

色像素。图 10.2(c)是将点检测模板应用于 X 射线图像后得到的结果,图 10.2(d)显示了当 T 取图 10.2(c)中像素最高绝对值的 90%时,应用式(10.1.2)所得的结果(门限选择在 10.3 节中详细讨论)。图中的这个单一的像素清晰可见(这个像素被人为放大以便印刷后可以看到)。由于这类检测是基于单像素间断,并且检测器模板的区域有一个均匀的背景,所以这个检测过程是相当有专用性的。当这一条件不能满足时,本章中讨论的其他方法会更适合检测灰度级间断。

10.1.2 线检测

复杂程度更高一级的检测是线检测。考虑图 10.3 中显示的模板。如果第 1 个模板在图像中移动,这个模板将对水平方向的线条(一个像素宽度)有更强的响应。在一个不变的背景上,当线条经过模板的中间一行时会产生响应的最大值。画一个元素为 1 的简单阵列,并且具有不同灰度级(如 5)的一行水平穿过阵列,可以很容易验证这一点。同样的实验可以显示出图 10.3 中的第 2 个模板对于 45° 方向线有最佳响应;第 3 个模板对于垂直线有最佳响应;第 4 个模板对于 -45° 方向线有最佳响应;这些方向也可以通过注释每个模板的优选方向来设置,即,在这些方向上用比别的方向更大的系数(为 2)设置权值。注意每个模板系数相加的总和为零,表示在灰度级恒定的区域来自模板的响应为零。

-1	-1	-1	-1	-1	2	-1	2	-1	2	-1	-1
2	2	2	-1	2	-1	-1	2	-1	-1	2	-1
-1	-1	-1	2	-1	-1	-1	2	-1	-1	-1	2
水平			$+45^\circ$			垂直			-45°		

图 10.3 线模板

令 R_1, R_2, R_3 和 R_4 从左到右代表图 10.3 中模板的响应,这里 R 的值由式(10.1.1)给出。假设 4 个模板分别应用于一幅图像,在图像中心的点,如果 $|R_i| > |R_j|, j \neq i$,则此点被认为与在模板 i 方向上的线更相关。例如,如果在图中的一点有 $|R_1| > |R_j|, j = 2, 3, 4$,我们说此特定点与水平线有更大的联系。

换句话说,我们可能对检测特定方向上的线感兴趣。在这种情况下,我们应使用与这一方向有关的模板,并设置该模板的输出门限,如式(10.1.2)所示。换句话说,如果我们对检测图像中由给定模板定义的方向上的所有线感兴趣,只需要简单地通过整幅图像运行模板,并对得到的结果的绝对值设置门限即可。留下的点是有最强响应的点。对于一个像素宽度的线,这些响应最靠近模板定义的对方向。下列例子说明了这一过程。

例 10.2 特定方向上的线检测

图 10.4(a)显示了一幅电路接线模板的数字化(二值的)图像。假设我们要找到一个像素宽度的并且方向为 -45° 的线条。基于这个假设,使用图 10.3 中最后一个模板。图 10.4(b)显示了得到的结果的绝对值。注意,图像中所有水平和垂直的部分都被除去了,并且在图 10.4(b)中所有原图中接近 -45° 方向的部分产生了最强响应。

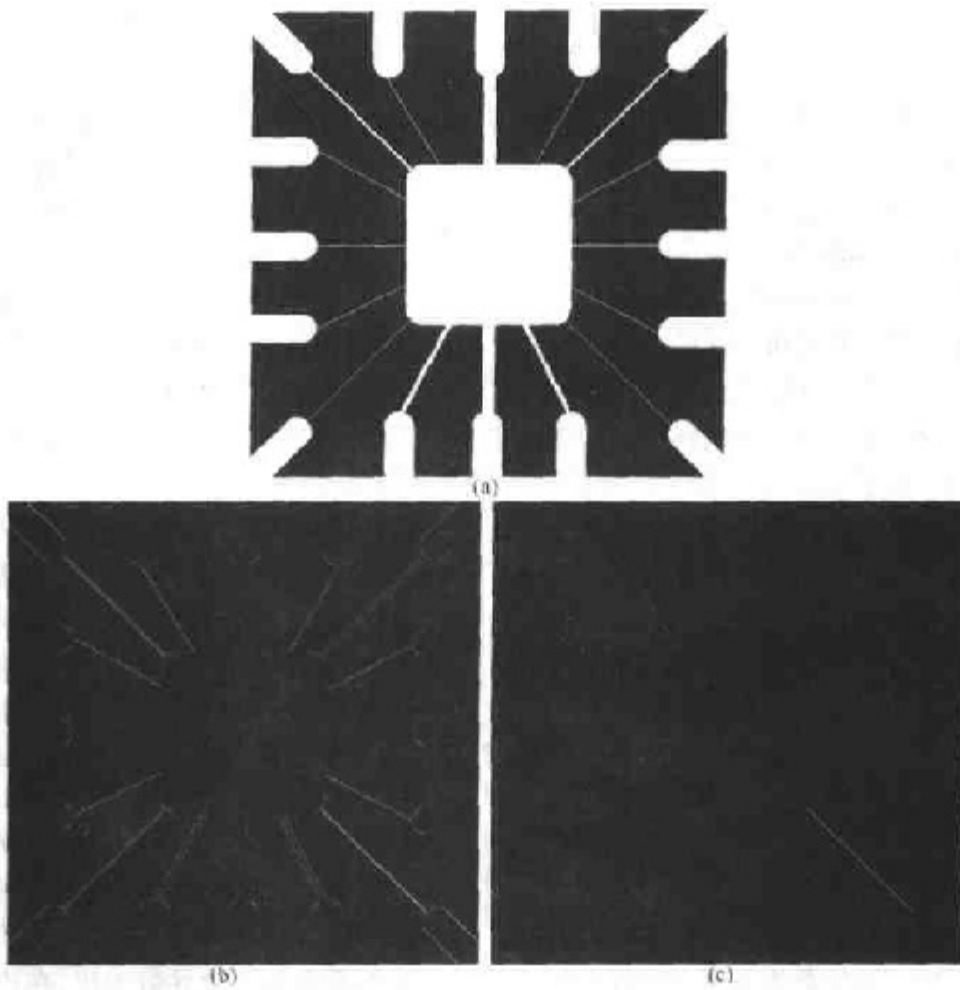


图 10.4 线检测的说明。(a) 二值电路接线模板,(b) 使用 -45° 线检测器处理后得到的绝对值,(c) 对图像(b) 设置门限得到的结果

为了决定哪一条线拟合模板最好,只需要简单地对图像设置门限。图 10.4(c) 显示了使门限等于图像中最大值后得到的结果。对于与这个例子类似的应用,让门限等于最大值是一个好的选择,因为输入图像是二值的,并且我们要寻找的是最强响应。图 10.4(c) 显示了在白色区所有通过门限检测的点。此时,这一过程只提取了一个像素宽且方向为 -45° 的线段(图像中在左上象限中也有此方向上的图像部分,但宽度不是一个像素)。图 10.4(c) 中显示的孤立点是对模板也有相同强度响应的点。在原图中,这些点和与它们紧挨着的相邻点,是用模板在这些孤立位置上生成最大响应的方法来定向的。这些孤立点也可以使用图 10.2(a) 中的模板进行检测,然后删除,或者使用下一章中讨论的形态学腐蚀法删除。

10.1.3 边缘检测

尽管在任何关于分割的讨论中,点和线检测都是很重要的,但是边缘检测对于灰度级间断的检测是最为普遍的检测方法。本节中,我们讨论实现一阶和二阶数字导数检测一幅图像中边缘的方法。在 3.7 节介绍图像增强的内容中介绍过这些导数。本节的重点将放在边缘检测的特性上。某些前面介绍的概念在这里为了叙述的连续性将进行简要的重述。

基本说明

在 3.7.1 节中我们非正式地介绍过边缘。本节中我们更进一步地了解数字化边缘的概念。直观上,一条边缘是一组相连的像素集合。这些像素位于两个区域的边界上。然而,我们已经在 2.5.2 节中用一定的篇幅解释了一条边缘和一条边界的区别。从根本上讲,如我们将要看到的,一条边缘是一个“局部”概念,而由于其定义的方式,一个区域的边界是一个更具有整体性的概念。给边缘下一个更合理的定义需要具有以某种有意义的方式测量灰度级跃变的能力。

我们先从直观上对边缘建模开始。这样做可以将我们引领至一个能测量灰度级有意义的跃变的形式体系中。从感觉上说,一条理想的边缘具有如图 10.5(a)所示模型的特性。依据这个模型生成的完美边缘是一组相连的像素的集合(此处为在垂直方向上),每个像素都处在灰度级跃变的一个垂直的台阶上(如图形中所示的水平剖面图)。

实际上,光学系统、取样和其他图像采集的不完善性使得到的边缘是模糊的,模糊的程度取决于诸如图像采集系统的性能、取样率和获得图像的照明条件等因素。结果,边缘被更精确地模拟成具有“类斜面”的剖面,如图 10.5(b)所示。斜坡部分与边缘的模糊程度成比例。在这个模型中,不再有细线(一个像素宽的线条)。相反,现在边缘的点是包含于斜坡中的任意点,并且边缘成为一组彼此相连接的点集。边缘的“宽度”取决于从初始灰度级跃变到最终灰度级的斜坡的长度。这个长度又取决于斜度,斜度又取决于模糊程度。这使我们明白:模糊的边缘使其变粗而清晰的边缘使其变得较细。

图 10.6(a)显示的图像是从图 10.5(b)的放大特写中提取出来的。图 10.6(b)显示了两个区域之间边缘的一条水平的灰度级剖面线。这个图形也显示出灰度级剖面线的一阶和二阶导数。当我们沿着剖面线从左到右经过时,在进入和离开斜面的变化点,一阶导数为正。在灰度级不变的区域一阶导数为零。在边缘与黑色一边相关的跃变点二阶导数为正,在边缘与亮色一边相关的跃变点二阶导数为负,沿着斜坡和灰度为常数的区域为零。在图 10.6(b)中导数的符号在从亮到暗的跃变边缘处取反。

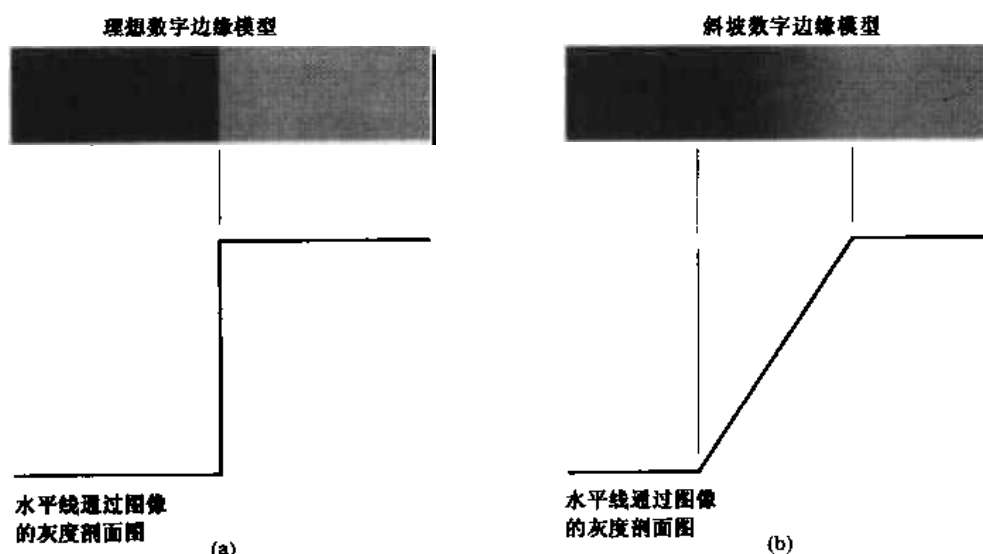


图 10.5 (a)理想的数字边缘模型,(b)斜坡数字边缘模型。斜坡部分与边缘的模糊程度成比例

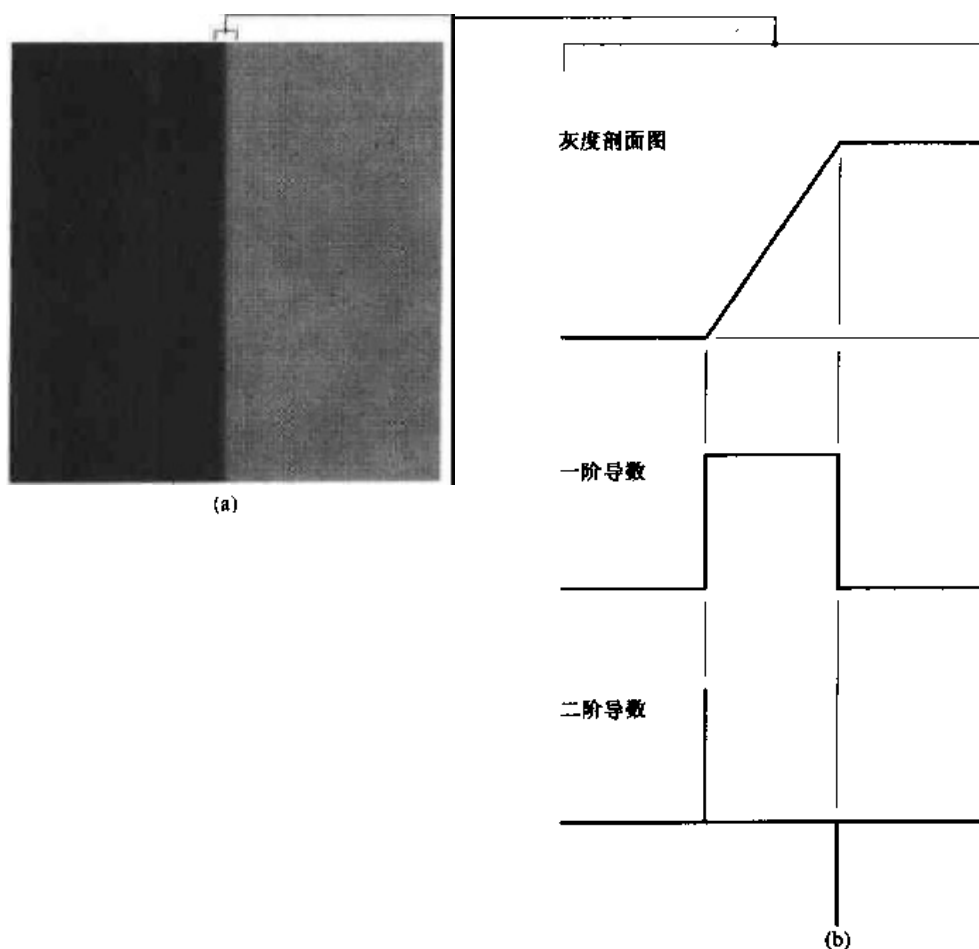


图 10.6 (a)由一条垂直边缘分开的两个不同区域,(b)边界附近的细节,显示了一个灰度级剖面图和一阶与二阶导数的剖面图

由这些现象我们可以得到的结论是:一阶导数可以用于检测图像中的一个点是否是边缘的点(也就是判断一个点是否在斜坡上)。同样,二阶导数的符号可以用于判断一个边缘像素是在边缘亮的一边还是暗的一边。我们注意到围绕一条边缘,二阶导数的两条附加性质:(1)对图像中的每条边缘二阶导数生成两个值(一个不希望得到的特点);(2)一条连接二阶导数正极值和负极值的虚构直线将在边缘中点附近穿过零点。将在本节后面说明,二阶导数的这个过零点的性质对于确定粗边线的中心非常有用。

最后,注意到某些边缘模型利用了在进入和离开斜坡地方的平滑过渡(习题10.5)。然而,我们在接下来的讨论中将得出同样的结论。而且,这一点从我们使用局部检测进行处理就可以很明显地看出(因此,2.5.2节中对于边缘的局部性质进行了说明)。

尽管到此为止我们的注意力被限制在一维水平剖面线范围内,但同样的结论可以应用于图像中的任何方向上。我们仅仅定义了一条与任何需要考察的点所在的边缘方向相垂直的剖面线,并如前面讨论的那样,对结果进行了解释。

例 10.3 在有噪声的边缘附近的一阶和二阶导数性质

图 10.5 和图 10.6 所示的边缘是无噪声的。图 10.7 中第 1 列的图像分割显示了分割左右

黑白区域的4个斜坡边缘的特写图。这对于在头脑中形成整个从黑到白的跃变是一条单边缘的观点是很重要的。左上角的图像分割是无噪声的。图 10.7 第 1 列的其他 3 幅图分别被附加的零均值且标准差为 0.1, 1.0 和 10.0 灰度级的高斯噪声污染了。每幅图像下面显示的图是穿过图像的水平扫描线的灰度级剖面线。

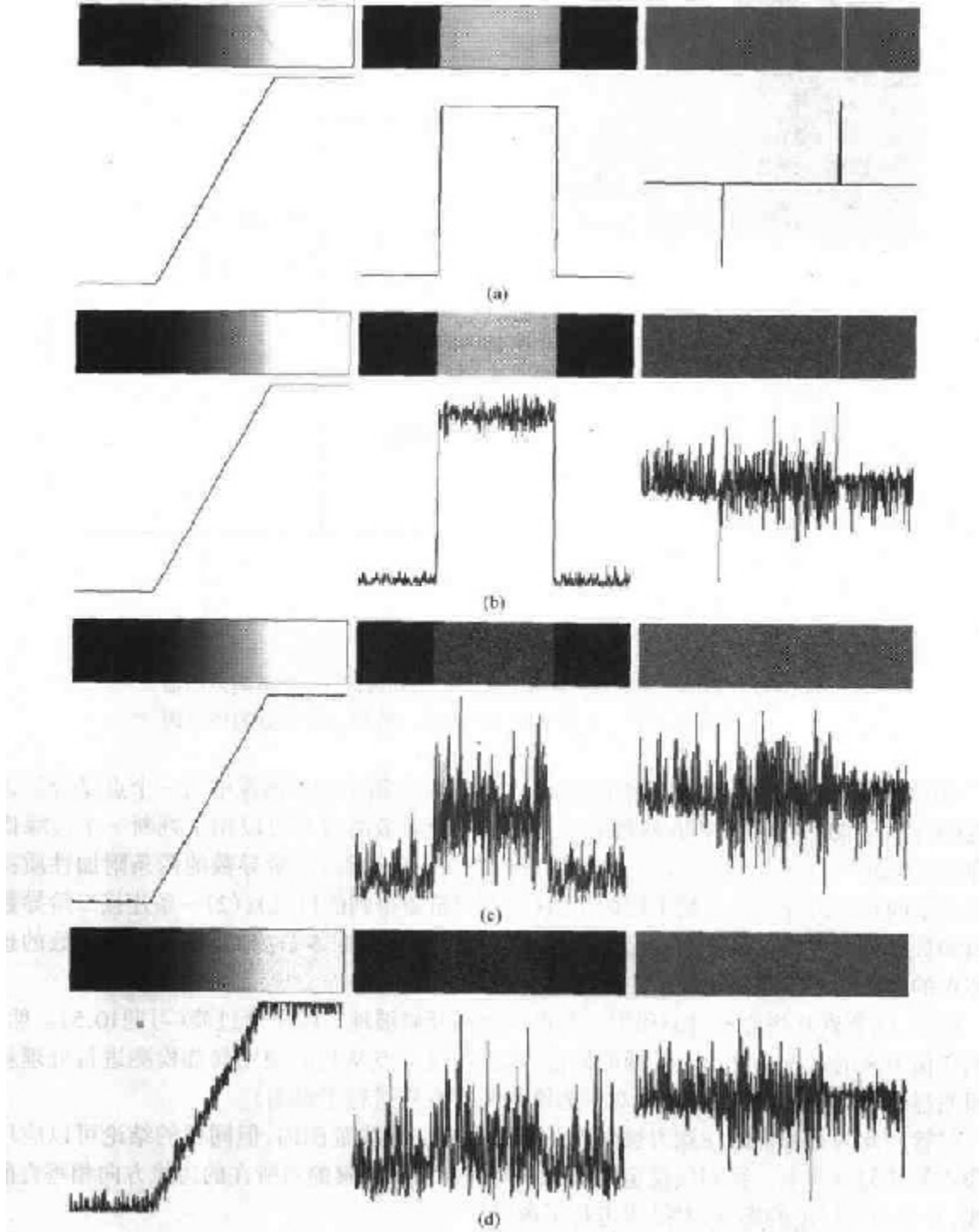


图 10.7 第 1 列:图像和一条斜坡边缘的灰度级剖面线分别被均值为 0 且 $\sigma=0.0, 0.1, 1.0$ 和 10.0 的随机高斯噪声污染了,第 2 列:一阶导数图像和灰度级剖面线,第 3 列:二阶导数图像和灰度级剖面线

图 10.7 的第 2 列图像是左边图像的一阶导数图像(将在下一节中讨论一阶和二阶图像导数)。例如,考虑顶部的中心图像。如同我们在讨论图 10.6(b)时一样,在恒定的黑色和白色区域导数为零。这是在导数图像中的两个黑色区域。不变化的斜坡导数是常量,大小等于斜坡的斜率。这个在导数图像中不变的区域用灰色表示。当我们将中心列向下移时,导数变得与无噪声情况时越来越不相同。实际上,导数的变化使得更难将此列结尾处的剖面线与一个斜坡边缘联系起来。造成这种有趣结果的原因是,左列的图像中噪声几乎是不可见的了。最后一幅图像呈现轻微的颗粒状,但这对图像的破坏是极其细微的。这些例子很好地说明了导数对于噪声的敏感性。

正如我们预想的,二阶导数对于噪声甚至更为敏感。无噪声图像的二阶导数是显示在右上角的图像。浅黑色和白色的线是如图 10.6 所描述的正和负的分量。这些图像中的灰色描绘了由于比例缩放而生成的零点。我们注意到类似于无噪声情况的有噪声的二阶导数,是对应于灰度级为 0.1 的标准差的噪声。另两幅二阶导数图像和剖面线清楚地说明了,实际检测这些图像中为正和为负的分量很困难,而这些分量是在边缘检测中非常有用的二阶导数特性。

微小的噪声对在图像中检测边缘所用的两个主要导数有重要影响的事实,是应考虑的重要问题。特别是图像平滑处理时,在我们刚刚讨论的存在较小水平噪声的应用中,使用导数之前应该认真考虑。

基于这个例子和以前的 3 段论述,我们可以得出这样的结论:为了对有意义的边缘点进行分类,与这个点相联系的灰度级变换必须比在这一点背景上的变换更为有效。由于我们用局部计算进行处理,决定一个值是否有效的选择方法就是使用门限。因此,如果一个点的二维一阶导数比指定的门限大,我们就定义图像中的此点是一个边缘点。一组这样的依据事先定好的连接准则(见 2.5.2 节)相连的边缘点就定义为一条边缘。术语“边缘线段”一般在边缘与图像的尺寸比起来很短时才使用。如 10.2 节中所阐明的,分割的关键问题是如何将边缘线段组合成更长的边缘。如果我们选择使用二阶导数,则另一个可用的定义是将图像中的边缘点定义为它的二阶导数的零交叉点。此时,边缘的定义同上面讲过的定义是一样的。应该注意到,这些定义并不能保证在一幅图像中成功地找到边缘。它们只是给了我们一个寻找边缘的形式体系。如第 3 章中所讲的,图像中的一阶导数用梯度计算。二阶导数使用拉普拉斯算子得到。

梯度算子

一幅数字图像的一阶导数是基于各种二维梯度的近似值。图像 $f(x, y)$ 在位置 (x, y) 的梯度定义为下列向量:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (10.1.3)$$

从向量分析中我们知道,梯度向量指向在坐标 (x, y) 的 f 的最大变化率方向。

在边缘检测中,一个重要的量是这个向量的大小,用 $|\nabla f|$ 表示,这里,

$$|\nabla f| = \text{mag}(\nabla f) = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2} \quad (10.1.4)$$

这个量给出了在 ∇f 方向上每增加单位距离后 $f(x, y)$ 值增大的最大变化率。一般来讲也将 $|\nabla f|$

称为梯度(尽管并不完全正确)。我们也将坚持惯例,交替地使用这一术语,只在有可能混淆的地方将向量和它的大小区分开。

梯度向量的方向也是一个重要的量。令 $\alpha(x, y)$ 表示向量 ∇f 在 (x, y) 处的方向角。然后,由向量分析得到:

$$\alpha(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (10.1.5)$$

这里,角度是以 x 轴为基准度量的。边缘在 (x, y) 处的方向与此点的梯度向量的方向垂直。

计算图像的梯度要基于在每个像素位置都得到了偏导数 $\partial f/\partial x$ 和 $\partial f/\partial y$ 。令图 10.8(a) 中显示的 3×3 大小的区域表示图像邻域中的灰度级。如在 3.7.3 节中讨论的,得到 z_5 点处的一阶偏导数的最简单方法之一是使用下列 Roberts 交叉梯度算子:

$$G_x = (z_9 - z_5) \quad (10.1.6)$$

和

$$G_y = (z_8 - z_6) \quad (10.1.7)$$

通过用图 10.8(b) 中所示的模板及 3.5 节讨论的过程可以得到整幅图像的导数。

2×2 大小的模板由于没有清楚的中心点所以很难使用。使用 3×3 大小的模板的方法由下式给出:

$$G_x = (z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3) \quad (10.1.8)$$

和

$$G_y = (z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7) \quad (10.1.9)$$

在这组公式中, 3×3 大小的图像区域的第 1 行和第 3 行间的差近似于 x 方向上的导数,第 3 列和第 1 列之差近似于 y 方向上的导数。图 10.8(d) 和 (e) 中显示的模板称为 Prewitt 算子,可以用于计算这两个公式。

对这两个公式的一个小小的变化是在中心系数上使用一个权值 2:

$$G_x = (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3) \quad (10.1.10)$$

和

$$G_y = (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7) \quad (10.1.11)$$

权值 2 用于通过增加中心点的重要性而实现某种程度的平滑效果(习题 10.8)。图 10.8(f) 和 (g) 称为 Sobel 算子,用以实现这两个公式。Prewitt 和 Sobel 算子是在实践中计算数字梯度时最常用的。Prewitt 模板实现起来比 Sobel 模板更为简单,但后者在噪声抑制特性方面略胜一筹,这在处理导数时是个重要的问题。注意,在图 10.8 中所有模板中的系数总和为 0,表示正如导数算子所预示的,此时在灰度级不变的区域,模板响应为 0。

刚才讨论过的模板是用于求梯度分量 G_x 和 G_y 的。梯度的计算需要这两个分量按式(10.1.4)显示的方式联合使用。然而,实际执行中并不总能令人满意。因为计算平方和平方根需要大量计算。经常使用的一种方法是用绝对值对梯度进行近似:

$$|\nabla f| \approx |G_x| + |G_y| \quad (10.1.12)$$

这个公式在计算方面更有吸引力,而且它仍保持着同灰度级的相对变化。如 3.7.3 节中提到的,得到这个优点的代价是通常导致滤波器不是各向同性的(对于旋转变换不变)。然而,当用 Prewitt 和 Sobel 一类的模板去计算 G_x 和 G_y 时这并不构成问题。只有对垂直和水平边缘这些模

板才会得出各向同性的结果,所以,即使我们使用式(10.1.4)计算梯度,只有在这些方向上的边缘结果才是各向同性的。此时,式(10.1.4)和式(10.1.12)给出相同的结果(习题 10.6)。

可以调整图 10.8 中的 3×3 模板,以便它们在沿对角线方向上能有最大的响应。另外,两个用于检测对角线方向上突变的 Prewitt 和 Sobel 模板在图 10.9 中给出。

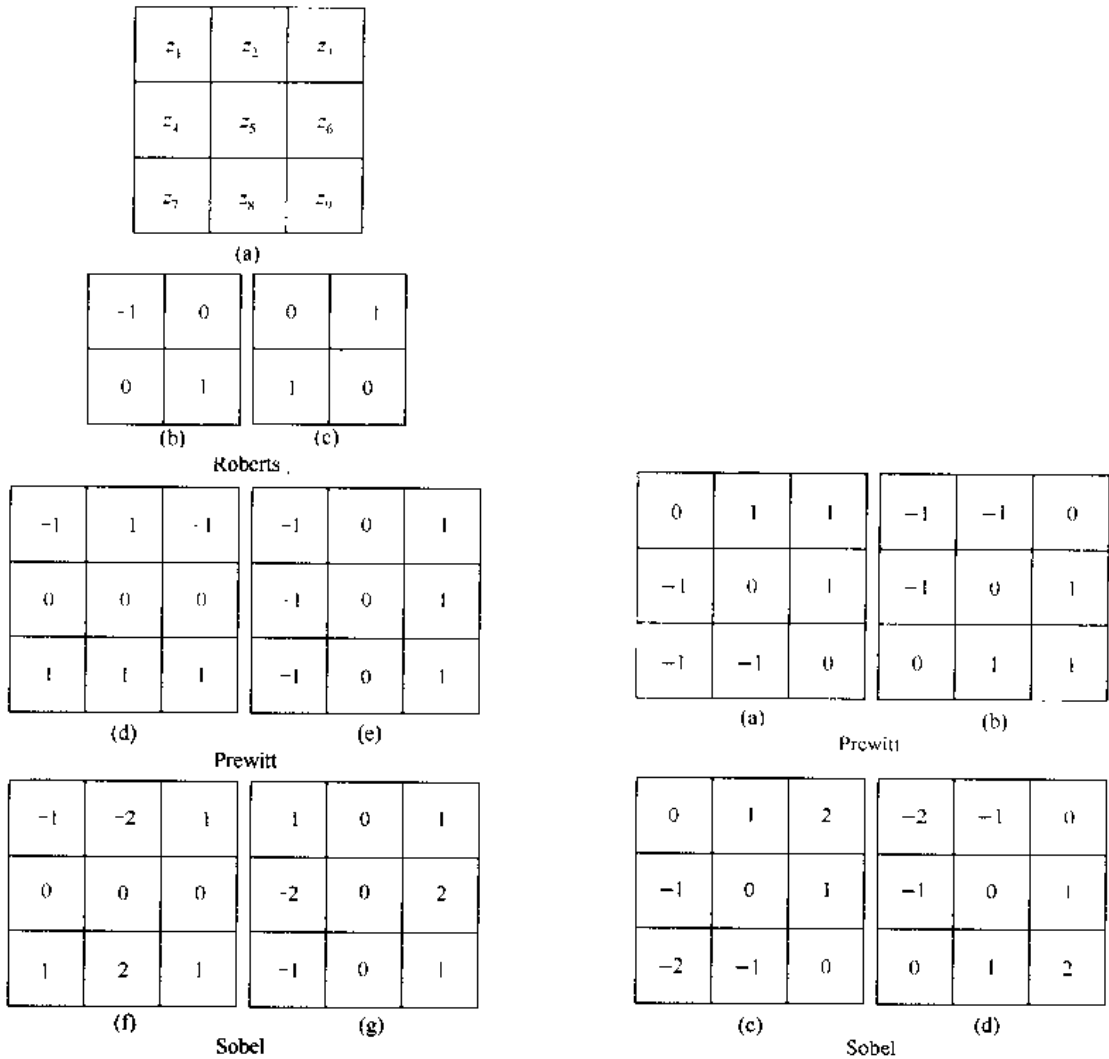


图 10.8 一幅图像的 3×3 大小的区域(z 是灰度值)和用于计算标记为 z_5 的点的梯度的不同模板

图 10.9 用于检测对角边缘的 Prewitt 和 Sobel 模板

例 10.4 梯度和它的分量说明

图 10.10 说明了梯度的两个分量 $|G_x|$ 和 $|G_y|$ 的响应与这两个分量之和生成的梯度图像。图 10.10(b)和(c)中两个分量的方向性是很明显的。特别注意,图 10.10(b)中屋瓦、砖块的水平接缝和窗户的水平分段的图像是非常清晰的。与之形成对照的是图 10.10(c)中表现出的垂直部分,诸如墙附近的拐角、窗户的垂直部分、砖块的垂直接缝和图片右侧的街灯柱子。原图分辨率相当高(1200×1600 像素),且在图片摄取的距离上,墙砖对于图像细节的影响仍十分显著。这种程度的细节通常是不符合要求的。减少这种影响的一种方法是对图像进行平滑处理。图 10.11 显示了图 10.10 中相同的图像序列,但对原图像首次使用了

一个 5×5 的均值滤波器进行了平滑处理。现在每个模板的响应几乎未显示出由砖块造成的影响,得到的结果几乎都是主要的边缘。注意取均值造成所有的边缘响应都被削弱了。

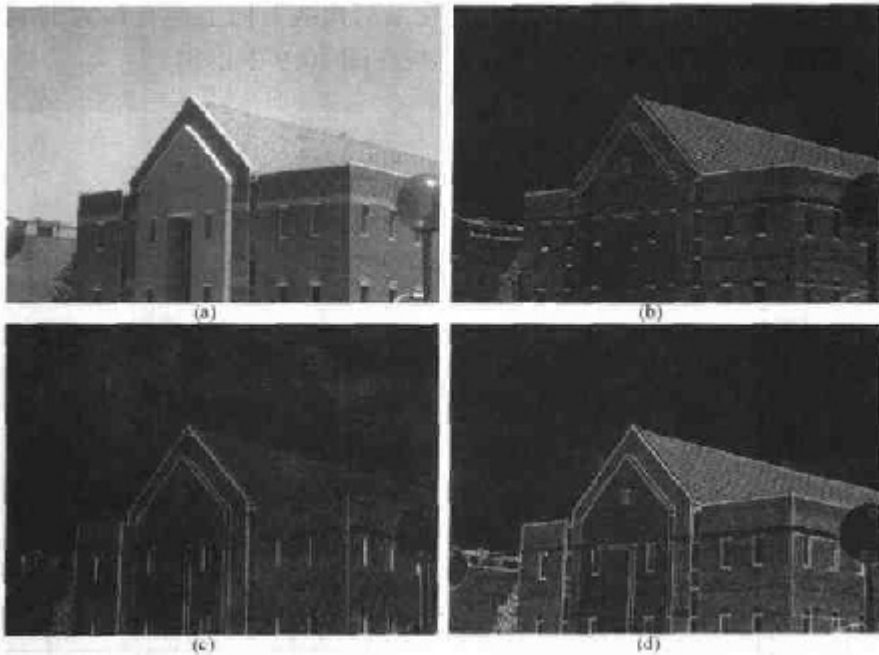


图 10.10 (a)原图,(b) $|G_x|$, x 方向上的梯度分量,(c) $|G_y|$, y 方向上的梯度分量,(d)梯度图像 $|G_x| + |G_y|$

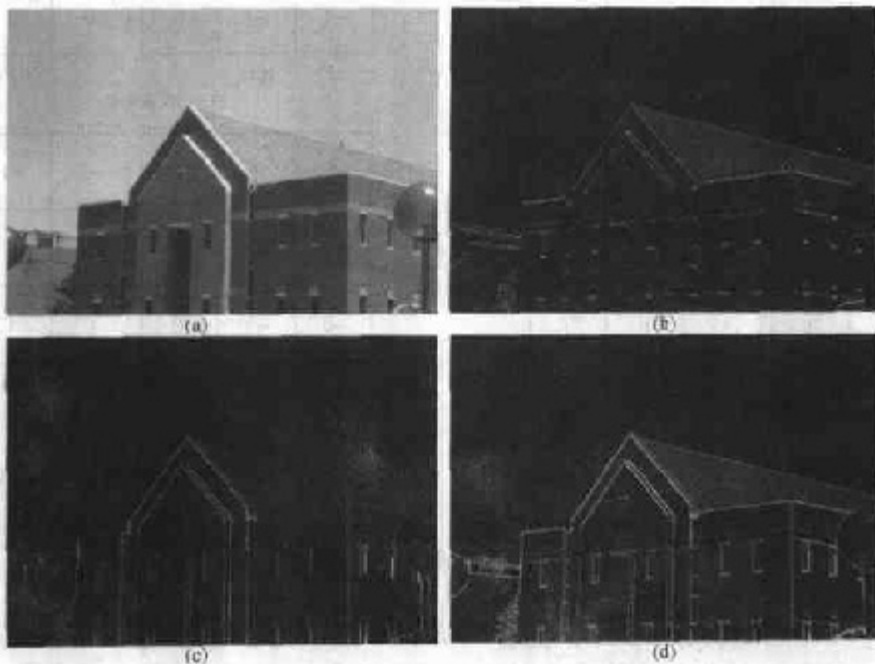


图 10.11 与图 10.10 相同的图像序列,但原图经过一个 5×5 的均值滤波器进行了平滑处理

在图 10.10 和图 10.11 中明显显示出,水平和垂直 Sobel 模板对正负 45° 方向边缘的反映几乎一样好。如果这一点对于强调对角线方向十分重要,那么就会使用图 10.9 中的各个模板对中的一个。图 10.12 中显示的是对角 Sobel 模板的绝对响应。在这幅图中,这些模板更强的对角响应是很明显的。两个对角模板对水平和垂直的边缘具有相似的响应,但正

如所期望的那样,它们在这些方向上的响应比图 10.10(b)和图 10.10(c)中显示的 Sobel 模板在水平和垂直方向上的响应要弱。

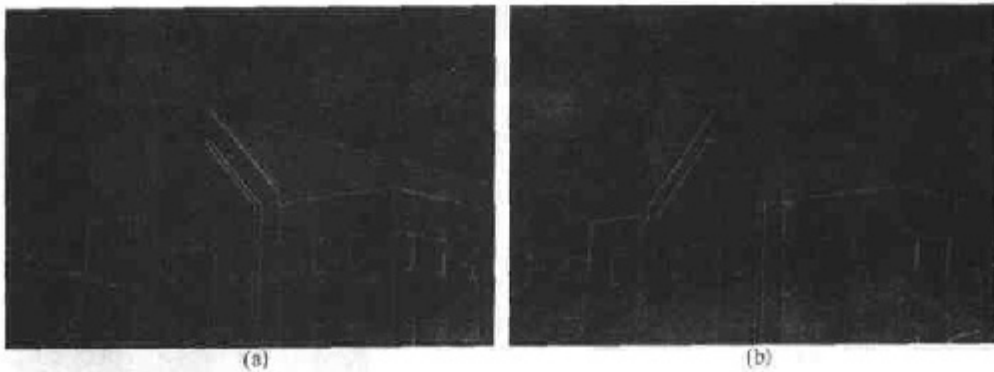


图 10.12 对角边缘检测。(a)用图 10.9(c)模板的结果,(b)用图 10.9(d)模板的结果,两种情况的输入都是图 10.11(a)

拉普拉斯算子

二维函数 $f(x, y)$ 的拉普拉斯算子是如下定义的二阶导数:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (10.1.13)$$

对拉普拉斯算子的数字近似方法在 3.7.2 节中定义过。对一个 3×3 大小的区域,在实践中经常遇到的两种形式之一是:

$$\nabla^2 f = 4z_5 - (z_2 + z_4 + z_6 + z_8) \quad (10.1.14)$$

这里 z 值在图 10.8 (a)中定义。包括对角邻域的数字近似方法由下式给出:

$$\nabla^2 f = 8z_5 - (z_1 + z_2 + z_3 + z_4 + z_6 + z_7 + z_8 + z_9) \quad (10.1.15)$$

计算这两个公式的模板示于图 10.13。我们由这些模板注意到式(10.1.14)和式(10.1.15)的计算对于分别以 90° 和 45° 为增量的旋转变换是各向同性的。

0	-1	0	-1	-1	-1
-1	4	-1	-1	8	-1
0	-1	0	-1	-1	-1

图 10.13 用于分别实现式(10.1.14)和式(10.1.15)的拉普拉斯算子模板

拉普拉斯算子一般不以其原始形式用于边缘检测是由于存在下列原因:作为一个二阶导数,拉普拉斯算子对噪声具有无法接受的敏感性(图 10.7);拉普拉斯算子的幅值产生双边缘(见图 10.6 和图 10.7),这是复杂的分割不希望有的结果;最后,拉普

拉斯算子不能检测边缘的方向。由于以上原因,拉普拉斯算子在分割中所起的作用包括:(1)如在本节前面提到的,利用它的零交叉的性质进行边缘定位,或(2)如我们在 10.3.6 节中说明的,确定一个像素是在一条边缘暗的一边还是亮的一边。

对第 1 类作用,拉普拉斯算子与平滑过程一起利用零交叉作为找到边缘的前兆。考虑函数:

$$h(r) = -e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}} \quad (10.1.16)$$

这里 $r^2 = x^2 + y^2$, σ 是标准差。用一幅图像与该函数卷积模糊该图像,图像模糊的程度是由 σ 值决定的。 h 的拉普拉斯算子(h 关于 r 的二阶导数)是: