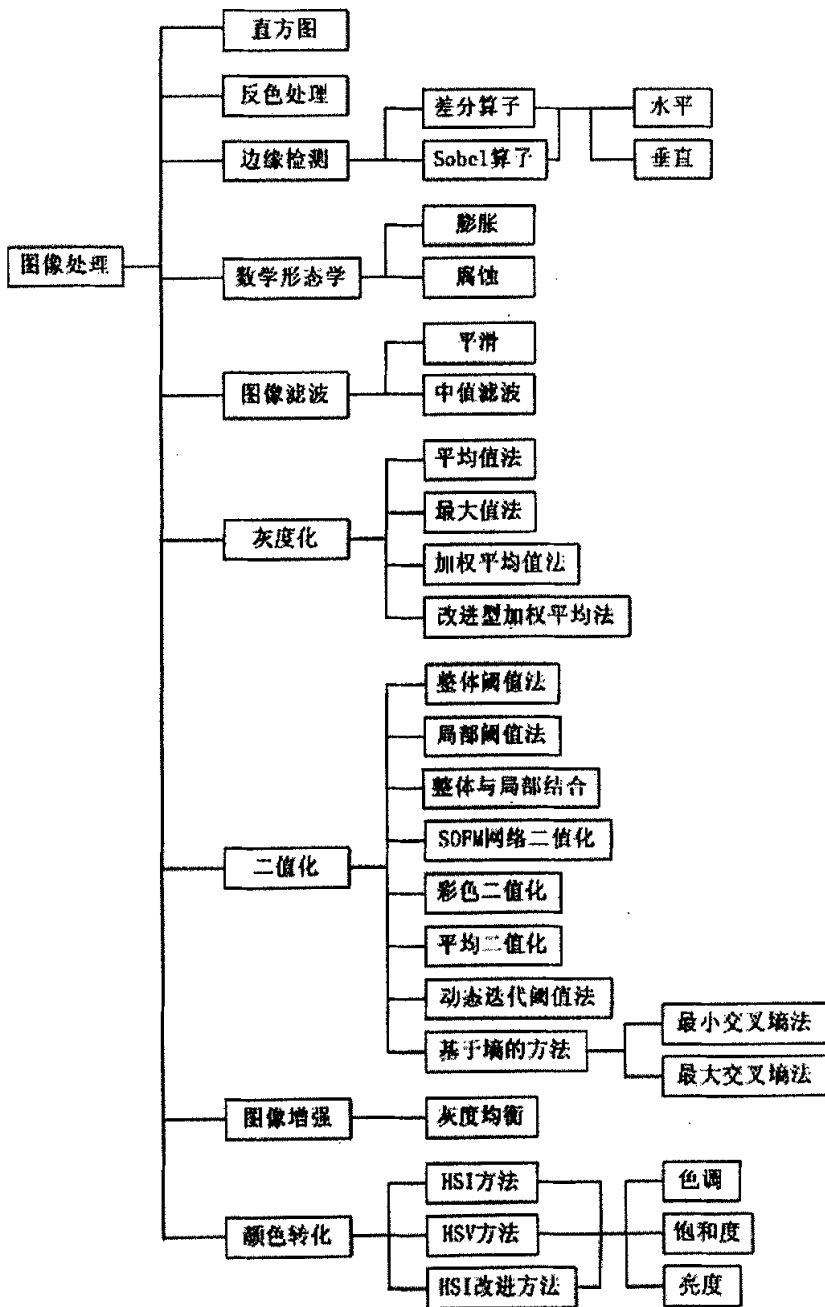


图 5.7 图像处理菜单

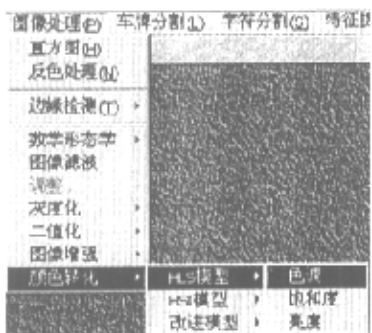


图 5.8 图像处理示意图

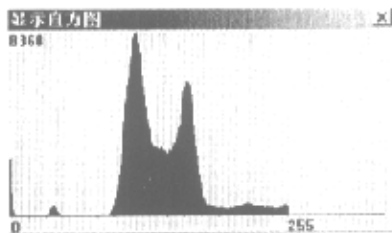


图 5.9 直方图显示



图 5.10 Sobel 边缘检测

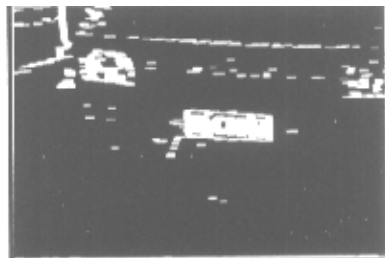


图 5.11 数学形态学膨胀

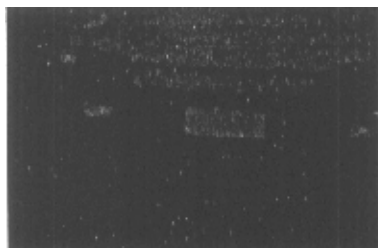


图 5.12 饱和度分量图



图 5.13 二值化图

5、车牌分割菜单的操作项（见图 5.14）。其中基于边缘检测的方法的分割方法见文献[85]，基于支持向量机的分割方法见文献[86]，综合颜色和纹理的车牌分割方法详见本文第三章。

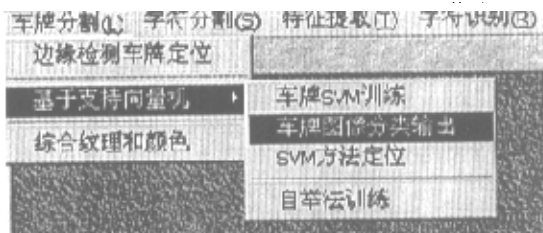


图 5.14 车牌分割菜单



6、字符分割菜单包含图 5.15 所示各项。首先对车牌二值图像切除边框，接着可以选择切割牌照中任意位置的字符，也可以自动切割全部七位字符。调整车牌二值图像是指对于干扰较严重的车牌图像进行滤波处理。详见文献 [86]。

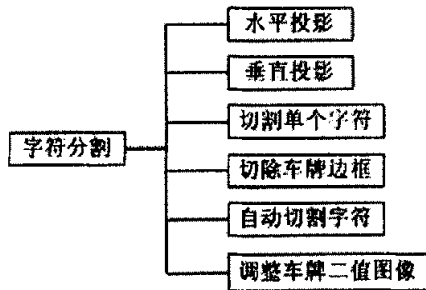


图 5.15 车牌字符切分菜单

7、特征提取菜单中的相关操作（见图 5.16）。其中包括提取粗网格特征、左右轮廓特征、全局笔划方向密度特征，生成供训练用的数据文件。图 5.17 为粗网格特征提取的存储路径。

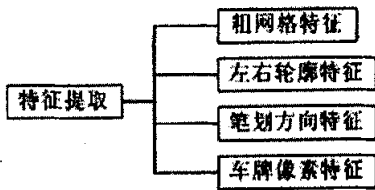


图 5.16 特征提取菜单

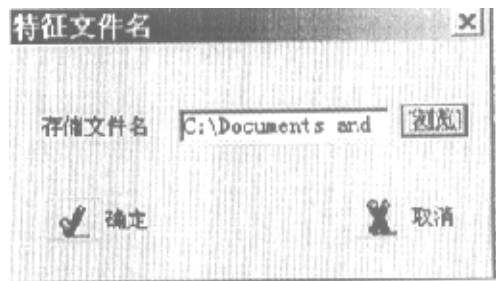


图 5.17 粗网格特征提取

8、识别菜单下的各操作项（见图 5.18），其中包含了各种识别方法的训练、测试。如基于 SOFM 网络的识别方法、基于支持向量机的识别方法；本文第四章基于粗糙集和神经网络相结合的识别方法。对应不同的车牌字符位，每种方法又有数字识别、字母识别、字母和数字混合识别等子菜单项。

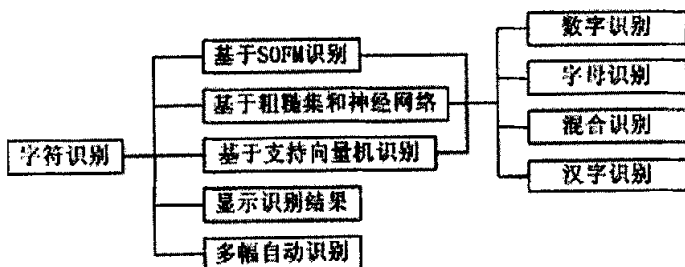


图 5.18 字符识别菜单

对于神经网络通过各子菜单的训练项，可以完成读入的数据样本文件，进行训练如图 5.19 对话框所示；通过测试项实现识别方法测试，也可以实现对于一个测试集合的自动的测试，给出测试结果。

显示识别结果则是将切分正确的车牌字符逐个识别，给出车牌识别结果。多幅自动识别是完成可某一目录下的多幅图像的自动识别，识别结果依次显示在界面右侧列表框中。未能识别者以不同颜色也显示在列表框中，双击可以在视图中再显示，供使用者分析。

基于粗糙集与神经网络相结合的方法的识别和测试子菜单见图 5.20。其中统计测试结果对话框如图 5.21。该方法通过粗糙集约简特征属性，再使用约简后的属性训练神经网络，最后用训练好的网络来识别字符。基于粗糙集与神经网络结合的车牌字符识别方法详见本文第四章。



图 5.19 导入训练样本

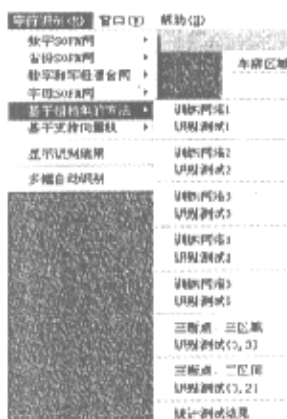


图 5.20 粗糙集与神经网络相结合方法

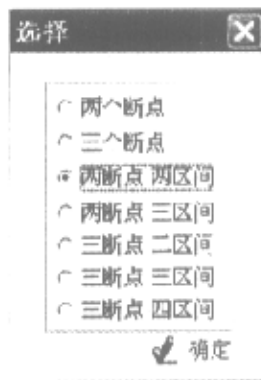
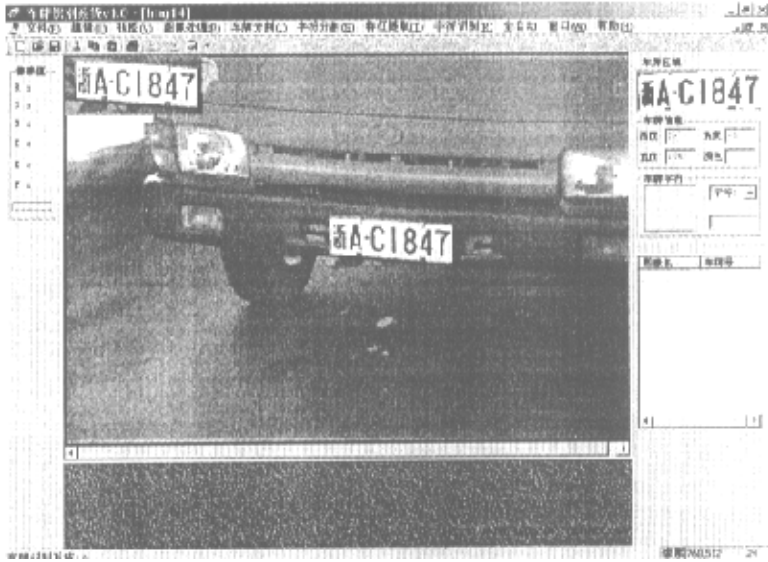


图 5.21 识别结果统计

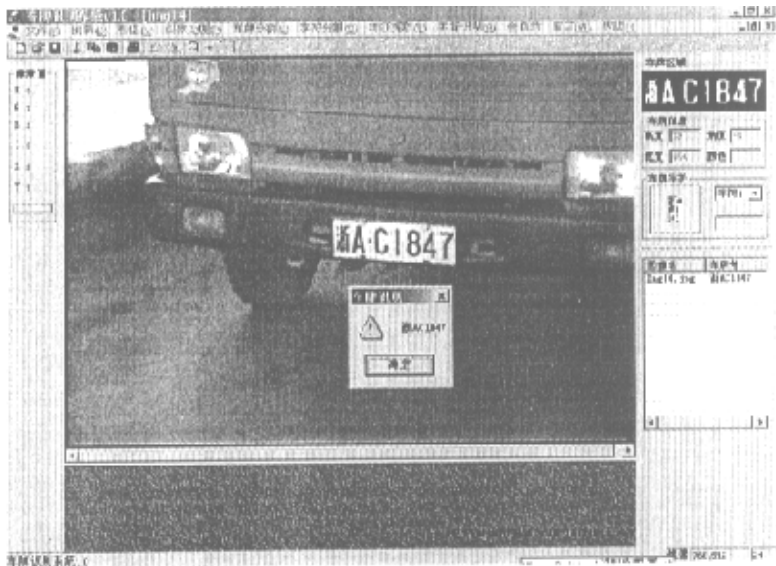
9、全自动菜单一步实现图 5.1 所示的功能，包括车牌分割、字符分割与字符识别。

10、窗口菜单中有层叠、平铺，关闭所有窗口三项功能。在关于菜单中有版本信息显示。

## 5.5 试验实例



(a)



(b)

图 5.22 实验实例

图 5.22 给出了应用本软件进行车牌识别的一个实例，首先打开一个图像文件，使用车牌分割菜单实现牌照区域在图像中的准确定位，分割的牌照区域显示在视图区的左上角，二值化后的牌照区域显示在右上角的车牌区域框中，牌照区域的信息（如长、宽、倾斜角度、颜色）则显示在车牌信息区域。运行结果如(a)图所示。接着根据二值图像中黑白像素的比例，决定是否做反色处理，

统一转化为黑底白字。然后，对二值牌照图像进行字符切分处理，切分成功的车牌字符图像显示在右侧的车牌字符区域，可以选择显示其中任意一个位置的字符图像。最后，字符识别菜单中的“显示识别结果”选项则执行分别对每个字符进行识别，并合成各自识别所得的结果，在弹出窗口中给出车牌的最终识别结果，如(b)图所示。整个过程也可以选择全自动菜单一步完成，程序还考虑到了支持多幅图像自动识别。

## 第六章 结论及建议

伴随着世界各国汽车数量的增加，城市交通状况日益受到人们的重视。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所关注的焦点。汽车牌照识别技术是车辆检测系统中的一个重要环节，已经引起了研究人员广泛的关注。本文对车牌识别问题进行研究，取得了一些研究成果。

- 1、在车牌分割的问题上，提出了一种综合纹理和颜色的车牌分割方法。
- 2、实现了基于粗糙集理论的车牌字符图像的知识表示与获取，包括车牌字符图像决策表的建立、离散决策表、约简决策表与获取规则。提出基于属性重要性的离散化方法，基于不同离散化算法的知识获取结果进行比较分析。
- 3、在车牌字符识别技术上，实现了粗糙集规则匹配的车牌字符识别方法，提出了粗糙集和 RBF 网络结合的车牌字符识别方法。
- 4、本文以 Microsoft Visual C++6.0 为开发平台，实现了上述各种算法，并给出了测试结果。同时在已有的研究基础上，进一步完善实验室已有的车牌识别软件的功能，并将各功能模块连接起来，使得该软件能够自动完成车牌识别的全过程。

由于客观条件和时间的限制，本文的研究还有待于从以下几个方面进一步改进：

- 1、车牌定位算法的研究。车牌区域的准确定位是车牌识别系统中的关键，本节提出的车牌分割方法可以获得较好的彩色牌照区域分割效果。但是该方法对于汽车牌照为白底黑字或黑底白字的识别率较低，需要做进一步改进。
- 2、字符识别的研究。选择更为有效的特征用于字符识别，考虑多特征之间的独立性与互补性的关系，寻找更有效的识别方法来提高识别效果。
- 3、对粗糙集理论的进一步研究。这一研究可以包含许多方面，比如决策表属性离散化算法的研究，现有的离散化方法多是每个属性的离散化过程独立进行，没有考虑属性离散化结果间的互补性和相关性，而且离散化的效果如何，也需要用合适的标准来衡量和评估。同时粗糙集理论与神经网络、模糊集合、遗传算法等方法的进一步结合也是一个较好的研究方向。
- 4、综合运用各种方法的研究。一种方法不可能解决所有的问题，而解决一个问题也不可能只有一种方法，如何综合运用各种方法，集各家之长，获得解决问题的更好的方法是十分值得研究的。

总之，车牌识别技术涉及了图像处理、人工智能、模式识别等多个领域，要想解决识别过程中所有的问题，还有很多工作，值得进一步深入研究。

## 参考文献

- [1] 王丰元, 计算机视觉在交通工程测量中的应用, 中国公路学报, Vol.15, No.7, 1999, p32~34.
- [2] 张炜, 王庆, 赵容椿, 汽车牌照实时识别, 信号处理, 1999, Vol.16, No.4, p372~375.
- [3] 邹晓涛, 陈学佺, 汽车牌照自动识别系统的设计与研制, 红外与激光工程, 2002, Vol.31, No.5, p415~418.
- [4] 中国公路网。 <http://220.194.62.166/news1/2003/53726.php>.
- [5] 牛欣, 沈兰荪, 汽车牌照识别技术的研究测控技术, 1999年18卷第12期 p13-17.
- [6] Paolo Ferragina, Mario Notturmo Graieri, Flavio Stabile, Optical Recognition of Motor Vehicle License Plate, Paolo Comelli. IEEE Transactions on Vehicle Technology, 1995, Vol.44, No.4, p790~799.
- [7] Luis Salgado, Jose M. Memendez, Enrique Rendon, Narciso Garcia, Automatic Car Plate Detection and Recognition through Intelligent Vision Engineering, IEEE Annual International Carnahan Conference on Security Technology, Proceedings, 1999: 71~76.
- [8] Hans A. Hegt, Ron J. De La Haye, Nadeem A. Khan, A High Performance License Plate Recognition System, Proceedings of IEEE International Conference on System, Man and Cybernetics, 1998, (5):4357- 4362.
- [9] Thanongsak Sirithinaphong, Kosin Chamnongthai, The Recognition of Car License Plate for Automatic Parking System, Proceedings of the Fifth International Symposium on Signal Processing and Its Applications, 1999, (1):455- 457.
- [10] Christoph Busch, Ralf Dorner, Christian Freytag, Heike Ziegler, Feature Based Recognition of Traffic Video Streams for Online Route Tracing, IEEE Vehicular Technology Conference, 1998, (3): 1790 -1794.
- [11] Kanji Kanayama, Yoshimasa Fujikawa, Koichi Fujimoto, Masanobu Horino, Development of Vehicle License Number Recognition System Using Real Time Image Processing and Its Application to Travel-Time Measurement, Vehicle Technology Conference, 1991: 798- 804.
- [12] Hi-Tech Company Homepage, <http://www.htsol.com/>.
- [13] Optasia Company, <http://www.singaporegateway.com/optasia/>.
- [14] 王昱, 赵正校, 杨硕, 基于样本线搜索和霍夫变换的区域定位算法, 红外与激光工程, 1999, Vol.28, No.4, p16~20

- [15] 赵雪春, 戚飞虎, 基于彩色分割的车牌自动识别技术, 上海交通大学学报, Vol.32, No.10, p4~9。
- [16] 李文举, 梁德群, 张旗, 樊鑫, 基于边缘颜色对的车牌定位新方法, 计算机学报, Vol.27, No.2, 2004, p204~208。
- [17] 刘进, 张天序, 车号定位识别与可信度估计, 红外与激光工程, 2002, Vol.31, No.3, p199~203
- [18] 沈世旻, 盛翊智, 基于边缘检测的车牌图像分割技术, 自动化技术与应用, 2004, Vol.23, No.3, p24~26
- [19] 戴青云, 余英林, 一种基于小波与形态学的车牌图像分割方法, 中国图像图形学报, 2000, Vol.5 (A), No.5, p411~415
- [20] 胡爱明, 周孝宽, 利用形态特征的汽车车牌图像分割方法, 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, Vol.15, No.6, p716~719。
- [21] 汤井田, 黄国祥, 朱德兵, 一种基于 Radon 变换的车牌图像分割和识别方法, 中南工业大学学报, 2002, Vol.33, No.1, p5~7。
- [22] Parisi R. Car Plate Recognition by Neural Networks and Image Processing, [J] In Proc. IEEE International Symposium on Circuits and Systems, USA, 1998-05-31~1998-06-03.
- [23] Rovetta S., Zunio R., License-Plate Localization by Using Vector Quantization, [www.necom.com](http://www.necom.com).
- [24] Ridella S., Rovetta S., Zunio R., Plastic Algorithm for Adaptive Vector Quantization, Neural Computing and Applications, 1998, Vol.7, No.1, p38~51.
- [25] 朱小燕, 史一凡, 马少平, 手写体字符识别研究, 模式识别与人工智能, 2000, Vol.13, No.2, p174~180。
- [26] 赵明, 手写印刷体汉字识别方法综述, 计算机研究与发展, 1993, Vol.30, No.4, p59~64。
- [27] 路浩如, 杨源远, 手写体汉字识别问题综述, 计算机应用与软件, 1992, Vol.11, No.2, p1~8。
- [28] 边肇祺, 张学工, 模式识别, 清华大学出版社, 北京, 1998, p315~329。
- [29] 黄德双, 神经网络模式识别系统理论, 电子工业出版社, 北京, 1996, p234~239。
- [30] 沈会良, 李志能, 基于矩和小波变换的数字、字母、识别研究。中国图像图形学报, 2000, Vol.5, No.3, p249~252。
- [31] 高彤, 姜华, 吕民, 基于模板匹配的手写体字符识别方法, 哈尔滨工业大学学报, 1999, Vol.31, No.1, p104~106。
- [32] 魏武, 张起森, 王明俊, 黄中祥, 一种基于模板匹配的车牌识别方法,

- 中国公路学报, 2001, Vol.14, No.1, p104~106。
- [33] 刘成林, 刘迎建, 戴汝为, 基于多通道分解与匹配的笔迹鉴别研究, 自动化学报, 1997, Vol.23, No.1, p56~62。
- [34] 李星原, 洪家荣, 陈彬, 表格自动录入系统的研究, 计算机学报, 1995, Vol.18, No.12, p924~929。
- [35] 郑南宁, 行使车辆牌照自动识别, 西安交通大学学报, 1991, Vol.25, No.1, p43~53。
- [36] 徐俊艳, 神经元网络模式识别技术研究及其在车牌字符识别中的应用, 合肥工业大学硕士学位论文, 2001, 4。
- [37] 叶峰, 基于神经网络的综合集成车牌识别技术的研究及其应用, 合肥工业大学硕士学位论文, 2002, 4。
- [38] Pawlak Z., Rough Sets, International Journal of Computer and Information Sciences, 1982, p341~356.
- [39] Pawlak Z., Rough Set-Theoretical Aspects of Reasoning about Data, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 1991.
- [40] 张文修, 吴伟志, 粗糙集理论介绍和研究综述, 模糊系统与数学, Vol.4, No.15, 2000, p1~12。
- [41] 王珏, 苗奇谦, 周育健, 关于 Rough Set 理论与应用的综述, 模式识别与人工智能, Vol.4, No.9, 1996, p337~344。
- [42] 刘健勤, 粗糙集理论及其最新进展, 计算技术与自动化, 1998, Vol.17, No.1, p43~48。
- [43] 韩祯祥, 张琦, 文福拴, 粗糙集理论及其应用综述, 控制理论与应用, 1999, Vol.16, No.2, p153~157。
- [44] Golan R., Ziarko W., Methodology for Stock Market Analysis Utilizing Rough Set Theory, Process of IEEE/IAFE Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering, New Jersey, 1995, p32~40.
- [45] Wang Yi-Fan, Mining stock price using fuzzy rough set system, Expert Systems with Applications, 2003, Vol.24, No.1, p13~23.
- [46] Hashemi R.R, Le Blanc L.A, Rucks C.T, et al, al, A hybrid intelligent system for predicting bank holding structures, European Journal of Operational Research, 1998, Vol.109, No.2: p390-402.
- [47] Lingras P, Rough set clustering for Web mining, 2002. FUZZ-IEEE'02. Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2002, 2: p1039-1044.
- [48] Teghe M., Use of rough sets method to draw premonitory factors for earth quakes by emphasizing gas geochemistry, Intelligent Decision



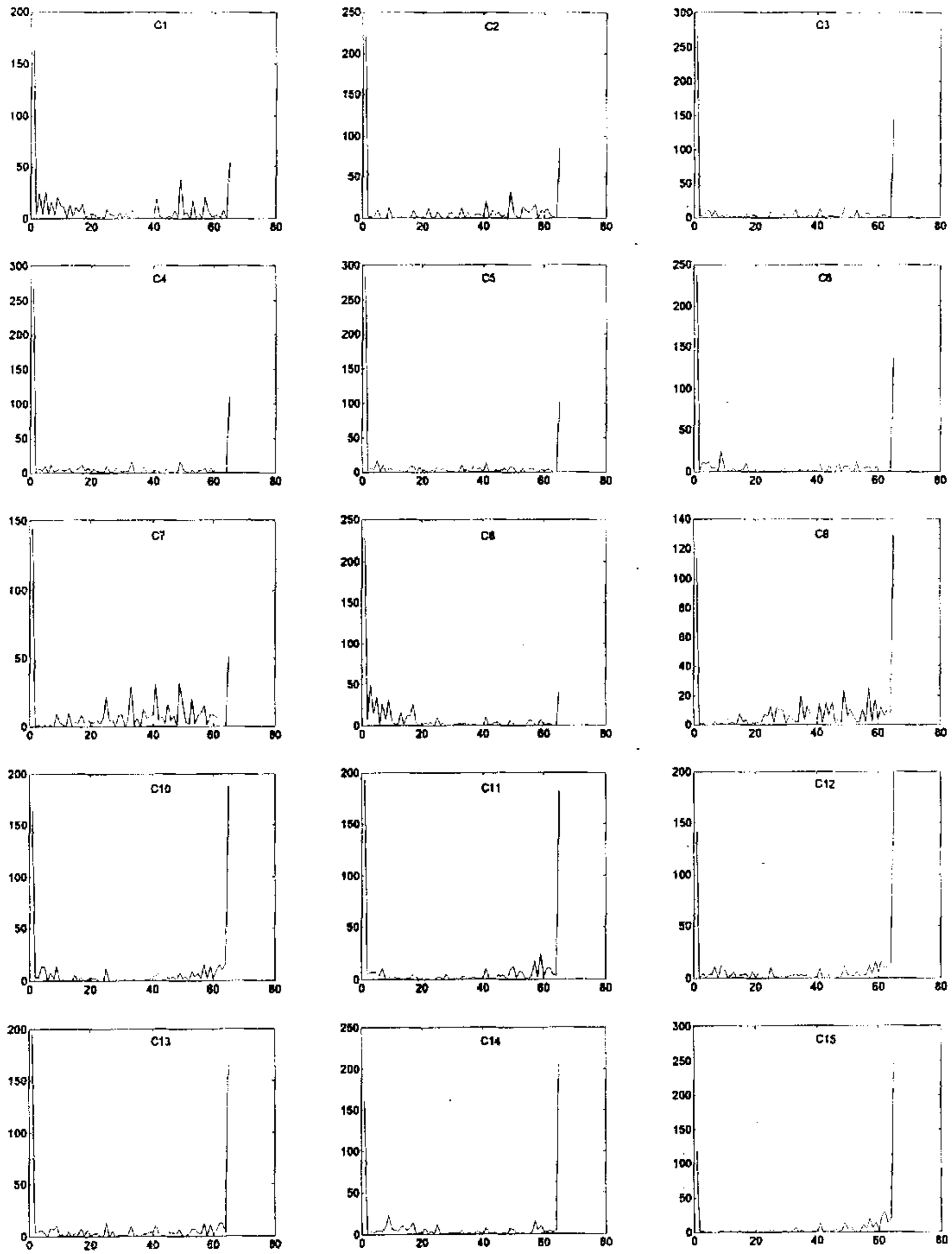
- Support-Handbook of applications and Advances of the Rough Sets Theory, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 1992, p165~179。
- [49] 韩斌, 基于数据挖掘的信息融合理论和应用, 浙江大学博士学位论文, 杭州, 2002
- [50] Tsumoto S. et al, Automated discovery of medical expert system rules from clinical databases based on rough sets, Process of Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, USA, 1996, p63~72.
- [51] Freeman R.L, Grzymala-Busse J.W, Riffel L.A, et al, al, Analyzing the relation between heart rate, problem behavior, and environmental events using data mining system LERS, CBMS 2001. Proceedings. 14th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems, 2001, p11-16.
- [52] Plonka L.M., A Rule-based stabilization of the inverted pendulum, Computational Intelligence, 1995, Vol.11, No.2, p348~356.
- [53] Mrozek A., Rough Set and dependency analysis among attributes in computer implementations of expert's inference models, International Journal of Man-Machine Studies, 1989, Vol.30, No.4, p456~475.
- [54] Gu X.P, Tso S.K, Zhang Q, Combination of rough set theory and artificial neural networks for transient stability assessment, International Conference on Power System Technology, 2000, Proceedings, Power Con, 2000, 1: p19-24.
- [55] Gang Zhao, Kobayashi A, Sakai Y, Image information retrieval using rough set theory, Processing. 2002. Proceedings. 2002 International Conference on Image, 2002, 1: p417-420.
- [56] 徐立中, 王慧斌, 杨锦堂, 基于粗糙集理论的图像增强方法, 仪器仪表学报, 2000, Vol.10, No.5, p514~516。
- [57] Pal S.K, Mitra P, Multispectral image segmentation using the rough-set-initialized EM algorithm, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, Vol.40, No.11, p2495-2501.
- [58] 胡静, 曹先彬等, 基于相容粗糙集的图形图像信息预检索, 计算机辅助设计与图形学学报, 2002, Vol.14, No.3, p242-246。
- [59] Nejman D.; A Rough Set Based Method of Handwritten numerals classification, Institute of Computer Science Reports, Warsaw University of Technology, Warsaw, 1994.
- [60] 彭健, 汪同庆, 居琰等, 粗糙集理论在字符识别中的应用, 计算机工程, 2002, Vol.28, No.11, p193-194。
- [61] 蒋宗礼, 人工神经网络导论, 高等教育出版社, 北京, 2001

- [62] 耿素云, 屈婉玲, 张立昂, 离散数学, 清华大学出版社, 北京, 2001, p75~105。
- [63] 王国胤, Rough 集理论与知识获取, 西安交通大学出版社, 西安, 2001。
- [64] 曾黄麟, 粗集理论与其应用 (修订版), 重庆大学出版社, 重庆, 1998。
- [65] 张文修, 粗糙集理论与方法, 科学出版社, 北京, 2001。
- [66] 章毓晋, 图象分割, 科学出版社, 北京, 2001。
- [67] Gonzalez R C, Woods R E, Digital Image Processing, 3rd, ed, Addison-wesley, 1992.
- [68] Zhang Y J, Quantitative image quality measures and their application in segmentation evaluation, Journal of Electronics, 1997, 14: 97-103
- [69] Serra J., Image Analysis and Mathematical Morphology, Academic Press, USA, 1982.
- [70] Cheng CT, et al, Medical image segmentation by a constraint satisfaction neural network, IEEE-NS, Vol.38, No.2, 1991, p678~686.
- [71] Huang L K, Wang M J, Image thresholding by minimizing the measure of fuzziness, Pattern Recognition, Vol.28, No.1, 1995, p41~51。
- [72] Cheng H D, Chen J R, Li J G, Threshold selection based on fuzzy C-partition entropy approach, Pattern Recognition, Vol.31, No.7, 1998, p857~870.
- [73] D. Pham and J. Prince. An Adaptive Fuzzy Segmentation Algorithm for Three-Dimensional MRI. Information Processing in Medical Imaging. 1999, 140-153
- [74] J. K. Udupa, and S. Samarasekera., Fuzzy Definition: Theory, Algorithms, And Applications in Image Model and Image Processing, 1995, 58(3): 246-261.
- [75] 郑宏, 潘励, 基于遗传算法的图像阈值的自动选取, 中国图象图形学报, Vol.4, No.4, 1999, p327~330。
- [76] Laine A., Fan J., Texture classification by wavelet packet signature, IEEE-PAMI, 1993, Vol.15, No.11, p1186~1191.
- [77] 袁志伟, 潘晓露, 陈艾等, 车牌牌照定位的算法研究. 昆明理工大学学报[J], 2001, Vol.26, Vol.2, p.56-60。
- [78] 苗夺谦, Rough Set 理论中连续属性的离散化方法, 自动化学报, 2001.5, Vol.27, Vol.3, p296-302
- [79] 方敏, 梁朝军, 赵晓霞, 基于粗糙集理论与 SOFM 网络结合的车牌字符识别方法, 第五届全球智能控制与自动化大会论文集, 杭州, 2004, p4037~4040。
- [80] 袁曾任, 人工神经元网络及其应用, 清华大学出版社, 1999, p319~329。

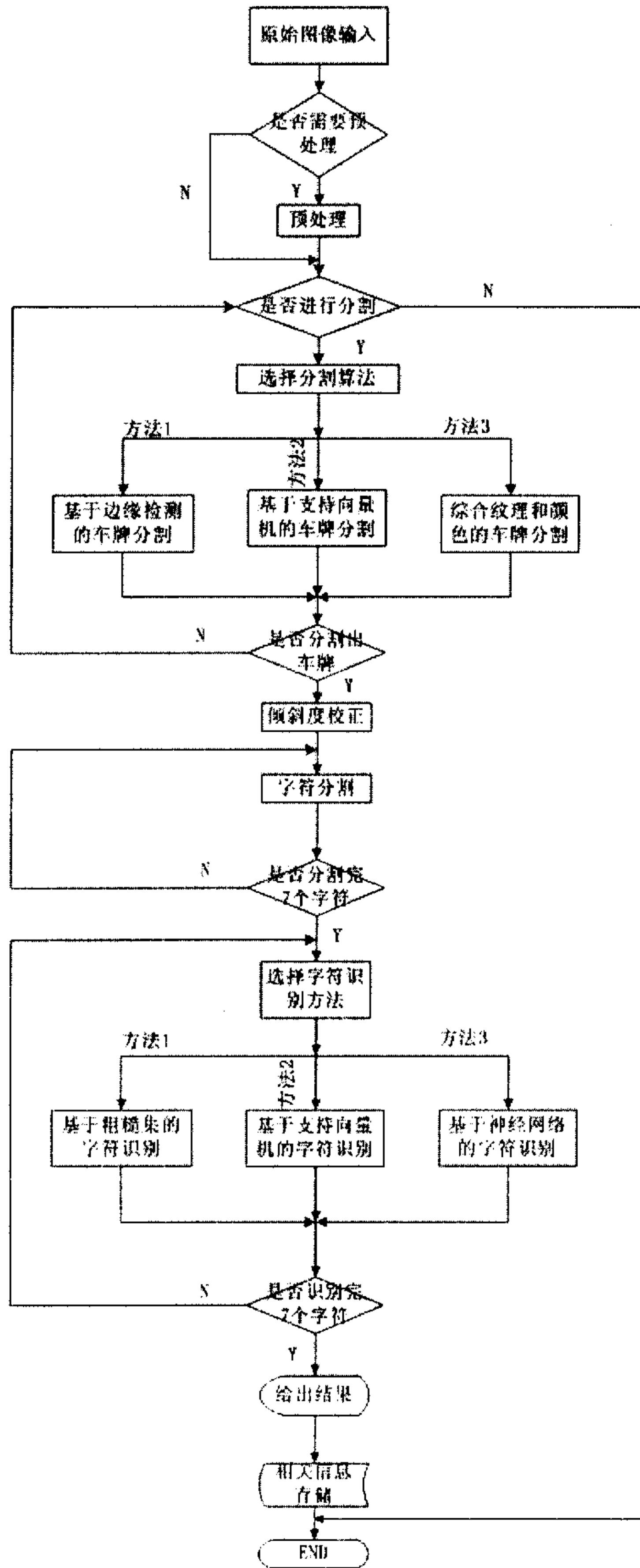
- [81] 朱明, 王俊普, 一种聚类学习的新方法, 模式识别与人工智能, Vol.13, No.3, 2000, p262~265.
- [82] D. Ohrn., ROSETTA Technical Reference Manual, Knowledge Systems Group, Dept of Computer and Information Science, Norwegian University of Science and Technology, 2000.
- [83] 方敏, 赵晓霞, 孙虹, 车牌字符识别图像的知识获取和识别方法的研究, 人工神经网络与自然计算研究进展, 2004, p573~577.
- [84] Bazan J G, Skowron A, Synak P. Dynamic redacts as a tool for extracting laws from decisions tables[A], In: Ras Z W, Zemankiva M. Methodologies for Intelligent Systems[C], Berlin: Springer-Verlag, 1994, p346-355.
- [85] 刘泓, 基于粗糙集理论的车牌识别系统的研究与实现, 合肥工业大学硕士学位论文, 2003, 6.
- [86] 梁朝军, 基于支持向量机的车牌识别系统的研究, 合肥工业大学硕士学位论文, 2004, 6.

# 附录

## 附录一 数字样本的部分属性直方图



附录二 车牌图像识别系统流程图





















### 附录三 部分彩色汽车车辆

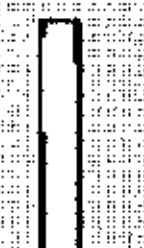
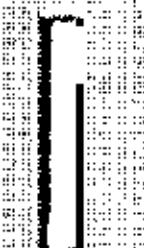
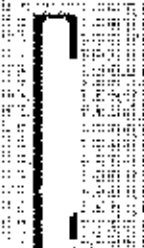
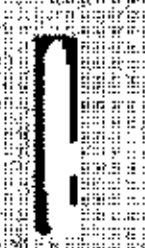
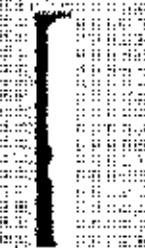


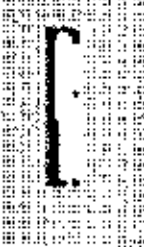






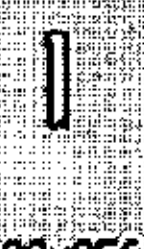

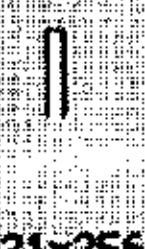
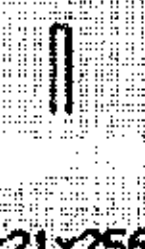
 1152x864x24b IMG001	 1152x864x24b IMG002	 1157x894x24b IMG003	 1152x864x24b IMG004	 1167x884x24b IMG005	 1167x884x24b IMG006
 1183x905x24b IMG007	 1167x884x24b IMG008	 1167x894x24b IMG009	 1152x864x24b IMG010	 1152x864x24b IMG011	 1207x936x24b IMG012
 1167x884x24b IMG013	 1152x864x24b IMG014	 1152x864x24b IMG015	 1157x894x24b IMG016	 1152x864x24b IMG017	 1182x904x24b IMG018
 1166x866x24b IMG019	 1152x864x24b IMG020	 1152x864x24b IMG021	 1152x854x24b IMG022	 1152x864x24b IMG023	 1152x864x24b IMG024
 760x512x24b IMG025	 760x512x24b IMG026	 760x512x24b IMG027	 760x512x24b IMG028	 760x512x24b IMG029	 760x512x24b IMG030
 768x512x24b IMG031	 768x512x24b IMG032	 768x512x24b IMG033	 768x512x24b IMG034	 768x512x24b IMG035	 768x512x24b IMG036
 768x512x24b IMG037	 768x512x24b IMG038	 768x512x24b IMG039	 768x512x24b IMG040	 768x512x24b IMG041	 768x512x24b IMG042
 768x512x24b IMG043	 768x512x24b IMG044	 768x512x24b IMG045	 768x512x24b IMG046	 768x512x24b IMG047	 768x512x24b IMG048

附录四 部分彩色汽车车牌



















 E 75614 170x58x24b P001	 J 30466 156x45x24b P002	 D 1590 128x36x24b P003	 J 20010 109x34x24b P004	 J 00154 163x48x24b P005	 J 00079 203x60x24b P006
 N 52182 182x55x24b P007	 K 52058 125x59x24b P008	 K C3388 135x39x24b P009	 G 02168 259x71x24b P010	 K 70771 171x56x24b P011	 G 15116 240x61x24b P012
 L 31398 161x50x24b P013	 L 02496 142x41x24b P014	 L 21500 368x101x24b P015	 O J9044 142x43x24b P016	 A A5547 151x60x24b P017	 P 02525 172x54x24b P018
 B 22500 141x42x24b P019	 A Y2703 322x98x24b P020	 B E3545 174x50x24b P021	 C E5311 312x90x24b P022	 C 52166 131x49x24b P023	 R 10982 243x71x24b P024
 G 01119 285x94x24b P025	 L 02496 141x42x24b P026	 B 06266 96x27x24b P027	 J D0983 120x43x24b P028	 A C1847 166x62x24b P029	 B 06972 142x45x24b P030
 H 71255 113x39x24b P031	 O 30792 135x39x24b P032	 J 13298 130x44x24b P033	 A C8375 125x36x24b P034	 G 00167 184x55x24b P035	 D 02879 220x57x24b P036
 A C1911 126x33x24b P037	 R 10982 240x71x24b P038	 A 12210 166x60x24b P039	 A D7109 251x92x24b P040	 A 13840 173x68x24b P041	 B F6216 155x52x24b P042
 N 05999 223x62x24b P043	 O 04794 135x42x24b P044	 F 02942 165x55x24b P045	 A K0811 204x61x24b P046	 A 12083 163x59x24b P047	 B 21899 121x40x24b P048



















附录五 部分数字样本集



















 35x61x256 Number_203	 29x52x256 Number_209	 27x54x256 Number_219	 27x50x256 Number_215	 21x35x256 Number_808	 21x35x256 Number_807
 20x37x256 Number_84	 19x36x256 Number_820	 20x36x256 Number_200	 20x36x256 Number_199	 18x34x256 Number_806	 19x34x256 Number_804
 16x31x256 Number_834	 15x24x256 Number_937	 15x21x256 Number_966	 15x21x256 Number_962	 15x20x256 Number_952	 15x20x256 Number_951



















 12x71x256 Number_491	 11x65x256 Number_50	 10x61x256 Number_128	 9x49x256 Number_114	 8x56x256 Number_544	 7x39x256 Number_553
 7x38x256 Number_123	 7x36x256 Number_122	 5x34x256 Number_566	 5x33x256 Number_618	 5x25x256 Number_624	 6x24x256 Number_977
 5x24x256 Number_972	 5x23x256 Number_946	 5x23x256 Number_1054	 4x23x256 Number_948	 4x21x256 Number_998	 4x21x256 Number_994







































 38x67x256 Number_260	 23x46x256 Number_903	 21x33x256 2010421	 21x33x256 1323011	 20x37x256 21001	 20x37x256 1423211
 17x34x256 Number_567	 18x29x256 331104	 14x30x256 Number_238	 15x28x256 Number_91	 14x28x256 2002423	 16x28x256 1122324
 16x27x256 1200414	 13x25x256 222021	 16x24x256 Number_974	 14x21x256 Number_992	 14x21x256 132132	 13x20x256 Number_990



















 25x38x256 1224443	 23x39x256 431024	 24x38x256 240242	 24x38x256 142014	 19x34x256 1413441	 17x33x256 401441
 18x33x256 1330214	 18x33x256 1312102	 17x33x256 1024034	 18x32x256 1303242	 18x29x256 334133	 16x27x256 1142313
 15x25x256 1310320	 15x24x256 210204	 16x24x256 1341204	 15x22x256 343312	 15x22x256 134203	 13x19x256 Number_1011



















					
35x61x256 Number_130	34x61x256 Number_1290	34x61x256 Number_129	25x48x256 Number_121	25x46x256 331414	23x44x256 Number_1092
					
22x41x256 Number_160	21x38x256 Number_16	19x34x256 1012232	20x33x256 1320223	17x29x256 413322	17x29x256 1442221
					
15x30x256 Number_181	15x27x256 301040	16x27x256 1344201	14x24x256 Number_941	15x20x256 Number_954	13x19x256 Number_925

					
31x54x256 Number_281	26x48x256 Number_117	26x46x256 403242	25x46x256 1200312	21x36x256 Number_412	21x34x256 2001133
					
18x34x256 1040141	18x33x256 Number_318	20x33x256 1014323	17x32x256 1331300	17x31x256 411143	17x30x256 Number_107
					
17x27x256 112231	16x30x256 Number_104	15x22x256 404203	15x22x256 1213110	14x19x256 Number_1012	12x22x256 Number_1017



















 51x93x256 Number_584	 32x62x256 Number_500	 32x57x256 Number_631	 30x55x256 Number_656	 25x46x256 1341142	 20x35x256 Number_810
 20x34x256 Number_812	 20x34x256 1344202	 19x32x256 200334	 18x29x256 432134	 17x27x256 322132	 16x28x256 301034
 16x28x256 1044232	 13x23x256 Number_1022	 14x21x256 Number_1064	 14x21x256 Number_1063	 14x21x256 Number_1057	 14x21x256 Number_1002









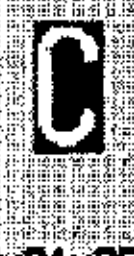









 35x68x256 Number_781	 30x57x256 Number_479	 30x57x256 Number_386	 22x42x256 Number_639	 18x36x256 1213210	 19x36x256 1124000
 18x36x256 1044413	 18x35x256 Number_644	 18x35x256 Number_643	 18x32x256 122124	 18x31x256 1321300	 15x33x256 1323410
 15x28x256 1111220	 15x27x256 Number_233	 15x23x256 Number_23	 12x28x256 Number_665	 14x21x256 Number_1042	 12x24x256 Number_667

 45x59x256 Number_603	 33x65x256 Number_53	 30x57x256 Number_484	 31x57x256 Number_481	 24x45x256 Number_873	 22x39x256 Number_158
 23x38x256 1033101	 21x36x256 220124	 21x33x256 1212210	 19x36x256 1334144	 18x33x256 144230	 17x33x256 1020303
 17x29x256 1003443	 17x27x256 1233240	 15x26x256 Number_958	 14x22x256 Number_932	 14x22x256 200043	 14x22x256 1024433





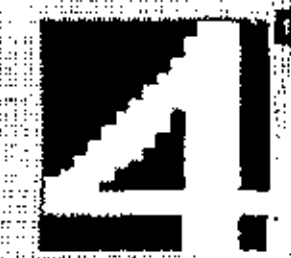


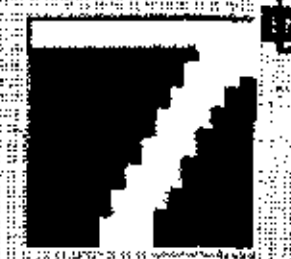


 35x55x256 Number_96	 31x54x256 Number_916	 27x50x256 Number_73	 25x45x256 Number_875	 21x42x256 Number_171	 21x41x256 Number_163
 23x33x256 Number_9	 22x33x256 Number_145	 20x34x256 Number_141	 18x33x256 144104	 20x33x256 1034244	 17x29x256 120333
 15x27x256 Number_61	 16x27x256 1023002	 15x26x256 Number_314	 15x25x256 Number_625	 16x25x256 1031131	 14x20x256 Number_988


























附录六 部分字母样本集

 48x71x256 Alph_116	 40x77x256 l	 32x68x256 Al_44	 32x62x256 Al_82	 36x54x256 Alph_67	 32x59x256 Alph_139
 29x52x256 Al_80	 32x49x256 Alph_233	 30x49x256 Al_8	 26x48x256 Al_34	 28x44x256 E34	 23x46x256 Alph_244
 25x39x256 AlphImage_86	 21x44x256 Alph_243	 22x41x256 Number_877	 22x36x256 Alph_201	 21x35x256 Al_33	 21x34x256 Al_89

 19x37x256 F3121	 20x36x256 Al_19	 19x35x256 Alph_284	 19x34x256 Al_47	 19x33x256 Alph_66	 19x33x256 Alph_4
 18x33x256 Al_38	 18x31x256 J465	 17x31x256 Al_40	 17x30x256 Al_5	 20x29x256 Alph_64	 16x30x256 Al_15
 16x26x256 Alph_74	 15x23x256 e6	 16x23x256 Alph_12	 16x23x256 Al_6	 16x22x256 Alph_48	 15x20x256 Alph_268

附录七 标准字符样本集

 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256
0	1	2	3	4
 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256
5	6	7	8	9

 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256
A	B	C	D	E
 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256
F	G	H	J	K
 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256
L	M	N	O	P
 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256
Q	R	S	T	U
 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256	 64x64x256
V	W	X	Y	Z

藏 64x64x256 藏	川 64x64x256 川	鄂 64x64x256 鄂	甘 64x64x256 甘	赣 64x64x256 赣	贵 64x64x256 贵	桂 64x64x256 桂
黑 64x64x256 黑	沪 64x64x256 沪	吉 64x64x256 吉	冀 64x64x256 冀	津 64x64x256 津	晋 64x64x256 晋	京 64x64x256 京
辽 64x64x256 辽	辽 64x64x256 辽	领 64x64x256 领	鲁 64x64x256 鲁	蒙 64x64x256 蒙	闽 64x64x256 闽	宁 64x64x256 宁
青 64x64x256 青	琼 64x64x256 琼	陕 64x64x256 陕	试 64x64x256 试	苏 64x64x256 苏	皖 64x64x256 皖	湘 64x64x256 湘
新 64x64x256 新	学 64x64x256 学	豫 64x64x256 豫	粤 64x64x256 粤	云 64x64x256 云	浙 64x64x256 浙	