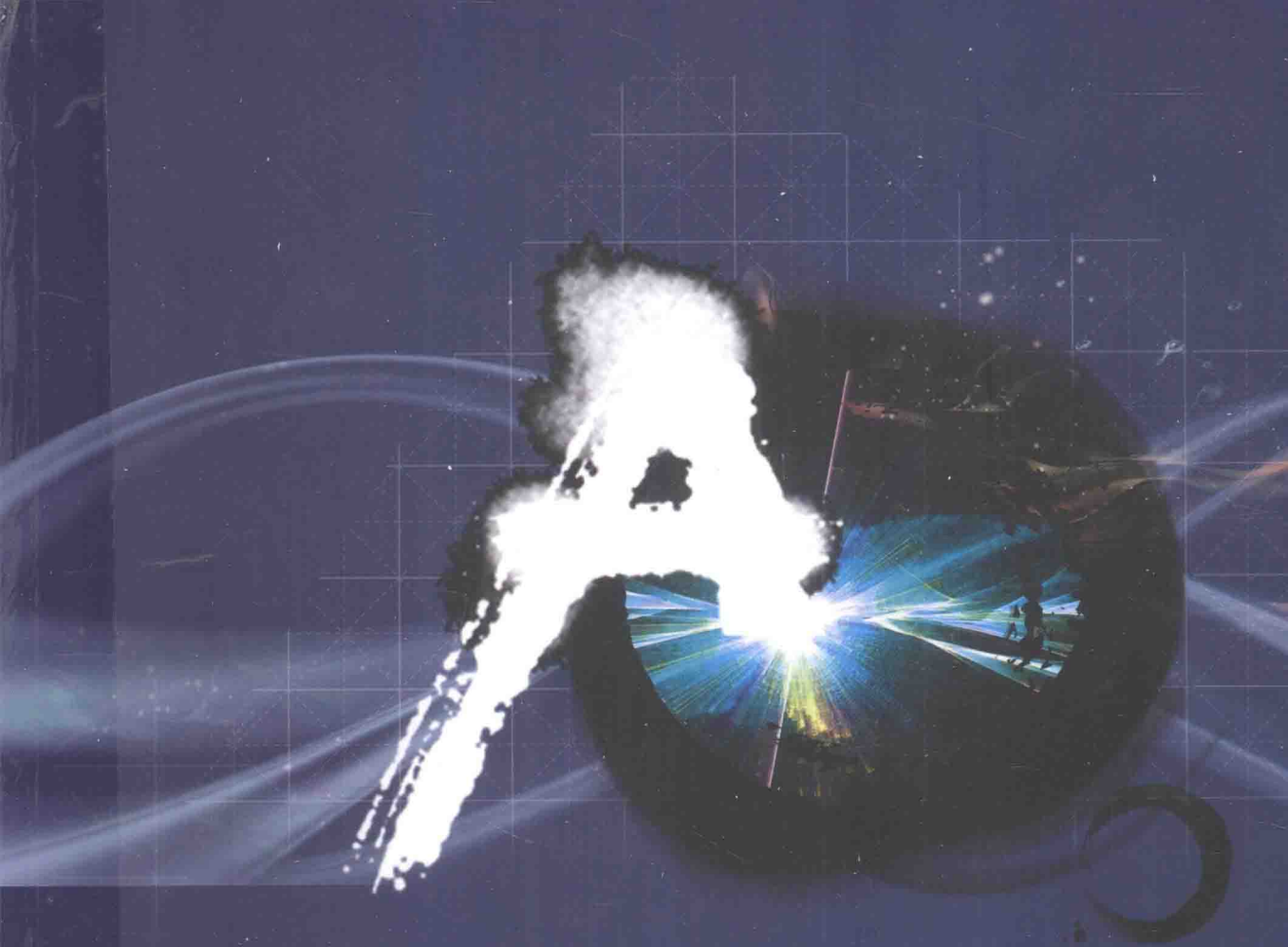




模式识别及MATLAB实现

◎ 杨 杰 主 编

◎ 郭志强 副主编



中国工信出版集团



电子工业出版社
PUBLISHING HOUSE OF ELECTRONICS INDUSTRY
<http://www.phei.com.cn>

模式识别及 MATLAB 实现

杨 杰 主 编

郭志强 副主编



電子工業出版社

Publishing House of Electronics Industry

北京 • BEIJING

内 容 简 介

本书主要介绍模式识别的基础知识、基本方法、程序实现和典型实践应用。全书共 9 章。第 1 章介绍模式识别的基本概念、基础知识；第 2 章介绍贝叶斯决策理论；第 3 章介绍概率密度函数的参数估计；第 4 章介绍非参数判别分类方法；第 5 章介绍聚类分析；第 6 章介绍特征提取与选择；第 7 章介绍模糊模式识别；第 8 章介绍神经网络在模式识别中的应用；第 9 章介绍模式识别的工程应用。每章的内容安排从问题背景引入，讲述基本内容和方法，到实践应用（通过 MATLAB 软件编程）。本书内容系统，重点突出，做到理论、应用与实际编程紧密结合，理论与实例并重。

本书还配套有《模式识别及 MATLAB 实现——学习与实验指导》作为教材的补充，便于读者学习和上机实验；另配有电子课件，便于教师教学和学生自学。

本书可作为高等院校电子信息工程、通信工程、计算机科学与技术、电子科学与技术、生物医学工程、电气工程及其自动化等相关专业本科生的教材，以及信息与通信工程、控制科学与工程、计算机科学与技术、生物医学工程、光学工程和电子科学与技术等专业的研究生教材；也可作为从事小模式识别、人工智能和计算机应用研究与开发的工程技术人员的参考书。

未经许可，不得以任何方式复制或抄袭本书之部分或全部内容。

版权所有，侵权必究。

图书在版编目（CIP）数据

模式识别及 MATLAB 实现 / 杨杰主编. — 北京：电子工业出版社，2017.8

ISBN 978-7-121-32127-6

I. ①模… II. ①杨… III. ①模式识别—计算机辅助计算—Matlab 软件 ②人工智能—计算机辅助计算—Matlab 软件 IV. ①O235-39 ②TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字（2017）第 161148 号

策划编辑：董亚峰

责任编辑：郝黎明 特约编辑：张燕虹

印 刷：三河市华成印务有限公司

装 订：三河市华成印务有限公司

出版发行：电子工业出版社

北京市海淀区万寿路 173 信箱 邮编 100036

开 本：787×1 092 1/16 印张：14.5 字数：371 千字

版 次：2017 年 8 月第 1 版

印 次：2017 年 8 月第 1 次印刷

定 价：38.00 元

凡所购买电子工业出版社图书有缺损问题，请向购买书店调换。若书店售缺，请与本社发行部联系，联系及邮购电话：（010）88254888，88258888。

质量投诉请发邮件至 zlt@phei.com.cn，盗版侵权举报请发邮件至 dbqq@phei.com.cn。

本书咨询联系方式：（010）88254694。

前 言

模式识别的概念最早诞生于 20 世纪二三十年代，在 60 年代初发展成为一门学科，并很快成为智能信息处理的核心内容之一。模式识别技术迅速扩展，几乎遍及各个学科，广泛应用于人工智能、机器人、系统控制、遥感数据分析、生物医学工程、军事目标识别等领域，在国民经济、国防建设和社会发展等方面得到广泛应用，产生了深远的影响。随着学科的发展，模式识别课程已逐渐成为信息与通信工程、自动控制工程、电子科学与技术、计算机工程等专业的专业重要课程。

本书主要介绍模式识别的基础知识、基本方法、程序实现和典型应用。全书共 9 章。第 1 章介绍模式识别的基本概念、基础知识；第 2 章介绍贝叶斯决策理论；第 3 章介绍概率密度函数的参数估计；第 4 章介绍非参数判别分类方法；第 5 章介绍聚类分析；第 6 章介绍特征提取与选择；第 7 章介绍模糊模式识别；第 8 章介绍神经网络在模式识别中的应用；第 9 章介绍模式识别的工程应用。

本书内容基本涵盖了目前模式识别重要的理论和方法，但并没有简单地将各种理论方法堆砌起来，而是在介绍理论方法的同时，将各种算法应用于实际实例中讲解。书中含有需要应用模式识别技术解决的实际问题，有模式识别理论的讲解和推理，有将理论转化为编程的步骤，有计算机能够运行的源代码，有计算机运行模式识别算法程序后的效果，使读者能有所学就会有所用。

本书特点

本书以实践为导向，采用具体实例介绍理论和技术，使理论和实践相结合，避免了空洞的理论说教。书中的很多算法实例在实际应用中具有广泛的代表性，读者对程序稍加改进，就可以应用到不同的场合，例如文字识别、图形识别等。本书在介绍许多重要的经典内容基础上，还详细介绍了最近十几年来发展的并被实践证明有用的新技术、新理论，如神经网络、模糊集理论等，并将这些新技术应用于模式识别中，提供这些新技术的源代码。

为配合教师教学，帮助学生学习，作者还编写与本书配套的《模式识别及 MATLAB 实现——学习与实验指导》，概括教材各章知识要点和相关理论的编程实验。

本书可作为高等院校计算机工程、信息工程、生物医学工程、智能机器人学、工业自动化、模式识别等学科本科生、研究生的教材或教学参考书，也可供有关工程技术人员参考。

本书特色

(1) 系统性强，从问题背景的引入开始，讲述基本内容和方法，通过 MATLAB 编程实践进行结果分析。

(2) 重点突出，理论、应用与实际编程紧密结合，理论与实例并重。

本书由杨杰担任主编，由郭志强担任副主编。

本书第 1~4 章由杨杰编写，第 5~9 章由郭志强编写，陈奕蕾、刘滢、曾亚丽、李义山、方辉、王贺、吴紫薇、林仲康等参加了部分文字的输入、程序调试、插图和校对工作。在编写本书过程中参考了大量的模式识别文献，在此对这些文献的作者表示真诚的感谢。

由于作者水平有限，书中难免存在缺点和疏漏之处，恳请读者批评指正。

作 者

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 模式识别的基本概念	1
1.1.1 生物的认识能力	1
1.1.2 模式识别的概念	2
1.1.3 模式识别的特点	2
1.1.4 模式的描述方法及特征空间	4
1.2 模式识别系统的组成和主要方法	5
1.2.1 模式识别系统的组成	5
1.2.2 模式识别的方法	7
1.3 模式识别的应用	9
1.3.1 文字识别	9
1.3.2 语音识别	10
1.3.3 指纹识别	10
1.3.4 遥感图像识别	11
1.3.5 医学诊断	11
1.4 全书内容简介	12
习题及思考题	13
第 2 章 贝叶斯决策理论	14
2.1 几个重要的概念	14
2.2 几种常用的决策规则	15
2.2.1 基于最小错误率的贝叶斯决策	16
2.2.2 最小风险判别规则	18
2.2.3 最大似然比判别规则	20
2.2.4 Neyman-Pearson 判别规则	22
2.3 正态分布中的 Bayes 分类方法	26

2.4 MATLAB 程序实现	33
习题及思考题	37
第 3 章 概率密度函数的参数估计	39
3.1 概率密度函数估计概述	39
3.2 最大似然估计	40
3.3 贝叶斯估计与贝叶斯学习	42
3.4 非参数估计	47
3.4.1 非参数估计的基本方法	48
3.4.2 Parzen 窗法	50
3.4.3 k_N -近邻估计法	54
3.5 MATLAB 示例	55
习题及思考题	60
第 4 章 非参数判别分类方法	62
4.1 线性分类器	62
4.1.1 线性判别函数的基本概念	62
4.1.2 多类问题中的线性判别函数	64
4.1.3 广义线性判别函数	68
4.1.4 线性分类器的主要特性及设计步骤	70
4.1.5 感知器算法	74
4.1.6 Fisher 线性判别函数	79
4.2 非线性判别函数	84
4.2.1 非线性判别函数与分段线性判别函数	84
4.2.2 基于距离的分段线性判别函数	85
4.3 支持向量机	87
4.3.1 线性可分情况	87
4.3.2 线性不可分情况	89
4.4 MATLAB 示例	91
习题及思考题	94
第 5 章 聚类分析	95
5.1 模式相似性测度	95
5.1.1 距离测度	96
5.1.2 相似测度	99
5.1.3 匹配测度	100

5.2 类间距离测度方法	102
5.2.1 最短距离法	102
5.2.2 最长距离法	102
5.2.3 中间距离法	102
5.2.4 重心法	103
5.2.5 平均距离法（类平均距离法）	103
5.3 聚类准则函数	105
5.3.1 误差平方和准则	105
5.3.2 加权平均平方距离和准则	106
5.3.3 类间距离和准则	107
5.3.4 离散度矩阵	107
5.4 基于距离阈值的聚类算法	108
5.4.1 最近邻规则的聚类算法	109
5.4.2 最大最小距离聚类算法	109
5.5 动态聚类算法	111
5.5.1 C-均值聚类算法	111
5.5.2 ISODATA 聚类算法	115
5.6 MATLAB 示例	121
习题及思考题	126
第 6 章 特征提取与选择	128
6.1 类别可分性判据	128
6.2 基于距离的可分性判据	129
6.3 按概率距离判据的特征提取方法	131
6.4 基于熵函数的可分性判据	134
6.5 基于 Karhunen-Loeve 变换的特征提取	135
6.5.1 Karhunen-Loeve 变换	135
6.5.2 使用 K-L 变换进行特征提取	138
6.6 特征选择	141
6.6.1 次优搜索法	142
6.6.2 最优搜索法	143
6.7 MATLAB 举例	145
习题及思考题	147
第 7 章 模糊模式识别	148
7.1 模糊数学的基础知识	148

7.1.1	集合及其特征函数	148
7.1.2	模糊集合	149
7.1.3	模糊集合的 λ 水平截集	154
7.1.4	模糊关系及模糊矩阵	155
7.2	模糊模式识别方法	156
7.2.1	最大隶属度识别法	157
7.2.2	择近原则识别法	157
7.2.3	基于模糊等价关系的聚类方法	159
7.2.4	模糊 C-均值聚类	161
7.3	MATLAB 程序设计	163
	习题及思考题	165
第 8 章	神经网络在模式识别中的应用	167
8.1	人工神经网络的基础知识	167
8.1.1	人工神经网络的发展历史	167
8.1.2	生物神经元	168
8.1.3	人工神经元	168
8.1.4	人工神经网络的特点	169
8.2	前馈神经网络	169
8.2.1	感知器	170
8.2.2	多层感知器	171
8.3	自组织特征映射网络	173
8.3.1	网络结构	173
8.3.2	网络的识别过程	174
8.3.3	网络的学习过程	174
8.4	径向基函数 (RBF) 神经网络	175
8.4.1	网络结构	175
8.4.2	径向基函数	176
8.4.3	网络的学习过程	176
8.5	深度学习	177
8.5.1	深度学习介绍	178
8.5.2	受限玻尔兹曼机	178
8.5.3	深度置信网络	180
8.5.4	卷积神经网络	181
8.6	MATLAB 举例	183
	习题及思考题	188

第 9 章 模式识别的工程应用	190
9.1 基于 BP 神经网络的手写数字识别	190
9.1.1 整体方案设计	190
9.1.2 字符图像的特征提取	191
9.1.3 BP 神经网络的设计	195
9.1.4 BP 神经网络的训练	197
9.1.5 BP 神经网络的识别	197
9.2 基于朴素贝叶斯的中文文本分类	198
9.2.1 文本分类原理	199
9.2.2 文本特征提取	199
9.2.3 朴素贝叶斯分类器设计	201
9.2.4 测试文本分类	202
9.3 基于 PCA（主要成分分析）和 SVM（支持向量机）的人脸识别	205
9.3.1 人脸图像获取	205
9.3.2 人脸图像预处理	206
9.3.3 人脸图像特征提取	207
9.3.4 SVM 分类器的设计和分类	209
9.4 基于隐马尔科夫模型的语音识别	210
9.4.1 语音识别的原理	210
9.4.2 语音采集	211
9.4.3 语音信号的预处理	212
9.4.4 MFCC 特征参数提取	216
9.4.5 HMM 模型训练	217
9.4.6 识别处理	218
参考文献	219

第1章 绪论

模式识别是在 20 世纪 60 年代初迅速发展起来的一门学科，其研究成果在很多科学和技术领域中得到了广泛的应用，推动了人工智能技术、图像处理、信号处理、计算机视觉、多媒体技术等多种学科的融合与发展，扩大了计算机应用的领域。了解与熟悉模式识别的一些基本概念与基本处理方法，对从事该领域相关工作的研究人员具有十分重要的意义。从学科分类来看，模式识别属于人工智能的范畴，旨在实现用机器完成以往只能由人类方能胜任的智能活动。

1.1 模式识别的基本概念



1.1.1 生物的认识能力

人类一般可以通过面部特征、声音、步态等信息识别出自己熟知的人。人们通过特殊的信息处理方式去感知事物的类别，判断事物的能力被称为“模式识别”。在客观世界中，生物也普遍存在模式识别的能力，许多我们熟知的生物都具有模式识别的能力。例如，蝙蝠的雷达系统、螳螂的视觉系统都是灵敏度非常高的模式识别系统。这些动植物通过功能强大的系统来感知周围环境并赖以生存。警犬能通过嗅觉判断疑犯的行踪；小猫会通过味觉判断一个物体是否为食物；向日葵总是自动感知太阳的方向；微生物会根据化学物质的浓度来判断应当繁殖还是逃离。只有具备了模式识别的能力，生物体才能有效地感知外界环境，并对外界刺激采取适当的反应，也才能在客观世界中生存。

当生物感知到某事物或现象时，会对该事物或现象的信息进行加工和处理，进而形成一种模式，然后将其与自身存储的模式相比较，如果找到一个与之匹配的模式，就可以将该事物或现象识别出来。生物之所以具有这种识别能力，是因为经过长期的训练学习，在它们体内已经建立了抽象的标准模式，当接收一个新模式后马上就能够判断其与标准模式的相似度，从而把它与最相近的标准模式划为一类。



1.1.2 模式识别的概念

本书所说的模式识别可以定义为识别一个模式，其英文为 **Pattern Recognition**。“Pattern”的本意是图案、式样，但在模式识别学科中，它是指从事物中抽象出来的特征，代表的不是一个具体的事物，而是事物所包含的信息特点。虽然世界上没有完全相同的两幅书法作品，但我们仍然可以识别出两幅书法作品是否出自同一书法家之手。所以，模式（Pattern）在模式识别系统中指的是从具体事物中抽象出来、用于识别事物类别的特征信息。

识别的英文是“**Recognition**”，直译成汉语可以是“再认知”，就是对已经具有一定先验知识的事物去判断它是什么。由于模式是从具体事物中抽象出来的特征，因此，它需要在长期的“学习”或“训练”过程中，从大量属于同一种类的事物中归纳总结出来。例如我们看某个人的多幅不同姿态、光照、表情的照片，就可以利用这些照片的信息抽象归纳出这个人的面部特征。当我们拿到一张新的照片时，就能依据这些特征来判断该幅照片是否属于这个人，也就是说是否能将这幅照片归到“某人”这一类别中去。

书中讨论的“模式识别”是指利用计算机自动地把待识别模式划分到模式所属的类别中去。一般认为，模式是通过具体的事物进行观测所得到的具有时间与空间分布的信息，模式所属的类别或同一类中的模式的总体称为模式类，其中某个具体的模式称为样本。模式识别就是研究通过计算机自动地将待识别的模式分配到各个模式类中的技术。

模式识别的本质是对事物的分类。学习或训练的过程是建立类别标签和类别模式之间的关联规则，识别则是将新的、未知的事物根据已建立的规则划归到已知的类别中去。



1.1.3 模式识别的特点

“模式识别学科”就是通过计算机用数学技术方法来研究模式的自动处理和判读的学科。生物模式识别的研究属于生物学、神经生理学和脑科学的范畴，作为信息学科中重要分支的模式识别学科，是研究如何让计算机具有判别模式的能力，将未知类别的事物划归到已知的类别中去的学科。理想的模式识别系统能够实现生物模式识别的性能，但目前机器识别的效能还远远达不到生物识别的水平。为了学习方便，下面先给出模式识别相关术语的描述。

1. 学习和分类

学习在人类的日常生活中扮演着重要的角色，在人类的模式识别活动中，就是通过学习形成类别的模式特征。人类从出生起就开始学习活动，并随着年龄的增长不断增强这种能力。孩子们通过学习知道应该称呼什么样的人为爷爷、什么样的人为奶奶，这种识别能力就是通过日常大量的爷爷和奶奶的样本学习得到的。人类在出生或年龄很小时并不知道爷爷、奶奶应有什么样的特征，但后天的学习过程使他们逐渐掌握这种分辨能力。

给学习下个定义就是从大量的样本中发现属于同一类别的事物的共同特征，建立类别判定的特征标准的过程；分类就是依据特征对待识别的事物进行归类，从而确定该事物的类别属性。

2. 有监督学习和无监督学习

学习依据有无导师,可分为有监督学习和无监督学习。有监督学习方法预先把模式样本分为训练集和测试集,训练集用于学习识别模型,测试集用于测试识别模型的性能。在学习的过程中已知训练样本的类别信息,识别的结果是给待识别样本加上了类别标号,因此训练样本集必须由带标号的样本组成。而无监督学习方法不去区分训练集和测试集,只有要分析的数据集本身,所有样本并没有类别标号。如果数据集呈现某种聚集性,则可按自然的聚集性分类,但不以与某种预先的分类标号相匹配为目的。

3. 模式的紧致性

模式识别中,分类器设计与模式在特征空间的分布方式有密切关系,例如图 1-1 (a)、(b) 与 (c) 分别表示了两类模式在空间分布的三种状况。其中,(a) 中两类样本有各自明确的区域,它们之间的分界线具有简单的形式,因而也较易区分。(b) 中两类虽有各自不同的区域,但分界面的形式比较复杂,因而设计分类器的难度要大得多。如果遇到 (c) 类的情况,则几乎无法将其正确分类。

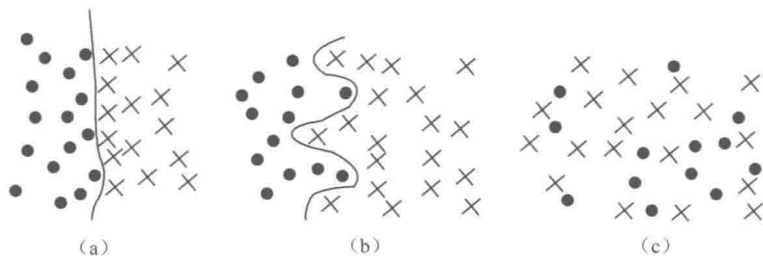


图 1-1 模式在特征空间的分布

在多类样本中,某些样本的值有微小变化时就变成另一类样本称为临界样本(点)。根据以上讨论可以定义一个紧致集,它具有下列性质:

- (1) 临界点的数量与总的点数相比很少。
- (2) 集合中任意两个内点可以用光滑线连接,在该连线上的点也属于这个集合。
- (3) 每个内点都有一个足够大的邻域,在该领域中只包含同一集合中的点。

然而,很多实际问题在原始的量测空间表示时往往不满足紧致性,但它们可以通过变换,将数据从原始的量测空间转换到特征空间,在相应的特征空间中满足紧致性,从而也达到模式可分。模式识别的一个关键步骤就是要寻找这样一种变换,即选择一种特征空间,当数据投影到这个特征空间后,使不同类别的样本能正确地分开。因此在讨论模式识别的问题时,通常假设同一类的各个模式在该空间中构成一个紧致集。至于如何找到这种变换仍是当前模式识别领域研究的热点。

4. 相似性判断

相似性被用来衡量两个模式之间的相似程度。两个模式属于同一类是由于它们具有某些

相似的属性,因此可选择适当的方法去度量它们之间的相似性。在模式识别系统中,计算机也正是依据模式之间的相似程度进行分类的。例如,在特征空间中可以用特征向量表示样本的属性,可用向量的空间距离来度量模式的相似性。在找到合适的特征空间情况下,同类样本应具有较大的相似性,而不同类别样本的相似性较小。模式识别是利用同一类别的模式具有相似的属性来完成分类,因此相似性是度量模式识别理论的基础。事实上,生物体能够识别出未见过的某个事物,并能对存在形变和其他失真情况的事物实现识别。

5. 识别结果的正确性

模式识别的原理是“根据经验判断”,而经验数据总是有限的,无法包括所有可能的分类情况。因此,识别是在认知基础上的“识别”,而不是“确认”,识别的结果只能在一定的概率和置信度上表达事物所属的真实类别。

模式识别中的学习或训练是从训练样本集中找出某种数学表达式的最优解,这个最优解使分类器得到一组参数,按这种参数设计的分类器使人们设计的某种准则达到极值。例如图 1-2 为分布在二维特征空间的两类样本,分别用“×”与“△”表示。从图中可见这两类样本

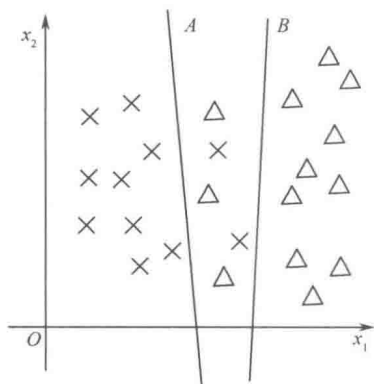


图 1-2 线性分类器对样本的分类

本在二维特征空间中有重叠区域,很难找到一个简单的线性分界线将其完全分开。如果我们用直线作为分界线,对图 1-2 中所示的样本分布情况,无论直线参数如何设计,总会有错分类发生。如果我们以分类数错误最小为原则分类,则图中直线 A 可能是最佳的分界线,它使错分类的样本数量为最小。但是如果将“×”样本错分成“△”类所造成的损失要比将“△”分成“×”类严重,则偏向使对“×”类样本的错分类进一步减少,可以使总的损失为最小,那么直线 B 就比直线 A 更优。可见分类器参数的选择结果取决于准则函数。设计者选择不同准则函数,获得最优解对应不同的学习结果,得到性能不同的分类器。



1.1.4 模式的描述方法及特征空间

在模式识别中,被观测的每一个对象称为样本(举例:病人、产品、目标等),本书中用大写英文字母 X , Y 或者 Z 表示样本。如果一批样品共有 N 个,则分别记为 $X_1, X_2, \dots, X_N$ 。如果一批样本分别来自 c 个不同的类,来自第一类的样本有 N_1 个,来自第二类的样本有 N_2 个,来自第 c 类的样本有 N_c 个,则可以表示为:

$$X_1^{(1)}, X_2^{(1)}, \dots, X_{N_1}^{(1)}, X_1^{(2)}, X_2^{(2)}, \dots, X_{N_2}^{(2)}, \dots, X_1^{(c)}, X_2^{(c)}, \dots, X_{N_c}^{(c)}$$

其中,记号 $X_i^{(j)}$ 表示第 j 类的第 i 个样本。

对每个样本必须确定一些与识别有关的属性，每个属性称为一个特征，如人脸识别中双目之间的距离、嘴的宽度和下颌的弧度等。对特征用小写英文字母 x 、 y 或 z 表示。

假设一个待识别的样本有 n 个特征，该样本的模式可用向量、矩阵或几何等方式表示，样本的 n 维特征所张成的空间称为样本的 n 维的特征空间，如图 1-3 所示。

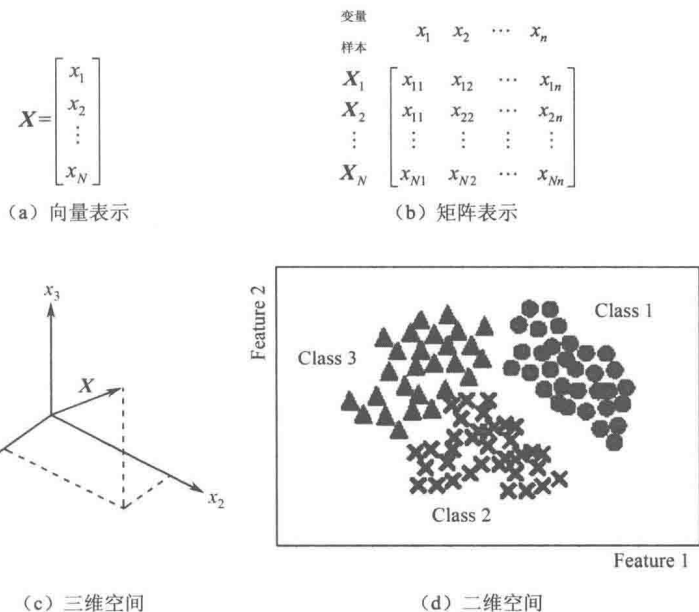


图 1-3 样本的表示形式

[例 1.1] 假设苹果的直径尺寸限定在 7~15cm 之间，它们的重量在 3~8 两之间变化。如果直径长度 x_1 以 cm 为单位，重量 x_2 以两为单位。那么，由 x_1 值从 7~15， x_2 值从 3~8 包围的二维空间就是对苹果进行度量的特征空间。用向量表示苹果的特征如图 1-4 所示。

$$\text{苹果: } X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{直径} \\ \text{重量} \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 7 \sim 15 \\ 3 \sim 8 \end{bmatrix}$$

图 1-4 苹果的特征表示

1.2 模式识别系统的组成和主要方法



1.2.1 模式识别系统的组成

模式识别系统主要由信息获取、预处理、特征提取和选择、分类器设计和模式分类五部分组成，系统的构成如图 1-5 所示。下面对这五部分分别进行说明。

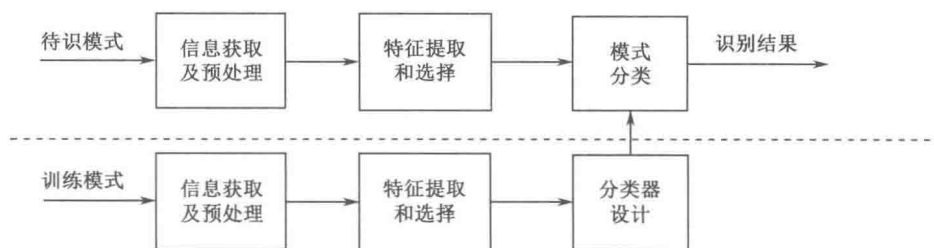


图 1-5 模式识别系统的基本构成

1. 信息获取

为了使计算机能够对所研究的对象进行分类识别，必须将研究对象表示为计算机所能接收的形式，通常有下列三种类型。

- ① 二维图像：文字、指纹、地图、照片等。
- ② 一维波形：脑电图、心电图、季节震动波形等。
- ③ 物理参量和逻辑值：体温、化验数据、参量正常与否的描述。

通过测量、采样和量化，可以用矩阵表示二维图像，向量表示一维波形，这就是信息获取过程。

2. 预处理

预处理的目的是“去伪存真”，去除噪声的同时应能保留有用信息，并对输入测量仪器或其他因素所造成的退化现象进行复原，如对缺失的数据进行补充，去除明显错误的的数据，以及对数据进行规范化等。

3. 特征提取和选择

由信息获取得到的原始数据量一般是相当大的。为了有效地提升系统分类识别的精度和速度，需要对预处理后的数据进行选择或变换，得到最能反映分类本质的样本特征。

4. 分类器设计

为了把待识模式划归到所属的类别中去，需要制定相应的判别准则，分类的结果使判别准则对应的函数达到极值。通常的做法是：选用一定数量的样本组成训练样本集，依据分类判别准则构造判别函数，对训练样本学习出分类判别函数，使得按分类判断准则对待识别模式进行分类所造成的错误识别率或引起的损失最小。

5. 模式分类

在特征空间中用模式识别方法把被识别对象归为某一类别，即输出分类结果。



1.2.2 模式识别的方法

针对不同的应用目的,可以采用不同的模式识别方法。目前主流的技术有模板匹配、统计模式识别、聚类分析、模糊模式识别、人工神经网络模式识别、支持向量机和结构模式识别等。

1. 模板匹配

模板匹配是在计算机出现之前就已经开始使用的一种模式识别方法。其基本思想是为每个类别建立一个或多个标准模板,将待识别的样本与每个类别的模板进行比对,根据与模板的相似程度将样本划分到相应的类别中。该方法的优点是简单,在类别特征稳定、类间差距大的时候往往能取得较好的识别效果,但其缺点是适应能力较差。

2. 统计模式识别

统计模式识别是基于概率统计理论的模式识别方法,它是将样本看成多维特征空间中的点,根据不同类别的样本在特征空间中的概率分布,制定决策准则和确定类别分界面,再进行分类决策。统计模式识别的优点是具有坚实的数学基础,分类器学习算法成熟,应用领域广泛;其缺点是算法较复杂,在各类别特征结构差异较大时求解困难。

3. 聚类分析

当模式识别中分类器学习采用无监督学习时,分类器主动对样本集进行类别划分的过程称为聚类分析。聚类分析有单独的算法(如层次聚类法、动态聚类法等),可以看成模式识别的一类特殊方法。

4. 模糊模式识别

模糊模式识别是建立在模糊数学的基础上的一种模式识别方法,其基本思想是把模糊集的概念和其他的模式识别方法相融合,形成一种分类结果模糊化的识别方法。该方法可以解决许多样本特征值不精确的分类问题,当分类识别对象本身或要求的识别结果具有模糊性时,该方法通常可获得较好的识别效果。其缺点是模糊集合和模糊规则的建立具有较大的主观性。

5. 人工神经网络模式识别

人工神经网络是由大量简单的基本单元——神经元(Neural)相互连接而构成的非线性动态系统,每个神经元结构和功能比较简单,而由其组成的系统却可以非常复杂,对具有三层结构的神经网络,其输入/输出关系在理论上就可以逼近任意非线性函数。因此,神经网络模式识别在解决复杂的非线性分类问题上具有优势;其缺点是学习速度较慢,训练参数选择困难,并且所获得的分类决策规则是不透明和非解析的。