



# 数字图像处理学

## 第8章 图像分析

(第一讲)



对图像进行增强、恢复、编码等处理时，输入是图像，所要求的输出是一幅近似于输入的图像，这是此类处理的一个特点。图像处理的另一个主要分支是图像分析或景物分析。这类处理的输入仍然是图像，但是所要求的输出是已知图像或景物的描述。这类处理基本上用于自身图像分析和模式识别一类的领域。



1) 输入是文字组成的二值图像，输出是读出该段文字；

2) 输入是血球照片，输出是血球数量；

3) 输入是细胞图像，输出是细胞类型；

4) 输入是遥感照片，输出是地貌、植被描述等。

这些都是图像分析的典型例子。



描述一般是针对图像或景物中的特定区域或目标。为了描述，首先要进行分割，有些分割运算可直接用于整个图像，而有些分割算法只适用于已被局部分割的图像。



例如，分割染色体的处理，可先用设置门限的方法把染色体和背景分割开来，然后可采用尺寸大小、形状等准则进一步将其分割成单个染色体。



值得注意的一点是，没有唯一的、标准的分割方法，因此，也就没有规定成功分割的准则。本章只讨论一些最基本的分割、描述方法。



## 8.1 分割 (segmentation)

分割的目的是把图像空间分成一些有意义的区域。例如一幅航空照片，可分割成工业区、住宅区、湖泊、森林等等。可以以逐个像素为基础去研究图像分割，也可以利用在特定领域中的某些图像信息去分割。分割的依据可建立在相似性和非连续性两个基本概念之上。



## 7.1.1 灰度阈值法分割

## 7.1.2 样板匹配

## 7.1.3 区域生长

## 7.1.4 区域聚合





假如有如下形状的直方图

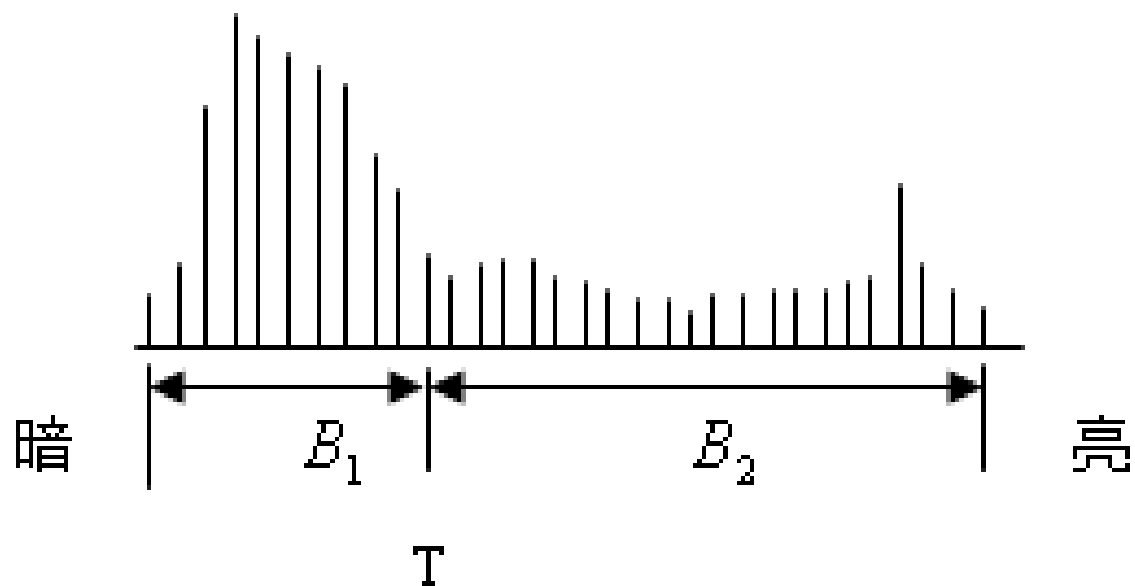


图 7—1 图像  $f(x,y)$  的直方图



由直方图可以知道图像  $f(x,y)$  的大部分像素灰度值较低，其余像素较均匀地分布在其他灰度级上。

由此可以推断这幅图像是由有灰度级的物体叠加在一个暗背景上形成的。



可以设一个阈值  $T$ ，把直方图分成两个部分，如图  
所示。 $T$  的选择要本着如下原则： $B_1$  应尽可能包  
含与背景相关连的灰度级，而  $B_2$  则应包含物体的  
所有灰度级。



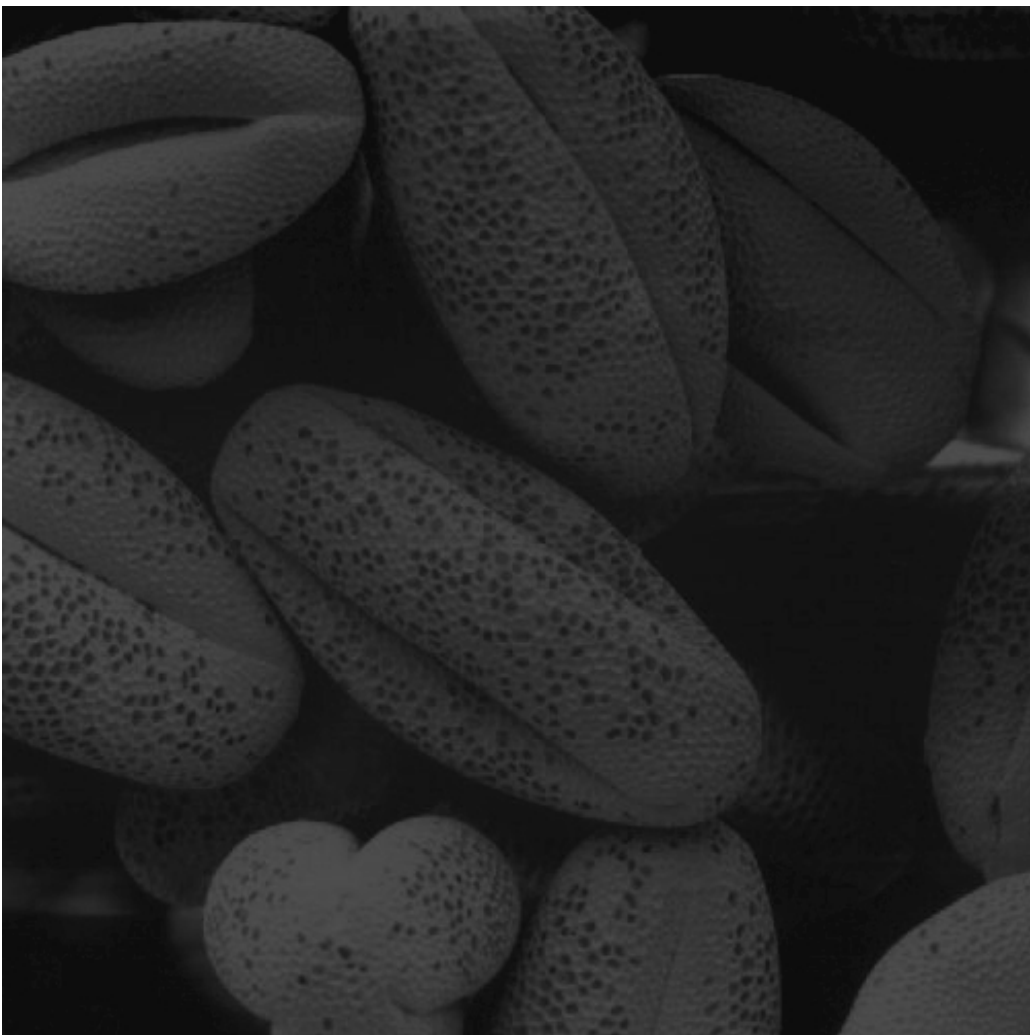
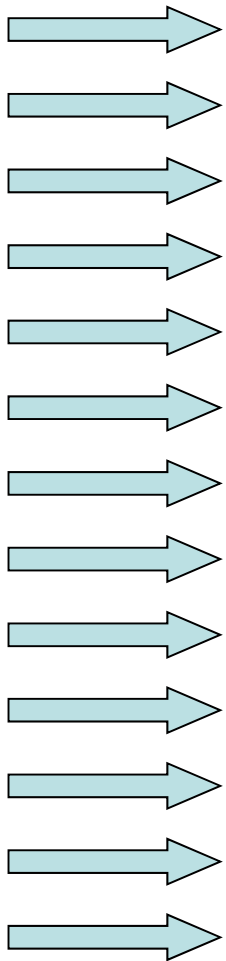
当扫描这幅图像时，从 $B_1$  到  $B_2$  之间的灰度变化就指示出有边界存在。当然，为了找出水平方向和垂直方向上的边界，要进行两次扫描。也就是说，首先确定一个门限  $T$  ，然后执行下列步骤：



第一，对  $f(x,y)$  的每一行进行检测，产生的图像的灰度将遵循如下规则

$$f_1(x, y) = \begin{cases} L_E & f(x, y) \text{ 和 } f(x, y-1) \text{ 在不同的灰度上} \\ L_B & \text{其他} \end{cases} \quad (8-1)$$

式中  $L_E$  是指定的边缘灰度级， $L_B$  是背景灰度级。

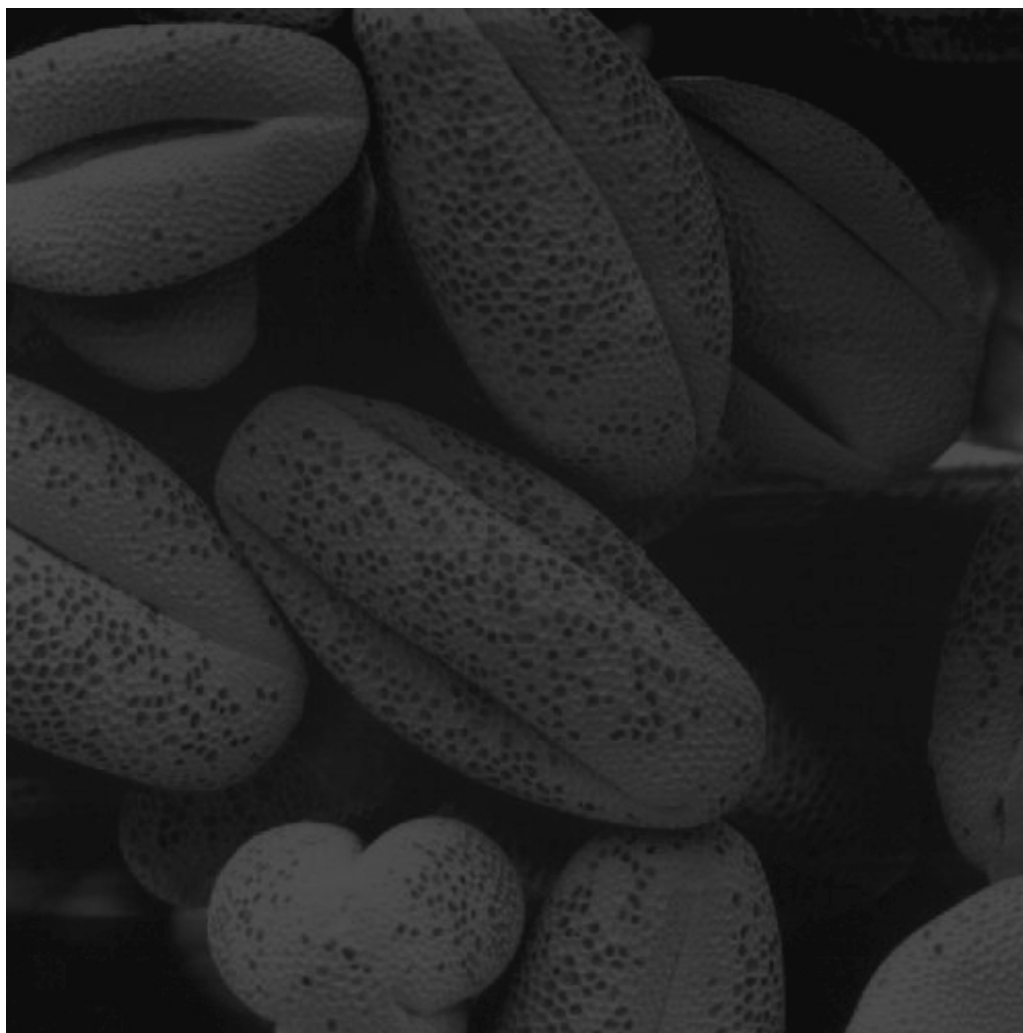
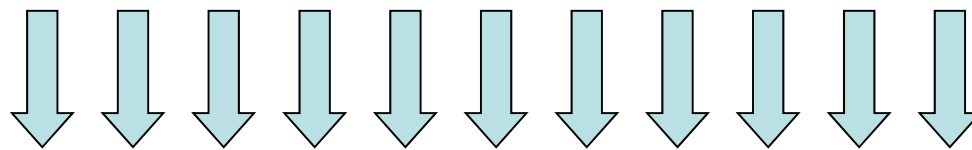




第二，对  $f(x,y)$  的每一列进行检测，产生的图像的灰度将遵循下述规则

$$f_2(x, y) = \begin{cases} L_E & f(x, y) \text{ 和 } f(x-1, y) \text{ 灰度处在不同的灰度级上} \\ L_B & \text{其他} \end{cases}$$

(8—2)







为了得到边缘图像，可采用下述关系

$$f(x, y) = \begin{cases} L_E & f_1(x, y) \text{ 或 } f_2(x, y) \text{ 中的任何一个等于 } L_E \\ L_B & \text{其他} \end{cases}$$

(8—3)

为了提高边缘抽取能力，一种方法是把图像变成二值图像。例如，图像  $f(x,y)$  的灰度级范围是  $(Z_l, Z_h)$ ，设  $T$  是  $Z_l$  和  $Z_h$  之间的一个数，那么  $f_t(x,y)$  可由式(7—4)表示

$$f_t(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{若 } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{若 } f(x, y) < T \end{cases}$$

(8—4)

另一方法是把规定的灰度级范围变换为 1 ,  
而把范围以外的灰度级变换为 0, 例如

$$f_u(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{若 } f(x, y) \leq u \\ 0 & \text{若 } f(x, y) > u \end{cases} \quad (8-5)$$

$$f_{u,v}(x, y) = \begin{cases} 1 & u \leq f(x, y) \leq v \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8-6)$$

那么，在分割中如何设置最佳阈值呢？

假设一幅图像是由背景和物体组成。其中，物体像素的灰度级具有正态概率密度  $p(z)$ ，其均值为  $\mu$ ，方差为  $\sigma^2$ ；而背景像素的灰度级也具有正态概率密度  $q(z)$ ，其均值为  $\nu$ ，方差为  $\tau^2$ 。



物体占图像总面积的比为  $\theta$  ，背景占总面积的比为  $1-\theta$  ，所以这幅图像总的灰度级概率密度为

$$\theta p(z) + (1 - \theta) q(z)$$

(8—7)



假设对图像设置一阈值  $T$  ，并且把小于  $T$  的全部点称为目标物体点，而把大于等于  $T$  的所有点称为背景点。

把背景错归为物体点的概率为  $Q_1(t)$  ，

把物体点错归为背景点的概率为  $Q_2(t)$  ，



则有

$$Q_1(t) = \int_{-\infty}^t q(z) dz \quad (8-9)$$

$$\begin{aligned} Q_2(t) &= \int_t^{\infty} p(z) dz \\ &= 1 - p(t) \end{aligned} \quad (8-8)$$



总的错分概率为

$$\theta Q_2(t) + (1 - \theta) Q_1(t) =$$

$$\theta (1 - p(t)) + (1 - \theta) Q_1(t)$$

(8—10)





要求得式(7—10)的最小阈值，可将上式对  $t$  微分，并令其结果为0，则得到

$$(1 - \theta) q(t) = \theta p(t)$$

(8—11)



因为

$$p(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(t - \mu)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (8-12)$$

$$q(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\tau} \exp\left[-\frac{(t - \nu)^2}{2\tau^2}\right] \quad (8-13)$$



代入式(8—11)，并取对数

$$\begin{aligned} & \ln \sigma + \ln(1 - \theta) - \frac{(t - \nu)^2}{2\tau^2} \\ &= \ln \tau + \ln \theta - \frac{(t - \mu)^2}{2\sigma^2} \end{aligned} \quad (8—14)$$



或者

$$\begin{aligned} & \tau^2 (t - \mu)^2 - \sigma^2 (t - \nu)^2 \\ &= 2\sigma^2 \tau^2 \ln \frac{\tau\theta}{\sigma(1-\theta)} \end{aligned} \quad (8-15)$$



由这个二次方程可以求解出  $t$  值。如

果  $\theta = \frac{1}{2}$ ,  $\tau = \sigma$  , 那么

$$t = \frac{(\mu + \nu)}{2} \quad (8-16)$$

这就是最佳门限



对于复杂图像，在许多情况下对整幅图像用单一阈值不能给出良好的分割结果。例如，图像是在光亮背景上的暗物体，但由于照射光的不均匀，虽然物体与背景始终有反差，但在图像的某一部分物体和背景两者都比另一部分亮。



因此，在图像的一部分能把物体和背景精确地分开的阈值，对另一部分来说，可能把太多的背景也当作物体分割下来了。



克服这一缺点有如下一些方法：

如果已知在图像上的位置函数描述不均匀照射，

就可以设法利用灰度级校正技术进行校正，然后

采用单一阈值来分割；





另外一种方法是把图像分成小块，并对每一块设置局部阈值。但是，如果某块图像只含物体或只含背景，那么对这块图像就找不到阈值。这时，可以由附近的像块求得的局部阈值用内插法给此像块指定一个阈值。



7.1.1 灰度阈值法分割

7.1.2 样板匹配

7.1.3 区域生长

7.1.4 区域聚合



在数字图像处理中，**样板**是为了检测某些不变区域特性而设计的阵列。样板可根据检测目的不同而分为点样板、线样板、梯度样板、正交样板等等。

点样板的例子如图8—2所示。下面用一幅具有恒定强度背景的图片来讨论。



## 1)、点样板

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

图8—2 点样板



假定小块之间的距离大于

$$[(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2]^{1/2}$$

，这里  $\Delta x$  、  $\Delta y$  分别是在  $x$  和  $y$  方向的取样距离，用点样板的检测步骤如下：



样板中心（标号为8）沿着图像从一个像素移到另一个像素，在每一个位置上，把处在样板内的图像的每一点的值乘以样板的相应方格中指示的数字，然后把结果相加。



如果在样板区域内所有图像的像素有同样的值，  
则其和为零。另一方面，如果样板中心位于一个  
小块的点上，则其和不为零。



如果小块在偏离样板中心的位置上，其和  
也不为零，但其响应幅度比起这个小块位于样  
板中心的情况时要小一些，





这时，可以采用**阈值法**清除这类较弱的响应，如果其幅度值超过阈值，就意味着小块被检测出来了；如果低于阈值则忽略掉。



例如，设  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_9$  代表  $3 \times 3$  模板的权，并使  $x_1, x_2, \dots, x_9$  为模板内各像素的灰度值。从上述方法来看，应求两个矢量的积，即：

$$W^T X = \omega_1 x_1 + \omega_2 x_2 + \dots + \omega_9 x_9 = \sum_{n=1}^9 \omega_n x_n$$

(8—24)



式中

$$W = \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \vdots \\ \omega_9 \end{bmatrix}$$

(8—25)

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_9 \end{bmatrix}$$

(8—26)

设置一阈值  $T$ ，如果

$$W^T X > T \quad (8-27)$$

我们认为小块已检测出来了。这个步骤可很容易地推广到  $n \times n$  大小的样板，不过此时要处理  $n^2$  维矢量。



## 2)、线检测样板

线检测样板如图7—3所示。其中，样板(a)沿一幅图像移动，它将对水平取向的线（一个像素宽度）有最强的响应。对于恒定背景，当线通过样板中间一行时出现最大响应；



- 样板(b)对 $45^\circ$  方向的那些线具有最好响应；样板(c)对垂直线有最大响应；样板(d)则对 $-45^\circ$  方向的那些线有最好的响应。



-1	-1	-1
2	2	2
-1	-1	-1

(a)

-1	2	-1
-1	2	-1
-1	2	-1

(c)

-1	-1	2
-1	2	-1
2	-1	-1

(b)

2	-1	-1
-1	2	-1
-1	-1	2

(d)

图7—3 线样板



设  $W_1, W_2, W_3, W_4$  是图7—3中四个样板的权值组成的九维矢量。与点样板的操作步骤一样，在图像中的任一点上，线样板的各个响应为  $W_i^T X$ ，  
这里  $i = 1, 2, 3, 4$ 。





此处  $X$  是样板面积内九个像素形成的矢量。给定一个特定的  $X$ ，希望能确定在讨论问题的区域与四个线样板中的哪一个有最相近的匹配。如果第  $i$  个样板响应最大，则可以断定  $X$  和第  $i$  个样板最相近。



换言之，如果对所有的  $j$  值，除  $j=i$  外，有：

$$W_i^T X > W_j^T X \quad (8-28)$$

就可以说  $X$  和第  $i$  个样板最接近。

如果  $W_i^T X > W_j^T X$ ， $j=2, 3, 4$ ，可以断定  $X$  代表的区域有水平线的性质。



对于边缘检测来说也同样遵循上述原理。通常采用的方法是执行某种形式的二维导数。类似于离散梯度计算，考虑  $3 \times 3$  大小的模板，如图7—4所示。



a	b	c
d	e	f
g	h	i

图8—4  $3 \times 3$  样板

考虑  $3 \times 3$  的图像区域， $G_x$  及  $G_y$  分别用下式表示

$$G_x = (g + 2h + i) - (a + 2b + c) \quad (8-29)$$

$$G_y = (c + 2f + i) - (a + 2d + g) \quad (8-30)$$



在  $e$  点的梯度为

$$G = \left[ G_x^2 + G_y^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (8-31)$$

采用绝对值的一种定义为

$$G = |G_x| + |G_y| \quad (8-32)$$

梯度模板如图8—5所示。



1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

1	0	-1
2	0	-2
1	0	-1

图8—5 梯度样板



边缘检测也可以表示成矢量，其形式与线样板检测相同。如果 $X$  代表所讨论的图像区域，则：

$$G_x = W_1^T X \quad (8-33)$$

$$G_y = W_2^T X \quad (8-34)$$

这里  $W_1$  ,  $W_2$  是图7—5中的两个样板矢量。

$W_1^T, W_2^T$  分别代表它们的转置。



这样，梯度公式(8—31)和式(8—32)变为式(8—35)和式(8—36)的形式。

$$G = \left[ (W_1^T X)^2 + (W_2^T X)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (8—35)$$

$$G = |W_1^T X| + |W_2^T X| \quad (8—36)$$



检测点、线和边缘的矢量公式可应用于1977年费雷和陈提出的一种检测技术。他们提出的检测方法是这样实现的，假定有两个只有三个元素的样板，此时，则有两个矢量  $W_1$  和  $W_2$ ，它们都是三维的。又假定  $W_1$  和  $W_2$  都是正交的和归一化的，因此，它们都有单位幅值。



$W_1^T X$  和  $W_2^T X$  项分别等于在相应矢量

$W_1$  和  $W_2$  上  $X$  的投影。对于  $W_1$  来说

$$W_1^T X = |W_1| |X| \cos \theta \quad (8-37)$$

这里  $\theta$  是两个矢量间的夹角。



因为  $|W_1| = 1$  , 因此有

$$|X| \cos \theta = W_1^T X \quad (8-38)$$

这就是  $X$  在  $W_1$  上的投影, 这种情况如图8—6所示。对  $W_2$  来说, 亦然。

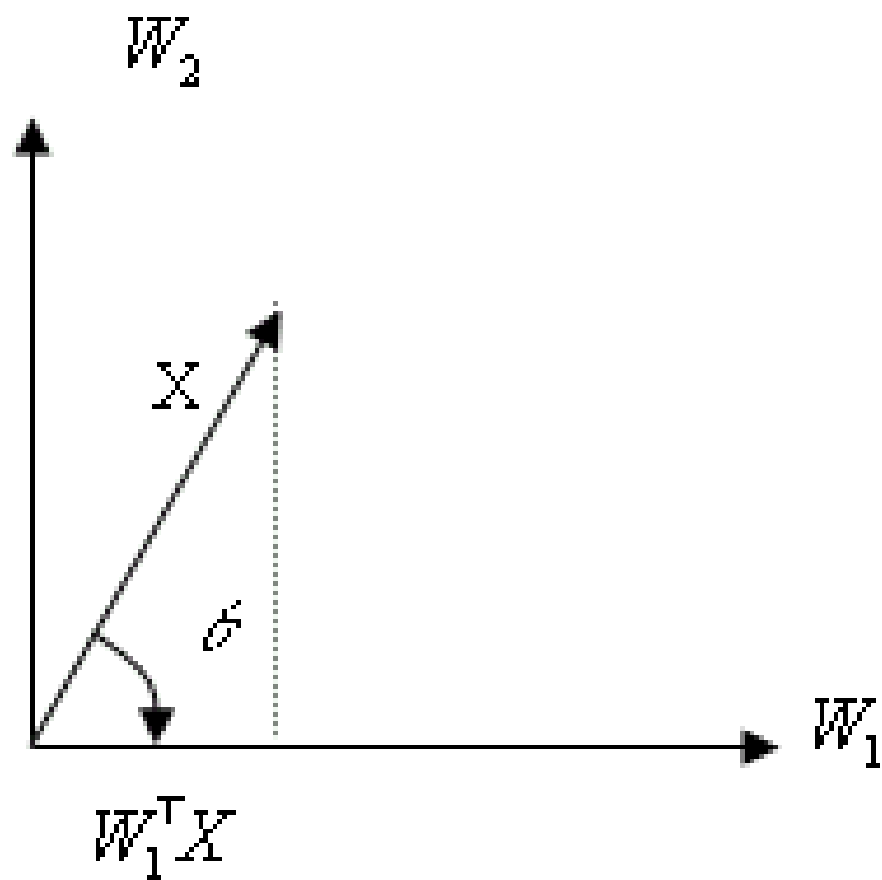


图8—6  $X$ 向单位矢量  $w_1$  的投影



现在假定有三个正交的单位矢

量  $W_1$ 、 $W_2$ 、 $W_3$  分别与三个三点样板相对

应，那么乘积  $W_1^T X$   $W_2^T X$   $W_3^T X$  代

表在三个矢量  $W_1$ 、 $W_2$ 、 $W_3$  上的投影。其

几何关系 如 图7—7所示。

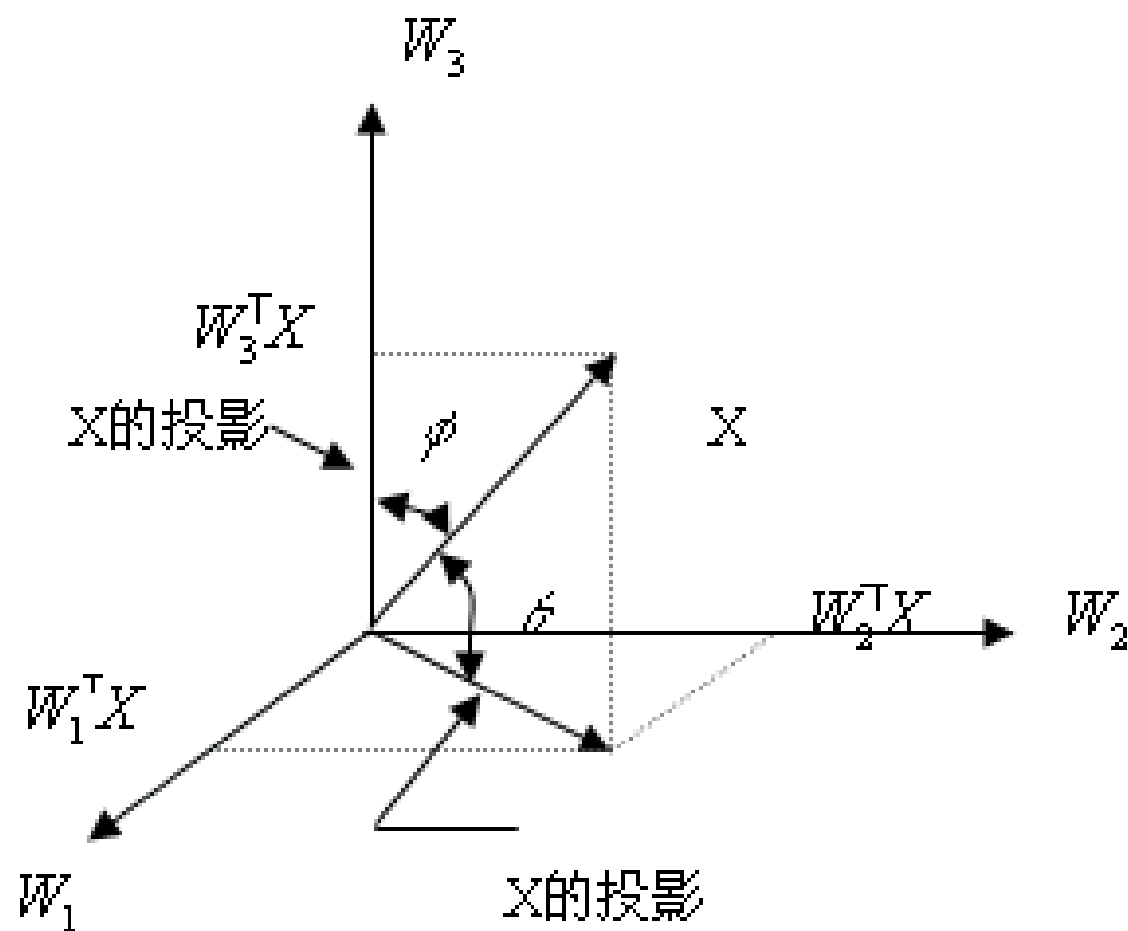


图7—7  $X$ 向  $W_1, W_2, W_3$  确定的子空间的投影



假定样板 1 和 2 是检测线的，而 3 是检测点的， $X$  代表的这个区域是更象一条线呢还是更象一个点呢？为了回答这一问题，把  $X$  投影到  $W_1$ 、 $W_2$ 、 $W_3$  的子空间上去， $X$  和子空间的夹角可以说明  $X$  更接近于线还是更接近于点。



这可以从图8—7的几何关系上看出来。  $X$  在由  $W_1$  和  $W_2$  所确定的平面上投影的幅度可由式(8—35)表示，而  $X$  的幅度由下式表示：

$$|X| = \left[ (W_1^T X)^2 + (W_2^T X)^2 + (W_3^T X)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

(8—39)



$X$  和其投影间的夹角为:

$$\begin{aligned}\theta &= \cos^{-1} \left\{ \frac{\left[ (W_1^T X)^2 + (W_2^T X)^2 \right]^{\frac{1}{2}}}{\left[ (W_1^T X)^2 + (W_2^T X)^2 + (W_3^T X)^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \right\} \\ &= \cos^{-1} \left\{ \frac{\left[ \sum_{i=1}^2 (W_i^T X)^2 \right]^{\frac{1}{2}}}{\left[ \sum_{j=1}^3 (W_j^T X)^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \right\} = \cos^{-1} \left\{ \frac{1}{|X|} \left[ \sum_{i=1}^2 (W_i^T X)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \right\}\end{aligned}$$

(8—40)



同理，向  $W_3$  子空间上投影的夹角可由下式表示：

$$\phi = \cos^{-1} \left\{ \frac{1}{|X|} \left[ \sum_{i=3}^3 (W_i^T X)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} = \cos^{-1} \left\{ \frac{1}{|X|} |W_3^T X| \right\}$$

(8—41)

那么，如果  $\theta < \phi$ ，就说明  $X$  所代表的区域更接近于线特性而不是点特性。



如果考虑 $3 \times 3$ 的模板，则问题就成为 9 维的，但前边讨论的概念仍然适用。这里，需要 9 个 9 维正交矢量形成一个完整的基。这 9 个模板如图 8—8 所示。



其中前四个模板 (a)、(b)、(c)、(d) 适合于边缘检测；(e)、(f)、(g)、(h) 四块模板适合于检测线；最后一块模板 (i) 则正比于一幅图像中模板所在区域的像素平均值。



1	$\sqrt{2}$	1
0	0	0
-1	$-\sqrt{2}$	-1

(a)

1	0	-1
$\sqrt{2}$	0	$-\sqrt{2}$
1	0	-1

(b)

0	-1	$\sqrt{2}$
1	0	-1
$-\sqrt{2}$	1	0

(c)

$\sqrt{2}$	1	0
-1	0	1
0	1	$-\sqrt{2}$

(d)

图 8—8正交模板



0	1	0
-1	0	-1
0	1	0

(e)

-1	0	1
0	0	0
1	0	-1

(f)

1	-2	1
-2	4	-2
1	-2	1

(g)

-2	1	-2
1	4	1
-2	1	-2

(h)

1	1	1
1	1	1
1	1	1

(i)

图 8—8正交模板



如果由  $X$  代表的  $3 \times 3$  区域，并假定 矢量

$W_i$ ,  $i=1, 2, 3, \dots, 9$  是归一化的，则有：

$$p_e = \left[ \sum_{i=1}^4 (W_i^T X)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (8-42)$$

$$p_i = \left[ \sum_{i=5}^8 (W_i^T X)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (8-43)$$



$$p_a = |W_9^T X| \quad (8-44)$$

式中  $p_e, p_i, p_a$  分别是  $X$  向边缘、线和平均子空间投影的幅度。





同样道理，有

$$\theta_e = \cos^{-1} \left\{ \frac{1}{|X|} \left[ \sum_{i=1}^4 (W_i^T X)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} \quad (8-45)$$

$$\theta_i = \cos^{-1} \left\{ \frac{1}{|X|} \left[ \sum_{i=5}^8 (W_i^T X)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} \quad (8-46)$$



$$\theta_a = \cos^{-1} \left\{ \frac{1}{|X|} |W_9^T X| \right\} \quad (8-47)$$

式中  $\theta_e, \theta_i, \theta_a$  是  $X$  与它在边缘、线和平  
均子空间投影之间的夹角。



采用这种检测方法可扩展到其它基与维数，只要基本矢量是正交的就可以。



7.1.1 灰度阈值法分割

7.1.2 样板匹配

7.1.3 区域生长

7.1.4 区域聚合



分割的目的是要把一幅图像划分成一些区域，  
对于这个问题的最直接的方法是把一幅图像分  
成满足某种判据的区域，也就是说，把点组成  
区域。



为了实现分组，

- 1)、首先要确定区域的数目
- 2)、其次要确定一个区域与其他区域相区别的特征，
- 3)、最后还要产生有意义分割的相似性判据。



分割区域的一种方法叫区域生长或区域生成。

假定区域的数目以及在每个区域中单个点的位置

已知，则可推导一种算法。从一个已知点开始，

加上与已知点相似的邻近点形成一个区域。



这个相似性准则可以是灰度级、彩色、组织、梯度或其他特性。相似性的测度可以由所确定的阈值来判定。





它的方法是从满足检测准则的点开始，在各个方向上生长区域。当其邻近点满足检测准则就并入小块区域中，当新的点被合并后再用新的区域重复这一过程，直到没有可接受的邻近点时，生成过程终止。



图7—9示出了一个简单的例子。这个例子的相似性准则是邻近点的灰度级与物体的平均灰度级的差小于 2 。



- 图中被接受的点和起始点均用一短线标出，其中(a)是输入图像；(b)是第一步接受的邻近点；(c)是第二步接受的邻近点；(d)是从 6 开始生成的结果。



5	5	8	6
4	8	<u>9</u>	7
2	2	8	3
3	3	3	3

(a)

5	5	<u>8</u>	6
4	<u>8</u>	<u>9</u>	7
2	2	<u>8</u>	3
3	3	3	3

(b)

5	5	<u>8</u>	6
4	<u>8</u>	<u>9</u>	<u>7</u>
2	2	<u>8</u>	3
3	3	3	3

(c)

5	5	8	<u>6</u>
4	8	9	<u>7</u>
2	2	8	3
3	3	3	3

(d)

图8—9 区域生长简例

相似性准则是邻近点的灰度级与物体的平均灰度级的差小于 2

5	5	8	6
4	8	9	7
2	2	8	3
3	3	3	3

第二步:

5	5	8	6
4	8	9	7
2	2	8	3
3	3	3	3

另一种区域生长:

5	5	8	6
4	8	9	7
2	2	8	3
3	3	3	3



7.1.1 灰度阈值法分割

7.1.2 样板匹配

7.1.3 区域生长

7.1.4 区域聚合





区域聚合可直接用于图像分割。它要求聚合中的各个点必须在平面上相邻接而且特性相似。区域聚合的步骤是首先检查图像的测度集，以确定在测度空间中聚合的位置和数目，然后把这些聚合的定义用于图像，以得到区域聚合。一般区域聚合技术可以说明如下：



首先可以在图片上定义某个等价关系。

例如，最简单的等价关系可定义为：

$$p(i, j) = p(k, l)$$

如果  $p(i, j) = p(k, l)$  ，

就说明  $p(k, l)$  与  $p(i, j)$  等价。



任何在点的格子上的等价关系又可划分为等价类。

例如  $p(i,j)$  的取值范围为0到63，就可以产生64个等价类的模板。如果关系满足，它的值等于 1，  
否则为 0。



模板的图像是两两不相交的，那么64个模板就会充满整个格子。这些等价的类又可以进一步分为最大连接的子集，把这个叫做连接分量。



连接性可以用点  $(i,j)$  的邻点来定义。如 4 连接邻点， 8 连接邻点等等。4 连接邻点是四个非对角线上的 4 个邻点， 8 连接则是环绕的 8 个邻点。



假如  $R$  是属于格子的子集，在  $R$  中存在一个点序列，第一个点是  $p_1$ ，末一个点是  $p_2$ ，属于格子的子集  $R$  的两个点  $p_1$  和  $p_2$  是被连接起来的，这样，相继的各点是 4 连接相邻的。



通过这样的连接关系可以定义一个属于  $R$  的子集，  
这个子集形成一个区域。在这个区域中，任何点都与  $R$  有关。利用等价模板可分成最大的连接区域。  
然后，这些最大的连结区域又可以象搭积木一样形成有意义的分割。



1970年布赖斯和芬尼玛提出一种分割方法。这个方法如图7—10所示。图中(a)是具有灰度级的 $3 \times 3$ 的  $G$  阵列，图(b)是对  $S$  的分割结果。





其中图像格子为 $G$ ，它是大格子 $S$ 的子格子。 $G$ 为 $n \times m$ 的格子， $S$ 是 $(2n+1) \times (2m+1)$ 的大格子。在大格子中， $G(i,j)$ 点位于 $S$ 的 $(2i+1, 2j+1)$ 点上。 $G$ 中的点与 $S$ 中的点相对应，其中每一下标都是奇数，其余的点用来代表区域的边界。



以这种形式表现的区域，产生一种寻找最大连结区域的方法。 $G$  中的点与它上边和右边的点相比较，灰度级相同就合并，灰度级不同就插入边界线。把图像中的每个点都考虑了之后，整个图像就被分割成区域了。

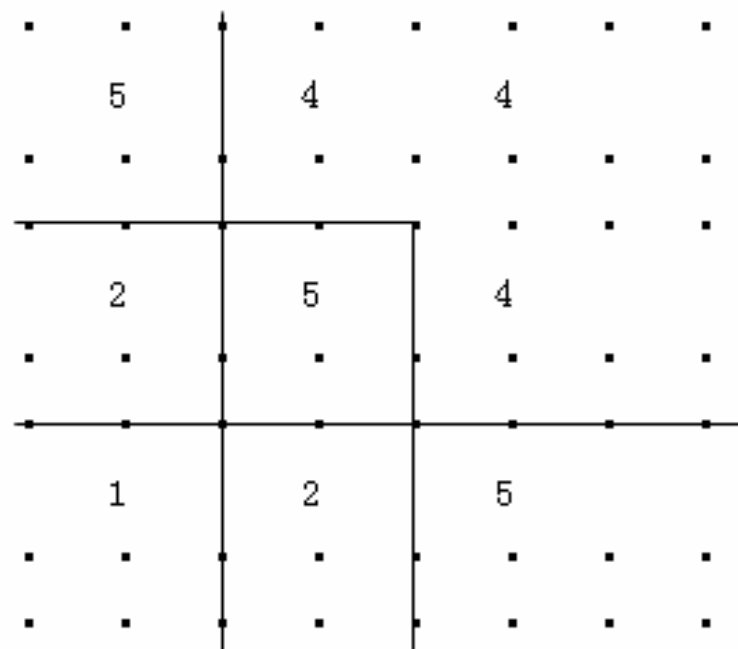


在这个例子中，由于采用了 4 连接等价关系，因此，由图7—10可见，在对角线方向上的等灰度级产生了隔开的区域。



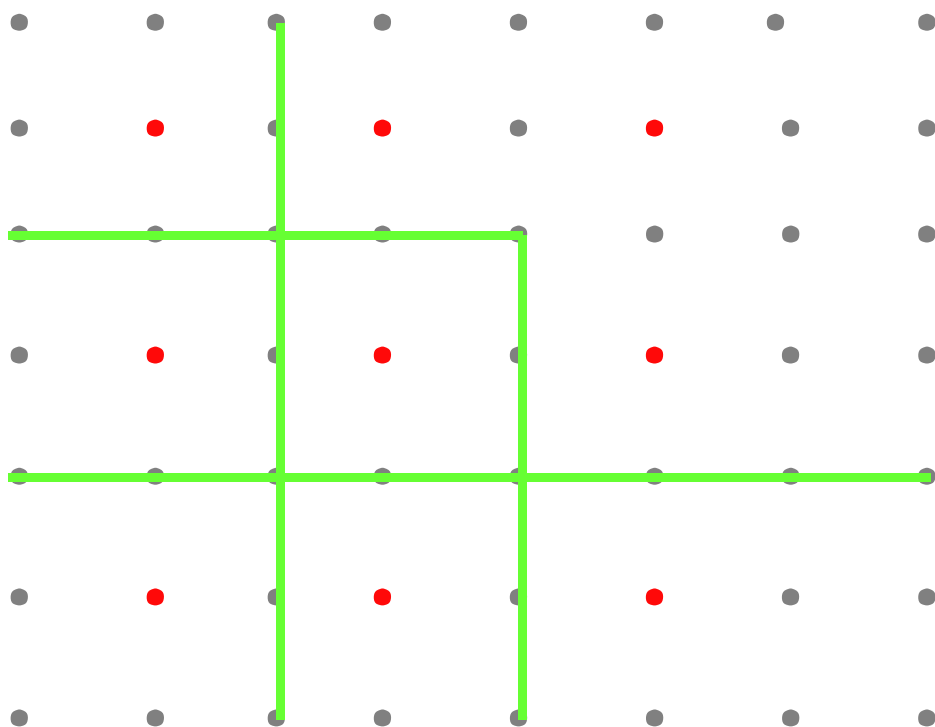
5	4	4
•	•	•
2	5	4
•	•	•
1	2	5
•	•	•

(a)



(b)

图 8—10 布赖斯和芬尼玛分割方法



5	4	4
.	.	.
2	5	4
.	.	.
1	2	5
.	.	.