

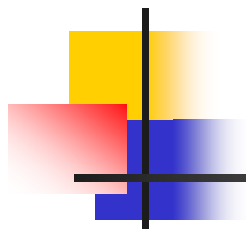


南京邮电大学
Nanjing University of Posts and Telecommunications

数字图像与视频处理

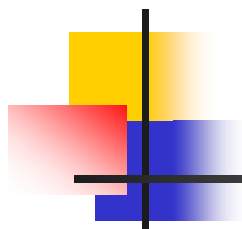
第4章 图像分割





第4章 图像分割

- 4.1 图像分割的概念及分类
- 4.2 基于灰度阈值化的图像分割
- 4.3 基于边缘检测的图像分割
- 4.4 基于区域的图像分割
- 4.5 基于主动轮廓模型的图像分割

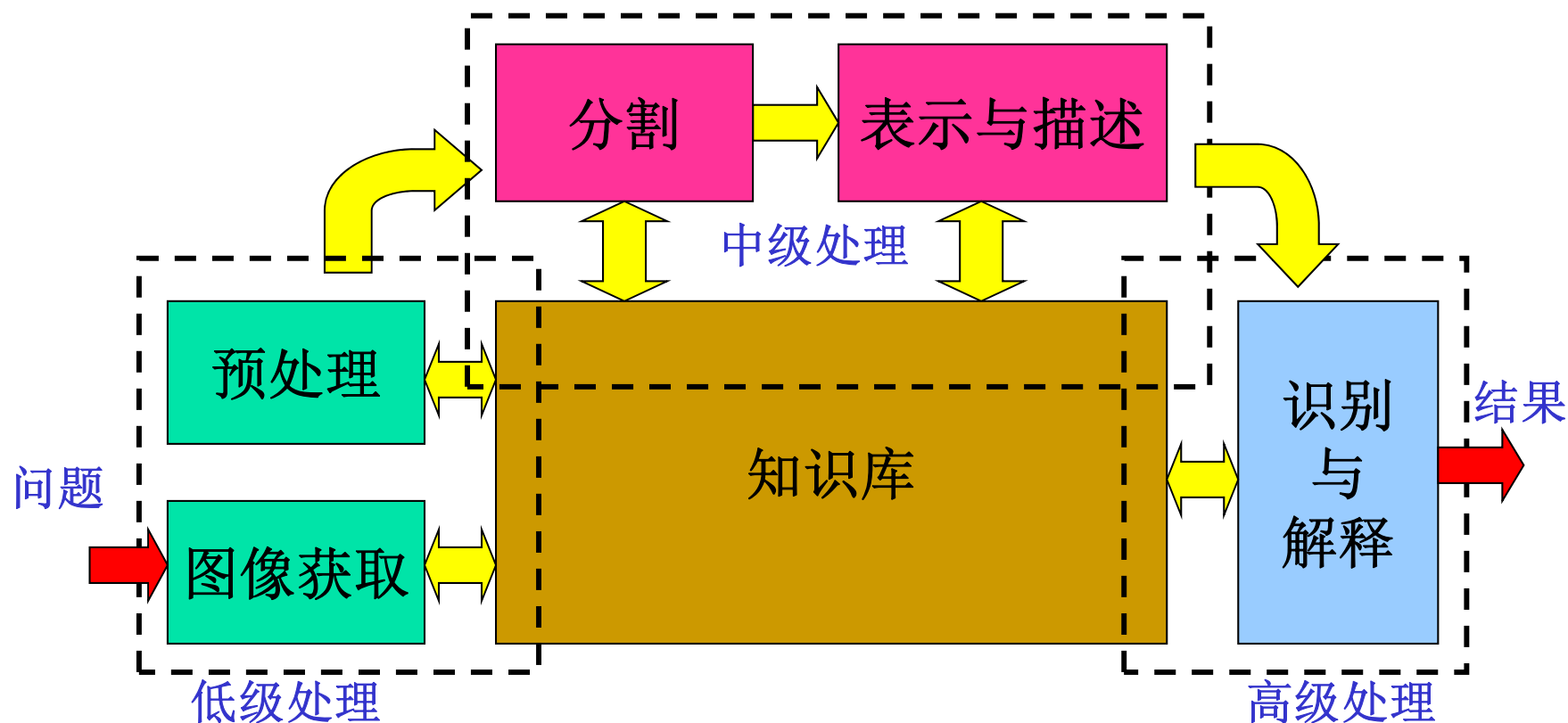


4.1 图像分割的概念及分类

- 在图像分析中，人们往往对图像的某些部分感兴趣，这些感兴趣的部分称为目标或对象。
- 计算机视觉的重要任务是对图像中的对象进行分析和理解。
- 以前学习的图像处理着重强调在图像之间进行变换来改善图像的视觉效果。
- 图像分割的目标是根据图像中的物体将图像的像素分类，并提取感兴趣目标。
- 图像分析则主要是对图像中感兴趣的目标进行检测和测量，以获得它们的客观信息，从而建立对图像的描述。
- 图像理解的重点是在图像分析的基础上，进一步研究图像中各目标的性质和它们之间的相互联系，并得出对原始客观场景的理解，从而指导和规划行动。
- 图像分割是图像分析和图像理解的基本前提步骤。

4.1 图像分割的概念及分类

■ 图像分析系统的构成





4.1 图像分割的概念及分类

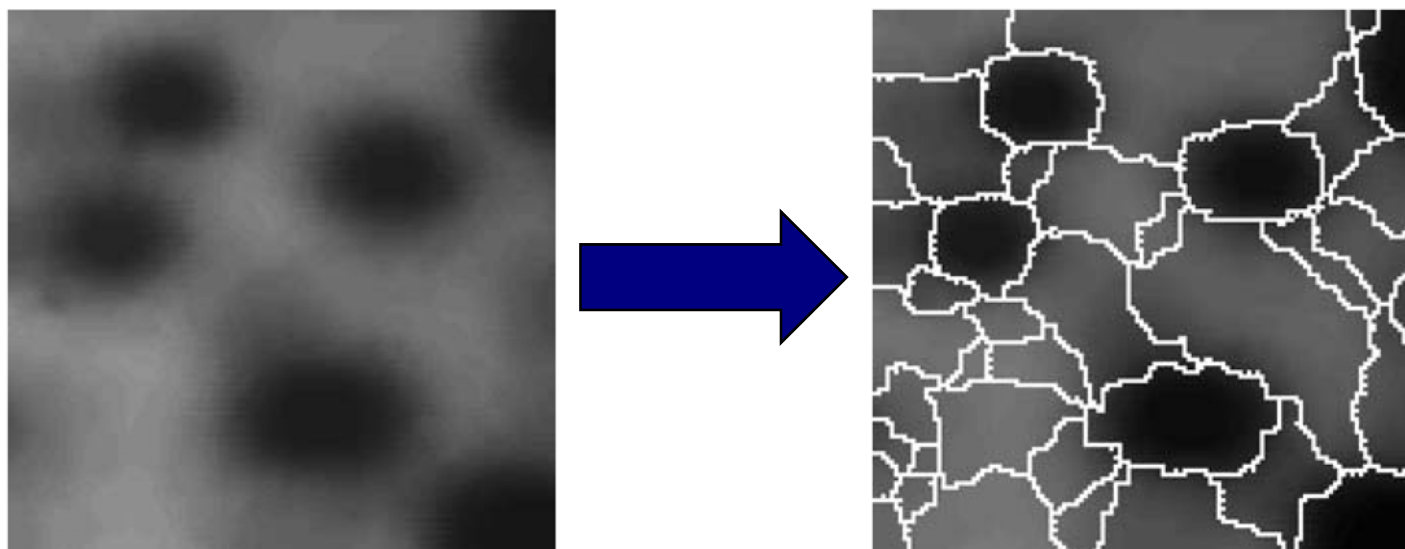
■ 图像分割的概念

- 图像分割就是指把图像分成各具特性的区域，并提取出感兴趣目标的技术和过程。

灰度、颜色、纹理

对应单个区域和多个区域

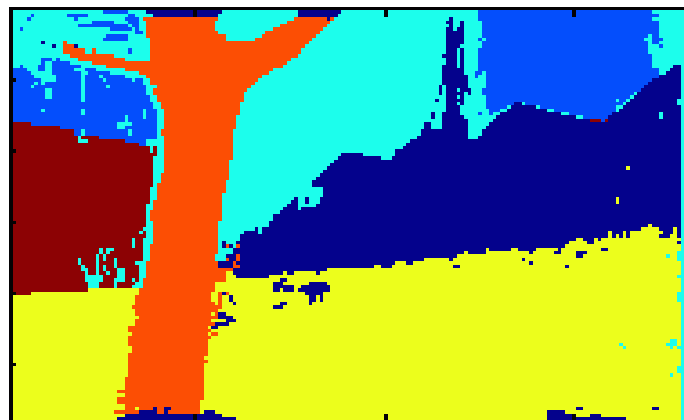
4.1 图像分割的概念及分类



图像分割举例

4.1 图像分割的概念及分类

图像分割举例



4.1 图像分割的概念及分类



图像分割举例



图像分割的定义

令 R 代表整个图像区域，对 R 的分割可看做将 R 分成若干个满足以下条件的非空子集(子区域) $R_1, R_2, R_3 \dots R_n$

$$(1) \quad \bigcup_{i=1}^n R_i = R$$

分割所得到的全部子区域的总和(并集)应能包括图像中所有像素，或者说分割应将图像中的每个像素都归入某一个子区域中

分割准则应可适用于所有区域和像素

(2) 对所有的 i 和 j , $i \neq j$, 有 $R_i \cap R_j = \emptyset$

各个子区域是互不重叠的，或者说一个像素不能同时属于2个区域

(3) 对 $i=1, 2 \dots n$, 有 $P(R_i) = \text{TRUE}$

在分割后得到的属于同一个区域中的像素应该具有某些相同特性

(4) 对 $i \neq j$, 有 $P(R_i \cup R_j) = \text{FALSE}$

在分割后得到的属于不同区域中的像素应该具有不同的特性

分割准则应能帮助确定各区域像素有代表性的特性

(5) 对 $i=1, 2 \dots n$, R_i 是连通的区域

要求同一个子区域内的像素应当是连通的

4.1 图像分割的概念及分类

- 图像分割的基本思路
 - 从简到难，逐级分割
 - 控制背景环境，降低分割难度
 - 把焦点放在感兴趣对象，缩小不相干图像成分的干扰上





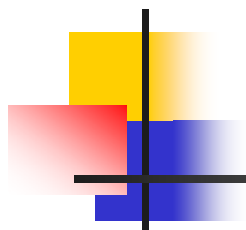
4.1 图像分割的概念及分类

- 图像分割的基本策略
 - 基于灰度值的两个基本特性：
 1. 不连续性——区域边界
 2. 相似性——区域内部
 - 根据图像像素灰度值的不连续性
 - 先找到点、线（宽度为**1**）、边（不定宽度）
 - 再确定区域
 - 根据图像像素灰度值的相似性
 - 通过选择阈值，找到灰度值相似的区域
 - 区域的外轮廓就是对象的边界



4.1 图像分割的概念及分类

- 基于区域边界灰度不连续性：
 - 边缘检测
 - 边缘连接
 - **Hough**变换
- 基于区域内部灰度相似性：
 - 阈值化分割
 - 区域生长
 - 区域分裂与合并



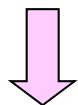
第4章 图像分割

- 4.1 图像分割的概念及分类
- **4.2 基于灰度阈值化的图像分割**
- 4.3 基于边缘检测的图像分割
- 4.4 基于区域的图像分割
- 4.5 基于主动轮廓模型的图像分割



4.2 基于灰度阈值化的图像分割

- 阈值化分割是一种广泛应用的分割技术，利用图像中要提取的**目标物**与其**背景**在**灰度特性**上的差异，把图像视为具有不同灰度级的两类区域(目标和背景)的组合，选取一个**合适的阈值**，以确定图像中每个**像素点**应该属于**目标**还是**背景区域**，将目标从背景中分离出来，从而产生相应的**二值图像**。

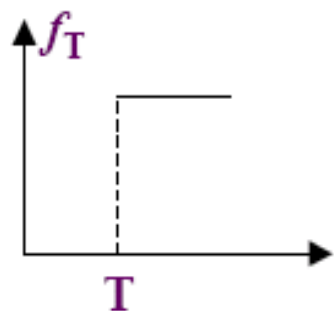


可以大量压缩数据，减少存储容量，而且能大大简化其后的分析和处理步骤。

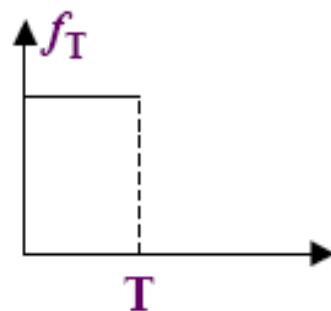
4.2 基于灰度阈值化的图像分割

图像阈值化处理的变换函数表达式为：

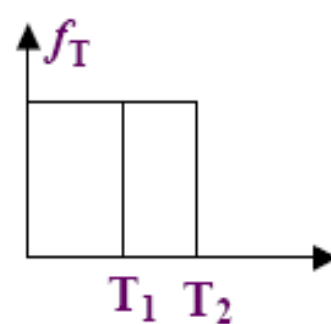
$$f_T(x, y) = \begin{cases} 1 & , f(x, y) \geq T \\ 0 & , f(x, y) < T \end{cases}$$



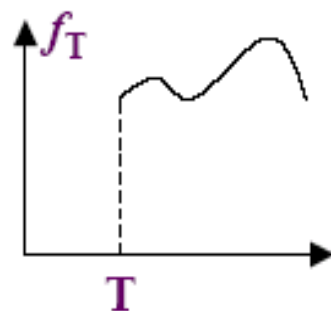
$$f_T(x, y) = \begin{cases} 0 & , f(x, y) > T \\ 1 & , f(x, y) \leq T \end{cases}$$



$$f_T(x, y) = \begin{cases} 1 & , T_1 \leq f(x, y) \leq T_2 \\ 0 & , \text{其它} \end{cases}$$



$$f_T(x, y) = \begin{cases} f(x, y) & , f(x, y) \geq T \\ 0 & , f(x, y) < T \end{cases}$$





4.2 基于灰度阈值化的图像分割

由此可见，阈值化分割算法主要有两个步骤：

- 1、确定需要的分割阈值
- 2、将分割阈值与像素值比较以划分像素

在利用阈值方法来分割灰度图像时一般都对图像有一定的假设。基于一定的图像模型的。

最常用的模型：

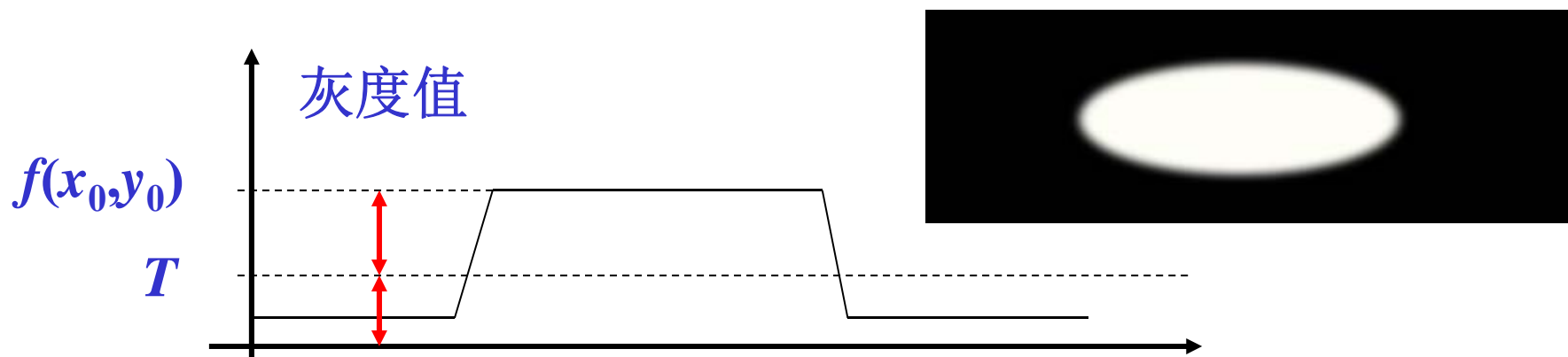
假设图像由具有单峰灰度分布的目标和背景组成，处于目标或背景内部相邻像素间的灰度值是高度相关的，但处于目标和背景交界处两边的像素在灰度值上有很大的差别。

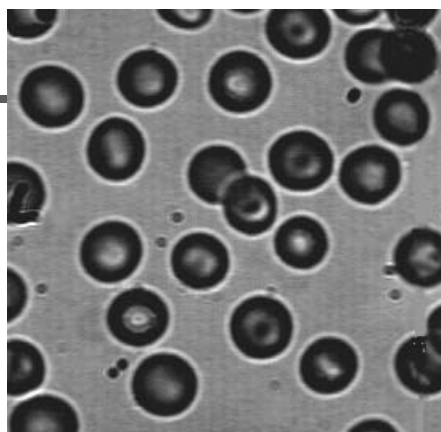
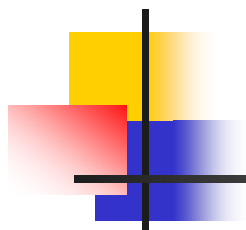
如果一幅图像满足这些条件，它的灰度直方图基本上可看作是由分别对应目标和背景的两个单峰直方图混合构成的。

4.2 基于灰度阈值化的图像分割

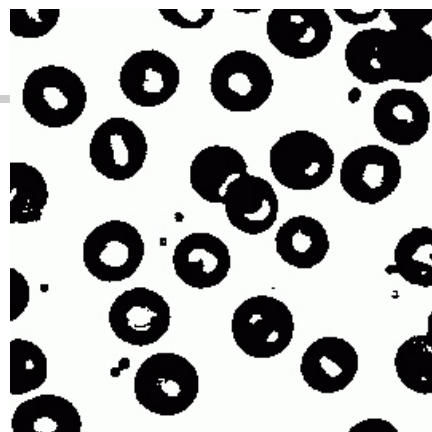
■ 全局阈值化分割法

- 整幅图像使用同一个阈值做分割处理，并产生一个二值图，区分出前景对象和背景。
- 适用于目标与背景有较强对比的情况，尤其是背景或目标的灰度比较单一。（可通过先求背景，然后求反得到目标）
- 这种方法总可以得到封闭且连通区域的边界。

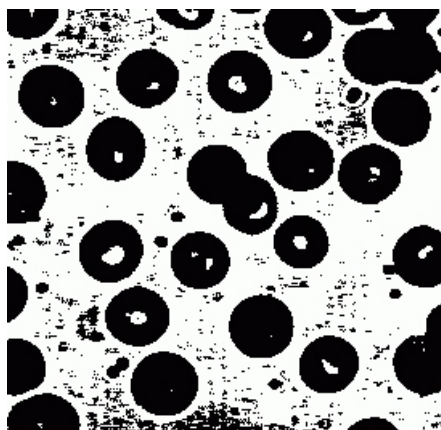




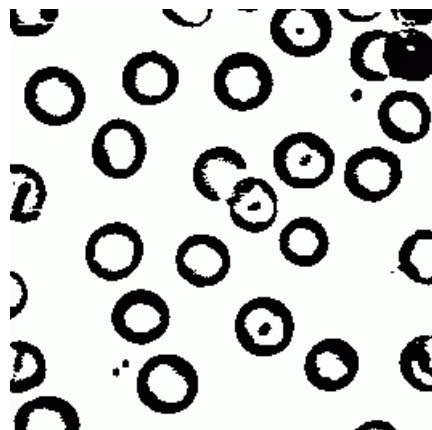
(a)



(b)



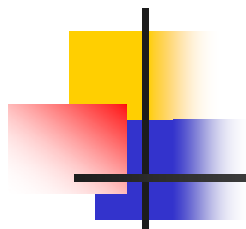
(c)



(d)

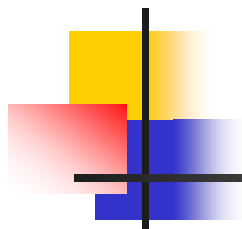
不同阈值对分割结果的影响

(a) 原始图像; (b) 阈值 $T=91$; (c) 阈值 $T=130$; (d) 阈值 $T=43$



4.2 基于灰度阈值化的图像分割

在图像的阈值化分割过程中，选用不同的阈值其分割结果差异很大。阈值过大，会提取多余的部分；而阈值过小，又会丢失所需的部分（注意：当前背景为黑色，对象为白色时刚好相反）。因此，阈值的选取非常重要。



4.2 基于灰度阈值化的图像分割

- 直方图阈值分割法
 - 简单直方图阈值分割法
 - 最佳阈值分割法
- 迭代式阈值选择
- **P**参数法
- 最大类间方差阈值分割法



4.2 基于灰度阈值化的图像分割


■ 简单直方图阈值分割法

图像的灰度级范围为 $0, 1, \dots, l-1$ ，设灰度级 i 的像素数为 n_i ，则一幅图像的总像素 N 为

$$N = \sum_{i=0}^{l-1} n_i$$

灰度级 i 出现的概率定义为：

$$p_i = n_i / N$$



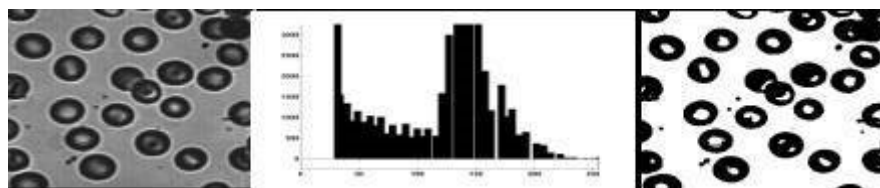
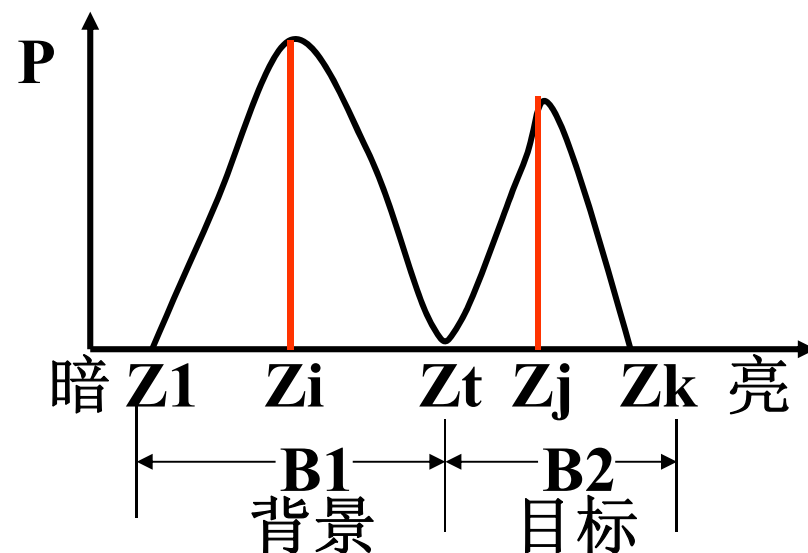
灰度图像
的直方图

反映一幅图像上灰度分布的统计特性，成为利用像素灰度作属性的分割方法的基础

4.2 基于灰度阈值化的图像分割

■ 简单直方图阈值分割法

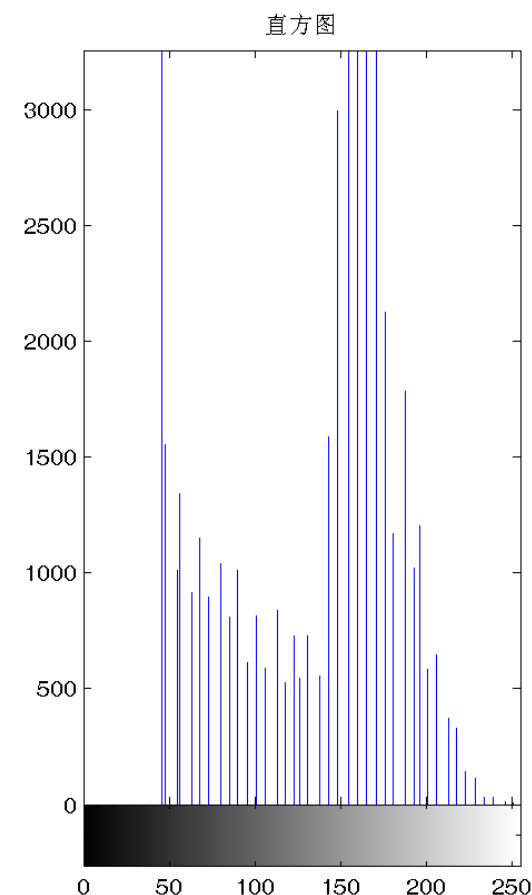
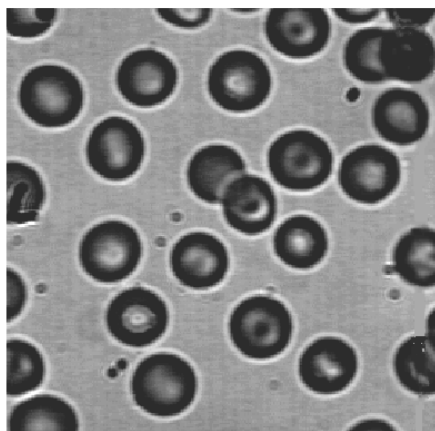
如果灰度级直方图呈明显的双峰状，则选取两峰之间的谷底所对应的灰度级作为阈值。



4.2 基于灰度阈值化的图像分割

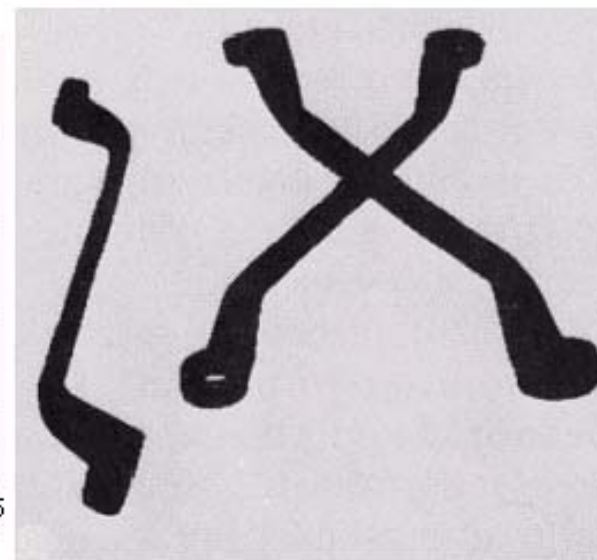
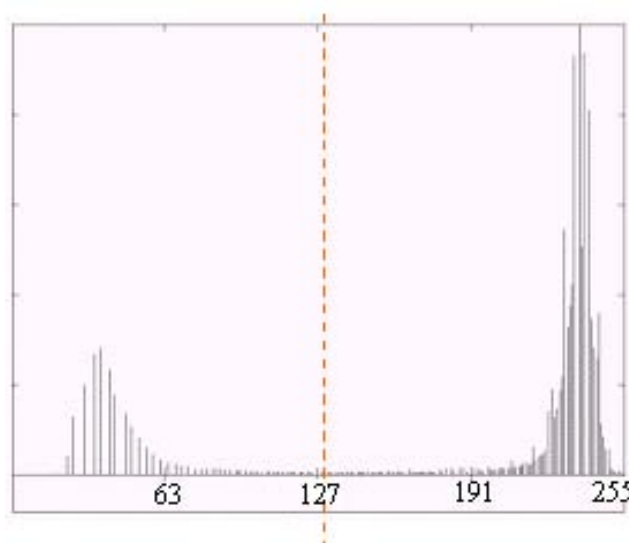
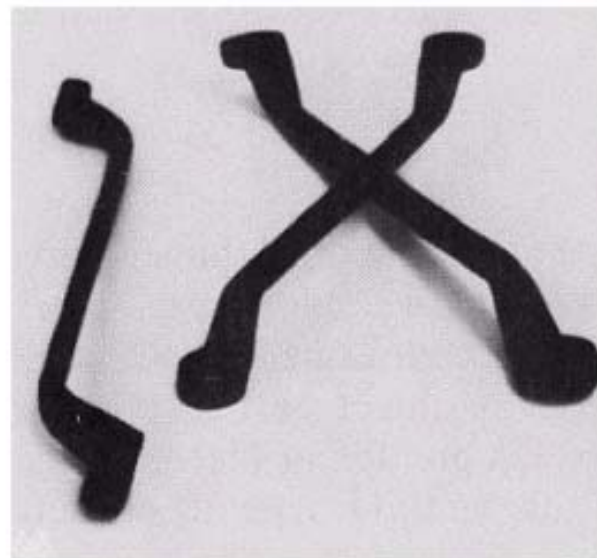
■ 简单直方图阈值分割法

分析该直方图可知，该直方图具有双峰特性，图像中的目标（细胞）分布在较暗的灰度级上形成一个波峰，图像中的背景分布在较亮的灰度级上形成另一个波峰。此时，用其双峰之间的谷低处灰度值作为阈值 T 进行图像的阈值化处理，便可将目标和背景分割开来。



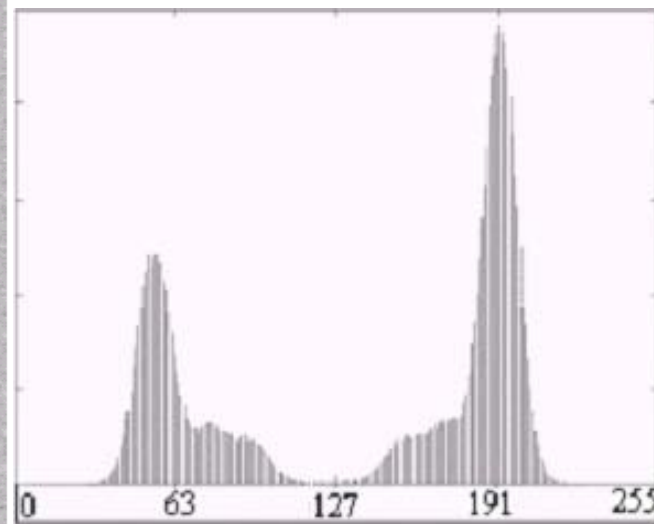
4.2 基于灰度阈值化的图像分割

- 简单直方图阈值分割法



4.2 基于灰度阈值化的图像分割

- 简单直方图阈值分割法





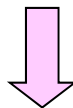
4.2 基于灰度阈值化的图像分割

■ 简单直方图阈值分割法

注意：应用灰度直方图双峰法来分割图像，也需要一定的图像**先验知识**，因为同一个直方图可以对应**若干个不同的图像**，直方图只表明图像中各个**灰度级上有多少个像素**，并不描述这些像素的**任何位置信息**。



该方法不适合直方图中双峰差别很大或双峰间的谷比较宽广而平坦的图像，以及单峰直方图的情况。

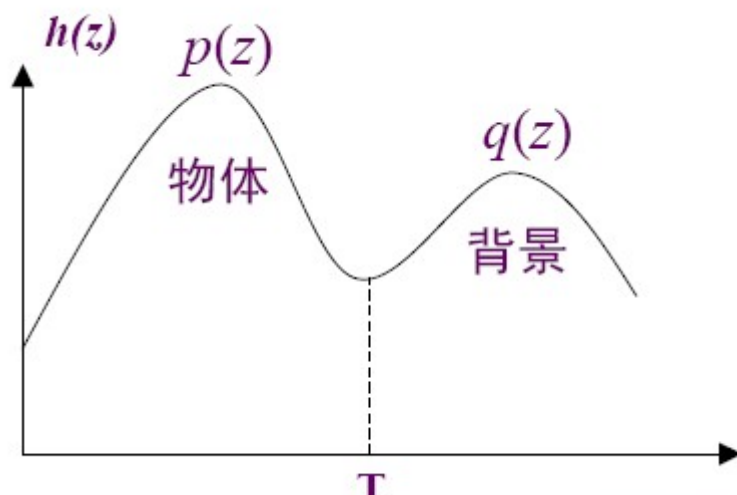


70年代初，研究工作集中在直方图变换，但无论是直方图还是直方图变换法都仅仅考虑了直方图**灰度**信息而忽略了图像的**空间**信息。

4.2 基于灰度阈值化的图像分割

■ 最佳阈值分割法

- 最佳阈值是指使图像中目标和背景分割错误最小的阈值。



误分概率最小原则

设物体暗，背景亮

物体灰度概率密度 $p(z)$ ，占画面百分比 θ ；
背景灰度概率密度 $q(z)$ ，占画面百分比 $1-\theta$ 。



4.2 基于灰度阈值化的图像分割

■ 最佳阈值分割法

背景点误判为物体点的误判概率为 $Q(T) = \int_0^T q(z) dz$

物体点误判为背景点的误判概率为 $\int_T^\infty p(z) dz = 1 - \int_0^T p(z) dz$

\downarrow
 $P(T)$: 物体总概率

总的误判概率 r :

$$r = (1 - \theta)Q(T) + \theta[1 - P(T)]$$



4.2 基于灰度阈值化的图像分割

■ 最佳阈值分割法

求最佳阈值 T ，使总误判概率最小。

$$\frac{dR(T)}{dT} = (1-\theta) \frac{dQ(T)}{dT} - \theta \frac{dP(T)}{dT} = 0 \quad (6.1)$$

$= q(T)$ $= p(T)$

假设 $p(z)$ 与 $q(z)$ 均为正态分布，均值分别为 μ ， ν ，标准方差分别为 δ ， σ 。

$$p(T) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta} e^{-\frac{(T-\mu)^2}{2\delta^2}}, \quad q(T) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(T-\nu)^2}{2\sigma^2}} \quad (6.2)$$



4.2 基于灰度阈值化的图像分割

■ 最佳阈值分割法

将 (6.2) 代入 (6.1)，两边取对数：

$$\ln(1-\theta) + \ln q(T) = \ln \theta + \ln p(T)$$

$$\ln(1-\theta) - \ln \sigma - \frac{(T-v)^2}{2\sigma^2} = \ln \theta - \ln \delta - \frac{(T-\mu)^2}{2\delta^2}$$

整理，得

$$(\delta^2 - \sigma^2)T^2 + 2(\mu\sigma^2 - v\delta^2)T + (\delta^2v^2 - \sigma^2\mu^2 + 2\delta^2\sigma^2 \ln[\frac{\sigma}{\delta} \cdot \frac{\theta}{1-\theta}]) = 0$$



4.2 基于灰度阈值化的图像分割

■ 最佳阈值分割法

若 $\delta = \sigma$ 则

$$T = \frac{u+v}{2} + \frac{\sigma^2}{u-v} \ln \frac{1-\theta}{\theta}$$

$\theta = 1/2$ 时,

$$T = \frac{1}{2}(u+v)$$

综上所述，假如图像的目标物和背景像素灰度级概率呈正态分布，且偏差相等，背景和目標像素总数也相等，则这个图像的最佳分割阈值就是目标物和背景像素灰度级两个均值的平均。



4.2 基于灰度阈值化的图像分割

■ 迭代式阈值选择

■ 迭代式阈值选择的基本步骤如下：

- (1) 选择图像灰度的中值作为初始阈值 $T_i=T_0$ 。
- (2) 利用阈值 T_i 把图像分割成两部分区域， R_1 和 R_2 ，并计算其灰度均值

$$\mu_1 = \frac{\sum_{i=0}^{T_i} in_i}{\sum_{i=0}^{T_i} n_i}, \mu_2 = \frac{\sum_{i=T_i}^{L-1} in_i}{\sum_{i=T_i}^{L-1} n_i}$$

- (3) 计算新的阈值 T_{i+1} $T_{i+1} = \frac{1}{2}(\mu_1 + \mu_2)$

- (4) 重复步骤(2)、(3)，直到 T_{i+1} 和 T_i 的值差别小于某个给定值



4.2 基于灰度阈值化的图像分割

■ P参数法

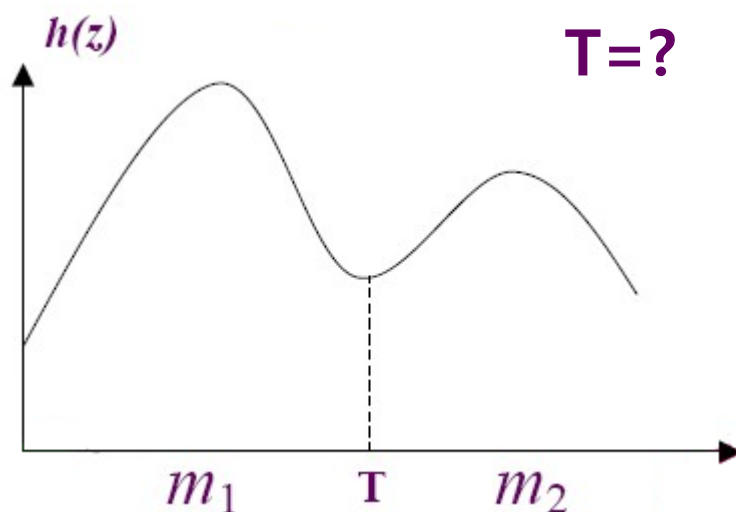
- 这种方法用于目标所占图像面积已知的情况。
- 基本原理：设目标在最简单图像 $f(i,j)$ 中所占的面积 s_0 与图像面积 s 之比为 $P=s_0/s$ ，则背景所占面积比为 $1-P=(s-s_0)/s$ 。一般来说，低灰度值为背景，高灰度值为目标。
- 如果统计图像 $f(i,j)$ 灰度值不大于某一灰度 t 的像素数和图像总像素数之比为 $1-P$ 时，则以 t 为阈值，按照下式就可将目标从图像中分割出来。

$$g(i,j)=\begin{cases} 0 & f(i,j) \leq t \\ 1 & f(i,j) > t \end{cases}$$

4.2 基于灰度阈值化的图像分割

■ 最大类间方差阈值分割法——Otsu法

大津展之



思想：把直方图在某一阈值分割成两组，当被分成的两组间方差为最大时，确定阈值。



4.2 基于灰度阈值化的图像分割

- 最大类间方差阈值分割法——Otsu法

设一幅图灰度值为 $1 \sim m$ 级，灰度值 i 的像素数为 n_i ,

总像素数
$$N = \sum_{i=1}^m n_i$$

各值的概率
$$p_i = \frac{n_i}{N}$$

用 k 将其分成两组. $C_0 = \{1 \sim k\}$, $C_1 = \{k+1 \sim m\}$



4.2 基于灰度阈值化的图像分割

■ 最大类间方差阈值分割法——Otsu法

$$C_0 \text{ 产生的概率 } \omega_0 = \sum_{i=1}^k p_i = \omega(k)$$

$$C_1 \text{ 产生的概率 } \omega_1 = \sum_{i=k+1}^m p_i = 1 - \omega(k)$$

$$C_0 \text{ 的平均值 } \mu_0 = \sum_{i=1}^k \frac{i p_i}{\omega_0} = \frac{\mu(k)}{\omega(k)}$$

$$C_1 \text{ 的平均值 } \mu_1 = \sum_{i=k+1}^m \frac{i p_i}{\omega_1} = \frac{\mu - \mu(k)}{1 - \omega(k)}$$

其中 $\mu = \sum_{i=1}^m i p_i$ 是整体图像的灰度平均值；

$\mu(k) = \sum_{i=1}^k i p_i$ 是阈值为 k 的灰度平均值；

全部采样的灰度平均值为 $\mu = \omega_0 \mu_0 + \omega_1 \mu_1$



4.2 基于灰度阈值化的图像分割

■ 最大类间方差阈值分割法——Otsu法

两组间的方差用下式求出

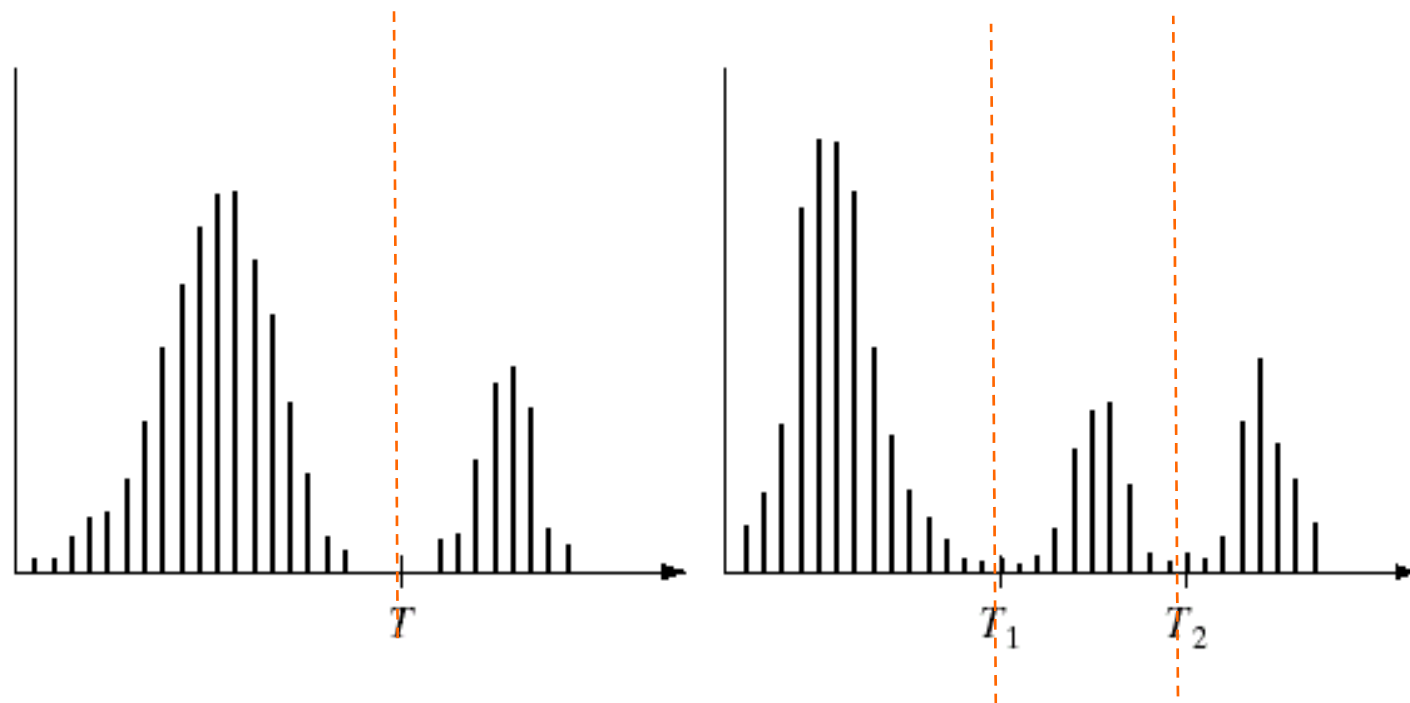
$$\begin{aligned}\sigma^2(k) &= \omega_0(\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu)^2 = \omega_0\omega_1(\mu_1 - \mu_0)^2 \\ &= \frac{[\mu \cdot \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]}\end{aligned}$$

从1~ m 之间改变 k , 求上式为最大值的 k , 即求 $\max \sigma^2(k)$ 时的 k^* 值, 此时, k^* 值便是阈值。我们把 $\sigma^2(k)$ 叫做阈值选择函数。

4.2 基于灰度阈值化的图像分割

■ 单值阈值的问题

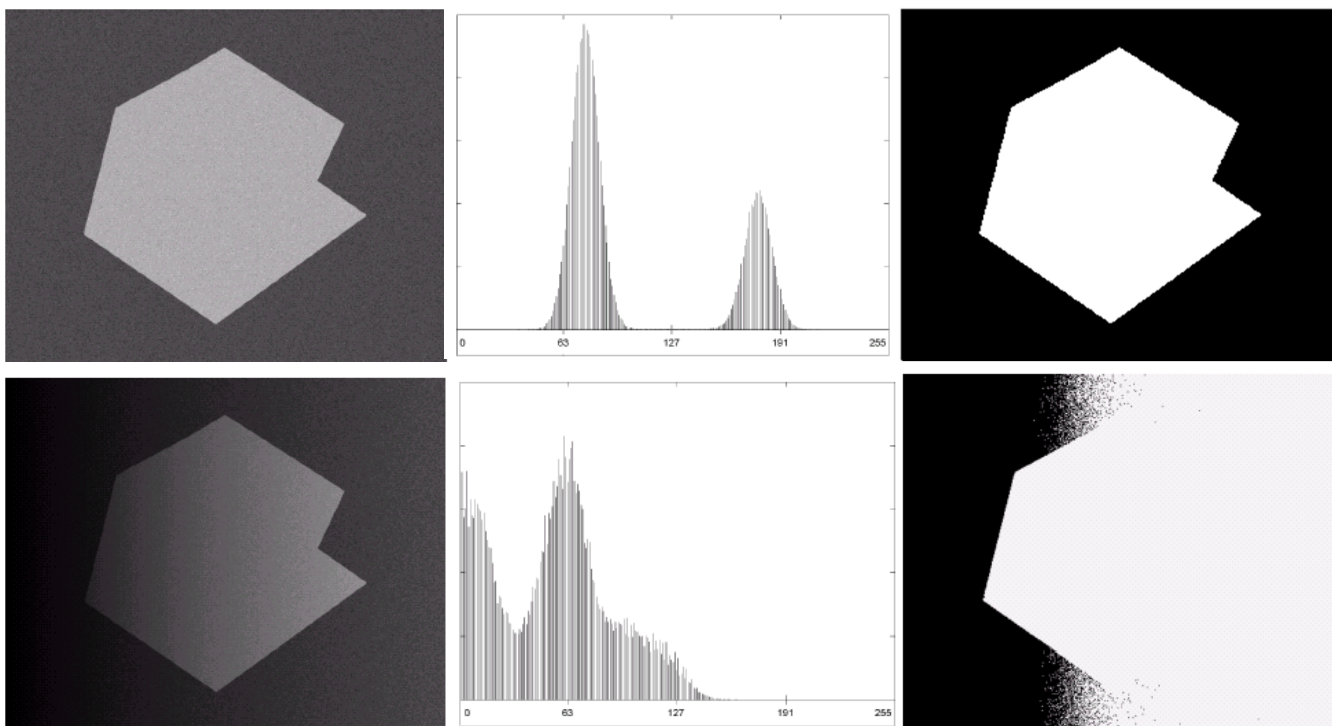
- 单值阈值只能对双峰直方图工作得较好
- 对于其它类型的直方图，需要更多的阈值



4.2 基于灰度阈值化的图像分割

■ 单值阈值的问题

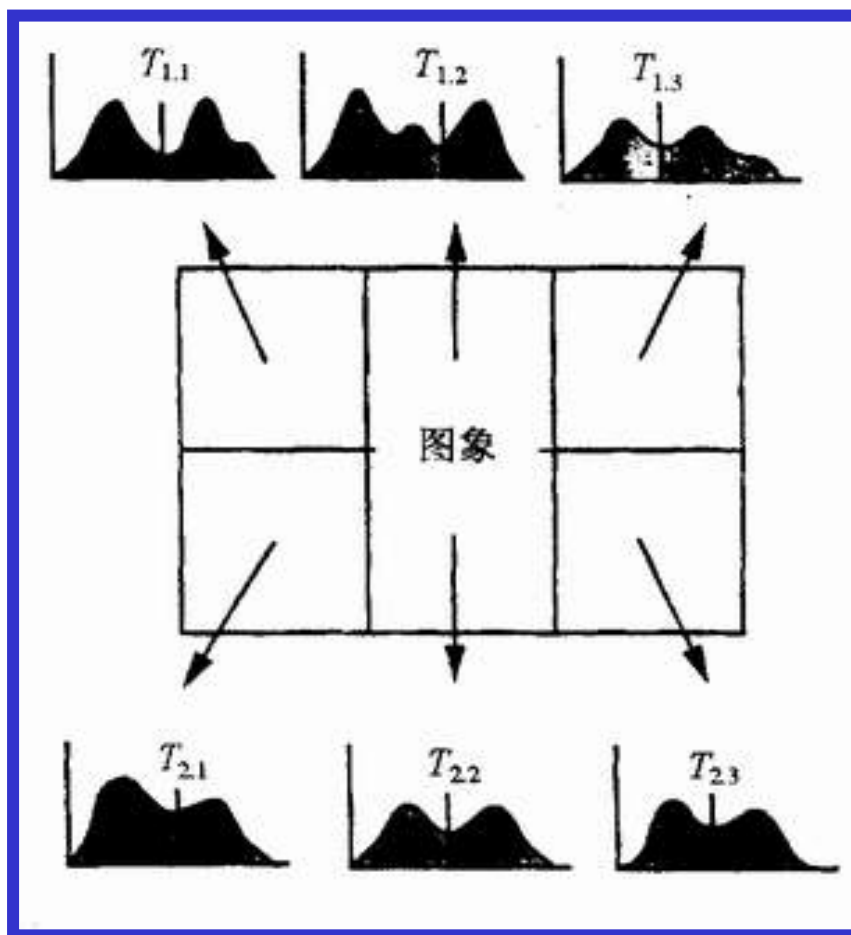
- 不均匀的光照会使单值阈值方案失效



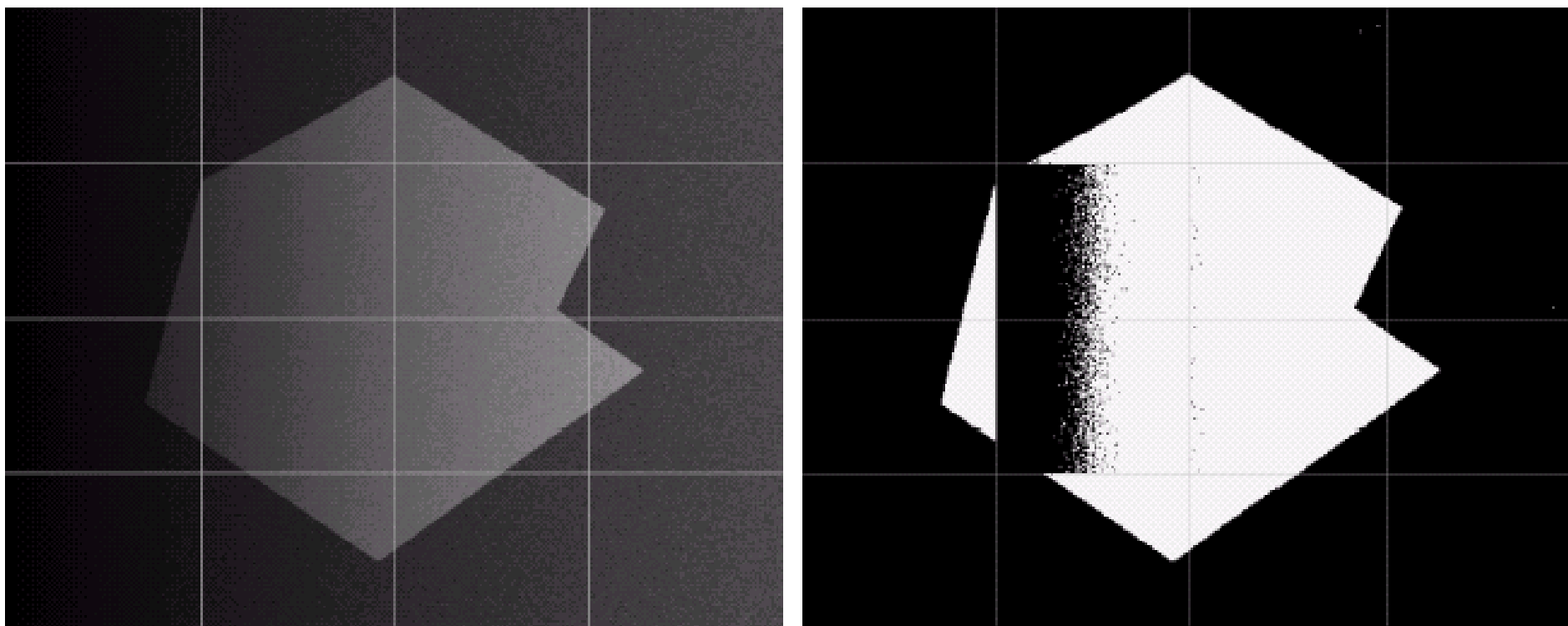
4.2 基于灰度阈值化的图像分割

■ 局部（自适应）阈值化分割法

- 解决单值阈值无法工作的一个方法是将图像分割为子图像，并分别进行阈值化处理
- 由于每个像素的阈值依赖于其在图像中的位置，因此称为自适应（adaptive）阈值

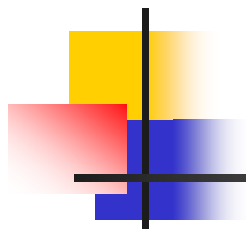


4.2 基于灰度阈值化的图像分割



局部（自适应）阈值化分割结果

- 图像得到了改善，但是需要对出错的图像进行进一步的细分，从而得到更好的效果。

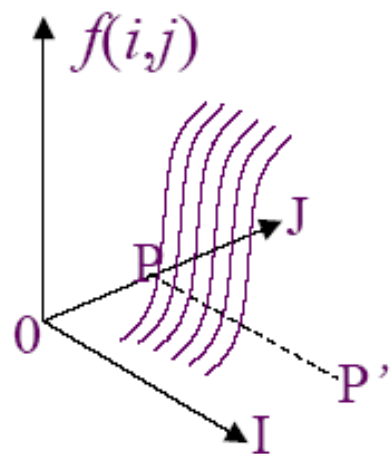


第4章 图像分割

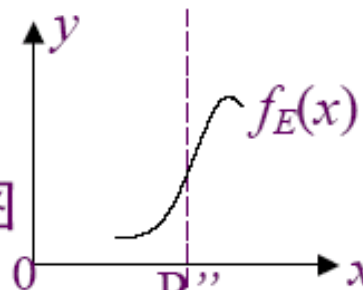
- 4.1 图像分割的概念及分类
- 4.2 基于灰度阈值化的图像分割
- **4.3 基于边缘检测的图像分割**
- 4.4 基于区域的图像分割
- 4.5 基于主动轮廓模型的图像分割

4.3 基于边缘检测的图像分割

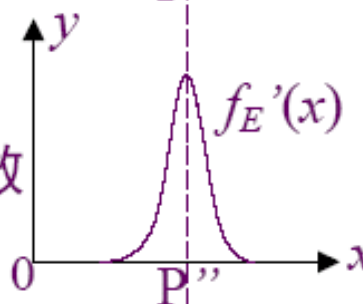
阶跃状边缘
(两边像素的灰度值显著的不同)



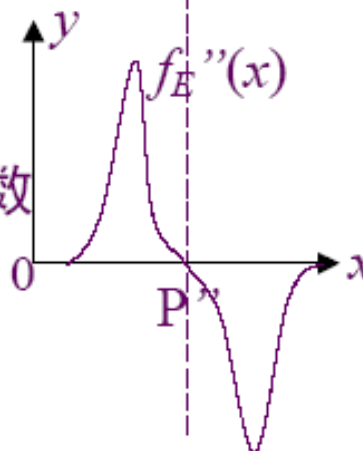
截面图



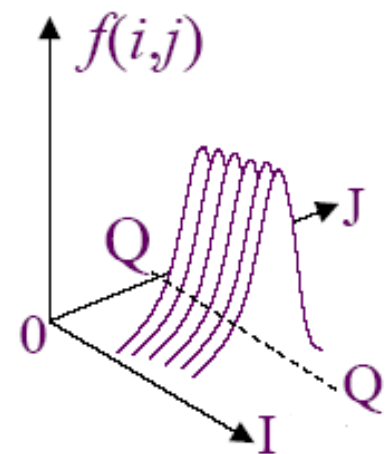
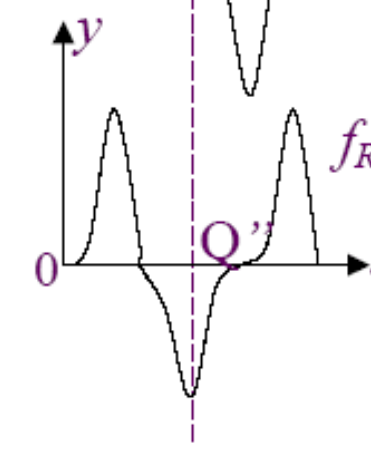
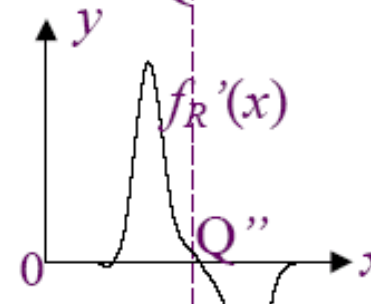
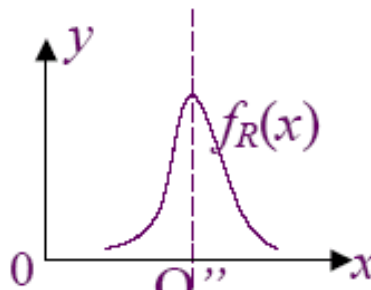
一阶导数



二阶导数



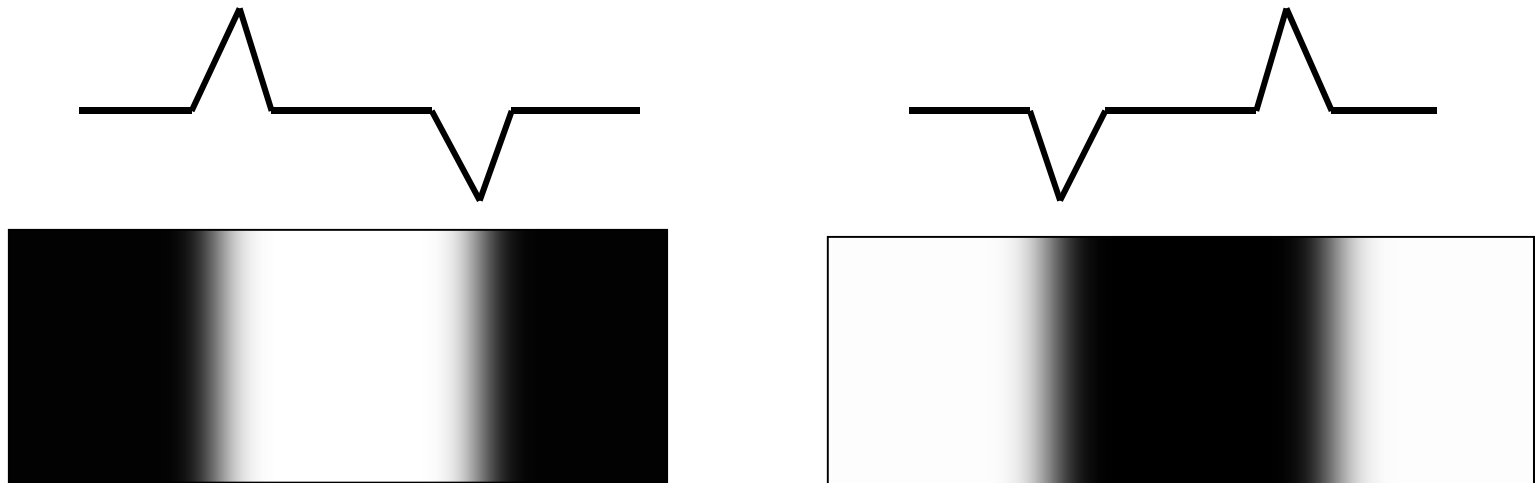
屋顶状边缘
(灰度值从增加到减少的变化转折点)



4.3 基于边缘检测的图像分割

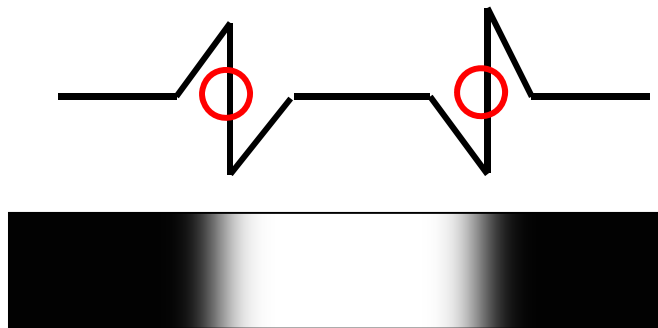
■ 边缘的检测

- 边缘检测基本思想：计算局部微分算子
- 一阶微分：用梯度算子来计算
 - 特点：对于暗到亮的边缘，边缘的变化起点是正的，结束是负的。对于亮到暗的边缘，结论相反。常数部分为零。
 - 用途：用于检测图像中边缘的存在。



4.3 基于边缘检测的图像分割

- 二阶微分：通过拉普拉斯来计算
 - 特点：二阶微分在亮的一边是负的，在暗的一边是正的。常数部分为零。
 - 用途：
 - 1) 二次导数的符号，用于确定边上的像素是在亮的一边，还是暗的一边。
 - 2) 0跨越，确定边的准确位置





4.3 基于边缘检测的图像分割

- 边缘的检测

- 梯度算子

函数 $f(x,y)$ 在 (x,y) 处的梯度为一个向量:

$$\nabla f = [\partial f / \partial x, \partial f / \partial y]$$

计算这个向量的大小为:

$$|\nabla f| = \text{abs}(\nabla f) = [(\partial f / \partial x)^2 + (\partial f / \partial y)^2]^{1/2}$$

近似为: $|\nabla f| \approx |\partial x| + |\partial y|$

z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9

4.3 基于边缘检测的图像分割

- 边缘的检测

- 梯度算子

梯度的方向角为:

∂x

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

∂y

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

$$\alpha(x,y) = \tan(\partial y / \partial x)$$

Sobel算子为:

$$\partial x = (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3)$$

$$\partial y = (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7)$$

梯度值: $\nabla f \approx |\partial x| + |\partial y|$



4.3 基于边缘检测的图像分割

■ **Sobel**梯度算子的使用与分析

1. 直接计算 $\partial \mathbf{y}$ 、 $\partial \mathbf{x}$ 可以检测到边的存在，以及从暗到亮，从亮到暗的变化。
2. 仅计算 $|\partial \mathbf{x}|$ ，产生最强的响应是正交于 \mathbf{x} 轴的边； $|\partial \mathbf{y}|$ 则是正交于 \mathbf{y} 轴的边。
3. **Sobel**算子具有平滑效果，由于微分增强了噪音，这一点是特别引人注意的特性。

4.3 基于边缘检测的图像分割

■ 边缘的检测

■ 拉普拉斯算子

二维函数 $f(x,y)$ 的拉普拉斯是一个二阶的微分定义为: $\nabla^2 f = [\partial^2 f / \partial x^2, \partial^2 f / \partial y^2]$

可以用多种方式被表示为数字形式。对于一个3x3的区域, 经验上被推荐最多的形式是:

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

z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9



4.3 基于边缘检测的图像分割

■ 边缘的检测

■ 拉普拉斯算子

■ 定义数字形式的拉普拉斯的基本要求是：

1. 作用于中心像素的系数是一个负数
2. 而且其周围像素的系数为正数
3. 系数之和必为0

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

1	1	1
1	-8	1
1	1	1



4.3 基于边缘检测的图像分割

- 拉普拉斯算子的分析：
- **缺点：** 对噪音的敏感；会产生双边效果；不能检测出边的方向。
- **应用：** 拉普拉斯算子不直接用于边的检测，通常只起辅助的角色。
 - 检测一个像素是在边的亮的一边还是暗的一边。
 - 利用二阶导数零交叉，确定边的位置。



4.3 基于边缘检测的图像分割

■ 边缘的检测

■ 拉普拉斯高斯（LoG）算子

- **二阶边缘检测方法**，通过寻找图像灰度值中二阶微分过零点来检测边缘。先用高斯函数对图像进行滤波，然后对滤波后的图像求二阶偏导。

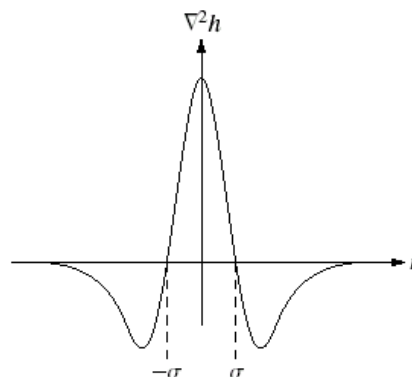
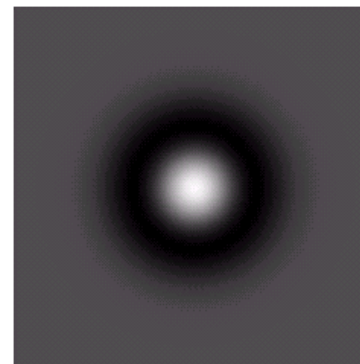
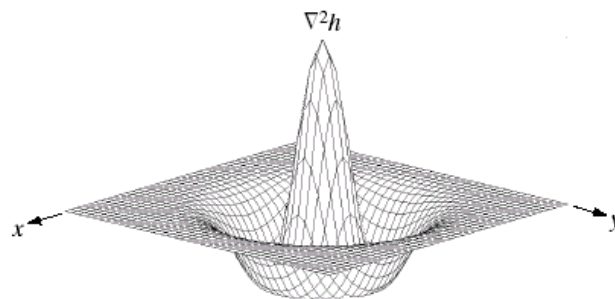
拉普拉斯高斯算子：

$$\nabla^2 G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^4} \left(\frac{x^2 + y^2}{\sigma^2} - 2 \right) \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right)$$

4.3 基于边缘检测的图像分割

拉普拉斯高斯算子:

$$\nabla^2 G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^4} \left(\frac{x^2 + y^2}{\sigma^2} - 2 \right) \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$



0	0	-1	0	0
0	-1	-2	-1	0
-1	-2	16	-2	-1
0	-1	-2	-1	0
0	0	-1	0	0



4.3 基于边缘检测的图像分割

■ 边缘的检测

■ 拉普拉斯高斯（LoG）算子

- 应用LoG算子，高斯函数中方差参数的选择很关键，对图像边缘检测效果有很大的影响。高斯滤波器为低通滤波器，方差越大，通频带越窄，对较高频率的噪声的抑制作用越大，避免了虚假边缘的检出，同时信号的边缘也被平滑了，造成某些边缘点的丢失。反之，方差越小，通频带越宽，可以检测到的图像更高频率的细节，但对噪声的抑制能力相对下降，容易出现虚假边缘。因此，应用LoG算子，为取得更佳的效果，对于不同图像应选择不同参数。



4.3 基于边缘检测的图像分割

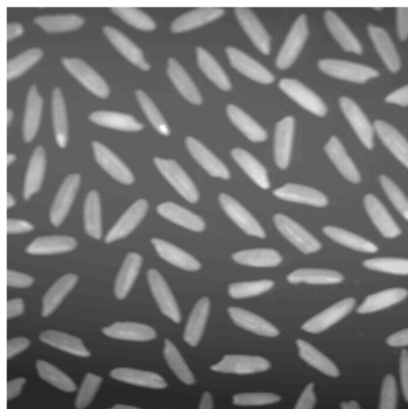
- 边缘的检测

- Canny算子

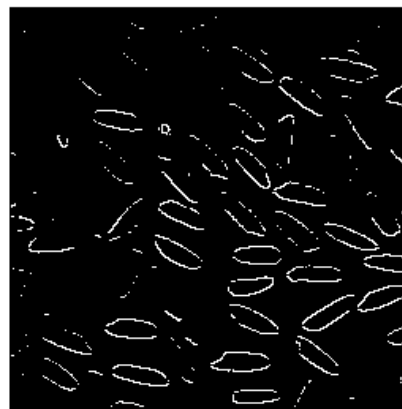
- Canny算子边缘检测的算法是通过寻找图像梯度的局部极大值，梯度是用高斯函数的一阶微分来表示的。通过两个阈值来分别检测强边缘和弱边缘；当且仅当弱边缘与强边缘连接时，弱边缘才被输出。

4.3 基于边缘检测的图像分割

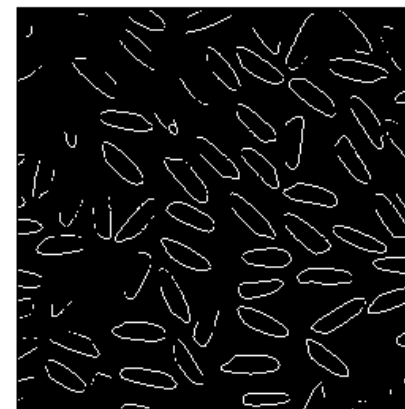
原始图像



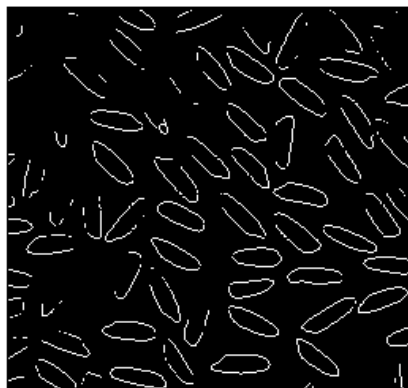
roberts算子检测



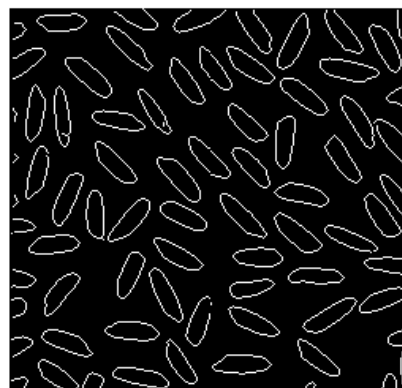
sobel算子检测



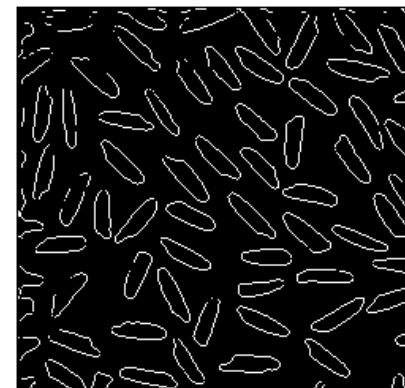
prewitt算子检测



canny算子检测



log算子检测

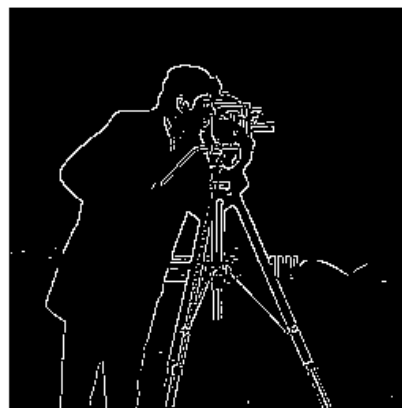


4.3 基于边缘检测的图像分割

原始图像



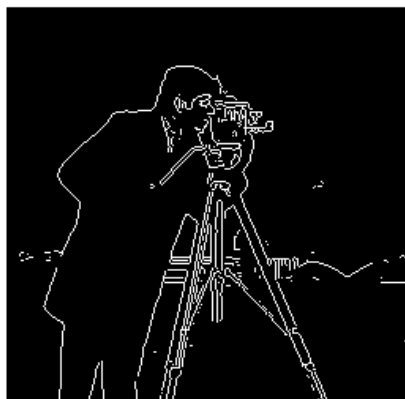
roberts算子检测



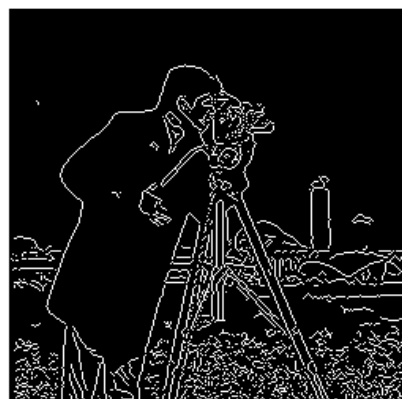
sobel算子检测



prewitt算子检测



canny算子检测



log算子检测



4.3 基于边缘检测的图像分割



Sobel



Robert



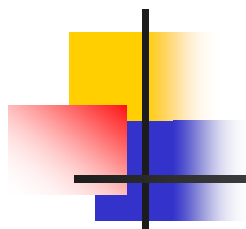
Prewitt



LoG

Canny





4.3 基于边缘检测的图像分割

算子	特点
Roberts	Roberts 算子利用局部差分算子寻找边缘，比较粗糙，定位不是很确定，容易丢失一部分边缘，同时由于图像没经过平滑处理，因此不具备抑制噪声的能力。该算子对具有陡峭边缘且含噪声少的图像效果较好。



4.3 基于边缘检测的图像分割

算子	特点
Sobel Prewitt	<p>都是对图像先做加权平滑处理，然后再做微分运算，所不同的是平滑部分的权值有些差异，因此对噪声具有一定的抑制能力，但不能完全排除检测结果中出现的虚假边缘。虽然这两个算子边缘定位效果不错，但检测出的边缘容易出现多像素宽度。</p> <p>对灰度渐变和噪声较多的图像处理效果较好。对边缘的定位比较准确。</p>



4.3 基于边缘检测的图像分割

算子	特点
Laplacian	是不依赖于边缘方向的二阶微分算子，对图像中的阶跃型边缘点定位准确，该算子对噪声非常敏感，它使噪声成分得到加强，这两个特性使得该算子容易丢失一部分边缘的方向信息，造成一些不连续的检测边缘，同时抗噪声能力比较差。经常出现双像素边界，很少直接用于检测边缘，而是用来判断边缘像素是位于图像的明区还是暗区
Canny	不易受噪声的干扰，能检测到真正的弱边缘



4.3 基于边缘检测的图像分割

- 边缘跟踪
 - 光栅扫描跟踪法
 - 轮廓跟踪法



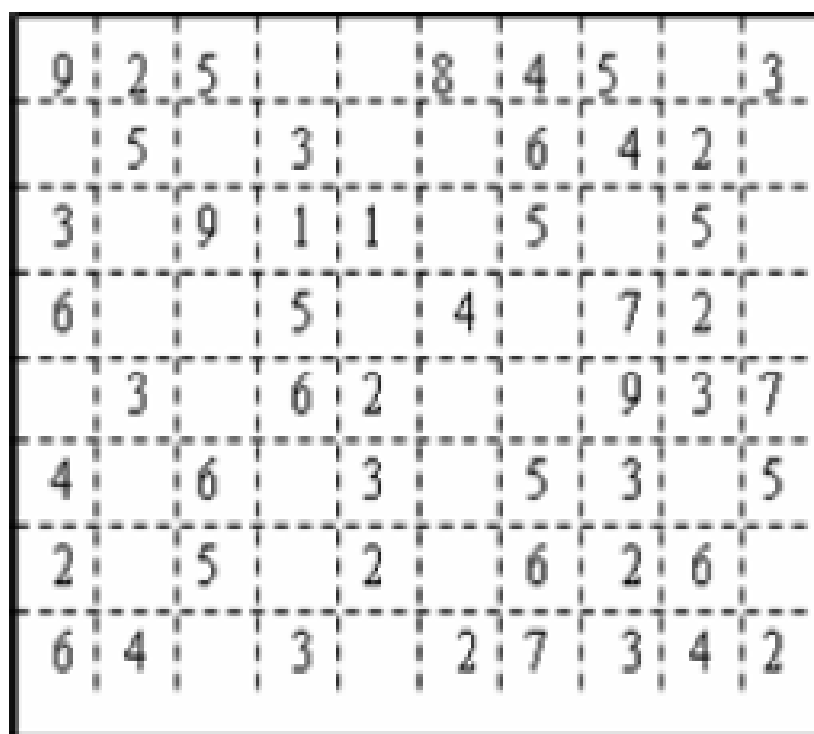
4.3 基于边缘检测的图像分割

■ 边缘跟踪

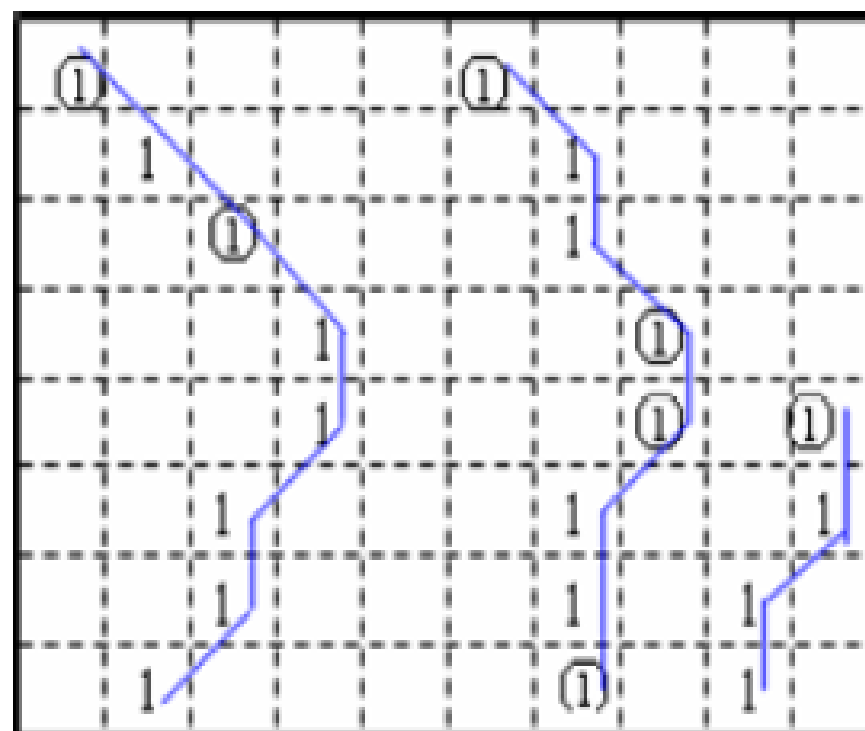
■ 光栅扫描跟踪法

- 是一种采用电视光栅行扫描顺序对遇到的像素进行分析，从而确定是否为边缘的跟踪方法。
- 基本思想是先利用检测准则确定和接受对象点，然后根据被接受的对象点和跟踪准则确定并接受新的对象点，最后将所有标记为1且相邻的对象点联接起来就得到了检测到的细曲线。

4.3 基于边缘检测的图像分割



(a) 输入图像



(b) 采用光栅跟踪法得到的检测结果

图 4.18 光栅扫描跟踪



4.3 基于边缘检测的图像分割

■ 边缘跟踪

■ 光栅扫描跟踪的优缺点

- 是一种简单的利用局部信息、通过扫描的方式将边缘点连接起来的方法。
- 采用电视光栅行扫描顺序对遇到的像素进行分析，从而确定其是否为边缘。由于光栅扫描跟踪和扫描方向有关，因此最好沿其他方向再跟踪一次。



4.3 基于边缘检测的图像分割

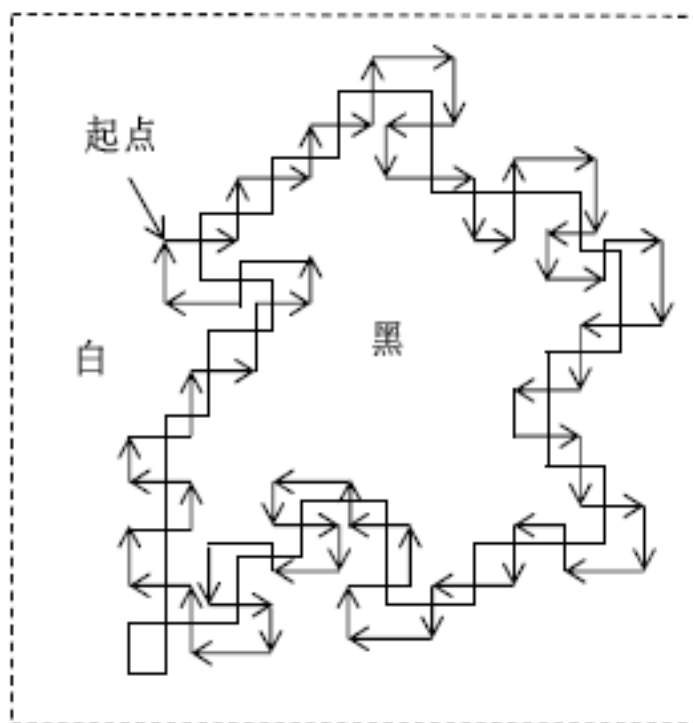
■ 边缘跟踪

■ 轮廓跟踪算法的具体步骤

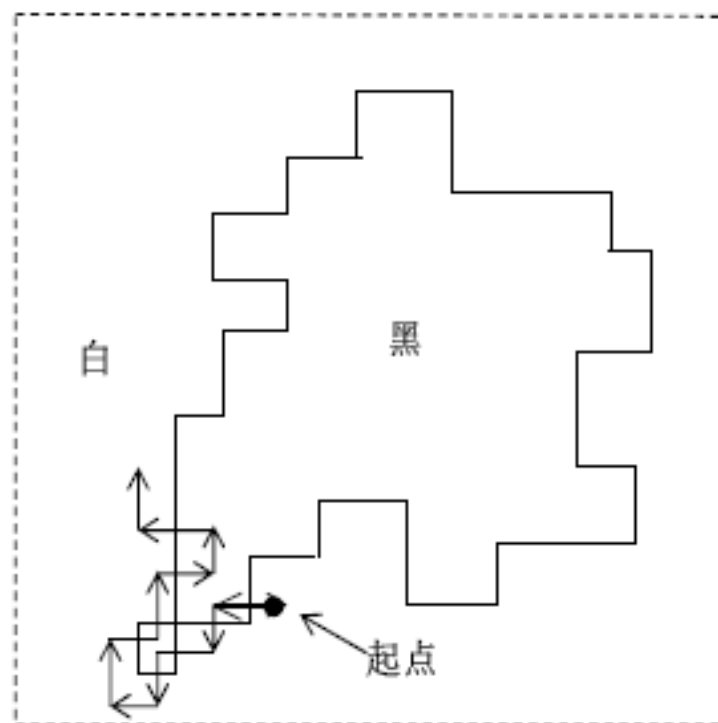
- (1)在靠近边缘处任取一起始点，然后按照每次只前进一步，步距为一个像素的原则开始跟踪；
- (2)当跟踪中的某步是由白区进入黑区时，以后各步向左转，直到穿出黑区为止；
- (3)当跟踪中的某步是由黑区进入白区时，以后各步向右转，直到穿出白区为止；
- (4)当围绕目标边界循环跟踪一周回到起点时，则所跟踪的轨迹便是目标的轮廓；否则，应继续按(2)和(3)的原则进行跟踪。

4.3 基于边缘检测的图像分割

■ 边缘跟踪

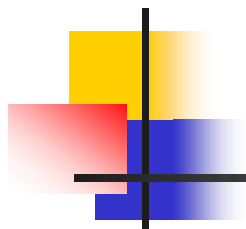


(a) 起点选择可能漏掉某些小凸部分



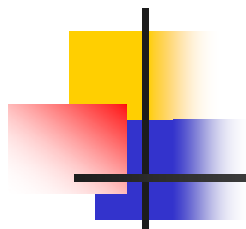
(b) 利用不同起点跟踪小凸部分

图 4.19 轮廓跟踪法示例



第4章 图像分割

- 4.1 图像分割的概念及分类
- 4.2 基于灰度阈值化的图像分割
- 4.3 基于边缘检测的图像分割
- **4.4 基于区域的图像分割**
- 4.5 基于主动轮廓模型的图像分割



4.4 基于区域的图像分割

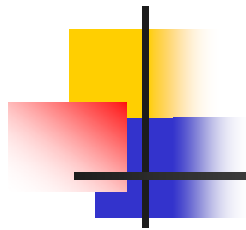
- 基于区域的图像分割
 - 像素集合的区域增长
 - 区域分裂与合并



4.4 基于区域的图像分割

1、区域增长

- **基本思路：**将具有相似性质的像素集合起来构成区域。
- **具体步骤：**先对每个需要分割的区域**找一个种子像素**作为生长**起点**，然后将种子像素周围**邻域中**与种子像素有**相同或相似**性质的像素(根据某种事先确定的生长或相似**准则**来判定)**合并到种子像素所在的区域中**。将这些**新像素**当做新的种子像素继续进行上面的过程，直到再**没有满足条件**的像素可被包括进来，这样一个区域就长成了。



4.4 基于区域的图像分割

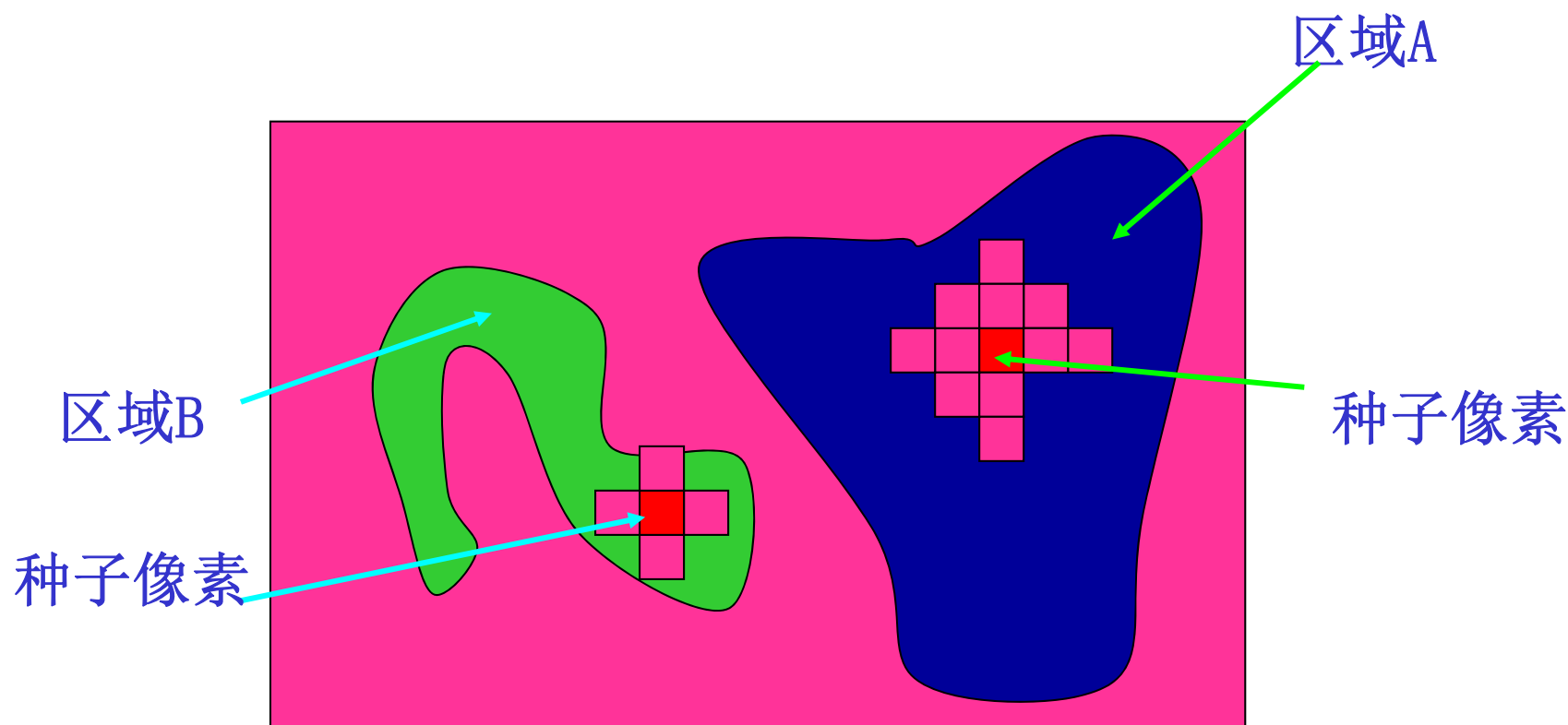
- 像素集合的区域增长

- 算法实现:

- 1) 根据图像的不同应用选择一个或一组种子，它或者是最亮或最暗的点，或者是位于点簇中心的点
- 2) 选择一个描述符（条件）
- 3) 从该种子开始向外扩张，首先把种子像素加入结果集合，然后不断将与集合中各个像素连通、且满足描述符的像素加入集合
- 4) 上述过程进行到不再有满足条件的新像素点加入集合为止

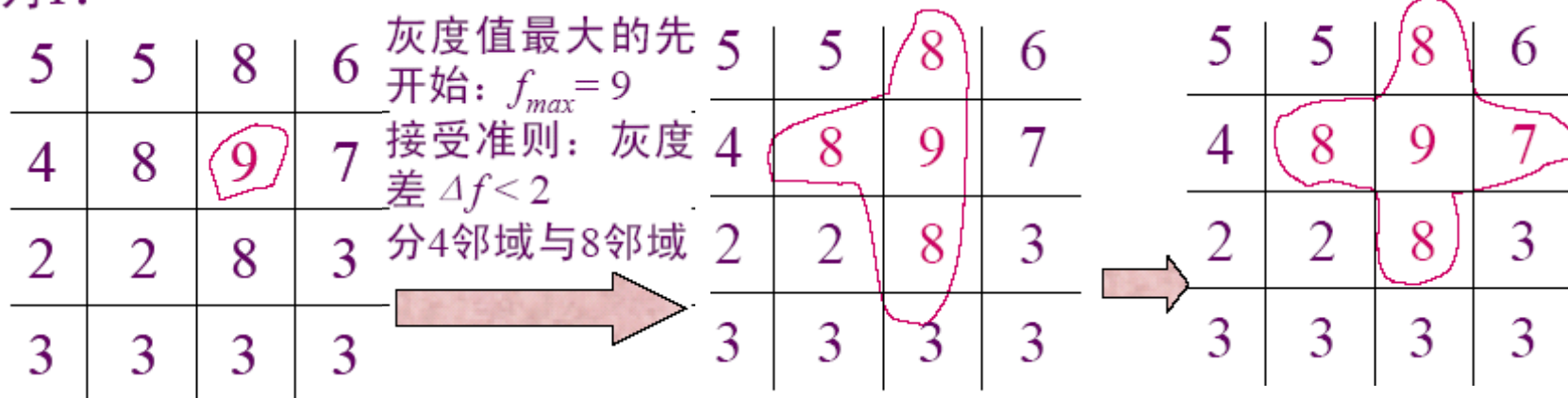
4.4 基于区域的图像分割

- 像素集合的**区域增长**

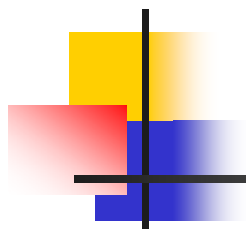


4.4 基于区域的图像分割

例1:

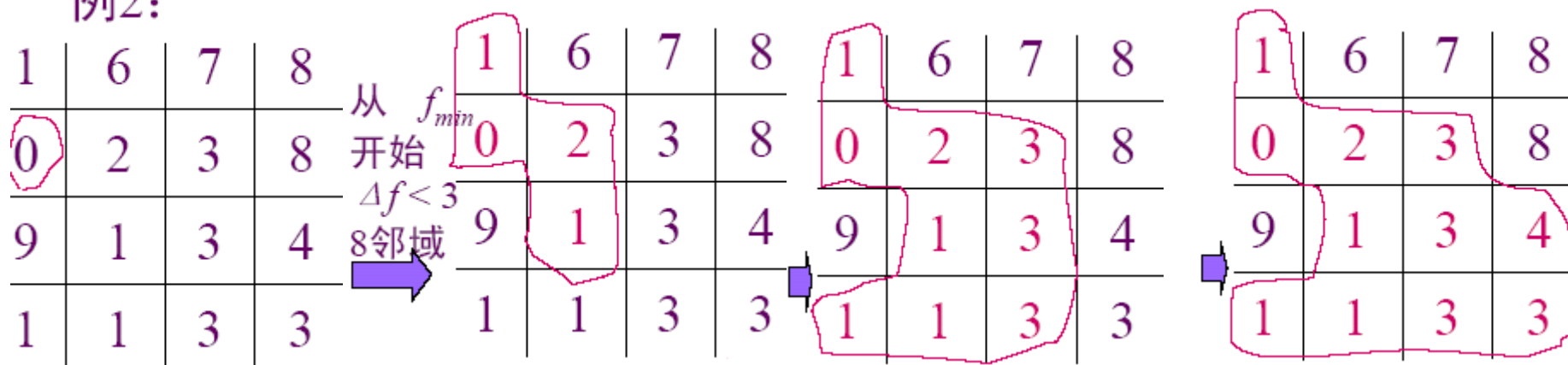


以9为起点开始区域增长，第一次区域增长得到3个灰度值为8的邻点，灰度级差值为1；此时这4个点的平均灰度为 $(8+8+8+9)/4=8.25$ ，由于阈值取2，因此，第二次区域增长时，灰度值为7的邻点被接受；此时5个点的平均灰度级为 $(8+8+8+9+7)/5=8$ ，在该区域的周围无灰度值大于6的邻域，即均匀测度为假，停止区域增长。



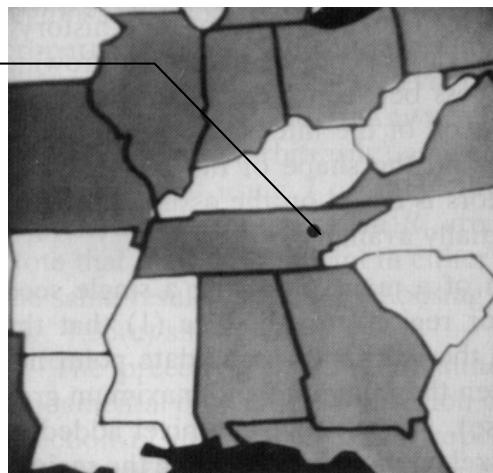
4.4 基于区域的图像分割

例2:

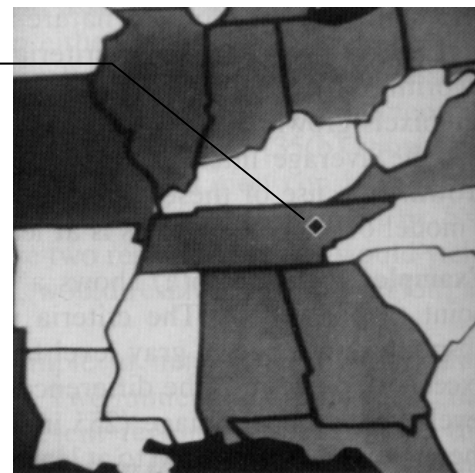


4.4 基于区域的图像分割

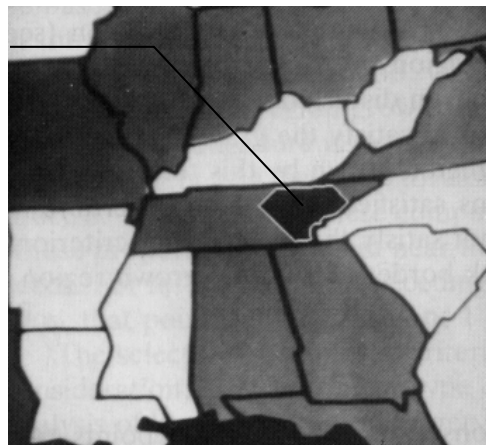
原始图像及
种子像素点



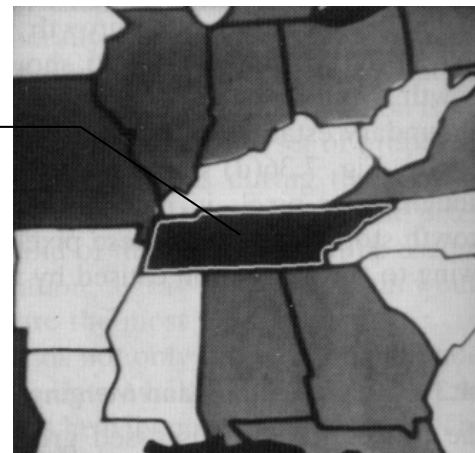
开始增长阶
段的结果

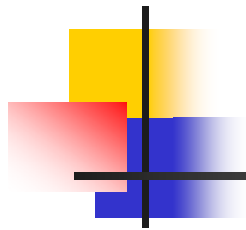


中间结果



最后结果





4.4 基于区域的图像分割

在实际应用区域生长法时需要解决三个问题：

- (1) 选择或确定一组能正确代表所需区域的种子像素
- (2) 确定在生长过程中能将相邻像素包括进来的准则
- (3) 制定让生长过程停止的条件或规则

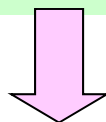
种子像素的选取常可借助具体问题的特点进行。

如果具体问题**没有先验知识**，则常可借助生长所用**准则**对每个像素进行相应的计算，如果计算结果**呈现聚类的**情况，则接近**聚类重心**的像素可取为种子像素。



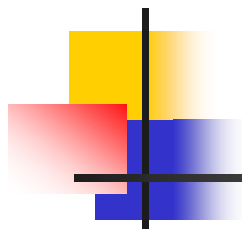
4.4 基于区域的图像分割

生长准则的选取不仅依赖于具体问题本身，也和所用图像数据的种类有关。



如当图像是彩色的时候，仅用单色的准则效果受到影响，另外还需考虑像素间的连通性和邻近性，否则有时会出现无意义的分割结果

一般生长过程，在进行到再没有满足生长准则需要的像素时停止，但常用的基于灰度、纹理、彩色的准则大都是基于图像中的局部性质，并没有充分考虑生长的“历史”。为增加区域生长的能力，常考虑一些尺寸、形状等图像和目标的全局性质有关准则，在这种情况下，需对分割结果建立一定的模型或辅以一定的先验知识。

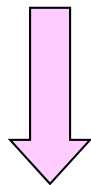


4.4 基于区域的图像分割

■ 生长准则和过程

区域生长的一个关键是选择合适的生长或相似准则，大部分区域生长准则使用图像的局部性质。

生长准则可根据不同原则制定，而使用不同的生长准则，将会影响区域生长的过程。



3种基本的生长准则和方法

基于区域灰度差

基于区域内灰度
分布统计性质

基于区域形状



4.4 基于区域的图像分割

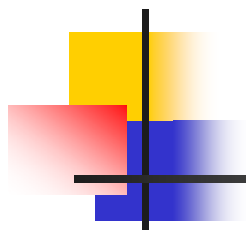
2、区域分裂与合并

区域生长方法——先从**单个种子**像素开始通过不断接纳新像素，最后得到整个区域。

区域分裂与合并的思想——先从**整幅图像**开始通过不断分裂，得到各个区域（在实际中，先将图像分成任意大小且不重叠的区域，然后再合并或分裂这些区域，以满足分割的要求），在这类方法中，常根据**图像的统计特性**设定图像区域属性的一**致性测度**。

基于灰度
统计特性

区域的边缘信息来
决定是否对区域进
行合并或分裂

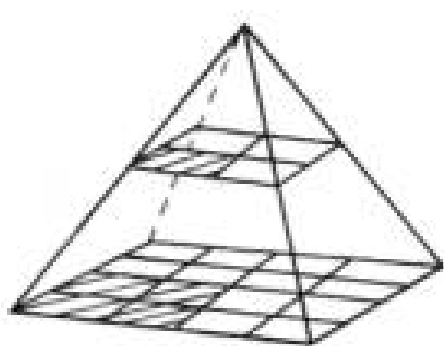


4.4 基于区域的图像分割

区域分裂与合并方法——利用了图像数据的金字塔或四叉树结构的层次概念，将图像划分为一组任意不相交的初始区域，即可以从图像的这种金字塔或四叉树数据结构的任一中间层开始，根据给定的均匀性检测准则，进行分裂和合并这些区域，逐步改善区域划分的性能，直到最后将图像分成数量最少的均匀区域为止

4.4 基于区域的图像分割

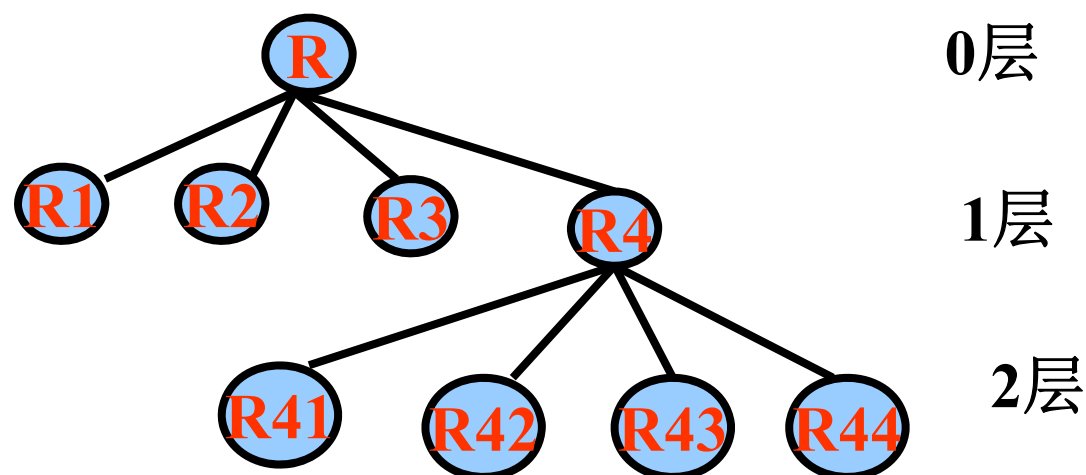
设原始图像 $f(x,y)$ 的尺寸大小为 $2^N \times 2^N$ ，在四叉树（金字塔）数据结构中，最底层就是原始图像，上一层的图像数据结构的每一个像素灰度值就是该层图像数据相邻四点的平均值，因此在上一层的图像尺寸比下层的图像尺寸小，分辨率低，但上层图像所包含的信息更具有概括性。

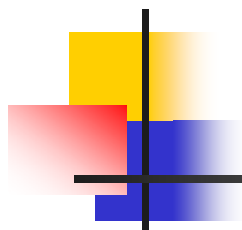


4.4 基于区域的图像分割

■ 利用图像四叉树表达方式的简单分裂合并算法

设 R 代表整个正方形图像区域， P 代表逻辑谓词。从最高层开始，把 R 连续分裂成越来越小的 $1/4$ 的正方形子区域 R_i ，并且始终使 $P(R_i)=TRUE$ 。也就是说，如果 $P(R)=FALSE$ ，那么就将图像分成四等分。如果 $P(R_i)=FALSE$ ，那么就将 R_i 分成四等分，如此类推，直到 R_i 为单个像素。





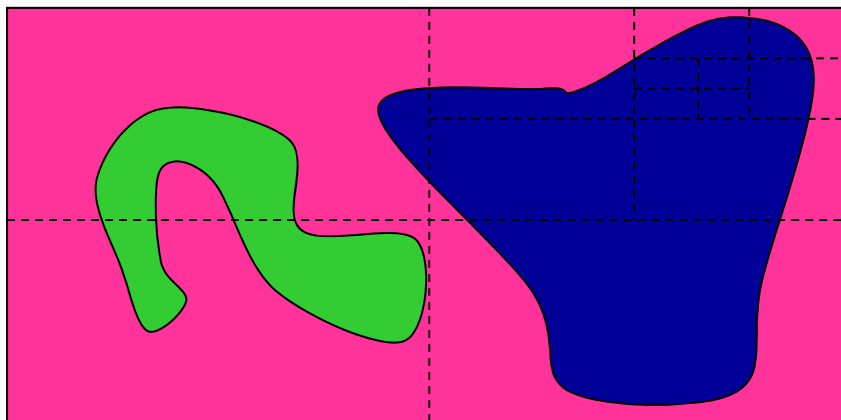
4.4 基于区域的图像分割

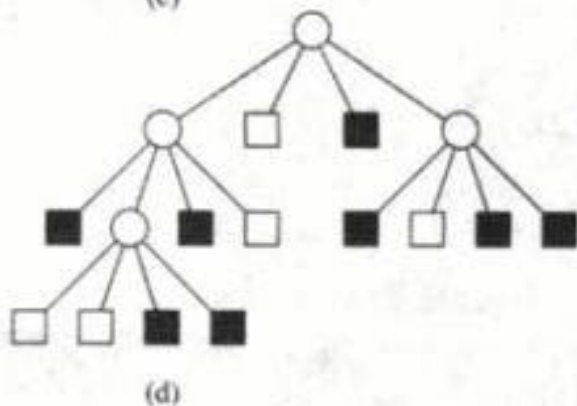
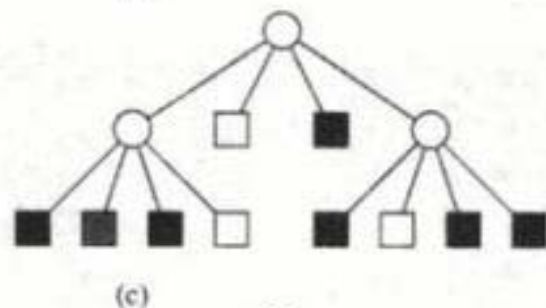
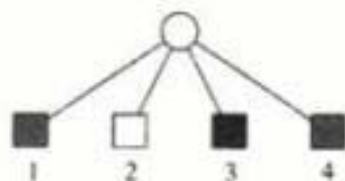
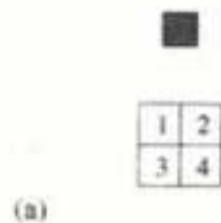
如果仅仅允许使用分裂，最后有可能出现**相邻**的两个区域**具有相同的性质**，但并没有合成一体的情况。为解决问题，在每次分裂后，允许其后继续分裂或合并。这里合并只合并那些相邻且合并后组成的新区域满足逻辑谓词**P**的区域。也就是说，如果能满足条件 **$P(R_i \cup R_j) = \text{TRUE}$** ，则将 **$R_i$** 和 **$R_j$** 合并。

4.4 基于区域的图像分割

■ 分裂与合并算法步骤:

- (1) 对任一区域 R_i , 如果 $P(R_i)=FALSE$, 就将其分裂成不重叠的4个子区域;
- (2) 对相邻的两个区域 R_i 和 R_j (它们可以大小不同, 即不在同一层), 如果条件 $P(R_i \cup R_j)=TRUE$ 成立, 就将它们合并为一个区域;
- (3) 重复以上各步, 直到不能再进行区域分裂和合并为止。





图像的四叉树结构表示:

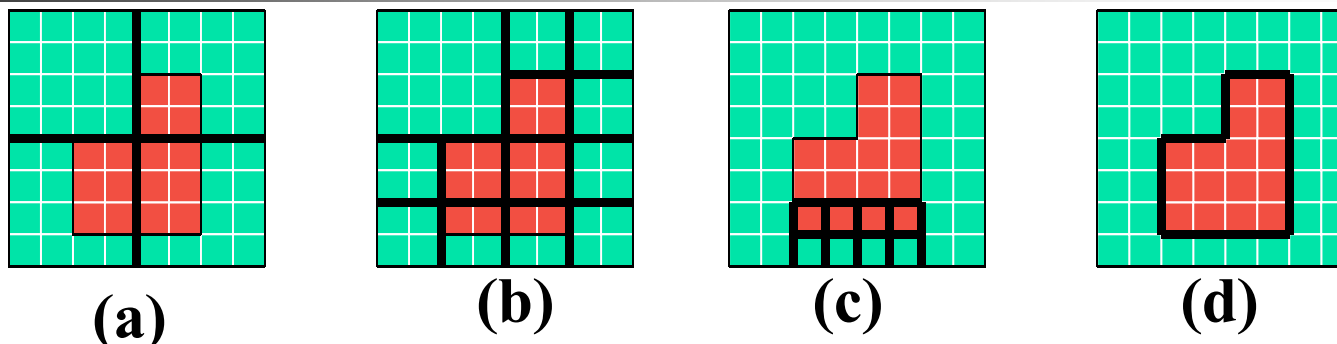
(a) 原始图像;

(b) 把原始图像分裂成为4个子区域;

(c) 分裂图像(b)中的灰度区域成为4个子区域;

(d) 分裂最后一个灰度区域, 得到最后的四叉树.

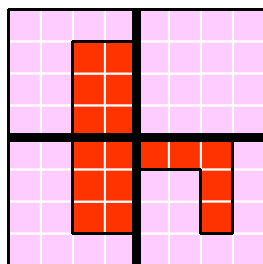
4.4 基于区域的图像分割



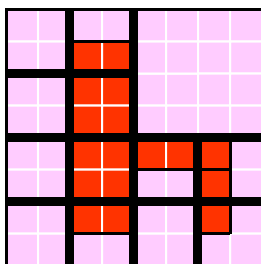
图中红色区域为目标，其它区域为背景，它们都具有常数灰度值

对整个图像 R ， $P(R)=FALSE$ ，($P(R)=TRUE$ 代表在 R 中的所有像素都具有相同的灰度值)，所以先将其分裂成如图(a)所示的四个正方形区域，由于左上角区域满足 P ，所以不必继续分裂，其它三个区域继续分裂而得到(b)，此时除包括目标下部的两个子区域外，其它区域都可分别按目标和背景合并。对下面的两个子区域继续分裂可得到(c)，因为此时所有区域都已满足 P ，所以最后一次合并可得到(d)的分割结果。

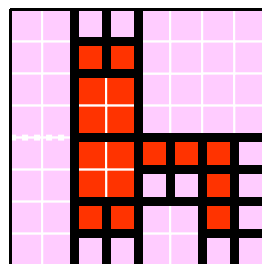
4.4 基于区域的图像分割



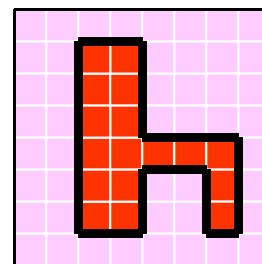
(a)第一次操作



(b)第二次操作



(c)第三次操作



(d)最后结果

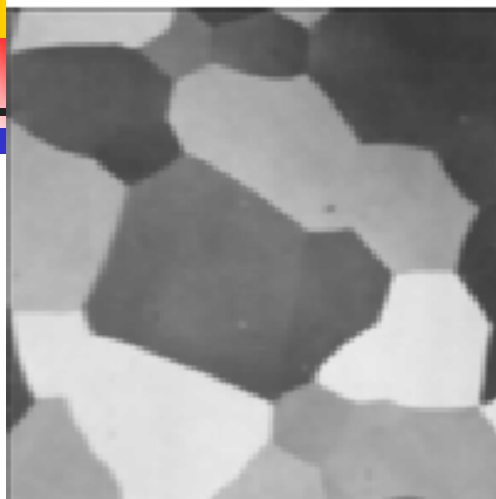
在某个区域R上，其方差为：

$$S_n^2 = \sum_{(i,j) \in R} [f(i,j) - C]^2, \quad C \text{ 为区域 } R \text{ 中 } N \text{ 个点的平均值}$$

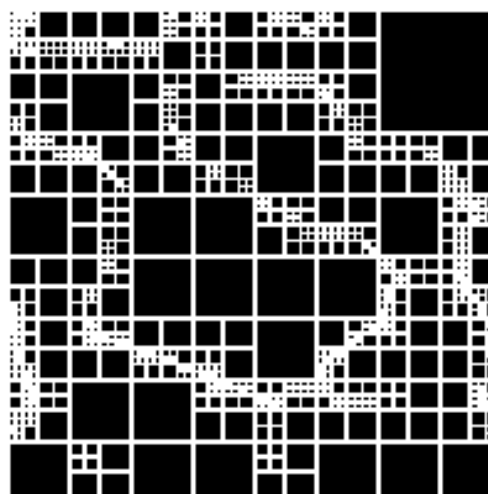
目标和背景灰度值均匀，已确定了允许界限E，使得每个区域上的方差不超过E，足以保证寻找区域分隔为尽可能少的那种划分，即当子区域R_i中所有像素同为目标或背景时，均匀性测量准则P(R)=TRUE

Select an image:

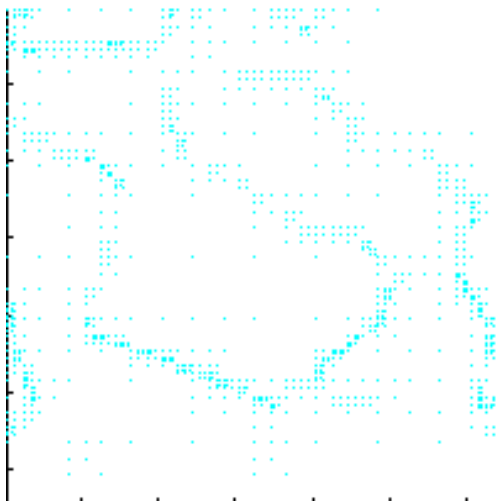
Aluminum 



Quadtree decomposition



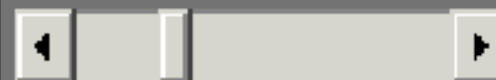
Sparse representation



Block means



Threshold (0-1):

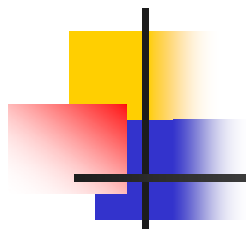


Apply

☒ Animated computation

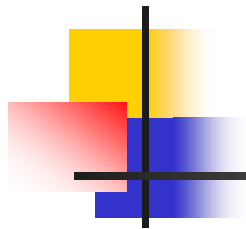
Info

Close



第4章 图像分割

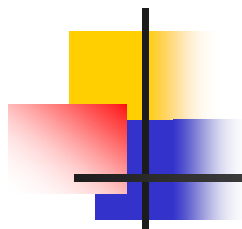
- 4.1 图像分割的概念及分类
- 4.2 基于灰度阈值化的图像分割
- 4.3 基于边缘检测的图像分割
- 4.4 基于区域的图像分割
- **4.5 基于主动轮廓模型的图像分割**



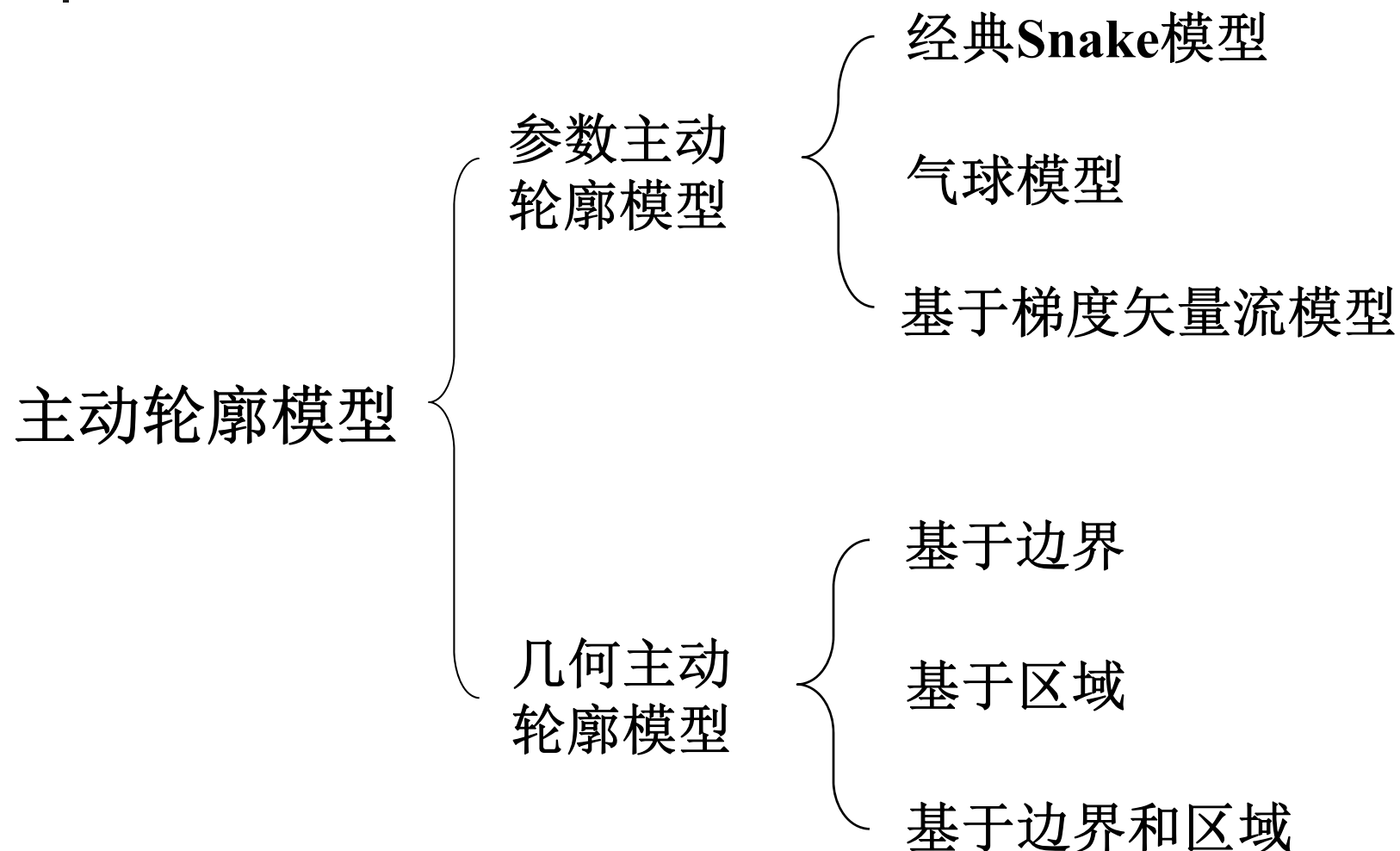
4.5 基于主动轮廓模型的图像分割

传统的图像分割方法仅依赖图像本身的灰度、边缘、纹理等低层视觉属性，不使用高层信息（如先验知识）。

主动轮廓模型（**Active Contour Model, ACM**）：将图像的低层次视觉属性和人们对于待分割目标的知识 and 经验，以有机的方式结合起来。



4.5 基于主动轮廓模型的图像分割





4.5.1 参数主动轮廓模型

- 此类模型中曲线由一些规则排列的不连续点组成，或通过一些基函数（例如B样条）来描述。
- 以Snake模型为代表，以及它的一些改进模型。
- 该模型构建了一个能量泛函，将要分割的图像形状、亮度和色彩的特性等先验知识和图像的底层数据信息通过能量函数的形式融合在一起。
- 将图像分割问题转化为能量泛函极小值的求解问题。



4.5.1 参数主动轮廓模型

- 它在图像上初始化一条闭合曲线，曲线在内能和外能的共同作用下不断演化，当能量泛函取得极小值时，曲线停止形变，此时闭合曲线恰好与目标的边缘重合。
- 之所以称为“主动”，是因为这是一种自主形变，不需要用户的交互。
- 内能由曲线内部性质决定，它定义了一个可伸长和可弯曲的轮廓曲线形变能量项，来约束轮廓曲线的连续性与光滑性。外能是由图像信息决定，吸引曲线到达目标的边缘。



4.5.1 参数主动轮廓模型

■ Snake模型

$$\begin{aligned} E_{snake}^* &= \int_0^1 E_{snake}(v(s)) \\ &= \int_0^1 E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s)) ds \\ &= \int_0^1 E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s)) ds \end{aligned}$$

$v(s) = [x(s), y(s)]$ 表示曲线

s 为曲线的参数且 $s \in [0, 1]$

$x(s)$ 和 $y(s)$ 分别表示轮廓点处的 x 和 y 的坐标

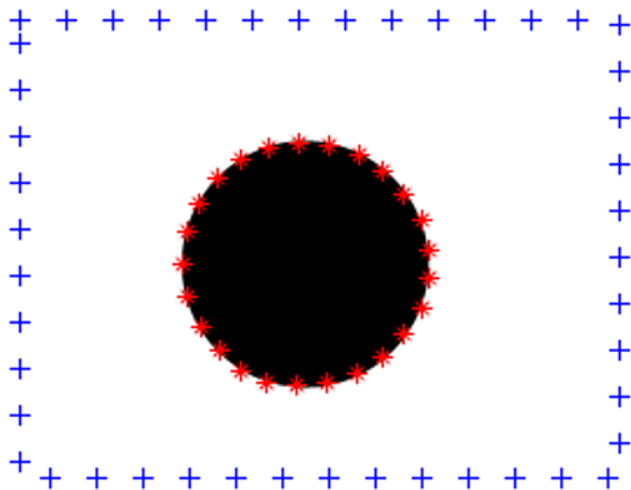


4.5.1 参数主动轮廓模型

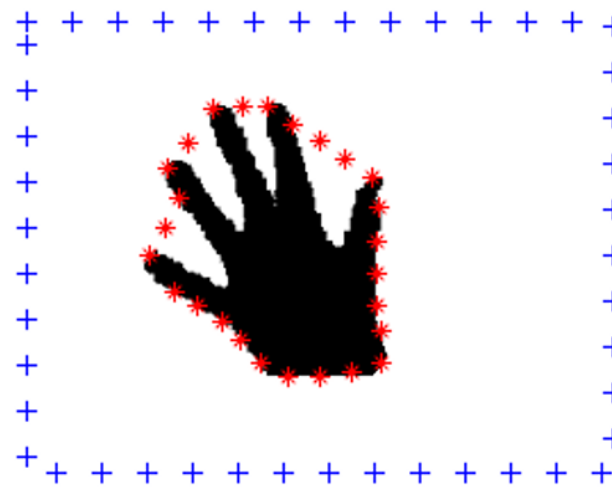
■ Snake模型

- 内部能量 E_{int} 约束轮廓的连续性和光滑性。
- 图像力 E_{image} 推动曲线向图像的显著特征如线、边缘和主观轮廓靠近。
- 外部约束力 E_{con} 使曲线到达期望的能量局部极小值处。
- E_{image} 和 E_{con} 统称外部能量 E_{ext} 。

4.5.1 参数主动轮廓模型



(a) 圆的分割



(b) 手的分割

图4-12 采用经典Snake模型的图像分割效果

(+ 代表初始轮廓控制点, * 代表最终收缩点)



4.5.2 几何主动轮廓模型

- 产生原因：依赖于轮廓线的参数化的模型存在如下缺点：
对初始轮廓线位置比较敏感，容易收敛至局部极值，尤其是难以处理轮廓线的分裂或合并等。
- 根据构造能量函数时所使用的图像信息的不同，可以将几何活动轮廓模型细分为三类：
 - 基于边界的几何活动轮廓模型
 - 基于区域的几何活动轮廓模型
 - 基于边界和区域结合的混合模型。



4.5.2 几何主动轮廓模型

- (1) 基于边界的几何活动轮廓模型

基于边界的活动轮廓模型在构造能量函数时，推动曲线演化的外力主要是基于图像的梯度信息来构造的。

代表模型：

- 隐式几何活动轮廓模型
- 隐式测地线活动轮廓模型
- 结合上述模型的统一模型



4.5.2 几何主动轮廓模型

- (2) 基于区域的几何活动轮廓模型

基于区域的主动轮廓模型直接使用轮廓内部和外部区域的像素强度信息，根据区域统计特性对同质区域分割，不再使用梯度信息，所以受边界影响较弱，具有一定的抗噪性。

代表模型为多种基于**Mumford-Shah**模型的分割模型。



4.5.2 几何主动轮廓模型

- (3) 基于边界和区域的混合模型

为了使主动轮廓模型既具有较好的边缘定位能力，又具有一定的抗噪性能，可以将基于边界和基于区域的模型进行组合形成混合模型。

混合模型一个需要考虑的问题是两个模型各自的权重如何设定问题。采用固定权重的混合模型较为方便，但它对初始轮廓依赖度高或对不同图像适应性差。因此，可以采用可变权重来设计组合模型。