图像增强
Image Enhancement

动机/目标： 提高图像质量（视觉感受）

途径：分析图像质量下降/视觉感受不好的原因，对症下药

学习方法：
- 避免单纯学习算法（如同死背“验方”）
- 学会分析图像特性（如同诊断）
- 掌握算法的构思（动机）（如同掌握各味药的药性）
- 学会根据图像特性设计（组合）算法（如同调配中药方）

图像质量因素1：灰度分布不合理

☆ 充分使用灰度动态范围
（不浪费灰度区间）

曝光不足
图像过暗

没有充分利用高灰度区间

曝光过度
图像过亮

没有充分利用低灰度区间

逆光
图像明暗对比过大

只利用了少量的灰度

图像质量因素2：噪声

☆ 抑制噪声
（提高信噪比）

图像质量因素3：模糊

☆ 增强细节，提高对比度

图像质量问题的分类以及应对方法

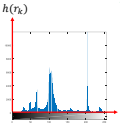
图像灰度分布不合理 ⬅ 灰度映射

图像噪声干扰 ⬅ 噪声抑制

图像模糊/低对比度 ⬅ 细节增强/对比度增强

灰度映射
（灰度直方图变换）

灰度直方图（Gray Histogram）



$h(r_k) = n_k$

$n_k = card_{(x,y)}\{I(x,y) = r_k\}$ （灰度等于r_k的像素总数）

cardinality in a set

$r_k = [0, K-1]$ （图像灰度范围）

$\sum_k h(r_k) = \sum_k n_k = n$ （图像面积）

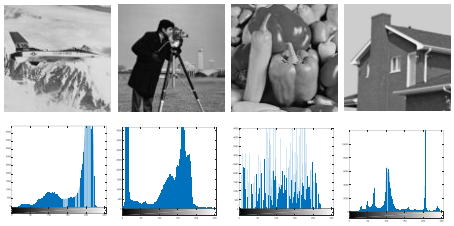
归一化直方图(normalized histogram)：$p(r_k) = \frac{h(r_k)}{n} = \frac{n_k}{n}$

$0 \le p(r_k) \le 1$

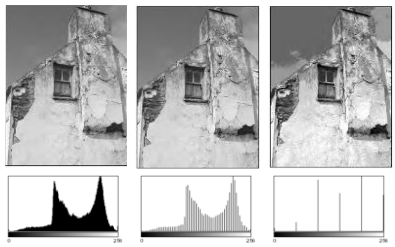
$\sum_k p(r_k) = 1$

理解灰度直方图

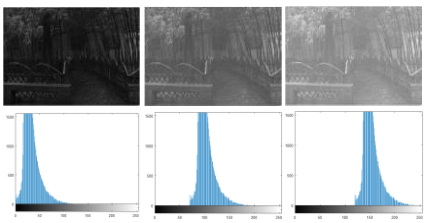
直方图的“峰” -> 灰度聚类（存在大量像素具备相近的灰度）



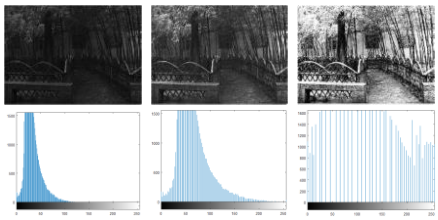
视觉特性：有效灰度级与视觉质量



视觉特性：灰度范围与视觉质量



视觉特性：灰度分布与视觉质量



☆ 最大限度均匀覆盖灰度范围

以牺牲有效灰度级为价值，增大覆盖灰度范围，且提高分布的均匀性

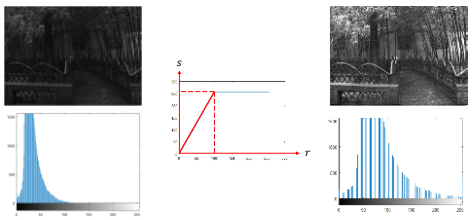
灰度映射（Gray mapping）

$s = T(r)$ 原始图像灰度r

目标图像灰度s

- 灰度映射函数是单调函数

灰度分段线性映射



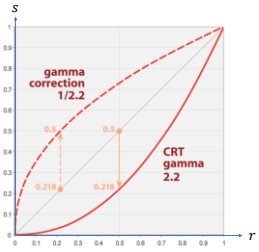
伽玛校正（Gamma Correction）

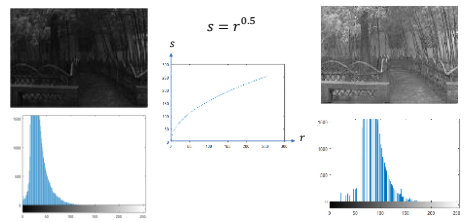
$s = r^{\gamma}$

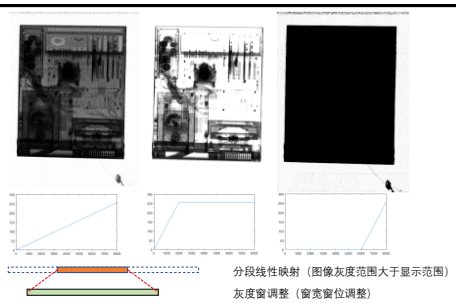
$s = T(r)$

$T'(r) > 1 \rightarrow$ 灰度范围拉伸

$T'(r) < 1 \rightarrow$ 灰度范围压缩







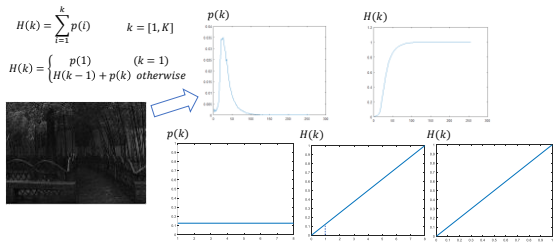
分段线性映射（图像灰度范围大于显示范围）

灰度窗调整（窗宽窗位调整）

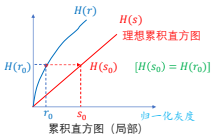
累积直方图（Cumulative Histogram）

$H(k) = \sum_{i=1}^{k} p(i) \quad k = [1, K]$

$H(k) = \begin{cases} p(1) & (k = 1) \\ H(k-1) + p(k) & otherwise \end{cases}$



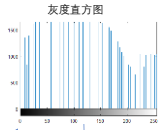
直方图均衡算法原理

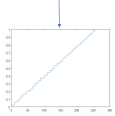


累积直方图（局部）

因为理想累积直方图$H(s) = s \rightarrow s = H(r)$

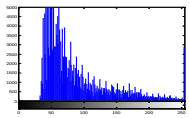
灰度直方图

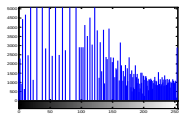




累积灰度直方图

灰度	0	1	2	3	4	5	6	7	[0,7]
k	1	2	3	4	5	6	7	8	[1,8]
p(k)	0.05	0.10	0.35	0.30	0.10	0.05	0.05	0.00	
H(k)	0.05	0.15	0.50	0.80	0.90	0.95	1.00	1.00	
s	0.05	0.15	0.50	0.80	0.90	0.95	1.00	1.00	
S	0.4	1.2	4.0	6.4	7.2	7.6	8.0	8.0	
	0	1	4	6	7	8	8	8	[1,8]
灰度	0	0	3	5	6	7	7	7	[0,7]





图像平滑（噪声抑制）
Denoising

图像平滑方法分类

- ●空间域
  - ➢线性方法（线性滤波器）
    - ✓均值滤波器, 高斯滤波器, 维纳滤波器, …
  - ➢非线性方法
    - ✓中值滤波器, 全变分, 非局部均值, 双边滤波, 非均匀扩散, …
  - ➢结合线性与非线性方法
- ●基于形态学运算的方法
- ●基于模糊理论的方法
- ●基于人工神经网络的方法
- ●基于统计的方法
- ●变换域的方法
  - ➢小波域, 主成份分析（PCA）, …

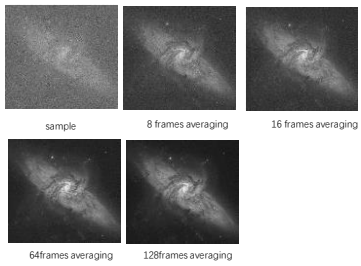
图像平均（Image Averaging）

原始图像（无噪声的理想图像）：I

采样图像（包含噪声）：$I(t)$, (t=1,...,N)

$I(t) = I + n(t)$　　$n(t)$ → 服从高斯分布

$$\hat{I} = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N} I(t) = I + \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N} n(t)$$

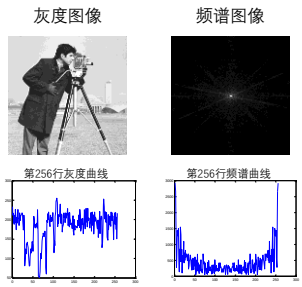


邻域像素的平均

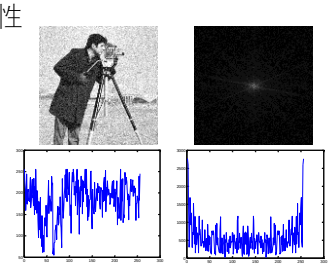
$$\hat{I}(x,y)=\frac{1}{(2W+1)^2}\sum_{i=-W}^{W}\sum_{j=-W}^{W}I(x+i,y+j)$$

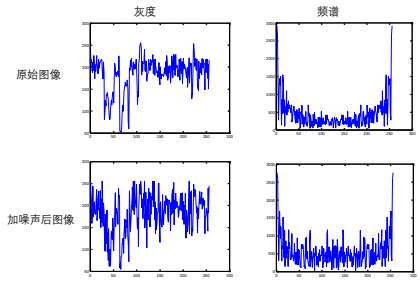
加权平均

$$\hat{I}(x,y)=\sum_{i=-W}^{W}\sum_{j=-W}^{W}h(i,j)I(x-i,y-j)$$



频谱特性





低通滤波器（Lowpass Filter）

$G(u,v) = H(u,v)\,F(u,v)$

F(u,v) → 线性滤波器 H(·) → G(u,v)

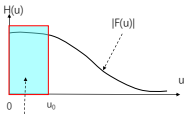
H(u,v)：传递函数

F(u,v)：输入图像的频域特性

G(u,v)：输出图像的频域特性

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

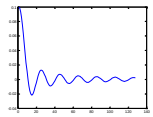
h(x,y)：点扩展函数（Point Spread Function）

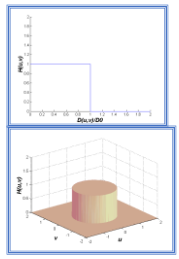


$$H(u)=\begin{cases}1 & (|u|\le u_0)\\ 0 & \text{otherwise}\end{cases}$$

理想低通滤波器（Ideal Lowpass Filter）

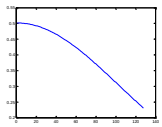
点扩展函数h(r)

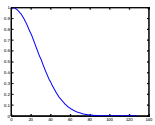




高斯滤波器(Gaussian Lowpass Filter)

$h(x)=\sqrt{2\pi}\sigma A e^{-2\pi^2\sigma^2x^2}$ $\quad H(u)=Ae^{-u^2/2\sigma^2}$

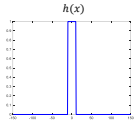


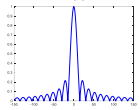


均值滤波器（Averaging filter）

$$h(x)=\begin{cases}1 & (-a/2\le x\le a/2)\\ 0 & otherwise\end{cases}$$

$h(x)$ $\quad |H(u)|$

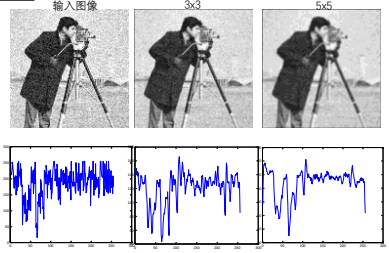




$$H(u)=\int_{-a/2}^{a/2}e^{-j2\pi ux}dx$$
$$=\frac{e^{-j\pi au}-e^{j\pi au}}{-j2\pi u}$$
$$=\frac{\sin(\pi au)}{\pi u}$$

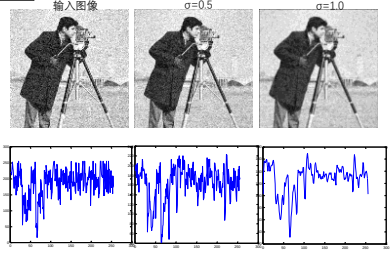
均值滤波器

输入图像 3x3 5x5

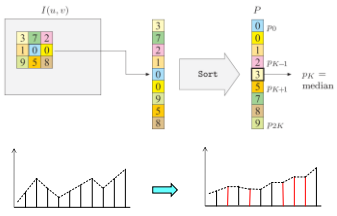


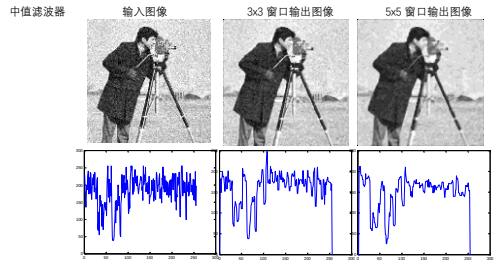
高斯滤波器

输入图像 σ=0.5 σ=1.0

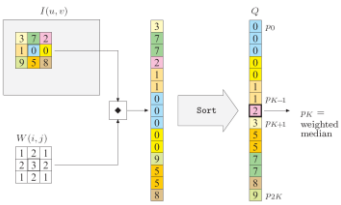


中值滤波器（Median Filter）

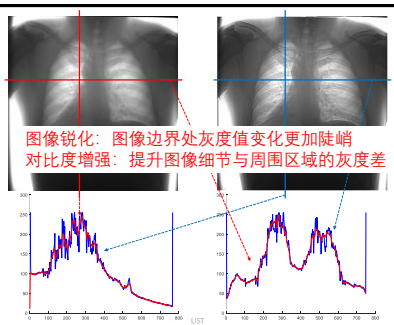


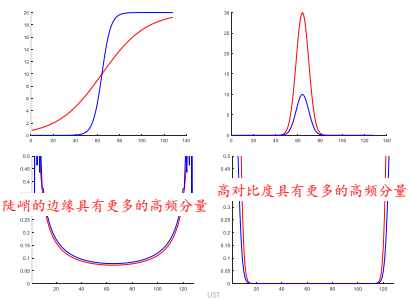


加权中值滤波器（Weighted Median Filter）

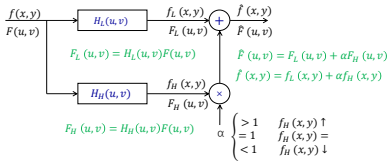


图像锐化 & 对比度增强
Image Sharpening
Contrast Enhancement

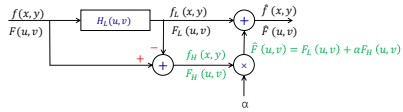




Unsharp Masking

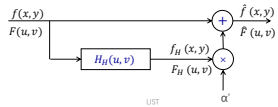


$H_L(u,v) + H_H(u,v) = 1 \rightarrow H_H(u,v) = 1 - H_L(u,v)$



$\because \alpha = \alpha' + 1 \rightarrow \hat{F}(u,v) = H_L(u,v)F(u,v) + H_H(u,v)F(u,v) + \alpha' H_H(u,v)F(u,v)$

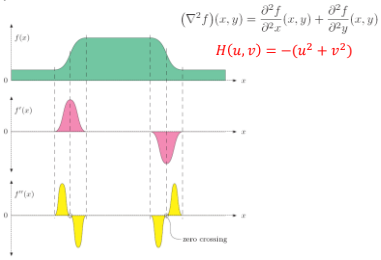
$\hat{F}(u,v) = [1 + \alpha' H_H(u,v)]F(u,v)$

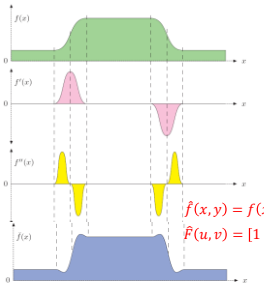


Laplacian

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

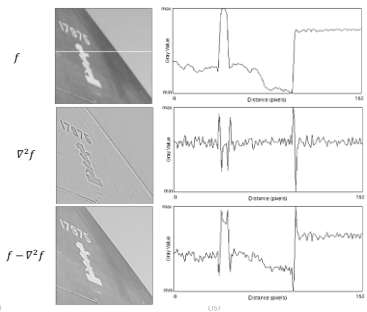
$$H(u,v) = -(u^2 + v^2)$$



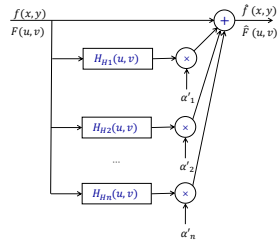


$$\hat{f}(x,y) = f(x,y) - \alpha \nabla^2 f(x,y)$$

$$\hat{F}(u,v) = [1 + \alpha(u^2 + v^2)]F(u,v)$$



多分辨Unsharp Masking



同态滤波器（Homomorphic Filter）

Retinex　对比度增强算法

光反射模型：　$I(x,y) = L(x,y)R(x,y)$

反射系数（高频，有效信息）

光源（低频，无效信息）

$$logI(x,y) = logL(x,y) + logR(x,y)$$