

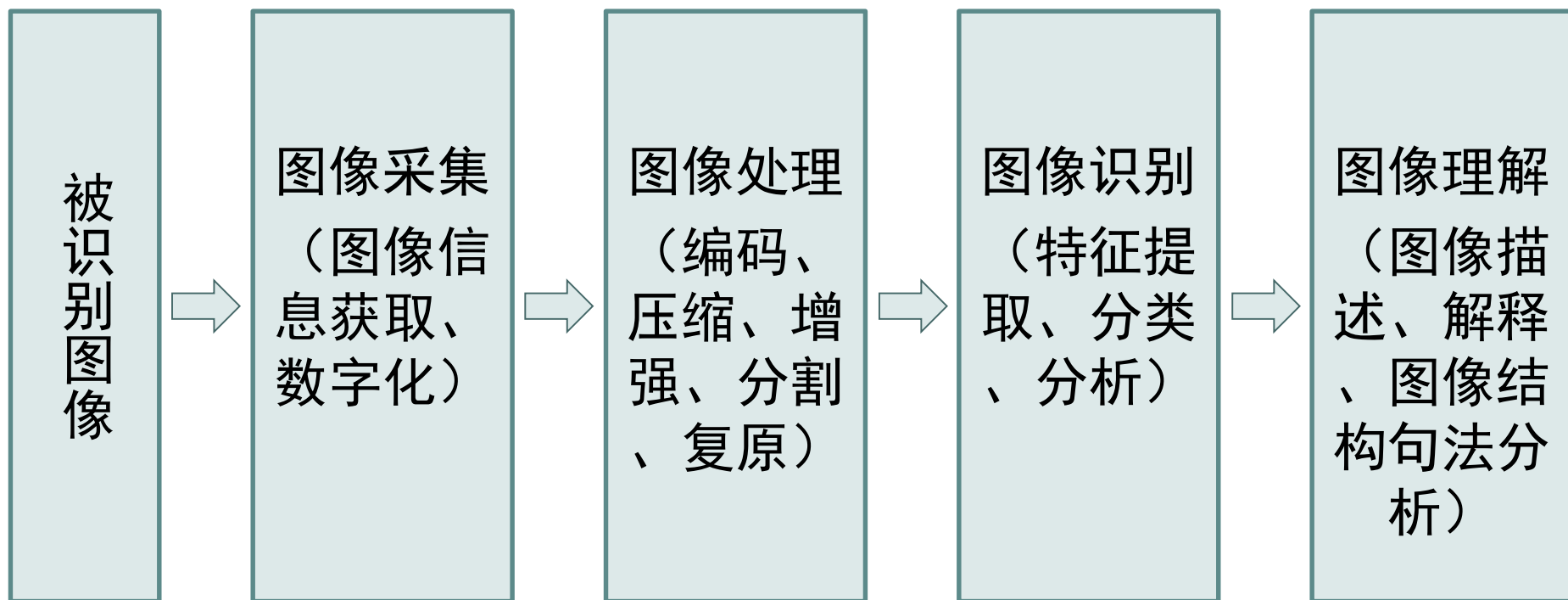
数字图像处理

图像特征分析

图像特征

- **图像特征：**用于区分图像内部最基本的属性。
 - 分类：
 - 从产生过程： 自然特征(区域的亮度、边缘的轮廓、纹理或色彩) 人为特征（变换频谱、直方图、矩）
 - 从表现形式： 几何特征、形状特征、颜色特征、纹理特征等
- **特征提取：**将由图像分割得到区域的特征提取出来，用于图像识别与理解。

图像特征流程



图像特征

- 一、特征表示与描述
 - 把图像分割后，为了进一步的处理，分割后的图像一般要进行形式化的表达和描述
- 二、解决形式化表达问题一般有两种选择：
 - 1) 根据区域的外部特征来进行形式化表示
 - 2) 根据区域的内部特征来进行形式化表示

图像特征

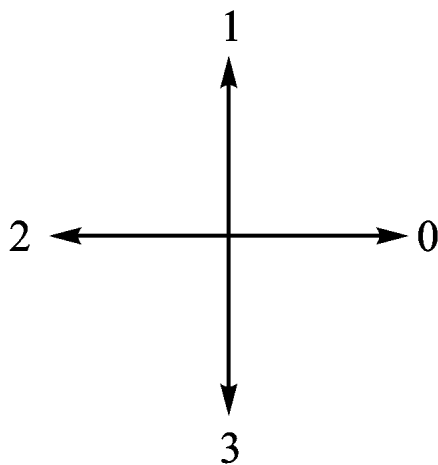
- 三、选择表达方式的原则

- (1) 如果关注焦点是形状特性，选择外部表示方式；
- (2) 如果关注的焦点是反射率特性，如颜色、纹理时，选择内部表示方式
- (3) 所选表示方式，应该对尺寸、变换、旋转等变量尽可能的不敏感

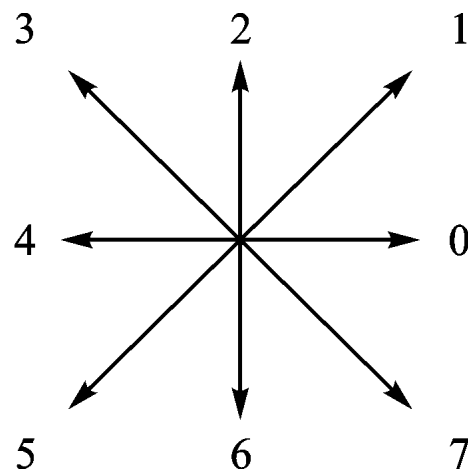
形状特征分析

- 链码

- 链码在图像处理和模式识别中是常用的一种表示方法，根据链的斜率不同，常用的有4方向和8方向链码，其方向定义分别如图所示。



(a) 4方向链码



(b) 8方向链码

链码值与方向的对应关系

形状特征分析

- 链码

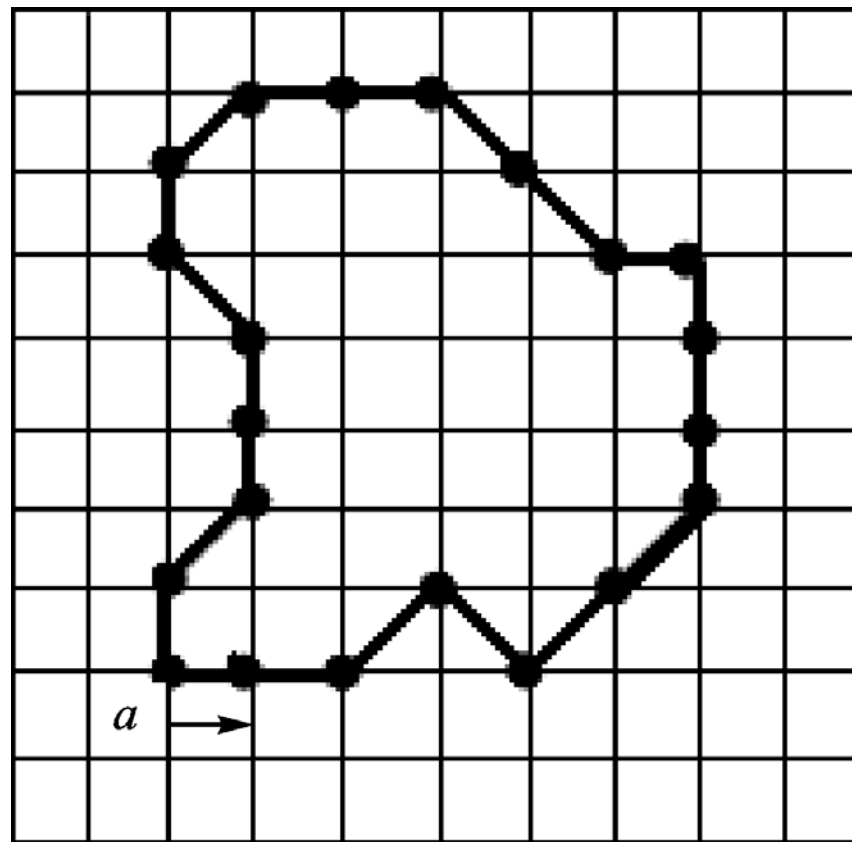
- 在4方向链码中，四个方向码的长度都是一个像素单位；在8方向链码中，水平和垂直方向的方向码的长度都是一个像素单位，而对角线方向的四个方向码为 $\sqrt{2}$ 倍的像素单位，因此它们的共同特点是直线段的长度固定，方向数有限。
- 因此可以利用一系列具有这些特点的相连的直线段来表示目标的边界，这样只有边界的起点需要用绝对坐标表示，其余点都可只用接续方向来代表偏移量。由于表示一个方向数比表示一个坐标值所需比特数少，而且对每一个点又只需一个方向数就可以代替两个坐标值，因此链码表达可大大减少边界表示所需的数据量。
- 所以常常用链码来作为对边界点的一种编码表示方法。

链码

- 从在物体边界上任意选取的某个起始点坐标开始，跟踪边界并赋给每两个相邻像素的连线一个方向值，最后按照逆时针方向沿着边界将这些方向码连接起来，就可以得到链码。
- 因此链码的起始位置和链码完整地包含了目标的形状和位置信息。

链码

- 使用链码时，起点的选择常是很关键的。对同一个边界，用不同的边界点作为链码的起点，得到的链码则是不同的。
- 为解决这个问题，可把链码归一化：
 - 给定一个从任意点开始产生的链码，把它看作一个由各方向数构成的自然数。
 - 首先，将这些方向数依一个方向循环，以使它们所构成的自然数的值最小；
 - 然后，将这样转换后所对应的链码起点作为这个边界的归一化链码的起点。



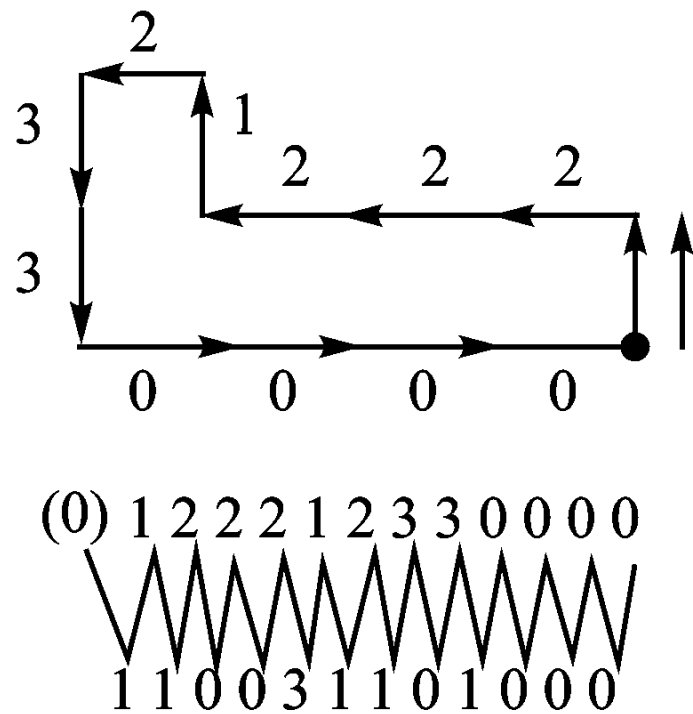
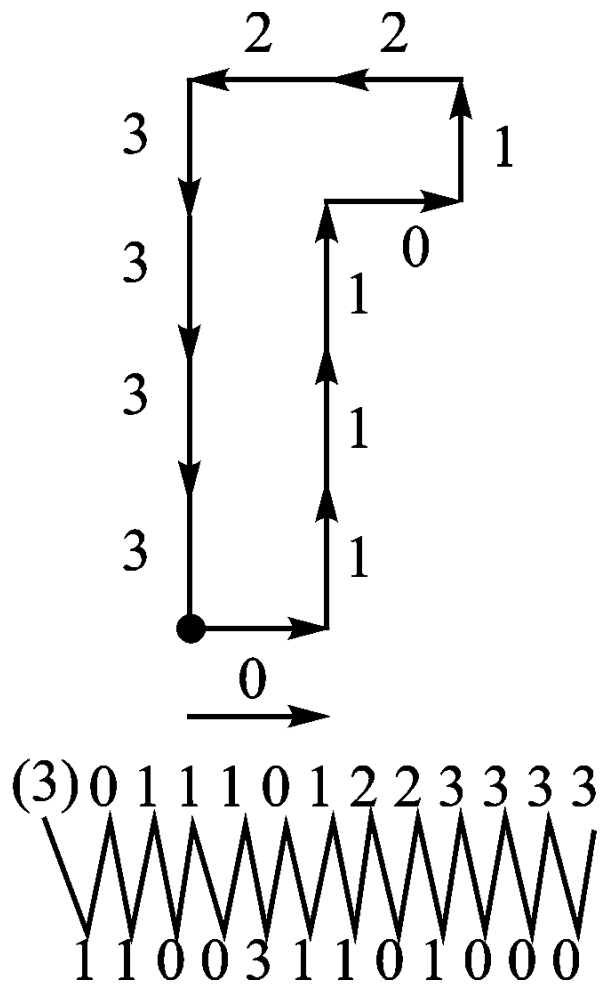
例如，在图所示的以 a 为起点、箭头为走向的闭合边界（小圆点处表示各像素点），其8方向链码为001711222433445676656

链码的旋转不变性

- 用链码表示给定目标的边界时，如果目标平移，链码不会发生变化，而如果目标旋转，则链码会发生变化。
- 为解决这个问题，可利用链码的一阶差分来重新构造一个表示原链码各段之间方向变化的新序列，这相当于把链码进行旋转归一化。差分可用相邻两个方向数按反方向相减（后一个减去前一个）取模得到。

链码的旋转不变性

- 如图所示，上面一行为原链码（括号中为最右一个方向数循环到左边），下面一行为上面一行的数两两相减得到的差分码。左边的目标在逆时针旋转 90° 后成为右边的形状。
- 原链码发生了变化，但差分码并没有变化。



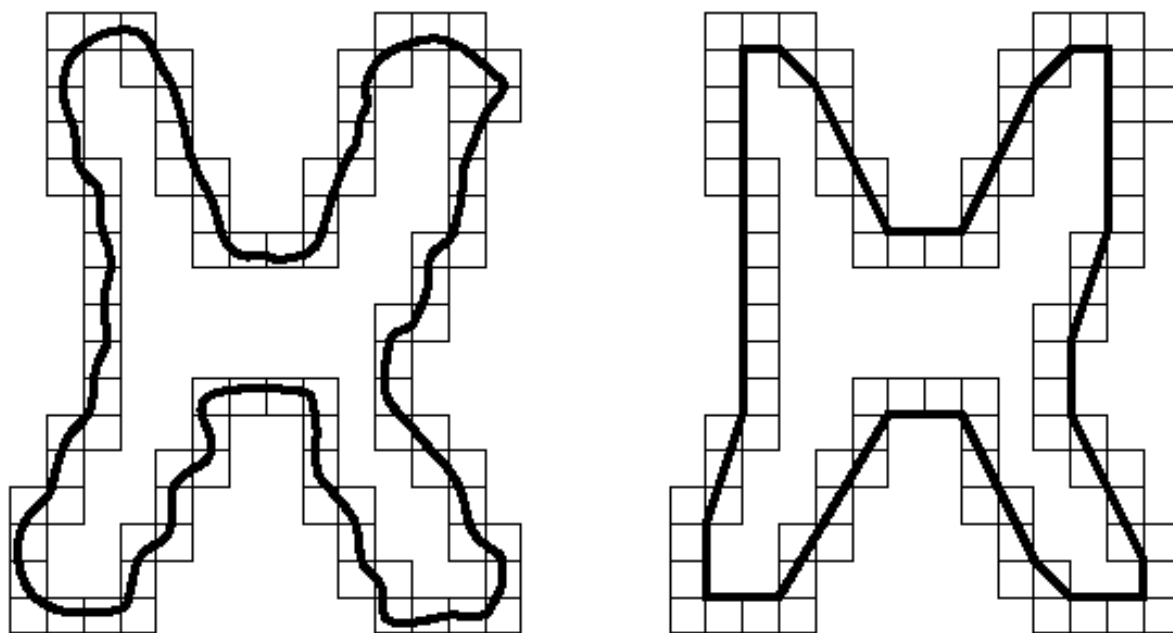
链码旋转归一化

多边形近似

- 问题的引出
 - 实际应用中的数字边界常由于噪声、采样等的影响而有许多较小的不规则处，这些不规则处常对链码等表达产生较明显的干扰影响。
- 多边形方法的基本思想
 - 多边形是一系列线段的封闭集合，它可用来逼近大多数使用的曲线到任意的精度。
 - 在实际中多边形表达的目的是要用尽量少的线段来代表边界并保持边界的基本形状，从而用较简单的形式来表达和描述边界。

多边形近似

- 基于收缩的最小周长多边形法
 - 将边界看成是有弹性的线，将组成边界的像素系列的内外边各看成一堵墙，如将线拉紧则可到最小周长多边形。

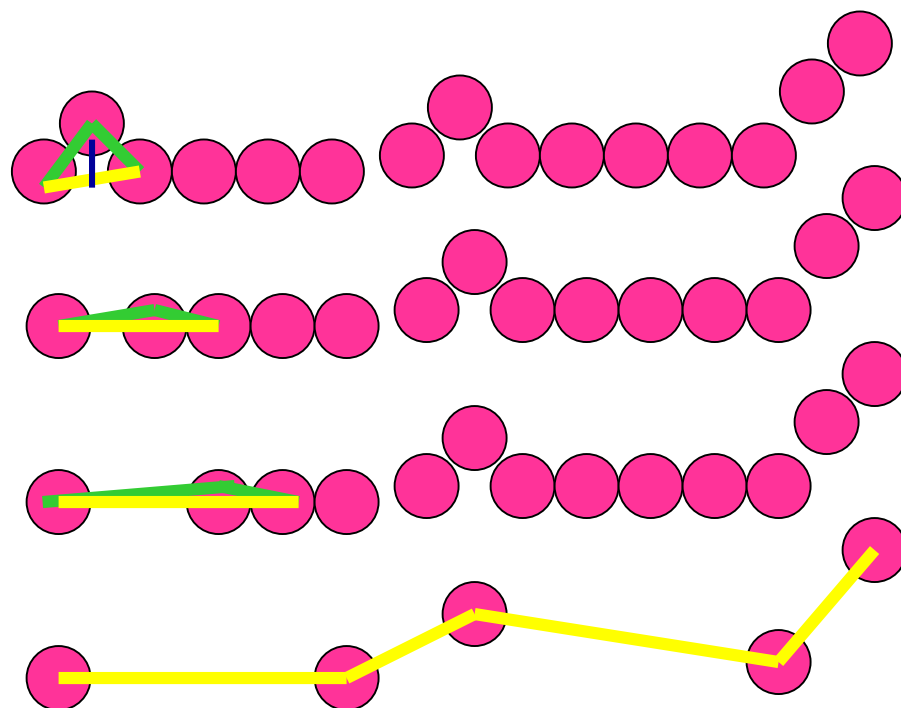
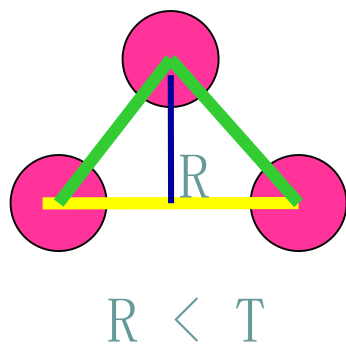


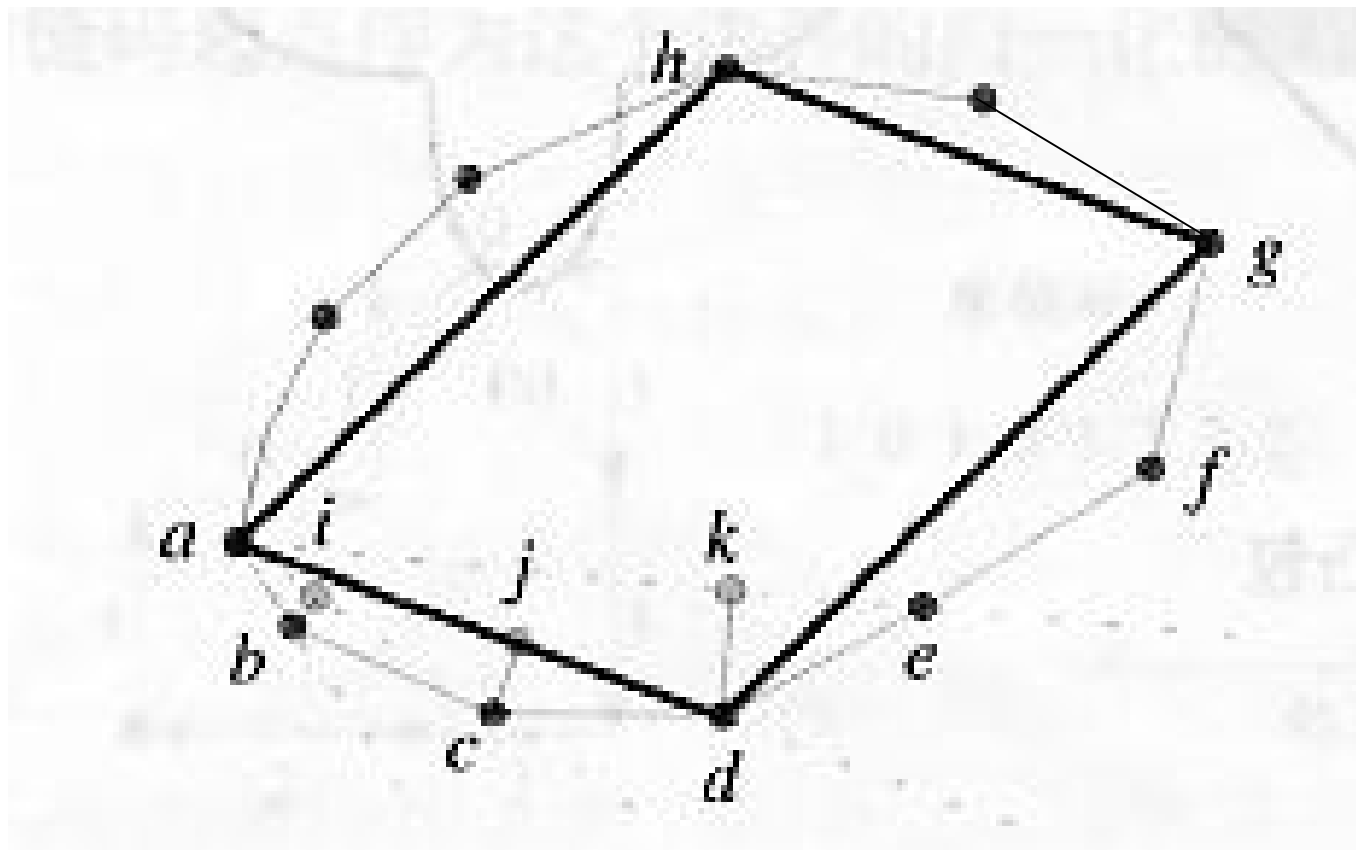
多边形近似

- 聚合技术

- 算法步骤

- 1) 沿着边界选两个相邻的点对，计算首尾连接直线段与原始折线段的误差 R 。
- 2) 如果误差 R 小于预先设置的阈值 T 。去掉中间点，选新点对与下一相邻点对，重复步骤1)；否则，存储线段的参数，置误差为0，选被存储线段的终点为起点，重复步骤1)和步骤2)。
- 3) 当程序的第一个起点被遇到，程序结束。





多边形近似

- 聚合技术

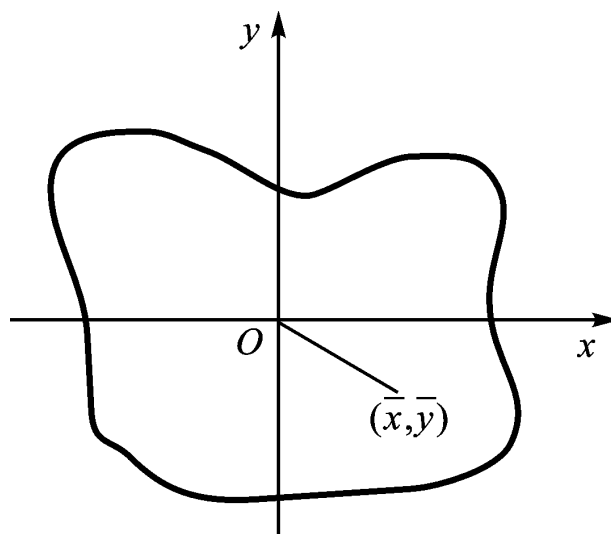
- 聚合算法存在的问题：

顶点一般不对应于边界的拐点（如拐角）。因为新的线段直到超过误差的阈值才开始。

几何特征的描述

- 质心

- 由于目标在图像中总是有一定的面积大小，通常不是一个像素的，因此有必要定义目标在图像中的精确位置。
- 定义目标面积中心点就是该目标物在图像中的位置，面积中心就是单位面积质量恒定的相同形状图形的质心，如图所示。



质心表示物体的位置

对大小为 $M \times N$ 的数字图像 $f(x, y)$ ，其质心坐标定义为：

$$\bar{x} = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x_i f(x_i, y_j)$$
$$\bar{y} = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N y_j f(x_i, y_j)$$

对二值图像，其质量分布是均匀的，故质心和形心重合，其质心坐标为：

$$\bar{x} = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x_i$$
$$\bar{y} = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N y_j$$

几何特征的描述

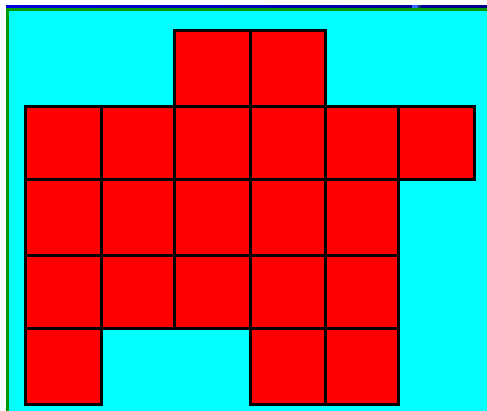
- 周长

- 区域的周长即区域的边界长度。周长就是围绕所有这些像素的外边界的长度。区域的周长在区别具有简单或复杂形状物体时特别有用。
- 由于周长的表示方法不同，因而计算方法也不同，常用的简便方法如下。

几何特征的描述

- 周长

- (1) 当把图像中的像素看作单位面积小方块时，则图像中的区域和背景均由小方块组成。区域的周长即为区域和背景缝隙的长度和，此时边界用隙码表示。因此，求周长就是计算隙码的长度。



几何特征的描述

- 周长

- (2) 当把像素看作一个个点时，则周长用链码表示，求周长也即计算链码长度。此时，当链码值为奇数时，其长度记作 $\sqrt{2}$ ；当链码值为偶数时，其长度记作1。即周长 p 表示为

$$p = N_e + \sqrt{2}N_o$$

式中， N_e 和 N_o 分别是边界链码（8方向）中走偶步与走奇步的数目。

几何特征的描述

- 周长
 - (3) 周长用边界所占面积表示，也即边界点数之和，每个点占面积为1的一个小方块。

几何特征的描述

- 面积

- 面积是物体总尺寸的一个方便度量。面积只与该物体的边界有关，而与其内部灰度级的变化无关。一个形状简单的物体可用相对较短的周长来包围它所占有的面积。
- 像素计数面积
- 链码计算面积
- 边界坐标计算面积

面积计算方法

- 像素计数面积

- 最简单的(未校准的)面积计算方法是统计边界内部(也包括边界上)的像素的数目。在这个定义下面积的计算非常简单， 求出域边界内像素点的总和即可， 计算公式如下：

$$A = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M f(x, y)$$

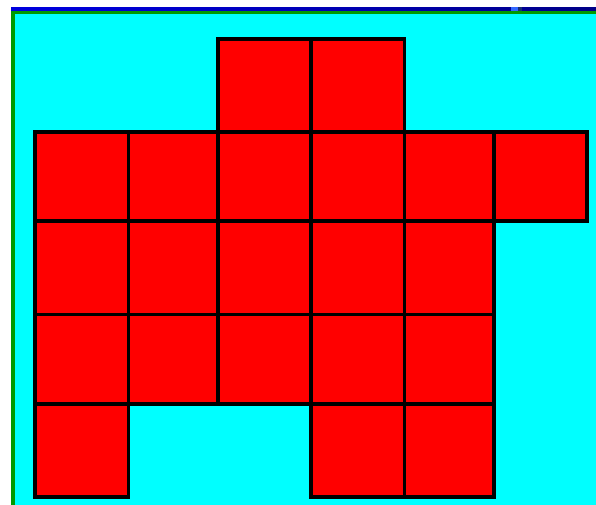
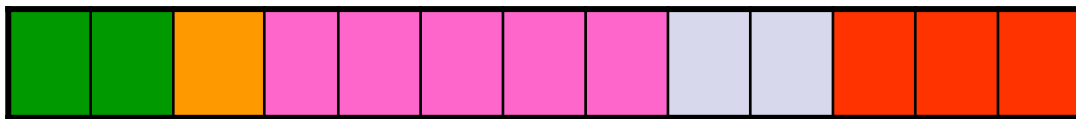
- 对二值图像而言，若用1表示物体，用0表示背景，其面积就是统计 $f(x, y) = 1$ 的个数。
- 对于一帧图像，设有 k 个区域，即 $i = 1, 2, 3, \dots, k$ ，其总面积 A 就是各个区域面积之和，即 $A = \sum_{i=1}^k A_i$ 。

几何特征的描述

- 链码计算面积
 - 若给定封闭边界的某种表示，则相应连通区域的面积应为区域外边界包围的面积与内边界包围的面积（孔的面积）之差。
 - 下面以用边界链码表示面积为例，说明通过边界链码求出所包围面积的方法。

链码计算面积

- 由边界行程码计算面积
 - 行程编码的原理简单：将一行中颜色值相同的相邻像素用一个计数值和该颜色值来代替。例如aabcccccddeee可以表示为2a1b5c2d3e。



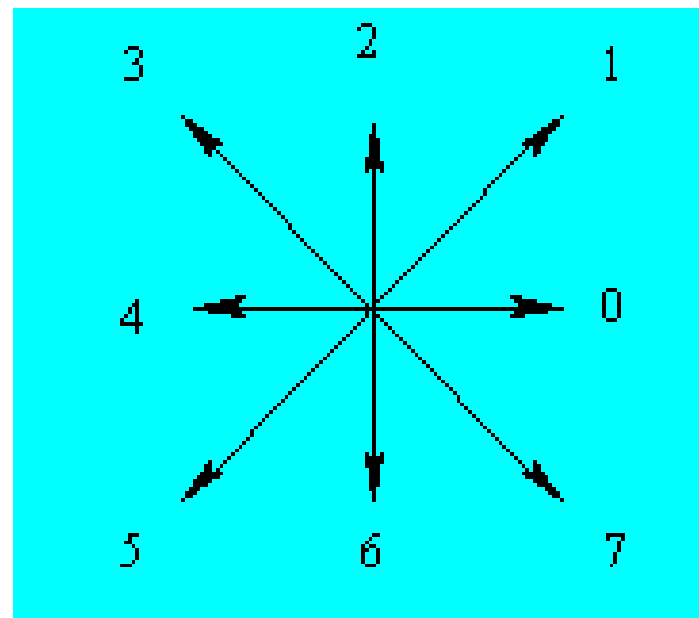
已知区域的行程编码，只需把值为1的行程长度相加，即为区域面积。

设屏幕左上角为坐标原点，起始点坐标为 (x_0, y_0) ，第 k 段链码终端的 y 坐标为

$$y_k = y_0 + \sum_{i=1}^k \Delta y_i$$

式中

$$\Delta y_i = \begin{cases} -1 & \varepsilon_i = 1, 2, 3 \\ 0 & \varepsilon_i = 0, 4 \\ 1 & \varepsilon_i = 5, 6, 7 \end{cases}$$



ε_i 是第*i*个码元。设

$$\Delta x_i = \begin{cases} 1 & \varepsilon_i=0, 1, 7 \\ 0 & \varepsilon_i=2,6 \\ -1 & \varepsilon_i=3, 4, 5 \end{cases} \quad a = \begin{cases} 1/2 & \varepsilon_i=1, 5 \\ 0 & \varepsilon_i=0,2,4,6 \\ -1/2 & \varepsilon_i=3, 7 \end{cases}$$

则相应边界所包围的面积为

$$A = \sum_{i=1}^n (y_{i-1} \Delta x_i + a)$$

用上述面积公式求得的面积，即用链码表示边界时边界内所包含的单元方格数。

边界坐标计算面积

- Green（格林）定理表明，在 x - y 平面中的一个封闭曲线包围的面积由其轮廓积分给定，即

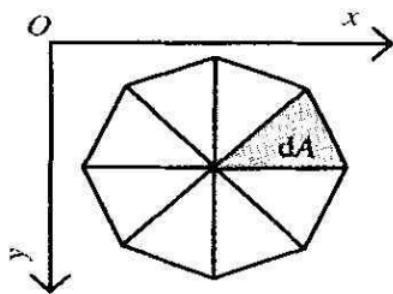
$$A = \frac{1}{2} \oint (x dy - y dx)$$

其中，积分沿着该闭合曲线进行。将其离散化，变为

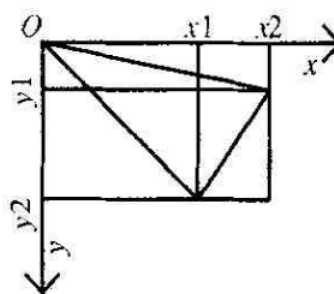
$$\begin{aligned} A &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_b} [x_i(y_{i+1} - y_i) - y_i(x_{i+1} - x_i)] \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_b} [x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i] \end{aligned}$$

式中， N_b 为边界点的数目。

基于多个三角形进行面积计算



(a) 一个多边形和三角形的关系



(b) 计算一个三角形的面积

不失一般性，令分割多个三角形的点为坐标系的原点，(b) 中三角形面积为

$$dA = x_2 y_1 - \frac{1}{2} x_1 y_1 - \frac{1}{2} x_2 y_2 - \frac{1}{2} (x_2 - x_1)(y_1 - y_2)$$

多边形面积为

$$A = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_{i+1} y_i - x_i y_{i+1})$$

注意：如果原点位于物体之外，任意一个特定的三角形都包含了一些不在多边形内的面积。三角形的面积可以为正或负，它的符号由遍历边界的方向决定的。当对边界作了一个完整的遍历后，落在物体之外的面积都已被减去。

几何特征的描述

- 距离

度量图像中两点 $P(i, j)$ 和 $Q(h, k)$ 之间的距离，常用的有以下三种方法：

- 欧几里德距离

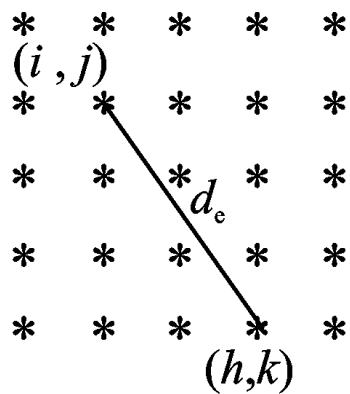
$$d_e(P, Q) = \sqrt{(i - h)^2 + (j - k)^2}$$

- 曼哈顿距离（4邻域距离）

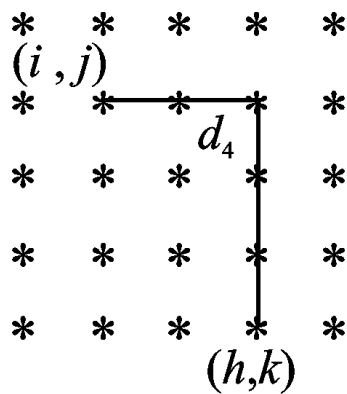
$$d_4(P, Q) = |i - h| + |j - k|$$

- 棋盘距离

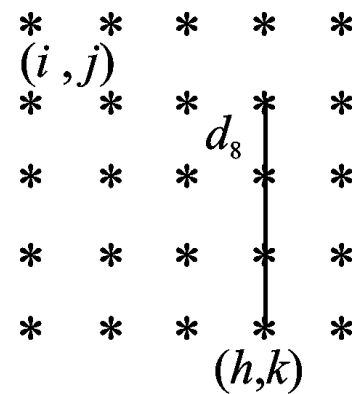
$$d_4(P, Q) = \max\{|i - h|, |j - k|\}$$



(a) 欧几里德距离

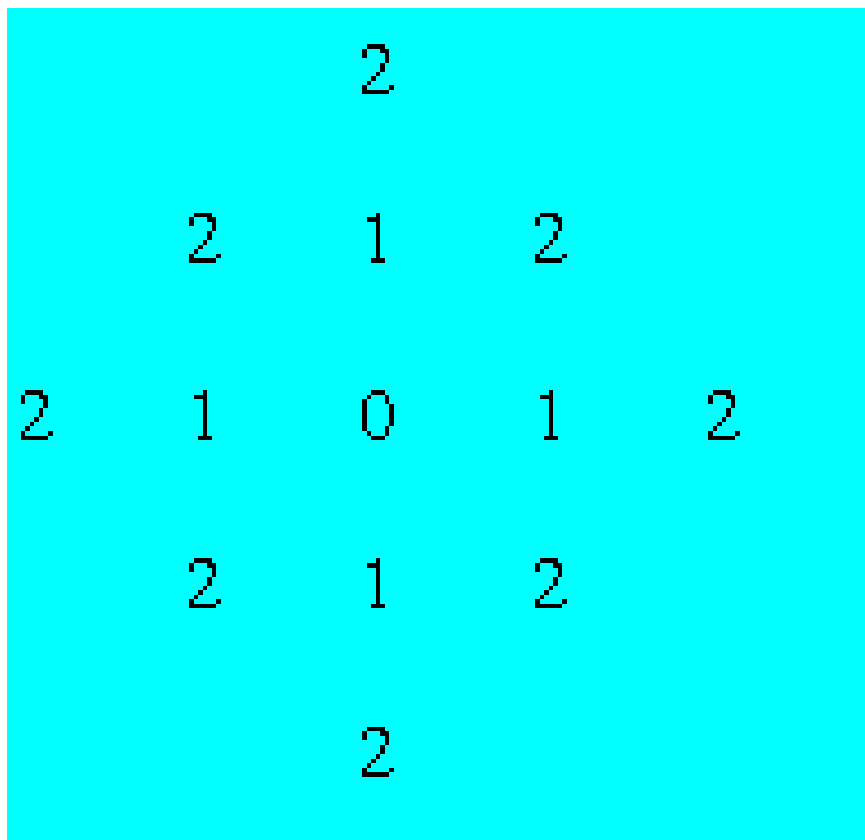


(b) 市区距离

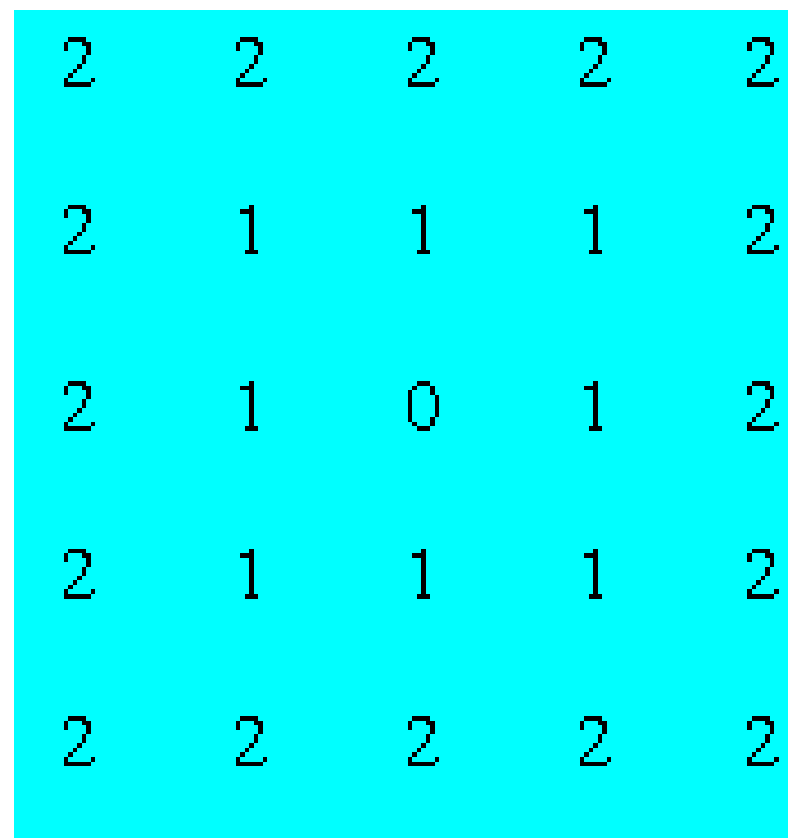


(c) 棋盘距离

三种距离示例



市区距离



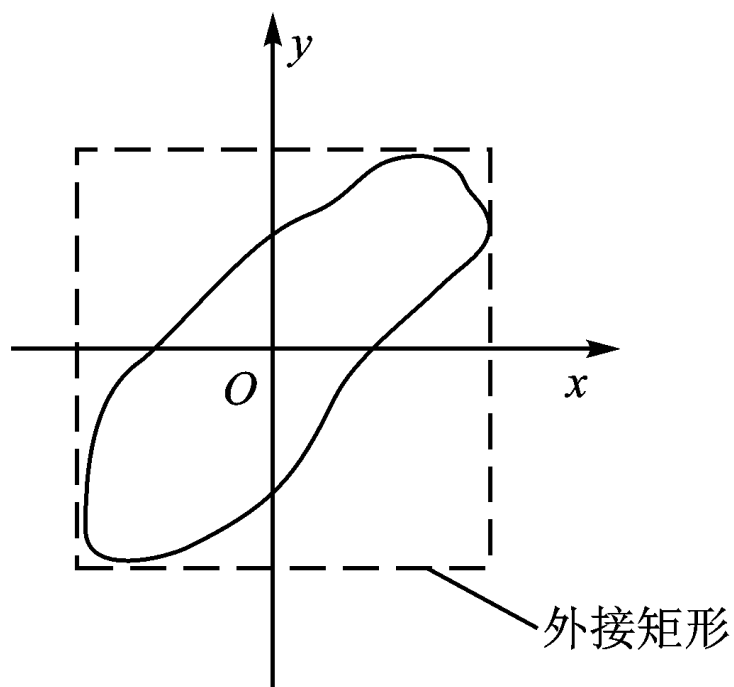
棋盘距离

形状特征的描述

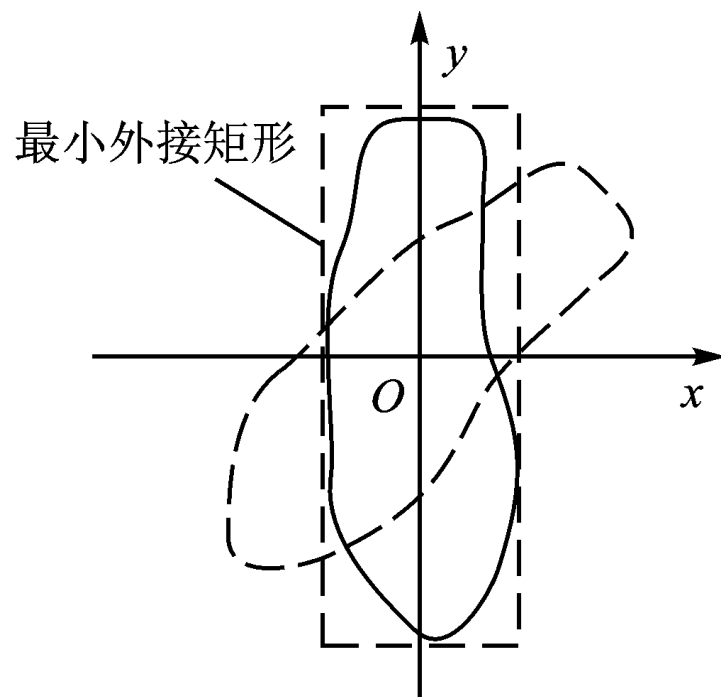
- 长轴和短轴
 - 当物体的边界已知时，用其外接矩形的尺寸来刻画它的基本形状是最简单的方法，如图(a)所示。求物体在坐标系方向上的外接矩形，只需计算物体边界点的最大和最小坐标值，就可得到物体的水平和垂直跨度。
 - 但是，对任意朝向的物体，水平和垂直并非是我们感兴趣的方向。这时，就有必要确定物体的主轴，然后计算反映物体形状特征的主轴方向上的长度和与之垂直方向上的宽度，这样的外接矩形是物体的最小外接矩形（Minimum Enclosing Rectangle, MER）。

最小外接矩形

- 计算MER的一种方法是，将物体的边界以每次 3° 左右的增量在 90° 范围内旋转。每旋转一次记录一次其坐标系方向上的外接矩形边界点的最大和最小 x, y 值。旋转到某一个角度后，外接矩形的面积达到最小。
- 取面积最小的外接矩形的参数为主轴意义下的长度和宽度，如图(b)所示。此外，主轴可以通过矩（Moments）的计算得到，也可以用求物体的最佳拟合直线的方法求出。



(a) 坐标系方向上的外接矩形



(b) 旋转物体使外接矩形最小

MER法求物体的长轴和短轴

形状特征的描述

- 矩形度

- 图像区域面积 A_O 与其最小外接矩形的面积 A_{MER} 之比即为矩形度。

$$R = \frac{A_O}{A_{MER}}$$

- 矩形度反映区域对其最小外接矩形的充满程度；
 - 当区域为矩形时，矩形度 $R=1.0$ ；
 - 当区域为圆形时， $R=\pi/4$ ；
 - 对于边界弯曲、呈不规则分布的区域， $0 < R < 1$ 。

形状特征的描述

- 长宽比

- 长宽比 r 是将细长目标与近似矩形或圆形目标进行区分时采用的形状度量。长宽比 r 为最小外接矩形的宽与长的比值，定义式为

$$r = \frac{W_{MER}}{L_{MER}}$$

形状特征的描述

- 圆形度

用来刻画物体边界的复杂程度，有四种圆形度测度。

- (1) 致密度 C
- (2) 边界能量 E
- (3) 圆形性 C
- (4) 面积与平均距离平方的比值

形状特征的描述

(1) 致密度 C

- 度量圆形度最常用的是致密度，即周长(P)的平方与面积(A)的比：

$$C = \frac{P^2}{A}$$

- 致密度描述了区域单位面积的周长大小。致密度大，表明单位面积的周长大小，即区域离散，则为复杂形状；反之，致密度小，则为简单形状。
- 当图像区域为圆时， C 有最小值 4π ；其他任何形状的图像区域， $C > 4\pi$ ；且形状越复杂， C 值越大。例如不管面积多大，正方形区域致密度 $C = 16$ ，正三角形区域致密度为 $12\sqrt{3}$ 。

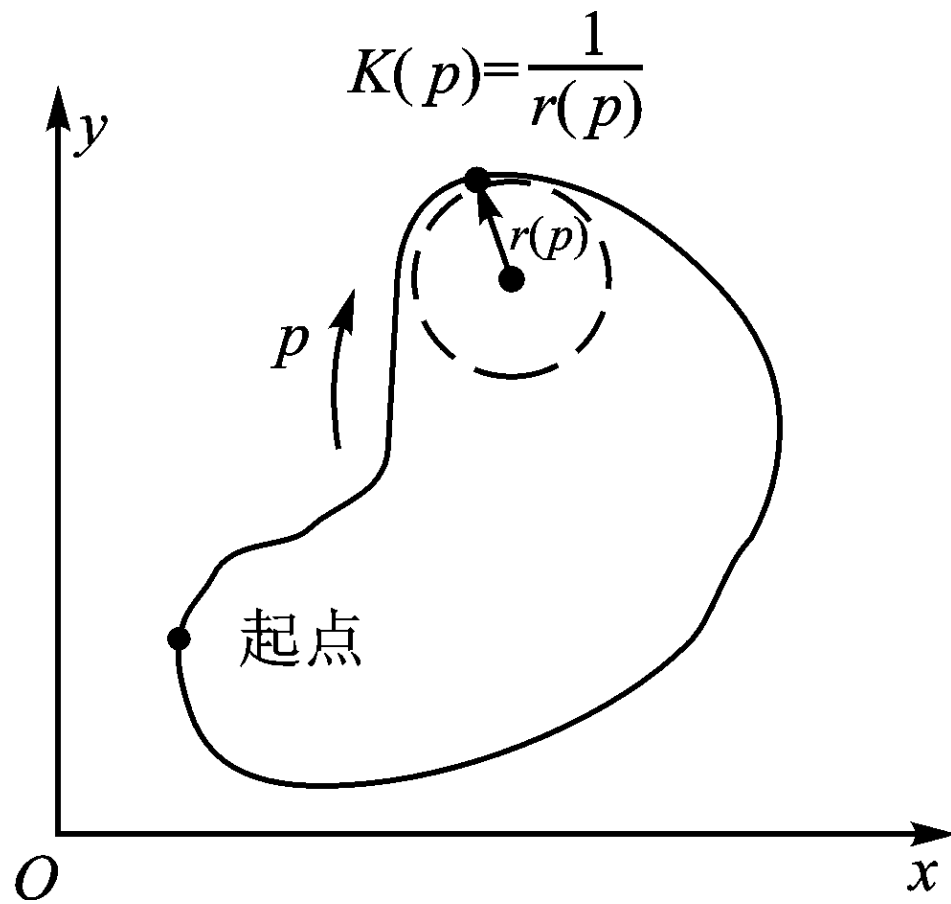
形状特征的描述

(2) 边界能量 E

- 边界能量的定义是基于曲率半径及曲率函数。
- 假定物体的周长为 P ，用变量 p 表示边界上的点到某一起始点的距离。边界上任一点都有一个瞬时曲率半径 $r(p)$ ，它是该点与边界相切圆的半径(见图)。 p 点的曲率函数是

$$K(p) = \frac{1}{r(p)}$$

- 函数 $K(p)$ 是周期为 P 的周期函数。



曲率半径

形状特征的描述

- (2) 边界能量 E

- 定义单位边界长度的平均能量：

$$E = \frac{1}{P} \int_0^P |K(p)|^2 dp$$

- 在面积相同的条件下，圆具有最小边界能量，其中 R 为圆的半径。边界能量更符合人感觉上对边界复杂性的理解。

形状特征的描述

(3) 圆形性 C

- 圆形性（Circularity） C 用区域 R 所有边界点定义的特征量，

$$C = \frac{\mu_R}{\delta_R}$$

式中， μ_R 是从区域重心到边界点的平均距离， δ_R 是从区域重心到边界点的距离均方差：

$$\mu_R = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} \|(x_k, y_k) - (\bar{x}, \bar{y})\|$$

$$\delta_R = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} [\|(x_k, y_k) - (\bar{x}, \bar{y})\| - \mu_R]^2$$

当区域 R 趋向圆形时，特征量 C 是单调递增且趋向无穷的，它不受区域平移、旋转和尺度变化的影响，可以推广用于描述三维目标。

形状特征的描述

(4) 面积与平均距离平方的比值

- 圆形度的第四个指标利用了从边界上的点到物体内部某点的平均距离 d ，即

$$\bar{d} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

式中， x_i 是从具有 N 个点的物体中的第 i 个点到与其最近的边界点的距离。相应的形状度量为

$$g = \frac{A}{d} = \frac{N^3}{\sum_{i=1}^N x_i}$$

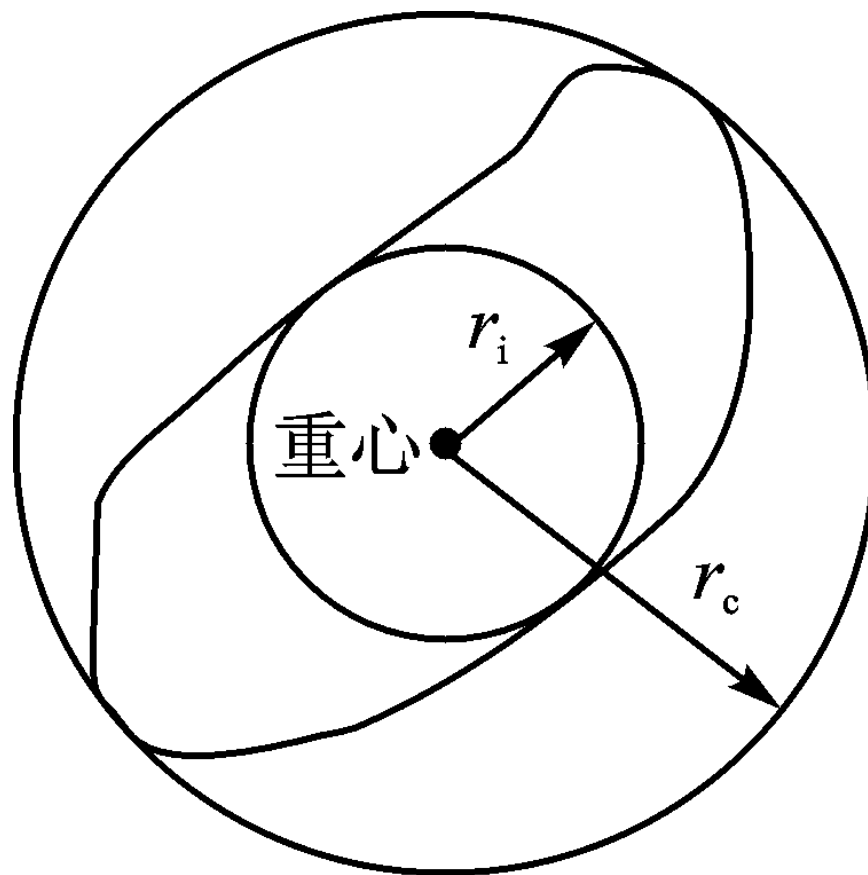
形状特征的描述

- 球状性 S

- 球状性 (Sphericity) S 既可以描述二维目标也可以描述三维目标，其定义为

$$S = \frac{r_i}{r_c}$$

- 在二维情况下， r_i 代表区域内切圆的半径，而 r_c 代表区域外接圆的半径，两个圆的圆心都在区域的重心上，如图所示。
- 当区域为圆时，球状性的值 S 达到最大值1.0，而当区域为其他形状时，则有 $S < 1.0$ 。 S 不受区域平移、旋转和尺度变化的影响。



球状性定义示意图

不变矩

- 矩特征是利用力学中矩的概念，将区域内部的像素作为质点，像素的坐标作为力臂，从而以各阶矩的形式来表示区域的形状特征。
- 矩的定义

- 对于二维连续函数 $f(x, y)$ ，其 $p + q$ 阶矩为：

$$M_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy \quad p, q = 0, 1, 2, \dots$$

- 矩之所以能被用来表征一幅二维图像是基于帕普利斯（Papoulis, 1965）唯一性定理：
 - 若 $f(x, y)$ 是分段连续的，即只要在 xy 平面的有限区域有非零值，则所有的各阶矩均存在，且矩序列 $\{M_{pq}\}$ 唯一地被 $f(x, y)$ 所确定。反之， $\{M_{pq}\}$ 也唯一地确定了 $f(x, y)$ 。

不变矩

- 对于大小为 $M \times N$ 的数字图像 $f(i, j)$ ，上述条件是满足的，因此其 $(p+q)$ 阶矩定义为：

$$M_{pq} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N i^p j^q f(i, j) \quad p, q = 0, 1, 2, \dots$$

式中， $f(i, j)$ 相当于一个像素的质量， M_{pq} 为不同 p, q 值下的图像的矩。

- 当 p, q 取不同的值时，可以得到阶数不同的矩：

零阶矩 ($p=0, q=0$) : $M_{00} = \sum \sum f(i, j)$

一阶矩 ($p+q=1$) : $M_{10} = \sum \sum if(i, j)$

$$M_{01} = \sum \sum jf(i, j)$$

M_{10} 为图像对 j 轴的矩； M_{01} 为图像对 i 轴的矩。

不变矩

- 二阶矩 ($p+q=2$)

$$M_{20} = \sum \sum i^2 f(i, j)$$

$$M_{02} = \sum \sum j^2 f(i, j)$$

$$M_{11} = \sum \sum ijf(i, j)$$

M_{20} 为图像对*j*轴的矩； M_{02} 为图像对*i*轴的惯性矩。

常见矩变量

(1) 质心

$$(\bar{i}, \bar{j}) = (M_{10}/M_{00}, M_{01}/M_{00})$$

零阶矩 M_{00} 是区域密度的总和，可以理解为厚度为1的物体的质量，所以一阶矩 M_{10} 和 M_{01} 分别除以零阶矩 M_{00} 所得到的便是物体质量中心的坐标，或者说是区域灰度重心的坐标，故也称为质心。

常见矩变量

(2) 中心矩

$$m_{pq} = \sum \sum (i - \bar{i})^p (j - \bar{j})^q f(i, j)$$

- 中心矩 m_{pq} 反映了区域中的灰度相对于灰度重心是如何分布的度量。例如 m_{20} 和 m_{02} 分别表示围绕通过灰度重心的垂直和水平轴线的惯性矩，如果 $m_{20} > m_{02}$ ，则可能所计算的区域为一个水平方向拉长的区域；
- 又如 m_{30} 和 m_{03} 的幅值可以度量所分析的区域等于垂直和水平轴线的不对称性，如果某区域为垂直和水平对称，则 m_{30} 和 m_{03} 之值为零。
- 为了得到矩的不变特征，定义归一化的中心矩为：

$$\mu_{pq} = \frac{m_{pq}}{m_{00}^r}$$

式中 $r = (p + q)/2 + 1$, $p + q = 2, 3, 4, \dots$

常见矩变量

(3) 不变矩

- 利用归一化的中心矩，可以获得利用 μ_{pq} 表示的7个具有平移、比例和旋转不变性的矩不变量（注意， ψ_7 只具有比例和平移不变性）。

$$\varphi_1 = \mu_{20} + \mu_{02}$$

$$\varphi_2 = (\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2$$

$$\varphi_3 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})^2 + (3\mu_{21} - \mu_{03})^2$$

$$\varphi_4 = (\mu_{30} + \mu_{12})^2 + (\mu_{21} + \mu_{03})^2$$

$$\varphi_5 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2] +$$

$$(3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{21} + \mu_{03})[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2]$$

$$\varphi_6 = (\mu_{20} - \mu_{02})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] + 4\mu_{11}(\mu_{30} + \mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03})$$

$$\varphi_7 = (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2] -$$

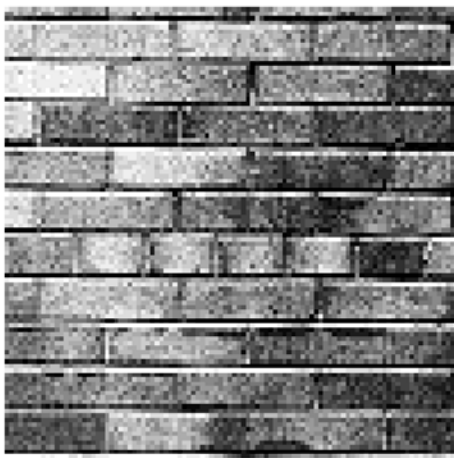
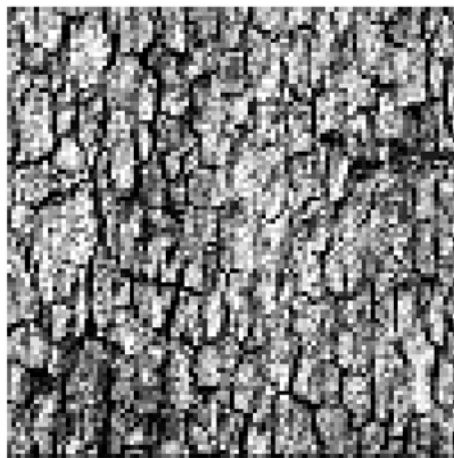
$$(\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03})[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2]$$

不变矩

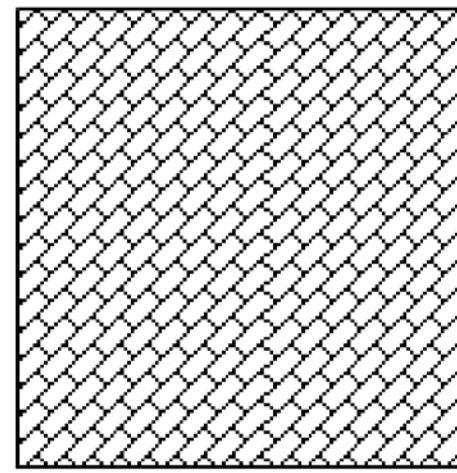
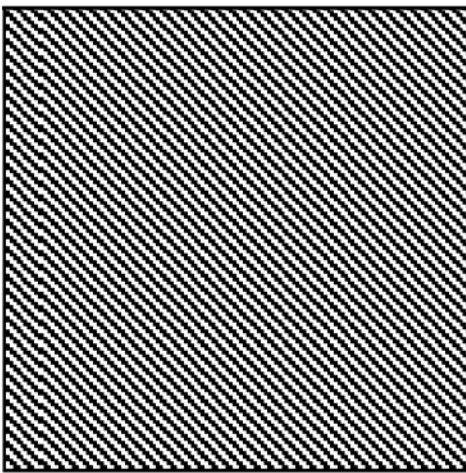
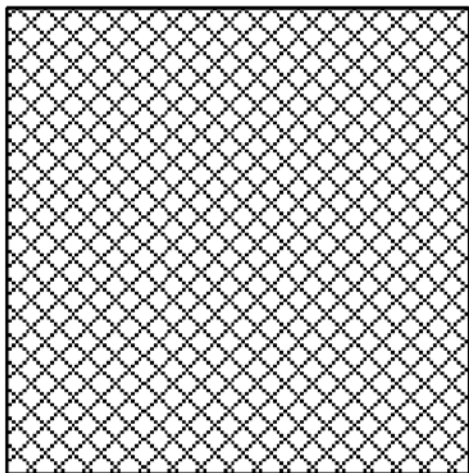
- 由于图像经采样和量化后会导致图像灰度层次和离散化图像的边缘表示的不精确，因此图像离散化会对图像矩特征的提取产生影响，特别是对高阶矩特征的计算影响较大。
- 这是因为高阶矩主要描述图像的细节，而低阶矩主要描述图像的整体特征，如面积、主轴等，相对而言影响较小。
- 不变矩及其组合具备了好的形状特征应具有某些性质，已经用于印刷体字符的识别、飞机形状区分、景物匹配和染色体分析的应用中。

纹理特征分析

- 纹理的概念，至今还没有一个公认的确切的定义。一般认为类似于布纹、犬毛、鹅卵石、软木塞、草地、砖砌墙面等具有重复性结构的图像叫纹理图像。纹理图像在局部区域内可能呈现不规则性，但整体上则表现出某种规律性，其灰度分布往往表现出某种周期性。通常，把图像中这种局部不规则，而宏观有规律的特性称为纹理。
- 纹理可分为人工纹理和天然纹理。
 - 人工纹理是由自然背景上的符号排列组成，这些符号可以是线条、点、字母、数字等。
 - 自然纹理是具有重复排列现象的自然景像，如砖墙、种子、森林、草地之类的照片。
 - 人工纹理往往是有规则的，而自然纹理往往是无规则的，如图所示。

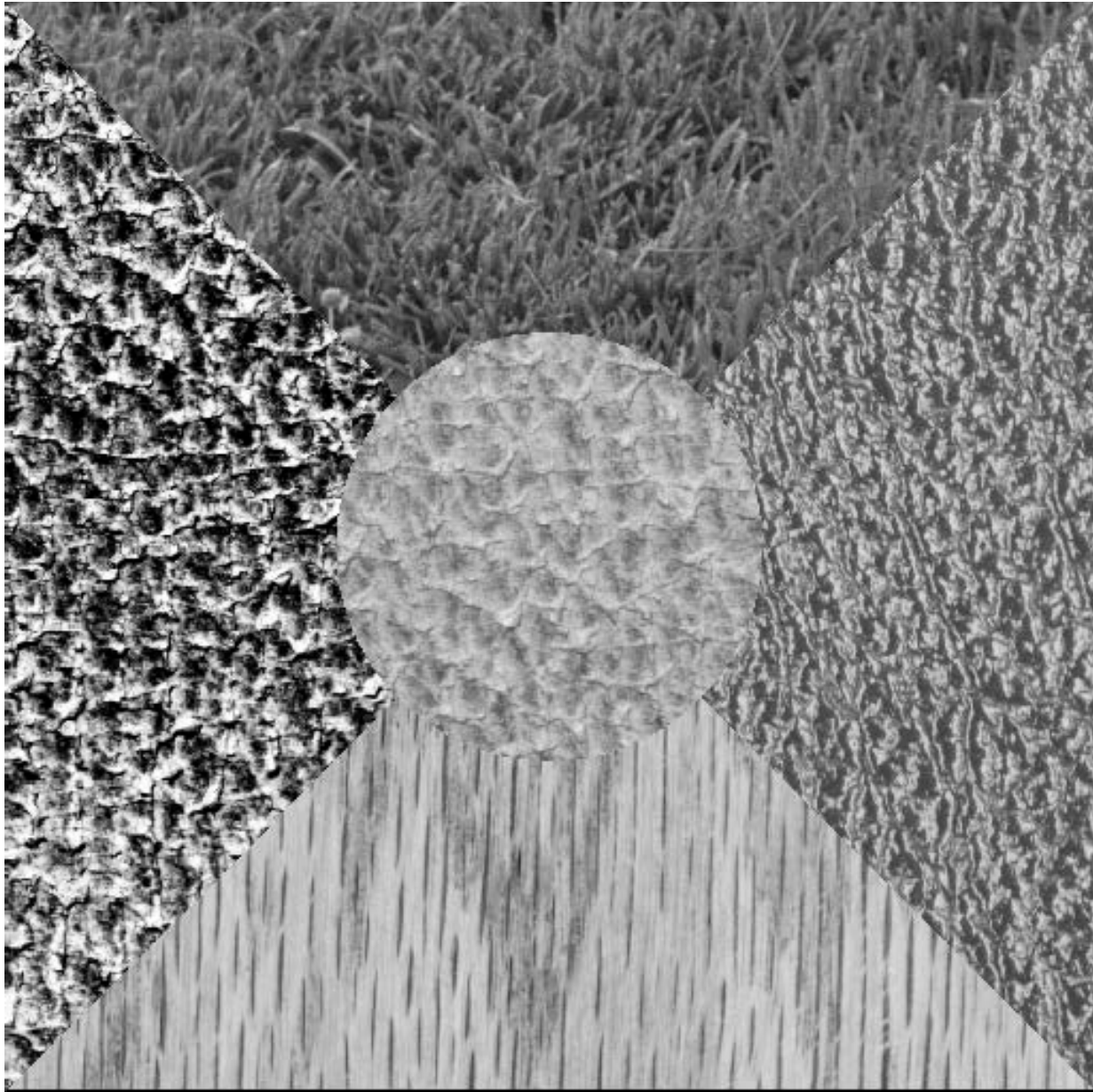


(a) 自然纹理



(b) 人工纹理

自然纹理与人工纹理图像





图像的纹理分析

- 图像的纹理分析已在许多学科得到了广泛的应用。气象云图多是纹理型的，在红外云图上，各种云类呈现的纹理特征完全不同，所以几种不同纹理特征的云类，如卷云、积雨云、积云和层云的机器识别就可以用纹理作为一大特征。
- 卫星遥感地表图像，相当于人们站在宇宙空间来看地球，地表的山脉、草地、沙漠、大片森林、城市建筑群等均表现了不同的纹理特征。分析卫星遥感图像的纹理特征可以进行区域识别，国土整治，森林利用、城市发展，土地荒漠化等在国民经济中各方面很有价值的宏观研究及应用。
- 在显微图像中，如细胞图像、金相图像、催化剂表面图像等均具有明显的纹理特征，对于它们的纹理结构的分析，可以得到细胞性质的鉴别的信息，金相结构物理信息和催化剂的活性信息。

图像的纹理分析

- 通过观察不同物体的图像，可以抽取出构成纹理特征的两个要素
 - (1) 纹理基元
 - 纹理基元是一种或多种图像基元的组合，纹理基元有一定的形状和大小，例如花布的花纹。
 - (2) 纹理基元的排列组合
 - 基元排列的疏密、周期性、方向性等的不同，能使图像的外观产生极大的改变。例如在植物长势分析中，即使是同类植物，由于地形的不同，生长条件及环境的不同，植物散布形式亦有不同，反映在图像上就是纹理的粗细（植物生长的稀疏）、走向（如靠阳和水的地段应有生长茂盛的植被）等特征的描述和解释。

图像的纹理分析

- 纹理特征提取指的是通过一定的图像处理技术抽取出纹理特征，从而获得纹理的定量或定性描述的处理过程。
- 因此，纹理特征提取应包括两方面的内容：
 - 检测出纹理基元；
 - 获得有关纹理基元排列分布方式的信息。
- 纹理分析方法，大致分为统计方法和结构方法。
 - 统计方法适用于分析象木纹、森林、山脉、草地那样的纹理细而且不规则的物体；
 - 结构方法则适用于象布料的印刷图案或砖花样等一类纹理基元排列较规则的图像。

图像的纹理分析

- 设图像为 $f(m, n)$ ，自相关函数可由下式定义：

$$R(\epsilon, \eta, j, k) = \frac{\sum_{m=j-w}^{j+w} \sum_{n=k-w}^{k+w} f(m, n) f(m - \epsilon, n - \eta)}{\sum_{m=j-w}^{j+w} \sum_{n=k-w}^{k+w} [f(m, n)]^2}$$

- 由上式可求出窗口为 $(2w + 1) \times (2w + 1)$ 内每一个像素点 (j, k) 的自相关函数。
- 在 $0 \leq R(\epsilon, \eta, j, k) \leq 1$ 范围内，如果自相关函数散布宽，则说明像素间的相关性强，此时对应较粗的纹理；相反，则对应较细的纹理。
- 因此，利用自相关函数随 ϵ 、 η 大小而变化的规律，可以描述图像的纹理特征。

灰度差分统计法

- 设 (x, y) 为图像中的一点，该点与和它只有微小距离的点 $(x + \Delta x, y + \Delta y)$ 的灰度差值为

$$g_{\Delta}(x, y) = g(x, y) - g(x + \Delta x, y + \Delta y)$$

g_{Δ} 称为灰度差分。

- 设灰度差分的所有可能取值共有 m 级，令点 (x, y) 在整个画面上移动，累计出 $g_{\Delta}(x, y)$ 取各个数值的次数，由此便可以作出 $g_{\Delta}(x, y)$ 的直方图。由直方图可以知道 $g_{\Delta}(x, y)$ 取值的概率 $p_{\Delta}(i)$ 。

灰度差分统计法

- 当采用较小 i 值的概率 $p_{\Delta}(i)$ 较大时，说明纹理较粗糙；概率较平坦时，说明纹理较细。
- 该方法采用以下参数描述纹理图像的特征：

(1) 对比度：
$$CON = \sum_i i^2 p_{\Delta}(i)$$

(2) 角度方向二阶矩：
$$ASM = \sum_i [p_{\Delta}(i)]^2$$

(3) 熵：
$$ENT = -\sum_i p_{\Delta}(i) \lg p_{\Delta}(i)$$

(4) 平均值：
$$MEAN = \frac{1}{m} \sum_i i p_{\Delta}(i)$$

在上述公式中， $p_{\Delta}(i)$ 较平坦时，ASM较小，ENT较大；
若 $p_{\Delta}(i)$ 分布在原点附近，则MEAN值较小。

灰度共生矩阵法

- 1. 基本原理

- 由于纹理是由灰度分布在空间位置上反复出现而形成的，因而在图像空间中相隔某距离的两像素间会存在一定的灰度关系，这种关系被称为是图像中灰度的空间相关特性，通过研究灰度的空间相关性来描述纹理，这正是灰度共生矩阵的思想基础。

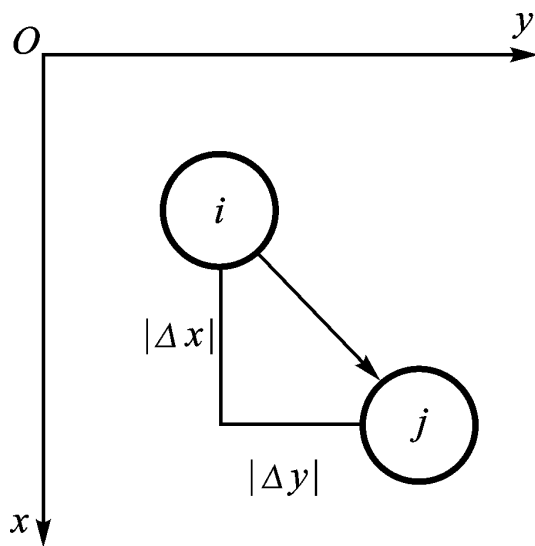
灰度共生矩阵法

● 1. 基本原理

- 从灰度级为 i 的像素点出发，距离为 δ 的另一个像素点的同时发生的灰度级为 j ，定义这两个灰度在整个图像中发生的概率分布，称为灰度共生矩阵。灰度共生矩阵用 $(i, j = 0, 1, 2, \dots, L-1)$ 符号 $P_\delta(i, j)$ 表示，其中 i, j 分别为两个像素的灰度； L 为图像的灰度级数； δ 决定了两个像素间的位置关系，用 $\delta = (\Delta x, \Delta y)$ 表示，即两个像素在 x 方向和 y 方向上的距离分别为 Δx 和 Δy ，如图所示。
- 不同的 δ 决定了两个像素间的距离和方向，这里所说的方向，一般取值 0° 、 45° 、 90° 和 135° 等4个方向，如图所示。

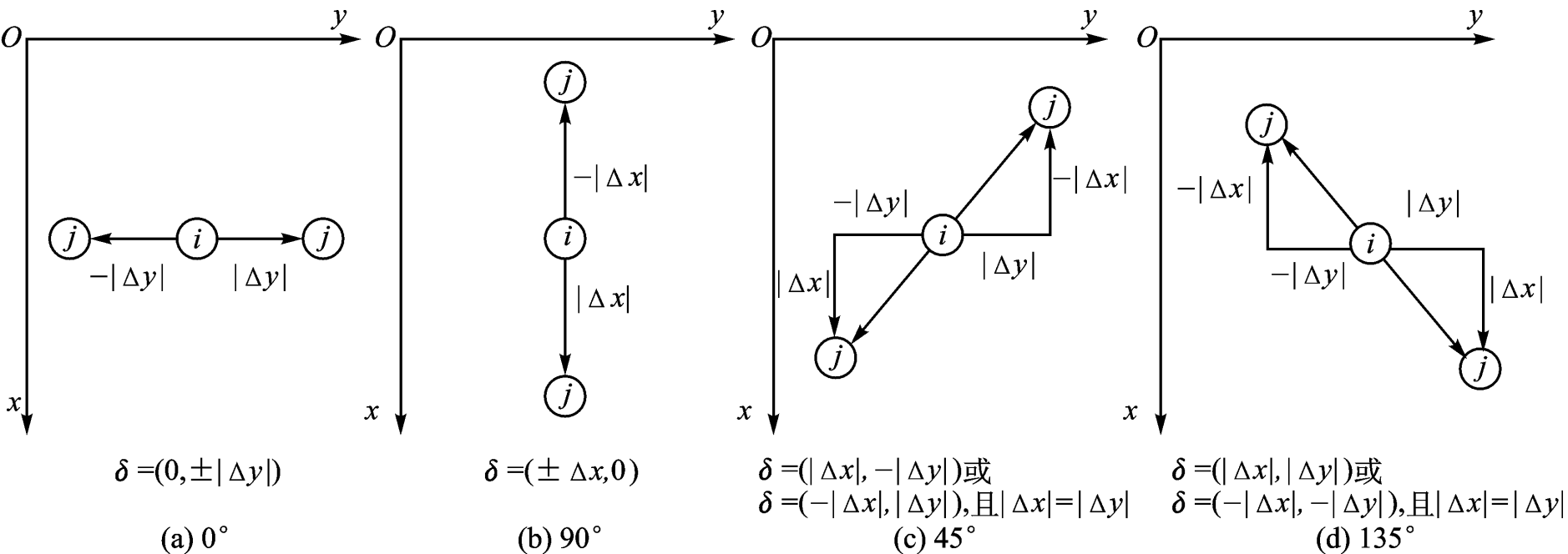
灰度共生矩阵法

- 这样，两个像素灰度级同时发生的概率就将 (x, y) 的空间坐标转换为 (i, j) 的“灰度对”的描述。
- 灰度共生矩阵可以理解为像素对或灰度级对的直方图，这里所说的像素对和灰度级对是有特定含义的，一是像素对的距离不变，二是像素灰度级不变。



两个像素间的位置关系

灰度共生矩阵法



常用的四种方向上的位置关系

灰度共生矩阵法

- 可以看出，灰度共生矩阵反映了图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息，它确实可以作为分析图像基元和排列结构的信息。
- 目前一幅图像的灰度级数目一般是256，这样计算出来的灰度共生矩阵过大，为了解决这个问题，常常在求灰度共生矩阵之前，将图像变换为16级的灰度图像。

灰度共生矩阵法

- 例题：针对如图所示的纹理图像A和B，求出常用的4个方向位置关系下的灰度共生矩阵。

0	0	1	1	2	2	3	3
0	0	1	1	2	2	3	3
0	0	1	1	2	2	3	3
0	0	1	1	2	2	3	3
0	0	1	1	2	2	3	3
0	0	1	1	2	2	3	3
0	0	1	1	2	2	3	3
0	0	1	1	2	2	3	3

(a) 纹理A

0	1	2	3	0	1	2	3
1	2	3	0	1	2	3	0
2	3	0	1	2	3	0	1
3	0	1	2	3	0	1	2
0	1	2	3	0	1	2	3
1	2	3	0	1	2	3	0
2	3	0	1	2	3	0	1
3	0	1	2	3	0	1	2

(b) 纹理B

纹理图像

解答

● (1) 0° 方向（水平方向）

- 位置关系为水平方向，即 $\Delta x = 0$ 。现令 $|\Delta y| = 1$ ，则 $\delta = (0, \pm 1)$ 。若统计 $P_\delta(0,0)$ 值，就是指位置关系分别为 $\delta = (0,1)$ 和 $\delta = (0,-1)$ 的两像素灰度都为0出现的次数之和。
- $\delta = (0,1)$ 表示了某像素与其右像素的位置关系； $\delta = (0,-1)$ 表示了某像素与其左像素的位置关系，则对于纹理A， $P_\delta(0,0) = 8 + 8 = 16$ ；
- 同理可求出 P_δ 矩阵中其他的值，这样就可得到位置关系为的纹理A和B的灰度共生矩阵为：

$$p_{A\delta}(0^\circ) = \begin{bmatrix} 16 & 8 & 0 & 0 \\ 8 & 16 & 8 & 0 \\ 0 & 8 & 16 & 8 \\ 0 & 0 & 8 & 16 \end{bmatrix} \quad p_{B\delta}(0^\circ) = \begin{bmatrix} 0 & 14 & 0 & 14 \\ 14 & 0 & 14 & 0 \\ 0 & 14 & 0 & 14 \\ 14 & 0 & 14 & 0 \end{bmatrix}$$

解答

- (2) 90° 方向 (垂直方向)

$$p_{A\delta}(90^\circ) = \begin{bmatrix} 28 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 28 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 28 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 28 \end{bmatrix} \quad p_{B\delta}(90^\circ) = \begin{bmatrix} 0 & 14 & 0 & 14 \\ 14 & 0 & 14 & 0 \\ 0 & 14 & 0 & 14 \\ 14 & 0 & 14 & 0 \end{bmatrix}$$

- (3) 45° 方向

$$p_{A\delta}(45^\circ) = \begin{bmatrix} 14 & 7 & 0 & 0 \\ 7 & 14 & 7 & 0 \\ 0 & 7 & 14 & 7 \\ 0 & 0 & 7 & 14 \end{bmatrix} \quad p_{B\delta}(45^\circ) = \begin{bmatrix} 24 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 24 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 24 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 26 \end{bmatrix}$$

解答

- (4) 135° 方向

$$p_{A\delta}(135^\circ) = \begin{bmatrix} 14 & 7 & 0 & 0 \\ 7 & 14 & 7 & 0 \\ 0 & 7 & 14 & 7 \\ 0 & 0 & 7 & 14 \end{bmatrix}$$

$$p_{B\delta}(135^\circ) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 25 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 24 \\ 25 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 24 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

灰度共生矩阵法

- 2. 矩阵特点

- 为了分析方便，灰度共生矩阵元素常用概率值来表示，即将各元素 $P_{\delta}(i,j)$ 除以各元素之和 S ，得到各元素都小于1的归一化值 $\hat{P}_{\delta}(i,j)$ ，即：

$$\hat{P}_{\delta}(i,j) = P_{\delta}(i,j)/S$$

$$\hat{p}_{A\delta}(0^\circ) = \begin{bmatrix} 1/7 & 1/14 & 0 & 0 \\ 1/14 & 1/7 & 1/14 & 0 \\ 0 & 1/14 & 1/7 & 1/14 \\ 0 & 0 & 1/14 & 1/7 \end{bmatrix}$$

$$\hat{p}_{A\delta}(90^\circ) = \begin{bmatrix} 1/4 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1/4 \end{bmatrix}$$

$$\hat{p}_{B\delta}(45^\circ) = \begin{bmatrix} 12/49 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 12/49 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 12/49 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 12/49 \end{bmatrix}$$

$$\hat{p}_{B\delta}(135^\circ) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 25/98 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 12/49 \\ 25/98 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 12/49 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

归一化共生矩阵 ($|\Delta x| = 1$ 或 0 , $|\Delta y| = 1$ 或 0)

(2) 对称性

- 在 $L \times L$ 矩阵中， $i = j$ 的元素连成的线称为主对角线，对于在上述常用的4个方向的位置关系下生成的灰度共生矩阵，各元素值必定对称于主对角线，即 $P_{\delta}(i, j) = P_{\delta}(j, i)$ ，故称为对称矩阵。
- 共生矩阵中形成对称性是由于在这4种方向的位置关系中，每一种方向实际上都包含了两种对称的位置关系，如 0° 方向中，包含了 $\delta = (0, |\Delta y|)$ 和 $\delta = (0, -|\Delta y|)$ 两种位置。
- 如果位置关系不是上述情况，则生成的灰度共生矩阵并非一定是对称的。

(3) 主对角线元素的作用

- 灰度共生矩阵中主对角线上的元素是一定位置关系下的两像素同灰度组合出现的次数，由于存在沿纹理方向上相近像素的灰度基本相同，垂直纹理方向上相近像素间有较大灰度差的一般规律，因此，这些主对角线元素的大小有助于判别纹理的方向和粗细，对纹理分析起着重要的作用。如图中的两种纹理，纹理A为 90° 方向，纹理B为 45° 方向，当采用 $|\Delta x| = 1$ 或 0 ， $|\Delta y| = 1$ 或 0 的4种方向位置关系生成共生矩阵时，不难发现，沿着纹理方向的共生矩阵如图中的 $\hat{P}_{A\delta}(90^\circ)$ 、 $\hat{P}_{B\delta}(45^\circ)$ 中，主对角线元素值很大，而其他元素值全为零，这正说明了沿着纹理方向上没有灰度变化。
- 可见，大的主对角线元素提供了识别纹理方向的可能性。垂直纹理方向如图中 $\hat{P}_{A\delta}(0^\circ)$ 、 $\hat{P}_{B\delta}(135^\circ)$ ，对于纹理B，主对角线元素全为零，说明在垂直纹理的方向上相邻像素的灰度都不相同。那就是说，灰度变化频繁，纹理较细。相对来说，纹理A较粗，共生矩阵主对角线上的元素不为零，表明了相邻像素的灰度变化缓慢。

(4) 元素值的离散性

- 灰度共生矩阵中元素值相对于主对角线的分布可用离散性来表示，它常常反映纹理的粗细程度。离开主对角线远的元素的归一化值高，即元素值的离散性大，也就是说，一定位置关系的两像素间灰度差大的比例高。仍以 $|\Delta x| = 1$ 或 0 ， $|\Delta y| = 1$ 或 0 的位置关系为例，离散性大意味着相邻像素间灰度差大的比例高，说明图像上垂直于该方向的纹理较细；相反，图像上垂直于该方向上的纹理较粗。当非主对角线上的元素的归一化值全为零时，元素值的离散性最小，即图像上垂直于该方向上不可能出现纹理。
- 比较图中的元素值的离散性可知，纹理 B 的 $\hat{P}_{B\delta}(135^\circ)$ 的离散性较纹理 A 的的离散性大，因而纹理 A 的 $\hat{P}_{A\delta}(0^\circ)$ 较粗，纹理 B 较细。

3. 特征参数

- 灰度共生矩阵抽取出的纹理特征参数有以下几种：

(1) 角二阶矩

$$f_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}_\delta^2(i, j)$$

- 角二阶矩是图像灰度分布均匀性的度量。
- 当灰度共生矩阵中的元素分布较集中于主对角线时，说明从局部区域观察图像的灰度分布是较均匀的。从图像整体来观察，纹理较粗，此时角二阶矩值 f_1 则较大，反过来则角二阶矩值 f_1 较小。
- 角二阶矩是灰度共生矩阵元素值平方的和，所以它也称为能量。粗纹理角二阶矩值 f_1 较大，可以理解为粗纹理含有较多的能量；细纹理 f_1 较小，即含有较少的能量。

3. 特征参数

(2) 对比度

$$f_2 = \sum_{n=0}^{L-1} n^2 \left\{ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}_\delta^2(i, j) \right\}$$

式中， $|i - j| = n$ 。

- 图像的对比度可以理解为**图像的清晰度**，表征纹理的清晰程度。
- 在图像中，纹理的沟纹越深，则其对比度 f_2 越大，图像的视觉效果越是清晰。

3. 特征参数

(3) 相关

$$f_3 = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij \hat{p}_\delta(i, j) - u_1 u_2}{\sigma_1^2 \sigma_2^2}$$

式中， $\mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2$ 分别定义为：

$$u_1 = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}_\delta(i, j) \quad \sigma_1^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - u_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}_\delta(i, j)$$

$$u_2 = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} \hat{p}_\delta(i, j) \quad \sigma_2^2 = \sum_{j=0}^{L-1} (j - u_2)^2 \sum_{i=0}^{L-1} \hat{p}_\delta(i, j)$$

3. 特征参数

(3) 相关

$$f_3 = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij \hat{p}_\delta(i, j) - u_1 u_2}{\sigma_1^2 \sigma_2^2}$$

- 相关是用来衡量灰度共生矩阵的元素在行的方向或列的方向的相似程度。
- 例如，某图像具有水平方向的纹理，则图像在 $\theta = 0^\circ$ 的灰度共生矩阵的相关值 f_3 往往大于 $\theta = 45^\circ$ 、 $\theta = 90^\circ$ 、 $\theta = 135^\circ$ 的灰度共生矩阵的相关值 f_3 。

3. 特征参数

(4) 熵

$$f_4 = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}_\delta(i, j) \log \hat{p}_\delta(i, j)$$

- 熵值是图像所具有的信息量的度量，纹理信息也属图像的信息。若图像没有任何纹理，则灰度共生矩阵几乎为零阵，则熵值 f_4 接近为零。若图像充满着细纹理，则 $\hat{P}_\delta(i, j)$ 的数值近似相等，该图像的熵值 f_4 最大。若图像中分布着较少的纹理， $\hat{P}_\delta(i, j)$ 的数值差别较大，则该图像的熵值 f_4 较小。
- 上述4个统计参数为应用灰度共生矩阵进行纹理分析的主要参数，可以组合起来成为纹理分析的特征参数使用。

频谱法

- 频谱法借助于傅立叶频谱的频率特性来描述周期的或近乎周期的二维图像模式的方向性。
- 常用的三个性质是：
 - (1) 傅立叶频谱中突起的峰值对应纹理模式的主方向；
 - (2) 这些峰在频域平面的位置对应模式的基本周期；
 - (3) 如果利用滤波把周期性成分除去，剩下的非周期性部分可用统计方法描述。

频谱法

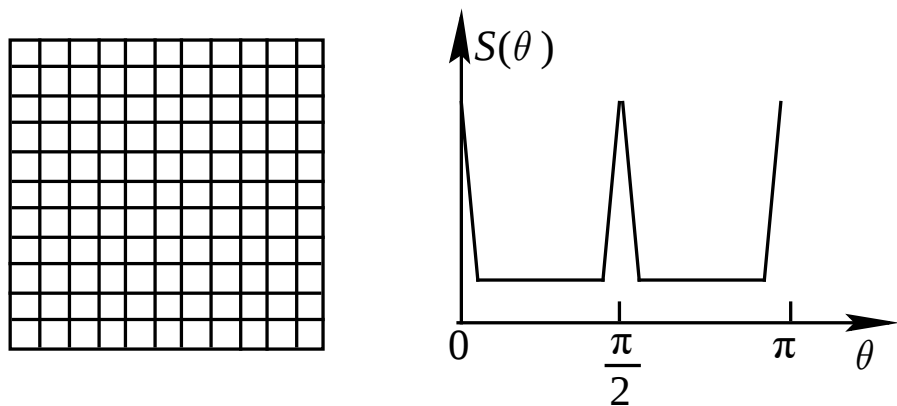
- 实际检测中，为简便起见可把频谱转化到极坐标系中，此时频谱可用函数 $S(r, \theta)$ 表示，如图所示。对每个确定的方向 θ ， $S(r, \theta)$ 是一个一维函数 $S_\theta(r)$ ；对每个确定的频率 r ， $S(r, \theta)$ 是一个一维函数 $S_r(\theta)$ 。对给定的 θ ，分析 $S_\theta(r)$ 得到的频谱沿原点射出方向的行为特性；对给定的 r ，分析 $S_r(\theta)$ 得到的频谱在以原点为中心的圆上的行为特性。如果把把这些函数对下标求和可得到更为全局性的描述，即

$$S(r) = \sum_{\theta=0}^{\pi} S_\theta(r) \quad S(\theta) = \sum_{r=1}^R S_r(\theta)$$

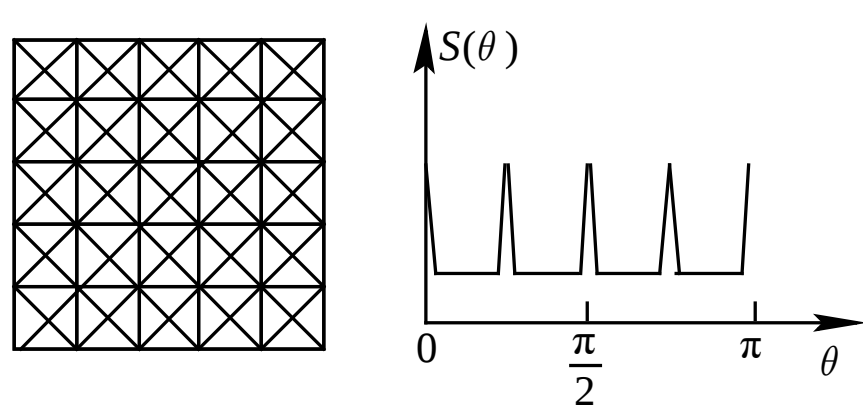
式中， R 是以原点为中心的圆的半径。

频谱法

- $S(r)$ 和 $S(\theta)$ 构成整个图像或图像区域纹理频谱能量的描述。图(a)、(b)给出了两个纹理区域和频谱示意图，比较两条频谱曲线可看出两种纹理的朝向区别，还可从频谱曲线计算它们的最大值的位置等。



(a)

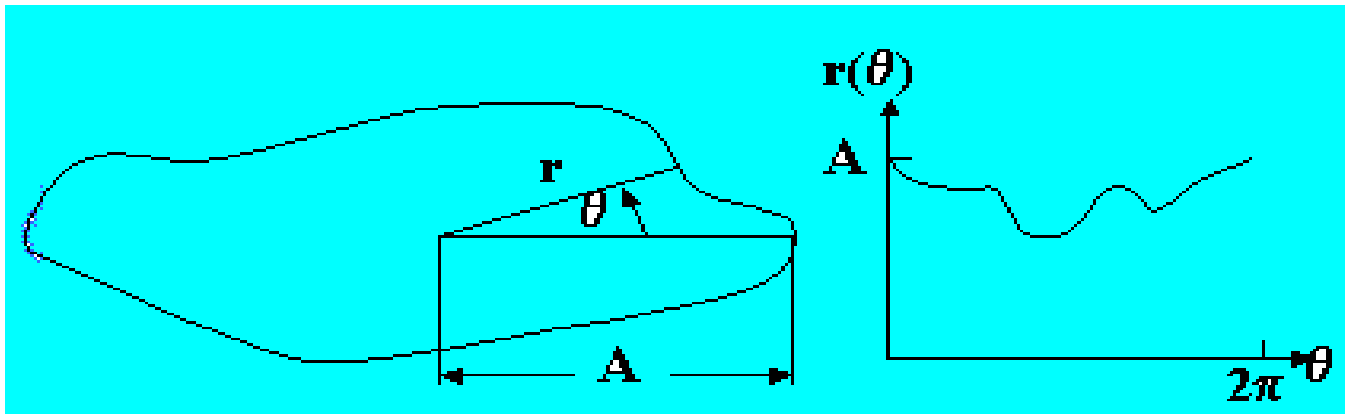


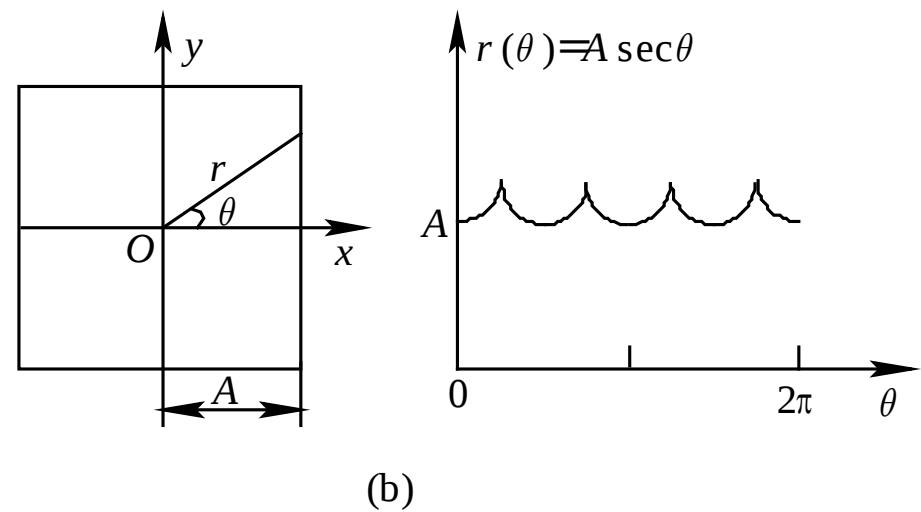
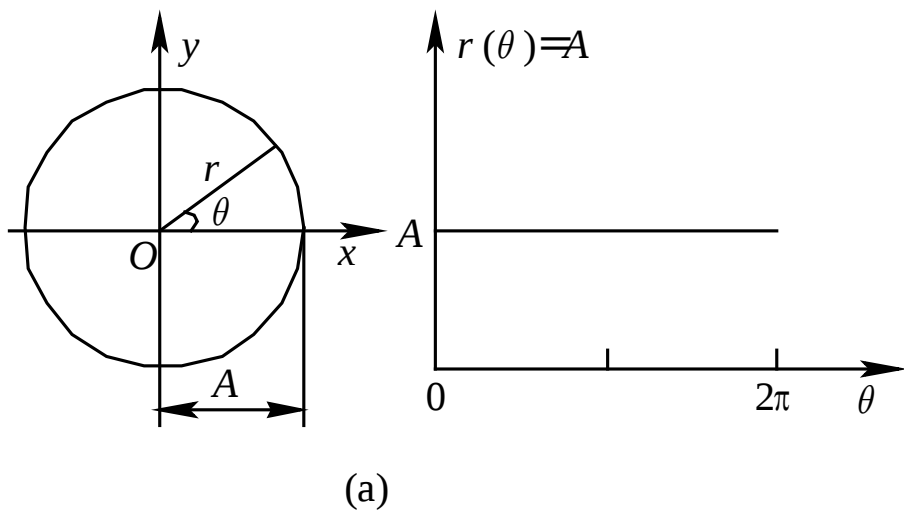
(b)

纹理和对应的频谱示意图

其他特征或描述

- 标记
 - 标记(Signature)的基本思想是把二维的边界用一维的较易描述的函数形式来表达。产生标记最简单的方法是先求出给定物体的重心，然后把边界点与重心的距离作为角度的函数就得到一种标记。
- 函数定义——质心角函数：边上的点到质心的距离 r ，作为夹角的 θ 的函数 $r(\theta)$





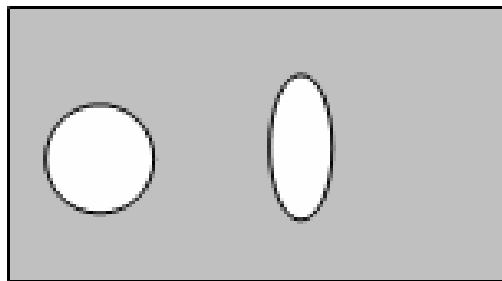
两个标记的例子

问题：函数过分依赖于旋转和尺度的变化

- 改进：
 - 对于旋转——两种改进：
 - a. 选择离质心最远的点作为起点
 - b. 求出边界主轴，以主轴上离重心最远的点作为标记起点。
 - 对于尺度变换：
 - 对函数进行归一化，最大幅值归一化到单位值的方法，使函数值总是分布在相同的值域里，比如说 $[0,1]$

拓扑描述符

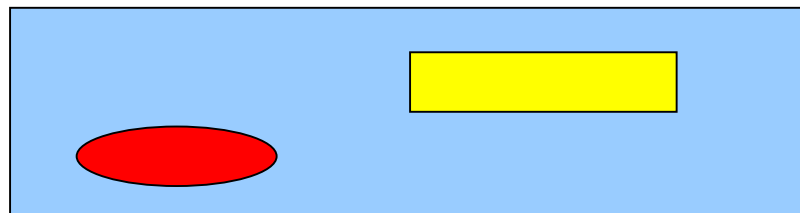
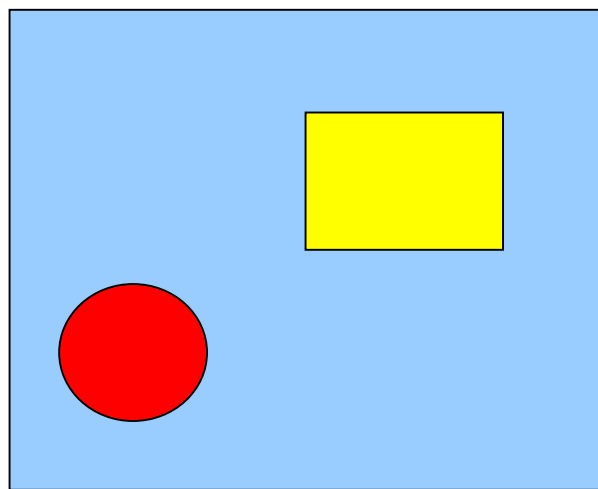
- 拓扑学（Topology）研究图形不受畸变变形（不包括撕裂或粘贴）影响的性质。区域的拓扑性质对区域的全局描述很有用，这些性质既不依赖距离，也不依赖基于距离测量的其他特性。
- 如果把区域中的孔洞数 H 作为拓扑描述子，显然，这个性质不受伸长、旋转的影响，但如果撕裂或折叠时孔洞数会发生变化。如图所示



具有2个孔洞的区域

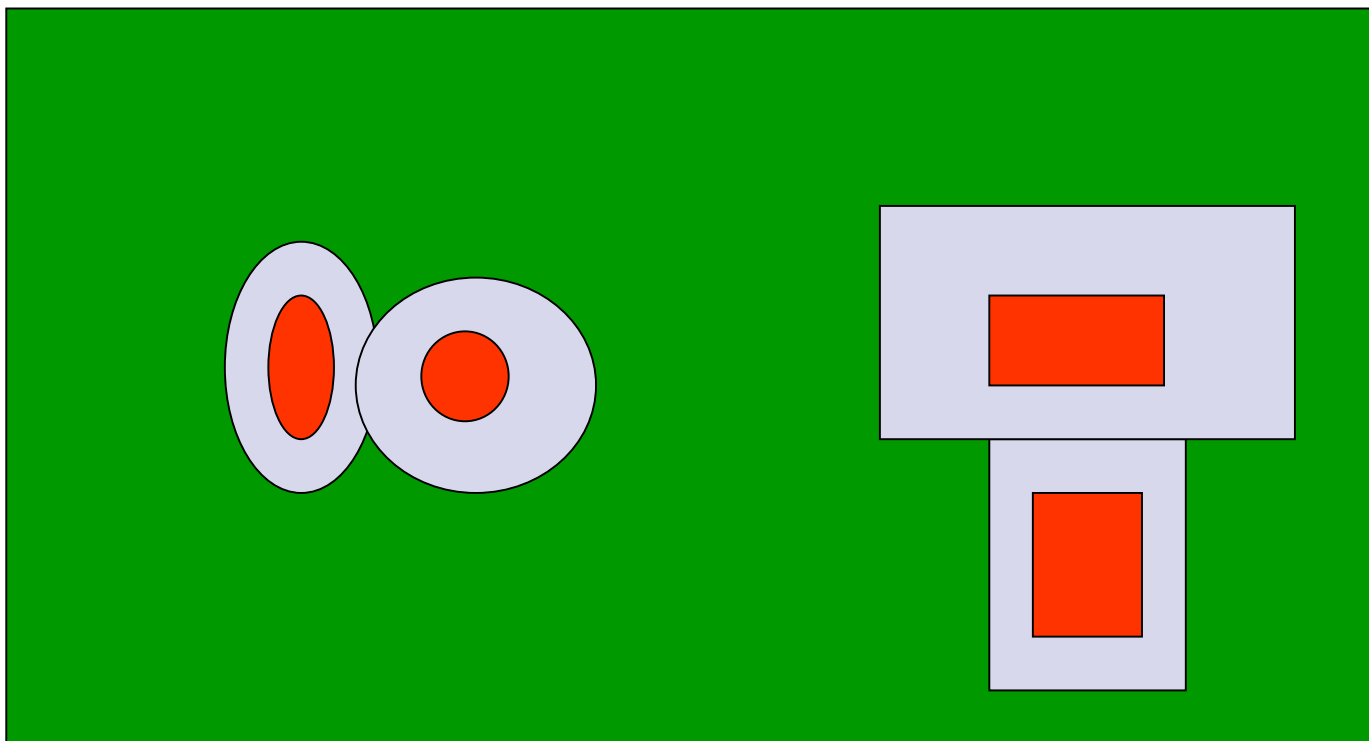
欧拉数与孔洞数

- 拓扑学：是研究图形性质的科学。
- 拓扑特性：在橡胶板变换中不受伸长、旋转影响的特性
- 例如：距离；直线之间的垂直和平行关系不具备拓扑特性；连通性具备拓扑特性。



孔洞数

- 一个物体的相互连通的成分可能包含孔洞，很明显，孔洞的数量没有被拓扑映射所改变。



欧拉数 E

- 相互连接的物体成分 C 的数量和在图像中的物体的洞的数量 H 之间存在一个基本关系：

$$E = C - H$$

- 欧拉数也是区域的拓扑特性之一

