

智能科学与非线性科学丛书

西安电子科技大学出版社

神经网络的应用与实现

焦李成 编著



神经网络的应用与实现

焦李成 编著

西安电子科技大学出版社

1995

(陕)新登字 010 号

内 容 简 介

本书是“智能科学与非线性科学丛书”之一，是《神经网络系统理论》与《神经网络计算》的姊妹篇。本书系统地论述了神经网络在自适应模式识别、智能信号/图像处理、智能非线性控制与机器人、人工智能与专家系统、巨量并行处理等领域的应用；神经网络计算机的基本原理及软/硬件实现，VLSI 实现和基于 Transputer 并行系统的设计与实现方法以及 PC 机上的神经网络仿真系统的开发环境与维护等。

本书可作为通信与电子系统、智能信号与信息处理、电路与系统、计算机工程与应用、人工智能与智能控制、机械与力学、地质勘探、数学、物理等专业本科生、研究生教材，亦对上述专业的科技人员有参考价值。

JS442/234

神经网络的应用与实现

焦李成 编著

责任编辑 谭玉瓦

西安电子科技大学出版社出版发行

西安电子科技大学印刷厂印刷

新华书店经销

开本 787×1092 1/16 印张 36 12/16 字数 882 千字

1993 年 6 月第 1 版 1995 年 3 月第 2 次印刷 印数 3 001—6 000

ISBN 7-5606-0287-8/TP·0099

定价：27.00 元

前 言

《神经网络的应用与实现》是智能科学与非线性科学丛书之一，也是《神经网络系统理论》与《神经网络计算》的姊妹篇。本书的主要内容包括：

- 第1章主要研究自适应神经网络模式识别方法，详细地讨论了主分量分析方法和学习子空间方法；

- 第2章讨论了神经网络在信号处理与图像处理中的应用：如信号变换与分解、自适应算法、自适应均衡与干扰对消、信号检测与估计等。较为详细地讨论了细胞神经网络及其在图像处理中的应用和子波神经网络理论与应用；

- 第3章讨论神经控制理论及有关应用，包括智能控制、系统辨识与模糊控制等；

- 第4章则研究神经计算机的虚拟实现方法，包括神经计算机的体系结构、信息存贮方法、神经软件与发展环境、神经网络协处理器及并行处理器阵列和 Transputer 阵列上的神经计算机实现，还详细介绍了由中国科技大学计算机系陈国良教授领导下所研制的 $GP^2N^2S^2$ 系统；

- 第5章主要讨论神经计算的 VLSI 实现方法，包括数字 VLSI 实现、脉冲流 VLSI 实现、SC 实现、电流模式 VLSI 实现及可重构 VLSI 神经网络的设计方法。

本书中的研究工作及本书的写作是在国家自然科学基金、国家教委博士点基金、国防预研基金和军事电子预研基金等资助下完成的。没有导师、中科院学部委员保铮教授的悉心培养和指导，要完成本书是不可能的，仅此表示由衷的敬意和感激，感谢西安电子科技大学领导及雷达信号处理重点实验室领导和各位老师的大力支持和关怀；感谢西安电子科技大学出版社的大力支持；感谢被引用文献的作者及提出过宝贵建议的各位同行与专家。作者认为，本书是国内外这一领域科技工作者共同的劳动成果。当然，本书的错误和缺点是难免的，作者希望大家的帮助下，使其更加完善。

焦李成

目 录

前 言

第1章 自适应神经网络模式识别

1.1 引 言	1
1.1.1 模式识别的基本概念	1
1.1.2 模式识别方法概述	3
1.1.3 模式识别专家系统	4
1.2 神经网络分类器	8
1.3 不变性模式识别的神经网络方法	14
1.3.1 高阶神经网络方法	14
1.3.2 基于三阶相关的高阶神经网络模式识别	17
1.3.3 基于不变矩神经网络的模式识别	19
1.4 K-L变换	20
1.4.1 统计最优准则	20
1.4.2 子空间法的数学基础	21
1.4.3 K-L变换	24
1.4.4 基于K-L变换的特征选择	29
1.4.5 基于K-L变换的分类特征提取	31
1.4.6 K-L变换的数值计算	32
1.5 主分量分析法	37
1.5.1 主分量分析的基本思想	37
1.5.2 主分量的定义与求法	39
1.5.3 主分量的性质	43
1.5.4 主分量的计算方法	44
1.5.5 因子分析	46
1.6 基于神经网络的主分量分析	49
1.6.1 Oja 算法	49
1.6.2 Sanger 算法	51
1.6.3 自适应主分量提取的神经网络学习算法	53

1.6.4 基于正交学习网络的约束主分量分析	56
1.6.5 面向主分量提取的无导师神经网络算法	63
1.6.6 复数主分量分析的神经网络算法	66
1.7 学习子空间方法	69
1.7.1 自适应学习的基本准则	69
1.7.2 学习子空间法的基本思想	75
1.7.3 Kohonen 学习子空间法	84
1.7.4 基于神经网络的学习对偶子空间法	91
1.7.5 广义感知器网络	97
参考文献	101
第2章 神经网络在信号处理与图像处理中的应用	
2.1 信号变换与分解	103
2.1.1 DFT 的神经网络实现	103
2.1.2 信号分解问题的神经网络方法	109
2.2 神经网络自适应算法	114
2.2.1 基本概念	114
2.2.2 自适应神经网络算法	119
2.2.3 神经网络自适应滤波器	127
2.3 自适应神经网络均衡与干扰对消	130
2.3.1 多层前向神经网络均衡器	130
2.3.2 基于 Hopfield 网络的均衡器设计	132
2.3.3 基于神经网络的干扰对消	137
2.4 基于神经网络的信号检测与估计	145
2.4.1 LS 准则下的信号检测与估计	145
2.4.2 线性约束 LS 准则下的信号	

检测与估计	148	3.3.5 智能控制系统的学习方式	304
2.4.3 用于方向估计的神经网络 方法	149	3.4 基于神经网络的系统辨识	307
2.5 基于神经网络的图像处理	156	3.4.1 神经网络辨识基础	308
2.5.1 神经网络广义变换编码	156	3.4.2 神经网络辨识的基本方法	319
2.5.2 基于神经网络的矢量量化	158	3.4.3 非线性静态系统辨识	323
2.5.3 基于神经网络的降维矢量 量化	161	3.4.4 非线性动态系统辨识	325
2.5.4 图像恢复的神经网络方法	163	3.5 神经网络模糊控制方法	333
2.6 细胞神经网络及其在图像处理 中的应用	170	3.5.1 神经网络模糊控制的 基本思想	333
2.6.1 连续时间细胞神经网络	171	3.5.2 神经模糊控制器	337
2.6.2 广义细胞神经网络	184	3.5.3 神经模糊控制规则	344
2.6.3 基于细胞神经网络的图像 处理	203	参考文献	358
2.6.4 基于细胞神经网络的运动 检测	207	第4章 神经计算机：虚拟实现	
2.7 子波神经网络理论与应用	215	4.1 神经计算机导论	361
2.7.1 引言	215	4.1.1 神经计算机的信息处理方式	361
2.7.2 子波变换理论	217	4.1.2 神经计算机的分类与实现	366
2.7.3 多分辨分析框架和快速 子波算法	222	4.1.3 设计神经网络计算机的 几个问题	372
2.7.4 子波包理论与快速算法	229	4.2 神经计算机的体系结构	374
2.7.5 神经网络自适应子波	237	4.2.1 并行计算机	374
2.7.6 紧支正交子波神经网络	241	4.2.2 神经计算机的体系结构	378
2.7.7 自适应斜交子波神经网络	243	4.2.3 通用与专用神经计算机	380
2.7.8 子波神经网络的非线性逼近 能力分析	245	4.3 神经软件与发展环境	382
参考文献	253	4.3.1 神经软件	382
第3章 神经控制理论与应用		4.3.2 神经计算机的开发环境	387
3.1 神经控制引论	255	4.3.3 神经软件包简介	390
3.1.1 控制科学：成功与挑战	255	4.4 神经计算机的信息存贮方法与 性能分析	392
3.1.2 神经网络用于控制系统的 可能方式与结构	258	4.4.1 神经网络信息数组和链表 存贮方法	393
3.2 用于控制的神经网络	265	4.4.2 神经网络信息存贮的 改进方法	397
3.2.1 静态多层前向网络	265	4.5 神经网络协处理器	400
3.2.2 动态反馈网络的控制语言 描述	272	4.5.1 ANZA 协处理器	400
3.3 神经网络智能控制	275	4.5.2 Mark 系列协处理器	402
3.3.1 智能控制的基本思想	275	4.5.3 Odyssey 协处理器	404
3.3.2 智能控制系统的分类	278	4.6 基于并行处理器阵列的神经 计算机	411
3.3.3 智能化自适应控制	283	4.6.1 几种并行阵列神经计算机	411
3.3.4 自适应神经网络智能控制	288	4.6.2 并行处理机上的神经网络 实现技术	413
		4.7 基于 Transputer 的神经计算机	419
		4.7.1 Transputer 和 Occam 语言	419

4.7.2 基于 Transputer 的并行 C 语言·····	433	5.2 VLSI 神经计算机的基本单元·····	500
4.7.3 通用并行神经计算机: $GP^2N^2S^2$ ·····	437	5.2.1 神经器件·····	500
4.7.4 高级神经网络描述语言 及编译器·····	443	5.2.2 突触连接权值的集成电路 实现·····	501
4.7.5 $GP^2N^2S^2$ 并行模拟控制器的 设计与实现·····	458	5.2.3 VLSI 神经计算机的有源积 木块·····	511
4.7.6 总控模块的设计与实现·····	460	5.2.4 模拟乘法器·····	520
4.7.7 系统集成环境的设计·····	464	5.3 神经计算机的数字 VLSI 实现·····	525
4.7.8 新算法的开发与实现·····	467	5.3.1 基本积木块·····	526
4.8 神经网络多媒体技术·····	476	5.3.2 Hopfield 网络的数字实现·····	528
4.8.1 神经计算机应用于多媒体 系统的思想·····	476	5.3.3 乘法 D/A 数字神经网络实现·····	529
4.8.2 神经网络与多媒体技术实现·····	477	5.4 神经计算机的脉冲流 VLSI 实现·····	535
4.9 新的信息处理技术计划—— 真实世界计算计划·····	479	5.4.1 集成脉冲流神经网络的 基本单元·····	535
4.9.1 背景·····	479	5.4.2 脉冲流 VLSI 神经网络·····	539
4.9.2 RWC 基础理论研究计划·····	480	5.5 神经计算机的 SC 实现·····	540
4.9.3 RWC 的大规模并行处理 系统 MPP·····	481	5.5.1 SC 神经网络的基本积木块·····	540
4.9.4 RWC 神经元系统·····	483	5.5.2 离散神经网络的 SC 实现·····	544
4.9.5 RWC 应用的新功能·····	486	5.5.3 开关电流神经网络·····	547
4.9.6 RWC 的策略措施·····	488	5.5.4 非线性优化 SC 神经网络·····	550
4.10 浑沌智能信息处理·····	488	5.6 神经计算机的电流模式 VLSI 实现·····	554
参考文献·····	490	5.6.1 电流模式 IC 的基本积木块·····	555
第 5 章 神经计算机: VLSI 实现		5.6.2 MOSFET-C 神经网络·····	561
5.1 VLSI 神经计算机导论·····	493	5.6.3 跨导-C 神经网络·····	563
5.1.1 概述·····	493	5.7 可重构 VLSI 神经网络·····	571
5.1.2 VLSI 神经计算机的性能指标·····	497	5.7.1 可重构性·····	572
		5.7.2 分布神经元——突触实现·····	574
		参考文献·····	577

自适应神经网络模式识别

1.1 引言

1.1.1 模式识别的基本概念

“模式”是指人们生活的客观世界的总称。人们生活在客观世界中，为了改造客观世界，首先必须认识它，这就是对模式的识别。人通过感觉器官从外界获取信息，尔后通过思维建立对客观世界的真正认识；通过视觉通道获取有关信息，如色彩、形状、空间等各种形式的图像；通过听觉通道取得各种声音信息；通过触觉传感通道取得如温度、材料强度、表面光洁度等信息，最后将各种信息进行综合思维和判断，以做出决策。

模式识别技术是用计算机来模拟人的各种识别能力，当前主要是对视觉能力和听觉能力的模拟。模拟人的视觉能力就是用计算机来做图像的识别和理解工作，而模拟人的听觉能力则与计算机辅助语音识别等技术密切相关。目前就人工智能的范畴来说，“识别”和“理解”代表不同的涵义：“识别”是指对客观事物按其物理特征进行分类；而“理解”则是指对客观事物内涵的了解。例如，对语音的判别基本上是一识别问题；而对语义的了解则又是一个理解问题。又如，对图像中所含要素的判别是一识别问题；而对其中更大视觉范畴的了解，如三维信息的了解则是一理解问题。

当前模式识别技术所能做到的基本上是一种分类工作，离开理解工作还有相当的距离。因此，就模式识别技术所希望解决问题的领域和目标来讲，它还处于初级阶段。尽管如此，模式识别技术也不只是人的能力的简单替代。在许多场合下，它可以完成个别人的能力所无法企及的工作。所以说，虽然模式识别技术的理论还很不完善，但它作为人的能力的辅助和延伸已起着相当重要的作用。到目前为止，模式识别技术已在以下领域得到应用：语音识别、文字识别、语音合成、目标识别与分类、图像分析与识别等，具体讲包括：

- 声音(或语言)的识别与理解；
- 字符及文字的识别与理解；
- 景物分析与识别，包括背景中目标特征提取与识别；

- 医学信号与图像的识别与处理, 包括心电、脑电、CT、自动诊断、血象、血素等分析与识别;
- 遥感图像分析与识别;
- 指纹识别;
- 工业系统自动检查与监控;
- 各种数据的特征识别;
- 目标自动识别与分类;
- 计算机视觉;
- 地震波形与水声识别;
- 生物信号处理;
- 中文信息处理。

作为模式分类方法, 所涉及的问题有:

- ①特征提取;
- ②学习训练模式样本以得到决策规则;
- ③利用②的结果进行分类。

模式识别方法可分为两种, 即统计模式识别方法和结构(句法)模式识别方法。相应的模式识别系统包括设计与实现两部分, 设计是指用一定数量的样本(称为训练集合或学习集合)进行分类器设计, 而实现则是指用所设计的分类器对待识别的样本进行分类决策。一般的模式识别系统如图 1.1.1 所示, 它包括以下几个部分:

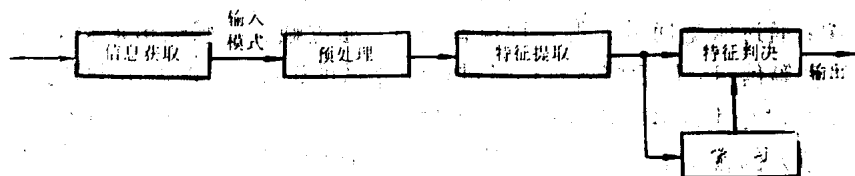


图 1.1.1 模式识别系统

①信息获取 为了使计算机能对各种现象进行分类识别, 必须将所研究的对象用计算机所能接受的形式表示, 通常输入对象的信息包括:

- 二维图像, 如文字、指纹、地图、照片等;
- 一维波形, 如脑电图、心电图、地震波等;
- 物理参量和逻辑值, 如体温、各种实验数据等;

通过测量、采样和量化, 可以用矩阵或矢量表示二维图像或一维波形, 这即是信息获取过程。

②预处理 预处理的目的是去除噪声, 增强有用的信息, 并对相应的退化现象进行复原。

③特征提取与选择 所谓特征提取就是对模式的某些物理性质进行数学描述。具体讲就是对原始数据进行变换, 得到最能反映模式分类的本质特征。一般我们把原始数据构成的空间叫测量空间, 把分类识别赖以进行的空间叫特征空间。通过变换可以把维数较高的测量空间中表示的模式变为维数较低的特征空间中表示的模式。常用的特征有:

- 统计特征;
- 结构特征;
- 数学变换特征;
- 逻辑特征。

相应于特征特性及其处理方法可用图 1.1.2 描述。

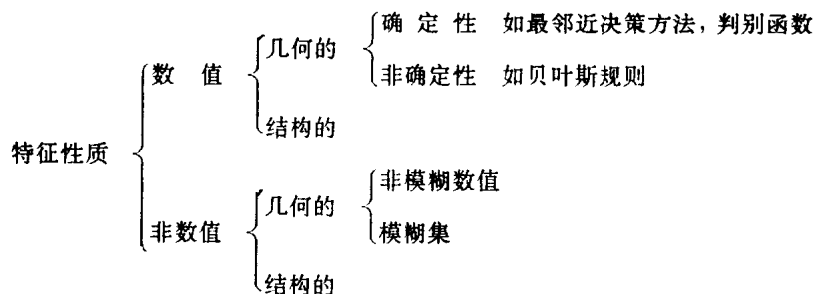


图 1.1.2 依特征性质的模式分类

④学习 学习是在建立识别系统时,对已选定的特征完成特征提取之后,对系统进行训练的过程,学习可分为以下两种方式:

- 有人参与:在这种学习过程中,样本先由人进行分类,即样本的类别是已知的;
- 没有人参与:此时学习环节必须对样本的类别进行研究。即学习环节对样本集有一个聚类过程。实际上,预处理、特征提取、学习是相互关联的。

⑤特征判决 特征判决是在掌握分类规律后,在实现阶段对连续输入的大量模式进行分类。这种判决方法有:

- 判别函数法,利用一个(或多个)判别函数对两类(或多类)模式进行判别;
- 距离方法,以被识特征对训练样本特征进行广义距离运算,求出距离最近的标准特征,常用的有:欧氏距离、加权欧氏距离、汉明距离、马氏距离和敏氏距离等;
- 相似度方法:相类度方法与距离方法正好相反,它是以被识特征对训练样本特征进行隶属度运算,求出隶属度最大的标准类为被识模式。

综上所述,模式识别系统的关键在于特征提取和特征判决模块的设计。如果能选取具有高度准确描述能力的特征,无疑对系统的建立具有重要意义。它可以较少的存贮,表达较多的物理意义,而特征判别器的正确设计可使系统具有较高的稳定性和准确性。

1.1.2 模式识别方法概述

针对模式特征的不同选择及其判别决策方法的不同,可对模式识别方法作如下分类:

①模板匹配法 模板匹配法是对每个待识别的类别,给出典型标准模板作为识别标准,它可以是一类模式,也可以是一模式集合。

②统计特征法 统计特征法对已知类别的模式样本进行各种特征的提取和分析,选取对分类有利的特征,并对其统计均值等按已知类别分别进行学习,按贝叶斯最小误差准则,根据以上统计特征设计出一个分类误差最小的决策超平面,识别过程就是对未知模式进行相同的特征提取和分析,通过决策平面方程决定该特征相应的模式所属的类别。

③句法结构方法 用已知结构信息的模式作为训练样本,先识别出基元和它们之间的

连接关系,并用字母符号表示它们,然后用构造句子的方法来描述生成这些场景的过程,并由此推断出生成该场景的一种文法规则,这就是训练过程。在识别过程中,要对未知结构的模式进行基元识别及其相互结构关系分析,然后利用训练过程中获得的文法对其作句法分析,如果它能被已知结构信息的文法分析出来,则该幅未知图像模式具有与该文法相同的图形结构;否则就可判定不是这种结构。

④逻辑特征方法 逻辑特征方法是这样一种方法,其特征的选择对一类模式识别问题来说是独一无二的,即在一类问题中只有一个模式具有某一种(或某一组合的)逻辑特征。因此匹配过程也只有“是”或“非”两种结果,即是本类或不是本类。逻辑特征没有“远”、“近”之分,只有“是”、“非”之别。

⑤模糊模式识别 所谓模糊模式识别是在模式识别过程中引入了模糊集的概念,模糊集的概念可以在模式识别系统的后几个环节的任何地方引入。若在后两个环节(特征提取和判别决策)的任何一个中引入则在判别决策时,所求得的结果就是该模式特征与每一标准类的隶属度,进而可求出隶属度最大的标准类为被识类。模糊判别决策有以下几种方法:

- 最大隶属原则法;
- 择近原则法;
- 模糊聚类分析法。

⑥神经网络方法 关于神经网络方法将是我们本章讨论的重点。表 1.1.1 和表 1.1.2 分别给出了各种模式识别方法特性比较及模式识别中问题求解方法。

1.1.3 模式识别专家系统

前面我们已经指出,模式识别主要有以下几个主要发展方向:

- ①首先是预处理模式特征提取和表示方法的研究,这是整个模式识别系统的基础;
- ②模式识别方法的研究,它的主要趋势是处理范围的扩充,使我们能够识别三维客体、运动客体以及客体系列;
- ③自适应并行处理;
- ④智能识别系统,它将特征提取和模式分类融为一体,神经网络方法即是这一发展方向的具体表现。

模式识别系统智能化的途径之一是模式识别方法与专家系统方法相结合,以实现模式识别专家系统。图 1.1.3 给出了模式识别专家系统的功能划分和模块结构。图中上部分对应于专家系统的工作内容,而下部分则相应于现有模式识别系统中的预处理。

图 1.1.4 给出了一期望的模式识别专家系统的系统结构,它既具有模式识别的处理能力,又具有专家系统灵活多样的知识组织、逻辑思维和综合分析的智能特点,其中灵活的工作方式可望获得一定的自适应性。

在这一系统结构中,预处理模块具有原模式识别系统中的数据预处理以及某些特征提取的功能。但是,这些特征并不像原来那样组成统一的特征矢量,而是在控制模块的控制下决定特征的取用,这样的处理不仅允许特征具有不同的形式:数值的、非数值的,而且允

表 1.1.1 几种识别方法的比较

识别 比较 方法 项目	统计决策	句法结构	模糊判决	逻辑推理	神经网络
主要理论 支柱	概率论、数理统计	形式语言、自动机技术	模糊数学	演绎逻辑、布尔代数	神经生理学、心理学
模式描述 方法	特征矢量: $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$	符号串、树、图	模糊集合 $A = \{(\mu_a, a), (\mu_b, b), \dots, (\mu_n, n)\}$	字符串表示的事	以不同活跃度表示的输入结点集
模式类判定	是一个聚合类。用条件概率分布 $P(X/\omega_i)$ 表示, m 类就有 m 个分布, 然后判定未知模式属于那一个分布。	是一种语言。用一个文法表示一类, m 类就有 m 个文法, 然后判定未知模式遵循那个文法。	是一种集合运算。用隶属度将模糊集合划分为若干子集, m 个类就有 m 个子集, 然后根据据择近原则分类。	是一种布尔演算。从事实出发运用一系列规则, 推理得到不同结果, m 个类就有 m 个结果。	是一个非线性动态系统。通过对样本的学习建立起记忆, 然后将未知模式判决为其最接近的记忆。
主要方法	几何分类: 线性分类 非线性分类 统计分类: Bayes 决策 无教师的分类: 聚类分析	自动机技术 CYK 剖析算法 Earley 算法 转移图法	隶属度函数的设计: 模糊统计法 二元对比排序法 推理法 模糊集运算规则 模糊矩阵	产生式推理 语义网推理 框架推理	BP 模型 HOP 模型 高阶网等
主要优缺点	优点: 比较成熟, 能考虑干扰、噪声等影响, 识别模式基元能力强。 缺点: 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。难以从整体角度考虑识别问题。	优点: 识别方便, 可从简单的基元开始, 由简至繁。能反映模式的结构特性, 能描述模式的性质, 对图像畸变的抗干扰能力较强。 缺点: 当存在干扰及噪声时, 抽取基元困难, 且易失误。	优点: 由于用隶属度函数作为样品与模板间相似程度的度量, 故往往能反映它们整体的与主要的特性, 从而允许样品有相当程度的干扰与畸变。 缺点: 准确合理的隶属度函数往往难以建立, 故限制了它的应用。	优点: 已建立了关于知识表示及组织, 目标搜索及匹配的完整体系。对需通过众多规则的推理达到识别目标确认的问题, 有很好的效果。 缺点: 当样品有缺损, 背景不清晰, 规则不明确甚至有歧义时, 效果不好。	优点: 可处理一些环境信息十分复杂, 背景知识不清楚, 推理规则不明确的问题。允许样品有较大的缺损、畸变。 缺点: 模型在不断丰富与完善中, 目前能识别的模式类还不够多。

表 1.1.2 模式分析方法比较

PA 方法	表 述				
	特殊技术	输 入	输 出	任 务	应 用
信号处理	时/空、频域分析, 线性预测, 随机场模型, 中值滤波, 综合法分析	一或两个离散变量的实/复值函数	同输入, 已估计参数, 已计算的曲线拟合	预处理, 参数估计, 参数表示, 基元抽取和合成	语声分析、合成, 雷达、声纳、医疗波形处理, 图像平滑和增强, 计算机图形学
决策论 (统计和模糊)	利用个别类别函数表示的贝叶斯、最大似然, 及模糊极大-极小分类器	基矢量、序矢量、标矢量、间隔矢量、周期矢量及有限点集	类别标记	分类, 经由参数函数的训练及误差的估计	遥感、血细胞、雷达、声纳及低层语声和图像分类
非参数技术	K-最近邻, 线性, 分段线性及利用已标记训练样本的动态数据分裂	(同上)	作为类别的特征空间子集	分类, 辨识计算及误差的估计	(同上)
勘探数据分析	散布区, 因子分析, 差异分析, Karhunen-Loeve 展开	实矢量	实矢量	特征选择和变换	(同上)
无监督方法	启发式聚类, 迭代优化, 无监督参数估计, K-均值及独立数据算法	实矢量	模式群, 类别参数	聚类, 无监督学习	(同上)
决策树	最小代价分类器, 启发式分类器, 独立子识别, 动态数据分裂	基矢量、序矢量、标矢量、间隔矢量、周期矢量、及有限点集	类别, 类别群	树框架开发, 特征分配及分类	(同上)
分类状态空间模型	S-许可和 B-许可搜索策略, 最近邻搜索	离散特征状态	目的状态, 类别标记	以最小特征代价搜索目的状态	包括诸如启发式分类等更实用方法的一般模型
句法 PR	句法分析, 纠错剖析, 自动树	串和高维语言	文法类别	剖析以识别文法产生的语言, 文法推断	字符、手印识别, EEG 分析
问题分解表示	与/或图搜索, 极小-极大树搜索, 一般无方向分析, 状态空间搜索基元	原始波形	语言表示和识别	状态-空间搜索原始数据中的形态, 用 AI 的结构分析	颈动脉脉冲波形与 EKG 的描述和剖析

许系统以灵活多样的方法对不同的特征加以引用,预识别模块的保留是为了缩小所需考虑问题的范围,使用该模块对原客体集进行预分类,这样可以减小知识库的知识量以获得处理速度的提高。

知识库中存放了所考虑客体进行分析、分类的信息,以及一些知识性过程如判断、推理、规划生成等所需的先验知识,这些知识提供了对所考虑的客体进行识别、分析、判断、推理以至规范化产生的基础。从知识库到控制模块用通信线相连接,这种分层结构的控制方式即是所谓的知识库引导下的控制。控制模块的功能是进行状态分析和协调各个模块间的动作。

特殊功能模块集是由一些小的功能模块组成,这些功能为提取特殊的特征或区分特定多类模式而设置。总之,它们用以处理那些不能或不易统一成规范化处理的特殊情况,由功能模块、控制模块和知识库结合在一起,可以组成一个灵活有效的特征提取、组织和分类器结构。

图 1.1.4 所示系统是一两层次系统:第一层次使用模式识别方法进行粗分;第二层次使用专家系统方法对前一阶段给出的每一类模式进行细分,以便得出最后结论。在这一系统中,用于识别的信息有以下两种:

- 输入分类器的特征;
- 用于专家系统的性质。

对这两种信息有如下要求:

①特征 要求这些特征能简单地得出,并且用于适当的分类器,再以适当的速度将所考虑的客体分为固定的类,且每种客体只能分到固定的一类或几类。这里的类别数要在考虑精度和速度平衡的前提下给出。

②性质 要求前一步得到的分类性质能以较好的存贮方式予以存贮,同时要求能以较快的速度通过专家系统的推理、判断以达到正确无误的分类。

实际上,在这一系统中,采用反映这些性质的信息来引导控制部分,再由控制部分驱动特殊功能模块来达到细分的目的。

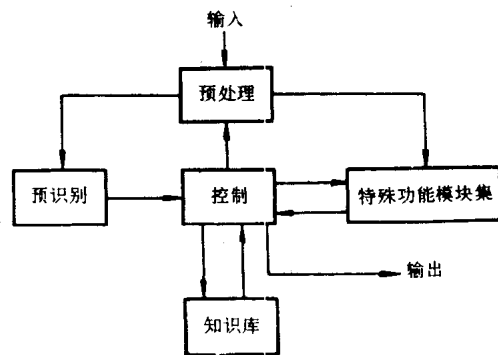
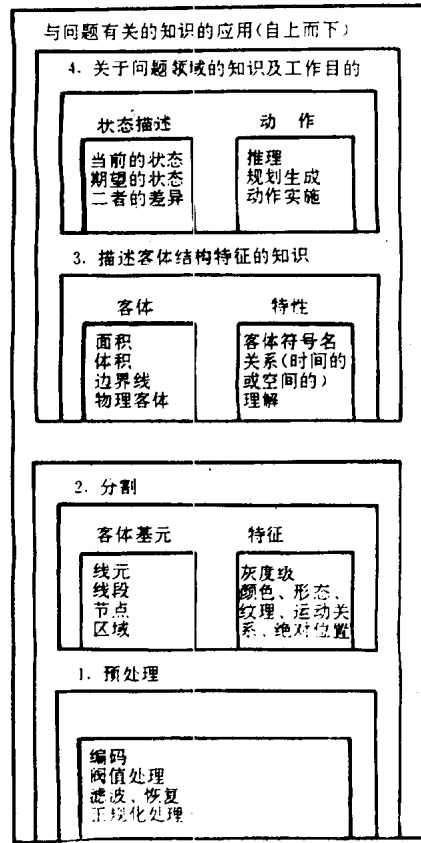


图 1.1.4 模式识别专家系统的期望系统结构

在传统的模式识别系统中,规范化的特征矢量严重地限制了识别系统的灵活性,使得系统对可获取信息的利用率低,从而影响了系统的性能。因此,智能化模式识别系统旨在增强系统的自适应能力、学习能力以及容错性,神经网络系统理论为此提供了一种可能的途径。

1.2 神经网络分类器

神经网络所具有的信息分布式存贮、大规模自适应并行处理、高度的容错性等是它们可用于模式识别的基础,特别是其学习能力和容错对不确定性模式识别具有独到之处。实际上现有的神经网络方法也是与传统的AI方法相互联系和结合的,而决不是什么替代的关系,神经网络分类器与传统分类器描述如图1.2.1所示,传统的分类器包含两级:第一级计算待识别的样本对各类模式样本的匹配程度;第二级则完成具最大匹配度模式类的判别。

在神经网络分类器中,首先计算匹配度,然后将其送到第二级输出,再反馈到分类器的第一级,用学习算法训练相应网络权值,重复上述过程,直至达到期望目标为止。从而见神经网络分类器可完成如下任务:

- ①在输入被噪声污染的情况下,确定最能代表输入样本的类,即分类问题;
- ②分类器用作AM,它用于残缺输入信息的恢复和联想;
- ③用作矢量编码器,常用作图像或语音变换系统中A/D,起到数据压缩作用。

图1.2.2给出了六种用作神经网络分类器的模型。这六种模型及其相应的学习算法我们已在文献[1.1]及《神经网络计算》中的第一章做了详细介绍,这里不再做专门讨论。下面讨论神经网络分类器的噪声性能。

给定长度为 n 的关键矢量,记为 x_i ,和长度为 k 的 m 个响应矢量 y_i ,由 m 个训练对

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)$$

组成训练集合,且设训练集矢量是无误差的,进一步设未知输入矢量为

$$x = x_j + n$$

其中 x_j 为已知的关键矢量, n 为噪声矢量,且输入噪声矢量的分量为具均值 μ_i 和方差 σ_i^2 的随机变量,即

$$y = M(x_j + n) = y_j + Mn + C_j$$

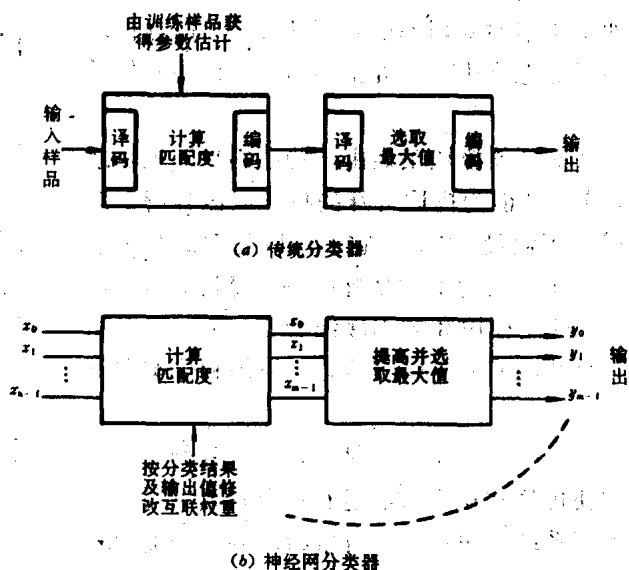
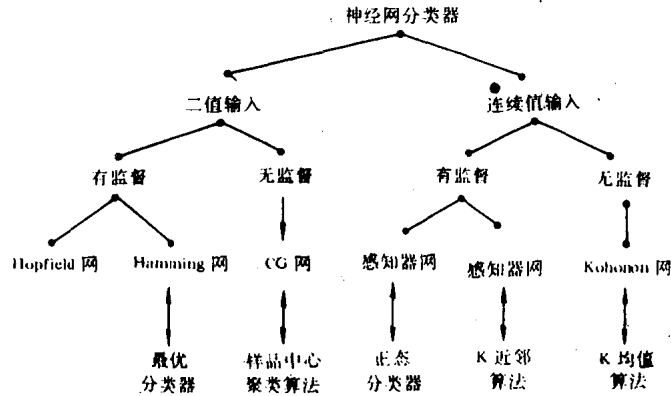


图 1.2.1 传统分类器与神经网络分类器的比较



这里 C_j 为交叉矢量，对广义逆存贮， $C_j=0$ 且各关键矢量线性独立。良好的噪声性能要求 Mn 尽可能地小且 C_j 也很小，对于广义逆存贮，有

$$\frac{\sigma_o^2}{\sigma_i^2} = \frac{\text{输出噪声方差}}{\text{输入噪声方差}}$$

这一表达式假定交叉项为 o 。由已有结果知

$$\frac{\sigma_o^2}{\sigma_i^2} = \frac{1}{k} \text{Tr} (MM^T) = nE\{m_{ij}^2\}$$

这一性能测度仅对自 AM 成立。为此考虑如下信噪比：

$$\frac{\text{SNR}_o}{\text{SNR}_i} = \frac{s_o^2 \sigma_i^2}{s_i^2 (\sigma_o^2 + \sigma_e^2)}$$

这里 σ_e^2 是交叉项的方差， s_o^2 是响应矢量中所有元素的方差， s_i^2 为关键矢量中所有元素的方差，即

$$s_o^2 = E\{y_{ij}^2\} - E\{y_{ij}\}^2$$

$$s_i^2 = E\{x_{ij}^2\} - E\{x_{ij}\}^2$$

为了研究 AM 分类器的性能，假设：

- ① 输入矢量长度相同，其维数为 n ；
- ② 输入矢量是统计独立的。

对于广义逆存贮，有

$$M = YX^+$$

以上假设表明

$$\text{rank}(X) = \min(m, n)$$

1. 自 AM

此时 $X=Y$ ，由上述假设有

$$X^+ = (X^T X)^{-1} X^T \quad n \geq m$$

即 X 的各列线性独立；而当

$$X^+ = X^T (X^T X)^{-1} \quad n \leq m$$

即 X 的各行线性独立。由于

$$M = YX^+$$

对 $n \geq m$, 我们有

$$\begin{aligned} \text{Tr}(MM^T) &= \text{Tr}(Y(X^T X)^{-1} X^T X (X^T X)^{-1} Y^T) \\ &= \text{Tr}(Y(X^T X)^{-1} Y^T) \\ &= \text{Tr}(Y^T Y (X^T X)^{-1}) \end{aligned}$$

将 $Y=X$ 代入上式可得

$$\text{Tr}(MM^T) = \text{Tr}(I_n) = m$$

这里 I_n 为一 $m \times m$ 阶单位矩阵。

类似地, 当 X 的各行独立时, 有

$$\text{Tr}(MM^T) = \text{Tr}(I_n) = n \quad n \leq m$$

从而有

$$\frac{\sigma_o^2}{\sigma_i^2} = \begin{cases} m/n & n \geq m \\ 1 & n \leq m \end{cases}$$

下面考虑使用外积训练规则的自 AM(或相关矩阵存储器), 这里

$$M = XX^T$$

考虑到

$$s_o^2 = \|x\|^4 s_i^2$$

因此

$$\frac{\text{SNR}_i}{\text{SNR}_o} = \frac{(\sigma_o^2 + \sigma_i^2) s_i^2}{\sigma_i^2 * \sigma_o^2} = \left[\frac{\sigma_o^2}{\sigma_i^2} + \frac{1}{n} \text{Tr}(XX^T) \right] * \frac{1}{\|x\|^4}$$

由于 $\text{Tr}(XX^T)$ 正比于平均输入信号功率, 因此

$$\frac{(\text{Tr}(XX^T))^2}{\min(m, n)} \leq \text{Tr}(XX^T)^2 \leq (\text{Tr}(XX^T))^2$$

由事实

$$\text{Tr}(XX^T) = m \|x\|^2$$

其中 $\|x\|^2$ 即是平均输入信号功率, 所以由以上各式可得

$$\frac{m}{n} \leq \frac{\sigma_o^2}{\sigma_i^2} < \frac{m^2}{n} \quad m \leq n$$

和

$$\frac{m^2}{n^2} \leq \frac{\sigma_o^2}{\sigma_i^2} < \frac{m^2}{n} \quad m > n$$

2. 基于相关矩阵记忆训练的分类器

对相关矩阵 AM 有

$$M = YX^T$$

其中 Y 为由列矢量 $(y_1, \dots, y_n)$ 组成的矩阵, X 是由列矢量 $(x_1, \dots, x_m)$ 组成的矩阵, M 是联想记忆矩阵, Y 的维数为 $k \times m$, 而 X 的维数为 $n \times m$, M 的维数为 $k \times n$ 。

为了求得分类的信噪比, 考虑

$$\text{Tr}(MM^T) = \text{Tr}(YX^TXY^T) \Rightarrow \text{Tr}(YY^TX^TX)$$