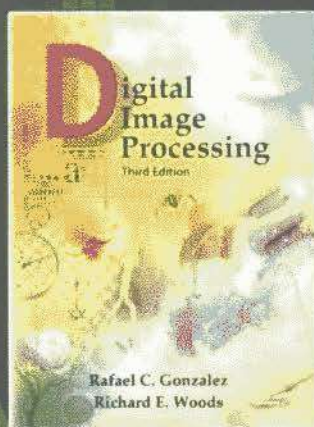


国外电子与通信教材系列

PEARSON

# 数字图像处理 (第三版)

Digital Image Processing, Third Edition



[美] Rafael C. Gonzalez 著  
Richard E. Woods

阮秋琦 阮宇智 等译



电子工业出版社  
PUBLISHING HOUSE OF ELECTRONICS INDUSTRY

<http://www.phei.com.cn>

通常,式(3.3-24)中选择参数需要做一些试验,以熟悉一幅给定的图像或一类图像。在这种情况下,常常选择下列数值:  $E=4.0$ ,  $k_0=0.4$ ,  $k_1=0.02$  和  $k_2=0.4$ 。之所以对  $E$  选择相对较低的值 4.0,原因在于当  $E$  与将被增强区域(暗色区域)中的灰度相乘后,结果仍会趋于灰度级的暗端,从而保持图像的视觉平衡。选择的  $k_0$  值比全局均值的一半略小,因为我们观察一幅图像时,我们了解到需要增强的区域确实比全局平均值的一半还要暗。类似的分析可指导  $k_1$  和  $k_2$  值的选择。这些常数的选择通常并不困难,但这些明确的选择必须以对具体增强问题的逻辑分析为指导。最后,为保留细节和尽量减少计算负担,局部区域  $S_y$  的大小应尽可能小。因此,我们选择大小为  $3 \times 3$  的小区域。

作为比较的基础,我们使用全局直方图均衡增强一幅图像。图 3.27(b) 显示了这一结果。暗区域被改进了,但辨别细节还是很困难,亮区域也变化了,这是我們不想做的事情。图 3.27(c) 显示了使用上面描述的局部统计方法处理的结果。该图像与图 3.27(a) 中的原图像或图 3.27(b) 中经直方图均衡后的结果相比,我们注意到,图 3.27(c) 的右边显示出了明显的细节。观察该例子,暗灯丝中的脊线现在非常清楚。值得注意的是,左侧的亮灰度区域被完整地保留了,这是我们的初始目的之一。

## 3.4 空间滤波基础

在这一节,我们介绍空间滤波图像处理的几个基本概念。空间滤波是图像处理领域应用广泛的主要工具之一。因此,我们应充分理解这些基本概念。正如在本章开始时提到的那样,本节的例子多数涉及使用空间滤波来增强图像。空间滤波的其他应用将在后面几章中讨论。

滤波一词借用于频域处理,频率域处理是下一章的主题,在下一章中,“滤波”是指接受(通过)或拒绝一定的频率分量。例如,通过低频的滤波器称为低通滤波器。低通滤波器的最终效果是模糊(平滑)一幅图像。我们可以用空间滤波器(也称为空间掩模、核、模板和窗口)直接作用于图像本身而完成类似的平滑。事实上,如第 4 章所示,线性空间滤波与频率域滤波之间存在一一对应的关系。然而,空间滤波可提供相当多的功能,就像您稍后将看到的那样,它们还可用于非线性滤波,而这在频率域中是做不到的。

关于线性的讨论,请参阅 2.6.2 节。

### 3.4.1 空间滤波机理

在图 3.1 中,我们简单解释过,空间滤波器由(1)一个邻域(典型地是一个较小的矩形),(2)对该邻域包围的图像像素执行的预定义操作组成。滤波产生一个新像素,新像素的坐标等于邻域中心的坐标,像素的值是滤波操作的结果<sup>①</sup>。滤波器的中心访问输入图像中的每个像素,就生成了处理(滤波)后的图像。如果在图像像素上执行的是线性操作,则该滤波器称为线性空间滤波器。否则,滤波器就称为非线性空间滤波器。首先,我们重点关注线性滤波器,然后,说明某些简单的非线性滤波器。5.3 节将包含更多的非线性滤波器及其应用的更全面的内容。

图 3.28 说明了使用  $3 \times 3$  邻域的线性空间滤波的机理。在图像中的任意一点  $(x, y)$ , 滤波器的响应  $g(x, y)$  是滤波器系数与由该滤波器包围的图像像素的乘积之和:

$$g(x, y) = w(-1, -1)f(x-1, y-1) + w(-1, 0)f(x-1, y) + \cdots + w(0, 0)f(x, y) + \cdots + w(1, 1)f(x+1, y+1)$$

很明显,滤波器的中心系数  $w(0, 0)$  对准位置  $(x, y)$  的像素。对于一个大小为  $m \times n$  的模板,我们假设  $m=2a+1$  且  $n=2b+1$ , 其中  $a, b$  为正整数。这意味着在后续的讨论中,我们关注的是奇数尺寸的滤

① 滤波后的像素值通常会赋给新创建图像中的对应位置,以容纳滤波的结果。滤波后的像素代替原图像中对应位置的值的情形很少见,因为这会在改变图像内容的同时执行滤波操作。

波器,其最小尺寸为 $3 \times 3$ 。一般来说,使用大小为 $m \times n$ 的滤波器对大小为 $M \times N$ 的图像进行线性空间滤波,可由下式表示:

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

其中,  $x$  和  $y$  是可变的, 以便  $w$  中的每个像素可访问  $f$  中的每个像素。

当然,也可以使用偶数尺寸的滤波器,或使用混合有偶数尺寸和奇数尺寸的滤波器。但是,使用奇数尺寸的滤波器可简化索引,并更为直观,因为滤波器的中心落在整数位置上。

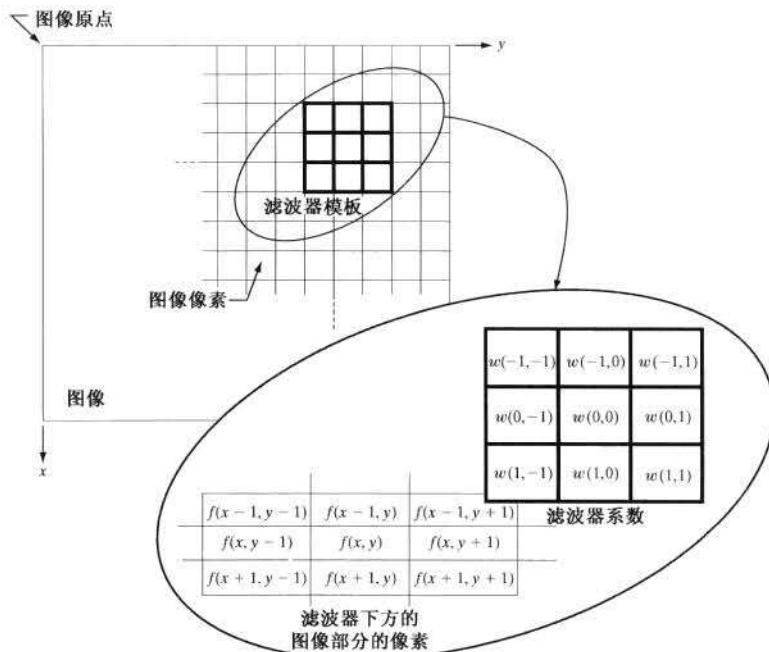


图 3.28 使用大小为  $3 \times 3$  的滤波器模板的线性空间滤波的机理。表示滤波器模板系数的坐标所选择的形式简化了线性滤波的表达式

### 3.4.2 空间相关与卷积

在执行线性空间滤波时,必须清楚地理解两个相近的概念。一个是相关,另一个是卷积。如前节描述的那样,相关是滤波器模板移过图像并计算每个位置乘积之和的处理。卷积的机理相似,但滤波器首先要旋转 $180^\circ$ 。解释这两个概念的区别的最好方法是举一个例子。我们从一个一维示例开始。

图 3.29(a) 显示了一个一维函数  $f$  和一个滤波器  $w$ , 图 3.29(b) 显示了执行相关的起始位置。我们注意到的第一件事情是存在未覆盖的部分函数。该问题的解决办法是在  $f$  的任意一侧补上足够的 0, 以便使  $w$  中的每一个像素都可访问到  $f$  中的每一个像素。如果滤波器的尺寸是  $m$ , 那么我们需要在  $f$  的一侧补  $m-1$  个 0。图 3.29(c) 显示了适当填充过的函数。相关的第一个值是如图 3.29(c) 所示的初始位置的  $f$  和  $w$  的乘积之和(乘积之和为 0)。这相当于位移  $x=0$ 。为了得到相关的第二个值,我们把  $w$  向右移动一个像素位置(位移  $x=1$ ), 并计算乘积之和。结果还是 0。事实上,当  $x=3$  时才第一次出现非零结果,在这种情况下,  $w$  中的 8 覆盖  $f$  中的 1, 相关的结果是 8。按这种方法进行,我们可以得到图 3.29(g) 中的全部相关结果。注意,  $x$  取了 12 个值(即  $x=0, 1, 2, \dots, 11$ )使  $w$  滑过  $f$ , 以便  $w$  中的每一个像素访问  $f$  中的每一个像素。通

零填充并不是唯一的选择。例如,我们可在  $f$  的两侧复制第一个元素和最后一个元素  $m-1$  次,或镜像第一个元素和最后一个元素  $m-1$  次,并为填充使用镜像后的值。

常,我们喜欢使用大小与 $f$ 相同的相关阵列,在这种情况下,我们将全部相关结果裁剪到原函数大小,如图3.29(h)所示。

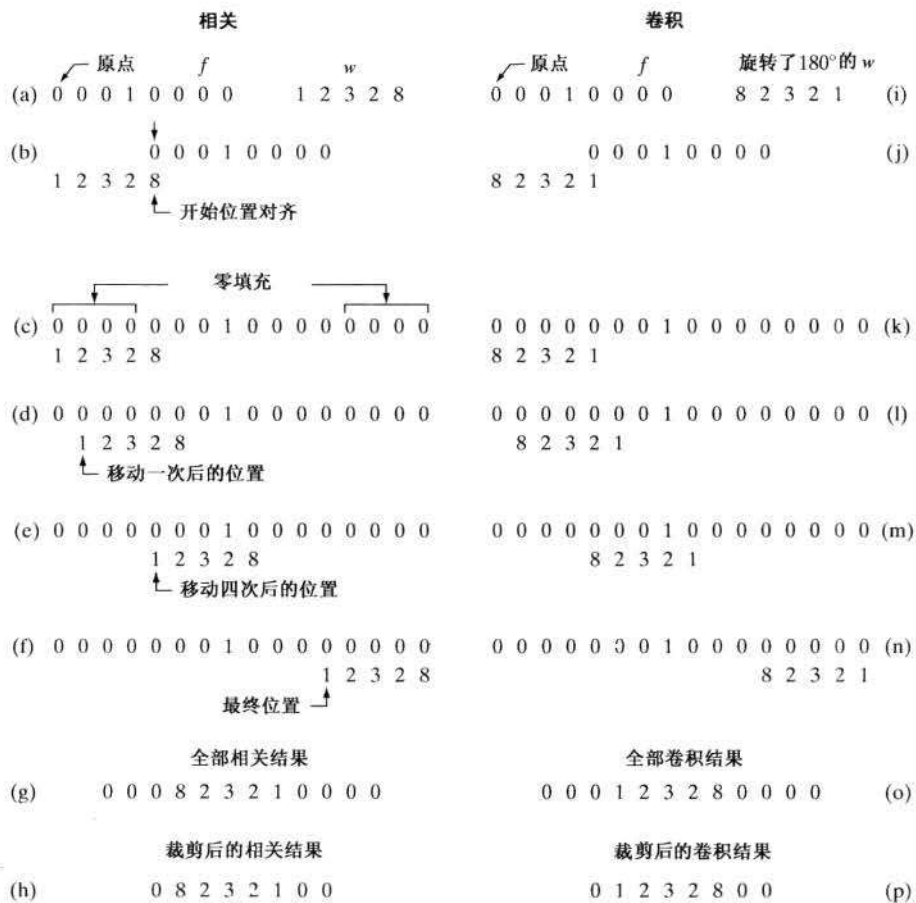


图 3.29 具有离散单位冲激的滤波器的一维相关与卷积的说明

从前一段的讨论可知,有两个要点需要注意,第一,相关是滤波器位移的函数。换句话说,相关的第一个值对应于滤波器的零位移,第二个值对应于一个单元位移,等等。第二,滤波器 $w$ 与包含有全部0和单个1的函数相关,得到的结果是 $w$ 的一个拷贝,但旋转了 $180^\circ$ 。我们将包含单个1而其余都是0的函数称为离散单位冲激。因此,我们得出结论:一个函数与离散单位冲激相关,在该冲激位置产生这个函数的一个翻转的版本。

卷积的概念是线性系统理论的基石。正如您将在第4章学到的那样,卷积的基本特性是某个函数与某个单位冲激卷积,得到一个在该冲激处的这个函数的拷贝。在前一段中我们看到,相关操作也得到函数的一个拷贝,但该拷贝旋转了 $180^\circ$ 。因此,如果我们预先旋转滤波器,并执行相同的滑动乘积求和操作,就应该能得到希望的结果。如图3.29右边一列所示的那样,情况的确如此。由此,我们看到,为了执行卷积,我们需要做的是把一个函数旋转 $180^\circ$ ,然后执行相关中的相同操作。正如其结果所示,我们旋转两个函数的做法没有区别。

如图3.30所示,前面的概念很容易扩展到图像。对于大小为 $m \times n$ 的滤波器,我们在图像的顶部和

底部至少填充  $m-1$  行 0, 在左侧和右侧填充  $n-1$  列 0。在这种情况下,  $m$  和  $n$  等于 3, 因此, 如图 3.30(b) 所示, 我们用两行 0 填充图像的顶部和底部, 用两列 0 填充图像的左侧和右侧。图 3.30(c) 显示了执行相关操作的滤波器模板的初始位置, 图 3.30(d) 显示了所有相关操作的结果。图 3.30(e) 显示了裁剪后的相应结果。再一次注意到, 结果旋转了  $180^\circ$ 。对于卷积, 与前面一样, 我们预先旋转模板, 然后使用刚才描述的方法对乘积做滑动求和操作。图 3.30(f) 到 (h) 显示了结果。您再次看到, 一个函数与一个冲激卷积, 在该冲激的位置复制了这个函数。这很清楚, 如果滤波器模板是对称的, 相关和卷积将得到相同的结果。

在二维情况下, 旋转  $180^\circ$  等同于沿一个坐标轴翻转模板, 然后沿另一个坐标轴再次翻转模板。

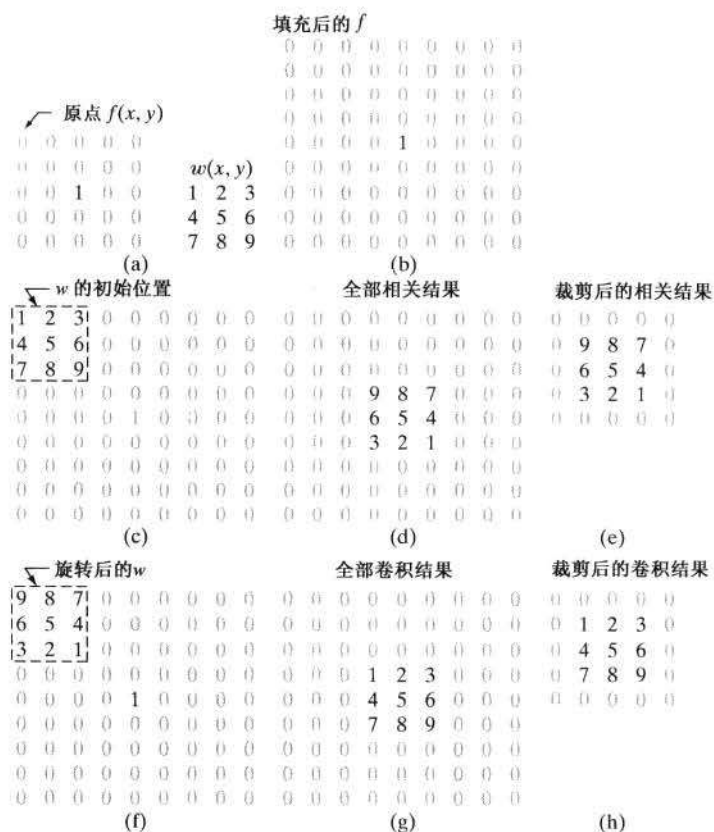


图 3.30 二维滤波器与二维离散单位冲激的相关(中间一行)和卷积(最后一行)。为便于视觉分析, 0 显示为灰色

替代包含单个 1, 如果图 3.30 中的图像  $f$  包含一个与  $w$  完全相等的区域, 当  $w$  位于  $f$  的区域中心时, 相关函数(归一化后)的值将是最大的。这样, 正像您将在第 12 章看到的那样, 相关还可以用于寻找图像中的匹配。

以公式形式总结一下前面的讨论。一个大小为  $m \times n$  的滤波器  $w(x, y)$  与一幅图像  $f(x, y)$  做相关操作, 可表示为  $w(x, y) \star f(x, y)$ , 它由上一节末尾列出的公式给出, 为方便起见我们重写如下:

$$w(x, y) \star f(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t) f(x+s, y+t) \quad (3.4-1)$$

这一等式对所有位移变量  $x$  和  $y$  求值, 以便  $w$  的所有元素访问  $f$  的每一个像素, 其中我们假设  $f$  已被



适当地填充。正如早些时候解释的那样,  $a = (m-1)/2, b = (n-1)/2$ , 同时, 为表示方便, 我们假设  $m$  和  $n$  是奇整数。

类似地,  $w(x, y)$  和  $f(x, y)$  的卷积表示为  $w(x, y) \star f(x, y)$ <sup>①</sup>, 它由下式给出:

$$w(x, y) \star f(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t) f(x-s, y-t) \quad (3.4-2)$$

通常, 在含义明确的情况下, 我们用函数  $g(x, y)$  而不用  $w(x, y) \star f(x, y)$  或  $w(x, y) \star f(x, y)$  来表示相关或卷积的结果。例如, 参见前一节末尾的等式和式(3.5-1)。

其中等式右侧的减号表示翻转  $f$  (即旋转  $180^\circ$ )。为简化符号表示, 我们遵循惯例, 翻转和移位  $w$  而不是  $f$ 。结果是一样的。与相关一样, 该式也对所有位移变量  $x$  和  $y$  求值, 因此,  $w$  的每一个元素访问  $f$  中的每一个像素, 同样我们也假设  $f$  已被适当地填充了。您可以对  $3 \times 3$  模板展开式(3.4-2), 并自己证明使用该式的结果与图 3.30 中的例子是一样的。在实践中, 我们常常用一个算法实现式(3.4-1)。如果我们想要执行相关, 可将  $w$  输入到算法中; 如果要执行卷积, 可将旋转  $180^\circ$  后的  $w$  输入到算法中。反过来, 如果代之以执行式(3.4-2)也是可用的。

如之前提及的那样, 卷积是线性系统理论的基础。我们将在第 4 章中学到, 一个函数与单位冲激的卷积, 相当于在单位冲激的位置处复制该函数, 这一特性在大量重要的推导中扮演核心的角色。我们将在第 4 章关于傅里叶变换和卷积定理的内容中再次回顾卷积。然而, 不像式(3.4-2), 我们要处理的卷积是相同尺寸的。公式的形式是一样的, 但求和限不一样。

使用相关或卷积执行空间滤波是优先选择的方法。事实上, 因为无论是式(3.4-1)还是式(3.4-2), 都可以通过简单地旋转滤波器去执行其功能, 重要的是在给定的滤波任务中, 按对应于期望操作的方式来指定滤波器模板。本章中的所有线性空间滤波结果都基于式(3.4-1)。

最后, 我们指出, 在图像处理文献中, 您很可能会遇到卷积滤波器、卷积模板或卷积核这些术语。按惯例, 这些术语用来表示一种空间滤波器, 并且滤波器未必用于真正的卷积。类似地, 模板与图像的卷积通常用于表示我们刚刚讨论的滑动乘积求和处理, 而不必区分相关与卷积间的差别。更合适的是, 它通常用于表示两种操作之一。这一不太严密的术语是产生混淆的根源。

### 3.4.3 线性滤波的向量表示

当我们的兴趣在于相关或卷积的模板的响应特性  $R$  时, 有时写成乘积的求和形式是方便的:

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \cdots + w_{mn} z_{mn} = \sum_{k=1}^{mn} w_k z_k = \mathbf{w}^T \mathbf{z} \quad (3.4-3)$$

关于向量和矩阵的基本知识, 请读者查阅本书网站上的 Tutorials 部分。

其中  $w$  项是一个大小为  $m \times n$  的滤波器的系数,  $z$  为由滤波器覆盖的相应图像的灰度值。如果我们的兴趣是使用式(3.4-3)来做相关, 我们可用给定的模板。为了使用相同的公式进行卷积操作, 如上节描述的那样, 我们可以简单地把模板旋转  $180^\circ$ 。它意味着式(3.4-3)对特定的坐标对  $(x, y)$  是成立的。在下一节中, 您将了解为什么这一表示法对于描述给定的线性滤波器的特性是方便的。

作为一个例子, 图 3.31 显示了一个带有标号的普通  $3 \times 3$  模板。在这种情况下, 式(3.4-3)变为

|       |       |       |
|-------|-------|-------|
| $w_1$ | $w_2$ | $w_3$ |
| $w_4$ | $w_5$ | $w_6$ |
| $w_7$ | $w_8$ | $w_9$ |

图 3.31 普通  $3 \times 3$  滤波器模板的另一种表示

① 因为卷积满足交换律, 故有  $w(x, y) \star f(x, y) = f(x, y) \star w(x, y)$ 。相关则不满足交换律, 这一点可通过颠倒图 3.29(a) 中函数的顺序看出。

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \cdots + w_9 z_9 = \sum_{k=1}^9 w_k z_k = \mathbf{w}^T \mathbf{z} \quad (3.4-4)$$

其中,  $\mathbf{w}$  是由模板的系数形成的 9 维向量,  $\mathbf{z}$  是由模板包含的图像灰度形成的 9 维向量。

### 3.4.4 空间滤波器模板的产生

生成一个大小为  $m \times n$  的线性空间滤波器要求指定  $mn$  个模板系数, 这些系数是根据该滤波器支持什么样的操作来选择的, 记住, 我们使用线性滤波所能做的所有事情是实现乘积求和操作。例如, 假设我们想要将图像中的这些像素替换为以这些像素为中心的  $3 \times 3$  邻域的平均灰度。在图像中任意位置  $(x, y)$  的灰度平均值是以  $(x, y)$  为中心的  $3 \times 3$  邻域中的 9 个灰度值之和除以 9。令  $z_i, i = 1, 2, \dots, 9$  表示这些灰度, 那么平均灰度为

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

但该式与系数值为  $w_i = 1/9$  的式 (3.4-4) 相同。换句话说, 使用系数为  $1/9$  的  $3 \times 3$  模板进行线性滤波操作可实现所希望的平均。正如我们在下一节中将要讨论的那样, 这一操作将导致图像平滑。在下面几节中, 我们讨论基于这种方法的其他几个滤波器模板。

在某些应用中, 我们有一个具有两个变量的连续函数, 其目的是基于该函数得到一个空间滤波模板。例如, 一个具有两个变量的高斯函数有如下基本形式:

$$h(x, y) = e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}$$

其中,  $\sigma$  是标准差, 并且, 通常我们假设坐标  $x$  和  $y$  是整数。譬如, 为了从该函数产生一个大小为  $3 \times 3$  的滤波器模板, 我们关于其中心进行取样。这样, 就有  $w_1 = h(-1, -1)$ ,  $w_2 = h(-1, 0)$ ,  $\dots$ ,  $w_9 = h(1, 1)$ 。使用类似的方式可产生一个  $m \times n$  滤波器模板。回顾一下, 二维高斯函数具有钟形形状, 并且其标准差控制钟形的“紧度”。

产生非线性滤波器要求我们确定邻域的大小, 以及将对包含在邻域内的图像像素执行的操作。例如, 回忆可知最大操作是非线性的 (见 2.6.2 节), 以一幅图像中任意一点  $(x, y)$  为中心的一个  $5 \times 5$  最大滤波器得到 25 个像素中的最大灰度值, 并将该值赋给处理后图像中位置为  $(x, y)$  的像素。非线性滤波器功能非常强大, 正如我们在本章稍后和第 5 章中所显示的那样, 在某些应用中它可执行超出线性滤波器能力的功能。

## 3.5 平滑空间滤波器

平滑滤波器用于模糊处理和降低噪声。模糊处理经常用于预处理任务中, 例如在 (大) 目标提取之前去除图像中的一些琐碎细节, 以及桥接直线或曲线的缝隙。通过线性滤波和非线性滤波模糊处理, 可以降低噪声。

### 3.5.1 平滑线性滤波器

平滑线性空间滤波器的输出 (响应) 是包含在滤波器模板邻域内的像素的简单平均值。这些滤波器有时也称为均值滤波器。正如前节提到的那样, 也可以把它们归入低通滤波器。

平滑滤波器的基本概念非常直观。它使用滤波器模板确定的邻域内像素的平均灰度值代替图像中每个像素的值, 这种处理的结果降低了图像灰度的“尖锐”变化。由于典型的随机噪声由灰度级

的急剧变化组成,因此,常见的平滑处理应用就是降低噪声。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有的边缘模糊的负面效应。另外,这类处理的其他应用包括如 2.4.3 节讨论过的由于灰度级数量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关细节,其中“不相关”是指与滤波器模板尺寸相比较小的像素区域。这将在这一节稍后的应用中加以说明。

图 3.32 显示了两个  $3 \times 3$  平滑滤波器。第一个滤波器产生模板下方的标准像素平均值。把模板系数代入式(3.4-4)即可清楚地看出这一点:

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

$R$  是由模板定义的  $3 \times 3$  邻域内像素灰度的平均值。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,整个图像除以 9。一个  $m \times n$  模板应有等于  $1/mn$  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状滤波器。

图 3.32 所示的第二个模板更为重要一些。该模板产生所谓的加权平均,使用这一术语是指用不同的系数乘以像素,即一些像素的重要性(权重)比另一些像素的重要性更大。在图 3.32(b)所示的模板中,处于该模板中心位置的像素所乘的值比其他任何像素所乘的值都要大,因此,在均值计算中为该像素提供更大的重要性。其他像素如同是模板中心距离的函数那样赋以成反比的权重。由于对角项离中心比离正交方向相邻的像素(参数为  $\sqrt{2}$ )更远,所以它的权重比与中心直接相邻的像素更小。赋予中心点最高权重,然后随着距中心点距离的增加而减小系数值的加权策略的目的是在平滑处理中试图降低模糊。我们也可以选择其他权重来达到相同的目的。然而,图 3.32(b)所示模板中所有系数的和等于 16,对于计算机计算来说是一个有吸引力的特性,因为它是 2 的整数次幂。在实践中,由于这些模板在一幅图像中任何一个位置所跨过的区域很小,通常很难看出使用图 3.32 中的各种模板或类似方式进行平滑处理后的图像之间的区别。

$$\frac{1}{9} \times \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \frac{1}{16} \times \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{a b}$$

图 3.32 两个  $3 \times 3$  平滑(均值)滤波器模板。每个模板前面的乘数等于 1 除以所有系数之和,这是计算平均值所要求的

参见式(3.4-1),一幅  $M \times N$  的图像经过一个大小为  $m \times n$  ( $m$  和  $n$  是奇数)的加权均值滤波器滤波的过程可由下式给出:

$$g(x, y) = \frac{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t) f(x+s, y+t)}{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t)} \quad (3.5-1)$$

上式中的参数见式(3.4-1)中的定义。正如前面说过的那样,它可以这样理解,即一幅完全滤波的图像是通过对  $x=0, 1, 2, \dots, M-1$  和  $y=0, 1, 2, \dots, N-1$  执行式(3.5-1)得到的。式(3.5-1)中的分母部分简单地表示为模板的各系数之和,它是一个仅需计算一次的常数。



### 例 3.13 使用各种尺寸模板的图像平滑。

与滤波器模板尺寸有关的图像平滑效果如图 3.33 所示, 图中显示了一幅原图像以及分别用尺寸为  $m=3, 5, 9, 15$  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如下: 当  $m=3$  时, 可以观察到在整幅图像中有轻微的模糊, 但正如所希望的那样, 当图像细节与滤波器模板近似相同时, 图像中一些细节受到的影响比较大。例如, 图像中的  $3 \times 3$  与  $5 \times 5$  黑方块、较小的字母“a”和细颗粒噪声, 与图像的其他部分相比, 要更模糊一些。注意, 噪声显著地降低了, 字母的锯齿状边缘也令人满意地被平滑了。

$m=5$  时的结果基本类似, 但模糊程度稍微有所增加。在  $m=9$  时, 可以明显地看出图像更加模糊, 而且有 20% 的黑色圆圈几乎不能像在前三幅图像中那样与背景明显地区分出来, 这表明当目标的灰度与其相邻像素的灰度接近时, 会导致模糊目标的混合效应。 $m=15$  和  $35$  时, 就图像中目标物的尺寸来说, 已属极端情况。这种极端类型的模糊处理通常用于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噪声矩形区域已融入到背景中。注意, 在这幅图中还有明显的黑的边界。这是我们用 0 (黑色) 填充原图像的边界, 经过滤波后再去除填充区域的结果。某些黑色混入了所有滤波后的图像, 但对于使用较大滤波器平滑的图像, 这就成为问题了。

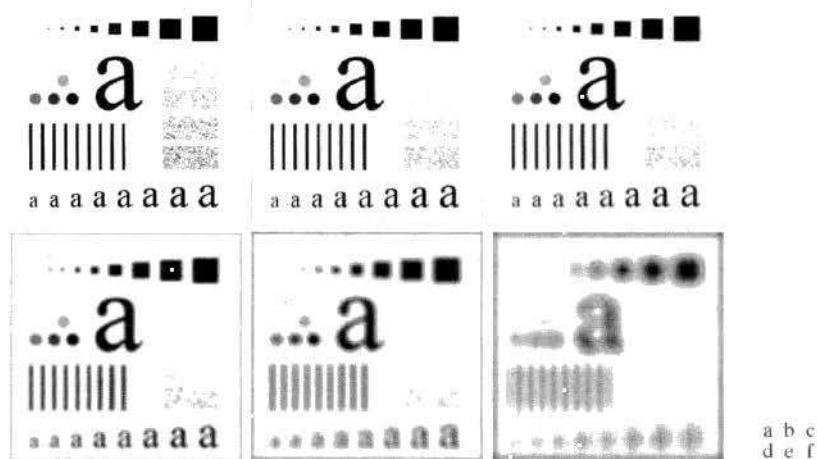


图 3.33 (a) 大小为  $500 \times 500$  像素的原图像; (b)~(f) 用大小分别为  $m=3, 5, 9, 15$  和  $35$  的方形均值滤波模板平滑处理的结果。顶部的黑色方块大小分别为  $3, 5, 9, 15, 25, 35, 45$  和  $55$  个像素, 它们的边界相隔  $25$  个像素。底部字母的大小在  $10$  点到  $24$  点之间, 增量为  $2$  个点; 顶部的最大字母为  $60$  点。垂直线段条宽为  $5$  个像素, 高为  $100$  个像素, 线条间距为  $20$  个像素。圆的直径为  $25$  个像素, 它们的边界相隔  $15$  个像素, 灰度级为  $0\%$  到  $100\%$  的黑色范围内, 以  $20\%$  增加。图像背景为黑色的  $10\%$ 。噪声矩形区域大小为  $50 \times 120$  像素

正像早些时候提到的那样, 空间均值处理的一个重要应用是为了对感兴趣的物体得到一个粗略的描述而模糊一幅图像, 这样, 那些较小物体的灰度就与背景混合在一起了, 较大物体变得像“斑点”而易于检测。模板的大小由那些即将融入背景中的物体尺寸来决定。作为实例, 考虑图 3.34(a), 它是绕地轨道上的哈勃望远镜拍摄的一幅图像。图 3.34(b) 显示了应用  $15 \times 15$  均值滤波器模板对该图像处理后的结果。我们可以看到, 图像中的一些部分或者融入背景中, 或者其亮度明显降低了。像这样利用阈值处理并基于物体亮度来消除某些物体的操作是很典型的。使用等于模糊图像最高亮度  $25\%$  的阈值, 并用图 3.2(b) 的阈值函数处理的结果示于图 3.34(c) 中。将该结果与原图像比较, 我们看到, 考虑图像中最大、最亮物体的表达方式是合理的。

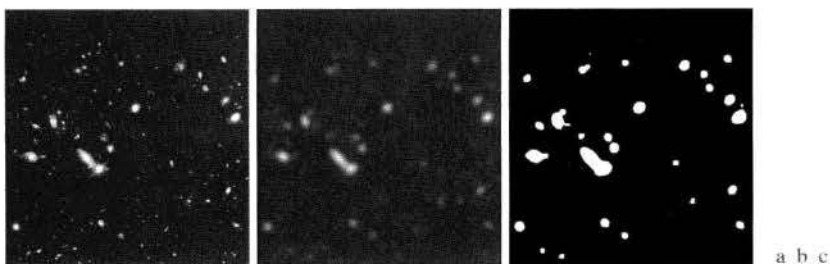


图 3.34 (a) 来自哈勃太空望远镜的大小为  $528 \times 485$  像素的图像; (b) 由  $15 \times 15$  均值模板滤波过的图像; (c) 对图 (b) 进行阈值处理后的结果(原图像由 NASA 提供)

### 3.5.2 统计排序(非线性)滤波器

统计排序滤波器是一种非线性空间滤波器, 这种滤波器的响应以滤波器包围的图像区域中所包含的像素的排序(排队)为基础, 然后使用统计排序结果决定的值代替中心像素的值。这一类中最知名的滤波器是中值滤波器, 正如其名暗示的那样, 它是将像素邻域内灰度的中值(在中值计算中包括原像素值)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, 而且比相同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非常有效, 该种噪声也称为椒盐噪声, 因为这种噪声是以黑白点的形式叠加在图像上的。

一个数值集合的中值  $\xi$  是这样的数值, 即数值集合中有一半小于或等于  $\xi$ , 还有一半大于或等于  $\xi$ 。为了对一幅图像上的某个点进行中值滤波处理, 首先将邻域内的像素分类排序, 确定其中值, 并将中值赋予滤波后图像中的相应像素点。例如, 对于一个  $3 \times 3$  邻域, 其中值是第 5 个最大的值, 而在一个  $5 \times 5$  邻域中, 中值就是第 13 个最大的值, 等等。当一个邻域中的一些像素值相同时, 所有相等的值都可以作为中值。假如, 在一个  $3 \times 3$  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相邻点。事实上, 我们使用  $m \times m$  中值滤波器来去除那些相对于其邻域像素更亮或更暗并且其区域小于  $m^2/2$  (滤波器区域的一半) 的孤立像素族。在这种情况下, “去除”的意思是强制为邻域的中值灰度。较大的族所受到的影响明显较小。

在图像处理中, 尽管中值滤波器是使用得最为广泛的统计排序滤波器, 但并不意味着它是唯一的。中值象征一系列像素值排序后的第 50% 个值, 但根据基本统计学可知, 排序也适用于其他不同的情况。例如, 可以取第 100% 个值, 即所谓的最大值滤波器, 这种滤波器在搜寻一幅图像中的最亮点时非常有用。一个  $3 \times 3$  的最大值滤波器的响应可以由公式  $R = \max \{z_k \mid k = 1, 2, \dots, 9\}$  给出。相反, 取第 0% 个值的滤波器就是所谓的最小值滤波器, 它可用于相反的目的。中值、最大值、最小值和其他非线性滤波器将在 5.3 节中详细介绍。

关于百分比的内容, 请参阅 10.3.5 节。

#### 例 3.14 利用中值滤波降噪。

图 3.35(a) 显示了一幅被椒盐噪声污染的电路板的 X 射线图像。为了说明这种情况下的中值滤波器处理效果比均值滤波器更好。我们在图 3.35(b) 中显示了用  $3 \times 3$  邻域均值模板处理噪声图像的结果, 而在图 3.35(c) 中显示了用  $3 \times 3$  中值滤波器处理噪声图像的结果。均值滤波模糊了图像, 并且噪声去除性能也很差。在这种情况下, 中值滤波要远远优于均值滤波是很明显的。通常, 中值滤波比均值滤波更适合去除椒盐噪声。

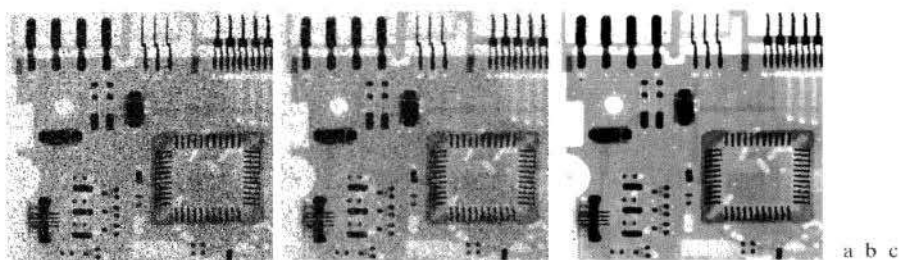


图 3.35 (a)被椒盐噪声污染的电路板 X 射线图像; (b)用  $3 \times 3$  均值模板降噪后的图像; (c)用  $3 \times 3$  中值滤波器降噪后的图像(原图像由 Lixi 公司的 Joseph E. Pascente 先生提供)

### 3.6 锐化空间滤波器

锐化处理的主要目的是突出灰度的过渡部分。图像锐化的用途多种多样,应用范围从电子印刷和医学成像到工业检测和军事系统的制导等。在上一节中,我们了解到,图像模糊可通过在空间域用像素邻域平均法实现。因为均值处理与积分类似,在逻辑上,我们可以得出锐化处理可由空间微分来实现这一结论。事实上,的确如此,且本节将讨论由数字微分来定义和实现锐化算子的各种方法。基本上,微分算子的响应强度与图像在用算子操作的这一点的突变程度成正比,这样,图像微分增强边缘和其他突变(如噪声),而削弱灰度变化缓慢的区域。

#### 3.6.1 基础

在以下两节中,我们将分别详细讨论基于一阶和二阶微分的锐化滤波器。在讨论具体滤波器之前,我们先回顾一下数字意义上微分的某些基本性质。为简化说明,我们主要集中讨论一阶微分的性质。我们最感兴趣的是恒定灰度区域中,突变的开始点与结束点(台阶和斜坡突变)及沿着灰度斜坡处的微分性质。正如您将在第 10 章看到的那样,这些类型的突变可以用来对图像中的噪声点、线与边缘建模。这些图像特性过渡期的微分性质也很重要。

数字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)在恒定灰度区域的微分值为零;(2)在灰度台阶或斜坡处微分值非零;(3)沿着斜坡的微分值非零。类似地,任何二阶微分的定义必须保证以下几点:(1)在恒定区域微分值为零;(2)在灰度台阶或斜坡的起点处微分值非零;(3)沿着斜坡的微分值非零。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,并且变化发生的最短距离是在两相邻像素之间。

对于一维函数  $f(x)$ , 其一阶微分的基本定义是差值

$$\frac{\partial f}{\partial x} = f(x+1) - f(x) \quad (3.6-1)$$

其中,为了与二维图像函数  $f(x, y)$  的微分保持一致,我们使用了偏

导数符号。对于二维函数,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采用的任何方法的本质。很清楚,当函数中只有一个变量时,  $\partial f / \partial x = df / dx$ ; 对于二阶微分,这同样也成立。

我们将二阶微分定义为如下差分:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1) + f(x-1) - 2f(x) \quad (3.6-2)$$

在 10.2.1 节中,我们将会回到式 (3.6-1), 并给出由泰勒级数推导出它的方法。现在,我们只须把它当做一个定义来接受即可。

很容易验证这两个定义满足前面所说的条件。为了解这一点,并考察数字函数一阶和二阶微分间的异同点,考虑图 3.36 中的例子。

图 3.36(b)(图的中间)显示了一段扫描线。小方块中的数值是扫描线中的灰度值,它们作为黑点画在上方的图 3.36(a)中。用虚线连接这些点是为了帮助我们看得更清楚。正如图中所示,扫描线包含一个灰度斜坡、三个恒定灰度段和一个灰度台阶。圆圈指出了灰度变化的起点和终点。用前面两个定义计算出的图 3.36(b)中扫描线的一阶微分和二阶微分画在图 3.36(c)中。当在点  $x$  处计算一阶微分时,我们用下一个点的函数值减去该点的函数值。因此,这是一个“预测未来”的操作。类似地,为了在  $x$  点计算二阶微分,在计算中我们使用前一个点和下一个点。为了避免前一个点和下一个点处于扫描线之外的情况,我们在图 3.36 中显示了从序列中第二个点到倒数第二个点的微分计算。

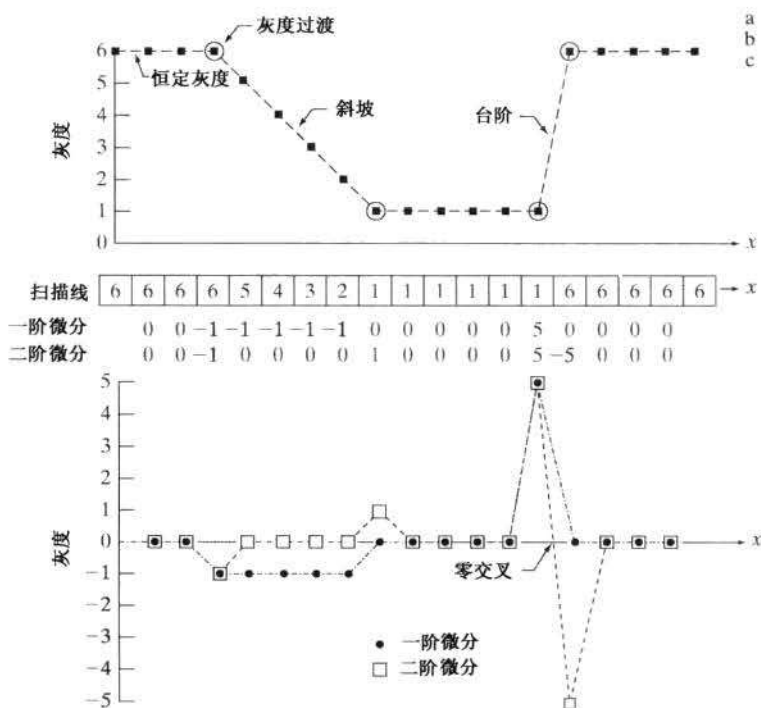


图 3.36 表示一幅图像中一段水平灰度剖面的一维数字函数的一阶微分和二阶微分的说明。在图(a)和图(c)中,为便于观看,已用虚线将数据点连接起来

让我们从左到右横贯剖面图,考虑一阶微分和二阶微分的性质。首先,我们遇到的是如图 3.36(b)和(c)所示的恒定灰度区域,一阶微分和二阶微分都是零,因此,两者都满足条件(1)。接着,我们遇到紧随台阶的一个灰度斜坡,并且我们注意到在斜坡起点和台阶处的一阶微分不为零,类似地,在斜坡和台阶的起点和终点的二阶微分也不为零;因此,两个微分特性都满足条件(2)。最后,我们看到,两个微分特性也都满足条件(3),因为对于斜坡来说一阶微分不是零,二阶微分是零。请注意斜坡或台阶的起点和终点处二阶微分的符号变化。事实上,我们在图 3.36(c)中看到,在一个台阶的过渡中,连接这两个值的线段在两个端点的中间与水平轴相交。正如在第 10 章中我们将看到的那样,零交叉对于边缘定位是非常有用的。

181  
~  
182

数字图像中的边缘在灰度上常常类似于斜坡过渡,这样就导致图像的一阶微分产生较粗的边缘,因为沿着斜坡的微分非零。另一方面,二阶微分产生由零分开的一个像素宽的双边缘。由此,我们

得出结论,二阶微分在增强细节方面要比一阶微分好得多,这是一个适合锐化图像的理想特性。正像在本节稍后将要了解的那样,二阶微分比一阶微分执行上要容易得多,所以,我们开始主要注意二阶微分。

### 3.6.2 使用二阶微分进行图像锐化——拉普拉斯算子

在这一节,我们考虑二维函数二阶微分的实现及其在图像锐化处理中的应用。在第10章中,我们将再回到微分问题上来,在第10章我们将把它广泛用于图像分割。这种方法基本上是由定义一个二阶微分的离散公式,然后构造一个基于该公式的滤波器模板组成的。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。

可以证明(Rosenfeld and Kak[1982]),最简单的各向同性微分算子是拉普拉斯算子。一个二维图像函数  $f(x, y)$  的拉普拉斯算子定义为

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (3.6-3)$$

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算子。为了以离散形式描述这一公式,我们使用式(3.6-2)的定义,记住,我们必须支持第二个变量。在  $x$  方向上,我们有

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y) \quad (3.6-4)$$

类似地,在  $y$  方向上我们有

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y) \quad (3.6-5)$$

所以,遵循这三个公式,两个变量的离散拉普拉斯算子是

$$\nabla^2 f(x, y) = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y) \quad (3.6-6)$$

这个公式可以用图3.37(a)的滤波模板来实现,该图给出了以  $90^\circ$  为增量进行旋转的一个各向同性结果。实现机理与3.5.1节中给出的线性平滑滤波器一样。我们在这里只是简单地使用了不同的系数。

对角线方向也可以这样组成:在数字拉普拉斯变换的定义中,在式(3.6-6)中添入两项,即两个对角线方向各加一个。每个新添加项的形式与式(3.6-4)或式(3.6-5)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中总共应减去  $-8f(x, y)$ 。图3.37(b)显示了执行这一新定义的模板。这种模板对  $45^\circ$  增幅的结果是各向同性的。您在实践中可能常见图3.37(c)和(d)所示的拉普拉斯模板。它们是由我们在式(3.6-4)和式(3.6-5)中用过的二阶微分的定义得到的,只是其中的1是负的。正因为如此,它们产生了等效的结果,但是,当将拉普拉斯滤波后的图像与其他图像合并(相加或相减)时,必须考虑符号上的差别。

由于拉普拉斯是一种微分算子,因此其应用强调的是图像中灰度的突变,并不强调灰度级缓慢变化的区域。这将产生把浅灰色边线和突变点叠加到暗色背景中的图像。将原图像和拉普拉斯图像叠加在一起的简单方法,可以复原背景特性并保持拉普拉斯锐化处理的效果。正如上一段中讲到的那样,记住所使用的拉普拉斯定义是很重要的。如果所使用的定义具有负的中心系数,那么必须将原图像减去经拉普拉斯变换后的图像而不是加上它,从而得到锐化结果。所以,我们使用拉普拉斯对图像增强的基本方法可表示为下式:



$$g(x, y) = f(x, y) + c \left[ \nabla^2 f(x, y) \right] \quad (3.6-7)$$

其中,  $f(x, y)$  和  $g(x, y)$  分别是输入图像和锐化后的图像。如果使用图 3.37(a) 或图 3.37(b) 中的拉普拉斯滤波器, 则常数  $c = -1$ , 如果使用另外两个滤波器, 则常数  $c = 1$ 。

|   |    |   |   |    |   |    |    |    |    |    |    |         |
|---|----|---|---|----|---|----|----|----|----|----|----|---------|
| 0 | 1  | 0 | 1 | 1  | 1 | 0  | -1 | 0  | -1 | -1 | -1 | a b c d |
| 1 | -4 | 1 | 1 | -8 | 1 | -1 | 4  | -1 | -1 | 8  | -1 |         |
| 0 | 1  | 0 | 1 | 1  | 1 | 0  | -1 | 0  | -1 | -1 | -1 |         |

图 3.37 (a) 实现式 (3.6-6) 所用的滤波器模板; (b) 用于实现带有对角项的该公式的扩展的模板; (c)~(d) 实践中常用的其他两个拉普拉斯实现

### 例 3.15 使用拉普拉斯的图像锐化。

图 3.38(a) 显示了一幅月球北极的稍微模糊的图像。图 3.38(b) 显示了使用图 3.37(b) 中的拉普拉斯模板对该图像滤波后的结果。由于拉普拉斯图像中既有正值又有负值, 并且所有负值在显示时都修剪为 0, 所以图像的大部分是黑色的。

一个典型的标定拉普拉斯图像的方法是对它的最小值加一个新的代替 0 的最小值, 然后将结果标定到整个灰度范围  $[0, L-1]$  内, 如同式 (2.6-10) 和式 (2.6-11) 中解释的那样。图 3.38(c) 是用这种方法标定过的图像。注意, 该图像的支配特性是边缘和灰度的不连续处。前述的黑色背景由于标定现在已变成灰色。这一呈现浅灰色的外观是被适当标定的典型拉普拉斯图像。图 3.38(d) 显示了在  $c = -1$  时使用式 (3.6-7) 得到的结果。该图像的细节比原图像更清晰。将原图像加到拉普拉斯的处理结果中, 可以使图像中的各灰度值得到复原, 而且通过拉普拉斯增强了图像中灰度突变处的对比度。最终结果是使图像中的细节部分得到了增强, 并良好地保留了图像的背景色调。最后, 图 3.38(e) 显示了使用图 3.37(b) 中的滤波器重复前述过程处理的结果。在这里, 我们注意到图 3.38(d) 的清晰度的重要改进。因为使用了图 3.37(b) 的滤波器导致在对角方向上产生了额外的区别(锐化), 这并不意外。像图 3.38(d) 和图 3.38(e) 显示的这些结果使得拉普拉斯成为锐化数字图像的一种工具。

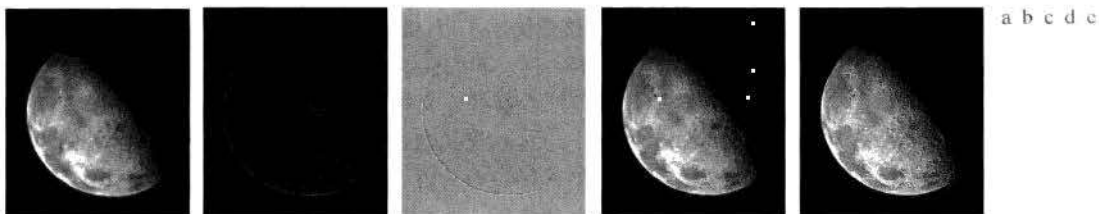


图 3.38 (a) 月球北极的模糊图像; (b) 未标定的拉普拉斯滤波后的图像; (c) 标定的拉普拉斯滤波后的图像; (d) 用图 3.37(a) 中的模板锐化后的图像; (e) 用图 3.37(b) 中的模板锐化后的图像(原图像由 NASA 提供)

### 3.6.3 非锐化掩蔽和高提升滤波

在印刷和出版界已用了多年的图像锐化处理过程是从原图像中减去一幅非锐化(平滑过的)版本。这个称为非锐化掩蔽的处理过程由下列步骤组成:

1. 模糊原图像。
2. 从原图像中减去模糊图像(产生的差值图像称为模板)。
3. 将模板加到原图像上。

令  $\bar{f}(x, y)$  表示模糊图像, 非锐化掩蔽以公式形式描述如下。首先, 我们得到模板:

$$g_{\text{mask}}(x, y) = f(x, y) - \bar{f}(x, y) \quad (3.6-8)$$

然后, 在原图像上加上该模板的一个权重部分:

$$g(x, y) = f(x, y) + k * g_{\text{mask}}(x, y) \quad (3.6-9)$$

通常, 我们会在上式中包含一个权重系数  $k(k \geq 0)$ 。当  $k = 1$  时, 我们得到上面定义的非锐化掩蔽。当  $k > 1$  时, 该处理称为高提升滤波。选择  $k < 1$  则不强调非锐化模板的贡献。

图3.39 解释了非锐化掩蔽是如何工作的。图3.39(a)中的灰度剖面图可以解释为通过垂直边缘的水平扫描线, 垂直边缘是图像中从暗区到亮区的过渡。图3.39(b)显示了平滑后的结果, 为了参考, 该结果叠加在原始信号(显示为虚线)上。图3.39(c)是非锐化模板, 它是从原始信号中减去模糊信号得到的。通过将该结果与对应于图3.36(a)中斜坡的图3.36(c)中的部分比较, 我们注意到, 图3.39(c)中的非锐化模板与我们使用二阶微分得到的结果非常相似。图3.39(d)是最后锐化的结果, 它是通过把模板加到原始信号上得到的。现在强调(锐化)了信号

中出现灰度斜率变化的点。观察添加到原信号中的负值。这样, 如果原图像有任何零值, 或如果选择的  $k$  值大到足以使模板峰值大于原信号中的最小值时, 那么最终的结果可能会存在负灰度。负值将导致边缘周围有暗的晕轮, 如果  $k$  足够大, 将产生不好的结果。

### 例 3.16 使用非锐化掩蔽进行图像锐化。

图3.40(a)显示了一幅在暗灰背景上稍微有点模糊的白文本图像。图3.40(b)是使用大小为  $5 \times 5$  且  $\sigma = 3$  的高斯平滑滤波器得到的结果(见3.4.4节)。图3.40(c)是使用式(3.6-8)得到的非锐化模板。图3.40(d)是用[式(3.6-9),  $k = 1$ ]非锐化模板得到的结果。该图像较原图像稍微有点改进, 但是, 我们可以做得更好。图3.40(e)显示了使用式(3.6-9)并且令  $k = 4.5$  的结果, 这是我们可用的最大可能值, 并且在最终结果中始终保持所有值为正。该图像与原图像相比有重大的改进。



图 3.40 (a) 原图像; (b) 使用高斯滤波器模糊的结果; (c) 非锐化模板; (d) 使用非锐化掩蔽的结果; (e) 使用高提升滤波的结果

## 3.6.4 使用一阶微分对(非线性)图像锐化——梯度

图像处理中的一阶微分是用梯度幅值来实现的。对于函数  $f(x, y)$ ,  $f$  在坐标  $(x, y)$  处的梯度定义为二维列向量

$$\nabla f \equiv \text{grad}(f) = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (3.6-10)$$

10.2.5 节将详细讨论梯度。这里, 我们仅对使用梯度幅值锐化图像感兴趣。

该向量具有重要的几何特性,即它指出了在位置 $(x, y)$ 处 $f$ 的最大变化率的方向。

向量 $\nabla f$ 的幅度值(长度)表示为 $M(x, y)$ ,即

$$M(x, y) = \text{mag}(\nabla f) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (3.6-11)$$

它是梯度向量方向变化率在 $(x, y)$ 处的值。注意, $M(x, y)$ 是与原图像大小相同的图像,它是当 $x$ 和 $y$ 允许在 $f$ 中的所有像素位置变化时产生的。在实践中,该图像通常称为梯度图像(或含义很清楚时,可简称为梯度)。

因为梯度向量的分量是微分,所以它们是线性算子。然而,该向量的幅度不是线性算子,因为求幅度是做平方和平方根操作。另一方面,式(3.6-10)中的偏微分不是旋转不变的(各向同性),而梯度向量的幅度是旋转不变的。在某些实现中,用绝对值来近似平方和平方根操作更适合计算:

$$M(x, y) \approx |g_x| + |g_y| \quad (3.6-12)$$

该表达式仍保留了灰度的相对变化,但是通常各向同性特性丢失了。然而,像拉普拉斯的情况那样,在下面章节定义的离散梯度的各向同性仅仅在有限旋转增量的情况下被保留了,它依赖于所用的近似微分的滤波器模板。正如结果那样,用于近似梯度的最常用模板在 $90^\circ$ 的倍数时是各向同性的。这些结果与我们使用式(3.6-11)还是使用式(3.6-12)无关,因此,如果我们选择这样做,使用后一公式对结果并无影响。

正如在拉普拉斯情况下那样,我们现在对前面的公式定义一个离散近似,并由此形成合适的滤波模板。为简化下面的讨论,我们将使用图 3.41 (a) 中的符号来表示一个 $3 \times 3$ 区域内图像点的灰度。例如,使用图 3.28 中引入的符号,令中心点 $z_5$ 表示任意位置 $(x, y)$ 处的 $f(x, y)$ ;  $z_1$ 表示为 $f(x-1, y-1)$ ;等等。正如 3.6.1 节指出的那样,满足 3.6.1 节声明的条件的一阶微分的最简近似是 $g_x = (z_8 - z_5)$ 和 $g_y = (z_6 - z_5)$ 。在早期数字图像处理的研究中,由 Roberts[1965]提出的其他两个定义使用交叉差分:

$$g_x = (z_9 - z_5) \text{ 和 } g_y = (z_8 - z_6) \quad (3.6-13)$$

如果我们使用式(3.6-11)和式(3.6-13),我们计算梯度图像为

$$M(x, y) = \left[ (z_9 - z_5)^2 + (z_8 - z_6)^2 \right]^{1/2} \quad (3.6-14)$$

如果我们用式(3.6-12)和式(3.6-13),则

$$M(x, y) \approx |z_9 - z_5| + |z_8 - z_6| \quad (3.6-15)$$

按之前的描述方式,很容易理解 $x$ 和 $y$ 会随图像的维数变化。式(3.6-13)中所需的偏微分项可以用图3.41 (b)中的两个线性滤波器模板来实现。这些模板称为罗伯特交叉梯度算子。

偶数尺寸的模板很难实现,因为它们没有对称中心。我们感兴趣的最小模板是 $3 \times 3$ 模板。使用以 $z_5$ 为中心的一个 $3 \times 3$ 邻域对 $g_x$ 和 $g_y$ 的近似如下式所示:

$$g_x = \frac{\partial f}{\partial x} = (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3) \quad (3.6-16)$$

和

$$g_y = \frac{\partial f}{\partial y} = (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7) \quad (3.6-17)$$

这两个公式可以使用图3.41 (d)和图3.41 (e)中的模板来实现。使用图3.41 (d)中的模板实现的 $3 \times 3$ 图像区域的第三行和第一行的差近似 $x$ 方向的偏微分,另一个模板中的第三列和第一列的差近似了 $y$ 方向的微分。用这些模板计算偏微分之后,我们就得到了之前所说的梯度幅值。例如,将 $g_x$ 和 $g_y$ 代

入式(3.6-12)得到

$$M(x, y) \approx |(z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3)| + |(z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7)| \quad (3.6-18)$$

图3.41(d)和图3.41(e)中的模板称为 Sobel 算子。中心系数使用权重 2 的思想是通过突出中心点的作用而达到平滑的目的(第10章中将详细介绍该思想)。注意,图3.41所示的所有模板中的系数总和为 0,这正如微分算子的期望值那样,表明灰度恒定区域的响应为 0。

|       |   |       |       |       |       |       |       |       |       |       |  |  |    |   |   |   |  |  |   |    |   |   |   |  |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |   |  |  |    |   |   |    |   |   |    |   |   |
|-------|---|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--|--|----|---|---|---|--|--|---|----|---|---|---|--|--|----|----|----|---|---|---|---|---|---|---|--|--|----|---|---|----|---|---|----|---|---|
| a     | b   | c     | d     | e     |       |       |       |       |       |       |  |  |    |   |   |   |  |  |   |    |   |   |   |  |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |   |  |  |    |   |   |    |   |   |    |   |   |
|       | <table><tr><td><math>z_1</math></td><td><math>z_2</math></td><td><math>z_3</math></td></tr><tr><td><math>z_4</math></td><td><math>z_5</math></td><td><math>z_6</math></td></tr><tr><td><math>z_7</math></td><td><math>z_8</math></td><td><math>z_9</math></td></tr></table> | $z_1$ | $z_2$ | $z_3$ | $z_4$ | $z_5$ | $z_6$ | $z_7$ | $z_8$ | $z_9$ | <table><tr><td>-1</td><td>0</td></tr><tr><td>0</td><td>1</td></tr></table> |  | -1 | 0 | 0 | 1 | <table><tr><td>0</td><td>-1</td></tr><tr><td>1</td><td>0</td></tr></table> |  | 0 | -1 | 1 | 0 | <table><tr><td>-1</td><td>-2</td><td>-1</td></tr><tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><td>1</td><td>2</td><td>1</td></tr></table> |  |  | -1 | -2 | -1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 1 | <table><tr><td>-1</td><td>0</td><td>1</td></tr><tr><td>-2</td><td>0</td><td>2</td></tr><tr><td>-1</td><td>0</td><td>1</td></tr></table> |  |  | -1 | 0 | 1 | -2 | 0 | 2 | -1 | 0 | 1 |
| $z_1$ | $z_2$   | $z_3$ |       |       |       |       |       |       |       |       |  |  |    |   |   |   |  |  |   |    |   |   |   |  |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |   |  |  |    |   |   |    |   |   |    |   |   |
| $z_4$ | $z_5$   | $z_6$ |       |       |       |       |       |       |       |       |  |  |    |   |   |   |  |  |   |    |   |   |   |  |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |   |  |  |    |   |   |    |   |   |    |   |   |
| $z_7$ | $z_8$   | $z_9$ |       |       |       |       |       |       |       |       |  |  |    |   |   |   |  |  |   |    |   |   |   |  |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |   |  |  |    |   |   |    |   |   |    |   |   |
| -1    | 0   |       |       |       |       |       |       |       |       |       |  |  |    |   |   |   |  |  |   |    |   |   |   |  |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |   |  |  |    |   |   |    |   |   |    |   |   |
| 0     | 1   |       |       |       |       |       |       |       |       |       |  |  |    |   |   |   |  |  |   |    |   |   |   |  |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |   |  |  |    |   |   |    |   |   |    |   |   |
| 0     | -1  |       |       |       |       |       |       |       |       |       |  |  |    |   |   |   |  |  |   |    |   |   |   |  |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |   |  |  |    |   |   |    |   |   |    |   |   |
| 1     | 0   |       |       |       |       |       |       |       |       |       |  |  |    |   |   |   |  |  |   |    |   |   |   |  |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |   |  |  |    |   |   |    |   |   |    |   |   |
| -1    | -2  | -1    |       |       |       |       |       |       |       |       |  |  |    |   |   |   |  |  |   |    |   |   |   |  |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |   |  |  |    |   |   |    |   |   |    |   |   |
| 0     | 0   | 0     |       |       |       |       |       |       |       |       |  |  |    |   |   |   |  |  |   |    |   |   |   |  |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |   |  |  |    |   |   |    |   |   |    |   |   |
| 1     | 2   | 1     |       |       |       |       |       |       |       |       |  |  |    |   |   |   |  |  |   |    |   |   |   |  |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |   |  |  |    |   |   |    |   |   |    |   |   |
| -1    | 0   | 1     |       |       |       |       |       |       |       |       |  |  |    |   |   |   |  |  |   |    |   |   |   |  |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |   |  |  |    |   |   |    |   |   |    |   |   |
| -2    | 0   | 2     |       |       |       |       |       |       |       |       |  |  |    |   |   |   |  |  |   |    |   |   |   |  |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |   |  |  |    |   |   |    |   |   |    |   |   |
| -1    | 0   | 1     |       |       |       |       |       |       |       |       |  |  |    |   |   |   |  |  |   |    |   |   |   |  |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |   |  |  |    |   |   |    |   |   |    |   |   |

图 3.41 (a)一幅图像的  $3 \times 3$  区域( $z$  是灰度值); (b)~(c) 罗伯特交叉梯度算子; (d)~(e) 所有的模板系数之和为零,如微分算子预料的那样

正如之前提到的那样,  $g_x$  和  $g_y$  的计算是线性操作,因为它们涉及微分操作,因此可以使用图3.41中的空间模板如乘积求和那样实现。使用梯度进行非线性锐化是包括平方和平方根的  $M(x, y)$  的计算,或者使用绝对值计算代替,所有这些计算都是非线性操作。该操作是在得到  $g_x$  和  $g_y$  线性操作后执行的操作。

#### 例 3.17 使用梯度进行边缘增强。

梯度处理经常用于工业检测,不是辅助人工检测产品缺陷,就是更为通用地作为自动检测的预处理。我们将在第 10 章和第 11 章对此做更多的介绍。考虑一个简单的例子来展示梯度法如何用于增强缺陷并消除慢变化背景的特性是有益的。在这个例子中,增强用做自动检测的预处理步骤,而不用用于人为分析。

图 3.42(a) 显示了一幅隐形眼镜的光学图像,它由设计用于突出缺陷的发光装置来照明,例如 4 点钟方向和 5 点钟方向眼镜边界中的两个边缘缺陷。图 3.42(b) 显示了使用式(3.6-12)及图 3.41(d)与图 3.41(e)中的两个 Sobel 模板得到的梯度图像。在该图像中,边缘缺陷清晰可见,并且还有一个附加的优点,即灰度不变或变化缓慢的图案阴影被去除了,从而简化了自动检测所要求的计算任务。梯度处理还可以用于突出灰度图像中看不见的小斑点(这样的小斑点可能是外来物、保护液中的气泡或眼镜中的小缺陷)。在灰度平坦区域中增强小突变的能力是梯度处理的另一个重要特性。

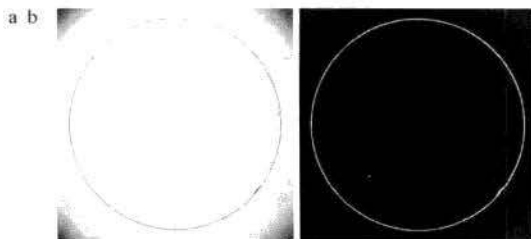


图 3.42 (a) 隐形眼镜的光学图像(注意 4 点钟和 5 点钟方向边界上的缺陷); (b) Sobel 梯度(原图像由 Perceptics 公司的 Pete Sites 提供)

### 3.7 混合空间增强法

到目前为止,除了一些特殊情况,如带有阈值处理(图 3.34)的混合模糊,我们主要关注的还是单一的增强法。通常,为了达到令人满意的结果,对给定的任务需要应用多种互补的图像增强技术。在本节,我们将通过一个例子来说明怎样将本章中提到的多种图像增强方法结合起来,从而完成困难的图像增强任务。