

图 3.32 空间滤波的机理。放大的图显示了一个 3×3 掩模和其覆盖的图像部分。图像部分从掩模下移出, 以便于观看

中的所有像素进行了处理。显然, 当 $m = n = 3$ 时, 就是上一段中给出例子的简化表达。

在第 4 章的讨论中, 可以看到式(3.5.1)中的线性滤波处理与频率域中卷积处理的概念很相似, 因此, 线性空间滤波处理经常被称为“掩模与图像的卷积”。类似地, 滤波掩模有时也可以称为“卷积模板”, “卷积核”一词也常用于此。

当我们的兴趣在于对图像任一点 (x, y) 进行 $m \times n$ 掩模处理得到的响应 R , 而不是模板卷积的机理时, 实践中通常用如下形式简化表达形式:

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \cdots + w_{mn} z_{mn} = \sum_{i=1}^{mn} w_i z_i \quad (3.5.2)$$

其中 W 为掩模系数, z 为与该系数对应的灰度值, mn 为掩模中包含的像素点总数。对于

图 3.33 所示的 3×3 掩模, 图像中任意一点 (x, y) 的响应由下式给出:

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \cdots + w_9 z_9 = \sum_{i=1}^9 w_i z_i \quad (3.5.3)$$

因为在图像处理方面的文献中会经常看到该公式, 所以对这一简单的公式应给予了特别注意。

w_1	w_2	w_3
w_4	w_5	w_6
w_7	w_8	w_9

图 3.33 一般 3×3 空间滤波掩模的另一种表示

非线性空间滤波处理也是基于邻域处理, 且掩模滑过一幅图像的机理与刚刚论述的一样。然而, 一般说来, 滤波处理取决于所考虑的邻域像素点的值, 而不能直接用式(3.5.1)和式(3.5.2)中所描述的乘积求和中的系数。正如 3.6.2 节所示, 利用非线性滤波器可以有效地降低噪声, 这种非线性滤波器的基本函数是计算滤波器所在邻域的灰度中值。中值计算是非线性操作, 正如在 3.3.4 节所使用的方差计算那样。

实现空间滤波邻域处理时的一个重要考虑因素就是, 当滤波中心靠近图像轮廓时发生的情况。考虑一个简单的大小为 $n \times n$ 的方形掩模, 当掩模中心距离图像边缘为 $(n-1)/2$ 个像素时, 该掩模至少有一条边与图像轮廓相重合。如果掩模的中心继续向图像边缘靠近, 那么掩模的行或列就会处于图像平面之外。有很多方法可以处理这种问题。最简单的方法就是将掩模中心点的移动范围限制在距离图像边缘不小于 $(n-1)/2$ 个像素处。这种做法将使处理后的图像比原始图像稍小, 但滤波后的图像中的所有像素点都由整个掩模处理。如果要求处理后的输出图像与原始图像一样大, 那么所采用的典型方法是, 用全部包含于图像中的掩模部分滤波所有像素。通过这种方法, 图像靠近边缘部分的像素带将用部分滤波掩模来处理。另一种方法就是在图像边缘以外再补上一行和一系列灰度为零的像素点(其灰度也可以为其他常值), 或者将边缘复制补在图像之外。补上的那部分经过处理后去除。这种方法保持了处理后的图像与原始图像尺寸大小相等, 但是补在靠近图像边缘的部分会带来不良影响, 这种影响随着掩模尺寸的增加而增大。总之, 获得最佳滤波效果的惟一方法是使滤波掩模中心距原图像边缘的距离不小于 $(n-1)/2$ 个像素。

3.6 平滑空间滤波器

平滑滤波器用于模糊处理和减小噪声。模糊处理经常用于预处理, 例如, 在提取大的目标之前去除图像中一些琐碎的细节、桥接直线或曲线的缝隙。通过线性滤波器和非线性滤波器的模糊处理可以减小噪声。

3.6.1 平滑线性滤波器

平滑线性空间滤波器的输出(响应)是包含在滤波掩模邻域内像素的简单平均值。因此,这些滤波器也称为均值滤波器。根据第4章的讨论,它们指的是低通滤波器。

平滑滤波器的概念非常直观。它用滤波掩模确定的邻域内像素的平均灰度值去代替图像每个像素点的值,这种处理减小了图像灰度的“尖锐”变化。由于典型的随机噪声由灰度级的尖锐变化组成,因此,常见的平滑处理应用就是减噪。然而,由于图像边缘(几乎总是一幅图像希望有的特性)也是由图像灰度尖锐变化带来的特性,所以均值滤波处理还是存在着不希望的边缘模糊的负面效应。另外,这类处理方法还有一些其他应用,比如2.4.3节讨论过的由于灰度量级不足而引起的伪轮廓效应的平滑处理。均值滤波器的主要应用是去除图像中的不相干细节,其中“不相干”是指与滤波掩模尺寸相比,较小的像素区域。

图3.34显示了两个 3×3 的平滑滤波器。第一个滤波器产生掩模下标准的像素平均值,这从把掩模系数代入式(3.5.3)可清楚地看出:

$$R = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^9 z_i$$

R 是由掩模定义的 3×3 邻域像素灰度的平均值。注意,代替上式中的 $1/9$,滤波器的系数全为“1”。这里的概念是,系数取1值时计算更有效。在滤波处理之后,整个图像被9除。一个 $m \times n$ 掩模应有等于 $1/mn$ 的归一化常数。所有系数都相等的空间均值滤波器有时称为盒滤波器。

图3.34中所示的第二种掩模更为重要一些。这个掩模也叫做加权平均,使用这一术语是指用不同的系数乘以像素,这样,从权值上看,一些像素比另一些更为重要。对于图3.34(b)所示的 3×3 掩模,处于掩模中心位置的像素比其他任何像素的权值都要大,因此,在均值计算中给定的这一像素显得更为重要。而距离掩模中心较远的其他像素就显得不太重要。由于对角项离中心比正交方向相邻的像素(参数为 $\sqrt{2}$)更远,所以,它的重要性要比与中心直接相邻的四个像素低。把中心点加强为最高,而随着距中心点距离的增加减小系数值,是为了减小平滑处理中的模糊。我们也可以采取其他权重达到相同的目的。然而,图3.34(b)掩模中的所有系数的和应该为16,这很便于计算机的实现,因为它是2的整数次幂。在实践中,由于这些掩模在一幅图像中所占的区域很小,通常很难看出使用图3.34的各种掩模或用其他类似手段平滑处理后的图像之间的区别。

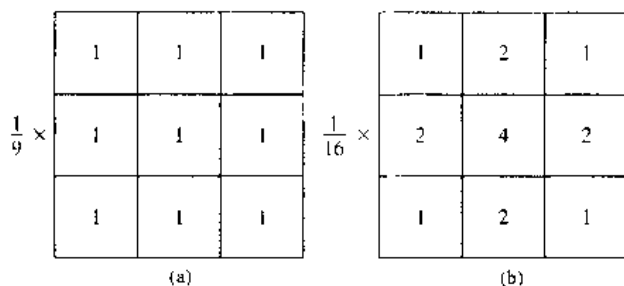


图3.34 两个 3×3 平滑(均值)滤波器掩模。每一个掩模前边的乘数等于它的系数值的和,以计算平均值

参见式(3.5.1),一幅 $M \times N$ 的图像经过一个 $m \times n$ (m 和 n 是奇数)的加权均值滤波器滤波的过程可由下式给出:

$$g(x, y) = \frac{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t) f(x+s, y+t)}{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t)} \quad (3.6.1)$$

这一式中的参数见式(3.5.1)的定义。正如前面说过的,它可以这样理解,即一幅完全滤波的图像是由对 $x=0, 1, 2, \dots, M-1$ 与 $y=0, 1, 2, \dots, N-1$ 执行式(3.6.1)得到的。式(3.6.1)中的分母部分简单地表示为掩模的系数总和,而且因为它是一个常数,只需计算一次就可以了。这个比例参数在滤波处理完成之后一般用于输出图像的所有像素。

例 3.9 用各种尺寸的掩模平滑图像

与滤波掩模大小有关的图像平滑效果如图 3.35 所示,图中显示了一幅原始图像以及分别用尺寸为 $n=3, 5, 9, 15$ 和 35 像素的方形均值滤波器得到的相应平滑结果。这些结果的主要特点有:当 $n=3$ 时,可以观察到在整幅图像中有轻微的模糊,但是,正如所希望的那样,当图像细节与滤波器掩模近似相同时,图像中一些细节受到的影响比较大。例如,用 3×3 和 5×5 矩形掩模时,较小的字母“a”和细的颗粒要比图像其他部分更为模糊。一个正面效果是噪声明显地减少了。注意,字母的锯齿状边界与圆圈都被平滑了。

对于 $n=5$ 的结果基本类似,模糊程度稍微有所增加。对于 $n=9$,明显地看出更为模糊了,而且有 20% 的黑色圆圈几乎不能像前三幅图像那样与背景明显区分开来。这些说明,当目标与其相邻像素的灰度值接近时,混合效应会导致目标模糊。当 $n=15$ 和 35 时,就图像中目标物的尺寸来说,结果已是极端情况了。我们经常运用这些极端类型的模糊处理来去除图像中的一些小物体。例如,在图 3.35(f)中,三个小方框、两个小圆圈以及大部分矩形的噪声区域已经融入到背景中了。注意,在这张图中,还有明显的边界现象。这是我们将 0 添加到原始图像的边缘上,经过处理后再去除添加区域的结果。某些黑色混入了滤波后的图像,但是,对于用较大滤波器平滑的图像,这就成问题了。

前面曾经提到,空间均值处理的重要应用是,为了对感兴趣物体得到一个粗略的描述而模糊一幅图像,这样,那些较小物体的强度与背景混合在一起了,较大物体变得像“斑点”而易于检测。掩模的大小由那些即将融入背景中的物件尺寸来决定。作为实例,考虑图 3.36(a),它是绕地球轨道上的 Hubble 望远镜拍摄下来的一幅图像。图 3.36(b)显示了应用 15×15 的均值滤波器掩模对该图像处理后的结果。可以看到,图片中的一些部分或者融入到背景之中,或者其亮度明显地减小了。像这样利用阈值并基于物体亮度来消除某些目标的操作是很典型的。用等于模糊图像最高亮度 25% 的阈值,并使用图 3.2(b)的阈值函数处理的结果示于图 3.36(c)。用原图像比较经过处理的结果,我们可以看到考虑图像中最大、最亮目标的表达方式是非常合理的。

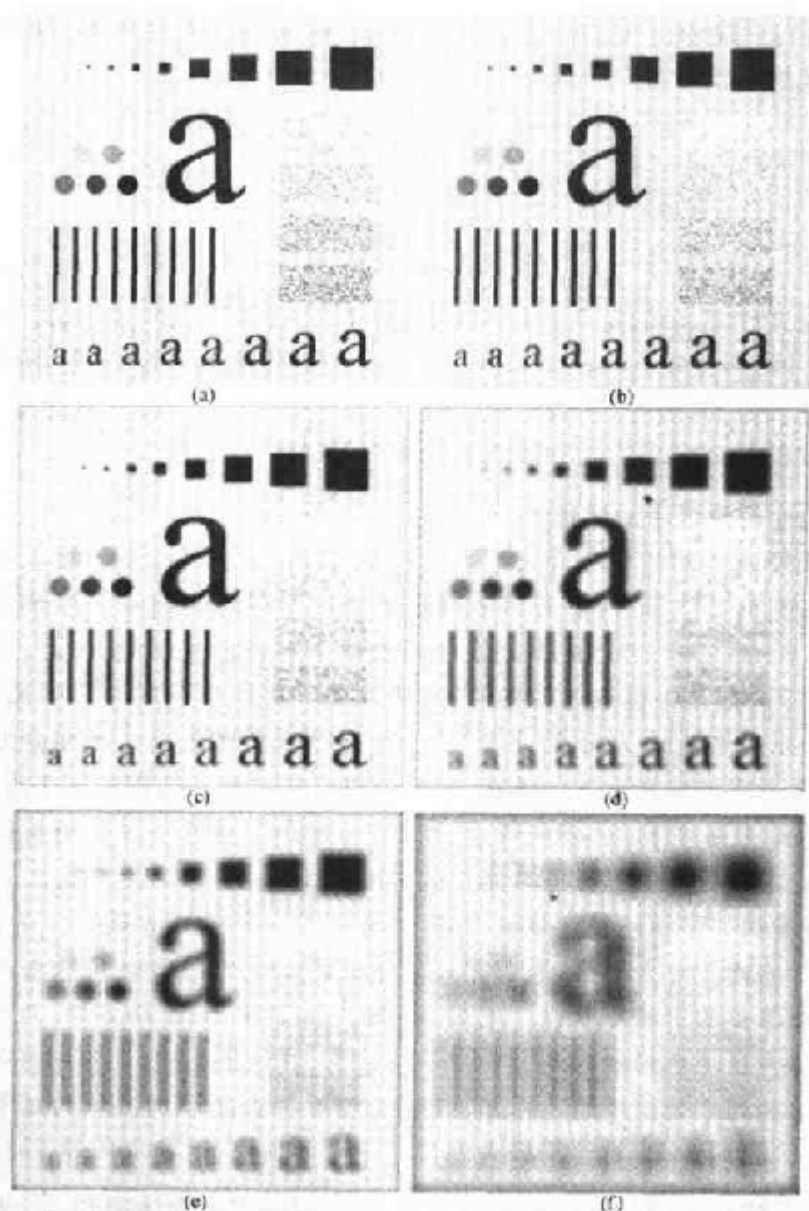


图 3.35 (a)大小为 500×500 像素的原图像,(b)到(f)用大小为 $n = 3, 5, 9, 15$ 和 35 的方形均值滤波掩模平滑处理的结果。在顶端的黑方块大小分别为 $3, 5, 9, 15, 25, 35, 45$ 和 55 个像素,边界相隔 25 个像素,位于底端的字母大小在 10 到 24 点之间,增量为 2 个点;顶端最大的字母是 60 个点。垂直线段是 5 个像素宽, 100 个像素高;它们的间隔是 20 个像素。圆的直径是 25 个像素,它们的边界相隔 15 个像素,灰度级在 0% 到 100% 范围内,从黑以 20% 增加。图像的背景是黑色的 10% 。噪声矩形大小是 50×120 像素

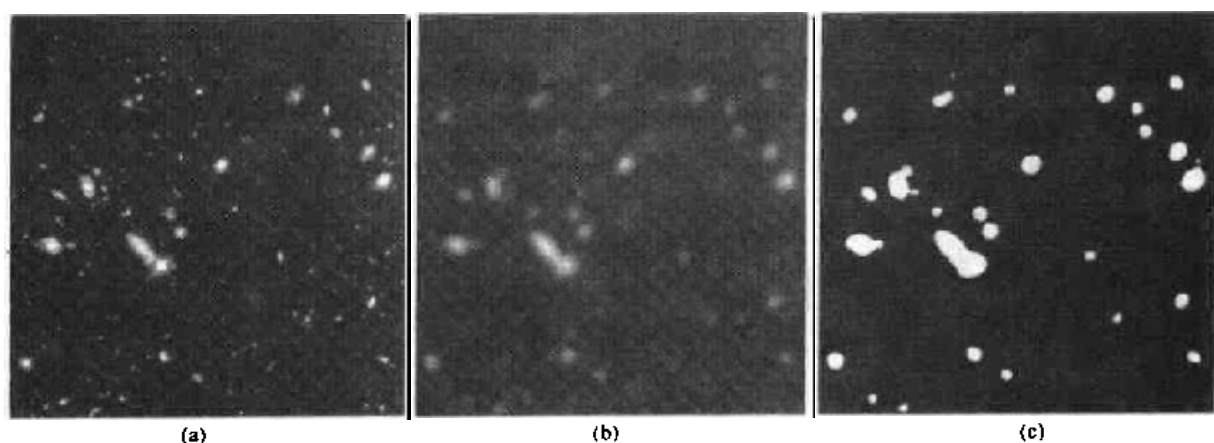


图 3.36 (a)取自 Hubble 空间望远镜的图像,(b)由 15×15 均值掩模处理过的图像,(c)对图(b)进行阈值处理的结果(原图像由 NASA 提供)

3.6.2 统计排序滤波器

统计滤波器是一种非线性的空间滤波器,它的响应基于图像滤波器包围的图像区域中像素的排序,然后由统计排序结果决定的值代替中心像素的值。统计滤波器中最常见的例子就是中值滤波器,正如其名,它是将像素(在中值计算中包括的原像素值)邻域内灰度的中值代替该像素的值。中值滤波器的使用非常普遍,这是因为对于一定类型的随机噪声,它提供了一种优秀的去噪能力,比小尺寸的线性平滑滤波器的模糊程度明显要低。中值滤波器对处理脉冲噪声(也称为椒盐噪声)非常有效,因为这种噪声是以黑白点叠加在图像上的。

一个数值集合的中值 ξ 是这样的数值,即,数值集合中,有一半小于或等于 ξ ,还有一半大于或等于 ξ 。为了对一幅图像上的某个点做中值滤波处理,必须先将掩模内欲求的像素及其邻域的像素值排序,确定出中值,并将中值赋予该像素点。例如,对于一个 3×3 的邻域,其中值是第 5 个值,而在一个 5×5 的邻域中,中值就是第 13 个值,等等。当一个邻域中的一些像素值相同时,它们中的任何一个都可以作为中值。例如,在一个 3×3 的邻域内有一系列像素值(10,20,20,20,15,20,20,25,100),对这些值排序后为(10,15,20,20,20,20,20,25,100),那么其中值就是 20。这样,中值滤波器的主要功能是使拥有不同灰度的点看起来更接近于它的邻近值。事实上,是用 $n \times n$ 的中值滤波器去除那些相对于其邻域像素更亮或更暗,并且其区域小于 $n^2/2$ (滤波器区域的一半)的孤立像素集。在这种情况下,“去除”的意思是强制为邻域的中间亮度。而对较大的像素集的影响明显减小。

尽管在图像处理中,中值滤波器是用得最广泛的统计滤波器,但这并不等于它是惟一的。所谓中值就是一系列像素值的第 50% 个值,但读者根据基本统计学知道,排序也适用于其他不同的情况。例如,我们可以取第 100% 个值,即我们所说的最大值滤波器,这种滤波器在搜寻一幅图像中的最亮点时非常有用。一个 3×3 的最大值滤波器的响应可以用公式 $R = \max\{z_k | k = 1, 2, 3, \dots, 9\}$ 来给出。相反,当取 0% 的值时就变成了最小值滤波器,它可用于相反的目的。中值、最大值和均值滤波器将在第 5 章中做详细介绍。

例 3.10 利用中值滤波器降噪

图 3.37(a)显示了一张受椒盐噪声污染的电路板的 X 光图像。为了能够说明这种情况

下, 中值滤波器的处理效果比均值滤波器更好, 在图 3.37(b) 中, 我们展示了用 3×3 均值滤波掩模处理噪声图像的结果, 而图 3.37(c) 则为经过 3×3 中值滤波器处理后的结果。经均值滤波器处理后的图像中虽然可见噪声更少很明显, 但所付出的代价是图像变得模糊了。在这种情况下综合考虑可以得出, 中值滤波器要远远优于均值滤波器。通常, 中值滤波器比均值滤波器更适合去除加性椒盐噪声。

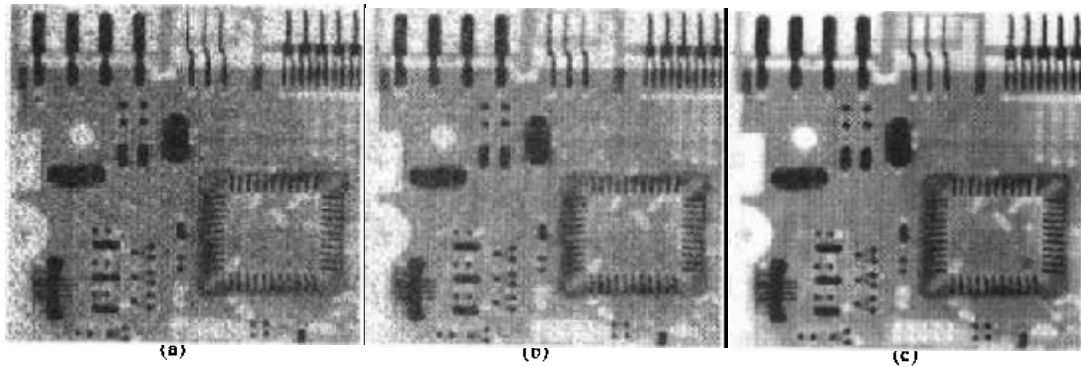


图 3.37 (a)椒盐噪声污染的电路板 X 光图像, (b)用 3×3 均值掩模去除噪声, (c)用 3×3 中值滤波器去除噪声

3.7 锐化空间滤波器

锐化处理的主要目的是突出图像中的细节或者增强被模糊了的细节, 这种模糊不是由于错误操作, 就是特殊图像获取方法的固有影响。图像锐化处理的方法多种多样, 其也包括多种应用, 从电子印像和医学成像到工业检测和军事系统的制导, 等等。

在最后一节中, 我们将看到在空间域用像素邻域平均法可以使图像变模糊。因为均值处理与积分相类似, 从逻辑角度我们可以断定, 锐化处理可以用空间微分来完成。在这一节中将讨论数字微分锐化的各种定义及其实现算子。总的来说, 微分算子的响应强度与图像在该点(应用了算子)的突变程度有关。这样一来, 图像微分增强了边缘和其他突变(如噪声)并削弱了灰度变化缓慢的区域。

3.7.1 基础

在以下两节中, 我们将分别讨论基于一阶和二阶微分的细节锐化滤波器。在讨论具体滤波器之前, 还是先回顾一下数学中微分的某些基本性质。为了说明简单, 主要集中讨论一阶微分的性质。我们最感兴趣的微分性质是恒定灰度区域(平坦段)、突变的开头与结尾(阶梯和斜坡突变)及沿着灰度级斜坡处的特性。这些类型的突变可以用来对图像中的噪声点、细线与边缘模型化。在向(从)这些图像特性过渡时的微分性质也很重要。

数学函数的微分可以用不同的术语定义, 也有各种方法定义这些差别, 然而, 对于一阶微分的任何定义都必须保证以下几点: (1)在平坦段(灰度不变的区域)微分值为零; (2)在灰度阶梯或斜坡的起始点处微分值非零; (3)沿着斜坡面微分值非零。任何二阶微分的定义也类似: (1)在平坦区微分值必为零; (2)在灰度阶梯或斜坡的起始点处微分值非零; (3)沿着斜坡面微分值非零。因为我们处理的是数字量, 其值是有限的, 故最大灰度级的变化也是有限的, 变化

发生的最短距离是在两相邻像素之间。对于一元函数 $f(x)$ 表达一阶微分的定义是一个差值:

$$\frac{df}{dx} = f(x+1) - f(x)$$

这里,为了与对二元图像函数 $f(x,y)$ 求微分时的表达式保持一致,使用偏导数符号。对二元函数,我们将沿着两个空间轴处理偏微分。当前讨论的空间微分的应用并不影响我们试图完成的任何方法的本质。

类似地,用差分定义二阶微分:

$$\frac{d^2f}{dx^2} = f(x+1) + f(x-1) - 2f(x)$$

很容易证实这两个定义满足前面所说的一阶、二阶微分的条件。为了解这一点,研究示于图 3.38 的例子,并强调一下在图像处理中一阶和二阶微分间的相同及不同点。

图 3.38(a) 是一幅简单图像,其中包含各种实心物体、一条线及一个单一噪声点。图 3.38(b) 是沿着中心并包含噪声点的此图像的水平剖面图。这张剖面图是将要用以说明该图的一维函数。图 3.38(c) 示出的是简化的剖面图,在这张图中我们取了足够多的点以便于分析噪声点、线及物体边缘的一阶和二阶微分结果。在简化图中,斜坡的过渡包含四个像素,噪声点是一个单一像素,线有三个像素粗,而灰度阶梯的过渡变化在相邻像素之间发生。灰度级数目简化为只有 8 个等级。

从左向右横穿剖面图讨论一阶和二阶微分的性质。首先,我们注意到,沿着整个斜坡,一阶微分值都不是零,而经二阶微分后,非零值只出现在斜坡的起始处和终点处。因为在图像中,边缘类似这种类型的过渡,由此,我们得出结论,一阶微分产生较粗的边缘,而二阶微分则细得多。其次,我们来讨论孤立的噪声点。这里,在该噪声点及周围点上,二阶微分比一阶微分的响应要强很多,当然,这是我们所不希望的。在进行锐度变化增强的处理中,二阶微分比一阶微分更好,所以,可以预料在做细节增强处理时二阶微分比一阶微分强得多。细线可以看做一细节,基本可以看到两种微分处理后的同样的区别。如果这条细线的最大灰度值与孤立点相同,那么经二阶微分后的响应用于后者更强烈。最后,在本例中,灰度阶梯上的两种微分结果相同(在大部分情况下,不是从 0 过渡到阶梯时,二阶微分结果的灰度级更弱一些)。我们还注意到,二阶微分有一个过渡,即从正回到负。在一幅图像中,该现象表现为双线。这一双边缘效果在第 10 章中将作为一个重要问题讨论。这里,我们把微分用于边缘检测。另外,我们还注意到重要的一点,即如果细线的灰度与阶梯相同,那么对二阶微分处理的响应,细线要比阶梯强。

总之,通过比较一阶微分处理与二阶微分处理的响应,我们得出以下结论:(1)一阶微分处理通常会产生较宽的边缘;(2)二阶微分处理对细节有较强的响应,如细线和孤立点;(3)一阶微分处理一般对灰度阶梯有较强的响应;(4)二阶微分处理对灰度级阶梯变化产生双响应。我们还注意到,二阶微分在图像中灰度值变化相似时,对线的响应要比对阶梯强,且点比线响应强。

大多数应用中,对图像增强来说,二阶微分处理比一阶微分好一些,因为形成增强细节的能力好一些。由于这一原因及实现和扩展都简单,对图像增强我们开始注意应用二阶微分处理。一阶微分处理将在 3.7.3 节中讨论。尽管一阶微分在图像处理中主要用于边缘提取,但它们在图像增强中也起着很大作用。事实上,我们将在 3.8 节中与二阶微分结合起来应用以达到更好的增强效果。

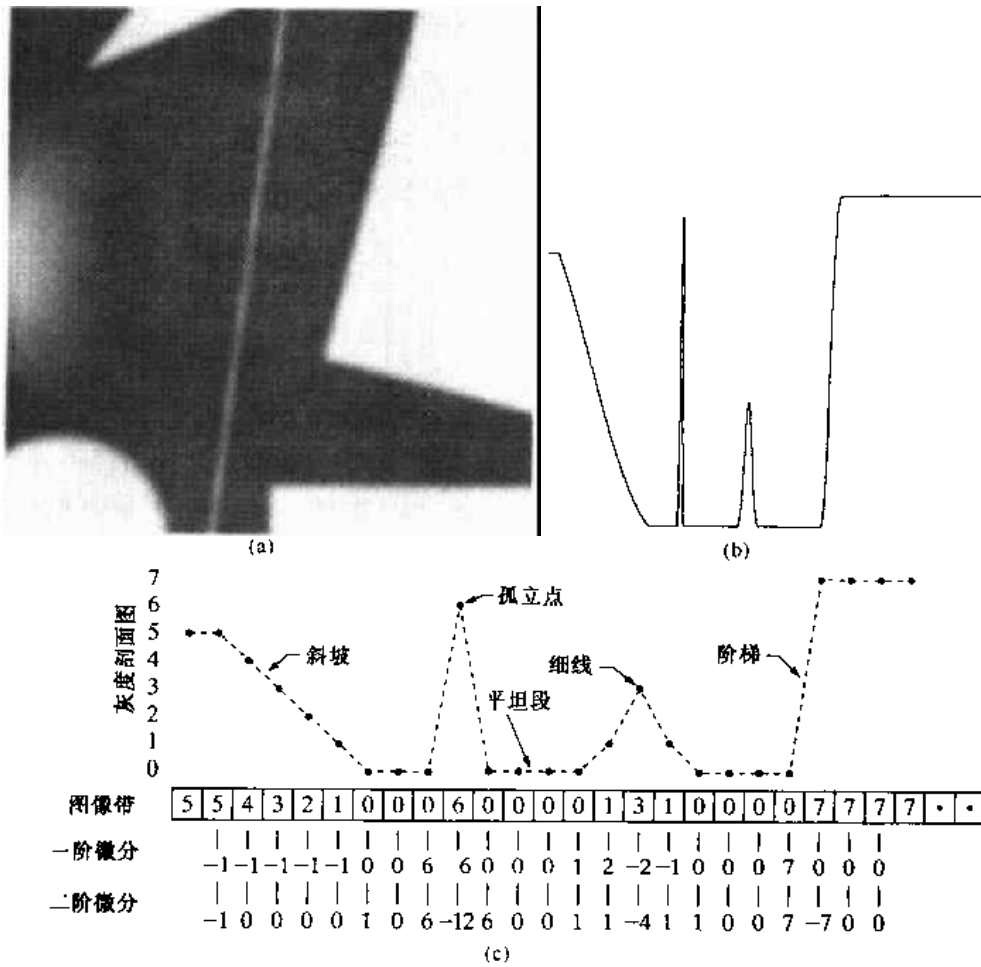


图 3.38 (a)一幅简单图像,(b)沿图像中心并且包含孤立噪声点的一维水平灰度剖面图,(c)简化的剖面图(用虚线连接点以简化描述)

3.7.2 基于二阶微分的图像增强——拉普拉斯算子

在本节中,将详细介绍二元函数的二阶微分在图像增强处理中的应用。首先定义一个二阶微分的离散公式,然后构造一个基于此式的滤波器。我们最关注的是一种各向同性滤波器,这种滤波器的响应与滤波器作用的图像的突变方向无关。也就是说,各向同性滤波器是旋转不变的,即将原始图像旋转后进行滤波处理给出的结果与先对图像滤波,然后再旋转的结果相同。

处理方法

可以看出(Rosenfeld 和 Kak[1982])最简单的各向同性微分算子是拉普拉斯算子,一个二元图像函数 $f(x, y)$ 的拉普拉斯变换定义为:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \tag{3.7.1}$$

因为任意阶微分都是线性操作,所以拉普拉斯变换也是一个线性操作。

为了更适合于数字图像处理,这一方程需要表示为离散形式。通过邻域处理有多种方法定义离散变换,但无论怎样定义,都必须符合 3.7.1 节中提到的二阶微分处理的性质。在上一

节中给出的数字二阶微分处理的定义是最常用的一种。考虑到有两个变量,因此在 x 方向上对二阶偏微分采用下列定义:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial^2 x^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y) \quad (3.7.2)$$

类似地,在 y 方向上为:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial^2 y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y) \quad (3.7.3)$$

式(3.7.1)中的二维拉普拉斯数字实现可由这两个分量相加得到:

$$\nabla^2 f = [f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1)] - 4f(x, y) \quad (3.7.4)$$

这个公式可以用图 3.39(a)所示的掩模来实现,它们给出了以 90° 旋转的各向同性的结果。实现机理在式(3.5.1)中给出,并在 3.6.1 节线性平滑滤波器中已讲述过,我们在这里只是简单地使用了不同的系数。

对角线方向也可以加入到离散拉普拉斯变换的定义中,只需在式(3.7.4)中添入两项,即两个对角线方向各加一个。每一个新添加项的形式与式(3.7.2)或式(3.7.3)类似,只是其坐标轴的方向沿着对角线方向。由于每个对角线方向上的项还包含一个 $-2f(x, y)$,所以,现在从不同方向的项上减去的总和是 $-8f(x, y)$ 。执行这一新定义的掩模如图 3.39(b)所示。这种掩模对 45° 增幅的结果是各向同性的。图 3.39 所示的另外两个掩模在实践中也经常使用。这两个掩模也是以拉普拉斯变换定义为基础的,只是其中的系数与我们在这里所用到的符号相反而已。正因如此,它们产生等效的结果,但是,当拉普拉斯滤波后的图像与其他图像合并时(相加或相减),则必须考虑符号上的差别。

0	1	0	1	1	1
1	-4	1	1	-8	1
0	1	0	1	1	1
(a)			(b)		
0	-1	0	-1	-1	-1
-1	4	-1	-1	8	-1
0	-1	0	-1	-1	-1
(c)			(d)		

图 3.39 (a)执行式(3.7.4)定义的离散拉普拉斯变换所用的滤波器掩模,(b)用于执行该公式的扩展掩模,它包括对角线邻域,(c)和(d)其他两种拉普拉斯的实现

由于拉普拉斯是一种微分算子,它的应用强调图像中灰度的突变及降低灰度慢变化的区域。这将产生一幅把图像中的浅灰色边线和突变点叠加到暗背景中的图像。将原始图像和拉