

图像工程

张春华 李星文

CIP

河北大学出版社

图 象 工 程

张春华 李星文

河北大学出版社

(冀)新登字 007 号

责任编辑:韩建民

封面设计:张建民

图 象 工 程

张春华 李星文

※

河 北 大 学 出 版 社 出 版 发 行

(保定合作路4号河北大学院内)

邮政编码:071002 电话:5022929-585

全 国 新 华 书 店 经 销

河北省保定市北方胶印厂印刷

开本:787×1092 1/16

印张: 17.5

字数:400千字

1995年6月第1版

1995年6月第1次印刷

印数:1-5000册

ISBN7-81028-304-9/TP·1

定价:16.00元

前 言

我们的时代是信息时代,图象则是传播信息的最有效的形式。在人们日常接触的信息中约有百分之七十是以图象形式出现的,信息系统图象化是必然的发展趋势。数学图象处理系统已从地面上的庞然大物发展为具有图象处理功能的灵巧敏感器,已从价格高昂的复杂设备发展为低成本的模块式系统,已从颇费时间的事后处理发展为高速实时处理。数字图象处理技术已获得广泛应用,而且每天都有新的应用出现,其中包括遥感图象的数字传输和处理,数字传输电视电话,空间敏感器的误差补偿,生物医学图象的处理,地图的自动测绘,工业检测和零件装配,以及机器人视觉等。

我国图象处理技术的发展尚处于幼年时期,仍处于在少数几台引进的图象处理系统上进行少量遥感图片分析的阶段,基本上还没有把这项技术广泛用到工业、国防和科学技术中去。

近年来,国内出版了一些有关图象处理技术的著作,但几乎全部是关于图象处理方法方面的,即软件方面的,至今尚未看到有介绍图象处理系统硬件的著作出版。为了适应这一情况,本书的中心是硬件技术而不是软件方法。遥感图象处理系统无疑是最复杂、最昂贵的图象处理系统。就目前我国遥感技术发展水平而论,现有设备如果能充分利用,基本上就能满足遥感图象处理的需要。当前在工业、国防和科学技术中迫切需要的是一些小型专用的图象处理系统,是要把图象处理技术用到这些部门中去。为满足这一要求,本书的重点是低成本的,小型、专用的图象处理系统,而不是价格高昂的大型通用系统。遥感图象处理是事后处理,而大多数用于工业、国防方面的系统都要求高速度和实时处理,因而在本书中对高速图象处理系统给予了足够重视。总之,本书的重点是小型、高速、低成本的图象处理系统,而不是大型、低速、高成本的图象处理系统,是硬件而不是软件。

一般图象处理系统包括图象扫描、计算机和图象显示三大部分。本书用十章的篇幅概括地介绍了这三个部分的工作原理、设计方法及有关技术问题。第一章介绍本书用到的主要数学工具,但大部分未作严格推导。而后用四章的篇幅(第二、三、四、五章)介绍图象扫描器,其中第二、三章介绍图象传感器;第二章是半导体象感器,重点是电荷耦合器件(CCD);第三章是电真空象感器。第四章说明怎样用这些象感器组成图象扫描系统,它的性能指标,方案选择及有关的技术问题。第五章是图象信号的数字化,主要包括自扫描器的输出到计算机输入之间的各个环节,重点是A/D变换器。接着,用三章的篇幅介绍数据处理系统。其中第八章是图象处理计算机,主要是介绍图象处理对计算机的要求,系统结构特点。第七章重点介绍图象处理硬件,即某些图象处理功能的真接硬件实现。第六章介绍图象处理硬件和图象存贮器中常用的LSI电路。第九章介绍图象存贮和图象显示系统,并且对目前广为采用的图象采集卡作了重点说明。第十章利用线性系统理论对图象处理系统进行了分析。最后,用三章的篇幅(第十一、十二、十三章)介绍了图象处理技术在医学、工业及国防方面的应用。

本书的大部分内容是作者多年来从事图象处理系统研制工作的总结,对从事图象处理技术和图象处理设备研究工作的科研人员和工程技术人员有比较大的参考价值。由于作者的能力和精力有限,错误和不当之处在所难免,欢迎各界同仁给予指正。

在本书写作和出版过程中,中科院光电所的何素芳、马丁等同志,河北大学的张欣、李彦波、姜建忠、梁国强等同志,在书稿的抄写和插图绘制等方面作了大量工作,在此表示感谢。

目录

第一章 绪论	(1)
1.1 引言	(1)
1.2 卷积和富氏变换	(3)
1.3 随机变量与随机函数	(5)
1.4 离散运算	(9)
1.5 摄影过程	(11)
第二章 半导体图象传感器	(14)
2.1 引言	(14)
2.2 半导体光敏元件	(14)
2.3 电荷耦合器件	(17)
2.4 线阵 CCD 象感器.....	(20)
2.5 CCD 时钟电路	(24)
2.6 相关双取样(CDS)	(26)
2.7 调制传递函数(MTF)	(29)
2.8 面阵 CCD 象感器.....	(34)
2.9 其他固体象感器	(36)
第三章 电真空图象传感器	(39)
3.1 引言	(39)
3.2 光电倍增管	(40)
3.3 摄像管	(42)
3.4 电子束扫描	(46)
3.5 光电发射式摄像管	(51)
3.6 光电导式摄像管	(53)
3.7 微光摄像管与红外摄像管	(56)
第四章 图象扫描	(59)
4.1 引言	(59)
4.2 扫描器的性能要求	(60)
4.3 电子束扫描器	(63)
4.4 图象运动式光电扫描器	(71)
4.5 光束偏转式光电扫描器	(75)
4.6 固体扫描器	(80)
4.7 电视扫描	(84)
4.8 各种扫描器的性能比较	(88)
第五章 图象数字化	(92)

5.1	引言	(92)
5.2	采样定理	(92)
5.3	量化位数的确定	(96)
5.4	D/A 变换器	(99)
5.5	取样保持电路(S/H)	(103)
5.6	A/D 变换器	(106)
5.7	各种 A/D 变换器的比较	(110)
5.8	对数放大器	(114)
第六章	图象工程中的逻辑电路	(116)
6.1	引言	(116)
6.2	可编程逻辑阵列(GAL)	(118)
6.3	读写存贮器(RAM)	(128)
6.4	只读存贮器(ROM)	(134)
6.5	高速运算器	(138)
6.6	CCD 在图象处理中的应用	(141)
第七章	图象处理专用硬件	(147)
7.1	引言	(147)
7.2	直方图计算器(HI)	(148)
7.3	表格存贮器	(153)
7.4	图象运算器	(155)
7.5	象感器的不均匀性校正	(157)
7.6	卷积器与相关器	(161)
7.7	逻辑滤波器	(165)
第八章	图象处理计算机	(168)
8.1	引言	(168)
8.2	计算机系统结构	(169)
8.3	流水线处理机	(171)
8.4	二值阵列处理机	(172)
8.5	MIMD 和 MSIMD 计算机	(175)
8.6	图象处理计算机	(176)
第九章	图象存贮与图象显示	(178)
9.1	引言	(178)
9.2	图象显示器	(179)
9.3	图象存贮器	(181)
9.4	视频存贮表(LUT)	(188)
9.5	输入设备	(191)
9.6	同步机	(194)
9.7	显示系统结构	(200)
9.8	图象采集卡	(201)

第十章 图象系统分析	(208)
10.1 引言	(208)
10.2 线性系统	(208)
10.3 光学传递函数	(211)
10.4 典型传递函数	(214)
10.5 图象处理系统分析	(219)
10.6 传递函数的测量	(222)
第十一章 医学图象处理系统	(225)
11.1 引言	(225)
11.2 CT 的基本原理	(226)
11.3 图象的重建	(229)
11.4 CT 系统的结构	(232)
11.5 CT 的发展趋势	(235)
第十二章 机器视觉系统	(237)
12.1 引言	(237)
12.2 工业景物的分析方法	(240)
12.3 工业 DIA 系统	(245)
12.4 SAM 硬件	(246)
12.5 SAM 软件	(250)
12.6 SAM 的应用	(253)
第十三章 军用图象工程	(256)
13.1 引言	(256)
13.2 视频实时跟踪系统	(257)
13.3 图象制导系统	(261)
13.4 侦察图象处理系统	(265)
13.5 胶片自动判读系统	(267)

第一章 绪论

§ 1.1 引言

我们的时代是信息时代。信息资源与一次性资源(矿产资源等),可再生资源(农业资源等)并列称为三大可开发资源。图象是传播信息的最有效形式。据统计在人们日常接触的信息中有百分之七十以上是以图象形式出现的。信息系统图象化被认为是必然的发展趋势。可以毫不夸张地说,一幅图象所包含的信息量要比数千字的文章丰富得多。在实际世界中,任何图象所包含的有用信息总是淹没在噪音之中的。噪音有两个来源;一是来自外界,比如背景噪音;二是来自成象系统本身,比如电噪声,光学或电子光学误差,图象处理系统噪声以及多次拷贝图象的质量退化等等。为了从一幅图象中最大限度地提取有用信息,必须对图象进行必要的处理,以便消除噪音,提高图象的质量,获得更多的有用信息。通常把这一过程称为图象处理。在此基础上可进一步识别一幅图象是由哪些部分组成的,每一部分是什么东西,最后得出对该图象的说明和解释,这一过程称为模式识别(图象识别)。图象处理和模式识别可统称为图象分析,在习惯上有时也统称为图象处理。

实际上,上述图象分析过程不仅人能完成,而且任何动物也能完成。我们在日常生活中几乎无时无刻不是在作这种图象分析工作。计算机的出现使得有可能用机器自动完成图象分析,这就是所谓图象分析系统或图象处理系统。在许多情况下用计算机进行图象处理要比人处理得更快更好。一幅卫星遥感照片,人看不出什么有价值的东西,而经计算机处理后就可以发现许多有用信息。众所周知,计算机只能处理数字信息,因此必须把图象数字化。这就是说,图象处理系统的第一个

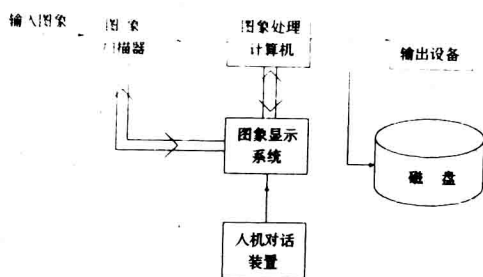


图 1-1

不可缺少的环节是图象数字化器(或称为图象扫描器,图 1-1)。它的输入可以是景物,也可以是存贮在某种中间介质(胶片,磁带)上的模拟图象。它的输出则是可以供计算机处理的数字化图象。一幅连续的黑白图象可表示为两个空间变量 x, y 的函数:

$$I = f(x, y) \quad (1.1)$$

该函数在某点的值则称为图象在该点的灰度。

一幅数字化图象在等间隔采样的情况下可表示为 $M \times N$ 矩阵:

$$[f] = [f(i, j)] \quad i = 1, 2 \dots M \quad j = 1, 2 \dots N \quad (1.2)$$

这相当于将图象分割成 M 行, N 列个小区域(图 1-2), 每个小区域称为一个像素。像素的亮度或灰度被取样量化, $f(i, j)$ 就是第 i 行, 第 j 列像素的量化灰度值。这样每个像素都可用三个参数 $[i, j$ 和 $f(i, j)]$ 来表示。

将数字化图象输入计算机, 进行各种图象处理和模式识别运算。其输出可以是一幅经过处理的, 改进了的数字化图象, 也可以是该图象的说明和解释。输出的数字化图象可以经 D/

A 变换在图象显示系统上显示出来,以便人们观察和理解,并可用人机对话装置(鼠标器,数字板,跟踪球,光笔等)输入必要的指令,让计算机进行附加的处理。输出图象可以存贮在某种外部存贮器上,如磁盘、磁带等,以使用户使用。输出数据即可以打印出来,也可以记录在磁带上。为了本书叙述方便,下面对一些常用术语作必要的说明。

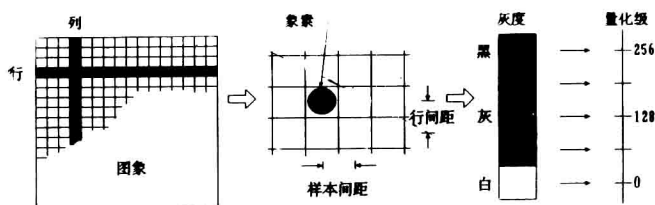


图 1-2

图象:可以定义为某种事物的一种描述。比如,周总理的

一幅照片就是他曾经出现在摄影机前这一事件的描述。一幅图象包含大量它所描述的物体的信息。但是它总不如物体本身所含的信息那样丰富。因而图象是物体的一种不完全描述。一幅照片所显示的信息可以使人想象出那个东西的形态,但是人眼不能感知照片所包含的全部信息。根据图象的形式和产生方法可以将它分成三大类:

1、可见图象。这类图象的一个共同点是都能被人看到。可见图象又可分为图片和光学图象两大类。图片又可分为照片、图形、绘画三种。光学图象是用透镜、光栅和全息等光学系统产生的。黑白图象的每个象素只有一个灰度值,而彩色图象的每个象素有三个灰度值,分别代表红、绿、蓝三基色的亮度。

2、物理图象。它描述某一物理特性的分布情况。比如,光学图象是光强的空间分布,由于它是可见的,因而属于可见图象。非可见的物理图象包括温度,压力,海拔和人口密度分布图等等。物理图象中有一种多光谱图象,它的每个象素可用几个特征参数来表示。

3、数学图象。它们实质上是连续的或离散的函数。数字化图象就是三维离散函数。只有这种图象才能用计算机处理。数学图象可以看作是一个物体的数学描述。

图象处理与模式识别:图象处理是把一幅原始图象转变为一幅更符合要求的或更诱人的图象的过程。以图象为输入,以修改过的图象为输出。模式识别则是以图象为输入,输出是一组测量数据或一种判断决策。比如,一幅图象包括若干个物体,计算机可以对它们进行分析,从中识别出人们感兴趣的物体,提取有关这些物体的数据。

图象数字化与图象显示:图象数字化是将图象从模拟形式变为数字形式的过程。图象显示则可看作是数字化的逆过程,它把数字化图象转变为可见的连续图象。图象显示有易失性显示和永久性显示两种,后者可产生供长期保存的硬拷贝。为了将图象数字化必须对图象进行扫描,这就是说对图象上的任一给定象素进行寻址。如果扫描是按图 1-2 所示的方式逐行逐象素进行的称为光栅扫描。在每个象素位置测量图象的灰度,称为采样。这通常是用一种能将一种物理量转换为另一种物理量的传感器来完成的。比如光电倍增管就是一种常用的传感器,它可以将光能转换为电能。所谓量化就是将灰度取样值用整数表示。扫描,采样和量化构成了图象数字化的整个过程。摄象机是集扫描采样功能于一身的图象传感器。

图象运算:可分为低级运算和高级运算两大类,前者称为图象处理,后者称为模式识别。按输出数据与输入图象的对应关系又可分为总体运算、局部运算和象素运算三类。总体运算是对整个数字化图象进行运算,它的输出与输入图象的每个象素都有关系。局部运算是这样一种运算,它的输出象素值依赖于对应输入象素的某一邻域内的全部象素值。象素运算又称

为点运算,它的输出象素值仅与对应的输入象素值有关。

可以提出这样一个很有趣的问题,需要我们处理的图象到底有多少?有人一定会说有无穷多。其实不然,只有有限多。人眼所能分辨的灰度等级大约为 40。如果一幅 8×10 吋的照片被数字化为 1000 行,每行 1000 个象素,每个象素的灰度量化为 40 级。应当说这种量化程度对观察来说是相当精细的,甚至把这样一幅量化照片放在眼前一臂长的距离上我们是很难分辨出各个象素的。不用什么复杂的计算就可以得到,这种照片没有无穷多,而是仅有 $40^{1,000,000}$ 个。在这些照片中有 40 张照片的全部象素具有相同的灰度,其中一张是全白的,一张是全黑的。数字图象处理可以认为是在这些数目有限的图象之间进行各种转换。显然,在这些可能的图象中,半数以上是没有意义的,人们感兴趣的仅仅是一小部分。如果有人能把所有可能的图象重现出来,那将是很有意思的;当然这实际上是有困难的。

§ 1.2 卷积和 富氏变换

卷积和富利叶变换是图象处理中用得最多的运算。这里不想详尽地介绍它们,因为在有关著作中已有大量论述。只想引入一些结果,为本书后面的论述提供理论依据。

函数 $f(t), g(t)$ 的卷积定义为:

$$y(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t - \tau)g(\tau)d\tau \quad (1.3)$$

记作 $y = f * g$ (1.4)

卷积有几个重要性质:

交换律: $f * g = g * f$ (1.5)

分配律: $f * (g + h) = f * g + f * h$ (1.6)

结合律: $f * (g * h) = (f * g) * h$ (1.7)

微分公式: $\frac{d}{dt}[f * g] = f' * g = f * g'$ (1.8)

函数 $f(t)$ 的富利叶变换定义为:

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot e^{-j2\pi\omega t} dt \quad (1.9)$$

其逆变换

$$f(t) = \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega)e^{j2\pi\omega t} d\omega \quad (1.10)$$

富氏变换也有一些重要性质:

对称性:任何一个函数 $f(t)$ 总可以表示为一个偶函数 $f_e(t)$ 和一个奇函数 $f_o(t)$ 之和,即:

$$f(t) = f_e(t) + f_o(t) \quad (1.11)$$

其中 $f_e(t) = \frac{1}{2}[f(t) + f(-t)]$ (1.12)

$$f_o(t) = \frac{1}{2}[f(t) - f(-t)] \quad (1.13)$$

又令 $F_e(\omega)$ 和 $F_o(\omega)$ 分别是 $f_e(t)$ 和 $f_o(t)$ 的富氏变换,则有:

$$F(\omega) = F_e(\omega) + jF_o(\omega) \quad (1.14)$$

相加定理:若

$$F[f(t)] = F(\omega)$$

和 $F[g(t)] = G(\omega)$

则 $y(t)=f(t)+g(t)$ 的富氏变换

$$Y(\omega) = F(\omega) + G(\omega) \quad (1.15)$$

如果 C 为常数, 则

$$F[Cf(t)] = CF(\omega)$$

位移定理:

$$F[f(t-a)] = e^{-j2\pi a\omega} F(\omega) \quad (1.16)$$

$$F[f(t)e^{j2\pi\omega_0 t}] = F(\omega - \omega_0)$$

卷积定理:

$$F[f(t) * g(t)] = F(\omega)G(\omega) \quad (1.17)$$

和 $F^{-1}[F(\omega)G(\omega)] = f(t) * g(t)$

相似定理:

$$F[f(at)] = \frac{1}{|a|} F\left(\frac{\omega}{a}\right) \quad (1.18)$$

与一维函数想对应的两维函数 $f(x,y), g(x,y)$ 的卷积定义为:

$$h(x,y) = f * g = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(u,v)g(x-u, y-v) du dv \quad (1.19)$$

假设:

$$f(x,y) = Ae^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (1.20)$$

$$\text{而 } g(x,y) = \begin{cases} 1 & -1 \leq x \leq 1, -1 \leq y \leq 1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (1.21)$$

则卷积 $h(x,y)$ 如图(1-3)所示。请注意, $g(x-u, y-v)$ 是将 $g(u,v)$ 绕坐标原点转 180° , 再平移到点 (x,y) 。由于在图(1-3)特殊情况下 $g(x,y)$ 是相对于原点对称的, 因而这种旋转无影响。

如果图象数字化器的取样孔径是方形的, 而每个像素灰度是在方形孔径内取平均值, 那么取样孔径的灵敏度函数即可用式(1-21)中的 $g(x,y)$ 表示。如果 $f(x,y)$ 代表被采样的图象, 那么 f 与 g 的卷积 $h(x,y)$ 即可表示这种取样过程。

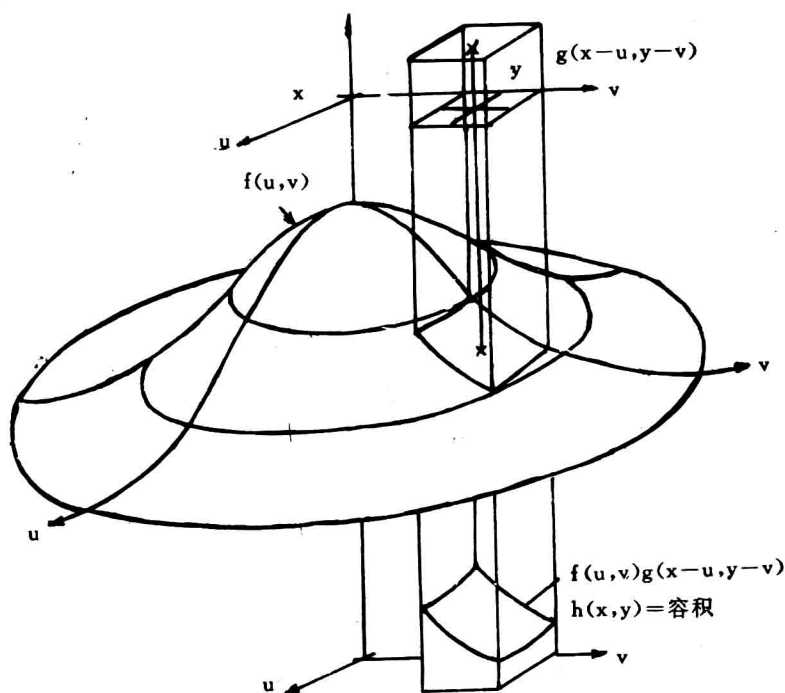


图 1-3

两维函数 $f(x, y)$ 的富氏正变换和逆变换也可以从一维情况推广得到

$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) e^{-j2\pi(ux+vy)} dx dy \quad (1.22)$$

$$f(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(u, v) e^{j2\pi(ux+vy)} du dv \quad (1.23)$$

在此, $f(x, y)$ 可以代表一幅图象, $F(u, v)$ 则是它的空间频谱。变量 u, v 分别是与空间变量 x, y 对应的空间频率。两维富氏变换的一些重要特性综合在表(1-1)中。

表 1-1 两维富氏变换性质

性质	空间域	频率域
相加定理	$f(x, y) + g(x, y)$	$F(u, v) + G(u, v)$
相似定理	$f(ax, by)$	$\frac{1}{ ab } F\left(\frac{u}{a}, \frac{v}{b}\right)$
位移定理	$f(x - a, y - b)$	$e^{-j2\pi(au+bv)} F(u, v)$
	$f(x, y) e^{j2\pi(ux+vy)}$	$F(u - u, v - v)$
卷积定理	$f(x, y) * g(x, y)$	$F(u, v) \cdot G(u, v)$
分解定理	$f(x)g(y)$	$F(u)G(v)$
微分公式	$\left(\frac{\partial}{\partial x}\right)^m \left(\frac{\partial}{\partial y}\right)^n f(x, y)$	$(j2\pi u)^m (j2\pi v)^n F(u, v)$
旋转公式	$f(x \cos \theta + y \sin \theta, -x \sin \theta + y \cos \theta)$	$F(u \cos \theta + v \sin \theta, -u \sin \theta + v \cos \theta)$
Laplacian 公式	$f(x, y) = \left(\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}\right) f(x, y)$	$-4\pi^2(u^2 + v^2) F(u, v)$
Rayleigh 定理	$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) ^2 dx dy$ $= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(u, v) ^2 du dv$	

§ 1.3 随机变量与随机函数

假设 A, B 是任意两个随机事件, $P(A), P(B)$ 分别为 A, B 出现的概率, 且 $P(B) > 0$, 则称

$$P(A|B) = \frac{P(AB)}{P(B)} \quad (1.24)$$

为在事件 B 出现的条件下事件 A 的条件概率。由条件概率的定义不难得到下列乘法公式,

$$P(AB) = P(B)P(A|B). \quad (1.25)$$

若二随机事件满足下列关系

$$P(AB) = P(A)P(B) \quad (1.26)$$

则称 A, B 是相互独立的, 或称统计独立的, 在这种情况下, 由式(1-24)得

$$P(A|B) = \frac{P(A)P(B)}{P(B)} = P(A)$$

这表示事件 B 的出现与否对事件 A 无影响。

如果随机事件 $H_i (i=1, 2, \dots)$ 是完全的, 即在每次试验中必有一个且仅有一个 H_i 出现,

且 $P(H_i) > 0$, 则对任意事件 A , 有

$$P(A) = \sum_i P(A|H_i)P(H_i) \quad (1.27)$$

上式称为全概率公式。

由式(1-24)~(1-27)不难证明

$$P(H_i|A) = \frac{P(H_i)P(A|H_i)}{\sum_i P(H_i)P(A|H_i)} \quad i = 1, 2, \dots \quad (1.28)$$

这就是著名的 Bayes 公式。它在图象识别中获得广泛的应用, 基于这一公式的 Bayes 判决法是统计图象识别的基本方法。通常称 $P(H_i)$ 为先验概率, 而称 $P(H_i|A)$ 为后验概率。

所谓先验概率表示在对事件进行测量之前我们对该事件的统计性特的认识。比如, 我们的任务是将传送带输送的水果自动分类。我们在一段时间内输送的是苹果和樱桃两类, 并且输送樱桃的数量是苹果的 2 倍。显然我们设出现樱桃(事件 H_1)的概率

$$P(H_1) = 2/3$$

而出现苹果(事件 H_2)的概率

$$P(H_2) = 1/3$$

是合理的。

我们可以利用对事件实际测量的结果对先验概率进行修正, 从而得到后验概率 $P(H_i|A)$ 。比如在上述水果分类的例子中, 我们可以测量水果的直径 x (事件 A), 根据实测的 X 值我们就可以更准确地判断是苹果还是樱桃。所以 Bayes 公式在先验概率和后验概率之间建立了联系。

设 X 为一随机变量, 则对任意实数 x , 称

$$F(x) = P[X \leq x] \quad (1.29)$$

为 X 的概率分布函数。如果 $F(x)$ 是连续可微的, 则称

$$f(x) = \frac{dF(x)}{dx} \quad (1.30)$$

为概率密度函数(pdf)。 $f(x)dx$ 表示随机变量 x 取值在 $(x, x+dx)$ 内的概率。比如在水果分类问题中, 我们可用 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 分别表示樱桃和苹果的直径的概率密度(图 1-4)。这些函数经常是已知的。比如樱桃的直径是正态分布的, 平均直径为 20mm, 标准偏差为

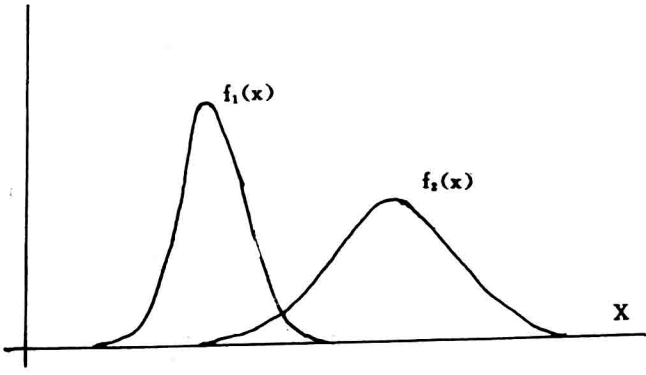


图 1-4

4mm。如果苹果的直径密度函数不知道, 我们可以取一定数量的苹果进行测量。

这样, 我们就有了 Bayes 公式所要求的全部参数, 从而可以计算出后验概率 $P(H_i|A)$, 即已知水果的直径是 x , 判断它是苹果还是樱桃的概率。

如果

$$P(H_1|A) \geq P(H_2|A)$$

则认为被测水果是樱桃, 否则是苹果。将 Bayes 公式代入, 并消去分母, 得

$$P(A|H_1)P(H_1) \geq P(A|H_2)P(H_2)$$

如果 $x(t)$ 是时间 t 的随机函数, 它在时刻 t 的取值 $x(t)$ 是一个随机变量。这种随机函数的集合在自动控制理论中又称为随机过程。 $X(t) \leq x$ 的概率

$$F(x, t) = P[X(t) \leq x] \quad (1.31)$$

定义为随机变量 x , 也就是随机函数 $x(t)$ 的概率分布函数。概率密度函数定义为

$$f(x, t) = \frac{\partial}{\partial x} F(x, t) \quad (1.32)$$

如果在不同时间 $t_1, t_2, \dots, t_n$, $X(t)$ 取值为 $x_1, x_2, \dots, x_n$, 我们可以用 n 阶联合分布函数 $F_n(x_1, t_1; x_2, t_2; \dots; x_n, t_n)$ 和 n 阶联合密度函数 $f_n(x_1, t_1; x_2, t_2; \dots; x_n, t_n)$ 来表征 $x(t)$ 的统计特性。它们的定义是

$$F_n(x_1, t_1; x_2, t_2; \dots; x_n, t_n) = P(X_1 \leq x_1, X_2 \leq x_2, \dots, X_n \leq x_n) \quad (1.33)$$

$$f_n(x_1, t_1; x_2, t_2; \dots; x_n, t_n) = \frac{\partial^n}{\partial x_1 \partial x_2 \dots \partial x_n} F_n(x_1, t_1; x_2, t_2; \dots; x_n, t_n) \quad (1.34)$$

$x(t)$ 的数学期望(统计平均值)定义为

$$m(t) = E[x(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x, t) dx \quad (1.35)$$

随机过程的相关函数定义为

$$R(t, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} [x(t) - m_1][x(t + \tau) - m_2] f_2(x_1, t_1; x_2, t_2) dx_1 dx_2 \quad (1.36)$$

如果随机过程的统计特性不随时间而改变, 这种随机过程就称为平稳随机过程。通常还进一步假设平稳随机过程具有各态历经性, 这时我们就可以用时间平均值来代替集合平均值, 即

$$m = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t) dt \quad (1.37)$$

$$R(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T [x(t) - m][x(t + \tau) - m] dt \quad (1.38)$$

其中 τ 是计算平均值的时间间隔。

若 $x(t), y(t)$ 是两个平稳随机函数, 那么它们的互相关函数定义为

$$\begin{aligned} R_{xy}(\tau) &= E\{[x(t) - m_x][y(t + \tau) - m_y]\} \\ &= \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T [x(t) - m_x][y(t + \tau) - m_y] dt \end{aligned} \quad (1.39)$$

如果我们考虑的是由大量图象 ω_i 组成的集合 Ω , 每幅图象都可用一个二维函数

$$f_i(x, y) = f_i(\vec{r})$$

来表示(式中 $\vec{r}$ 为点 (x, y) 的位置向量)。如果 ω_i 是随机的, 那么 $f_i(\vec{r})$ 是二维随机函数。正如在一维情况下将随机函数 $x(t)$ 的集合称为随机过程那样, 我们称由 $f_i(\vec{r})$ 组成的集合称为随机场。对 xy 平面上任何一点(一定的 $\vec{r}$), $f_i(\vec{r})$ 是一个随机变量。对某一幅图象 ω_i 而言, 则 $f_i(\vec{r})$ 是一个二维函数。我们可以把一维情况下概率分布和概率密度, 联合分布和联合密度的定义推广到二维情况:

概率分布函数

$$F(z, \vec{r}) = P[f_i(\vec{r}) \leq z] \quad (1.40)$$

概率密度函数

$$P(z, \vec{r}) = \frac{\partial F(z, \vec{r})}{\partial z} \quad (1.41)$$

给定 xy 平面上各点 $\vec{r}_1, \vec{r}_2, \dots, \vec{r}_n$, 得 n 个随机变量 $f_i(\vec{r}_1), f_i(\vec{r}_2), \dots, f_i(\vec{r}_n)$ 。这些随机变量的 n 阶联合分布

$$F(z_1, z_2, \dots, z_n; \vec{r}_1, \vec{r}_2, \dots, \vec{r}_n) = P[f_i(\vec{r}_1) \leq z_1, f_i(\vec{r}_2) \leq z_2, \dots, f_i(\vec{r}_n) \leq z_n] \quad (1.42)$$

n 阶联合密度

$$P(z_1, z_2, \dots, z_n; \vec{r}_1, \vec{r}_2, \dots, \vec{r}_n) = \frac{\partial^n F(z_1, z_2, \dots, z_n; \vec{r}_1, \vec{r}_2, \dots, \vec{r}_n)}{\partial z_1 \partial z_2 \dots \partial z_n} \quad (1.43)$$

同样, 可定义 $f(\vec{r})$ 的数学期望

$$m(\vec{r}) = E[f(\vec{r})] = \int_{-\infty}^{\infty} z P(z; \vec{r}) dz, \quad (1.44)$$

自相关函数

$$R_{ff}(\vec{r}_1, \vec{r}_2) = E[f(\vec{r}_1)f(\vec{r}_2)] = \int_{-\infty}^{\infty} z_1 z_2 P(z_1, z_2; \vec{r}_1, \vec{r}_2) dz_1 dz_2 \quad (1.45)$$

式中 $P(z_1, z_2; \vec{r}_1, \vec{r}_2)$ 为 $f(\vec{r}_1), f(\vec{r}_2)$ 的联合密度函数。

互相关函数

$$R_{fg}(\vec{r}_1, \vec{r}_2) = E[f(\vec{r}_1)g(\vec{r}_2)] = \int_{-\infty}^{\infty} z_1 z_2 P_{fg}(z_1, z_2; \vec{r}_1, \vec{r}_2) dz_1 dz_2 \quad (1.46)$$

式中 $P_{fg}(z_1, z_2; \vec{r}_1, \vec{r}_2)$ 为 $f(\vec{r}_1)$ 和 $g(\vec{r}_2)$ 的联合密度函数。

与平稳随机过程的定义相对应我们可以提出均匀随机场的概念。在均匀随机场中, 在 xy 平面中各点上 $f(\vec{r})$ 的统计特性是不变的, 首先 $f(\vec{r})$ 的数学期望

$$m(\vec{r}) = m \quad (1.47)$$

与 $\vec{r}$ 无关。相关函数也与 $\vec{r}_1, \vec{r}_2$ 的本身无关, 而只与 $(\vec{r}_2 - \vec{r}_1)$ 的差值有关,

$$R_{ff}(\vec{r}_1, \vec{r}_2) = R_{ff}(\vec{r}_1 - \vec{r}_2) = R_{ff}(\vec{r}_2 - \vec{r}_1) \quad (1.48)$$

$$R_{fg}(\vec{r}_1, \vec{r}_2) = R_{fg}(\vec{r}_1 - \vec{r}_2) = R_{fg}(\vec{r}_2 - \vec{r}_1) \quad (1.49)$$

如果用 $\vec{r}$ 的分量表示, 并用 $\vec{r}_1$ 表示点 $(x+\alpha, y+\beta)$ 的位置向量, $\vec{r}_2$ 表示点 (x, y) 的位置向量, 则有

$$R_{ff}(\alpha, \beta) = E[f(x+\alpha, y+\beta)f(x, y)] = R_{ff}(-\alpha, -\beta)$$

$$R_{fg}(\alpha, \beta) = E[f(x+\alpha, y+\beta)g(x, y)] = R_{fg}(-\alpha, -\beta)$$

同样, 也可以进一步假设均匀随机场具有各态历经性。这时, 我们就可以用 $f(\vec{r})$ 的空间平均值来代替集合平均值。比如, 数学期望:

$$m = E[f(\vec{r})] = \int_{-\infty}^{\infty} z P(z; \vec{r}) dz = \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{1}{s} \int_{\varphi} f(\vec{r}) d\vec{r} \quad (1.50)$$

式中积分域 φ 为 xy 平面上一个有界区域, s 为 φ 的面积。相关函数也可以用空间平均值来代替

$$R_{ff}(\alpha, \beta) = \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{1}{s} \iint_{\varphi} f(x, y) f(x + \alpha, y + \beta) dx dy \quad (1.51)$$

$$R_{fg}(\alpha, \beta) = \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{1}{s} \iint_{\varphi} f(x, y) g(x + \alpha, y + \beta) dx dy \quad (1.52)$$

请注意,式(1-44)~(1-46)与式(1-50)~(1-52)是有本质不同的。前者是对随机图象 $f(\vec{r})$ 的集合 Ω 取平均值,即对给定 $\vec{r}$ 对 Ω 中的大量图象取平均值;而后者是对一幅图象 $f(\vec{r})$ 取平均值,即在给定图象中对不同的 $\vec{r}$ 取平均值。简而言之,前者是集合平均,而后者是空间平均。只有在随机场具有各态历经性时,这两种平均值才是相等的。

让我们观察一下式(1-40)和(1-41)所定义的概率分布和概率密度的物理意义是什么。假定有一幅图象,中间黑而边缘亮。我们标出图象中所有灰度为 z 的象素,并把它们连接起来,这样就得到一条等灰度线(图 1-5),显然等灰度线应是闭合曲线。设等灰度线所包围的象素为 n ,该图象的总象素数共有 MN 个,那么式(1-40)的概率分布函数

$$F(z, \vec{r}) = P[f(\vec{r}) \leq z] = \frac{n}{MN}$$

对灰度 $z + \Delta z$ 我们可以画出第二条等灰度线,它所包围的象素数为 $n + \Delta n$,那么式(1-41)定义的概率密度函数

$$P(z, \vec{r}) \approx \frac{F(z + \Delta z, \vec{r}) - F(z, \vec{r})}{\Delta z} = \frac{\Delta n}{MN \Delta z}$$

在数字化图象情况下,我们取 $\Delta z = 1$,则

$$P(z, \vec{r}) = \Delta n / MN = h(z) \quad (1.53)$$

这就是说,离散图象的概率密度等于图象中具有某一灰度 Z 的象素数 Δn 与该图象的总象素数 MN 之比。在图象处理中通常称概率密度函数 $h(z)$ 为灰度直方图。灰度直方图是图象的重要统计特性,是一个强有力的图象分析工具。

§ 1.4 离散运算

数字卷积与相关: 我们曾指出,一幅用二维连续函数 $f(x, y)$ 表示的连续图象,当它被转换成数字图象时可用一个二维 $M \times N$ 矩阵 $[f] = [f(i, j)]$

$$i = 1, 2 \dots M, j = 1, 2 \dots N \quad (1.54)$$

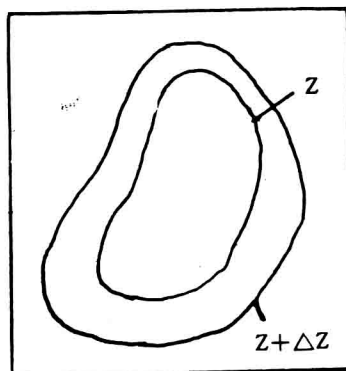


图 1-5

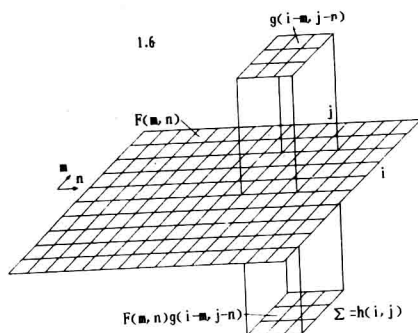


图 1-6

表示。数字卷积定义为

$$h(i, j) = f * g = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N f(m, n) g(i - m, j - n) \quad (1.55)$$

由于 f, g 只在有限区域内不为零, 因而求和仅在不为零的重迭区进行。数字卷积可用图(1-6)形象地表示。先将函数 g 旋转 180° , 并将其坐标原点移至 i, j , 而后逐点相乘再相加, 即得到卷积 $h(i, j)$ 值。在图中 g 是 3×3 矩阵, 而 f 是大图象, 很明显, 需要进行的乘加次数等于 f 和 g 的像素之积(忽略边沿效应)。除非一个函数的非零域很小, 否则卷积计算量是相当大的。

与卷积相似, 数字相关定义为

$$R(i, j) = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n) g(m + i, n + j) \quad (1.56)$$

比较式(1-55)和式(1-56), 二者的唯一差别是在计算相关时, $g(i, j)$ 无需旋转 180° 。并可看出相关与卷积有如下简单关系:

$$R(i, j) = f(m, n) * g(-m, -n)$$

离散富氏变换(DFT): 描述数字化图象的矩阵(式 1-54)的离散富氏变换定义为

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n) \exp[-j2\pi(\frac{mu}{M} + \frac{nv}{N})] \quad (1.57)$$

逆变换

$$f(m, n) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) \exp[j2\pi(\frac{mu}{M} + \frac{nv}{N})] \quad (1.58)$$

像连续富氏变换那样 DFT 也有许多有用的性质。比如由式(1-57)和(1-58)中指数项的周期性, 很容易得出

$$\begin{cases} F(-u, -v) = F(M - u, N - v) \\ f(-m, -n) = f(M - m, N - n) \end{cases} \quad (1.59)$$

$$\begin{cases} F(aM + u, bN + v) = F(u, v) \\ f(aM + m, bN + n) = f(m, n) \end{cases} \quad (1.60)$$

式中 $a, b = 0, \pm 1, \pm 2 \dots$ 。由此可得出结论: 如果一个有限数字矩阵 $[f]$ 和它的 DFT 矩阵 $[F]$ 有如式(1-57)和(1-58)的关系, 如果需要把 $f(m, n)$ 和 $F(u, v)$ 的定义域扩大到 $(1 \leq m, u \leq M)$ 和 $(1 \leq n, v \leq N)$ 之外, 则这种引伸必须是周期重复的, 并满足式(1-59)和(1-60)。

如果在空间域有

$$h(i, j) = f * g$$

h, f, g 的 DFT 分别为 $H(u, v), F(u, v)$ 和 $G(u, v)$, 则在频率域有

$$H(U, V) = F(U, V)G(U, V) \quad (1.61)$$

反之, 如果在频率域有 $H(U, V) = F * G$, 那么空间域有

$$h(i, j) = f(i, j)g(i, j) \quad (1.62)$$

阿达玛变换: 阿达玛矩阵 $[H_{j,i}]$ 是一个 $J \times J$ 的正交矩阵, 其元素为 $+1$ 和 -1 。一个二阶阿达玛矩阵的例子为