

模式识别应用

傅京孙 主编

程民德 石青云 戴汝为 边肇祺 译

北京大学出版社

模式识别应用

傅京孙 主编

程民德 石青云
戴汝为 边肇祺 译

北京大学出版社

模式识别应用

傅京孙 主编

程民德 等译

责任编辑: 邱淑清

*

北京大学出版社出版

(北京大学校内)

北京大学印刷厂印刷

新华书店北京发行所发行 各地新华书店经售

*

850×1168毫米 32开本 13.625印张 344千字

1990年2月第一版 1990年2月第一次印刷

印数: 0001—5,000册

ISBN 7-301-00562-8/TP·006

定价: 5.45元

内 容 简 介

模式识别是与高技术的研究开发有密切联系的新兴学科之一，具有广阔的应用领域和前景。本书第一次系统介绍了模式识别在几个主要方面的成功应用，包括遥感数据分析、地震波解释、自动视觉检验、非数字系统中的故障检出和分析、医学数据分析、文字识别、语音识别等。全书共有十章，前三章是其它各章的共同基础和工具，从第四章开始进入中心内容，分别对上述几个主要方面的应用，逐章进行论述。每个专题分别由国际名家执笔，内容丰富而有启发性，并附有系统完整、反映最新成就的大量参考文献。

本书可作为高等院校计算机科学、信息处理、无线电电子工程、自动化、生物医学工程、遥感、地质勘探等有关专业的教学参考书，也可供从事上述专业的广大科技工作者参考。

Editor K.S.Fu, Ph.D.

APPLICATION OF PATTERN RECOGNITION

CRC Press, Inc., Boca Raton, Florida, 1982

纪念傅京孙教授

今天我们翻译出版由傅京孙教授任主编並兼作者的《模式识别应用》一书的时候，傅先生与世长辞已近两周年了。本书译者四人中，石青云、戴汝为和边肇祺三位教授，都曾在珀杜大学傅先生主持的实验室进行过研究工作，对于先生学术造诣之深，治学态度之诚以及他关怀祖国模式识别与人工智能学科发展的赤诚之心，都有切身的体验。值兹本书付梓之际，容置数语以表纪念之情。

傅京孙教授于1930年10月2日出生在我国南京，1953年台湾大学毕业，1955年获加拿大多伦多大学硕士学位，1959年获美国依利诺斯大学博士学位，1960年到去世前一直在美国珀杜大学任教，荣获该校 Goss 特级教授称号。他是美国工程科学院院士，並多次获得美国荣誉奖金。他的学术论著包括与他人合作的在内，有发表在学术刊物上的156篇，专著五本，他主编或兼作者的著作18册，还有在各种学术会议论文集集中的248篇以及在他人主编的专著中的论著43篇。

除上述深湛广博的学术研究工作外，傅京孙教授在国际模式识别事业中又是一个杰出的领导人物。他是国际模式识别学会的主要发起人並担任了第一届主席。他是 IEEE 计算机学会的“机器智能与模式分析”技术委员会的第一任主席，在他的指导下，IEEE 的“模式分析与机器智能”分辑办成为国际公认的最高质量的刊物之一。他同时又是许许多多有关的学术会议的组织委员会或程序委员会的主席，推动並指导了众多的学术交流工作。

在十分繁重的学术工作和国际学术活动的组织推动和指导工作中，傅京孙教授对祖国的科学事业的关怀特别值得一提。在傅

先生周围，中国学者和中国留学生特别多，其中相当一部份是来自台湾，大家都感到傅先生对祖国的科学事业十分关切，不仅为他们提供良好的学习环境或工作环境，在选择课题上，还特别考虑到祖国的实际需要。傅先生在十分繁忙的工作中，还曾经两次应邀来我国讲学，一次是1979年9月在北京中国科学院自动化所系统讲演模式识别及其应用，他的英文讲稿还经他亲自整理后交我方翻译出版（已于1983年科学出版社出版）。第二次是1983年应北京大学、清华大学和复旦大学等校的邀请来华讲学，着重展示了模式识别形成统一理论的发展趋势以及与人工智能有关的研究课题。两次讲学对我国模式识别与人工智能学科的发展都产生了深远的影响。傅先生对祖国科学事业的关怀和帮助，不是这短短篇幅所能尽言，由于他的学术成就和他对祖国的贡献，台湾于1978年选他为台湾科学院院士，1983年北京大学、清华大学、复旦大学等校先后授予他荣誉性教授称号。他的去世，是国际模式识别界的一个重大损失，而台湾海峡两岸的有关领域的科学家们对于这样的损失尤其有深刻的感受，至于本书译者其感受诚非言词所可表达。愿祖国科学事业繁荣昌盛。

程民德

1987年2月于北京

译者序

傅京孙教授主编的《模式识别应用》一书，概括了近代模式识别的几个主要方面的应用，其中有遥感数据分析、地震波解释、自动视觉检验、非数字系统中的故障检出和分析、医学数据分析、文字识别、语音识别等方面。不同的专题分别由国际名家执笔，内容丰富，论点卓越，所介绍的方法与技巧很多是近代的新发展，有些还是当代正在研讨的问题。所引文献既系统完整，又能侧重最新成就。本书及时翻译出版，正能适应我国有关各方面的需要，对于我国四化建设将起到应有的作用。

本书前三章是其他各章的共同基础和工具，从第四章开始，进入中心内容，分别对于上面提到的几个主要方面的应用，逐章开展论述。第一章引论和第六、十两章分别关于视觉检验、语音识别方面的应用，由科学院自动化所戴汝为翻译；第二章统计模式识别和第四章关于遥感方面的应用由北京大学程民德翻译；第三章句法模式识别和第八章关于医学方面的应用，由北京大学数学研究所石青云翻译，她还负责统一全书的译名。第五、七、九章分别关于地震波、故障检出、文字识别等方面的应用，由清华大学自动化系边肇祺翻译。全部译稿由程民德教授进行了校阅。鉴于应用技术日新月异，本书译本自应力求早日出版。责任编辑邱淑清同志为本书译本作了大量的编辑加工和校核工作，我们在这里表示衷心感谢。限于译者水平又因译稿完成比较仓促，缺点和错误一定会有，欢迎读者给以指正。

译者

1984年4月于北京

原书序言

在这过去的二十年，对于模式识别问题的兴趣有所增长。这种兴趣造成了在模式识别系统的设计中所要用的理论方法和实验软件、硬件的需要的增加。已有一些特殊的模式识别机，由于实际需要而被设计并制造出来。模式识别的应用包括文字识别，目标检出，医学诊断，生物医学信号与图象的分析，遥感，指纹与面貌的辨认，工程可靠性，社会经济学系统模型，考古学（古物分类），语音识别与理解，机械部件识别与自动检验。

本书旨在包括模式识别的若干主要应用。在第一章对模式识别作一简要引论之后，两个主要的方法，统计方法和结构方法（句法），分别由 P. A. Devijver 和傅京孙在第二与第三章中给以综述。模式识别应用于遥感数据解释由傅京孙在第四章中加以描述。C. H. Chen 所写的第五章讨论了模式识别在地震波解释上的应用。在第六章，J. L. Mundy 和 J. F. Jarvis 描述了自动视觉检验。L. F. Pau 在第七章描述了模式识别在系统的可靠性问题上的应用。K. Preston 在第八章描述了模式识别关于医学数据分析的应用。文字识别与语音识别分别由 J. R. Ullmann 和 R. DeMori 在第九、十两章中加以论述。

所有的撰写者为本书手稿作了细心准备，编者愿向他们致谢。

傅京孙

West Lafayette, Indiana

目 录

第一章 引言	
傅京孙 (<i>K. S. Fu</i>)	(1)
第二章 统计模式识别	
<i>Pierre A. Devijver</i>	(20)
第三章 句法模式识别	
傅京孙 (<i>K. S. Fu</i>)	(55)
第四章 模式识别在遥感方面的应用	
傅京孙 (<i>K. S. Fu</i>)	(98)
第五章 模式识别在地震波解释中的应用	
<i>C. H. Chen</i>	(157)
第六章 自动视觉检验	
<i>J. L. Mundy, J. F. Jarvis</i>	(176)
第七章 模式识别在非数字系统中的故障检出和分析 方面的应用	
<i>L. F. Pau</i>	(227)
第八章 模式识别对医学数据分析的应用	
<i>Kendall Preston, Jr.</i>	(251)
第九章 文字识别的进展	
<i>J. R. Ullmann</i>	(291)
第十章 自动语音识别	
<i>Renato De Mori</i>	(361)
名词索引	(407)

第一章 引言

傅京孙 (K. S. Fu)

目 录

- I. 什么是模式识别
- II. 模式识别的方法
- III. 一些基本的非参数决策论分类方法
 - A. 线性判别函数
 - B. 最小距离分类器
 - C. 分段线性判别函数 (最近邻分类)
 - D. 多项式判别函数
- IV. 线性分类器中的学习
- V. Bayes (参数的) 分类
- VI. 聚类分析
- VII. 文献评述
- 参考文献

I. 什么是模式识别

一般说来, 模式识别问题指的是对一系列过程或事件的分类与描述. 要加以分类的一系列过程或事件可以是一系列物理的对象, 或者是一些比较抽象的如心理状态等. 具有某些相类似的性质的过程或事件就分为一类. 对于一个特定的问题, 关于模式类的总数是由特定的应用所决定的. 例如, 考虑识别英文字母问题,

应该是一个二十六类的问题。另外，如果我们的兴趣是把俄文字母与英文字母区别开，则所面临的就是一个仅仅分成两类的问题。对于某些问题，开始时可能并不知道到底恰好有多少类，而需要观测许多具有代表性的模式之后才能决定。在这种情况下，我们需要查明，当我们观测越来越多的模式时，新的类别出现的可能性。人们在日常生活中差不多每个时刻都在进行模式识别。近来，科技人员和工程师们开始用机器来进行模式识别。

一种直观的吸引人的模式识别方法是“模板匹配”法。对于这种情形，有一组模板或者模型存在机器里。对于一个未知类别的输入模式，把它与每个类的模板加以比较，根据预先选定的匹配准则或者相似性准则来加以分类。换句话说，如果输入模式与第 i 类模式的模板匹配的程度比与其它的模板匹配的程度更好一些，那么就把输入模式分在第 i 类。通常，为了机器比较简单，模板是以未加工的数据形式存储起来的。这种办法已经用于一些现有的印刷字符识别装置及银行支票阅读装置。模板匹配方法的缺点在于，有些时候对于每一个模式类选择一个好的模板及确定一个适当的匹配准则是有困难的。当属于同一类的所有模式被认为有大的变化和畸变时，这种困难就特别明显了。近来，曾经提出采用伸缩性的模板匹配或者“橡皮模板”方法。

II. 模式识别方法

用来解决模式识别问题的许多不同的数学技巧可以综合成两种一般的方法，即决策论方法（或统计法）及句法方法（或语言结构法）。在决策论方法中，从模式中提取一些叫做特征的特性度量；把每一个模式指定到一个模式类的识别通常是用划分特征空间的办法来实现^[1]。过去的十年中，模式识别的大多数研究工作是围绕着决策论方法^[1-18]。应用方面包括文字识别、谷物分类、医学诊断、心电图分类、可靠性等等。

在决策论方法中，模式的分类是基于从输入模式中提取的一组选择好的特征，取代了把输入模式与模板进行简单的匹配。假定这些特征的度量对于通常所遇到的变化与畸变是不变的或不敏感的，并且包含较少的冗余度。在这种前提下，可以认为模式识别包括两个问题。第一个问题是应该从输入模式中提取什么样的特征。一般说来，决定度量什么是相当主观的，而且与实际情况有关（例如，度量的有效性，进行度量所花的代价等）。不幸的是到现在为止只有很少关于选择特征度量的一般理论。然而，关于在一个给定的度量集合中选择一个子集或确定特征的次序，已有一些研究。通常是以在描绘模式时特征的重要程度，或者以特征对于识别性能（识别的精确度）的贡献作为根据，提出特征选择或者排列特征次序的准则。

模式识别的第二个问题是根据所选择的特征的度量进行分类的问题（或者是作出决策把输入模式指定到某一类中）。从输入模式中提取特征的度量的器件或机器称为特征提取器，实现分类功能的器件或机器称为分类器。图1给出一个识别系统的简单方框图^①。一般地说，模板匹配办法可以看成决策论方法的一种特殊

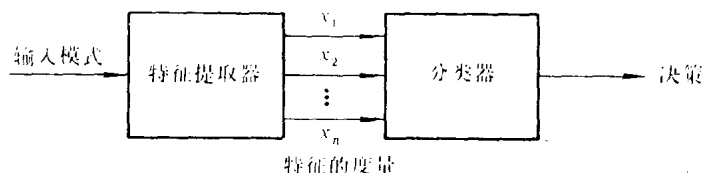


图1 一个模式识别系统

情形，在这种情况下，模板以特征度量的形式存储起来，且分类器用匹配这一特殊的分类准则。

对于某些类型的模式识别问题，描述模式的结构信息起着重

① 把系统分成两部分主要是为了方便，并非必须。

要的作用，而识别过程不仅包括把模式指定到某一特定类（对它进行分类）的能力，而且还包括描述该模式为何不是其它类的能力：这种类型的模式识别的典型例子是图片识别，或者更一般的是景物分析。在这种类型的模式识别问题中，所考虑的那些模式通常都是非常复杂的，而且一般说来模式类的数目很大，这就使得用一些比较简单的子模式组成层次结构来描述一个复杂模式的想法非常有吸引力。同样，当模式比较复杂，且可能的描述数目很大时，认为每一种描述确定一类是不实际的，例如指纹和面孔的鉴别问题，连续语音的识别，识别中文字符等。因此，只有对每个模式进行描述才能满足识别的要求，而不是简单的分类所能胜任。为了表示每个模式的像树状一样的层次结构信息，即用一些比较简单的子模式来描述一个模式，每个比较简单的子模式又用更加简单的子模式来加以描述等等，已经提出了句法或结构模式识别方法^[19]。

本章在简短扼要地叙述了一些基本的模式识别方法^①之后，给出关于决策论及句法方法两者近来进展的评论。此外，在本书中还包括模式识别在遥感，地震波处理，自动检验，系统的可靠性，医学数据分析，字符识别以及语音识别等方面的应用。

III. 一些基本的非参数决策论分类方法

模式分类的概念可以通过把特征空间加以划分（或者从特征空间到决策空间的映射）来说明。假定从每个输入模式中测得 N 个特征。 N 个特征的每个集合可以考虑为一个向量 X ，称为一个特征（或度量）向量，或者 N 维特征空间 Ω_x 中的一个点。分类的问题就是把特征空间中每个可能的向量（或者点）指定到一个适当的模式类中。这可以解释成把特征空间划分成一些互不相交的区域，

① 关于现有模式识别方法及其应用的更为广泛的讨论可参看文献[1—19]以及[23—33]。

而每个区域将与一特定的模式类相对应. 从数学上来说, 分类问题可以借助于“判别函数”来加以公式化. 用 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m$ 表示需要加以识别的 m 个模式类, 并且令

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} \quad (1)$$

表示特征(度量)向量, 其中 x_i 表示第 i 个特征的度量. 用 $D_j(X)$ 表示与模式类 $\omega_j, j = 1, 2, \dots, m$ 相联系的判别函数, 那么, 如果特征向量 X 所表示的输入模式在类 ω_i 中, 记成 $X \sim \omega_i$, 则 $D_i(X)$ 的值必须最大, 即对于所有的 $X \sim \omega_i$,

$$D_i(X) > D_j(X), \quad i, j = 1, \dots, m, \quad i \neq j \quad (2)$$

这样一来, 在特征空间 Ω_x 中, 分别与类 ω_i 及类 ω_j 相联系的区域之间划分的边界, 称为判决边界, 由下述方程表示

$$D_i(X) - D_j(X) = 0, \quad (3)$$

$D_i(X)$ 可以选择满足条件(2)的各种不同形式的函数. 下面讨论几种重要的判别函数.

A. 线性判别函数

选择特征的度量 $x_1, x_2, \dots, x_m$ 的线性组合作为 $D_i(X)$, 即

$$D_i(X) = \sum_{k=1}^N w_{ik} x_k + w_{i, N+1} \quad (i = 1, \dots, m). \quad (4)$$

在 Ω_x 中, 与 ω_i 及 ω_j 相联系的区域之间的判决边界的形式为

$$D_i(X) - D_j(X) = \sum_{k=1}^N w_k x_k + w_{N+1} = 0, \quad (5)$$

这里 $w_k = w_{ik} - w_{jk}$ 及 $w_{N+1} = w_{i, N+1} - w_{j, N+1}$. 方程(5)是特征空间 Ω_x 中一超平面的方程. 若 $m=2$, 则在方程(5)的基础上, $i, j=1, 2$

($i \neq j$), 可以用图 2 所示的阈值逻辑装置来作为一个线性分类器, 也就是一个用线性判别函数的分类器. 在图 2 中, 令

$$D(X) = D_1(X) - D_2(X).$$

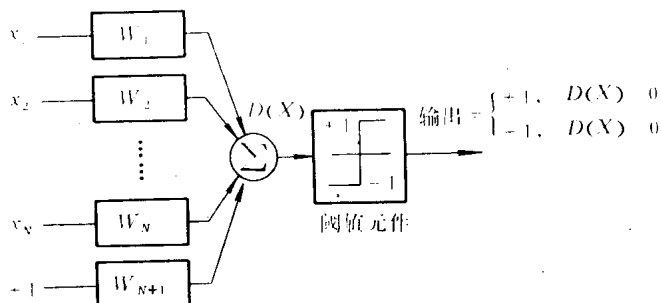


图 2 一个线性两类分类器

如果

$$\text{输出} = +1, \text{ 即 } D(X) > 0, X \sim \omega_1;$$

如果

$$\text{输出} = -1, \text{ 即 } D(X) < 0, X \sim \omega_2.$$

$$\left. \vphantom{\begin{matrix} \text{输出} = +1, \text{ 即 } D(X) > 0, X \sim \omega_1; \\ \text{输出} = -1, \text{ 即 } D(X) < 0, X \sim \omega_2. \end{matrix}} \right\} \quad (6)$$

对于模式类的数目超过 2 的情形, $m > 2$, 可以把几个阈值逻辑并联起来, 其结果 M 个阈值逻辑装置的输出组合起来, 对于区分 m 类是足够的, $2^M \geq m$.

B. 最小距离分类器

线性分类器中的一种重要类型是以输入模式与一些参考向量或者特征空间中的一些模型点之间的距离作为分类准则. 假定给出 m 个参考向量 $R_1, R_2, \dots, R_m$, 其中 R_j 与 ω_j 相联系. 关于 $R_1, R_2, \dots, R_m$ 的一个最小距离分类方案, 是把 X 分为来自 ω_i 类, 即

$$X \sim \omega_i, \text{ 如果 } |X - R_i| \text{ 是极小}, \quad (7)$$

其中 $|X - R_i|$ 定义为 X 与 R_i 之间的距离. 例如, $|X - R_i|$ 可能定义为

$$|X - R_i| = \sqrt{(X - R_i)^T (X - R_i)}, \quad (8)$$

其中上标 T 表示对一个向量的转置运算. 从方程(8)可得

$$|X - R_i|^2 = X^T X - X^T R_i - X R_i^T + R_i^T R_i. \quad (9)$$

因为 $X^T X$ 不是 i 的函数, 一个最小距离分类器所对应的判别函数实际上是如下的线性函数

$$D_i(X) = X^T R_i + X R_i^T - R_i^T R_i \quad (i = 1, \dots, m). \quad (10)$$

所以一个最小距离分类器也是一个线性分类器. 一个最小距离分类器的性能自然依赖于适当地选择那些参考向量.

C. 分段线性判别函数(最近邻分类)

在第三节 B 中所述的概念, 可以推广到关于一些参考向量集合的最小距离分类器. 令 $R_1, R_2, \dots, R_m$ 是分别与类 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$ 相联系的 m 个参考向量的集合. 把 R_j 中的参考向量表示为 $R_j^{(k)}$, 即 $R_j^{(k)} \in R_j, k = 1, \dots, u_j$, 其中 u_j 表示集合 R_j 中参考向量的数目. 把输入的特征向量 X 与 R_j 的距离定义为

$$d(X, R_j) = \min_{k=1, \dots, u_j} |X - R_j^{(k)}|, \quad (11)$$

即 X 与 R_j 之间的距离是 X 与 R_j 中每个向量的距离中的最小者. 分类器将把输入模式指定到与其最近的向量集合相联系的类中去. 如果 X 和 $R_j^{(k)}$ 之间的距离 $|X - R_j^{(k)}|$ 由方程(8)确定, 则用于这种情况的判别函数实际上是

$$D_i(X) = \max_{k=1, \dots, u_i} \{X^T R_i^{(k)} + (R_i^{(k)})^T X - (R_i^{(k)})^T R_i^{(k)}\} \quad (i = 1, 2, \dots, m). \quad (12)$$

令

$$D_i^{(k)} = X^T R_i^{(k)} + (R_i^{(k)})^T X - (R_i^{(k)})^T R_i^{(k)}. \quad (13)$$

于是

$$D_i(X) = \max_{k=1, \dots, u_i} \{D_i^{(k)}(X)\}, \quad i = 1, \dots, m. \quad (14)$$

可以看出, $D_i^{(k)}(X)$ 是特征的线性组合, 所以采用方程 (12) 或 (14) 的分类器通常称为分段线性分类器.

D. 多项式判别函数

一个 r 阶多项式判别函数可以表示为

$$D_i(X) = w_{i1}f_1(X) + w_{i2}f_2(X) + \dots + w_{iL}f_L(X) + w_{i, L+1}, \quad (15)$$

其中 $f_i(X)$ 的形式为

$$x_{k_1}^{n_1} x_{k_2}^{n_2} \cdots x_{k_r}^{n_r}, \quad (16)$$

这里 $k_1, k_2, \dots, k_r = 1, \dots, N$, $n_1, n_2, \dots, n_r = 0$ 和 1 . 两类之间的判决边界的形式也是 r 阶多项式. 特别当 $r=2$, 判别函数称为二次判别函数. 对于这种情况

$$f_i(X) = x_{k_1}^{n_1} x_{k_2}^{n_2}, \quad (17)$$

其中 $k_1, k_2 = 1, \dots, N$, $n_1, n_2 = 0$ 和 1 , 以及

$$L = \frac{1}{2} N(N+3). \quad (18)$$

标准的形式为

$$D_i(X) = \sum_{k=1}^N w_{kk} x_k^2 + \sum_{j=1}^{N-1} \sum_{k=j+1}^N w_{jk} x_j x_k + \sum_{j=1}^N w_j x_j + w_{L+1}. \quad (19)$$

一般说来, 对于二次判别函数, 判决边界是一个超双曲面, 特殊的情况可包括超球面, 超椭球面, 以及超圆柱面.

IV. 线性分类器中的学习

第III节 A 中所讨论的两类线性分类器, 可以较容易地用单个