

智能模式 识别方法

ZHINENG MOSHI SHIBIE FANGFA

肖健华 编著

华南理工大学出版社

智能模式识别方法

肖健华 编著

华南理工大学出版社

·广州·

内 容 简 介

本书是关于智能模式识别方法研究的专著,全书涉及面较广,内容新颖。

全书认真总结了作者及所在的研究集体多年的科研成果和国内外最新的研究资料,反映了当前智能模式识别领域的研究水平。

全书理论联系实际,使读者能很快地将智能模式识别方法应用到实践中。全书共分9章,内容包括:模式识别基本理论,主要人工智能方法及其在特征选择与提取、模式分类、一类分类方法等方面的应用,最后介绍了智能模式识别方法在多个相关领域中的应用情况。

本书对从事模式识别、人工智能技术、数据挖掘、智能管理等方面研究的科技人员具有重要的参考价值,也可以作为高等院校自动化、计算机等专业研究生和高年级本科生“模式识别”课程的教材或主要参考书。

图书在版编目(CIP)数据

智能模式识别方法/肖健华编著. —广州:华南理工大学出版社,2006.1

ISBN 7-5623-2316-X

I. 智… II. 肖… III. 人工智能-模式识别 IV. ①TP18 ②0235

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2005)第 132587 号

总 发 行: 华南理工大学出版社(广州五山华南理工大学 17 号楼, 邮编 510640)

发行部电话: 020-87113487 87111048(传真)

E-mail: scut202@scut.edu.cn http://www.scutpress.com.cn

责任编辑: 詹志青

印 刷 者: 广州家联印刷有限公司

开 本: 787×1092 1/16 印张: 13.25 字数: 330 千

版 次: 2006 年 1 月第 1 版第 1 次印刷

印 数: 1~2 000 册

定 价: 25.00 元

版权所有 盗版必究

前 言

自计算机诞生以来,模式识别技术的研究即受到科研工作者和工程技术人员广泛关注,各种模式识别理论不断产生,应用的领域也不断得到拓展。

随着人工智能理论研究的深入,模式识别的研究更是取得了大量的成果,并逐步应用到各个领域。

本书是本人在多年研究工作的基础上,参考国内外相关著作和文献,并结合给研究生讲授“模式识别”课程的体会而写成的。

全书共分九章。第一章是绪论,主要介绍人工智能与模式识别的含义、方法、应用及其发展历程;第二章全面介绍了统计模式识别的基本理论,包括贝叶斯分类及与之相关的概率密度估计方法,以感知器准则函数和 Fisher 准则函数为主的线性分类方法、近邻分类方法、聚类分析方法、特征选择与提取基本方法;第三章介绍特征提取与选择中的智能方法,包括神经网络、粗糙集与遗传算法;第四章和第五章较为详细地分析了神经网络和模糊技术在模式识别领域中的应用情况;第六章和第七章介绍了核方法在模式识别中的应用,包括特征提取和分类两个方面;第八章介绍了一类分类方法,并将核方法应用于其中;第九章介绍了智能模式识别的几个应用实例。

本书是本人在博士生导师、原华中理工大学校长、中国科学院院士杨叔子教授和五邑大学原副校长吴今培教授的支持和指导下完成的;在本书的编写过程中得到了五邑大学校长、博士生导师林健教授的指点,也得到了刘晋教授、孙德山博士、陈世权教授、甘俊英博士、廖惜春副教授和杨芷华高工的帮助,在此谨向他们表示谢意。

本书撰写的目的是为从事模式识别、人工智能技术、数据挖掘、智能管理等方面研究的科技人员提供能代表当今研究水平的一本参考书,同时本书可以作为高等院校自动化、计算机等专业研究生和高年级本科生“模式识别”课程的教材或主要参考书。

鉴于作者学识水平有限,书中难免存在错误和不足,殷切希望读者指正。

本书得到国家自然科学基金(编号:70471074)和广东省自然科学基金(编号:032353)的资助。

作 者
2005 年 9 月

目 录

第一章 绪论	1
第一节 模式识别的含义	1
一、模式与模式识别的概念	1
二、模式识别系统	2
三、模式识别的主要研究内容	3
第二节 模式识别的主要方法	3
第三节 模式识别的应用领域	4
一、文字识别	4
二、语音识别	5
三、医学上的应用	5
四、状态监测与故障诊断	5
五、人脸识别	6
六、身份识别	6
第二章 统计模式识别基本理论	7
第一节 贝叶斯决策	7
一、最小错误率贝叶斯分类	7
二、最小风险率贝叶斯分类	8
第二节 概率密度函数估计	9
一、参数估计	10
二、非参数技术	12
第三节 线性分类器	14
一、线性判别函数的基本概念	14
二、最小距离分类器	15
三、感知器准则函数	16
四、Fisher 线性判别函数	17
第四节 近邻法	19
一、最近邻法	19
二、K—近邻法	19
第五节 聚类分析	20
一、模式相似性测度和聚类准则	20
二、层次聚类法	21
三、c—均值算法	23
四、ISODATA 算法	24
第六节 特征选择与提取的基本方法	27

一、特征评判标准——类别可分性判据	27
二、特征选择及搜索算法	31
三、基于 $K-L$ 变换的特征提取	33
第三章 特征选择与提取中的智能方法	38
第一节 基于神经网络的特征选择与提取	38
一、神经网络理论	38
二、前向多层神经网络、BP 算法	40
三、基于神经网络的特征选择与提取方法	45
第二节 基于粗糙集的特征选择与提取	51
一、粗糙集基本理论	52
二、基于粗糙集的属性约简	54
三、连续属性的离散化方法	55
四、粗糙集理论属性约简中的三个问题	57
五、基于启发式知识的属性约简方法	58
第三节 基于遗传算法的特征选择与提取	64
一、基本遗传算法	65
二、遗传算法的基本实现技术	67
三、遗传算法与特征选择、提取	71
第四章 神经网络模式识别	72
第一节 基于多层前馈神经网络的模式识别	72
一、多层前馈神经网络在模式识别中的应用方式	72
二、基于遗传神经网络的科研立项评审方法	73
第二节 双向联想记忆(BAM)	80
一、 M 矩阵的确定	80
二、双向联想功能的实现	81
三、BAM 在故障诊断中的应用例子	82
第三节 径向基函数神经网络	84
一、插值问题	84
二、正规化问题	85
三、RBF 网络学习方法	87
第四节 自组织特征映射神经网络	89
一、网络的拓扑结构	90
二、网络自组织算法	90
三、有教师学习	91
四、自组织网络用于模式识别的一个例子	91
第五节 神经网络集成	92
一、弱学习及其提升技术	92
二、神经网络集成	94
三、神经网络集成在模式识别中的应用	96

第五章 模糊模式识别	99
第一节 模糊数学的基本理论	99
一、模糊集合	99
二、模糊关系	102
三、模糊变换与模糊综合评判	105
第二节 模糊模式识别的基本方法	106
一、最大隶属原则	106
二、择近原则	108
第三节 模糊神经网络	109
一、模糊神经元	110
二、模糊神经网络	111
三、模糊 BP 网络	111
四、模糊联想记忆	112
第四节 模糊聚类分析	114
第五节 模糊 c -均值算法	119
第六节 模糊模式识别技术在故障诊断中的应用	120
一、柴油机系统故障的模糊逻辑诊断	120
二、模糊神经网络在汽轮发电机组故障诊断中的应用	122
第六章 基于核方法的特征提取技术	126
第一节 核方法	126
第二节 基于核的主成分分析方法	129
一、KPCA 的基本原理	129
二、算例分析	130
第三节 基于核的 Fisher 判别方法	133
一、Fisher 判别方法	133
二、基于核的 Fisher 判别方法	134
三、算例分析	136
第四节 基于核的投影寻踪方法	137
一、PP 方法总体思路与 PP 指标	137
二、PP 主成分分析	138
三、基于核的 PP 方法	139
四、算例分析	140
第五节 主动学习在基于核的特征提取中的应用	142
一、主动学习方法简介	142
二、KPCA 中样本筛选的可行性研究	142
三、KPCA 中样本筛选的具体方法	145
四、算例分析	145
第七章 支持向量机模式识别	148
第一节 统计学习理论基本内容	148

一、一般机器学习方法所遇到的问题	148
二、统计学习理论	149
第二节 支持向量机	150
一、最优分类面	150
二、支持向量机模型	151
三、多类情况下的 SVM 模型	152
四、算例分析	154
五、SVM 的初步讨论	155
第三节 线性规划支持向量机	155
一、不同范数下超平面之间的距离计算	155
二、 L_1 范数下的线性规划支持向量机模型	156
三、 L_∞ 范数下的线性规划支持向量机模型	158
四、线性规划支持向量机模型的几何性质	158
第四节 等损失 SVM 模型	159
一、基于等风险的 SVM 模型	160
二、诊断算例	161
三、小结	162
第五节 样本数目相差悬殊时的 SVM 模型	162
一、样本数目相差悬殊时的 SVM 模型概述	163
二、算例分析	164
三、小结	165
第六节 SVM 中先验知识的应用	165
第七节 主动学习与支持向量机	167
第八章 基于核方法的奇异状态检测方法	169
第一节 野点的定义与类型	170
第二节 野点检测的常规方法	170
一、基于统计的野点检测方法	170
二、基于距离的野点检测方法	171
三、基于偏离的野点检测方法	171
四、基于神经网络的野点检测方法	171
第三节 核方法下基于边界的野点检测	172
第四节 野点检测在机械设备运行状态实时监测中的应用	176
一、实时监测原理	176
二、仿真算例分析	177
第五节 基于距离的样本点选择方法	180
一、原理	180
二、仿真算例	181
第九章 模式识别应用实例	184
第一节 支持向量机在滚动轴承质量分类中的应用	184

一、轴承检测装置的硬件设计	184
二、检测参数的确定	185
三、基于支持向量机的滚动轴承质量检测方法	186
第二节 基于 SVDD 的多类分类算法及其在人脸识别中的应用	192
一、基于 SVDD 的多类分类算法	192
二、在人脸识别中的应用	193
第三节 基于 ANN 的肺癌细胞识别与分类	194
一、涂片图像的预处理	194
二、参数的提取	195
三、基于神经网络的识别与分类	196
四、实验结果	196
参考文献	197

第一章 绪 论

模式识别(pattern recognition)是当前科学发展中的一门前沿学科,也是一门典型的交叉学科,它的发展与人工智能、计算机科学、传感技术、信息论、语言学等学科的研究水平息息相关,相辅相成。

模式识别的应用领域也在不断拓宽:数据挖掘、生物特征识别、遥感、文本分类、工业自动化(如电路板检查)、文档与图像分析等,同时,模式识别的研究也越来越受到各方面的重视,与之相关的市场也越来越庞大。如“9.11”事件后,美国政府要求各机场具备基于生物特征技术的身份识别功能。

本章主要介绍模式识别的基本概念、实现途径及应用领域,并对智能模式识别的研究目标、研究内容等做一简单描述。

第一节 模式识别的含义

一、模式与模式识别的概念

模式识别可以说是伴随人们生活的每一天:初生婴儿就能辨认自己的父母;大多数5岁的孩子便能辨认数字和字母,而且不论其大小、方向、手写体、印刷体,甚至这些数字或字母的一部分被遮住;听到某个人说话的声音,就能辨别这个人是谁;可以在拥挤的火车站人群中迎接到自己等待的人,如此等等。在模式识别学科诞生之前,人们从来没有过多地去关注自己所具备的模式识别功能,而认为是理所当然的。

随着计算机技术和人工智能技术的迅速发展,人们迫切希望计算机能够完成模式的识别工作,诸如听懂我们所说的话、读懂所写的字;能够认识家庭成员;……这些愿望促进了模式识别学科的形成和发展。

那么,究竟什么是模式?什么是模式识别呢?

“模式”是一个内涵十分丰富的概念,可以把凡是人类能用其感官直接或间接接受的外界信息都称为模式。Watanabe将模式定义为“as opposite of a chaos; it is an entity, vaguely defined, that could be given a name”,即认为凡是能给出一个名字的便是一个模式。而把具有某些共同特性的模式的集合称为模式类。模式识别是研究一些自动技术,依靠这些技术,计算机自动地(或者人进行少量干涉)把待识别的模式分到各自的模式类中去。

比如,文字、图片、景物是模式;声音、语言是模式;心电图、脑电图、地震波等也都是模式;进一步,诸如社会经济现象、某个系统的状态等也都是模式。从这个意义上讲,人们在做每个行动之前都要先进行模式识别。例如,我们要去听课,就必须对课程表做文字识别;为了找到教室和座位,还要进行景物分析;而听课本身就是在做声音识别。再如一个医生给病人看病,他首先要了解病情,再做一些必要的检验,根据找到的能够以此诊断病情的主要特征(如体温、血压、血相等)作出病情的分类决策(也就是诊断),这也在做模式识别。

对于比较简单的问题,可以认为模式识别就是模式分类。例如,对于识别从“0”到“9”这10个阿拉伯数字的课题,可以将其转化为把待识别的字符分到从“0”到“9”这十类中某一类的问题。待识别的字符被模式识别系统分到哪一类(如“2”那一类),就可以认为它就是那一类所代表的数字。在这个例子中,系统就“识别”出这个字符是阿拉伯数字“2”。但是,对于比较复杂的识别问题,往往不能用简单的分类来解决,还需要对待识别模式进行描述。例如,汉字识别和景物识别就是如此。

二、模式识别系统

模式识别的整个过程实质上是实现如图1-1所示的由数据空间经特征空间到类别空间的映射。本图同时也表明,对于一个具体的模式识别问题,大致要经过数据采集、数据预处理、特征提取与特征选择及模式分类4个过程。

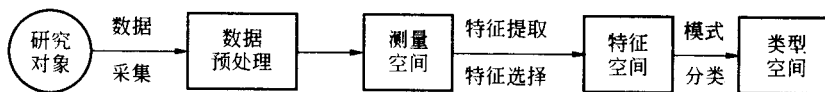


图 1-1 模式识别过程

在模式识别中,通常将经数据预处理后的原始数据所在的空间称为测量空间,把分类赖以进行的空间叫做特征空间。

图1-2所示为模式识别系统组成示意图,整个系统由学习模块和测试模块两个模块组成。

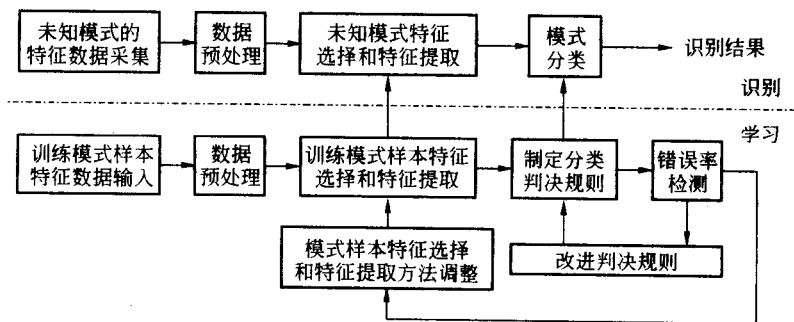


图 1-2 模式识别系统组成示意图

在两个模块中都存在数据的预处理,数据的预处理功能是多方面的,包括:将感兴趣的模式从背景中分离;去除噪声信号的影响;标准化模式样本;等等。在学习(训练)过程中,将已知的模式样本进行数值化后送入计算机,这就是训练模式样本的特征数据输入过程。对输入的样本进行分析,去掉对分类无效或易造成混淆的那些特征,尽量保留对分类判别有效的数值特征,这就是所谓的特征选择。有时还采用某些变换技术,得出数目比原来少的综合性特征作为分类用,这一过程称为特征维数压缩或特征提取,接着按设想的分类判决数学模型对给定训练样本模式进行训练,得到分类的判决规则。

获取了判决规则后,就可以进行识别过程。先进行未知模式的特征数据采集,接着进行未知模式的特征选择和特征提取,再根据已有的判决规则对模式分类,最后输出识别结果。

然后,将已识别的分类结果与已知类别的输入模式作对比,不断改进判决规则和特征选择与特征提取方法,制定出使错误率(风险率)最小的判决规则和特征选择与提取策略,这也就是通常所说的再学习过程。

三、模式识别的主要研究内容

模式识别的主要研究内容包括三部分:模式分类、模式聚类、特征提取和选择。

模式分类是模式识别的主要内容,有时说的模式识别就是指模式分类,即将某个模式分到某个模式类中。可用于模式分类的方法很多,经典的方法如 Bayes 分类、Fisher 判据、近邻法等,现代的方法如模糊模式识别、神经网络模式识别,近期的方法如支持向量机模式识别方法、基于核的一类分类方法等。

聚类分析是统计模式识别的另一重要工具,它把模式归入到这样的类或聚合类:同一个聚合类的模式比不同聚合类中的模式更相近。它的基本原理就是在没有先验知识的情况下,基于“物以类聚”的观点,用数学方法分析各模式向量之间的距离及分散情况,按照样本的距离远近划分类别。由此可见,聚类分析属于无监督学习的范畴。

在模式识别过程中,首先根据被识别的对象产生出一组基本特征,它可以是计算出来的(当识别对象是波形或数字图像时),也可以是用仪表或传感器测量出来的(当识别对象是实物或某种过程时),这样产生的特征(也可能还要进行适当的数据预处理)叫做原始特征。本书将原始特征所处的空间称为数据空间。

原始特征的数量可能很大,或者说样本处于一个高维空间中,通过映射(或变换)的方法可以用低维空间来表示样本,这个过程叫做特征提取。映射后的特征叫二次特征,它们是原始特征的某种组合(通常是线性组合)。所谓特征提取,在广义上就是指一种变换。若 Y 是数据空间, X 是特征空间,则变换 $A: Y \rightarrow X$ 就叫做特征提取器。

从一组特征中挑选出一些最有效的特征,以达到降低特征空间维数的目的,这个过程就叫做特征选择。

经常在一个具体模式识别过程中,既有特征提取也有特征选择,且其顺序也不固定。例如,可以先将原始特征空间映射到维数较低的空间,在这个空间中再进行特征选择以进一步降低维数,也可以先经过特征选择去掉那些明显没有分类信息的原始特征,再进行映射以降低维数。

第二节 模式识别的主要方法

目前,常用的模式识别方法包括三大类,即模板匹配方法、结构模式识别、统计模式识别。在很多情况下,神经网络方法可归类到统计模式识别中。模板匹配模式识别是应用最早且最简单的模式识别形式,它通过比较待识别模式和已有模式的相似程度来达到识别模式的目的。

在一些模式识别问题中,研究的模式或是非常复杂,或是类别很多,不是用简单的分类就能解决的。例如,在对一幅画进行识别时,不仅要识别画中的简单物品(如桌子、茶杯等),而且对一幅画更完整的描述还应指出这些物件间的相互关系,并且产生出一个模式的结构描述。这说明人们对于事物的完整的识别不仅限于简单的模式的分类,而且还应对模式

结构作较为全面的描述,这时就需要应用结构模式识别的方法。

结构模式识别中的层次结构要求与语言语法类似,使得语言的一种数学模型——形式语言自然而然地被借用到模式结构的描述中来,形成模式识别的句法结构方法。句法结构模式识别系统的框图如图 1-3 所示。

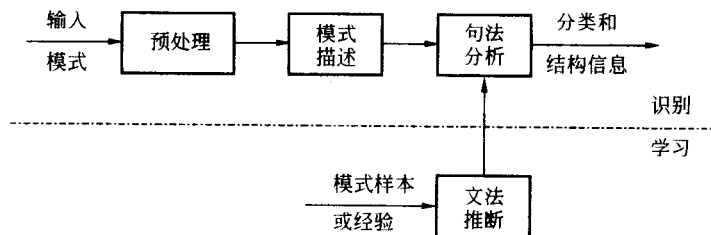


图 1-3 句法结构模式识别系统框图

统计模式识别是研究得最多也最为深入的一种模式识别方法,图 1-2 所示即为统计模式识别系统的构成。在统计模式识别中,每一个模式采用 d 维特征或测量值来表示,最终的目的是在由这些特征构成的空间中能将各模式类有效地分开。

本书只讨论统计模式识别方法。

目前,模式识别技术已在语音识别、文字识别、图像识别、运行状态监测等领域中得到了成功的应用。但是,在某些场合下,由于对象的复杂性,所取得的识别效果离人们的要求还有一定的差距。正因为如此,模式识别仍在不断发展与完善,相关学科的研究成果也不断地渗透进来,如模糊理论、神经网络、遗传算法、支持向量机等。

智能技术可在多方面与模式识别进行融合,如基于智能技术的特征提取、选择与分类,包括基于遗传算法的特征选择、基于神经网络的特征提取与模式分类、基于核方法的主成分分析等等,这些都是本书的研究内容。

第三节 模式识别的应用领域

几十年来,模式识别研究取得了大量的成果,并在很多方面得到了成功的应用。下面介绍它的几个主要应用范围。

一、文字识别

迄今为止在模式识别领域中发展得最成熟并得到最广泛应用的一个方面就是文字识别。早在 1929 年 Tauschek 就试图用模板匹配的方法去识别 10 个印刷体阿拉伯数字。

按识别的对象,文字识别分为西文字符识别、阿拉伯数字识别和汉字识别等。按文字出现的形式,文字识别又分为印刷体字符识别和手写体字符识别。显然,手写体的识别要比印刷体的识别困难得多。

由于汉字结构复杂、种类多,使得汉字识别成为我国模式识别研究人员的一大重点课题。此外,还有利用书写板输入的在线文字识别,由于在线文字识别可以利用汉字的笔顺信息,从而降低了识别的难度。

一般说来,如果对于字符的书写予以一些限制,则识别过程会简单些,所以有的识别系

统规定字符要写在规定的方框内,有的系统还在框内加上限制字符形状的格点等。

手写体阿拉伯数字的识别在邮政信函自动分拣上起到了重要的作用。现在信封上的邮政编码就是为自动分拣而设的。

二、语音识别

语音识别的难度和复杂性都很高,因为要提取语音的特征,不仅要分析语言的结构和语音的物理过程,而且还要涉及听觉的物理和生理过程。人们可以听懂不同噪音、不同速度的连续语句,但是要用机器来实现,困难就很大。

语音识别有两类课题,第一类是识别人们的语言,它可能是不同的人在不同环境背景下的声音。孤立语音的识别已经取得了不少成绩。语音识别的最终目的是识别连续语音,困难在于连续语音的分割、节拍信息的提取、某些辅音的准确和稳定的检出等,这些问题还没有得到很好的解决。

语音识别的另一类课题是发声者的识别。这个课题的任务是识别出发声者是谁,而对于说话内容则不感兴趣。这在身份鉴别中能起很大作用。

三、医学上的应用

模式识别应用于医学问题已取得了不少成绩,主要有以下几方面:心电图和心电向量图的分析;脑电图的分析;染色体的自动分类;癌细胞的分类;血相分析;医学图片的分析,包括X光片、CT片等的分析。

模式识别在医学上的应用很多,前景是很好的。随着卫生保健事业的发展,各种健康普查的工作量会大大增加,单纯依靠人工来分析显然不能满足需要。所以,模式识别在医学上的应用会越来越广泛和深入。

四、状态监测与故障诊断

机械设备运行状态监测和故障诊断最本质的工作是:如何通过对机器外部征兆的监测取得特征参数的正确信息,并进行分析和识别。由此可见,从本质上讲,机械设备运行状态监测和故障诊断属于模式识别的范畴。

当然,针对机械设备运行状态监测和故障诊断这一特殊应用领域而使用的模式识别方法有其特殊性。

与诸如人脸识别、说话人确认、文字识别等普通的模式识别问题相比,其特殊性主要体现在以下几点:学习样本集中,正常运行模式样本多而故障运行模式样本少;两类误判会产生不同程度的损失,一般情况下将正常运行模式判为故障运行模式(简称为错判)所造成的损失远比将故障运行模式判为正常运行模式(简称为漏判)所造成的损失小;生产设备刚投入运行的一段时间内,表现出来的状态一般仅有正常运行模式一种,随着时间的推移,其它运行模式才可能相继出现;随着生产设备的长时间使用和其它一些因素(如转动部件之间的磨合、紧固元件轻微的松动、维修时更换了零部件等)的出现,设备的运行参数会发生改变,因此,各运行模式之间的划分标准可能改变;设备运行状态监测和故障诊断中存在较强的模糊性;诊断理论具有广泛的通用性而具体样本数据和各种参数适用面却很窄。

因此,在将一般模式识别理论和方法应用于故障诊断时必须进行一定的调整,才能符合

监测与诊断的要求。

五、人脸识别

人脸识别是利用计算机分析人脸图像,进而从中提取有用的识别信息,用来“辨认”身份的一门技术。人脸识别技术应用背景广泛,可用于公安系统的罪犯身份识别、驾驶执照和护照等与实际持证人的核对、银行及海关的监控系统及自动门卫等。

虽然人类的人脸识别能力很强,能够记住并辨别上千个不同人的脸,可是计算机则困难多了。其表现在:人脸表情丰富;人脸随年龄增长而变化;人脸所成图像受光照、成像角度及成像距离等影响;而且从二维图像重建三维人脸是病态过程,目前尚没有很好的描述人脸的三维模型。

模式识别在其它很多领域也获得了广泛的应用,诸如遥感图像的识别,军事上可见光、雷达、红外图像的分析与识别,等等。

六、身份识别

身份识别包括身份确认和身份辨别两方面的研究内容。身份确认(personal verification)是指验证用户是否为他自己所声明的身份,身份辨别(personal identification)用于确定测试对象是已有参考对象中的那一个。

现有的身份识别方法大致分为两类,一是通过持有物如各种证件或口令、密码等;二是采用生物识别技术,即通过生理或行为特征。前一种方法由于无法避免伪造、遗失或窃取,因此难以真正保证系统的安全,相对而言,后者要可靠得多。因此,在一些相对重要的应用领域,都是利用人的生理或行为特征来自动确认与鉴别人的身份。

目前,有8种基于生理和行为特征的方法可应用于身份识别:人脸识别、指纹识别、掌纹识别、虹膜识别、手形识别、语音识别、签字识别以及开锁动力学识别。从目前的研究所取得的成果出发,综合考虑身份识别系统在成本、速度、精度、可欺骗性等方面的要求及被测试者的可接受程度,人脸识别和语音识别应该是最有发展前途的两种身份识别方法。

第二章 统计模式识别基本理论

与其它模式识别方法相比,统计模式识别是研究得最为广泛也最为深入的一种模式识别方法,现已形成一个完整的理论体系,涉及的识别技术也较为完善。

本章将简单介绍统计模式识别方法的基本框架,为后续章节奠定理论基础。

第一节 贝叶斯决策

统计模式识别中的分类问题就是根据待识别客体的特征向量值及其它约束条件将其分到某个类别中去。采用贝叶斯分类器必须满足下列两个先决条件:

- ①要决策分类的类别数是一定的;
- ②各类别总体的概率分布是已知的。

在条件①中,假设要研究的分类问题有 c 个模式类,分别用 $\omega_i (i=1,2,\dots,c)$ 表示。在条件②中,假设待识别客体的特征向量值 x 所对应的状态后验概率 $P(\omega_i|x)$ 是已知的;或者,对应于各个类别 ω_i 出现的先验概率 $P(\omega_i)$ 和类条件概率密度函数 $p(x|\omega_i)$ 是已知的。

如无特别说明,本章中假设决策数与模式类数相同,即决策类别一定为已知类别中的一种。若考虑不相同的情况,如在决策中增加“拒识”等,则本章相关的公式可能要做适当的调整。

一、最小错误率贝叶斯分类

对于两类分类问题,最小错误率贝叶斯分类的指导思想是:对于模式 x ,如果它属于模式类 ω_1 的概率大于属于模式类 ω_2 的概率,则决策模式 x 属于模式类 ω_1 ;反之,决策模式 x 属于模式类 ω_2 。用数学语言描述为:

$$\text{若 } P(\omega_1|x) > P(\omega_2|x), \text{ 则 } x \in \underset{\omega_2}{\omega_1}。$$

其中,条件概率 $P(\omega_i|x)$ 称为状态的后验概率。

由贝叶斯公式

$$P(\omega_i|x) = \frac{p(x|\omega_i)P(\omega_i)}{p(x)},$$

同时考虑到 $p(x) > 0$,则上面的决策规则可改写为:

$$\text{若 } p(x|\omega_1)P(\omega_1) > p(x|\omega_2)P(\omega_2), \text{ 则 } x \in \underset{\omega_2}{\omega_1}。$$

式中, $p(x|\omega_1)$ 、 $p(x|\omega_2)$ 分别是 ω_1 类和 ω_2 类下模式 x 的类条件概率密度。

这样,最小错误率贝叶斯分类有两种形式,一种是后验概率形式:

$$\text{若 } P(\omega_1|x) > P(\omega_2|x), \text{ 则 } x \in \underset{\omega_2}{\omega_1};$$

另一种是类条件概率密度形式:

$$\text{若 } p(x|\omega_1)P(\omega_1) \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} p(x|\omega_2)P(\omega_2), \text{ 则 } x \in \begin{matrix} \omega_1 \\ \omega_2 \end{matrix}.$$

将两类情况推广到 c 类情况, 最小错误率贝叶斯分类规则为:

(1) 后验概率形式

$$\text{若 } P(\omega_i|x) > P(\omega_j|x) \quad (j = 1, 2, \dots, c; j \neq i), \text{ 则 } x \in \omega_i \quad (2-1-1)$$

(2) 类条件概率密度形式

$$\text{若 } p(x|\omega_i)P(\omega_i) > p(x|\omega_j)P(\omega_j) \quad (j = 1, 2, \dots, c; j \neq i), \text{ 则 } x \in \omega_i \quad (2-1-2)$$

应用贝叶斯决策规则对模式 x 进行分类的分类器称为贝叶斯分类器。

对于 c 类分类问题, 按照决策规则可以把特征向量空间(或称模式空间)分成 c 个决策域, 各决策域的边界称为决策边界。

贝叶斯决策规则可通过判别函数来表达。对于 c 类分类问题, 定义 c 个判别函数 $d_i(x) (i=1, 2, \dots, c)$ 。对照两种形式下的最小错误率贝叶斯决策规则, 判别函数可定义为:

$$\textcircled{1} d_i(x) = P(\omega_i|x) \quad (i=1, 2, \dots, c);$$

$$\textcircled{2} d_i(x) = p(x|\omega_i)P(\omega_i) \quad (i=1, 2, \dots, c)。$$

这样, 决策规则可写为:

$$\text{若 } d_i(x) > d_j(x) \quad (j=1, 2, \dots, c; j \neq i), \text{ 则 } x \in \omega_i。$$

决策边界由判别函数确定, 相邻的两个决策域在决策边界上其判别函数值是相等的。如果决策域 R_i 与 R_j 是相邻的, 则分割这两个决策域的决策边界方程应满足

$$d_i(x) = d_j(x)。$$

一般地说, 当模式 x 为一维时, 决策边界为一分界点; 当 x 为二维时, 决策边界为一曲线; 当 x 为三维时, 决策边界为一曲面; 当 x 为 n 维 ($n > 3$) 时, 决策边界为一超曲面。

二、最小风险率贝叶斯分类

在模式识别中, 所谓的风险即为损失。条件风险定义为: 将模式 x 判属某模式类所造成的损失的条件数学期望。

对于两类分类问题, 最小风险贝叶斯决策的指导思想是: 对于模式 x , 如果将其决策为模式类 ω_1 的风险大于决策为模式类 ω_2 的风险, 则决策模式 x 属于模式类 ω_2 ; 反之, 决策模式 x 属于模式类 ω_1 。

用 $L_{ij} (i, j=1, 2)$ 表示模式 x 本属模式类 ω_i 而判属模式类 ω_j 所造成的损失, 则根据条件风险的定义, 将模式 x 判属模式类 ω_1 的条件风险为将模式 x 判属 ω_1 类所造成的损失的条件数学期望:

$$r_1(x) = L_{11}P(\omega_1|x) + L_{21}P(\omega_2|x)。$$

同理, 将模式 x 判属模式类 ω_2 的条件风险为

$$r_2(x) = L_{12}P(\omega_1|x) + L_{22}P(\omega_2|x)。$$