西安交通大学
XI'AN JIAOTONG UNIVERSITY

第8章 图像分割

田智强

西安交通大学软件学院

8 图像分割

8.1 引言

8.2 基础知识

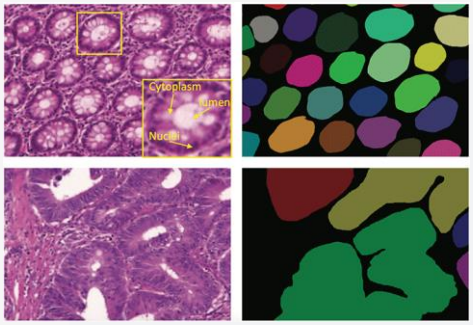
8.3 点、线和边缘检测

8.4 阈值处理

8.5 基于区域的分割

8.1 引言

图像分割：把图像分成若干个特定的、具有独特性质的区域并提出感兴趣目标的技术和过程。



8.1 引言

图像分割：把图像分成若干个特定的、具有独特性质的区域并提出感兴趣目标的技术和过程。

8 图像分割

8.2 基础知识

- R表示一幅图像占据的整个空间区域
- 图像分割：把R分为n个子区域R_1, R_2, …, R_n的过程，满足：

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

b) R_i是一个连通集，$i = 1,2,\ldots,n$

c) $R_i \cap R_j = \emptyset$，对于所有的i和j，$i \neq j$

d) $Q(R_i) = TRUE$，$i = 1,2,\ldots,n$，定义在集合上的一个逻辑属性

e) $Q(R_i \cup R_j) = FALSE$，对于所有R_i和R_j的邻接区域

- 分割中的基本问题就是把一幅图像分成满足前述条件的多个区域

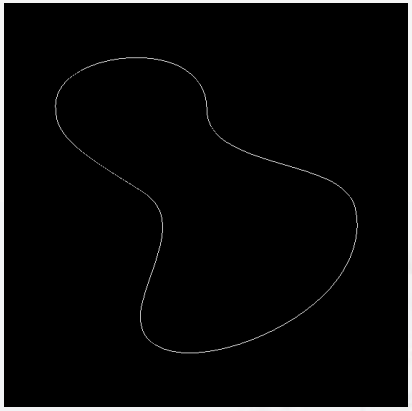
8.2 基础知识

本章多数图像分割算法均基于灰度值的两类特性：

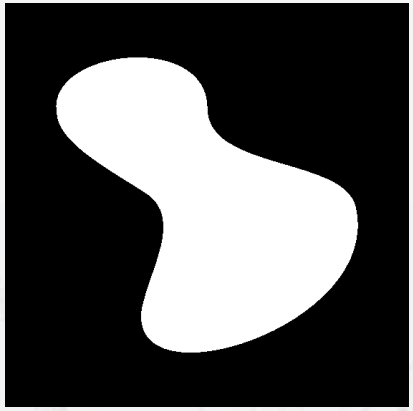
- 不连续性
  - 假设这些区域的边界彼此完全不同，且与背景不同，从而允许基于灰度的局部不连续性来进行边界检测
  - 主要的方法：基于边缘的分割
- 相似性
  - 根据事先定义的一组准则把一幅图像分割成相似的几个区域
  - 主要的方法：基于区域的分割

8.2 基础知识

(a)



(b)



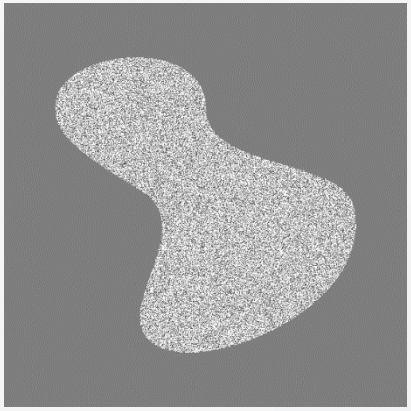
(c)

(a)包含恒定灰度区域的原图（待分割图像）

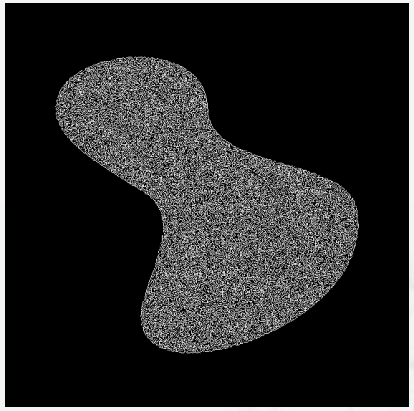
(b)显示内部区域边界的图像，该图像是由灰度不连续性获得的

(c)基于边缘将图像分割成两个区域后的结果

8.2 基础知识



(d)



(e)

(f)

(d)包含一个纹理区域的图像

(e)计算边缘后的结果。 注意，由于存在大量连接到原始边界的小边缘，仅使用边缘信息是很难找到一条唯一的边界

(f)原图分成4x4的子区域后的分割结果（基于区域的分割）

8 图像分割

8.3 点、线和边缘检测

8.3.1 背景知识

8.3.2 孤立点的检测

8.3.3 线检测

8.3.4 边缘模型

8.3.1 背景知识

- 局部平均平滑图像 ⟹ 积分

  灰度突变、局部变化 ⟹ 微分（一阶微分、二阶微分）

- 对于一阶导数的任何近似的要求：
  - 在恒定灰度区域必须为零
  - 在灰度台阶或斜坡开始处必须不为零
  - 在沿灰度斜坡点处也必须不为零

$$\frac{\partial f}{\partial x} = f'(x) = f(x+1) - f(x)$$

8.3.1 背景知识

- 对于二阶导数的任何近似的要求：
  - 在恒定灰度区域必须为零
  - 在灰度台阶或斜坡的开始处和结束处必须不为零
  - 在沿灰度斜坡必须为零

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = \frac{\partial f'(x)}{\partial x} = f'(x+1) - f'(x)$$
$$= f(x+2) - f(x+1) - f(x+1) + f(x)$$
$$= f(x+2) - 2f(x+1) + f(x)$$

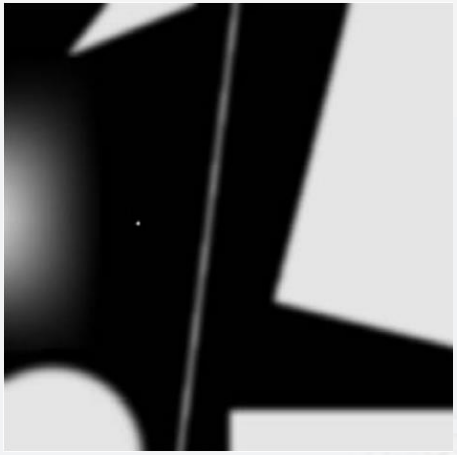
将$x+1$的展开变为有关x的展开

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f''(x) = f(x+1) - 2f(x) + f(x-1)$$

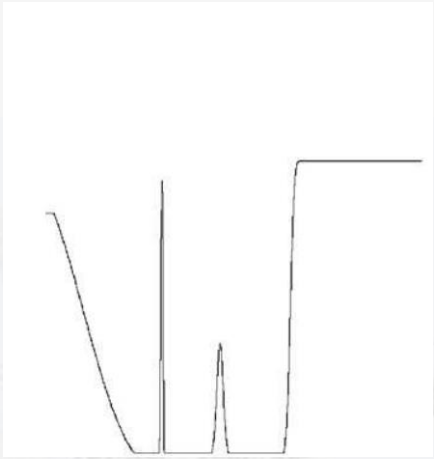
8.3.1 背景知识

- 一阶导数和二阶导数在图像处理中的相同点和不同点

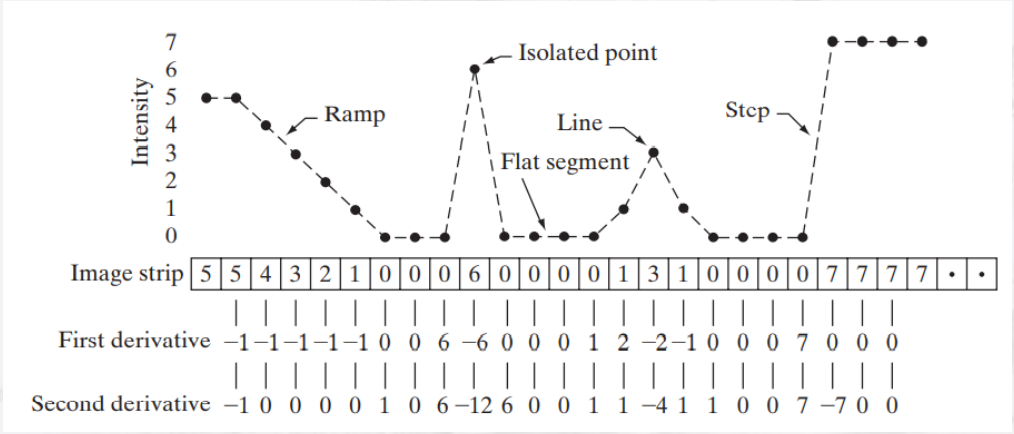
(a)



(b)



(c)



8.3.1 背景知识

- 一阶导数和二阶导数在图像处理中的相同点和不同点
  - 一阶导数产生较粗的边缘
  - 二阶导数对精细细节（细线、孤立噪声点）有较强的响应
  - 二阶导数在灰度斜坡和灰度台阶过度处会产生双边缘/双线效应
  - 二阶导数的符号可以用于确定边缘的过度是从亮到暗（负数）还是从暗到亮（正数）。当进入边缘时观察此符号。

8.3.1 背景知识

- 空间滤波器：计算每个像素位置处的一阶导数和二阶导数模板在区域中心点处的响应为：

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \cdots + w_9 z_9 = \sum_{k=1}^{9} w_k z_k$$

w_1	w_2	w_3
w_4	w_5	w_6
w_7	w_8	w_9

基于空间模板的导数计算是用这些模板对一幅图像进行空间滤波

8.3 点、线和边缘检测

8.3.1 背景知识

8.3.2 孤立点的检测

8.3.3 线检测

8.3.4 边缘模型

8.3.2 孤立点的检测

- 拉普拉斯算子

$$\nabla^2 f(x,y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

$$\frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} = f(x+1,y) + f(x-1,y) - 2f(x,y)$$

$$\frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} = f(x,y+1) + f(x,y-1) - 2f(x,y)$$

$$\Rightarrow \quad \nabla^2 f(x,y) = f(x+1,y) + f(x-1,y) + f(x,y+1) + f(x,y-1) - 4f(x,y)$$

8.3.2 孤立点的检测

- 孤立点的检测可以通过阈值函数实现

$$g(x,y)=\begin{cases}1, & |R(x,y)| \geq T \\ 0, & \text{其他}\end{cases}$$

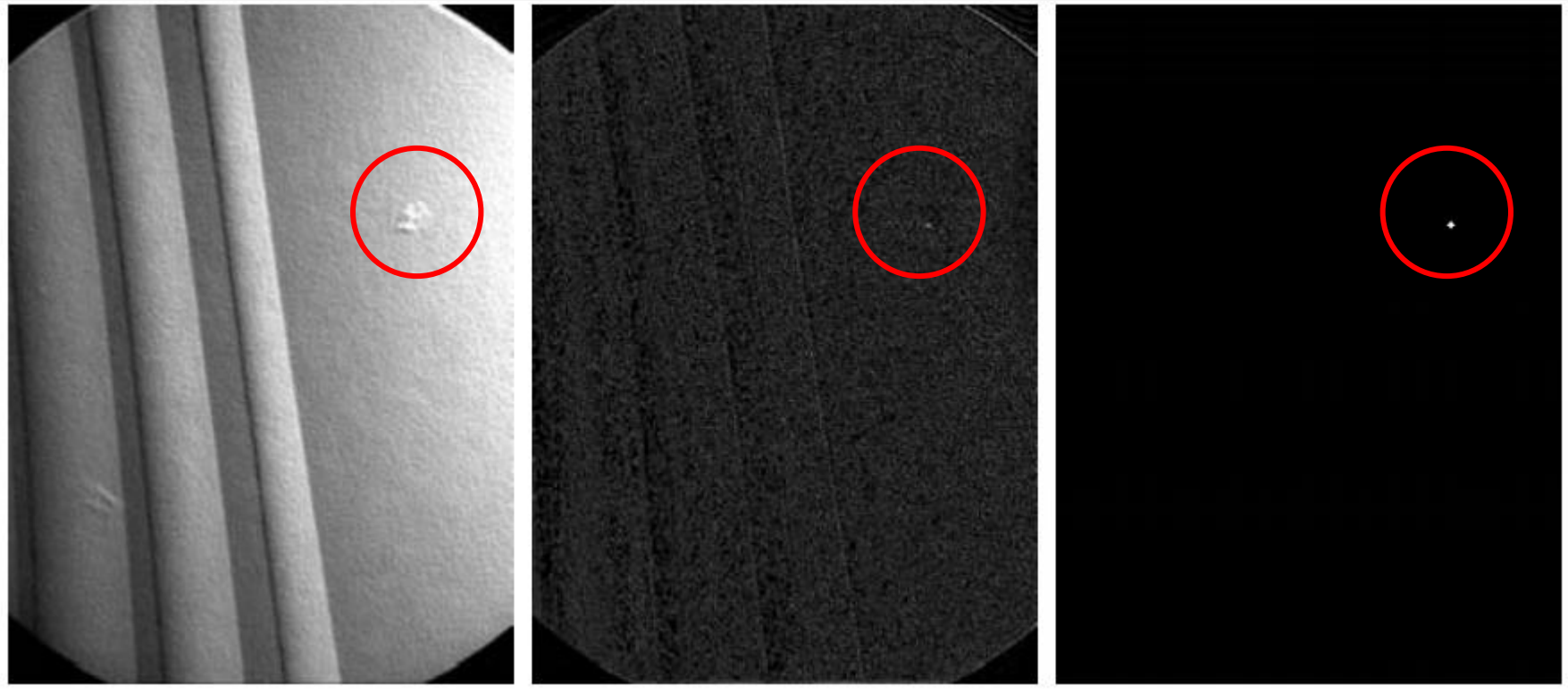
$$R=\sum_{k=1}^{9} w_k z_k$$

1	1	1
1	−8	1
1	1	1

- 基本思想：如果一个孤立点（该点的灰度级别和其背景差别相当大，并且其所在的区域是一个均匀的或近似均匀的区域）与周围的点不同，用模板可以检测到。
- 如果在某点处该模板的响应的绝对值超过了一个指定的阈值，则在模板中心位置处 (x,y) 被检测到了
- 注意，通常对于一个导数模板，这些系数之和为零表明在恒定灰度区域模板响应将是0

8.3.2 孤立点的检测

- [例] 图像中孤立点的检测



左图，一副喷气发动机涡轮叶片的X射线图像
中图，将上页点检测模板应用到该图像上的结果
右图，当T取中图像素值最高绝对值的90%时，应用到阈值函数中的输出图像

8.3 点、线和边缘检测

8.3.1 背景知识

8.3.2 孤立点的检测

8.3.3 线检测

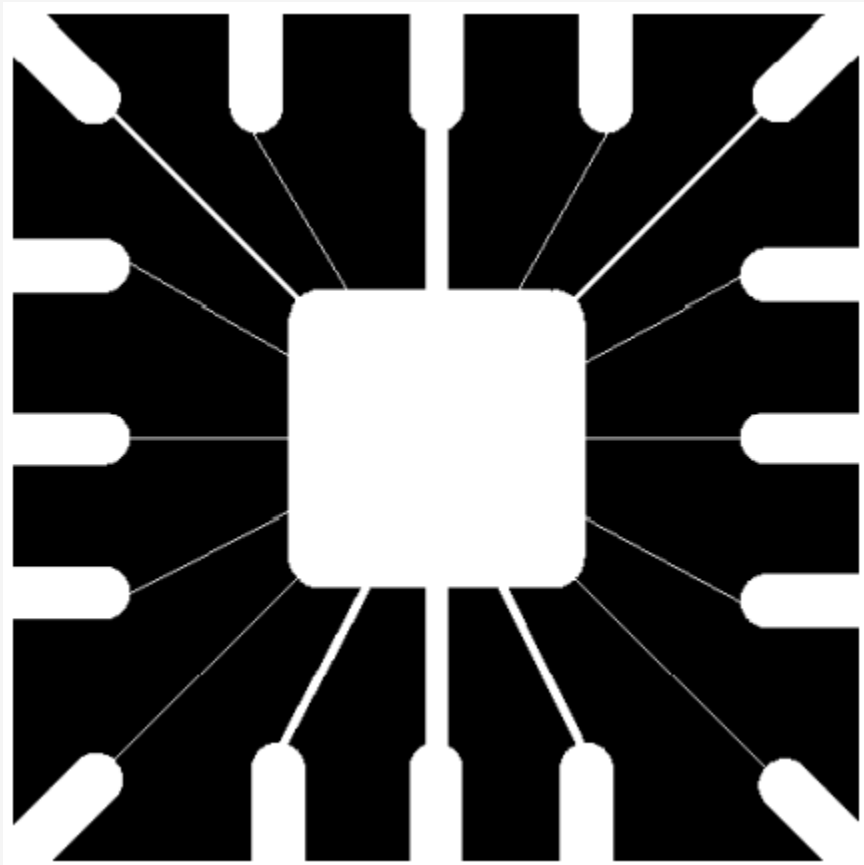
8.3.4 边缘模型

8.3.3 线检测

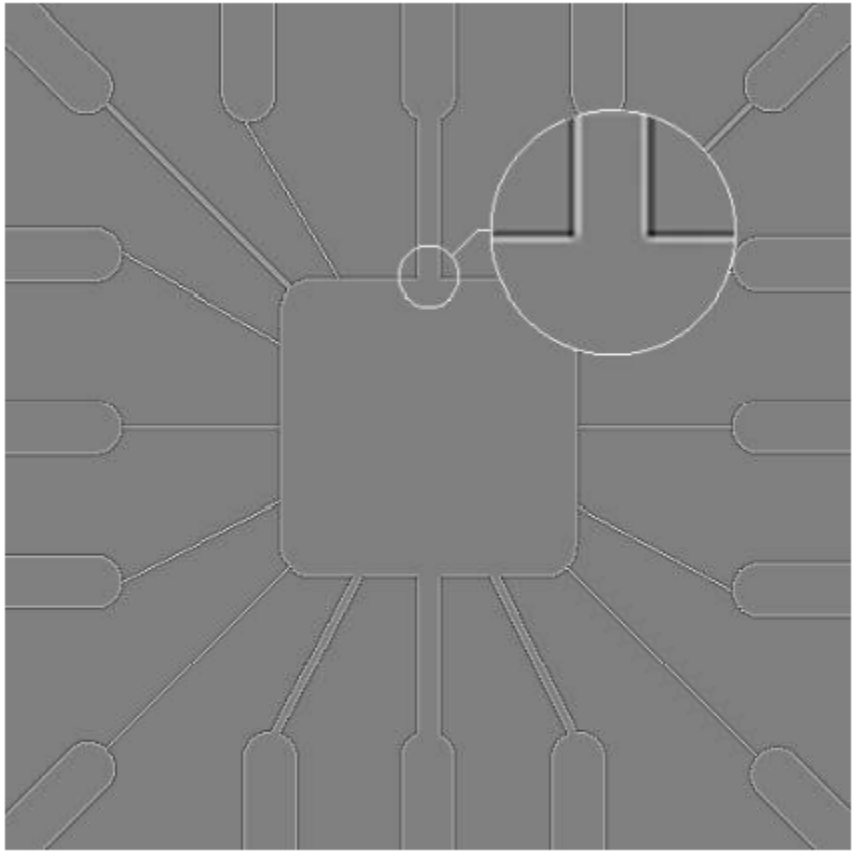
- 线检测：复杂度更高的检测
  - 预期二阶导数将导致更强的响应
  - 二阶导数产生比一阶导数更细的线
  - 可以使用如图的拉普拉斯模板，但二阶导数的双线效应必须做适当的处理
  - 当讨论线检测时，这些线要细于检测算子的尺寸。不满足这一条件的线最好作为区域，用边缘检测的方法处理

8.3.3 线检测

[例] 用拉普拉斯进行线检测



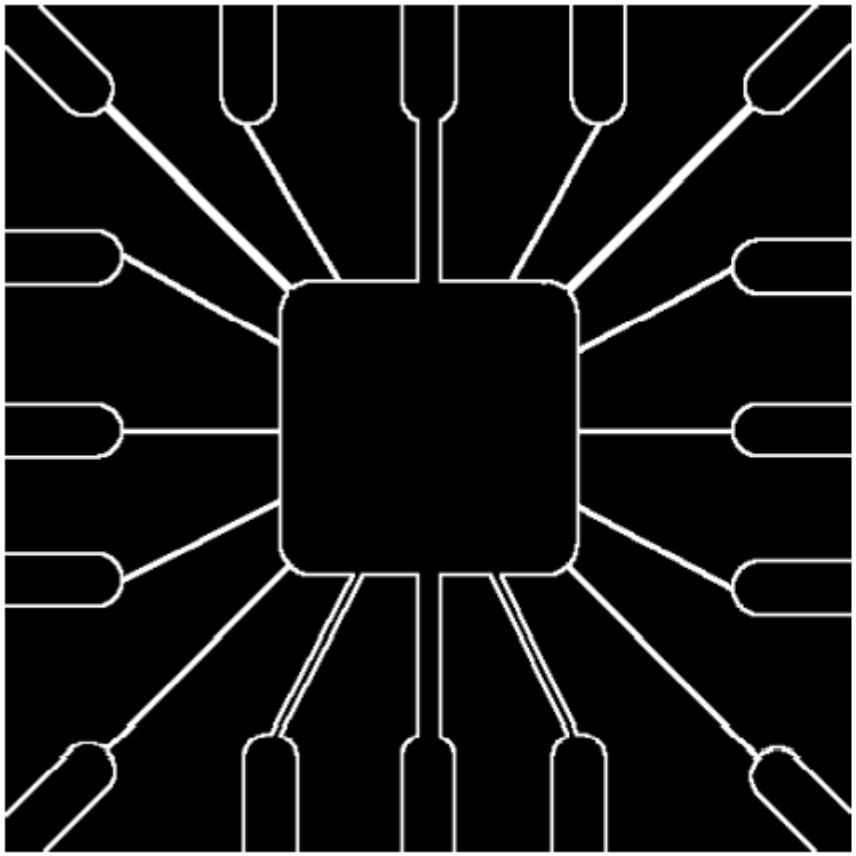
电子电路的接线二值图像



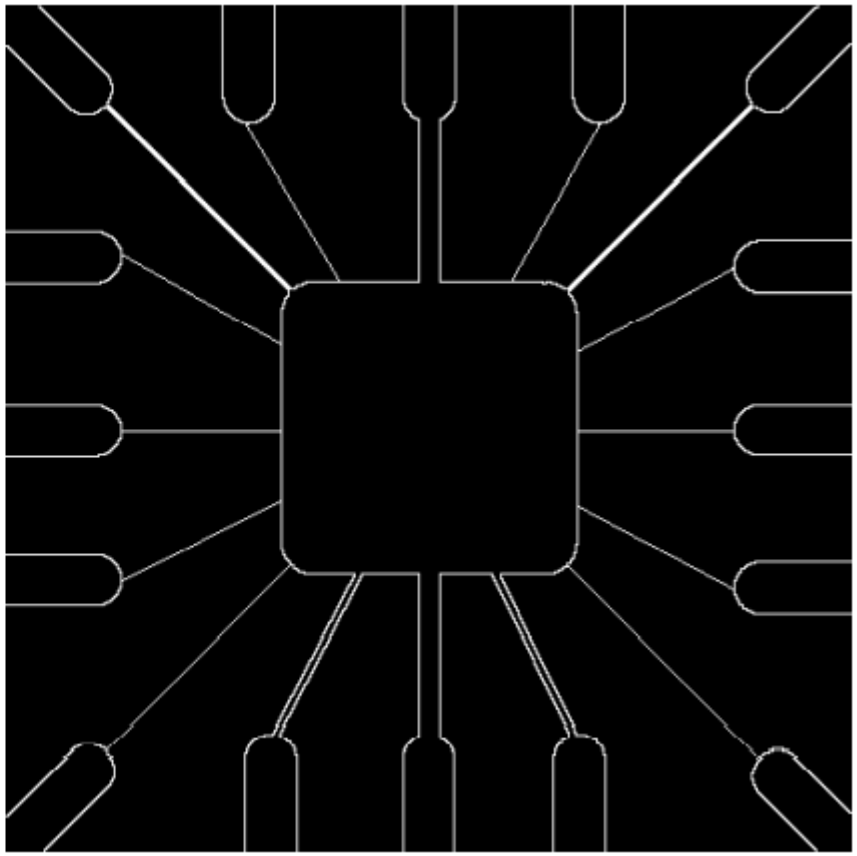
对应拉普拉斯图像

8.3.3 线检测

处理双线效应的两种方式



将负值通过取拉普拉斯的绝对值简单处理，线的宽度会加倍



仅使用拉普拉斯的正值，会产生更细的线，这些线更有用

8.3.3 线检测

- 不同的拉普拉斯检测子

  - 各向同性的拉普拉斯检测子，其响应与方向无关（相对于该3*3拉普拉斯模板的四个方向：垂直方向、水平方向和两个对角方向）

  - 通常，兴趣在于检测特定方向的线

1	1	1
1	−8	1
1	1	1

8.3.3 线检测

- 不同的拉普拉斯检测子

水平

−1	−1	−1
2	2	2
−1	−1	−1

+45°

2	−1	−1
−1	2	−1
−1	−1	2

垂直

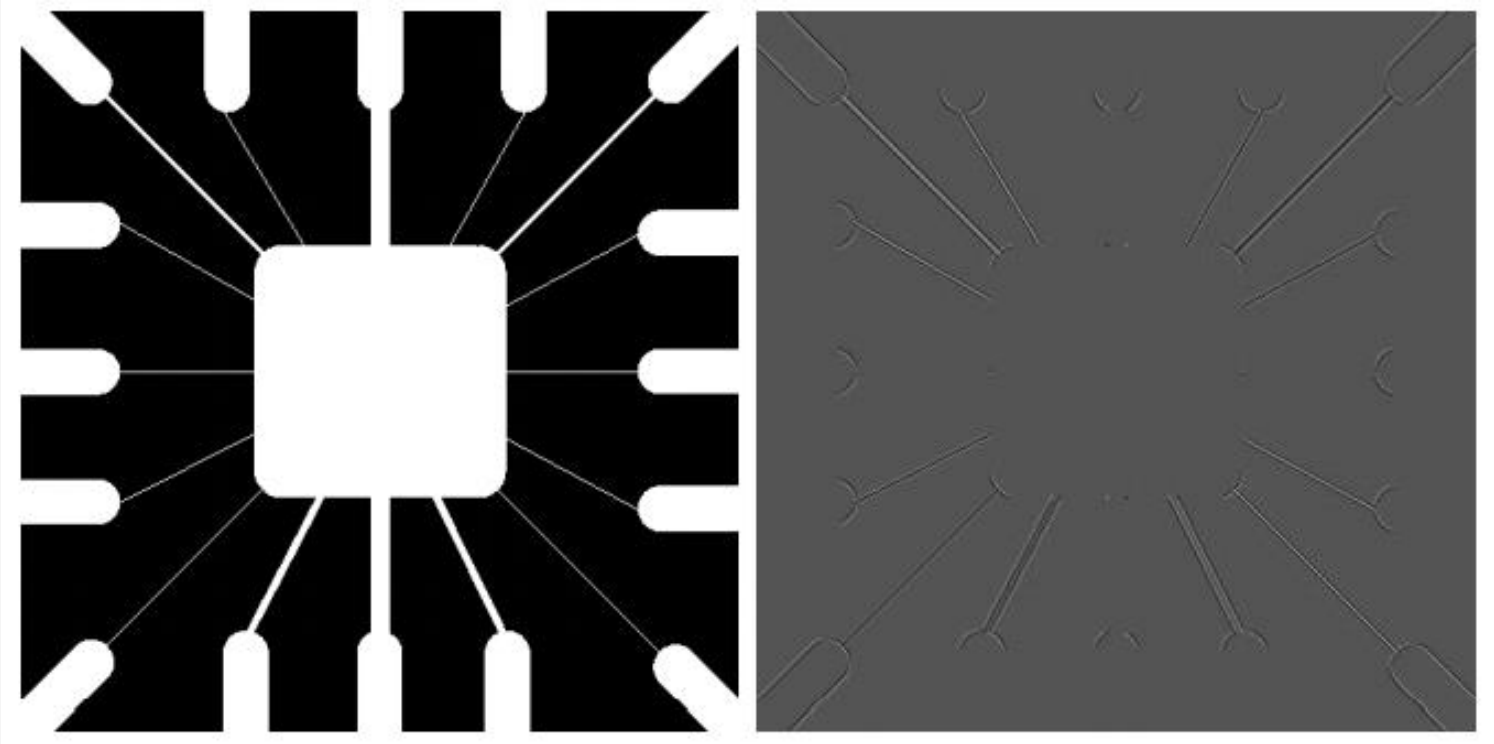
−1	2	−1
−1	2	−1
−1	2	−1

-45°

−1	−1	2
−1	2	−1
2	−1	−1

8.3.3 线检测

[例] 特定方向线的检测



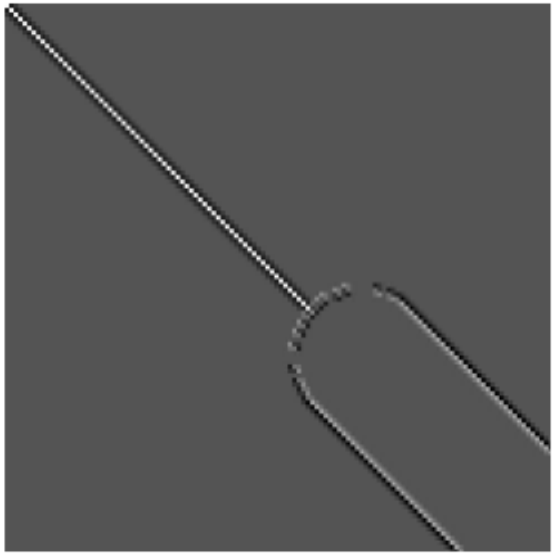
为了寻找所有宽度为1个像素、方向为45°的线，使用+45°的检测子

拉普拉斯滤波后结果，其中比背景暗的色调对应负值

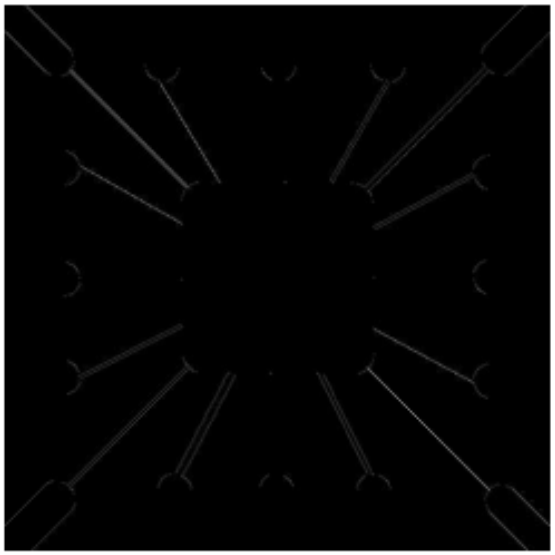
8.3.3 线检测

取方向为45°的主要线段的放大部分（原图左上角）

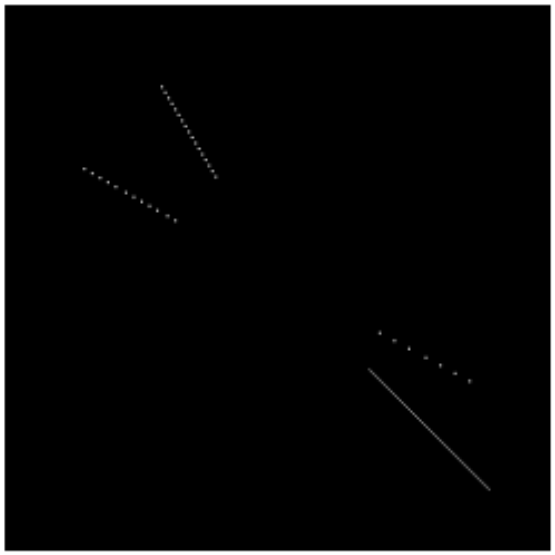
取方向为45°的主要线段的放大部分（原图右下角）



原图的拉普拉斯图像中的正值



白色显示了其值满足条件g>=T的点，g为图3中的图像



8.3 点、线和边缘检测

8.3.1 背景知识

8.3.2 孤立点的检测

8.3.3 线检测

8.3.4 边缘模型

8.3.4 边缘模型

- 边缘模型的分类——根据灰度剖面分类

  - 台阶边缘

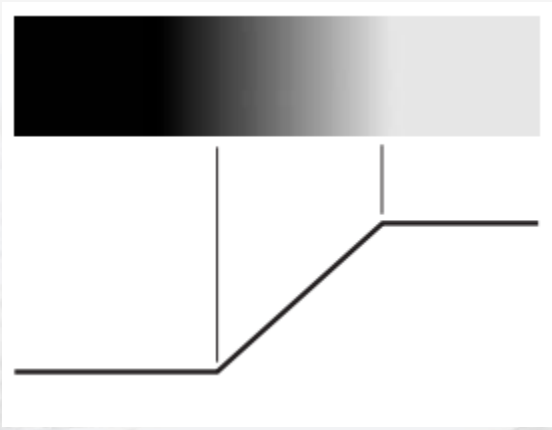
  - ✓ 台阶边缘指的是在1个像素的距离上发生两个灰度级别间理想的过渡

  - ✓ 如在固体建模和动画领域中由计算生成的图像中的台阶边缘

8.3.4 边缘模型

- 斜坡边缘

✓ 实际中，数字图像都存在模糊且带有噪声的边缘，模糊程度取决于聚焦机理（如光学成像中的镜头）中的限制，而噪声水平主要取决于成像系统的电子元件

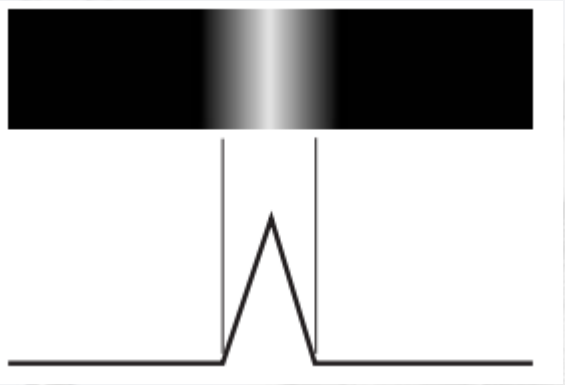


✓ 斜坡边缘：边缘被建模为一个更接近于灰度斜坡的剖面，斜坡的斜度与边缘的模糊程度成反比

8.3.4 边缘模型

- 屋顶边缘

✓ 屋顶边缘是通过一个区域的线的模型，屋顶边缘的基底（宽度）由该线的宽度和尖锐度决定

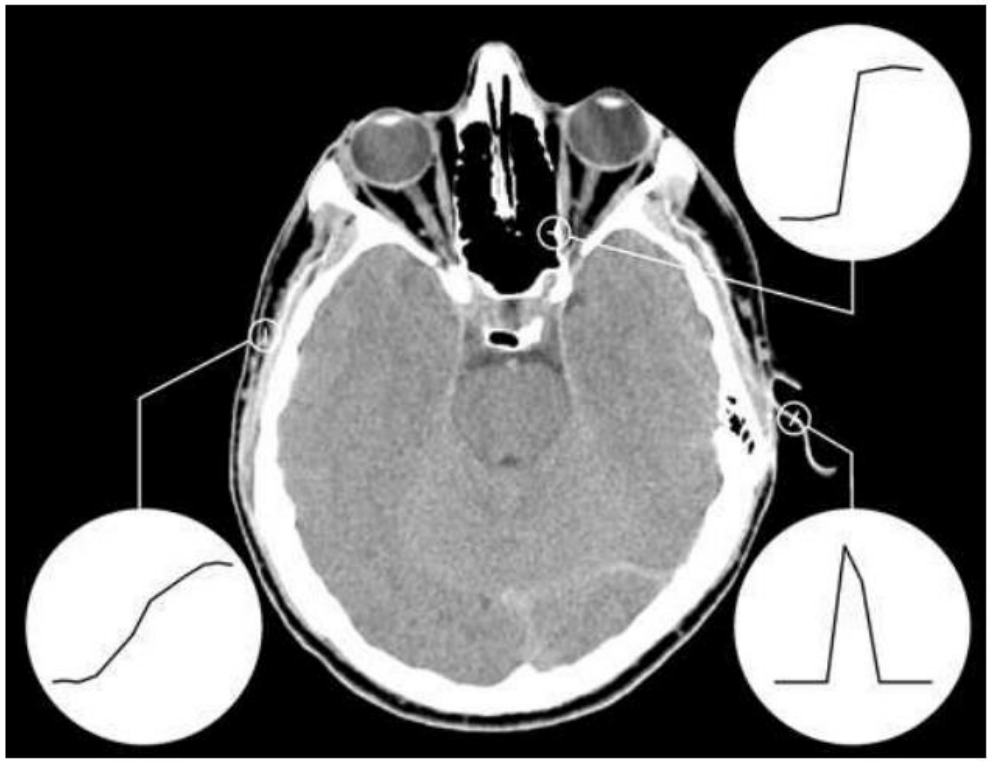


✓ 极限情形下，当基底为1像素时，屋顶边缘就是一条穿过图像中的一条线，线宽为1像素。

✓ 屋顶边缘经常出现在数字化的线条图和卫星图像中，如道路等较细特征中。

8.3.4 边缘模型

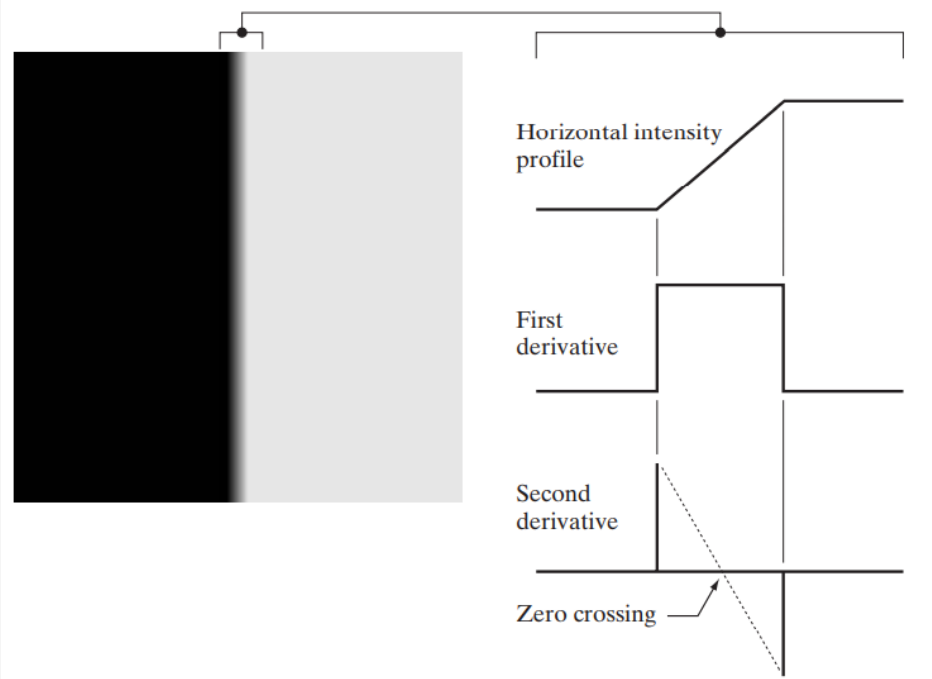
[例] 包含三种类型边缘的图像



- 这三种边缘模型可以在图像处理算法的开发中写出边缘的数学表达式。算法的性能将取决于实际边缘和算法开发中所用模型之间的差别

8.3.4 边缘模型

- 一些观察信息

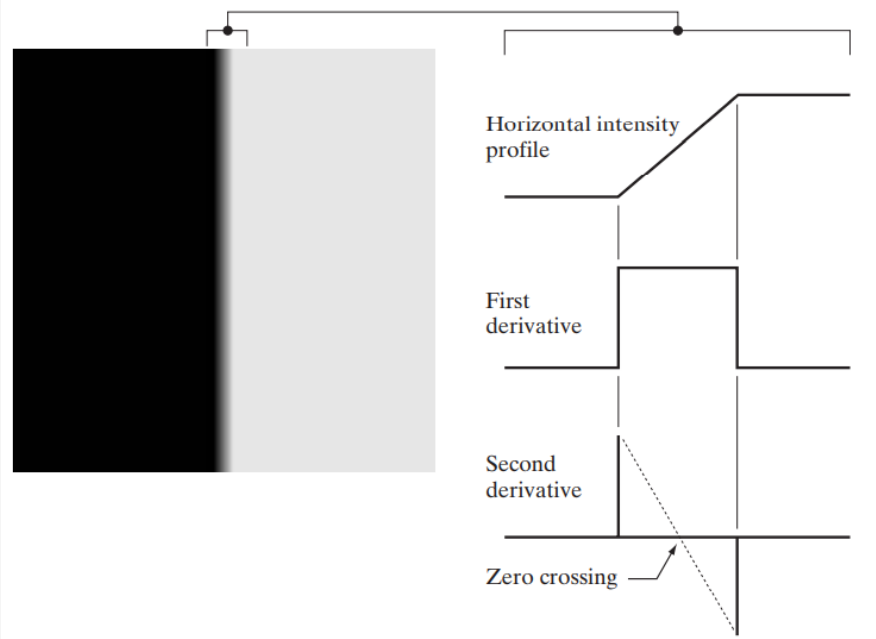


- 在斜坡的开始处和在斜坡上的各个点处，一阶导数为正；在恒定灰度区域，一阶导数为零
- 在斜坡开始处，二阶导数为正；斜坡结束时，二阶导数为负；恒定灰度区域和斜坡上的各点处，二阶导数为零

- 零灰度轴和二阶导数极值间的连线交点成为该二阶导数的零交叉点
- 注意，对于由亮到暗过渡的边缘，所有导数的符号相反

8.3.4 边缘模型

- 一些结论



- 一阶导数的幅度可以检测图像中某点是否存在边缘
- 二阶导数的符号可以用于确定边缘像素位于边缘暗的还是亮的一侧
- 图像中的每条边缘，二阶导数生成两个值（不希望的特点）
- 二阶导数的零交叉点可用于定位粗边缘的中心

8 图像分割

8.4 阈值处理

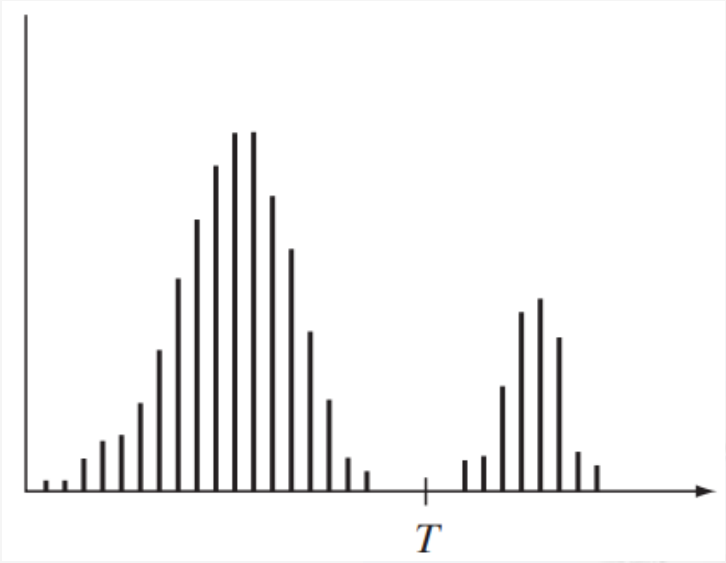
8.4.1 基础知识

8.4.2 基本的全局阈值处理

8.4.3 用Otsu方法的最佳全局阈值处理

8.4.1 基础知识

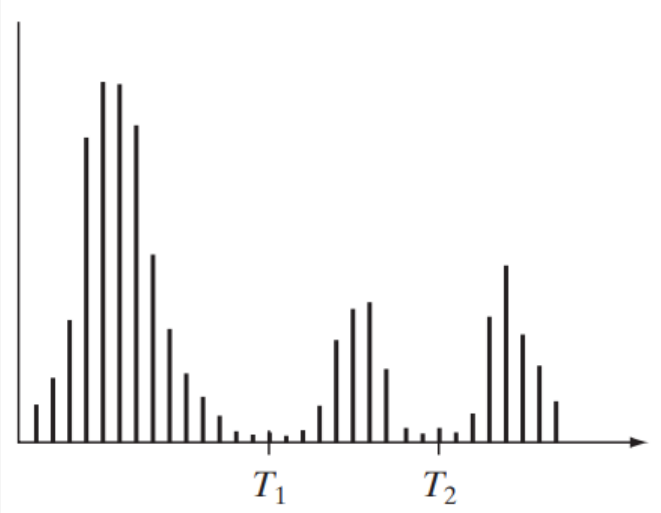
- 灰度阈值处理基础



$$g(x,y)=\begin{cases}1, f(x,y)>T\\ 0, f(x,y)\le T\end{cases}$$

- ✓ 全局阈值处理：T是一个适用于整个图像的常数
- ✓ 可变阈值处理：T在一幅图像上改变时
  - 局部阈值处理（区域阈值处理）：任意点的T值取决于邻域的特性
  - 动态阈值处理：T取决于空间坐标本身

8.4.1 基础知识

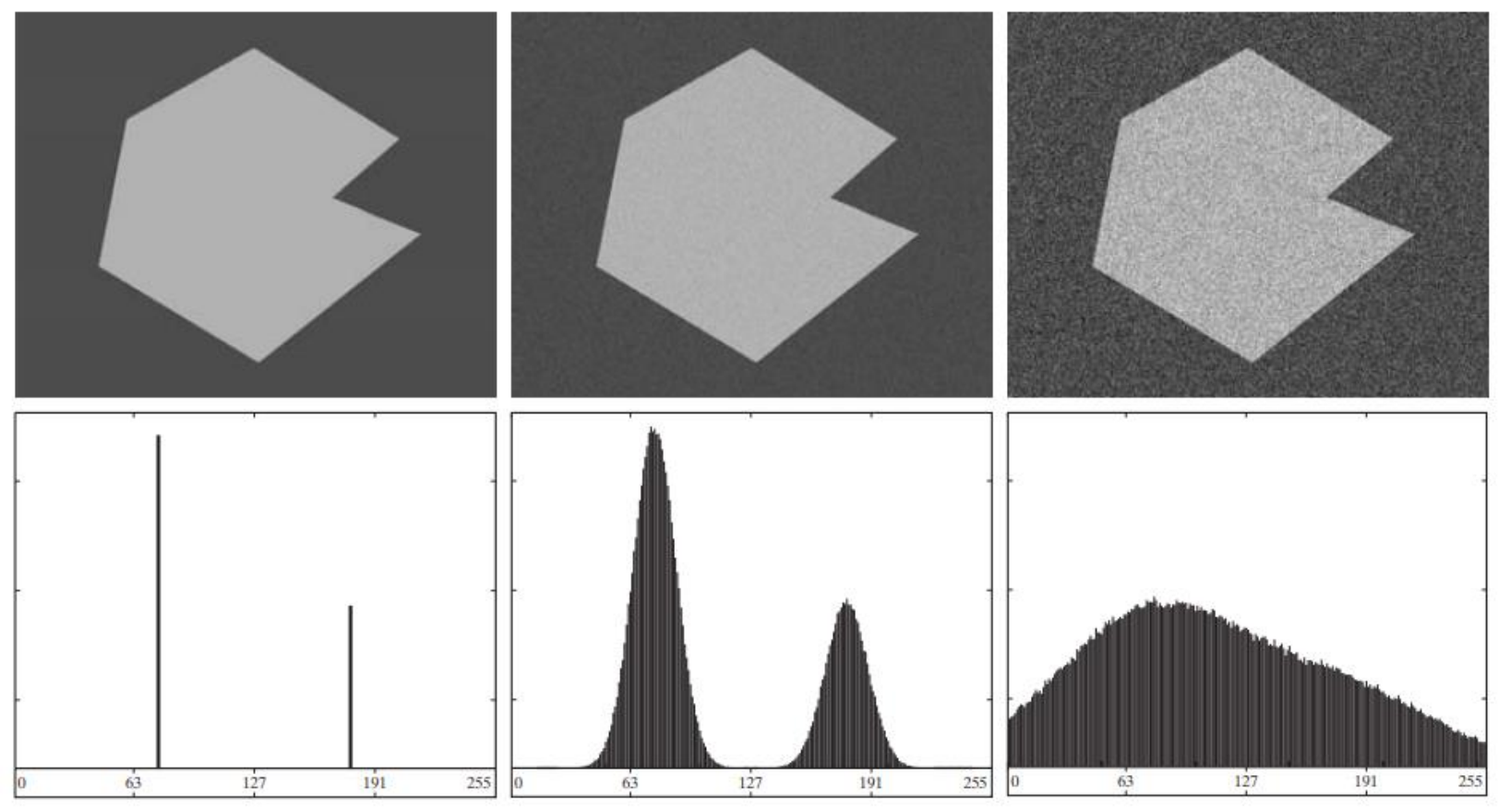


$$g(x,y)=\begin{cases} a, & f(x,y)>T_2 \\ \mathrm{b}, & T_1<f(x,y)\le T_2 \\ \mathrm{c}, & f(x,y)\le T_1 \end{cases}$$

- 直觉推断：灰度阈值的成功与否直接关系到可区分的直方图模式的谷的宽度和深度。影响波谷特性的关键因素：波峰间间隔、图像中的噪声内容、物体和背景的相对尺寸、光源的均匀性、图像反射特性的均匀性

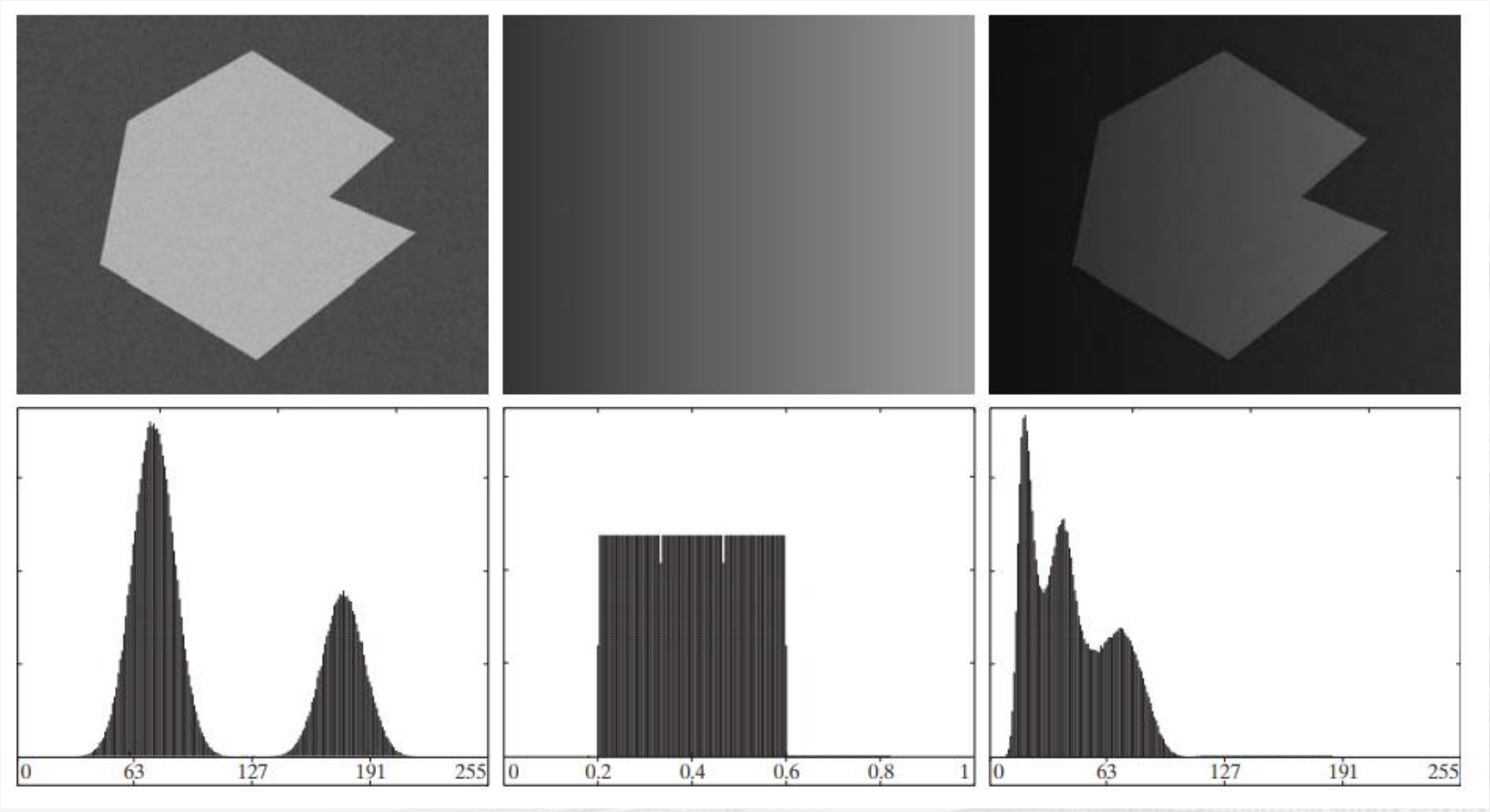
8.4.1 基础知识

- 图像阈值处理中噪声的作用



8.4.1 基础知识

- 光照和反射的作用



8.4 阈值处理

8.4.1 基础知识

8.4.2 基本的全局阈值处理

8.4.3 用Otsu方法的最佳全局阈值处理

8.4.2 基本的全局阈值处理

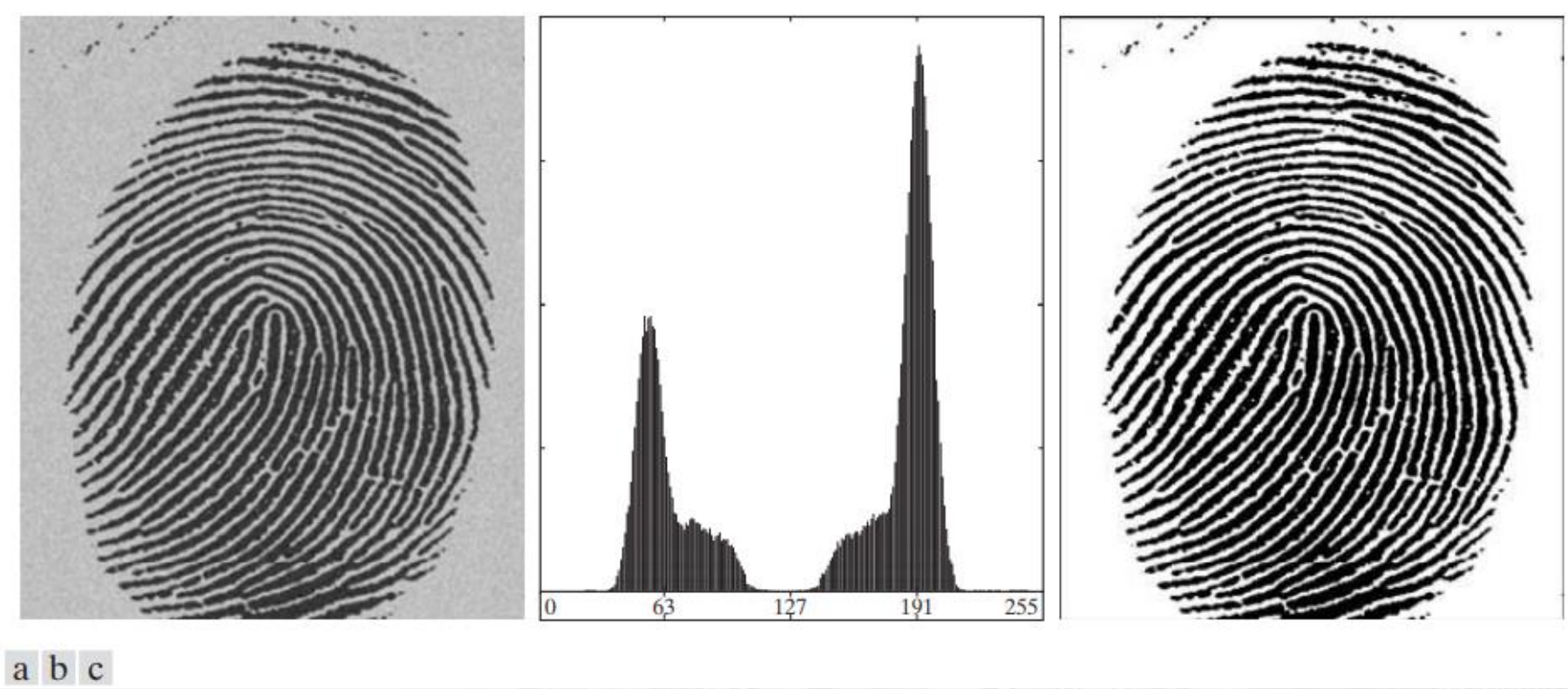
- 全局阈值处理迭代算法：

1. 为全局阈值T选择一个初始值
2. 用T分割图像，G1由灰度值大于T的像素组成，G2由小于T的像素组成
3. 对G1和G2的像素分别计算平均灰度值m1和m2
4. 计算新阈值 $T = \frac{1}{2}(m_1 + m_2)$
5. 重复2-4，直到连续迭代中的T值间的差小于预定参数ΔT为止

注意，ΔT用于控制迭代的次数，通常ΔT越大，算法的迭代次数越少；图像的平均灰度对于T来说是较好的初始值。

8.4.2 基本的全局阈值处理

[例] 全局阈值处理

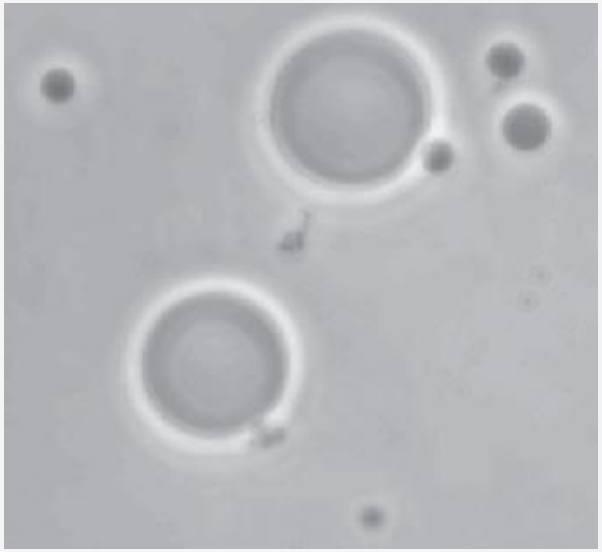


a b c

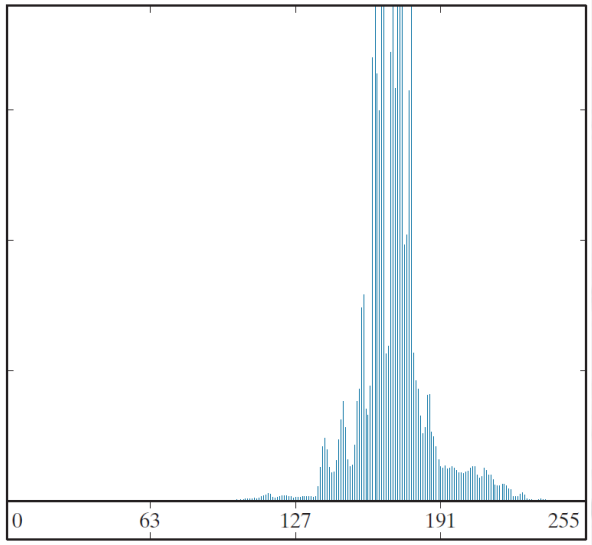
T=m（平均灰度），ΔT =0；3次迭代后，得到阈值T=125.4

8.4.2 基本的全局阈值处理

全局阈值处理



原图



直方图

基本全局阈值方法

8.4 阈值处理

8.4.1 基础知识

8.4.2 基本的全局阈值处理

8.4.3 用Otsu方法的最佳全局阈值处理

8.4.3 用Otsu方法的最佳全局阈值处理

- 阈值处理：被视为统计决策理论问题，其目的是把像素分配给两个或多个组（分类）的过程中引入的平均误差最小。
- Otsu方法特点：
  1. 最佳性：在类间方差最大的情形下是最佳的
  2. 以在一幅图像的直方图上执行计算为基础

8.4.3 用Otsu方法的最佳全局阈值处理

- Otsu方法

令$\{0,1,2,\ldots,L-1\}$表示M*N像素的图像中的L个不同灰度级，n_i表示灰度级为 i 的像素数，则归一化的直方图具有分量

$$p_i = n_i/MN \qquad \text{且} \sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1$$

假设选择一个阈值$T(k) = k, 0 < k < L-1$，并利用它将输入图像分为C_1和C_2两类，其中$C_1 \to [0,k]$，$C_2 \to [k+1, L-1]$。则像素被分到C_1类和C_2类中的概率为

$$P_1(k) = \sum_{i=0}^{k} p_i \qquad P_2(k) = 1 - P_1(k)$$

8.4.3 用Otsu方法的最佳全局阈值处理

则分配到类C_1和类C_2的像素的平均灰度为

$$m_1(k)=\sum_{i=0}^{k} iP(i|C_1)=\sum_{i=0}^{k}\frac{iP(C_1|i)P(i)}{P(C_1)}=1/P_1(k)\sum_{i=0}^{k} i\,p_i$$

$$m_2(k)=\sum_{i=k+1}^{L-1} iP(i|C_2)=1/P_2(k)\sum_{i=k+1}^{L-1} i\,p_i$$

直至k的累加均值由下式给出 $$m(k)=\sum_{i=0}^{k} i\,p_i$$

而整个图像的平均灰度（即全局均值）为 $$m_G=\sum_{i=0}^{L-1} i\,p_i$$

8.4.3 用Otsu方法的最佳全局阈值处理

定义类间方差为

$$\sigma_B^2(k) = P_1(m_1 - m_G)^2 + P_2(m_2 - m_G)^2 = \frac{[m_G P_1(k) - m(k)]^2}{P_1(k)[1 - P_1(k)]}$$

T的最佳阈值为k^*，其最大化$\sigma_B^2(k)$

$$\sigma_B^2(k^*) = \max_{0 \le k \le L-1} \sigma_B^2(k)$$

得到k^*后，分割输入图像如下

$$g(x,y) = \begin{cases} 1, f(x,y) > k^* \\ 0, f(x,y) \le k^* \end{cases}$$

8.4.3 用Otsu方法的最佳全局阈值处理

在最佳阈值处计算的归一化度量η，可用于得到类别可分性的定量估计

$$\eta^* = \eta(k^*) = \frac{\sigma_B^2(k^*)}{\sigma_G^2}$$

其中，整个图像所有像素的灰度方差（即全局方差）为

$$\sigma_G^2 = \sum_{i=0}^{L-1}(i - m_G)^2 p_i$$

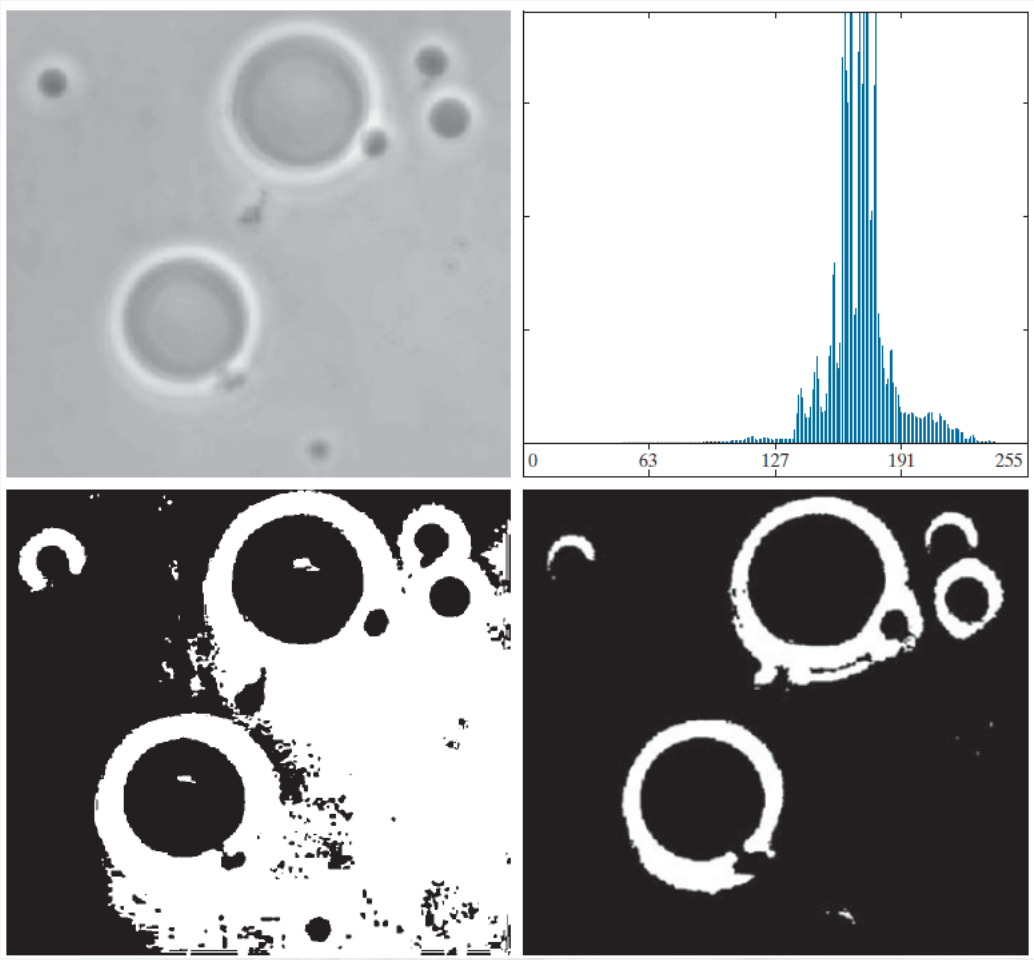
8.4.3 用Otsu方法的最佳全局阈值处理

- Otsu算法小结

1. 计算输入图像的归一化直方图
2. 计算累加和$P_1(\mathrm{k})$
3. 计算累计均值m(k)
4. 计算全局灰度均值m_G
5. 计算类间方差$\sigma_B^2(k)$
6. 得到Otsu阈值k^*，即使得$\sigma_B^2(k)$最大的k值。若最大值不唯一，则取平均值
7. 在$k = k^*$处，得到可分性度量η^*

8.4.3 用Otsu方法的最佳全局阈值处理

[例] 使用Otsu方法的最佳全局阈值处理



基本全局方法
阈值为169

Otsu方法
阈值为182

8 图像分割

8.5 基于区域的分割

一、区域生长的基本概念

- 根据生长准则将像素或子区域组合为更大区域的过程。

二、基本思想：

- 从一组“种子”点开始，将与**种子**预先定义的性质**相似**的那些邻域像素添加到每个种子上来形成这些生长区域。
- 相似性准则的选择不仅取决于所面对的问题，还取决于现有的**图像数据类型**。
- 在区域生长过程中使用**连通属性**。

8.5 基于区域的分割

实例解析（种子像素； 4-邻域；相邻像素亮度差的绝对值不大于2）

5	1	10	4	9	7
2	5	2	6	1	6
5	7	8	4	9	5
2	5	6	9	7	6
8	3	5	3	1	2
2	4	6	10	7	5

原图

5	1	10	4	9	7
2	5	2	6	1	6
5	7	8	4	9	5
2	5	6	9	7	6
8	3	5	3	1	2
2	4	6	10	7	5

过程演示

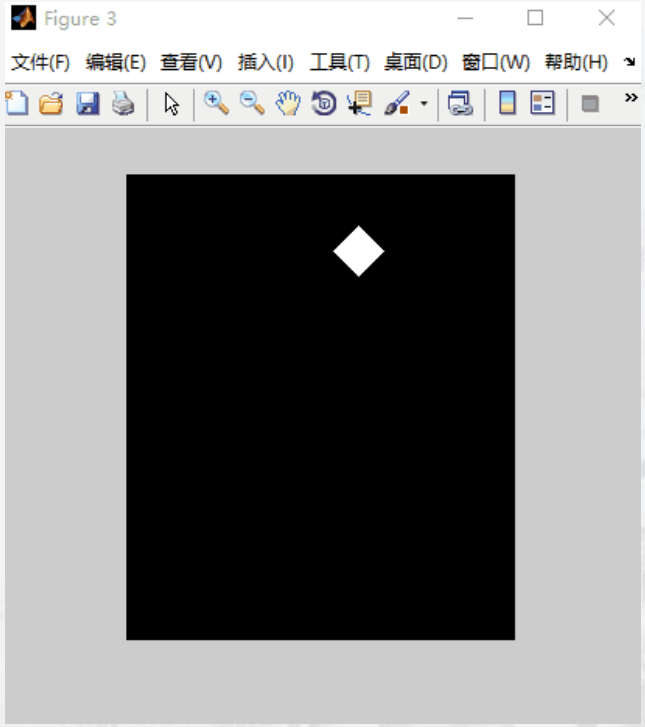
8.5 基于区域的分割

相关演示——“硬币”分割

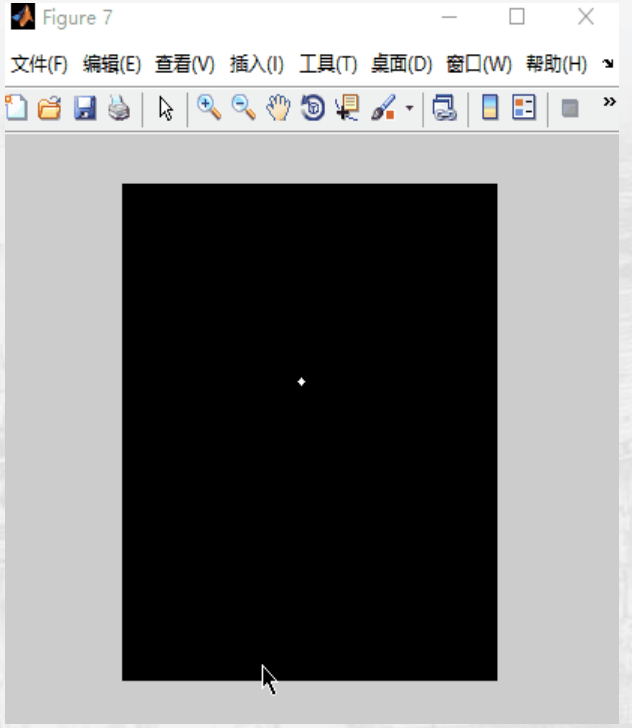
8.5 基于区域的分割

当种子选取在前景和背景时不同的填充效果

原图



选在背景



选在前景

西安交通大學
XI'AN JIAOTONG UNIVERSITY

本章结束