

边界。图 9.35(b)显示了叠加在原图上的边界结果。使用图 9.30 中描述的滚动球进一步在细节上完成这个例子是很有启发性的。



图 9.33 图 9.29(a)中图像的形态学梯度(由 Leica Cambridge 公司的 A. Morris 先生提供)



图 9.34 对图 9.29(a)中的图像进行一次 top-hat 变换得到的结果(由 Leica Cambridge 公司的 A. Morris 先生提供)

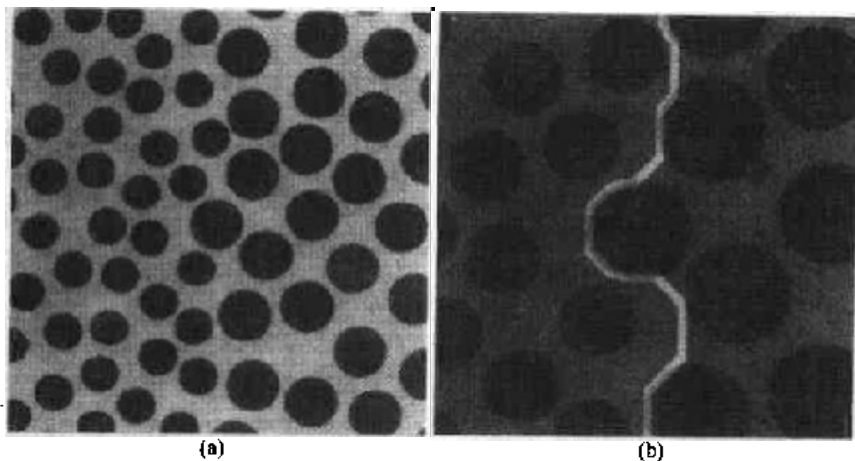


图 9.35 (a)原图像,(b)显示不同纹理区域间边界的图像
(由 Leica Cambridge 公司的 A. Morris 先生提供)

粒度测定

粒度测定所处理的主要领域是判断图像中颗粒的尺寸分布问题。图 9.36(a)显示了三种不同尺寸亮目标组成的图像。这些目标不仅相互交叠,而且排列散乱难于识别单个颗粒。因为颗粒比背景稍微亮一些,下而的形态学方法可以用于检测尺寸分布。使用逐渐增大尺寸的结构元素对原图进行开操作。当每一次使用不同尺寸的结构元素处理之后,初始图像和经过开操作处理的图像之间的差异可以计算出来。在处理的最后阶段,将这些计算的差异进行归一化处理,然后建立颗粒尺寸分布的直方图。这种处理方法是基于下而的思想:以某一特定尺寸对含有相近尺寸颗粒的图像区域进行开操作,对输入图像得到的处理效果最好。因此,通过计算输入和输出图像之间的差异可以对相近尺寸颗粒的相对数量进行测算。图 9.36(b)显示

了在这种情况下得到的尺寸分布。直方图表明在输入图像中存在三种主要尺寸的颗粒。这种处理对于检测带有某一主要的类似颗粒状特征的区域是很有用处的。

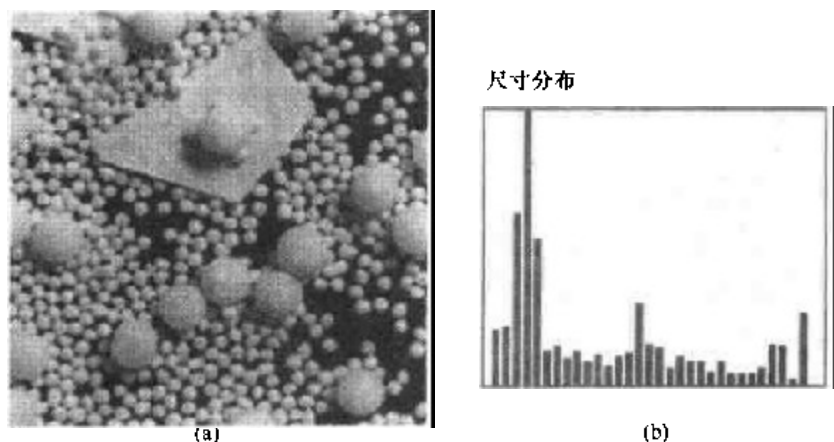


图 9.36 (a)包含彼此重叠的颗粒的原图像,(b)尺寸分布
(由 Leica Cambridge 公司的 A. Morris 先生提供)

小结

本章中介绍的形态学概念和技术构成了一系列能从图像中提取某种感兴趣特征的有力工具集。形态学图像处理最吸引人的一个方面就是根据形态学技术已有的发展而建立起来的广泛的集合论基础。在实现方面的一个明显优点是,膨胀和腐蚀都属于基本操作,它们是各类形态学算法的基础。正如在接下来的章节中所显示的那样,形态学可以作为在广泛的应用领域中建立图像分割方法的基础。如在第 11 章中讨论的,形态学技术在图像描绘方法方面同样扮演着主要角色。

参考资料

Serra[1982]写的书是关于形态学图像处理的基础性参考资料。也可以查阅 Serra[1988], Giardina 和 Dougherty[1988]以及 Haralick 和 Shapiro[1992]的相关著述。其他与我们讨论内容相关的早期参考资料包括 Blum[1967], Lantuéjoul[1980], Maragos[1987]以及 Haralick 等人[1987]的材料。对于二值和灰度级形态学的综述可以参阅 Basart 和 Gonzalez[1992]以及 Basart 等人[1992]的著述。这组参考资料提供了 9.1 节到 9.4 节中涵盖的材料的丰富背景。

关于实现 9.5 节和 9.6 节中给出的这一类形态学算法的重要问题在 Jones 和 Svalbe[1994], Park 和 Chin[1995], Sussner 和 Ritter[1997], Anelli 等人[1998]以及 Shaked 和 Bruckstein[1998]的文章中都有说明。目前在形态学图像处理的理论和应用方面的研究工作总结在 Goutsias 和 Bloomberg[2000]写的书中,及名为 Pattern Recognition[2000]的特刊中。也可以参阅近期由 Rosenfeld[2000]编写的参考资料。由 Marchand-Maillet 和 Sharaiha[2000]写的关于二值图像处理的书及 Ritter 和 Wilson[2001]写的有关图像代数学的书也应给予关注。

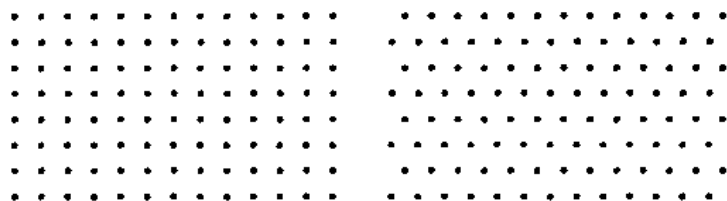
习题

9.1 本书中的数字图像嵌入了方形网格,像素可以是 4,8 或 m 连通的。然而,其他网格排列也是可能的。特殊情况下,有时也会使用具有 6 连通性的六边形网格排列(见下面的图形)。

(a)如何将图像从方形网格转换到六边形网格?

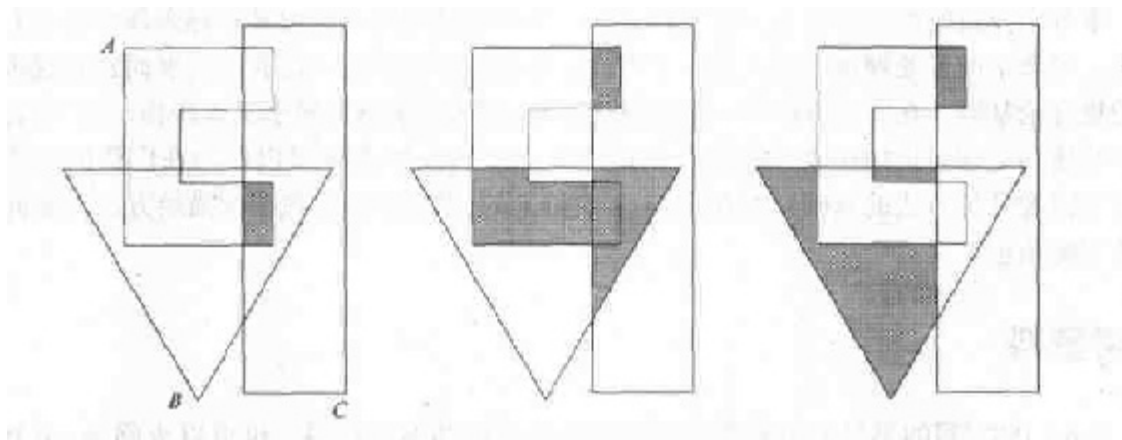
(b)对比讨论在方形网格中和六边形网格中对象旋转时的形状不变性。

(c)六边形网格是否会有与 8 连通情况下相同的多种结构(见 2.5.2 节)?



9.2 ★(a)参考图 9.1(a),画出集合 $(A \cap B) \cup (A \cup B)^c$ 的草图。

(b)用表达式写出下列图形中的阴影部分。每幅图像中的阴影区域构成一个集合,对 3 幅图像分别给出相应的表达式。



9.3 ★(a)给出将 8 连通二值边界转换成 m 连通边界的形态学算法(见 2.5.2 节)。可以假设边界是完全连通且为 1 个像素宽的。

(b)此算法的执行是否需要用每个结构元素进行多于一次的迭代过程?解释原因。

(c)算法的效能与使用结构元素的次序是否有关?如果是,请证明;否则举出例子说明此过程对于应用结构元素的次序的独立性。

9.4 只要 B 的原点包含于 B 中,则使用结构元素 B 对集合 A 进行腐蚀的结果是 A 的子集。给出腐蚀 $A \ominus B$ 的结果位于 A 之外或部分位于 A 之外的例子。

9.5 下列 4 种说法是正确的。提出能确定这些说法正确的论据。(a)说法通常是正确的;(b)到(d)的说法只有对数字集合才是正确的。为了说明(b)到(d)说法的正确性,画一个离散的方形网格(如习题 9.1 中所显示的),并对每种情况使用网格上的点构成的集

合举出例子。提示:在能确定说法正确性的前提下尽量减少每种情况下点的数目。

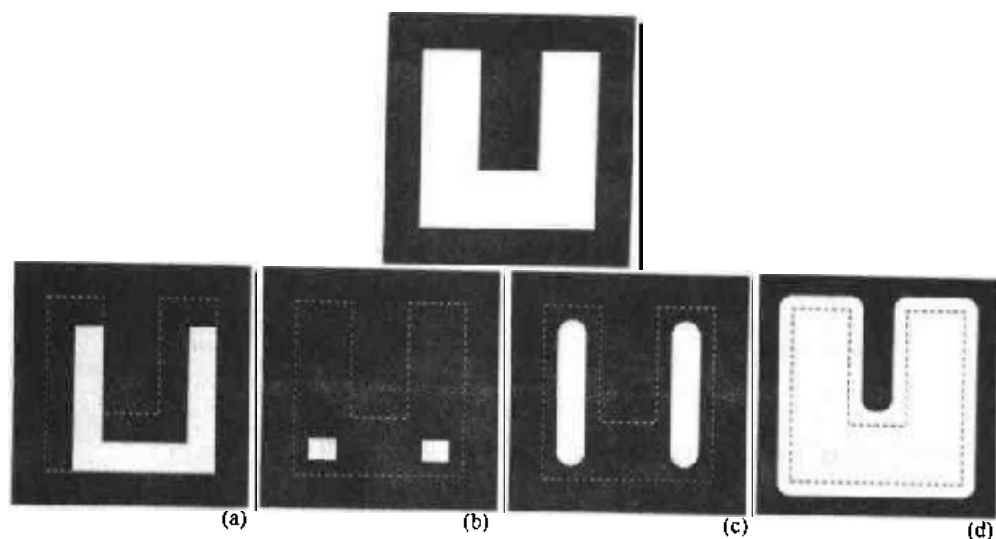
★(a)用凸结构元素对凸集的腐蚀结果还是凸集。

★(b)用凸结构元素对凸集的膨胀不一定总是凸形。

(c)数字凸集内的点不一定是连通的。

(d)存在这样的点的集合:集合中的每对点都有线相连,且线都位于集合内部,但这个集合不是凸形的。

★9.6 参考显示的图像,给出结构元素和形态学运算。运算的每一个结果显示在图(a)到(d)中。说明每个结构元素的原点。虚线部分说明了原始集合的边界,仅作为参考。注意在(d)中所有的拐角都是圆滑的。



9.7 令 A 表示图形中(见下页图)阴影表示的集合。参考显示的结构元素(黑点表示原点),画出下列形态学运算的结果:

(a) $(A \ominus B^4) \oplus B^2$

(b) $(A \ominus B^1) \oplus B^3$

(c) $(A \oplus B^1) \ominus B^3$

(d) $(A \oplus B^3) \ominus B^2$

★9.8 (a)反复进行图像膨胀操作的限制作用是什么?假设不使用通常的(一个点)结构元素。

(b)从(a)的答案出发,能够得到的最小图像是什么?

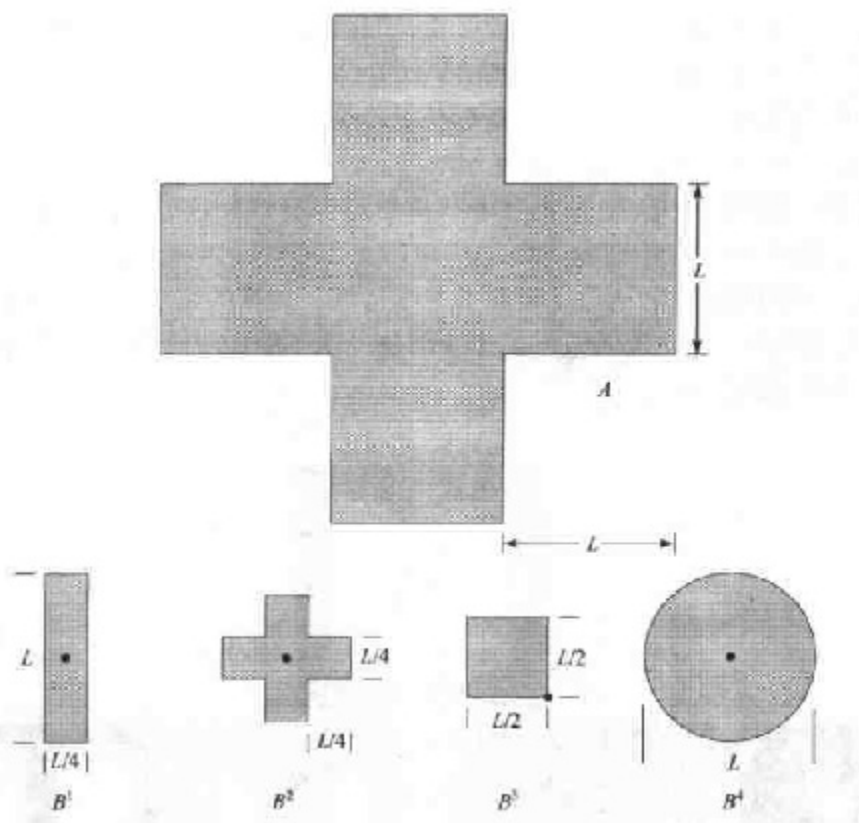
9.9 (a)反复进行图像腐蚀操作的限制作用是什么?假设不使用通常(一个点)的结构元素。

(b)从(a)的答案出发,能够得到的最小图像是什么?

★9.10 关于膨胀的另一个可替换的定义是:

$$A \oplus B = \{w \in Z^2 \mid w = a + b, a \in A, b \in B\}$$

说明该定义与式(9.2.1)的定义等价。



(习题 9.7 图)

9.11 (a)说明习题 9.10 中给出的定义和另一个膨胀定义等价:

$$A \oplus B = \bigcup_{b \in B} (A)_b$$

(这个表达式也叫做两个集合的闵可夫斯基和式。)

(b)说明(a)中的表达式同式(9.2.1)的定义是等价的。

★9.12 关于腐蚀的一个可替换的定义是:

$$A \ominus B = \{w \in Z^2 \mid w + b \in A, b \in B\}$$

说明这个定义与式(9.2.3)的定义是等价的。

9.13 (a)说明习题 9.12 中给出的腐蚀定义与另一个腐蚀定义是等价的:

$$A \ominus B = \bigcap_{b \in B} (A)_{-b}$$

(如果 $-b$ 用 b 代替,这个表达式称为两个集合的闵可夫斯基减法式。)

(b)说明(a)中的表达式与式(9.2.3)中给出的定义是等价的。

★9.14 证明二元表达式 $(A \cdot B)^c = (A^c \cdot \hat{B})$ 的正确性。

9.15 证明下列表达式的正确性:

★(a) $A \cdot B$ 是 A 的子集(子图)

(b)如果 C 是 D 的子集,则 $C \cdot B$ 是 $D \cdot B$ 的子集

(c) $(A \cdot B) \cdot B = A \cdot B$

9.16 证明下列表达式的正确性[假设 B 的原点包含于 B 内,且习题 9.16(a)为真]:

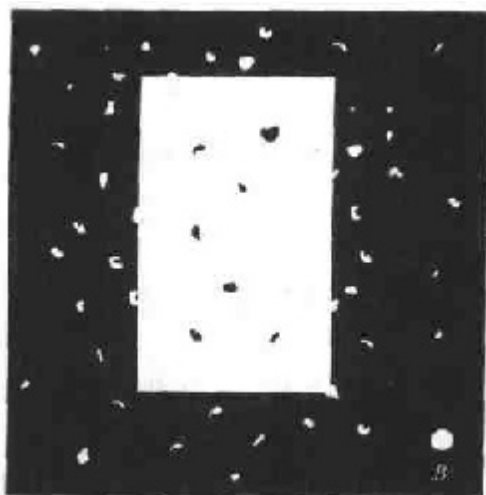
(a) A 是 $A \cdot B$ 的子集(子图)

(b)如果 C 是 D 的子集,则 $C \cdot B$ 是 $D \cdot B$ 的子集

$$(c) (A \cdot B) \cdot B = A \cdot B$$

9.17 参考所示的图像(下图)和结构元素,画出经下列操作后 C, D, E, F 是什么样子: $C = A \ominus B; D = C \oplus B; E = D \oplus B; F = E \ominus B$ 。初始集合 A 由除了结构元素 B 以外的所有白色图像分量构成。

注意:这个操作序列仅是用 B 对 A 进行开操作,而后对得到的结果用 B 进行闭操作。可以假设 B 的大小足够包围每个噪声成分。



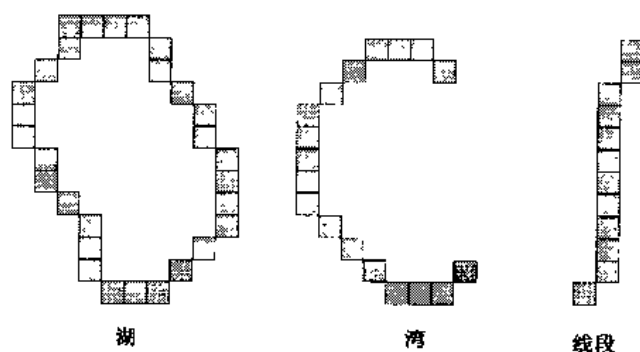
★9.18 在图9.7的例子中,腐蚀步骤中存留下来的正方形可以通过用于腐蚀的结构元素对这些正方形进行膨胀而得到恢复。膨胀之前做的腐蚀是对图像进行的开操作。一般来说,开操作不会将对象重构成原来的对象。解释为什么将图9.7中存留下来的正方形进行完全重构是可能的。

9.19 (a) 画出对图像应用击中或击不中变换得到的结果和显示的结构元素。清楚地指出为结构元素选择的原点和边界。

(b) 将得到的结果与用相关匹配的结果进行比较(图4.46),说明两个结果之间的差异和相似点。



★9.20 区分图像中的细化对象时有用的三种特征(湖,湾和线段)示于下图中。建立一种在这些图形中可以进行区分的形态学逻辑算法。算法的输入是这三种图形中的一种。输出的是输入图形的识别。可以假设每种特征图形都是1个像素宽且是完全连通的。然而它们出现时的方向可以是任意的。



9.21 讨论在下列不同情况下,应该得到什么样的结果:

(a) 对于 9.5.2 节中讨论的区域填充算法的起点是目标边界上的一点。

(b) 区域填充算法的起点位于目标边界之外。

(c) 画出使用 9.5.4 节中给出的算法计算的习题 9.7 的图形中凸壳的样子。假设 $L=3$ 个像素。

★9.22 (a) 讨论使用图 9.15(c) 中给出的结构元素代替图 9.13(b) 中给出的结构元素提取边界后的效果。

(b) 将元素值为 1 的 3×3 的结构元素代替图 9.15(c) 中的结构元素后,对式(9.5.2)的区域填充算法的影响是什么?

9.23 对图 9.16 中的例子提出一种完全自动化的方法。判定哪些黑色点是背景点和哪些点包含在球体之中(也就是,黑色区域完全包含在白色区域内)。假设二进制值 1 表示白色。

★9.24 9.5.3 节中给出的提取连通分量的算法要求在每个连通分量中要有 1 个已知点以便提取整个连通分量的点。假如给出了包含任意数量(未知)的连通分量的二值图像,提出一种完全自动化的程序用于提取所有的连通分量。假设属于连通分量的点标记为 1,背景点标记为 0。

9.25 假设式(9.6.1)中的图像 $f(x, y)$ 和结构元素 $b(x, y)$ 都是矩形,域 D_f 和 D_b 分别表示 $([F_{x1}, F_{x2}], [F_{y1}, F_{y2}])$ 和 $([B_{x1}, B_{x2}], [B_{y1}, B_{y2}])$ 。例如,闭区间 $[F_{x1}, F_{x2}]$ 和 $[F_{y1}, F_{y2}]$ 是 xy 平面上沿 x 轴和 y 轴方向 x 和 y 的取值范围。函数 $f(x, y)$ 在这个范围内有定义。

★(a) 假设 $(x, y) \in D_b$, 推导对区间进行变换的表达式使替换变量 s 和 t 能满足式(9.6.1)。这个在 s 轴和 t 轴方向上的区间定义了 st 平面上 $(f \oplus b)(s, t)$ 的矩形域。

(b) 对式(9.6.2)定义的腐蚀重复(a)。

9.26 一幅灰度图像 $f(x, y)$ 掺杂有彼此不重叠的噪声尖峰信号。这些噪声信号可以模拟为小的、半径为 $R_{\min} \leq r \leq R_{\max}$ 、幅度为 $A_{\min} \leq a \leq A_{\max}$ 的圆柱。

★(a) 建立一种用于清理图像的形态学过滤方法。

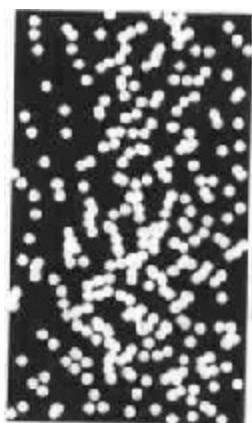
(b) 重复(a),但假设最多有 4 个重叠的噪声尖峰信号。

- 9.27 在显微镜方法应用方面的一个预处理是从两个或更多的交叠成堆的颗粒(见右图)中分离出单个独立的颗粒。假设所有颗粒具有相同的大小,提出一种形态学算法产生3幅图像,分别包含:

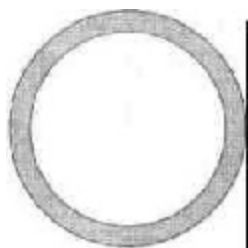
★(a)仅与图像边界融合在一起的颗粒。

(b)彼此交叠的颗粒。

(c)未交叠在一起的颗粒。



- 9.28 一种高技术生产工厂得到了政府的合同,制造一种如下图所示的高精度垫圈。合同的条文要求所有垫圈的形状要用一种图像系统检测。文中,形状检测是指检查垫圈的内外边缘是否偏离圆形。可进行下列假设:(1)对可接受垫圈的一幅“极好”的(对于这个问题来说是理想的)图像是可用的;(2)成像和定位系统在系统中的使用使系统具有的高精度足以忽略由于图像数字化过程和定位带来的误差。你作为顾问协助设计系统的视觉检测部分。提出一种以形态学或逻辑运算为基础的解决方案。将你的方案用方框图表示出来。



第 10 章 图像分割

前一章的资料使我们所研究的图像处理方法开始发生了转变。从输入输出均为图像的处理方法转变为,输入为图像而输出为从这些图像中提取出来的属性的处理方法(这方面在 1.1 节中定义过)。图像分割是这一方向的另一主要步骤。

分割将图像细分为构成它的子区域或对象。分割的程度取决于要解决的问题。就是说,在应用中,当感兴趣的对象已经被分离出来时,就停止分割。例如,在电子元件的自动检测方面,我们关注的是分析产品的图像,客观地检测是否存在特定的异常状态,比如,缺失的元件或断裂的连接线路。超过识别这些元件所需的分割是没有意义的。

异常图像的分割是图像处理中最困难的任务之一。精确的分割决定着计算分析过程的成败。因此,应该对提高稳定分割的可能性给予特别的关注。在某些情况下,比如工业检测应用,至少对环境进行适度控制的检测有时是可能的。有经验的图像处理系统设计师总是将相当大的注意力放在这类可能性上。在其他应用方面,比如自动目标采集,系统设计者无法对环境进行控制。所以,通常的方法是将注意力集中于传感器类型的选择上,这样可以增强获取所关注对象的能力,从而减少图像无关细节的影响。一个很好的例子就是,军方利用红外线图像发现有很强热信号的目标,比如移动中的装备和部队。

图像分割算法一般是基于亮度值的两个基本特性之一:不连续性和相似性。第 1 类性质的应用途径是基于亮度的不连续变化分割图像,比如图像的边缘。第 2 类的主要应用途径是依据事先制定的准则将图像分割为相似的区域。门限处理、区域生长、区域分离和聚合都是这类方法的实例。

本章中,我们将对刚刚提到的两类特性各讨论一些方法。我们先从适合于检测灰度级的不连续性的方法展开,如点、线和边缘。特别是边缘检测近年来已经成为分割算法的主题。除了边缘检测本身,我们还会讨论一些连接边缘线段和把边缘“组装”为边界的方法。关于边缘检测的讨论将在介绍了各种门限处理技术之后进行。门限处理也是一种人们普遍关注的用于分割处理的基础性方法,特别是在速度因素占重要地位的应用中。关于门限处理的讨论将在几种面向区域的分割方法展开的讨论之后进行。之后,我们将讨论一种称为分水岭分割法的形态学图像分割方法。这种方法特别具有吸引力,因为它将基于本章第一部分提到的技术的几种分割属性结合了起来。我们将以关于图像分割的动态提示应用方面的讨论来结束本章。

10.1 间断检测

在本节中,我们介绍几种用于检测数字图像中三种基本类型的灰度级间断的技术:点、线和边缘。寻找间断最一般的方法是,以 3.5 节中描述的方式对整幅图像使用一个模板进行检测。对一个图 10.1 所示的 3×3 模板,这一过程包括计算模板所包围区域内灰度级与模板系数的乘积之和。就是说,关于式(3.5.3),在图像中任意点的模板响应由下列公式给出:

$$\begin{aligned}
 R &= w_1 z_1 + w_2 z_2 + \cdots + w_9 z_9 \\
 &= \sum_{i=1}^9 w_i z_i
 \end{aligned}
 \quad (10.1.1)$$

这里 z_i 是与模板系数 w_i 相联系的像素的灰度级。照例,模板的响应定义是相对于它的中心位置。有关执行模板操作的细节在 3.5 节中讨论。

w_1	w_2	w_3
w_4	w_5	w_6
w_7	w_8	w_9

图 10.1 一个一般的 3×3 模板

10.1.1 点检测

在一幅图像中,孤立点的检测在理论上是简单的。使用如图 10.2(a)所示的模板,如果

$$|R| \geq T \quad (10.1.2)$$

我们说在模板中心的位置上已经检测到一个点。这里 T 是一个非负门限, R 由式(10.1.1)给出。基本上,这个公式是测量中心点和它的相邻点之间加权的差值。基本思想就是:如果一个孤立的点(此点的灰度级与其背景的差异相当大并且它所在的位置是一个均匀的或近似均匀的区域)与它周围的点很不相同,则很容易被这类模板检测到。注意,图 10.2(a)中的模板同图 3.39(d)中给出的模板在拉普拉斯操作方面是相同的。严格地讲,这里强调的是点的检测。即,我们着重考虑的差别是那些足以识别为孤立点的差异(由 T 决定)。注意,模板系数之和为零表示在灰度级为常数的区域,模板响应为零。

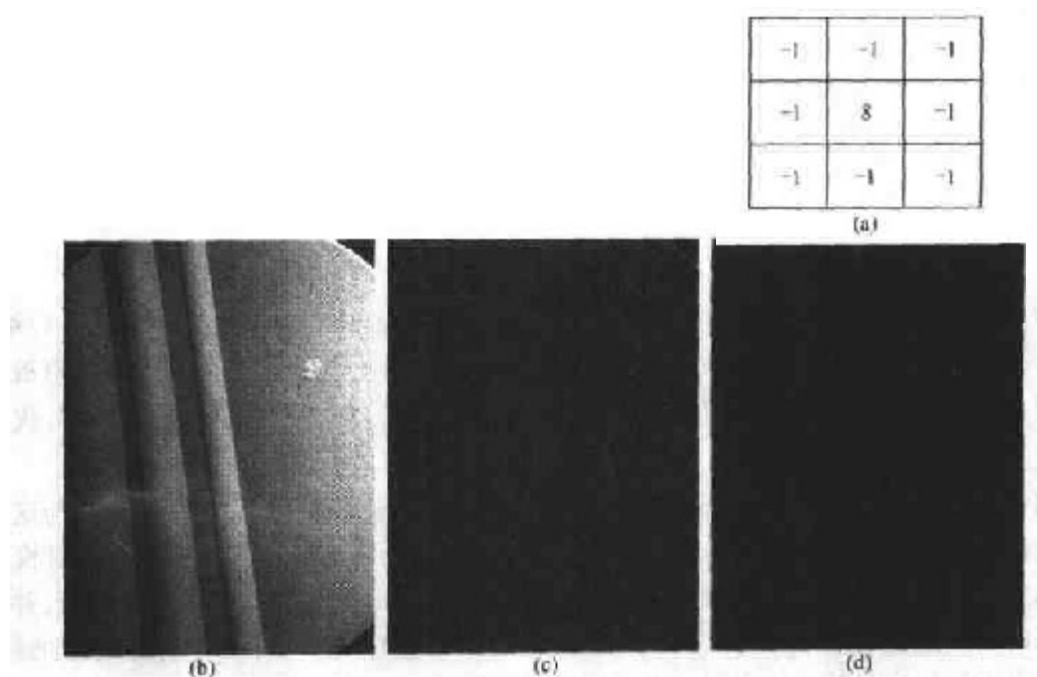


图 10.2 (a)点检测模板,(b)带有通孔的涡轮叶片的 X 射线图,(c)点检测的结果,(d)使用式(10.1.2)得到的结果(原图由 X-TEK 系统公司提供)

例 10.1 图像中孤立点的检测

我们以图 10.2(b)为辅助说明如何从一幅图中将孤立点分割出来,这幅 X 射线图显示了一个带有通孔的燃气发动机涡轮叶片,通孔位于图像的右上象限。在孔中只嵌有一个黑