

大连理工大学

硕士学位论文

运动模糊图像的判定与恢复

姓名：马明

申请学位级别：硕士

专业：光学工程

指导教师：胡家升

20061201

摘 要

图像在形成、传输和记录过程中,由于受多种因素的影响,其质量会有所下降。引起图像退化的因素有很多,如大气湍流效应、传感器的非线性、光学系统的像差、成像设备与物体之间的相对运动等。图像恢复是指去除或减轻在获取数字图像过程中发生的图像质量下降(退化),它是图像处理中重要而又富有挑战性的研究内容。本文讨论被摄物与相机之间的相对运动造成的运动模糊图像的恢复问题,目的是精确鉴别出运动模糊方向和尺度,用估计出的点扩展函数对模糊图像进行恢复以便得到趋向于原始图像的恢复图像。

本文提出的方法是由运动模糊图像本身估计系统的点扩散函数。在摄取图像的短暂曝光时间内,造成图像模糊的运动可近似作为匀速直线运动处理。而匀速直线运动模糊是动态情况下的一种典型模糊,因为变速的、非直线的运动在某些条件下可以看成是匀速的、直线运动的合成结果。将原始图像视为各向同性的一阶马尔科夫过程,利用双线性插值和构造出的 3×3 方向微分乘子,采用“先粗后细”的方法,粗略确定运动模糊方向范围后,再高精度鉴别其具体数值。再将模糊图像旋转 to 水平轴,则二维问题简化为一维问题。利用模糊图像的模糊度内的像素点之间的相关性估计模糊尺度。有了运动模糊方向和尺度这两个参数后就得到了点扩散函数,然后可用滤波的方法恢复出原始图像。

本文所提出的运动模糊方向的鉴别方法计算量小,精度高,所用的运动模糊尺度鉴别方法,不仅适用于匀速运动模糊尺度鉴别,也适用于振动、加速运动等变速直线运动的模糊尺度鉴别,而且具有高精度及很强的抗噪声干扰能力。上述算法较传统算法有所改进,图像恢复效果较为理想。进一步的研究将探索它们更好的改进算法,使其更加快速和高效。

关键词: 运动模糊; 模糊方向; 模糊尺度; 点扩散函数

Identification and Restoration of Motion-blurred Image

Abstract

During generation, transportation and recording, the image quality will be decreased due to the influences, such as the atmosphere turbulence, the non-linearity of the sensors, the phase difference of an optical system and the relative motion between camera and object and so on. Restoration of a blurred image is a very challenging and important job of digital image processing. It aims to recover image from a degradation state and to make the processed image as informative as possible to the original image.

A method proposed here is employed to identify the decisive parameters, such as the motion blur direction and the blur extent. The direction of the motion can be dealt with as unchanged during a short exposing time. Uniform linear motion blur is a common kind of blur in motion, because the motion of a changed speed and a non-linearity can be regarded as a composed result of a uniform linear motion. It is assumed that the original image obeys isotropy Markov process with rank one. This paper proposes an efficient identification approach for motion-blurred direction from motion blurred image with a constructed 3×3 directional differentiation matrix and directional differentiation using bilinear interpolation. A proper choice of differentiation and the method of "first identify cursorily and then carry out the refined identification" can help to identify the direction of the motion, well then, the blurred image can be rotated to a horizontal axis and the image restoration can be made out easily in one dimension. A correlation function between the pixels in the blur extent of a blurred image is applied to calibrate the blur extent. With these two parameters (the motion-blurred direction and the blur extent), we can get the PSF (point spread function) and complete the restoration by filters.

The blur direction identification method in this paper has a smaller calculational quantity and higher precision. And the blur extent identification method does work not only for uniform motion blurred image, but also for accelerated motion or vibration blurred image. It can work out with a high precision result even the motion blurred image is corrupted with noises. All the algorithms proposed in this paper are improved by contrast with basic algorithms. Further research to explore a faster and more efficient algorithm of digital image restoration will be a promising job.

Key Words: Motion Blur; Blur Direction; Blur Extent; Point Spread Function

独创性说明


作者郑重声明：本硕士学位论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得大连理工大学或者其他单位的学位或证书所使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的贡献均已在论文中做了明确的说明并表示了谢意。

作者签名：  日期： 2007.1.8

大连理工大学学位论文版权使用授权书

本学位论文作者及指导教师完全了解“大连理工大学硕士、博士学位论文版权使用规定”，同意大连理工大学保留并向国家有关部门或机构送交学位论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权大连理工大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，也可采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编学位论文。

作者签名:  _____

导师签名:  _____

2006 年 12 月 29 日

1. 绪论

1.1 课题的目的与意义

数字图像处理技术起源于 20 世纪 20 年代,当时采用了数字压缩技术使用海底电缆从英国伦敦到美国纽约传输了一幅照片。就 1920 年的技术水平来看,如果图像不被压缩,传输它需要一星期的时间,而压缩后只用了 3 小时。1964 年美国的喷气推进实验室处理了太空船“徘徊者七号”发回的月球照片,这标志着第三代计算机问世后数字图像处理概念开始得到应用。其后,数字图像处理技术发展迅速,目前已成为工程学、计算机科学、信息科学、统计学、物理学、化学、生物学、医学甚至是社会科学等领域学习和研究的对象。如今图像处理技术已经给人类带来了巨大的经济和社会效益。不久的将来它不仅在理论上会有更深入的发展,在应用上亦是科学研究、社会生产乃至人类生活中不可缺少的强有力工具。

图像恢复是图像处理中的重要研究内容,它的主要目的是改善图像质量。当给定了一幅退化了的或者是受到噪声污染了的图像后,利用退化现象的某种先验知识来恢复原始图像是图像复原处理的基本过程。可能的退化原因有光学系统中的衍射、传感器非线性畸变、光学系统的像差、摄影胶片的非线性、大气湍流的扰动效应、图像运动造成的模糊以及几何畸变等等。噪声干扰可以由电子成像系统传感器、信号传输过程或者胶片颗粒性造成。各种退化图像的复原都可归结为一种过程,具体的说就是把退化模型化,并且采用相反的过程进行处理,以便恢复出原始图像。

天文成像领域是数字图像恢复技术在工程界的一个重要应用。一方面,对地面上的成像系统来说,由于受到射线及大气的影响,会造成图像退化;另一方面,对在太空中的成像系统来说,由于宇宙飞船的速度远远快于相机快门的速度而造成了运动模糊;此外,噪声的影响也不可忽略。因此,必须对所得到的图像进行处理才能尽可能恢复其本来面目。

数字图像恢复技术在医学领域中也有重要的作用。首先是滤除 X 射线照片等的胶片颗粒噪声和磁共振成像系统的加性噪声;其次是在定量的自体放射照相术中的应用,可以大大提高分辨率(有时可以提高 60%),以便于更好的研究大脑中药物的扩散及细胞的吸收情况。

在军事公安领域,如巡航导弹地形识别,雷达的地形侦察,指纹自动识别,人像、印章的鉴定识别,过期档案文字的识别等,都与图像复原技术密不可分。

随着提高编码率等技术的发展,认为图像缺陷(如方块效应)成为一个明显的问题。特别是对某些特殊的应用,如移动视频通信,由于带宽的限制,要求压缩比高,若解压后不进行一些后处理,会存在非常明显的方块效应。早先我们利用一些图像增强技术来解决上述问题,该技术能在一定程度上消除上述压缩效应,但这种简单的处理并不能从根本上解决问题,尤其是当情况比较复杂时,如编码前的图像为有噪声的图像(而这种情况在实际中经常遇到)或在编、解码过程中引入噪声等,仅仅利用上述图像增强算法根本不能有效地解决问题,这时就需要借助图像复原技术。

宽带通信技术的发展,电视电话、远程诊断等都将进入我们的生活,而所有这些技术发展都将高度依赖于图像质量的提高,因此,图像复原技术更显得至关重要^[1]。

1.2 国际国内研究发展和现状

在六十年代中期,去卷积(逆滤波)开始被广泛地应用于数字图像恢复。Nathan 用二维去卷积的方法来处理由漫游者、探索者等外星探索发射器得到的图像^[2]。在同一个时期,Harris 采用 PSF(Point Spread Function)的解析模型对望远镜图像中由于大气扰动所造成的模糊进行了去卷积处理^[3],Mcglamery 则是采用了由实验室确定的 PSF 来对大气扰动去卷积^[4]。从此以后,去卷积就成了图像恢复的一种标准技术。但是这种方法对于噪声很敏感,在噪声较大的情况下,图像恢复的效果不明显。

考虑大部分图像中,邻近的像素是高度相关的,同时为了减少噪声的干扰,Helstrom 采用最小均方误差估计方法,提出了维纳滤波器^[5]。Slepian 将维纳滤波推广用来处理随机 PSF 的情况^[6](例如大气扰动引起的)。其后,Pratt 和 Habibi 提出了提高维纳滤波计算速度的方法^[7,8]。但是维纳滤波只是在最小均方意义下的最优方法,针对某个具体图像,它不一定是恢复图像的最好方法。后来 Canon 提出了功率谱均衡滤波器^[9],它和维纳滤波器类似,但是在某些情况下,它的恢复性能优于维纳滤波器^[10]在轻微模糊和适度噪声条件下,Andrews 和 Hunt 对逆滤波器、维纳滤波器进行了对比研究^[11]。其结果表明:在上述条件下,采用去卷积(逆滤波)效果较差;而维纳滤波器会产生超过人眼所希望的严重的低通滤波效应。Andrews 和 Hunt 提出一种基于线性代数的图像恢复方法^[12,13]。它为恢复滤波器的数值计算提供了一个统一的设计思路。这种方法可以适用于各种退化图像的复原,但是由于涉及到的向量和矩阵尺寸都非常大,因此线性代数方法可能无法给出一种高效的实现算法。

对于随空间改变的模糊,一种直接而且有效的恢复方法是坐标变换恢复。其思想就是通过对退化图像进行几何变换,使得到的模糊函数具有空间不变性。然后采用普通的空不变恢复方法对其进行恢复,再用一个和先前几何变换相反的逆变换将模糊图像恢

复为原始图像。利用这种方法,Rabbins 和 Huang 对彗星图像进行了处理^[14]。Sawchuk 研究了由于非线性运动、像散和像场弯曲造成的退化图像。对于这些随空间变化的退化图像,在所需的几何变换已知的情况下,恢复是相当有效的。

由于许多模糊图像系统实际上是非线性系统,把非线性系统简化为线性系统,采用线性恢复方法,虽然减少了计算量而便于实现,但是在某些情况下,恢复出来的图像效果不是很好,于是人们就提出了非线性图像恢复技术,其中最著名的就是 EM(Expectation Maximization)算法。EM 算法最初是由几个不同的研究者提出的,后来 Dempster 把他们的思想进行了总结,把相应的算法命名为 EM 算法,并且证明了它的收敛性^[15]。从此以后,EM 算法就在不同领域中得到了广泛的发展,其中一个重要的应用领域就是图像恢复。EM 算法不一定收敛到全局最优,但是却能稳定的收敛到局部最优,它的最大缺点就是计算量太大。1974 年 Besag 把马尔科夫场(Markov)引入到图像处理领域中,目前已经在图像恢复、分类、分割等方面得到了广泛应用。马尔科夫场本质上是一个条件概率模型,结合贝叶斯准则,把问题归结为求解模型的最大后验概率估计,进而转化为求解最小能量函数的优化组合问题。Zhou 第一个把 HNN(Hopfield Neural Network)应用到模糊图像恢复中,他提出了一种叫 ZCVJ 算法,该算法可以保证 HNN 收敛的稳定性^[16]。但是这种方法的收敛时间比较长。后来 Paik 和 Katsaggelos 提出了改进的 MHNN(Modified Hopfield Neural Network)进行灰度图像恢复^[17]。2000 年, Galatsanos, Mesarovic, Katsaggelos 等人在已知部分模糊图像信息的情况下,提出用条件贝叶斯的 EA(Evidence Analysis)算法进行模糊图像的盲恢复^[18],它的本质也是一种迭代算法,计算量也是非常大的。

M.Cannon 等^[19,20]利用匀速直线运动模糊图像对应的频域上有周期性的零值条纹且运动方向与零值条纹方向相垂直的特点从模糊图像中估计出运动模糊方向和尺度,但该方法仅局限于匀速直线运动,不适合于加速运动和振动且抗噪能力较弱。邹谋炎提出的“误差——参数分析法”^[21],解决了抗噪能力较弱的问题,但是从其所给出的鉴别曲线来看,真值附近那段曲线较平坦,不利于准确鉴别,且该方法计算量很大。鉴别模糊尺度可以根据原始图像中一目标点或在均匀图像背景中的锐化边缘在运动模糊图像中的亮度分布情况进行估计,但其所要求的特征在实际图像的恢复中几乎是不能满足的。还可以根据自回归模型和假设的高斯白噪声,应用最大领域标准 ML(Maximum Likelihood)估计^[22],但这种方法只适用于一般的对称点扩展函数,其限制是 ML 方法不能决定点扩展函数的相位。另外还可以沿运动方向对模糊图像求方向导数,得到一正一负两个原始图像的叠加像,两者的距离就是模糊尺度^[23]。但这种方法误差较大,只用于目测模糊尺度。

1.3 论文的内容与基本结构

将原始图像视为各向同性的一阶马尔科夫过程，利用双线形插值，固定并适当选取方向微分的微元大小，构造出 3×3 方向微分乘子。采用“先粗后细”的方法，粗略确定运动模糊方向范围后，再高精度鉴别其具体数值。将模糊图像旋转到水平轴，则二维问题简化为一维问题。此法具有鉴别精度高，计算量小的特点。在水平轴上对旋转后的模糊图像进行一阶微分，求此方向上微分图像的自相关，将所得图像的各列加起来，得到一条鉴别曲线。曲线的零频尖峰两侧，会对称的出现一对共轭的负相关峰，峰间距离即为运动模糊尺度的两倍。有了运动模糊方向和尺度这两个参数后就得到了点扩散函数，然后可用滤波的方法恢复出原始图像。

本文在第一章的绪论中重点介绍了开展本课题研究的目的和意义、运动模糊图像恢复的发展现状以及存在的问题。第二章主要介绍用于图像恢复的基本理论，包括数字图像的特点、系统传递函数 H 和模糊图像的退化模型。第三章首先介绍了改进的鉴别运动模糊方向的方向微分法，然后利用模糊带中像素的自相关性鉴别模糊尺度。第四章介绍了经典恢复方法、图像的噪声与处理及恢复图像的评价函数。在第五章中，通过计算机仿真实验，证明了本文改进的运动模糊参数鉴别法及恢复法的有效性。结论主要是对前面工作的总结和今后的工作计划。

2 图像恢复的理论基础

2.1 图像的数字化的

图像对我们并不陌生,它是用各种观测系统以不同形式和手段观测客观世界而获得的,可以直接或间接作用于人眼并进而产生知觉的实体。人的视觉系统就是一个观测系统,通过它得到的图像就是客观景物在人心目中形成的影像。

我们生活在一个信息时代,科学研究和统计表明人类从外界获得的信息约有 75% 来自视觉系统,也就是从图像中获得的。这里图像的含义是广义的,例如照片、绘图、动画、视像等等。图像中带有大量的信息,“百闻不如一见”和“一图值千字”都说明了这个事实。

客观世界在空间上是三维(3-D)的,但一般从客观景物得到的图像是二维(2-D)的。一幅图像可以用一个二维数组 $f(x,y)$ 来表示,这里 x 和 y 表示二维空间 XY 中一个坐标点的位置,而 f 则代表图像在点 (x,y) 的某种性质 F 的数值。例如常用的图像一般是灰度图,这时 f 表示灰度值,它常对应客观景物被观察到的亮度。需要指出,我们一般是根据图像内不同性质来利用图像的。

一幅图像必须要在空间和灰度上都离散化才能被计算机处理。空间坐标的离散化叫做空间采样,而灰度的离散化叫做灰度量化。早期英文书籍里一般采用 picture 代表图像,随着数字技术的发展,现都用 image 代表离散化了的数字图像。图像中每个基本单元叫做图像元素,简称像素(Picture Element)。对 2-D 图像,英文里常用 pixel 代表像素。如果采集一系列的 2-D 图像或利用一些特殊设备还可得到 3-D 图像。对 3-D 图像,英文里常用 voxel 代表其基本单元,简称体素(Volume Element)。

假设用在一个 $M \times N$ 数组中等距的采样来近似一幅连续图像 $f(x,y)$, 即:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \cdots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \cdots & f(1,M-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \cdots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

其中每一个元素是一个离散变量。等式 2.1 的右边代表我们常说的数字图像,数组中的每个元素即对应像素。

现在我们用更正式的数学语言来描述采样和量化。用 Z 和 R 分别代表实整数集和实数集。采样过程可看作将图像平面划分成网格,每个网格中心点的位置由一对迪卡尔坐标所决定,他们是所有有序元素对 (a,b) 的集合,其中 a 和 b 是属于 Z 的整数。如果 x 和

y 是 Z 中的整数, $f(\cdot)$ 是给点对 (x, y) 赋予灰度值 (一个 R 中的实数) 的函数, 那么 $f(x, y)$ 就是一幅空间数字化的图像。这个赋值过程就是前面所说的量化过程。如果灰度值也是整数 (本文中都是这样), 即 Z 代替了 R , 那么 $f(x, y)$ 就是一幅数字图像, 且是坐标和灰度值都是整数的 2-D 函数。

以上讨论的数字化过程需要确定图像尺寸 M , N 和每个像素所具有的离散灰度级数 G (不同灰度值的个数)。数字图像处理中一般将这些量取为 2 的整数幂, 即:

$$M = 2^m \quad (2.2)$$

$$N = 2^n \quad (2.3)$$

$$G = 2^k \quad (2.4)$$

我们假设这些离散灰度级是均匀分布在 0 和 L 之间。从式 2.2 到式 2.4 可得到储存一幅数字图像所需的位数 b (单位是 bit):

$$b = M \times N \times k \quad (2.5)$$

如果 $M = N$ (以下我们一般都假设 $M = N$), 则:

$$b = N^2 k \quad (2.6)$$

储存一幅数字图像所需的比特数常很大。例如一幅 128×128 , 64 个灰度级的图像要 98304bit 来储存, 而一幅 512×512 , 256 个灰度级的图像需要 2097152bit 来储存。

因为式 2.1 是对连续图像的一个近似, 所以常会产生这样的问题: 为达到较好的近似, 需要多少个采样和灰度级呢? 我们常说的图像分辨率 (区分细节的程度) 是与这两个参数紧密相关的。从理论上讲, 这两个参数越大, 离散数组与原始图像就越接近。但从实际出发, 式 2.5 明确指出储存和处理的需求将随 N , M 和 k 的增加而迅速增加, 所以采样量和灰度级数不能太大^[24]。

针对现有的实际应用, 数字图像处理具有以下特点:

(1) 信息量大, 要求处理速度比较快。目前, 数字图像处理的信息大多是二维信息, 处理信息量很大。比如一幅 256×256 低分辨率的黑白图像, 要求约 64Kbit 的数据量; 对高分辨率彩色 512×512 图像, 则要求 256Kbit 数据量; 如果要处理 30 帧/s 的视频图像, 则每秒要求处理 500Kbit~22.5Mbit 数据量。因此对计算机的计算速度、存储容量等要求较高。

(2) 占用频带较宽。与语音信息相比, 数字图像占用的频带要大几个数量级。如电视图像的带宽约 56MHz, 而语音带宽仅为 4kHz 左右。所以数字图像在成像、传输、存储、处理和显示等各个环节的实现上, 技术难度较大, 成本高, 且对频带压缩技术提出了更高的要求。

(3) 数字图像中各个像素间的相关性强, 压缩潜力大。在图像画面上, 经常有很多像素有相同或接近的灰度。就电视画面而言, 同一行中相邻两个像素或相邻两行间的像素, 其相关系数可达 0.9 以上。一般而言, 相邻两帧之间的相关性比帧内相关性还要大。因此, 图像处理中的信息压缩潜力巨大。

(4) 图像质量评价受主观因素影响。数字处理后的图像一般需要给人观察和评价, 而人的视觉系统很复杂, 受环境条件、视觉性能、人的情绪、爱好以及知识状况影响很大, 因此评价结果受人的主观因素影响较大。为此, 如何客观评价图像质量还有待进一步深入的研究。另外, 计算机视觉是模仿人的视觉, 人类的感知原理必然严重影响计算机视觉的研究。

(5) 图像处理技术综合性强。数字图像处理技术中涉及的基础知识和专业技术相当广泛, 通常涉及通信技术、计算机技术、电子技术、电视技术以及更多的数学、物理等方面的基础知识。例如, 图像编码的理论基础是信息论和抽象数学的结合, 而图像识别则需要掌握随机过程和信号处理方面的知识。此外, 不少课题还需要更加专业的知识, 如小波变换、神经网络、分形理论等^[25]。

2.2 系统 H 的基本定义

图像恢复处理的关键问题在于建立退化模型, 用数学方法描述图像时, 最普遍的数学表达式为 $I = f(x, y, z, \lambda, t)$ 。这样一个表达式可以代表一幅活动的、彩色的立体电视图像。当研究的是静止的、单色的、平面的图像时, 其数学表达式就简化为 $I = f(x, y)$ 。基于这样的数学表达式, 可建立的退化模型如图 2.1 所示。可见, 一幅纯净的图像 $f(x, y)$ 是由于通过了一个系统 H 及加入外来加性噪声 $n(x, y)$ 而使其退化为一幅模糊图像 $g(x, y)$ 的。

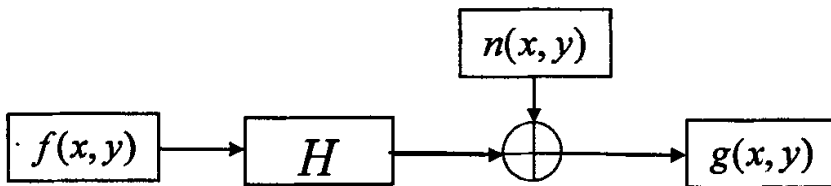


图 2.1 图像退化模型

Fig. 2.1 Model of degenerated image

图像复原可以看成是一个估计过程。如果已经给出了退化图像 $g(x, y)$ 并估计出系统参数 H , 从而可近似的恢复 $f(x, y)$ 。这里, $n(x, y)$ 是一种统计性质的信息。复原处理

的关键在于对系统 H 的基本了解。一般而言，系统是某些元件或部件以某种方式构造而成的整体。系统本身所具有的某些特性就构成了通过系统的输入信号和输出信号的某种联系。

系统的分类方法很多。例如，系统可分为线性系统和非线性系统；时变系统和非时变系统；集中参数系统和分布参数系统；连续系统和离散系统等。

线形系统就是具有均匀性和相加性的系统。对于图 2.1 所示的系统来说，可表示成下式：

$$g(x, y) = H[f(x, y)] + n(x, y) \quad (2.7)$$

如果不考虑加性噪声 $n(x, y)$ 的影响，即令 $n(x, y) = 0$ 时，则有

$$g(x, y) = H[f(x, y)] \quad (2.8)$$

如果输入信号为 $f_1(x, y)$ ， $f_2(x, y)$ ，对应的输出信号为 $g_1(x, y)$ ， $g_2(x, y)$ ，通过系统后有下式成立：

$$\begin{aligned} H[k_1 f_1(x, y) + k_2 f_2(x, y)] &= H[k_1 f_1(x, y)] + H[k_2 f_2(x, y)] \\ &= k_1 g_1(x, y) + k_2 g_2(x, y) \end{aligned} \quad (2.9)$$

那么，系统 H 是一个线性系统。其中 k_1 ， k_2 为常数。假设 $k_1 = k_2 = 1$ ，则

$$\begin{aligned} H[f_1(x, y) + f_2(x, y)] &= H[f_1(x, y)] + H[f_2(x, y)] \\ &= g_1(x, y) + g_2(x, y) \end{aligned} \quad (2.10)$$

式 2.9 及式 2.10 说明，如果 H 为线性系统，那么两个输入之和的响应等于两个响应之和。显然，线性系统的特性为求解多个激励情况下的输出响应带来很大方便。

如果一个系统的参数不随时间变化，则称为时不变系统或非时变系统。否则，就称该系统为时变系统。与此概念相对应，对于二维函数来说，如果

$$H[f(x - \alpha, y - \beta)] = g(x - \alpha, y - \beta) \quad (2.11)$$

则 H 是空间不变系统或称为位置不变系统，式中的 α 和 β 分别是空间位置的位移量。这说明了图像中任一点通过该系统的响应只取决于在该点的输入值，而与该点的位置无关。

由上述基本定义可见，如果系统 H 符合式 2.9 和式 2.11，那么该系统就是线性的和空间位置不变的系统。在图像复原处理中，尽管非线性和空间变化的系统模型更具有普遍性和准确性。但是，它却给处理工作带来巨大的困难，它常常没有解或者很难用计算机来处理。因此，在图像复原处理中，往往用线性和空间不变性的系统模型加以近似。这种近似的优点是使线性系统理论中的很多理论可直接用于图像复原问题的解决，所以图像复原处理特别是数字图像复原处理主要采用线性的，空间不变的复原技术。

2.3 模糊图像的退化模型

2.3.1 连续退化模型

在线性系统理论中,曾定义了单位冲激信号 $\delta(t)$ 。它是一个振幅在原点以外所有时刻为零,在原点处振幅为无限大、宽度无限小,面积为1的窄脉冲。其时域表达式为

$$\begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} \delta(t) dt = 1 & t = 0 \\ \delta(t) = 0 & t \neq 0 \end{cases} \quad (2.12)$$

如果冲激信号 $\delta(t)$ 有一个 t_0 时刻的延迟,那么

$$\begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} \delta(t-t_0) dt = 1 & t = t_0 \\ \delta(t-t_0) = 0 & t \neq t_0 \end{cases} \quad (2.13)$$

冲激信号的一个重要特性是取样特性。由于 $\delta(t)$ 除了 $t=0$ 外其他值均为零,所以有

$$\int_{-\infty}^{\infty} \delta(t) f(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} \delta(t) f(0) dt = f(0) \int_{-\infty}^{\infty} \delta(t) dt = f(0) \quad (2.14)$$

同理,当 $t=t_0$ 时有

$$\int_{-\infty}^{\infty} \delta(t-t_0) f(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} \delta(t-t_0) f(t_0) dt = f(t_0) \int_{-\infty}^{\infty} \delta(t-t_0) dt = f(t_0) \quad (2.15)$$

冲激函数的另外一个取样公式就是卷积取样,即

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(x-t) \delta(t) dt = f(x) \quad (2.16)$$

上述的一维时域冲激函数 $\delta(t)$ 不难推广到二维空间域中。如果推广至二维空间,那么可定义 $\delta(x-\alpha, y-\beta)$ 为有延迟的冲激函数。显然,可以把 $f(x, y)$ 写成下式形式:

$$f(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) \delta(x-\alpha, y-\beta) d\alpha d\beta \quad (2.17)$$

根据 $g(x, y) = H[f(x, y)] + n(x, y)$ 的关系,如果令 $n(x, y) = 0$,则有下列式成立:

$$g(x, y) = H[f(x, y)] = H\left[\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) \delta(x-\alpha, y-\beta) d\alpha d\beta\right] \quad (2.18)$$

由于 H 是线性算子,所以

$$\begin{aligned} g(x, y) &= H[f(x, y)] \\ &= H\left[\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) \delta(x-\alpha, y-\beta) d\alpha d\beta\right] \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} Hf(\alpha, \beta) \delta(x-\alpha, y-\beta) d\alpha d\beta \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) H\delta(x-\alpha, y-\beta) d\alpha d\beta \end{aligned} \quad (2.19)$$

令 $h(x, \alpha, y, \beta) = H\delta(x - \alpha, y - \beta)$ ，则

$$g(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) h(x, \alpha, y, \beta) d\alpha d\beta \quad (2.20)$$

其中 $h(x, \alpha, y, \beta)$ 就是系统 H 的冲激响应。也就是说， $h(x, \alpha, y, \beta)$ 是系统 H 对坐标为 α, β 处的冲激函数 $\delta(x - \alpha, y - \beta)$ 的响应。在光学中，冲激为一光点，所以 $h(x, \alpha, y, \beta)$ 又称为点扩散函数。式 2.20 就是线性系统理论中非常重要的弗雷德霍姆(Fredholm)积分。它指出如果系统 H 对冲激函数的响应为已知，则对任意输入 $f(\alpha, \beta)$ 的响应可用式 2.20 求得。换句话说，线性系统 H 完全可由其冲激响应来表征。

在空间位置不变的情况下，

$$H[\delta(x - \alpha, y - \beta)] = h(x - \alpha, y - \beta) \quad (2.21)$$

在这种情况下，显然

$$g(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) h(x - \alpha, y - \beta) d\alpha d\beta \quad (2.22)$$

这说明，系统 H 加入输入信号的响应就是系统输入信号与冲激响应的卷积积分。

在有加性噪声的情况下，前述的线性退化模型可表示为

$$g(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) h(x, \alpha, y, \beta) d\alpha d\beta + n(x, y) \quad (2.23)$$

当然，在上述情况中，都假设噪声与图像中的位置无关。式 2.23 就是我们主要研究的连续函数的退化模型。

2.3.2 离散退化模型

连续函数的退化模型是由输入函数 $f(\alpha, \beta)$ 和点扩散函数相乘后再积分来表示的。如果把 $f(\alpha, \beta)$ 和 $h(x - \alpha, y - \beta)$ 进行均匀取样后就可引申出离散的退化模型。为了研究离散的退化模型，不妨用一维函数来说明基本概念，然后再推广至二维情况。

假设有两个函数 $f(x)$ 和 $h(x)$ ，它们被均匀取样后分别形成 A 维和 B 维的阵列。在这种情况下， $f(x)$ 变成在 $x = 0, 1, 2, \dots, A-1$ 范围内的离散变量， $h(x)$ 变成在 $x = 0, 1, 2, \dots, B-1$ 范围内的离散变量。由此，连续函数退化模型中的连续卷积关系就演变为离散卷积关系。

如果 $f(x)$ 和 $h(x)$ ，都是具有周期为 N 的序列，那么，它们的时域离散卷积可定义为下式之形式：

$$g(x) = \sum_m f(m)h(x - m) \quad (2.24)$$

显然, $g(x)$ 也是具有周期 N 的序列。周期卷积可用常规卷积法计算, 也可用卷积定理进行快速卷积计算。

如果 $f(x)$ 和 $h(x)$ 均不具备周期性, 则可以用延拓的方法使其成为周期函数。为了避免折叠现象, 可以令周期 $M \geq A+B-1$, 使 $f(x)$ 、 $h(x)$ 分别延拓为下列离散阵列:

$$f_e(x) = \begin{cases} f(x) & 0 \leq x \leq A-1 \\ 0 & A-1 < x \leq M-1 \end{cases} \quad (2.25)$$

$$h_e(x) = \begin{cases} h(x) & 0 \leq x \leq B-1 \\ 0 & B-1 < x \leq M-1 \end{cases} \quad (2.26)$$

这样延拓后, 可得到一个离散卷积退化模型:

$$g_e(x) = \sum_{m=0}^{M-1} f_e(m) h_e(x-m) \quad (2.27)$$

式中 $x=0,1,2,\dots,M-1$ 。显然, $g_e(x)$ 的周期也是 M 。经过这样的延拓处理, 一个非周期的卷积问题就变成周期卷积问题了。因此也就可以用快速卷积法进行运算了。

如果用矩阵来表示上述离散退化模型, 可写成下式之形式:

$$[g] = [H][f] \quad (2.28)$$

其中,

$$[f] = \begin{bmatrix} f_e(0) \\ f_e(1) \\ \vdots \\ f_e(M-1) \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

$$[g] = \begin{bmatrix} g_e(0) \\ g_e(1) \\ \vdots \\ g_e(M-1) \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

$$[H] = \begin{bmatrix} h_e(0) & h_e(-1) & h_e(-2) & \cdots & h_e(-M+1) \\ h_e(1) & h_e(0) & h_e(-1) & \cdots & h_e(-M+2) \\ h_e(2) & h_e(1) & h_e(0) & \cdots & h_e(-M+3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_e(M-1) & h_e(M-2) & h_e(M-3) & \cdots & h_e(0) \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

$[H]$ 是 $M \times M$ 阶矩阵, 由于 $h_e(x)$ 具有周期性, 所以 $h_e(x) = h_e(M+x)$, 利用这一性质, 式 2.31 又可以写成下式形式:

$$[H] = \begin{bmatrix} h_e(0) & h_e(M-1) & h_e(M-2) & \cdots & h_e(1) \\ h_e(1) & h_e(0) & h_e(M-1) & \cdots & h_e(2) \\ h_e(2) & h_e(1) & h_e(0) & \cdots & h_e(3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_e(M-1) & h_e(M-2) & h_e(M-3) & \cdots & h_e(0) \end{bmatrix} \quad (2.32)$$

由于 $h_e(x)$ 的周期性, $[H]$ 为一个循环矩阵。

上述基本模型不难推广至二维情况。如果给出 $A \times B$ 大小的数字图像以及 $C \times D$ 大小的点扩散函数, 可首先作成大小为 $M \times N$ 的周期延拓图像, 即:

$$f_e(x, y) = \begin{cases} f(x, y) & 0 \leq x \leq A-1 \\ & 0 \leq y \leq B-1 \\ 0 & A < x \leq M-1 \\ & B < y \leq N-1 \end{cases} \quad (2.33)$$

$$h_e(x, y) = \begin{cases} h(x, y) & 0 \leq x \leq C-1 \\ & 0 \leq y \leq D-1 \\ 0 & C < x \leq M-1 \\ & D < y \leq N-1 \end{cases} \quad (2.34)$$

这样延拓后, $f_e(x, y)$ 和 $h_e(x, y)$ 分别称为二维周期函数。它们在 x 和 y 方向上的周期分别为 M 和 N 。由此得到二维退化模型为一个二维卷积形式:

$$g_e(x, y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f_e(m, n) h_e(x-m, y-n) \quad (2.35)$$

其中, $x=0, 1, 2, \dots, M-1$; $y=0, 1, 2, \dots, N-1$, 卷积函数 $g(x, y)$ 也为周期函数, 其周期与 $f_e(x, y)$ 和 $h_e(x, y)$ 一样。为避免重叠, 同样要按下式规则延拓:

$$M \geq A+C-1 \quad N \geq B+D-1 \quad (2.36)$$

式 2.35 的模型同样可用矩阵来表示:

$$[g] = [H][f] \quad (2.37)$$

其中 $[g]$, $[f]$ 代表 MN 维列向量。这些列向量是由 $M \times N$ 维的函数矩阵 $[f_e(x, y)]$, $[g_e(x, y)]$ 的各行堆积而成的。例如, $[f]$ 的第一组 N 个元素是 $[f_e(x, y)]$ 的第一行元素, 第二组 N 个元素是由 $[f_e(x, y)]$ 的第二行元素得到的等等。因此, 式 2.37 中的 $[g]$ 和 $[f]$ 是 MN 维向量矩阵, 即 $[g]$, $[f]$ 为 $(MN) \times 1$ 维矩阵。而 $[H]$ 为 $MN \times MN$ 维矩阵, 即

$$[H] = \begin{bmatrix} [H_0] & [H_{M-1}] & [H_{M-2}] & \cdots & [H_1] \\ [H_1] & [H_0] & [H_{M-1}] & \cdots & [H_2] \\ [H_2] & [H_1] & [H_0] & \cdots & [H_3] \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ [H_{M-1}] & [H_{M-2}] & [H_{M-3}] & \cdots & [H_0] \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

每个部分 $[H_j]$ 是由延拓函数 $h_e(x, y)$ 的 j 行构成的, 构成方法如下式:

$$[H_j] = \begin{bmatrix} h_e(j, 0) & h_e(j, N-1) & h_e(j, N-2) & \cdots & h_e(j, 1) \\ h_e(j, 1) & h_e(j, 0) & h_e(j, N-1) & \cdots & h_e(j, 2) \\ h_e(j, 2) & h_e(j, 1) & h_e(j, 0) & \cdots & h_e(j, 3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_e(j, N-1) & h_e(j, N-2) & h_e(j, N-3) & \cdots & h_e(j, 0) \end{bmatrix} \quad (2.39)$$

这里 $[H_j]$ 是一个循环矩阵, $[H]$ 的分块 $[H_j]$ 的下标也是循环方式标注。因此, $[H]$ 是一个分块循环矩阵。

一个更加完善的退化模型应加上噪声项。所以离散退化模型的完整形式如下式所示:

$$g_e(x, y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f_e(m, n) h_e(x-m, y-n) + n_e(x, y) \quad (2.40)$$

其矩阵形式如下:

$$[g] = [H][f] + [n] \quad (2.41)$$

其中, $[n]$ 也是 MN 维列向量。上述离散退化模型都是在线性的空间不变的前提下推出的。目的是在给定了 $g(x, y)$, 并且知道 $h(x, y)$ 和 $n(x, y)$ 的情况下, 估计出理想的原始图像 $f(x, y)$ 。但是, 要想从式 2.41 得到 $f(x, y)$ 。对于实用大小的图像来说, 处理工作是十分艰巨的。例如, 对于一般精度的图像来说, $M = N = 512$, 此时 $[H]$ 的大小为 $MN \times MN = (512)^2 \times (512)^2 = 262144 \times 262144$ 。因此, 要直接得到 $[f]$ 则需要求解 262144 个联立方程组。其计算量之浩大是不难想像的。为了解决这样的问题, 必须研究一些简化算法, 由于 $[H]$ 的循环性质, 使得简化运算得以实现。

当 $k = 0, 1, \dots, M-1$ 时, 循环矩阵 $[H]$ (设为 $M \times M$) 的本征矢量和本征值分别为:

$$w(k) = [1 \quad \exp(j \frac{2\pi}{M} k) \quad \cdots \quad \exp(j \frac{2\pi}{M} (M-1)k)]^T \quad (2.42)$$

$$\lambda(k) = h_e(0) + h_e(M-1) \exp(j \frac{2\pi}{M} k) + \cdots + h_e(1) \exp(j \frac{2\pi}{M} (M-1)k) \quad (2.43)$$

将 H 的 M 个本征矢量组织一个 $M \times M$ 的矩阵 W ($W = [w(0) \ w(1) \ \dots \ w(M-1)]$) 这里各 w 的正交性保证了 W 的逆矩阵存在, 而 W^{-1} 的存在保证了 W 的列 (即 H 的本征矢量) 是线性独立的。这样可把 H 写成:

$$H = WDW^{-1} \quad (2.44)$$

这里 D 是一个对角矩阵, 其元素正是 H 的本征值, 即 $D(k, k) = \lambda(k)$

把式 2.44 代入 2.41, 并同乘 W^{-1} 得到:

$$W^{-1}g = DW^{-1}f + W^{-1}n \quad (2.45)$$

其中, W^{-1} 是 $MN \times MN$ 矩阵, D 是 $MN \times MN$ 对角矩阵。式 2.45 左边为 $MN \times 1$ 的矢量, 它的元素可记为: $G(0,0), G(0,1), \dots, G(0, N-1); G(1,0), G(1,1), \dots, G(1, N-1); \dots; G(M-1,0), G(M-1,1), \dots, G(M-1, N-1)$ 。现考虑 $u=0,1,\dots,M-1, v=0,1,\dots,N-1$, 则以下各式成立:

$$G(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} g_e(x, y) \exp \left[-j2\pi \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right] \quad (2.46)$$

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f_e(x, y) \exp \left[-j2\pi \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right] \quad (2.47)$$

$$N(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} n_e(x, y) \exp \left[-j2\pi \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right] \quad (2.48)$$

$$H(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} h_e(x, y) \exp \left[-j2\pi \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right] \quad (2.49)$$

D 的 MN 个对角元素可用下式表示:

$$D(k, i) = \begin{cases} MN \times H \left(\left[\frac{k}{N} \right], k \bmod N \right) & \text{如 } i = k \\ 0 & \text{如 } i \neq k \end{cases} \quad (2.50)$$

其中, $[k/N]$ 代表不超过 k/N 的最大的整数, $k \bmod N$ 代表用 N 除 k 得到的余数。

将式 2.46~ 2.49 结合起来, 并将 MN 并入 $H(u, v)$, 得到:

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) + N(u, v) \quad u=0,1,\dots,M-1; v=0,1,\dots,N-1 \quad (2.51)$$

式 2.51 表明了为解式 2.41 所代表的退化模型的大系统方程, 我们只需计算很少几个 $M \times N$ 的傅立叶变换就可以了。

2.3.3 运动模糊退化模型

在用摄像机获取景物图像时，如果在相机曝光期间景物和摄像机之间有相对运动，那么往往会使得到的照片变得模糊。这类图像模糊称为运动模糊，解决运动模糊的方法一般有两种，一是减少曝光时间，这样可以减少模糊的程度。但相机的曝光时间并不可能无限制的减小，而且随着曝光时间减小，所得图像信噪比也会减小，图像的质量就会较低，所以这种方法用途极其有限。另外一种方法就是建立运动图像的恢复模型，通过数学模型来解决图像的复原问题。这种方法具有普遍性，因而是研究解决运动模糊的主要手段。

在所有的运动模糊中，由匀速直线运动造成的模糊图像的复原问题更具有普遍性和普遍意义。因为变速的、非直线运动在某些条件下可以被分解为分段匀速直线运动。本文以下只讨论由水平匀速直线运动而产生的运动模糊。

假设图像 $f(x, y)$ 在一个平面运动，令 $x_0(t)$ 和 $y_0(t)$ 分别为在 x 和 y 方向上运动的变化分量， T 表示运动的时间。记录介质的总曝光量是在快门打开后到关闭这段时间的积分，则模糊后的图像为

$$g(x, y) = \int_0^T f[x - x_0(t), y - y_0(t)] dt \quad (2.52)$$

式中 $g(x, y)$ 为模糊后的图像，以上就是由于目标与摄像机相对运动造成的图像模糊的连续函数模型。

如果模糊图像是由景物在 x 方向上作匀速直线运动造成的，则模糊后图像任意点的值为

$$g(x, y) = \int_0^T f[x - x_0(t), y] dt \quad (2.53)$$

式中 $x_0(t)$ 是景物在 x 方向上的运动分量，若图像总的位移量为 a ，总的时间为 T ，则运动的速率为 $x_0(t) = at/T$ ，上式变为：

$$g(x, y) = \int_0^T f[x - at/T, y] dt \quad (2.54)$$

以上讨论的是连续图像，对于离散图像来说，对上式进行离散化得：

$$g(x, y) = \sum_{i=0}^{L-1} f(x - i, y) \Delta t \quad (2.55)$$

其中， L 为照片上景物移动的像素个数的整数近似值。 Δt 是每个像素对模糊产生影响的时间因子。

由此可知，运动模糊图像的像素值是原始图像相应像素值与其时间的乘积的累加。从物理现象上看，运动模糊图像实际上就是同一景物经过一系列的距离延迟后再叠加，

最终形成的图像。所以，如果我们要由一幅清晰图像模拟出水平匀速运动模糊图像，可按下式进行：

$$g(x, y) = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} f(x-i, y) \quad (2.56)$$

这样我们可以理解此运动模糊与时间无关，而只与运动模糊的距离有关，在这种条件下，使试验得到简化。因为对一幅实际的运动模糊图像，由于摄像机不同，很难知道其曝光时间和景物运动速度。

我们也可用卷积的方法模拟出水平方向匀速运动模糊，其过程可表示为：

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) \quad (2.57)$$

其中，

$$h(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{L} & 0 \leq x \leq L-1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (2.58)$$

称为模糊算子或点扩散函数，*表示卷积， $f(x, y)$ 表示原始图像， $g(x, y)$ 表示观察到的退化图像。

3 运动模糊方向与尺度的鉴别

图像恢复是图像处理中的重要研究内容，它的目的是从退化图像中重建原始图像，改善退化图像的视觉质量，在这一点上它和图像增强是类似的，所不同的是图像恢复过程需要根据图像退化的过程或现象来建立一定的图像退化模型来完成，可能的退化原因有光学系统中的衍射、传感器的非线性失真、光学系统的像差、图像运动造成的模糊以及镜头畸变等。根据这个退化模型来选取相应的恢复算法对退化图像进行恢复，可以得到满意的图像。

当被拍摄的目标和相机之间在拍摄期间存在相对运动时，例如拍摄运动的车辆、坦克、飞机或者拍摄瞬时相机抖动，就会使拍摄出来的图像变得模糊，而导致图像的质量下降。我们的目的是使模糊的图像变清晰。图像恢复的质量和可靠性通常依赖于对图像退化信息了解的确切程度。但在实际当中，造成图像退化的信息一般是不知道的，这就给恢复图像带来了一定的困难。对于运动模糊图像，如果我们能够知道模糊的方向和尺度，那么就可以得到点扩展函数，然后就可以用滤波的方法恢复和重构出原始图像。

运动模糊图像一般可以用下面的线性移不变系统进行表示：

$$g(x,y) = \iint h(x-x',y-y')f(x',y')dx'dy' + n(x,y) \quad (3.1)$$

其中， $f(x,y)$ 是原始图像， $g(x,y)$ 是相应的模糊图像， $h(x,y)$ 是系统的点扩散函数， $n(x,y)$ 是随机噪声。在运动模糊图像中，模糊尺度是指原始图像中像素点运动的轨迹范围。它对于确定系统的点扩散函数 $h(x,y)$ 有着重要意义，同时对于其它恢复方法，例如 EM 算法(Expectation-Maximization Algorithm)，也是一个非常有用的信息。Canon 对于匀速直线运动做过深入研究，利用匀速直线运动模糊图像对应的频域上有周期性的零值条纹且运动方向与零值条纹方向相垂直的特点从模糊图像中估计出运动模糊方向和尺度，但该方法仅局限于匀速直线运动，不适合于加速运动和振动且抗噪能力较弱^[26-28]。邹谋炎提出的“误差——参数分析法”，解决了抗噪能力较弱的问题，但从其所给出的鉴别曲线来看，真值附近那段曲线较平坦，不利于准确鉴别，且该方法计算量很大。维纳滤波虽然在一定程度上抑制了噪声，在最小均方意义上也达到了最优，并且在一定程度上改善了图像的质量，但是由于点扩散函数不能精确地确定，并且假设实际系统是个平稳随机过程，这和图像模糊的实际情况相差较大，所以恢复具体的运动模糊图像，效果不一定是最好的。有人提出最大后验概率 MAP(Maximum A-Posteriori)的方法恢复模糊图像和确定图像模糊参数^[29,30]，这种方法假定系统是个二维线性移不变系统，并对系统建立 AR(Autoregressive Moving)模型进行图像恢复和参数估计。但是用这种方法恢复

图像,需要进行大量的计算,不能满足快速处理的要求。Savakis 和 Trussell 提出利用图像功率谱的方法确定系统的参数,但是这种方法对噪声过于敏感,在噪声存在的情况下,效果不好^[31]。

本文所采用的方法克服了以上的不足,可比较精确的鉴别出运动的模糊方向和尺度。

3.1 运动模糊方向的鉴别

3.1.1 运动模糊方向鉴别的原理

Y. Yitzhaky^[32,33]提出,将原始图像看作是自相关及其功率谱是各向同性的一阶马尔科夫过程,运动模糊降低了运动方向上图像的高频成分,而对于其它方向上的高频成分影响较小,且方向偏离越大影响越小。如果对运动模糊图像进行方向性的高通滤波(方向微分),当滤波方向为运动模糊方向时,由于此方向模糊图像对应的高频成分最少,高通滤波(方向微分)使模糊图像能量损失最大,得到的微分图像灰度值之和必然最小。所以方向微分得到的图像灰度值之和中的最小值对应的方向即为运动模糊的方向。为了减少计算量,通过图像旋转,将运动模糊方向旋转到水平轴,从而使图像恢复问题由二维转化为一维。但是, Y. Yitzhaky 所采用的 2×2 微分乘子只能鉴别 $0 \sim 45$ 度范围内的运动模糊方向,鉴别误差比较大且总是趋向于负值。这里有个问题,从物理学角度来说,任意方向的直线运动可以分解为相互垂直的水平方向和垂直方向的独立运动,那么对于任意直线运动方向的模糊图像,我们是否可以按照先水平方向进行恢复,然后再进行垂直方向恢复呢?答案是否定的,任何直线运动造成的模糊图像,只能直接进行二维恢复,不能先进行水平方向恢复,再进行垂直方向的一维恢复。具体证明见附录。

3.1.2 运动模糊方向鉴别的具体实现

由于物体运动都有一定的惯性,在摄取图像的短暂曝光时间内,运动方向一般可认为是近似不变的。所以,运动对于图像的模糊,通常作为直线运动近似处理。在像平面中的运动模糊方向(记为 α 角,定义水平轴为 0 ,上负下正,顺时针方向增大)通常是未知的。若能由模糊图像估计出该方向,则可以通过图像旋转将模糊方向旋转到水平轴(旋转 $-\alpha$ 角),随后的运动模糊点扩散函数的估计及图像恢复工作就由二维问题转化为一维问题,大大降低了解决问题的难度,并为图像恢复的并行计算创造有利条件。

设 $g(i, j)$ 为运动模糊图像上一点, Δr 是进行方向微分时的微元长度, $g(i', j')$ 是模糊图像中以 $g(i, j)$ 为中心、半径为 Δr 的半圆弧上的一点, D_α 是 3×3 方向微分乘子, $\Delta g(i, j)_\alpha$ 为对模糊图像进行方向微分后所得到的微分图像, 则

$$\Delta g(i, j)_\alpha = g(i', j') - g(i, j) = g(i, j) \times D_\alpha \quad (3.2)$$

对微分图像 $\Delta g(i, j)_\alpha$ 灰度值(绝对值)求和:

$$I(\Delta g)_\alpha = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} |\Delta g(i, j)_\alpha| \quad (3.3)$$

在 $\alpha \in [-\pi/2, \pi/2]$ 范围内按一定步长(如 10°)取 α 值, 求出对应的微分图像灰度值(绝对值)之和 $I(\Delta g)_\alpha$, 并求出其中的最小值 $\min(I(\Delta g)_\alpha)$ 。初步估计出运动模糊方向所在的区间后, 在此区间内按一定步长(如 0.1°)取角度值, 重复上述算法。最终所取得的最小值 $\min(I(\Delta g)_\alpha)$ 对应的 α' 角即为运动模糊方向与水平轴的夹角。

将原始图像看作是各向同性的一阶马尔科夫过程, 像素 $g(i, j)$ 与距离它最近的像素间相关度较高, 与距离它较远的像素间相关度较低, 相关度随距离增大而递减。适当将微元 Δr 取值增大, 在运动模糊方向上, 相邻像素间的相关度主要受运动模糊影响, 由于模糊尺度(Blur Extent)一般比较大(如 10 个像素), 运动模糊使得 $g(i', j')$ 与 $g(i, j)$ 间的相关度随 Δr 的增大而下降不会很快; 但是在其它方向上, $g(i', j')$ 与 $g(i, j)$ 间的相关度随 Δr 的增大而下降的速度要快得多。为使 $I(\Delta g)_\alpha$ 对 α 角的变化更敏感, 从而能够以较高的精度和稳定性鉴别出运动模糊方向, 通过大量数据实验尝试与权衡取舍, 取微元 $\Delta r = 2$, 而不是通常的 1。

对于不同的 $\alpha (\alpha \in [-\pi/2, \pi/2])$, 用于插值的近邻四点相对 $g(i, j)$ 的位置各不相同, 因而微分乘子 D_α 的取值形式随 α 值所在的范围变化而变化^[34,35]:

(1) 当 $-\frac{\pi}{2} \leq \alpha \leq -\frac{\pi}{3}$ 时, 如图 3.1 (a), $g(i', j')$ 在 $g(i-2, j)$ 、 $g(i-1, j)$ 、 $g(i-1, j+1)$ 、 $g(i-2, j+1)$ 四点之间, 其值由这四点用双线性插值方法获得:

$$\begin{aligned} g(i', j') = & [-1 - \Delta r \sin \alpha + \Delta r \cos \alpha + (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha] g(i-2, j) \\ & + [-\Delta r \cos \alpha - (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha] g(i-2, j+1) \\ & + [2 + \Delta r \sin \alpha - 2\Delta r \cos \alpha - (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha] g(i-1, j) \\ & + [2\Delta r \cos \alpha + (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha] g(i-1, j+1) \end{aligned} \quad (3.4)$$

所以, 由公式 3.2 知:

$$D_\alpha = \begin{pmatrix} -1 - \Delta r \sin \alpha + \Delta r \cos \alpha + (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & -\Delta r \cos \alpha - (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & 0 \\ 2 + \Delta r \sin \alpha - 2\Delta r \cos \alpha - (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & 2\Delta r \cos \alpha + (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (3.5a)$$

(2) 当 $-\frac{\pi}{3} \leq \alpha \leq -\frac{\pi}{6}$, 如图 3.1(b), $g(i', j')$ 在 $g(i-2, j+1)$ 、 $g(i-1, j+1)$ 、 $g(i-1, j+2)$ 、 $g(i-2, j+2)$ 四点之间, 其值由这四点用双线性插值方法获得, 同理有:

$$D_{a2} = \begin{pmatrix} 0 & -2\Delta r \sin \alpha + \Delta r \cos \alpha + (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & 1 + \Delta r \sin \alpha - \Delta r \cos \alpha - (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha \\ 0 & 4 + 2\Delta r \sin \alpha - 2\Delta r \cos \alpha - (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & -2 - \Delta r \sin \alpha + 2\Delta r \cos \alpha + (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha \\ -1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (3.5b)$$

(3) 当 $-\frac{\pi}{6} \leq \alpha < 0$, 如图 3.1(c), $g(i', j')$ 在 $g(i-1, j+1)$ 、 $g(i, j+1)$ 、 $g(i, j+2)$ 、 $g(i-1, j+2)$ 四点之间, 其值由这四点用双线性插值方法获得, 同理有:

$$D_{a3} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2\Delta r \sin \alpha + (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & \Delta r \sin \alpha - (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha \\ -1 & 2 + 2\Delta r \sin \alpha - \Delta r \cos \alpha - (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & -1 - \Delta r \sin \alpha + \Delta r \cos \alpha + (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha \end{pmatrix} \quad (3.5c)$$

(4) 当 $0 \leq \alpha < \frac{\pi}{6}$ 时, 如图 3.1(d), $g(i', j')$ 在 $g(i, j+1)$ 、 $g(i+1, j+1)$ 、 $g(i+1, j+2)$ 、 $g(i, j+2)$ 四点之间, 其值由这四点用双线性插值方法获得, 同理有:

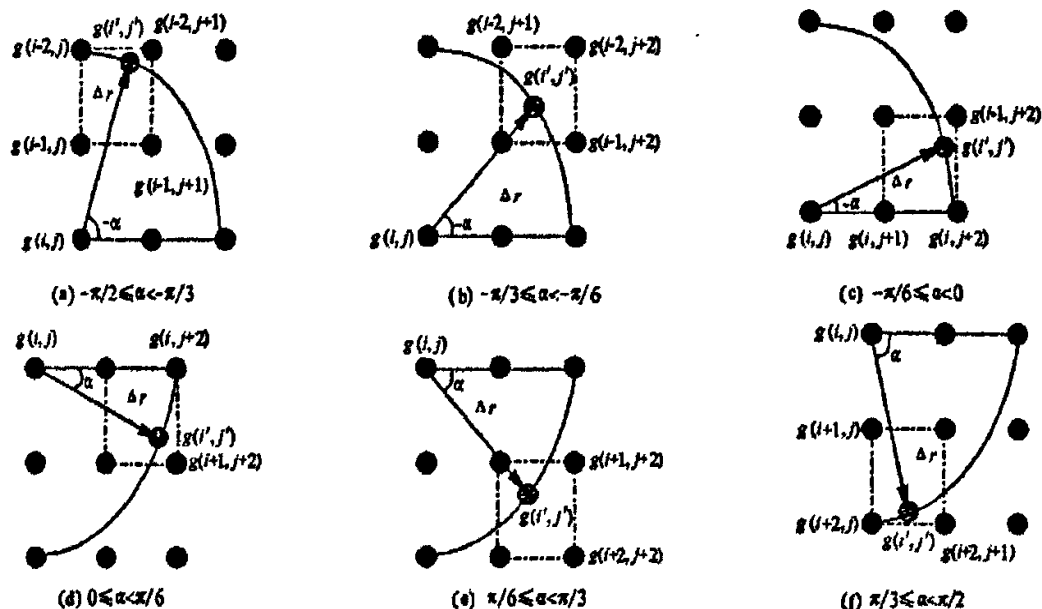
$$D_{a4} = \begin{pmatrix} -1 & 2 - 2\Delta r \sin \alpha - \Delta r \cos \alpha + (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & -1 + \Delta r \sin \alpha + \Delta r \cos \alpha - (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha \\ 0 & 2\Delta r \sin \alpha - (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & -\Delta r \sin \alpha + (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (3.5d)$$

(5) 当 $\frac{\pi}{6} \leq \alpha < \frac{\pi}{3}$ 时, 如图 3.1(e), $g(i', j')$ 在 $g(i+1, j+1)$ 、 $g(i+2, j+1)$ 、 $g(i+2, j+2)$ 、 $g(i+1, j+2)$ 四点之间, 其值由这四点用双线性插值方法获得, 同理有:

$$D_{a5} = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 4 - 2\Delta r \sin \alpha - 2\Delta r \cos \alpha + (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & -2 + \Delta r \sin \alpha + 2\Delta r \cos \alpha - (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha \\ 0 & -2 + 2\Delta r \sin \alpha + \Delta r \cos \alpha - (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & 1 - \Delta r \sin \alpha - \Delta r \cos \alpha + (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha \end{pmatrix} \quad (3.5e)$$

(6) 当 $\frac{\pi}{3} \leq \alpha < \frac{\pi}{2}$ 时, 如图 3.1(f), $g(i', j')$ 在 $g(i+1, j)$ 、 $g(i+2, j)$ 、 $g(i+2, j+1)$ 、 $g(i+1, j+1)$ 四点之间, 其值由这四点用双线性插值方法获得, 同理有:

$$D_{a6} = \begin{pmatrix} & -1 & 0 & 0 \\ 2 - \Delta r \sin \alpha - 2\Delta r \cos \alpha + (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & 2\Delta r \cos \alpha - (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & 0 \\ -1 + \Delta r \sin \alpha + \Delta r \cos \alpha - (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & -\Delta r \cos \alpha + (\Delta r)^2 \sin \alpha \cos \alpha & 0 \end{pmatrix} \quad (3.5f)$$

图 3.1 3×3 方向微分乘子求法Fig. 3.1 Deduction of 3×3 directional differentiation matrix

通过大量数据实验尝试与权衡取舍, 可以令 Δr 分别再取 3, 4, 5 这三个数, 重复上述算法, 将四种情况得到的 $I'(\Delta g)_\alpha$ 相加取平均值以提高鉴别精度, 减小误差。

3.2 运动模糊尺度的鉴别

3.2.1 运动模糊尺度鉴别的原理

鉴别模糊尺度可以根据原始图像中一目标点或在均匀图像背景中的锐化边缘在运动模糊图像中的亮度分布情况进行估计, 但其所要求的特征在实际图像的恢复中几乎是不能满足的。还可以根据自回归模型和假设的高斯白噪声, 应用最大领域标准 ML(Maximum Likelihood)估计, 但这种方法只适用于一般的对称点扩展函数, 其限制是 ML 方法不能决定点扩展函数的相位。另外还可以沿运动方向对模糊图像求方向导数, 得到一正一负两个原始图像的叠加像, 两者的距离就是模糊尺度。但这种方法误差较大, 只用于目测模糊尺度。本文提出的方法克服了以上的不足, 可以较精确的鉴别出运动模糊尺度, 其实现过程如下:

将旋转后的模糊图像在水平轴上进行一阶微分, 然后求各行的自相关(水平方向自相关), 并将微分自相关图像各列实施求和, 得到一条鉴别曲线, 曲线上会出现一对共轭的相关峰, 这对相关峰数值为负(尖峰向下)对称分布在零频尖峰两侧, 两相关峰间的

距离等于运动模糊点扩散函数尺度的两倍^[36]。因此，鉴别出这两个相关峰的位置，就可以得出运动模糊点扩散函数尺度。

上述做法原理如下：

图 3.2 代表了一个点从模糊到求微分最后求自相关的过程。

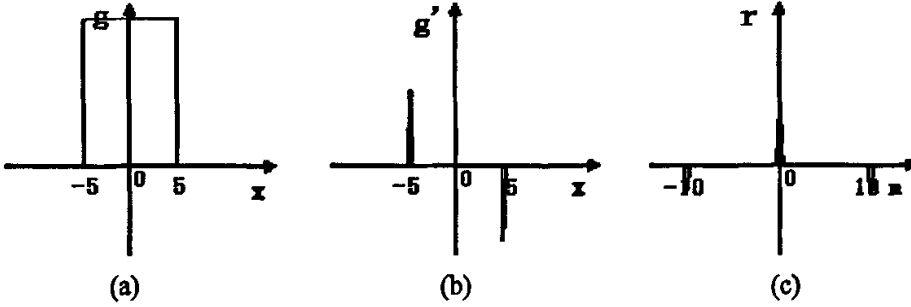


图 3.2 模糊尺度鉴别原理

Fig.3.2 Principle of the blur extent's identification

图 3.3(a)中的四个像素点由于水平匀速运动 10 个像素的距离而产生了四条模糊带。模糊带内像素灰度值相等，如图 3.3(b)所示。水平方向上的一阶微分如下：

$$g'(x) = g(x) - g(x-1) \quad (3.6)$$

式中 $g(x)$ 为图像的一行像素， $g'(x)$ 表示这行元素的微分。微分操作抑制了带内像素的相似性，强化了它的边缘特征，因此在模糊带的两个端点处出现绝对值相等但是符号相反的两个极值像素点，如图 3.3(c)所示。图中白色点代表正值，黑色点代表负值，灰色背景只是为强调两种不同颜色点的位置。 $g'(x)$ 的自相关函数如下：

$$r_{gg}(m) = \sum_{x=-\infty}^{\infty} g'(x)g'(x+m) \quad (3.7)$$

四个点的 $r_{gg}(m) \sim m$ 曲线如图 3.3(d)所示。可以看出，利用自相关函数可以检测出模糊尺度。

其具体理论推导如下：

进行理论分析时只需考虑一维情况。假设曝光时间无限长时，运动模糊点扩散函数为 $h(x)$ ，它与考察孤立亮点在 $(x, x+dx)$ 处停留的时间 dt 成正比，显然 $h(x)$ 是连续可导的。实际曝光时间有限，其点扩散函数 $psf(x)$ 是对 $h(x)$ 的截取，如图 3.4 所示。设 $psf(x)$ 的长度为 d ，则有：

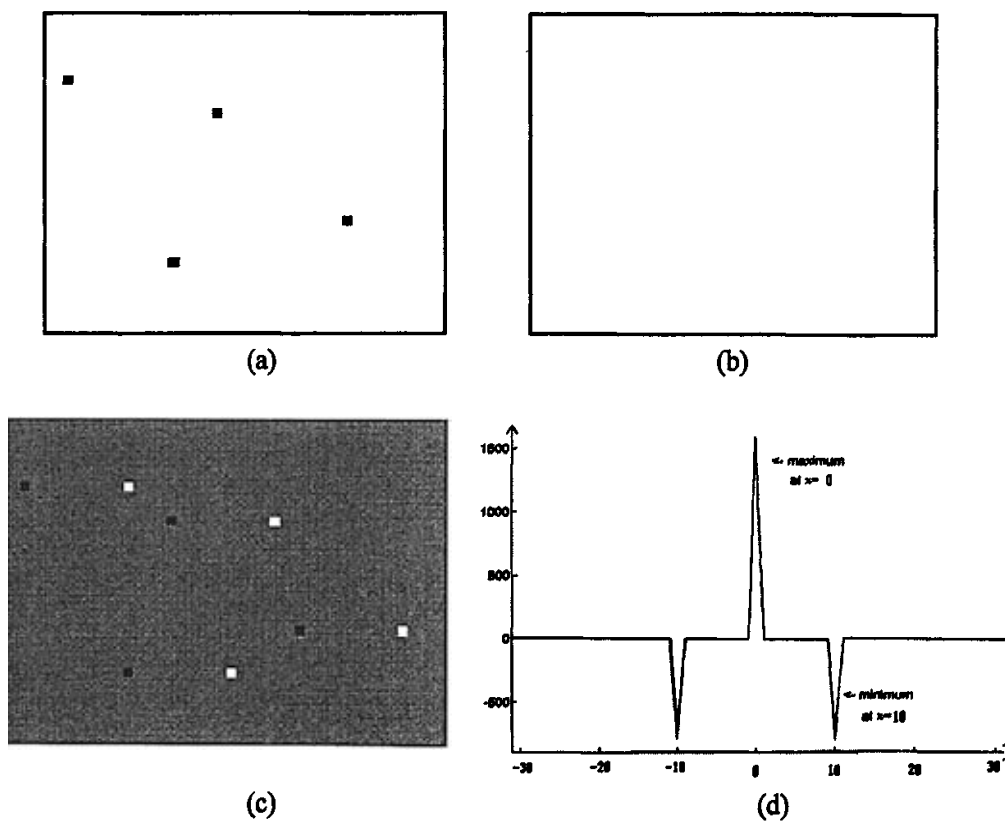


图 3.3 鉴别模糊尺度原理实例

Fig.3.3 Example of the principle of the blur extent's identification

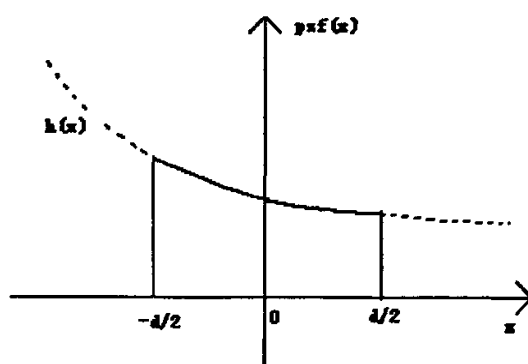


图 3.4 点扩散函数

Fig.3.4 Point spread function

$$psf(x) = h(x)rect(\frac{x}{d}) \quad (3.8)$$

其中, $psf(-d/2) > 0$, $psf(d/2) > 0$, 从而有 $h(-d/2) > 0$, $h(d/2) > 0$ 。设原始清晰图像为 $f(x)$, 运动模糊图像为 $g(x)$, 若不考虑噪声影响, 则有:

$$g(x) = f(x) * psf(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha)h(x-\alpha)rect(\frac{x-\alpha}{d})d\alpha \quad (3.9)$$

对模糊图像进行一阶微分, 得到微分图像 $g'(x)$:

$$\begin{aligned} g' &= \frac{dg}{dx} = \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha) \frac{\partial}{\partial x} (h(x-\alpha)rect(\frac{x-\alpha}{d}))d\alpha \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha)rect(\frac{x-\alpha}{d}) \frac{\partial}{\partial x} h(x-\alpha)d\alpha + \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha)h(x-\alpha) \frac{\partial}{\partial x} rect(\frac{x-\alpha}{d})d\alpha \\ &= A(x) + \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha)h(x-\alpha)[\delta(x-\alpha+\frac{d}{2}) - \delta(x-\alpha-\frac{d}{2})]d\alpha \\ &= A(x) + h(-\frac{d}{2})f(x+\frac{d}{2}) - h(\frac{d}{2})f(x-\frac{d}{2}) \end{aligned} \quad (3.10)$$

其中, $A(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha)rect(\frac{x-\alpha}{d}) \frac{\partial}{\partial x} h(x-\alpha)d\alpha$ 。

求微分图像 $g'(x)$ 的自相关 $S(x)$ (其中 \otimes 表示相关):

$$\begin{aligned} S(x) &= g'(x) \otimes g'(x) \\ &= A(x) \otimes A(x) + A(x)(h(-\frac{d}{2})f(x+\frac{d}{2})) - A(x) \otimes (h(\frac{d}{2})f(x-\frac{d}{2})) \\ &\quad + (h(-\frac{d}{2})f(x+\frac{d}{2})) \otimes A(x) + (h(-\frac{d}{2})f(x+\frac{d}{2})) \otimes (h(-\frac{d}{2})f(x+\frac{d}{2})) \\ &\quad - (h(-\frac{d}{2})f(x+\frac{d}{2})) \otimes (h(\frac{d}{2})f(x-\frac{d}{2})) - (h(\frac{d}{2})f(x-\frac{d}{2})) \otimes A(x) \\ &\quad - (h(\frac{d}{2})f(x-\frac{d}{2})) \otimes (h(-\frac{d}{2})f(x+\frac{d}{2})) + (h(\frac{d}{2})f(x-\frac{d}{2})) \otimes (h(\frac{d}{2})f(x-\frac{d}{2})) \end{aligned} \quad (3.11)$$

上式中第六项:

$$\begin{aligned} E_6 &= -(h(-\frac{d}{2})f(x+\frac{d}{2})) \otimes (h(\frac{d}{2})f(x-\frac{d}{2})) \\ &= -h(-\frac{d}{2})h(\frac{d}{2})f^*(-x+\frac{d}{2}) * f(x-\frac{d}{2}) \\ &= -h(-\frac{d}{2})h(\frac{d}{2})(f^*(-x) * \delta(x-\frac{d}{2})) * (f(x) * \delta(x-\frac{d}{2})) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= -h\left(-\frac{d}{2}\right)h\left(\frac{d}{2}\right)(f^*(-x) * f(x)) * (\delta(x - \frac{d}{2}) * \delta(x - \frac{d}{2})) \\
 &= -h\left(-\frac{d}{2}\right)h\left(\frac{d}{2}\right)f(x) \otimes f(x) * \delta(x - d) \quad (3.12)
 \end{aligned}$$

为 $f(x)$ 的自相关峰, 尖峰处值为 $-h\left(-\frac{d}{2}\right)h\left(\frac{d}{2}\right)f(x) \otimes f(x)|_{x=0}$, 数值为负, 尖峰对应位置为 $x_2 = d$ 。同理有 3.11 式中第八项:

$$\begin{aligned}
 E_8 &= -(h\left(\frac{d}{2}\right)f(x - \frac{d}{2})) \otimes (h\left(-\frac{d}{2}\right)f(x + \frac{d}{2})) \\
 &= -h\left(-\frac{d}{2}\right)h\left(\frac{d}{2}\right)f(x) \otimes f(x) * \delta(x + d) \quad (3.13)
 \end{aligned}$$

也是 $f(x)$ 的自相关峰, 尖峰处值也为 $-h\left(-\frac{d}{2}\right)h\left(\frac{d}{2}\right)f(x) \otimes f(x)|_{x=0}$, 数值为负, 只是尖峰对应位置为 $x_1 = -d$ 。式 3.11 中的 E_6 、 E_8 项构成一对共轭相关峰, 对称分布在零频尖峰两侧, 尖峰向下, 取负值, 因此易于鉴别出两相关峰的位置 x_1 、 x_2 , 求出运动模糊点扩散函数尺度 d 。而式中的其它项不会对共轭相关峰 E_6 、 E_8 形成很大的干扰。其它各项依次为:

$$E_1 = A(x) \otimes A(x) \quad (3.14)$$

$$E_2 = A(x) \otimes (h\left(-\frac{d}{2}\right)f(x + \frac{d}{2})) = h\left(-\frac{d}{2}\right)A(x) \otimes f(x) * \delta(x + \frac{d}{2}) \quad (3.15)$$

$$E_3 = -A(x) \otimes (h\left(\frac{d}{2}\right)f(x - \frac{d}{2})) = -h\left(\frac{d}{2}\right)A(x) \otimes f(x) * \delta(x - \frac{d}{2}) \quad (3.16)$$

$$E_4 = (h\left(-\frac{d}{2}\right)f(x + \frac{d}{2})) \otimes A(x) = h\left(-\frac{d}{2}\right)f(x) \otimes A(x) * \delta(x - \frac{d}{2}) \quad (3.17)$$

$$E_5 = (h\left(-\frac{d}{2}\right)f(x + \frac{d}{2})) \otimes (h\left(-\frac{d}{2}\right)f(x + \frac{d}{2})) = h^2\left(-\frac{d}{2}\right)f(x) \otimes f(x) \quad (3.18)$$

$$E_7 = -(h\left(\frac{d}{2}\right)f(x - \frac{d}{2})) \otimes A(x) = -h\left(\frac{d}{2}\right)f(x) \otimes A(x) * \delta(x + \frac{d}{2}) \quad (3.19)$$

$$E_9 = (h\left(\frac{d}{2}\right)f(x - \frac{d}{2})) \otimes (h\left(\frac{d}{2}\right)f(x - \frac{d}{2})) = h^2\left(\frac{d}{2}\right)f(x) \otimes f(x) \quad (3.20)$$

第一项 E_1 是 $A(x)$ 的自相关, 第五项 E_5 、第九项 E_9 是 $f(x)$ 的自相关, 它们中心峰值都为正, 尖峰在 $x=0$ 处, 共同构成零频尖峰, 显然, 正零频尖峰不会对负的共轭相关峰 E_6 、 E_8 形成很大的干扰。第二项 E_2 、第三项 E_3 是 $A(x)$ 与 $f(x)$ 的互相关, 其中心位

置分别在 $x = -d/2$ 、 $x = d/2$ 处，第四项 E_4 、第七项 E_7 是 $f(x)$ 与 $A(x)$ 的互相关。其中心位置分别在 $x = -d/2$ 、 $x = d/2$ 处，由于互相关不会有十分突出的尖峰，加上中心位置的不同，所以 E_2 、 E_7 、 E_3 、 E_4 也不会对负的共轭相关峰 E_6 、 E_8 形成很大的干扰。总之，共轭相关峰 E_6 、 E_8 理论上是易于鉴别的。

3.2.2 运动模糊尺度鉴别的具体实现

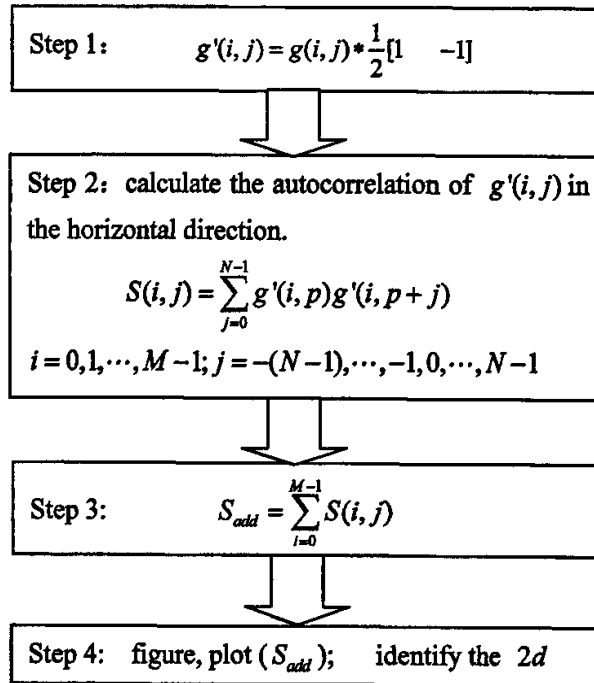


图 3.5 判断运动模糊距离流程图

Fig.3.5 Flow chart of the blur extent's identification

其中，第一步是求 $g(i, j)$ 在水平轴方向上的一阶微分图像 $g'(i, j)$ ；第二步是求 $g'(i, j)$ 在水平轴方向上的自相关 $S(i, j)$ ；第三步是将 $S(i, j)$ 各列加在一起，得到一行数据 S_{add} ，求和的目的是为了抑制噪声的影响，提高鉴别精度和可靠性；第四步，画出 S_{add} 曲线，得到运动模糊点扩散函数尺度鉴别曲线，从而鉴别出运动模糊点扩散函数尺度，也可以直接通过 S_{add} 进行数值鉴别。

对于运动模糊方向已被旋转到水平轴的匀速运动模糊图像,求出了运动模糊点扩散函数尺度就等价于求出了点扩散函数,从而可以用 Wiener 滤波等方法直接恢复图像。对于加速运动和振动等运动模糊图像,该方法虽然不能给出运动模糊点扩散函数的具体数值分布形式,但由于给出了运动模糊点扩散函数尺度,即确定了运动模糊点扩散函数的支持域,而支持域的精确确定对于最大似然法(Maximum Likelihood Algorithm)、增量迭代盲目反卷积法(Incremental Iterative Blind Deconvolution Algorithm)非常重要,它直接关系到上述盲恢复算法的收敛速度及最后的恢复效果。

在实际图像中,由于每个像素点周围的背景都不相同,所以每个像素点对自相关函数 ACF (Autocorrelation Function)的形状的贡献也是不相同的。另外,运动对于图像的所有像素点都有相同的影响,所以自相关函数的形状是所有像素点贡献的累积。



图 3.6 原始图像

Fig. 3.6 Original image



图 3.7 模糊图像

Fig. 3.8 Motion-blurred image

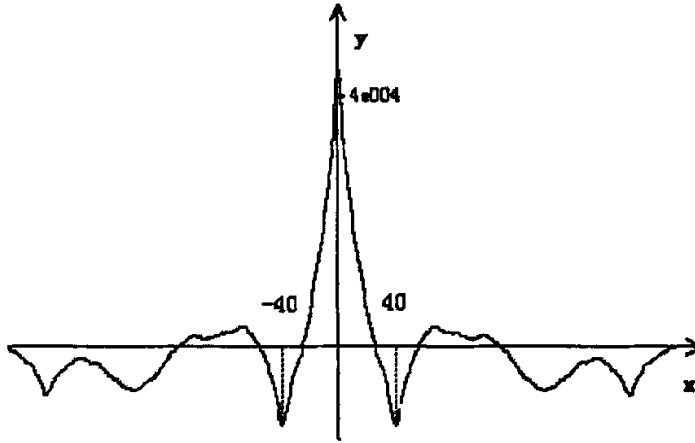


图 3.8 模糊尺度的鉴别曲线

Fig. 3.8 Identification result of the blur extent

图 3.6 是清晰的原始图像，图 3.7 是水平移动 40 个像素的模糊图像，图 3.8 是运动模糊尺度的鉴别曲线。

4 图像恢复的方法、去噪处理及评价函数

4.1 经典复原方法

4.1.1 逆滤波

逆滤波又称为反向滤波,属于无约束恢复。在六十年代中期,逆滤波(去卷积)开始被广泛地应用于数字图像复原。Nathan 用二维去卷积方法来处理由漫游者、探索者等外星探索发射得到的图像。由于和噪声相比,信号的频谱随着频率升高下降较快,因此高频部分主要是噪声。Nathan 采用的是限定逆滤波传递函数最大值的方法。

在同一时期,Harris 采用 PSF 的解析模型对望远镜图像总由于大气扰动造成的模糊进行了逆滤波处理,Mcglamery 则采用由试验确定的 PSF 来对大气扰动图像进行拟滤波。从此以后,逆滤波就成了模糊图像复原的一种标准技术。

$$G(u,v) = H(u,v)F(u,v) + N(u,v) \quad u,v = 0,1,\dots,M-1 \quad (4.1)$$

忽略噪声影响,即 $N(u,v) = 0$, 则

$$G(u,v) = H(u,v)F(u,v) \quad u,v = 0,1,\dots,M-1 \quad (4.2)$$

恢复图像的傅立叶变换则为:

$$\hat{F}(u,v) = \frac{G(u,v)}{H(u,v)} \quad u,v = 0,1,\dots,M-1 \quad (4.3)$$

上式给定的恢复方法常称为逆滤波。如果我们把 $H(u,v)$ 看作一个滤波函数,则它与 $F(u,v)$ 的乘积是退化图像 $g(x,y)$ 的傅立叶变换。这样用 $H(u,v)$ 去除 $G(u,v)$ 就是一个逆滤波的过程。

将式 4.3 的结果求反变化就得到恢复后的图像:

$$\hat{f}(x,y) = F^{-1}[F(u,v)] = F^{-1}\left[\frac{G(u,v)}{H(u,v)}\right] \quad x,y = 0,1,\dots,M-1 \quad (4.4)$$

由公式 4.4 可见,如果 $H(u,v)$ 在 uv 平面上取零或者很小,就会带来计算上的困难。另外一个方面,噪声还会带来更严重的问题。将公式 4.1 代入公式 4.3 可以得到:

$$\hat{F}(u,v) = F(u,v) + \frac{N(u,v)}{H(u,v)} \quad u,v = 0,1,\dots,M-1 \quad (4.5)$$

逆滤波恢复方法的最大特点是可以利用 FFT 来实现,特别是对于大尺寸的二维图像,采用逆滤波恢复方法具有运算速度快的特点。由公式 4.5 可见,如果 $H(u,v)$ 在 UV 平面上取零或者很小, $N(u,v)/H(u,v)$ 就会使恢复结果与预期的结果有很大差距。利用逆滤波恢复方法进行复原处理时,可能会发生下列情况。当传输函数为零或很小时,公

式无意义或呈现病态特性,此时即使没有噪声,也无法精确的恢复图像。由于逆滤波恢复方法的普遍病态性,所以需要图像具有很高的信噪比。在有噪声的情况下,这种复原方法的效果很差。实际中 $H(u,v)$ 随着 u,v 与原点距离的增加而迅速减小,而噪声 $N(u,v)$ 一般变化缓慢。在这种情况下,恢复只能在与原点较近(接近频域中心)的范围内进行。换句话说,一般情况下,逆滤波器并不正好是 $1/H(u,v)$,而是 u 和 v 的某个函数,可记为 $M(u,v)$ 。 $M(u,v)$ 常称为恢复转移函数或处理传递函数,这样图像退化和恢复模型可用图 4.1 表示:

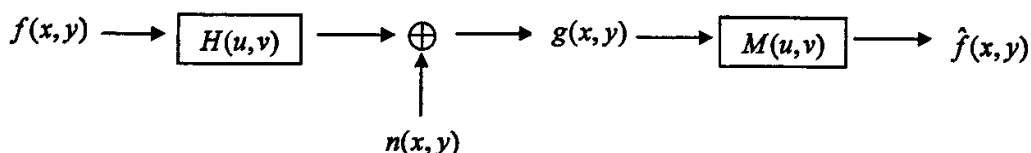


图 4.1 图像恢复模型

Fig. 4.1 Model of restored image

一种常见的方法是取 $M(u,v)$ 为如下函数:

$$M(u,v) = \begin{cases} 1/H(u,v) & u^2 + v^2 \leq w_0^2 \\ 1 & u^2 + v^2 > w_0^2 \end{cases} \quad (4.6)$$

其中, w_0 的选取原则是将 $H(u,v)$ 为零的点除去。这种方法的缺点就是恢复结果的振铃效应较明显。一种改进的方法就是取 $M(u,v)$ 如下:

$$M(u,v) = \begin{cases} k & H(u,v) \leq d \\ 1/H(u,v) & \text{其它} \end{cases} \quad (4.7)$$

其中, k 和 d 均为小于的常数,而且 d 选得较小为好。对于运动模糊图像,由于其传输函数存在零点,所以用逆滤波恢复方法时,无法精确复原始图像。

图 4.2 是清晰的原始图像,图 4.3 是原始图像加了高斯噪声后又运动的模糊图像,图 4.4 是使用真实的 PSF(运动方向为 30° ,运动模糊尺度为 40 个像素)利用逆滤波器恢复出的图像。

从实验结果可以看出逆滤波器的抗噪性较差。

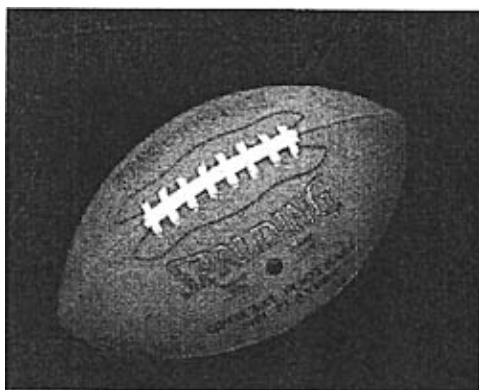


图 4.2 原始图像
Fig. 4.2 Original image

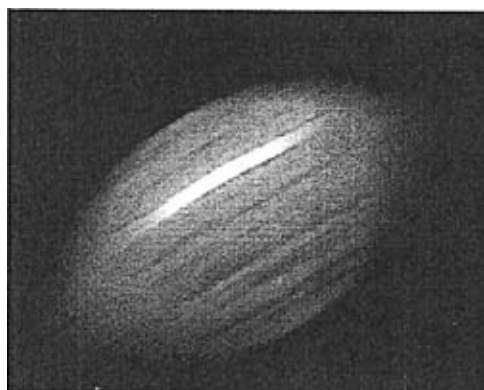


图 4.3 加噪声后的模糊
Fig. 4.3 Motion-blurred image with noises

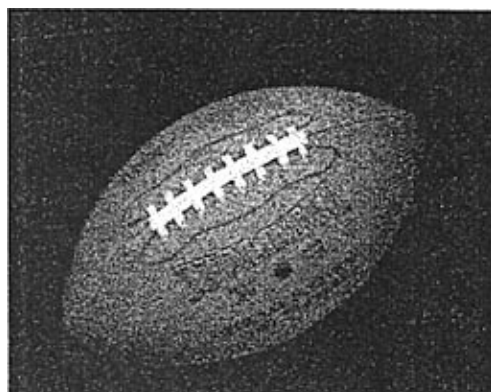


图 4.4 用真实 PSF 逆滤波恢复图
Fig. 4.4 Restored image with the true PSF

4.1.2 维纳滤波

维纳滤波也就是最小二乘方滤波, 属有约束恢复。它是使原始图像 $f(x, y)$ 及其恢复图像 $\hat{f}(x, y)$ 之间的均方误差最小的复原方法。

设原始图像、退化图像和噪声分别为 $f(x, y)$, $g(x, y)$ 和 $n(x, y)$ 。显然, 它们有如下之关系式成立:

$$g(x, y) = \iint h(x - \alpha, y - \beta) f(\alpha, \beta) d\alpha d\beta + n(x, y) \quad (4.8)$$

其中, $f(x, y)$, $g(x, y)$ 和 $n(x, y)$ 分别为随机像场。式中噪声随机像场是不能精确知道的, 但假定它的统计特性是已知的。因此, 在给定了 $g(x, y)$ 时, 仍然不能精确的求解 $f(x, y)$, 只能找出 $f(x, y)$ 的一个估计值 $\hat{f}(x, y)$, 使得均方误差式:

$$e^2 = E\{[f(x, y) - \hat{f}(x, y)]^2\} \quad (4.9)$$

最小, 其中 $\hat{f}(x, y)$ 就叫给定 $g(x, y)$ 时 $f(x, y)$ 的最小乘方估计。

为了便于数学处理, 假定 $\hat{f}(x, y)$ 是 $g(x, y)$ 灰度级的线性函数, 那么

$$\hat{f}(x, y) = \iint m(x, y, \alpha, \beta) g(\alpha, \beta) d\alpha d\beta \quad (4.10)$$

其中, $m(x, y, \alpha, \beta)$ 是在计算 (x, y) 处的 $\hat{f}(x, y)$ 时给予退化图像在 (α, β) 点的灰度级的权重。如果随机像场是均匀的, 则加权函数只与 $(x - \alpha, y - \beta)$ 有关, 所以

$$\hat{f}(x, y) = \iint m(x - \alpha, y - \beta) g(\alpha, \beta) d\alpha d\beta \quad (4.11)$$

将式 4.11 代入式 4.9, 则

$$e^2 = E\{[f(x, y) - \iint m(x - \alpha, y - \beta) g(\alpha, \beta) d\alpha d\beta]^2\} \quad (4.12)$$

显然, 需要寻求使 e^2 最小的点扩散函数 $m(x, y)$ 。

可以证明, 对于 xy 平面上所有的位置向量 (x, y) 和 (α', β') 都满足下式:

$$E\{[f(x, y) - \iint m(x - \alpha, y - \beta) g(\alpha, \beta) d\alpha d\beta] \times g(\alpha', \beta')\} = 0 \quad (4.13)$$

的函数使 4.12 中的 e^2 最小。

设 $m(x, y)$ 是一个满足式 4.13 的函数。任选一个其他函数 $m'(x, y)$, 其均方误差由下式表示:

$$e'^2 = E\{[f(x, y) - \iint m'(x - \alpha, y - \beta) g(\alpha, \beta) d\alpha d\beta]^2\} \quad (4.14)$$

现在可以证明 $m'(x, y) = m(x, y)$ 时, 式 4.14 最小, 将其改写为

$$e'^2 = E\{[f(x, y) - \iint m'(x - \alpha, y - \beta) g(\alpha, \beta) d\alpha d\beta]^2\}$$

$$\begin{aligned}
 &= E\{[f(x, y) - \iint m(x - \alpha, y - \beta)g(\alpha, \beta)d\alpha d\beta] \\
 &\quad + \iint [m(x - \alpha, y - \beta) - m'(x - \alpha, y - \beta)]g(\alpha, \beta)d\alpha d\beta\}^2\} \\
 &= E\{[f(x, y) - \iint m(x - \alpha, y - \beta)g(\alpha, \beta)d\alpha d\beta]^2 \\
 &\quad + E\{\iint [m(x - \alpha, y - \beta) - m'(x - \alpha, y - \beta)]g(\alpha, \beta)d\alpha d\beta\}^2 \\
 &\quad + 2E\{[f(x, y) - \iint m(x - \alpha, y - \beta)g(\alpha, \beta)d\alpha d\beta] \\
 &\quad \times \iint [m(x - \alpha, y - \beta) - m'(x - \alpha, y - \beta)]g(\alpha, \beta)d\alpha d\beta\}\} \quad (4.15)
 \end{aligned}$$

由式 4.15 可见, 第一项是 e^2 , 第二项总是大于零的项, 所以可写成:

$$\begin{aligned}
 e'^2 &= e^2 + \text{正数} + 2E\{[f(x, y) - \iint m(x - \alpha, y - \beta)g(\alpha, \beta)d\alpha d\beta] \\
 &\quad \times \iint [m(x - \alpha, y - \beta) - m'(x - \alpha, y - \beta)]g(\alpha, \beta)d\alpha d\beta\} \quad (4.16)
 \end{aligned}$$

式 4.16 是两项之积, 且都包含有 (α, β) 的积分, 把最后一个积分变量改为 (α', β') 并互换积分与求期望的次序, 则有

$$\begin{aligned}
 e'^2 &= e^2 + \text{正数} + \iint E\{[f(x, y) - \iint m(x - \alpha, y - \beta)g(\alpha, \beta)d\alpha d\beta] \\
 &\quad \times g(\alpha', \beta')\}[m(x - \alpha', y - \beta') - m'(x - \alpha', y - \beta')]d\alpha' d\beta' \quad (4.17)
 \end{aligned}$$

显然, 式 4.17 中的第三项满足式 4.13, 因而第三项为零, 故式 4.17 变为

$$e'^2 = e^2 + \text{正数} \quad (4.18)$$

由此可见, $e'^2 \geq e^2$ 。换句话说, 任意 $m(x, y)$ 的均方误差总是至少与满足式 4.13 的 $m(x, y)$ 所产生的均方误差一样大。于是一个满足式 4.13 的 $m(x, y)$ 将使式 4.12 有最小的可能值。

式 4.13 对于 xy 平面中每个 (x, y) 和 (α', β') 可以写成下式之形式:

$$\iint m(x - \alpha, y - \beta)E\{g(\alpha, \beta)g(\alpha', \beta')\}d\alpha d\beta = E\{f(x, y)g(\alpha', \beta')\} \quad (4.19)$$

利用随机像场自相关和互相关的定义, 对于 xy 平面中所有位置向量 (x, y) 和 (α', β') 可写成下式形式:

$$\iint m(x - \alpha, y - \beta)R_{gg}(\alpha, \beta, \alpha', \beta')d\alpha d\beta = R_{fg}(x, y, \alpha', \beta') \quad (4.20)$$

如果随机像场是均匀的, 则其自相关函数 $R_{gg}(\alpha, \beta, \alpha', \beta')$ 和互相关函数 $R_{fg}(x, y, \alpha', \beta')$ 可表达为 $R_{gg}(\alpha - \alpha', \beta - \beta')$ 和 $R_{fg}(x - \alpha', y - \beta')$ 。所以, 式 4.20 可写成下式:

$$\iint m(x - \alpha, y - \beta)R_{gg}(\alpha - \alpha', \beta - \beta')d\alpha d\beta = R_{fg}(x - \alpha', y - \beta') \quad (4.21)$$

为了得到一个大家习惯的标准形式, 对式 4.21 中的变量作一下代换: 令 $\alpha - \alpha' = t_1$, $\beta - \beta' = t_2$, $x - \alpha' = \tau_1$, $y - \beta' = \tau_2$, 则有 $x - \alpha = \tau_1 - t_1$, $y - \beta = \tau_2 - t_2$ 。因此, 式 4.21 可写成下式形式:

$$\iint m(\tau_1 - t_1, \tau_2 - t_2) R_{gg}(t_1, t_2) dt_1 dt_2 = R_{fg}(\tau_1, \tau_2) \quad (4.22)$$

再令 $t_1 = x$, $t_2 = y$, $\tau_1 = \alpha$, $\tau_2 = \beta$, 则得到

$$\iint m(\alpha - x, \beta - y) R_{gg}(x, y) dx dy = R_{fg}(\alpha, \beta) \quad -\infty < \alpha < +\infty \quad -\infty < \beta < +\infty \quad (4.23)$$

由式 4.23 可知, $m(x, y)$ 是恢复滤波的点扩散函数, 其傅立叶变换 $M(u, v)$ 是传递函数。对式 4.23 两边进行傅立叶变换, 则有

$$M(u, v) S_{gg}(u, v) = S_{fg}(u, v) \quad (4.24)$$

其中, $S_{gg}(u, v)$ 是退化图像 $g(x, y)$ 的谱密度, $S_{fg}(u, v)$ 是退化图像与原始图像的互谱密度。由式 4.24 可见, 求解最小二乘方滤波器的传递函数 $M(u, v)$ 需要退化图像和原始图像之间的互相关统计学知识。

如果图像 $f(x, y)$ 和噪声 $n(x, y)$ 不相关, 并且 $f(x, y)$ 或 $n(x, y)$ 有零均值, 则

$$E\{f(x, y)n(x, y)\} = E\{f(x, y)\}E\{n(x, y)\} = 0 \quad (4.25)$$

在这种情况下, 滤波器的形式比较简单。对这种情况有

$$\begin{aligned} R_{fg}(x, y, \alpha', \beta') &= E\{f(x, y)g(\alpha', \beta')\} \\ &= \iint h(\alpha' - \alpha, \beta' - \beta) E\{f(x, y)f(\alpha, \beta)\} d\alpha d\beta \end{aligned} \quad (4.26)$$

考虑到随机像场的均匀性和自相关函数定义, 得到

$$R_{fg}(x - \alpha', y - \beta') = \iint h(\alpha - \alpha', \beta - \beta') R_f(x - \alpha, y - \beta) d\alpha d\beta \quad (4.27)$$

使用与得到式 4.23 所使用的相类似的一系列变量代换, 则可最后得到

$$R_{fg}(x, y) = \int \int_{-\infty}^{\infty} h(\alpha - x, \beta - y) R_f(\alpha, \beta) d\alpha d\beta \quad (4.28)$$

式 4.28 是两个确定性函数的互相关系。对两边进行傅立叶变换, 得

$$S_{fg}(u, v) = H^*(u, v) S_f(u, v) \quad (4.29)$$

在式 4.25 成立时

$$S_{gg}(u, v) = S_f(u, v) |H(u, v)|^2 + S_m(u, v) \quad (4.30)$$

式中 $S_m(u, v)$ 是噪声的谱密度。由此可得:

$$M(u, v) = \frac{H^*(u, v) S_f(u, v)}{S_f(u, v) |H(u, v)|^2 + S_m(u, v)}$$

$$= \frac{1}{H(u, v)} \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + [S_m(u, v)/S_f(u, v)]} \quad (4.31)$$

由式 4.31 可见, 当 $S_m = 0$ 时, 就是理想的逆滤波器。

通常可认为噪声是白噪声, 即 $S_m = \text{常数}$ 。若 $S_f(u, v)$ 在 uv 平面中下降比 $S_m(u, v)$ 快得多, 这个假设就可认为是正确的。

如果有关的随机过程的统计性质不知道, 也可用下式近似表示:

$$M(u, v) = \frac{1}{H(u, v)} \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + K} \quad (4.32)$$

上式为最小二乘方滤波器的传递函数。在 $s_f(u, v)$ 和 $s_m(u, v)$ 未知的情况下, 式 4.32 用预先设定的常数 K 来代替参量 $s_m(u, v)/s_f(u, v)$ 。当 $K = 0$ 时, 维纳滤波就转化为标准的逆滤波器, 而逆滤波器是严格的从退化模型反推出来的。所以当 $K \neq 0$ 时, 虽然能抑制噪声的扩大, 但会有恢复的失真。 K 越大, 抑制噪声效果越好, 恢复越不准确。 K 越小, 恢复越准确, 噪声抑制效果越不好。所以 K 的选取原则是: 噪声大, 则 K 适当增加, 噪声小则 K 适当减小。一般取 $0.001 \sim 0.1$ 之间, 视具体情况而定。

一种 $s_m(u, v)/s_f(u, v)$ 的估计算法如下:

根据图像噪声情况给 $s_m(u, v)/s_f(u, v)$ 赋初始值进行维纳滤波, $\hat{f}(m, n)$ 即为所得的恢复图像, 则

$$S_m(u, v) = \sigma^2 = \sum \sum [g(m, n) - \hat{f}(m, n)]^2 / MN \quad (4.33)$$

式中, MN 为图像尺寸。因原始图像未知, 故用模糊图像近似原始图像, 则

$$S_f(u, v) = |G(u, v)|^2 / MN \quad (4.34)$$

这样就估算出了参量 $s_m(u, v)/s_f(u, v)$, 然后用它对模糊图像再进行一次维纳滤波, 可得到恢复效果较好的图像 $\hat{f}'(i, j)$ 。

除了上述的线性最小二乘方滤波器外, 目前用于图像复原的还有几种变形的最小二乘方滤波器(或称为变形的维纳滤波器)。

(1) 图像功率频谱滤波器

如果用 $H_R(u, v)$ 表示滤波器的传递函数, 则图像功率频谱滤波器的传递函数有如下形式:

$$H_R(u, v) = \left[\frac{W_{\hat{f}'}(u, v)}{|H_D(u, v)|^2 W_{\hat{f}'}(u, v) + W_N(u, v)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (4.35)$$

式中 $H_D(u, v)$ 是图像退化的传递函数。 $W_{FI}(u, v)$ 代表滤波器输出功率频谱, 且

$$W_{FI}(u, v) = |H_D(u, v)|^2 W_{FO}(u, v) \quad (4.36)$$

式中 $W_{FO}(u, v)$ 代表观测的功率频谱, 它与理想图像的功率频谱的关系是

$$W_{FO}(u, v) = |H_D(u, v)|^2 W_{FI}(u, v) + W_N(u, v) \quad (4.37)$$

式中 $W_N(u, v)$ 是噪声功率频谱。由此可见, 恢复图像的功率频谱和理想图像的功率频谱相同, 即 $W_{FI}(u, v) = W_{FI}(u, v)$ 。

(2) 几何平均滤波器

几何平均滤波器的传递函数由下式表示:

$$H_R(u, v) = [H_D(u, v)]^{-S} \left[\frac{H_D^*(u, v) W_{FI}(u, v)}{|H_D(u, v)|^2 W_{FI}(u, v) + W_N(u, v)} \right]^{1-S} \quad (4.38)$$

式中 S 是一个设计参数, 且 $0 \leq S \leq 1$ 。如果 $S = 1/2$, $H_D(u, v) = H^*(u, v)$, 则几何平均滤波器与图像功率频谱滤波器相同。

(3) 约束最小平方滤波器的传递函数

约束最小平方滤波器的传递函数如下:

$$H_R(u, v) = \frac{H_D^*(u, v)}{|H_D(u, v)|^2 + r |L(u, v)|^2} \quad (4.39)$$

式中 r 是一个设计常数, $L(u, v)$ 是一个设计频率变量。如果 $r = 1$, 而且使 $|L(u, v)|^2$ 等于频谱信噪功率比。那么, 约束最小平方滤波器便成为标准的维纳滤波器^[26]。

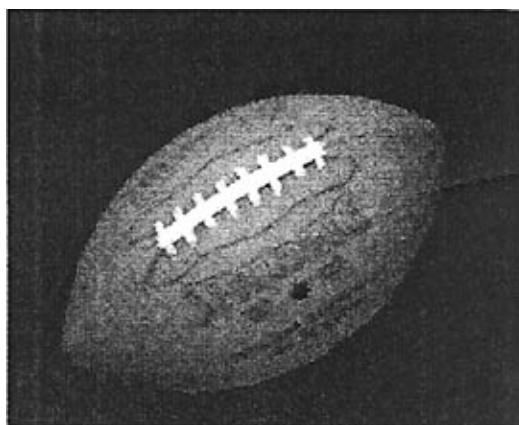


图 4.5 图 4.3 的维纳滤波恢复图

Fig. 4.5 Wiener filter result of fig.4.3

从图 4.5 和图 4.4 的对比中可以看出, 维纳滤波恢复的抗噪性优于逆滤波恢复。

4.1.3 盲目恢复法

多数的图像恢复技术都是以图像退化的某种先验知识为基础, 也就是假定系统的脉冲响应是已知的。但是, 在许多情况下难以确定退化的点扩散函数。在这种情况下, 必须从观察图像中以某种方式抽出退化信息, 从而找出图像恢复方法。这种方法就是所谓的盲目图像恢复。对具有加性噪声的模糊图像作盲目图像恢复的方法有两种, 就是直接测量法和间接估计法。

直接测量法盲目图像复原通常要测量图像的模糊脉冲响应和噪声功率谱或协方差函数。在所观察的景物中, 往往点光源能直接指示出冲激响应。另外, 图像边缘是否陡峭也能用来推测模糊冲激响应。在背景亮度相对恒定的区域内测量图像的协方差可以估计出观测图像的噪声协方差函数。

间接估计法盲目图像恢复类似于多图像平均法处理。例如, 在电视系统中, 观测到的第 i 帧图像为

$$g_i(x, y) = f_i(x, y) + n_i(x, y) \quad (4.40)$$

式中 $f_i(x, y)$ 是原始图像, $g_i(x, y)$ 是含有噪声的图像, $n_i(x, y)$ 是加性噪声。如果原始图像在 M 帧观测图像内保持恒定, 对 M 帧观测图像求和, 得到下式之关系:

$$f_i(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M g_i(x, y) - \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M n_i(x, y) \quad (4.41)$$

当 M 很大时, 式 4.41 右边的噪声项的值趋向于它的数学期望值 $E\{n(x, y)\}$ 。一般情况下白色高斯噪声在所有 (x, y) 上的数学期望等于零。因此, 合理的估计量是:

$$\hat{f}_i(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M g_i(x, y) \quad (4.42)$$

盲目图像恢复的间接估计法也可以利用时间上的平均的概念去掉图像中的模糊。如果有一个成像系统, 其中相继帧含有相对平稳的目标退化, 这种退化是由于每帧有不同的线性位移不变冲激响应 $h_i(x, y)$ 引起的。例如, 大气湍流对远距离物体摄影就会产生这种图像退化。只要物体在帧间没有很大移动并每帧取短时间曝光, 那么第 i 帧的退化图像可表示为

$$g_i(x, y) = f_i(x, y) * h_i(x, y) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (4.43)$$

式中 $f_i(x, y)$ 是原始图像, $g_i(x, y)$ 是退化图像, $h_i(x, y)$ 是点扩散函数, $*$ 代表卷积。退化图像的傅立叶变换为

$$G_i(u, v) = F_i(u, v) H_i(u, v) \quad (4.44)$$

利用同态处理方法把原始图像的频谱和退化传递函数分开，则可得到：

$$\ln[G_i(u, v)] = \ln[F_i(u, v)] + \ln[H_i(u, v)] \quad (4.45)$$

如果帧间退化冲激响应是不相关的，则可得到下面的和式：

$$\sum_{i=1}^M \ln[G_i(u, v)] = M \ln[F_i(u, v)] + \sum_{i=1}^M \ln[H_i(u, v)] \quad (4.46)$$

当 M 很大时，传递函数的对数和接近于恒定值，即

$$K_H(u, v) = \lim_{M \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^M \ln[H_i(u, v)] \quad (4.47)$$

因此，图像的估计量为

$$\hat{F}_i(u, v) = \exp\left\{\frac{K_H(u, v)}{M}\right\} \prod_{i=1}^M [G_i(u, v)]^{\frac{1}{M}} \quad (4.48)$$

对上式取傅立叶反变换就可得到空域估计 $\hat{f}(x, y)$ 。

在上面的分析中，并没有考虑加性噪声分量。如果考虑到它，则无法进行式 4.45 的分离处理，后边的推导也就不成立了。对于这样的问题，可以对观测到的每帧图像先进行滤波处理，去掉噪声，然后在图像没有噪声的假设下再进行上述处理。

盲解卷积恢复是利用模糊图像，同时估计 PSF 和清晰图像的一种图像恢复方法。具体实现算法有先验模糊辨识方法、非参数限定支持域恢复方法，以及平稳自回归滑动平均过程 ARMA(Autoregressive Moving Average Process)参数估计方法、基于高阶统计量的非参数法等。图 4.6 是图 4.3 的 80 次盲解卷积恢复结果。

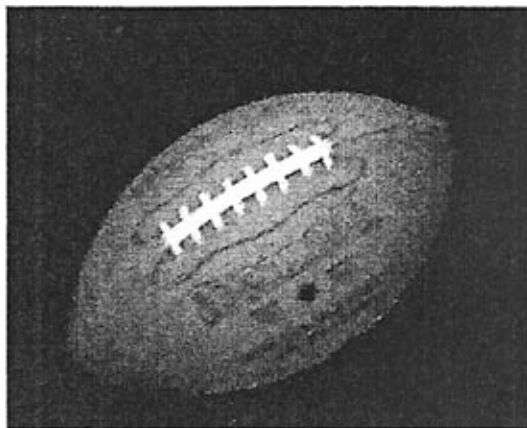


图 4.6 盲解卷积恢复法

Fig.4.6 Iterative blind deconvolution result of fig.4.3

增加迭代次数可以使恢复图像更加逼近原始清晰图像,但迭代引起的噪声影响了恢复图像的清晰度。所以,当迭代次数到达一定值时,重复使用盲解卷积恢复不再改善图像的恢复效果。

4.1.4 Lucy-Richardson 滤波恢复

Lucy-Richardson 滤波恢复是目前应用较为广泛的图像恢复技术之一。它是一种迭代方法,利用加速收敛的 Lucy-Richardson 算法对图像进行恢复,能够按照泊松噪声统计标准求出与给定的点扩散函数 PSF(Point Spread Function)卷积后最有可能成为输入模糊图像的图像。当 PSF 已知,但图像噪声信息未知时,也可以使用这个函数进行有效的工作。

由于迭代产生的噪声痕迹是最大化可能性数据逼近法的常见问题。在低信噪比条件下,恢复图像可能会出现一些斑点,这些斑点并不代表图像的真实结构,只不过是恢复图像过于逼近噪声所产生的结果。所以适当选择迭代次数对图像恢复也很重要。图 4.7 是图 4.3 的 80 次 Lucy-Richardson 滤波恢复结果。

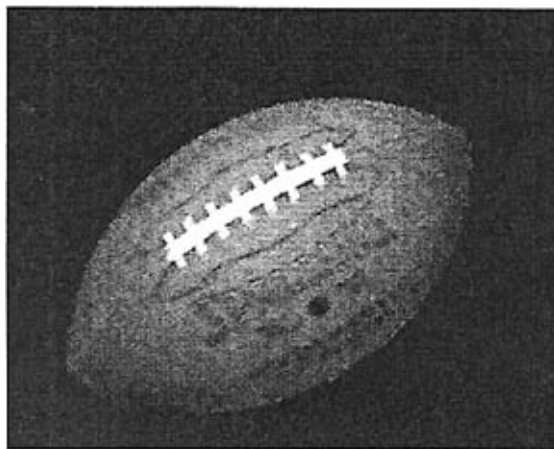


图 4.7 Lucy-Richardson 滤波恢复

Fig.4.7 Lucy-Richardson filter result of fig.4.3

4.2 图像的噪声及其处理

4.2.1 噪声的特征及来源

设图像信号对黑白图像来说可看作是二维亮度分布 $f(x,y)$, 则噪声可看作是对亮度的干扰, 用 $n(x,y)$ 来表示。噪声是随机性的, 因而需要随机过程来描述, 即要求知道

其分布函数和密度函数。但是许多情况下这些函数很难测定和描述，甚至不可能得到。所以常用统计特征来描述噪声，如均值、方差、相关函数等。描述噪声的总功率为 $E\{n^2(x,y)\}$ ；描述噪声的交流功率的方差为 $E\{(n(x,y) - E\{n(x,y)\})^2\}$ ；表示噪声的直流功率的均值平方为 $[E\{n(x,y)\}]^2$ 。

外部噪声：由处理系统外部因素产生的，如天线干扰或电磁波从电源线串入系统的噪声。

内部噪声：有四种基本形式。

(1) 由光和电的基本性质引起：如电流可看作电子或空穴运动，这些粒子运动产生随机散粒噪声；导体中电子流动的热噪声；光量子运动的光量子噪声等。

(2) 机械运动产生的噪声：接头震动使电流不稳，磁头或磁带、磁盘抖动等。

(3) 元器件噪声：如光学底片的颗粒噪声，磁带、磁盘缺陷噪声，光盘的疵点噪声等。

(4) 系统内部噪声：如 CRT 的偏转电路二次发射电子等噪声。

从噪声的分类来看它是多种多样的，但从统计的观点来看，凡是统计特征不随时间变化的称为平稳噪声，统计特征随时间变化的称为非平稳噪声。从噪声的幅度分布的统计特性来看，其密度函数有高斯型、瑞利型，分别称为高斯噪声和瑞利噪声，犹如频谱均匀分布的噪声称为白噪声。按噪声对信号的影响可分为加性噪声模型和乘法噪声模型两大类。

设 $f(x,y)$ 为信号， $n(x,y)$ 为噪声，影响信号后的输出为 $g(x,y)$ 。

(1) 加性噪声：

$$g(x,y) = f(x,y) + n(x,y) \quad (4.48)$$

形成波形是噪声和信号的叠加，其特点是 $n(x,y)$ 和信号无关，如一般的电子线形放大器的噪声。不论输入信号大小，其输出总是与噪声相叠加。

(2) 乘法性噪声：

$$g(x,y) = f(x,y)[1 + n(x,y)] = f(x,y) + f(x,y)n(x,y) \quad (4.49)$$

其输出是两部分的叠加，第二个噪声项信号受 $f(x,y)$ 的影响， $f(x,y)$ 越大则第二项越大，即噪声项受信号的调制。如光量子噪声、底片颗粒噪声都随信号增大而增大。乘法性噪声模型和分析计算都比较复杂，通常信号变化很小时，第二项近似不变，此时可用加性噪声模型来处理。通常总是假定信号和噪声是相互独立的。

图像系统常见的噪声：光电转换噪声、摄像器件噪声、前置放大器噪声及光学噪声。

噪声可以理解为妨碍人的视觉或传感器对所接受图像源信息进行理解或分析的各种因素，图像去噪已经成为图像处理中的极其重要的步骤，在图像恢复中更是如此。一般噪声是不可预测的随机信号，它只能用概率统计的方法去认识。

4.2.2 噪声的处理

对受到噪声污染的退化图像的恢复可以采用线性滤波方法处理，在许多情况下是很有效的。但是多数线性滤波具有低通特性，在去除噪声的同时也使图像的边缘变得模糊了。中值滤波方法在某些条件下可以做到既去除噪声又保护图像边缘的较满意的恢复，是一种去除噪声的非线性处理方法，它是由 Turkey 在 1971 年提出的。开始，中值滤波用于时间序列分析，后来被用于图像处理，在去噪恢复中得到了较好的效果。

中值滤波的基本原理是把数字图像或数字序列中一点的值用该点的一个邻域中各点值的中值代替。中值的定义如下：

一组数 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ ，把 n 个数按值的大小顺序排列如下：

$$x_{i1} \leq x_{i2} \leq x_{i3} \leq \dots \leq x_{in}$$

$$y = \text{Med}\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\} = \begin{cases} x_{i(\frac{n+1}{2})} & n \text{ 为奇数} \\ \frac{1}{2}[x_{i(\frac{n}{2})} + x_{i(\frac{n}{2}+1)}] & n \text{ 为偶数} \end{cases} \quad (4.50)$$

y 称为序列 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 的中值。

图 4.8 为清晰的原始图像，图 4.9 为加入椒盐噪声的图像，图 4.10 为中值滤波去噪结果。

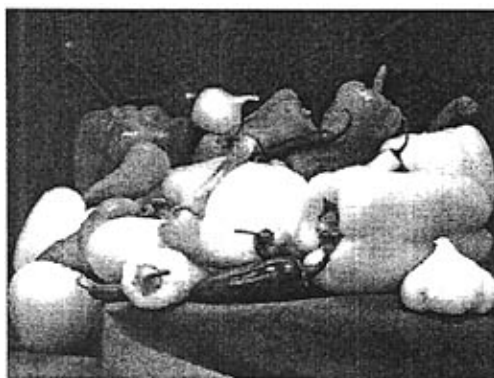


图 4.8 原始图像

Fig. 4.8 Original image



图 4.9 加入椒盐噪声

Fig. 4.9 Image with salt-pepper noise

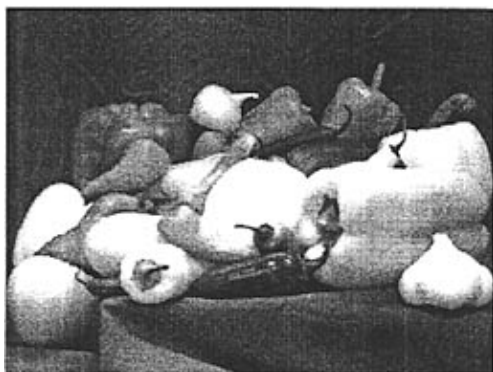


图 4.10 中值滤波去噪

Fig. 4.10 Median filter result

中值滤波器没有充分考虑图像各像素的特征。为了获得更理想的去噪效果，滤波应该根据滤波窗内像素的统计特征自适应地进行，相应的滤波被称作自适应滤波器。自适应中值滤波器便是其中的典型例子，其算法如下：

- (1) 选定一滤波窗 S_{xy} 求出该滤波窗内像素灰度值的最大、最小以及中值 Z_{\max} 、 Z_{\min} 、 Z_{med} ，找出滤波窗中点像素灰度值 Z_{xy} ，确定最大允许滤波窗的大小 S_{\max} 。
- (2) 令 $A1 = Z_{med} - Z_{\min}$ ， $A2 = Z_{med} - Z_{\max}$ 。如果 $A1 > 0$ 以及 $A2 < 0$ 则转到第三步，否则增加滤波窗面积。如果滤波窗面积小于 S_{\max} ，重新执行第二步，否则输出 Z_{xy} 。
- (3) 令 $B1 = Z_{xy} - Z_{\min}$ ， $B2 = Z_{xy} - Z_{\max}$ 。如果 $B1 > 0$ 以及 $B2 < 0$ 则输出 Z_{xy} ，否则输出 Z_{med} 。

图 4.11 为加入高斯噪声的图像，图 4.12 为自适应滤波去噪结果。



图 4.11 加入高斯噪声

Fig. 4.11 Image with Gaussian noise



图 4.12 自适应滤波去噪

Fig. 4.12 Adaptive filter result

图像中噪声经常存在, 不仅影响图像的质量, 也影响模糊图像的恢复效果。一般来说, 对图像的去噪处理要在恢复处理之后进行, 特别是去噪效果很好的算法尤其如此。因为去噪效果好的算法在对图像去噪后, 实际上对图像的像素值改变过多, 从而使去噪后的图像与原来的退化图像不再匹配, 因而就很难得到较好的恢复效果。对于带噪声的模糊, 如果噪声不是太多, 应该先进行图像恢复后再进行去噪处理。如果噪声太多, 可对图像进行轻微地去噪处理, 然后再进行恢复处理, 最后根据恢复效果决定是否再次进行去噪处理, 或者采用锐化和增强等其它图像处理方法以得到更好的视觉效果。

4.3 恢复图像的评价函数

4.3.1 图像的评价现状

图像质量的评价分为客观评价和主观评价。由于至今对人的视觉系统的理解和认识仍十分有限, 因而一些客观评价准则虽经常引用, 但最具权威性的还是主观评价方法。

图像质量的客观评价:

在数字图像处理中,可以证明,连续图像与离散图像的误差测度是相同的。因此,为方便起见,客观评价往往使用离散误差测度。

图像质量的数值度量一般可分为:单变量数值度量、双变量数值度量以及像场变换的均方误差测度等。

单变量数值度量仅对评价图像进行计算。质量尺度是根据被评价图像偏离标准(原始)图像的程度衡量,单变量数值度量通常计算图像的空间频谱,因为图像质量的优劣往往表现为高频成分与低频成分的相对分布;双变量数值度量是对被评价的与标准的两幅图像进行计算,在一对图像之间进行数值比较,以确定质量尺度。像场变化的均方误差测度是为获得一种能与主观测试结果有较好相关性的均方误差测度,可对像场进行变换。

图像质量的主观评价:

图像质量的主观评价是以人作为图像的观察者,对图像质量优劣做出主观评定。主观评价得到的图像质量与观察者的特性、经验、爱好有关,也与被评价的图像内容及观察环境、条件有关。测试和观察条件应尽可能与使用条件匹配。为保证主观评价在统计上的意义,参与评分的观察者不得少于 20 人。观察者分为两类:一类是未经训练的外行,一类是训练有素的内行,对图像技术有经验,能对图像质量提出严格甚至苛刻的判断,一般人难以发现的某些细小变化,他们却容易发现。

主观评价分为绝对评价、相对评价和对比试验三种。绝对评价常用的评价尺度称为“全优度尺度”,对图像的优劣分等级以数字评分。全优度尺度对一般人而言多用质量尺度,对专业人员则采用损伤尺度较好;相对评价是指观察者将一批图像从好至坏进行分类,对图像进行相互比较,得出好坏和评分,一般用于多种处理方法的比较;对比试验方式评价又称为可辨别的主观评价,多用于图像编码研究中^[37]。

4.3.2 运动模糊恢复图像清晰度评价函数

数字图像评价函数是评价数字图像质量的一个客观尺度,它是图像恢复中评价图像质量的一个重要判据。

对一幅数字图像 $f(x, y)$, 其梯度的模为

$$|\nabla f(x, y)| = [(\partial f / \partial x)^2 + (\partial f / \partial y)^2]^{1/2} \quad (4.51)$$

用差分代替微分,则梯度模的近似表达式为

$$|\nabla f(x, y)| = \{[f(x, y) - f(x+1, y)]^2 + [f(x, y) - f(x, y+1)]^2\}^{1/2} \quad (4.52)$$

对于图像序列的第 $k(k=1,2,\dots,M)$ 幅图像,在某图像窗口 w 内的灰度梯度向量模的和 G_k 及灰度梯度向量模方和 G_k' 分别为

$$G_k = \sum_{(x,y) \in w} \{[f_k(x,y) - f_k(x+1,y)]^2 + [f_k(x,y) - f_k(x,y+1)]^2\}^{1/2} \quad (4.53)$$

$$G_k' = \sum_{(x,y) \in w} \{[f_k(x,y) - f_k(x+1,y)]^2 + [f_k(x,y) - f_k(x,y+1)]^2\} \quad (4.54)$$

由于 4.54 式中考虑了相互正交的 x 和 y 方向,设在任意方向(与 x 轴夹角为 θ)上的模糊量为 Δs , 则和这一模糊量对应的 x 和 y 方向的模糊量,相当于 Δs 在 x 和 y 方向上的分解,即 $\Delta x = \Delta s \cos \theta$, $\Delta y = \Delta s \sin \theta$ 。代入 4.53 式和 4.54 式后可看出, G_k 和 G_k' 仅与模糊量有关,而与模糊方向无关,所以 G_k 和 G_k' 也可用作运动模糊图像的评价函数。归一化的 G_k' 随运动模糊量变化的曲线如图 4.13 所示。

对于图像序列的第 $k(k=1,2,\dots,M)$ 幅图像,在图像窗口 w 内,对每一个像素在 3×3 邻域中采用拉普拉斯算子,得到 8 邻域微分值,然后在 w 内求和,得

$$L_k = \sum_{(x,y) \in w} \{8f_k(x,y) - f_k(x,y-1) - f_k(x-1,y) - f_k(x+1,y) - f_k(x,y+1) - f_k(x-1,y-1) - f_k(x-1,y+1) - f_k(x+1,y-1) - f_k(x+1,y+1)\} \quad (4.55)$$

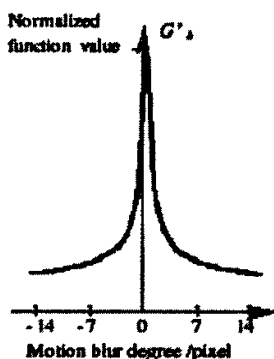


图 4.13 归一化的 G_k' 随运动模糊量的变化

Fig.4.13 Normalized G_k' varies with the motion blur degree

对于一幅模糊图像,在每一像素附近的灰度值变化小,则 L_k 小。对清晰图像,图像的轮廓鲜明, L_k 达到最大值。对 x 方向的运动模糊图像,函数值随模糊量变化的归一化曲线如图 4.14 所示。 L_k 考虑了 8 邻域的各个方向,所以该函数在运动模糊方向的适用性方面更强。

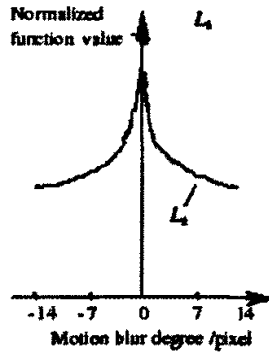


图 4.14 归一化的 L_k 随运动模糊量的变化

Fig.4.14 Normalized L_k varies with the motion blur degree

以上两种评价函数具有无偏性好、单峰性强、在清晰图像附近变化趋势明显和灵敏度高等特点。可广泛应用于评价恢复图像的质量、显微镜的自动调焦系统中控制调整的过程和计算机视觉中评价图像的聚焦质量等领域^[38]。

5 运动模糊图像的实验恢复结果与分析

图 5.1 是一幅清晰的原始图像, 图 5.2 是其运动模糊图像 $g(x, y)$, 模糊尺度为 60 个像素, 真实的运动模糊方向为 -15.5° 。

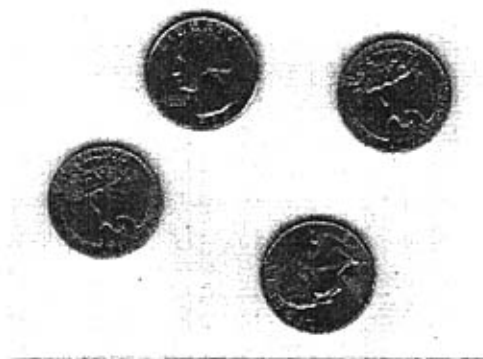


图 5.1 原始图像
Fig. 5.1 Original image



图 5.2 运动模糊图像
Fig. 5.2 Motion-blurred image

图 5.3 是前述 3×3 的方向微分乘子 D_α 对运动模糊方向的鉴别曲线 $(I(\Delta g)_\alpha \sim \alpha)$, 计算中 α 值步长取 10° 。可以看出, α 值离真实运动模糊方向越近时, 对应的 $I(\Delta g)_\alpha$ 值越小。 α 值的最小值应该在 $[-20, -10]$ 这个区间。在此区间内, α 值步长取 0.1° , 绘制出运动模糊方向的鉴别曲线 $(I(\Delta g)_{\alpha'} \sim \alpha')$, 如图 5.4 所示。则 α' 值 -15.4° 即为鉴别出的运动模糊方向, 误差为 0.1° 。

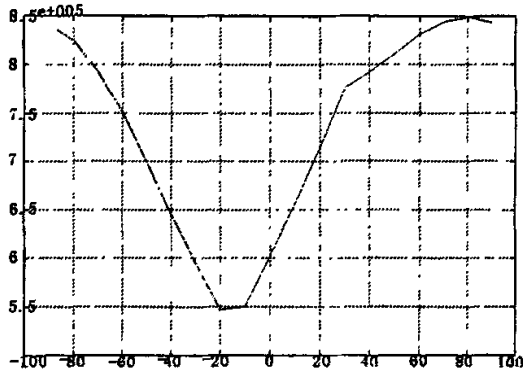


图 5.3 运动模糊方向鉴别曲线 1

Fig. 5.3 Identification result 1 for the direction of fig. 5.2

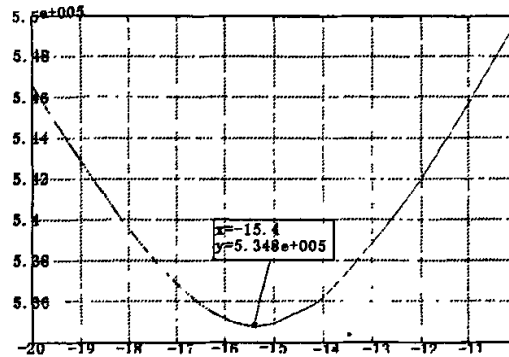


图 5.4 运动模糊方向鉴别曲线 2

Fig. 5.4 Identification result 2 for the direction of fig. 5.2

利用上述方法，对图 5.2 的一系列在各个方向的匀速直线运动模糊图像(模糊尺度为 60 个像素)进行鉴别。如表 5.1 所示，总的鉴别结果还是令人满意的。

表 5.1 用 3×3 方向微分乘子的运动模糊方向鉴别结果 (单位: $^{\circ}$)

Tab.5.1 Motion blur direction identification with the 3×3 directional differentiation matrix (Unit: $^{\circ}$)

真实值	鉴别值	误差	真实值	鉴别值	误差	真实值	鉴别值	误差
90	90	0	85.5	85.3	0.2	75.5	75.3	1.2
65.5	64.1	1.4	55.5	54.9	0.6	45.5	45.0	0.5
35.5	34.9	0.6	25.5	25.2	0.3	15.5	15.4	0.1
5.5	5.1	0.4	0	0	0	-5.5	-5.1	0.4
-15.5	-14.9	0.6	-25.5	-24.9	0.6	-35.5	-34.6	0.9
-45.5	-44.6	0.9	-55.5	-54.9	0.6	-65.5	-64.7	0.8
-75.5	-75.7	-0.2	-85.5	-86.2	-0.7	-90	-90	0

利用公式 3.2 和 3.3 所描述的 3×3 的方向微分乘子 D_α ，对真实运动方向分布在 $-90^\circ \sim 90^\circ$ 范围的多幅运动模糊图片进行方向鉴别。鉴别结果表明，这种鉴别方法是有效可靠的，鉴别精度高，范围大，稳定性好。对于不同的模糊尺度都能够精确地鉴别出模糊方向。一般模糊尺度越大，鉴别精度越高。对同样的模糊尺度，匀速直线运动的模糊程度比加速运动和振动高，方向鉴别精度也要高。只要原始图像是自然图像，即使“原始图像的自相关及其功率谱是各向同性的”这个前提条件符合得不是很好，也基本上能够鉴别出其运动模糊图像的运动模糊方向，只是误差可能大一些而已。

通过一阶微分、水平方向自相关、各列求和，得到图 5.2 的运动模糊尺度鉴别曲线 ($S_{add} \sim m$)。可以看出在鉴别曲线中 $m=0$ 处有一尖锐高耸的零频尖峰，两负尖峰的位置分别为 $m_1 = 246, m_2 = 368$ 。所以运动模糊尺度 d 为：

$$d = (m_2 - m_1) / 2 = 61 \quad (5.1)$$

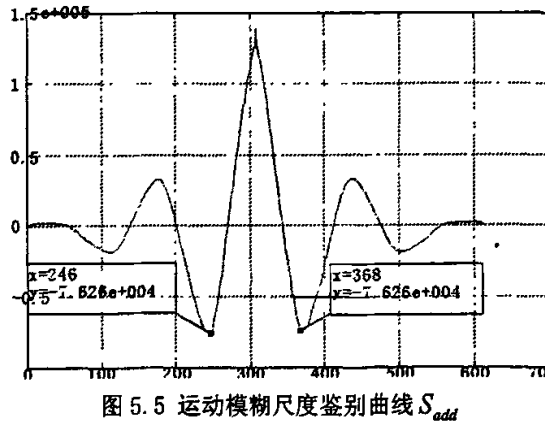


图 5.5 Identification result of the blur extent

即鉴别出图 5.2 的运动模糊尺度为 61 个像素，用估计的点扩散函数进行恢复，使用 Wiener 滤波、Lucy-Richardson 滤波和盲解卷积恢复恢复出的图像分别为图 5.6、图 5.7 和图 5.8。其中，Lucy-Richardson 滤波和盲解卷积恢复都属于迭代计算的方法，图 5.7 和图 5.8 都为重复 80 次的恢复结果。

表 5.2 为图 5.6、图 5.7 和图 5.8 的评价函数(灰度梯度向量模方和 G_k' 及拉普拉斯算子和 L_k)的具体数值。

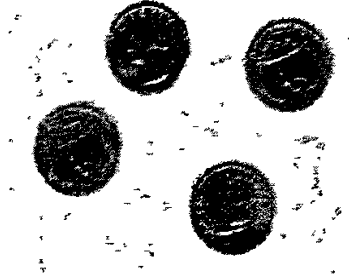


图 5.6 维纳滤波结果
Fig. 5.6 Wiener filter result

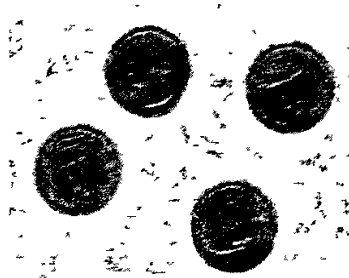


图 5.7 Lucy-Richardson 滤波结果
Fig. 5.7 Lucy-Richardson filter result

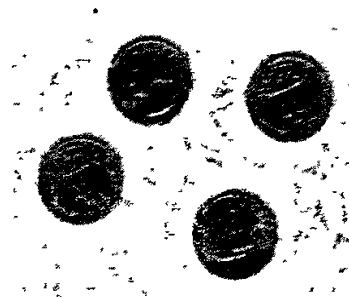


图 5.8 盲解卷积恢复
Fig. 5.8 Image Restoration with Iterative Blind Deconvolution

表 5.2 恢复图像的评价函数
Tab.5.2 Estimation of the restored images

	维纳滤波	Lucy-Richardson 滤波	盲解卷积滤波
G_k'	15183734	15661362	15883292
L_k	8411434	8537462	8638866

结 论

本文围绕运动模糊图像的恢复进行研究,系统地分析了运动模糊图像的退化模型、运动模糊参数的鉴别、图像的噪声和消除以及图像恢复的方法。具体地讲,本文主要做了以下几方面的工作:

(1) 介绍了图像恢复的理论基础。包括数字图像的特点,系统传递函数 H 的意义以及退化图像的模型。

(2) 利用方向微分法鉴别运动模糊方向:将原始图像视为各向同性的一阶马尔科夫过程,利用双线性插值及 3×3 方向微分乘子,采用“先粗后细”的方法,粗略确定运动模糊方向范围后,再高精度鉴别其具体数值;将模糊图像旋转到水平轴利用模糊图像的模糊度内的像素点之间的相关性估计模糊尺度。

(3) 利用运动模糊方向和运动模糊尺度两个参数,估计出点扩散函数;再利用估计出来的点扩散函数对模糊图像进行维纳滤波、Lucy-Richardson 滤波及盲解卷积恢复,得到了恢复效果较好的图像;通过大量的仿真实验证明了本文中运动模糊参数鉴别方法的有效性和可行性;讨论了图像中的噪声的来源及处理方法。

(4) 引入了灰度梯度向量模方和 G_k' 及拉普拉斯(8 邻域微分)算子和 L_k 评价已得到的恢复图像。

由于运动模糊方向的鉴别是以原始图像符合马尔科夫过程为前提的,所以当原始图像不太符合这个条件时鉴别误差相对较大。但是如果能选用更精确的插值方法就可以进一步的提高鉴别精度。另一方面,经典图像恢复算法研究已经比较成熟,理论上也很难有新的突破。现阶段的图像恢复算法借鉴和融合了一些其它学科理论,如神经网络、遗传算法、模拟退火、小波算法等等,其发展比较迅速,必将成为将来进一步研究的方向。

参 考 文 献

- [1] 阮秋琦. 数字图像处理学. 北京: 电子工业出版社, 2001.
- [2] K R Castleman. Digital processing. New York: Prentice hall. Inc, 1998.
- [3] J L Harris, Sr. Image evaluation and restoration. Opt. Soc. Amer., 1966, 56: 569-574.
- [4] B L McGlamery. Restoration of turbulence degraded images. Opt. Soc. Amer., 1967, 57(3): 293-297.
- [5] C W Helstrom. Image restoration by the method of least squares. Opt. Soc. Amer., 1967, 57(3): 297-303.
- [6] D Slepian. Linear least-squares filtering of distorted images. Opt. Soc. Amer., 1967, 57(7): 918-922.
- [7] W K Pratt. Generalized Wiener filter computation techniques. IEEE Trans., Computers, 1972: 636-641.
- [8] A Habibi. Fast suboptimal Wiener filtering of Markov processes. Los Angeles: University of Southern California, USCIP Report 530, 1974: 75-80.
- [9] T M Cannon. Digital image deblurring by nonlinear homomorphic filtering: [dissertation]. Salt Lake City: Computer Science Department, University of Utah, 1974.
- [10] A V Oppenheim, R W Schaffer, T G Stockman. Nonlinear filtering of multiplied and convolved signals. Proc. IEEE, 1968, 56: 1264-1291.
- [11] H C Andrews, B R Hunt. Digital image restoration. Prentice hall Inc. New York: Englewood Cliffs, 1977.
- [12] B R Hunt. A matrix theory proof of the discrete convolution theorem. IEEE. Trans., 1971, AU-19(4): 285-288.
- [13] B R Hunt. The application of constrained least estimation to image restoration by digital computer. IEEE Trans, 1973, 22(9): 805-812.
- [14] G M Robbins, T S Huang. Inverse filtering for linear shift-variant imaging systems. Proc. IEEE, 1972, 60(7): 862-872.
- [15] A P Dempster, N M Laird, D B Rubin. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. Royal Statiscal Ser. B., 1977, 39(1): 1-38.
- [16] Y T Zhou, R Chellappa, B K Jenkins. Image restoration using a neural network. IEEE Trans. Acoust. Speech, Signal Processing, 1988, 36(7): 141-151.
- [17] J K Paik, A K Katsaggelos. Image restoration using a modified Hopfield network. IEEE Trans. Image Processing, 1992, 1: 49-63.
- [18] N P Galatsanos, V Z Mesarovic, R Molina. Hierarchical bayesian image restoration from partially known blurs. IEEE Trans. Image Processing, 2000, 9(10): 1784-1797.

- [19] M Cannon. Blind deconvolution of spatially invariant blurs with phase. *IEEE Trans Acoust Speech Signal Processing*, 1976, 24(1):58-63.
- [20] 王晓红, 赵荣椿. 匀速直线运动模糊的 PSF 之估计. *计算机应用*, 2001, 21(9):40-41.
- [21] 邹谋炎. 反卷积和信号恢复. 北京:国防工业出版社, 2001.
- [22] Tan Kah-Chye, Lim Hock, Tan B. T. G. Restoration of real-world motion-blurred images. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 1991:291-299.
- [23] 郑捷文, 蔡利栋. 匀速直线运动模糊图像的恢复. *暨南大学学报 (自然科学版)*, 2002, 23(3):42-45.
- [24] 章毓晋. 图像处理和分析 (图像工程 上册). 北京:清华大学出版社, 1999.
- [25] 罗军辉, 冯平, 哈力旦·A 等. MATLAB7.0 在图像处理中的应用. 北京:机械工业出版社, 2005.
- [26] S C Som. Analysis of the effect linear smear on photographic images. *Opt. Soc. Am.*, 1971, 61:859-864.
- [27] O Hadar, S R Rotman, N S Kopeika. Target acquisition modeling of forward-motion considerations for airborne reconnaissance over hostile territory. *Opt. Eng.*, 1994, 33:3106-3117.
- [28] O Hadar, I Dror, N S Kopeika. Image resolution limits resulting from mechanical vibrations. *Opt. Eng.*, 1994, 33:566-578.
- [29] G Pavlovic, A M Takalp. Maximum likelihood parametric blur identification based on a continuous spatial domain model. *IEEE Trans. Image Processing*, 1992, 1:496-504.
- [30] R L Lagendijk, A M Tekalp, J Biemond. Maximum likelihood image and blur identification: a unifying approach. *Opt. Eng.*, 1990, 29:422-435.
- [31] 李红阳. 运动图像恢复: (工程硕士学位论文). 北京:清华大学, 2002.
- [32] Y Yitzhaky, N S Kopeika. Identification of blur parameters from motion blurred images. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 1997, 59(5):310-320.
- [33] Y Yitzhaky, Ruslan Milberg, Sergei Yohaev et al. Comparison of direct blind deconvolution methods for motion-blurred images. *Applied Optics*, 1999, 38(20):4325-4332.
- [34] 陈前荣, 陆启生, 成礼智. 运动模糊图像的运动模糊方向鉴别. *国防科技大学学报*, 2004, 26(1):41-45.
- [35] 陈前荣, 陆启生, 成礼智. 基于方向微分和加权平均的运动模糊方向鉴别. *计算机工程与应用*, 2004, 29:1-5.
- [36] 陈前荣, 陆启生, 成礼智等. 运动模糊图像点扩散函数尺度鉴别. *计算机工程与应用*, 2004, 23:15-19.
- [37] 张媛. 运动模糊图像的处理: (硕士学位论文). 合肥:安徽大学, 2005.
- [38] 曹茂永, 孙衣亮, 郁道银. 基于灰度梯度的数字图像评价函数. *光电工程* 200330(4):69-72.

附录 A 二维运动模糊图像只能进行二维恢复

设原始图像为 $f(x, y)$ ，其匀速直线运动模糊图像为 $g(x, y)$ ，点扩散函数为 $h(x, y)$ ， x 方向的点扩散函数为 $h_x(x, y)$ ， y 方向的点扩散函数为 $h_y(x, y)$ ，则运动模糊方向如下：

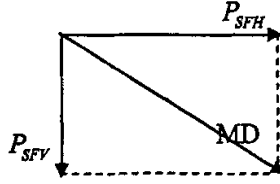


图 A1 运动模糊方向示意图

Fig.A1 Motion blur direction

其中， MD 为在曝光时间内图像在运动方向上移动的像素数； P_{SFH} 和 P_{SFV} 分别为 MD 在 x 方向和 y 方向上分解的得到的分量。

如果 $P_{SFH} \geq P_{SFV}$ ，则匀速直线运动点扩散函数为：

$$h(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{P_{SFH}} & x = 0, 1, \dots, P_{SFH} - 1; \quad y = \left\lfloor x \frac{P_{SFV}}{P_{SFH}} \right\rfloor = 0, 1, \dots, y_{\max} \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (\text{A. 1})$$

其中， $y_{\max} = (P_{SFH} - 1) \frac{P_{SFV}}{P_{SFH}}$

如果 $P_{SFH} \leq P_{SFV}$ ，则匀速直线运动点扩散函数为：

$$h(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{P_{SFV}} & x = \left\lfloor y \frac{P_{SFH}}{P_{SFV}} \right\rfloor = 0, 1, \dots, x_{\max}; \quad y = 0, 1, \dots, P_{SFV} - 1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (\text{A. 2})$$

其中， $x_{\max} = (P_{SFV} - 1) \frac{P_{SFH}}{P_{SFV}}$

在上面两种情况下，运动模糊图像应为：

$$g(i, j) = \sum_{k=0}^{P_{SFH}-1} \sum_{s=0}^{y_{\max}} h(k, s) f(i-k, j-s) \quad (\text{A. 3})$$

或者为

$$g(i, j) = \sum_{k=0}^{P_{SFV}-1} \sum_{s=0}^{P_{SFH}-1} h(k, s) f(i-k, j-s) \quad (\text{A. 4})$$

x 方向的点扩散函数为:

$$h_x(x) = \begin{cases} 1/P_{SFH} & x = 0, 1, \dots, P_{SFH}-1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (\text{A. 5})$$

y 方向的点扩散函数为:

$$h_y(y) = \begin{cases} 1/P_{SFV} & y = 0, 1, \dots, P_{SFV}-1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (\text{A. 6})$$

如果将原始图像先按 x 方向进行运动模糊, 然后再按照 y 方向进行运动模糊, 则有:

$$g(i, y) = \sum_{k=0}^{P_{SFH}-1} h_x(k) f(i-k, y) \quad (\text{A. 7})$$

$$\begin{aligned} g(i, j) &= \sum_{s=0}^{P_{SFV}-1} h_y(s) g(i, j-s) \\ &= \sum_{s=0}^{P_{SFV}-1} h_y(s) \sum_{k=0}^{P_{SFH}-1} h_x(k) f(i-k, j-s) \\ &= \sum_{k=0}^{P_{SFH}-1} \sum_{s=0}^{P_{SFV}-1} h_x(k) h_y(s) f(i-k, j-s) \\ &= \sum_{k=0}^{P_{SFH}-1} \sum_{s=0}^{P_{SFV}-1} h_{xy}(k, s) f(i-k, j-s) \end{aligned} \quad (\text{A. 8})$$

其中,

$$\begin{aligned} h_{xy}(k, s) &= h_x(k) h_y(s) \\ &= \begin{cases} \frac{1}{(P_{SFH} \times P_{SFV})} & i = 0, 1, \dots, P_{SFV}; \quad j = 0, 1, \dots, P_{SFH} \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \end{aligned}$$

对比上面公式 $h(x, y)$ 和 $h_{xy}(x, y)$, 可以得到:

$$h(x, y) \neq h_{xy}(x, y) \quad (\text{A. 9})$$

通过上面的证明, 可以得出结论: 对于任意方向的直线运动模糊图像的恢复来说, 只能直接进行二维恢复, 不能先进行 x 方向的一维恢复, 然后再进行 y 方向的一维恢复。

攻读硕士学位期间发表学术论文情况

马明. 运动模糊图像的判别与恢复. 第三、四、五章. 大连理工大学研究生网络学刊, 2006

致 谢

在本论文即将完成之际，谨向导师胡家升教授致以衷心的感谢。从论文的选题直到论文的最后完稿都是在胡老师的耐心指导下完成的。感谢胡老师在我读研期间，为我创造了一个良好的学习环境和工作条件，以及在学业和生活等诸多方面给予的关心、教育和培养。胡老师渊博的知识、严谨的治学作风将使我终生受益。在此，谨向两年多来培养、关怀、帮助我的恩师致以由衷的敬意和诚挚的感谢。祝恩师身体健康，工作顺利。

两年多的学习和生活，得到了各位师兄、师姐、师弟的热情的关心与无私的帮助。这里我真挚地感谢乌旭博士、赵玲玲博士、张云霞硕士、安丙辰硕士、赵晔硕士、王珩硕士等同学，能与他们相识，并与他们建立纯洁的友谊，是我一生的荣幸与骄傲。

最后，谨向所有关心、爱护、帮助我的物理与光电工程学院师长、同学、朋友表示衷心的感谢。