

第5章 图像复原

主要内容

- 图像退化模型
- 噪声模型
- 仅有噪声存在下的空间滤波复原
- 线性、位置不变的退化
- 估计退化函数
- 估计原图像

概述

图像复原与图像增强的目的都是在某种意义上对图像进行改进，即改善图像的视觉效果，但两者使用的方法和评价标准不同。

✓图像增强技术一般要利用人的视觉系统特性，目的是取得较好的视觉效果，不需要考虑图像退化的真实物理过程，增强后的图像也不一定要逼近原始图像。

✓图像复原技术需要针对图像的退化原因设法进行补偿，因此需要对图像的退化过程有一定的先验知识，利用图像退化的逆过程去恢复原始图像，使复原后的图像尽可能的接近原图像。

概 述

图像增强：旨在改善图像质量。

图象复原：力求保持图像的本来面目，以保真原则为前提，找出图像降质的原因，描述其物理过程，提出数学模型。

复原的过程是沿着质量降质的逆过程来重现原始图像。复原技术是把退化模型化，并且采用相反的过程进行处理，以便复原出原图像。

退化：质量降质。

图像退化的一种现象—图像模糊。

概述

	图像增强	图像复原
技术特点	<ul style="list-style-type: none">* 不考虑图像降质的原因，只将图像中感兴趣的特征有选择地突出（增强），而衰减其不需要的特征。* 改善后的图像不一定要去逼近原图像。* 主观过程	<ul style="list-style-type: none">* 要考虑图像降质的原因，建立“降质模型”。* 要建立评价复原好坏的客观标准。* 客观过程
主要目的	提高图像的可懂度	提高图像的逼真度
方法	空间域法和频率域法。 空间域法主要是对图像的灰度进行处理； 频率域法主要是滤波。	重点介绍线性复原方法

概述

图像在形成、记录、处理和传输过程中，由于成像系统、记录设备、传输介质和处理方法的不完善，会导致图像质量下降。这一过程称为**图像的退化**。

图像的复原就是要尽可能恢复退化图像的本来面目，它是沿图像降质的逆向过程进行。典型的图像复原是根据图像退化的先验知识建立一个退化模型，以此模型为基础，采用各种逆退化处理方法进行恢复，使图像质量得到改善。

概述

什么是图像退化？

- 图像的质量下降叫做退化。退化的形式有模糊、失真、有噪声等

图像退化的原因

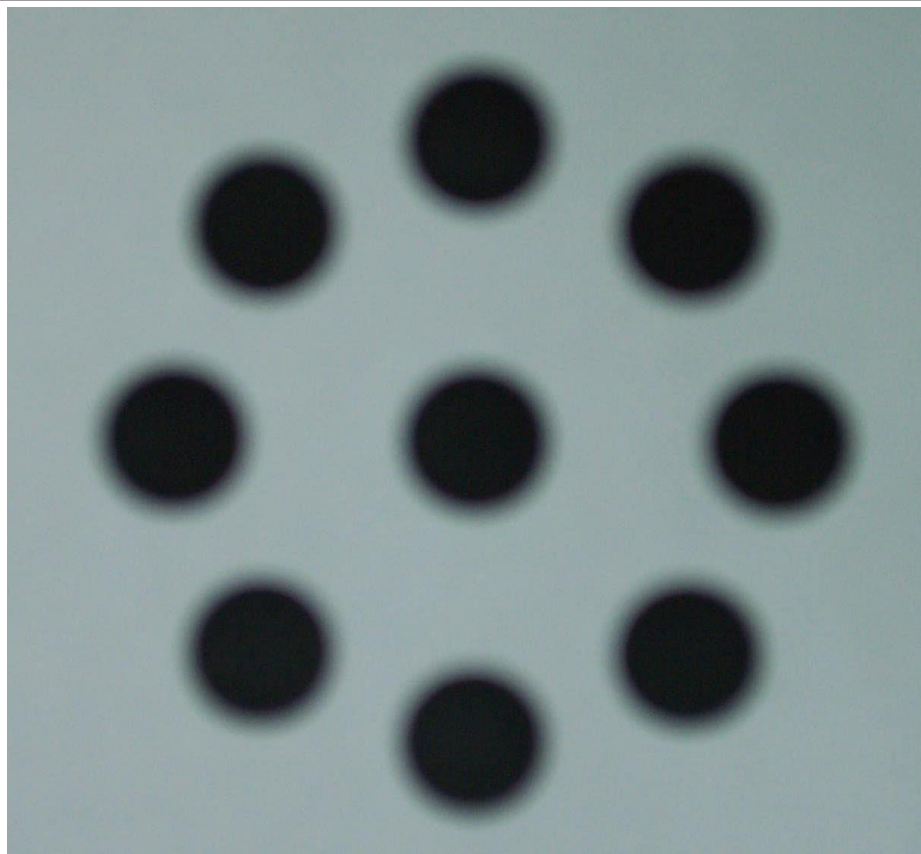
- 无论是由光学、光电或电子方法获得的图像都会有不同程度的退化；退化的形式多种多样。

常见退化图像



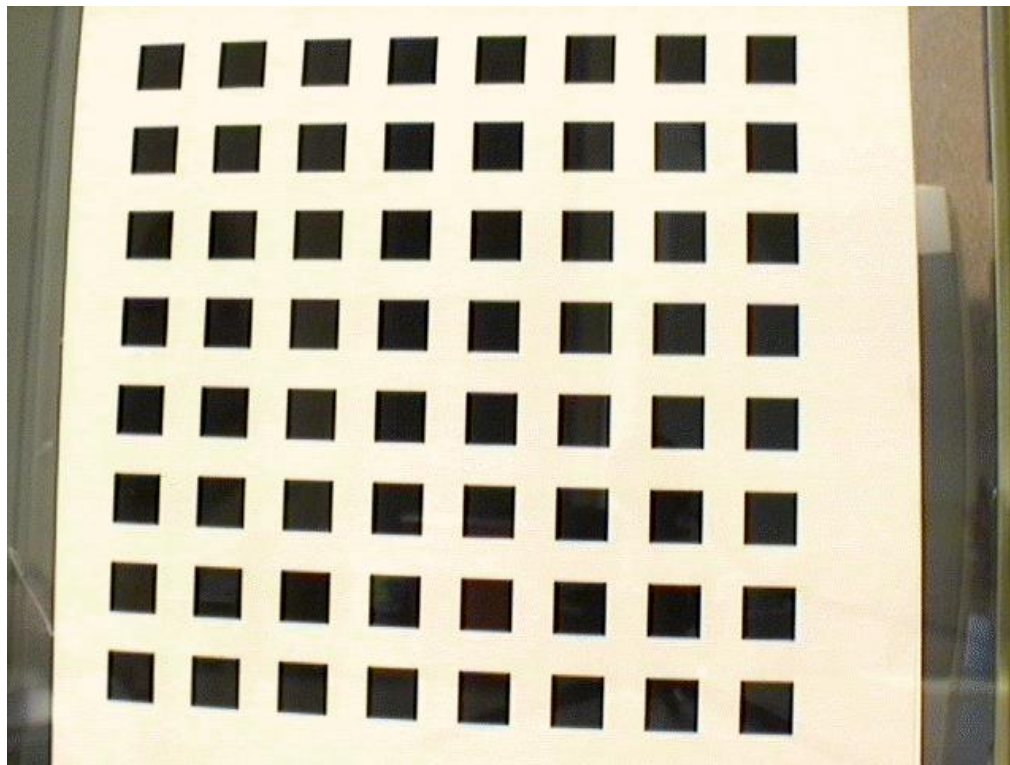
由于镜头聚焦不好引起的模糊

常见退化图像



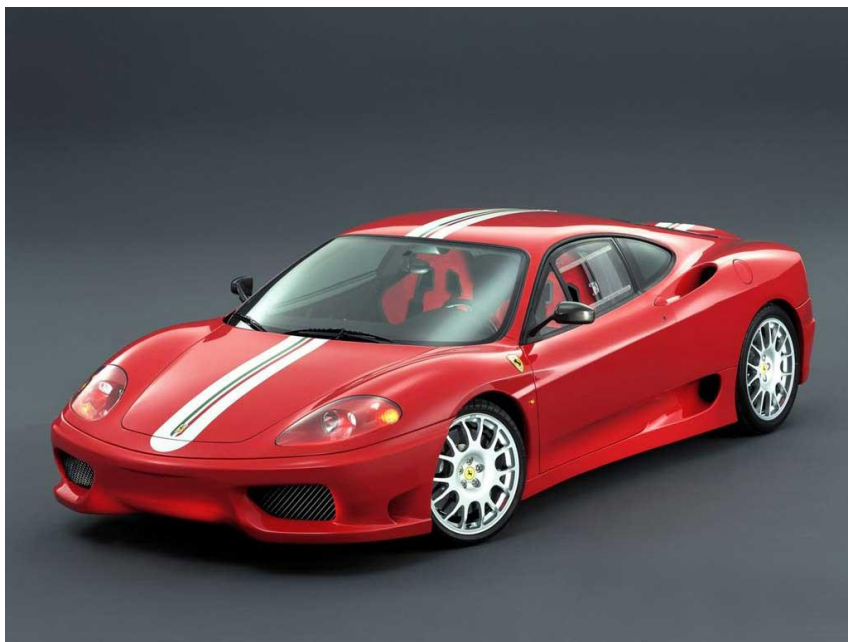
由于镜头聚焦不好引起的模糊

常见退化图像



由于镜头畸变引起图像的几何失真

常见退化图像



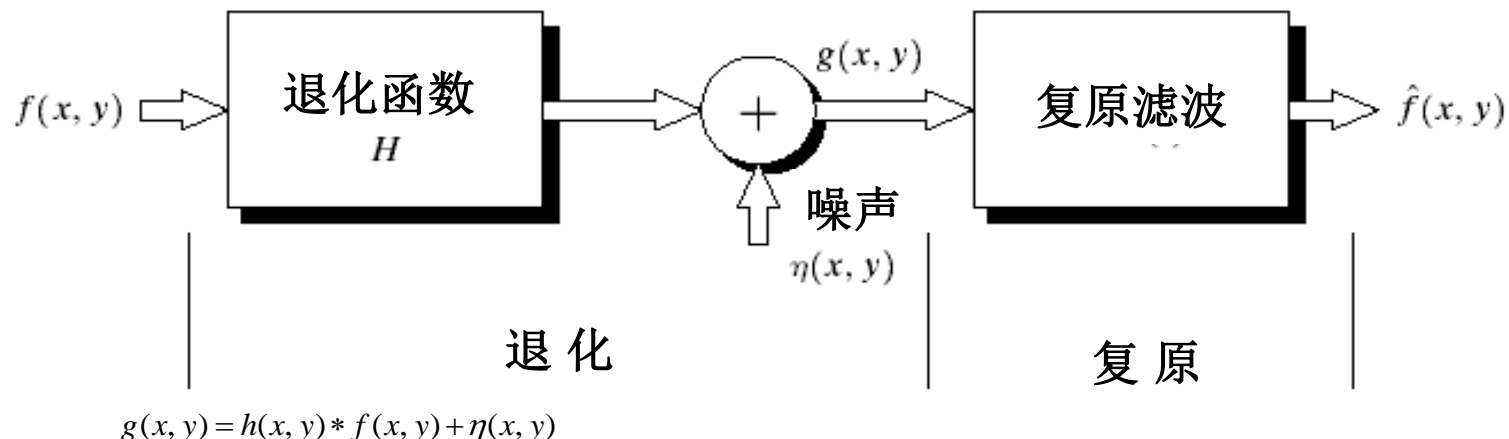
由于运动产生的模糊

图像退化/复原过程的模型

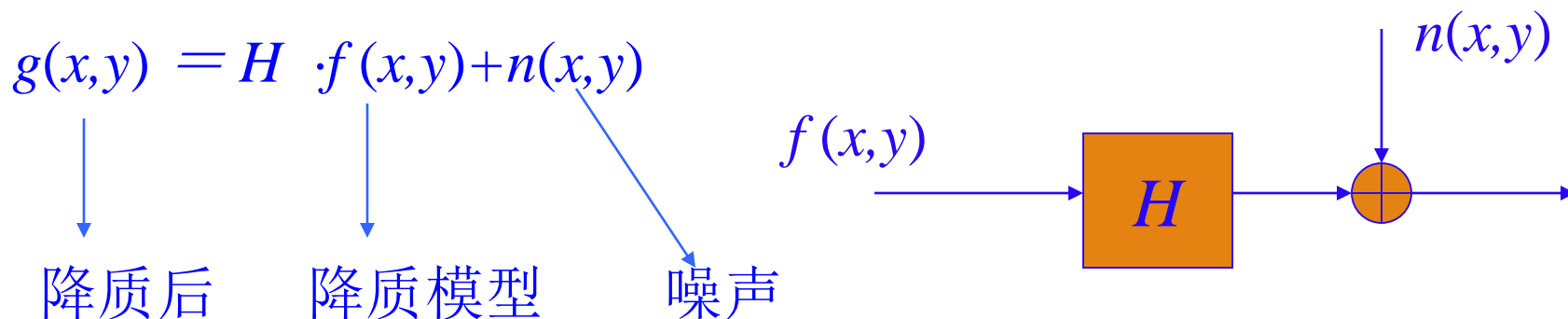
退化过程可以被模型化为一个退化函数和一个加性噪声项，处理一幅输入图像 $f(x,y)$ 产生一幅退化图像 $g(x,y)$ 。

给定 $g(x,y)$ 和关于退化函数 H 的一些知识以及外加噪声项 $\eta(x,y)$ ，图像复原的目的是获得关于原始图像的近似估计 $\hat{f}(x,y)$ 。

图像退化/复原过程的模型



降质过程可看作对原图像 $f(x, y)$ 作线性算。



图像退化/复原过程的模型

如果系统 H 是一个线性、位置不变性的过程，那么在空间域中给出的退化图像可由下式给出：

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

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) + N(u, v)$$

有噪声情况下的图像复原

必须知道噪声的统计特性以及噪声和图像信号的相关情况，这是非常复杂的。在实际应用中，往往假设噪声是白噪声，即它的频谱密度为常数，且与图像不相关。

不同的复原技术需要不同的有关噪声的先验信息，如下面将要讨论的维纳滤波器需要知道噪声的谱密度，而约束去卷积法只需要知道噪声的协方差。

噪声模型

数字图像的噪声主要来源于图像的获取和传输过程。图像传输器的工作情况受各种因素的影响，如图像获取中的环境条件和传感器件自身的质量

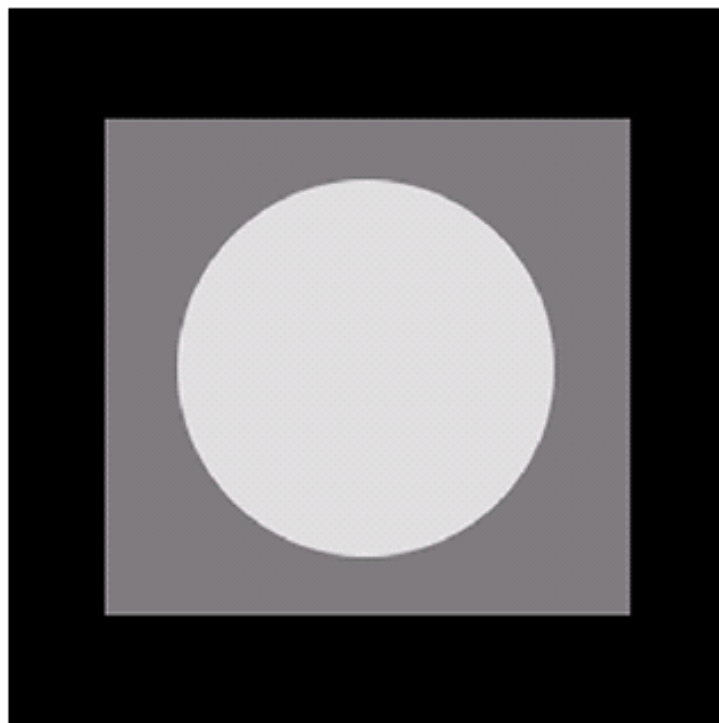
存在的一些重要的噪声类型：高斯噪声、瑞利噪声、伽马噪声、指数分布噪声、均匀分布噪声、脉冲噪声等

噪声的空间和频率特性

频率特性是指噪声在傅里叶域的频率内容，当噪声的傅里叶谱是常量时，噪声通常称为白噪声。

由于空间周期噪声的异常，假设噪声独立于空间坐标，并且它与图像本身无关联

样本噪声图像



用以描述各种噪声**PDF**特性的测试图

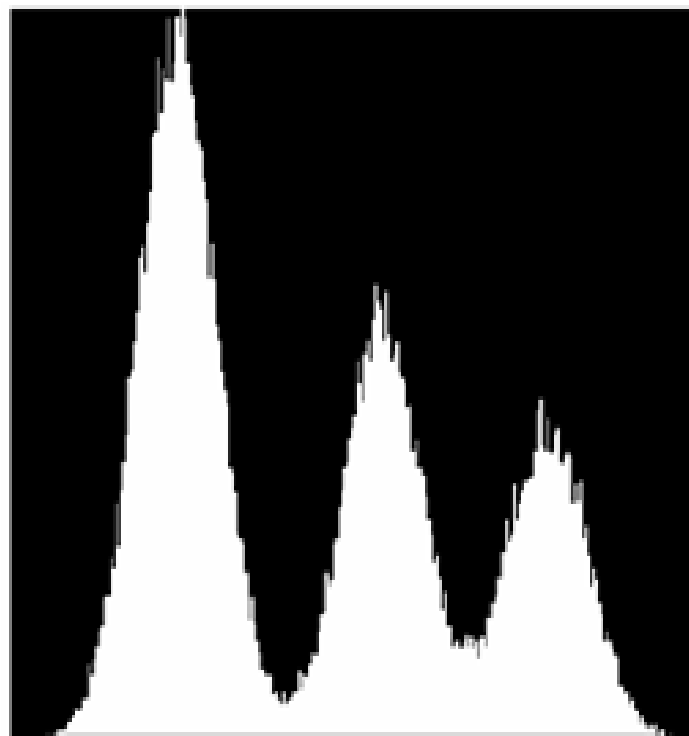
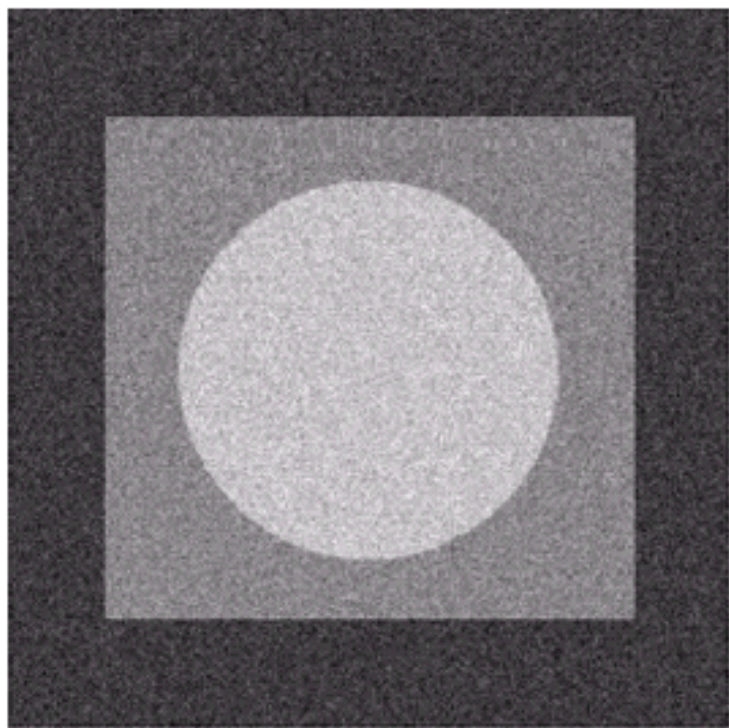
高斯噪声

概率密度函数 (PDF)

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z-\mu)^2/2\sigma^2}$$

当 z 服从上式分布时，其值有70%落在 $[(\mu-\sigma), (\mu+\sigma)]$ ，有95%落在 $[(\mu-2\sigma), (\mu+2\sigma)]$ 范围内。

高斯噪声的产生源于电子电路噪声和由低照明度或高温带来的传感器噪声。



高斯

瑞利噪声

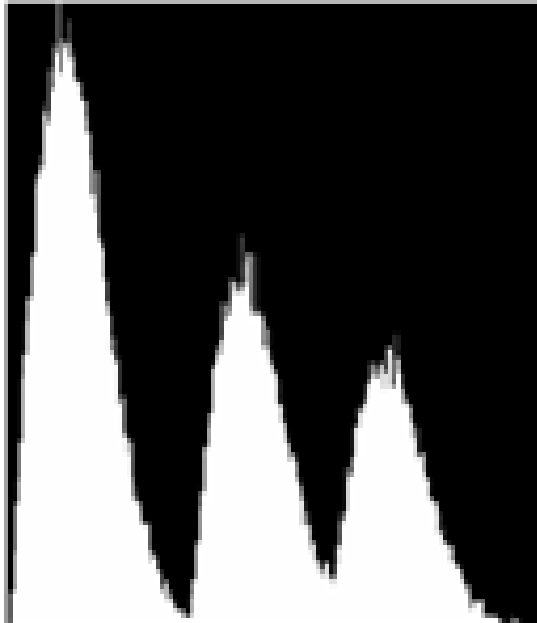
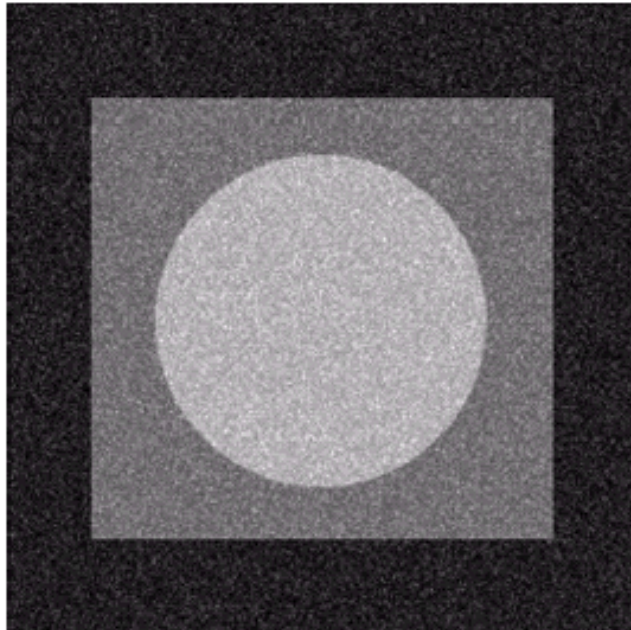
概率密度函数 (PDF)

$$p(z) = \begin{cases} \frac{2}{b}(z-a)e^{-\frac{(z-a)^2}{2\sigma^2}} & z \geq a \\ 0 & z < a \end{cases}$$

均值: $\mu = a + \sqrt{\pi b/4}$

方差: $\sigma^2 = b(4 - \pi)/4$

瑞利密度曲线距原点的位移和其密度图像的基本形状向右变形。瑞利密度对于近似偏移的直方图十分适用。



伽马噪声

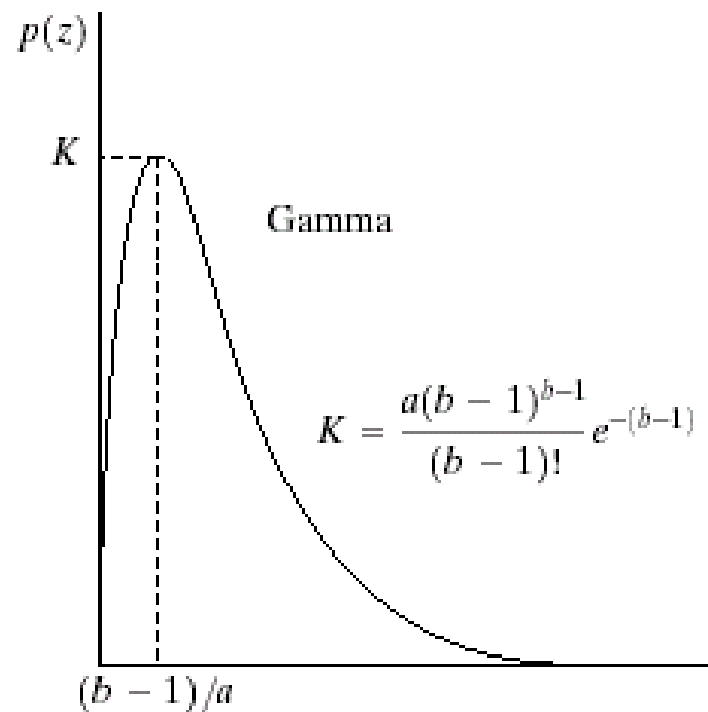
$$p(z) = \begin{cases} \frac{a^b z^{b-1}}{(b-1)!} e^{-az} & z \geq 0 \\ 0 & z < 0 \end{cases}$$

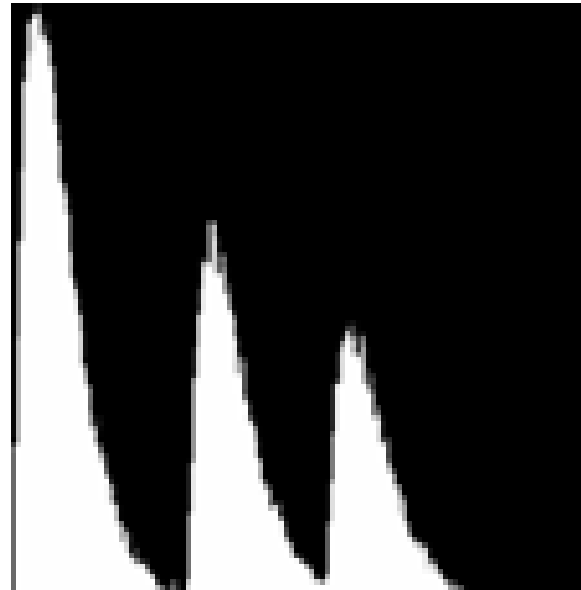
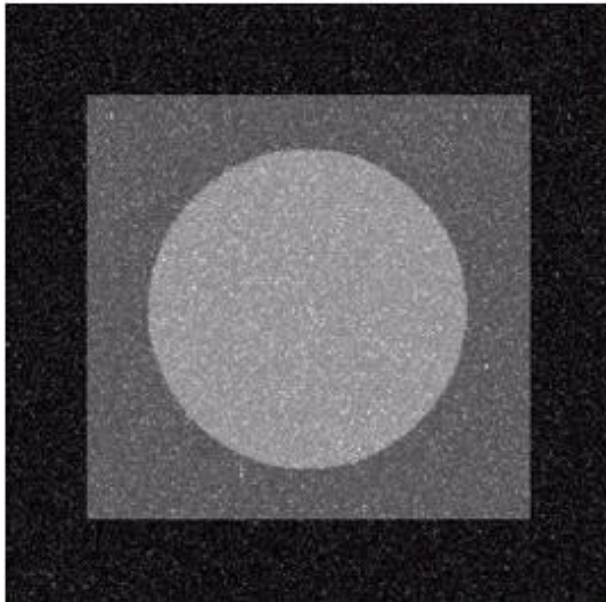
$a > 0, b$ 为正整数

均值: $\mu = b / a$

方差: $\sigma^2 = b / a^2$

- 伽马噪声在激光成像中有些应用。





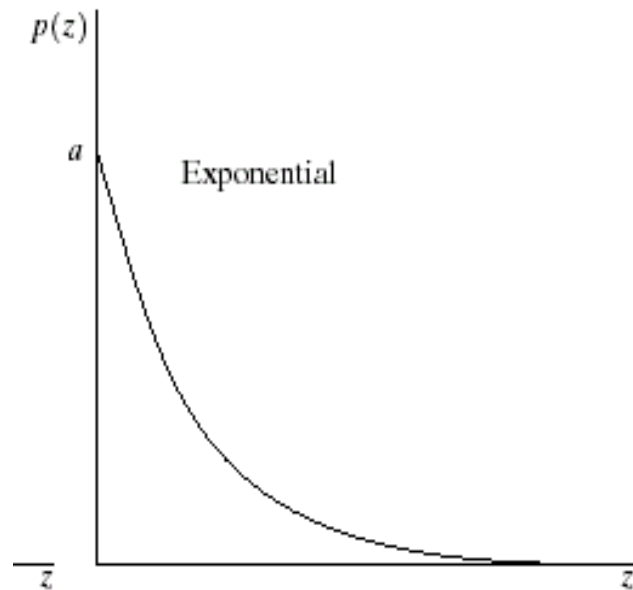
指数分布噪声

$$p(z) = \begin{cases} ae^{-az} & z \geq 0 \\ 0 & z < 0 \end{cases}$$

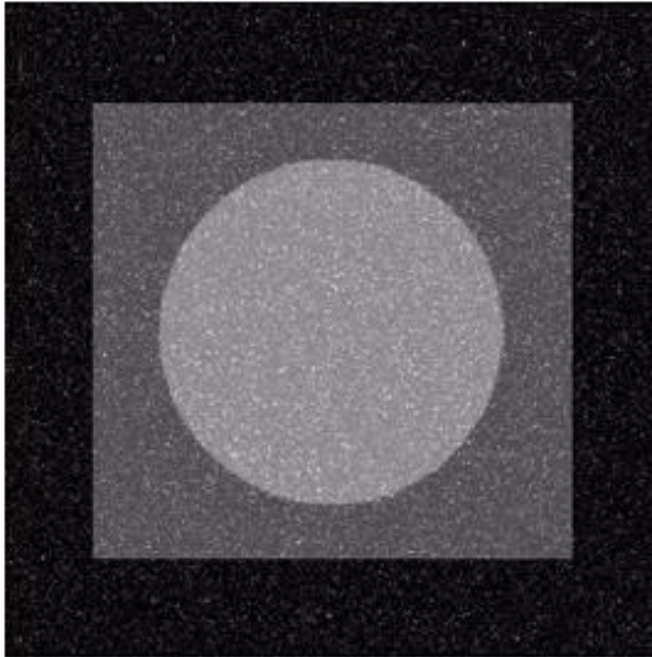
其中 $a > 0$

均值: $\mu = 1/a$

方差: $\sigma^2 = 1/a^2$



- 指数分布是 **$b=1$** 时爱尔兰概率分布的特殊情况。
- 指数分布噪声在激光成像中有些应用。

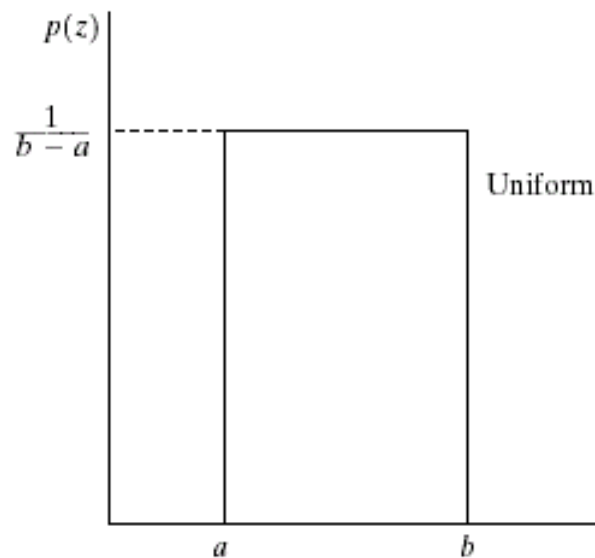


均匀分布噪声

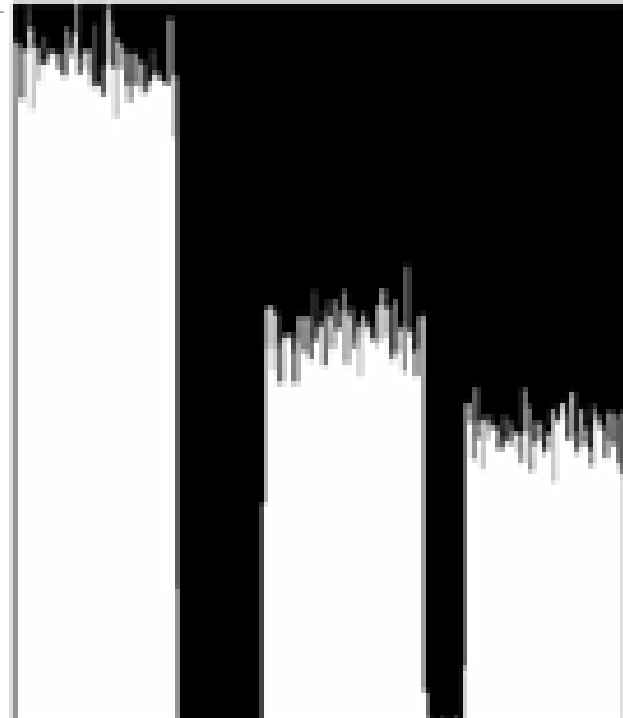
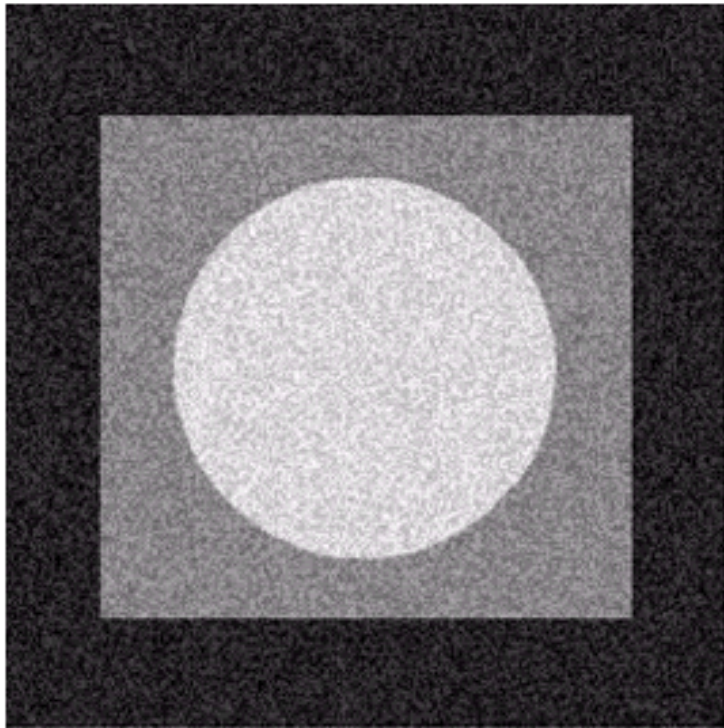
$$p(z) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & a \leq z \leq b \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

均值: $\mu = (a+b)/2$

方差: $\sigma^2 = (b-a)^2 / 12$

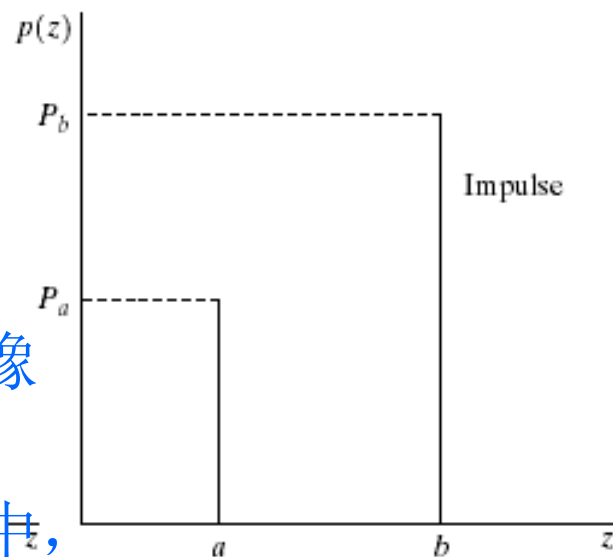


- 均匀分布噪声在实践中描述较少，但均匀密度分布作为模拟随机数产生器的基础非常有用。

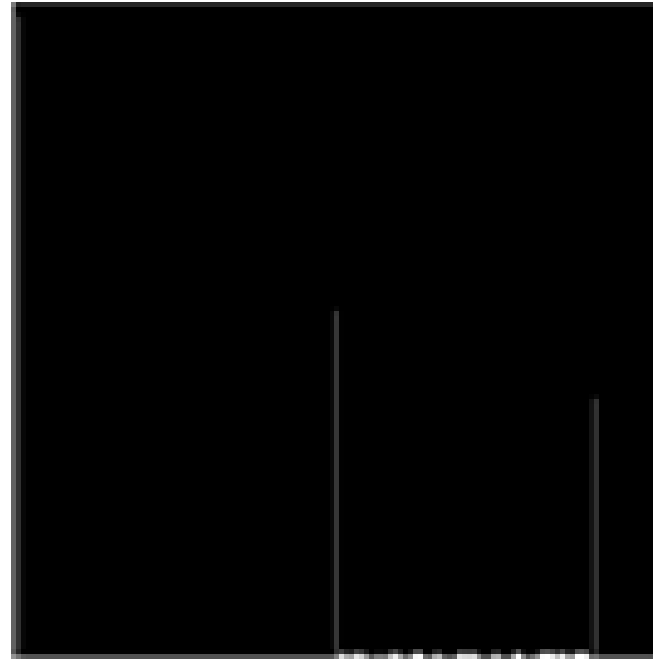
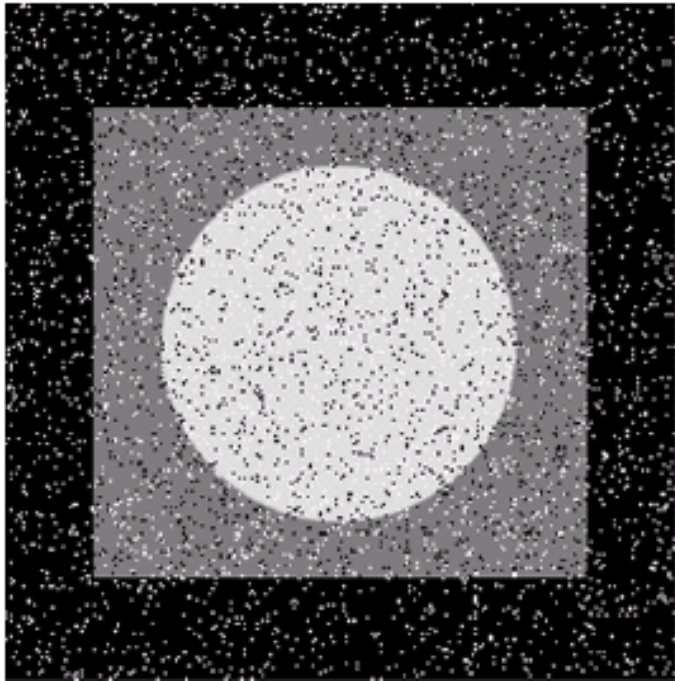


脉冲噪声(椒盐噪声)

$$p(z) = \begin{cases} p_a & z = a \\ p_b & z = b \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$



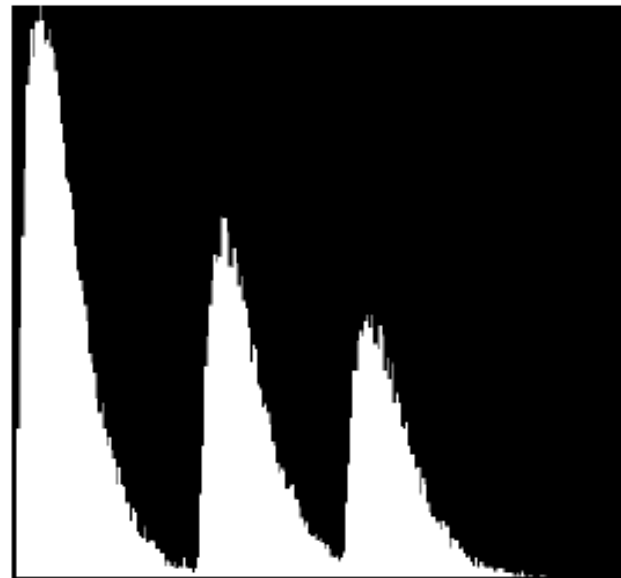
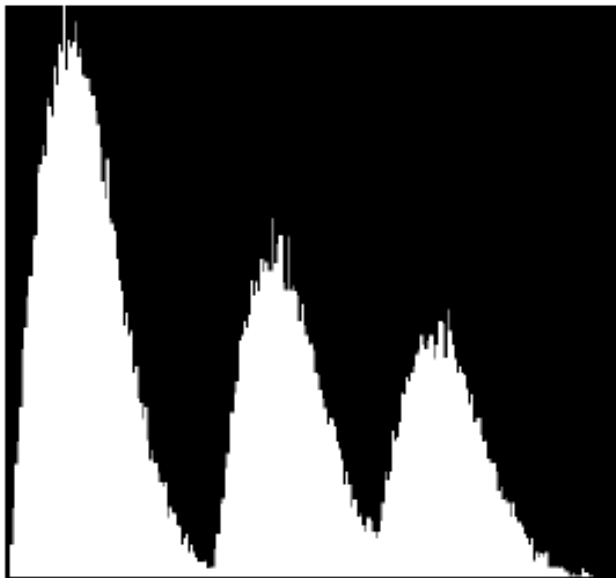
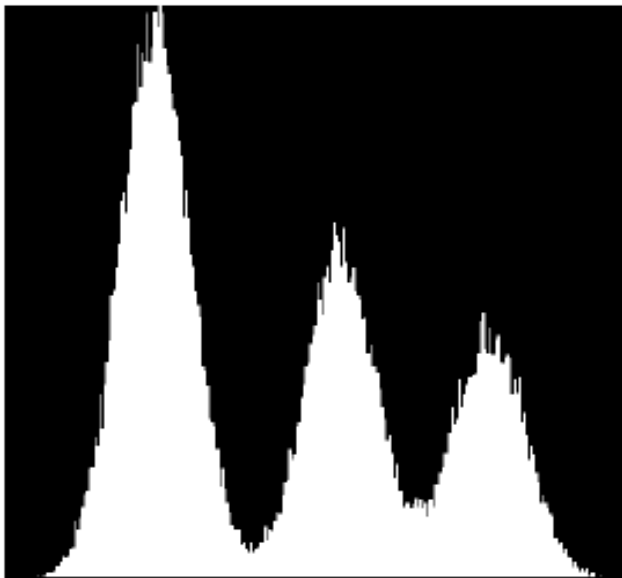
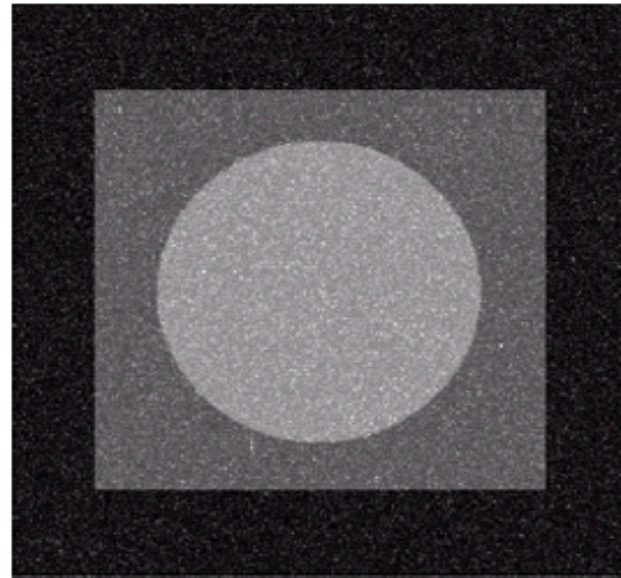
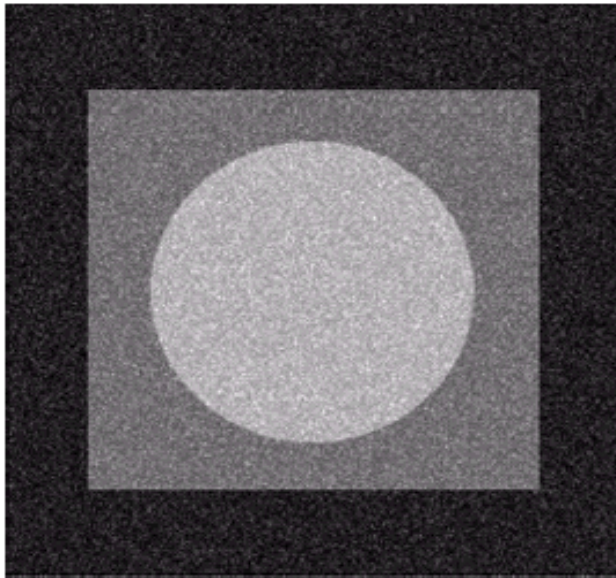
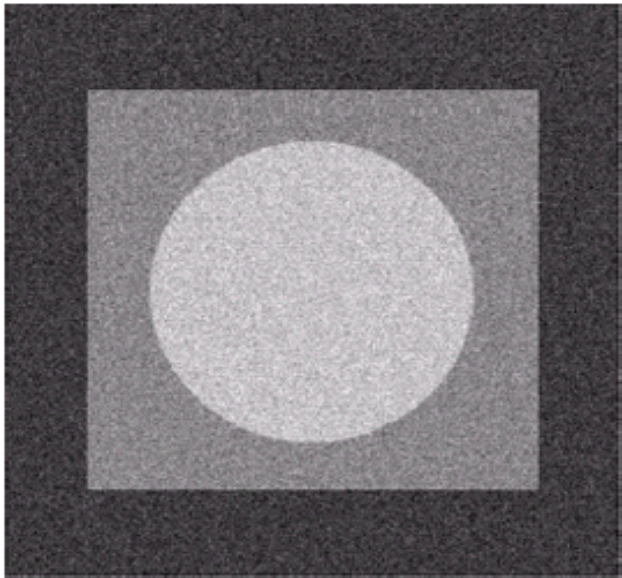
- 双极脉冲噪声也叫椒盐噪声，在图像上表现为孤立的亮点或暗点。
- 脉冲噪声表现在成像中的短暂停留中，例如，错误的开关操作。
- 由于脉冲干扰通常与图像信号的强度相比较大会比较大，因此，脉冲噪声总是被数字化为最大值或最小值。



图像复原

- 几种噪声的运用

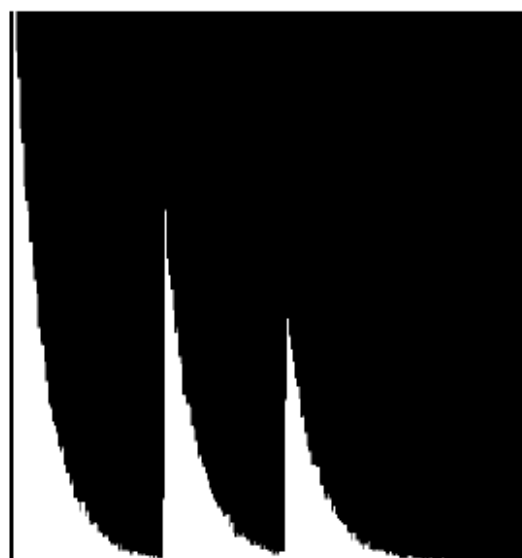
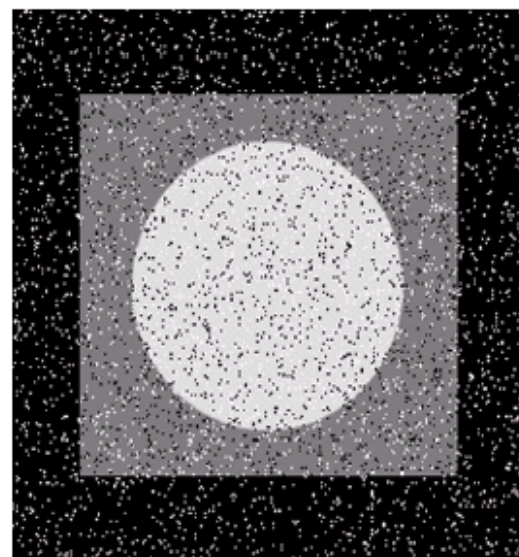
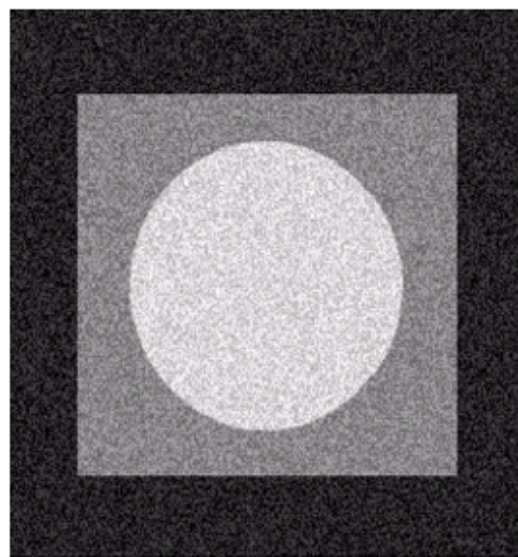
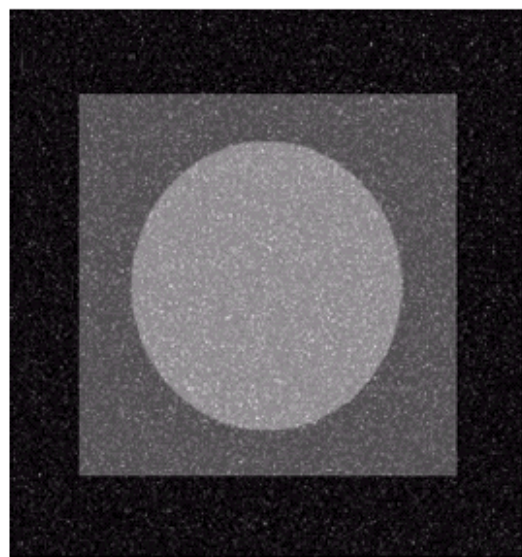
- ✓ 高斯噪声源于电子电路噪声和由低照明度或高温带来的传感器噪声
- ✓ 瑞利噪声对分布在图像范围内特征化噪声有用
- ✓ 伽马分布和指数分布用于激光成像噪声
- ✓ 均匀密度分布作为a模拟随机数产生器的基础
- ✓ 脉冲噪声用于成像中的短暂停留中，如错误的开关操作



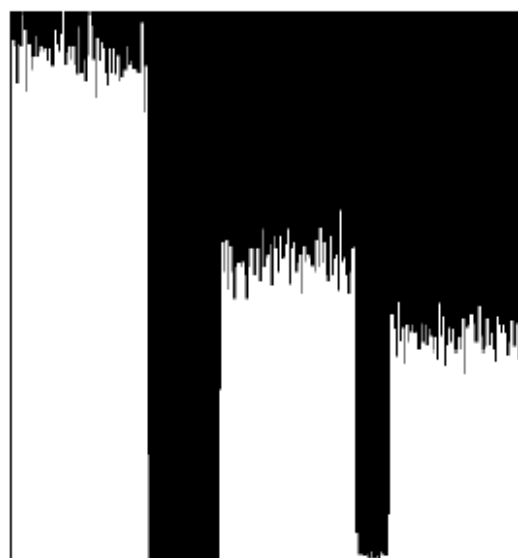
Gaussian

Rayleigh

Gamma



Exponential



Uniform



Salt & Pepper

样本噪声图像和它们的直方图

● 结论

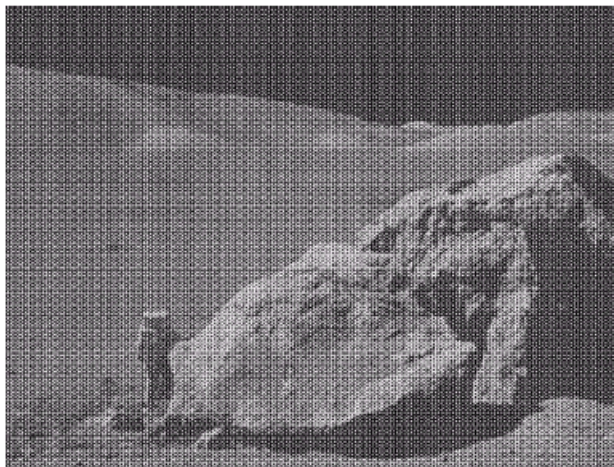
- ✓ 上述噪声图像的直方图和它们的概率密度函数曲线对应相似
- ✓ 前面5种噪声的图像并没有显著不同
- ✓ 但它们的直方图具有明显的区别

周期噪声

➤在图像获取中从电力或机电干扰中产生.

➤惟一一种空间依赖型噪声.

➤周期噪声可以通过频率域滤波显著减少.



被不同频率的正弦噪声干扰了的图像



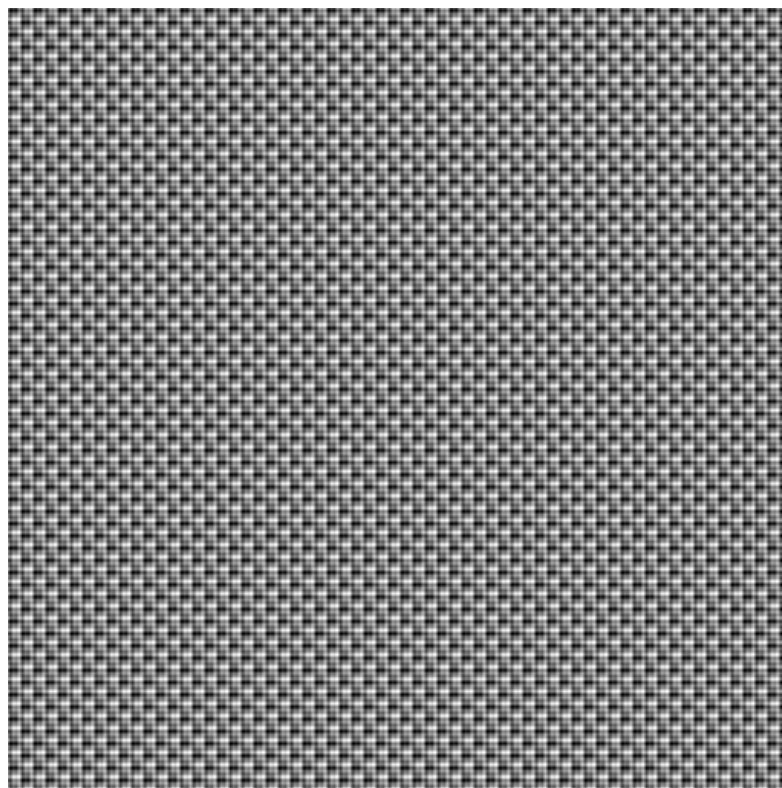
呈圆形分布的亮点为噪声频谱

周期噪声

冲击频谱和空间正弦噪声模式



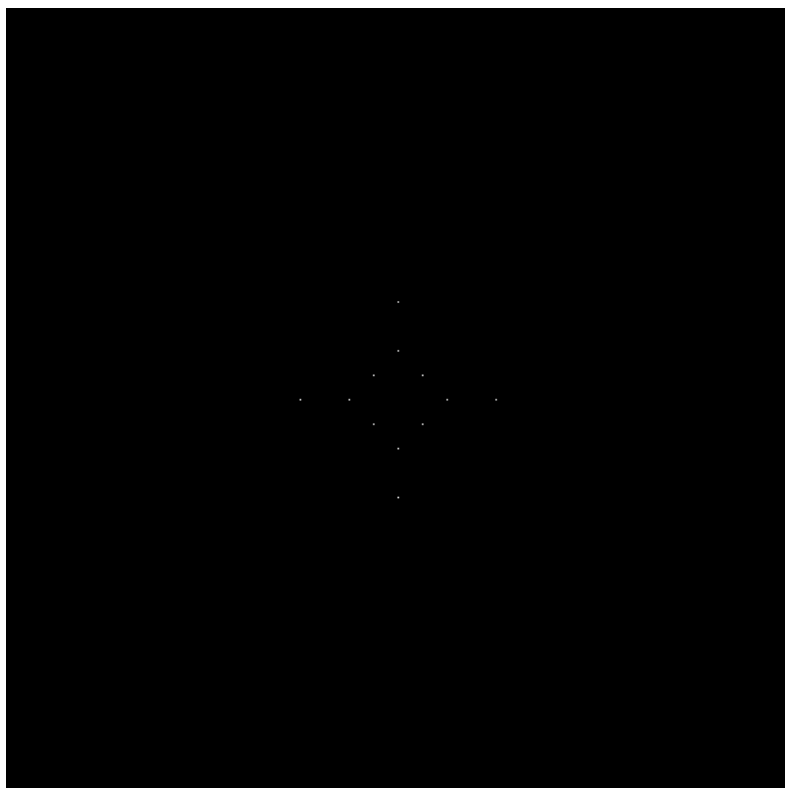
(a)指定冲击的频谱



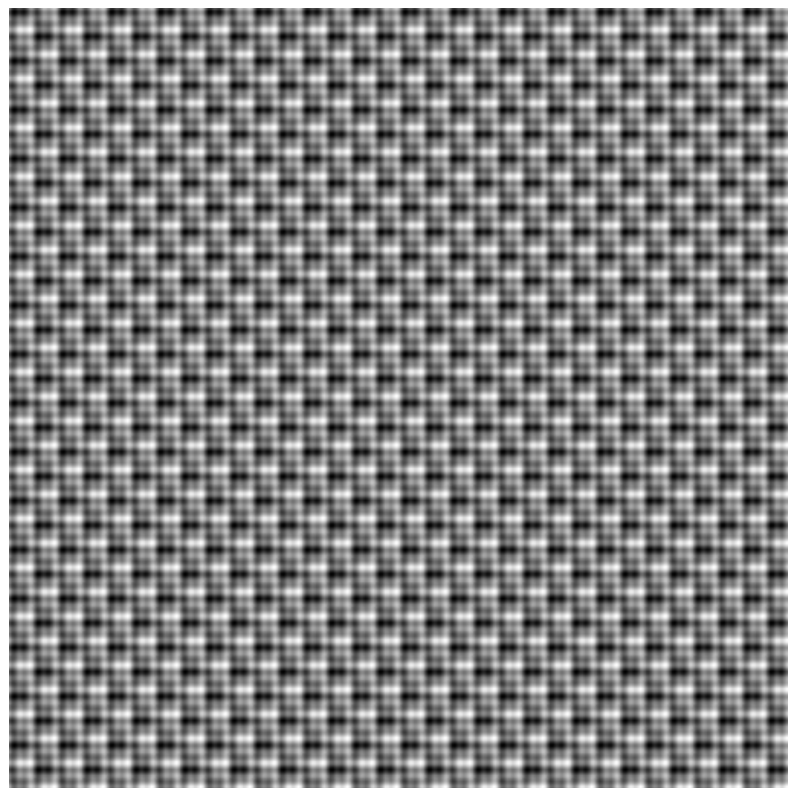
(b)相应的正弦噪声模式

周期噪声

冲击频谱和空间正弦噪声模式(前面的尺寸不同)



(a)指定冲击的频谱



(b)相应的正弦噪声模式

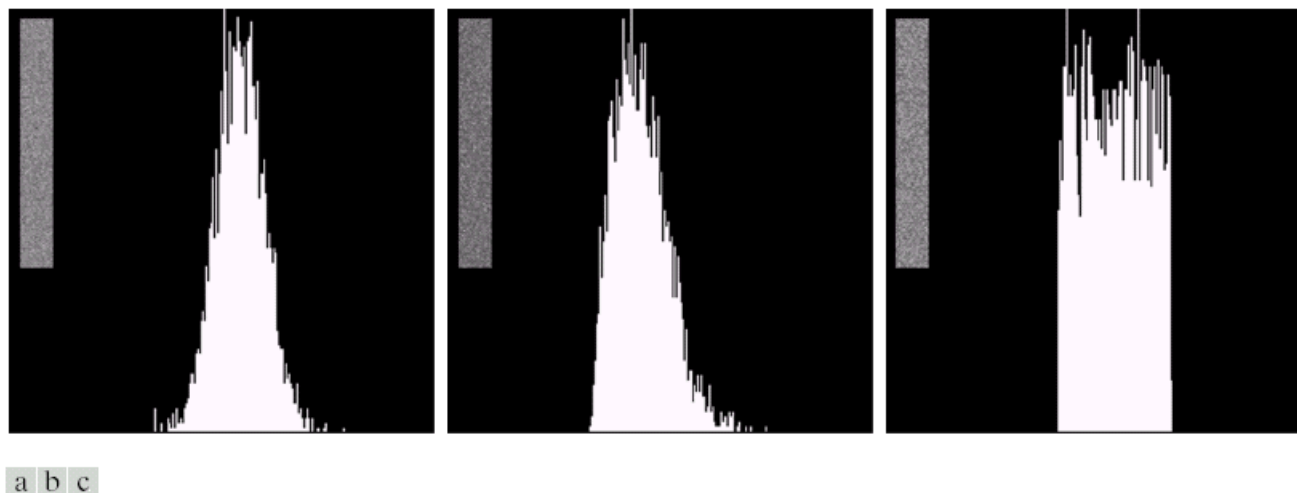
噪声参数的估计

典型的周期噪声参数是通过检测图像的傅里叶谱来进行估计的。

- 周期噪声趋向于产生频率尖峰，这些尖峰甚至通过视觉分析也经常可以检测到。
- 另一种方法是尽可能直接从图像中推断噪声分量的周期性，但这仅仅在非常简单的情况下才是可能的。

当噪声尖峰格外显著或可以使用关于干扰的频率分量一般位置的某些知识时，自动分析是可能的。

噪声参数的估计



计算一小块带有(a)高斯 (b)瑞利 (c)均匀噪声的图像的直方图

计算小块图像的灰度值的均值和方差.考虑由S定义的一条子带(子图像)

$$\mu = \sum_{z_i \in S} z_i p(z_i)$$

$$\sigma^2 = \sum_{z_i \in S} (z_i - \mu)^2 p(z_i)$$

其中 z_i 值是像素的灰度值,
 $p(z_i)$ 表示相应的归一化直方图.

噪声存在下的唯一空间滤波复原

当一幅图像中惟一存在退化是噪声时，前面式子

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

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) + N(u, v)$$

变成

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

$$G(u, v) = F(u, v) + N(u, v)$$

噪声存在下的唯一空间滤波复原

当仅有加性噪声存在时，可以选择空间滤波方法。事实上，在这一特殊情况下，图像的增强和复原几乎是不可区别的。

- ◆ 均值滤波器
- ◆ 顺序统计滤波器
- ◆ 自适应滤波器

均值滤波器

- ◆ 算术均值滤波器
- ◆ 几何均值滤波器
- ◆ 谐波均值滤波器
- ◆ 逆谐波均值滤波器

算术均值滤波器

- 算术均值滤波器是最简单的均值滤波器。令 S_{xy} 表示中心在 (x, y) 点，尺寸为 $m \times n$ 的矩形子图像窗口的坐标组。计算由 S_{xy} 定义的区域中被干扰图像 $g(x, y)$ 的平均值。在任意点 (x, y) 处复原图像就是用 S_{xy} 定义区域的像素计算出来的算术均值。即：

$$\hat{f}(x, y) = \frac{1}{mn} \sum_{(s,t) \in S_{xy}} g(s, t)$$

■ 用系数为 $1/mn$ 的卷积模板来实现。

几何均值滤波器

用几何均值滤波器复原的一幅图像由如下表达式给出：

$$\hat{f}(x, y) = \left[\prod_{(s, t) \in S_{xy}} g(s, t) \right]^{\frac{1}{mn}}$$

- 其中，每一个被复原像素由子图像窗口中像素点的乘积并自乘到 $1/mn$ 次幂给出。
- 几何均值滤波器所达到的平滑度可以与算术均值滤波器相比，但在滤波过程中会丢失更少的图像细节。

滤波效果对比

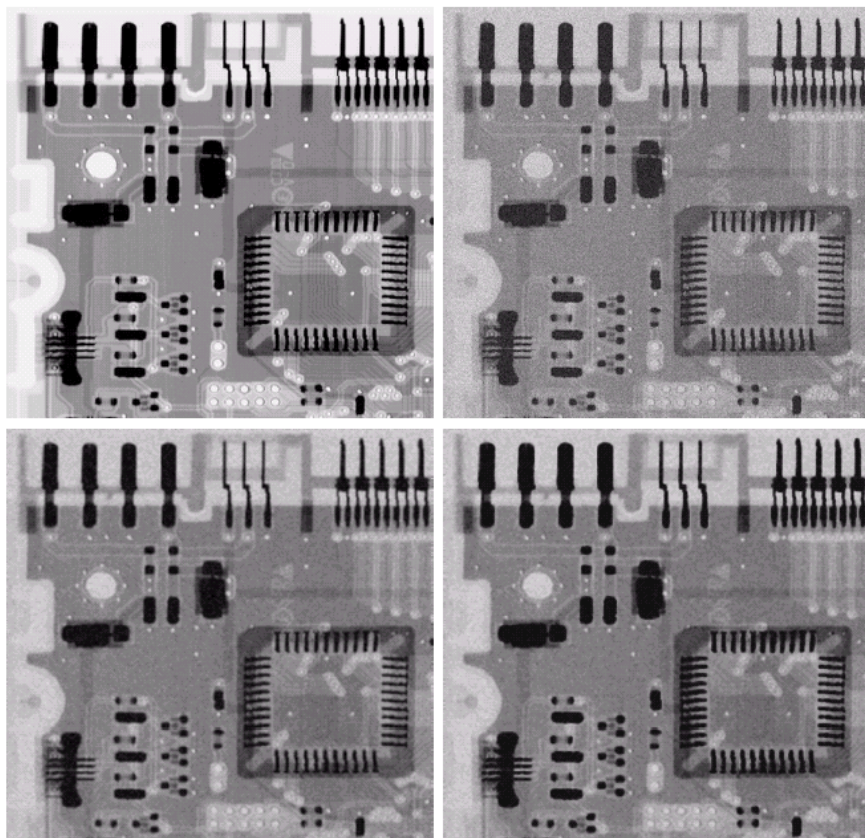
a) 原图

b) 叠加了高斯噪声的图像

c) 3*3算术均值滤波

d) 3*3几何均值滤波

对噪声衰减都有作用，但几何均值滤波比算术均值滤波减少了对图像的模糊



a b
c d

FIGURE 5.7 (a) X-ray image. (b) Image corrupted by additive Gaussian noise. (c) Result of filtering with an arithmetic mean filter of size 3×3 . (d) Result of filtering with a geometric mean filter of the same size. (Original image courtesy of Mr. Joseph E. Pascente, Lixi, Inc.)

谐波均值滤波器

- 使用谐波均值滤波器的操作由如下表达式给出：

$$\hat{f}(x, y) = \frac{mn}{\sum_{(s,t) \in S_{xy}} \frac{1}{g(s, t)}}$$

谐波均值滤波器对于“盐”噪声效果较好，但不适于“胡椒”噪声。它善于处理高斯噪声。

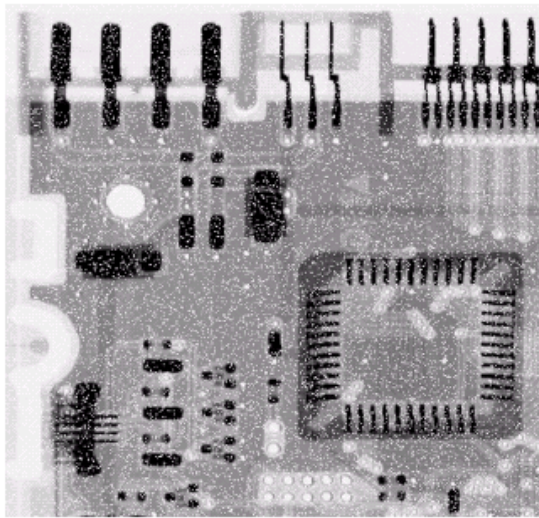
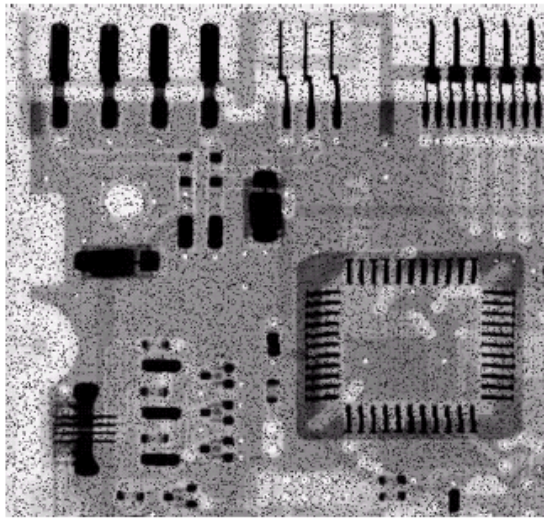
逆谐波均值滤波器

逆谐波均值滤波操作对一幅图像的复原基于表达式:

$$\hat{f}(x, y) = \frac{\sum_{(s,t) \in S_{xy}} g(s, t)^{Q+1}}{\sum_{(s,t) \in S_{xy}} g(s, t)^Q}$$

- 其中 Q 称为滤波器的阶数。这种滤波器适合减少或是在实际中消除椒盐噪声的影响。当 Q 值为正数时，滤波器用于消除“胡椒”噪声；当 Q 值为负数时，滤波器用于消除“盐”噪声。但它不能同时消除这两种噪声。注意，当 $Q=0$ 时，逆谐波均值滤波器退变为算术均值滤波器；当 $Q=-1$ 时，逆谐波均值滤波器退变为谐波均值滤波器。

滤波效果对比



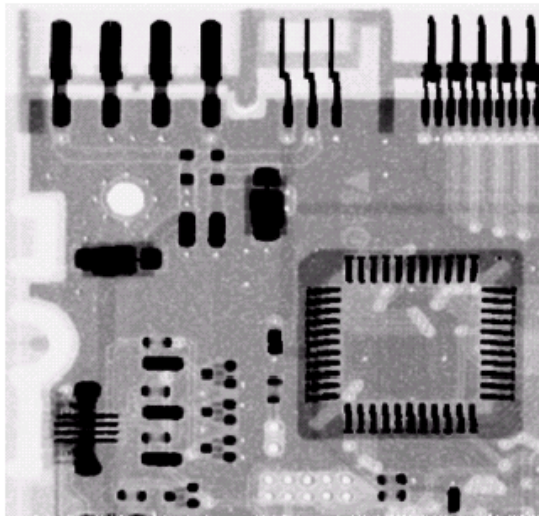
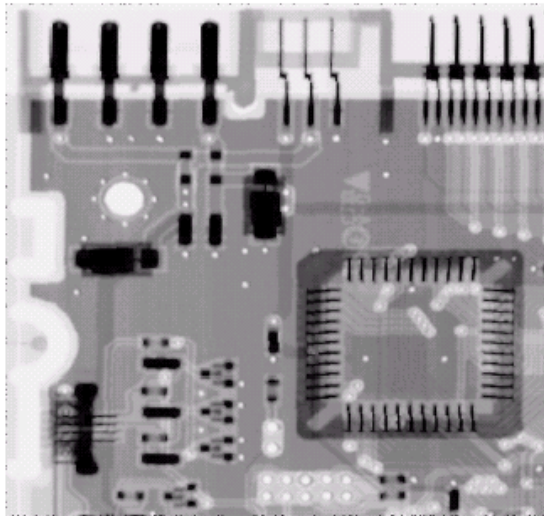
a) 叠加了胡椒噪声的图像

b) 叠加了盐噪声的图像

c) 对a) 3×3 $Q=1.5$

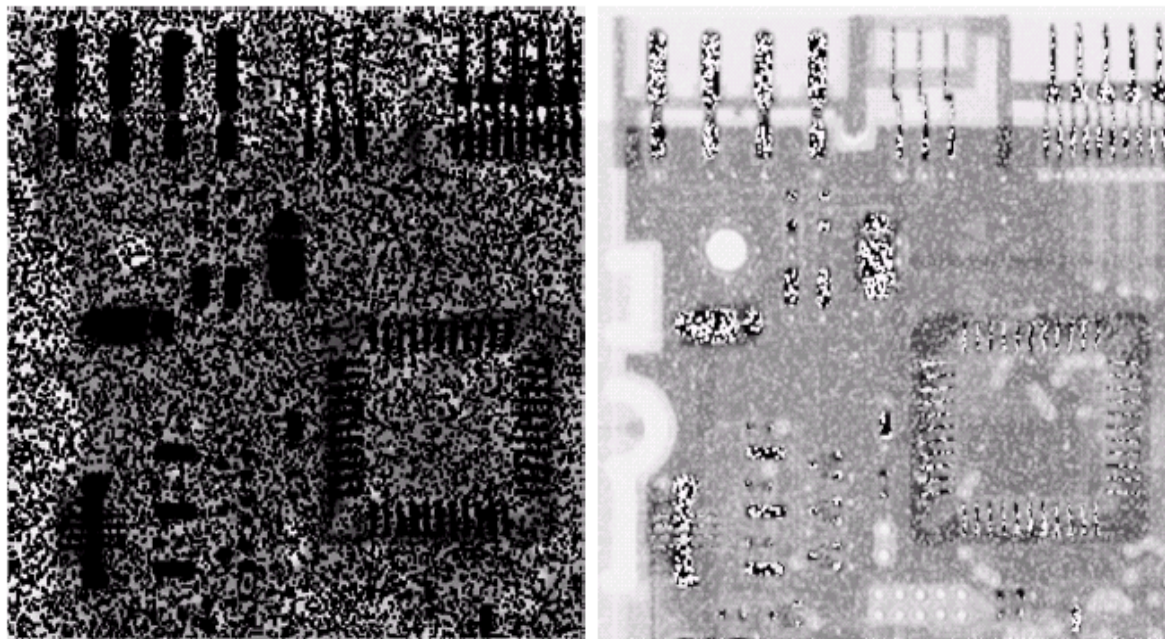
逆谐波滤波

d) 对b) 3×3 $Q=-1.5$ 逆谐波滤波



正阶滤波器在使暗区模糊的损失下，使背景较为清晰。负阶相反。

滤波效果对比



逆谐波滤波中Q值选择错误时造成的结果

统计排序滤波器

统计滤波器是空间域滤波器，它们的响应基于由滤波器包围的图像区域中像素点的排序。滤波器在任何点的响应由排序结果决定。

- 中值滤波器
- 最大值和最小值滤波器
- 中点滤波器
- 修正后的阿尔法均值滤波器

中值滤波器

中值滤波器

最著名的顺序统计滤波器是中值滤波器，用该像素的相邻像素的灰度中值来替代该像素的值：

$$\hat{f}(x, y) = \underset{(s, t) \in S_{xy}}{\text{median}} \{g(s, t)\}$$

■ 中值滤波器的应用非常普遍，对于很多种随机噪声，它都有良好的去噪能力，且在相同尺寸下比起线性平滑滤波器引起的模糊较少。中值滤波器尤其对单极或双极脉冲噪声非常有效。

中值滤波的设计思想

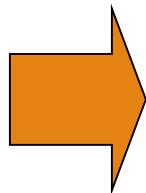
因为噪声的出现，使该点像素比周围的像素亮(暗)许多，给出滤波用的模板，如图所示是一个一维的模板，对模板中的像素值由小到大排列，最终待处理像素的灰度取这个模板中的灰度的中值。

m-2	m-1	m	m+1	m+2
-----	-----	---	-----	-----

中值滤波器

二维中值滤波：做 3×3 的模板，对9个数排序，取第5个数替代原来的像素值。

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



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

最大值滤波器

使用序列中最后一个数值，得出最大值滤波器，由下式给出：

$$\hat{f}(x,y) = \max_{(s,t) \in S_{xy}} \{g(s,t)\}$$

■ 最大值滤波器在发现图像中的最亮点时非常有用。同样，因为“胡椒”噪声是非常低的值，作为子图像区域 S_{xy} 的最大值选择结果，它可以通过这种滤波器消除。

最小值滤波器

使用序列中起始位置的数值，得出最小值滤波器，由下式给出：

$$\hat{f}(x, y) = \min_{(s, t) \in S_{xy}} \{g(s, t)\}$$

- 这种滤波器对发现图像中的最暗点非常有用。作为最小值操作的结果，它可以用来消除“盐”噪声。

中点滤波器

- 中点滤波器是在滤波器涉及范围内计算最大值和最小值之间的中点：

$$\hat{f}(x,y) = \frac{1}{2} \left[\max_{(s,t) \in S_{xy}} \{g(s,t)\} + \min_{(s,t) \in S_{xy}} \{g(s,t)\} \right]$$

■ 这种滤波器结合了顺序统计和求平均，对于高斯和均匀随机分布这类噪声有最好的效果。

修正后的阿尔法均值滤波器

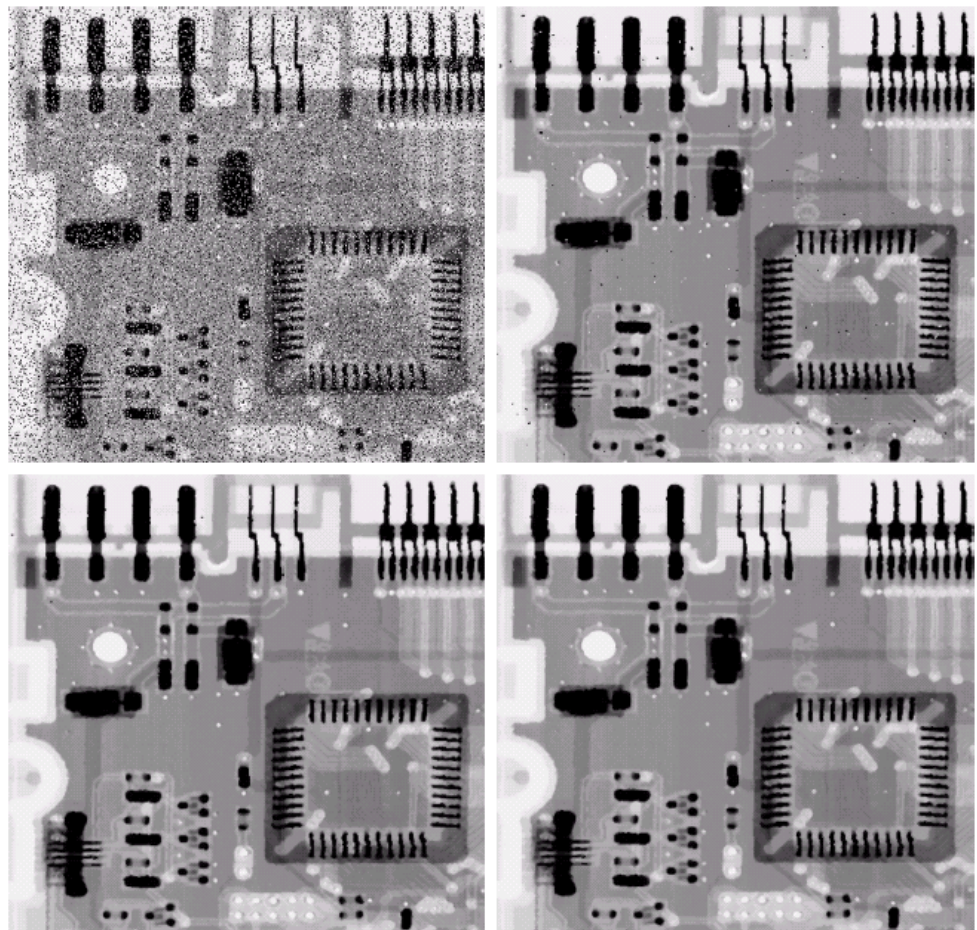
假设在 S_{xy} 邻域内去掉 $g(s,t)$ 最高灰度值的 $d/2$ 和最低灰度值的 $d/2$ 。用 $g_r(s,t)$ 来代表剩余的 $mn-d$ 个像素。由这些剩余像素点的平均值形成的滤波器称为修正后的阿尔法均值滤波器。

$$\hat{f}(x, y) = \frac{1}{mn-d} \sum_{(s,t) \in S_{xy}} g_r(s, t)$$

■ 其中， d 值可以取0到 $mn-1$ 之间的任意数。修正后的阿尔法均值滤波器在包括多种噪声的情况下非常适用，例如高斯噪声和椒盐噪声混合的情况下。

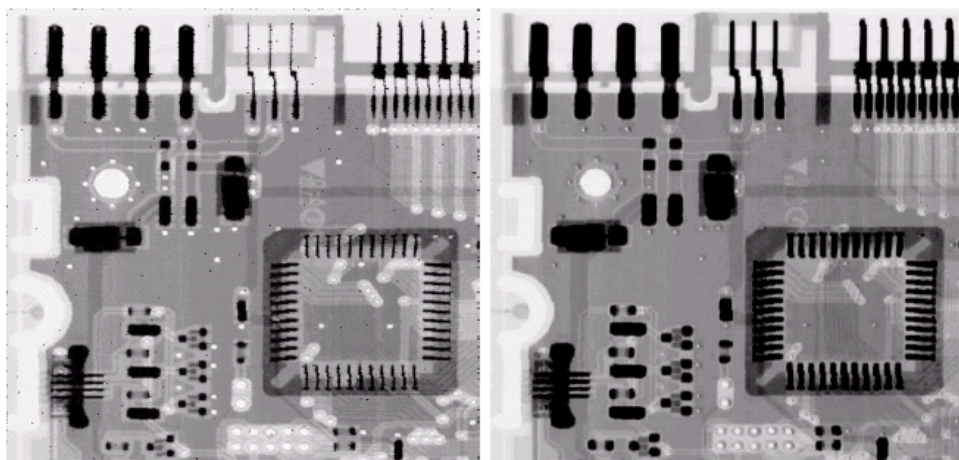
中值滤波结果

- a) $P_a = P_b = 0.1$ 的椒盐噪声污染后图像
- b) 3*3 中值滤波处理后图像
- c) 用同样的滤波器处理 b) 的结果
- d) 用同样的滤波器处理 c) 的结果



过度重复使用中值滤波可能会对图像造成模糊

最大值与最小值滤波结果



a b

FIGURE 5.11

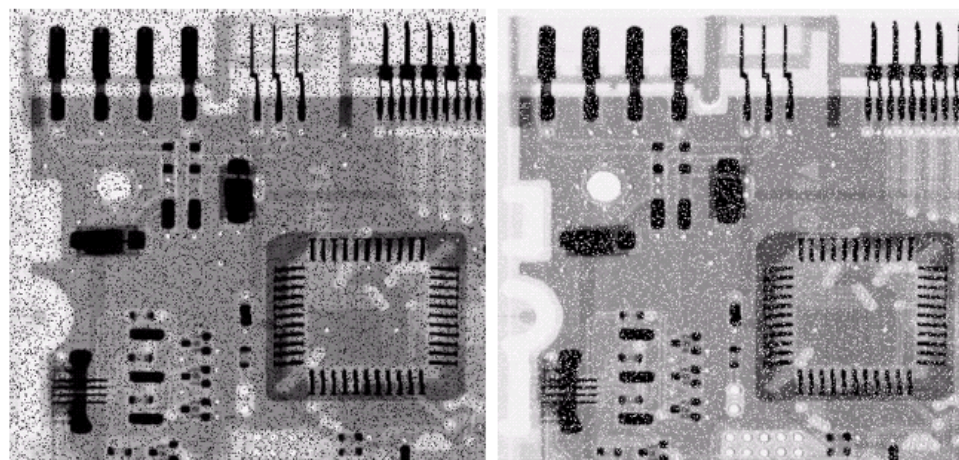
(a) Result of filtering Fig. 5.8(a) with a max filter of size 3×3 . (b) Result of filtering 5.8(a) with a min filter of the same size.

a) $P_i = 0.1$ 的胡椒噪声污染后图像

b) $P_i = 0.1$ 的盐噪声污染后图像

c) 3×3 最大值滤波处理后图像

d) 3×3 最小值滤波处理后图像



最大值滤波器移除了一些暗像素

最小值滤波器则移除一些亮像素

顺序统计滤波器的说明

图 (a)显示了一幅被均值为0，方差为800的加性均匀噪声干扰的图像。

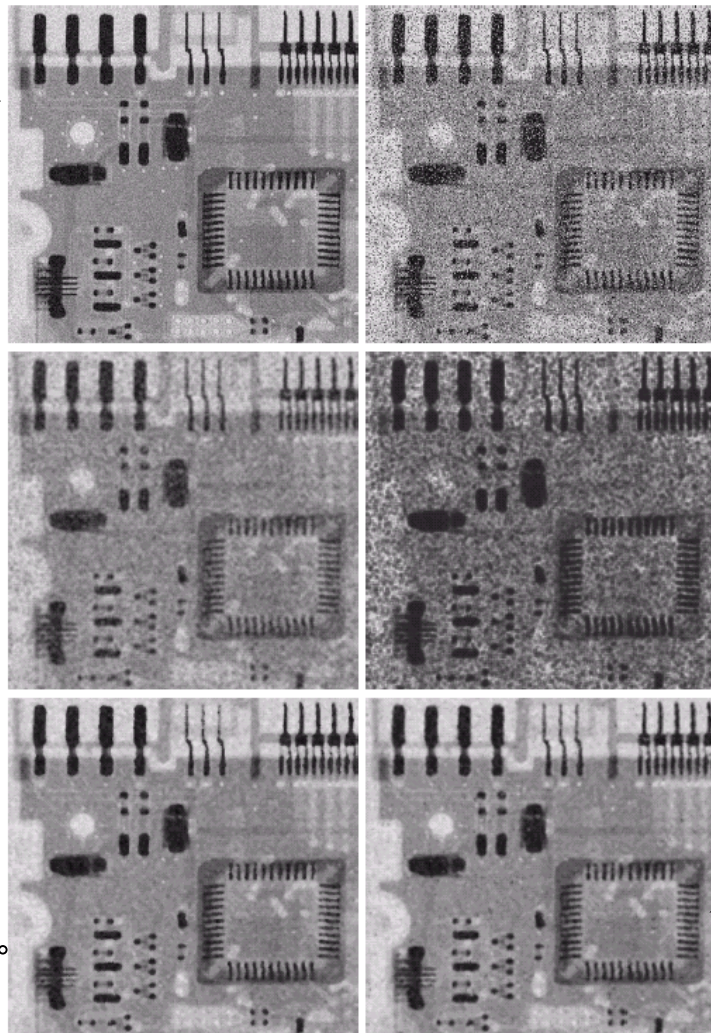
算术均值

中值

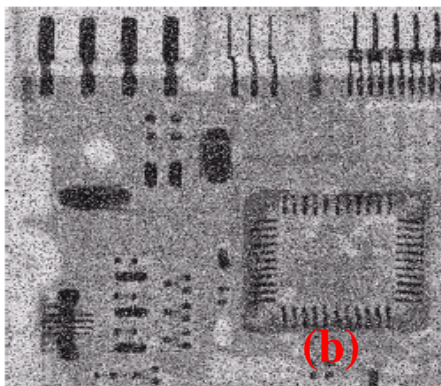
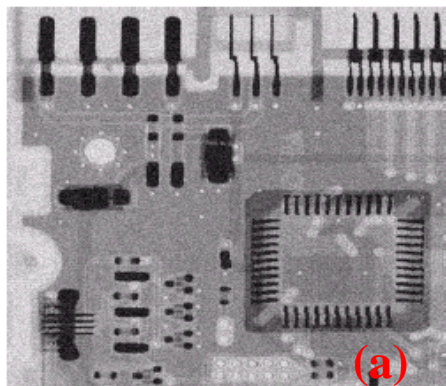
叠加椒盐噪声的图像

几何均值

$d=5$ 且规格为
 5×5 的修正后的
阿尔法均值
滤波器

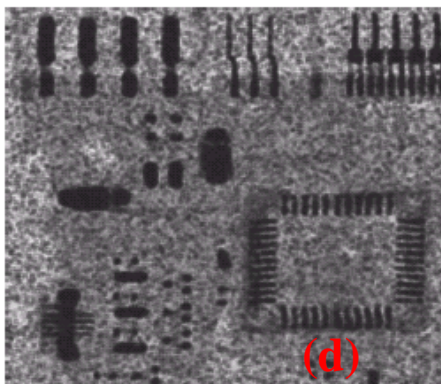
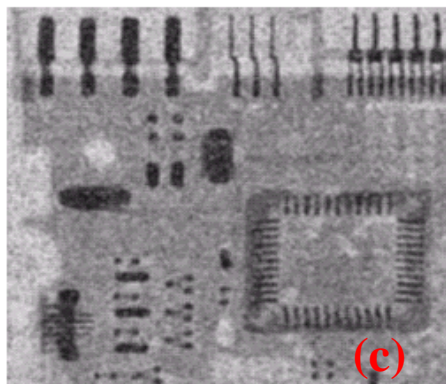


修正后的阿尔法滤波



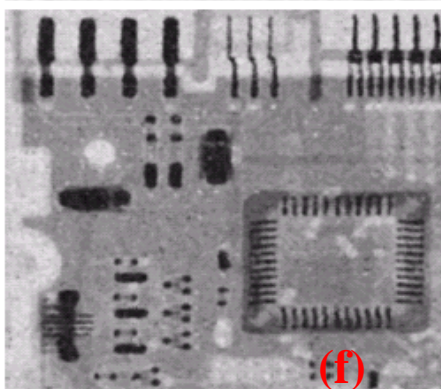
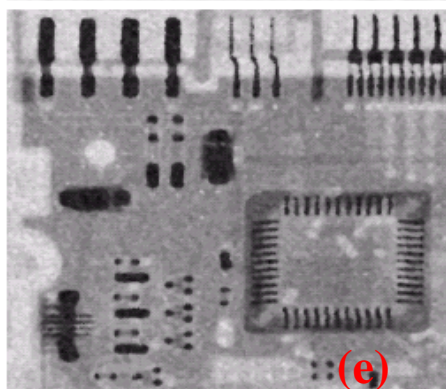
(a) 由加性均匀噪声污染的图像
均值为0,方差为800的高斯噪声

(b) 图(a)加上椒盐噪声污染的图像
 $P_a=P_b=0.1$ 得椒盐噪声



(c) 5×5 的算术均值滤波处理图(b)

(d) 几何均值滤波器处理图(b)



(e) 中值滤波器处理图(b)

(f) $d=5$ 的修正后的阿尔法均值滤波器

由于脉冲噪声的存在,算术均值滤波器和几何均值滤波器没有起到良好作用.

中值滤波器和阿尔法滤波器效果更好,阿尔法最好.

自适应滤波器

迄今为止讨论过的滤波器被选择应用于图像中后，并没有考虑图像中的一点对于其他点的特征有什么不同。自适应滤波器的行为变化基于由 $m \times n$ 矩形窗口 S_{xy} 定义的区域内存像的统计特性。

自适应滤波器要优于迄今为止讨论过的所有滤波器的性能。作为提高滤波能力的代价是滤波器的复杂度。仍然处理退化图像等于原始图像加噪声，而并没有考虑其他的退化类型。

自适应滤波器

自适应滤波器是基于m*n矩形窗区域图像的统计特性而变化的；但作为提高滤波能力的代价是滤波器的复杂度增加了。

随机变量最简单的统计量是均值和方差，这些适当的参数是自适应滤波器的基础。

$$E(x(\xi)) = \mu_x = \begin{cases} \sum_k x_k p_k \\ \int_{-\infty}^{\infty} x f_x(x) dx \end{cases} \quad \sigma_x^2 = E\{[x(\xi) - u_x]^2\}$$

均值给出了计算均值的区域中灰度平均值的度量,而方差给出了这个区域的平均对比度的度量.

自适应滤波器

自适应、局部噪声消除滤波器

- 随机变量最简单的统计度量是均值和方差。这些适当的参数是自适应滤波器的基础，因为它们是与图像状态紧密相关的数据。
- 均值给出了计算均值的区域中灰度平均值的度量，而方差给出了这个区域的平均对比度的度量。

自适应滤波器

滤波器作用于局部区域 S_{xy} 滤波器在中心化区域中任何点 (x,y) 上的滤波器响应基于以下4个量：

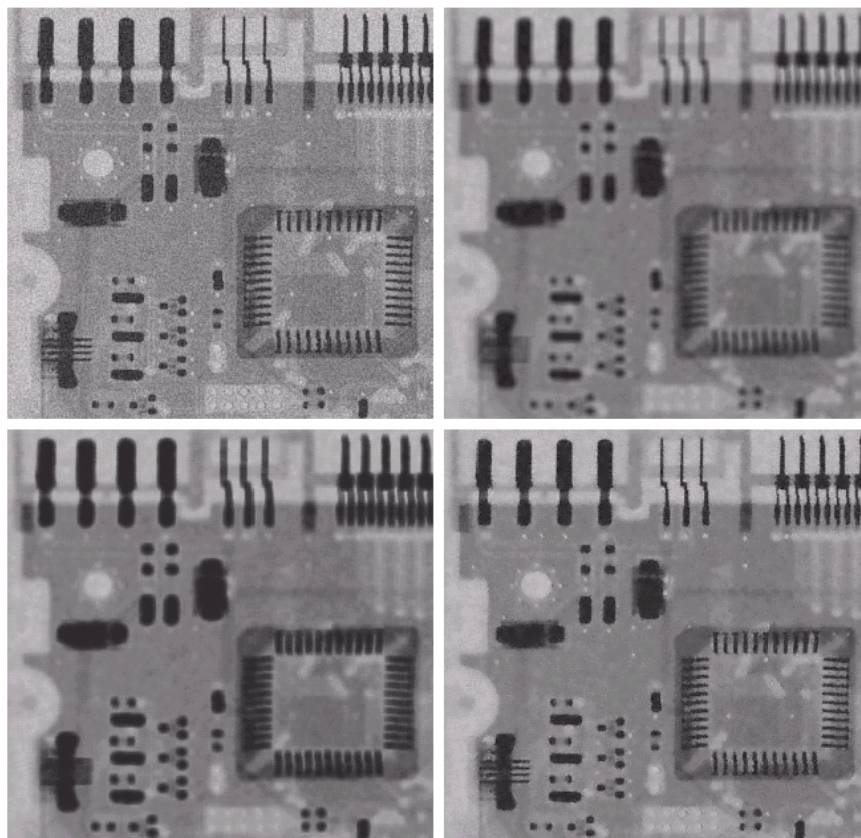
- (a) $g(x,y)$ 表示噪声图像在点 (x,y) 上的值；
- (b) σ_{η}^2 干扰 $f(x,y)$ 以形成 $g(x,y)$ 的噪声方差；
- (c) m_L ，在 S_{xy} 上像素点的局部均值；
- σ_L^2 在 S_{xy} 上像素点的局部方差。

自适应局部噪声消除滤波器

- a) 由0均值和方差为1000的加性高斯噪声污染的图像
- b) 7*7算术均值滤波处理后图像
- c) 7*7几何均值滤波处理后图像
- d) 7*7自适应噪声消除滤波器处理后图像

a b
c d

FIGURE 5.13
(a) Image corrupted by additive Gaussian noise of zero mean and variance 1000.
(b) Result of arithmetic mean filtering.
(c) Result of geometric mean filtering.
(d) Result of adaptive noise reduction filtering. All filters were of size 7×7 .



滤波效果与算术、几何均值滤波器相近，但图像更尖锐些。

自适应中值滤波器

中值滤波器只要冲激噪声的空间密度不大，性能将会很好。自适应中值滤波器可以处理具有更大概率的冲激噪声。自适应中值滤波器的另一个优点是，平滑非冲激噪声时可以保存细节，这是传统中值滤波器做不到的。

自适应中值滤波器

如下标记符号：

- $z_{\min}=S_{xy}$ 中灰度级的最小值
- $z_{\max}=S_{xy}$ 中灰度级的最大值
- $z_{\text{med}}=S_{xy}$ 中灰度级的中值
- z_{xy} 在坐标 (x,y) 上的灰度级
- $S_{\max}=S_{xy}$ 允许的最大尺寸

自适应中值滤波器

自适应中值滤波器算法工作在两个层次，定义为A层和B层，如下所示：

A层：

$$A1 = z_{\text{med}} - z_{\text{min}}$$

$$A2 = z_{\text{med}} - z_{\text{max}}$$

如果 $A1 > 0$ 且 $A2 < 0$ ，转到B层
否则增大窗口尺寸

如果窗口尺寸 $\leq S_{\text{max}}$ 重复A层，
否则输出 z_{xy}

B层：

$$B1 = z_{xy} - z_{\text{min}}$$

$$A2 = z_{xy} - z_{\text{max}}$$

如果 $B1 > 0$ 且 $B2 < 0$ ，
输出 z_{xy} 重复A层，否
则输出 z_{med}

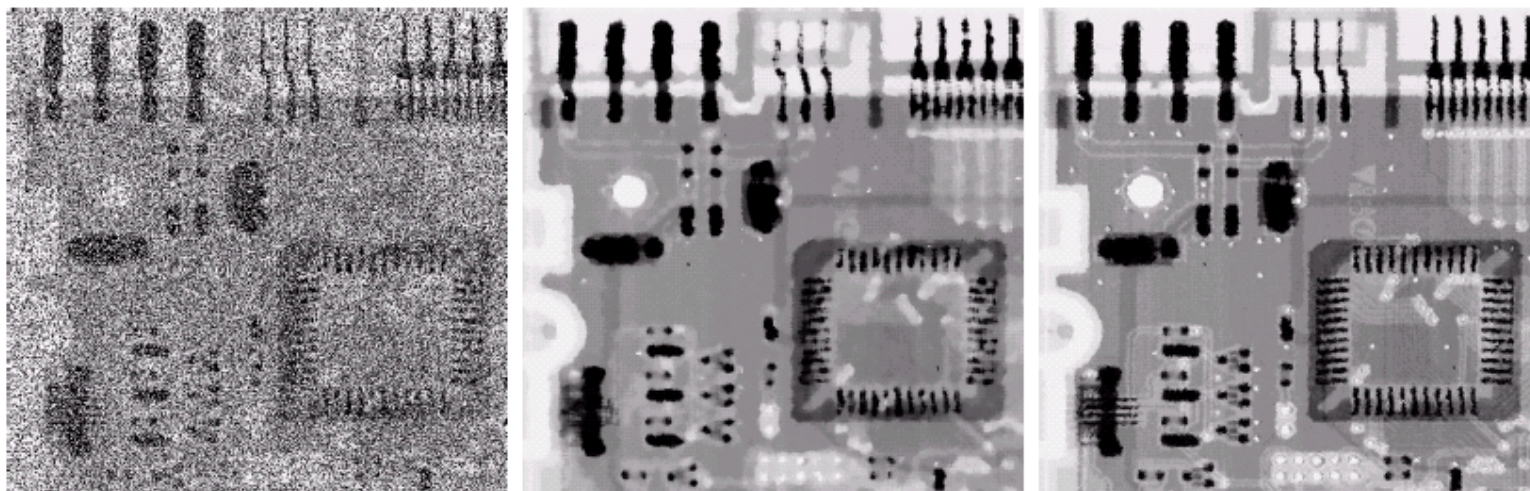
自适应中值滤波器

该算法有3个主要目的：

- 除去“椒盐”噪声(冲激噪声)；
- 平滑其他非冲激噪声；
- 并减少如物体边界细化或粗化等失真。

z_{\min} 和 z_{\max} 的值进行统计后被算法认为是类冲激式的噪声成分，即使它们在图像中并不是最低和最高的可能像素值。

自适应中值滤波效果



a b c

- a) $P_a=P_b=0.25$ 的椒盐噪声污染的图像
- b) $7*7$ 中值滤波处理后图像
- c) $S_{max}=7$ 的自适应中值滤波处理后图像

噪声去除水平与中值滤波效果相近，但图像保持了点的尖锐性及其细节。