

计算机图象处理

(下 册)

容 观 澳

清 华 大 学

1989.8.

1990.9.

对图象进行增强、恢复、编码等处理时,输入是图象,所要求的输出是一幅近似于输入的图象,这是此类处理的一个特点。图象处理的另一个主要分支是景象分析或景物分析。这类处理的输入仍然是图象,但是所要求的输出是已知图象或景物的描述。这种处理基本上用于自身图象分析和模式识别一类的领域。例如,染色体的分类、排列,血球的分类、计数,航空照片的地貌分类以及机器人的识别系统等等。描述一般是针对图象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象,而有些分割算法只适用于已被局部分割的图象。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 图象的分割

所谓图象的分割就是把图象空间分割(划分)成一些“有意义”的区域。这里“有意义的”内涵随着所需解决的问题的不同而不同,例如可以按幅度不同来分割各个区域按边缘来划分各个区域、按形状来分割各个区域……等。例如,一幅航空照片,可以分割成工业区、住宅区、湖泊、森林等等。可以以逐个像素为基础去研究图象分割,也可以利用在规定的邻域中的某些图象信息去分割。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。

一、灰度阈值法分割

最常用的图象分割方法是把图象灰度分成不同的等级,然后用设置灰度门限的方法确定有意义的区域或欲分割的物体之边界。

假定一幅图象具有如图 8-1-1 所示的直方图。由直方图 (a) 可以知道图象 $f(x, y)$ 的大部分像素取值较低,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象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 8-1-1 (b) 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。当扫描这幅图象时,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,产生的图象 $f_1(x, y)$ 的灰度将遵循如下规则

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

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, 产生的图象 $f_2(x, y)$ 的灰度将遵循下述规则

$$f_2(x, y) = \begin{cases} L_E & f(x, y) \text{ 和 } f(x-1, y) \text{ 的灰度级处在不同的灰度带上} \\ L_B & \text{其他} \end{cases} \quad (8-1-2)$$

为了得到边缘图象, 可采用下述关系

$$f(x, y) = \begin{cases} L_E & f_1(x, y) \text{ 或 } f_2(x, y) \text{ 中的任何一个等于 } L_B \\ L_B & \text{其他} \end{cases} \quad (8-1-3)$$



图 8-1-1 图象 $f(x, y)$ 的直方图

上述方法是以某像素到下一个像素间灰度的变化为基础的。这种方法也可以推广到多灰度级阈值方法中。由于确定了更多的灰度级阈值, 可以提高边缘抽取技术的能力, 其关键问题是如何选择阈值。

一种方法是把图象变成二值图象。例如, 图象 $f(x, y)$ 的灰度级范围是 (z_1, z_k) , 设 T 是 z_1 和 z_k 之间的一个数, 那么 $f_t(x, y)$ 可由式 (8-1-4) 表示

$$f_t(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{若 } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{若 } f(x, y) < T \end{cases} \quad (8-1-4)$$

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:

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

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

另外, 还有一种所谓半阈值法, 这种方法是将灰度级低于某一阈值的像素灰度变换为 0, 而其余的灰度级不变, 仍保留原来的灰度值。总之, 设置灰度级阈值的方法不仅

可以提取物体，也可以提取目标物的轮廓。这些方法都是以图象直方图为基础去设置阈值的。

那么，在分割中如何设置最佳阈值呢？假设一幅图象是由背景和物体组成。其中设物体像素的灰度级具有正态概率密度 $p(z)$ ，其均值为 μ ，方差为 σ^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 ν ，方差为 τ^2 。物体占图象总面积的比为 θ ，背景占总面积的比为 $1 - \theta$ ，所以这幅图象总的灰度级概率密度为：

$$\theta p(z) + (1 - \theta) q(z) \quad (8-1-7)$$

假设对图象设置一阈值 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，那么，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

$$Q_1(t) = \int_{-\infty}^t q(z) dz \quad (8-1-8)$$

$$Q_2(t) = \int_t^{\infty} p(z) dz \quad (8-1-9)$$

$$= 1 - p(t)$$

总的错分概率为：

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

$$= \theta(1 - p(t)) + (1 - \theta) Q_1(t) \quad (8-1-10)$$

要求得式(8-1-10)的最小阈值，可将上式对 t 微分，并令其结果为 0，则得到

$$(1 - \theta) q(t) = \theta p(t) \quad (8-1-11)$$

因为：

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

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

代入式(8-1-11)，并取对数

$$\ln \sigma + \ln(1 - \theta) - \frac{(t-\nu)^2}{2\tau^2}$$

$$= \ln \tau + \ln \theta - \frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2} \quad (8-1-14)$$

或者

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

由这个二次方程可以求解出 t 值。如果 $\theta = \frac{1}{2}$, $\tau = \sigma$, 那么

$$t = \frac{(\mu + \nu)}{2} \quad (8-1-16)$$

这一结果可以证明如下:

如果知道图象点的 θ 部分是物体点, 那么可以设一个分位数 θ , 即设置一个阈值 t 使象点的一部分 θ 具有小于 t 的灰度级, 因此有

$$\int_{-\infty}^t [\theta p(z) + (1-\theta)q(z)] dz = \theta \quad (8-1-17)$$

在 $\theta = \frac{1}{2}$ 和 $\tau = \sigma$ 的情况下, 密度函数

$$dz = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \left\{ \exp\left[-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] + \exp\left[-\frac{(z-\nu)^2}{2\sigma^2}\right] \right\}$$

在点 $z = \frac{(\mu + \nu)}{2}$ 周围是对称的, 即对任何 ω 有:

$$d\left(\frac{\mu + \nu}{2} + \omega\right) = d\left(\frac{\mu + \nu}{2} - \omega\right) \quad (8-1-18)$$

因此, $\frac{\mu + \nu}{2}$ 是 $d(z)$ 的中位数。将式 $\theta p(z) + (1-\theta)q(z)$ 对 z 微分并令其结果为零可找出该式的极大值和极小值, 即

$$\begin{aligned} & \theta\tau^2 \exp\left[-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] (z-\mu) \\ & + (1-\theta)\sigma^2 \exp\left[-\frac{(z-\nu)^2}{2\tau^2}\right] (z-\nu) = 0 \end{aligned} \quad (8-1-19)$$

在特殊情况下, 式 8-1-19) 可简化为式 (8-1-20) 的形式

$$\begin{aligned} & \exp\left[-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] (z-\mu) \\ & + \exp\left[-\frac{(z-\nu)^2}{2\sigma^2}\right] (z-\nu) = 0 \end{aligned} \quad (8-1-20)$$

此式在 $z = \frac{\mu + \nu}{2}$ 处有一个根。这个根是对应的极大值还是极小值需验证 $d(z)$ 的导数。在忽略共同的正的常数因子的情况下，它的一次导数为：

$$v(z) = - (z - \mu) \exp\left[-\frac{(z - \mu)^2}{2\sigma^2}\right] - (z - \nu) \exp\left[-\frac{(z - \nu)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (8-1-21)$$

对于 $z < \mu$ ，则式 (8-1-21) 两项均为正， $z > \nu$ ，这两项都为负，因此当 $z < \mu$ 时， $d(z)$ 严格递增，而 $z > \nu$ 时， $d(z)$ 严格递减。另外

$$d''(z) = \left[\frac{(z - \mu)^2}{\sigma^2} - 1\right] \exp\left[-\frac{(z - \mu)^2}{2\sigma^2}\right] + \left[\frac{(z - \nu)^2}{\sigma^2} - 1\right] \exp\left[-\frac{(z - \nu)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (8-1-22)$$

同样，略去共同的正的常数因子，当 $z = \frac{\mu + \nu}{2}$ 时，此式取值为

$$2\left[\frac{(\nu - \mu)^2}{4\sigma^2} - 1\right] \exp\left[-\frac{(\nu - \mu)^2}{8\sigma^2}\right] \quad (8-1-23)$$

这样，如果 $(\nu - \mu)^2 > 4\sigma^2$ ，则 $d''(\frac{\mu + \nu}{2})$ 为正。那么 $d(z)$ 在 $z = \frac{(\mu + \nu)}{2}$ 处有极小值，并且由于 $z < \mu$ 时 $d(z)$ 递增， $z > \nu$ 时 $d(z)$ 递减，则

在 μ 和 $\frac{(\mu + \nu)}{2}$ 之间以及在 $\frac{(\mu + \nu)}{2}$ 和 ν 之间它还必须有极大值。若 $\nu - \mu > 2\sigma$ ，

值 $\frac{(\mu + \nu)}{2}$ 对应于 $d(z)$ 的两峰间的一个极小值。以上便是在 $\theta = \frac{1}{2}$ ， $\tau = \sigma$ 的

情况下， $t = \frac{\mu + \nu}{2}$ 的简单分析。当然，即使概率密度函数 $p(z)$ 和 $q(z)$

不是正态分布，方程 $(1 - \theta)q(t) = \theta p(t)$ 仍可用来确定最小误差阈值 t ，只要 p 和 q 是已知函数，就可以用数值解法对 t 求解。

对于复杂图象，在许多情况下对整幅图象用单一阈值不能给出良好的分割结果。例如，图象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，但在图象的某一部分物体和背景两者都比另一部分亮。因此，在图象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：如果已知在图象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；另外一种是把图象分成小块，并对每一块设置局部阈值。但是，如果某块图象只含物体或只含背景，那么对这块图象就找不到阈值。这时，可以由附近的象块求得局部阈值用内插法给此象块指定一个阈值。

在确定阈值时，如果阈值定得过高，偶然出现的物体点就会被认作背景。如果阈值定得过低，则会发生相反的情况。克服的方法是使用两个阈值。例如， $t_1 < t_2$ ，把灰度值超过 t_2 的像素分类为核心物体点，而灰度值超过 t_1 的像素仅当它们紧靠核心物体点时才算作物体点。 t_2 的选择要使每个物体有一些像素灰度级高于 t_2 ，而背景不含有这样的像素。同时，应选择 t_1 使每个物体像素点具有高于 t_1 的灰度级。如果只使用 t_2 则物体总是分割得不完整；如果只使用 t_1 则会有许多背景像素被错分为物体像素。但是，如果同时使用 t_1 和 t_2 就能把背景与物体很好地分割开来。当然，如果物体与背景的对比是鲜明的，就不必使用这种方法。

此外，如果存在一个阈值 t_2 ，使得每个物体的像素灰度级高于 t_2 ，而背景不包含这种像素，可对图象设置阈值 t_2 ，然后检查高于阈值像素的邻域，目的是寻找一个局部阈值，以便在每个类似邻域中把物体和背景分开。如果这些物体相当小，并且不太靠近在一起时，这种方法比较适用。所使用的邻域应足够大，以保证它们既包含物体像素，也包含背景像素，这样就可以使邻域的直方图是双峰的。

有时需要寻找一幅图象的局部最大点，即提取比附近像素有较高的某种局部性质值的像素。一般来讲，也要求这些点具有高于一个低阈值 t_1 的值，一旦超过 t_1 ，不管它的绝对值大小如何，一切相对的最大值都被采纳。因此，可把寻找局部最大值看作为局部设置阈值的极端情况。在对图象进行匹配运算或检测界线时可采用这种方法。

二、样板匹配

在数字图象处理中，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 8-1-2 所示。下面用一幅具有恒定强度背景的图象来讨论。这幅图象包含了一些强度与背景不同且互相隔开的小块（点），假定小块之间的距离大于 $[(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2]^{\frac{1}{2}}$ ，这里 Δx 、 Δy 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：

-1	-1	-1
-1	+8	-1
-1	-1	-1

图 8-1-2 点样板

样板中心（标号为 8）沿着图象从一个像素移到另一个像素，在每一个位置上，把处在样板内的图象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象的像素有同样的值，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 $w_1, w_2, \dots, w_9$ 代表 3×3 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，应求两个矢量的内积，即

$$W^T X = w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_9 x_9 = \sum_{n=1}^9 w_n x_n$$

$$W = \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_9 \end{pmatrix} \quad \begin{matrix} (8-1-24) \\ (8-1-25) \end{matrix}$$

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_9 \end{pmatrix} \quad (8-1-26)$$

设置一阈值 T ，如果

$$W^T X > T \quad (8-1-27)$$

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。

线检测样板如图8-1-3所示。其中，样板(a)沿一幅图象移动，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° 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° 方向的那些线有最好的响应。

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

(a)

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

(b)

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

(c)

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

(d)

图8-1-3 线样板

设 W_1, W_2, W_3, W_4 是图8-1-3中四个样板的权值得出的九维矢量。与点点样板的操作步骤一样，在图象中的任一点上，线样板的各个响应为 $W^T X$ ，这里 $t =$

$= 1, 2, 3, 4$ 。此处 X 是样板面积内九个象素形成的矢量。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

$$W_i^T X > W_j^T X \quad (8-1-28)$$

就可以说 X 和第 i 个样板最相近。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 3×3 大小的模板，如图 8-1-4 所示。

考虑 3×3 的图象区域， G_x 及 G_y 分别用下式表示：

$$G_x = (g + 2h + i) - (a + 2b + c) \quad (8-1-29)$$

$$G_y = (c + 2f + i) - (a + 2d + g) \quad (8-1-30)$$

a	b	c
d	e	f
g	h	i

图 8-1-4 3×3 样板

在 e 点的梯度为：

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

采用绝对值的一种定义为：

$$G = |G_x| + |G_y| \quad (8-1-32)$$

梯度模板如图 8-1-5 所示。

把图 8-1-5 的区域与式 (8-1-29) 比较，可以看出 G_x 为第一行和第三行的差，其中最靠近 e 的元素 (b 和 h) 的加权等于角偶上权值的两倍，因此， G_x 代表在 x 方向上导数的估值。式 (8-1-31) 和式 (8-1-32) 可用图 8-1-5 中两个样板来实现。

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

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

图 8-1-5 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 代表所讨论的图象区域，则

$$G_y = W_1^T X \quad (8-1-33)$$

$$G_x = W_2^T X \quad (8-1-34)$$

这里 W_1, W_2 是图 8-1-5 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 (8-1-31) 和式 (8-1-32) 变为式 (8-1-35) 和式 (8-1-36) 的形式

$$G = \{ (W_1^T X)^2 + (W_2^T X)^2 \}^{\frac{1}{2}} \quad (8-1-35)$$

$$G = |W_1^T X| + |W_2^T X| \quad (8-1-36)$$

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

$$W_1^T X = |W_1| |X| \cos \theta \quad (8-1-37)$$

这里 θ 是两个矢量间的夹角。因为 $|W_1| = 1$ 。因此有

$$|X| \cos \theta = W_1^T X \quad (8-1-38)$$

这就是 X 在 W_1 上的投影, 这种情况如图 8-1-6 所示。对 W_2 来说, 亦然。

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 X 在三个矢量 W_1, W_2, W_3 上的投影。其几何关系如图 8-1-7 所示。

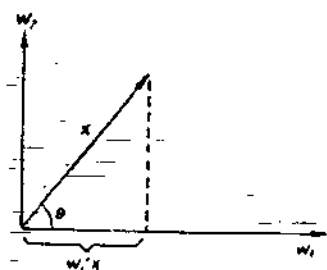


图 8-1-6 X 向单位矢量 W_1 的投影

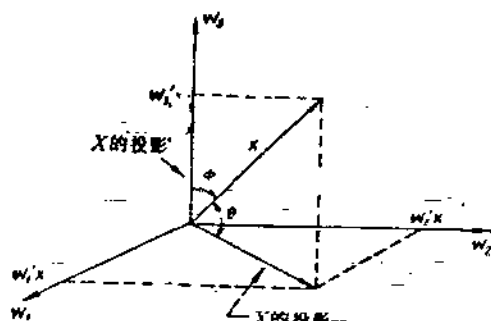


图 8-1-7 X 向 W_1, W_2, W_3 确定的子空间的投影

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的子空间。这可以从图 8-1-7 的几何关系上看起来。 X 在由 W_1 和 W_2 所确定的平面上投影的幅度可由式 (8-1-35) 表示, 而 X 的幅度由下式表示:

$$|X| = \{ (W_1^T X)^2 + (W_2^T X)^2 + (W_3^T X)^2 \}^{\frac{1}{2}} \quad (8-1-39)$$

X和其投影间的夹角为:

$$\begin{aligned}\theta &= \cos^{-1} \left\{ \frac{[(W_1^T X)^2 + (W_2^T X)^2]^{\frac{1}{2}}}{[(W_1^T X)^2 + (W_2^T X)^2 + (W_3^T X)^2]^{\frac{1}{2}}} \right\} \\ &= \cos^{-1} \left\{ \frac{2 \sum_{i=1}^2 (W_i^T X)^2]^{\frac{1}{2}}}{3 \sum_{i=1}^3 (W_i^T X)^2]^{\frac{1}{2}}} \right\} \\ &= \cos^{-1} \left\{ \frac{1}{|X|} \left[\sum_{i=1}^2 (W_i^T X)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} \quad (8-1-40)\end{aligned}$$

同理, 向 W_2 子空间上投影的夹角可由下式表示:

$$\begin{aligned}\phi &= \cos^{-1} \left\{ \frac{1}{|X|} \left[\sum_{i=1}^3 (W_i^T X)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} \\ &= \cos^{-1} \left\{ \frac{1}{|X|} |W_2^T X| \right\} \quad (8-1-41)\end{aligned}$$

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 3×3 的模板, 则问题就成为 9 维的, 但前边讨论的概念仍然适用。这时需要 9 个 9 维正交矢量形成一个完整的基。这 9 个模板如图 8-1-8 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) 则正比于一幅图象中模板所在区域的象素平均值。

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)

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)

线子空间的基

1	1	1
1	1	1
1	1	1

“平均”子空间

(i)

图 8-1-8 正交模板

如果由 X 代表的 3×3 区域, 并假定矢量 $W_i, i=1, 2, 3, \dots, 9$ 是归一化的, 从前边的讨论有

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

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

$$P_a = |W_9^T X| \quad (8-1-44)$$

式中 P_e 、 P_l 、 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

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

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

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

式中 θ_e 、 θ_l 、 θ_a 是 X 与它在边缘、线及平均子空间的投影之间的夹角。

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。

三、区域生长

分割的目的是要把一幅图象划分成一些区域，对于这个问题的最直接的方法是把一幅图象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，首先要确定区域的数目，其次要确定一个区域与其他区域相区别的特征，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。

5	5	8	6
4	<u>8</u>	<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 8-1-9 区域生长简例

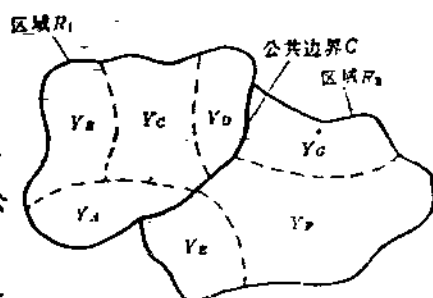
图 8-1-9 示出了一个简单的例子。这个例子的相似性准则是邻近点的灰度级与物体的平均灰度级的差小于 2。图中被接受的点和起始点均用一短线标出，其中 (a) 是输入图象；(b) 是第一步接受的邻近点；(c) 是第二步接受的邻近点；(d) 是从 6 开始生成的结果。

当生成任意物体时，接受准则可以结构为基础，而不是以灰度级或对比度为基础。为了把候选的小群点包含在物体中，可以检测这些小群点，而不是检测单个点，如果它们的结构与物体的结构充分并且足够相似时就接受它们。另外，还可以使用界线检测对生成建立“势垒”，如果在“势垒”的邻近点和物体之间有界线。则不能把这邻近点接受为物体中的点。

区域生长是一种概念上最简单的按幅度分割的方法，它把幅度相似的邻近的各个象元聚集在一起，构成一个分区。

布赖斯 (Brice) 及芬尼玛 (Fennema) [19] 发展并试验了一种区域生长的方法如下所述：先把幅度相似的、并且具有上、下、左、右四方连通性质的量化象

元对, 组合起来构成一个“原子区”。然后把各“原子区”之间的弱边界“溶解”而使区域生长。图8-1-10中有两个相邻区域 R_1 及 R_2 , 它们的周长分别为 P_1 及 P_2 。这两个区域都是由许多个子区域经溶解而合成的。 R_1 及 R_2 之间的公共边界是 C 。假如这个边界有一段 D , 在这一段边界的两边幅度差小于某个值 ε_1 , 则这一段 D 称之为“弱边界”。下面设定 R_1 、 R_2 合并成一个区的法则, 即



8-1-10 区域生长

$$\frac{D}{\min\{P_1, P_2\}} > \varepsilon_2 \quad (8-1-48)$$

式中 ε_2 一般取 $\frac{1}{2}$ 。这个法则意味着: 若弱边缘 D 的长度大于相邻区域 R_1 、 R_2 中较小的一个周长 $[\min(P_1, P_2)]$ 的一半以上, 就可使 R_1 、 R_2 两个区合并成一个。这个法则促使小区域合并到大区域中去, 而避免两个面积大小差不多的区域合并在一起。若使用了这个法则以后, 弱边缘仍然保留, 则还可用第二个法则, 即

$$\frac{D}{C} > \varepsilon_3 \quad (8-1-49)$$

一般取 $\varepsilon_3 = 3/4$, 这意味着若弱边缘的长度占公共边界的 $3/4$ 以上时, 就可使相邻区域合并起来。假如只使用这后一个法则, 将会使区域合并得太过份了。

以上介绍的这种方法, 在图象中景物比较简单, 物体比较少, 只有少量纹理的情况下比较适用, 而不宜于在复杂的景物图象中使用。对复杂景物图象常分割为小区域。

往往可以把一个复杂形状的物体分解成一组简单的、形状易于表达的物体。例如 T 字状物体可以分解成两个矩形来表达。这种划分的方法很简单, 首先把任意形状的一个物体用一组连接起来的直线段或曲线段来拟合, 然后可以在近似形状的各个转折点处进行分割。下面介绍多边形分割的法则为: 把最邻近的凹点连接起来, 构成各个半岛状分区, 然后把它们与主体分离开来, 直到分区的所有部分都没有凹点时为止。图8-1-12示出了这个含义。范(Feng)及帕夫里达斯(Pavlidis)[20]还发展了这种多边形形状分区划分的算法。

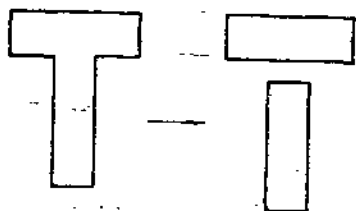


图8-1-11 T形状分割

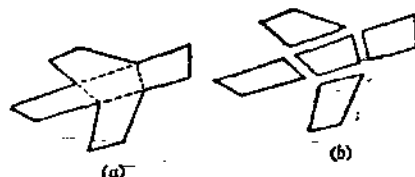


图8-1-12 多边形形状分割

四、区域聚合

区域聚合可直接用于图象分割, 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。区域聚合步骤是首先检查图象的测度集，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象，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 $p(i, j) = p(k, l)$ 。也就是说，如果 $p(i, j) = p(k, l)$ ，就说明 $p(i, j)$ 与 $p(k, l)$ 等价。任何在点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。模板的图象是两两不相交的，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 连邻点，8 连邻点等等。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_n ，属于格子的子集 R 的两个点 p_1 和 p_n 是被连接起来的，这样，相继的各点是 4 连相邻的。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 8-1-13 所示。图中 (a) 是具有灰度级的 3×3 的 G 阵列，图 (b) 是对 S 的分割结果。其中图象格子为 G ，它是大格子 S 的子格子。 G 为 $n \times m$ 的阵列格子， 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。把图象中的每个点都考虑了之后，整个图象就被分割成区域了。在这个例子中，由于采用了 4 连接等价关系，因此由图 8-1-13 可见，在对角线方向上的等灰度级产生了隔开的区域。

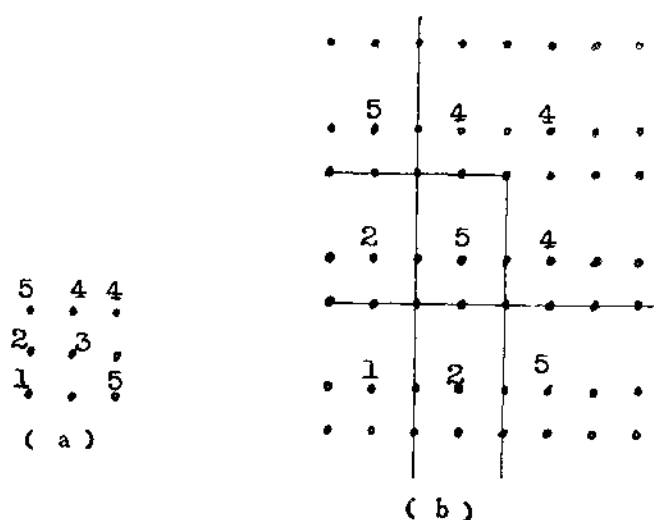


图 8-1-13 布赖斯和芬尼玛分割方法的例子

当一幅图象被分割或确定之后,通常希望用一系列符号或某种规则来具体的描述该图象的特征,以便在进一步的识别、分析或分类中有利于区分不同性质的图象。同时,也可以减少图象区域中的原始数据量。一般把表征图象特征的一系列符号叫做描述子。

图象符号描述的任务是把图象的一集本原的特征如幅度值、边缘、点等,变换到或映射到较小的一集“描述子”,后者可以用来作为判读图象的依据。图象的典型“描述子”为一串边缘点构成的物体边界,同幅度、同颜色、同纹理的连接区域,及一些基本的形状如矩形、三角形、圆等。对这些描述子的基本要求是它们对图象的大小变化、旋转、平移等变化不敏感。也就是说,只要图象内容不变,仅仅产生几何位置的变化,描绘图象的描绘子将是唯一的。

目前有关图象的符号描述还处于发展阶段,下面只简述一些形成符号图象的途径。

一、连通性

从图象的阵列或集体原特征,形成图象的符号描述的基本步骤是确定出象元间的几

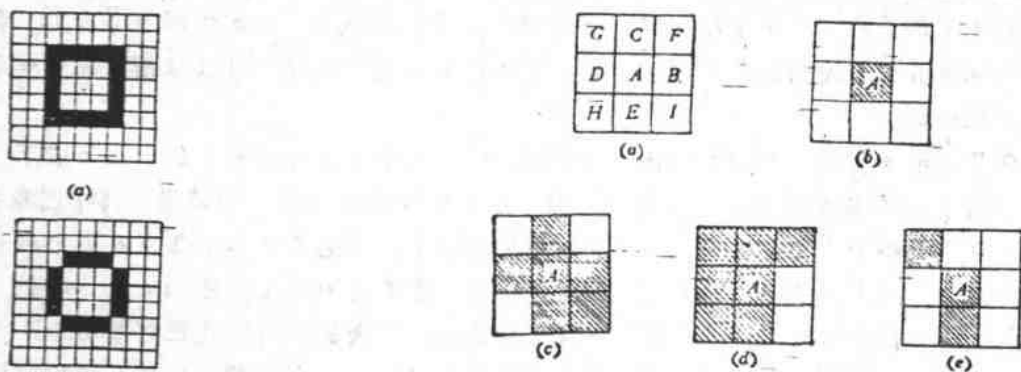


图 8-2-2 不同连通性质的象元

图 8-2-1 连通性

(a)象元位置;(b)孤立象元;(c)内部象元;(d)边界象元
(e)孤象元

何关系或连通性。由图 8-2-1 可以看出图中 (a) 有三个区域白、黑、白,构成一个由黑色象元连通的环。但从图中 (b) 来看,它既可以看成 4 条黑的直线,也可以看成为一个连通的环,这里就有一个对连通性下定义的问题。

下面先来说明象元的不同的连通性质。图 8-2-2 (a) 示出的是象元 A 被 8 个邻近象元所包围 (由 B 到 I)。设定象元 A 属于具有某种本原特性的 S 集,若象元的上下、左、右四方的各个相邻象元都具有与 A 相同的特性,则称 A 与 B、C、D、E 是四方连通的。若象元 A 的上、下、左、右和上左、上右、下左、下右八方的相邻象元中都具有与 A 相同的性质落在 S 集之内,则 A 与 B、C、D、E、F、G、H、I 各象元是属于八方连通的。

根据以上的连通性定义,图 8-2-1 (b) 是四方不连通的,但却是八方连通的环。然而根据八方连通的定义也可以看出,环内部的白色区域与外部白色区域也可以认为是八方连通的,这样就出现了迷惑。因此若对 S 集内的象元定义八方连通时必须对 S

集的补, 即 S 集内的象元规定使用四方连通性的定义。这样, 上述问题就可解决。

设定图 8-2-2 中栅网区的象元性质属 S 集, 而无栅网区的象元性质属补集 S ; 图中 (b) 的象元 A 八方不连通, 故称之为孤立象元; 图中 (c) 的象元 A 是四方连通的故称之为内部象元; 图中 (d) 的象元 A 与四方的相邻象元至少有一个不相连, 则称 A 为边界象元。若象元 A 只与上、下或左、右的两个相邻象元相连通, 则称 A 为弧象元。若 A 只与相邻象元中的一个有四方连通性质, 则 A 称为弧端点。若连通的弧线上的一集弧点中的每点都只与两个相邻象元有八方连通的关系, 如图 8-2-2 (e) 所示, 则被称之为最少连通弧。

二、线条描述

曲线拟合

若二维物体的边界或部分边界由一集点 $(x_i, y_i) \quad i=1, 2, \dots, M$ 所构造。其中的 (x_i, y_i) 是与 (x_{i+1}, y_{i+1}) 相邻的。可以用某种函数关系

$$y = g(x) \quad (8-2-1)$$

来拟合这种曲线见图 8-2-3, 拟合的指标是使 (x_i, y_i) 与 $(x_i, g(x_i))$

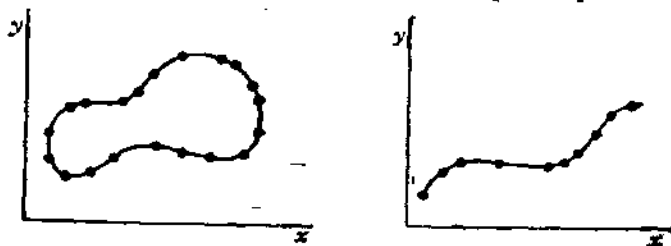


图 8-2-3 曲线拟合

之间的误差度量值最小。误差的典型度量值为:

绝对误差和

$$e_a = \sum_{i=1}^M |y_i - g(x_i)| \quad (8-2-2)$$

最小二乘误差

$$e_s = \sum_{i=1}^M [y_i - g(x_i)]^2 \quad (8-2-3)$$

峰值误差

$$e_p = \max_i |y_i - g(x_i)| \quad (8-2-4)$$

对于一般曲线的拟合来说, 误差方程的最小化是很困难的。最一般的曲线拟合方法是用分段的多项式曲线来拟合。这时近似线段用下式表达

$$\hat{y} = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + \dots + a_N x^N \quad (8-2-5)$$

把观测到的、点的数据代进去, 可得矢量空间关系式为: