

人工智能 前沿技术丛书

Pattern Recognition

模式识别

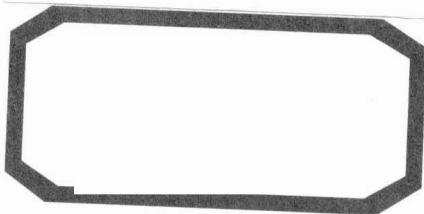
总主编 焦李成

张向荣 冯 婕
刘 芳 焦李成 编著



西安电子科技大学出版社
<http://www.xduph.com>

人工智能 前沿技术丛书



总主编 焦李成

模式识别



张向荣 冯 婕 编著
刘 芳 焦李成



西安电子科技大学出版社
<http://www.xduph.com>

内 容 简 介

本书系统地论述了模式识别基本概念、算法及应用,体现了传统模式识别内容与当前最新发展的结合与补充。全书包括三部分内容,共15章。第一部分共7章,主要介绍了经典模式识别方法,着重讨论监督学习,即已知训练样本及其类别条件下分类器的设计方法,然后介绍了无监督模式识别,最后讲解了模式识别系统中,特征提取和特征选择的准则和算法;第二部分共3章,主要介绍了现代模式识别方法,包含支持向量机、组合分类器以及半监督学习;第三部分共5章,主要介绍了深度学习模式识别方法,从现有的深度神经网络出发,讲解了强化学习、宽度学习、图卷积神经网络等模式识别方法。最后,以实例的形式给出模式识别在各个领域中的应用,使读者对模式识别方法有更直观的认识。

本书可作为高等院校模式识别、计算机科学与工程、控制科学与工程、智能科学与技术等相关专业研究生或本科生的参考用书,也可作为人工智能、计算机科学、控制科学领域的研究人员提供参考。

图书在版编目(CIP)数据

模式识别/张向荣等编著. —西安:西安电子科技大学出版社,2019.5

ISBN 978-7-5606-5346-4

I. ①模… II. ①张… III. ①模式识别 IV. ①O235

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2019)第 089190 号

策划编辑 人工智能前沿技术丛书项目组

责任编辑 戚文艳 万晶晶

出版发行 西安电子科技大学出版社(西安市太白南路2号)

电 话 (029)88242885 88201467 邮 编 710071

网 址 www.xduph.com 电子邮箱 xdupfb001@163.com

经 销 新华书店

印刷单位 西安日报社印务中心

版 次 2019年9月第1版 2019年9月第1次印刷

开 本 787毫米×960毫米 1/16 印张 15.75

字 数 324千字

定 价 40.00元

ISBN 978-7-5606-5346-4/O

XDUP-5648001-1

*** 如有印装问题可调换 ***

前言

PREFACE

模式识别是指对表征事物或现象的各种形式的信息进行处理和分析,以对事物或现象进行描述、辨认、分类和解释的过程,是信息科学和人工智能的重要组成部分。模式识别诞生于 20 世纪 20 年代,随着 40 年代计算机的出现,50 年代人工智能的兴起,模式识别在 60 年代初迅速发展为一门学科。它所研究的理论和方法在很多科学和技术领域中得到了广泛的重视,并且推动了人工智能系统的发展,扩大了计算机应用的可能性。几十年来,模式识别研究取得了大量的成果,得到了成功的应用。

由于模式识别具有广泛的应用价值和发展潜力,因而得到了人们的重视。在统计模式识别发展早期,研究主要集中在以下几个领域:贝叶斯决策规则和它的各种变形、密度估计、维数灾难和误差估计。20 世纪 60、70 年代,由于有限的计算能力,统计模式识别只用相对简单的技术来解决小规模问题。20 世纪 80 年代以来,统计模式识别经历了迅速的发展。日益增加的不同学科的交叉和结合,包括神经网络、机器学习、数学、计算机科学等多个学科的专家提出新的思想方法和技术,丰富了传统的统计模式识别范例。数据挖掘、文本分类等新的应用的出现对统计模式识别提出了新的挑战。当前,以人工智能技术为代表的新一轮科技革命方兴未艾,进一步推动着模式识别算法的发展及其应用研究。

本书结合传统模式识别内容与当前的最新发展,将传统内容与学科前沿相互补充。全书包括经典模式识别、现代模式识别以及深度学习模式识别三个部分,共 15 章。第一部分共 7 章,主要介绍了经典模式识别方法,着重讨论监督学习,即已知训练样本及其类别条件下分类器的设计方法,然后介绍了无监督模式识别,最后讲解了模式识别系统中特征提取和特征选择的准则和算法。第二部分共 3 章,主要介绍了现代模式识别方法,包含支持向量机、组合分类器以及半监督学习。第三部分共 5 章,主要介绍了深度学习模式识别方法,从现有的深度神经网络出发,讲解了强化学习、宽度学习、图卷积神经网络等模式识别方法。最后本书还以实例的形式给出了模式识别在各个领域中

的应用,使读者对模式识别方法有更直观的认识。

本书是西安电子科技大学人工智能学院模式识别研究中心多年来教学与研究经验的总结和凝练,可作为模式识别、计算机科学与工程、控制科学与工程、智能科学与技术等相关专业研究生或高年级本科生的参考用书,亦可供相关领域的研究人员参考。

感谢西安电子科技大学“智能感知与图像理解”教育部重点实验室、“智能感知与计算”教育部国际联合实验室、国家“111”计划创新引智基地、国家“2011”信息感知协同创新中心、“大数据智能感知与计算”陕西省 2011 协同创新中心每一位同仁的支持。感谢王丹、孙雨佳、朱鹏、邢珍杰、梁婷、刘凤昇、王少娜、韩骁、陈建通、冯雪亮、李迪、吴贤德、曾德宁、叶湛伟、赵宁等研究生付出的辛勤劳动。

限于作者水平,书中难免存在不妥之处,殷切期望读者批评指正。

编著者

2019年3月

第一部分 经典模式识别

第 1 章 模式识别概述	3	2.4.2 多元正态概率型下的贝叶斯 分类器	28
1.1 模式识别的基本概念	3	习题	32
1.2 模式识别系统	5	参考文献	32
1.2.1 信息获取	5	第 3 章 线性和非线性判别分析	33
1.2.2 数据处理	5	3.1 Fisher 线性判别分析	33
1.2.3 特征选择和提取	6	3.2 感知器准则	36
1.2.4 分类识别和分类决策	6	3.2.1 基本概念	36
1.2.5 模式识别系统实例	7	3.2.2 感知准则函数及其学习方法	37
1.3 模式识别的历史与现状	10	3.3 广义线性判别分析	39
1.4 模式识别方法	11	3.4 k 近邻	40
1.4.1 模板匹配	11	3.4.1 k 近邻算法简介	40
1.4.2 统计模式识别	11	3.4.2 k 近邻算法模型	41
1.4.3 结构句法模式识别	12	3.4.3 k 近邻算法中距离度量	41
1.4.4 模糊模式识别方法	12	3.4.4 k 近邻算法中 k 值的选择	41
1.4.5 人工神经网络方法	13	3.4.5 k 近邻算法分类决策规则	42
1.5 模式识别应用领域	14	3.5 决策树	42
1.5.1 文本识别	14	3.5.1 问题集	43
1.5.2 语音识别	14	3.5.2 决策树分支准则	43
1.5.3 指纹识别	15	3.5.3 停止分支准则	44
1.5.4 视频识别	15	3.5.4 类分配规则	44
习题	16	3.5.5 过拟合与决策树的剪枝	45
参考文献	16	习题	46
第 2 章 贝叶斯决策	17	参考文献	46
2.1 最小错误率贝叶斯决策	17	第 4 章 无监督模式识别	47
2.2 最小风险贝叶斯决策	21	4.1 高斯混合模型	47
2.3 判别函数和决策面	23	4.1.1 单高斯模型	48
2.4 正态分布下的贝叶斯决策	26	4.1.2 高斯混合模型	48
2.4.1 正态分布概率密度函数的定义	26		

4.1.3 EM 算法求解高斯混合模型	50	参考文献	77
4.2 动态聚类算法	51	第 6 章 特征提取	78
4.2.1 K 均值算法	52	6.1 主成分分析	78
4.2.2 模糊聚类算法	55	6.2 核主成分分析	80
4.3 层次聚类算法	57	6.3 线性判别分析	81
4.3.1 自上而下的算法	58	6.4 多维缩放	83
4.3.2 自下而上的算法	59	6.5 流形学习	84
习题	62	6.5.1 等度量映射	85
参考文献	62	6.5.2 局部线性嵌入	86
第 5 章 特征选择	63	习题	88
5.1 基本概念	63	参考文献	88
5.2 类别可分离性判据	64	第 7 章 经典人工神经网络	89
5.2.1 基于距离的可分离性判据	64	7.1 人工神经网络	89
5.2.2 基于概率分布的可分离性判据	66	7.1.1 神经元结构	90
5.2.3 基于熵的可分性判据	68	7.1.2 感知器	93
5.2.4 基于最小冗余最大相关性判据	69	7.1.3 反向传播	95
5.3 特征子集的选择	70	7.2 常见神经网络	98
5.3.1 单独最优特征选择	70	7.2.1 SOM 网络	98
5.3.2 顺序后向选择	71	7.2.2 RBF 网络	99
5.3.3 顺序前向选择	72	7.2.3 BP 神经网络	100
5.3.4 增 l 减 r 选择	72	7.2.4 Hopfield 网络	101
5.3.5 浮动搜索	73	习题	102
5.3.6 分支定界搜索	74	参考文献	103
5.4 基于随机搜索的特征选择	75		
习题	77		

第二部分 现代模式识别

第 8 章 支持向量机	107	8.3 线性支持向量机的学习	113
8.1 基本概念	107	8.4 非线性支持向量机的学习	115
8.1.1 间隔的概念	107	8.4.1 核函数的定义	116
8.1.2 最大间隔分离超平面	110	8.4.2 核函数有效性判定	116
8.2 线性可分支持向量机的学习	110	8.4.3 常用的核函数	117
8.2.1 线性可分支持向量机学习算法	110	8.4.4 非线性支持向量机的学习	118
8.2.2 线性可分支持向量机的对偶 学习	111	8.5 SMO 算法	118
		习题	123
		参考文献	124

第 9 章 组合分类器	125	第 10 章 半监督学习	143
9.1 组合分类概述	125	10.1 什么是半监督学习	143
9.1.1 个体与组合间的关系	125	10.2 半监督分类	145
9.1.2 分类器组合评价	126	10.2.1 生成式模型	146
9.2 Bagging 算法	127	10.2.2 半监督支持向量机	147
9.2.1 Bagging	127	10.2.3 基于图的半监督学习	149
9.2.2 随机森林	130	10.2.4 基于分歧的方法	150
9.3 Boosting 算法	130	10.3 半监督聚类	152
9.4 XGBoost 算法	135	习题	153
习题	141	参考文献	153
参考文献	142		

第三部分 深度学习模式识别

第 11 章 深度神经网络	157	11.5.3 基本模型及训练过程	182
11.1 深度堆栈自编码网络	157	11.5.4 GAN 的优缺点及变体	183
11.1.1 自编码网络	157	11.5.5 GAN 的应用	185
11.1.2 深度堆栈网络	158	习题	185
11.2 受限玻尔兹曼机与深度置信网络	159	参考文献	186
11.2.1 受限玻尔兹曼机	159	第 12 章 强化学习	187
11.2.2 深度置信网络	160	12.1 强化学习简介	187
11.3 卷积神经网络	161	12.2 强化学习的数学基础	188
11.3.1 卷积神经网络概述	161	12.2.1 马尔可夫决策过程	189
11.3.2 卷积操作介绍与感受野的 计算	163	12.2.2 状态值函数与状态动作值 函数	190
11.3.3 深度卷积神经网络结构的 发展	166	12.3 强化学习算法	192
11.4 深度循环神经网络	171	12.3.1 基于模型的动态规划方法	193
11.4.1 循环神经元	172	12.3.2 基于无模型的强化学习方法	194
11.4.2 RNN 网络	173	12.3.3 基于策略梯度的强化学习 方法	197
11.4.3 LSTM 网络	176	12.3.4 深度强化学习	198
11.4.4 循环网络应用	180	习题	200
11.5 生成对抗网络	181	参考文献	201
11.5.1 概述	181	第 13 章 宽度学习	202
11.5.2 基本思想	181	13.1 宽度学习提出背景	202

13.2 宽度学习系统简介与随机向量函数 链接神经网络	203	15.1 基于 SVM 的手写体数字识别 技术	224
13.2.1 随机向量函数链接神经网络与 宽度学习系统	203	15.1.1 手写体数字识别背景	224
13.2.2 岭回归算法	204	15.1.2 手写体数字识别流程	225
13.2.3 函数链接神经网络的动态逐步 更新算法	204	15.1.3 手写体数字识别算法	225
13.3 宽度学习基本模型	205	15.1.4 基于 SVM 的手写体数字 识别	230
13.3.1 宽度学习基本模型	205	15.2 基于 BP 神经网络的图像识别 技术	232
13.3.2 BLS 增量形式	207	15.2.1 图像识别背景	232
13.4 宽度学习的优势特性	209	15.2.2 图像识别基本原理	232
习题	210	15.2.3 BP 神经网络的设计	233
参考文献	210	15.2.4 基于 BP 神经网络的图像 识别	234
第 14 章 图卷积神经网络	211	15.3 基于高斯混合模型的说话人识别 技术	238
14.1 图卷积理论基础	211	15.3.1 说话人识别背景	238
14.2 图卷积推导	213	15.3.2 说话人识别的基本流程	238
14.2.1 卷积提取图特征	213	15.3.3 基于高斯混合模型的说话人 识别	240
14.2.2 GCN 推导	214	15.4 基于 VGG19 的视频行人检测 技术	240
14.3 图卷积应用	217	15.4.1 视频检测背景	240
14.3.1 自适应图卷积网络简介	217	15.4.2 视频行人检测流程	240
14.3.2 基于时空图卷积网络的 骨架识别	220	习题	244
习题	222	参考文献	244
参考文献	222		
第 15 章 语音、文本、图像与视频模式 识别	224		

第一部分

经典模式识别



模式识别这一概念与我们的日常生活息息相关。环顾四周，我们可以快速地分辨出眼前的物体是书本还是电脑，身边路过的同学是女生还是男生；听到声音，我们可以快速地判断出说话的内容，以及声音的来源；闻到气味，我们能知道是来自水果还是鲜花。人们接收自然信息时，主要是通过听觉、味觉、嗅觉、视觉等感官，并依据经验进行分析做出决策。这种智能活动过程就是模式识别。本书所描述的模式识别，是针对机器（如计算机等）的模式识别，具体而言是指利用机器模拟人的视觉与听觉等感官，进而对各种事物以及各种现象进行分析、判断以及进一步识别。

模式识别是在20世纪60年代初发展起来的一门新的学科领域。模式识别技术的飞速发展，一方面推动了人工智能技术的发展，另一方面也为计算机技术应用于生活中的方方面面提供了可能性。目前，在人工智能技术、医学、机器人学、地质学、神经生物学、计算机工程、侦探学、考古学、武器技术、宇航科学等众多科学和技术领域，模式识别的理论和方法都得到了广泛的重视。

本章首先围绕模式识别的基本概念以及模式识别系统的组成进行介绍，然后概述模式识别的发展历程，接着阐述模式识别中现有的方法技术，最后探讨模式识别在人类生活中的各种应用。

1.1 模式识别的基本概念

什么是模式？什么是模式识别？从广义上来讲，模式是一种可以观察到的，真实地存在于时间和空间中的，并且可以通过某种方式来区分它们是否相同或相似的一种事物。举例来讲，当我们看到身边的某种客观物体，或者观察到发生的某种现象时，可以认为这种客观物体或者所发生现象的时间信息、空间信息等相关信息，就是该客观物体或所发生现象的模式。Watanable 定义模式“与混沌相对立，是一个可以命名的模糊定义的实体”，即认为

凡是能够进行命名的，就可以称为模式。和类别(集合)的概念相比，模式以及模式识别则意味着如果能够认识某类事物或者某种现象中的几个，那么我们就能够对这类事物或者现象中的许多事物或现象进行识别。

模式是指观测具体的个别事物，从而获得该事物在时间和空间分布上的信息；模式类则是指同一类模式的总体或模式所属的类别。也有人习惯上把模式类称为模式，把个别具体的模式称为样本。模式就是如“花”“水杯”“衣服”等这种表示，与这种模式相应的一个样本就是像“玫瑰”“保温杯”“裙子”等的表示。从这种意义上来讲，我们认为，当某种具体的样本，可以归类到某一个模式时，我们就称它为模式识别，或者叫作模式分类。

让机器具有人的模式识别能力是人们研究模式识别技术的目的，要实现这一目的，需要对人类的识别能力进行研究，从这个意义来讲，模式识别可以被看作是一种通过研究计算机技术，使计算机可以模拟人类的识别行为，进而研究人类识别能力的一种数学模型。也就是说，模式识别隶属于信息科学技术和人工智能技术领域。实现一个模式识别研究过程，一方面要让机器能够自主观察周围事物和环境，并从观察到的周围事物和现象的背景中，进一步识别出所感兴趣的模式进行研究，另一方面需要让机器能够处理和分析可以表征这个模式的各种形式的信息，能够对所观察到的事物和发生的现象进行描述、辨认、分类和解释，最终实现对所观察到的模式进行准确合理的类别归属判断。

模式识别的研究一方面是研究各种生物体如何感知对象，另一方面是在给定任务的情况下，研究如何利用计算机实现模式识别的理论和方法。其中，前者是生物学家、心理学家以及生理学家等的研究领域，可以将其归属于认知科学范畴。后者则是信息学家、数学家以及计算机学者研究的领域，可以将其归属于信息科学范畴。

从问题解决的方法和处理的性质来讲，可以把模式识别分为有、无监督两种，它们的主要区别是，是否预先知道实验数据中各实验样本所归属的类别信息。在已知实验样本类别信息的情况下，将待测样本数据通过数据预处理、数据特征提取与选择以及输入分类器进行分类的过程，称为有监督分类。在实现有监督分类时，通常需要大量的有标签样本，但在实际应用中，某些有标签数据的获取极为不易，因此，研究不需要标签信息的无监督分类技术，就变得十分必要了。在模式识别的无监督分类识别过程中，样本的标签信息完全缺乏，主要是利用没有标签信息的训练样本，因此，我们将其称为无监督学习。

根据事物存在形式的不同，识别行为分为识别具体事物和识别抽象事物两种。例如水杯、课本和桌椅等属于空间信息，语音波形、心电图等属于时间信息，这种涉及时空信息的例子，属于具体事物识别。而抽象事物的识别归属于概念识别的研究范畴，它能识别一些不以物质形式而存在的现象，但在识别过程中，可能会涉及古老的话题或者公认的某些论点。

1.2 模式识别系统

模式识别系统能够从外部世界获取所要识别对象的数据,经过一系列的分析处理之后,辨别出该待识别对象的类别属性。如图 1.1 所示,模式识别系统一般包括数据的信息获取、数据处理、特征选择和提取、分类识别和分类决策(包括分类器设计和分类决策)四个模块。

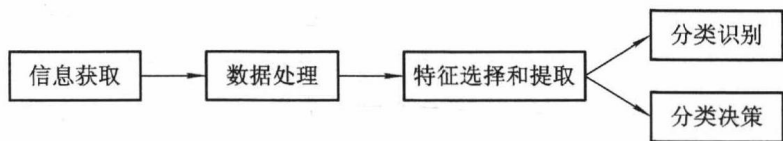


图 1.1 模式识别系统

通常在设计一个完整的模式识别系统时,模式类的定义、模式的应用场合、模式的表示、预处理方式、特征的选择和提取,以及分类器的设计和学习、训练数据和测试数据的选取、系统性能的评价等诸方面都是需要考虑和关注的。在设计模式识别各部分的内容时,一般都会随着应用目的不同而各不相同,比如在设计数据处理模块和分类决策模块时,可能会加入知识库(规则),以修正可能产生的错误,进而提高识别结果。下面分别来介绍模式识别系统中的每个模块的工作原理。

1.2.1 信息获取

通过各种仪器(如传感器)或者测量设备来获得待研究对象的各种特征信息,并将所获得的特征信息转化为计算机可以接受的数值或符号(串)的集合,这一过程称为模式识别系统中的数据获取过程。我们通常将转化的数值集合或符号(串)的集合所组成的空间称为模式空间。研究对象的信息可以概括为以下四类:

- (1) 一维波形,如心、脑电图,语音波形,地震波形等。
- (1) 二维图像,如遥感图像、指纹、文字图片等。
- (3) 三维图像,如视频序列、高光谱数据的光谱信息等。

(4) 物理参量和逻辑值,其中物理参量是一些具体的数据,常见的有:人的体温信息、身高信息,以及疾病诊断中的各种化验数据信息等;逻辑值是指对于某种参量是否正常的判断,或者某种对象是否存在的判断,例如常用逻辑值 0 和 1 来描述某一事物的有或无等。

1.2.2 数据处理

为了更好地实现模式识别,通过数据处理过程能够消除与整个模式识别过程不相关的

信号特征以及数据或者信息中的噪声信号，留下与被研究对象的性质，以及在分类识别模块中采用的与识别方法密切相关的特征(如物体的周长、面积等)，同时能够对由于测量仪器等外在因素造成的数据某些特征的退化现象，进行特征的增强和复原，以便获得更好的识别结果。通常，数据处理可以通过区域分割、数字滤波、目标提取、边界检测以及图像增强等数据处理方式来实现。

1.2.3 特征选择和提取

模式识别系统中的特征提取主要是指通过测量待识别对象的某些本质特征以及该对象的某些重要属性，进而从这些特征中找到对于模式识别过程最有效的特征，从而能够获得描述对象模式的一个过程。模式识别系统中的特征选择则是指通过多维特征向量对模式进行描述，由于每个特征向量在分类识别过程中的作用大小不一，因此，为了节省计算机的存储空间、降低特征提取的代价以及减少算法运行的时间，在原特征空间中，选取分类识别过程中最有效的特征，并将其组成新的降维特征空间的一个过程。

举例来讲，在实现图像识别时，通过提取图像的灰度变化、形状、纹理特征，对这些特征进行滤波以及各种计算之后，就能够通过特征选择和提取进而形成模式的特征空间。人类能够轻而易举地获取这些特征，但对于机器来讲就非常难了，因此，特征选择和提取是实现整个模式识别系统的一个关键问题。

在特征提取和选择过程中，特征越多并不一定分类性能越好。因为特征与特征之间会存在冗余，有些特征不利于分类。比如，对苹果和橘子进行分类，选取形状作为特征，然而形状特征并不是一个有辨别力的特征，在分类过程中作用并不大。此外，当提取和选择的特征过多时，可能会导致维数灾害问题，即特征维数过高，将会引起分类性能下降。

1.2.4 分类识别和分类决策

模式识别系统中分类识别和决策过程是进行模式识别的最后一部分。通过这部分操作，能够得到待识别对象所属的类型，或者是在模型数据库中与待识别对象最相似的模式编号。实现分类识别和决策的具体做法是：根据已经确定的分类规则，期望在对待识别对象进行分类时，其错误识别率最小或损失最小。

通常，对于已经得到分类或描述的模式集合，才能进行模式的分类或者描述过程。这个模式集合，我们将其称为训练集，在这种情况下产生的学习策略，称为监督学习。在模式识别过程中，没有提供模式类的先验知识时，这种学习策略称为非监督性学习。在非监督性学习过程中，模式类别的判断主要是基于统计规律以及相似性学习的。

特征选择和提取以及分类识别和分类决策是各种模式识别系统中具有共性的步骤，是整个模式识别系统的核心，也是模式识别这一门学科研究的主要内容。

1.2.5 模式识别系统实例

为了更好地体现模式识别应用于具体分类时相关问题的复杂情况,下面以汽车牌照识别分类为例来进一步深入探讨。

随着我国城市的建设规模不断扩大,以及各种高速公路、大型停车场、高档小区及写字楼等的兴建,汽车数量不断增加,进而导致城市道路的交通拥堵问题日益严重。对于车辆来讲,车牌是其唯一的标识,因此,车牌识别技术能够在智能交通系统(如城市道路交通管理、停车场管理等领域)中发挥巨大的作用。准确性以及时效性的提高是车牌识别系统的研究重点。目前,基于模式识别系统建立的车牌识别系统主要由车辆的图像采集、图像预处理、车牌特征选择和提取(包括车牌定位和字符分割)、字符分类识别四部分组成,如图1.2所示。

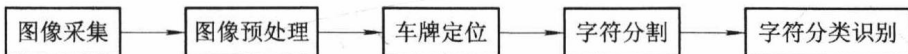


图 1.2 车牌识别系统

1. 信息获取

车辆图像数据信息的采集可以通过在道路上预先设置的数码相机、摄像机等设备,来拍摄整个车辆的图像,包括车辆的车牌部分,并以图片方式进行保存,进而获得所需的车辆图像数据。图1.3为通过摄像机获得的需要处理的车辆图像数据信息。



图 1.3 车辆原始图像数据

2. 数据处理

一般情况下,在拍摄车辆照片时,可能会受到各种客观因素的影响,因而采集到的车辆图像,有可能不能完全反映出原始车辆的全部信息。通常在进行车辆的车牌识别时,需要通过车辆图像的预处理过程,来对采集到的图像进行修缮、抑制和消除无关信息,保留和增强相关信息。图像预处理是图像分析的基础,它是对输入到整个识别系统的图像进行

规范的过程，这一过程能够抑制和消除无关信息，保留和增强相关信息。具体的操作有图像二值化、灰度变换以及图像增强等。图 1.4 是对原始图像进行数据处理时采用灰度值变换的方式得到的灰度图。

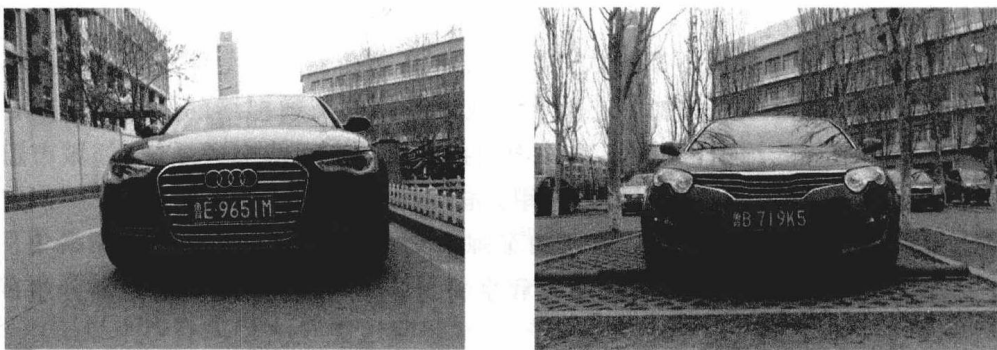


图 1.4 灰度化处理后图像

3. 特征选择和提取

经过图像预处理步骤以后，能够得到需要识别的汽车牌照的清晰图像。但是，图像中的所有信息，并不都是我们所感兴趣的，可以通过特征选择和提取来获得我们所感兴趣的信息，并去除无关信息。在汽车牌照识别系统中，主要通过车牌定位和车牌上的字符分割两个部分实现特征选择和提取。

车牌定位是指从整个车辆的图像中找出车牌的位置。目前，常用基于数学形态学、模板、车牌灰度图像投影的定位方法来实现车牌定位。

在本例中，以基于模板的车牌定位方法实现车牌的定位过程。采集到的图像由于在采集时，摄像机等拍照设备的位置一定，因此尺寸相差小，车牌的大小在不同图像中也不会有太大的变化，区域内像素点的个数差异不大。所以在进行车牌定位时，只需要将比车牌尺寸稍大的模板在待识别的图像中进行扫描，来统计不同位置的模板内像素点的个数，如果某个位置模板内像素点的个数在规定的范围内，那么就认为找到了待识别的车牌区域，如图 1.5 所示。

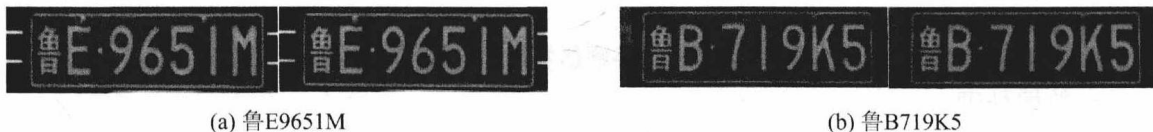


图 1.5 车牌定位结果

通过车牌定位处理能够获取汽车牌照的位置图像信息，但是整幅车牌图像的字符信息较为复杂，对于后续车牌的字符识别过程也难以直接进行。我国的车牌是一种印有中文、