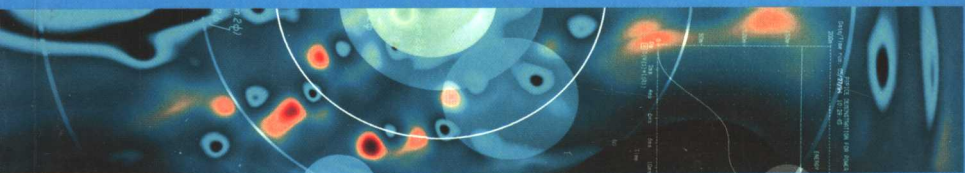


——高等统计理论—— 在形状分析中的应用



魏 怡 著



國防工業出版社

National Defense Industry Press

高等统计理论 在形状分析中的应用

魏 怡 著

国防工业出版社

·北京·

图书在版编目(CIP)数据

高等统计理论在形状分析中的应用/魏怡著. —北京:
国防工业出版社, 2005.9

ISBN 7-118-04062-2

I. 高... II. 魏... III. 数理统计 IV. 0212

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2005)第 084983 号

国防工业出版社出版发行

(北京市海淀区紫竹院南路 23 号)

(邮政编码 100044)

京南印刷厂印刷

新华书店经售

*

开本 850×1168 1/32 印张 5% 142 千字

2005 年 9 月第 1 版 2005 年 9 月北京第 1 次印刷

印数:1—2000 册 定价:24.00 元

(本书如有印装错误,我社负责调换)

国防书店:(010)68428422

发行邮购:(010)68414474

发行传真:(010)68411535

发行业务:(010)68472764

前 言

形状作为人们感知和认识自然界的一个重要参数,一直是图像理解领域的热门话题。无论是工程图纸数字化、机器零件探测、食品监控、车牌识别、生物或人体组织图像分析,还是飞行目标和车辆检测、人脸识别,许多实际应用中都含有形状和形状分析。随着模式识别理论和计算机技术的飞速发展,越来越多的交叉学科出现在图像理解的应用中,其中用于形状分析的算法层出不穷。形状分析的内容本身也从简单的几何图形和印刷体字符,发展到较为复杂的手写体汉字和人脸,乃至目前双目视觉中的各种障碍物。一些现有算法针对不同的情况,提出不同程度的假设条件,有悖于实际环境,从而制约了形状分析的速度、精度和应用范围。

本书是作为专著而撰写的,以作者的博士论文为蓝本,结合多年从事模式识别与图像处理方面的研究与实践,重点阐述和总结了高等统计理论在简单与复杂形状分析中的个例应用。该书具有以下特点。

(1) 没有对算法附加任何与实际不符的限制条件,也不需要借用诸如 CAD 模板或一维信号等额外信息,保证算法能够真正适用于实践。

(2) 以高等统计理论为背景,将形状这一难以定义的概念用数学语言/模型描述,将形状分析问题最终转化为数学运算,提高算法的执行速度,以达到实时的要求。

(3) 算法将未知形状代入一定的统计模式进行统计分析的过程,同时也是一个严密数学运算的过程,这种运算不但可以分析未知形状,还可以对分析结果给出精度评定。书中实验证明,本书提

出的算法具有较高的形状识别和分析精度。

本书除了比对上的需要之外,所涉及的内容都是作者亲历的实践,书中研究的实例取自作者实际完成的课题,并在理论应用方面具有一定的创造性,是理论与实践之间的相互印证、相得益彰,而不是简单地重复和验证他人的工作。

全书分3篇共9章。第1篇主要给出形状分析的理论基础和有关统计学背景。使读者能够了解目前形状分析中用于特征提取和分类决策的常用方法论,并介绍了几种形状识别的典型算法。鉴于高等统计理论在模式识别中所处地位以及本书形状分析的实际需要,集中阐述了多元统计分析 with 多元统计检验中的有关内容。

第2篇主要介绍的是对简单形状的识别与分析。以圆锥曲线族中椭圆和圆为例,作者给出不同于其它的识别算法,不需要任何附加条件或事先作出假设,无须参数累加、峰值寻找或参数空间降维等,且同时具有检测速度快、精度高等特点。

对二维凝胶图像中的蛋白点数据的分析与计算,是目前生命科学研究中的一项极有应用的应用。作者提出对蛋白点采样、曲面拟合以及最后的体积计算等方法,其各步骤都贯穿有对数据质量的控制,同时算法对噪声的干扰有着较好的抑制作用。

第3篇介绍的是对复杂形状的识别问题。作者以真实的航空照片中的飞机作为识别目标,根据模式识别的方法和理论,将不同形状和大小、任意摆放、图像质量各异的飞机目标从其它目标中提取出来。为实现这一目的,作者提出了基于高等统计理论的对飞机识别的两种算法,同时还与傅里叶矩不变算子识别飞机的各项性能作了较全面的比较。实验证明,三种对飞机识别的算法都是可行的,在相同的实验条件下,本书作者提出的两种算法从综合性能上均优于傅里叶矩不变算子。

本书是作者多年实践的结晶,本书的完成离不开导师和同事的指点和帮助,特别提出感谢的是英国 Strathclyde 大学的 T. S. Durani 教授、S. Marshall 博士和英国 North London 大学的 E. J.

Lee 博士。本书将许多文著作为参考文献,在此对文著作者一并表示感谢。同时还要感谢武汉理工大学自动化学院的领导和同仁对作者工作的支持和帮助。

由于作者水平有限,书中难免有不当或错误之处,欢迎读者不吝雅正。

作者

2005 年 1 月于武汉

目 录

第1篇 基础篇

第1章 形状分析的理论基础	1
1.1 形状的概念	1
1.2 用于特征提取的方法论	3
1.2.1 矩不变法	3
1.2.2 傅里叶变换	6
1.2.3 小波变换	7
1.2.4 分形几何学	9
1.3 用于特征分类的方法论	10
1.3.1 贝叶斯决策理论	10
1.3.2 最小平方误差准则	11
1.3.3 K近邻法	12
1.3.4 人工神经网络	13
1.4 形状识别的典型算法	16
1.4.1 傅里叶矩不变算子	16
1.4.2 B样条函数不变性特征目标识别	18
第2章 形状分析的统计学背景	20
2.1 统计与识别	20
2.2 多元总体与样本	21
2.2.1 多元总体	21
2.2.2 多元样本	24
2.3 主分量分析	28

2.3.1 主分量的概念	28
2.3.2 主分量分析	30
2.4 参数估计	32
2.4.1 最小二乘估计	33
2.4.2 贝叶斯估计	34
2.4.3 稳健估计	35
2.5 多元统计检验	37
2.5.1 两总体均值向量的假设检验	37
2.5.2 协方差矩阵的假设检验	41

第 2 篇 简单形状的识别与分析

第 3 章 圆锥曲线的识别	47
3.1 圆锥曲线识别的背景	47
3.2 数学基础与算法设计	48
3.3 实验与分析	51
3.4 结论	53
第 4 章 二维凝胶图像中蛋白点数据的分析与计算	54
4.1 二维电泳与凝胶图像	54
4.2 数据拟合与质量控制	56
4.2.1 求二次拟合曲面	56
4.2.2 拟合二次曲面的体积计算	57
4.2.3 数据质量控制	58
4.3 实验结果	59
4.4 结论	61

第 3 篇 复杂形状的识别

第 5 章 飞机识别的算法基础	63
5.1 现有的飞机识别算法	63

5.2	渐近正态分布理论在飞机识别中的应用	65
5.2.1	飞机边缘点特征的统计描述	65
5.2.2	飞机边缘点分布正态性的验证	66
5.3	高等统计理论算法的设计思想	69
5.3.1	形状特征的提取	69
5.3.2	分类与统计决策	71
5.4	噪声与信噪比	73
5.4.1	抗噪声能力的模拟实验	74
5.4.2	信噪比	74
5.5	残缺与实验设计	75
第 6 章	基于误差椭圆理论的飞机识别	77
6.1	误差椭圆理论和方差的特性	77
6.1.1	误差椭圆的由来	77
6.1.2	方差(标准差)特性	80
6.2	算法设计	81
6.2.1	几何不变性特征提取	81
6.2.2	形状特征分类	82
6.3	实验结果	83
6.4	算法性能分析	86
6.4.1	抗噪声实验	86
6.4.2	抗残缺实验	90
6.5	本章小结	94
第 7 章	基于多元统计理论的飞机识别	96
7.1	多元统计理论基础	96
7.1.1	主分量分析	96
7.1.2	最大似然比检验	97
7.2	算法设计	99
7.2.1	几何不变性特征提取	99
7.2.2	飞机判别	100
7.3	实验结果	102

7.4 算法性能分析	106
7.4.1 最佳信度的选取	106
7.4.2 抗噪声实验	109
7.4.3 抗残缺实验	113
7.5 本章小结	117
第8章 飞机识别算法的比较	119
8.1 傅里叶矩不变算子在飞机识别中的应用	119
8.1.1 傅里叶矩不变算子选取	119
8.1.2 傅里叶矩不变算子用于飞机识别的实验结果	120
8.1.3 傅里叶矩不变算子对噪声及残缺影响的 敏感度	124
8.1.4 不变矩个数 N 的选取对检测结果的影响	131
8.2 算法比较	134
8.2.1 总体检测结果的比较	134
8.2.2 抗噪声能力的比较	143
8.2.3 抗残缺能力的比较	146
8.3 本章小结	149
第9章 本篇工作后记	152
9.1 后记介绍	152
9.2 飞机边缘点的分布特性	153
9.3 特征提取与分类	154
9.3.1 构造不变的量	155
9.3.2 分类与统计决策	155
9.4 3种飞机识别算法的特点与比较	156
参考文献	159

第 1 篇 基础篇

第 1 章 形状分析的理论基础

1.1 形状的概念

形状是一个广为理解而又难以定义的概念^[1]。在人的视觉感知、识别和理解中,形状是一个重要的参数^[1]。那么如何表示这一概念,如何获得有关参数,是图像理解和分析中的重要课题。

对于一个典型的图像理解系统来说,通常输入的是一幅灰度(或彩色)图像,其中包含着人们感兴趣的目标。为能解释图像的内容,必须首先识别其中所含的目标并定位该目标在图像中的位置。图像中的目标可由其边界(或形状)和边界包围的区域(灰度/彩色、纹理等特征)代表,目标的识别(或称为目标的匹配)就意味着在待测目标和已知目标之间建立一种或几种基于形状、纹理、彩色和其它特征的对应关系。在代表目标的众多参数中,目标的形状是描述目标的重要参数之一。目标的形状,简而言之,就是目标的外轮廓,或者可以被看做是一个代表目标范围的二值图像。在许多图像处理的实例中,用形状分析来代替图像理解的实例是屡见不鲜的。

形状分析由于其重要的实用价值,大量文献给出很多描述形状的方法。根据描述形状的参数是源自边界点还是边界包围区

域,我们可以将二维形状分析技术分为边界(或外)描述和区域(或内)描述两大类;根据产生描述的处理方式不同,又可将其划分为外标量变换(以形状的数学累积形式产生形状)和空间域(包括表达形状结构与关系特征)两大类;还有一种分类方法是根据描述形状的参数所保存的原始形状的信息量多少而定。如果参数保存的信息量足以精确地恢复原形状,我们称之为数据保存技术;反之,参数表示的信息量只能准确地恢复部分形状,称之为非数据保存技术。

实际上存在很多途径可以描述形状,对其分类也不止以上3种,而究竟选用哪种方法,则往往取决于形状参数的应用。在形状寄存的应用下,常常需要数据压缩,要求从简化的形状描述恢复初始形状的真实表示;而在形状的识别应用中,形状的描述只要包含足以区分可能遇到的类似形状的那些信息就可以了,而不必要由这些形状参数去恢复原目标。但由于目标的尺寸、位置和方向是可以任意变化的,所以用于形状识别的参数应该保持不变。

在许多实际应用中,由于对原始图像的获取千差万别,对图像的质量可能产生很大影响,图像中的目标时常会受到噪声/背景块、斜视、残缺、模糊等某一种或几种因素的影响,形状分析技术的性能严重依赖于图像获取环境,有时形状描述算子只适用于某种特定环境。

同为人工智能重要组成部分的图像理解与模式识别,既有紧密联系,又有明显区别。就输入内容来看,模式识别是一个更宽的领域。图像可以看做是一种模式,图像理解也可以说是一种特定的模式识别。作为图像理解核心之一的形状识别,显然需要借助模式识别理论和方法来实现。

一个基本的模式识别系统可由如图 1.1 所示的框图来表示。

如果将上述模式识别系统应用到形状分析领域,则又可以表示为如图 1.2 所示的框图。

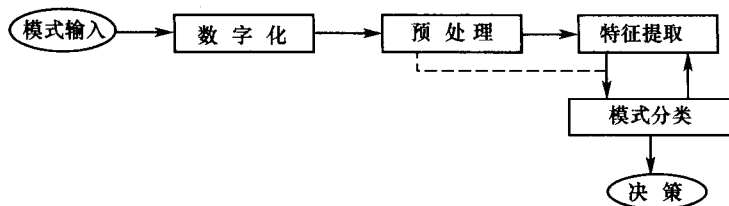


图 1.1 一个基本的模式识别系统

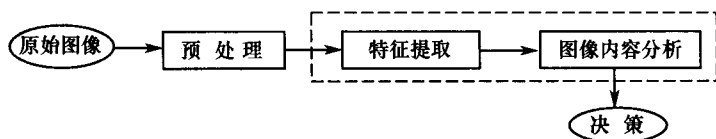


图 1.2 模式识别在图像分析中的应用

图 1.2 中:原始图像是指用矩阵或向量表示的数字图像;预处理完成目标分割、噪声消除、边缘提取等图像增强过程;特征提取是将预处理后的形状图像进行某种变换,即把图像数据所在的测量空间映射到分类识别赖以进行的特征空间,得到最能反映分类本质的特征,分类决策就是以特征为准则,把未知形状归入正确类别或对未知形状进行分析。本书的主要工作将侧重于图 1.2 中虚线框所包含的两部分。

1.2 用于特征提取的方法论

在对形状分析近 20 年的研究中,已有许多理论/算法可以用来辅助计算机去理解未知形状,下面就几种经典的方法论作出介绍。

1.2.1 矩不变法

广义地说,矩是描述到某一参考点或参考轴距离的数量表示

形式,常常用在统计学中表示随机变量的分布特征。在二维笛卡儿空间中,分布密度函数 $f(x, y)$ 的 $p + q$ 阶矩定义为

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (1.1)$$

众所周知,低阶矩 $p + q \leq 2$ 代表分布函数的几何特征,三阶矩和高阶矩 $p + q \geq 3$ 则表示分布函数在 x 轴、 y 轴上投影的特性。

Hu^[23]在其《特殊性理论》中指出,只要式(1.1)中的函数 $f(x, y)$ 是分段连续的,并且在平面的某个局部区域内不为 0,那么 $f(x, y)$ 的所有阶矩均存在。如果我们将一幅二值或灰度图像视为一个二维分布密度函数,即使在图像质量最差的情况下,也可以满足 Hu 提出的上述条件,这样图像的各阶矩都存在,并且分别表示图像某一方面独有的特性。同样,在二维笛卡儿空间中,一幅 $N \times M$ 大小的图像 $g(x, y)$ 的矩可以写为

$$m_{pq} = \sum_{y=0}^{M-1} \sum_{x=0}^{N-1} x^p y^q g(x, y) \quad (1.2)$$

目标识别算法的设计必须独立于目标的位置、方向和尺寸的变化,也就是说,目标识别算法的性能不受目标位置、方向和尺寸变化的影响。为满足这一要求,须提取具有平移、旋转和尺度不变的特性来实现。由于图像的所有阶矩均存在,并且分别表示图像某一方面独有的特性,所以必须遴选最能代表目标形状特性的具有不变性的矩来完成目标识别。

基于矩的不变性特征提取,迄今为止已有多种算法,最早提出这一理论并将其用于目标识别的是 Hu。Hu 根据不变几何理论,提出一种利用低阶矩和三阶矩的广义线性组合而成的不变矩定义,见式(1.3)所列,并将该方法命名为“基于区域的矩不变法 (Moment Invariant)”。

$$\left\{ \begin{array}{l}
 M_1 = m_{20} + m_{02} \\
 M_2 = (m_{20} - m_{02})^2 + 4m_{11}^2 \\
 M_3 = (m_{30} - 3m_{12})^2 + (3m_{21} - m_{03})^2 \\
 M_4 = (m_{30} + m_{12})^2 + (m_{21} + m_{03})^2 \\
 M_5 = (m_{30} - 3m_{12})(m_{30} + m_{12}) \\
 \quad [(m_{30} + m_{12})^2 - 3(m_{21} + m_{03})^2] + \\
 \quad (3m_{21} - m_{03})(m_{21} + m_{03}) \\
 \quad [3(m_{30} + m_{12})^2 - (m_{21} + m_{03})^2] \\
 M_6 = (m_{20} - m_{02})[(m_{30} + m_{12})^2 - (m_{21} + m_{03})^2 + \\
 \quad 4m_{11}(m_{30} + m_{12})(m_{21} + m_{03})] \\
 M_7 = (3m_{21} - m_{03})(m_{30} + m_{12}) \\
 \quad [(m_{30} + m_{12})^2 - 3(m_{21} + m_{03})^2] + \\
 \quad (m_{30} - 3m_{12})(m_{21} + m_{03}) \\
 \quad [3(m_{30} + m_{12})^2 - (m_{21} + m_{03})^2]
 \end{array} \right. \quad (1.3)$$

将该方法用于对简单的目标进行特征提取,具有下述特点:

(1) 在图像空间两个形状差异很大的目标,可能在特征空间非常相似;

(2) 对于同一目标,轻微改变其输入图像,可能导致特征空间中较大的差异;

(3) 对于存在多个对称轴的目标,相应的上述 7 个不变矩均为 0,也就是说,该方法不能用来提取多对称零轴目标的特征。

在 Hu 的矩不变理论基础上进行改进的算法也有很多,其中包括旋转矩不变、正交矩、复合矩等,这些算法主要将式(1.2)中的 $x^p y^q$ 用更广义的 $P_p(x)P_q(y)$ 代替,以适用于不同图像、不同目的的特征提取。

概括地说,基于矩不变的特征提取,由于是严格的数学运算过程,其优点是精确,但计算量并不优化,而且很难将低阶矩和高阶矩所表示的目标形状特征综合考虑,致使形状的某些局部特性无

法准确地反映出来。

1.2.2 傅里叶变换

傅里叶变换(Fourier Transform)是信号处理领域非常经典的频率分析法之一。它将时域内的信号通过某种形式的变换映射到频域内进行分析。就其本质来讲,傅里叶变换实际上是将某一信号分解为不同频率的正弦函数之和,可以根据不同频率和与之相对应的幅度来辨别不同的信号。

如果将一幅二维图像视其为二维离散信号,那么一幅 $M \times N$ 大小的图像 $f(x, y)$, 其傅里叶变换可以写为

$$F(m, n) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \exp \left[-j2\pi \left(\frac{mx}{M} + \frac{ny}{N} \right) \right] \quad (1.4)$$

此时在频域内比较两幅图像中的形状是否一致,等价于在时域内作模板匹配。由于时域内形状的位移变化仅仅影响频域内相位的特性,幅度不受影响,所以在频域内只要提取幅度作为特征就可以进行形状的比较。

根据上述原理,早在 20 世纪 70 年代初傅里叶变换就被用于提取目标轮廓的特征,并被称之为傅里叶描述子。经典的傅里叶描述子利用对形状进行傅里叶变换,得到一组系数集,最后保留最有意义的系数组成子集作为需要的参数。

如图 1.3 所示的形状,取边界上的 N 个采样点 (x_n, y_n) , 若定义一个复变量

$$\mathbf{r}_n = x_n + jy_n \quad (n = 0, 1, 2, \dots, N-1) \quad (1.5)$$

使用傅里叶描述子可以对 $\mathbf{r}_n$ 扩展为

$$\mathbf{r}_n = \sum_{k=-0.5N+1}^{0.5N} \mathbf{C}_k \exp(j2\pi nk/N) \quad (1.6)$$

式(1.6)中的 $\mathbf{C}_k$ 定义为

$$\mathbf{C}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{r}_n \exp(-j2\pi nk/N) \quad \left(k = -\frac{N}{2} + 1, -\frac{N}{2} + 2, \dots, \frac{N}{2} \right) \quad (1.7)$$

系数 C_k 本身对平移、旋转、尺度的变化及初始采样点的选取是很敏感的,所以不宜直接作为特征向量进行下一步的识别。

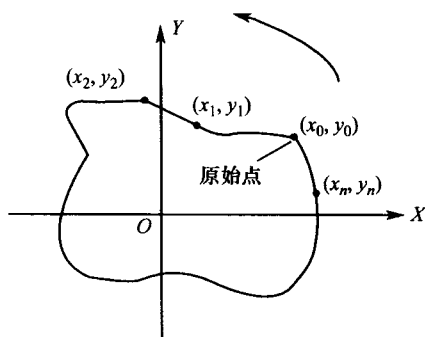


图 1.3 物体的边界

由于形状的平移只引起零阶系数 $C(0)$ 的变化,当其它几何因素改变时产生的新的傅里叶系数 C'_k 与 C_k 的关系为

$$C'_k = SC_k \exp[j(\sigma + \rho k)] \quad k \neq 0 \quad (1.8)$$

式中: S 、 σ 分别为尺度和旋转变化引入的因子; ρ 是由于初始采样点变化而引入的因子。

鉴于上述特性,很多人提出了不同的归一化处理方法。从而,即使有简单的几何变化也不至于影响傅里叶系数对目标特征的提取。由于傅里叶描述子是建立在傅里叶变换这一发展得很完善的理论基础上,所以该算子用于形状的特征提取时是容易实现的。但是经典的傅里叶描述子不能充分反映形状的局部特征,通常对简单的封闭形状才有效。此外,尺度、旋转及初始采样点的归一化处理,对噪声的影响也非常敏感。

1.2.3 小波变换

小波变换(Wavelet Transform)是 20 世纪 80 年代初法国的地球物理学家莫里特(Morlet)提出的分析瞬间信号的最先进数学工具之一。经典的傅里叶变换只能分析静态信号,而窗口傅里叶变