

HUAZHONG UNIVERSITY OF SCIENCE AND TECHNOLOGY PRESS



光电图像处理

GUANGDIAN TUXIANG CHULI

竺子民

华中理工大学出版社

光电图像处理

竺子民

华中理工大学出版社

图书在版编目(CIP)数据

光电图像处理/竺子民

武汉:华中理工大学出版社, 2000年9月

ISBN 7-5609-2246-5

I. 光…

II. 竺…

III. 光电子技术-应用-图像处理

IV. TN919.8

光电图像处理

竺子民

责任编辑:徐正达
责任校对:戴文遐

封面设计:秦 茹
责任监印:张正林

出版发行:华中理工大学出版社

武昌喻家山 邮编:430074 电话:(027)87545012

经 销:新华书店湖北发行所

录 排:华中理工大学出版社照排室

印 刷:中科院武汉分院科技印刷厂

开本:787×1092 1/16

印张:10

字数:226 000

版次:2000年9月第1版

印次:2000年9月第1次印刷

印数:1—1 500

ISBN 7-5609-2246-5/TN·56

定价:12.00

(本书若有印装质量问题,请向出版社发行部调换)

内 容 简 介

图像处理的目的是改善图像质量,提取有用信息,识别预定目标等。本书根据图像信息载体的不同,从电子学方法(以数字计算机图像处理为主线)和光学方法(以光波通过光学介质的衍射现象为主线)两个方面,较详细地阐述了各自的原理和特点,并侧重光学-电子学方法的综合应用。全书共分9章,内容主要包括图像处理的数学、光学和视觉基础,光电图像处理元件,图像的形成和预处理、区域分割、目标识别,神经网络图像处理等。各章附有相应的思考题。附录给出了用C语言编写的图像显示和边缘检测程序。

本书力图反映当前科学研究的新动向、新成果,在介绍光学-电子学混合图像处理时,采用了较多的科研新资料。

本书可作为普通高等院校光学、光电子学、无线电技术、信息技术、电子工程、计算机应用专业及相近专业的本科生教材,也可作为有关技术人员的参考用书。

目 录

第一章 引言	(1)
1.1 图像处理的应用领域	(1)
1.2 不同的图像处理方法	(1)
1.3 图像的表达	(2)
1.3.1 图像的矩阵与向量表达	(3)
1.3.2 图像的统计表达	(3)
1.3.3 均值向量与相关矩阵	(5)
1.3.4 均匀随机场	(6)
1.3.5 纹理	(7)
1.4 图像处理的步骤	(7)
思考题	(8)
第二章 图像处理的数学基础	(9)
2.1 卷积和相关	(9)
2.2 δ 函数	(10)
2.3 傅里叶变换	(10)
2.4 傅里叶变换实例	(14)
2.5 离散傅里叶变换	(16)
2.6 小波变换	(16)
2.7 抽样和量化	(22)
2.8 基本形态学	(25)
2.8.1 击中-击不中变换	(27)
2.8.2 腐蚀和扩展	(27)
2.8.3 开和闭	(28)
思考题	(29)
第三章 图像处理的光学和视觉基础	(30)
3.1 部分相干	(30)
3.2 Van Cittert-Zernike 定理	(31)
3.3 基本衍射理论	(33)
3.4 薄透镜的位相变换和傅里叶变换性质	(34)
3.5 光学卷积和相关	(37)
3.5.1 非相干光卷积和相关	(37)
3.5.2 相干光卷积和相关	(37)
3.6 基本色度学	(39)
3.7 立体视觉	(43)
思考题	(44)
第四章 光电图像处理元件	(46)
4.1 胶片	(46)

4.2 空间光调制器	(47)
4.2.1 声光调制器	(48)
4.2.2 磁光调制器	(49)
4.2.3 液晶调制器	(50)
4.2.4 光折变调制器	(51)
4.2.5 Pockels 效应器件	(52)
4.2.6 变形镜调制器	(53)
4.2.7 量子阱调制器	(53)
4.2.8 电子阱材料	(54)
4.3 固体成像器件	(54)
4.3.1 电荷耦合器件	(55)
4.3.2 自扫描光电二极管阵列	(56)
思考题	(57)
第五章 图像的形成	(59)
5.1 X 射线计算机断层成像	(59)
5.2 核磁共振成像	(61)
5.3 共焦扫描成像和光相干层析	(63)
5.4 光子扫描隧道显微成像和近场扫描显微成像	(64)
5.5 动态全息	(65)
思考题	(66)
第六章 图像预处理	(68)
6.1 数字图像显示	(68)
6.2 增强	(72)
6.2.1 用灰度变换增强对比度	(72)
6.2.2 直方图均衡化	(73)
6.2.3 平滑	(75)
6.2.4 锐化	(77)
6.2.5 同态图像增强	(78)
6.2.6 钝掩模法	(78)
6.2.7 伪彩色增强和假彩色增强	(79)
6.3 恢复	(80)
6.3.1 图像退化模型	(80)
6.3.2 图像恢复中的病态性质和空间滤波	(80)
6.3.3 逆滤波恢复	(81)
6.3.4 Wiener 滤波恢复	(81)
6.3.5 点扩展函数的确定	(82)
思考题	(82)
第七章 区域分割	(83)
7.1 区域分割的集合定义	(83)
7.2 基于像素的分割	(84)
7.2.1 边缘点检测	(84)
7.2.2 边界的形成	(88)

7.3 基于区域的分割·····	(88)
7.4 阈值化分割·····	(90)
7.5 从小波变换的角度看边缘检测·····	(91)
思考题·····	(93)
第八章 目标识别 ·····	(94)
8.1 联合变换相关·····	(94)
8.2 Mellin 变换·····	(95)
8.3 圆谐变换·····	(96)
8.4 三维联合变换相关·····	(98)
8.5 光学小波变换和光学小波变换匹配滤波·····	(100)
8.6 光学防伪·····	(102)
思考题·····	(103)
第九章 神经网络图像处理 ·····	(105)
9.1 人工神经元·····	(105)
9.2 人工神经网络类型·····	(106)
9.3 前馈型网络·····	(107)
9.4 反馈型网络·····	(109)
9.4.1 Hopfield 网络·····	(111)
9.4.2 细胞神经网络·····	(113)
9.5 自组织竞争网络·····	(115)
9.5.1 竞争·····	(116)
9.5.2 自组织网络的学习规律·····	(116)
9.6 光联想记忆·····	(116)
9.7 基于全息技术的光互连·····	(117)
9.8 光互连神经网络用于旋转不变图像识别·····	(119)
思考题·····	(119)
附录	
附录一 图像显示函数和函数包含文件 tif.h·····	(121)
附录二 sceimage.c 文件·····	(123)
附录三 显示 tif 图像主函数·····	(132)
附录四 tif 文件向最简格式文件转换·····	(132)
附录五 显示最简格式图像·····	(133)
附录六 边缘检测·····	(134)
参考文献 ·····	(150)

第一章 引言

1.1 图像处理的应用领域

俗话说,“百闻不如一见”。人类从外界获得的信息中,约 75%来自视觉,所以视觉是人类获取信息最重要的通道。外部世界在视网膜上形成影像,大脑就对这些影像进行加工,提取景物特征,寻找感兴趣的目标,评价目标的状态,判断自身所处环境,进而决定自己对外部世界的反应。这是典型的图像处理过程。人脑是自然界长期进化形成的最复杂、最高级的系统之一,在人脑中进行的图像处理具有高度的灵活性和适应性。

图像处理的应用范围十分广泛,按照使用对象不同可以分为两类。

第一类应用,改善图像质量,供观察者使用,也就是说,图像处理的结果是给人看的。这就要求了解人的视觉特点,研究如何得到更好的观赏效果或者更多的信息。经过光学和电子学系统成像、传输、存储和显示的图像,总会受到各种干扰而存在畸变和噪声。这样的图像会影响人对美的感受,一些有用信息也常常会被淹没掉。图像处理的任务之一就是清除这些畸变和噪声。处理过程中,也许会损失一些有用信息,但如果这些信息是人眼无法感受的,那么这样的处理就是合理的和有效的。有的时候,图像并未受到严重干扰,但为了突出观察者感兴趣的内容,也需要处理图像。例如医学诊断中的断层扫描图像,观察对象的各种组织交织在一起,其亮度差异不大时,不易区分;如果用彩色来表示不同亮度,医生诊断起来就比较容易了。这一类应用领域包括出版印刷、电影电视、医学诊断、工业检测、航空航天遥感、军事侦察等等。

第二类应用,作为机器视觉,图像处理的结果是给机器用的。在第一类应用中,只需改善图像质量,对图像的分析判断由观察者完成;而在第二类应用中,除了消除图像中的干扰,还必须提取图像特征,抽象出目标属性和相互关系,结合先验知识,由机器代替人完成任务所要求的识别和判断。这种处理的输出可能不再是图像,而是抽象的符号。

可以看出,两类应用是密切相关的。通常把第一类称为图像预处理,把第二类称为图像后处理或者图像分析。第二类应用的领域有各种目标识别,例如生产线上的产品分检,文档系统的字符识别,公安系统的照片、指纹识别,生物医学中的细胞识别,天气预报中的卫星云图自动判读,军事上的多目标识别等。除此以外,各种运动机器人也是图像分析的一个重要应用领域。

1.2 不同的图像处理方法

图像处理有两种基本对象:模拟对象和数字对象。模拟对象即连续图像,指图像在空间、亮度或色彩上都是连续的。例如,普通相机拍摄的照片是连续图像,在暗房中冲洗照片,控制显影时间可以得到不同对比度的图像,这就是一种模拟处理。当然,照片的连续性只是相对的,从形成影像的银盐微粒的微观角度看,照片上的图像在空间和亮度上也是不连续的。与模拟对象相对应的是数字对象,即在空间和亮度上都不连续的图像。基于数字计算机的电子学图像处理抗干扰力强,计算精度高,灵活性好,适应性强。随着数字计算机技术的飞速发展,它已经在许多

方面进入实用化阶段。然而,自然图像一般是连续的,数字处理必须经过模拟量到数字量的转换,而现行数字计算机基本上是串行结构,这往往形成数字处理的瓶颈效应,一定程度上限制了数字图像处理的应用,特别是在速度要求高的场合。

不论对象是模拟的还是数字的,都可以用电子学方法和光学方法进行处理。

自伽利略发明望远镜以来,光学系统基本上仅作为成像工具使用。20 世纪 60 年代初,阿贝成功地进行的相衬显微观察纯位相物体实验,使人们进一步了解了光在图像处理中的作用。光学图像处理的一个成功范例是合成孔径雷达信号处理,这种技术完全采用光学方法,将雷达回波恢复成高分辨率地形图。随着激光器的诞生,信息光学取得了长足进步,形成了一个利用光学现象处理图像的专门领域。光计算、光学神经网络以其独特的优势受到重视,而光计算和神经网络的主要应用领域之一就是图像处理。

光学图像处理的优点是光运算的高度并行性和光线传播的互不干扰性。高度并行性使得很复杂的运算,例如二维傅里叶变换,能在瞬间完成;光线传播的互不干扰性使信号有可能进行三维空间高密度互连。然而,光学方法易受干扰,如使用相干光源,会产生很难克服的相干噪声;系统灵活性较差,一旦结构确定,一般只能进行特定运算,难以构成通用型计算系统。

学习光电图像处理这门课程的目的,就是了解电子学和光学两种图像处理的基本原理和方法,在研究和工程应用中结合两者的优势,将图像处理的效率和效果发挥到最佳水平。

1.3 图像的表达

图像包括的范围很广泛,有可见光形成的可见图像,有由 X 光、红外线甚至声波形成的不可见图像。运用一定的手段,可以将不可见图像转变成可见图像,如 X 光透射图像、红外电视图像、B 超诊断仪显示的图像等。

一幅图像是一个平面能量分布,其自身可以是一个发光源,也可以是物体受光辐射源照射后反射或透射的能量。这种分布在数学上可用多变量函数 $f(x, y, \lambda, t)$ 来表示。变量 x, y 表示图像上像点的坐标, λ 表示辐射源波长, t 表示时间。设图像是静止单色的,则可省略 λ, t 参数,表现为亮度形式。在图像处理中,常称亮度为灰度。对于模拟图像, f, x, y 都是连续的,而对于数字图像, f, x, y 都是离散的。一幅实际图像,其尺寸是有限的,为数学处理方便,总把图像的尺寸规格取为矩形,如图 1-1 所示,一般把坐标原点 o 定在图像的左上角;横坐标是 x 轴,从左到右;纵坐标是 y 轴,从上到下;图中的任意坐标 (x, y) 确定的一点,其灰度值为 $f(x, y)$,组成图像的这些点叫做像素。像素有两个要素:空间坐标和灰度值。

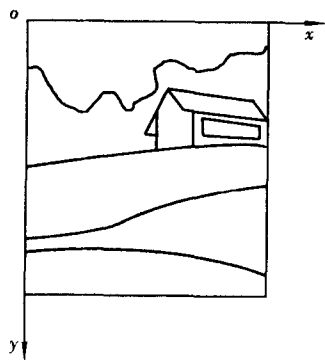


图 1-1 图像坐标系

彩色图像可以分解为红、绿、蓝(R,G,B)三种基本色彩,每一种基本色彩对应一幅图像,基本色彩形成的图像 $f_R(x, y), f_G(x, y), f_B(x, y)$ 可以各自独立地处理,这时,它们的处理方式与灰度图像 $f(x, y)$ 完全一致。要全面反映图像的色彩属性时,就不能只考虑一种基本色彩,而要综合处理三个基本色彩图像。

1.3.1 图像的矩阵与向量表达

前已指出,一幅离散化成 $m \times n$ 样本的数字图像是一个整数阵列,数学上自然就把它描述成一个矩阵 F 。数字图像中的每一个像素就是矩阵中相应的元素,即

$$F = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \cdots & f(0,n-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \cdots & f(1,n-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f(m-1,0) & f(m-1,1) & \cdots & f(m-1,n-1) \end{bmatrix}$$

当行与列的样本点数相等,即 $m=n$ 时, F 是一个方阵。把数字图像表示成矩阵的优点在于能应用矩阵理论对图像进行分析处理。真实图像的灰度值应当是非负有界的,用矩阵形式可以表示成 $0 \leq f(x,y) \leq B_{\max}$ 。然而,有一些分析用矩阵不太方便,此时,就需要用图像的向量表示了。

向量可以看成是矩阵转换而成的,即按行的顺序,后一行第一个元素紧接着前一行最后一个元素,所有元素串联在一起,可以得到一个列向量

$$f = [f_0, f_1, \cdots, f_{m-1}]^T$$

式中, $f_i = [f(i,0), f(i,1), \cdots, f(i,n-1)]^T$, 这种表达方法的优点在于可以直接利用向量分析的有关理论和方法。构成向量时,既可以按行的顺序,也可以按列的顺序,选定一种顺序后,后面的处理都要与此保持一致。

1.3.2 图像的统计表达

很多情况下,需要把图像当做二维随机过程即随机场中的一个样本来分析,因为在某些特定场合,用确定的表示法很难描述图像,而用图像的平均特性来描述就很方便。由于图像函数是实函数,所以只需讨论二维实随机场。

依赖于一组参数的随机变量是随机函数或随机过程。当参数仅是一个时间变量时,随机变量就是一维随机过程;当参数是二维空间坐标时,随机变量称为随机场。

设想存在一个图像的完备集,它包括了要研究的一切图像,因而任意一幅确定的图像都可以看成是这个图像集中的一个样品,该图像集就是一个随机场,如图 1-2 所示。随机场中任意

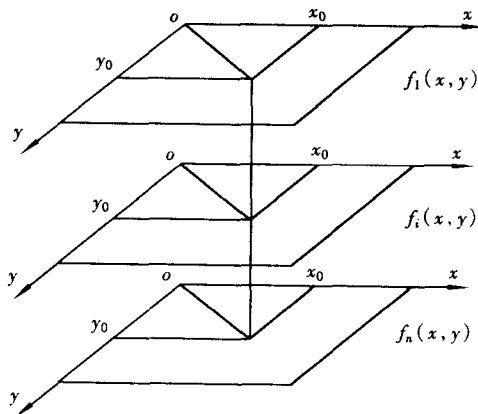


图 1-2 图像随机场

第 i 幅图像,其亮度值 $f_i(x,y)$ 随坐标 (x,y) 不同而改变,所以它是 x - y 平面上的二维函数。但对于确定的空间坐标 (x,y) 来说, $f_i(x,y)$ 又随 i 的取值不同而随机变化,所以它是一个随机变量。

随机场对于特定的 (x,y) 值是一个随机变量,通常,这个随机变量对于所有的 (x,y) 值来说,不一定具有同样的统计性质。换言之,随机变量 $f(x,y)$ 的分布函数和密度函数将依赖于所选择的 (x,y) 值。令 $P\{f(x,y) < z\}$ 代表 $f(x,y) < z$ 的概率,则随机变量 $f(x,y)$ 在二维空间上 (x,y) 点处的分布函数 $\psi(z;x,y)$ 写成

$$\psi(z;x,y) = P\{f(x,y) < z\}$$

在点 (x,y) 处的密度函数 $\phi(z;x,y)$ 将由下式给出

$$\phi(z;x,y) = \partial \psi(z;x,y) / \partial z$$

连续图像取样后得到 $m \times n$ 个样本的阵列,若这些样本值未经量化或量化等级很密,则样本值可看成连续变量,于是图像的特征还可用随机场的 $m \times n$ 阶联合分布函数和 $m \times n$ 阶联合密度函数来描述,它们分别为

$$\psi(z_1, \dots, z_{mn}; x_1, y_1, \dots, x_{mn}, y_{mn}) = P\{f(x_1, y_1) < z_1, \dots, f(x_{mn}, y_{mn}) < z_{mn}\}$$

$$\phi(z_1, \dots, z_{mn}; x_1, y_1, \dots, x_{mn}, y_{mn}) = \partial^n \psi(z_1, \dots, z_{mn}; x_1, y_1, \dots, x_{mn}, y_{mn}) / \partial z_1 \dots \partial z_{mn}$$

一般,随机场的高阶联合分布函数与密度函数并不知道,而且也难于表示。然而,大量统计表明,上述一阶分布函数与密度函数常可以用正态分布

$$\psi(z;x,y) = \frac{1}{\sigma_f(x,y) \sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z \exp\left\{-\frac{[f(x,y) - m_f(x,y)]^2}{2\sigma_f^2(x,y)}\right\} dz$$

来描述,式中, $f(x,y)$ 是图像随机场在 (x,y) 点上的灰度,是一个随机变量。 $m_f(x,y)$, $\sigma_f(x,y)$ 分别为 $f(x,y)$ 的均值和标准差。而其密度函数为

$$\phi(z;x,y) = \frac{1}{\sigma_f(x,y) \sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{[f(x,y) - m_f(x,y)]^2}{2\sigma_f^2(x,y)}\right\}$$

条件密度函数在表征图像随机场时也是有用的。令两幅图像分别为 $f(x_1, y_1)$ 和 $g(x_2, y_2)$, 后者可能完全不同于前者,也可能是前者的一部分。已知 $g(x_2, y_2)$ 取值的条件下, $f(x_1, y_1)$ 的条件概率密度函数可写成

$$\phi(z_1; x_1, y_1 / z_2; x_2, y_2) = \phi(z_1, z_2; x_1, y_1, x_2, y_2) / \phi(z_2; x_2, y_2)$$

除了分布函数和密度函数以外,描述图像随机场的另一种方法是考虑它的总体平均特性,包括均值、方差、矩与相关函数等。

随机场 $f(x,y)$ 的均值函数定义为

$$m_f(x,y) = E\{f(x,y)\} = \int_{-\infty}^{+\infty} z \phi(z;x,y) dz$$

它是随机场 $f(x,y)$ 在 (x,y) 处的平均值,所以是 x,y 的函数。

随机场 $f(x,y)$ 的自相关函数 $R_{ff}(k,l;m,n)$ 定义为两个随机变量 $f(k,l)$ 和 $f(m,n)$ 之积的期望值,即

$$R_{ff}(k,l;m,n) = E\{f(k,l)f(m,n)\} = \iint_{-\infty}^{+\infty} z_1 z_2 \phi(z_1, z_2; k, l, m, n) dz_1 dz_2$$

式中, $\phi(z_1, z_2; k, l, m, n)$ 是随机场的二阶联合密度函数; 符号 $\iint_{-\infty}^{+\infty}$ 表示各个积分变量的积分区

间均是从 $-\infty$ 到 $+\infty$ (以下出现的类似表示法, 其意义相同)。

随机场的自协方差函数定义为

$$\begin{aligned} C_{ff}(k, l; m, n) &= E\{[f(k, l) - m_f(k, l)][f(m, n) - m_f(m, n)]\} \\ &= R_{ff}(k, l; m, n) - m_f(k, l)m_f(m, n) \end{aligned}$$

随机场的方差函数 $\sigma_f^2(x, y)$ 定义为

$$\sigma_f^2(x, y) = C_{ff}(x, y; x, y) = E\{[f(x, y) - m_f(x, y)]^2\}$$

两个随机场的互相关函数定义为

$$R_{fg}(k, l; m, n) = E\{f(k, l)g(m, n)\}$$

而其互协方差函数定义为

$$\begin{aligned} C_{fg}(k, l; m, n) &= E\{[f(k, l) - m_f(k, l)][g(m, n) - m_g(m, n)]\} \\ &= R_{fg}(k, l; m, n) - m_f(k, l)m_g(m, n) \end{aligned}$$

如果对于任何 (k, l) 和 (m, n) 有 $C_{fg}(k, l; m, n) = 0$, 则称两个随机场 $f(k, l)$ 和 $g(m, n)$ 不相关, 相当于

$$E\{f(k, l)g(m, n)\} = E\{f(k, l)\}E\{g(m, n)\}$$

有些问题还会涉及另一重要的平均特性——矩函数。矩函数有各种定义, 下面是常用的两种:

(1) k 阶原点矩函数

设 $f(x, y)$ 为一随机变量, 若

$$m_k(x, y) = E\{[f(x, y)]^k\} = \int_{-\infty}^{+\infty} z^k \phi(z; x, y) dz, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

存在, 则称 $m_k(x, y)$ 为 $f(x, y)$ 的 k 阶原点矩函数。当 $k=1$ 时, 它就是 $f(x, y)$ 的均值函数, 即 $m_1(x, y) = m_f(x, y)$ 。

(2) k 阶中心矩函数

设 $f(x, y)$ 为一随机变量, 且有 $m_1(x, y) = E\{f(x, y)\}$, 若

$$\mu_k(x, y) = E\{[f(x, y) - m_1(x, y)]^k\}, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

存在, 则称 $\mu_k(x, y)$ 为 $f(x, y)$ 的 k 阶中心矩函数。当 $k=2$ 时, 它就是 $f(x, y)$ 的方差函数, 即 $\mu_2(x, y) = \sigma_f^2(x, y)$ 。

1.3.3 均值向量与相关矩阵

数字图像的随机场也可描述成向量形式, 它是 $m \times n$ 维向量。根据平均值定义, 同样可写出它的均值向量为

$$\mathbf{m}_f = E\{\mathbf{f}\} = [E(f_0), E(f_1), \dots, E(f_{m-1})]^T$$

式中, $E\{f_i\} = \{E[f(i, 0)], E[f(i, 1)], \dots, E[f(i, n-1)]\}^T$ 。

自相关矩阵可表示成

$$\mathbf{R}_f = E\{\mathbf{f}\mathbf{f}^T\} = E\left\{\begin{bmatrix} f_0 \\ f_1 \\ \dots \\ f_{m-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_0^T & f_1^T & \dots & f_{m-1}^T \end{bmatrix}\right\}$$

展开上式后, $\mathbf{R}_f$ 可写成分块矩阵形式

$$R_f = \begin{bmatrix} R_{0,0} & R_{0,1} & \cdots & R_{0,m-1} \\ R_{1,0} & R_{1,1} & \cdots & R_{1,m-1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ R_{m-1,0} & R_{m-1,1} & \cdots & R_{m-1,m-1} \end{bmatrix}$$

式中,子阵 $R_{i,j}$ 代表图像矩阵第 i 行元素组成的列向量与第 j 行元素组成的列向量的外积期望值,即

$$R_{i,j} = E\{f_i f_j^T\} \\ = \begin{bmatrix} E\{f(i,0)f(j,0)\} & E\{f(i,0)f(j,1)\} & \cdots & E\{f(i,0)f(j,n-1)\} \\ E\{f(i,1)f(j,0)\} & E\{f(i,1)f(j,1)\} & \cdots & E\{f(i,1)f(j,n-1)\} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ E\{f(i,n-1)f(j,0)\} & E\{f(i,n-1)f(j,1)\} & \cdots & E\{f(i,n-1)f(j,n-1)\} \end{bmatrix}$$

类似地,自协方差矩阵为

$$C_f = E\{[f - E(f)][f - E(f)]^T\}$$

展开上式可得

$$C_f = R_f - m_f m_f^T$$

当数字图像($m \times n$ 个像素)随机场的高阶联合分布服从正态分布时,把它的联合密度函数写做

$$\phi(f) = [(2\pi)^{k/2} |C_f|^{1/2}]^{-1} \exp\left[-\frac{1}{2}(f - m_f)^T C_f^{-1} (f - m_f)\right]$$

式中, $k = m \times n$ 。

1.3.4 均匀随机场

在实际问题中常会遇到一类重要的随机场,它的均值和自相关函数不随 (x, y) 参数的变化而变化,自相关函数仅随相对坐标变化,这样的随机场称为均匀随机场或广义平稳随机场。它是一维广义平稳随机过程的概念在二维空间的推广。所以均匀随机场满足的条件是

$$E\{f(x, y)\} = m_f (\text{常数})$$

$$R_{ff}(k, l; m, n) = R_{ff}(k + x_0, l + y_0; m + x_0, n + y_0)$$

若令 $x_0 = -m, y_0 = -n$, 则自相关函数可写成

$$R_{ff}(k, l; m, n) = R_{ff}(k - m, l - n; 0, 0)$$

这就是说,自相关函数 $R_{ff}(k, l; m, n)$ 仅与位置间隔 $(k - m, l - n)$ 有关,此时自相关函数可简记为 $R_{ff}(k - m, l - n)$ 。

因为 $E\{f(k, l)f(m, n)\} = E\{f(m, n)f(k, l)\}$, 所以有

$$R_{ff}(k - m, l - n) = R_{ff}(m - k, n - l)$$

说明均匀随机场自相关函数具有对称性,是偶函数。显然,若用 α, β 分别表示坐标差 $k - m, l - n$, 那么

$$R_{ff}(\alpha, \beta) = R_{ff}(\alpha, \beta; 0, 0) = R_{ff}(x + \alpha, y + \beta; x, y) \\ = E\{f(x + \alpha, y + \beta)f(x, y)\}$$

所以在均匀随机场中,自相关函数只是依赖于位置间隔 (α, β) 的二元函数。在图像的均匀随机场模型中,常可假定它的自相关函数为

$$R_{ff}(\alpha, \beta) = [R_{ff}(0, 0) - m_f^2] e^{-a|\alpha| - b|\beta|} + m_f^2$$

式中, $R_{ff}(0,0)=E\{[f(x,y)]^2\}$, a 和 b 是正常数。当 a, b 取不同值时, 代表在水平和垂直方向有不同相关量的图像模型。

对于互相关函数 $R_{fg}(k, l; m, n)$, 若它只依赖于 $k-m, l-n$, 则该二随机场 $f(x, y)$ 和 $g(x, y)$ 称为联合均匀的, 可表示成

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

均值函数和自相关函数对研究随机场有重要意义, 它们的数值可按定义求得, 通常是用 n 个图像样品来计算它们的近似值。但这种方法需要大量样品, 实际使用时是不方便的。如果随机场是均匀的, 它的均值函数与自相关函数都与坐标原点的位置无关, 那么根据各态历经性, 可仅用一个图像样品在充分大的面积上求相应的平均值来代替 n 个图像样品在同一点上求相应的平均值, 以求得均值函数与自相关函数的近似值。也就是说, 可用单个样品的空间平均代替 n 个样品的集合平均, 这就使得问题大为简化。各态历经性定理可简述为: 对一个均匀随机场 $f(x, y)$, 设 $f_i(x, y)$ 为其中一个样品, 则在满足一些广泛的条件下有

$$E\{f(x, y)\} = \lim_{S \rightarrow \infty} \frac{1}{S} \iint_A f_i(x, y) dx dy$$

$$R_{ff}(\alpha, \beta) = \lim_{S \rightarrow \infty} \frac{1}{S} \iint_A f_i(x, y) f_i(x + \alpha, y + \beta) dx dy$$

式中, A 为 $x-y$ 平面上的有界域; S 为 A 的面积。实际上, S 不可能为无限大, 常近似地用充分大的面积来代替。

1.3.5 纹理

图像中以某种模式重复排列所形成的结构称为纹理。航空摄影照片中, 沙滩、草地、森林等不同区域呈现出不同的重复结构, 不同植被的纹理结构也不同。普通摄影中, 人物的服饰和头发有明显的纹理差异。纹理是物体特征的重要部分, 很多时候, 仅凭纹理差异, 就可以区分和识别物体。

常常用粗糙度来定性描述纹理。在同样的观察条件下, 毛织品要比丝织品粗糙。粗糙度与纹理结构的周期有关, 周期长意味着粗糙度高, 周期短意味着粗糙度低。纹理的结构重复性一般并不很强, 带有相当的随机性, 因此, 把它作为随机变量来处理是比较恰当的。为了定量描述纹理, 通常需测量纹理的自相关函数、概率分布、各类矩特征等。

自然图像中的纹理一般是局部的, 一种统计特征只能描述一种结构相对均匀的纹理, 所以, 纹理的测量应限制在一定的区域里。

1.4 图像处理的步骤

以一个邮件自动分检系统来说明图像处理的步骤。邮件自动分检的要求是, 对输入的邮件, 自动读取和识别文字、输出邮件应发往的地址。这样一个系统的信息处理流程如图 1-3 所示, 图中箭头表示信息流向。第一步, 要获取邮件的图像, 一般用电视摄像机完成, 如果后继处理对象是数字信号, 需要把电视摄像机拍摄的模拟图像作 A/D 转换, 使之成为数字图像; 第二步, 对图像进行预处理, 以抑制噪声, 提高对比度; 第三步, 以纹理特征分割图像, 把文字区域和背景分离开来; 由于文字笔画粗细不同, 因此, 第四步, 提取文字的边缘和内部区域, 用抽象符号描述它们的形状和特点; 第五步, 识别文字, 输出相应的地址。这五步处理都与先验知识库进

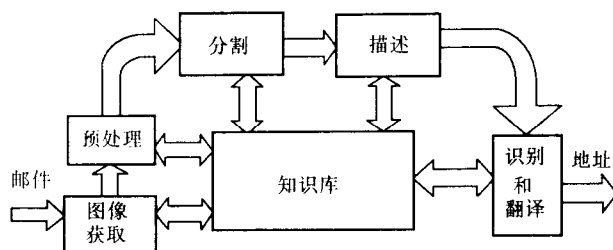


图 1-3 邮件自动分检流程

行双向信息交流,知识库指引每一步处理,控制各个模块之间的相互作用。处理过程不仅有向前的信息流动,而且允许信息反馈,例如,后面的识别翻译模块可能得到一组 4 个数字,而知识库知道邮政编码是 6 位数,判断前面的处理可能有问题,因此要求从预处理模块开始在缺少数字的位置上重新寻找。

从这个例子可以了解图像处理的一般过程。当然,依据任务要求的不同,处理的步骤也有所不同。例如,如果处理的结果是供人看的,则到第二步就可以输出了。

思考题

- 1-1 什么是图像? 为什么要进行图像处理?
- 1-2 电子学和光学图像处理方法各有什么长处和不足?
- 1-3 什么是像素? 像素的要素有哪些? 图像的矩阵表示和向量表示各有什么特点?
- 1-4 从统计的观点看,在空间充分大区域里求均值的依据是什么?
- 1-5 列举几个图像处理中可能用到的统计方法的例子。

第二章 图像处理的数学基础

2.1 卷积和相关

卷积又叫褶积,是线性系统的基本运算。两个二维函数 $f(x, y)$ 和 $g(x, y)$ 的卷积定义为

$$(f * g)(x, y) = f * g = \iint_{-\infty}^{+\infty} f(\zeta, \eta) g(x - \zeta, y - \eta) d\zeta d\eta \quad (2-1)$$

卷积有下列性质:

(1) 线性律, 即当 α, β 为常数时, 有

$$(\alpha f + \beta g) * h = \alpha f * h + \beta g * h$$

(2) 交换律, 即

$$f * g = g * f$$

(3) 结合律, 即

$$(f * g) * h = f * (g * h)$$

复数 $C = a + ib$ 和 $C^* = a - ib$ 互为共轭, 一对共轭复数相乘得到一个实数, 这个实数的平方根叫复数 C 的模, 记为 $|C|$, 即 $|C|^2 = CC^*$, $|C| = (a^2 + b^2)^{1/2}$ 。复数有如下运算法则:

$$C_1 \pm C_2 = (a_1 \pm a_2) + i(b_1 \pm b_2)$$

$$C_1 C_2 = (a_1 a_2 - b_1 b_2) + i(a_1 a_2 + b_1 b_2)$$

$C_2 \neq 0$ 时,

$$C_1 / C_2 = (a_1 + ib_1) / (a_2 + ib_2) = [(a_1 a_2 + b_1 b_2) + i(b_1 a_2 - a_1 b_2)] / (a_1^2 + a_2^2)$$

$$(C_1 + C_2)^* = C_1^* + C_2^*$$

$$(C_1 C_2)^* = C_1^* C_2^*$$

$$(C_1 / C_2)^* = C_1^* / C_2^*$$

两个二维函数 $f(x, y)$ 和 $g(x, y)$ 的相关定义为

$$(f \otimes g)(x, y) = f \otimes g = \iint_{-\infty}^{+\infty} f^*(\zeta, \eta) g(\zeta + x, \eta + y) d\zeta d\eta \quad (2-2)$$

如果 f 和 g 都是实函数, “*”号可以忽略。当 $f \neq g$ 时, 上式为互相关, $f = g$ 时, 上式为自相关。相关与卷积形式相近, 也满足线性律, 但不满足结合律和交换律。例如

$$\begin{aligned} (g \otimes f)(x, y) &= \iint_{-\infty}^{+\infty} g^*(\zeta, \eta) f(\zeta + x, \eta + y) d\zeta d\eta \\ &= \iint_{-\infty}^{+\infty} g^*(\alpha - x, \beta - y) f(\alpha, \beta) d\alpha d\beta \\ &= \left[\iint_{-\infty}^{+\infty} f^*(\alpha, \beta) g(\alpha - x, \beta - y) d\zeta d\eta \right]^* \\ &= (f \otimes g)^*(-x, -y) \end{aligned}$$

2.2 δ 函数

δ 函数常用来表示点脉冲、点光源等物理现象,是一个广义函数。二维 δ 函数定义为

$$\delta(x, y) = \begin{cases} \infty, & x = 0, \quad y = 0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

$$\delta(x - \zeta, y - \eta) = \begin{cases} \infty, & x = \zeta, \quad y = \eta \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

$$\iint_{-\epsilon}^{\epsilon} \delta(x, y) dx dy = 1, \quad \text{无限小量 } \epsilon > 0$$

δ 函数还可由一组函数的极限来定义,如

$$\delta(x, y) = \lim_{a \rightarrow \infty} [a^2 \text{rect}(ax) \text{rect}(ay)]$$

$$\delta(x, y) = \lim_{a \rightarrow \infty} \{a^2/\pi \times \text{circ}[a(x^2 + y^2)]\}$$

$$\delta(x, y) = \lim_{a \rightarrow \infty} \{a^2 \exp[-a^2 \pi(x^2 + y^2)]\}$$

$$\delta(x, y) = \lim_{a \rightarrow \infty} [a^2 \text{sinc}(ax) \text{sinc}(ay)]$$

$$\delta(x, y) = \lim_{a \rightarrow \infty} \{a J_1[2\pi a(x^2 + y^2)^{1/2}] / (x^2 + y^2)^{1/2}\}$$

这里,矩形函数

$$\text{rect}(x) = \begin{cases} 1, & |x| \leq 1/2 \\ 0, & |x| > 1/2 \end{cases}$$

圆函数

$$\text{circ}(x) = \begin{cases} 1, & r \leq 1/2 \\ 0, & r > 1/2 \end{cases}$$

$$\text{sinc}(x) = \sin(\pi x) / \pi x$$

正交坐标系中的二维 δ 函数有如下性质:

- (1) 可分解性 $\delta(x, y) = \delta(x) \delta(y)$
- (2) 卷积性 $\iint_{-\infty}^{+\infty} \delta(x - \xi, y - \eta) f(\xi, \eta) d\xi d\eta = f(x, y)$
- (3) 筛选性 $\iint_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \delta(x - x_0, y - y_0) dx dy = f(x_0, y_0)$
- (4) 偶数性 $\delta(x - x_0) = \delta(x_0 - x)$
- (5) 比例性 $\delta(ax) = \frac{1}{|a|} \delta(x)$

一幅图像由像素组成,每个像素可看做一个点光源,所以图像 $f(x, y)$ 上任意一点 (x_0, y_0) 的亮度或灰度可以写成 $f(x, y) \delta(x - x_0, y - y_0)$ 。

2.3 傅里叶变换

二维函数 $f(x, y)$ 的傅里叶变换定义为