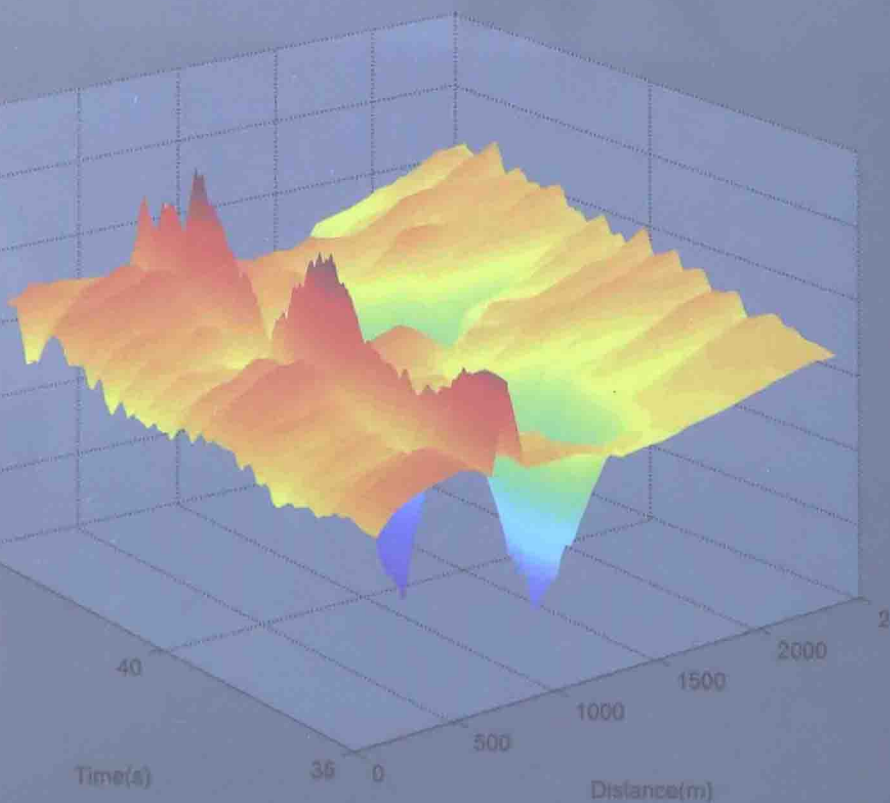
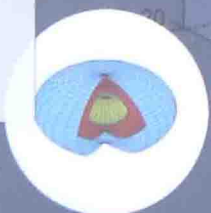
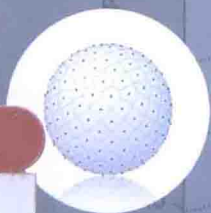
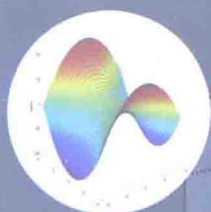




“十二五”普通高等教育本科国家级规划教材

模式识别 与智能计算 ——MATLAB 技术实现 (第3版)

• 杨淑莹 张 桦 著



 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>

“十二五”普通高等教育本科国家级规划教材

模式识别与智能计算 ——MATLAB 技术实现 (第3版)

杨淑莹 张桦 著

电子工业出版社

Publishing House of Electronics Industry

内 容 简 介

本书广泛吸取统计学、神经网络、数据挖掘、机器学习、人工智能、群智能计算等学科的先进思想和理论,将其应用到模式识别领域中;以一种新的体系,系统、全面地介绍模式识别的理论、方法及应用。全书分为14章,内容包括:模式识别概述,特征的选择与优化,模式相似性测度,基于概率统计的贝叶斯分类器设计,判别函数分类器设计,神经网络分类器设计(BP神经网络、径向基函数神经网络、自组织竞争神经网络、概率神经网络、对向传播神经网络、反馈型神经网络),决策树分类器设计,粗糙集分类器设计,聚类分析,模糊聚类分析,禁忌搜索算法聚类分析,遗传算法聚类分析,蚁群算法聚类分析,粒子群算法聚类分析。

本书内容新颖,实用性强,理论与实际应用密切结合,以手写数字识别为应用实例,介绍理论运用于实践的实现步骤及相应的Matlab代码,为广大研究工作者和工程技术人员对相关理论的应用提供借鉴。

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,也可供相关工程技术人员参考。

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

模式识别与智能计算:MATLAB技术实现/杨淑贞,张榕著. —3版. —北京:电子工业出版社,2015.4
ISBN 978-7-121-25790-2

I. ①模… II. ①杨… ②张… 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(2015)第066290号



责任编辑:张榕

印刷:北京季蜂印刷有限公司

装订:北京季蜂印刷有限公司

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:787×1092 1/16 印张:23.5 字数:601.6千字

版次:2008年1月第1版

2011年7月第2版

2015年4月第3版

印次:2015年4月第1次印刷

印数:3000册 定价:58.00元

凡所购买电子工业出版社的图书,如有缺损问题,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。

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。

服务热线:(010) 88258888。

第3版前言

模式识别已经成为当代高科技研究的重要领域之一,它已发展成为一门独立的新学科。模式识别技术迅速扩展,已经应用在人工智能、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,几乎遍及各个学科领域,在国民经济、国防建设、社会发展的各个方面得到广泛应用,产生了深远的影响。

第3版书以实用性、可操作性和实践性为宗旨,精简内容,去掉没有实践性代码的理论内容,书中所述理论知识均提供实现步骤、示范性代码及验证实例的效果图示,以达到理论与实践相结合的目的。为使读者更好地理解相关知识,叙述内容更加详实,补充了概率神经网络知识等新内容。同时,将群体智能的先进思想扩充到模式识别体系中,以一种新的体系,系统、全面地介绍了模式识别的理论、方法及应用。全书分为三部分(共14章)。第一部分基础篇,内容包括模式识别的基本概念,特征的选择与提取,模式相似性测度。这一部分介绍模式识别的基本概念和基本方法。第二部分分类器设计篇,内容包括:贝叶斯(Bayes)分类器设计,判别函数设计,神经网络分类器设计,决策树分类器设计,粗糙集分类器设计。这一部分利用手写数字分类识别的具体实例把模式识别方法结合起来,为广大研究工作者和工程技术人员对相关理论的应用起到借鉴作用。第三部分聚类分析,内容包括基本聚类算法,模拟退火聚类分析,模糊聚类分析,禁忌搜索算法聚类分析,遗传算法聚类分析,群体智能聚类算法(蚁群算法聚类分析,粒子算法群聚类分析)。这一部分采用一幅含有需要聚类分析的图像形象生动地说明各种聚类算法。

国内外论述模式识别技术的书籍不少,但由于这一领域涉及深奥的数学理论,往往使实际工作者感到困难,而大部分书是罗列模式识别的各种算法,见不到算法的实际效果和各种算法对比的结果,而这正是学习者和实际工作者所需要了解和掌握的内容。目前还确实缺少一本关于模式识别技术在实际应用方面具有系统性、可比性和实用性的参考书。

本书特点如下:

1. 选用新技术。除了介绍许多重要经典的内容以外,书中还包括了最近十几年来才刚刚发展起来的并被实践证明有用的新技术、新理论,比如支持向量机、BP神经网络、RBF神经网络、PNN神经网络、CPN神经网络、SORNN神经网络、决策树、粗糙集理论、模糊集理论、模拟退火、遗传算法、蚁群算法、粒子群算法等,并将这些新技术应用于模式识别当中,提供这些新技术的实现方法和源代码。

2. 实用性强。针对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。书中实例取材于手写数字模式识别,对于数字识别属于多类问题,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,如文字识别、字符识别、图形识别等。

3. 编排合理,符合认知规律。针对每一种模式识别技术,书中分为理论基础、实现步骤、编程代码三部分。在掌握了基本理论之后,按照实现步骤的指导,可以了解算法的实现思路和方法,再进一步体会短小精悍的核心代码,学习者可以很快掌握模式识别技术,经过应用本书

提供的实例程序,立刻会见到算法的实际效果。书中所有算法都用 Matlab 编程实现,便于读者学习和应用。

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,而是将作者自身的研究成果和实践经验传授给读者,在介绍各种理论和方法时,将不同算法应用于实际中,内容包括需要应用模式识别技术解决的问题,模式识别理论的讲解和推理,将理论转化为编程的步骤,计算机能够运行的源代码,计算机运行模式识别算法程序后的效果,以及不同算法应用于同一个问题的效果对比。使读者面对如此丰富的理论和方法不至于无所适从,而是有所学就会有所用。

由于至今还没有统一的、有效的可应用于所有的模式识别的理论,当前的一种普遍看法是,不存在对所有的模式识别问题都适用的单一模型和解决识别问题的单一技术,我们所要做的是把模式识别方法与具体问题结合起来,把模式识别与统计学、神经网络、数据挖掘、机器学习、人工智能、群智能计算等学科的先进思想和理论结合起来,为读者提供一个多种理论的测试平台,并在此基础上,深入掌握各种理论的效能和应用的可能性,互相取长补短,开创模式识别应用的新局面。

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、模式识别等学科研究生、本科生的教材或教学参考书,也可供有关工程技术人员参考。

参加本书编写的还有祁稳杰、申婷婷、叶诚、谷林、陈品、郭俊、姜娇娇、祁家家、杨作寿、马振洋、邓飞、陶先贵等,他们在作者指导下的研究工作中付出了辛苦的劳动,取得了有益的研究成果,正是在他们的努力下本书得以顺利完成,在此表示衷心的感谢。同时,对张桦教授、徐伯夏研究员、李兰友教授给予的帮助和支持表示衷心的感谢。本书的出版得到天津理工大学出版基金的资助。由于编者业务水平和实践经验有限,书中缺点与错误在所难免,欢迎读者予以指正!

作者将不辜负广大读者的期望,努力工作,不断充实新的内容。为方便广大读者,提供了技术支持电子邮箱:ysying1262@126.com。读者可通过该邮箱及时与作者取得联系,获得技术支持。

著 者

目 录

第 1 章 模式识别概述	1
1.1 模式识别的基本概念	1
1.2 模式识别的基本方法	4
1.3 统计模式识别	6
1.3.1 统计模式识别研究的主要问题	6
1.3.2 统计模式识别方法简介	7
1.4 分类分析	10
1.4.1 分类器设计	10
1.4.2 判别函数	12
1.4.3 分类器的选择	15
1.4.4 训练与学习	15
1.5 聚类分析	16
1.5.1 聚类的设计	17
1.5.2 基于试探法的聚类设计	18
1.5.3 基于群体智能优化算法的聚类设计	19
1.6 模式识别的应用	25
本章小结	26
习题 1	26
第 2 章 特征的选择与优化	27
2.1 特征空间优化设计问题	27
2.2 样本特征库初步分析	28
2.3 样品筛选处理	29
2.4 特征筛选处理	29
2.5 特征评估	31
2.6 基于主成分分析的特征提取	33
2.7 特征空间描述与分析	36
2.7.1 特征空间描述	36
2.7.2 特征空间分布分析	41
2.8 手写数字特征提取与分析	44
2.8.1 手写数字特征提取	44
2.8.2 手写数字特征空间分布分析	46
本章小结	50

习题 2	50
第 3 章 模式相似性测度	51
3.1 模式相似性测度的基本概念	51
3.2 距离测度分类法	54
3.2.1 模板匹配法	54
3.2.2 基于 PCA 的模板匹配法	56
3.2.3 基于类中心的欧式距离法分类	58
3.2.4 马氏距离分类	60
3.2.5 夹角余弦距离分类	62
3.2.6 二值化的夹角余弦距离法分类	63
3.2.7 二值化的 Tanimoto 测度分类	64
本章小结	66
习题 3	66
第 4 章 基于概率统计的贝叶斯分类器设计	67
4.1 贝叶斯决策的基本概念	67
4.1.1 贝叶斯决策所讨论的问题	67
4.1.2 贝叶斯公式	68
4.2 基于最小错误率的贝叶斯决策	70
4.3 基于最小风险的贝叶斯决策	73
4.4 贝叶斯决策比较	75
4.5 基于二值数据的贝叶斯分类实现	76
4.6 基于最小错误率的贝叶斯分类实现	79
4.7 基于最小风险的贝叶斯分类实现	82
本章小结	85
习题 4	86
第 5 章 判别函数分类器设计	87
5.1 判别函数的基本概念	87
5.2 线性判别函数	88
5.3 线性判别函数的实现	92
5.4 感知器算法	93
5.5 增量校正算法	100
5.6 LMSE 验证可分性	106
5.7 LMSE 分类算法	112
5.8 Fisher 分类	115
5.9 基于核的 Fisher 分类	118
5.10 势函数法	125
5.11 支持向量机	130
本章小结	136

习题 5	137
第 6 章 神经网络分类器设计	138
6.1 神经网络的基本原理	138
6.1.1 人工神经元	138
6.1.2 神经网络模型	141
6.1.3 神经网络的学习过程	144
6.1.4 神经网络在模式识别问题上的优势	144
6.2 BP 神经网络	145
6.2.1 BP 神经网络的基本概念	145
6.2.2 BP 神经网络分类器设计	151
6.3 径向基函数神经网络(RBF)	161
6.3.1 径向基函数神经网络的基本概念	161
6.3.2 径向基函数神经网络分类器设计	166
6.4 自组织竞争神经网络	168
6.4.1 自组织竞争神经网络的基本概念	169
6.4.2 自组织竞争神经网络分类器设计	171
6.5 概率神经网络(PNN)	174
6.5.1 概率神经网络的基本概念	174
6.5.2 概率神经网络分类器设计	177
6.6 对向传播神经网络(CPN)	180
6.6.1 对向传播神经网络的基本概念	180
6.6.2 对向传播神经网络分类器设计	182
6.7 反馈型神经网络(Hopfield)	186
6.7.1 Hopfield 网络的基本概念	186
6.7.2 Hopfield 神经网络分类器设计	189
本章小结	191
习题 6	191
第 7 章 决策树分类器设计	192
7.1 决策树的基本概念	192
7.2 决策树分类器设计	193
本章小结	200
习题 7	200
第 8 章 粗糙集分类器设计	201
8.1 粗糙集理论的基本概念	201
8.2 粗糙集在模式识别中的应用	206
8.3 粗糙集分类器设计	210
本章小结	223
习题 8	224

第 9 章 聚类分析	225
9.1 聚类的设计	225
9.2 基于试探的未知类别聚类算法	229
9.2.1 最临近规则的试探法	229
9.2.2 最大最小距离算法	233
9.3 层次聚类算法	235
9.3.1 最短距离法	236
9.3.2 最长距离法	239
9.3.3 中间距离法	243
9.3.4 重心法	246
9.3.5 类平均距离法	250
9.4 动态聚类算法	254
9.4.1 K 均值算法	254
9.4.2 迭代自组织的数据分析算法 (ISODATA)	258
9.5 模拟退火聚类算法	263
9.5.1 模拟退火的基本概念	263
9.5.2 基于模拟退火思想的改进 K 均值聚类算法	266
本章小结	273
习题 9	273
第 10 章 模糊聚类分析	274
10.1 模糊集的基本概念	274
10.2 模糊集运算	276
10.2.1 模糊子集运算	276
10.2.2 模糊集运算性质	278
10.3 模糊关系	278
10.4 模糊集在模式识别中的应用	283
10.5 基于模糊的聚类分析	284
本章小结	298
习题 10	298
第 11 章 禁忌搜索算法聚类分析	299
11.1 禁忌搜索算法的基本原理	299
11.2 禁忌搜索的关键参数和相关操作	301
11.3 基于禁忌搜索算法的聚类分析	304
本章小结	313
习题 11	313
第 12 章 遗传算法聚类分析	314
12.1 遗传算法的基本原理	314
12.2 遗传算法的构成要素	316

12.2.1	染色体的编码	316
12.2.2	适应度函数	317
12.2.3	遗传算子	318
12.3	控制参数的选择	320
12.4	基于遗传算法的聚类分析	321
	本章小结	333
	习题 12	333
第 13 章	蚁群算法聚类分析	334
13.1	蚁群算法的基本原理	334
13.2	聚类数目已知的蚁群聚类算法	337
13.3	聚类数目未知的蚁群聚类算法	346
	本章小结	351
	习题 13	351
第 14 章	粒子群算法聚类分析	352
14.1	粒子群算法的基本原理	352
14.2	基于粒子群算法的聚类分析	355
	本章小结	360
	习题 14	361
	参考文献	362

第 1 章 模式识别概述

本章要点:

- ☑ 模式识别的基本概念
- ☑ 模式识别的基本方法
- ☑ 统计模式识别
- ☑ 分类器设计
- ☑ 聚类设计
- ☑ 模式识别的应用

1.1 模式识别的基本概念

模式识别(Pattern Recognition)就是机器识别、计算机识别或机器自动识别,目的在于让机器自动识别事物。例如手写数字的识别,结果就是将手写的数字分到具体的数字类别中;智能交通管理系统的识别,就是判断是否有汽车闯红灯,闯红灯的汽车车牌号码;还有文字识别,语音识别,图像中物体识别,等等。该学科研究的内容是使机器能做以前只能由人类才能做的事,具备人所具有的对各种事物与现象进行分析、描述与判断的部分能力。模式识别是直观的、无所不在的,实际上人类在日常生活的每个环节,都从事着模式识别的活动。人和动物较容易做到的模式识别,但对计算机来说却是非常困难的。让机器能识别、分类,就需要研究识别的方法,这就是这门学科的任务。

模式识别是信号处理与人工智能的一个重要分支。人工智能是专门研究用机器人模拟人的动作、感觉和思维过程与规律的一门科学,而模式识别则是利用计算机专门对物理量及其变化过程进行描述与分类,通常用来对图像、文字、相片以及声音等信息进行处理、分类和识别。它所研究的理论和方法在很多科学和技术领域中得到了广泛的重视与应用,推动了人工智能系统的发展,扩大了计算机应用的可能性。模式识别诞生于 20 世纪 20 年代,随着 20 世纪 40 年代计算机的出现,50 年代人工智能的兴起,模式识别在 60 年代初迅速发展为一门科学。其研究的目的是利用计算机对物理对象进行分类,在错误概率最小的条件下,使识别的结果尽量与客观物体相符合。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标准模板的相似程度进行计算。例如,要识别一个手写的数字,就要将它与从 0 到 9 的模板做比较,看跟哪个模板最相似,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。因此,最关键的是找到有效地度量不同类别事物差异的方法。

在模式识别学科中,就“模式”与“模式类”而言,模式类是一类事物的代表,而“模式”则是某一事物的具体体现,如数字 0、1、2、3、4、5、6、7、8、9 是模式类,而用户任意手写的一个数字或任意一个印刷数字则是“模式”,是数字的具体化。广义上说,模式(pattern)是供模仿用的完美无缺的标本,通常,把通过对具体的个别事物进行观察所得到的具有时间和空间分布的信息称之为模式,而把模式所属的类别或同一类别中模式的总体称为模式类。模式识别(Pattern

Recognition)是指对表征事物或现象的各种形式的(数值的、文字的和逻辑关系的)信息进行处理和分析,以对事物或现象进行描述、辨认、分类和解释的过程,是信息科学和人工智能的重要组成部分。

1. 模式的描述方法

在模式识别技术中,被观测的每个对象称为样品,例如,在手写数字识别中每个手写数字可以作为一个样品,如果共写了 N 个数字,我们把这 N 个数字叫做 N 个样品($X_1, X_2, \dots, X_j, \dots, X_N$),其中 0 有 N_0 个样品,1 有 N_1 个样品,2 有 N_2 个样品,3 有 N_3 个样品, ..., 一共有 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M (M=10)$ 个不同的类别。

对于一个样品来说,必须确定一些与识别有关的因素,作为研究的根据,每一个因素称为一个特征。模式就是样品所具有的特征的描述。模式的特征集又可写成处于同一个特征空间的特征向量,特征向量的每个元素称为特征,该向量也因此称为特征向量。一般我们用小写字母 x, y, z 来表示特征。如果一个样品 X 有 n 个特征,则可把 X 看作一个 n 维列向量,该向量 X 称为特征向量,记作:

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$$

若有一批样品共有 N 个,每个样品有 n 个特征,这些数值可以构成一个 n 行 N 列的矩阵,称为原始资料矩阵,见表 1-1。

表 1-1 原始资料矩阵

特征 \ 样品	X_1	X_2	...	X_j	...	X_N
x_1	x_{11}	x_{21}	...	x_{j1}	...	x_{N1}
x_2	x_{12}	x_{22}	...	x_{j2}	...	x_{N2}
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
x_i	x_{1i}	x_{2i}	...	x_{ji}	...	x_{Ni}
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
x_n	x_{1n}	x_{2n}	...	x_{jn}	...	x_{Nn}

模式识别问题就是根据 X 的 n 个特征来判别模式 X 属于 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M$ 类中的哪一类。待识别的不同模式都在同一特征空间中考察,不同模式由于性质上的不同,它们在各特征取值范围上有所不同,因而会在特征空间的不同区域中出现。要记住向量的运算是建立在各个分量基础之上的。因此,模式识别系统的目标是在特征空间和解释空间之间找到一种映射关系。特征空间由从模式得到的对分类有用的度量、属性或基元构成的空间。解释空间由 M 个所属类别的集合构成。

如果一个对象的特征观察值为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 它可构成一个 n 维的特征向量值 X , 即 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 式中, x_1, x_2, \dots, x_n 为特征向量 X 的各个分量。一个模式可以看作 n 维空间中

的向量或点,此空间称为模式的特征空间 R_n 。在模式识别过程中,要对许多具体对象进行测量,以获得更多观测值。其中有均值、方差、协方差与协方差矩阵等。

2. 模式识别系统

一个典型的模式识别系统如图 1-1 所示,由数据获取、预处理、特征提取选择、分类决策及分类器设计五部分组成。一般分为上下两部分。上半部完成未知类别模式的分类;下部分属于分类器设计的训练过程,利用样品进行训练,确定分类器的具体参数,完成分类器的设计。而分类决策在识别过程中起作用,对待识别的样品进行分类决策。

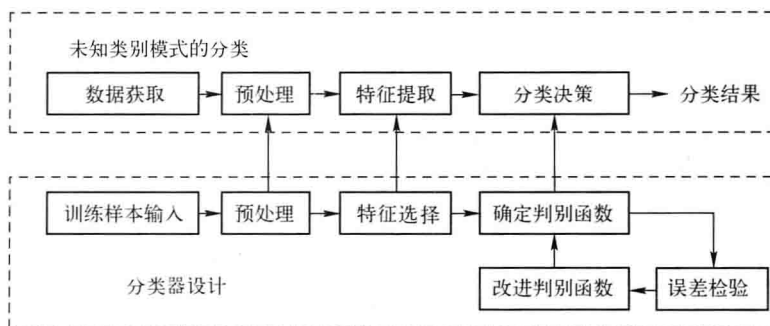


图 1-1 典型的模式识别系统

在设计模式识别系统时,需要注意模式类的定义、应用场合、模式表示、特征提取和选择、聚类分析、分类器的设计和学习、训练和测试样本的选取、性能评价等。针对不同的应用目的,模式识别系统各部分的内容可以有很大的差异,特别是在数据处理和模式分类这两部分,为了提高识别结果的可靠性往往需要加入知识库(规则)以对可能产生的错误进行修正,或通过引入限制条件大大缩小待识别模式在模型库中的搜索空间,以减少匹配计算量。在某些具体应用中,如机器视觉,除了要给出被识别对象是什么物体外,还要求出该物体所处的位置和姿态以引导机器人的工作。下面分别简单介绍模式识别系统的工作原理。

模式识别系统组成单元功能如下所述。

(1) 数据获取:是指利用各种传感器把被研究对象的各种信息转换为计算机可以接受的数值或符号(串)集合。习惯上,称这种数值或符号(串)所组成的空间为模式空间。这一步的关键是传感器的选取。为了从这些数字或符号(串)中抽取出对识别有效的信息,必须进行数据处理,包括数字滤波和特征提取。所获取的数据要用计算机可以运算的符号来表示所研究的对象,一般获取的数据类型有:

二维图像:文字、指纹、地图、照片等;

一维波形:脑电图、心电图、季节震动波形等;

物理参量和逻辑值:体温、化验数据、参量正常与否的描述。

(2) 预处理:是为了消除输入数据或信息中的噪声,排除不相干的信号,只留下与被研究对象的性质和采用的识别方法密切相关的特征(如表征物体的形状、周长、面积等)。举例来说,在进行指纹识别时,指纹扫描设备每次输出的指纹图像会随着图像的对比度、亮度或背景等的不同而不同,有时可能还会变形,而人们感兴趣的仅仅是图像中的指纹线、指纹分叉点、端点等,而不需要指纹的其他部分或背景。因此,需要采用合适的滤波算法,如基于块方图的方

向滤波、二值滤波等,过滤掉指纹图像中这些不必要的部分。需要对输入测量仪器或其他因素所造成的退化现象进行复原、去噪声,提取有用信息。

(3) 特征提取和选择:是指从滤波数据中衍生出有用的信息,从许多特征中寻找出最有效的特征,将维数较高的测量空间(原始数据组成的空间)转变为维数较低的特征空间(分类识别赖以进行的空间)。以降低后续处理过程的难度。通过特征选择和提取形成模式的特征空间。人类很容易获取的特征,对于机器来说就很难获取了,特征选择和提取是模式识别的一个关键问题。一般情况下,候选特征种类越多,得到的结果应该越好。但是,由此可能会引发维数灾害,即特征维数过高,计算机难以求解。因此,数据处理阶段的关键是滤波算法和特征提取方法的选取。不同的应用场合,采用的滤波算法和特征提取方法,以及提取出来的特征也会不同。

(4) 分类决策: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。该阶段最后输出的可能是对象所属的类型,也可能是模型数据库中与被识别对象最相似的模式编号。

(5) 分类器设计:模式分类或描述通常是基于已经得到分类或描述的模式集合而进行的。人们称这个模式集合为训练集,由此产生的学习策略称为监督学习。学习也可以是非监督性学习,在此意义下产生的系统不需要提供模式类的先验知识,而是基于模式的统计规律或模式的相似性学习判断模式的类别。基本做法是在样品训练集基础上确定判别函数,改进判别函数和误差检验。

研究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。执行模式识别的计算机系统称为模式识别系统。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。

1.2 模式识别的基本方法

模式识别方法(Pattern Recognition Method)是一种借助于计算机对信息进行处理、判决分类的数学统计方法。应用模式识别方法的首要步骤是建立模式空间。所谓模式空间是指在考察一客观现象时,影响目标的众多指标构成的多维空间。模式识别就是对多维空间中各种模式的分布特点进行分析,对模式空间进行划分,识别各种模式的聚类情况,从而做出判断或决策。分析方法就是利用“映射”和“逆映射”技术。映射是指将多维模式空间通过数学变换到二维平面,多维空间的所有模式(样本点)都投影在该平面内。在二维平面内,不同类别的模式分布在不同的区域之间有较明显的分界域。由此确定优化方向返回到多维空间(原始空间),得出真实信息,帮助人们找出规律或做出决策,指导实际工作或实验研究。

在 d 维特征空间已经确定的前提下,讨论分类器设计问题,其实是一个选择什么准则、使用什么方法,并将已确定的 d 维特征空间划分成决策域的问题。针对不同的对象和不同的目的,可以用不同的模式识别理论或方法,目前基本的技术方法有统计模式识别、句法模式识别。

1. 统计模式识别

统计模式识别方法是发展较早也比较成熟的一种方法。被识别对象首先数字化,变换为适于计算机处理的数字信息。一个模式常常要用很大的信息量来表示。许多模式识别系统在数字化环节之后还要进行预处理,用于除去混入的干扰信息并减少某些变形和失真。随后再进行特征抽取,即从数字化后或预处理后的输入模式中抽取一组特征,模式可用特征空间中的

一个点或一个特征矢量表示。所谓特征是选定的一种度量,它对于一般的变形和失真保持不变或几乎不变,并且只含尽可能少的冗余信息。特征抽取过程将输入模式从对象空间映射到特征空间。这种映射不仅压缩了信息量,而且易于分类。在决策理论方法中,特征抽取占有重要的地位,但尚无通用的理论指导,只能通过分析具体识别对象决定选取何种特征。特征抽取后可进行分类,即从特征空间再映射到决策空间。为此引入鉴别函数,由特征矢量计算出相应的各类别的鉴别函数值,通过鉴别函数值的比较实行分类。

统计模式识别方法适用于给定的有限数量样本集,其基本思想是将特征提取阶段得到的特征向量定义在一个特征空间中,这个空间包含了所有的特征矢量。不同的特征向量,或者说不同类别的对象,都对应于此空间中的一点。在分类阶段,则利用统计决策的原理对特征空间进行划分,从而达到识别不同特征对象的目的。已知研究对象统计模型或已知判别函数类条件下,根据一定的准则通过学习算法能够把 d 维特征空间划分为 c 个区域,每一个区域与每一类别相对应,模式识别系统在进行工作时只要判断被识别的对象落入哪一个区域,就能确定出它所属的类别。统计识别中应用的统计决策分类理论相对比较成熟,研究的重点是特征提取。基于统计模式识别方法有多种方法,通常较为有效,现已形成了完整的体系。尽管方法很多,但从根本上讲,都是直接利用各类的分布特征,即利用各类的概率分布函数、后验概率或隐含地利用上述概念进行分类识别。其中基本的技术为聚类分析、判别类域界面法、统计判决等。

(1) 聚类分析

在聚类分析中,利用待分类模式之间的“相似性”进行分类,更相似的作为一类,更不相似的作为另外一类。在分类过程中不断地计算所划分的各类的中心,下一个待分类模式以其与各类中心的距离作为分类的准则。聚类准则的确定,基本上有两种方式。一种是试探方式,即凭直观和经验,针对实际问题定义一种相似性测度的阈值,然后按最近邻规则指定某些模式样本属于某一聚类类别。例如欧氏距离测度,它反映样本间的近邻性,但将一个样本分到两个类别中的一个时,必须规定一距离测度的阈值作为聚类的判别准则,按最近邻规则的简单试探法和最大最小聚类算法就是采用这种方式。另一种是聚类准则函数法,即规定一种准则函数,其函数值与样品的划分有关。当取得极小值时,就认为得到了最佳划分。实际工作中采用最多的聚类方法之一是系统聚类法。它将模式样本按距离准则逐步聚类,类别由多到少,直到满足合适的分类要求为止。

(2) 判别类域界面法

判别类域界面法中,用已知类别的训练样本产生判别函数,这相当于学习或训练。根据待分类模式代入判别函数后所得值的正负而确定其类别。判别函数提供了相邻两类判决域的界面,最简单、最实用的判别函数是线性判别函数。利用线性判别函数进行决策就是用一个超平面对特征空间进行分割。超平面的方向由权向量决定,而位置由阈值权的数值确定,超平面把特征空间分割为两个决策区域。

(3) 统计判决

在统计判决中,在一些分类识别准则下严格地按照概率统计理论导出各种判决准则,这些判决准则要用到各类的概率密度函数、先验概率或条件概率,即贝叶斯法则。

2. 句法结构模式识别

句法识别是对统计识别方法的补充。统计方法用数值来描述图像的特征,句法方法则用符号来描述图像特征。它模仿了语言学中句法的层次结构,采用分层描述的方法,其基本思想是把一个模式描述为较简单的子模式的组合,子模式又可描述为更简单的子模式的组合,最终得到一个树形的结构描述,在底层的最简单的子模式称为模式基元。在句法方法中选取基元的问题相当于在决策理论方法中选取特征的问题。通常要求所选的基元能对模式提供一个紧凑的反映其结构关系的描述,又要易于用非句法方法加以抽取。显然,基元本身不应该含有重要的结构信息。模式以一组基元和它们的组合关系来描述,称为模式描述语句,这相当于在语言中,句子和短语用词组合,词用字符组合一样。基元组合成模式的规则,由所谓语法来指定。一旦基元被鉴别,识别过程可通过句法分析进行,即分析给定的模式语句是否符合指定的语法,满足某类语法的即被分入该类。

句法结构模式识别又称结构方法或语言学方法,主要用于文字识别、遥感图形的识别与分析,以及纹理图像的分析。该方法的特点是识别方便,能够反映模式的结构特征,能够描述模式的性质,对图像畸变的抗干扰能力较强。如何选择机缘是本方法的一个关键问题,尤其是当存在干扰及噪声时,抽取基元更困难,且易失误。把复杂图像分解为单层或多层的简单子图像,主要突出了识别对象的结构信息。图像识别是从统计方法发展起来的,而句法方法扩大了识别的能力,使其不局限于对象物的分类,而且还用于景物的分析和物体结构的识别。

模式识别方法的选择取决于问题的性质。如果被识别的对象极为复杂,而且包含丰富的结构信息,一般采用句法方法,当被识别对象不很复杂或不含明显的结构信息,一般采用决策理论方法。统计方法发展较早,比较成熟,取得了不少应用成果,能考虑干扰、噪声等影响,识别模式基元能力强;但是它对结构复杂的模式抽取特征困难,不能反映模式的结构特征,难以描述模式的性质,对模式本身的结构关系很少利用,难以从整体角度考虑识别问题。而很多识别问题,并不是用简单的分类就能解决的,更重要的是要弄清楚这些模式的结构关系。句法结构模式识别能反映模式的结构特性,识别方便,可从简单的基元开始,由简至繁。描述模式的性质;另一方面,单纯的句法模式识别方法没有考虑到模式所受到的环境、噪声的干扰等不稳定因素的影响,当存在干扰及噪声时,抽取基元困难,且易失误。

在应用中,常常将这两种方法结合起来,分别施加于不同的层次,会收到较好的效果。两者的结合已是模式识别问题的一个研究方向,在这方面,提出了随机文法、属性文法等一些新的研究方向,并取得了一定的成果。

1.3 统计模式识别

1.3.1 统计模式识别研究的主要问题

统计模式识别研究的主要问题有:特征的选择与优化、分类判别及聚类判别。

(1) 特征的选择与优化

如何确定合适的特征空间是设计模式识别系统一个十分重要的问题,对特征空间进行优化有两种基本方法,一是特征选择,如果所选用的特征空间能使同类物体分布具有紧致性,可

为分类器设计成功提供良好的基础;反之,如果不同类别的样品在该特征空间中混杂在一起,再好的设计方法也无法提高分类器的准确性。另一种是特征的组合优化,通过一种映射变换改造原特征空间,构造一个新的精简的特征空间。

(2) 分类判别

已知若干个样品的类别及特征,例如,手写阿拉伯数字的判别是具有 10 类的分类问题,机器首先要知道每个手写数字的形状特征,对同一个数字,不同的人有不同的写法,甚至同一个人对同一个数字也有多种写法,就必须让机器知道它属于哪一类。因此对分类问题需要建立样品库。根据这些样品库建立判别分类函数,这一过程是由机器来实现的,称为学习过程,然后对一个未知的新对象分析它的特征,决定它属于哪一类。这是一种监督分类的方法。

(3) 聚类判别

已知若干对象和它们的特征,但不知道每个对象属于哪一个类,而且事先并不知道究竟分成多少类,用某种相似性度量的方法,即“人以类聚,物以群分”,把特征相同的归为一类。例如,手写了若干个阿拉伯数字,把相同的数字归为一类。这是一种非监督学习的方法。

机器识别也往往借鉴人的思维活动,像人类一样找出待识别物的外形或颜色等特征,进行分析、判断,然后加以分门别类,即识别它们。模式识别的方法很多,很难将其全部概括,也很难说那种方法最佳,常常需要根据实际的情况运用多种方法进行实验,然后选择最佳的分类方法。

1.3.2 统计模式识别方法简介

基于统计模式识别方法有多种方法:例如模板匹配法、判别函数法、神经网络分类法、基于规则推理法等。这些方法各有特点及应用范围,它们不能相互取代,只能共存,相互促进、借鉴、渗透。一个较完善的识别系统很可能是综合利用上述各类识别方法的观点、概念和技术而形成的。

1. 模板匹配

模板匹配的原理是选择已知的对象作为模板,与待测物体进行比较,从而识别目标。将待分类样品与标准模板进行比较,看跟哪个模板匹配程度更好些,从而确定待测试样品的分类。而近邻法则在原理上属于模板匹配。它将训练样品集中的每个样品都作为模板,用测试样品与每个模板做比较,看与哪个模板最相似(即为近邻),就按最近似的模板的类别作为自己的类别。譬如 A 类有 10 个训练样品,因此有 10 个模板, B 类有 8 个训练样品,就有 8 个模板。任何一个待测试样品在分类时与这 18 个模板都算一算相似度,如最相似的那个近邻是 B 类中的一个,就确定待测试样品为 B 类,否则为 A 类。因此原理上说近邻法是最简单的。但是近邻法有一个明显的缺点就是计算量大,存储量大,要存储的模板很多,每个测试样品要对每个模板计算一次相似度,因此在模板数量很大时,计算量也是很大的。模板匹配的另一个缺点是由于匹配的点很多,理论上最终可以达到最优解,但在实际中却很难做到。模板匹配主要应用于对图像中对象物位置的检测,运动物体的跟踪,不同光谱或者不同摄影时间所得的图像之间位置的配准等。模板匹配的计算量很大,相应的数据的存储量也很大,而且随着图像模板的增大,运算量和存储量以几何级数增长。如果图像和模板大到一定程度,就会导致计算机无法