第三章　图像增强

- 背景知识
- 基本灰度变换
- 直方图处理
- 用算术/逻辑操作增强
- 空间滤波基础
- 平滑空间滤波器
- 锐化空间滤波器
- 混合空间增强法

四、用算术/逻辑操作增强

图像中的算术/逻辑操作主要以像素为基础在两幅或多幅图像间进行（逻辑“非”操作）。

在四种算术操作中，减法与加法在图像增强中最为有用。我们简单地把两幅图像相除看做用一幅的取反图像与另一幅图像相乘。用一个常数与图像相乘以增加其平均灰度，另外，图像乘法主要用于模板操作以完成增强处理。

图像减法处理

$$g(x,y)=f(x,y)-h(x,y)$$

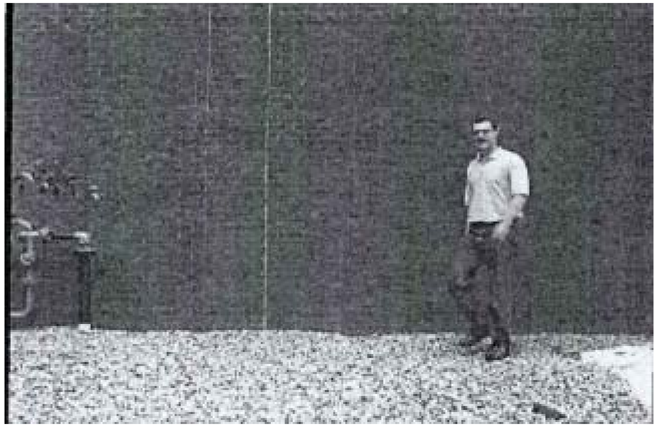
图像的差异是通过计算这两幅图像所有对应像素点的差异而得到的。图像减法处理的作用就是增强两幅图像的差异。

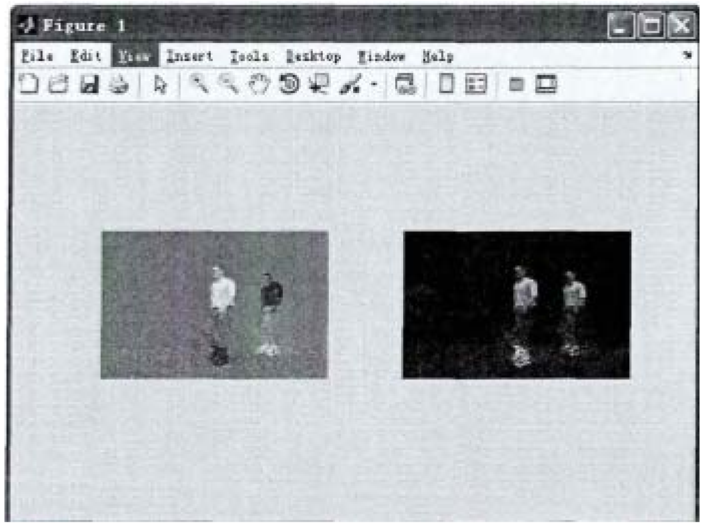
在差值图像中，像素值得取值最小为-255，最大为255，因此，显示这一结果需要某种标度。

一种方法是对每个像素值再加**255**，然后除以**2**，这种做法无法保证像素的取值可以覆盖**0**到**255**的全部**8**比特范围，但所有的像素值一定都在这一范围内。虽然该方法快速简单，但是未能充分利用整个显示范围，另外，在除**2**过程中固有的截尾误差将导致精确度的损失。

另一种方法是先提取最小值，并且把它的负值加到所有差值图像的像素中，然后，用**255/Max**值去乘每个像素将图像中的所有像素标定到**0**到**255**的范围中。

此外，在运动目标检测中也通常用到图像减法。





图像平均处理

考虑一幅将噪声$h(x,y)$加入到原始图像$f(x,y)$形成的带有噪声的图像$\eta(x,y)$

$$g(x,y)=f(x,y)+\eta(x,y)$$

假设每个坐标点(x,y)上的噪声都不相关且均值为零，处理的目标是通过人为加入一系列噪声图像$g_i(x,y)$来减少噪声。

$$\bar{g}(x,y)=\frac{1}{K}\sum_{i=1}^{K}g_i(x,y)$$

$$E\{\bar{g}(x,y)\}=f(x,y)$$

$$\sigma^2_{\bar{g}(x,y)}=\frac{1}{K}\sigma^2_{\eta(x,y)}$$

在图像中，每一点的标准差为

$$\sigma_{\bar{g}(x,y)}=\frac{1}{\sqrt{K}}\sigma_{\eta(x,y)}$$

当***K***增加时，在各个**(*x*,*y*)**位置上像素值的噪声变化率将减小。因为上述第**(2)**式成立，这就意味着随着在图像均值处理中噪声图像使用量的增加，均值图像越来越趋近于***f*(*x*,*y*)**。

加处理是连续积分的离散形式。在天文观测中，与上述方法等效的一种方法是使用**CCD**或类似的传感器积累功能，通过长时间观测同一场景来减少噪声。

当噪声加入一幅图像中时，图像求平均处理的某些实现中，有可能会出现负值。这是因为，具有零均值和非零标准差的高斯随机变量具有负值及正值。

五、空间滤波基础

某些邻域处理工作是操作邻域的图像像素值以及相应的与邻域有相同维数的子图像的值。

- 图像的平滑、锐化都是利用掩模操作来完成的。通过掩模操作实现一种邻域运算，待处理像素点的结果由邻域的图像像素以及相应的与邻域有相同维数的子图像得到。这些子图像被称为滤波器、掩模、核、模板或窗口；
- 掩模运算的数学含义是卷积（或互相关）运算；
- 掩模子图像中的值是系数值，而不是灰度值。

在***M**N***的图像***f*(*x*,*y*)**上，用***m**n***大小的滤波器掩模进行由下式给出

$$g(x,y)=\sum_{s=-a}^{a}\sum_{t=-b}^{b}w(s,t)f(x+s,y+t)$$

a=(m-1)/2且b=(n-1)/2， 掩模长与宽都为奇数。

为得到一幅经过完整的经过滤波处理的图像，必须对x=0,1,2,...,M-1和y=0,1,2,...,N-1依次应用公式。

非线性空间滤波处理也是基于邻域处理，且掩模滑过一幅图像的机理与线性滤波的处理一样。非线性滤波处理取决于所考虑的邻域像素点的值，而不能直接用线性滤波中所描述的乘积求和中的系数。

利用非线性滤波器可以有效地降低噪声，这种非线性滤波器的基本函数是计算滤波器所在邻域的灰度中值。

六、平滑空间滤波器

用途：用于模糊处理和减少噪声。

- 典型的随机噪声由灰度级的急剧变化组成;
- 平滑处理降低了图像的“尖锐”变化;
- 图像边缘模糊化。

模糊处理经常用于预处理，例如，在提取大的目标之前去除图像中一些琐碎的细节、桥接直线或曲线的缝隙。

平滑线性滤波器（均值滤波器）

平滑线性空间滤波器的输出（响应）是包含在滤波掩模邻域内像素的简单平均值。

设$f(x,y)$为给定的有噪声图像，经过邻域平均处理后为$g(x,y)$，在数学上则为

$$g(x,y)=\frac{1}{M}\sum_{(m,n)\in S} f(m,n)$$

S是所取邻域中各邻域象素的坐标，M是邻域中包含的近邻象素的个数。

$$R=\frac{1}{9}\sum_{i=1}^{9}z_i \qquad\qquad R=\frac{1}{16}\sum_{i=1}^{9}w_i z_i$$

$\frac{1}{9}\times$

1	1	1
1	1	1
1	1	1

$\frac{1}{16}\times$

1 w_1	2	1
2	4 w_5	2
1	2	1

把中心点加强为最高，而随着距中心点距离的增加减小系数值，是为了减小平滑处理中的模糊。此外，由于这些掩模在一幅图像中所占的区域很小，通常很难看出各种掩模平滑处理后图像之间的区别。

一幅$M \times N$的图像经过$m \times n$的加权均值滤波器滤波的过程可由下式给出：

$$g(x,y)=\frac{\sum_{s=-a}^{a}\sum_{t=-b}^{b} w(s,t)f(x+s,y+t)}{\sum_{s=-a}^{a}\sum_{t=-b}^{b} w(s,t)} \quad (3.5-1)$$

$a=\frac{m-1}{2}$ ， $b=\frac{n-1}{2}$ （m、n为奇数）

$\sum_{s=-a}^{a}\sum_{t=-b}^{b} w(s,t)$——掩模系数的总和（一般为2的整数次幂）

原图像

135	134	131
135	133	131
136	131	132

噪声图像

148	170	113
122	94	132
77	125	106

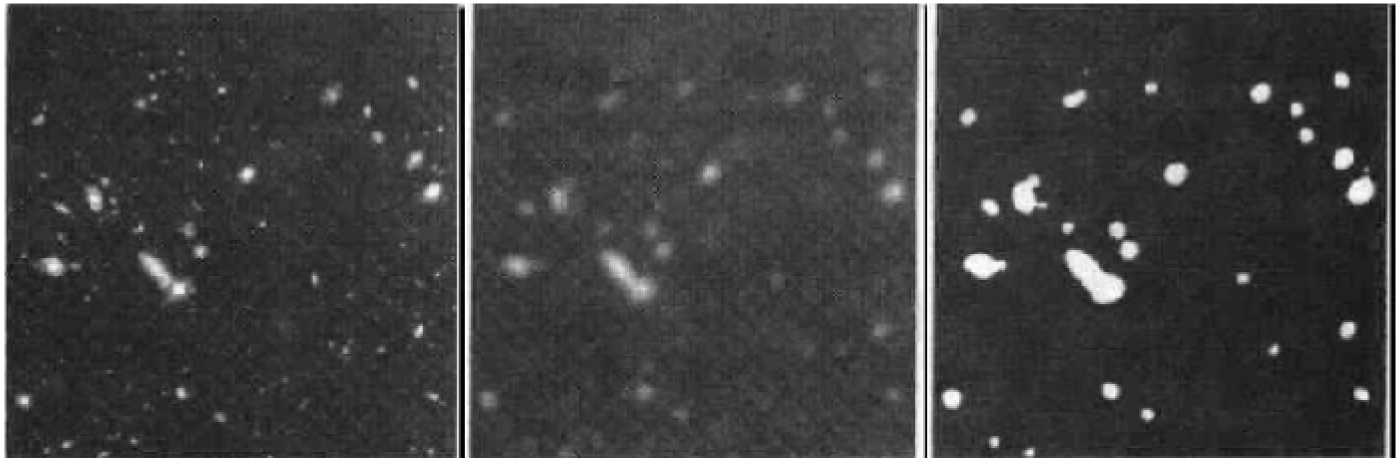
四邻域：137.25

八邻域：124.1

☞ 区域小，去噪性能差，边缘保持效果好；

区域大，去噪性能好，边缘保持效果差。

不同大小窗口对应的滤波结果

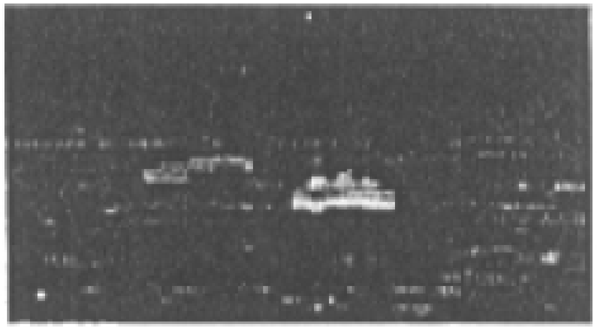


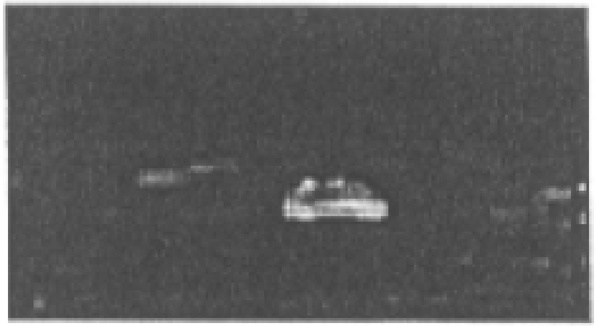
较小物体的强度与背景混合在一起了，较大物体变得像斑点而易于检测。掩模的大小由那些即将融入背景中去的物体尺寸来决定。

```
originalRGB = imread('peppers.png');
h = fspecial('motion',50,45);
filteredRGB = imfilter(originalRGB,h);
 figure, imshow(originalRGB), figure, imshow(filteredRGB)
boundaryReplicateRGB =
imfilter(originalRGB,h,'replicate');        figure,
imshow(boundaryReplicateRGB)
```

取阈值的邻域平均法是以某个灰度值T作为阈值，如果某个像素的灰度大于其临近像素的平均灰度，并超过阈值，才能用平均灰度置换这个像素灰度。其数学表达式为：

$$g(x,y)=\begin{cases}\dfrac{1}{M}\sum\limits_{(m,n)\in S}f(m,n), & \left|f(x,y)-\dfrac{1}{M}\sum\limits_{(m,n)\in S}f(m,n)\right|>T\\ f(x,y), & \text{其他}\end{cases}$$





统计排序滤波器

统计排序滤波器是一种非线性的空间滤波器，它的响应基于图像滤波器包围的图像区域中像素的排序，然后由统计排序结果决定的值代替中心像素的值，最常见的例子是中值滤波器。

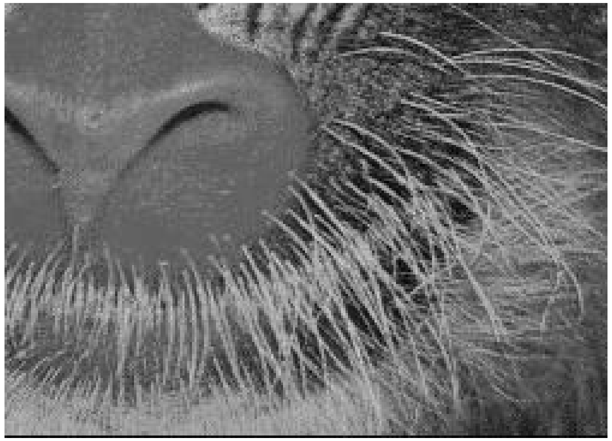
中值滤波器对于处理**椒盐噪声**非常有效，比小尺寸的线性平滑滤波器的模糊程度明显要低。

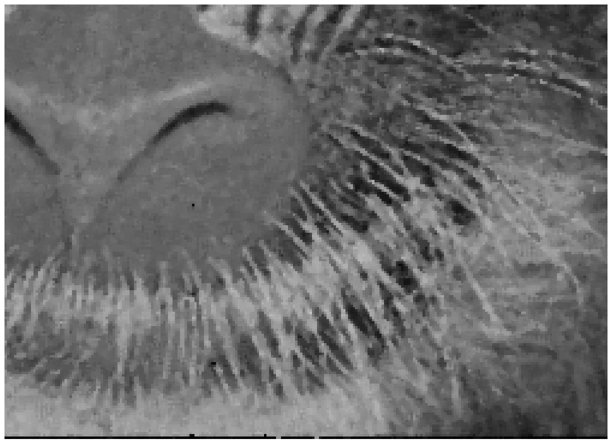
- 先将掩模内欲求的像素及其邻域的像素值排序（升序或降序），确定出中值,并将中值赋予该像素点。
- 主要功能：使拥有不同灰度的点看起来更接近于它的邻近值。

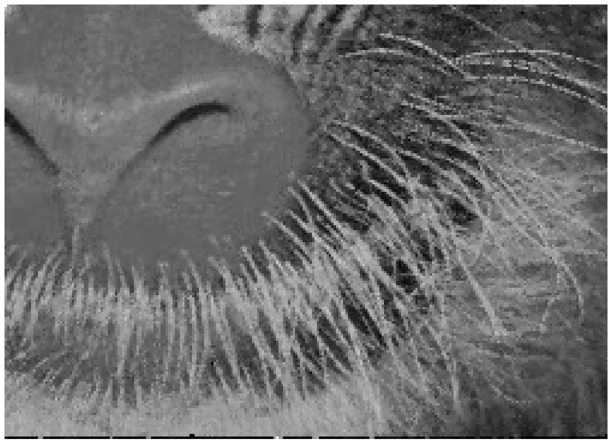
设f是受脉冲噪声污染的图像，$f(i,j)$是待处理像素(i,j)的灰度值，以(i,j)为中心的邻域内所有像素经过排序后组成的集合为$S[f(i,j)]$，中值滤波后像素(i,j)的灰度值为$g(i,j)$，则

$$g(i,j) = Med(S[f(i,j)])$$

二维中值滤波的窗口形状和尺寸对滤波效果影响较大，不同的图像内容和不同的应用要求，往往采用不同的窗口形状和尺寸。常用的二维中值滤波窗口有线状、方形、圆形、十字形和圆环形等。对于有缓变的较长轮廓线物体的图像，采用方形或圆形窗口为宜。对于包含有尖顶物体的图像，用十字形窗口，窗口大小则以不超过图像中最小有效物体的尺寸为宜。如果图像中点、线、尖角细节较多，则不宜采用中值滤波。







七、锐化空间滤波器

目的：突出图像中的细节或者增强被模糊了的细节。

在空间域使用像素邻域平均法可以使图像变模糊。均值处理与积分相似，所以锐化处理可以用空间微分来完成。

图像锐化 的处理 边缘，使图像看起来比

图像锐化 算子(像中的一阶灰度差、二 中凡边 ；对于灰度恒定区域则 变化的 比边缘区的灰度差小 。

基础

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。

我们最感兴趣的是微分算子在①恒定灰度区域(平坦段)、②突变的开头与结尾(阶梯与斜坡突变)以及③沿着灰度级斜坡处的特性。

由于我们处理的是数字量,最大灰度级的变化是有限的,变换发生的最短距离是在两个相邻像素之间。

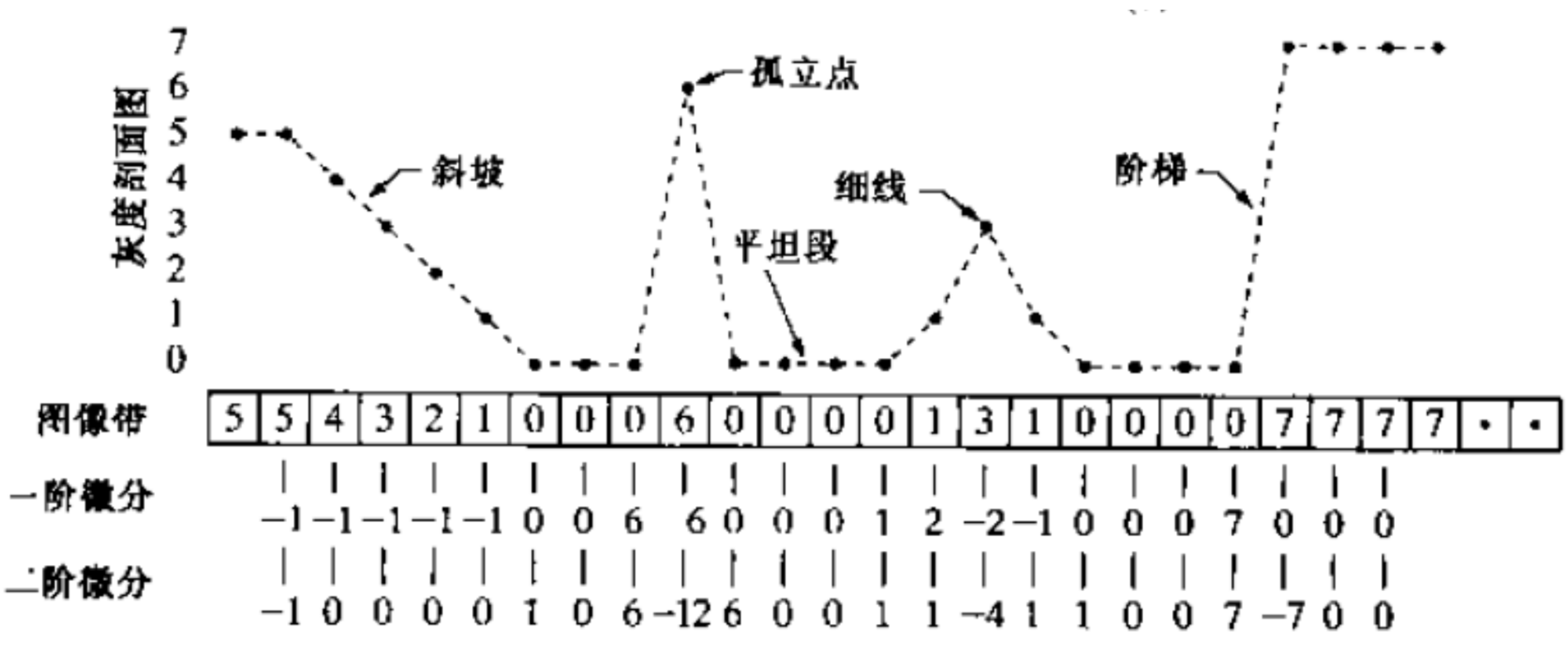
用差分定义一元函数 $\boldsymbol{f(x)}$一阶微分:

$$\frac{\partial f}{\partial x} = f(x+1) - f(x) \quad (3.6-1)$$

（$\Delta f(x)$——前向差分）

用差分定义一元函数的二阶微分:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1) + f(x-1) - 2f(x) \quad (3.6-2)$$


灰度剖面图
7
6
5
4
3
2
1
0
孤立点
斜坡
细线
平坦段
阶梯
图像带
5 5 4 3 2 1 0 0 0 6 0 0 0 0 1 3 1 0 0 0 0 7 7 7 7 • •
一阶微分
−1 −1 −1 −1 −1 0 0 6 6 0 0 0 1 2 −2 −1 0 0 0 7 0 0 0
二阶微分
−1 0 0 0 0 1 0 6 −12 6 0 0 1 1 −4 1 1 0 0 7 −7 0 0
(c)

一阶微分和二阶微分的区别:

- 一阶微分处理通常会产生较宽的边缘
- 二阶微分处理对细节有较强的响应,如细线和孤立点
- 一阶微分处理一般对灰度阶梯有较强的响应
- 二阶微分处理对灰度级阶梯变化产生双响应
- 二阶微分在图像中灰度值变化相似时,对线的响应要比对阶梯强,且点比线强

大多数应用中,对图像增强来说，二阶微分处理比一阶微分好,因为形成细节的能力强， 而一阶微分处理主要用于提取边缘。

基于二阶微分的图像增强 －－ 拉普拉斯算子

二维图像函数**$f(x,y)$**的拉普拉斯变换定义为：

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (3.6-3)$$

离散方式：

***x*方向**

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1) + f(x-1) - 2f(x) \quad (3.6-4)$$

***y*方向**

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(y+1) + f(y-1) - 2f(y) \quad (3.6-5)$$

故二维拉普拉斯数字实现由以上两个分量相加：

$$L(x,y) = f(x+1,y) + f(x-1,y) + f(x,y+1) + f(x,y-1) - 4f(x,y)$$

最简单的各向同性（即：旋转不变性）算子,并且是一个线性操作。

0	−1	0
−1	4 $f(x,y)$	−1
0	−1	0

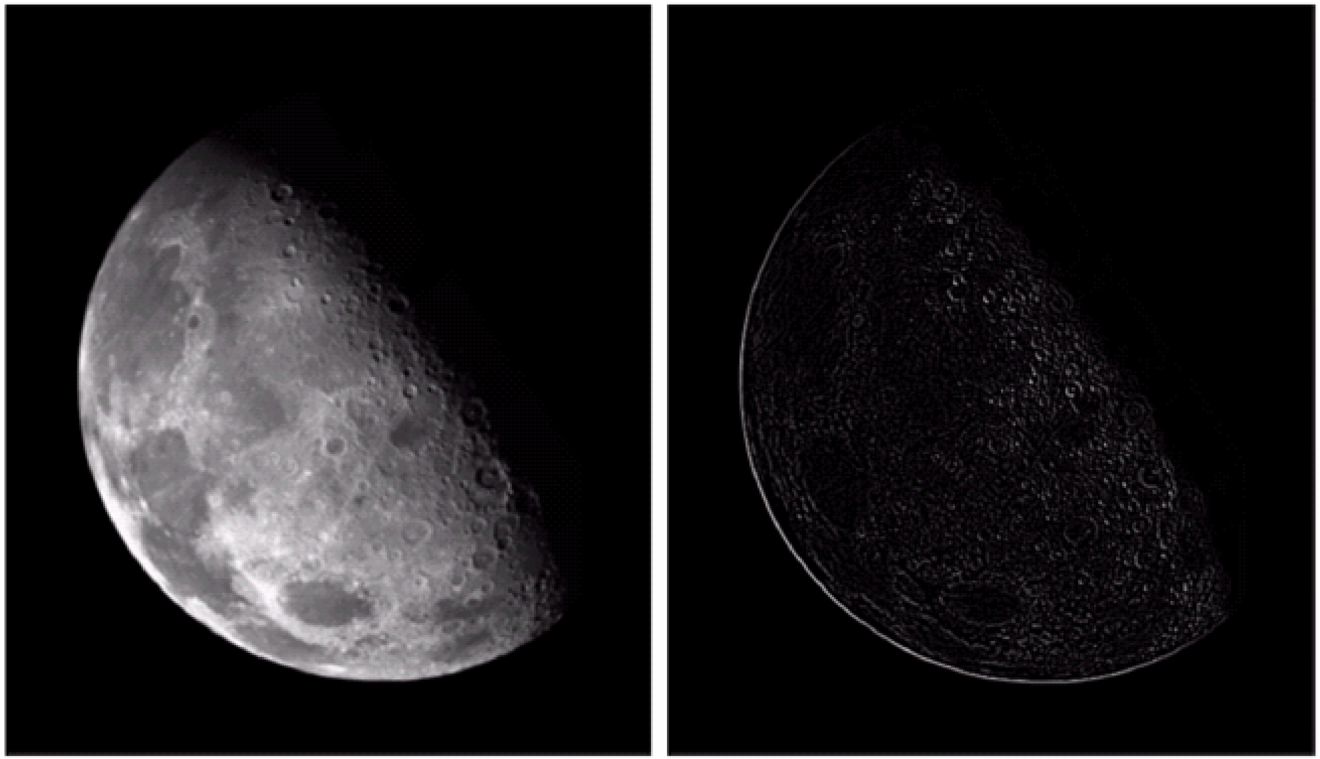
(c)

−1	−1	−1
−1	8 $f(x,y)$	−1
−1	−1	−1

(d)

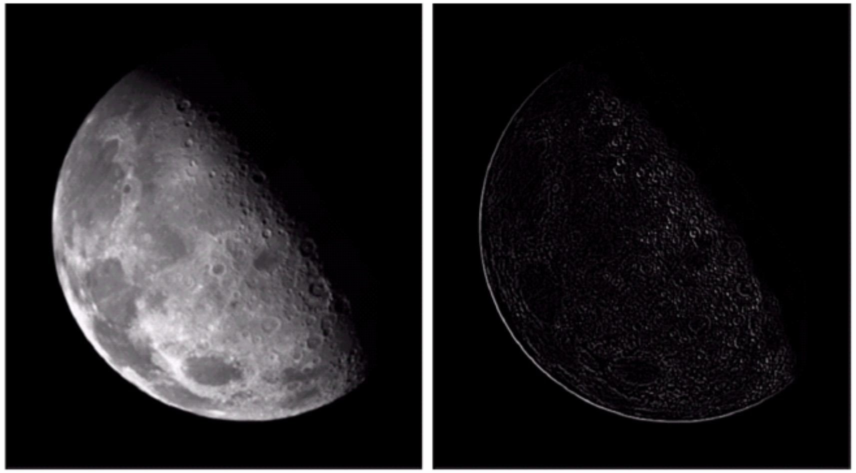
微分掩模的所有系数之和为0保证了灰度恒定区域的响应为0。

拉普拉斯微分算子强调图像中灰度的突变,弱化灰度慢变化的区域。这将产生一幅把浅灰色边线、突变点叠加到暗背景中的图像。

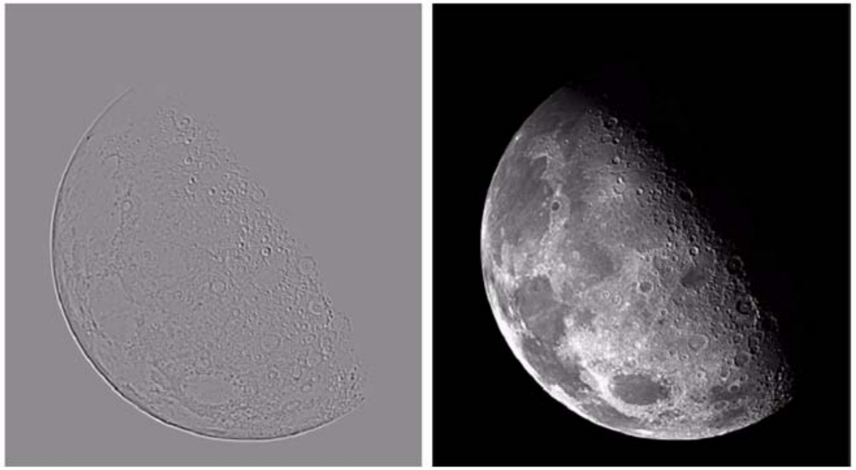


将原始图像和拉普拉斯图像叠加在一起的简单方法可以保护拉普拉斯锐化处理的效果，同时又能复原背景信息。因此拉普拉斯算子用于图像增强的基本方法如下：

$$g(x,y)=\begin{cases} f(x,y)-\nabla^2 f(x,y) & \text{如果拉普拉斯掩模中心系数为负} \\ f(x,y)+\nabla^2 f(x,y) & \text{如果拉普拉斯掩模中心系数为正} \end{cases}$$



(*a*) $f(x,y)$ (*b*) $\nabla^2 f(x,y)$

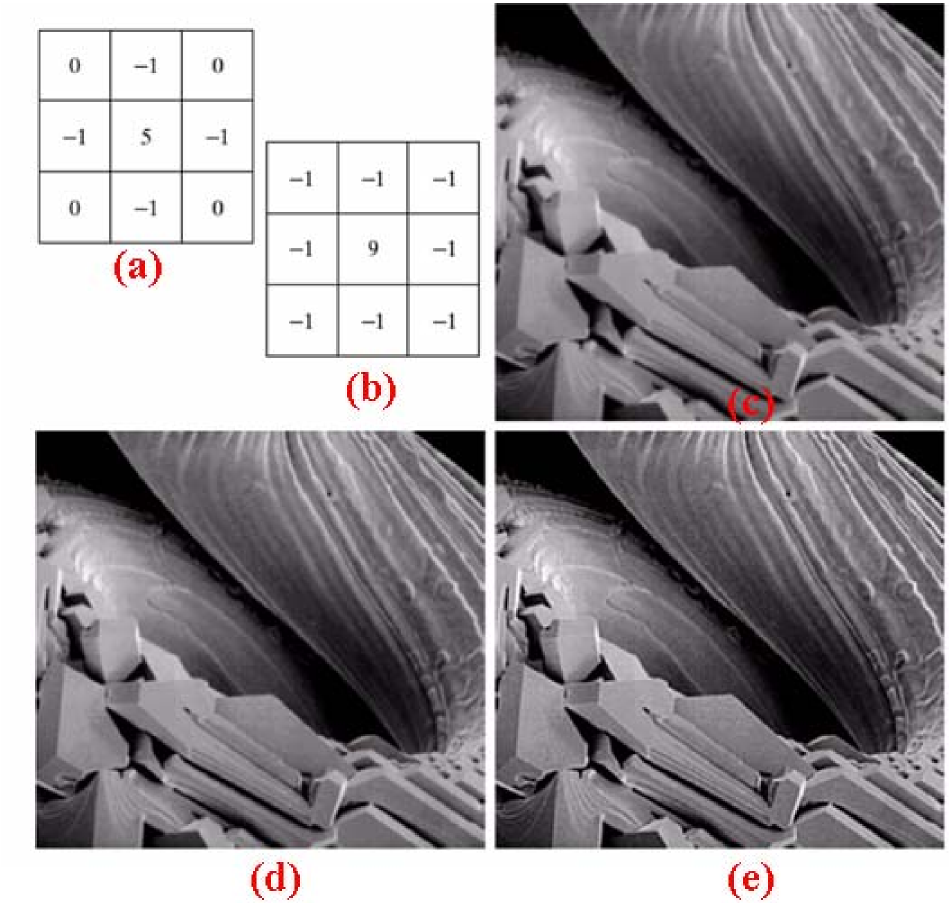


(*c*) $\nabla^2 f(x,y)$（标定后） (*d*) $g(x,y)$

1	1	1
1	−8 $f(x,y)$	1
1	1	1

(*b*)

$$g(x,y)=f(x,y)-\nabla^2 f(x,y)$$



包含了对角线邻域的掩模产生微小的、更锐化的结果。

(a) 合成拉普拉斯掩模；(b) 第二种合成掩模；(c) 扫描电子显微镜图像；(d) 和 (e) 分别为用 (a) 和 (b) 掩模滤波的结果

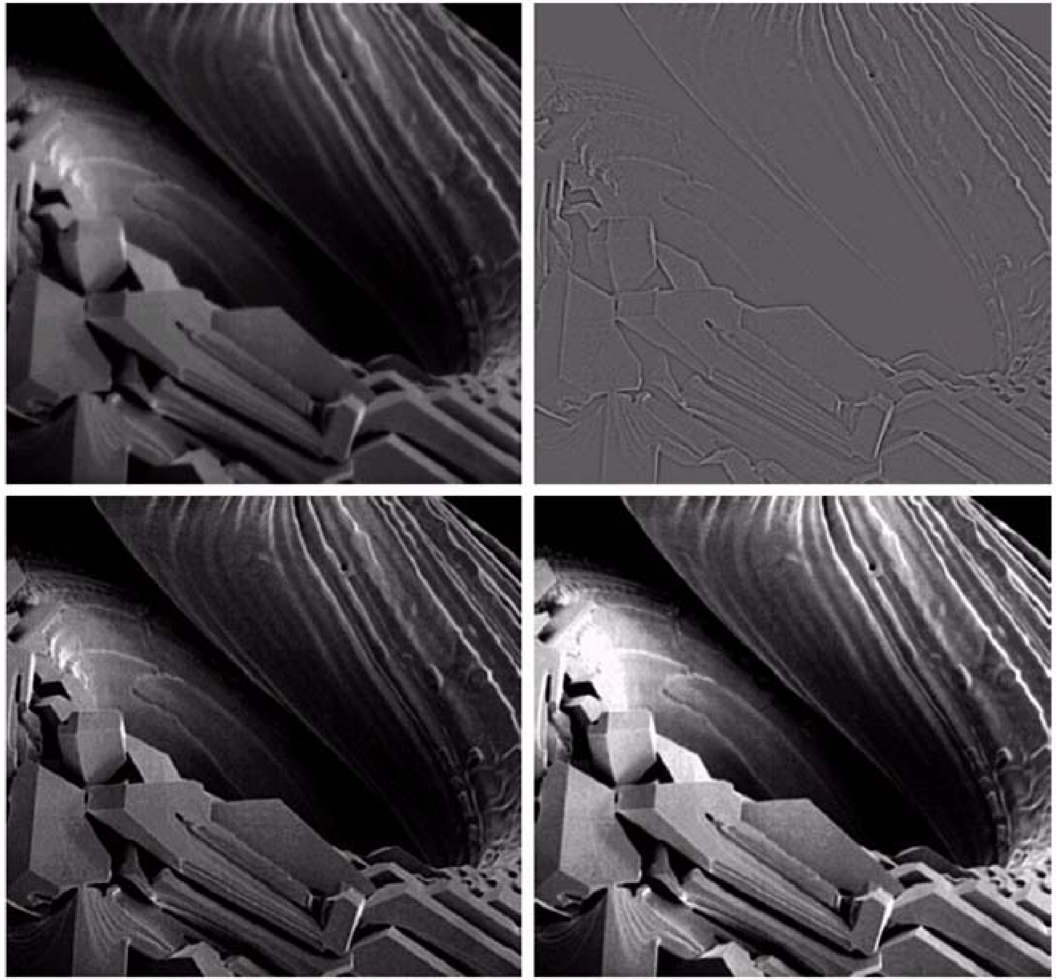
反锐化掩蔽与高频提升滤波处理

长期以来在出版业中使用的图像锐化是将图像模糊形式从原始图像中去除，称为反锐化掩蔽。 反锐化掩蔽的基本算法如下:

$$\boxed{f_s(x,y) = f(x,y) - \overline{f}(x,y)}$$

反锐化掩蔽进一步的普遍形式称为高提升滤波，其定义如下

$$\boxed{f_{hb}(x,y) = Af(x,y) - \overline{f}(x,y)}$$



(a) 原始图像
(b) A=0
(c) A=1
(d) A=1.7

基于一阶微分的图像增强－梯度法

梯度算子是一阶导数算子，对一个连续函数***f*(*x*,*y*)**,它在位置***(x,y)***处的梯度可以表示为一个矢量:

$$\nabla f(x,y)=\begin{bmatrix}\frac{\partial f}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y}\end{bmatrix}^T$$

$$mag(\nabla f)=\left[G_x^2+G_y^2\right]^{1/2}$$

$$\phi(x,y)=\arctan\left[G_y/G_x\right]$$

可将图像的一阶差分直接替代图像函数的偏导数。二维离散图像函数在x方向的一阶差分定义为:

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

在y方向的一阶差分定义为:

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

罗伯茨(Roberts)提出的算子是在2 × 2邻域上计算对角导数(Roberts算子):

$$g(x,y)\approx R(x,y)=\sqrt{\left[f(x,y)-f(x+1,y+1)\right]^2+\left[f(x,y+1)-f(x+1,y)\right]^2}$$

1	0
0	-1

0	1
-1	0

索贝尔(Sobel)提出了一种将方向差分运算与局部平均相结合的方法，即索贝尔算子。该算子是在以*f*(*x*,*y*)为中心的3 × 3邻域上计算*x*和*y*方向的偏导数，即

$$\left.\begin{aligned} S_x = & \{f(x+1,y-1)+2f(x+1,y)+f(x+1,y+1)\}- \\ & \{f(x-1,y-1)+2f(x-1,y)+f(x-1,y+1)\} \\ S_y = & \{f(x-1,y+1)+2f(x,y+1)+f(x+1,y+1)\}- \\ & \{f(x-1,y-1)+2f(x,y-1)+f(x+1,y-1)\} \end{aligned}\right\}$$

$$g(x,y) \approx S = \sqrt{S_x^2 + S_y^2}$$

普鲁伊特(Prewitt)提出了类似的计算偏微分估计值的方法

$$\left.\begin{aligned} S_x = & \{f(x+1,y-1)+f(x+1,y)+f(x+1,y+1)\}- \\ & \{f(x-1,y-1)+f(x-1,y)+f(x-1,y+1)\} \\ S_y = & \{f(x-1,y+1)+f(x,y+1)+f(x+1,y+1)\}- \\ & \{f(x-1,y-1)+f(x,y-1)+f(x+1,y-1)\} \end{aligned}\right\}$$

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

垂直模板

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

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

水平模板

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

八、混合空间增强法

通常，为了实现一个满意的结果，对给定的图像增强目标需要应用多种互补的图像增强技术。

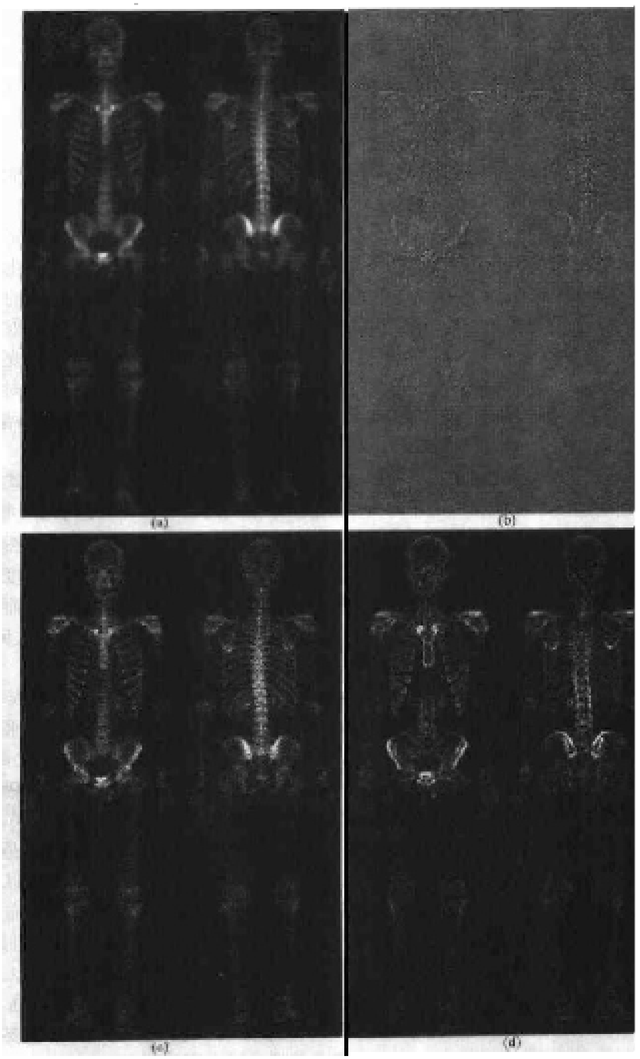


图 3.46 (a)全身骨骼扫描图像,(b)图(a)的拉普拉斯变换,(c)图(a)和图(b)相加得到的锐化图像,(d)图(a)的Sobel处理

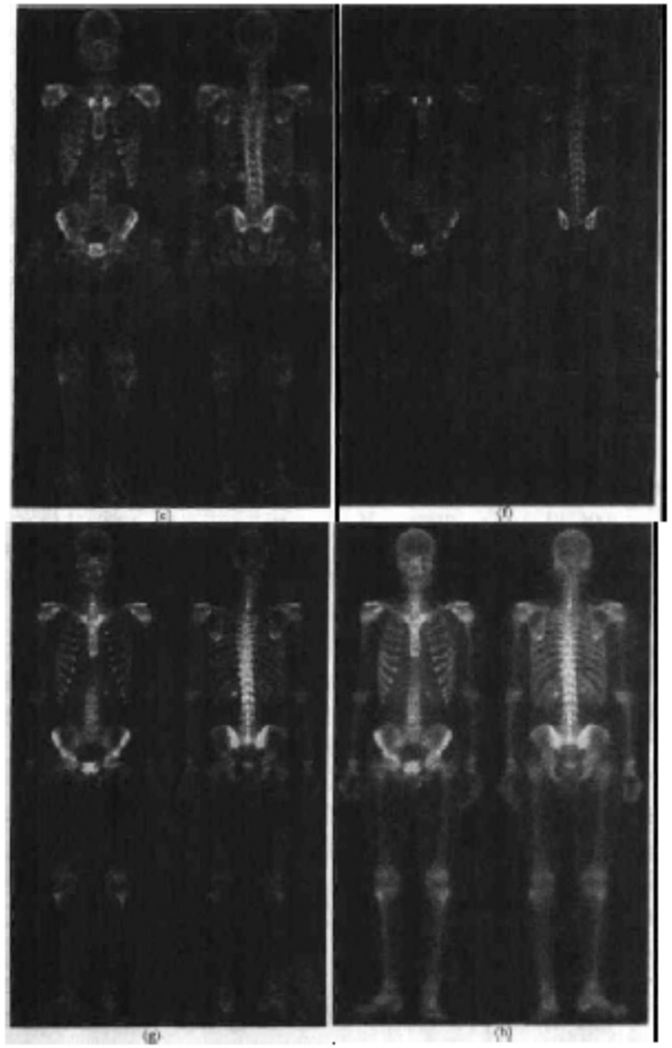
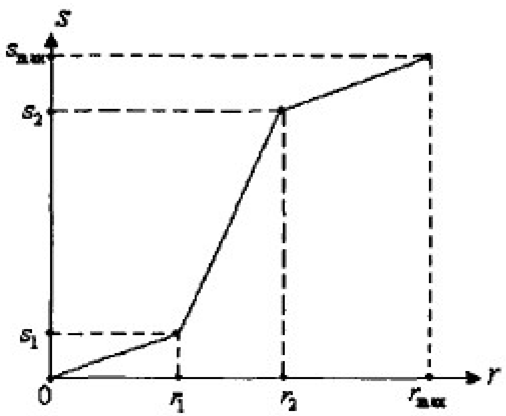


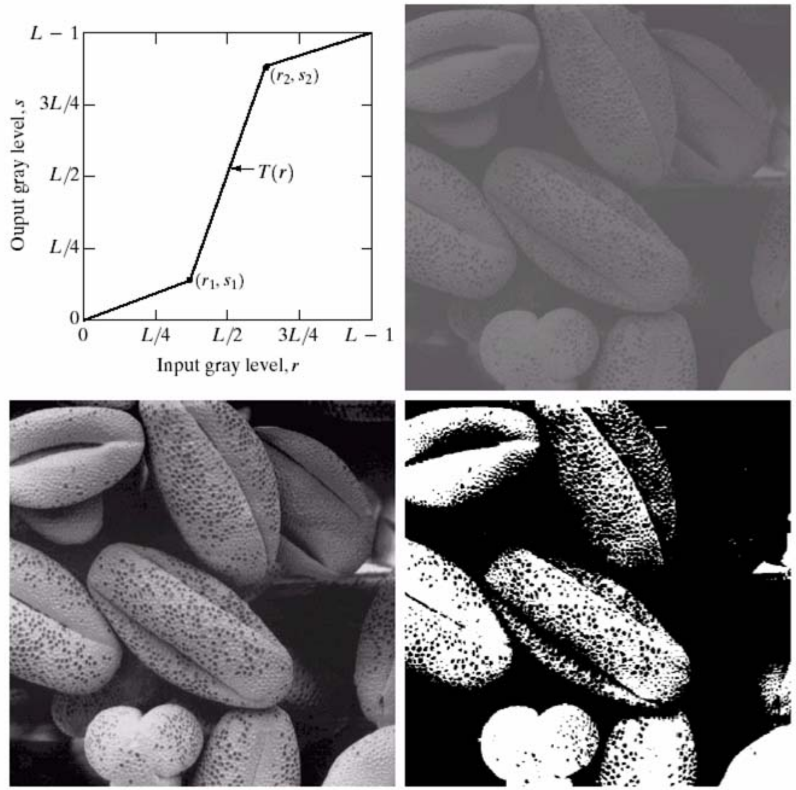
图 3.46(续) (e)用 5×5 均值滤波平滑的 Sobel 图像,(f)由(c)和(e)相乘形成的掩蔽图像,(g)由(a)和(f)求和得到的锐化图像,(h)对(g)应用幂律变换得到的最后结果。(h)和(g)与(a)比较(原图像由GE医学系统提供)

小　结

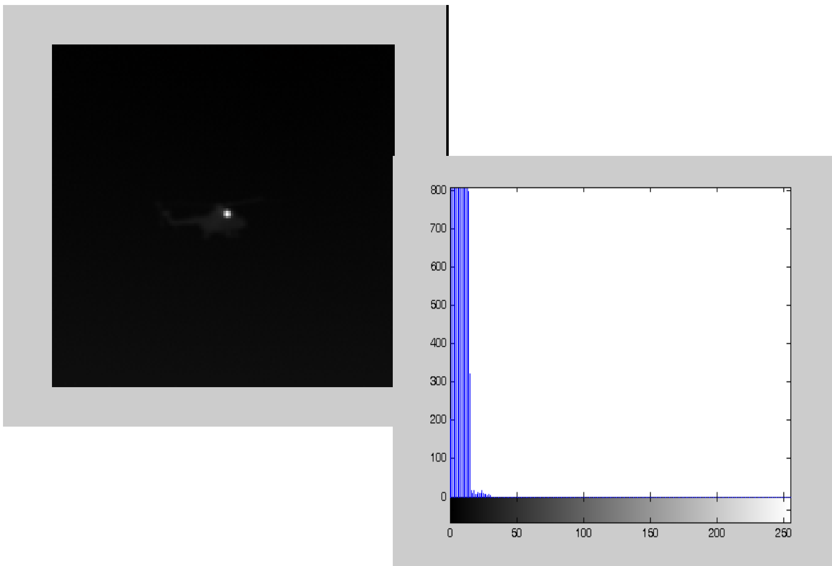
- 基本灰度变换
- 直方图处理
- 用算术/逻辑操作增强
- 平滑空间滤波器
- 锐化空间滤波器

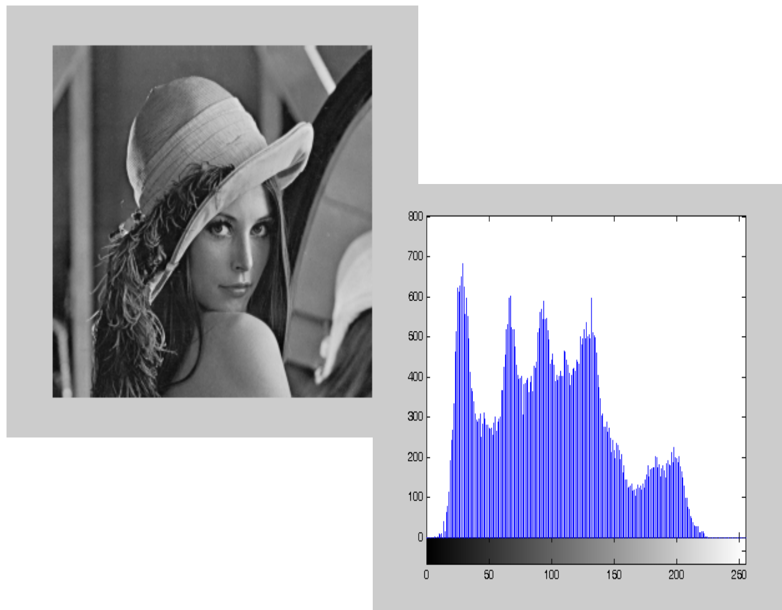
线性的（正比和反比）、对数的（对数和反对数变换）、幂次的（n次幂和n次方根变换）

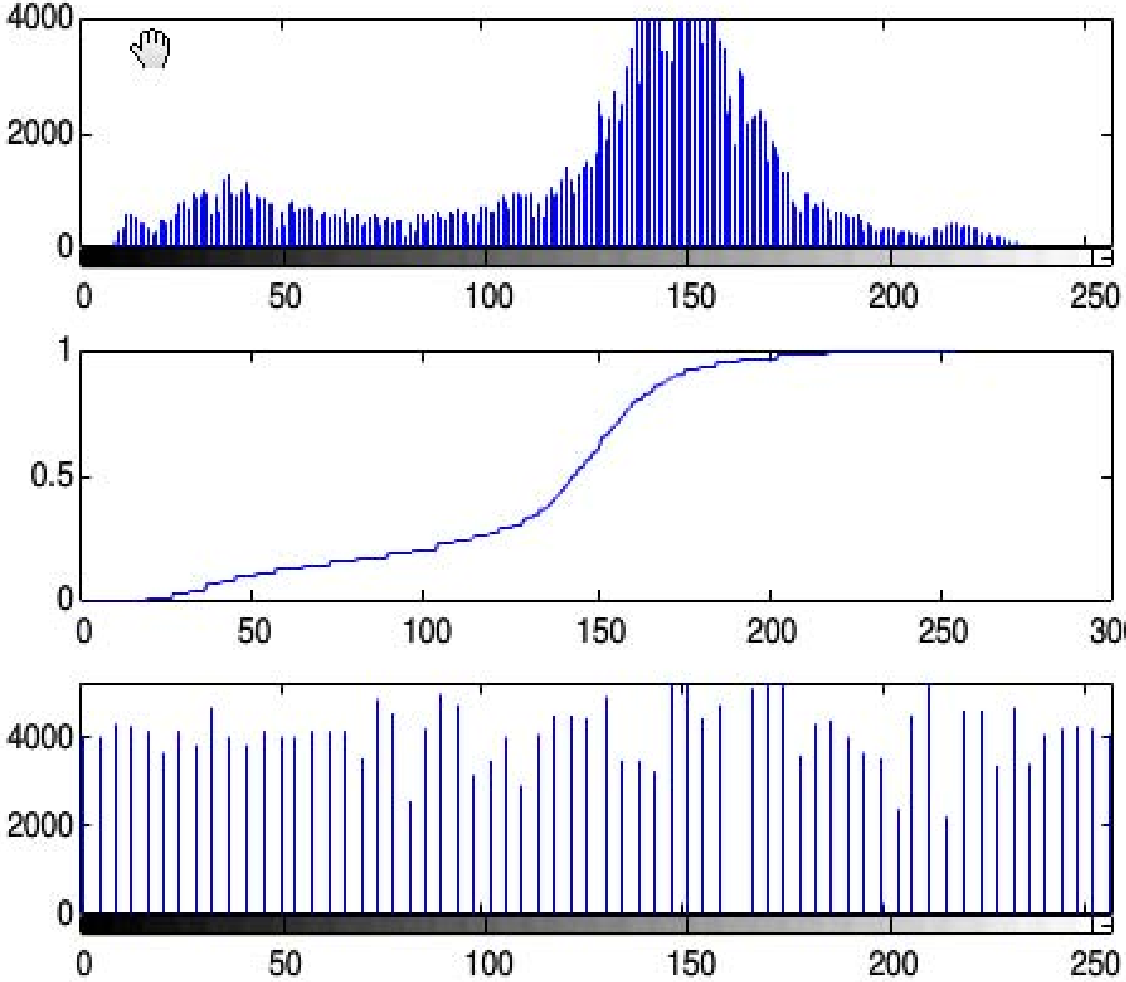




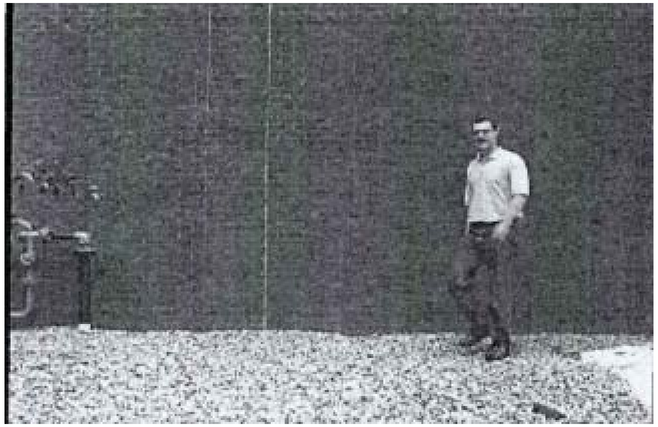
直方图处理

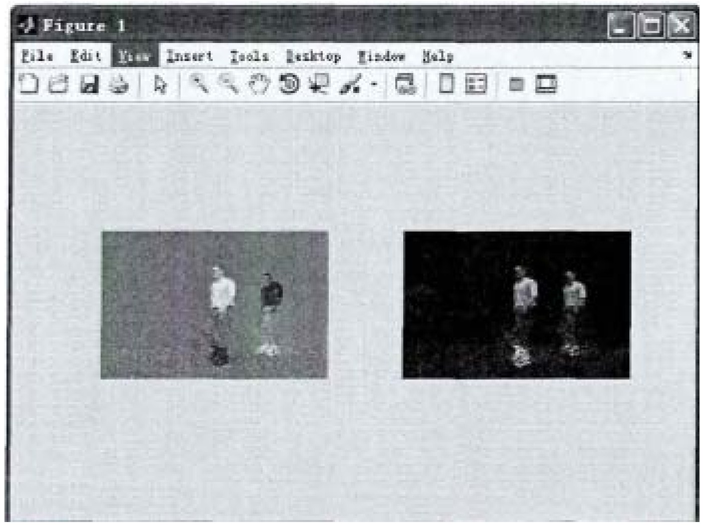

800
700
600
500
400
300
200
100
0
0 50 100 150 200 250


800
700
600
500
400
300
200
100
0
0 50 100 150 200 250


4000
2000
0
0
50
100
150
200
250
1
0.5
0
0
50
100
150
200
250
300
4000
2000
0
0
50
100
150
200
250

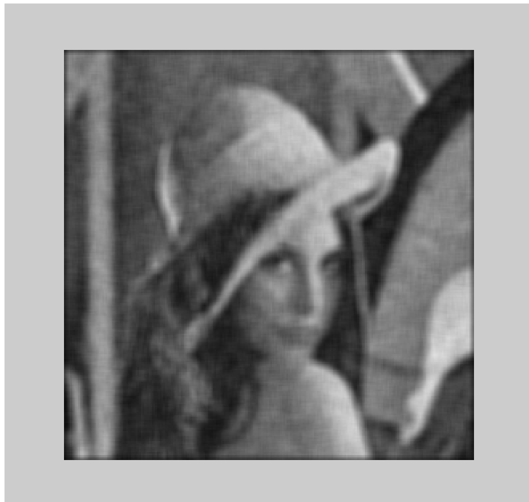
算术/逻辑操作

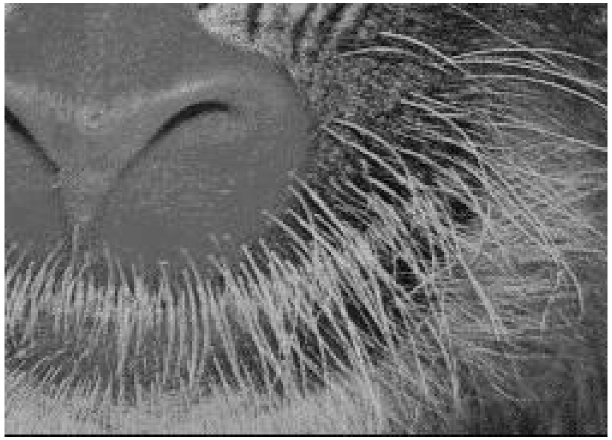




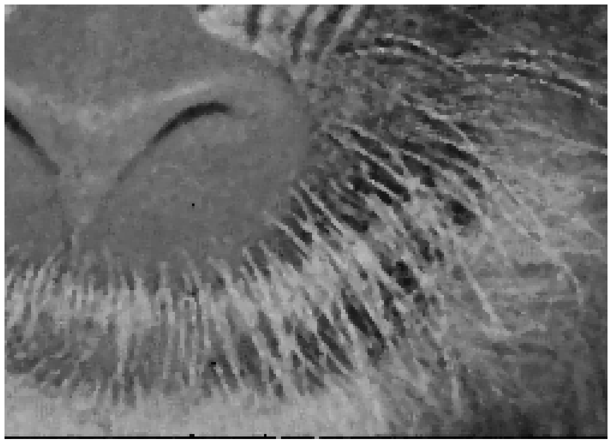
平滑滤波器

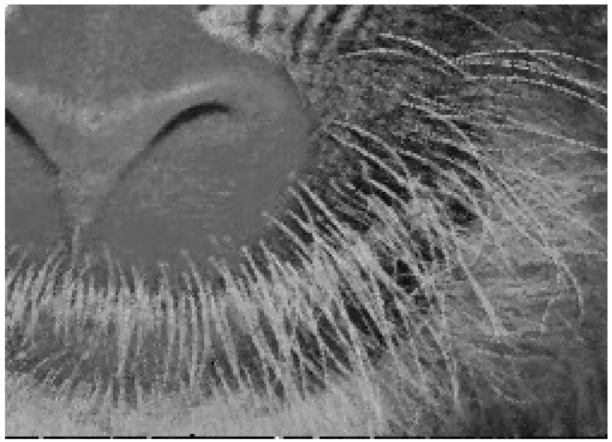
线性





非线性





锐化滤波器

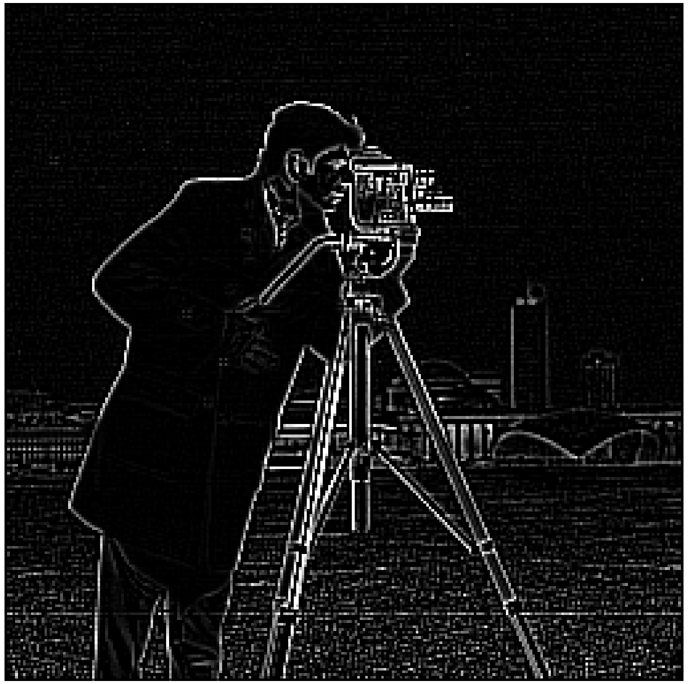
基于二阶微分的图像增强 ——— 拉普拉斯算子

0	−1	0
−1	4 $f(x,y)$	−1
0	−1	0

(*c*)

−1	−1	−1
−1	8 $f(x,y)$	−1
−1	−1	−1

(*d*)



基于一阶微分的图像增强—梯度法