

数字图像处理

图像分割

大纲

- 基于阈值选取的图像分割方法
- 基于区域的图像分割方法
- 基于边缘检测的图像分割

图像分割

- 把图像空间按照一定的要求分成一些“有意义”的区域的技术叫图像分割。
- 例如：
 - 确定航空照片中的森林、耕地、城市区域等，首先需要将这些部分在图像上分割出来；
 - 辨认文件中的个别文字，需要首先将这些文字先从文件中分选出来；
 - 识别和标定细胞的显微照片中的染色体，需要用图像分割技术。

图像分割

- 一幅图像通常是由代表物体的图案与背景组成，简称物体与背景。若想从一幅图像中“提取”物体，可以设法用专门的方法标出属于该物体的点，如把物体上的点标为“1”，而把背景点标为“0”，通过分割以后，可得一幅二值图像。

图像分割的意义

- 把图像分成若干个有意义区域的处理技术。
- 从本质上说是将各像素进行分类的过程。分类所依据的特性可以是像素的灰度值、颜色或多谱特性、空间特性和纹理特性等。

图像分割方法分类

大致可以分为

- 基于边缘检测的方法
- 基于区域生成的方法

图像分割方法

- 基于边缘检测的方法

- 首先检出局部特性的不连续性，再将它们连成边界，这些边界把图像分成不同的区域，从而分割出各个区域。
- 常用边缘检测方法有基于边缘检测的图像分割、基于阈值选取的图像分割。

图像分割方法

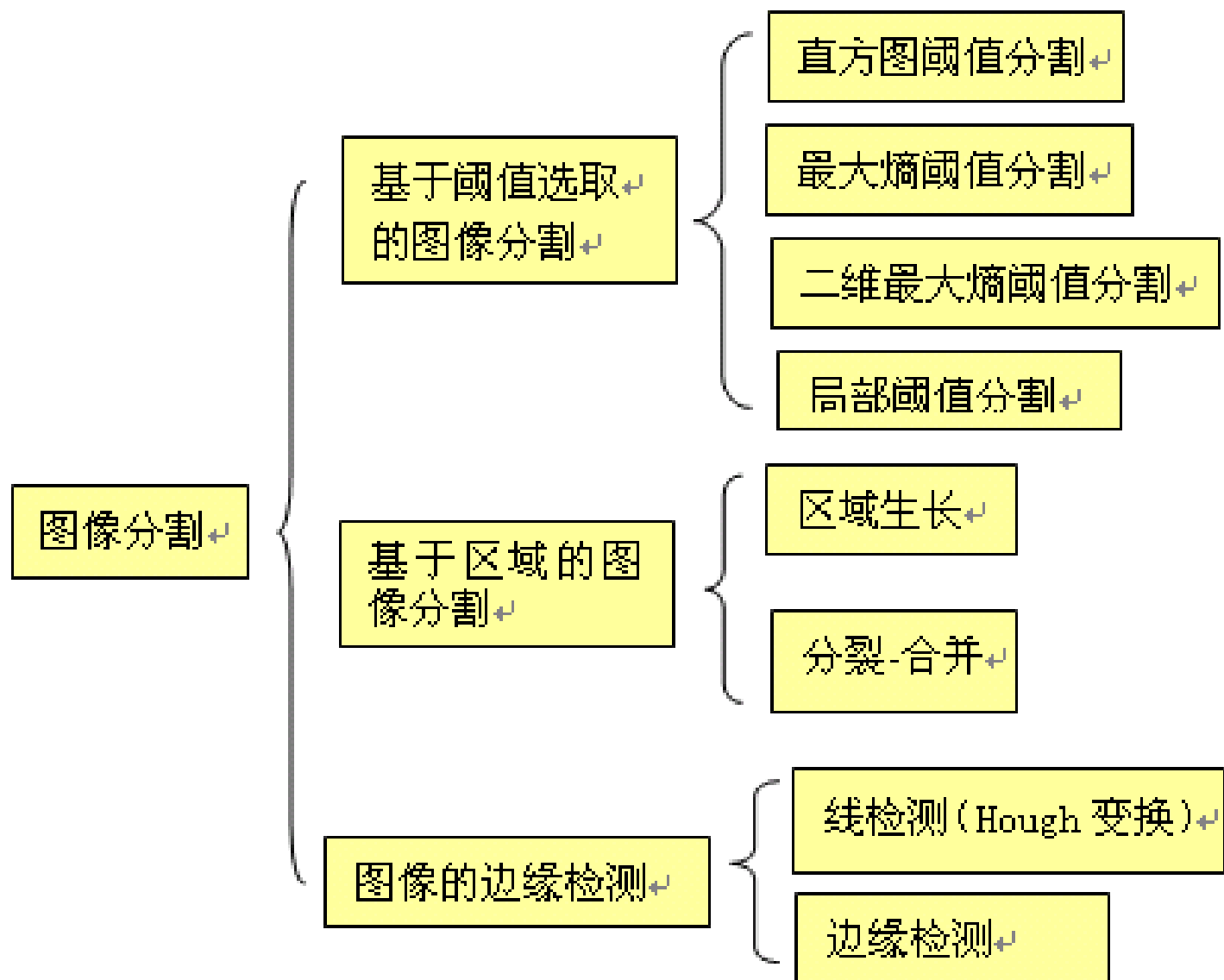
- 基于区域生成的方法

- 为找出图像的边缘信息，将像素分成不同的区域，根据相应的区域特性在图像中找出与其相似的部分并进行处理。
- 常用的方法有区域生长、分裂-合并分割方法。

图像分割方法分类

大致可以分为

- 基于边缘检测的方法
- 基于区域生成的方法
- 以上这两类方法互为对偶，相辅相成，有时还要将它们结合起来，以得到更好的分割效果。



阈值选取的图像分割方法

- 灰度阈值分割
- 直方图阈值
- 最大熵阈值
- 二维直方图阈值
- 局部阈值法

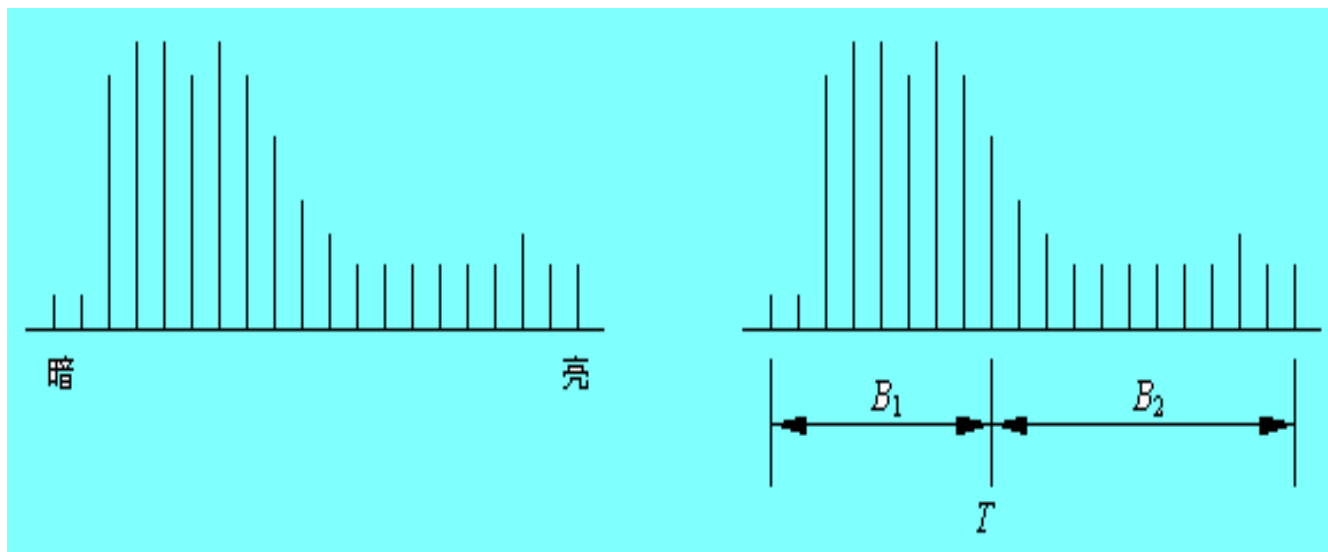
灰度阈值分割

- 若图像中目标和背景具有不同的灰度集合：
- 目标灰度集合与背景灰度集合，且两个灰度集合可用一个灰度级阈值 T 进行分割。
- 这样就可以用阈值分割灰度级的方法在图像中分割出目标区域与背景区域，这种方法称为灰度阈值分割方法。

灰度阈值分割

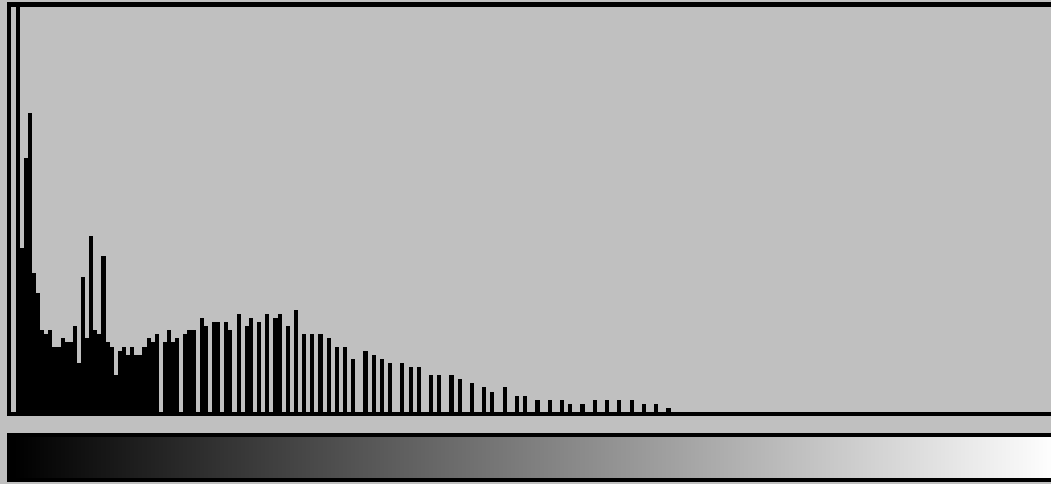
- 灰度阈值 T 的选择原则

- B_1 应尽可能包含与背景相关的灰度级，而 B_2 则应包含物体的所有灰度级。
- 当扫描这幅图像时，从 B_1 到 B_2 之间的灰度变化就指示出有边界存在。

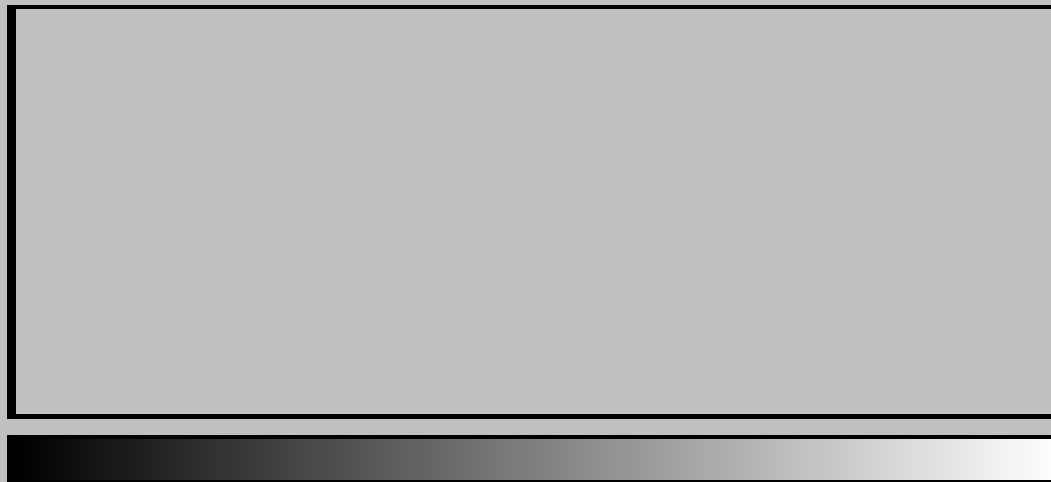




原图像



处理后图像









二值化方法

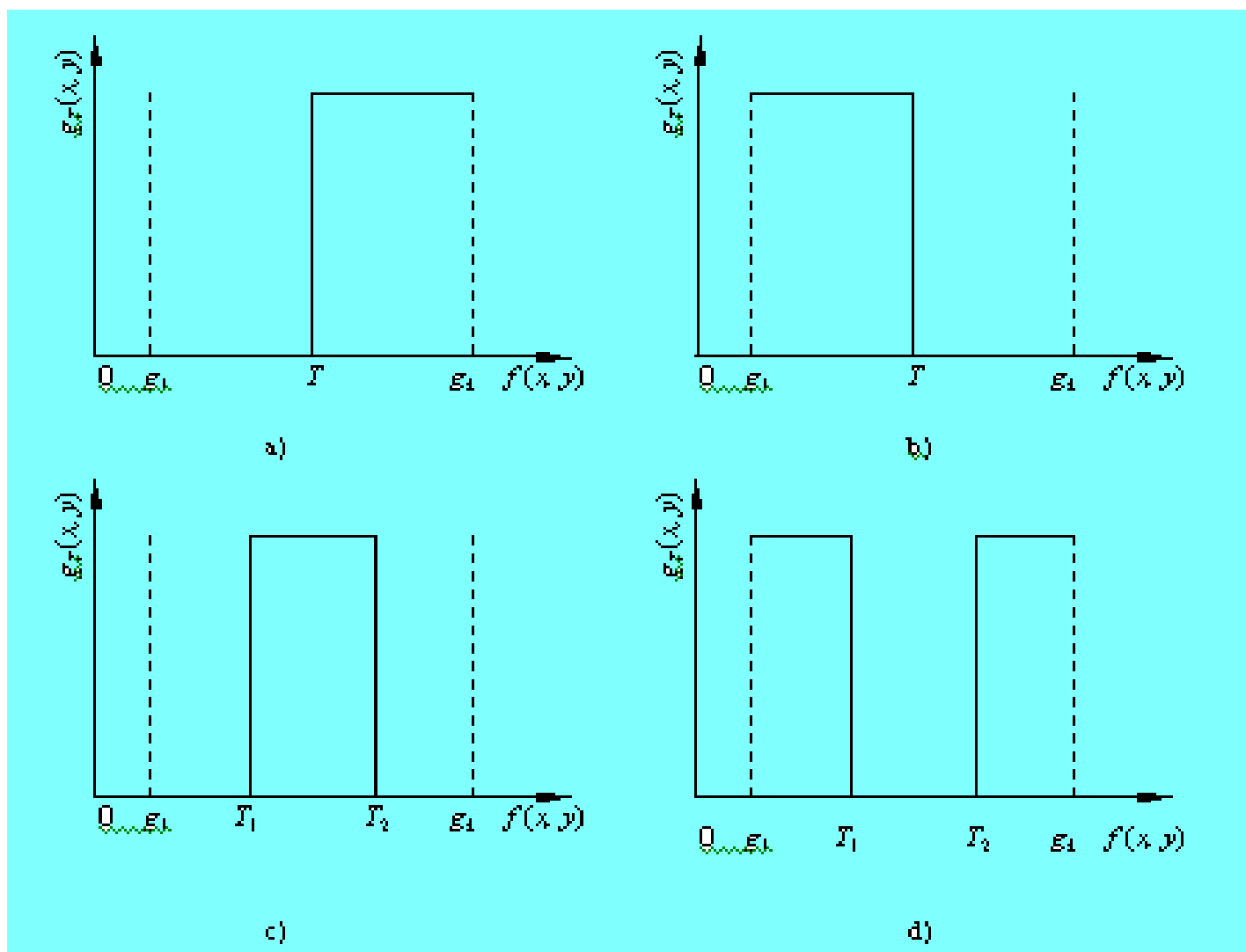
- 常用的几种二值化方法

- (1) 令二值化图像为：

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

- (2) 令二值化图像为：

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & f(x, y) \leq T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$



二值化方法

- 常用的几种二值化方法

- (3) 令二值化图像为：

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

- (4) 令二值化图像为：

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

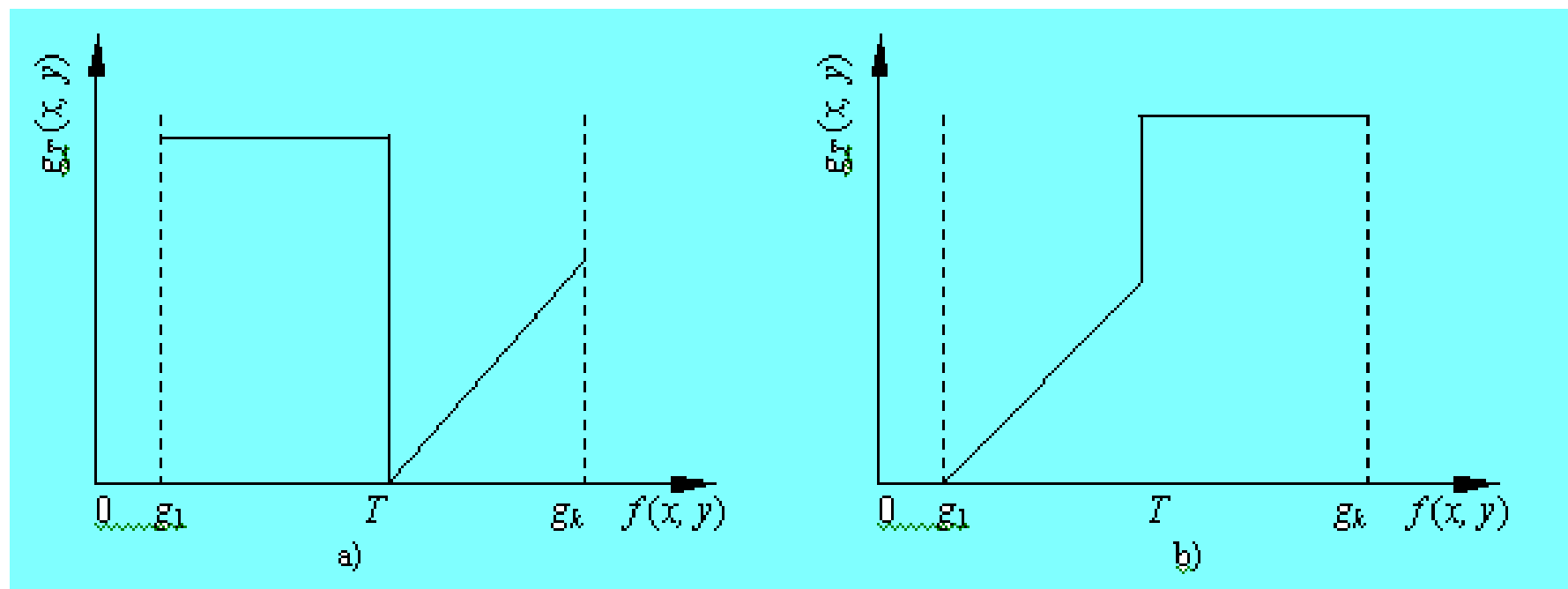
半阈值化方法

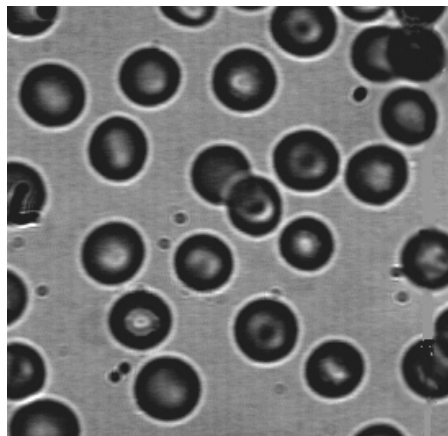
- 常用的两种半阈值化方法
 - 方法1

$$g(x, y) = \begin{cases} f(x, y) & f(x, y) \geq T \\ 0 \text{ or } 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

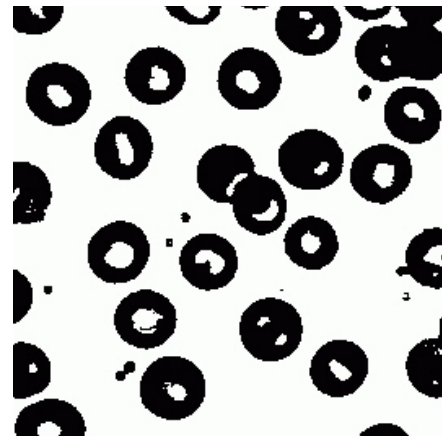
- 方法2

$$g(x, y) = \begin{cases} f(x, y) & f(x, y) \leq T \\ 0 \text{ or } 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

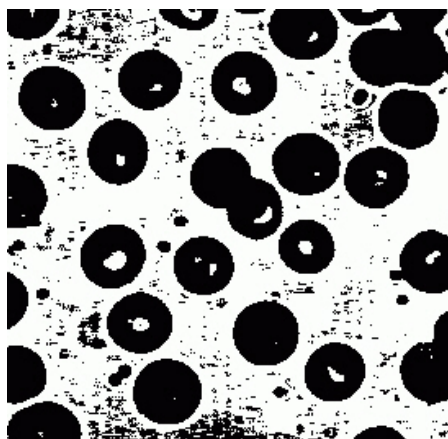




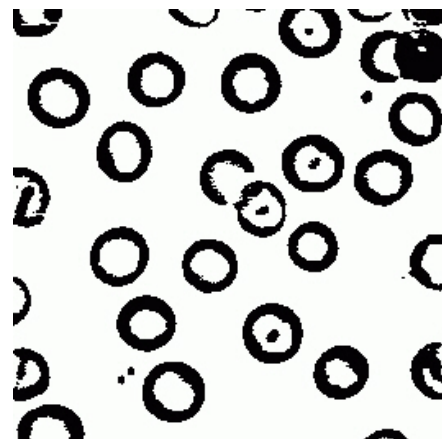
(a)



(b)



(c)



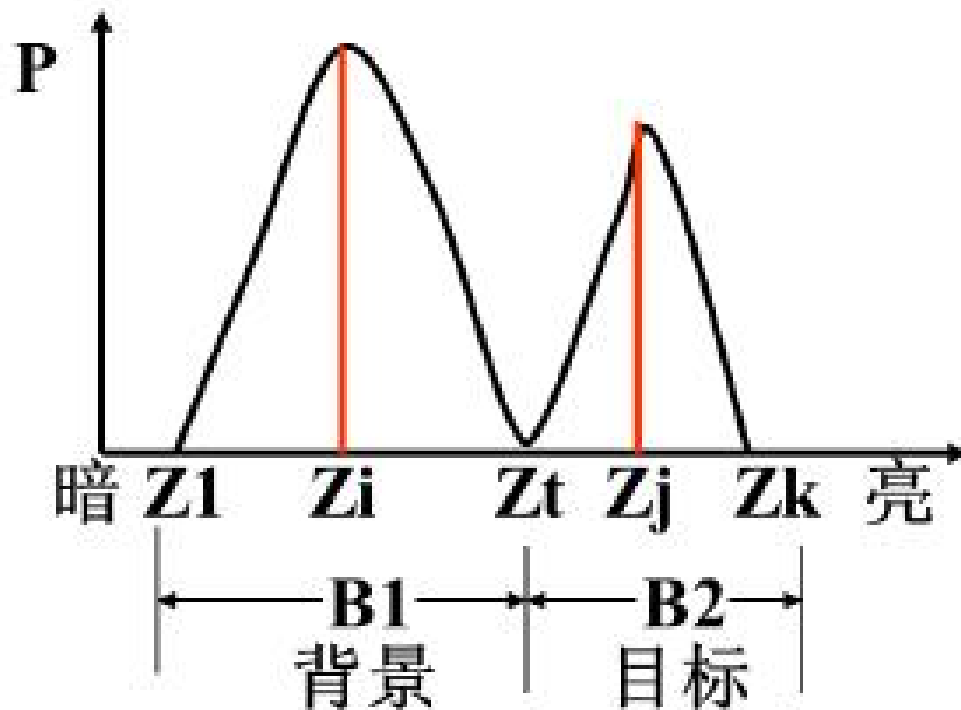
(d)

不同阈值对阈值化结果的影响

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

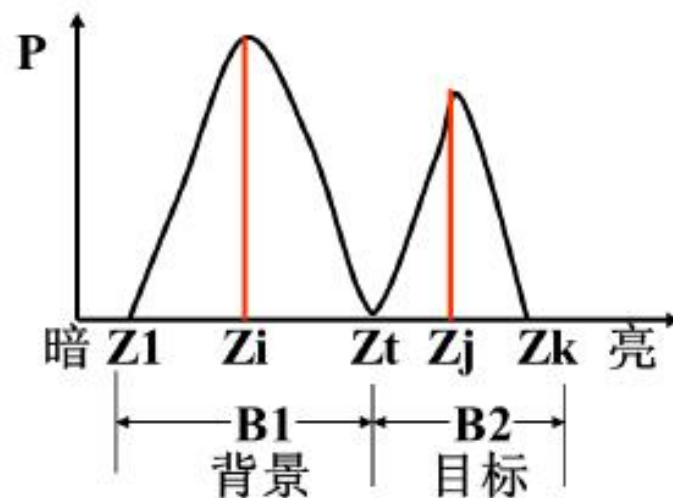
直方图阈值的双峰法

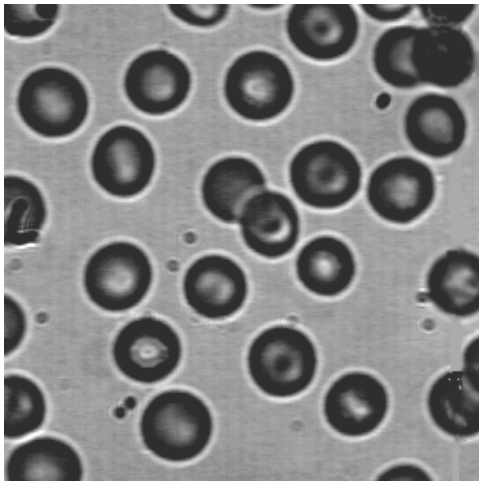
- 当灰度图像中画面比较简单且对象物的灰度分布比较有规律：背景和目标物在图像的灰度直方图上各自形成一个波峰。



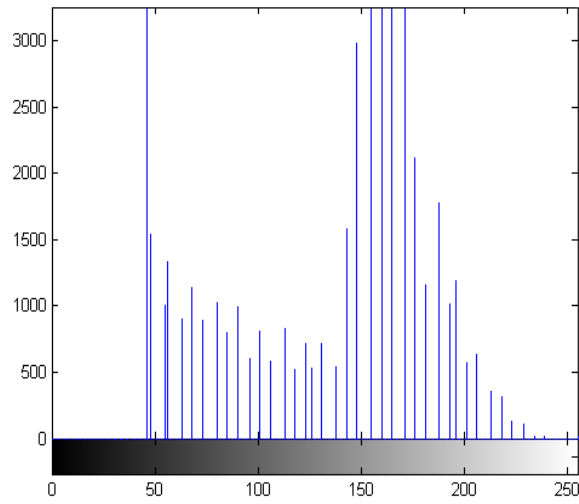
直方图阈值的双峰法

- 由于每两个波峰间形成一个低谷，因而选择双峰间低谷处所对应的灰度值为阈值，可将两个区域分离。
- 我们把这种通过选取直方图阈值来分割目标和背景的方法称为直方图阈值双峰法。

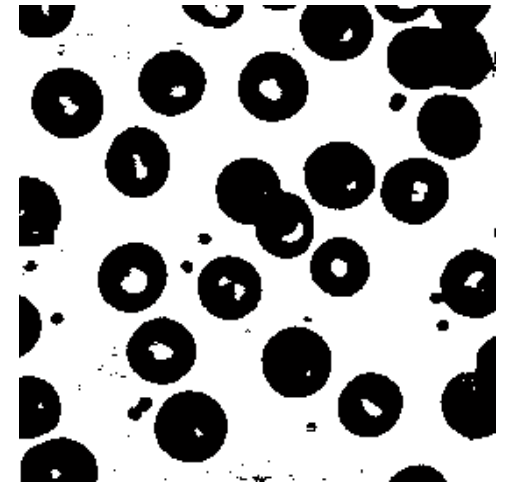




细胞原灰度图像



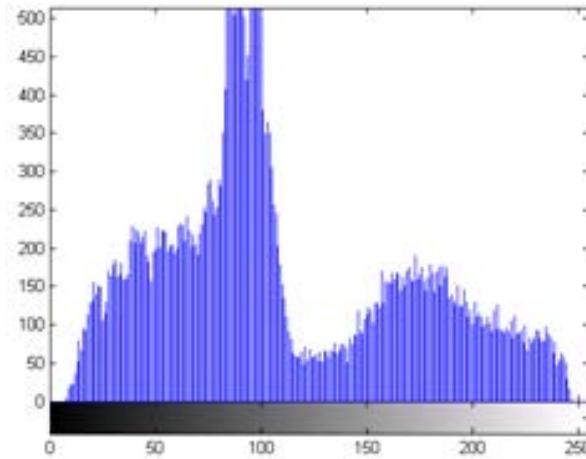
图像直方图



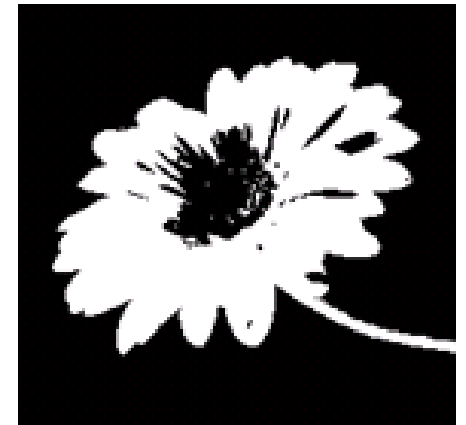
$T = 140$ 时阈值分割后的图像



原灰度图像



图像直方图



$T = 130$ 时阈值分割后的图像

动态阈值法

- 在有些情况下，整幅图像用一个固定的阈值来分割，可能得不到好的分割效果。
- 此时可以利用**取动态门限值**的方法分割图像。取动态门限值是先将图像分成若干块，对每一块按其局部直方图由上述方法选择门限值。

最大熵阈值

- 图像阈值最大熵分割方法是应用信息论中熵的概念对图像阈值化，使选择的阈值 t 分割图像目标区域、背景区域两部分灰度统计的信息量为最大，所采用的一种图像阈值分割方法。
- 对数字图像阈值分割的图像灰度直方图如图，其中，灰度级低于 t 的像素点构成目标区域 O ，灰度级高于 t 的像素构成背景区域 B ，由此得到目标区域 O 的概率分布和背景区域 B 的概率分布分别是

最大熵阈值

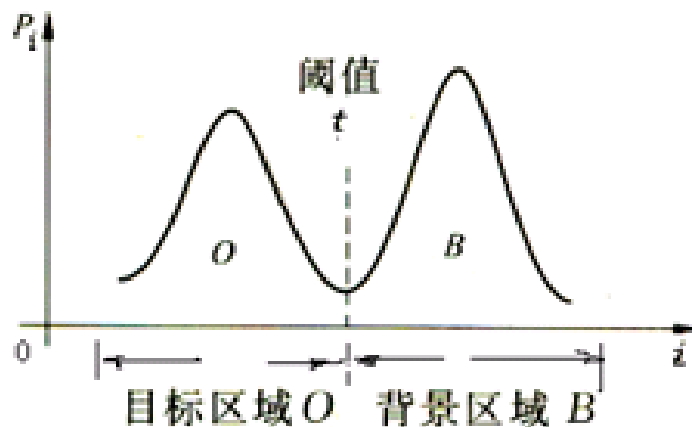
- 目标区域 O 的概率灰度分布:

$$P_O = p_i / p_t \quad i = 0, 1, \dots, t;$$

- 背景区域 B 的概率灰度分布:

$$P_B = p_i / (1 - p_t) \quad i = t + 1, t + 2, \dots, L - 1.$$

$$p_t = \sum_{i=0}^t p_i$$



由此得到数字图像，目标区域和背景区域熵的定义为

$$H_O(t) = -\sum_{i=0}^t P_O \log_2 P_O \quad (i = 0, 1, 2, \dots, t.)$$

$$H_B(t) = -\sum_{i=t+1}^{L-1} P_B \log_2 P_B \quad (i = t + 1, t + 2, \dots, L - 1.)$$

由目标区域和背景区域 $H_O(t)$, $H_B(t)$ 得到熵函数 $\phi(t)$ 定义为：

$$\phi(t) = H_O + H_B$$

当熵函数 $\phi(t)$ 取得最大值时，对应的灰度值 t^* 就是所求的最佳
阈值

$$t^* = \max_{0 < t < L-1} [\phi(t)]$$

基于区域的图像分割方法

- **分割的目的**是把一幅图像划分成一些区域，对于这个问题的最直接的方法是把一幅图像分成满足某种判据的区域。要划分成区域，要确定一个区域与其它区域相区别的特征，还要产生有意义分割的**相似性判据**。

基于区域的图像分割方法

- 区域生长法
- 分裂-合并

区域生长法

- **分割区域**的一种方法叫区域生成或**区域生长**。
 - 可以从满足区域特征的一点开始，加上与已知点相似的邻点形成一个区域。
 - 这个相似性准则可以是灰度级、彩色值、结构、梯度或其它特征。相似性的测度可以由所确定的阈值来判定。
 - 所以，此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，就并入区域中。不断重复这一过程，直到没有可接受的邻近点为止。

区域生长法

- 区域生长法时需要由以下3个步骤来实现
 - (1) 确定选择一组能正确代表所需区域的起始点种子像素；
 - (2) 确定在生长过程中将相邻像素包括进来的（相似性判别生长）准则；
 - (3) 确定区域生长过程停止的条件或规则。
- 当然，区域生长分割方法针对不同的实际应用，需要根据具体图像的具体特征来确定种子像素和生长及停止准则。

灰度差判别式

- 相似性的判别值可以选取像素与邻域像素间的灰度差，也可以选取微区域与相邻微区域间的灰度差。灰度差判别式为

$$\{C = |f(i, j) - f(m, n)|\} \begin{cases} < T & \text{合并, 属于同一标记} \\ \geq T & \text{不变} \end{cases}$$

- 当 $C < T$ ，说明基本单元 (i, j) 与 (m, n) 相似， (i, j) 应与 (m, n) 合并，计算合并后微区域的平均灰度值；
- 当 $C \geq T$ ，说明两者不相似， $f(i, j)$ 保持不变，仍为不属于任何区域的基本单元。

区域生长的简单图示

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

(a) 输入图像

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

(b) 第一次区域生长

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) 第二次区域生长

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

(d) 结束并重新开始

2	1	1	2	1	1
1	5	4	5	5	1
2	5	8	9	6	2
1	6	9	8	6	1
1	6	8	9	8	1
1	2	1	1	2	1

(a) 给定原图像

A	1				
1	5				

(b) 处理过程

A	A	1			
A	5	4			
2	5				

(c) 处理过程

A	A	A	2		
A	5	4	5		
A	5				
1	6				

(d) 处理过程

A	A	A	A	A	A
A	B	4			A
A	5	8			A
A					A
A					A
A	A	A	A	A	A

(e) 处理过程

	B	B	B	B	
	B	C	9	B	
	B	9	8	B	
	B	8			

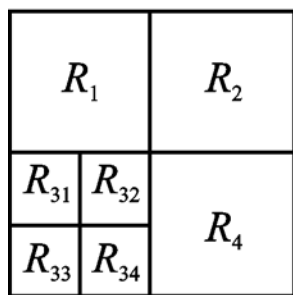
(f) 处理过程

A	A	A	A	A	A
A	B	B	B	B	A
A	B	C	C	B	A
A	B	C	C	B	A
A	B	C	C	C	A
A	A	A	A	A	A

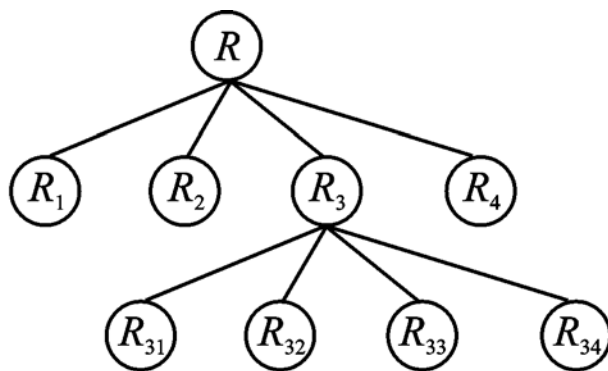
(g) 处理结果

分裂-合并

- 1. 树结构
- 2. 图像四叉树结构
- 3. 金字塔数据结构



(a) 四叉树分裂

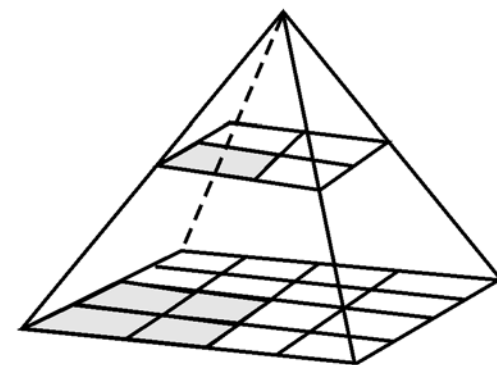


(b) 四叉树结构

0层

1层

2层



(c) 金字塔结构

图像金字塔分裂-合并基本数据结构

- 分裂-合并算法的例子。设有 8×8 图像的0层、1层、2层、3层如图所示，其中的数值为灰度值以及各层的小区域平均灰度值。根的灰度值表示图像的平均亮度。

11	12	31	32	32	31	33	34
16	17	33	34	36	37	39	38
91	92	92	36	35	38	37	38
94	95	51	37	38	37	38	39
96	58	52	38	39	38	36	36
97	57	53	73	76	79	35	37
98	99	54	71	96	95	94	92
100	97	98	97	97	96	99	99

(a) 8×8 图像0层的灰度值

14	33	34	36
94	/	37	38
/	/	/	36
98.5	/	96	96

(b) 1层的区域合并

/	36.25
/	/

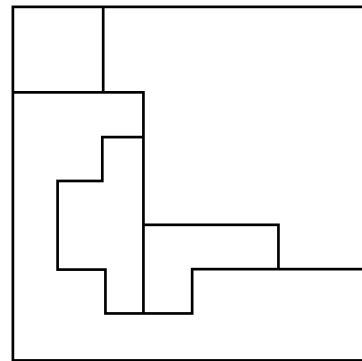
(c) 2层的区域合并

14	33	36.25			
94	92	36	36.25		
	51	37			
96	58	52	38	39	38
97	57	53	73	76	79
98.5	54	71	36		
	98	97	96	96	

(d) 3层的区域分裂

14	33	36.25			
94	92	36	36.25		
	51	37			
96	58	52	36		
97	57	53			
	54	71	96		
98.5	98	97			

(e) 合并消除小区域块



(f) 最终结果

基于边缘检测的图像分割

- 数字图像的边缘检测是图像分割、目标区域识别、区域形状提取等图像分析领域十分重要的基础，也是图像识别中提取图像特征的重要属性。
- 在进行图像理解和分析时，第一步往往就是边缘检测，由于边缘广泛存在于目标与目标、物体与背景、区域与区域（含不同色彩）之间，它是图像分割所依赖的重要特征。
- 目前它已成为机器视觉研究领域最活跃的课题之一，在工程应用中占有十分重要的地位。

边缘

- 边缘
 - 指周围像素灰度有阶跃变化或屋顶变化的那些像素的集合。
- 常见的边缘点有三种：
 - 阶梯形边缘
 - 屋顶形边缘
 - 线性边缘

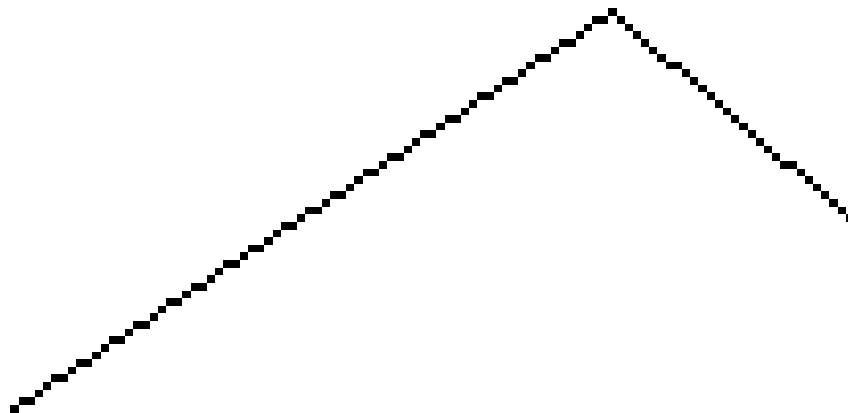
边缘

- 阶梯形边缘，即从一个灰度到比它高好多的另一个灰度。



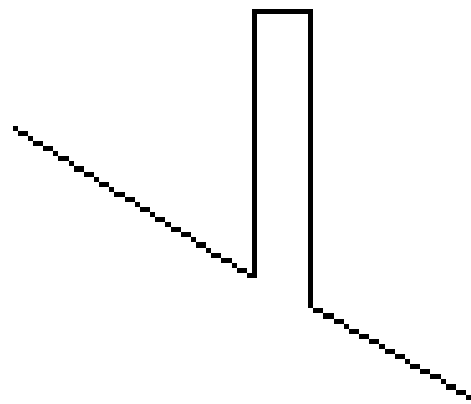
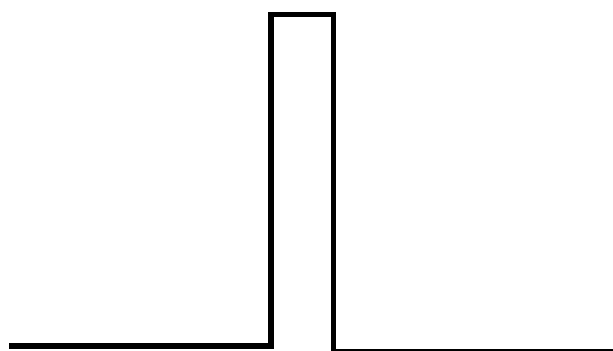
边缘

- 屋顶形边缘，它的灰度是慢慢增加到一定程度然后慢慢减少。



边缘

- 线性边缘，它的灰度从一个级别跳到另一个灰度级别之后然后回来。



边缘检测方法

- 轮廓或边缘就是图像中灰度变化率最大的地方。
因此，为了把轮廓抽取出来，就是要找一种方法把图像的最大灰度变化处找出来。
- 人们最感兴趣的微分性质是恒定灰度区域(平坦段)、突变的开头与结尾(阶梯与斜坡突变)以及沿着灰度级斜坡处的特性。
- 非常类似图像锐化的思想

边缘检测方法

- 边缘检测可以用空间微分来完成。微分算子的响应强度与图像在该点的突变程度有关，图像微分增强了边缘和其他突变(如噪声)而消弱了灰度变化缓慢的区域。

对于一阶微分必须保证：

- (1) 平坦段微分值为零；
- (2) 在灰度阶梯或斜坡的起点处微分值非零；
- (3) 沿着斜坡面微分值非零。

对于二阶微分必须保证：

- (1) 在平坦区微分值为零；
- (2) 在灰度阶梯或斜坡的起始点处微分值非零；
- (3) 沿着斜坡面微分值为零。

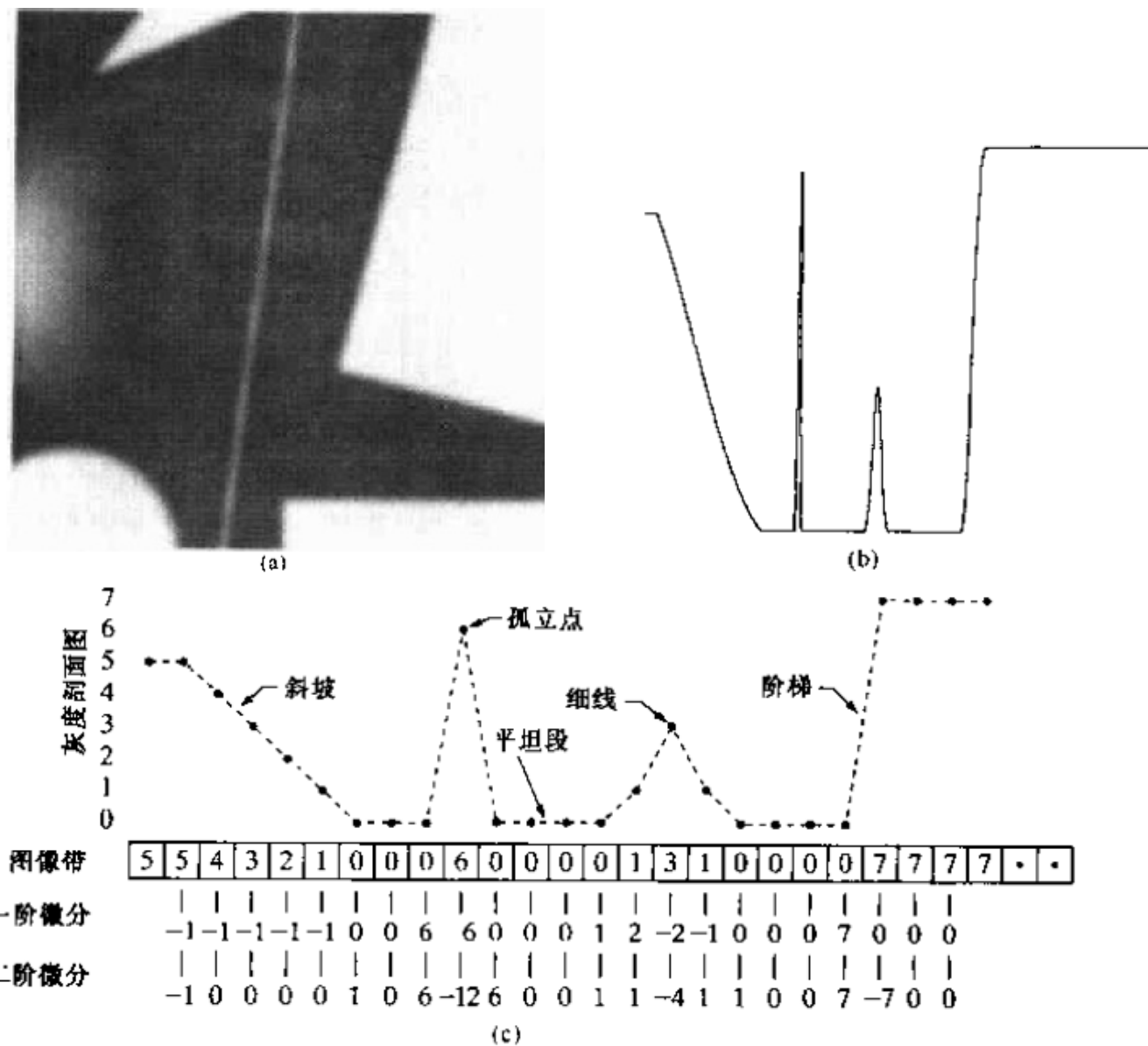


图 3.38 (a)一幅简单图像,(b)沿图像中心并且包含孤立噪声点的一维水平灰度剖面图,(c)简化的剖面图(用虚线连接点以简化描述)

梯度

- 梯度的两个重要性质是：
 - 梯度的方向在函数 $f(x, y)$ 最大变化率的方向上。
 - 梯度的幅度用 $G[f(x, y)]$ 表示，并由下式算出：

$$G[f(x, y)] = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{1/2}$$

拉普拉斯算子

- 二维函数二阶微分的图像锐化方法
- 如：简单的各向同性微分算子，是一种线性操作

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

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

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

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

- **强调图像中灰度的突变**，并不强调灰度缓慢变化的区域，将产生一幅把图像中的浅灰色边线和突变点叠加到暗背景中的图像。

拉普拉斯算子

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

(a)

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

(b)

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

(c)

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

(d)

图3.39 (a)执行公式(3.7.4)定义的离散拉普拉斯变换所用的滤波器掩模；
(b)用于执行该公式的扩展掩模，它包括对角线邻域；
(c)和(d)其他两种拉普拉斯的实现。

一阶微分图像增强

- 对于函数 $f(x, y)$

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

- 模值由下式给出

$$\begin{aligned} \|\nabla f\| &= [G_x^2 + G_y^2]^{\frac{1}{2}} \\ &= \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \end{aligned}$$

一阶微分近似

- 用绝对值来替代平方与平方根进行近似计算

$$\nabla f \approx |G_x| + |G_y|$$

其中 $G_x = (z_8 - z_5)$, $G_y = (z_6 - z_5)$.

- 交叉差分

$$G_x = (z_9 - z_5) \text{ 和 } G_y = (z_8 - z_6).$$

$$\nabla f = [(z_9 - z_5)^2 + (z_8 - z_6)^2]^{1/2}$$

$$\nabla f \approx |z_9 - z_5| + |z_8 - z_6|$$

- 偶数尺寸的模板没有中心，换为3*3的掩模，采用如下近似

$$\nabla f \approx |(z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3)| + |(z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7)|$$

Sobel算子

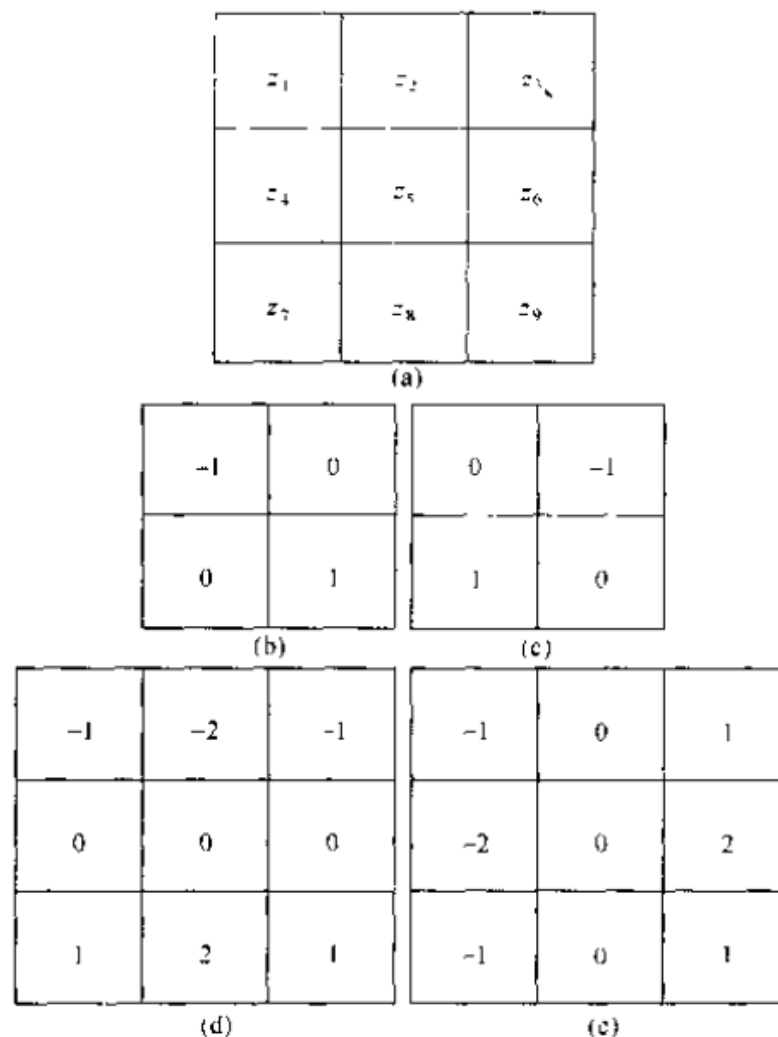
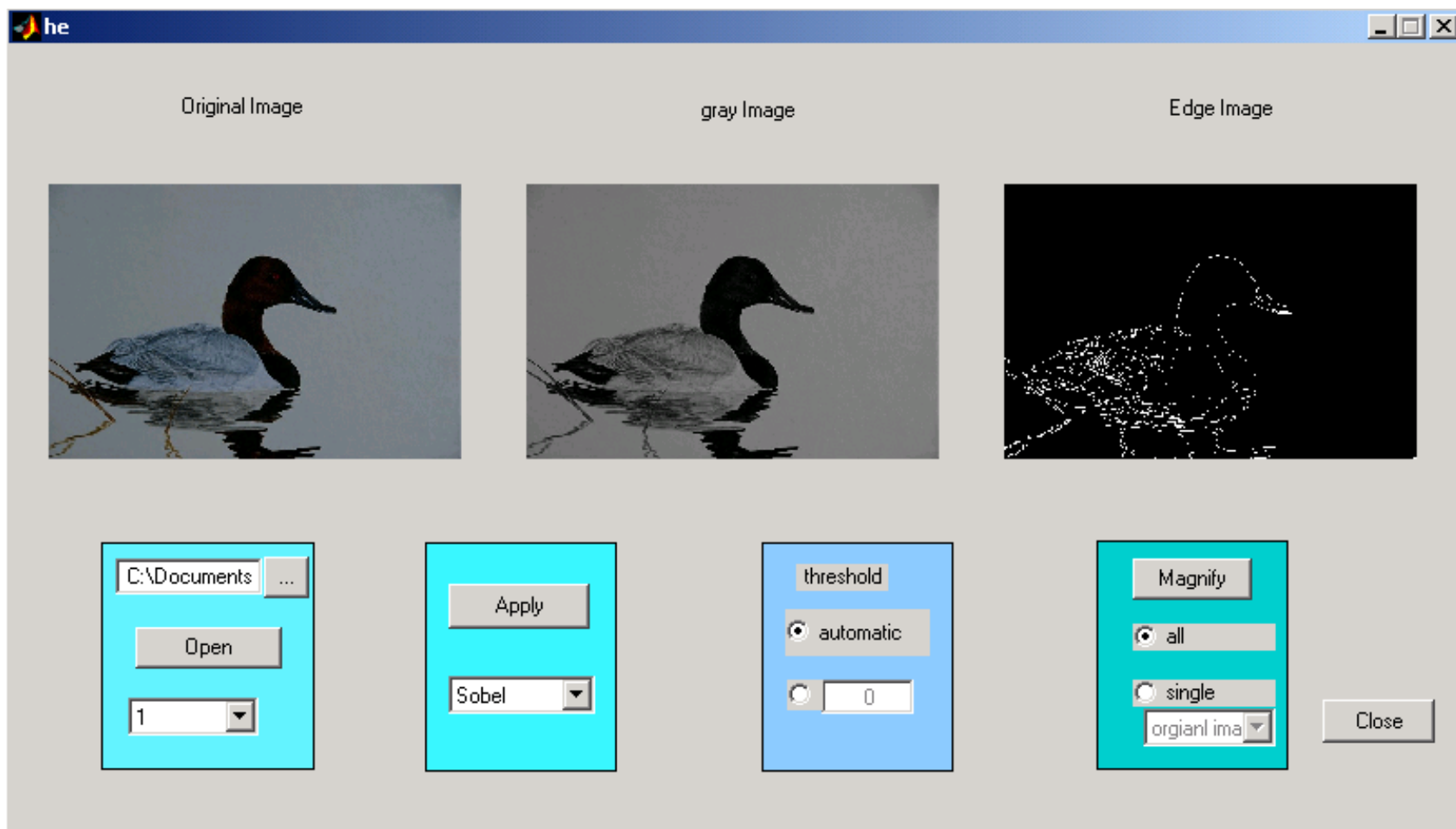


图 3.44 图像的 3×3 区域(z 是灰度值)和用来计算标记为 z_5 的点梯度的掩模。正如所期望的微分算子那样,所有掩模的系数之和为0



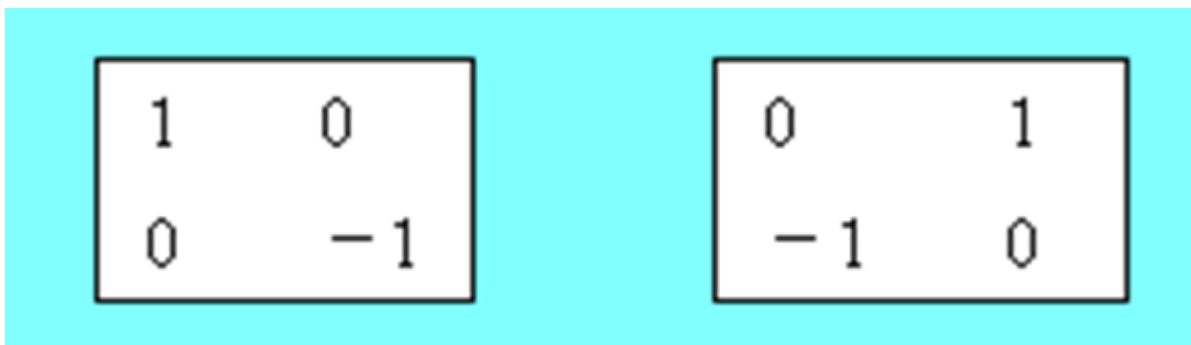
Roberts算子

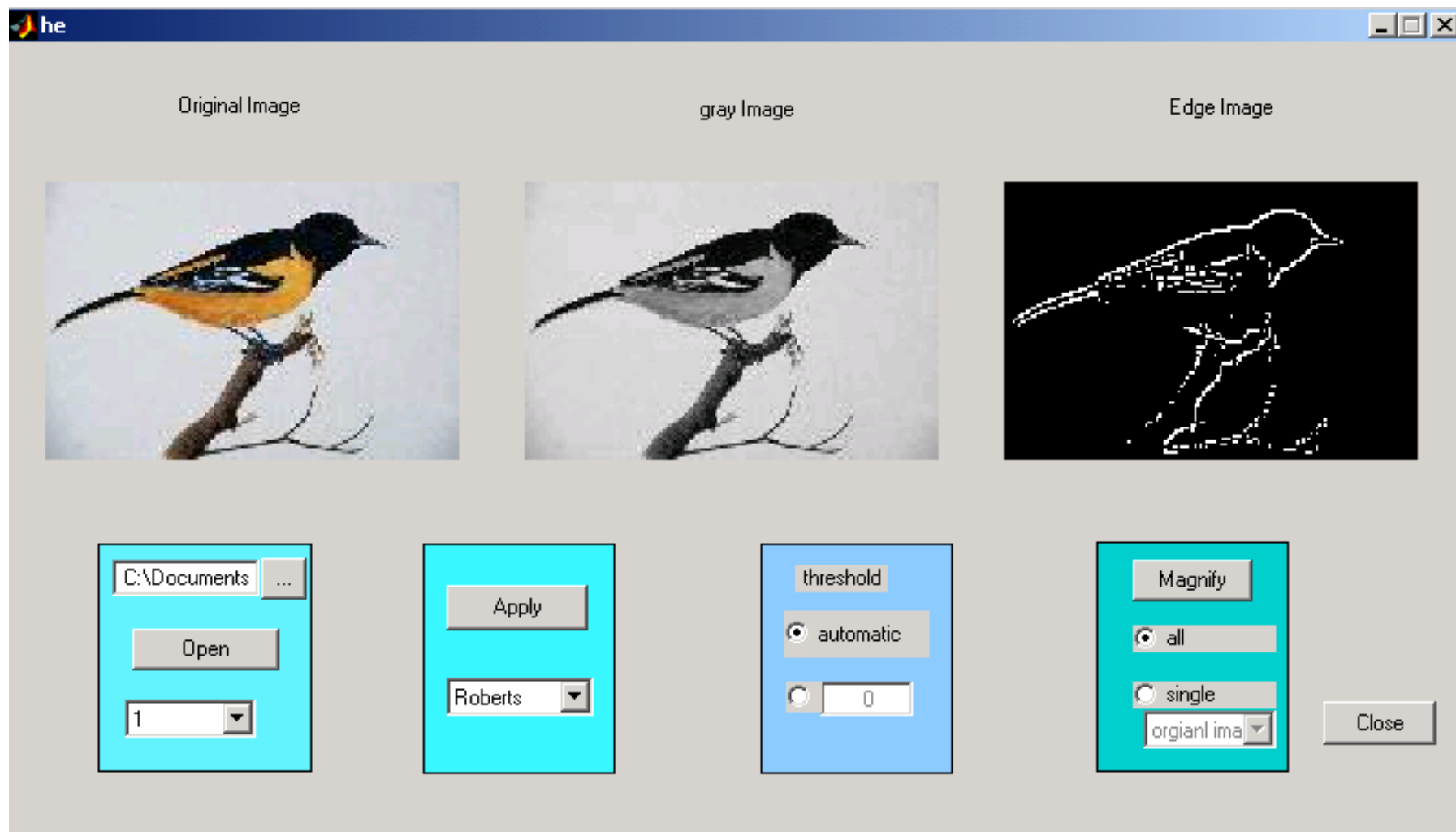
- 图像 $f(x, y)$ 的梯度定义为

$$\nabla f(x, y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} i + \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} j$$

$$\nabla f(x, y) = \sqrt{[f(x, y) - f(x+1, y+1)]^2 + [f(x+1, y) - f(x, y+1)]^2}$$

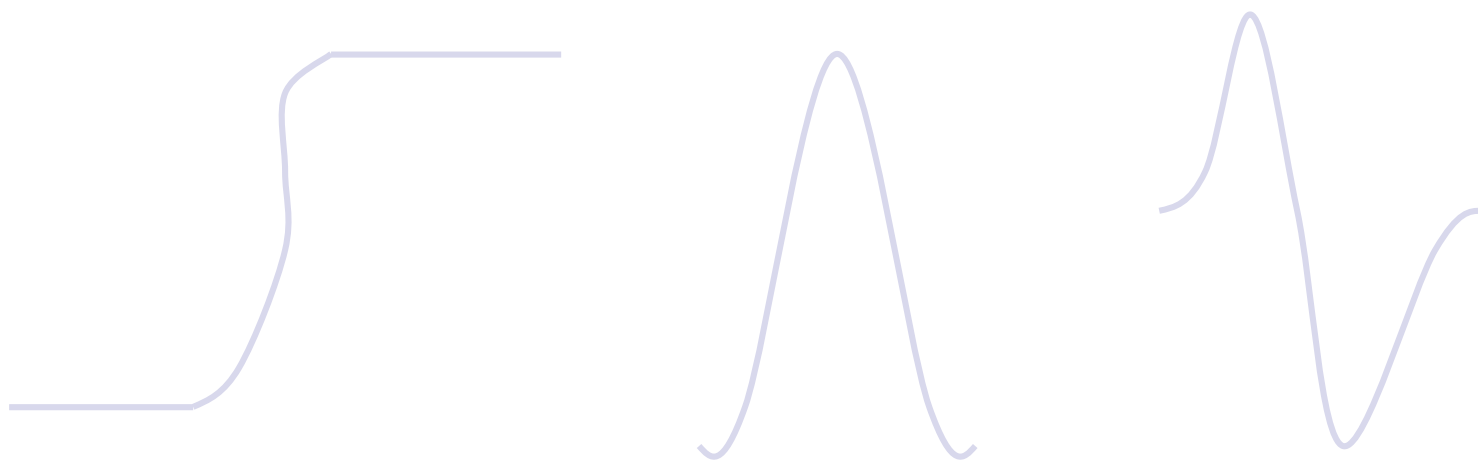
$$\nabla f(x, y) = |f(x, y) - f(x+1, y+1)| + |f(x+1, y) - f(x, y+1)|$$





LOG算子

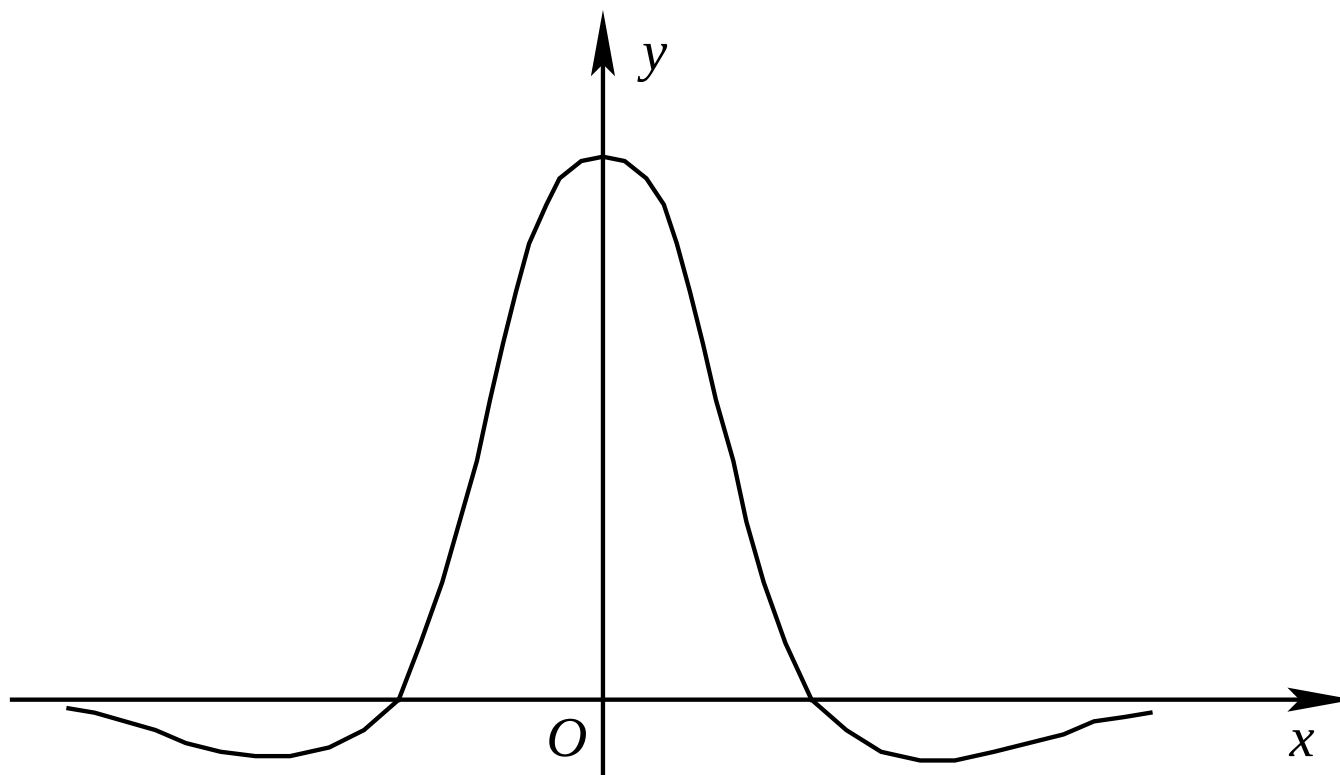
- 噪声点对边缘检测有较大的影响，效果更好的边缘检测器是高斯-拉普拉斯(LOG)算子。
 - 结合高斯平滑滤波器和拉普拉斯锐化滤波器，**先平滑掉噪声，再进行边缘检测**，所以效果更好。
 - LOG算法是一种二阶边缘检测方法，通过寻找图像灰度值中**二阶微分中的过零点**来检测边缘点。



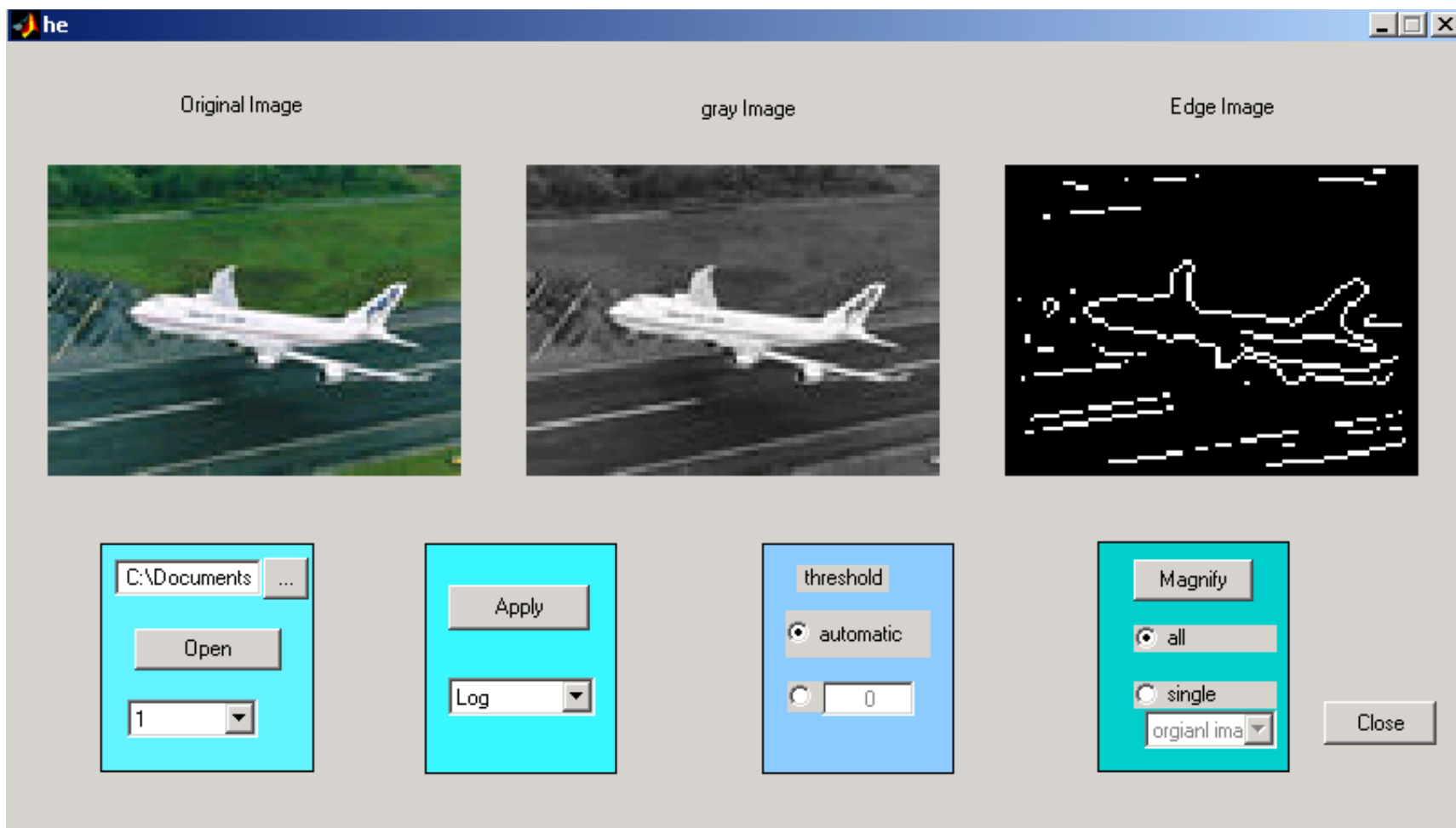
LOG算子

- 常用的LOG算子是 5×5 的模板：

$$\begin{bmatrix} -2 & -4 & -4 & -4 & -2 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -4 & 8 & 24^* & 8 & -4 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -2 & -4 & -4 & -4 & -2 \end{bmatrix}$$



LOG算子中心点的距离与位置加权系数的关系

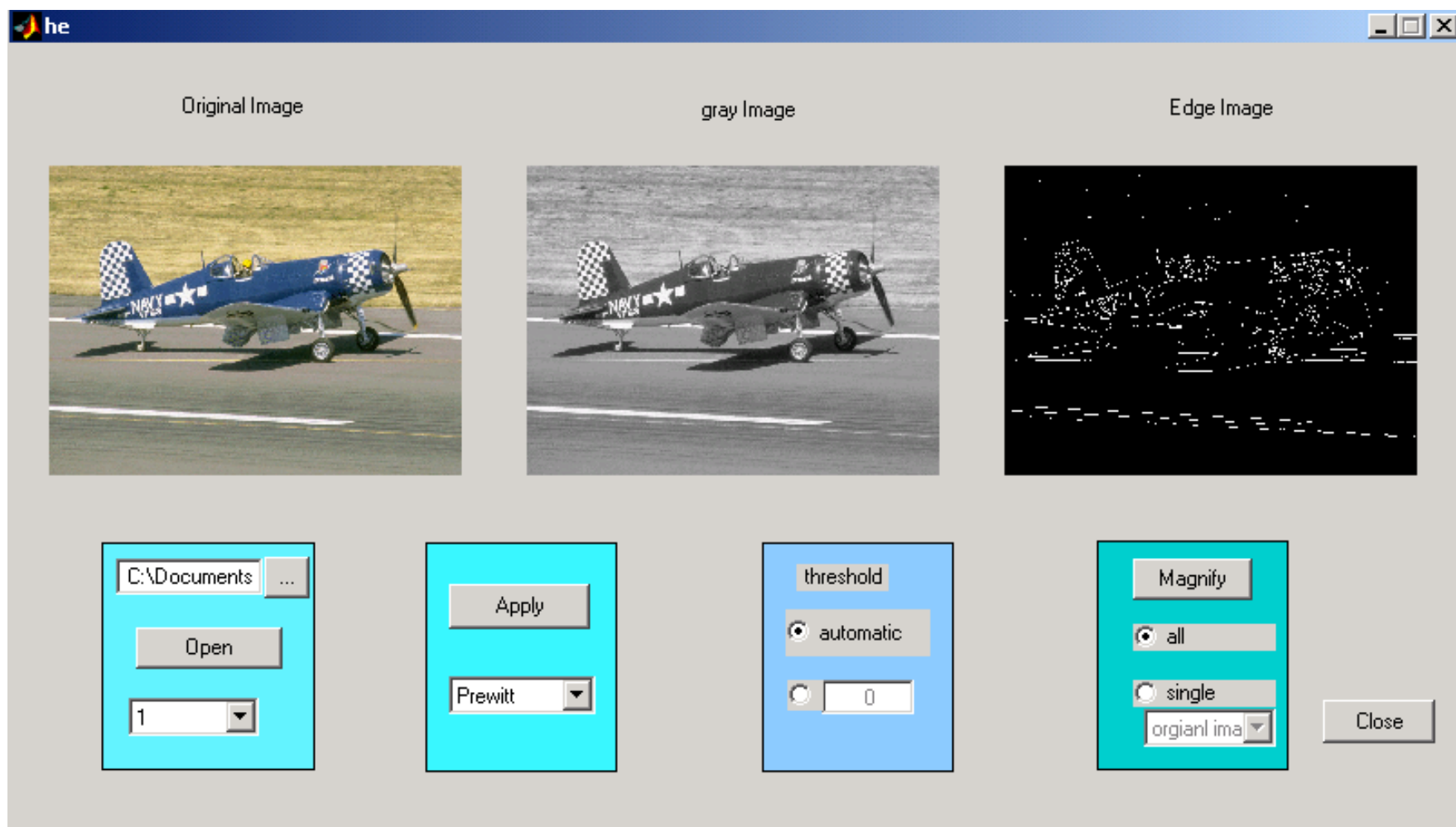


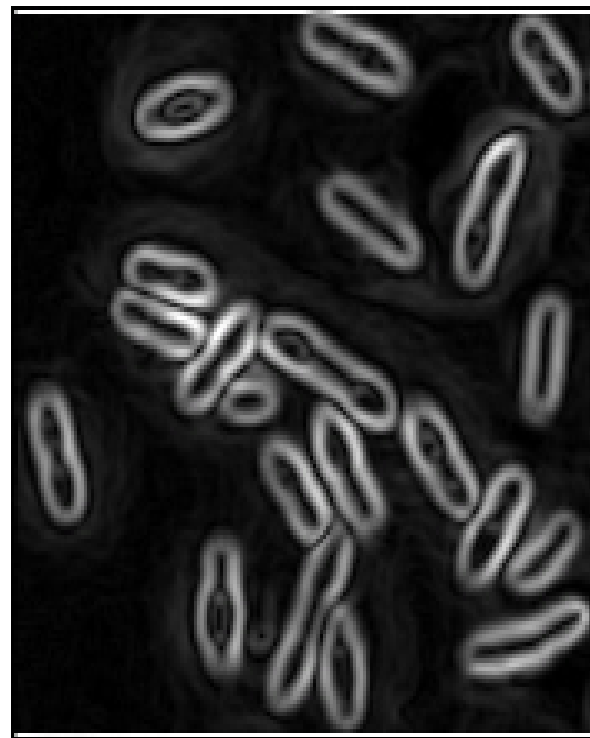
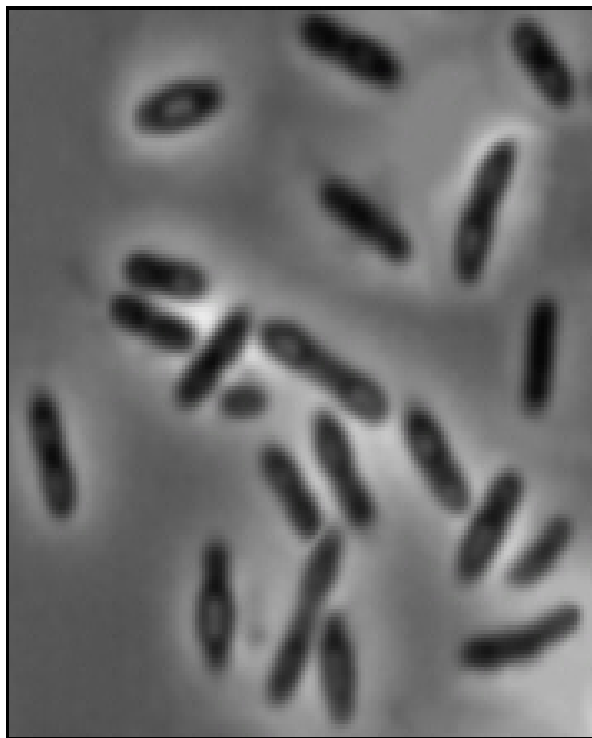
Prewitt算子

- 与使用Sobel算子的方法一样，Prewitt算子也产生一幅边缘幅度图像，也是对灰度渐变和噪声较多的图像处理得较好。

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1

1	1	1
0	0	0
-1	-1	-1





用Prewitt算子进行边缘检测的结果

Canny算子

- Canny边缘检测法利用高斯函数的一阶微分，它能在噪声抑制和边缘检测之间取得较好的平衡。具体步骤如下：
 - (1) 用高斯滤波器来对图像滤波，去除图像中的噪声。

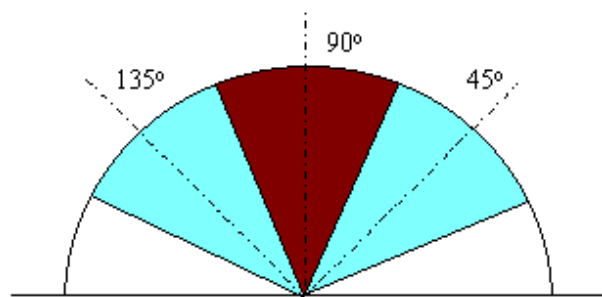
$$\frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix}$$

- (2) 寻找图像中梯度，求得每个像素点的梯度值和方向

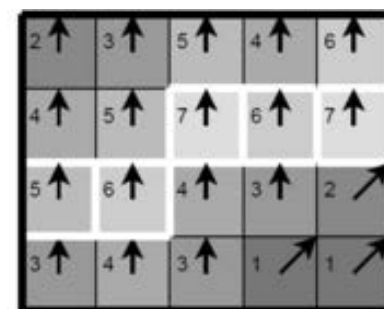
$$\mathbf{G} = \sqrt{\mathbf{G}_x^2 + \mathbf{G}_y^2}, \quad \Theta = \arctan(\mathbf{G}_y / \mathbf{G}_x)$$

Canny算子

- Canny边缘检测法利用高斯函数的一阶微分，它能在噪声抑制和边缘检测之间取得较好的平衡。具体步骤如下：
 - (3)通过梯度方向，找到这个像素梯度方向的邻接像素。将其梯度方向近似为以下值中的一个 (0, 45, 90, 135, 180, 225, 270, 315)（即上下左右和45度方向）



4	3	2
1	X	1
2	3	4



- (4) 梯度进行“非极大抑制”，将模糊的边界变得清晰，保留了每个像素点上梯度强度的极大值

Canny算子

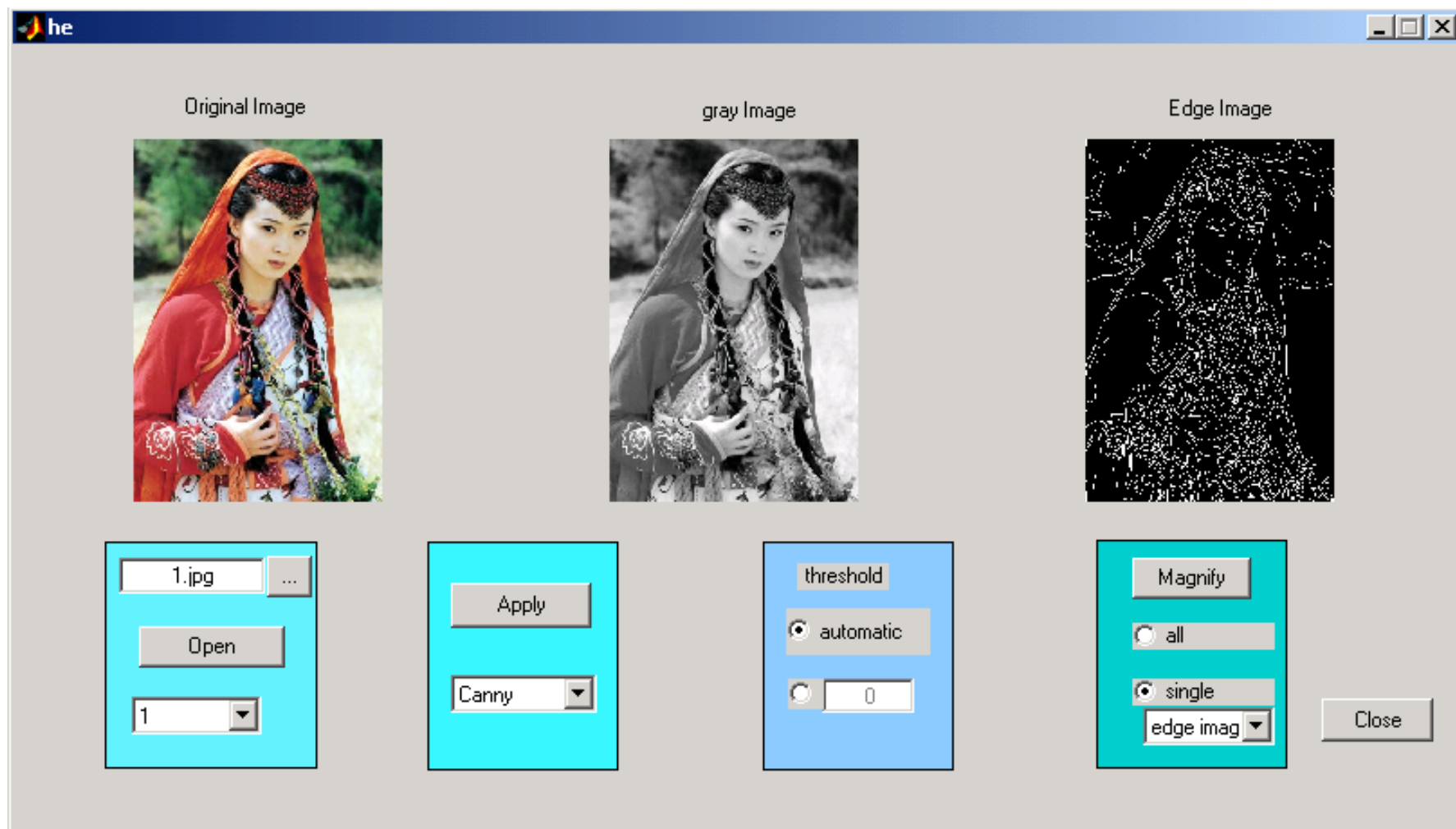
- 非极大抑制

- 比较该像素点及其梯度方向正负方向的像素点的梯度强度，如果该像素点梯度强度最大则保留，否则抑制（删除，即置为0，即不是边缘）。
- 例如上图中 x 的梯度方向的梯度值与它的左上和右下相邻像素的梯度值比较，看 x 的梯度值是否是局部极大值。如果不是，就把像素 x 的灰度设为0，这个过程称为“非极大抑制”。

Canny算子

- (5) 双阈值

- 经过非极大抑制后图像中仍然有很多噪声点。Canny算子应用双阈值技术，**设定一个阈值上界和阈值下界**，图像中的像素点如果大于阈值上界则认为必然是边界（称为强边界），小于阈值下界则认为必然不是边界，两者之间的则认为是候选项（称为弱边界），需进行进一步处理。
- 使用累计直方图计算两个阈值。凡是大于高阈值（累积直方图0.8处的值作为高阈值 T_h ）的一定是边缘，凡是小于低阈值（ $0.4T_h$ ）的一定不是边缘。如果检测结果大于低阈值但又小于高阈值，那就要看这个像素的邻接像素中是否有超过高阈值的边缘像素。如果有的话，它就是边缘，否则它不是边缘。





(a) 原始灰度图像



(b) Sobel算子检测效果



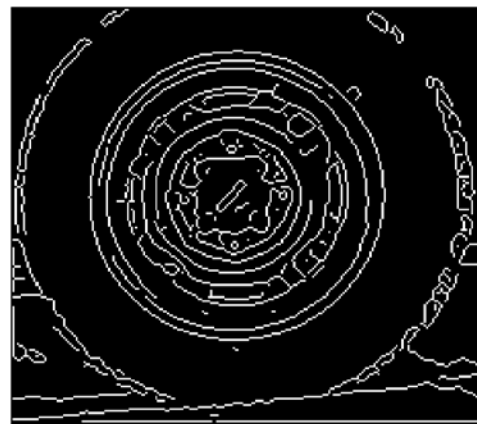
(c) Roberts算子检测效果



(d) Prewitt算子检测效果



(e) LOG算子检测效果

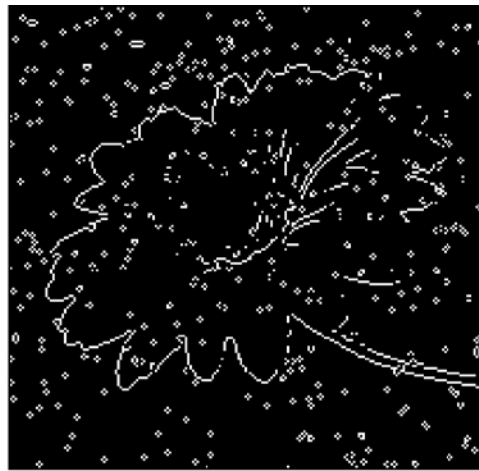


(f) Canny算子检测效果

采用各种边缘检测算子得到的边缘图像效果



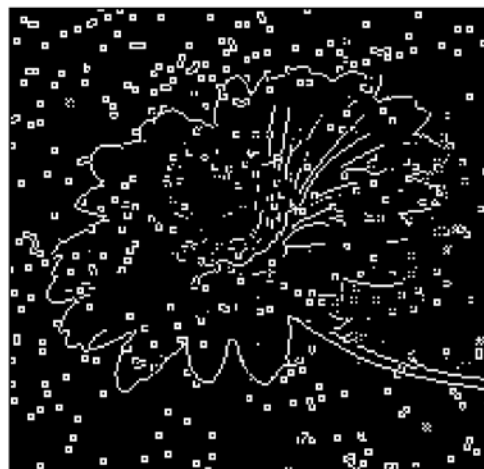
(a) 原图像加入椒盐噪声



(b) Sobel算子检测效果



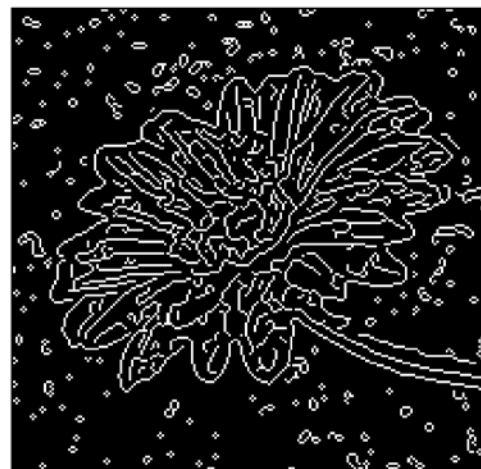
(c) Roberts算子检测效果



(d) Prewitt算子检测效果



(e) LOG算子检测效果



(f) Canny算子检测效果

对图像加入椒盐噪声后边缘检测图像效果



(a) 原图像



(b) 阈值 $a=60$ 的结果



(c) 阈值 $a=120$ 的结果



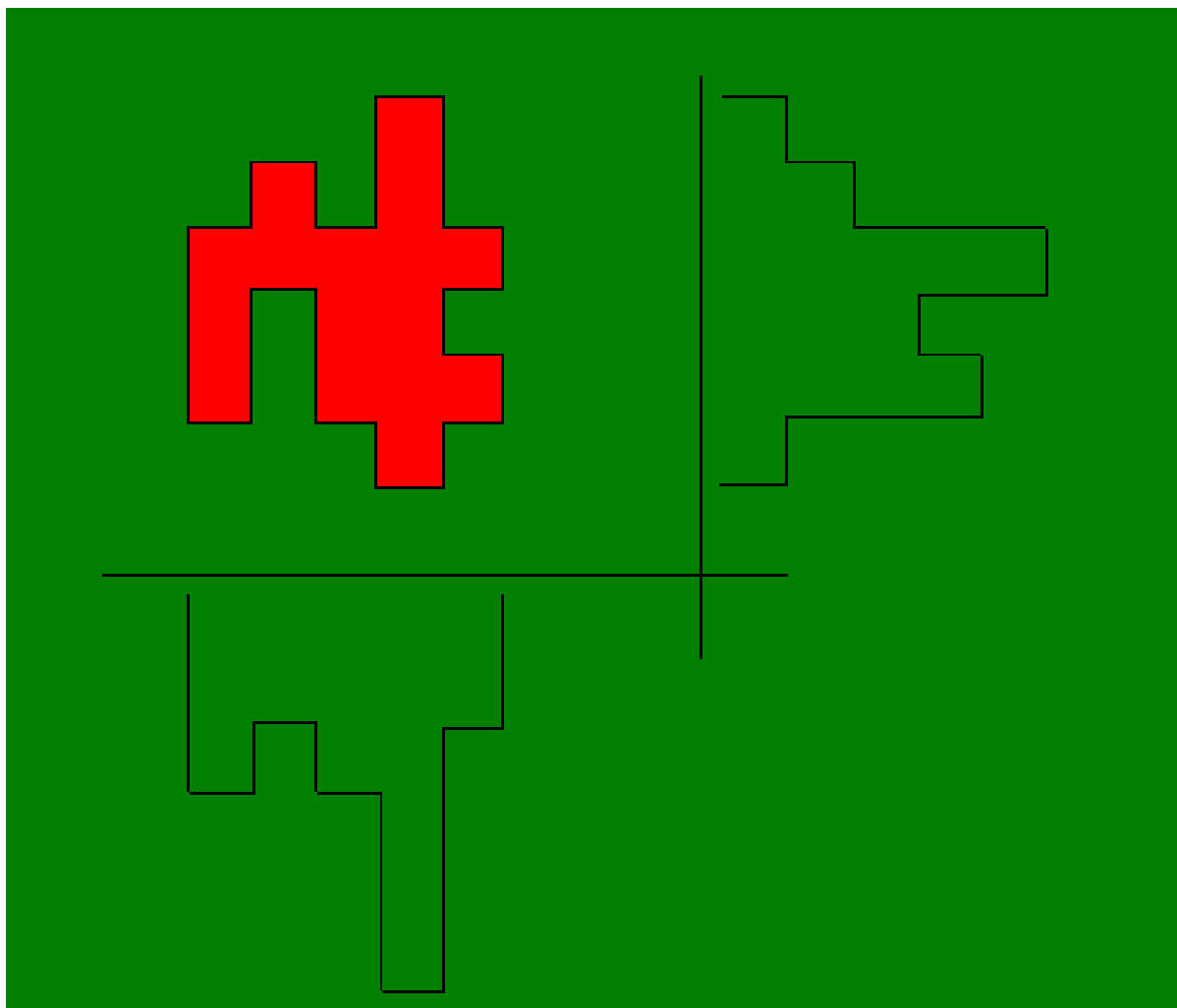
(d) 阈值 $a=150$ 的结果

选取不同阈值图像分割的效果

投影法与差影法

- 投影法

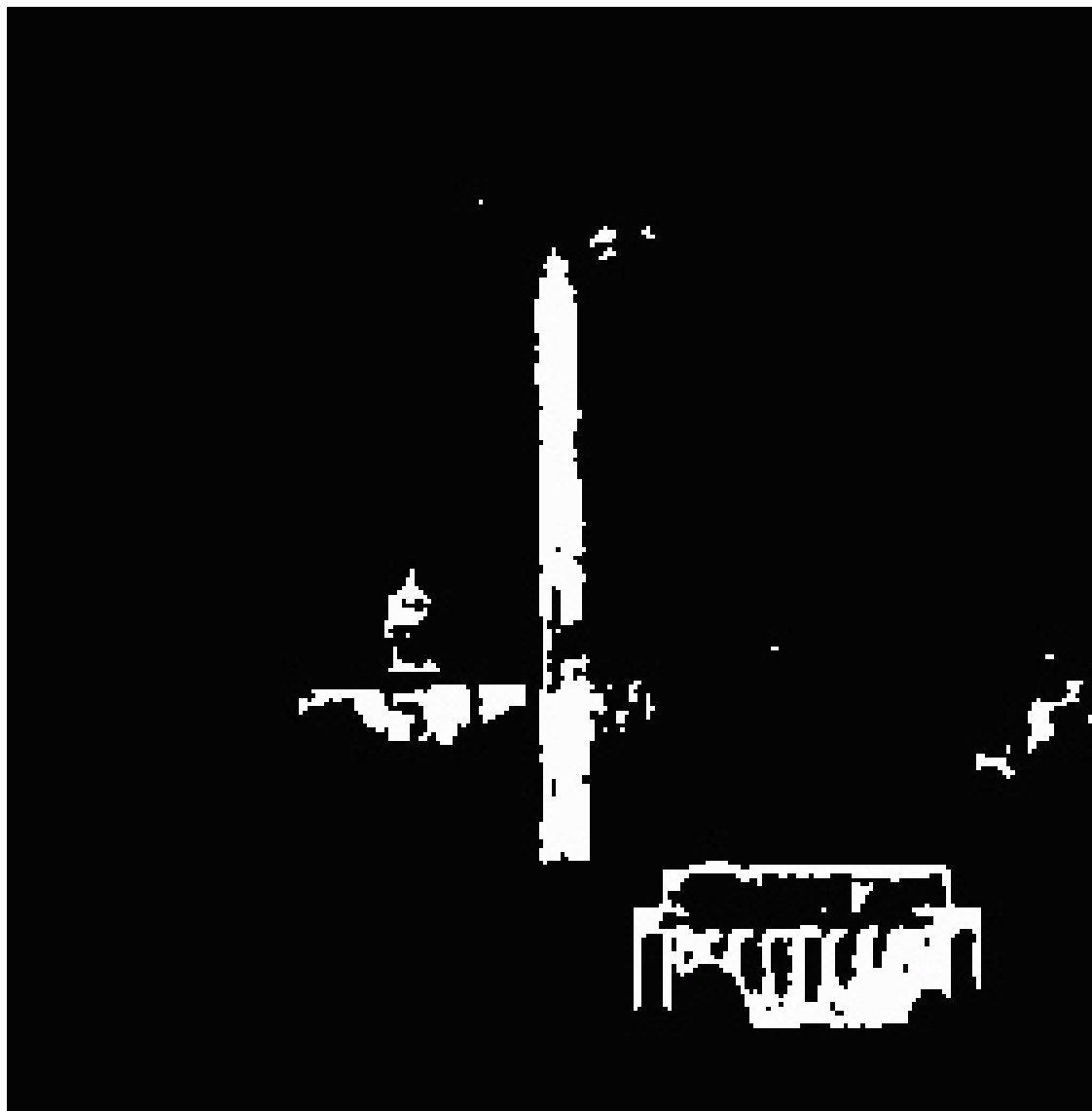
- 投影法就是把图像在某一方向（常用的是水平方向和垂直方向）上进行投影。在投影图上便可反映出图像中目标对象的位置、尺寸等信息。
- 可以看出投影法是一种很自然的方法，有点像灰度直方图。为了得到更好的效果，**投影法经常和阈值化一起使用**。由于噪声点对投影有一定的影响，所以处理前最好先做一次平滑，去除噪声，然后进行阈值化处理，再对阈值化后的二值图像在某个方向上进行投影运算。



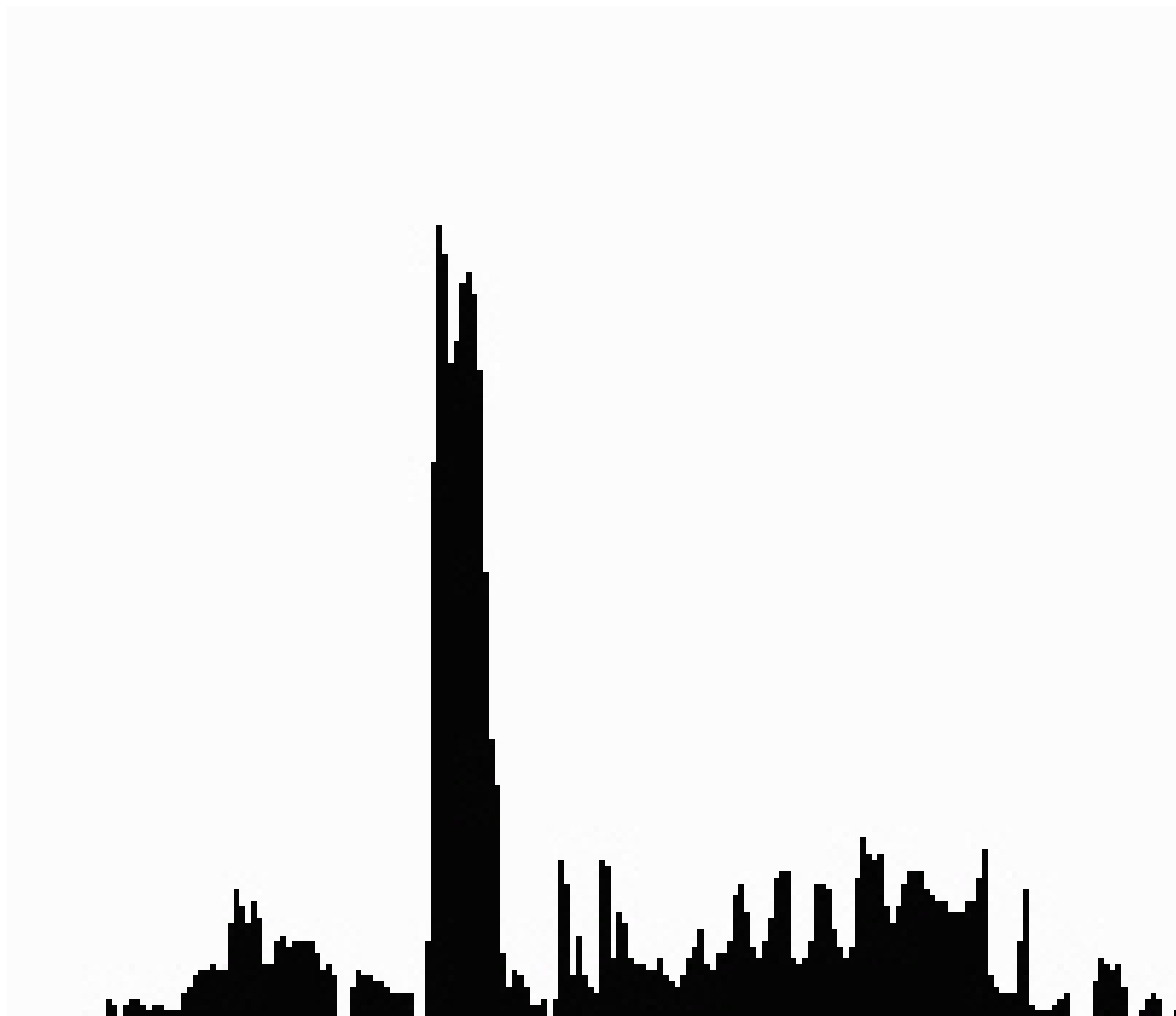
投影法



阈值化后的华盛顿纪念碑



华盛顿纪念碑图



垂直方向投影

差影法

- 1. 图像的代数运算

- 图像的代数运算是指对两幅输入图像进行点对点的加、减、乘、除四则运算而得到输出图像的运算。如果记输入图像为 $A(x, y)$ 和 $B(x, y)$ ，输出图像为 $C(x, y)$ ，则四种图像代数运算的表达式如下：

- $C(x, y) = A(x, y) + B(x, y)$

- $C(x, y) = A(x, y) - B(x, y)$

- $C(x, y) = A(x, y) \times B(x, y)$

- $C(x, y) = A(x, y) / B(x, y)$

差影法

- 1. 图像的代数运算

- 图像相加一般用于对同一场景的多幅图像求平均，以便有效地降低加性噪声。
- 图像相减常用于检测变化及运动物体，图像相减运算又称为图像差分运算。
- 图像乘法运算可以用来实现掩模处理，即屏蔽掉图像的某些部分，也作为一种技巧来实现卷积或相关处理。
- 图像除法运算可用于校正成像设备的非线性影响，在特殊形态的图像（如CT等医学图像）处理中用到。

差影法

- 所谓差影法，实际上就是图像的相减运算(又称减影技术)，是指把同一景物在不同时间拍摄的图像或同一景物在不同波段的图像相减。
- 差值图像提供了图像间的差异信息，能用以指导动态监测、运动目标检测和跟踪、图像背景消除及目标识别等。

差影法

- 差影法的应用

- 1. 用在监控及检测系统中。
- 2. 利用差影技术消除图像背景也有很明显的效果。
- 3. 用于诊断印刷线路板及集成电路掩模的缺陷。

- 注意

- 图像在作差影法运算时必须使两相减图像的对应像点位于空间同一目标点上。否则必须先作几何校正与配准。

差影法

- 差影法示例



(a) 原始混合图像；



(b) 背景图像；



(c) 差影法处理结果