

黄振华 吴诚一 编

浙江大学出版社

# 模式识别

原理



由光华教育基金会资助出版

# 模式识别原理

黄振华 吴诚一 编

浙江大学出版社

# (浙)新登字 10 号

## 内容简介

本书较系统地介绍了各种模式识别方法的基本原理,主要有:统计模式识别——模式预处理和特征选择、判别函数、聚类分析、用似然函数的模式分类器及分类器的训练算法;句法模式识别;光学模式识别和近年来新发展起来的人工神经网络计算法。

全书以介绍基本原理和物理概念为主,其内容反映了近年来本学科的新发展。叙述时尽量避免或简化了繁琐的数学推导和定理证明,深入浅出,通俗易懂。为了帮助读者解决遇到的实际模式分类问题,书中列举了许多分类算法的具体步骤,并用了大量例子。本书可以作为大学工科专业高年级生和研究生的教材,也可作为有关研究人员和工程技术人员的参考书。

## 模 式 识 别 原 理

黄振华 编  
吴诚一

责任编辑 陈子饶

\* \* \*

浙江大学出版社出版  
富阳何云印刷厂印刷  
浙江省新华书店发行

---

开本 850×1168 毫米 1/32 印张:10 字数:250 千

1991 年 9 月第 1 版 1991 年 9 月第 1 次印制

印数:0001—2000

ISBN 7—308—00861—4

---

TP · 061 平装定价:3.30 元  
精装定价:6.30 元

21386

## 前　　言

近几十年来,由于计算机的迅速发展,性能价格比的不断提高,使模式识别技术已从理论探讨为主发展到大量实际应用。目前在许多领域的信息系统中,都有性能良好的模式识别系统在工作。可以这样说,在人工智能、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,模式识别技术的应用情况在很大程度上反映了高技术发展的程度。目前,模式识别技术的发展趋势是在进一步寻求有效算法提高识别能力的同时,努力提高速度,力求实时化。

本书是在多年来为工科系研究生使用的“模式识别”讲义基础上,收集了一些新内容改编而成的。其内容力图反映这一学科的新发展,对各种模式识别技术的基本原理作了较为系统、全面的论述。考虑到节省篇幅和以工科学生为主要对象的特点,叙述时着眼于物理概念和基本原理的介绍,尽量避免繁琐的数学推导和证明;同时考虑到阅读后能解决实际问题,故对一些具体算法步骤仍作了较详细的介绍,并附有许多实例。

全书除绪论外,共分八章。第一至第五章包括了统计模式识别的基本内容,有判别函数、聚类分析、用似然函数的模式分类、训练模式分类器、模式预处理和特征选择;第六章为句法模式识别,介绍了句法模式识别的基本概念和主要方法;上述各章由黄振华编写。第七章为光学模式识别;第八章为人工神经网络计算法,均由吴诚一编写。后两章是一般模式识别教材所没有的。这是考虑到光学模式识别的快速性能一直为人们所关注;一些由计算机和光学系统的混合处理和识别系统已经问世。人工神经网络计算方法

则是目前国内外的一个热门课题,许多利用神经网络原理制成的模式识别系统已成为商品,介绍它的计算方法作为模式识别一个组成部分一定会增加读者的兴趣。

本书一至五章由钱忠良审阅,第六章由徐胜荣审阅,第七、八两章由李正民审阅,他们为本书提供了许多宝贵意见,在此谨表示衷心感谢。

由于编者的经验和水平有限，书中一定存在许多缺点和错误，希望广大读者批评指正。

三編

1991年1月

# 目 录

<b>绪论</b> .....	<b>1</b>
§ 0.1 模式识别的基本概念 .....	1
§ 0.2 模式识别要解决的基本问题和方法 .....	2
0.2.1 输入数据的描述	
0.2.2 特征提取和特征选择——特征维数的缩减	
0.2.3 最佳判别过程的确定	
§ 0.3 自动模式识别的应用 .....	8
0.3.1 遥感数据的自动分类	
0.3.2 指纹识别	
<b>第一章 判别函数</b> .....	<b>16</b>
§ 1.1 判别面和判别函数 .....	16
§ 1.2 线性判别函数 .....	18
§ 1.3 广义判别函数 .....	23
§ 1.4 线性判别函数的几何性质 .....	27
1.4.1 超平面的性质	
1.4.2 二分法(dichotomies)	
1.4.3 一般判别函数的二分能力	
§ 1.5 多变量函数 .....	33
1.5.1 正交函数的定义	
1.5.2 多变量函数的构成	
1.5.3 正交和正交规一函数系	
§ 1.6 判别函数的实现 .....	38
<b>第二章 聚类分析</b> .....	<b>40</b>
§ 2.1 聚类分析的概念 .....	40

2.1.1	定义	
2.1.2	模式相似性的测量	
2.1.3	聚类识别的方法	
§ 2.2	分类数目未知的聚类算法	46
2.2.1	按近邻规则的简单试探法	
2.2.2	最大距离算法	
§ 2.3	分类数目已知的聚类算法	49
2.3.1	K 均值算法	
2.3.2	ISODATA 算法(迭代自组织数据分析算法)	
2.3.3	修正的 ISODATA 算法——某些参数的规定免除人工干预	
2.3.4	动态最优聚类搜索技术(DYNOC)	
2.3.5	多点中心动态聚类法	
§ 2.4	图形理论方法	64
2.4.1	相似矩阵法	
2.4.2	生成树法	
§ 2.5	聚类结果的评价	71
<b>第三章</b>	<b>用似然函数的模式分类</b>	<b>73</b>
§ 3.1	作为统计判别问题的模式分类	73
§ 3.2	正态分布模式贝叶斯分类器	80
§ 3.3	错误分类概率	87
§ 3.4	概率密度函数的估计	92
3.4.1	均值向量和协方差矩阵的参数估计	
3.4.2	均值向量和协方差矩阵的贝叶斯学习	
3.4.3	概率密度函数的函数近似	
<b>第四章</b>	<b>训练模式分类器</b>	<b>106</b>
§ 4.1	感知器算法(The Perceptron Approach)	107
4.1.1	两类问题的感知器算法	
4.1.2	感知器算法的不同形式	
4.1.3	采用感知器算法的多类模式分类	

§ 4.2 模式分类算法的推导 .....	114
4.2.1 用梯度法推导模式分类器训练算法	
4.2.2 用估计后验概率训练贝叶斯分类器	
§ 4.3 势函数法 .....	135
4.3.1 确定性的势函数分类法	
4.3.2 用后验概率的势函数算法	
<b>第五章 模式预处理和特征选择 .....</b>	<b>148</b>
§ 5.1 基本概念 .....	148
§ 5.2 多变量正态数据集模式分类用的最佳特征数 .....	149
§ 5.3 聚类变换和特征选择 .....	151
5.3.1 聚类变换	
5.3.2 正交规一变换	
5.3.3 由聚类变换进行特征选择	
§ 5.4 均方距离与似然比的关系 .....	156
§ 5.5 通过熵最小化进行特征选择 .....	160
§ 5.6 用正交展开进行特征选择 .....	164
5.6.1 离散的 K-L 展开式	
5.6.2 离散 K-L 展开用于特征选择	
§ 5.7 散布矩阵及散度用于特征选择 .....	171
5.7.1 散布矩阵及特征选择	
5.7.2 Fisher's 线性识别	
5.7.3 散度	
<b>第六章 句法模式识别 .....</b>	<b>180</b>
§ 6.1 形式语言理论概述 .....	180
6.1.1 一些基本定义	
6.1.2 文法的类型	
§ 6.2 句法模式识别中模式的表示方法 .....	192
6.2.1 符号链表示法	
6.2.2 图像描述语言	

6.2.3	树表示法	
§ 6.3	识别过程中的句法分析	197
6.3.1	自上而下的句法分析	
6.3.2	自下而上的句法分析	
6.3.3	库克—杨格—卡塞米(Cocke—Younger—Kasami)句法分析算法	
6.3.4	有限态自动机	
6.3.5	下推自动机	
§ 6.4	学习和文法推断	214
6.4.1	字符串文法的推断	
6.4.2	二维文法的推断	
6.4.3	一种非有限态文法的推断	
§ 6.5	句法模式识别的随机语言	223
<b>第七章</b>	<b>光学模式识别</b>	229
§ 7.1	富氏变换透镜和频谱分析仪	230
§ 7.2	匹配滤波器	232
7.2.1	光学滤波器和匹配滤波	
7.2.2	匹配滤波器的不变性	
§ 7.3	合成分辨函数法(SDF)	237
7.3.1	基图像和合成分辨函数算法	
7.3.2	以训练图象集为基图像的算法	
7.3.3	利用 FK 变换的 SDF 算法	
<b>第八章</b>	<b>人工神经网络计算法</b>	254
§ 8.1	生物神经网络	257
8.1.1	神经元	
8.1.2	膜电位方程	
8.1.3	Hebb 法则	
8.1.4	侧抑制	
§ 8.2	神经网络行为的数学描述	264
8.2.1	状态向量和权矩阵	
8.2.2	网络方程组、线性化和流向图	

8. 2. 3 Lyapunov 函数和优化	
§ 8. 3 Hopfield 模型和波兹曼机 .....	274
8. 3. 1 Hopfield 模型	
8. 3. 2 波兹曼机	
§ 8. 4 联想存储器 .....	287
8. 4. 1 自联想与异联想	
8. 4. 2 光学 Hopfield 模型	
8. 4. 3 记忆矩阵的确定	
8. 4. 4 联想存储器的工作性能和存储容量	
8. 4. 5 异联想存储器作为模式分类器	
§ 8. 5 误差逆向传播法 .....	295
8. 5. 1 逆向传播算法的多层网络和符号命名	
8. 5. 2 逆向传播算法	
8. 5. 3 改进的逆向传播法	
REFERENCES .....	304

# 绪 论

## § 0.1 模式识别的基本概念

一个模式类是由一些给定的共同属性所决定的一个类别,该类别中的一成员就是一个模式。所谓模式识别也就是对所研究的对象根据其共同特征或属性进行识别和分类。人类具有非常复杂和高级的识别系统,并且只要醒着,几乎每时每刻都在进行识别活动;识别周围的事物,从人群中辨认自己的朋友,从嘈杂的讲话中听出熟人的声音;读出各种书写体和手写体的文字等等。所以,人的这种感觉活动,并通过感知进行识别和逻辑分类早已自觉或不觉地进行着。但是,只有在科学技术高度发展的今天,特别是计算机技术的长足进步,自动模式识别才引起全世界的学者和工程技术人员象现在这样大的兴趣。这是因为该学科的发展,将对科学技术、工业界、军事等领域的信息处理技术引起革命性的变化,产生非常深远的影响。

根据要识别的模式的特性,人的识别活动可以分为两种类型:一是对具体事物的识别,二是对抽象概念的识别。具体事物指的是时间和空间的模式,主要靠人的视觉和听觉去识别。空间模式的典型例子是遥感数据,字符,指纹,气象图等;时间模式的典型例子是语音波形,心电图,时间序列等。抽象问题的识别可以不需要视觉和听觉。例如对一个问题或定理的求解,不用眼和耳经过反复思考也能找到答案。

模式识别问题所研究的主要内容也可以分成两类:

- 1) 对人类和其他生物体的识别能力的研究;

2)为满足某些应用的识别装置的设计理论和技术的研究。

第一类研究主要是神经生理学科方面的课题。第二类研究课题则涉及工程,计算机科学,信息科学等。本书只讨论第二类问题,这类问题可理解为将输入数据中的重要特征或属性从背景中提取出来,进而分成不同类别的问题。气象预报是一种模式识别问题,收到的数据是气象图,识别系统从这些数据中提取重要特征并根据这些特征进行天气预报。在自动医疗诊断中,输入到识别系统的是描述各种症状的数据,系统从分析这些数据后作出疾病的判断。字符识别系统从输入的光学讯号中判断出字符的名称。而语音识别则从声波来识别讲话声音的字符名称等等。许多模式识别任务都可以由人实现,使用机器只是为了加快识别而已;但是某些识别任务单靠人的感官几乎无法实现。例如要从潜在水下的许多不同种类的潜艇发动机声和噪声中识别出某艘潜艇,只能通过自动识别装置对水下声波的分析才能检测和识别出来。

为了设计模式分类器,人们针对模式本身的不同特点采用了一些不同的原理和方法。主要有统计模式识别,句法模式识别,光学模式识别,神经网络模式识别等。其中统计模式识别的理论和应用较为成熟,其他几种应用也在迅速发展中。

## § 0.2 模式识别要解决的基本问题和方法

我们可以用下面的方框图来表示统计模式识别的一般过程:

图中,上半部分是对未知类别模式输入的识别和分类过程,下半部分则是为上面的大量分类计算提供判别函数的训练过程。训练时,如果输入模式样本的类别信息是已知的,这时可以用“有监督”(supervised)的模式识别技术,让识别系统执行一个合适的学习训练过程,把系统“教”成能使用各种适应修改技术再去识别模式。反之,在某些应用中,采集到的样本模式是未知类别的,这时可用“

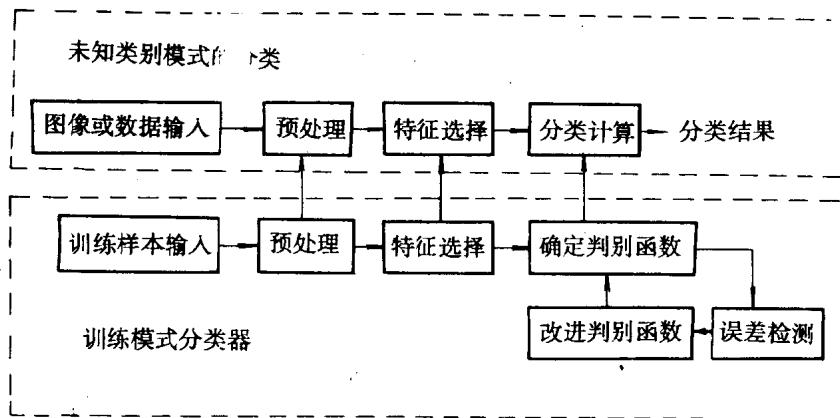


图 0.1 模式识别的过程

无监督”(unsupervised)的模式识别技术。即必须通过系统的学习过程去得到其所属的范畴。这种学习也称为无教师学习。第二章介绍聚类(Clustering)分析法，就是利用样本在模式空间的几何分布来决定范畴的。若各模式类互相分离，就可以用简单的最小距离法设计分类器；但若各模式类在空间有互相重叠情况，就要用三～五章较为复杂的方法来分类。

必须指出，学习或训练只在模式识别系统的设计阶段进行。当用这些训练模式得到了可以接受的结果以后，系统才去对实际数据执行分类任务。这时分类的正确性主要决定于训练模式与实际数据的接近程度。

由图 0.1 可以看出，一个统计模式识别系统需要解决以下几个基本问题：

### 0.2.1 输入数据的描述

如果输入的是一幅图像，它首先必须数字化。由于在摄像和数字化过程中往往会产生噪声，干扰或畸变，所以先要进行某些校

正,或去噪声处理。这一步骤通常称为预处理,属图象处理课程的内容。如果一个模式能用许多个测量装置平行地分别进行测量,那么可用  $n$  维向量表示一个模式。例如,对图 0.2(a)中的一个数字,若将其分成  $n$  个网格,即用  $n=1 \times k$  的面阵传感器,则它便可以用  $n$  维测量值来表示:

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \quad (0.2-1)$$

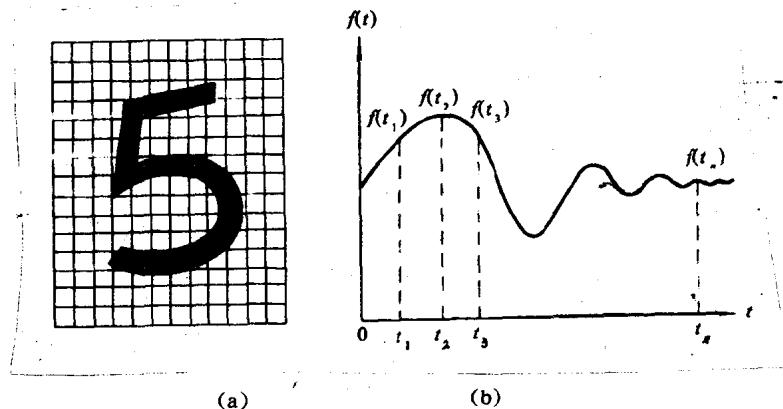


图 0.2 产生模式向量的两个简单例子

图 0.2(b) 连续函数也可用  $t_1, t_2, \dots, t_n$  各点的离散样值表示。这时的模式向量也适用(0.2-1)式,其中  $x_1=f(t_1), x_2=f(t_2), \dots, x_n=f(t_n)$ 。

当所测得的数据都是实数时,可以把一个模式向量看作为  $n$  维欧氏空间的一个点。属于同一类的模式集就散布在测量空间的某个范围。

### 0.2.2 特征提取和特征选择——特征维数的缩减

一个模式类的特征应当是属于该类模式的共同属性,这种特征通常称为类内特征。代表不同模式类之间的特征称为类间特征。类内特征对于分类没有多大用处而被忽略。例如在一辆汽车里面坐着 20 名运动员到运动场参加国际比赛,知道其中 10 名是篮球运动员,10 名是体操运动员。我们可能根据身高,体重这两个特征区分这两个队,如图 0.3。因为一般认为篮球运动员的身材比较高大,而体操运动员更加灵活,个子较小。但如果知道这是由不同国籍的运动员所组成的,则区分国籍时我们可能认为他们的肤色和语言就是主要特征了。在模式识别中,特征抽取是个重要问题。如果把区别不同类别的特征都从输入数据的测试中找到了,那末模式识别和分类就不困难了,这时自动模式识别问题就简化为匹配和查表。但是为了进行有效的分类计算,我们只需要从抽取的所有特征中保留那些对区别不同类别最为重要的特征,而舍去那些对分类并无多大贡献的特征,这就是特征选择或特征压缩。所以,从有效分类的意义上说,我们对一个模式类特征选择的好坏,很难在事先完全预测,而只能从整个分类识别系统获得的分类结果给予评价。因此,有人甚至把模式的描述和特征选择看作是一门艺术。

### 0.2.3 最佳判别过程的确定

当把待识别模式的观察样本表示成为特征空间中的模式向量后,我们就可要求机器来决定这些观察样本该属于哪些模式类。如果要机器识别  $M$  类不同模式  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M$ , 可以理解为模式空间具有  $M$  个区域, 每个区域包含一类模式点。这样, 识别问题便可归结为以观察到的模式样本为基础, 产生把  $M$  个模式类分开的判别界面, 而判别边界由判别函数  $d_1(\mathbf{x}), d_2(\mathbf{x}), \dots, d_M(\mathbf{x})$  来确定。判别函数的值是标量, 并且是模式  $\mathbf{x}$  的单值函数。对所有的  $i, j = 1, 2$

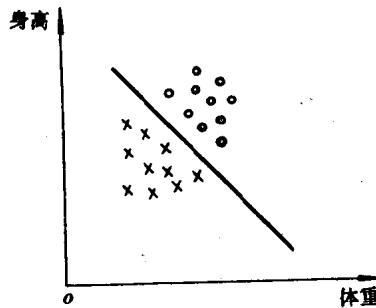


图 0.3 两模式类的划分

…… $M$ , 若  $d_i(x) > d_j(x), \forall i \neq j$ , 则模式  $x$  便属于  $\omega_i$  类。换句话说, 对模式  $x$ , 若  $d_i(x)$  具有最大值, 那末  $x \in \omega_i$ 。这种自动分类方法如图 0.4 的方框图所示, 图中的 DFG (Decision Function Generator) 是判别函数发生器。

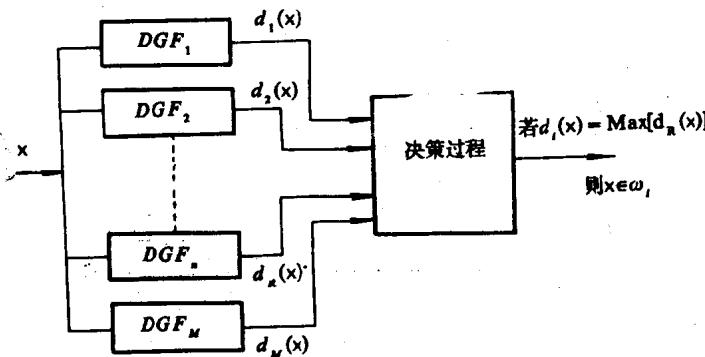


图 0.4 模式分类器的方框图

在某些图像识别中,往往要了解的是图像的结构信息,希望用某种数学语言对图像的结构进行描述,这就是句法模式识别。由于

图像的结构通常相当复杂,要直接用语言描述比较困难。但若能用层次的关系来分析,就是说,将复杂图像用比较简单的子图像来表示,子图像再用一些更为简单的子图像表示,则最后可用一些最简单的图像元素即基元来表示。例如,我们观察图 0.5(a)的景物。它由一些物体及背景所组成,物体又由一个长方体及一个三角体组成;而背景由地板与墙所组成。长方体中三个面能被观察到,三角体只能看到两个面。这样就可用一种分层结构或树结构表示,如图 0.5(b)。第六章我们将会分析,这种分层结构与一个英语句子的结构非常相似,其中场景 A 相当于一个句子,物体 B、背景 C 相当于两个短语, $l, t, x, y, z$  相当于句子中的一个个英语单字。在句法识别中,这些英语单字就是基元。我们假定每个模式都可以写成基元表示的字符串,即一个个句子。而句法模式识别的任务,就是要分析这些字符串是否可以被分析为属于按某一种文法  $G$ , 规则所生成的句子。如果回答是肯定的,那么这些句子就属于同一类;否则就不是同一类。

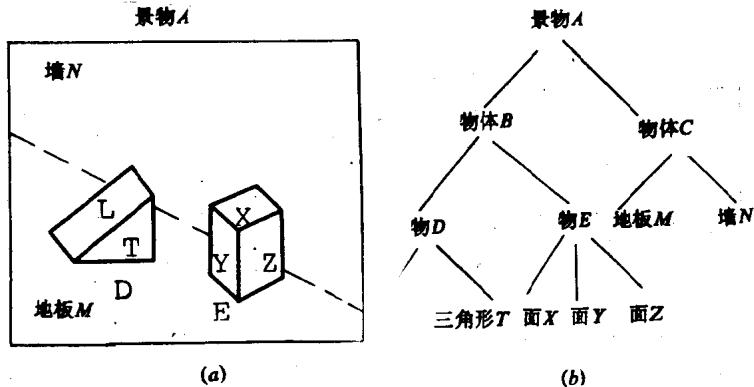


图 0.5 景物的分层结构

模式识别与人工智能、控制工程、信息论、逻辑设计、讯号