

模式识别技术及其应用

杨帮华 李 昕 杨 磊 马世伟 著



科学出版社

模式识别技术及其应用

杨帮华 李 昕 杨 磊 马世伟 著

科学出版社

北 京

内 容 简 介

本书阐述了模式识别原理与新方法,并在此基础上介绍了模式识别的典型应用案例。理论方法主要涵盖了预处理、特征提取及分类的典型和前沿方法。整体内容安排力求实用性,将理论与实际案例相结合,并突出案例介绍,有利于读者加深对理论方法的理解和实际应用,可使读者较系统地掌握模式识别的新理论方法和相关实用技术。书中给出的应用实例,可为科研人员应用模式识别方法解决相关领域的实际问题提供具体思路和方法。

本书可作为计算机科学、自动化科学、电子科学、信息工程专业研究生的模式识别课程教材,也可供各领域中从事模式识别相关工作的广大科技人员和高校师生参考。

图书在版编目(CIP)数据

模式识别技术及其应用/杨帮华等著. —北京:科学出版社,2016. 3
ISBN 978-7-03-047545-9

I. ①模… II. ①杨… III. ①模式识别—研究 IV. ①TP391.4

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2016)第 044294 号

责任编辑:张海娜 霍明亮 / 责任校对:桂伟利

责任印制:张 倩 / 封面设计:蓝正设计

科 学 出 版 社 出 版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码:100717

<http://www.sciencep.com>

新科印刷有限公司印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2016 年 3 月第 一 版 开本:720×1000 1/16

2016 年 3 月第一次印刷 印张:16 1/4

字数:311 000

定价:98.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换)

前 言

模式识别是人类的一项基本智能,模式识别能力普遍存在于人的认知系统,是人获取外部环境知识,并与环境进行交互的重要基础。在日常生活中,人们经常进行“模式识别”,如人们对植物、动物及各种事物的区分,本书所讲的模式识别是指用机器实现模式识别的过程。模式识别诞生于 20 世纪 20 年代,随着 40 年代计算机的出现,以及 50 年代人工智能的兴起,模式识别在 60 年代初迅速发展成一门新的学科,是人工智能领域的一个重要分支。

什么是模式和模式识别呢?广义地说,存在于时间和空间中可观察的事物,如果可以区别它们是否相同或相似,都可以称之为模式;狭义地说,模式是通过对具体的个别事物进行观测所得到的具有时间和空间分布的信息;把模式所属的类别或同一类中模式的总体称为模式类。而模式识别则是在一定量度或观测基础上把待识模式划分到各自的模式类中去。模式识别实现过程的实质是对感知信号(图像、视频、声音等)进行分析,对其中的物体对象或行为进行判别和解释的过程。

自 20 世纪 60 年代以来,模式识别得到了迅速发展,并取得了丰富的理论和应用成果,模式识别技术已广泛被应用于人工智能、计算机工程、机器人学、神经生物学、医学、侦探学,以及高能物理、考古学、地质勘探、宇航科学和武器技术等许多重要领域,如语音识别、语音翻译、人脸识别、指纹识别、生物认证技术等。模式识别技术对国民经济建设和国防科技发展的重要性已得到了人们的认可和广泛重视。由于模式识别理论具有重要的学术价值和广泛的应用领域,相关领域的科研工作者投入了很高的热情去学习层出不穷的新知识和新技巧。

随着模式识别新理论方法的发展及应用领域的不断拓展,对模式识别课程及知识的需求日益增加,如何使更多的研究者尽快掌握尤其是学会应用模式识别相关理论方法,解决工业生产及日常生活中的实际问题,是本书的出发点。本书紧跟学科发展前沿,介绍了一些最新的理论方法,更多的是通过总结教学及科研成果,形成大量的实际案例,避免引用过多的、烦琐的数学推导,使读者能够通过案例快速掌握模式识别理论方法的具体应用,开拓研究视野,培养综合分析及解决实际问题的能力。

本书分为两大部分:基础理论和典型应用案例。基础理论部分包括四章,模式识别简介(模式识别系统基本概念、系统构成、特点、主要方法、若干问题及基础知识);预处理方法(包括自适应滤波、盲源分离);特征提取方法(包括小波变换、小波包变换、希尔伯特-黄变换、功率谱分析);分类方法(包括贝叶斯分类、线性分类、神

神经网络分类、支持向量机),覆盖了基础知识与部分当前研究前沿。典型案例部分包括第 5~16 章,基于贝叶斯决策的细胞及性别和鱼类识别;基于语音的说话人识别;车牌识别;脑机接口中运动想象脑电信号的识别;基于红外火焰探测的火灾识别;基于 K-L 变换的人脸识别;基于深度数据的运动目标检测;基于指纹的生物识别;基于虹膜的生物识别;电影中吸烟镜头识别;黄瓜病害识别;昆虫识别。

上海大学四位老师及有关研究生参与了本书的编写,其中,第 1、3、8、9 章由杨帮华编写,第 2、4 章由杨帮华和李昕共同编写,第 5、6、7、12 章由李昕编写,第 10 章由马世伟编写,第 11、13~16 章由杨磊编写。全书由杨帮华负责整理与统稿。编写中研究生段凯文、张桃、章云元、李华荣、张佳杨、刘丽娜、冉鹏、蔡纪源、任衍允等为本书的成稿做了一定的工作,在此一并表示感谢。

感谢上海大学自动化系对本书出版给予的关心和资助。

由于作者水平有限,书中难免有不足之处,敬请广大同行和读者批评指正,相关内容请发电子邮件到 yangbanghua@126.com,以便今后补充修正。

目 录

前言

第 1 章 模式识别简介	1
1.1 模式识别的相关概念	1
1.2 模式识别的发展历程	5
1.3 模式识别系统的基本组成和特点	5
1.3.1 基本组成	5
1.3.2 特点	7
1.4 模式识别的主要方法	7
1.5 模式识别中的若干问题	10
1.5.1 学习	10
1.5.2 模式的紧致性	11
1.5.3 模式的相似性	12
1.5.4 模式分类的主观性和客观性	12
1.6 模式识别的基本知识	13
1.6.1 模式的表示方法	13
1.6.2 模式相似性度量常用的几种距离	13
1.6.3 模式特征的形成	14
1.6.4 数据的标准化	14
1.7 模式识别的典型应用和发展	15
1.7.1 模式识别的典型应用	15
1.7.2 模式识别的发展	17
参考文献	17
第 2 章 预处理方法	18
2.1 自适应滤波	18
2.1.1 自适应滤波原理	18
2.1.2 自适应滤波器结构及应用	19
2.1.3 LMS 自适应滤波	20
2.1.4 RLS 自适应滤波	21
2.1.5 自适应滤波的实现	23
2.1.6 MATLAB 实验	24

2.2 盲源分离	27
2.2.1 信息论的基本概念	27
2.2.2 常用的目标函数	30
2.2.3 ICA 算法及实现流程	31
2.2.4 SOBI 算法及实现流程	38
参考文献	39
第3章 特征提取方法	40
3.1 小波变换	40
3.1.1 简介	40
3.1.2 傅里叶变换	41
3.1.3 短时傅里叶变换	42
3.1.4 连续小波变换	43
3.1.5 离散小波变换	47
3.2 小波包变换	49
3.3 小波变换及小波包变换特征表示	50
3.4 希尔伯特-黄变换	53
3.4.1 HHT 简介	53
3.4.2 HHT 原理及实现	53
3.4.3 HHT 方法的优越性	56
3.5 功率谱分析	58
参考文献	59
第4章 分类方法	60
4.1 贝叶斯分类	60
4.1.1 贝叶斯定理	60
4.1.2 基本概念及贝叶斯决策理论	60
4.1.3 基于最小错误率的贝叶斯决策	61
4.1.4 基于最小风险的贝叶斯决策	62
4.1.5 基于最小错误率和基于最小风险贝叶斯决策之间的关系	64
4.1.6 贝叶斯分类器的设计	64
4.2 线性分类	65
4.2.1 线性判别函数	65
4.2.2 线性分类器的学习算法	68
4.3 神经网络分类	73
4.3.1 概述	73
4.3.2 组成	74

4.3.3 神经元原理与模型	74
4.3.4 感知器	77
4.4 支持向量机	85
4.4.1 概述	85
4.4.2 线性分类器	85
4.4.3 非线性分类器	88
参考文献	93
第5章 基于贝叶斯决策的细胞及性别和鱼类识别	94
5.1 贝叶斯决策描述	94
5.2 基于贝叶斯决策的细胞识别	95
5.2.1 细胞识别问题描述	95
5.2.2 基于最小错误准则的细胞识别	96
5.2.3 基于最小风险的细胞识别	97
5.3 基于贝叶斯决策的性别识别	98
5.3.1 性别识别问题描述及算法步骤	98
5.3.2 性别识别结果	99
5.4 基于贝叶斯决策的鱼类识别	101
5.4.1 鱼类识别问题描述及算法步骤	101
5.4.2 鱼类识别结果	102
参考文献	103
第6章 基于语音的说话人识别	104
6.1 说话人识别简介	104
6.2 说话人识别方法和基本原理	105
6.2.1 说话人识别方法	105
6.2.2 说话人识别基本原理	105
6.3 语音信号的数字化	107
6.4 语音信号的预处理	107
6.5 语音信号的特征提取	110
6.6 基于矢量量化的说话人识别	117
6.7 基于语音的说话人识别结果	118
参考文献	119
第7章 车牌识别	121
7.1 车牌识别简介	121
7.2 车牌识别步骤	122
7.3 车牌识别实例	123

7.3.1 车牌定位	123
7.3.2 字符分割	126
7.3.3 车牌识别	127
参考文献	130
第8章 脑机接口中运动想象脑电信号的识别	131
8.1 脑机接口的基本概念与原理	131
8.2 基于独立分量分析的脑电信号预处理	133
8.3 基于小波和小波包变换的脑电信号特征提取	135
8.3.1 基于小波变换系数及系数均值的特征提取	136
8.3.2 基于小波包分解系数及子带能量的特征提取	138
8.3.3 数据描述	140
8.3.4 基于小波变换系数及系数均值处理结果	140
8.3.5 基于小波包分解系数及子带能量处理结果	142
8.4 基于 HHT 的脑电信号特征提取	143
8.4.1 数据描述	143
8.4.2 数据预处理	144
8.4.3 基于 HHT 的 AR 特征	145
8.4.4 基于 HHT 的 IE 特征	152
8.5 基于概率神经网络的脑电信号分类	153
8.6 基于支持向量机的脑电信号分类	155
参考文献	157
第9章 基于红外火焰探测的火灾识别	159
9.1 红外火焰探测的基本原理及组成	159
9.1.1 火灾探测简介	159
9.1.2 红外火焰探测基本原理	160
9.1.3 红外火焰探测硬件基本组成	161
9.2 基于时频结合的火灾信号特征提取	162
9.2.1 数据获取过程	162
9.2.2 数据预处理及正确性分析	163
9.2.3 数据正确性初步分析	163
9.2.4 火灾时域特征提取	165
9.2.5 火灾频域特征提取	167
9.3 基于决策树的火灾识别	171
9.3.1 决策树基本思想	171
9.3.2 决策树特点	173

9.3.3 基于决策树的火灾识别	173
参考文献	175
第 10 章 基于 K-L 变换的人脸识别	176
10.1 人脸识别技术简介	176
10.1.1 人脸识别技术背景及其应用价值	176
10.1.2 人脸识别技术的研究内容	177
10.1.3 自动人脸识别系统的组成	178
10.1.4 常用的人脸识别数据库	179
10.2 K-L 变换的基本原理	180
10.3 基于 K-L 变换的人脸识别方法	181
10.3.1 人脸图像的预处理	181
10.3.2 特征向量的计算	184
10.3.3 选取特征向量张成人脸空间	185
10.3.4 基于最小距离法的分类识别	187
参考文献	190
第 11 章 基于深度数据的运动目标检测	191
11.1 研究背景	191
11.2 Kinect 深度数据的获取	192
11.3 单高斯模型运动目标检测算法	193
11.3.1 单高斯模型背景参数建立	193
11.3.2 前景点及背景点判断	194
11.3.3 背景参数更新	194
11.4 实验结果	194
11.5 本章小结	195
参考文献	196
第 12 章 基于指纹的生物识别	198
12.1 基于指纹的生物识别概念	198
12.2 指纹识别的过程及主要特征	199
12.2.1 总体特征	199
12.2.2 局部特征	200
12.3 指纹识别的实现步骤与实验结果	201
12.3.1 指纹图像采集	201
12.3.2 指纹图像预处理	202
12.3.3 特征提取	203
12.3.4 指纹库数据存储	204

12.3.5 指纹识别	205
12.3.6 指纹识别实验结果	205
参考文献	205
第 13 章 基于虹膜的生物识别	207
13.1 研究背景	207
13.1.1 常见的生物特征识别技术	207
13.1.2 虹膜及识别系统组成	208
13.1.3 虹膜识别典型应用	209
13.2 虹膜识别算法原理	210
13.2.1 预处理-虹膜定位	210
13.2.2 特征提取	215
13.2.3 虹膜匹配——汉明距离分类器	218
13.2.4 识别结果	218
13.3 本章小结	219
参考文献	219
第 14 章 电影中吸烟镜头识别	220
14.1 研究背景及现状概述	220
14.2 基于 SIFT 与 STIP 的吸烟检测	221
14.2.1 SIFT 特征描述	221
14.2.2 STIP 特征描述	222
14.2.3 纯贝叶斯互信息最大化	223
14.2.4 识别系统框架	224
14.3 实验结果分析	225
14.3.1 训练数据与测试数据	225
14.3.2 测试结果	226
14.4 本章小结	227
参考文献	227
第 15 章 黄瓜病害识别	228
15.1 研究背景	228
15.2 基于图像的黄瓜病害识别	229
15.2.1 图像采集	229
15.2.2 图像预处理	229
15.2.3 特征参数提取	233
15.2.4 黄瓜病虫害的模糊模式识别	235
15.2.5 黄瓜病虫害的模糊模式识别结果分析	235

15.3 本章小结.....	237
参考文献.....	237
第 16 章 昆虫识别	238
16.1 研究背景.....	238
16.2 基于图像的昆虫识别.....	239
16.2.1 图像预处理	239
16.2.2 特征提取	241
16.2.3 分类器设计	245
16.2.4 识别结果	246
16.3 本章小结.....	246
参考文献.....	247

第 1 章 模式识别简介

1.1 模式识别的相关概念

模式识别是人类的一项基本智能,在日常生活中,人们经常在进行“模式识别”。随着 20 世纪 40 年代计算机的出现以及 50 年代人工智能的兴起,人们当然也希望能用计算机来代替或扩展人类的部分脑力劳动。(计算机)模式识别在 20 世纪 60 年代初迅速发展并成为一门新学科。

1. 模式

我们知道,被识别对象都具有一些属性、状态或者特征,而对象之间的差异也就表现在这些特征的差异上。因此可以用对象的特征来表征对象。另外,从结构来看,有些被识别对象可以看做是由若干基本成分按一定的规则组合而成。因此,可以用一些基本元素的某种组合来刻画对象。

广义地说,存在于时间和空间中可观察的事物(对象),如果可以区别它们是否相同或相似,都可以称之为模式;狭义地说,模式是通过具体的个别事物进行观测所得到的具有时间和空间分布的信息^[1]。模式的特定性质是指可以用来区分观察对象是否相同或是否相似而选择的特性。观察对象存在于现实世界,如图 1.1 中香蕉、苹果、指纹、花瓶等。模式具有直观特性:可观察性、可区分性和相似性。

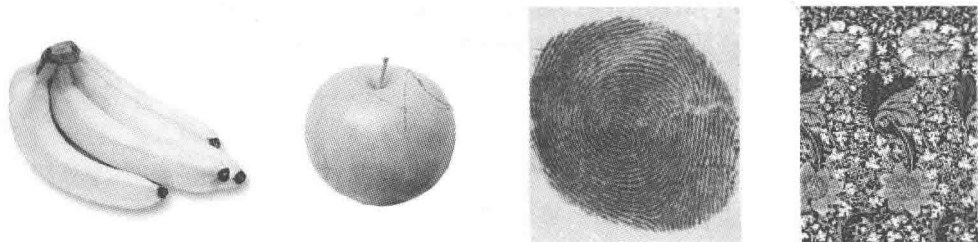


图 1.1 一些可观察的事物例子

需要说明的是,模式所指的并不是事物本身,而是从事物获得的信息,能够表征或刻画被识别对象类属特征的信息模型称为对象的模式。有了模式,对实体对象的识别就转化为对其模式的识别。模式表示一类事物,当模式与样本共同使用时,样本是具体的事物,而模式是对同一类事物概念性的概况。如一个人的许多照片是这个人的许多样本,而这个人本身是一个模式。

2. 模式类

具有相似特性的模式的集合称为模式类(class)。模式类与模式,或者模式与样本在集合论中是子集与元素之间的关系。当用一定的度量来衡量两个样本,而找不出它们之间的差别时,它们在这种度量条件下属于同一个等价类。这就是说它们属于同一子集,是一个模式,或一个模式类。不同的模式类之间应该是可以区分的,它们之间应有明确的界线。但是对实际样本来说,有时又往往不能对它们进行确切的划分,即在所使用的度量关系中,分属不同类别的样本却表现出相同的属性,因而无法确凿无误地对它们进行区分。例如,在癌症初期,癌细胞与正常细胞的界线是含糊的,除非医术有了进一步发展,能找到更准确有效的分类方法。

3. 模式识别

识别是对各种事物或现象的分析、描述、判断。模式识别是指在某些一定量度或观测基础上,把待识模式划分到各自的模式类中去,即根据模式的特性,将其判断为某一类。人们在见到一个具体的物品时会分辨出它的类名,如方桌与圆桌都会归结为是桌子。这是人们所具有的认识事物的功能,在本书中就称之为模式识别。本书的模式识别是指用计算机实现人对各种事物或现象的分析、描述、判断、识别,是一种智能活动,包含分析和判断,属于人工智能。

让机器辨别事物的最基本方法是计算,原则上讲是对计算机要分析的事物与作为标准的称之为“模板”的相似程度进行计算。例如,说脑子里有没有肿瘤,就要与标准的脑图像以及有肿瘤图像做比较,看与哪个更相似。要识别一个具体数字,就要将它与从0~9的样板做比较,看与哪个模板最相似,或最接近。因此首先要能从度量中看出不同事物之间的差异,才能分辨当前要识别的事物(称为测试样本)与哪类事物更接近。因此找到有效度量不同类事物差异的方法是最关键的。

4. 模式识别系统

用来实现对所见事物(样本)确定其类别、执行模式识别功能的整个计算机系统称为模式识别系统。模式识别系统中常用的一些名词术语和概念如下:

(1) 特征。一个事件(样本)有若干属性称为特征,对属性要进行度量,一般有两种方法,一种是定量的,如长度、体积、重量等,可用具体的数量表示。另一种是定性的,如一个物体可用“重”“轻”“中等”表示,前种方法为定量表示,后种方法为定性表示。“重”与“轻”变成了一种离散的,或称符号性的表示。

(2) 特征提取。从事物中提取有用的、有意义的特征信息,是从样本的某种描述状态(如一幅具体的图像、一段声波信号等)提取出所需要的,用另一种形式表示的特征(如在图像中抽取轮廓信号,声音信号提取中不同频率的信息等)。这种提

取方法往往都要通过某种形式的变换。例如,对原特征空间进行线性变换或其他变换,滤波也是变换的一种形式。特征提取往往可以达到降维的目的。目前使用什么样方法提取特征,主要靠设计人员确定,如选择什么样的变换,也主要由人来决定,但如确定用某种线性变换,则线性变换的参数可通过计算来确定。特征提取的本质是找到最能反映分类本质的特征。

(3) 特征选择。对样本采用多维特征向量描述,各个特征向量对分类起的作用不一样,在原特征空间中挑选中部分对分类较有效的特征,组成新的降维特征空间,以降低计算复杂度,同时,改进或不过分降低分类效果。特征选择的另一种含义是指人们通过观察分析,选择适用于分类的特征组合。

(4) 特征向量。对一个具体事物(样本)往往可用其多个属性来描述,因此,描述该事物用了多个特征,将这些特征有序地排列起来,如一个桌子用长、宽、高三种属性的度量值有序地排列起来,就成为一个向量。这种向量就称为特征向量。每个属性称为它的一个分量,或一个元素。特征向量通常用列向量表示。

(5) 特征向量的维数。一个特征向量具有的分量数目,如向量 $X = (x_1, x_2, x_3)$,则该向量的维数是3。

(6) 列向量。将一个向量的分量排列成一行表示,如 $X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$ 。

(7) 行向量。将一个向量的分量排列成一行表示,如 $X = (x_1, x_2, x_3)$ 。

(8) 转置。将一个列向量写成行向量的形式的方法就是转置。如定义 X 为列向量,则 X^T 就是该向量的行向量表示。转置的概念与矩阵中转置的概念一样。

(9) 测量空间。原始数据是由所使用的量测仪器或传感器获取的,这些数据组成的空间称为测量空间,即原始数据组成的空间。例如声波变换成的电信号,表现为电压电流幅度随时间的变化;二维图像每个像素所具有的灰度值等。

(10) 特征空间。一种事物的每个属性值都是在一定范围内变化,例如,桌子高度一般在 $0.5 \sim 1.5\text{m}$ 变化,宽度在 $0.6 \sim 1.5\text{m}$ 变化,长度在 $1 \sim 3\text{m}$ 变化,则由这三个范围限定的一个三维空间就是桌子的特征空间。归纳起来说所讨论问题的特征向量可能取值范围的全体就是特征空间。空间中一个点就是一个特征向量。

(11) 解释空间。为所属类别的集合,如模式 X 属于 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m$ 类中某一类,则解释空间就是由 m 个类别构成的空间。

(12) 模型(model)。可以用数学形式表达的不同特征的描述。

(13) 样本(sample)。分类的基本对象,模式的实例。

(14) 训练集(training set)。用于训练分类器的样本集合,是一个已知样本集,在监督学习方法中,用它来开发出模式分类器。

(15) 测试集(test set)。用于测试分类器的样本集合,通常应与训练集无交

集,在设计识别和分类系统时没有用过的独立样本集。

(16) 分类决策。根据一个事物(样本)的属性确定其类别,称为分类决策。

(17) 分类决策方法。对一事物进行分类决策所用的具体方法,例如一个人身高超过 1.8m,就判断他是个男人,身高超过 1.8m 就是具体的分类决策方法。

(18) 学习。让一个机器有分类决策能力,就需要找到具体的分类决策方法,确定分类决策方法的过程统称为学习,就像人认识事物的本领的获取与提高都是通过学习得到的。在本门课中将学习分成有监督学习与无监督学习两种不同的方法。

(19) 训练。一般将有监督学习的学习方法称之为训练。

(20) 有监督学习方法。从已知样本类别号的不同类训练集数据中找出规律性进行分析,从而确定分类决策方法,这种学习方法是在训练集指导下进行的,就像有教师来指导学习一样,称为有监督学习方法。与之相对的是无监督学习方法。

(21) 无监督学习方法。在一组数据集中寻找其自身规律性的过程称为无监督学习方法。例如,分析数据集中的自然划分(聚类);分析数据集体现的规律性,并用某种数学形式表示;分析数据集中各种分量(描述量、特征)之间的相关性(数据挖掘、知识获取)等,这种学习没有训练样本集作指导,这是与有监督学习方法的不同点。

(22) 判别函数。一组与各类别有关的函数,对每一个样本可以计算出这组函数的所有函数值,然后依据这些函数值的极值(最大或最小)做分类决策。例如基于最小错误率的贝叶斯决策的判别函数就是样本的每类后验概率,基于最小风险的贝叶斯决策中的判别函数是该样本对每个决策的期望风险。

(23) 决策域与决策面。根据判别函数组中哪一个判别函数值为极值作为准则,可将特征空间划分成不同的区域,称为决策域,相邻决策域的边界是决策分界面或称决策面。

(24) 散布图。将每个样本表示为特征空间中的一个点所形成的图形。

(25) 决策(判决)面(曲线)。特征空间中区分各类的边界。常见的决策线包括线性决策线、二次决策曲线、复杂决策曲线,如图 1.2 所示。

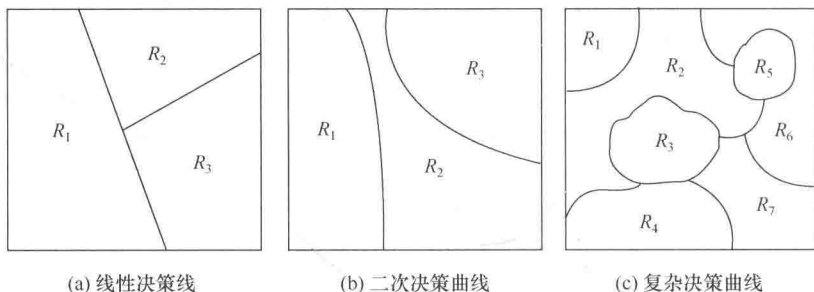


图 1.2 常见决策线

1.2 模式识别的发展历程

模式识别技术的发展主要经历了以下阶段:

(1) 1929年 Tauschek 发明阅读机,能够阅读 0~9 的数字。

(2) 20 世纪 30 年代 Fisher 提出统计分类理论,奠定了统计模式识别的基础。因此,在 20 世纪 60~70 年代,统计模式识别发展很快,但由于被识别的模式越来越复杂,特征也越多,就出现“维数灾难”。但由于计算机运算速度的迅猛发展,这个问题得到一定克服。统计模式识别仍是模式识别的主要理论。

(3) 20 世纪 50 年代 Chomsky 提出形式语言理论,美籍华人傅京孙提出句法结构模式识别。

(4) 20 世纪 60 年代 Zadeh 提出了模糊集理论和模糊模式识别理论,这两个理论得到了较广泛的应用。

(5) 20 世纪 80 年代 Hopfield 提出神经网络模型理论,近些年人工神经网络在模式识别和人工智能上得到较广泛的应用。

(6) 20 世纪 90 年代小样本学习理论和支持向量机也受到了很大的重视。

关于模式识别的国际国内学术组织:1973 年 IEEE 发起了第一次关于模式识别的国际会议“ICPR”,成立了国际模式识别协会(IAPR),每两年召开一次国际学术会议。1977 年 IEEE 的计算机学会成立了模式分析与机器智能(PAMI)委员会,每两年召开一次模式识别与图像处理学术会议。国内的组织有电子学会、通信学会、自动化协会、中文信息学会等。

模式识别研究主要集中在两方面:一是研究生物体(包括人)是如何感知对象的,属于认识科学的范畴;二是在给定的任务下,如何用计算机实现模式识别的理论和方法。前者是生理学家、心理学家、生物学家和神经生理学家的研究内容;后者通过数学家、信息学专家和计算机科学工作者近几十年来的努力,已经取得了系统的研究成果。

1.3 模式识别系统的基本组成和特点

1.3.1 基本组成

到目前为止,已知最好的模式识别系统是人类的大脑。模式识别的主要目的是如何用计算机进行模式识别,对样本进行分类。设计人员按需要设计模式识别系统,而该系统被用来执行模式分类的具体任务。一个典型的模式识别系统组成如图 1.3 所示,具体组成包括数据获取、预处理、特征提取和选择、分类器设计及分类决策^[2]。这几个过程相互关联而又有明显区别。