

第五届全国模式识别及机器智能学术会议

论 文 集

上 册



中国自动化学会

西安

1986

目 录

一 模式识别基础及语音识别

句法模式识别的进展.....	戴汝为	I-1
关于用不完善训练样本集进行分类器设计		
和最优特征选择方法的进 展.....	边肇祺	I-7
模式识别的进展.....	毕厚杰	I-11
状态空间启发搜索及其在模式识别中的应用.....	徐雷 阎平凡 常迥	I-15
关于模板匹配优化的一般理论和方法.....	张天序 彭雄	I-20
数学形态学方法在模式识别中的应用.....	柳絮飞 葛成辉	I-24
* 数字点可删性的一个判别条件.....	许文 王承训	I-28
数字二值图象的一种新的并行八边缘细化算法.....	崔宁 张太怡	I-30
关于直线的角度编码及其识别算法.....	周冠雄 姚益平	I-34
* 一个由区域边界链码求区域面积之算法.....	袁弥踪 李介谷	I-34
* 条纹图象的快速细化.....	李长河 牟轩沁 宣国荣	I-40
树分类器的编辑——划分训练算法.....	王庆人	I-43
用前哨样本改善线性分类器设计.....	沈一凡 汪永平 王成道	I-47
第I、II类Fuzzy 滤波器滤波性能的等价性		
及其构造的统一.....	谢维信 朱宾	I-50
* 多元Logistic 函数判别分类法.....	李止戈 张宏金 王玉平	I-54
* 一种二叉树型分类器的设计及其在遥感图象		
分类中的应用.....	曾小明 吕玉琦 戴锦芳	I-56
* 二元树分类器结点判决规则的研究.....	刘武 文灏 柳健 彭复员	I-58
泛属性文法与识模.....	欧阳能	I-60
用于模式描述与识别的一种属性文法.....	陈欣 戴汝为	I-63
* 基于有限枚举词的转换文法.....	王开铸 冯寅	I-67
多中心表示的聚类分析.....	田盛本	I-69
一种利用指纹特征线属性识别指纹的方法.....		
肖庆涵 边肇祺	I-73	
实现剖面图分割的一种具有启发式搜索的模糊		
聚类算法.....	周冠雄 郭毅 邹海明 张应波 吴亚振	I-77
模式类可聚性检验中的一 个数学模型.....	曾广周	I-81
一种新的集群方法——序贯集群法.....	杨光正 朱家宝	I-85
设备状态模式的识别——一种时间序列		
模型方法.....	吴寿先 郑小军	I-89
归纳学习的一种模型及其算法.....	洪子泉	I-93
基于方向信息相关性的广义Hough 变换.....	叶中付 钱源成	I-96
* HOUGH变换用于圆的检测.....	陈宇新 金吉成	I-99
* 一种基于知识的模式识别方法.....	施焕强	I-101
* 主观类概率分布初探	徐雷 阎西凡	I-103
基于简化的矢量量化方法的汉语口音的四		
声调识别	马垣捷	I-105

计算机普通话语音输出系统的基础研究	杨顺安	许毅	I—109
混噪语音信号的背景噪声估计器	张颂德	施林	I—113
语音识别中的状态引导动态规划算法	黄学东 方棣棠	蔡莲红	I—117
汉语同音词汇的辨析	杨长生	何志钧	I—121
汉语词汇声音信号的抽样算法	杨长生	何志钧	I—125
识别汉语元音的一个有效参数——声道长度		柴佩琪	I—129
汉语解析器CP	钟晓雄	何永保	I—133
改进的基频提取算法及语音合成开发系统	钟洪 宣国荣 郑南宁		I—137
TMS 5100线性预测编码语音合成器的研究		刘重庆	I—141
复合元音共振峰的动态变化		张红英	I—145
不认人识别汉语元音的一种结构模式识别方法	陈双	徐秉争	I—149
*关于语音识别中的样本优化	蔡安慧	赵国田	I—153
*声控用语音识别器	秦立燕	赵国田	I—155
*应用动态规划模块的阶层式单词识别法		赵国田	I—157
*孤立字汉语口音识别的混合时间规正算法	徐士林	代礼荣	I—159
*语音识别中的变帧长分析与加权距离量度	蒋力	黄学东	I—160
*基于残差CC-A MDF 的基音检测算法研究	张明恒	徐近需	I—162
*一种时域基音跟踪方法	杨子云	徐近需	I—164
*矢量量化在语音识别中的应用	易克初 文成义 都思丹	程俊	I—166
*孤立字语音识别中动态规划时间校正的 一个改进方法——GLSDP 法	邹海明 刘真		I—169

II. 文字识别及其他应用

印刷体汉字识别中极相似字区别的研究	梁刚 武裕朴	II—1
以笔划结构分析为基础的一种限制性手写体汉字识别方法	汪庆宝 张征 刘鉴平	II—5
点阵汉字的笔划分析及向量化算法	毛自强 朱耀庭	II—9
限制性手写体汉字的一种平滑和细化算法	蔡小波 王好博	II—13
一种能自动形成识别字典的无限制手写 体数字的识别方法	王咸	II—17
多微机手写数字识别系统	蔡祖光 郑智勇 戴智康	II—21
手写体汉字在线识别的几个算法	唐降龙 李澜 舒文豪	II—25
弹性匹配法在手写印刷体字符识别中的应用	刘自然 赵树芬	II—29
*汉字的实时识别及在Apple II上实现 中文操作的设想	于津	II—33
*用富利叶和拓扑描述法识别限制体字符	俞惠琴 方廷健	II—35
*印刷体汉字细分类的一种方案	何毅 罗耀光 盛立东	II—36
*手写体字符识别中采用无方向剖析	熊范伦 戴静	II—38
*手写汉字识别的后处理算法	姚敏	II—39
CD—1型光学文字识别机(OCR)	黄仁忠 吴世昌 刘鸣健 先武 徐问之 罗达立 潘保昌	II—41

*结构法与决策统计法相结合的汉字识别方法	梁曼君 王 锚 李安萍	II—45
*手写体字符识别的予处理研究	耿新辉 赵树苂 王正光	II—47
*四角号码法对印刷体汉字的计算机自动识别	郭椿标 宣国荣	II—49
*字符识别的一种方法	俞克耀 周龙旗	II—51
模式识别技术在卫星敏感器系统故障检测中的应用	杜和青 刘承熙	II—53
遥感图象中线性特征的提取	杨鹤飞	II—61
*航空遥感图象处理中的若干技术	施鹏飞	II—61
*航天遥感森林资源的自动分类识别	谈 正	II—62
用 Fisher 方法划分地震活动期——有序集群	王玉秀 杨锦英 马淑田	
方法在处理多维时间序列数据上的应用(三)	王碧泉 陈祖荫	II—64
CORA — 3 修改方法在北京及其邻区易发震地点		
识别中的应用	马秀芳 王春珍 马淑田	II—68
强震危险区域识别——主成分分析和对应分析	聂金宗 吕宏伯	
.....	陈祖荫 王碧泉	II—70
应用模式识别方法综合分析多项震兆	王碧泉 马秀芳 杨锦英 王春珍	II—74
模式识别在含油构造边界确定中的应用	周冠雄 李 强 邹海明 吴亚振	
.....	张应波	II—78
油气检测的统计模式识别方法	何宝侃 汤 磊	II—82
*自相似地震活动特征的提取——有序集群方法		
在处理多维时间序列数据中的应用(一)		
.....	王碧泉 杨锦英 王玉秀 陈锦标	II—84
*地震活动特征的主成分分析——模式识别方法在处理多维时间		
序列数据上的应用(二)	陈锦标 吕宏伯 聂金宗	II—86
*Hamming 分类方法的改进及其在地震危险区		
划中的应用	吕宏伯 聂金宗 陈祖荫 马秀芳 王碧泉	II—88
用模式识别方法分析心血管病的测试数据	钟春香 雷宣武	
.....	伍小明 李瑞臣 徐中衡 曾宪平	II—90
利用句法模式识别进行中医脉图分类	齐化亮 王承训 黄世林	II—94
阻抗血流图的结构模式识别	张承林 张奠功 姜天佑	II—98
神经肿瘤组织切片图象的		
.....	潘京宁 周伯鑫 吕玉琦 刘振延	II—101
*脑电图识别的模糊数学方法	伍小明 钟春香 蒋 宏 杨先国	
.....	杨先国 陈 豪	II—105
图象分割技术在工业检测中的一个应用	田小林	II—109
圆柱扭转散光模式图的实时采集和图象处理	刘重庆	II—113
*化学模式识别的原理及应用	陈友放 胡志言	II—117
*C C D 图象传感器在模式识别系统中		
的应用	周 正 周光华 严洪范 茅培生 蒋静华	II—119
*最小二乘 Bayes 分类器在智能制导中的应用	许俊刚 刘隆和	II—121

汉字表达式的机器学习问题	杨德顺 夏 莹	II-123
文字识别中的句法误差校正分析	夏 莹 孙承鉴	II-127

III. 图象处理方法

图象分析及其应用	徐建华	III-1
3维Walsh 矩阵的构造	杨义先 朱庆棠	III-5
一类Z-D图象处理算子的快速实现	汪卫强	III-7
一类离散正交变换	张公礼 石英灿	III-11
快速DFT 计算——基于递归圆因式分解的新算法	黄继进	III-14
K-L 变换提取主分量图象法的改进	宣国荣 张西宁	III-18
*用于四叉树表示的Walsh 变换算法	林 田 严洪荪	III-22
利用锥体束结构进行边缘检测的松弛方法	张丁丁 柳 健 周曼丽 彭复员	III-24
噪音图象的一种新的边缘检测技术——		
统计边缘检测	李 澜 郭力强 杨桂芝 卢汉清	III-27
对噪声图象边缘检测的方法	龚得裕 谢式 杨文瑜 李介谷	III-31
一种基 于人类视觉系统特性的图象边界检测方法	庄 青 徐建华	III-35
*一种修改的二值图象边缘跟踪算法	丁明跃 彭嘉雄 万发贵	III-39
*X 线数字图象的定宽边缘提取	蔡树雄 吴湘琦	III-41
四叉树与数据压缩	高蕴健 李介谷	III-43
三维地震数据体编码压缩	张宪民 蔡国廉	III-47
最小均方自适应予测图象压缩编码	胡树立 王绍霖	III-50
一种平面曲线的数据压缩和显示方法	张鸿宾	III-53
一种利用修改的Gram-Schmidt 正交化的		
特征压缩方法	晏 勇 蔡元龙	III-57
四分码与 图象表达	李树详	III-60
*喷液印花花型准备系统研究	吴 迪	III-64
*一种新的星白图象假彩色编码技术——		
位相编码法	张德骥 陆滨灵	III-66
基于分类端的图象分割	董再厉 彭克敏	III-68
分片平面逼近的局部最优系数估计	罗肖阳 吴立德	III-72
一种抽取多面体图象线图的新方法	潘 峰 顾伟康	III-74
干涉条纹图象峰值曲线的检测	严寒冰 蔡元龙	III-78
*环境污染物四分体微核检验细胞图		
象分析子处理	徐建华 张 清 林光恒	III-81
*图象的抽象表示模式——特征线抽取法	陈友放 徐永加	III-83
一种基于类别可分离性的特征提取法	谭 楠 吕玉琦 戴锦芳	III-85
图象分割在电子显微图象处理中的应用	吴国成 马君榴 戴 彬	III-89
*图象分割的模糊聚类算法	李一凡 姚筱亦	III-93
脊椎骨X 光片的纹理特征提取	刘锦荣 吴湘琪 吴启秋	III-95

多级纹理图象综合法	毛建昌 万嘉若 王成道	III—99
自然纹理的广义多分辨率分析——纹理——		
结构——统计法	万嘉若 王成道 陈鲁林	III—103
一种文理算法的一般性比较方案	王革	III—107
*纹理特征	黄沙白	III—111
*自回归纹理模型选择及识别	袁建星 万嘉若 王成道	III—113
正交投影图象重建的图论算法	谢昭辉	III—117
矩阵奇异值分解在图象恢复中的某些应用	王春涛 刘政凯	III—121
Marple 最大熵谱均衡图象恢复	聂正栋 赵学椿	III—125
*移动模糊图象复原技术中的一个改进公式	刘健平 李树详	III—129
*卡尔曼滤波在图象恢复中的应用	黄欣 赵荣椿	III—131
*二维LMS自适应滤波及其在图象恢复中的应用	田颖 赵学椿	III—133
灰度图象四叉树的建立	毛小明 李介谷	III—135
图象尖峰噪声的区域平滑算法	张进反 吴继显	III—139
*平滑图象的一种加权平均方法	王德民 王庆麟	III—143
*灰度图象四叉树的构造与检索	王吉仁 李介谷	III—145
*图象的描述方法	陈佩芳 袁弥踪	III—147
*一种新的遥感图象滤波算法	刘武 柳健 彭复员	III—149
*一种实时图象滤波方法	师红宇 吴成柯 陆心如	III—151
*X线图象的非尖锐掩膜增强法	马丽丽 方廷建	III—153

IV. 图象处理及应用

用于三维物体跟踪的结构匹配法	李刚 彭克敏	IV—1
三维图象的动态显示	陈学全	IV—4
单幅图象上进行三维形状恢复的定量解释法	魏湘曙	IV—8
*三维图象的平面显示算法	龚炜	IV—10
三维物体八元树的归一化	谷士文	IV—11
位片式计算机在实时电视跟踪系统 中的应用	张建森 黄继昌 张桂林 李宗杰	IV—13
HDC法及在运动目标识别中的应用	李蓓 万嘉若 吴敏全	IV—17
红外图象实时输入系统的设计	刘上乾 赵富荣	IV—20
运用目标识别的硬件系统	林思明 吴成柯 陆心如	IV—24
基于轮廓的运动分析法	吴中权 孙涵芳	IV—28
*实时电视跟踪系统跟踪预测算法研究	张建森 王晓华	IV—32
数字图象单边缘快速配准算法	徐祖康	IV—34
图象统计参数的估计与对比度边缘匹配	彭嘉雄	IV—37
集群式图象匹配方法	张天序 彭杰	IV—41
*基于知识的IC芯片分层方法	毕少林	IV—45
*边缘增强技术在工业检测中的一个应用	李鸿明	IV—47
自适应振荡技术在胃电信号提取中的应用	赖德锦 林维斯	IV—49

图形处理软件	李月景	IV—53
图象数据库	周伯鑫	IV—57
一个在微机上实现的数字图象库	施霞萍	IV—61
*一个图象数据库管理系统——IMDAT	张 旭 王文涛 吴健康	IV—55
显微图象计算机自动分析系统	陈传涓 王振山 唐常青	IV—67
矽肺小阴影的计算机识别	郭 雷 吴成柯 陆心如	IV—71
*医用图象电视摄象微型计算机输入装置	夏良正 顾宗曲 常 前	IV—75
*人机交互生物分子图形显示	关 阳 吴健康 郑勤奋	IV—77
利用图象处理技术获取新的建海港的环境		
评价数据	林慎机 华风英 苗录田	IV—79
扩散法形状识别	刘爱琴 李树详	IV—83
水珠微粒直径型谱的图象分析	罗寒英 G. Schouten 陈秦生 蔡元龙	IV—87
海泊波浪数字图象分析的一些研究	徐建华 梁景怡 郑君伟	IV—91
矿山煤堆照片粒度分析软件系统	陆 峰 周 新 何永保	IV—95
*一种多功能遥感图象实时存贮显示器	周顺德 胡富国 马垣献 王顺海 秦友淑 邱鄂迅	VI—99
基于冲激响应序列的一类二维 A R M A 模型的判阶及参考数辨识算法		
及其在求序列付里叶变换中的运用	吕 锐	VI—101
用于相关识别的纯位相合成滤波器	苏显渝 张冠申 郭履容	IV—105
用于航片地物识别的功率谱分析方法	何永保 刘其真	IV—109
考虑光辐射模型的三维刚体运动估计	何亚振 毕厚杰 童育宁	IV—113

V· 人工智能

多关节机器人运动学模型	郭 明	V—1
仿真腿的有限态自动机实现	涂怀湘	V—5
一种新的机器人自适应控制方式	曲道奎 将新松	V—9
计算机通用视觉接口	郑成明 宣国荣 李长河	V—13
在机器人的控制中自动绕过机械干涉区的策略和算法	吴芳美	V—17
*机器人的轻觉应用——计算机自动探测系统	张寿祥	V—21
*工业机器人视觉技术及其应用	范印越	V—23
ZDEST—1 一个生成专家系统的工具	童学军 何志均 俞瑞钊	V—26
心电向量图诊断系统的推理方法	洪子泉 朱宗正	V—30
砂姜黑土小麦施肥专家咨询系统	熊范伦 郭 霖 何茂彬 丁 力 吴文学 陶学军 周恩嘉 方世经	V—34
SHIFEI-KM 专家系统中人机交互和知识获取	郭 霖 熊范伦 何茂彬	V—36
PTE S ——一个程序变换专家系统的设计	邱涤虹	V—38
*用于表示知识的形式文法	童学军 何志均 俞瑞钊	V—41
*一种新型的智能体系结构	沈立涛	V—43

* 不精确推理模型的抽象描述	张成奇	V—45
* 蚁群和模块设计法	黄晓雄	V—47
* 计算机扩展推理及推理类型初探	王雨田 武光鼎	V—49
* 关于扩展Prolog语言基本语句的探讨	高洗	V—52
* 最小复杂性原理	胡平	V—55
* 计算机自动处理数据报表	李仲荣 白旭 朱志莹	V—57
形式化的程序综合方法及综合器NEAT	潘浩 朱关铭	V—59
AFSNFA 系统	吴向方 宋国宁	V—63
智能程序正确性验证系统	郑勇	V—67
Prolog 特点及程序设计技巧	陈奇珍 鲍仪	V—71
构成Prolog 子句的处理系统	郭文中 戴国础	V—75
ARMA 模型语音分析与综合	吴立中 徐秉争	V—79
机器翻译的新研究	潘海华 李国华	V—83
中译英机器翻译系统的一个尝试	朱慎德 王峰 吴晓生 张泽增	V—87
一种语义网络	王珏 戴为	V—91
图案的参量随机树知识表达及自动生成	倪民 吴健康	V—95
利用圆规则引导正向推理	赵琦	V—99
一种联合概率估计法及其近似推理	胡振华	V—101
缺言推理——“回归”思维模型——设计专家系统的		
一个新思想的探讨	周冠群 雷宣武	V—104
问题求解支援工作站	王强	V—107
森林资源分类中的产生式系统	陈殿生 吴健康 王文涛 方有清	V—111
人工智能在分布式信息处理系统中的应用	杨震晖 谢铭培 何永保	V—115
* 智能织物花型准备系统	余功	V—119
* 一个智能化丝绸图案编织软件的原理及实现	姚承茀	V—123
实用的微机视觉信息处理系统	刘宏 宣国荣 李长河	V—125
WT~2 多功能微机图象处理系统简介	上海交通大学	V—129

“*”为论文摘要

句法模式识别的进展

(科学院自动化研究所)

戴汝为

摘要

本文对近年来有关句法方法的应用，文法推断，语义句法模式识别及模式描述与知识表达等方面情况作简要介绍。片面性在所难免。另外只列了一些主要文献。

通过介绍傅京孙教授(1930—1985)在句法模式识别方面的贡献及工作，对傅先生表示深切的怀念。

1、前言

模式识别的句法方法从萌芽状态到逐渐成熟的过程大约经历了20年。一般认为句法模式识别比结构模式识别的范畴要狭窄，前者主要借鉴了形式语言的构成。回顾历史凡 Navasimhan(1962)可能是首先提出句法方法的设想的人。而最初能清楚地给出了用文法规则来描述图像的是 A. Kirsh(1964)，他用10条产生式规则来产生直角三角形。在许多学者的努力下，句法方法逐渐发展起来。在句法模式识别的发展中，美国普渡大学傅京孙教授(1930—1985)作出了杰出的贡献。他于1974年在自己工作的基础上，总结概括了以往的研究结果，发表了第一本句法方法的专著(K. S. Fu, Syntactic Methods in Pattern Recognition, Academic Press)奠定了这一模式识别分支的基础。在此基础上经过不断的努力已形成分析与表达模式结构的系统方法。曾经提出来用特征表示的链或图(graph)来描绘模式结构，其基本思想是用模式的分量(式称子模式)以及这些分量间的关系来表示模式。傅教授和他的同事们在句法方法的理论和应用方面都做了大量的工作；如为了解决具有噪声和畸变模式的识别问题提出用随机语言来描述模式，对特征链的产生给予一定的概率度量；为分析指纹等二维图象，提供了正规树状文法及其句法分析方法；发展了误差校正句法分析方法，以及分析形状的属性文法等。在应用方面，对遥感图像中农作物的分类、医学图像处理、指纹分类与鉴别，大规模集成电路检验、金属表面检验等作出贡献。所得主要结果已收集在80年代初的专著(傅京孙著，模式识别及其应用，戴汝为胡启恒翻译并整理，1983科学出版社)中。

目前已经出版了几本有关结构与句法模式识别方面的书籍[1—3]及综述性报告[4—5]。有些内容大家都比较熟悉没有必要多谈。比较感兴趣的可能是有关句法方法的应用，所存在的问题及目前在研究那些新的问题等，本文将对这些方面加以介绍。应该提到的是1981年在美国 Saratoga Springs 举行的第一届结构与句法模式识别国际会议。这个会议标志着句法模式识别已经成为一个专门的研究领域。

BWT/1004/0501

邀请了近 50 名各国模式识别专家参加。会上傅京孙先生作了题为《当前句法模式识别的状况》的报告。分别就 4 个方面总结了以往结果：(1) 不仅是左右联结关系，而采用其它结构关系(2) 有效的句法分析的方法(3) 关于有噪声及畸变模式的识别(4) 利用语义信息。其中的第 4 个问题反映了当时的一种趋向。另外在 [5] 中也按四方面对句法模式识别作了总结。最后一点是“有关语义”方面。近年来引入语义信息，并着重考虑语义的语义句法方法 [16—20] 成为新的课题，这里将着重提及这方面工作。

2、句法方法的应用

随着句法方法的发展国内外都有过一些用这种方法来解决识别问题的工作。在应用的过程中往往是把统计方法和句法方面互相配合，相辅相成，或者利用结构模式识别的一些思想，采用一些技巧来解决具体问题。例如曾经用于印刷电路板的自动检验，对于干簧继电器的产品自动检验等方面 [6]。以及对于电灯泡的灯丝是否合格，不是通电而是检验其结构。另外曾经用句法方法识别工业产品中某些部件的轮廓，另外在热钢板的自动检验设计中采用结构方法 [10]。在文字识别方面考虑利用结构信息是非常自然的事，尤其对于自由于写字符的识别，日本东芝，日立的信函分拣手写数字识别机 [7] 以及我国研制的手写数字识别机的设计方案中，为了能识别不同的人用不同书写工具所写的邮政编码（用阿拉伯数字进行编码）都充分考虑了数字的拓扑特性采用特征加以描述，用识别逻辑的方法 [8]。另外句法方法在波形识别方面有过一些尝试 [11, 12]，在气象方面的应用等。

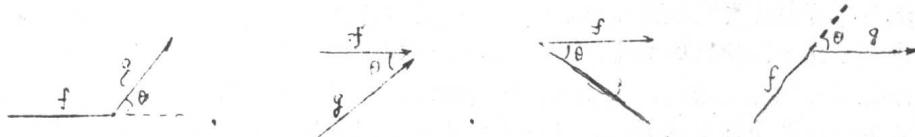
大家知道统计模式识别是着眼于模式的特征，并以比较熟悉的向量为工具所以比较直观，而且主要是对数值进行处理层次较低。而句法方法则以形式语言为基础，首先要经过预处理把模式转换成以特征及关系表示的链、树或图，主要是对符号进行处理，层次比较高，需要在低层次的工作基础上进行，往往需要把两种方法配合起来才能有效地发挥作用。另外，句法方法的建立过程受 N. Chomsky 的短语结构语言的影响很大，而这种形式语言强调的是句法。用于模式识别，即便描述比较简单的图形，就必须采用上下文敏感的文法。甚至于用八个方向对直线段的描述，也具有上下文敏感的性质。而识别问题与句法分析相联系，由于上下文敏感文法的句法分析非常复杂，不像上下文无关文法那样已有一些可供利用的剖析算法，这就难怪不少人对于句法方法的应用多少有些信心不足。其实在分析与处理复杂的模式识别问题时，往往分成若干不同层次，在高层次中分析模式的结构，句法方法将可以起到有效的作用。另外不仅仅着眼于句法，而且加入属性或语义信息，那么对于模式的描述，以及识别问题，将会变得比较简单。

3、语义、句法模式识别

70 年代初，有些学者在研究字符识别，二维数学公式等模式识别问题时，体验到所采用的文法中需要考虑到模式分量的坐标这一重要因素，而以往的文法中无法反映出坐标这类信息。于是有人作了这样概括：面临着的模式识别问题以及所需要的工具已经

超出 N. Chomsky 提出来的短语结构文法的体系，需要建立新的体系 [22]。看出问题不等于就能解决问题。以后陆续有一些工作探索解决的办法。其中利用模式基元的属性及语义信息，把一般的文法向属性文法推广是途径之一。在 [13] 中对于简单线段的属性作了详细的分析，以联接线段两端的向量，线段的长度，曲率变化，对称性 4 种度量作为属性 [14]。不仅考虑了属性，并且把属性看成随机量，从而可以利用其统计特性 [23] 中借助单位向量作为属性，来克服描述图形时所遇到上下文无关性质的困难 [15] 中讨论了属性图文法。以后则明确地把属性文法归纳成应该包括两部份。即，一个属性文法由句法部份和语义部份两个部份组成，前者由一个二型或三型文法表示。后者包括基元的属性，联接属性及与产生式规则相应的语义规则。形式语言中的符号链仅仅是左右联接，在 PDL 中的联接关系 [1] 已经比较广泛，引入属性。带有属性的 PDL 的联接则表示成 [17]。

$$REL(a, b) = (+, \phi), \quad REL(a, b) = (-, \theta), \quad REL(a, b) = (x, \theta), \quad REL(a, b) = (\div, \theta)$$



通过联接关系，就了解到以往提出的程序文法，就是对联接关系加以某种限制。通过联接关系进一步说明属性文法的一个重要性质：在定义一个属性文法时，语义和句法之间存在一种折衷的关系。即语义部份定义得复杂，则句法部份可以比较简单，反之亦然。这一性质在理论上和实际应用方面都有重要意义。过去的统计方法可以认为只考虑了以特征向量所表示的语义信息，是一种极端情况。而过去的句法方法只强调了句法，完全忽略了语义信息，是另一种极端情况。其结果，描述一些简单的图形也需要复杂的文法。在描述模式时，如果既利用句法结构又采用语义信息，让两部份都起到作用，共同分担，那么这样的办法将会强有力得多。实际情况正是如此。用于描述模式的属性方法，如果对于其分量能够建立一种次序，那么文法的句法部份只要用有限状态文法就可以了 [16]，即有限状态属性文法可以作为属性文法的标准型，同时可以相应的建立一种既包括句法结构又包括语义信息的距离度量。例如有两条分别由两个属性文法产生的带属性的链 S_1, S_2 ，那么 S_1, S_2 之间的距离可定义为 [20]

$$d(S_1, S_2) = d(S_1, S_2, \text{句法}) + d(S_1, S_2, \text{语义})$$

其中

$$d(S_1, S_2, \text{句法}) = \alpha |N_1 - N_2|$$

N_1, N_2 分别表示由相应的文法产生 S_1, S_2 的产生式数目 α 是个正数。至于语义部份距离，可以通过相应的基元属性、联接属性等，用加权的欧几里德距离来表示。建立了距离度量就可以用直观的最小距离准则来进行模式识别。这方面的例子可在 [19, 21] 中找到。

4、文法推断

根据足够数量的模式样本，归纳出一个文法，该文法所产生的语言包括着这些样本，这是文法推断问题^[1]。文法推断对于工程应用有重要意义。根据一个样本集可以推断出不同类型的文法。前面提到，描述模式的文法往往具有上下文敏感性质，而程序文法则是在上下文无关产生式的形式上，加上成功去向及失败去向的规则从而体现上下文敏感的性质。近年来我国赴美访问学者与傅京孙教授合作在程序文法的推断方面取得了新的结果^[24—28]，另外利用负样本集的文法推断，即推断出的文法不产生某些样本的推断也有了开端^[29]。关于属性文法的推断也有一些结果^[28]，着重于句法部份的自嵌套的特性可以在语义中加以反映。那就要对语义归纳了。推断所得不一定是文法形式。一些归纳推断的结果见^[30—32]。

5、模式描述与知识表达。

把属性文法开拓推广。可以作为知识表达的方法之一，目前专家咨询系统的设计中，主要是由知识库和执行程序构成，而知识库中一般不外乎类框架及规则等，其实都可以用同一方式表示。概括某些论域，如石油测井解释^[37]及中医诊断^[36]，其出发点是概念可以由其它概念来加以描述。我们所得出的结论就是对某一概念求值。另外目前语言研究方面新兴的词汇功能学派的工作中^[33]，不仅考虑语言的表层结构，而且分析语言的深层结构，找出语法间的联系，也反映了通过概念描述概念的论述。近来曾经进行过把属性文法开拓，考虑产生式变之间关系及操作之间关系^[34, 35]。

对于产生式 $X_0 \rightarrow X_1 X_2 \dots X_m$

加入 X_0 与 X_i 的关系 $r_i(X_0, X_i)$

$i = 1, 2, \dots, m$ ，以及 m 个变之间关

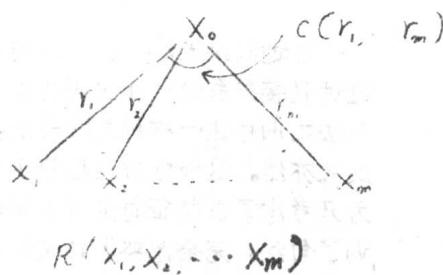
间关系 $R(X_1, X_2, \dots, X_m)$ 。另外再

考虑 r_1, r_2, \dots, r_m 之间的关系

$c(r_1, \dots, r_m)$ ， c 可以是一种优

先的关系或者是一组规则等等。通

过产生式建立语义网络^[30]，



而对某个概念的求值则相当于在网络上进行推理。由于 \circ 的引入有可能把启发式知识方便地加入，这就有利于设计知识型的系统，例如专家系统。

模式识别与人工智能两个领域是密切相关的。傅京孙教授在生前最终几年主要注意力在专家系统研究方面。1985年普渡大学获准建立以应用人工智能为基础的制造中心，由傅京孙教授担任中心的主任，不幸的是他于同年4月29日在华盛顿因心脏病突发去世享年55岁。

参 考 文 献

1. K.S.Fu, Syntactic Pattern Recognition and Application, Englewood Cliff, NJ: Prentice-Hall, 1982
2. T.Pavlidis, Structure Pattern Recognition, New York: Springer Verlag, 1977
3. R.C.Gonzalez and M.G.Thomason, Syntactic Pattern Recognition- An Introduction R Reading, MA: Addison-Wesley, 1978
4. K.S.Fu, Recent Advance in Syntactic Pattern Recognition, presented at the Workshop on structure and Syntactic Pattern Recognition, Saratoga Springs, NY, June 1981.
5. M.G.Thomason, Syntactic/Semantic Technique in Pattern Recognition: A Survey. International Journal of Computer and Information Sciences Vol.11, No.2, 1982
6. J.L.Mundy and J.F.Jarvis, Automatic Visual Inspection. Application of Pattern Recognition, Edited by K.S.Fu, crc Press, 1982
7. H.Genchi et al, Recognition of handwritten numerals for automatic letter sorting, Proc.IEEE 56, 1968

8. 戴汝为、胡启恒. 手写体字符识别方法的探讨

自动化学报. 1979年第5卷1期

9. W.C.Hart, Application of Syntactic Boundary Analysis to Industrial Inspection, Report of the workshop on Structure and Syntactic Pattern Recognition, Saratoga Springs, June, 1981
10. B.R.Suresh, Real Time Automated Inspection of Hot Steel Slabs, Ibid.

11. 杨光正. 句法方法在心电波形中的应用

第三届全国模式识别会议报告. 上海 1983年

12. 陶笃纯. 实现谱峰自动识别的句法方法

自动化学报 1986年第12卷1期

13. You k.C. and K.S.Fu, A Syntactic Approach to Shape Recognition using Attributed Grammars, IEEE Trans. (on) Vol.SMC-9, 1979
14. W.H.Tsai and K.S.Fu, Attributed Grammars- A Tool for Combining Syntactic and semantic Approach to Pattern Recognition, IEEE Trans. vol SMC-10, 1980
15. Q.Y.Shi and K.S.Fu, Parsing and Translation of Attributed Expansive Graph Languages for Scene Analysis, IEEE Trans. Vol PAMI-5 No-5, 1983
16. J.W.Tai and K.S.Fu, Semantic Syntax-Directed Translation for Pictorial Pattern Recognition. Proc. 6th ICPR Munich 1982

17. 戴汝为. 模式识别的一类属性文法

自动化学报 1982年第9卷2期

18. K.S.Fu, A Step Towards Unification of Syntactic and Statistical Pattern Recognition, IEEE Trans. Vol PAMI-5. No.2, 1983
19. J.W.Tai, A Syntactic-Semantic Approach For Describing Chinese Characters. Computer Processing of Chinese and Oriental Language, Vol.1, No.3, May, 1985

20. 戴汝为. 模式识别的一种词义. 句法距离度量

自动化学报 1984年第10卷1期

21. 戴汝为。一种识别线划图形的方法

自动化学报 1985年第11卷3期

22. D.L.Milgram and A.Rosenfeld, A note on "Grammars With Coordinates" In Graphic Language, North-Holland, Publ. Amsterdam, 1972
23. J.W.Tai, Attributed Parallel Tree Grammars and Automata for Syntactic Pattern Recognition, Proc. 5th ICPR. Miami, 1980
24. J.W.Tai and K.S.Fu, Inference of A Class of CFFG by means of Semantics. Int. J. Computer and Information Science Vol.11, No.1, 1982 .
25. H.K.Lu and K.S.Fu, Inference of Context-Free Programmed Grammars. Tec.Rep. TR-EE 83-16 Purdue Univ. 1983
26. ——, Inferability of Context-free Programmed Grammars, Int. J. Computer and Information Science Vol.13, 1984
——, A General Approach to Inference of Context-Free Programmed Grammars. IEEE Vol. SMC-14 No.2, 1984
27. ——, A General Approach to Inference of Context-Free Programmed Grammars. IEEE Trans. Vol.SMC-14 , No.2 , 1984 .

28. 路浩如, 模式识别。句法——词义方法的文法推断

第4届全国模式识别会议论文集

29. 尹巨炼, 结构模式识别中的一种学习方法

首届中国研究生计算机与应用会议论文集

30. Y.H.Pao, and C.W.Hu, A Systematic Procedure For Inductive Inference of Decision Rules Applicable To Certain Instance of Pattern Recognition. Proc. 6th ICPR Munich 1982
31. ——, Inductive Inference Methods Suitable for Use in Pattern Recognition and Artificial Intelligence Advance in Information Systems Science. Vol9, 1985
32. C.W.Hu and Y.H.Pao, Description of Inductive Inference in Network of Transition Networks. Ibid
33. J.Presnan, An Approach to Universal Grammar and the Metal Representation of Language. Cognition Vol 19, 1981

34. J.W.Tai ,J.Wang and X.Chen, A Syntactic-Semantic Approach For Pattern Recognition And Knowledge Representation. (to be published on Proc. 8th ICPR).

35. 戴汝为。属性文法中变元间的一些关系

自动化学报(即将发表)

36. 田禾、周国标。在GTS模型上定义的中医儿科咳喘系统 TCC

首届中国研究生计算机与应用会议论文集

37. 何明星。PSS问题求解系统及在测井解释中的应用

科学院自动化所硕士研究生论文

38. 王珏、戴汝为。一种语义网络

自动化学报(即将发表)

关于用不完善训练样本集进行分类器设计和最优特征选择方法的进展

清华大学 自动化系
边肇祺

前言：用不完善训练样本集进行分类器设计和最优特征选择方法是统计模式识别中的两个具有实际意义的重要课题。我曾经有机会在傅京孙教授领导的研究组里进修过一年，直接聆听过他对模式识别中的一些重要问题，其中包括这两个问题的见解，得到过很多的教益。不幸的是，傅京孙教授因心脏病突然发作，过早地离开了我们。在傅京孙教授逝世一周年之际，我收集了关于上述两个问题的部分资料，写出了本综述文章，作为对他的纪念。

一）不完善教师情况下的学习算法和稳定分类器 我们通常所熟悉的分类器算法都是假设训练样本集的分类标签是正确的。然而在很多实际工作中，由于在训练样本集的建立过程中，常常可能加入一些不是属于同类的样本，或者由于对类别的观察不总是可以实现，因此训练样本集是不完善的。为了解决由此带来的问题，特别是减少错误样本对判别函数的影响，提出了求取稳定判别函数的方法。早在1970年，Shanmuga[1]在他的博士论文中就提出了在不完善教师情况下对模式进行分类的决策规则。他仍然以后验概率作为判别函数的基础。为叙述方便起见，以下都只讨论两类分类问题，所得结论不难推广到多类情况。设 $p_i(x|\omega_i)$, $i=1,2$ 是类条件概率密度， $P(\omega_i)$ 是第*i*类的先验概率。贝叶斯决策规则是：若 $P(\omega_i)p_i(x|\omega_i) \geq P(\omega_2)p_2(x|\omega_2)$ ，则 $x \in \omega_1$ (1) 考虑到训练样本集中有错分样本，我们用 $p_i(x|\hat{\omega}_i)$ 表示估计得到的类条件概率密度，用 $P(\hat{\omega}_i)$ 表示先验概率的估计值，而用 $P(\hat{\omega}_i|\omega_i)$ ， $\beta > 0.5$ ， $P(\hat{\omega}_j|\omega_i) = 1 - \beta$, $j \neq i$ 表示训练样本集的不完善程度。 (2) 显然 $p_i(x|\omega_i ; \hat{\omega}_j) = p_i(x|\omega_i)$ $i,j=1,2$ 。今

$$p_i(x|\hat{\omega}_i) = \sum_k p_i(x|\hat{\omega}_i ; \omega_k) P(\omega_k|\hat{\omega}_i) = \sum_k p_i(x|\omega_k) (P(\hat{\omega}_i|\omega_k) P(\omega_k)/P(\hat{\omega}_i))$$
$$= (1/P(\hat{\omega}_i)) \{P(\omega_i) - \beta p_i(x|\omega_i) + P(\omega_j)(1-\beta)p_j(x|\omega_j)\} \quad i \neq j$$

因此判别函数可写成

$$\hat{g}(x) = \hat{g}_1(x) - \hat{g}_2(x) = P(\hat{\omega}_1) p_1(x|\hat{\omega}_1) - P(\hat{\omega}_2) p_2(x|\hat{\omega}_2) = (2\beta-1) \{P(\omega_1)p_1(x|\omega_1) - P(\omega_2)p_2(x|\omega_2)\} = (2\beta-1) g(x) \quad (3)$$

从上式可见，当 $\beta > 0.5$ ，用上述判决函数进行分类的结果和贝叶斯分类器是一致的。当 $\beta < 0.5$ ，分类结果和贝叶斯分类器正相反。当 $\beta = 0.5$ ，学习完全无效。因此要要知道 β 是大于或小于0.5，用上述判别函数能得到和贝叶斯分类器同样的分类结果。为得到 $p_i(x|\omega_i)$ 需要大量的样本进行非参数估计。因此Agrawala和Shanmugam又先后提出了基于参数估计的具有不完善教师的学习方法[2][3]。Agrawala假定样本序列 x 独立地从混合密度函数 $p(x) = p_1(x|\omega_1)P(\omega_1) + p_2(x|\omega_2)P(\omega_2)$ 抽取得，并假设已知 p_i 的分布形式，所不知的仅仅是其中几个参数 θ ，且已知 θ 的先验密度函数 $P(\theta)$ 。他提出的这种条件下参数学习的过程见图一。当进入 $k+1$ 个样本，或者由教师赋予这个样本一个类别标签，或者按照概率 $P(\omega_i|x, (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k))$, $i=1,2$ 随机地赋予第 $k+1$ 个样本以分类标签 l_{k+1} 。这两个概率的计算公式是

$$P(\omega_i|x_1, l_1, \dots, (x_k, l_k)) = (p(x_1|\omega_i, l_1) \dots, (x_k, l_k)) P(\omega_i) / (\sum_j p(x_1|\omega_j, l_1) \dots, (x_k, l_k)) P(\omega_j) \quad i=1,2 \quad (4)$$

且

$$p(x_{k+1}|\omega_i, (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k)) = \int_{\Theta} p(x_{k+1}|\omega_i, \theta, (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k)) p(\theta | (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k)) d\theta$$
$$= \int_{\Theta} p(x_{k+1}|\omega_i, \theta) p(\theta | (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k)) d\theta \quad i=1,2 \quad (5)$$

式中 Θ 是 θ 的参数空间。

在赋予样本 x_{k+1} 以分类标签 l_{k+1} 后，就进一步对 $p(\theta | (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k))$ 作修改，即有

$$p(\theta | (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k), l_{k+1}) = (p(x_{k+1}|l_{k+1}, \theta, (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k)) p(\theta | (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k))) /$$
$$\int_{\Theta} p(x_{k+1}|l_{k+1}, \theta) p(\theta | (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k)) d\theta \quad (6)$$

这里 $p(x_{k+1}|l_{k+1}, (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k)) = \int_{\Theta} p(x_{k+1}|l_{k+1}, \theta) p(\theta | (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k)) d\theta$ (7)

Agrawala证明，当这个过程连续进行时，虽然正确分类的概率小于1，它也一定能使参数估计值收敛到真实值。需要指出的是，为了要实现上述学习过程，要求出 θ 的充分统计量，这样在每次进入一个新样本时只要重新计算充分统计量就可以了，对于 $p(x_{k+1}, l_{k+1} | (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k))$ 也是如此。

Shanmugan[3]在上述工作的基础上，进一步改进了赋予第 $k+1$ 个样本分类标签 l_{k+1} 的计算公式，他用

$$p(\omega_i|x_{k+1}, \omega^{k+1}, (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k)) = (p(x_{k+1}|\omega_i, (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k)) p(\omega_i|\omega^{k+1})) /$$
$$\sum_j p(x_{k+1}|\omega_j, (x_1, l_1), \dots, (x_k, l_k)) P(\omega_j|\omega^{k+1}) \quad (8)$$

来代替(4)式，从而利用了不完善教师所提供的信息，具体地说就是考虑了从(2)式计算得到的 $P(\omega_i|\omega^{k+1})$ 作用。这里 ω^{k+1} 表示教师对 x_{k+1} 样本赋予的分类标签。当 $\beta=0.5$ 时，上述过程就成为无监督学习。

Kharin [4] 从分布参数 θ 的最大似然估计方法出发, 分析了由于训练样本集中的分类错误所带来的风险增加量。设第 j 类训练样本集的错分率是 β_j , 并记符号 $R_{ij}(\theta_i) = E\{f_i(x_j | \theta_i)\}$, $R_i(\theta_i) = (1 - \beta_i)R_{ii} + \beta_i R_{i\bar{i}}$ 式中 E 是期望算子, $f_i(x | \theta_i) = -\ln p_i(x | \theta_i)$, x_j 代表 j 类样本, $i, j = 1, 2, \dots, I = 3 - i$ 在参数空间中, 使 $R_i(\theta_i)$ 最小的 θ_i^* 就是所求的估计值 $\hat{\theta}_i$ 。Kharin 从数学上证明, 若 $(-)$ 类条件概率密度 $p_i(x | \theta_i)$, $i=1, 2$ 对 θ_i 三次连续可导, 并满足正则条件。 $(-)$ $J_{ij}(\theta_i) = E\{f_i^{(1)}(x_j | \theta_i)(f_i^{(1)}(x_i | \theta_i))^\top\}$ $i=1, 2$ 为有限, 这里 $f_i(x_j | \theta_i)$ 表示在 θ_i^* 处, $f_i(x_j | \theta_i)$ 对 θ_i^* 的一阶导数。 $(-)$ θ_i^* 是唯一的, 则当 $n_i \rightarrow \infty$ 时, $\hat{\theta}_i$ 以概率等于 1 遍近 θ_i^* , 且有 $\hat{\theta}_i = \theta_i^* - \beta_i J_{ii}^{-1} R_{i\bar{i}} + o(\beta_i)$ 。这里 θ_i^* 是真实的参数值, J_{ii}^{-1} , $R_{i\bar{i}}$ 表示在 θ_i^* 处相应的矩阵和向量 (R 是 F 的一阶导数)。在这个基础上, Kharin 进一步给出了训练集样本有错分类时的风险表达式:

$$r = r_0 + r(\beta_1, \beta_2) + \sum_i c_i^2 (\alpha_i n_i^{-1} + r_i \beta_i n_i^{-1}) + o(\tau^2) \quad (9)$$

式中 r_0 是贝叶斯分类器的风险值, $c_i = P(\omega_i)(W_{i\bar{i}} - W_{ii})$, $(W_{i\bar{i}})$ 是把某一类样本分到另一类时所引起的损失, (W_{ii}) 是把某类样本分到同一类时的损失)。

$$r(\beta_1, \beta_2) = \int_H (-1)^i c_i \beta_i p_i^{(1-i)} J_{ii}^{-1} R_{i\bar{i}}^{-1} \tau_i^2 |\nabla_x g(x)| ds_{d-1} / 2 \geq 0$$

H 是贝叶斯判别表面, 即 $H = \{x | g(x) = 0\} \subset \mathbb{R}^d$, $\tau_i^2 = \max_j \tau_j^2$, 而 $\tau_i^2 = \max_j (\beta_j^2, (1 + \beta_j)/n_j)$ n_j 是第 j 类的样本数。 α_i, β_i 也有相应的计算公式, 有兴趣的读者可以参看 [4]。

分析 (9) 式可以看到 $\alpha_i n_i^{-1}$ 项是由样本数有限而造成的 $\hat{\theta}_i$ 估计的随机误差, $r(\beta_1, \beta_2)$ 则是由训练样本集存在错分类样本而引起的系统误差, 而 $r_i \beta_i n_i^{-1}$ 是由两者联合作用所引起的误差。因此我们可以用 $k = (r - r_0)/r_0$ 来表征判别规则的稳定性, k 值越小, 判别规则的性能越好。为了提高训练集中有错分样本时的判别规则的稳定性, 我们可以用

$$\hat{\theta}_i = \hat{\theta}_i^* + \beta_i J_{ii}^{-1} R_{i\bar{i}}^{-1}, \quad i = 1, 2 \quad (10)$$

作为用于判别规则的参数估计值, 从而使风险

$$r = r_0 + \sum_i c_i^2 \alpha_i n_i^{-1} + o(\tau^2) \quad (11)$$

因而显著提高了分类器的性能。例如在两类都是正态分布 $N(\mu, \Sigma)$, 且 Σ 是对角矩阵的条件下,

$$\tilde{\mu}_i = \hat{\mu}_i + (-1)^i \beta_i (\hat{\mu}_2 - \hat{\mu}_1) \quad (12)$$

以及

$$\tilde{\sigma}_{ij} = \hat{\sigma}_{ij} + \beta_i (\hat{\sigma}_{ij} - \hat{\sigma}_{ij}^*) - (\tilde{\mu}_j - \tilde{\mu}_i), \quad j = 1, \dots, d \quad (13)$$

作为参数估计值设计贝叶斯分类器能取得较好的分类效果。

Broffitt 等人 [5] 在 Huber [6] 和 Maronna [7] 鲁棒 M 估计理论的基础上, 提出了用广义二次或线性判别函数对两类样本进行分类。在两类样本都服从正态分布的情况下, 贝叶斯决策规则可以用下列二次判别函数表示:

$$(x - \mu)^T \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i) - (x - \mu_2)^T \Sigma_2^{-1} (x - \mu_2) + \ln (|\Sigma_1| / |\Sigma_2|) \geq \ln (P(\omega_1) / P(\omega_2))^2 \rightarrow x \in \omega_1 \quad (14)$$

即使样本本身服从正态分布, 但是我们收集到的训练样本集可能受到离开本体样本 (outliers) 的影响, 从而使得用一般方法估计得到的 μ 和 Σ 作分类器设计时很不稳定。Huber 考虑到这些少数离开本体样本的影响, 而把分布函数看成是由两部分所组成, 即 $F = (1 - \xi)N + \xi H$, 其中 ξ 是某个固定的小数, N 表示正态分布, H 是表征干扰的对称分布。Huber 证明了分布参数的 M 估计具有渐近正态分布性质。而鲁棒性估计就是在 F 的变化范围内, 参数估计的渐近正态分布的方差为最小的估计。在这个基础上, Maronna 提出这种情况下的 μ 和 Σ 是下列方程的解:

$$\hat{\mu} = \sum_i w_i (s_i) x_i / \sum_i w_i (s_i), \quad \Sigma = (1/n) \sum_i w_i (s_i)^2 (x_i - \hat{\mu})(x_i - \hat{\mu})^T$$

式中 $s_i^2 = (x_i - \hat{\mu})^T \Sigma^{-1} (x_i - \hat{\mu})$, $w_i (s_i)$ 和 $w_2 (s_i)$ 是权函数, n 是样本数。当

$$w_1 (s) = \begin{cases} 1 & s \leq k \\ k/s & s > k \end{cases} \quad \text{以及} \quad w_2 (s) = \begin{cases} 1 & s \leq k^2 \\ k^2/s^2 & s^2 > k^2 \end{cases}$$

且 $k = d + k\sqrt{2d}$ 。其中 d 是维数, k 是一个小于二的常数, 上述估计能使离开本体样本的影响减到最小, 并且是个一致估计和具有渐近正态分布性质。Broffitt 就用估计出来的 μ 和 Σ 代入到 (14) 中去, 得到所谓鲁棒性判别函数, 实验表明了方法的有效性。鲁棒性判别函数的求取是一个很有实际意义的课题, 在基于判别得分排队的分类方法中也有着有效的应用 [5]。

二) 关于最优特征选择方法 特征选择一直是统计模式识别方法中一个重要研究课题。虽然1981年在一次由Toussaint等人举行的有关决策理论方法的小组讨论会上,提出了假使不实行穷举搜索,最优特征选择注定要失败的论点[8],在这之后的几年中,这方面的研究工作仍然很活跃。对于模式识别中的最优特征选择基本上有两种不同的方法。一种是在特征集合中搜索对分类最有利的特征集合的一个子集[9]。另一种是把特征选择看成是获取一个变换 $B = (b_1, b_2, \dots, b_d)$ 的过程,这个变换使某个反映分类性能的准则达到最优[10]。从前一种方法出发的各种算法基本上是从底向上或从上向下分步进行的序贯方法的变形或其混合。由于在[11]中给出了一个实际例子,说明最好的两个独立测量组合为由两个特征组合的特征子集时,未必有最好的分类性能,因此得出结论认为,上述这种分步算法一般说来不可能解决最优特征选择问题,而必须用穷举搜索或为了减少搜索计算量而发展出来的分枝定界算法[12]。但是由于当D和d大时,分枝定界算法的计算量仍然很大,所以也在研究人工智能领域中所发展起来的启发式搜索算法[13]。

把最优特征选择看成是使某种反映分类性能的准则达到最优的变换过程的方法得到了广泛的研究和很多有益的结果。显然从模式分类的目的出发,使误识率最小的变换是所要求取的最优变换。但是为了在数学上容易进行处理,曾经提出了各种反映分类性能的准则函数以及在相应准则下的特征选择的具体算法。这些准则有的不依赖于特征的概率分布,有的则和概率分布密切相关。属于前一种的有基于各种距离度量(如欧氏距离, s 阶Minkowski 距离, Chebychev 距离等等)的可分离性准则,例如 $\text{tr}(S_w S_b^{-1})$ (这里 S_w 是类内离散度矩阵, S_b 是类间离散度矩阵), 属于后一种的有Chernoff系数, Bhattacharyya距离, 散度和Shannon 熵等等。关于它们的理论分析和相应的特征选择算法在[12][14][15]有详尽的论述。这些准则中只有少数几个和误识率的上下界有明显的关系。一般情况下,某个准则最优并不一定意味着在相应空间中的分类器的误识率最小。因此在什么条件下,在较低维数d的特征空间中进行分类的误识率能够保持在原有维数D的特征空间中进行分类的误识率或误识率增加量最小就成为一个十分有兴趣的课题。Odell, Tubbs, Coberly, Young, Marco等在这方面得到了有意义的成果[16][17]。他们证明,若 ω 是有D维变量 θ 广义正态分布的类别,

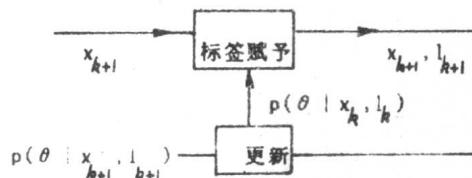
(当 $\theta=2$ 时,就是正态分布, $\theta=\infty$ 时,是均匀分布), 相应的均值向量是 μ 和 Σ , 通过适当变换可以使 μ 为0向量, Σ 为单位矩阵,若定义矩阵

$$M = [\mu_1 | \mu_2 | \dots | \mu_m | \Sigma_2 - I | \Sigma_3 - I | \dots | \Sigma_m - I |]$$

今 $M = FG$ 是一个M的满秩分解,即 $\text{rank}(M) = \text{rank}(F) = \text{rank}(G) = d \leq D$, 则用D个变量贝叶斯方法把x分到 ω 中去和用d个变量的方法把 $F^T x$ 分到 ω 中是等价的,即这两者分类方法的误识率是相同的。这里 F^T 是F的伪逆,即 $F^T = (F^T F)^{-1} F^T$ 。

由于当各类的样本数等于或大于D时,用训练样本集估计得到的M的秩总是等于D,因此不能直接用上述结论进行最优特征选择。Young等人[18]在这个基础上提出了预先给定一个d值,选取一个 $d \times D$ 矩阵B进行特征变换,即 $y = Bx$,使在Y空间中进行分类时误识率的增加量最小的奇异值分解和主分量分析方法。实验证明,它们都优于基于Bhattacharyya 距离和散度准则的特征选择方法。Morgenstern 和 Datta 提出了在具有多元正态分布的有限样本情况下的最优特征选择理论。在进行特征选择前,先对两类数据进行变换,使第一类协方差矩阵变换为单位阵,第二类的协方差矩阵变换为对角阵A。设B是用来进行特征选择的变换,即用于分类的特征向量 $y = Bx$ 。数学上可以证明,在两类都是多元正态分布情况下,误识率和方程组 $|B^\top A B - \lambda B^\top B| = 0$ 的解 λ_i^* 的分布函数有关。其中 $|\cdot|$ 表示矩阵的行列式。若 $0 < \lambda_i^* < 1$, 则 λ_i^* 值越大, 误识率越大。若 $\lambda_i^* > 1$, 则 λ_i^* 值越小, 误识率越大。因此在给定维数的条件下,应使和B有联系的 λ 尽量远离1。从这点出发,作者发展了一个最优特征选择策略,并把它用于实际的准平稳性质模式的分类器中,有兴趣的读者可以参阅[19]。应该指出,第二类方法基本上都是在已知分布的条件下进行的。在分布未知的情况下,为了保证特征选择的有效性,经常采用涉及到所研究问题的专门知识的启发式方法。

结束语 本文简单叙述了上面两个问题的部分研究成果,有兴趣的读者可以进一步参阅下列文献。本文是在常国教授的热情支持下写出的,在此向他表示衷心的感谢。



图