第 8 讲:图像增强

- **图像增强问题**
  - 对比度操作
  - HDR 图像色调缩放
- **像素操作**
  - 线性色调缩放(自动增益控制)
  - 直方图均衡
  - 直方图塑形
  - 非线性色调缩放
- **滤波**
  - 非锐化掩模
  - Retinex
  - 同态滤波

图像增强问题

提高图像的**对比度与锐度**，使其具有**更好的视觉效果**

图像增强问题

- **对比度操作**：给定一幅曝光过度或不足的具有较差对比度的图像，计算得到一幅具有**更高对比度**和**更清晰细节**的更符合人类视觉的图像。
- **HDR图像显示**在标准显示器时所需的**色调缩放**：给定一幅曝光良好的高动态范围图像，使用动态范围压缩方法，使图像无论亮区还是暗区，都可以在标准显示器上呈现出细节信息。

像素操作

- **基于像素的对比度增强算子**：将所有具有给定输入亮度值的像素映射为某个相同的输出亮度值，这是通过对图像直方图的独立变量（强度）进行平移和缩放来实现的。
  - **自动增益控制 (AGC)**
  - **直方图均衡化**
  - **直方图规定化**
- 对比度增强是对**像素强度（亮度）值进行缩放**的过程，以更好地利用其范围（0 到 255）。有时又称为**动态范围扩展**，但严格说来这种说法并不准确，因为动态范围是指图像亮度值的分辨率，而基于像素的对比度增强算子并**不能产生新的中间像素值**，也就是说并不能增加亮度分辨率或图像细节。

自动增益控制

- **线性色调缩放**：使用广义线性映射处理输入图像$s(n_1, n_2)$，即：

$$g(n_1, n_2) = \alpha\, s(n_1, n_2) + \beta$$

- **自动增益控制 (AGC)**的目标是找到映射参数，用来将**A 和 B 分别映射到 0 和 K —1,** 即：

$$\alpha A + \beta = 0$$

$$\alpha B + \beta = K - 1$$

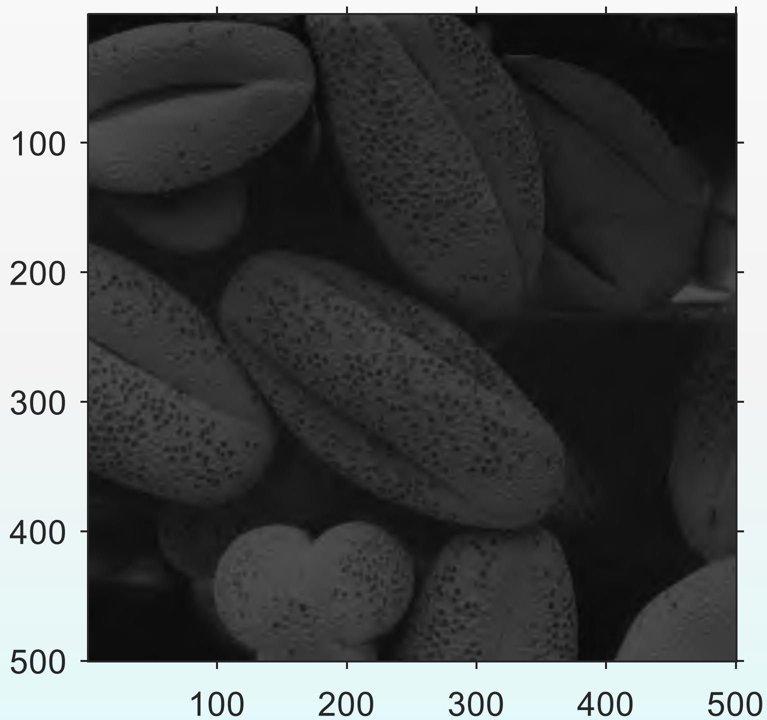
通过求解两个未知数，可得：

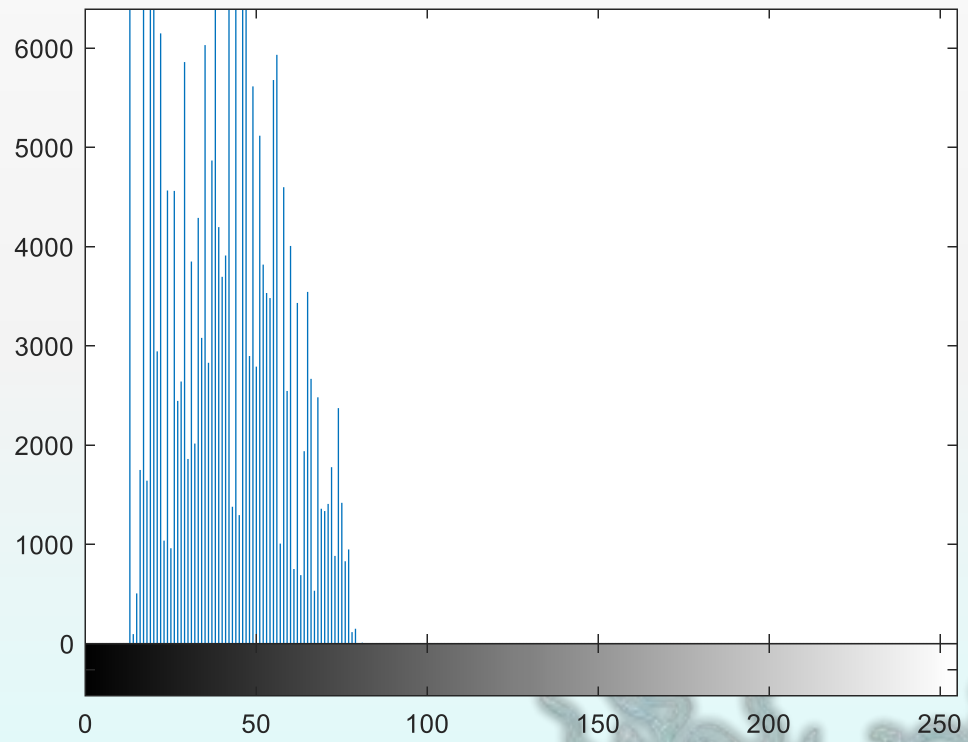
$$\alpha = \frac{K-1}{B-A} \quad \text{and} \quad \beta = -A\left(\frac{K-1}{B-A}\right)$$

- 因此，**AGC 映射**可表示为：

$$g(n_1, n_2) = \frac{K-1}{B-A}\left(s(n_1, n_2) - A\right)$$

直方图





Display range: [0 255]

直方图

- 令灰度值$s(n_1,n_2)$被量化为**K个等级**，即对所有(n_1, n_2)，$0 \le s(n_1,n_2) \le K-1$, $N_1 \times N_2$图像的**直方图$H_s(k)$**给出了图像中***每个灰度等级k发生的相对频率***，即：

$$H_s(k) = \frac{J}{N_1 N_2} \qquad k = 0, \ldots, K-1$$

- 上式通过将像素的数量J除以图像中总的像素数N_1N_2进行归一化，可使 $\sum_{k=0}^{K-1} H_s(k) = 1$。

于是，直方图就近似为**图像的概率密度函数(pdf)**。

直方图 (cont'd)

- 图像的**统计特性**可通过它的**直方图**来计算。图像的**均值**和**方差**可使用下式得到：

$$\mu = \sum_{k=0}^{K-1} k \ H_s(k)$$

$$\sigma^2 = \sum_{k=0}^{K-1} (k - \mu)^2 H_s(k)$$

- 还可以定义**累积归一化直方图**为:

$$C_s(k) = \sum_{i=0}^{k} H_s(i), \qquad k = 0, \ldots, K-1$$

近似为图像的**累积分布函数(CDF)**。即对任意选定像素(n_1, n_2)，$Pr\{s(n_1, n_2) \le k\} = C_s(k)$ 。易知其为非递减函数，且 $C_s(K-1) = 1$。由 $C_s(k)$ 还可以计算$H_s(k)$:

$$H_s(k) = C_s(k) - C_s(k-1), \qquad k = 0, \ldots, K-1$$

直方图均衡化

- 假定 $H_s(x)$ 与 $C_s(x)$ 为连续变量x的函数，且有：

$$H_s(x) = \frac{dC_s(x)}{dx}$$

其中 $C_s(x)$ 为非递减函数，因此可假定**$C_s(x)$的逆函数为$C_s^{-1}(x)$**

则可以声明图像

$$g(n_1, n_2) = C_s(s(n_1, n_2))$$

具有**均一（平）直方图**。可由下列公式推导得出：

$$C_g(x) = Pr\{g(n_1, n_2) \le x\} = Pr\{C_s(s[n_1, n_2]) \le x\}$$

$$= Pr\{s[n_1, n_2] \le C_s^{-1}(x)\} = C_s\left(C_s^{-1}(x)\right) = x, 0 \le x \le 1$$

- 则：

$$H_g(x) = \frac{dC_g(x)}{dx} = 1, \qquad 0 \le x \le 1$$

直方图均衡化：离散情形

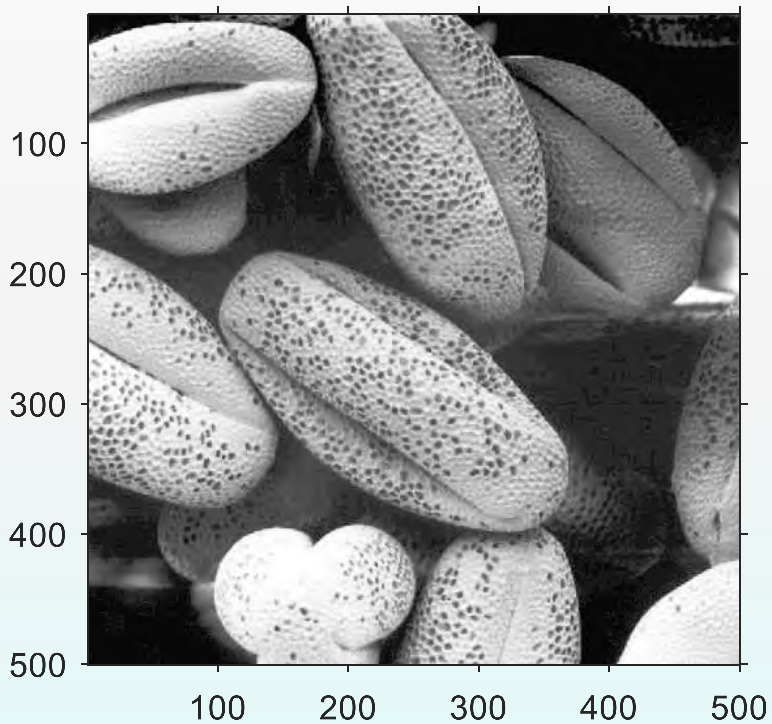
- **数字直方图均衡化过程**:
  - 计算图像的直方图 $H_s(k)$, $k = 0, \ldots, K - 1$.
  - 计算累积分布函数:

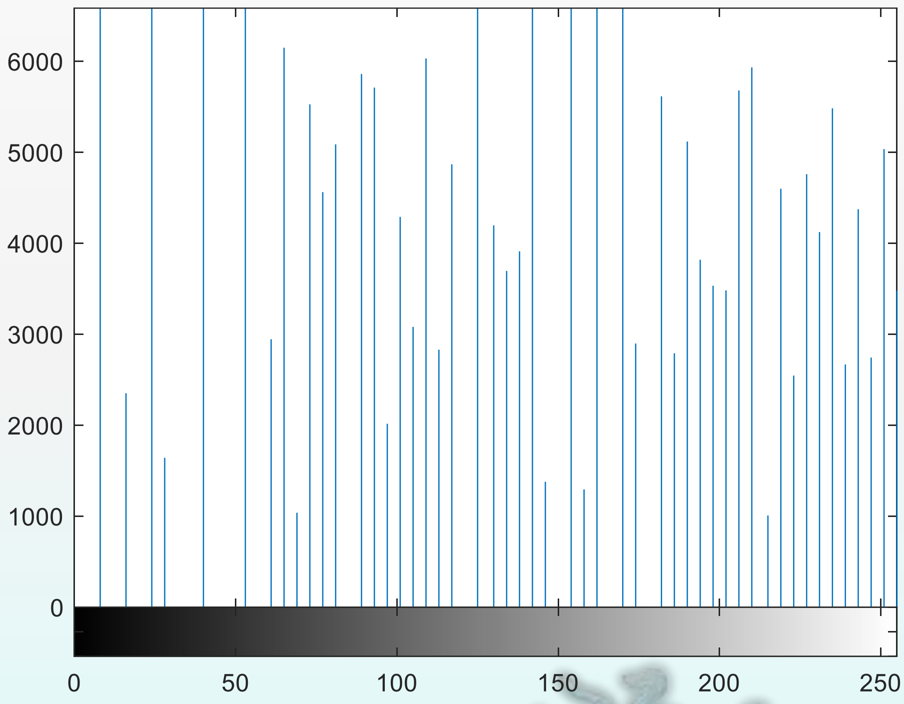
$$C_s(k) = \sum_{i=0}^{k} H_s(i), \qquad k = 0, \ldots, K - 1$$

  - 对所有像素(n_1,n_2)，计算 $g(n_1, n_2) = 255\, C_s(s[n_1, n_2])$。

- 数字直方图均衡化是将每个出现的量化灰度等级 k 映射到 $C_s(k)$，因此，**每个直方图单元的值（像素数）不会增加或减少**，也就是说，不可能使输出图像具有完全平坦的直方图。

直方图均衡化：离散情形


100
200
300
400
500
100
200
300
400
500


6000
5000
4000
3000
2000
1000
0
0
50
100
150
200
250

直方图规定化

- 假定**所期望的累积分布函数(CDF)为Q(x)**，且可定义其**逆函数$Q^{-1}(x)$**，如果每个像素都有连续的（非量化的）亮度值，则：

$$g(n_1, n_2) = Q^{-1}\left(C_s(s(n_1, n_2))\right)$$

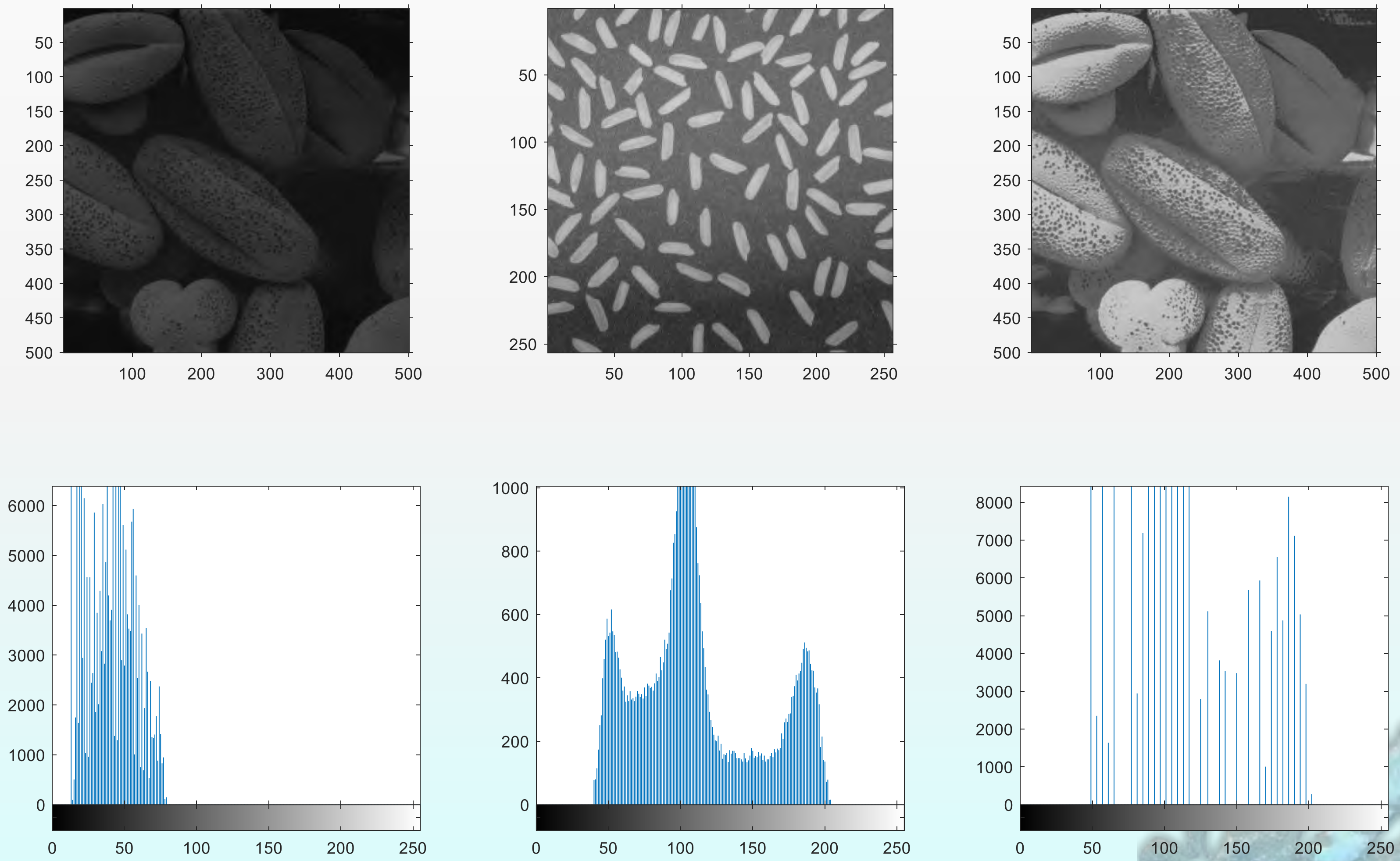
具有**所期望的 CDF Q(x)**。证明过程如下：

$$C_g(x) = \Pr\{g(n_1, n_2) \le x\} = \Pr\{Q^{-1}(C_s(s(n_1, n_2))) \le x\}$$
$$= \Pr\{C_s(s(n_1, n_2)) \le Q(x)\}$$
$$= \Pr\{s(n_1, n_2) \le C_s^{-1}(Q(x))\} = C_s\left(C_s^{-1}(Q(x))\right) = Q(x),$$
$$0 \le x \le 1.$$

- 在灰度值量化后，图像的直方图成形后，所**期望的 CDF Q(k) 为离散函数，**所以对**$Q^{-1}(k)$的定义**要小心：

$$Q^{-1}(k) = \min_l\{l: Q(l) \ge k\}$$

直方图规定化


50 100 150 200 250 300 350 400 450 500
100 200 300 400 500
50 100 150 200 250
50 100 150 200 250
50 100 150 200 250 300 350 400 450 500
100 200 300 400 500
0 1000 2000 3000 4000 5000 6000
0 50 100 150 200 250
0 200 400 600 800 1000
0 50 100 150 200 250
0 1000 2000 3000 4000 5000 6000 7000 8000
0 50 100 150 200 250

自适应直方图

- 如果输入图像具有**双峰直方图**，即**同时具有非常亮和暗**的区域, 可将基于像素的对比度算子**施加于局部的滑动窗**(可能会重叠)，以使每个窗口都具有单峰直方图（或暗或亮）。

高动态范围（HDR）图像

非线性色调缩放

- **曝光增减（不同程度曝光）**是一种艺术照片洗印技术，通过手工降低某个区域的光照强度(减弱)或增加某个区域的光强(增强) 来实现。可使所选区域变暗或变亮。
- 数字化过程可分为**两步**:

1) 给定关键值对亮度进行调节: 计算场景亮度的**几何均值**:

$$\bar{L}_S = e^{\frac{1}{N}\sum_{x_1,x_2}\log(\delta + L_s(x_1,x_2))}$$

其中 $L_s(x_1, x_2)$ 为场景亮度, N为像素数, δ为小常数，以防止图像出现黑色像素时导致的奇异性。则对于给定键值 a, 亮度值可调节为:

$$L(x_1,x_2) = \frac{a}{\bar{L}_s} L_s(x_1,x_2)$$

此键值指示出场景为亮、正常或暗。主要为白色场景时a为高键值，暗景时为低键值。a的典型值可从0.09 (低键值) 到0.36 或更高 (高键值)。正常键值 a = 0.18。

非线性色调缩放(cont'd)

2) **动态范围压缩**: 如果图像的动态范围超过了显示器的容许范围, 譬如显示一幅 HDR 图像, 则亮度值将无法正确显示， 此时, 高的亮度值需通过一个压缩函数进行处理 。

一个**简单的压缩函数**具有以下形式:

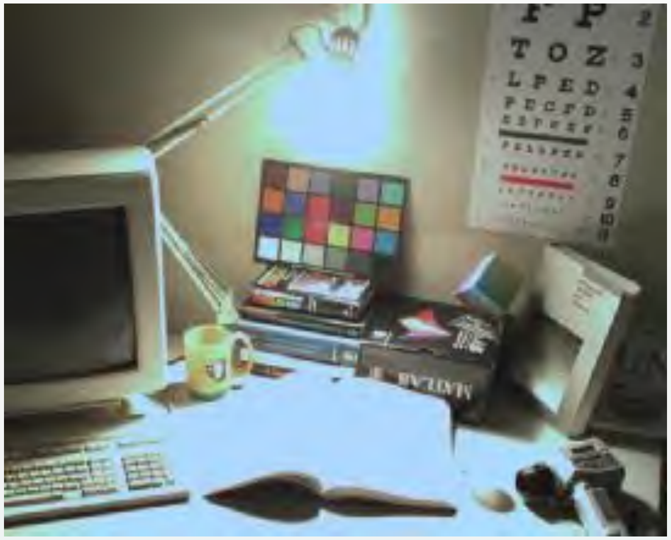
$$L_d(x_1,x_2) = \frac{L(x_1,x_2)}{1 + L(x_1,x_2)}$$

其中$L_d(x_1,x_2)$表示显示值。不过，这种全局的基于像素的比例缩放可能会导致丢失一些重要的图像细节。一种近似**局部曝光增减过程**的数字化操作可表示为:

$$L_d(x_1,x_2) = \frac{L(x_1,x_2)}{1 + V_1(x_1,x_2,s_m(x_1,x_2))}$$

其中 $V_1(x_1,x_2,s_m(x_1,x_2))$为**像素 (x_1, x_2)的局部平均值**（选择适当的邻域） [Rei 02]。可通过双边滤波器方法计算局部平均值，以避免在锐利边缘周围出现光晕效应。

非线性色调缩放(cont’d)



非锐化掩模

- **非锐化掩模（USM）滤波器**:

$$g(n_1,n_2) = s_L(n_1,n_2) + \beta[s(n_1,n_2) - s_L(n_1,n_2)]$$

其中$s_L(n_1,n_2)$为输入图像$s(n_1,n_2)$的低通滤波版本，β为滤波器增益。

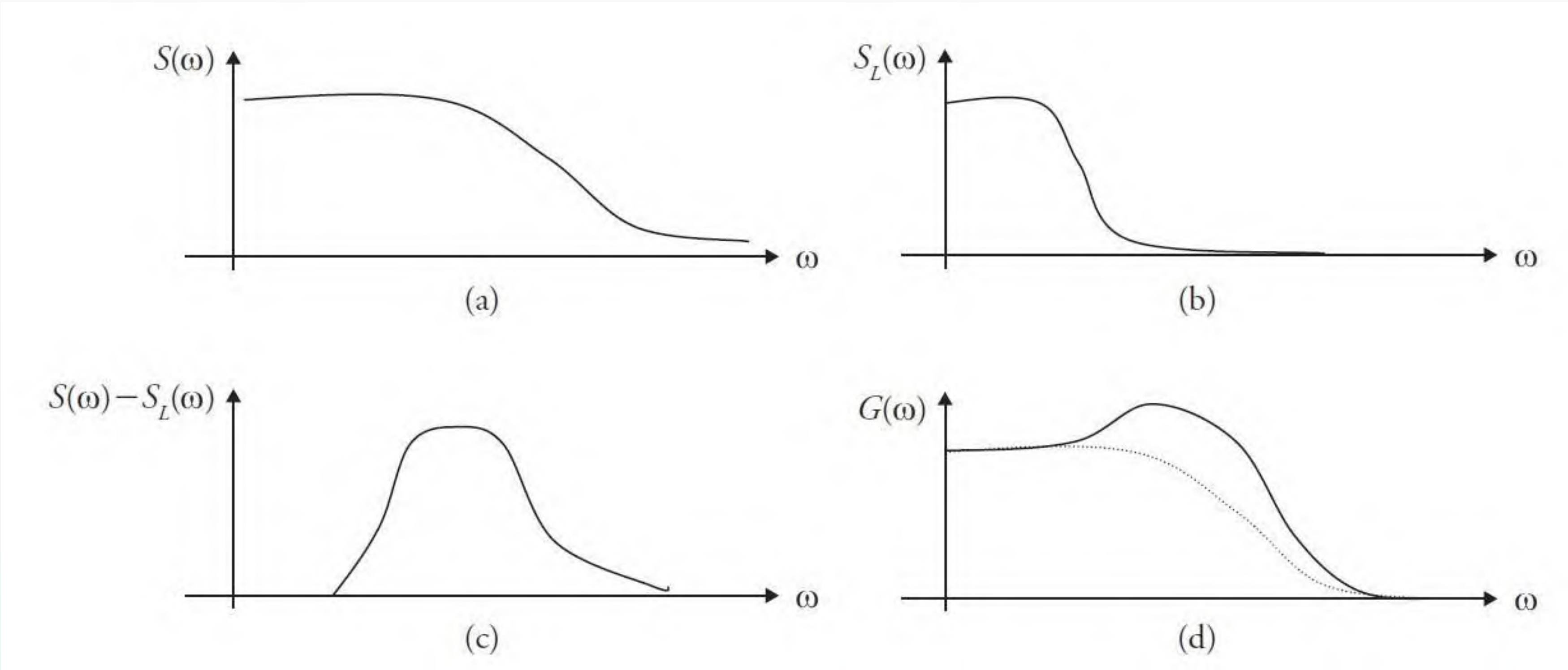
- 变换到**频域**:

$$G(e^{jm_1}, e^{jm_2}) = S_L(e^{jm_1}, e^{jm_2}) + \beta[S(e^{jm_1}, e^{jm_2}) - S_L(e^{jm_1}, e^{jm_2})]$$

- **差值图像的频率范围**决定了哪些频率将会在输出图像中被增强，这可以通过控制低通滤波器的带宽参数来调整。

- 低通滤波图像可以在空域或DFT域内计算，即使用在一个矩形支撑区域上的可分离 2D 高斯或均匀 (box滤波器) 的冲激响应。

非锐化掩模：1D 演示



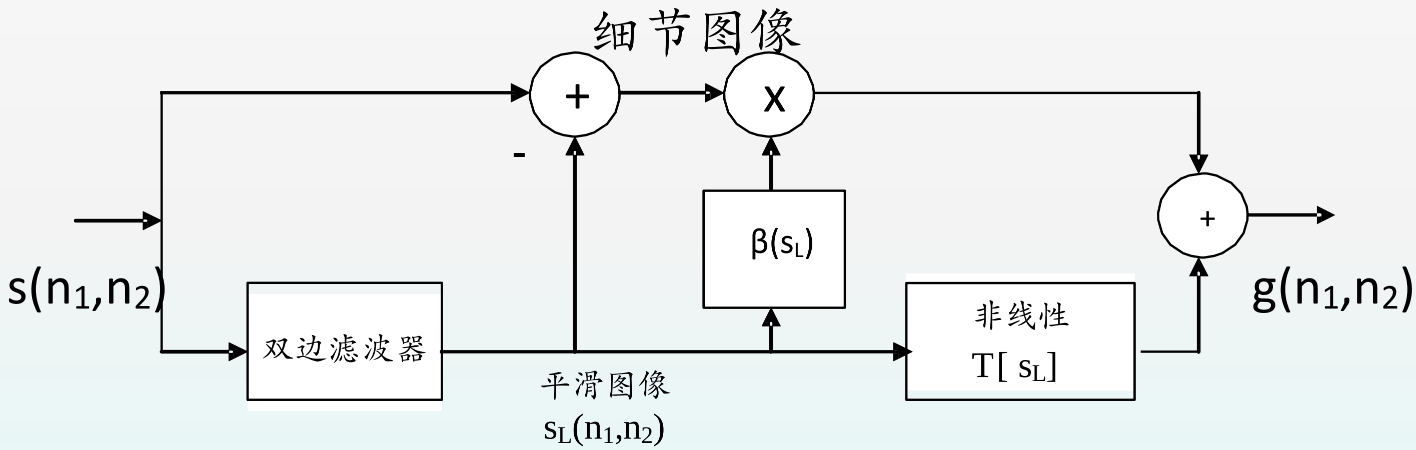
- **非锐化掩模的演示：** a) 原始信号频谱, b) 低通滤波后信号频谱, c) 缩放因子β下的差值频谱, d) 通过将(b) 和 (c)相加后增强信号的频谱。

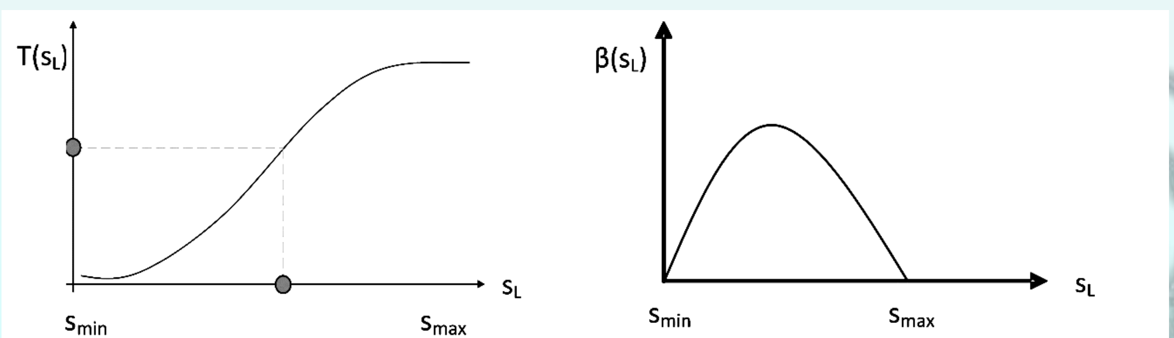
非线性滤波

- 将基于像素的**非线性对比度增强**与**反锐化掩模**相结合:

$$g(n_1,n_2) = T[s_L(n_1,n_2)] + \beta[s_L(n_1,n_2)][s(n_1,n_2) - s_L(n_1,n_2)]$$

其中T[·] 为非线性点算子，增益β 根据 $s_L(n_1,n_2)$ 进行调整。

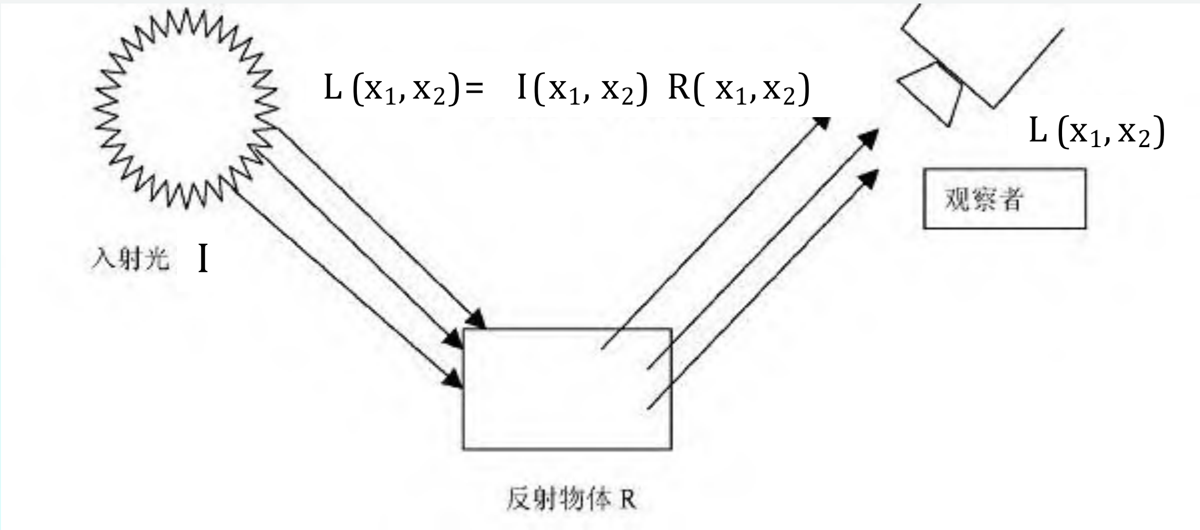




Retinex

- 低对比度图像通常是**照明条件不佳**导致的。通过移除非期望的照明效果可获得更好的图像质量。
- 观察图像亮度 $L(x_1, x_2)$ 可以被建模为**入射光 $I(x_1, x_2)$** 和**场景反射光 $R(x_1, x_2)$**的**乘积**，即：

$$L(x_1, x_2) = I(x_1, x_2)\ R(x_1, x_2)$$



Retinex (cont'd)

- 将两边求对数, 图像**变换到对数亮度域**:

  $$l(x_1, x_2) = \log L(x_1, x_2) = \log I(x_1, x_2) + \log R(x_1, x_2)$$

  $$= i(x_1, x_2) + r(x_1, x_2)$$

  其中非期望照明效果为加性的。

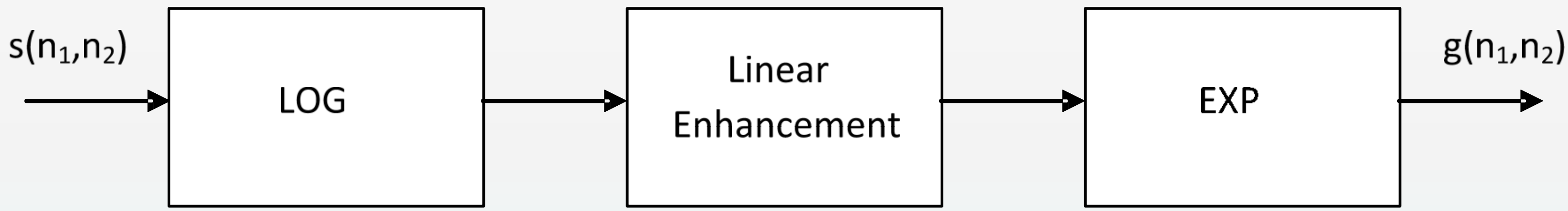
- Retinex是指Land 与 Mc Cann提出的一个模型和算法，用以**移除非期望照明成分**，该成分建模为对数亮度域中的**加性斜坡函数(梯度)**。

Retinex (cont’d)

- 存在**各种不同的 retinex 算法**, 在不同尺度或距离下实现迭代的像素序列比较。每次迭代包含比值、乘积、复位和平均运算。
- 这些迭代运算的整体效果是在**对数亮度域中**进行了**低通滤波**。
- McCann99 retinex 算法是在一个**多分辨率金字塔**上实现的，其中最高层不超过 5×5 像素 [Fun 04]。而可进行颜色复原的多尺度 retinex [Rah 04] 是目前最流行的实现方式。

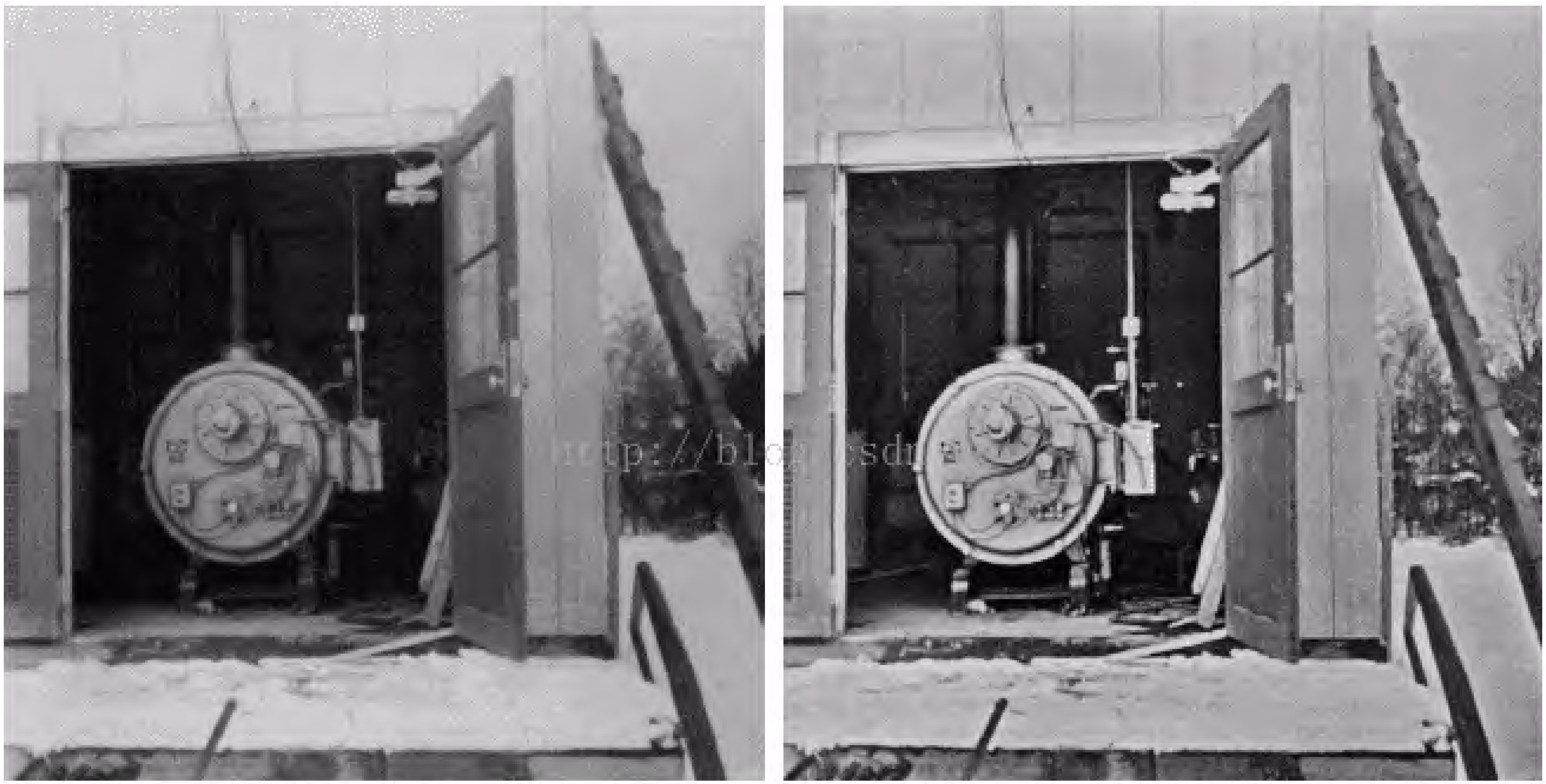
同态滤波

- retinex **与 同态滤波的主要区别**是：在同态滤波中，滤波后加入了指数运算，以使输出图像回到像素亮度域。



- 与 retinex 相似，**高通滤波器**用来**移除低频光照**分量，以获得光照更加均匀的图像。
- **低通滤波器**可用来**消除乘性的亮度域噪声**，注意这些噪声在对数亮度域中为加性的。

同态滤波



(a)原图像

(b)用同态滤波处理后的图像(注意掩体内的细节)