



# 图像滤波器

@八斗学院--王小天(Michael)

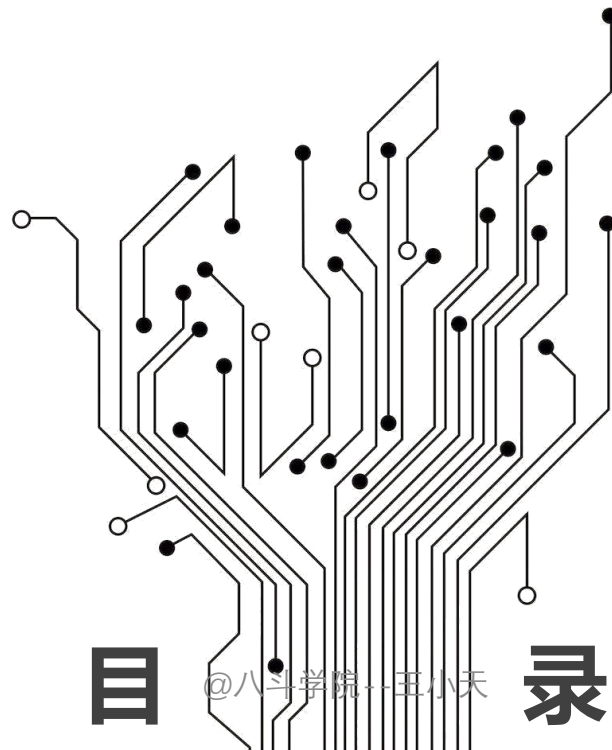
2021/12/19

@八斗学院--王小天



---八斗人工智能，盗版必究---

1. 图像噪声
2. 图像滤波
3. 各种滤波器
4. 图像增强



@八斗学院--王小天



## 图像噪声

---八斗人工智能，盗版必究---

- 图像噪声是图像在获取或是传输过程中受到随机信号干扰，妨碍人们对图像理解及分析处理的信号。
- 图像噪声的产生来自图像获取中的环境条件和传感元器件自身的质量，图像在传输过程中产生图像噪声的主要因素是所用的传输信道受到了噪声的污染。



- 高斯噪声(Gaussian noise)是指它的概率密度函数服从高斯分布的一类噪声。
- 特别的，如果一个噪声，它的幅度分布服从高斯分布，而它的任意两个采样样本之间不相关，则称它为高斯白噪声。
- 必须区分高斯噪声和白噪声两个不同的概念。高斯噪声是指噪声的概率密度函数服从高斯分布，白噪声是指噪声的任意两个采样样本之间不相关，两者描述的角度不同。白噪声不必服从高斯分布，高斯分布的噪声不一定是白噪声。

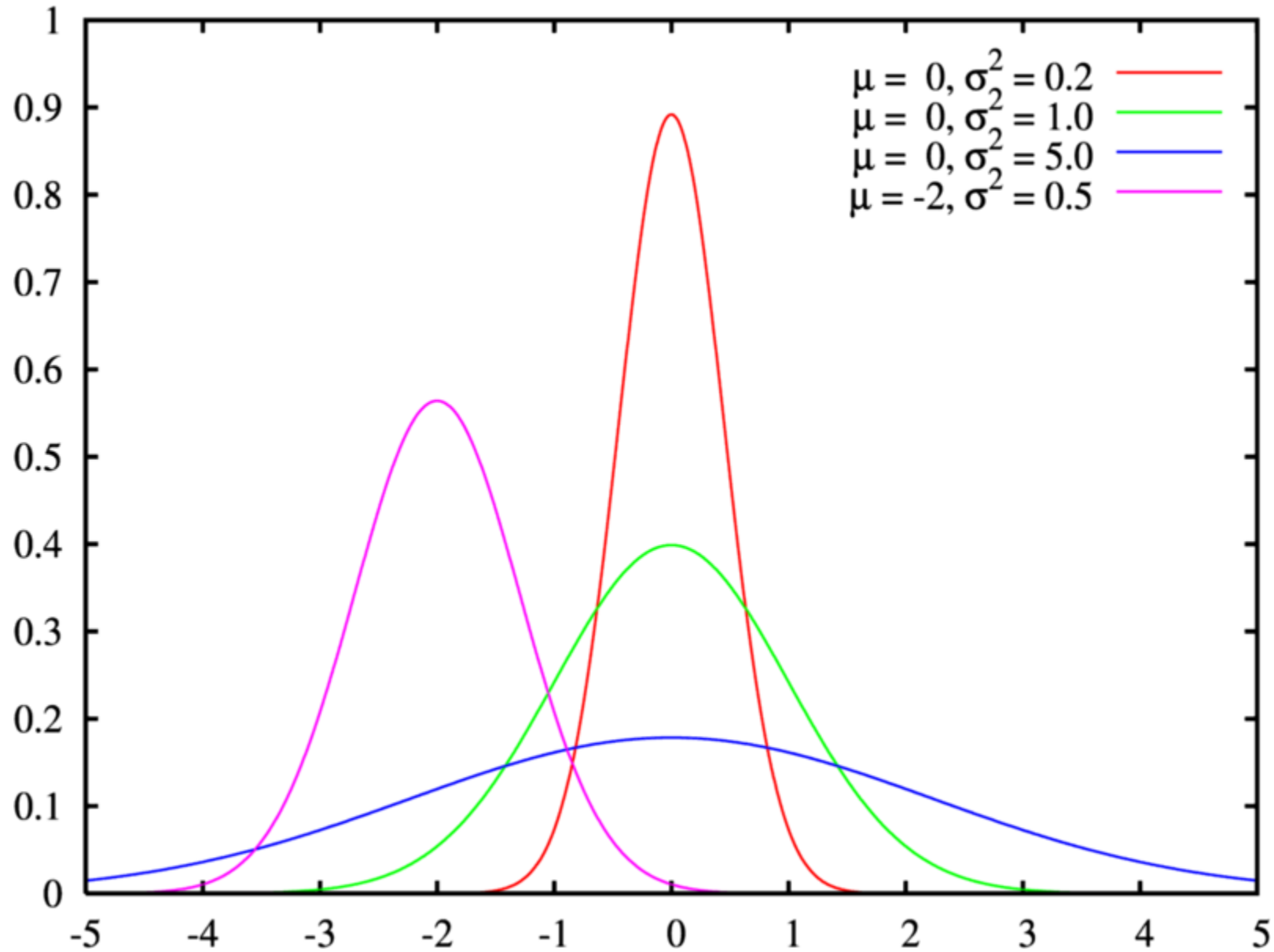
产生原因：

- 1) 图像传感器在拍摄时不够明亮、亮度不够均匀；
- 2) 电路各元器件自身噪声和相互影响；
- 3) 图像传感器长期工作，温度过高



## 复习-正态分布 (高斯分布)

---八斗人工智能，盗版必究---







## 高斯噪声

---八斗人工智能，盗版必究---

一个正常的高斯采样分布公式, 得到输出像素Pout.

$$P_{out} = P_{in} + \text{random.gauss}$$

其中random.gauss是通过sigma和mean来生成符合高斯分布的随机数。

给一副数字图像加上高斯噪声的处理顺序如下:

- a. 输入参数sigma 和 mean
- b. 生成高斯随机数
- d. 根据输入像素计算出输出像素
- e. 重新将像素值放缩在[0 ~ 255]之间
- f. 循环所有像素
- g. 输出图像



## 椒盐噪声

---八斗人工智能，盗版必究---

- 椒盐噪声又称为脉冲噪声，它是一种随机出现的白点或者黑点。
- 椒盐噪声 = 椒噪声（pepper noise）+ 盐噪声（salt noise）。椒盐噪声的值为0(椒)或者255(盐)。
- 前者是低灰度噪声，后者属于高灰度噪声。一般两种噪声同时出现，呈现在图像上就是黑白杂点。
- 对于彩色图像，也有可能表现为在单个像素BGR三个通道随机出现的255或0。
- 如果通信时出错，部分像素的值在传输时丢失，就会发生这种噪声。
- 椒盐噪声的成因可能是影像讯号受到突如其来的强烈干扰而产生等。例如失效的感应器导致像素值为最小值，饱和的感应器导致像素值为最大值。



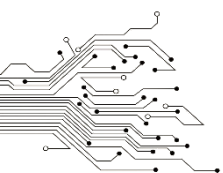
## 椒盐噪声

---八斗人工智能，盗版必究---

给一副数字图像加上椒盐噪声的处理顺序：

- 1.指定信噪比 SNR（信号和噪声所占比例），其取值范围在 $[0, 1]$ 之间
- 2.计算总像素数目 SP，得到要加噪的像素数目  $NP = SP * SNR$
- 3.随机获取要加噪的每个像素位置P (i, j)
- 4.指定像素值为255或者0。
- 5.重复3, 4两个步骤完成所有NP个像素的加噪





## 其他噪声

泊松噪声：符合泊松分布的噪声模型，泊松分布适合于描述单位时间内随机事件发生的次数的概率分布。如某一服务设施在一定时间内受到的服务请求的次数，电话交换机接到呼叫的次数、汽车站台的候客人数、机器出现的故障数、自然灾害发生的次数、DNA序列的变异数、放射性原子核的衰变数等等。

乘性噪声：一般由信道不理想引起，它们与信号的关系是相乘，信号在它在，信号不在他也就不在。

瑞利噪声：相比高斯噪声而言，其形状向右歪斜，这对于拟合某些歪斜直方图噪声很有用。瑞利噪声的实现可以借由平均噪声来实现。

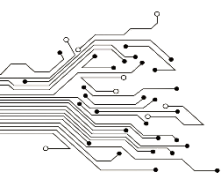
伽马噪声：其分布服从了伽马曲线的分布。伽马噪声的实现，需要使用 $b$ 个服从指数分布的噪声叠加而来。指数分布的噪声，可以使用均匀分布来实现。（ $b=1$ 时为指数噪声， $b>1$ 时通过若干个指数噪声叠加，得到伽马噪声）



## 拓展-泊松噪声

1. 时间越长，事件发生的可能越大，且不同时间内发生该事件的概率是相互独立的
2. 对于非常短的一段时间来说，出现该时间两次的概率几乎为零
3. 一开始的时候事件没有发生过

$$P[(N(t + \tau) - N(t)) = k] = \frac{e^{-\lambda\tau}(\lambda\tau)^k}{k!} \quad k = 0, 1, \dots$$



1.图像滤波，即在尽量保留图像细节特征的条件下对目标图像的噪声进行抑制，是图像预处理中不可缺少的操作，其处理效果的好坏将直接影响到后续图像处理和析的有效性和可靠性。

2.消除图像中的噪声成分叫作图像的平滑化或滤波操作。信号或图像的能量大部分集中在幅度谱的低频和中频段是很常见的，而在较高频段，感兴趣的信息经常被噪声淹没。因此一个能降低高频成分幅度的滤波器就能够减弱噪声的影响。

3.平滑滤波是低频增强的空间域滤波技术。它的目的有两类：一类是模糊；另一类是消除噪音。空间域的平滑滤波一般采用简单平均法进行，就是求邻近像元点的平均亮度值。邻域的大小与平滑的效果直接相关，邻域越大平滑的效果越好，但邻域过大，平滑会使边缘信息损失的越大，从而使输出的图像变得模糊，因此需合理选择邻域的大小。

4.关于滤波器，一种形象的比喻法是：我们可以把滤波器想象成一个包含加权系数的窗口，当使用这个滤波器平滑处理图像时，就把这个窗口放到图像之上，透过这个窗口来看我们得到的图像。



## 图像滤波

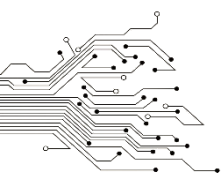
---八斗人工智能，盗版必究---

### 滤波目的：

- 1、消除图像中混入的噪声。
- 2、为图像识别抽取出图像特征。

### 滤波要求：

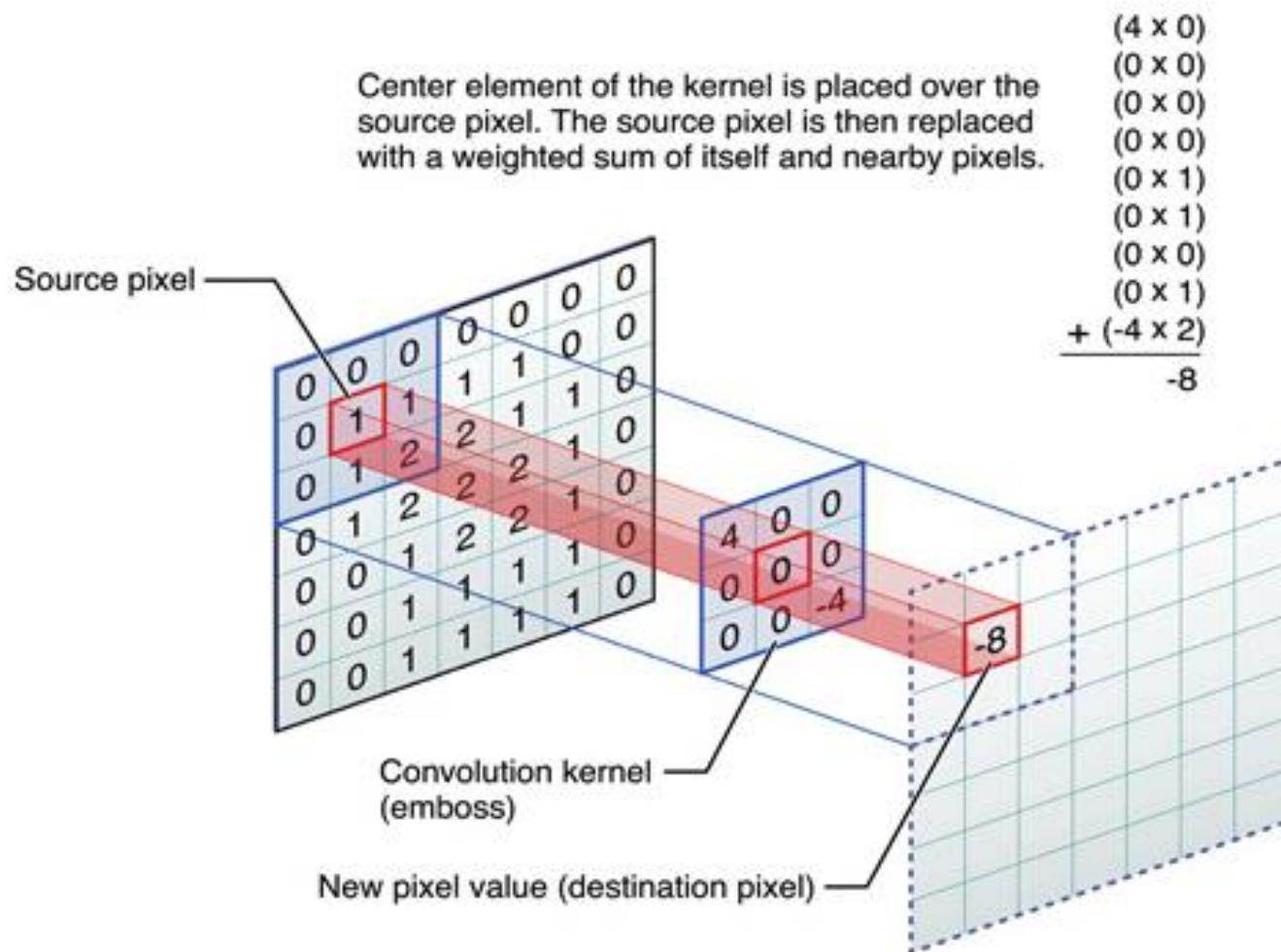
- 1、不能损坏图像轮廓及边缘。
- 2、图像视觉效果应当更好。

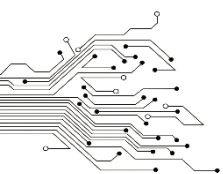


## 复习-滤波

---八斗人工智能，盗版必究---

线性滤波可以说是图像处理最基本的方法，它可以允许我们对图像进行处理，产生很多不同的效果。





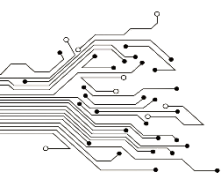
## 均值滤波

---八斗人工智能，盗版必究---

均值滤波，是图像处理中最常用的手段，从频率域观点来看均值滤波是一种低通滤波器，高频信号将会去掉，因此可以帮助消除图像尖锐噪声，实现图像平滑，模糊等功能。理想的均值滤波是用每个像素和它周围像素计算出来的平均值替换图像中每个像素。

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

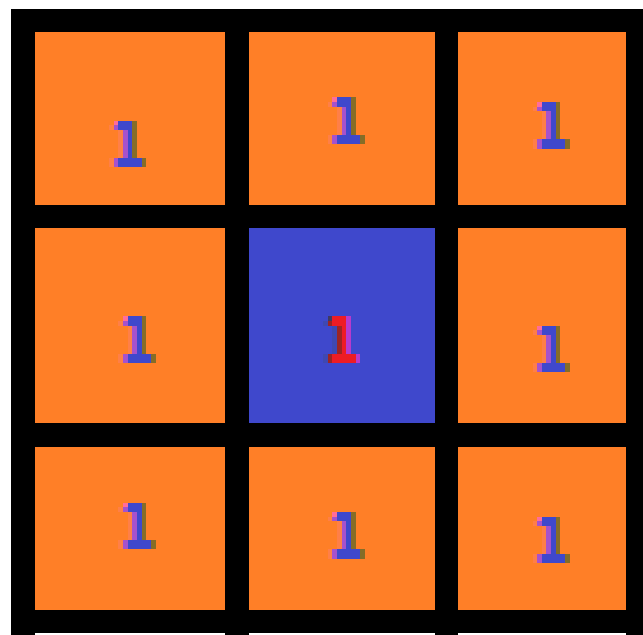




## 均值滤波

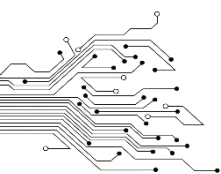
---八斗人工智能，盗版必究---

- 从左到右从上到下计算图像中的每个像素，最终得到处理后的图像。
- 均值滤波可以加上两个参数，即迭代次数，Kernel数据大小。
- 一个相同的Kernel，但是多次迭代就会效果越来越好。
- 同样，迭代次数相同，Kernel矩阵越大，均值滤波的效果就越明显。



蓝色为中心像素，周围八个像素，计算九个像素的平均值，替换中心蓝色像素值。

注意，这个kernel加权求和之后还得除以9才是均值，用均值替换蓝色中心像素



## 均值滤波

---八斗人工智能，盗版必究---

优点：算法简单，计算速度快；

缺点：降低噪声的同时使图像产生模糊，特别是景物的边缘和细节部分。



## 中值滤波

---八斗人工智能，盗版必究---

中值滤波也是消除图像噪声最常见的手段之一，特别是消除椒盐噪声，中值滤波的效果要比均值滤波更好。中值滤波跟均值滤波唯一不同是，不是用均值来替换中心每个像素，而是将周围像素和中心像素排序以后，取中值。

一个3X3大小的中值滤波如下：

	123	125	126	130	140
	122	124	126	127	135
	118	120	150	125	134
	119	115	119	123	133
	111	116	110	120	130

Neighbourhood values:

115, 119, 120, 123, 124,  
125, 126, 127, 150

Median value: 124



## 中值滤波

---八斗人工智能，盗版必究---

优点：抑制效果很好，画面的清晰度基本保持；

缺点：对高斯噪声的抑制效果不是很好。



## 最大最小值滤波

最大最小值滤波是一种比较保守的图像处理手段，与中值滤波类似，首先要排序周围像素和中心像素值，然后将中心像素值与最小和最大像素值比较，如果比最小值小，则替换中心像素为最小值，如果中心像素比最大值大，则替换中心像素为最大值。

一个Kernel矩阵为3X3的最大最小值滤波如下：

123	124	108
122	150	98
112	135	144

排序以后为：

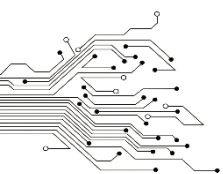
98 , 108 , 112 , 122 ,

123 , 124 , 135 , 144

中心像素为：150

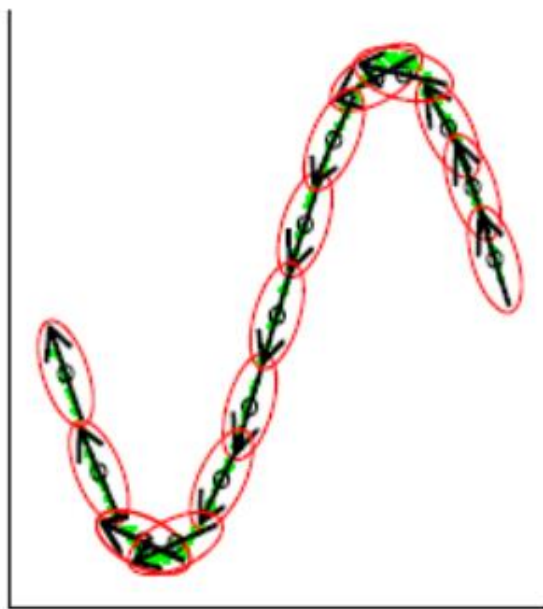
最大最小值滤波以后，中心

像素值为：144



## 拓展--引导滤波

- 在引导滤波的定义中，用到了局部线性模型。
- 该模型认为，某函数上一点与其邻近部分的点成线性关系，一个复杂的函数就可以用很多局部的线性函数来表示，当需要求该函数上某一点的值时，只需计算所有包含该点的线性函数的值并做平均即可。这种模型，在表示非解析函数上，非常有用。







## 拓展--引导滤波

同理，我们可以认为图像是一个二维函数，而且没法写出解析表达式，因此我们假设该函数的输出与输入在一个二维窗口内满足线性关系：

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k,$$

其中， $q$ 是输出像素的值， $I$ 是输入图像的值， $i$ 和 $k$ 是像素索引， $a$ 和 $b$ 是当窗口中心位于 $k$ 时该线性函数的系数。其实，输入图像不一定是待滤波的图像本身，也可以是其他图像即引导图像，这也是为何称为引导滤波的原因。对上式两边取梯度，可以得到：

$$\nabla q = a \nabla I$$

即当输入图像 $I$ 有梯度时，输出 $q$ 也有类似的梯度，现在可以解释为什么引导滤波有边缘保持特性了。

下一步是求出线性函数的系数，也就是线性回归，即希望拟合函数的输出值与真实值 $p$ 之间的差距最小，也就是让下式最小：

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2).$$



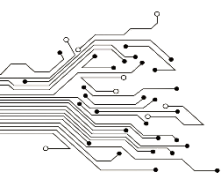
## 拓展--引导滤波

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2).$$

这里p只能是待滤波图像，并不像I那样可以是其他图像。同时，a之前的系数（以后都写为e）用于防止求得的a过大，也是调节滤波器滤波效果的重要参数。通过最小二乘法，我们可以得到：

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon}$$
$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k.$$

其中， $\mu_k$ 是I在窗口 $w_k$ 中的平均值， $\sigma_k^2$ 是I在窗口 $w_k$ 中的方差， $|\omega|$ 是窗口 $w_k$ 中像素的数量， $\bar{p}_k$ 是待滤波图像p在窗口 $w_k$ 中的均值。



## 拓展--引导滤波

在计算每个窗口的线性系数时，我们可以发现一个像素会被多个窗口包含，也就是说，每个像素都由多个线性函数所描述。因此，如之前所说，要具体求某一点的输出值时，只需将所有包含该点的线性函数值平均即可：

$$\begin{aligned} q_i &= \frac{1}{|\omega|} \sum_{k:i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k) \\ &= \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \end{aligned}$$

这里， $\omega_k$ 是所有包含像素 $i$ 的窗口， $k$ 是其中心位置。

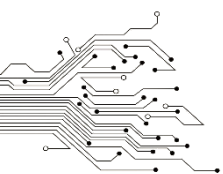
当把引导滤波用作边缘保持滤波器时，往往有  $l = p$ ，如果  $e=0$ ，显然  $a=1, b=0$  是  $E(a,b)$  为最小值的解，从上式可以看出，这时的滤波器没有任何作用，将输入原封不动的输出。如果  $e>0$ ，在像素强度变化小的区域（或单色区域），有  $a$  近似于（或等于）0，而  $b$  近似于（或等于），即做了一个加权均值滤波；而在变化大的区域， $a$  近似于1， $b$  近似于0，对图像的滤波效果很弱，有助于保持边缘。而  $e$  的作用就是界定什么是变化大，什么是变化小。在窗口大小不变的情况下，随着  $e$  的增大，滤波效果越明显。



## 拓展--引导滤波

---八斗人工智能，盗版必究---

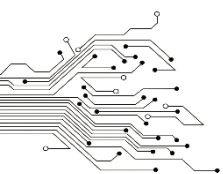
在滤波效果上，引导滤波和双边滤波差不多，在一些细节上，引导滤波较好。  
引导滤波最大的优势在于，**可以写出时间复杂度与窗口大小无关的算法**，因此在使用大窗口处理图片时，其效率更高。



有目的地强调图像的整体或局部特性，将原来不清晰的图像变得清晰或强调某些感兴趣的特征，扩大图像中不同物体特征之间的差别，抑制不感兴趣的特征，使之改善图像质量、丰富信息量，加强图像判读和识别效果，满足某些特殊分析的需要。

图像增强可以分为两种：

- 点处理技术。只对单个像素进行处理。
- 领域处理技术。对像素点及其周围的点进行处理，即使用卷积核。



## 1. 线性变换

图像增强线性变换主要对图像的对比度和亮度进行调整：

$$y = a * x + b$$

参数  $a$  影响图像的对比度，参数  $b$  影响图像的亮度，具体可分为以下几种情况：

$a > 1$ ：增强图像的对比度，图像看起来更加清晰

$a < 1$ ：减小了图像的对比度，图像看起来变模糊

$a = 1$  and  $b \neq 0$ ：图像整体的灰度值上移或者下移，也就是图像整体变亮或者变暗，不会改变图像的对比度， $b > 0$ 时图像变亮， $b < 0$ 时图像变暗





## 2. 分段线性变换

即对处于某个感兴趣的区域的 $x$ ，将其对比度系数 $a$ 增大或减小，从而增大或减小这个区域的对比度。

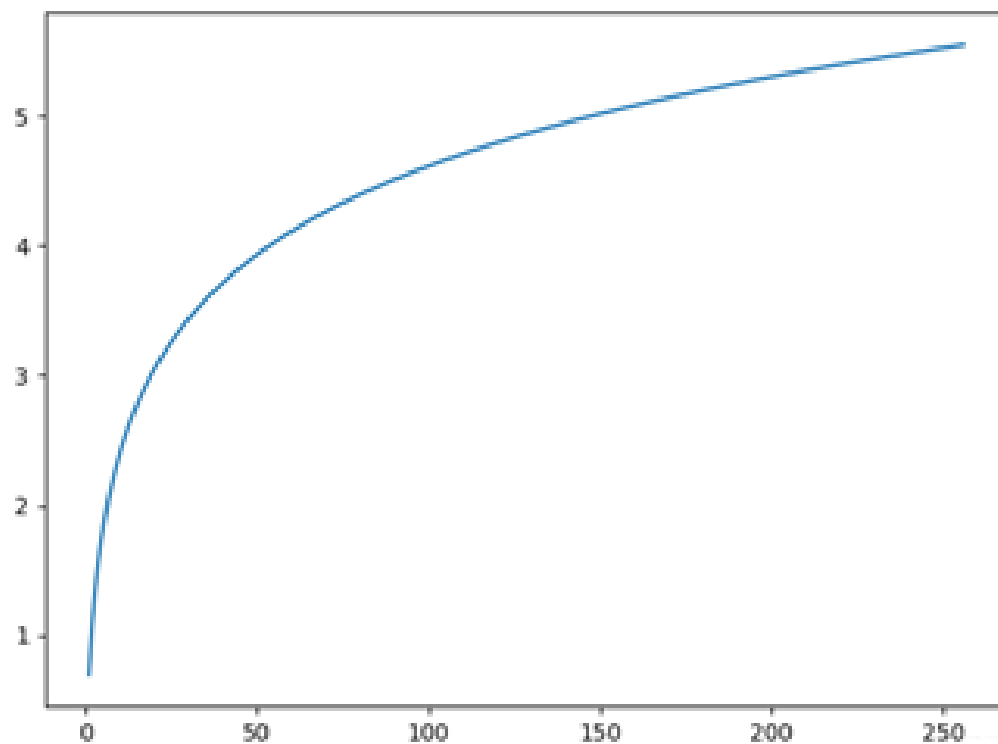
$$\begin{cases} y = a_1 * x + b & x < x_1 \\ y = a_2 * x + b & x_1 < x < x_2 \\ y = a_1 * x + b & x_2 < x \end{cases}$$

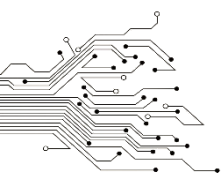


### 3. 对数变换

对数变换将图像的低灰度值部分扩展，将其高灰度值部分压缩，以达到强调图像低灰度部分的目的；同时可以很好的压缩像素值变化较大的图像的动态范围，目的是突出我们需要的细节。

$$y = c * \log(1 + x)$$





## 4. 幂律变换/伽马变换

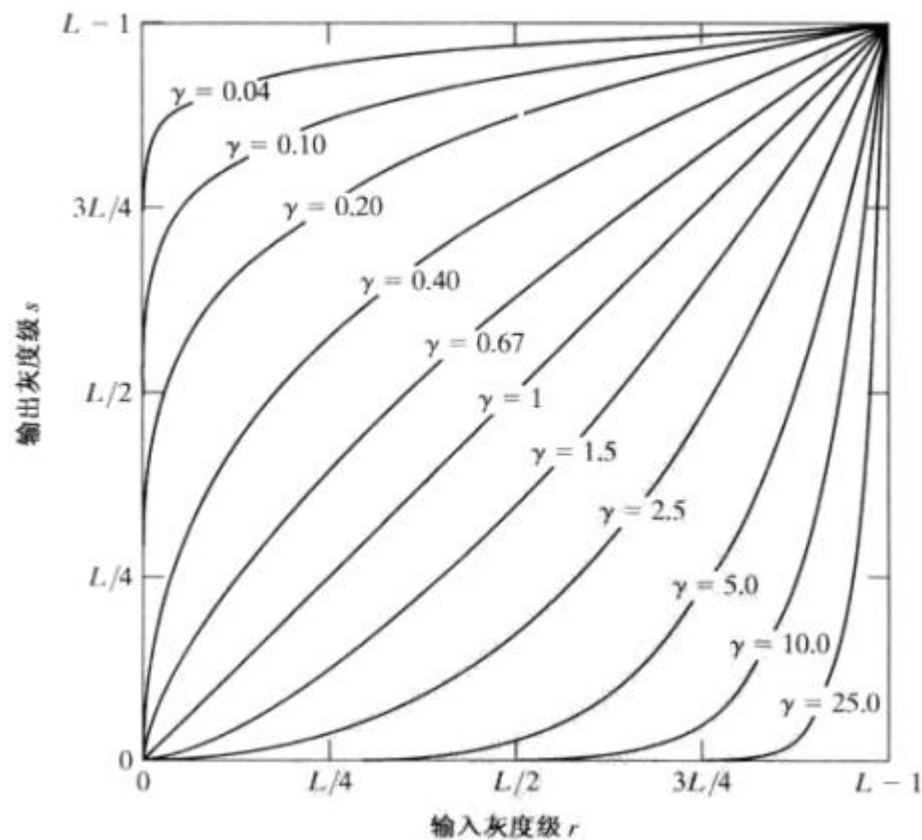
幂律变换主要用于图像的校正，对漂白的图片或者是过黑的图片进行修正。

$$y = c * x^\gamma$$

根据  $\gamma$  的大小，主要可分为以下两种情况：

$\gamma > 1$ : 处理漂白的图片，进行灰度级压缩

$\gamma < 1$ : 处理过黑的图片，对比度增强，使得细节看的更加清楚





## 领域处理

直方图均衡化

图像滤波

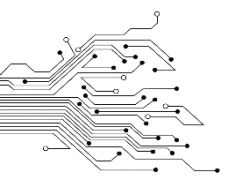
---八斗人工智能，盗版必究---

## 图像增强

有目的地强调图像的整体或局部特性，将原来不清晰的图像变得清晰或强调某些感兴趣的特征，扩大图像中不同物体特征之间的差别，抑制不感兴趣的特征，使之改善图像质量、丰富信息量，加强图像判读和识别效果，满足某些特殊分析的需要。

图像增强常用方法（包括但不限于）：

1. 翻转、平移、旋转、缩放
2. 分离单个r、g、b三个颜色通道
3. 添加噪声
4. 直方图均衡化
5. Gamma变换
6. 反转图像的灰度
7. 增加图像的对比度
8. 缩放图像的灰度
9. 均值滤波
10. 中值滤波
11. 高斯滤波



---八斗人工智能，盗版必究---

