



第三章：图像预处理—图像增强

中国科学技术大学
电子工程与信息科学系

主讲教师：李厚强 (lihq@ustc.edu.cn)
周文罡 (zhwg@ustc.edu.cn)

助教：谢乔康 (xieqiaok@mail.ustc.edu.cn)
周 浩 (zhouh156@mail.ustc.edu.cn)

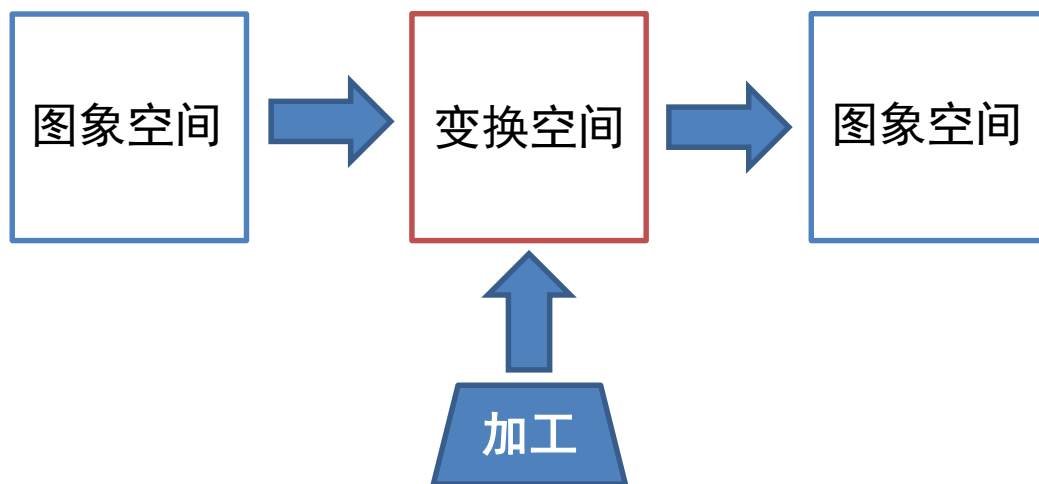


图像增强

- ☐ 什么是图像增强？
- ☐ 灰度变换与空域滤波
- ☐ 图像频域滤波
- ☐ 色彩增强
- ☐ 图像增强的应用

图像的频率域滤波

- 为了有效和快速地对图象进行处理，常常需要将原定义在图象空间的图象以某种形式转换到另外一些空间（频率域空间）并加工，最后再转换回图象空间以得到所需的效果。





图像频域滤波

□ 背景知识

- 离散傅里叶变换 (DFT)
- 频率域滤波基础

□ 图像的频域滤波

- 频率域滤波器平滑图像
- 频率域滤波器锐化图像

傅里叶变换基础

□ 一维傅里叶变换及其反变换：

$$F(u) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-j2\pi ux} dx$$
$$f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} F(u) e^{j2\pi ux} du$$

□ 离散形式：

$$F(u) = \sum_{x=0}^{M-1} f(x) e^{-\frac{j2\pi ux}{M}}, x = 0, 1, 2, \dots, M-1$$
$$f(x) = \frac{1}{M} \sum_{u=0}^{M-1} F(u) e^{\frac{j2\pi ux}{M}}, u = 0, 1, 2, \dots, M-1$$

□ 频域的极坐标表示：

$$F(u) = |F(u)| e^{-j\phi(u)}$$
$$|F(u)| = [R^2(u) + I^2(u)]^{\frac{1}{2}}, \quad \phi(u) = \arctan\left[\frac{I(u)}{R(u)}\right]$$



离散傅立叶变换(DFT)

二维DFT及其反变换

$$F(u, v) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})}$$
$$u = 0, 1, 2, \dots, M-1$$
$$v = 0, 1, 2, \dots, N-1$$

$$f(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} f(u, v) e^{j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})}$$
$$x = 0, 1, 2, \dots, M-1$$
$$y = 0, 1, 2, \dots, N-1$$

功率谱:

$$P(u, v) = |F(u, v)|^2 = R^2(u, v) + I^2(u, v)$$

可以证明:

$\text{DFT}[f(x, y)(-1)^{x+y}] = F(u - \frac{M}{2}, v - \frac{N}{2})$
即将原始图像乘以 $(-1)^{x+y}$ 可以将傅里叶变换的原点移到 $(\frac{M}{2}, \frac{N}{2})$ 上

幅度（傅里叶谱或频谱）： $|F(u, v)| = [R^2(u, v) + I^2(u, v)]^{\frac{1}{2}}$

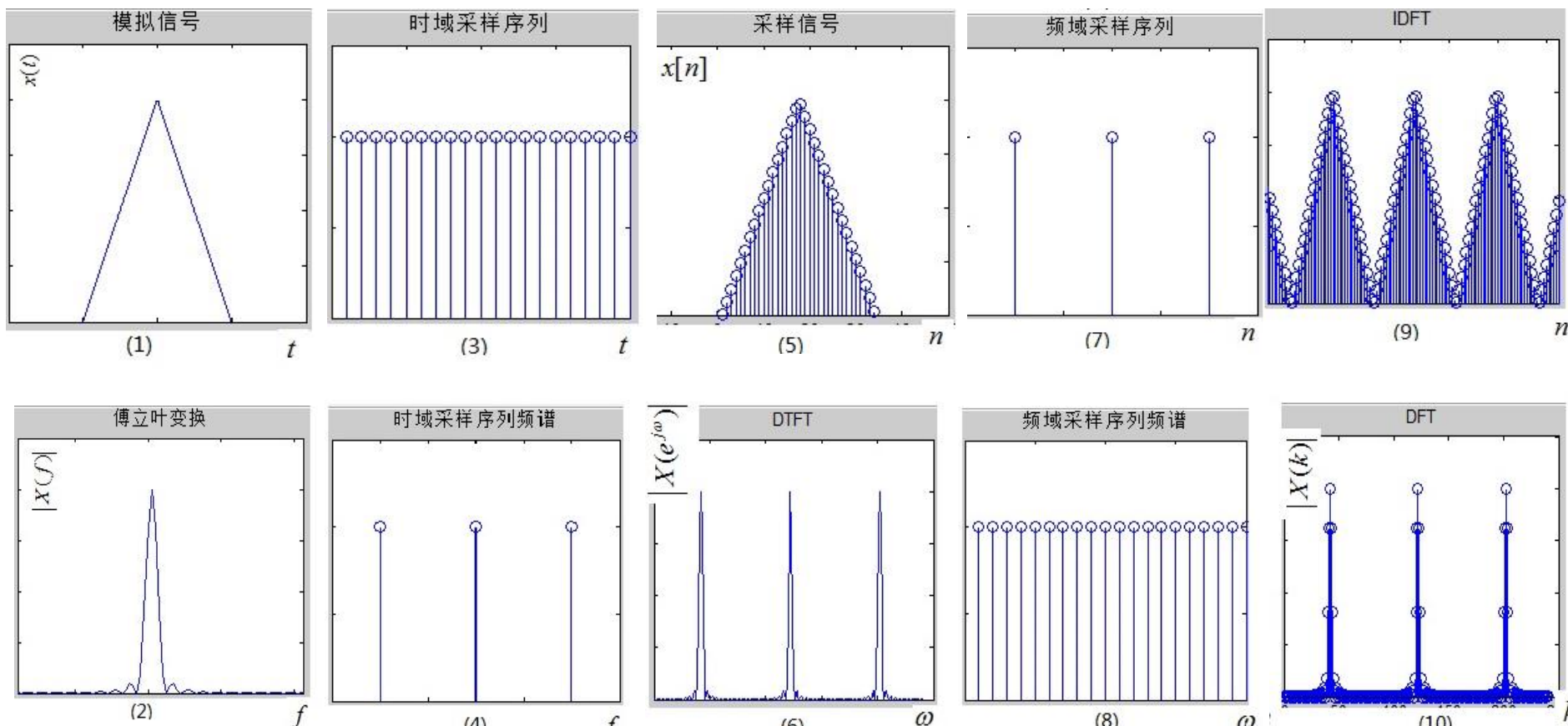
相位： $\phi(u, v) = \arctan[\frac{I(u, v)}{R(u, v)}]$

直流分量： $F(0, 0) = MN \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) = MN\bar{f}$ ，其中 \bar{f} 为图像的平均灰度

傅立叶变换基础

□ 傅里叶变换（FT）、离散时间傅里叶变换（DTFT）和离散傅里叶变换（DFT）之间的关系

■ DFT：对一个周期取样





图像频域滤波

□ 背景知识

- 离散傅里叶变换 (DFT)
- 频率域滤波基础

□ 图像的频域滤波

- 频率域滤波器平滑图像
- 频率域滤波器锐化图像

频率域滤波基础

频率域滤波的基本步骤：

1. 乘以 $(-1)^{x+y}$
2. $F(u, v)$
3. $H(u, v) \times F(u, v)$
4. IDFT
5. 取实部
6. 乘以 $(-1)^{x+y}$

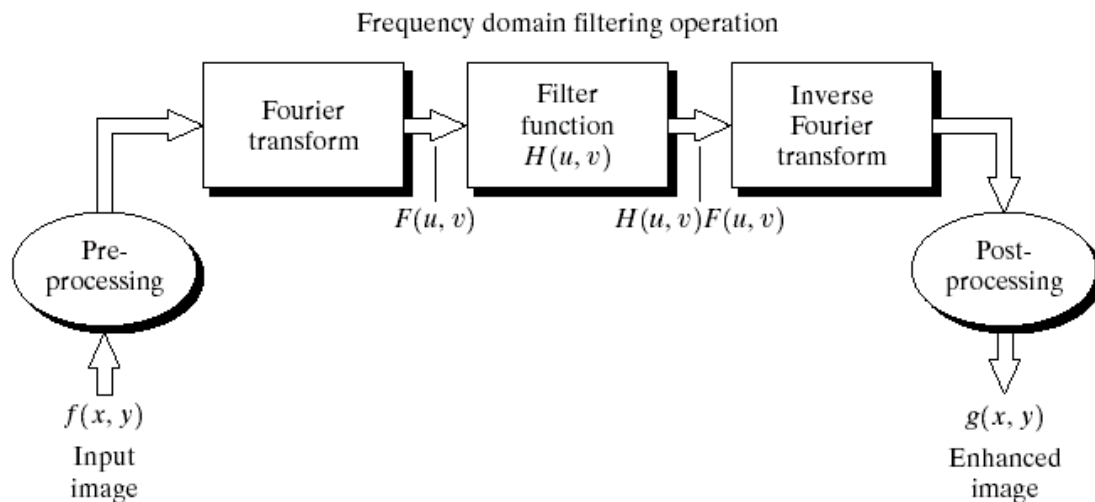
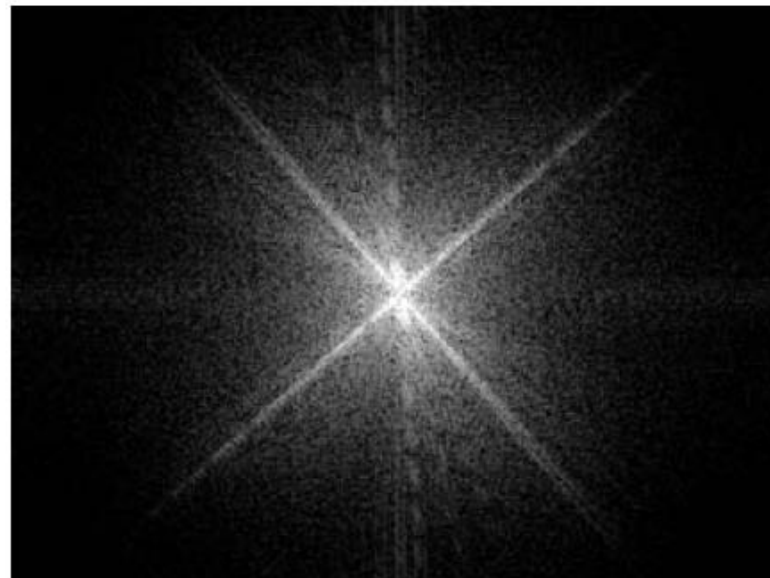
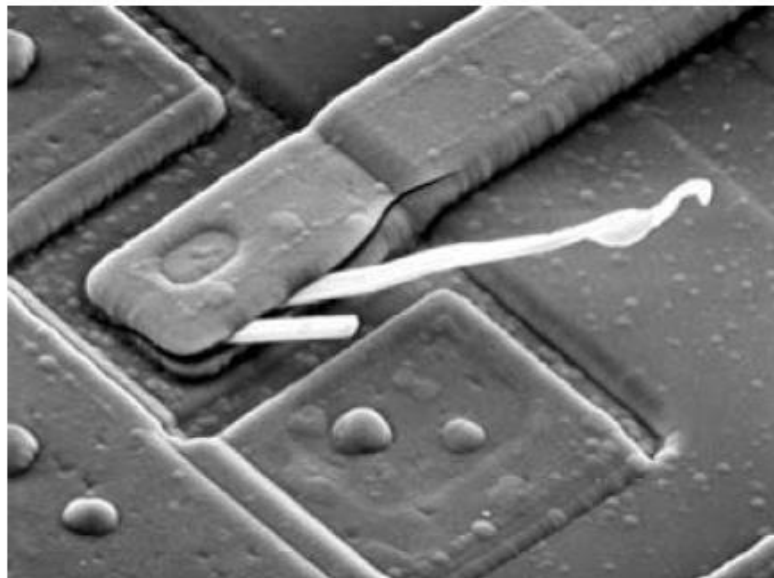


FIGURE 4.5 Basic steps for filtering in the frequency domain.

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v)$$
$$g(x, y) = IDFT[H(u, v)F(u, v)]$$

图像空域与频域的定性分析



a b

FIGURE 4.29 (a) SEM image of a damaged integrated circuit. (b) Fourier spectrum of (a). (Original image courtesy of Dr. J. M. Hudak, Brockhouse Institute for Materials Research, McMaster University, Hamilton, Ontario, Canada.)

频率域滤波基础

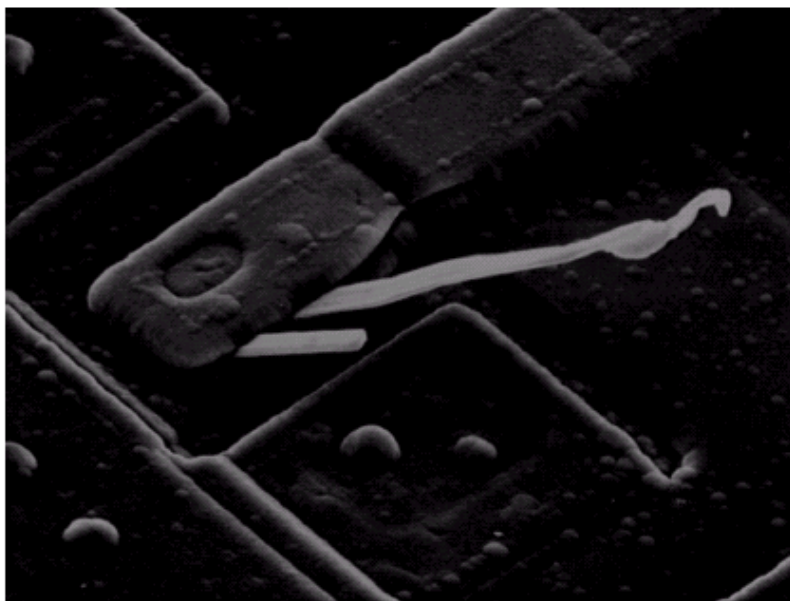
一些基本的滤波器及其性质：

陷波滤波器： 利用 $F(0,0)$ 为灰度平均值（直流分量）

使图像平均灰度为0：
$$H(u, v) = \begin{cases} 0, & (u, v) = (\frac{M}{2}, \frac{N}{2}) \\ 1 & \text{其他} \end{cases}$$

FIGURE 4.6

Result of filtering the image in Fig. 4.4(a) with a notch filter that set to 0 the $F(0, 0)$ term in the Fourier transform.



频率域滤波基础

□ 高通与低通滤波

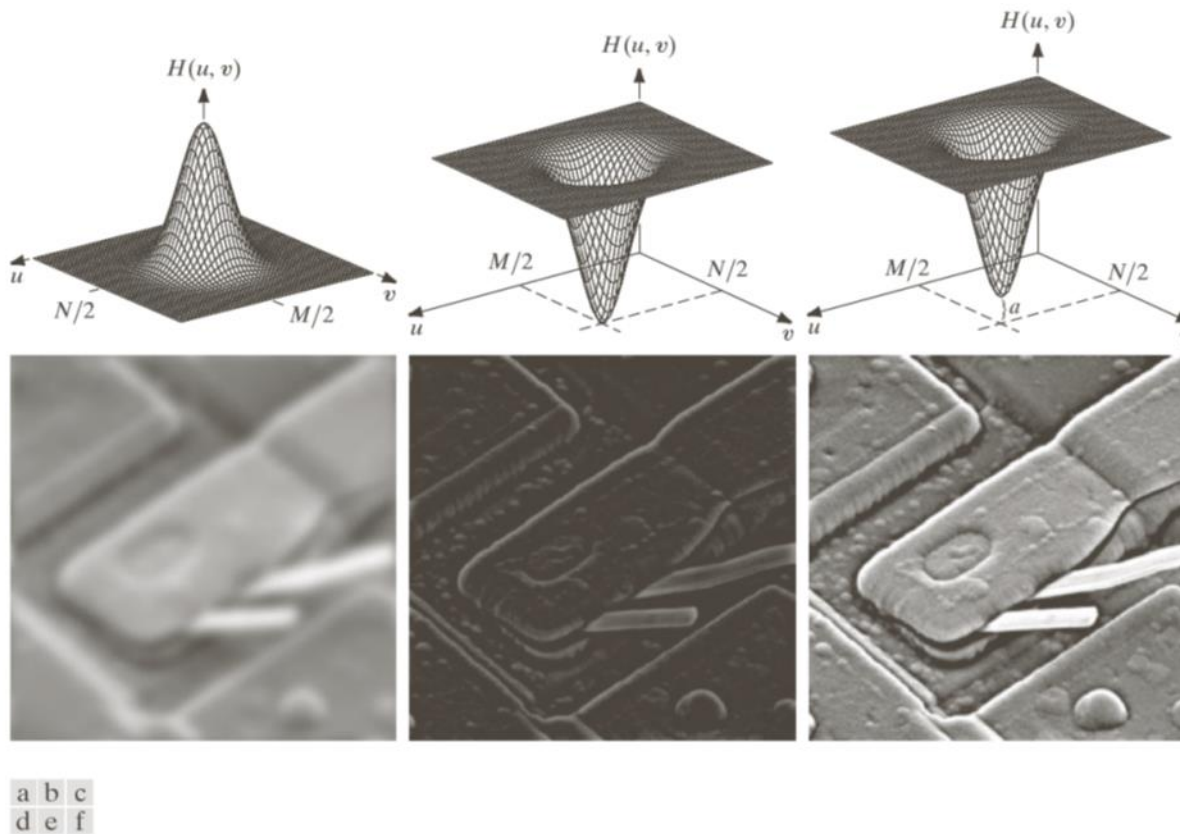


FIGURE 4.31 Top row: frequency domain filters. Bottom row: corresponding filtered images obtained using Eq. (4.7-1). We used $a = 0.85$ in (c) to obtain (f) (the height of the filter itself is 1). Compare (f) with Fig. 4.29(a).



空间和频率域滤波间的对应

□ 基本联系为卷积定理

离散情况下：

$$f(x, y) * h(x, y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n) h(x - m, y - n)$$

$$f(x, y) * h(x, y) \Leftrightarrow F(u, v) H(u, v)$$

$$f(x, y) h(x, y) \Leftrightarrow F(u, v) * H(u, v)$$

空间域卷积对应频率域乘法，空间域乘法对应频率域卷积



空间和频率域滤波间的对应

定义单位冲激函数 $\delta(x, y) = \begin{cases} 1, x = y = 0 \\ 0, \text{其他情况} \end{cases}$

单位冲激函数的傅氏变换：

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \delta(x, y) e^{-2\pi i(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})} = 1$$

令 $f(x, y) = \delta(x, y)$ ，则有：

$$\text{空域上： } f(x, y) * h(x, y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \delta(m, n) h(x - m, y - n) = h(x, y)$$

$$\text{频域上： } f(x, y) * h(x, y) \rightarrow F(u, v)H(u, v) = H(u, v)$$

空间域和频率域上的滤波器组成了一个傅里叶变换对

空间和频率域滤波间的对应

空间域滤波和频率域滤波之间的对应关系

例如：高斯滤波函数

$$H(u) = Ae^{-\frac{u^2}{2\sigma^2}}$$

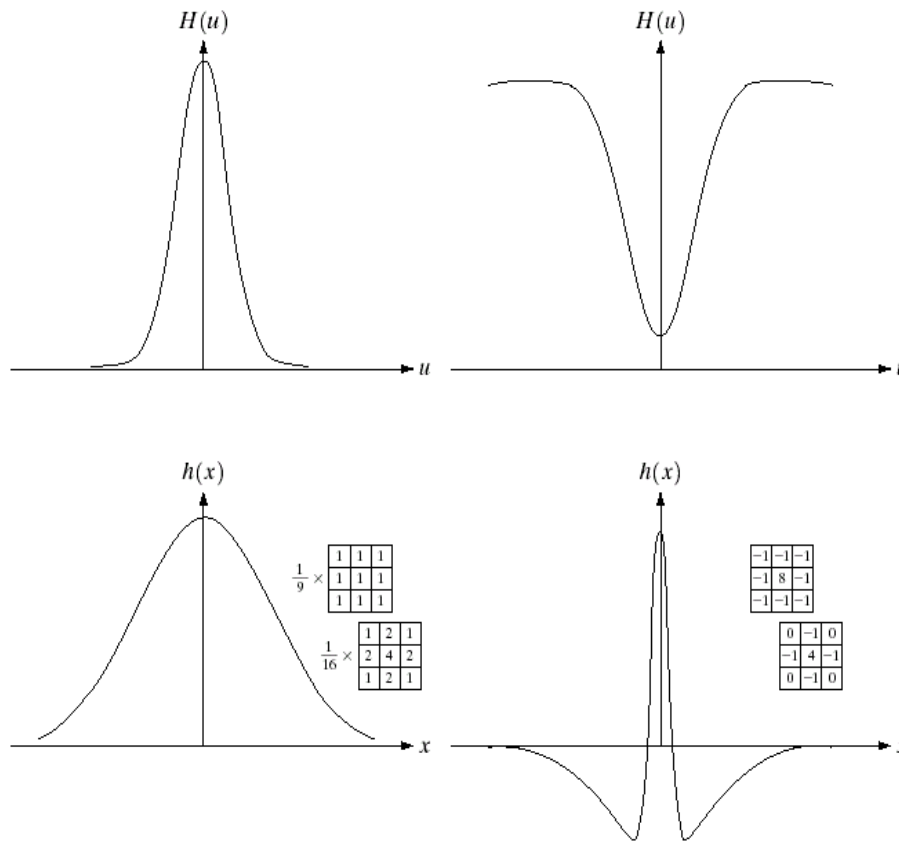
σ 为标准差

对应傅里叶反变换：

$$h(x) = \sqrt{2\pi}\sigma Ae^{-2\pi^2\sigma^2x^2}$$

傅立叶变换及其反变换
因为实数。

曲线形状如右图所示：



a b
c d

FIGURE 4.9

(a) Gaussian frequency domain lowpass filter.
(b) Gaussian frequency domain highpass filter.
(c) Corresponding lowpass spatial filter.
(d) Corresponding highpass spatial filter. The masks shown are used in Chapter 3 for lowpass and highpass filtering.



图像频域滤波

□ 背景知识

- 离散傅里叶变换 (DFT)
- 频率域滤波基础

□ 图像的频域滤波

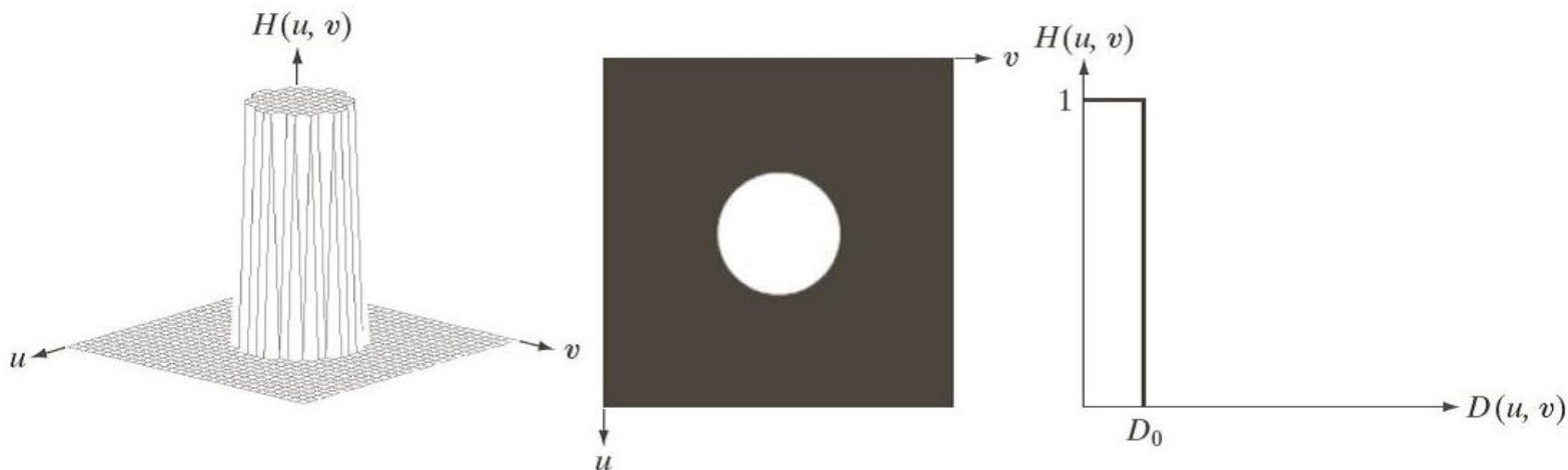
- 频率域滤波器平滑图像
- 频率域滤波器锐化图像

频率域滤波平滑

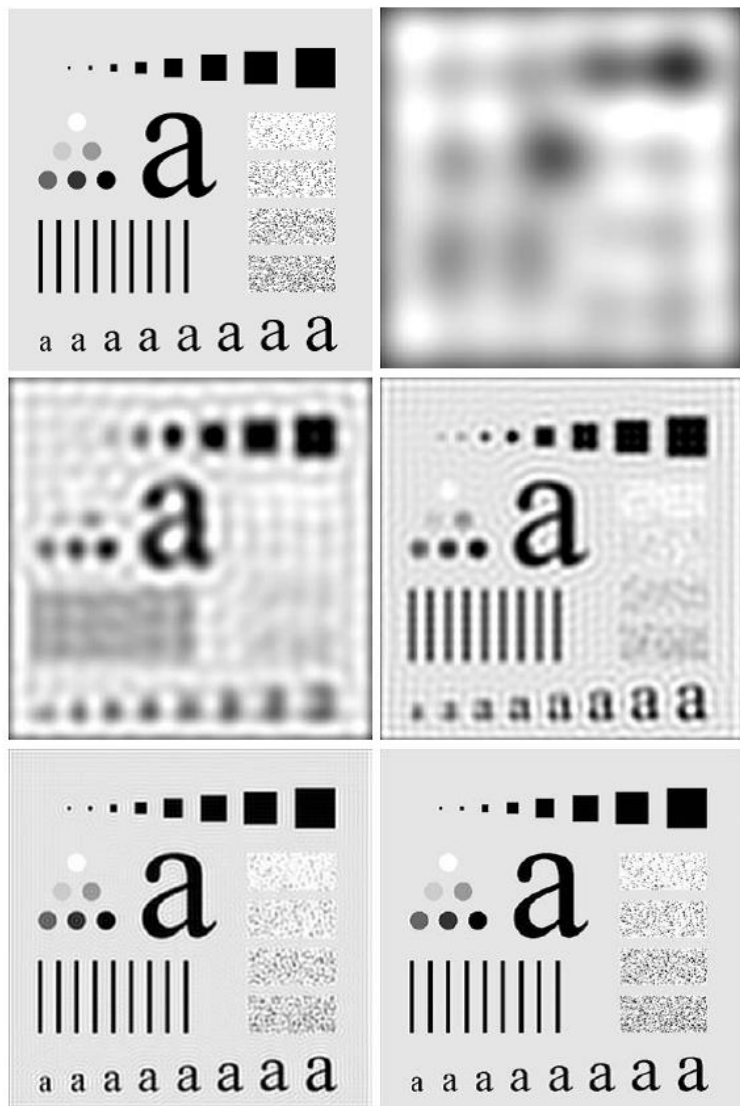
理想低通滤波器

$$H(u, v) = \begin{cases} 1, & D(u, v) \leq D_0 \\ 0, & D(u, v) > D_0 \end{cases}$$

其中, $D(u, v)$ 是频率域中点 (u, v) 与频率矩形中心的距离



理想低通滤波器示例

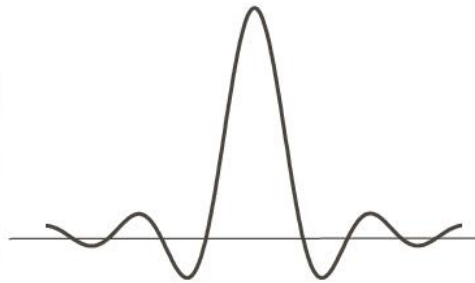
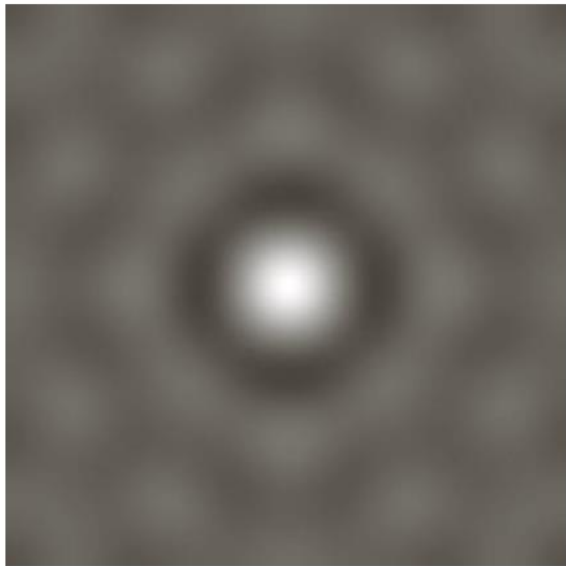


a b
c d
e f

(a) 原图
(b)-(f) 使用理想低通滤波器，截止频率设置10,30,60,160和460。这些滤波器移除的功率分别为总功率的13%，6.9%，4.3%，2.2%和0.8%。

(c)(d): 振铃效应

振铃效应解释



a b

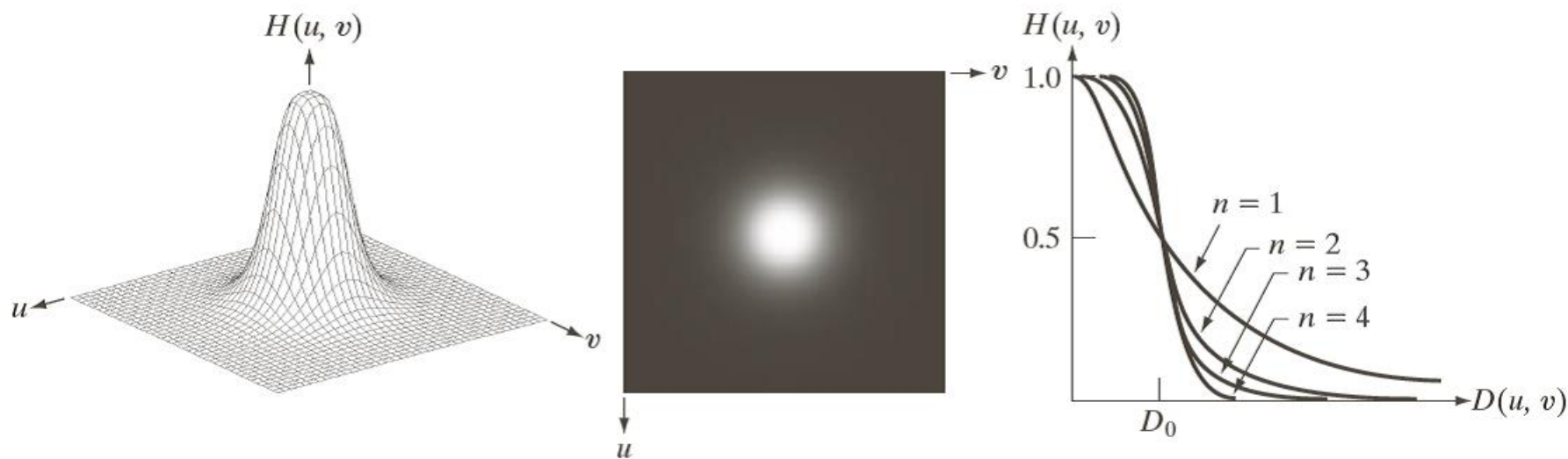
FIGURE 4.43

(a) Representation in the spatial domain of an ILPF of radius 5 and size 1000×1000 .
(b) Intensity profile of a horizontal line passing through the center of the image.

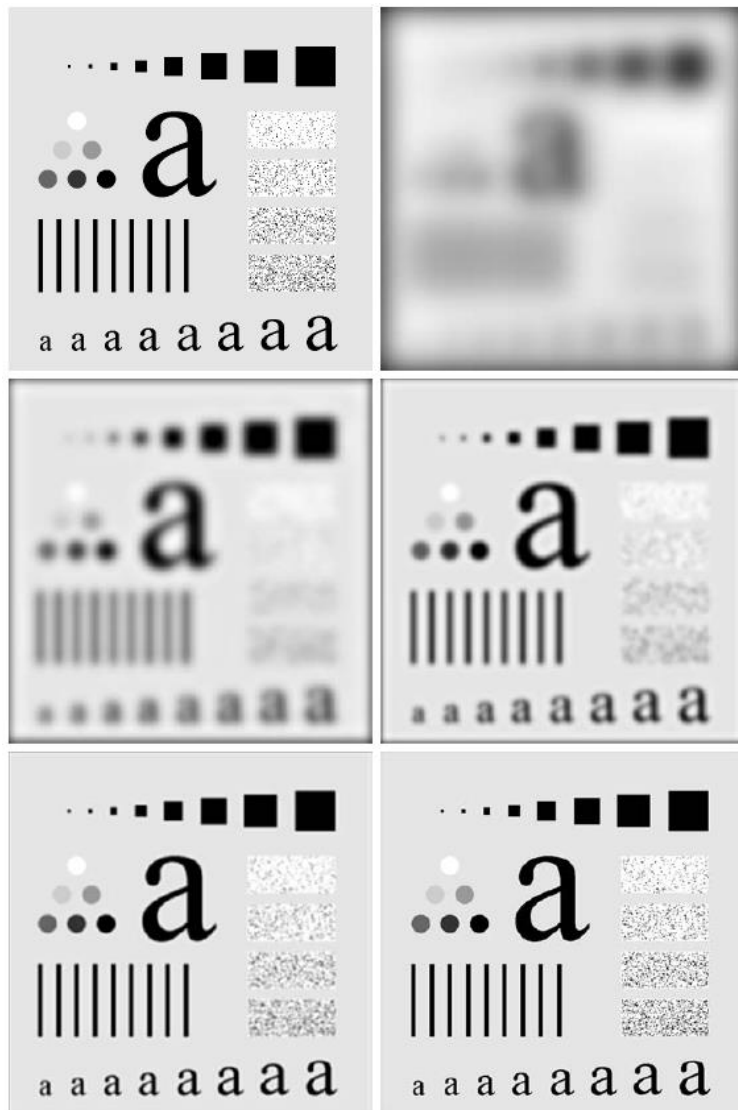
频率域滤波平滑

n 阶布特沃斯低通滤波器

$$H(u, v) = \frac{1}{1 + \left[\frac{D(u, v)}{D_0} \right]^{2n}}$$



布特沃斯滤波器示例



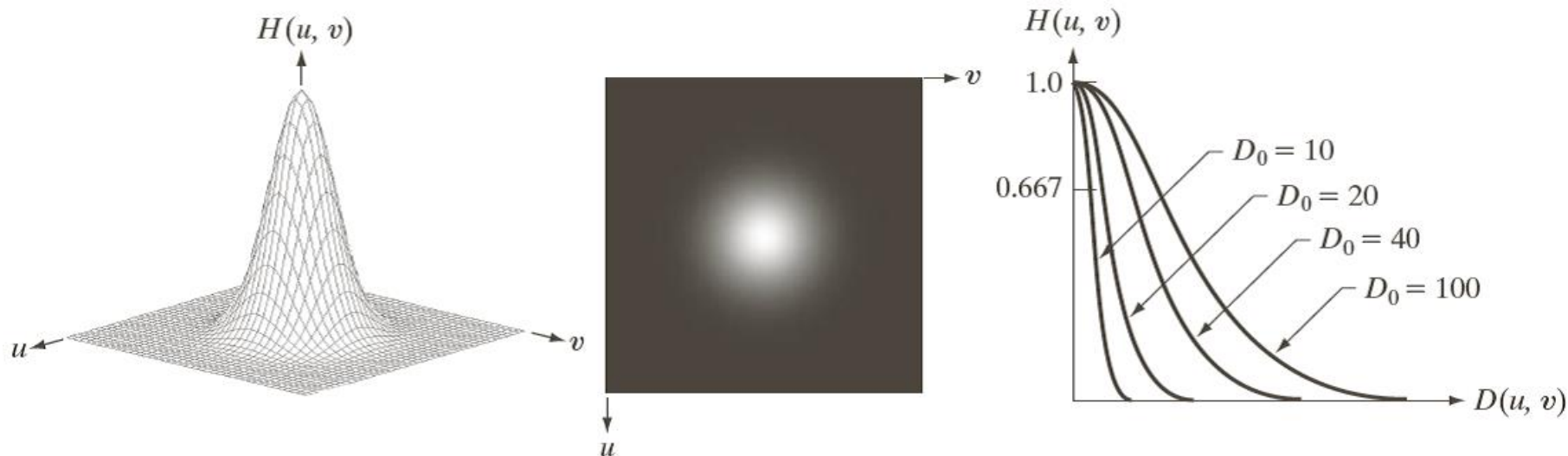
a b
c d
e f

(a) 原图
(b)-(f) 使用二阶布特沃斯低通滤波器的结果，截止频率仍为10，30，60，160和460。

频率域滤波平滑

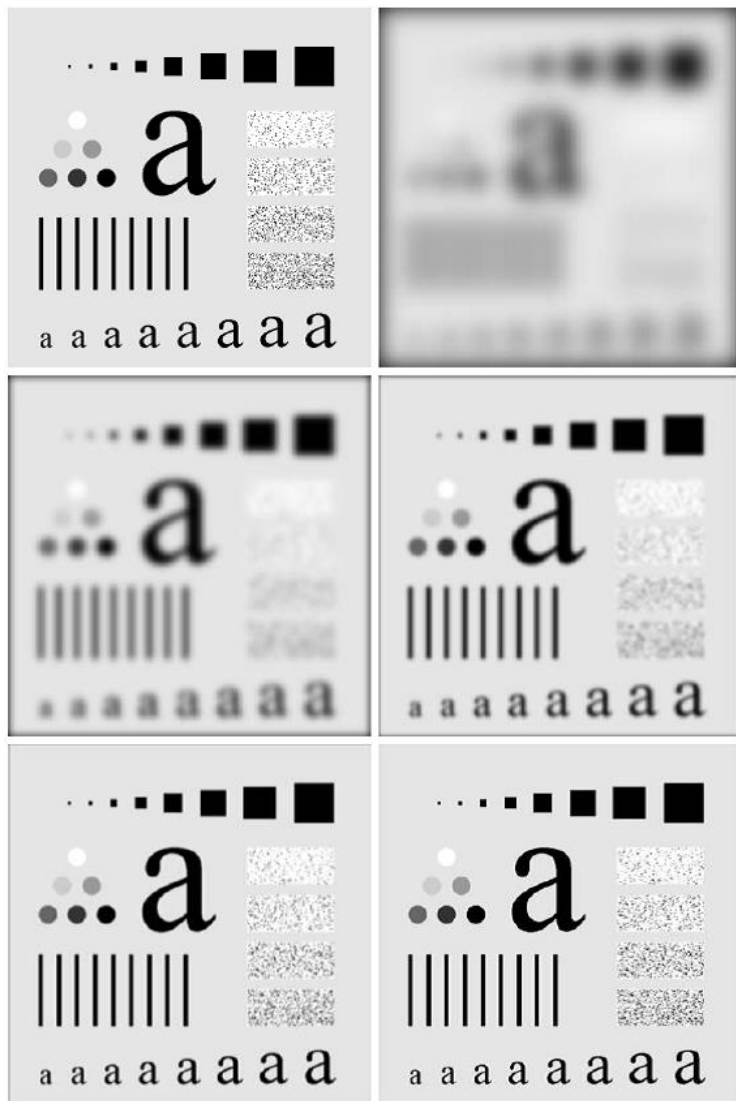
高斯低通滤波器

$$H(u, v) = e^{-\frac{D^2(u, v)}{2D_0^2}}$$



高斯低通滤波器（GLPF）的傅里叶反变换也是高斯的，因此通过上式的IDFT得到的空间高斯滤波器没有振铃。

高斯低通滤波器示例



a b
c d
e f

(a) 原图
(b)-(f) 使用高斯低通滤波器的结果，截止频率仍为10，30，60，160和460。

低通滤波的其他例子

□ 字符识别

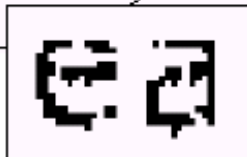
文字的断裂现象

a b

FIGURE 4.19

(a) Sample text of poor resolution (note broken characters in magnified view).
(b) Result of filtering with a GLPF (broken character segments were joined).

Historically, certain computer programs were written using only two digits rather than four to define the applicable year. Accordingly, the company's software may recognize a date using "00" as 1900 rather than the year 2000.



Historically, certain computer programs were written using only two digits rather than four to define the applicable year. Accordingly, the company's software may recognize a date using "00" as 1900 rather than the year 2000.



低通滤波的其他例子

□ 印刷和出版业

预处理，美化图像



a b c

FIGURE 4.20 (a) Original image (1028×732 pixels). (b) Result of filtering with a GLPF with $D_0 = 100$. (c) Result of filtering with a GLPF with $D_0 = 80$. Note reduction in skin fine lines in the magnified sections of (b) and (c).

低通滤波的其他例子

□ 卫星和航空图像

下图：墨西哥湾和佛罗里达图像存在“扫描线”（用高斯低通来处理）



a b c

FIGURE 4.21 (a) Image showing prominent scan lines. (b) Result of using a GLPF with $D_0 = 30$. (c) Result of using a GLPF with $D_0 = 10$. (Original image courtesy of NOAA.)



图像频域滤波

□ 背景知识

- 离散傅里叶变换 (DFT)
- 频率域滤波基础

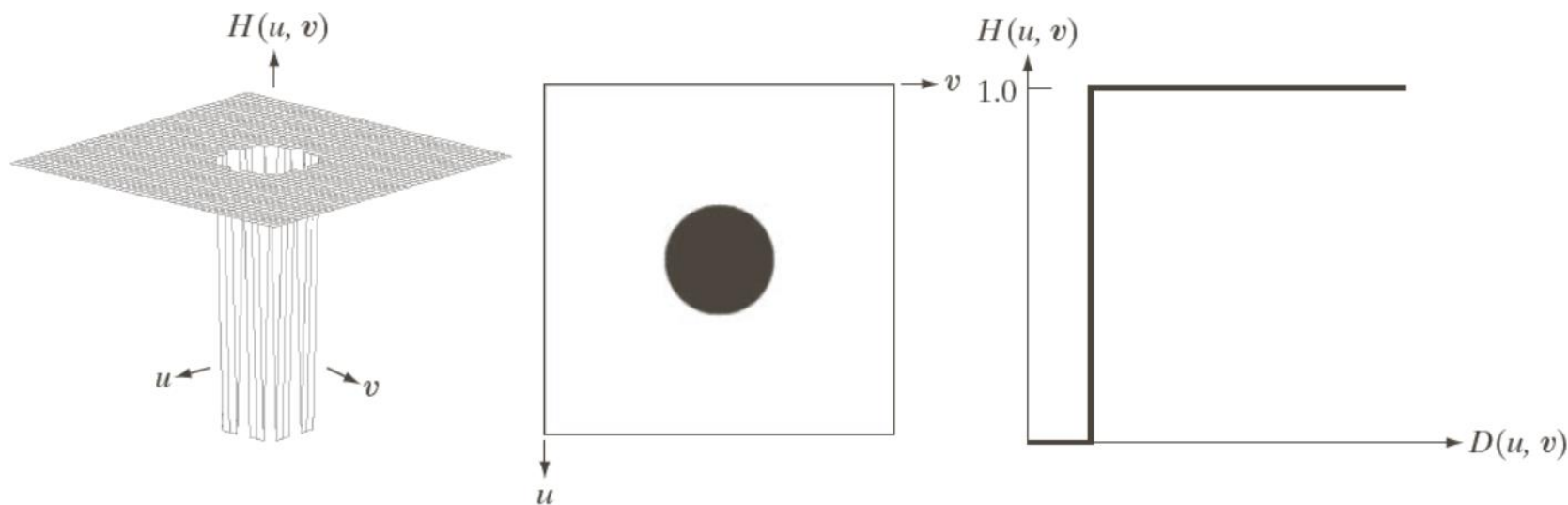
□ 图像的频域滤波

- 频率域滤波器平滑图像
- 频率域滤波器锐化图像

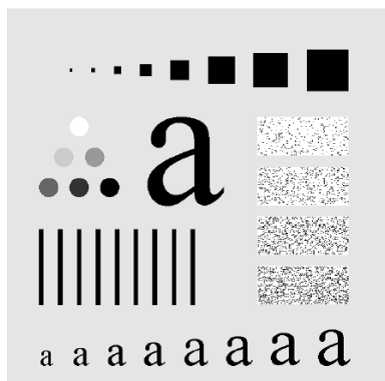
频率域滤波锐化

理想高通滤波器

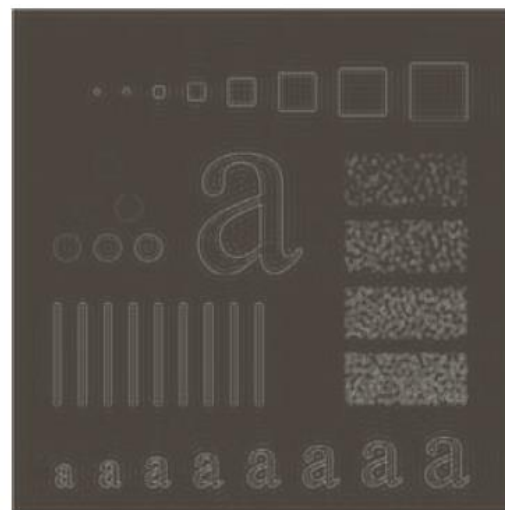
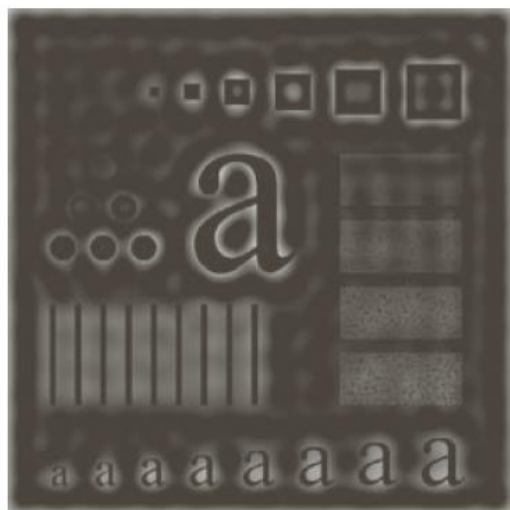
$$H(u, v) = \begin{cases} 0, & D(u, v) \leq D_0 \\ 1, & D(u, v) > D_0 \end{cases}$$



理想高通滤波器示例



原图



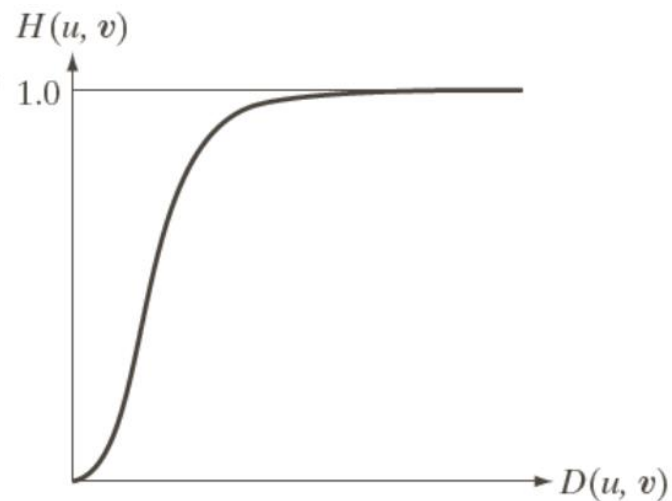
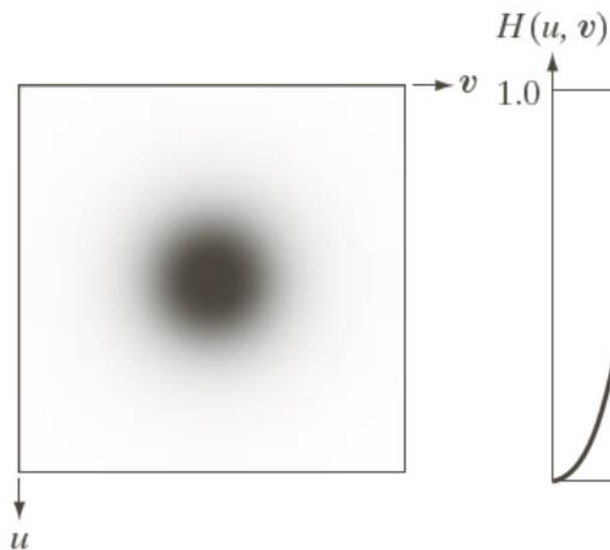
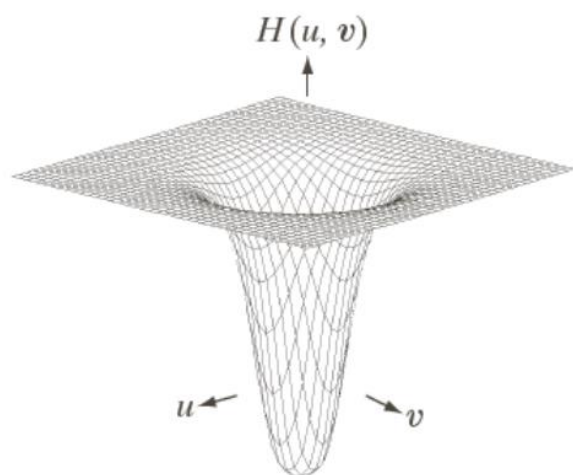
a b c

= 30, 60, 100 的理想高通滤波器结果

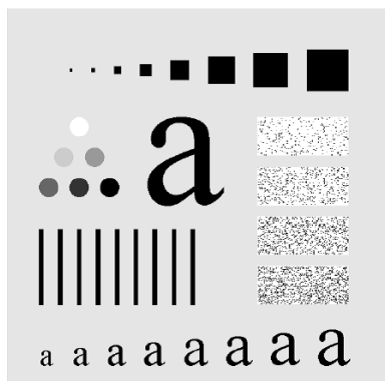
频率域滤波锐化

布特沃斯高通滤波器

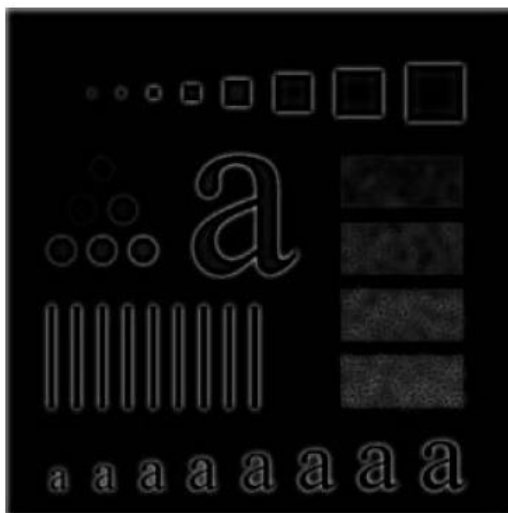
$$H(u, v) = \frac{1}{1 + \left[\frac{D_0}{D(u, v)} \right]^{2n}}$$



布特沃斯高通滤波器示例



原图



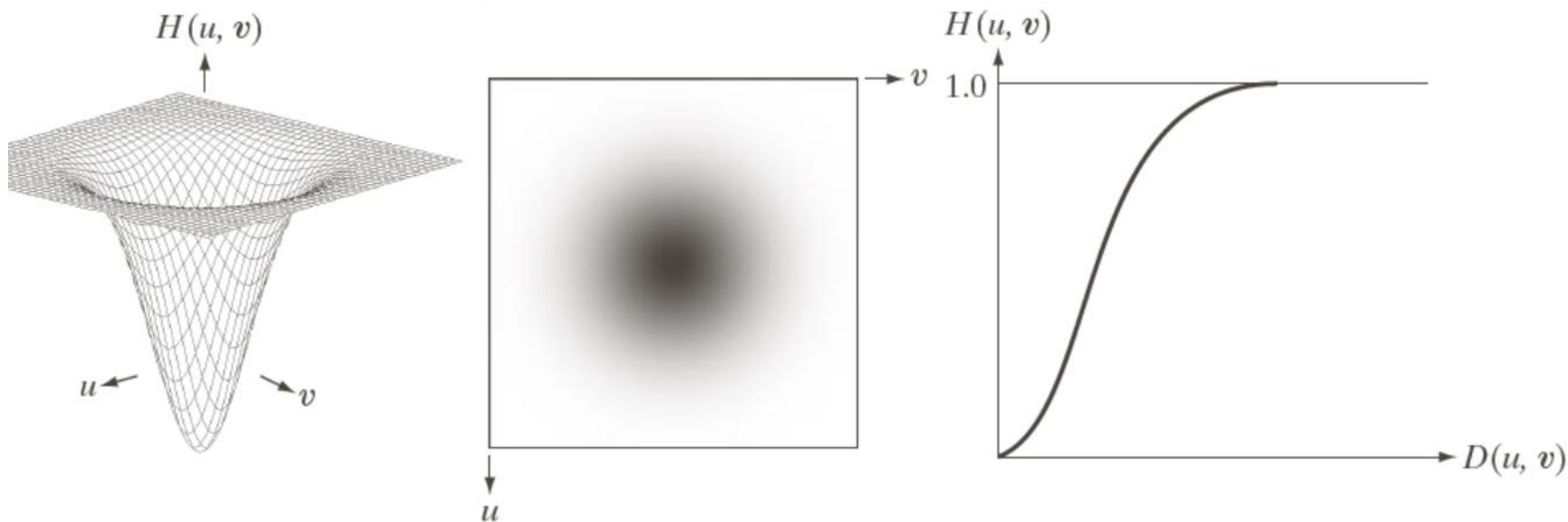
a b c

= 30, 60, 100 的2阶布特沃斯高通滤波器结果

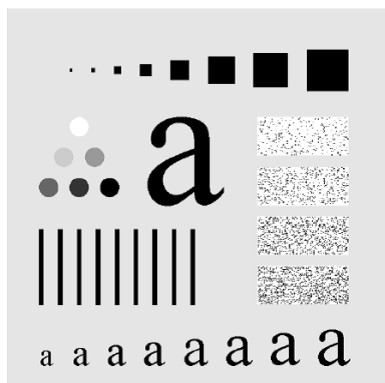
频率域滤波锐化

高斯高通滤波器

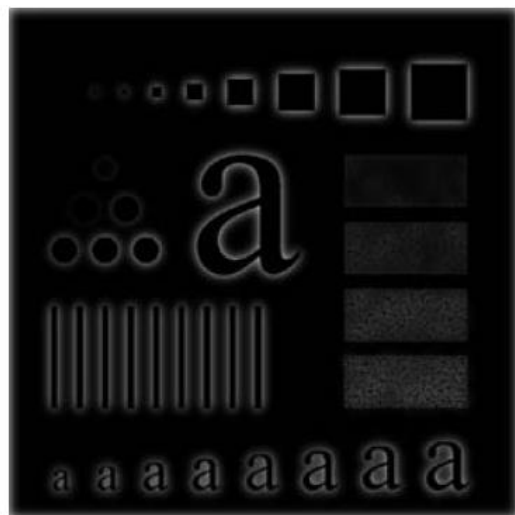
$$H(u, v) = 1 - e^{-\frac{D^2(u, v)}{2D_0^2}}$$



高斯高通滤波器示例



原图



a b c

= 30, 60, 100 的高斯高通滤波器结果

频率域滤波锐化：同态滤波

□ 一幅图像 $f(x, y)$ 可以表示为照射分量和反射分量的乘积

■
$$f(x, y) = i(x, y) \cdot r(x, y)$$

□ 然而上式不能用来直接对两部分分量分别进行操作，因为两个函数乘积的傅立叶变换是不可分的

■
$$F\{f(x, y)\} \neq F\{i(x, y)\}F\{r(x, y)\}$$

□ 我们对图像函数两边取对数，则可以将两个分量分开

■
$$z(x, y) = \ln(f(x, y)) = \ln(i(x, y)) + \ln(r(x, y))$$

■
$$F\{\ln(f(x, y))\} = F\{\ln(i(x, y))\} + F\{\ln(r(x, y))\}$$

同态滤波步骤

- 两边取对数: $f(x, y) = \ln(i(x, y)) + \ln(r(x, y))$
- 两边取付氏变换: $F(u, v) = I(u, v) + R(u, v)$
- 用一频域函数 $H(u, v)$ 处理 $F(u, v)$:

$$H(u, v)F(u, v) = H(u, v)I(u, v) + H(u, v)R(u, v)$$

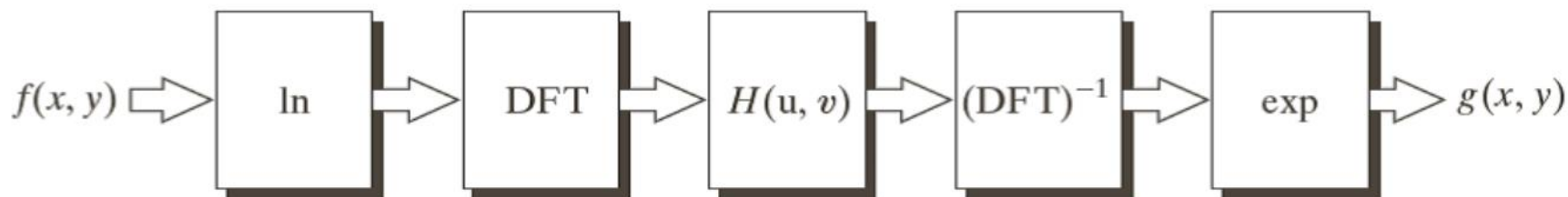
- 反变换到空域:

$$s(x, y) = i'(x, y) + r'(x, y)$$

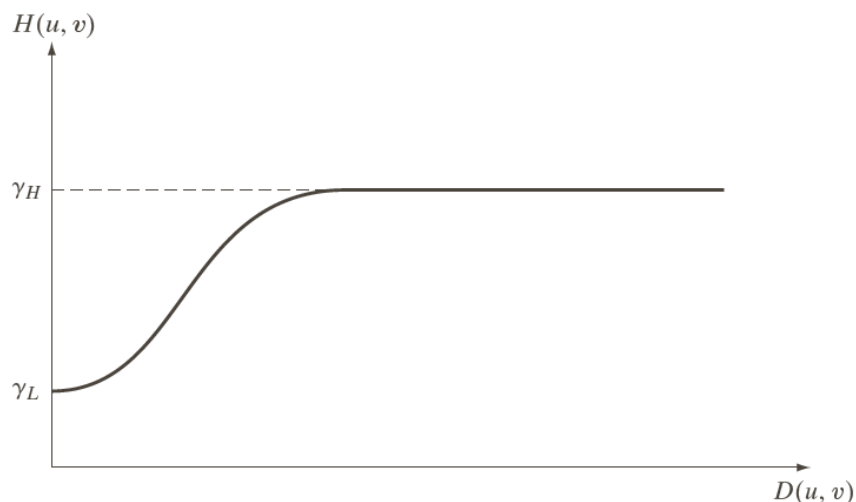
- 两边取指数:

$$g(x, y) = \exp\{i'(x, y)\} \exp\{r'(x, y)\} = i_0(x, y)r_0(x, y)$$

同态滤波步骤及滤波器径向剖面图



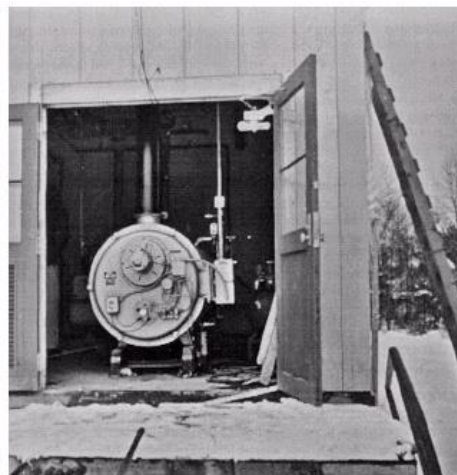
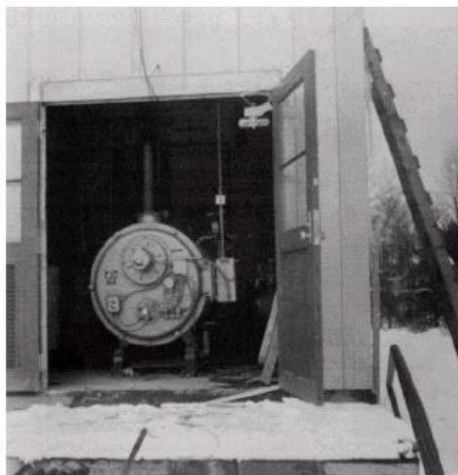
同态滤波器函数径向剖面图：滤波器函数趋向于衰减低频（照射分量）的贡献，而增强高频（反射分量）的贡献。



同态滤波示例

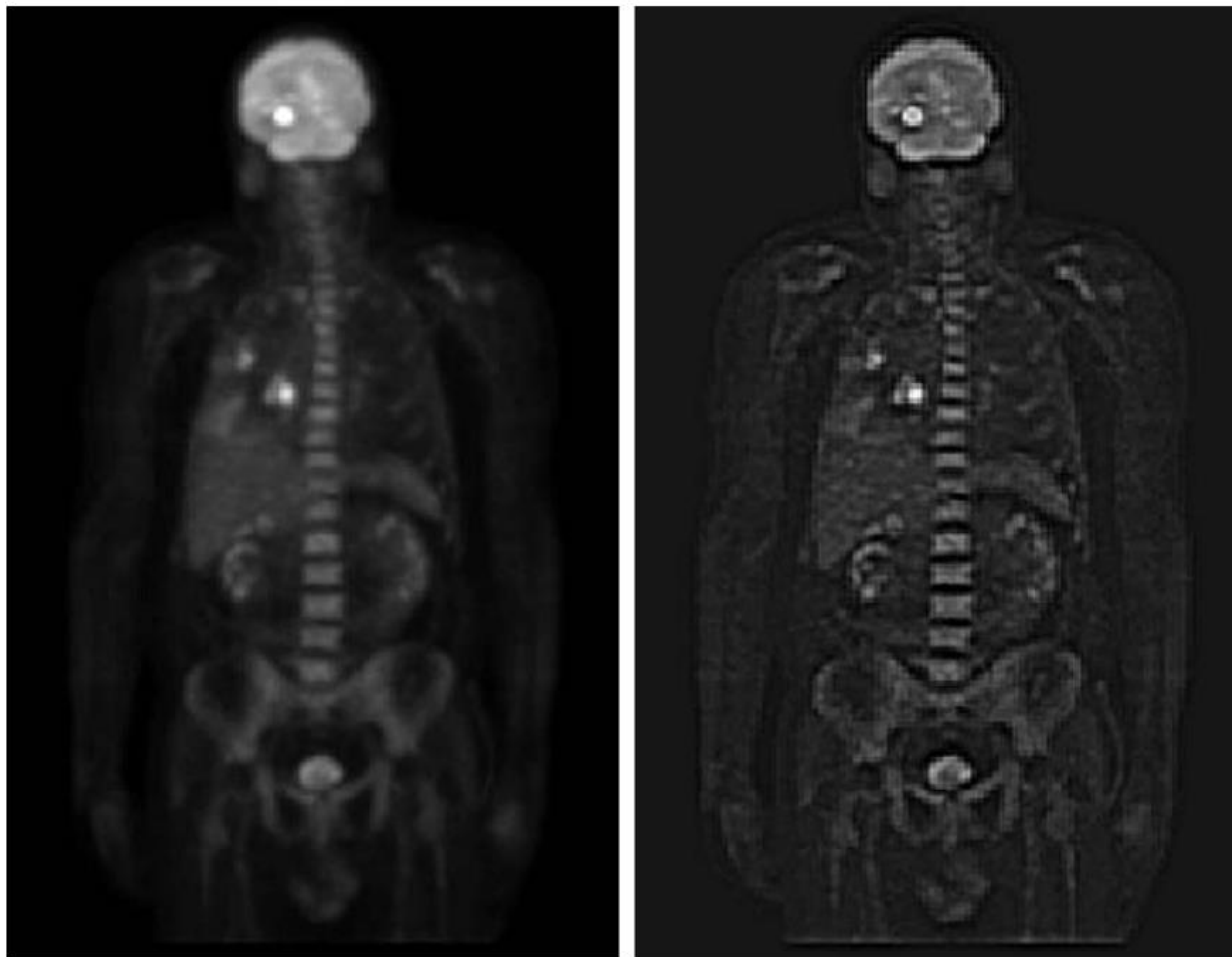
- **特点**：能消除乘性噪声，能同时压缩图象的整体动态范围和增加图象中相邻区域间的对比度

- 示例一：



同态滤波示例

□ 示例二

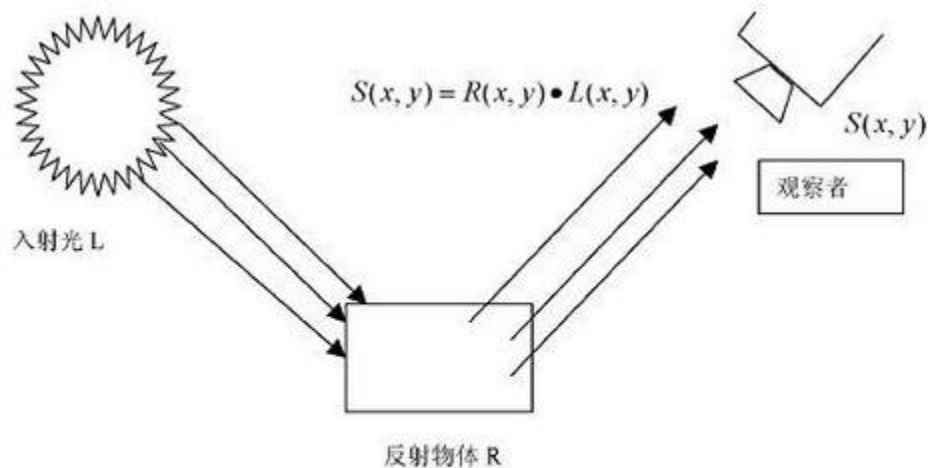


视网膜-皮层(Retinex)理论

□ 一个假设：

- 观察者所看到的**物体图像S**是由物体表面对**入射光L**的反射得到的，**反射率R**由物体本身决定，不受L变化

$$S(x, y) = R(x, y) \cdot L(x, y) \quad (1)$$



如上图所示，图像可以看做是由入射图像和反射图像构成，入射光照射在反射物体上，通过反射物体的反射形成反射光进入人眼，就是人类所看到的图像，如图所示，最后形成的图像可以用公式表示为：



视网膜-皮层(Retinex)理论

- 将(1)式两边取对数，则有：

$$\log(R(x, y)) = \log(S(x, y)) - \log(L(x, y)) \quad (2)$$

- 我们希望能利用S来估计L,这样就可以得到原始的反射分量R
- 一般地，入射光 L 的变化非常缓慢，属于**低频分量**；不同物体的材质不同，反射率 R 差异较大，表现为**高频成分**。由此，我们将S中的低频分量滤掉，得到的高频分量即可作为反射分量。



单尺度Retinex : SSR

□ 输入：原始图像 $I(x, y)$, 模糊尺度 c

1. 根据给定的模糊尺度 c 确定方差，对原始图像进行高斯低通滤波，得到模糊后的图像**定义**为 $L(x, y)$ ；
2. 根据(2)，计算得到 $\log(R(x, y))$ ；

$$\log(R(x, y)) = \log(S(x, y) - \log[G(x, y; c_k) * S(x, y)])$$

3. 将 $\log(R(x, y))$ 量化为0-255的像素值，作为最终的输出

问题：如何选择模糊尺度 c ？



多尺度Retinex : MSR

□ 在进行滤波时，利用多个尺度的高斯滤波器

□ 输入：原始图像 $I(x, y)$ ，模糊尺度 c_k

1. 对原始图像，根据一系列模糊尺度 c_k 进行高斯低通滤波，然后加权求和

$$r(x, y) = \log(R(x, y)) = \sum_k^K w_k \{ \log(S(x, y)) - \log[G(x, y; c_k) * S(x, y)] \}$$

2. 根据得到的 $r(x, y)$ 恢复图像

优点：联合多个尺度的滤波结果



带有色彩重建的多尺度Retinex: MSRCR

- MSR在一些场景下会导致**色彩失真**的问题
- 由此我们在得到MSR的结果之后，对每个彩色通道进行彩色重建（color reconstruction）：

$$MSRCR_c = MSR_c \times \log \frac{\alpha I_c}{I_R + I_G + I_B}$$

其中， α 表示受控制的非线性强度， $c \in \{R, G, B\}$ 表示不同的通道， I 为原始图像。

- **优点：**将响应图分配到更合理的空间，增强图像

- Jobson et al. “A Multiscale Retinex For Bridging The Gap Between Color Images And The Human Observation Of Scenes”. IEEE Transactions on Image Processing (TIP), 1997.

效果展示



原始图像



SSR



MSR, 3个不同尺度



MSRCR



图像增强

- ☐ 什么是图像增强？
- ☐ 灰度变换与空域滤波
- ☐ 图像频域滤波
- ☐ 色彩增强
- ☐ 图像增强的应用



色彩增强

□ 图像的伪彩色

- 图像的颜色空间
- 伪彩色方法

□ 颜色迁移

- 颜色迁移的应用
- 颜色迁移算法

图像的伪彩色

- 在图象的分析中，彩色是一种能帮助人们简化目标提取和分类的重要参量。
- 人眼只能区分几十种不同等级的灰度，但却可以分辨几千种不同颜色与不同亮度的彩色。
- **伪彩色处理**就是把黑白图象的各个灰度按照一种线性或非线性函数关系**映射**成相应的彩色。这种映射是输入与输出象素间一对一的运算，即不涉及图象空间位置的变动。



色彩增强

□ 图像的伪彩色

- 图像的颜色空间
- 伪彩色方法

□ 颜色迁移

- 颜色迁移的应用
- 颜色迁移算法

图像的颜色空间

□ 彩色规范

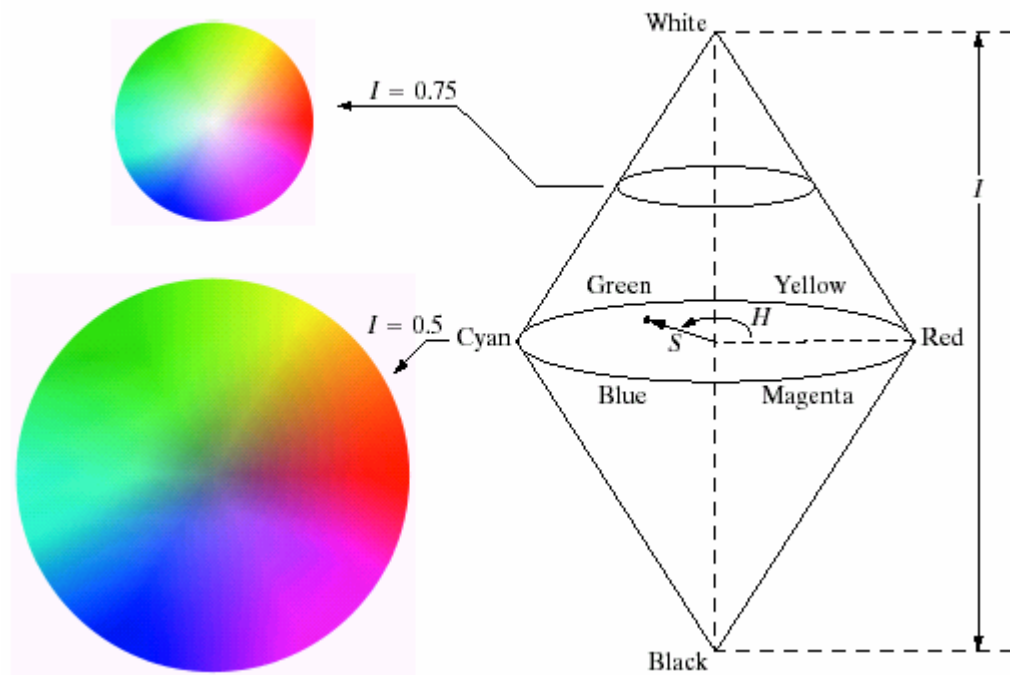
■ RGB格式

■ HSI格式

✓ Intensity
强度, 亮度

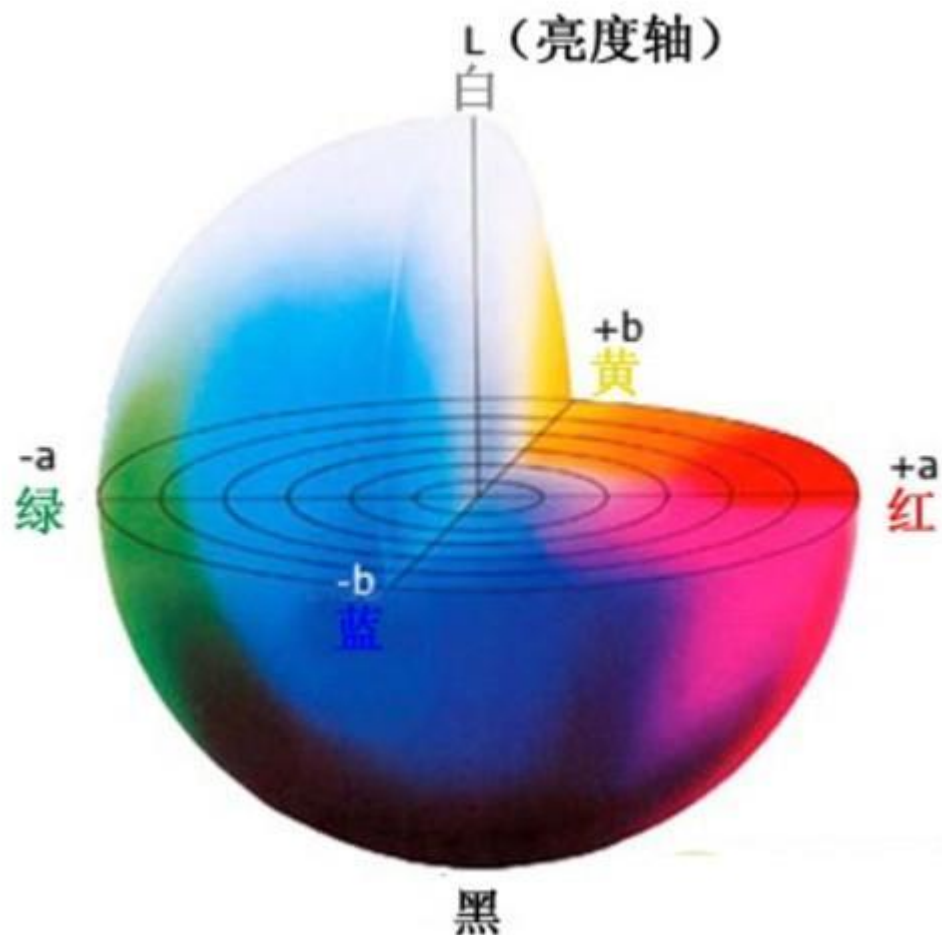
✓ Hue
色度

✓ Saturation
饱和度



lab颜色空间

- RGB转换为lab空间：
 - RGB-XYZ-LMS-lab
- 其中LMS-lab为非线性
- Lab空间
 - l: 亮度分量
 - a: 黄-蓝色度分量
 - b: 红-绿色度分量
- 变换方法参考[1]



- Reinhard E, Ashikhmin M, Gooch B, et al. Color transfer between images[J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 21(5): 34-41, 2001.



色彩增强

□ 图像的伪彩色

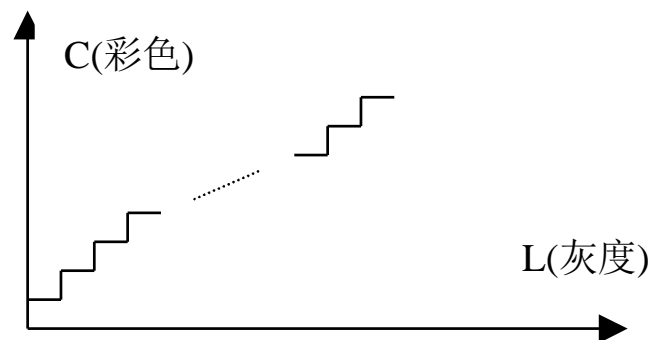
- 图像的颜色空间
- 伪彩色方法

□ 颜色迁移

- 颜色迁移的应用
- 颜色迁移算法

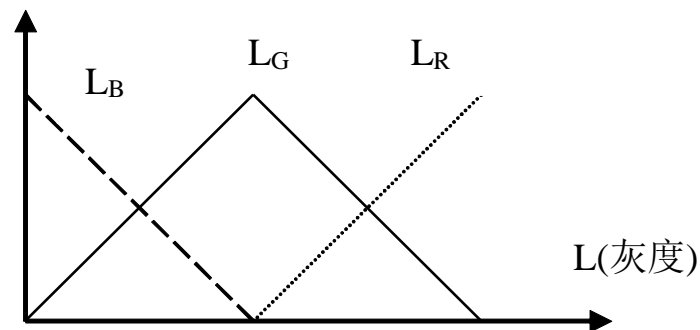
伪彩色方法

□ 灰度分层法



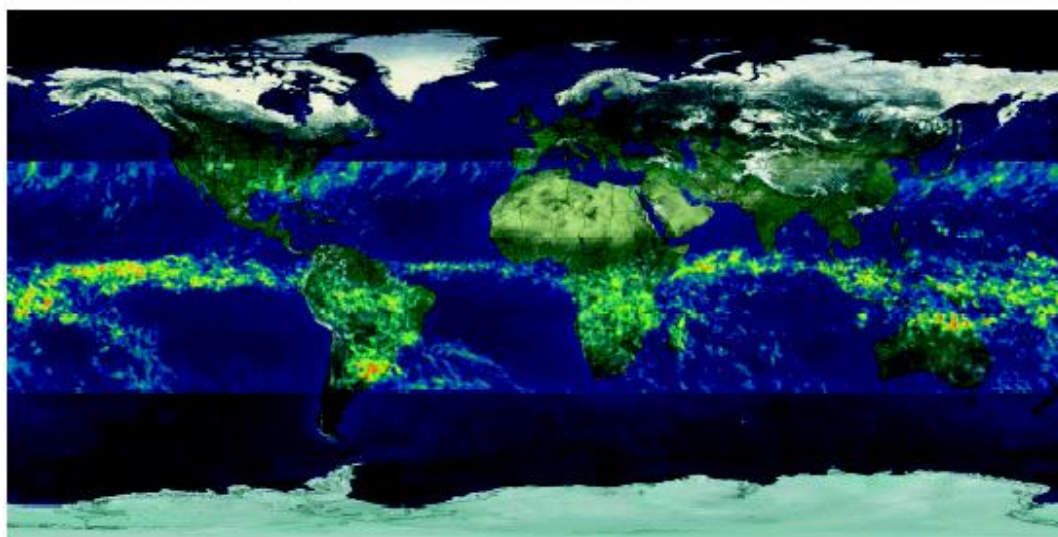
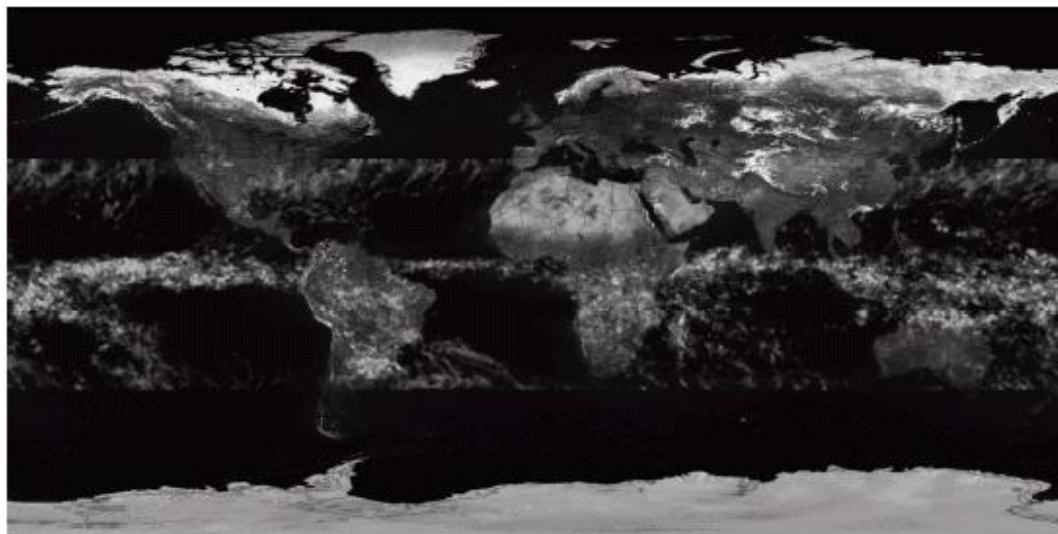
(a) 灰度分层

□ 变换法

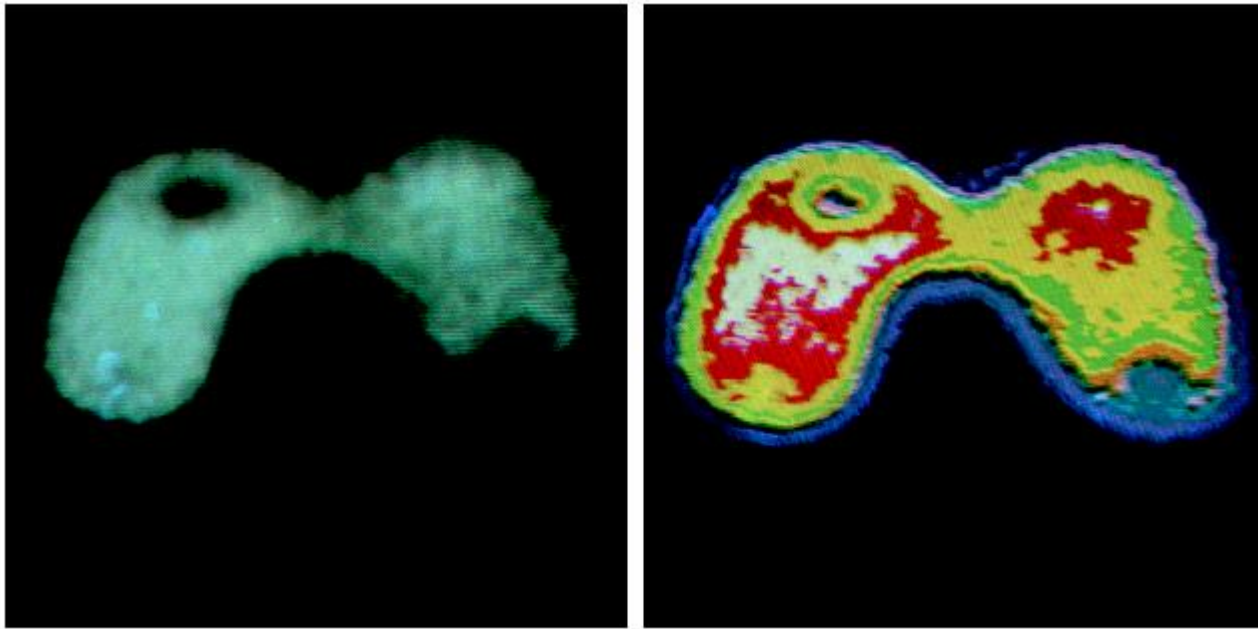


(b) 灰度映射函数

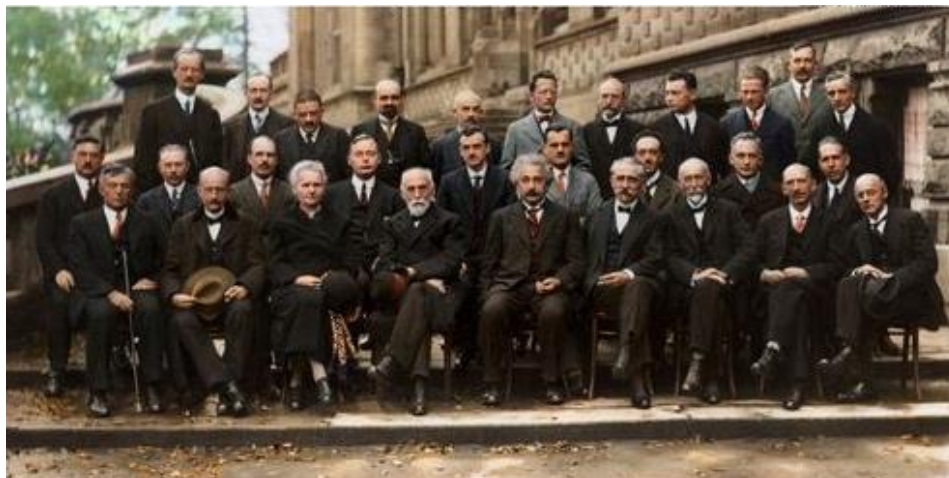
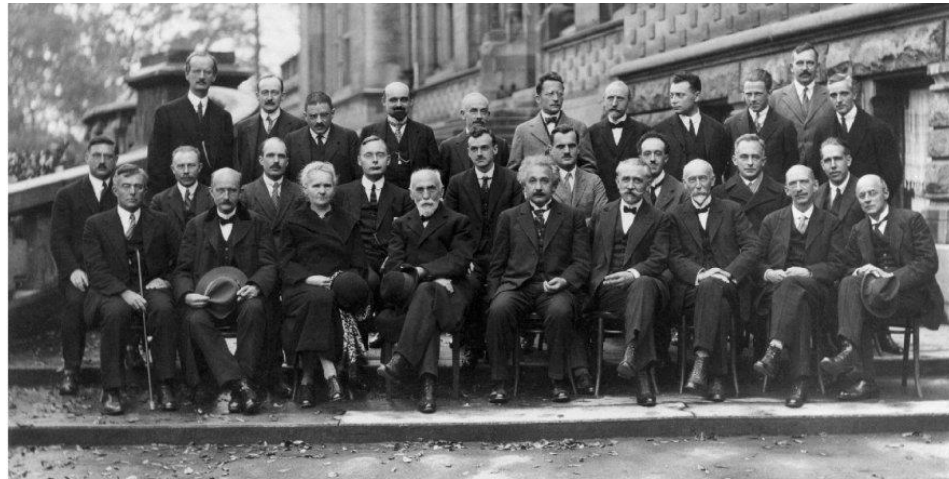
伪彩色例



伪彩色例



□ 1927年第五次索尔维会议物理学家合影





色彩增强

□ 图像的伪彩色

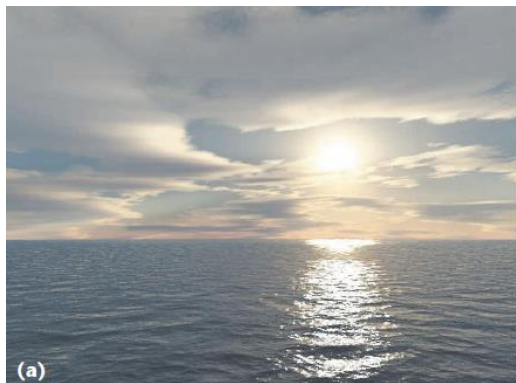
- 图像的颜色空间
- 伪彩色方法

□ 颜色迁移

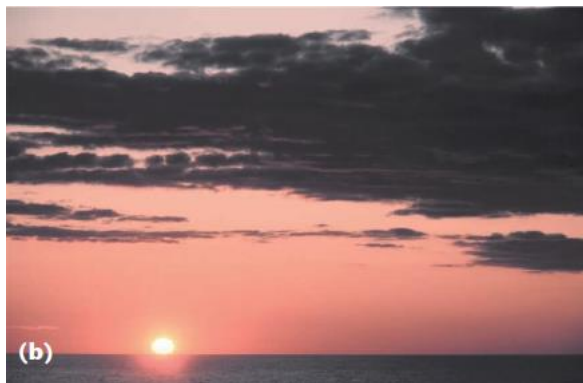
- 颜色迁移的应用
- 颜色迁移算法

颜色迁移

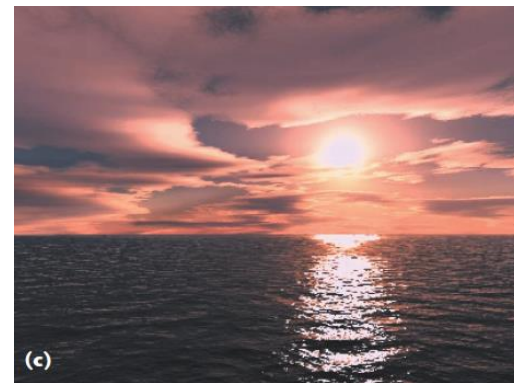
- 给定一张参考图像(b)，根据它的颜色对目标图像(a)进行颜色变换，使得变换后的结果(c)有和参考图像相似的颜色分布。



(a) 目标图像



(b) 参考图像



(c) 迁移结果



色彩增强

□ 图像的伪彩色

- 图像的颜色空间
- 伪彩色方法

□ 颜色迁移

- 颜色迁移的应用
- 颜色迁移算法



颜色迁移的应用

- 对彩色图像进行光照、色彩的变换和加工，获得不同的艺术效果
- 通过一张场景图像，获得同一场景在不同的时间、光照条件下的效果
- 为灰度图像添加颜色，提高图像视觉效果
- 对褪色的平面文物（建筑彩绘、壁画等）进行修复



色彩增强

□ 图像的伪彩色

- 图像的颜色空间
- 伪彩色方法

□ 颜色迁移

- 颜色迁移的应用
- 颜色迁移算法

经典算法：Reinhard算法[1]

- 将目标图像和参考图像变换到lab颜色空间
- 分别计算图像在l,a,b通道的均值和方差
- 将目标图像的各像素点在各通道的取值减去均值，弱化其整体的彩色信息，将剩余部分按照标准差比值缩放
- 加入参考图像的均值得到合成图像

$$I_k = \frac{\delta_t^k}{\delta_s^k} \cdot (S^k - \text{mean}(S^k)) + \text{mean}(T^k), \quad k = (l, a, b)$$

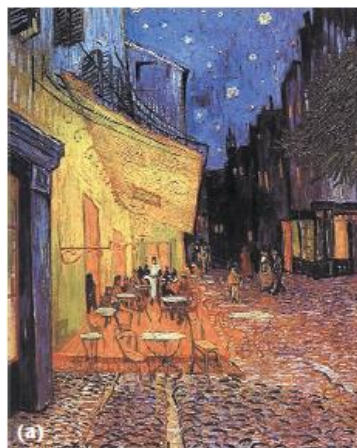
- 转换回RGB空间



为什么选择lab空间

- l: 亮度分量
- a: 黄-蓝色度分量
- b: 红-绿色度分量
- 颜色迁移是改变图像颜色基调的过程，通常希望在改变图像的一个颜色属性时，不改变其他的属性
- RGB空间三通道有很强的相关性，而lab空间各通道有最小的相关性

迁移效果



左：
一天中的不同时刻

上：
使用艺术图象做参考

右下：
使用老照片做参考

经典算法：Welsh算法¹

□ 应用于灰度图像颜色迁移

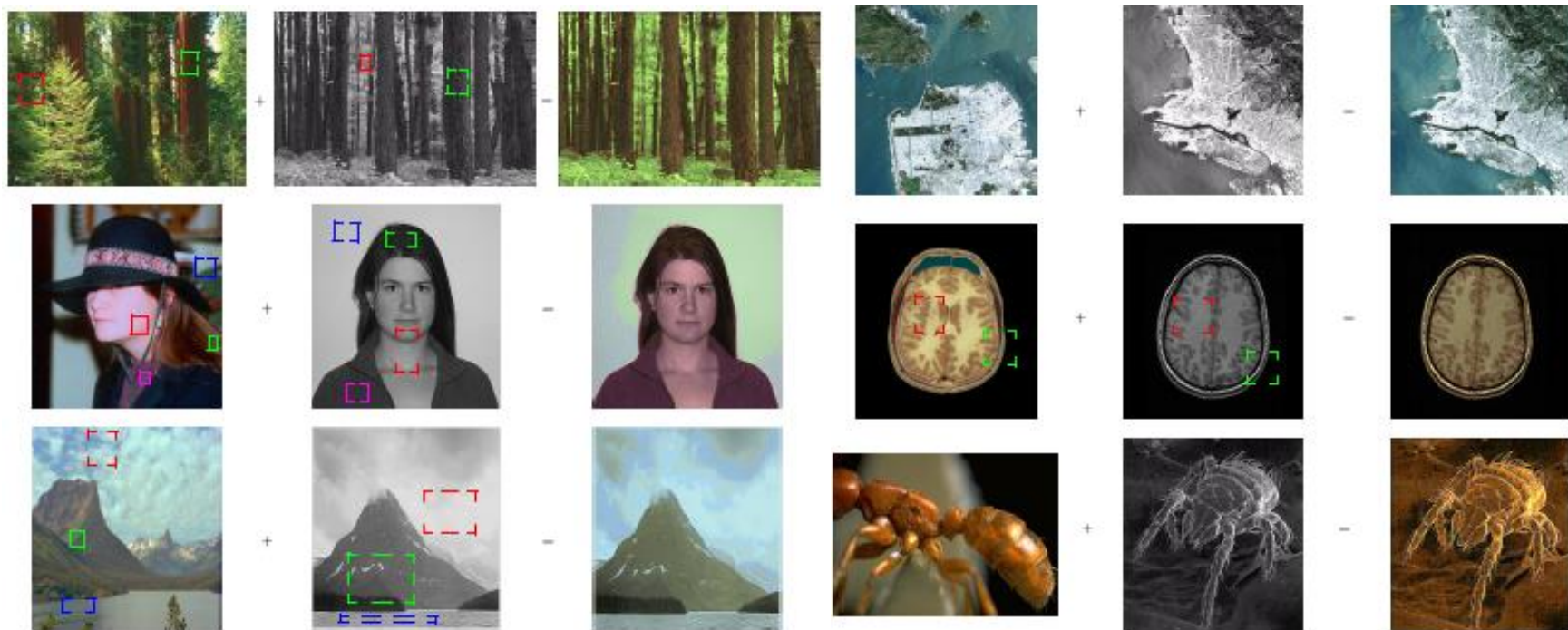
- 将参考图像和目标灰度图像转换到lab颜色空间
- 根据灰度图像的亮度和标准差，对**参考图像**进行亮度重映射

$$l_{ref}^* = \frac{\sigma_{l_{dst}}}{\sigma_{l_{ref}}} (l_{ref} - \bar{l}_{ref}) + \bar{l}_{dst}$$

- 从参考图像随机选取一批样本点，将像素点的亮度和邻域内标准差线性组合值作为比较值: $v = \frac{l}{2} + \frac{\sigma}{2}$
- 对目标灰度图像每个像素计算比较值，在参考图像中寻找最接近的样本点，获得样本点的a、b分量
- 变换回RGB空间

1. Tomihisa Welsh, Michael Ashikhmin, and Klaus Mueller. "Transferring color to greyscale images." ACM Transactions on Graphics (TOG). Vol. 21. No. 3. ACM, 2002.

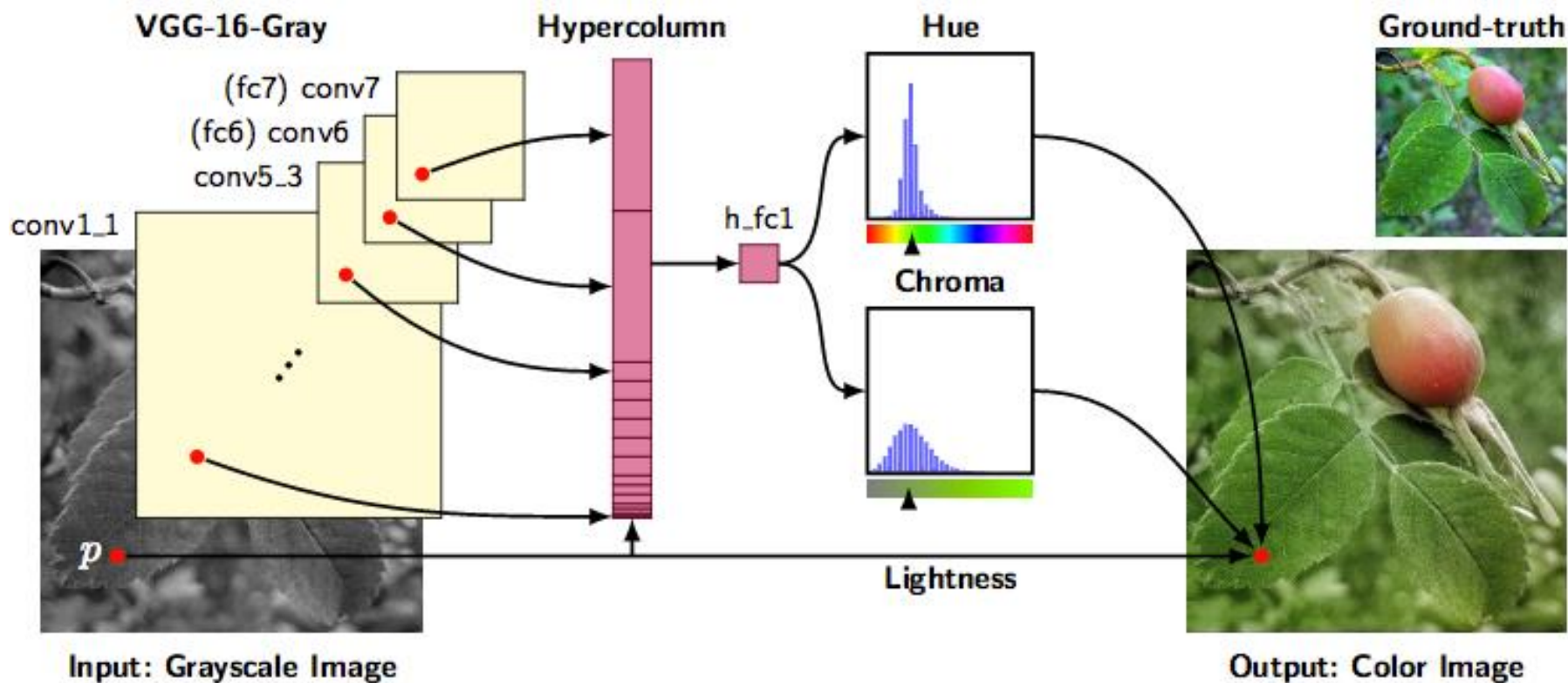
迁移效果



基于深度学习的自动图像配色

□ 自动图像配色

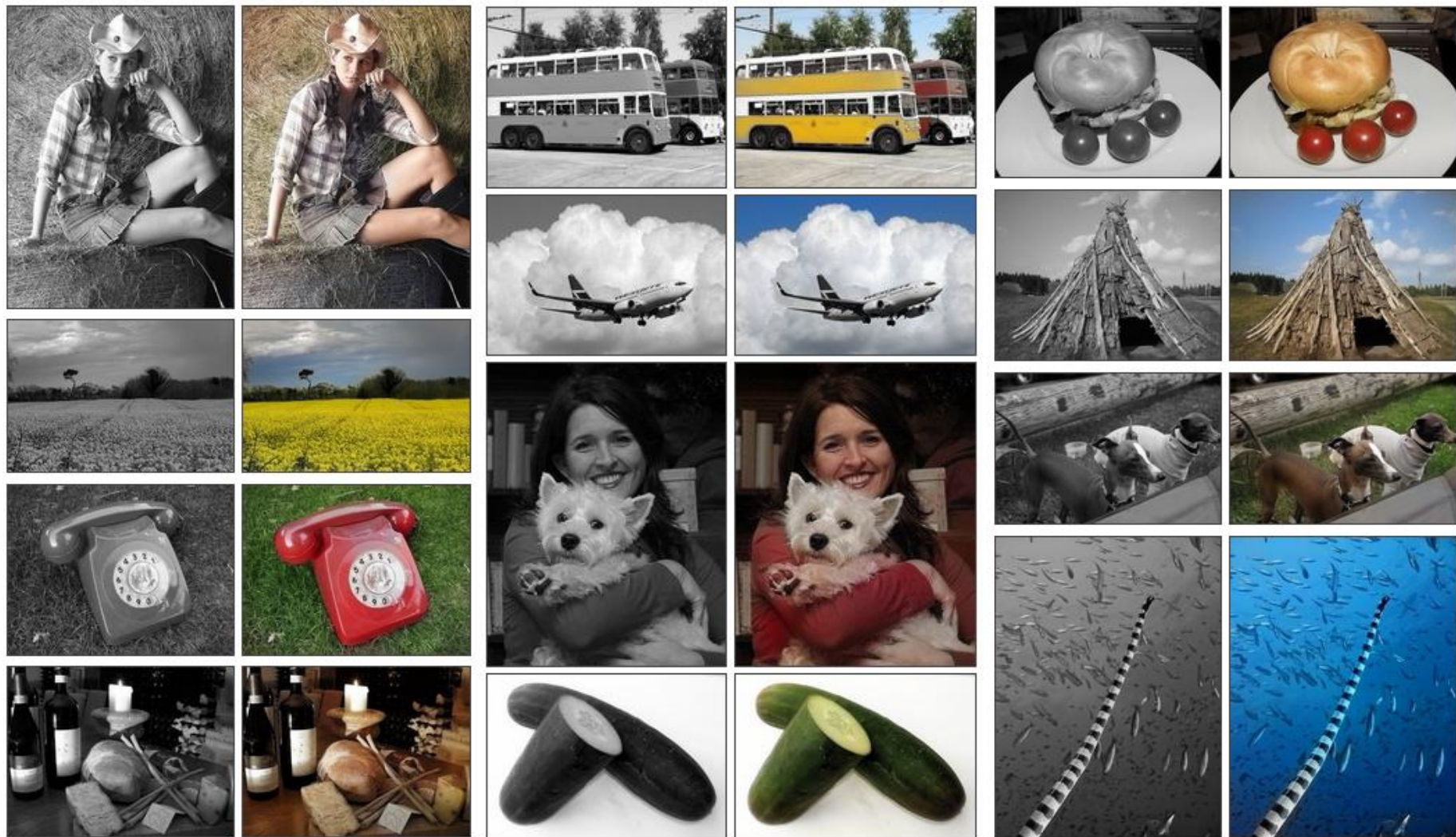
- 利用像素的多尺度上下文信息，学习得到其色度和饱和度



[3] Zhang, Richard, Phillip Isola, and Alexei A. Efros. **Colorful Image Colorization**. ECCV 2016.

<http://people.cs.uchicago.edu/~larsson/colorization/>

实验结果



经典算法：Hertzmann算法[4]

□ 图像类比算法

- 已知源图像对 A, A' ，和一张未处理的目标图像 B ，按照以下规则合成处理后的目标图像 B' ：
 - ✓ $A:A' :: B:B'$
- 即学习源图像对 A, A' 之间的关系，并将其作用于 B ，使得视觉效果上， B 与 B' 之间的关系接近于 A 和 A' 之间的关系。

效果：将图像风格、特征传递到新图像中

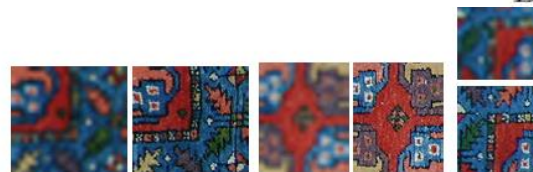
迁移效果



Unfiltered source (A)



Filtered source (A')



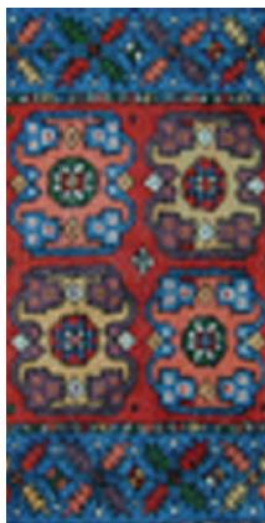
Training pairs (A, A')



Unfiltered target (B)



Filtered target (B')



Unfiltered target (B)



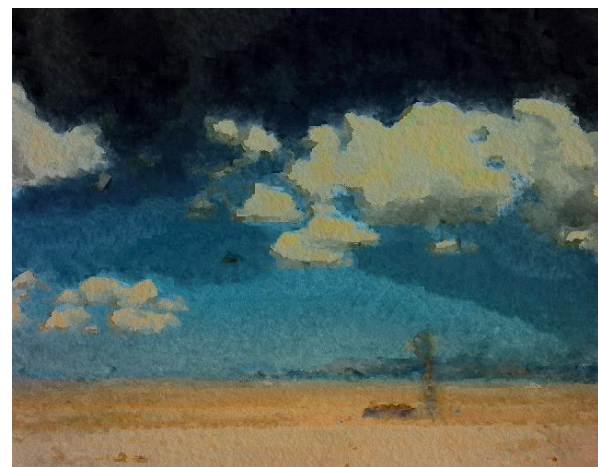
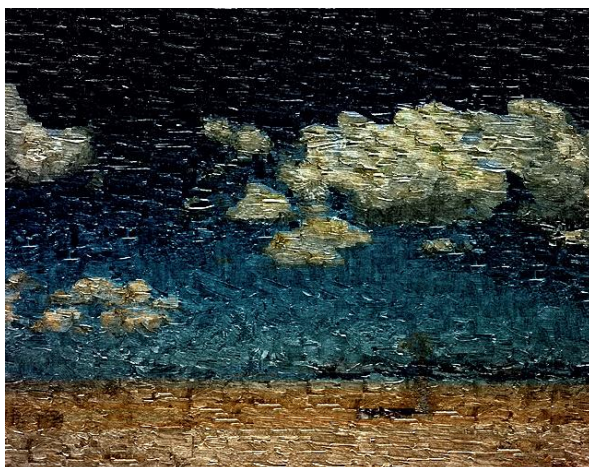
Filtered target (B')

上：
油画效果

左：
模糊效果

右：
Super
resolution

迁移效果

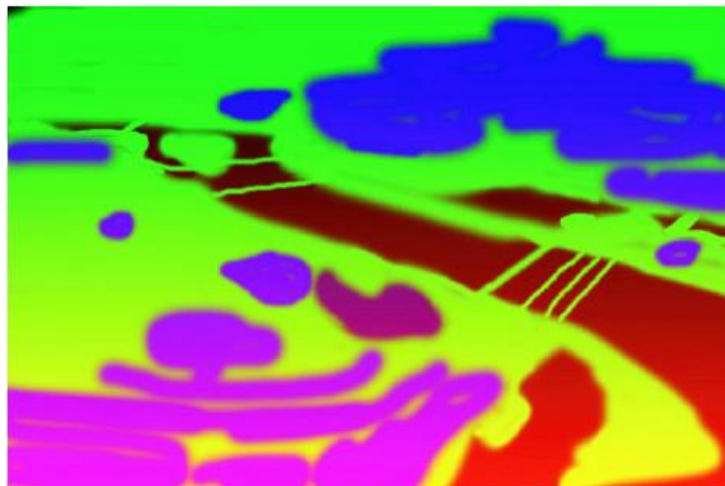


(a) 目标图像

(a) 梵高风格

(c) 水彩风格

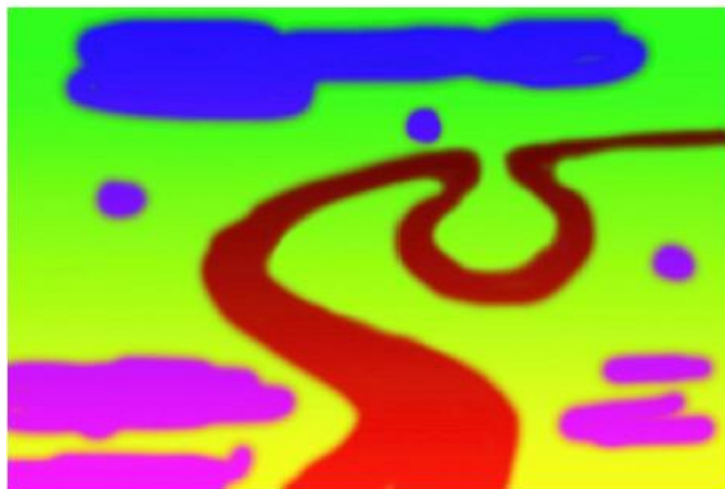
迁移效果（纹理拼贴）



Unfiltered source (A)



Filtered source (A')



Unfiltered (B)



Filtered (B')



图像增强

- ☐ 什么是图像增强？
- ☐ 灰度变换与空域滤波
- ☐ 图像频域滤波
- ☐ 色彩增强
- ☐ 图像增强的应用



图像增强的应用

□ 图像去雾

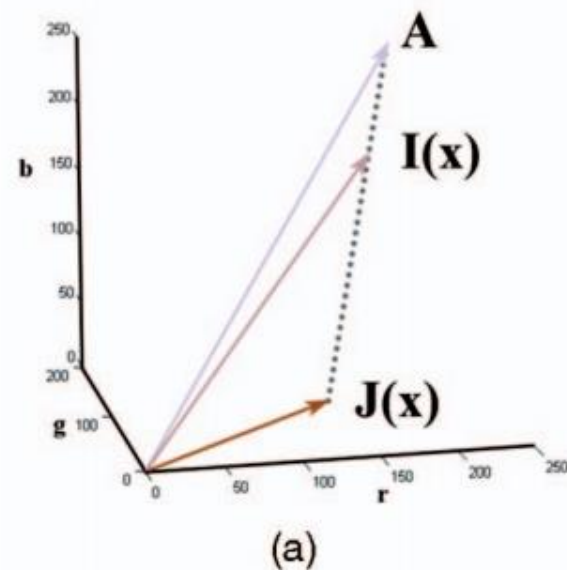
□ 图像去雨

图像去雾

□ 有雾图像的描述模型

■ $I(x) = J(x)t(x) + A \cdot (1 - t(x)) \quad (1)$

- ✓ $I(x)$: 有雾图像
- ✓ $J(x)$: 待恢复图像
- ✓ $t(x)$: 透射率
- ✓ A : 全局自然光 (大气光)



- 其中 $t(x) = e^{-\beta d(x)}$ 代表光线通过媒介透射照到相机的过程中没有被散射的比例, β : 大气的散射系数 d : 景深

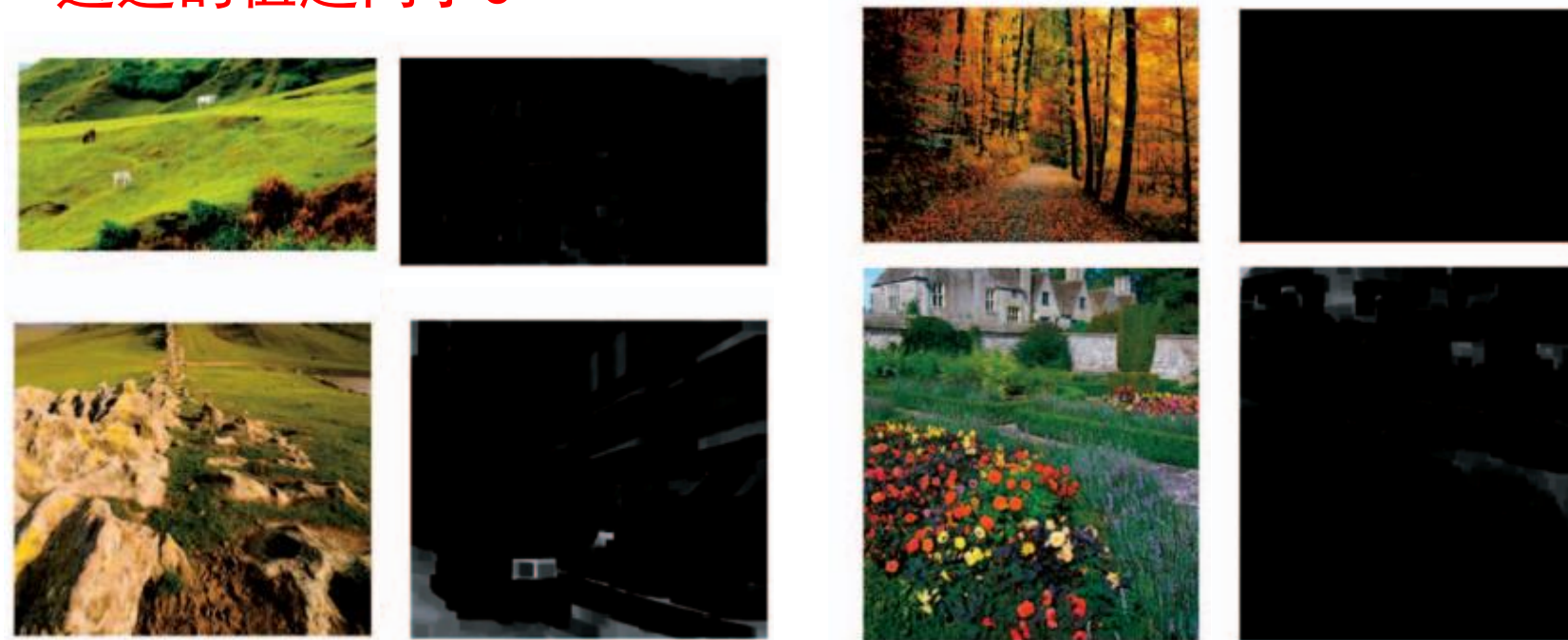
□ 图像去雾的目标: 从 I 中复原 J

暗通道先验

□ 暗通道的定义

$$J^{dark}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (\min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(y))$$

- 根据观察，对于户外无雾图像，除了天空区域以外，暗通道的值趋向于0



基于暗通道先验的图像去雾

□ 估计大气光

- 通常方法：将图像最亮的像素当做大气光
- 缺点：受到图像中白色建筑物车辆等影响

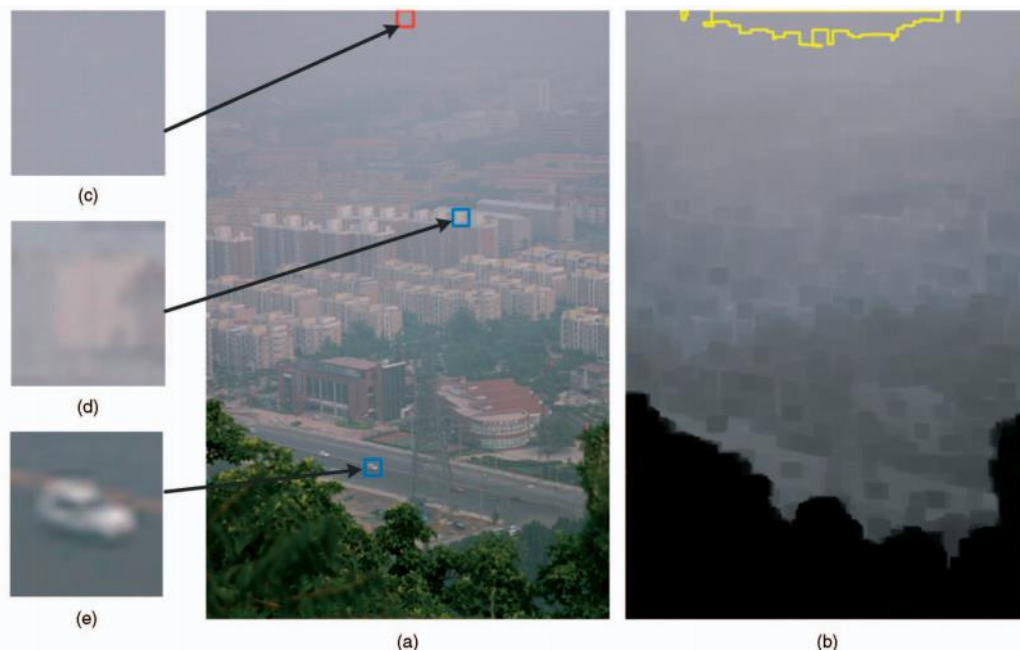


Fig. 7. Estimating the atmospheric light. (a) Input image. (b) Dark channel and the most haze-opaque region. (c) The patch from where our method automatically obtains the atmospheric light. (d), (e) Two patches that contain pixels brighter than the atmospheric light.

- 首先选取**暗通道**中最亮的0.1%像素，在这些像素中再选择最亮的像素点作为大气光

基于暗通道先验的图像去雾

给定 A 的情况下，根据方程(1)可得：

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} \frac{I^c(y)}{A^c} \right) = t(x) \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} \frac{J^c(y)}{A^c} \right) + 1 - t(x)$$

根据暗通道先验可得

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} \frac{J^c(y)}{A^c} \right) = 0$$

由此，我们可以估计出透射率：

$$t(x) = 1 - \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} \frac{I^c(y)}{A^c} \right)$$

同时，由于空气中总是有杂质的存在，可以在方程中引进一个常数 ω 保留一部分雾

$$t(x) = 1 - \omega \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} \frac{I^c(y)}{A^c} \right)$$

由于透射率图在一个近邻范围内并不一定一致，我们需要对透射图进行优化。论文中使用了soft matting方法，相对耗时，一个相对简便的算法是利用导向滤波，对透射图进行滤波。

- He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE 2011 TPAMI

基于暗通道先验的图像去雾

□ 由式（1），我们可以得到恢复后的图像：

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_0)} + A$$

其中由于当 $t(x)$ 接近0的时候， $J(x)t(x)$ 也会趋近于0，恢复图像会包含更多的噪声，因此我们把透射率 $t(x)$ 设置一个下限 t_0



Fig. 11. Recovering images using different patch sizes (after soft matting). (a) Input hazy images. (b) Using 3×3 patches. (c) Using 15×15 patches. (d) Using 30×30 patches.

- He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE 2011 TPAMI

基于暗通道先验的图像去雾

□ 算法流程总结:

■ 计算暗通道先验

✓
$$J^{dark}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(y) \right)$$

■ 利用先验，计算透射率和大气光

✓
$$t(x) = 1 - \omega \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} \frac{I^c(y)}{A^c} \right)$$

✓ 选取暗通道中最亮的0.1%像素，在这些像素中再选择最亮的像素点作为大气光 A

■ 使用导向滤波对透射率图进行滤波

■ 根据公式，计算去雾图像

✓
$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_0)} + A$$



图像增强的应用

□ 图像去雾

□ 图像去雨

图像去雨纹

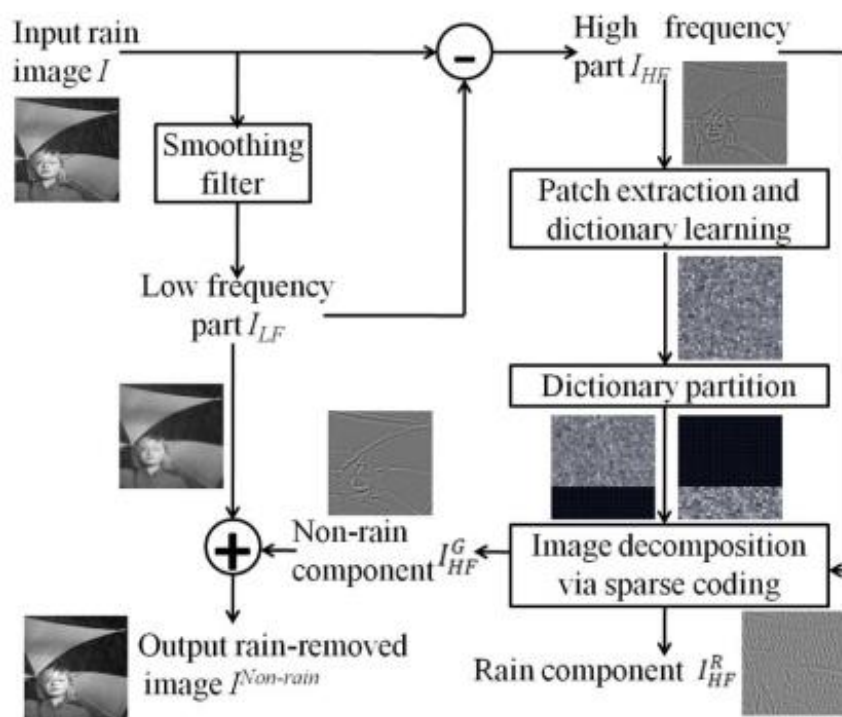
- 将雨纹视为噪声，从图像中滤除
- 应用场景：自动驾驶



- Kang L W, Lin C W, Fu Y H. Automatic single-image-based rain streaks removal via image decomposition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011

图像去雨纹

□ 假设雨纹应该属于图像的高频分量



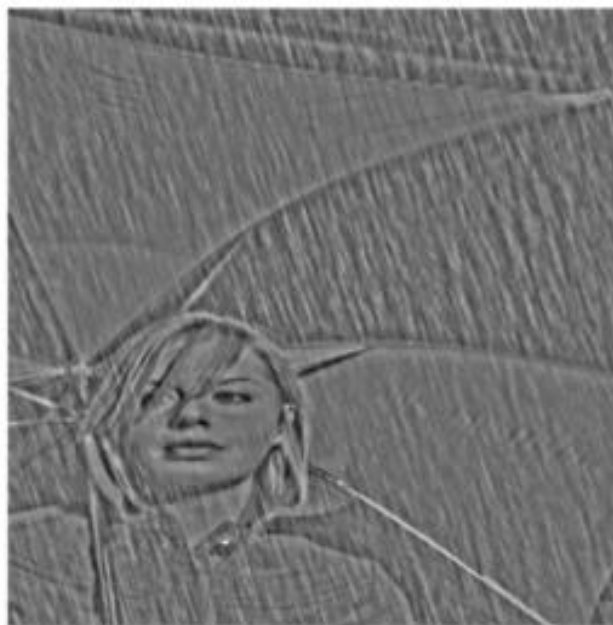
1. 分离低频与高频分量
2. 收集高频分量，学习字典
3. 将字典利用HOG特征进行聚类，区分雨纹特征与其他非雨特征
4. 对于目标图像的高频分量，分离雨纹特征，保留其他非雨纹特征
5. 将保留的特征与低频特征重新结合，生成最后的结果

图像去雨纹

- 首先利用双边滤波，将图像的高频信息过滤出来。
- 对于一个有雨图像，低频分量代表了图像的内容，而高频分量则包含了图像的几何信息和雨纹信息。



图像的低频分量



图像的高频分量

图像去雨纹

□ 首先利用得到的高频分量学习一个字典

- 将高频分量分为若干互相重叠的小块
- 利用字典学习的有关方法，从分量块中学习字典

$$\min_{D_{\text{HF}} \in R^{n \times m}, \theta^k \in R^m} \frac{1}{P} \sum_{k=1}^P \left(\frac{1}{2} \|y^k - D_{\text{HF}} \theta^k\|_2^2 + \lambda \|\theta^k\|_1 \right)$$

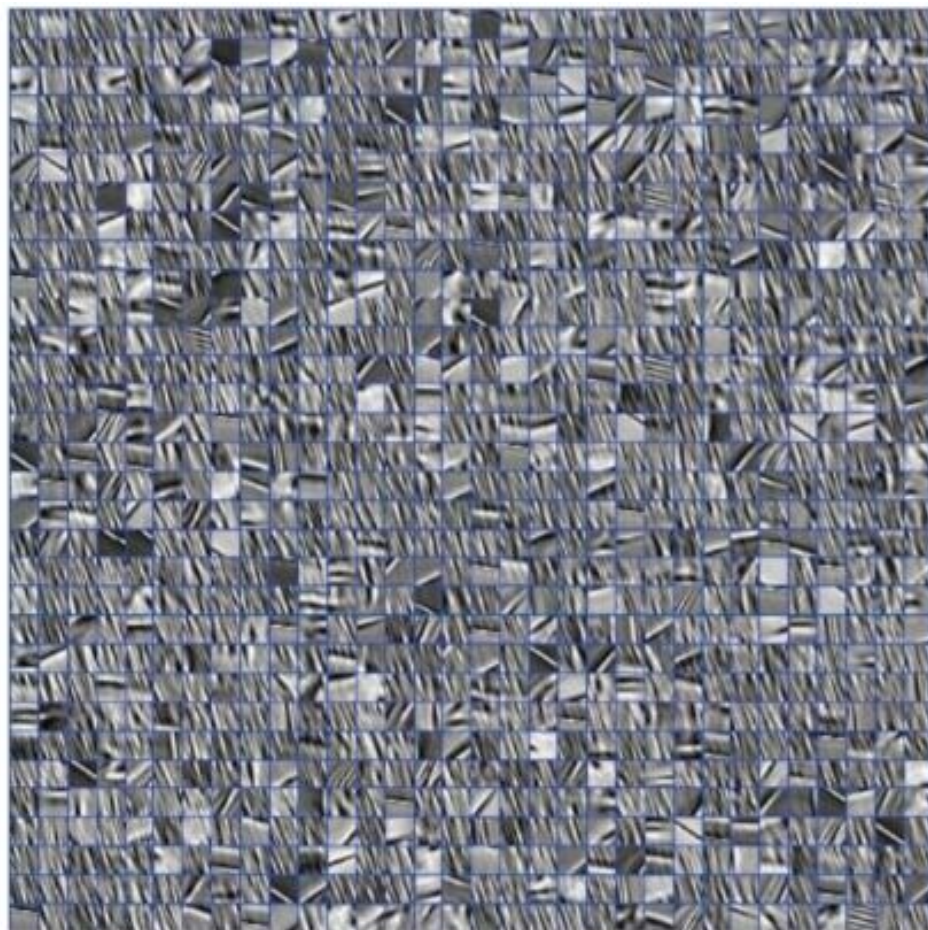
- ✓ y^k 为高频分量图像块， D_{HF} 为要学习的字典， θ^k 为图像块对字典的稀疏参数

□ 得到的词条应该包含两类：几何信息 / 雨纹信息

- 提取每个学习到的词条的HOG特征
- 利用K-means算法，将所有词条分为两类
- 分别计算两类词条中HOG特征的方差，由于雨纹信息相对单调，HOG特征的方差会更小，由此区分两类词条。

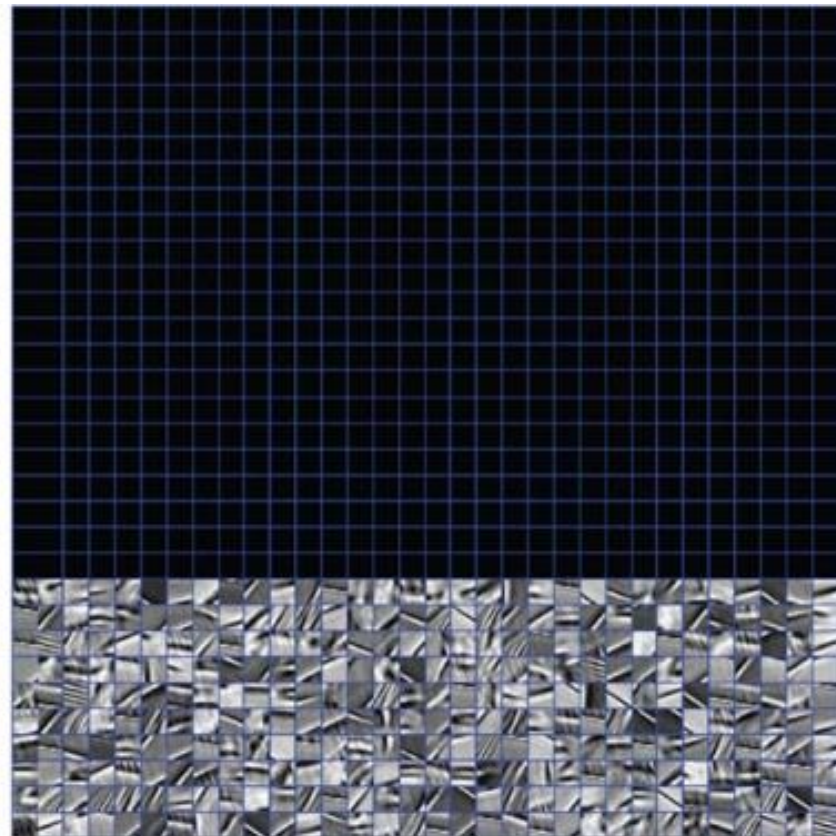
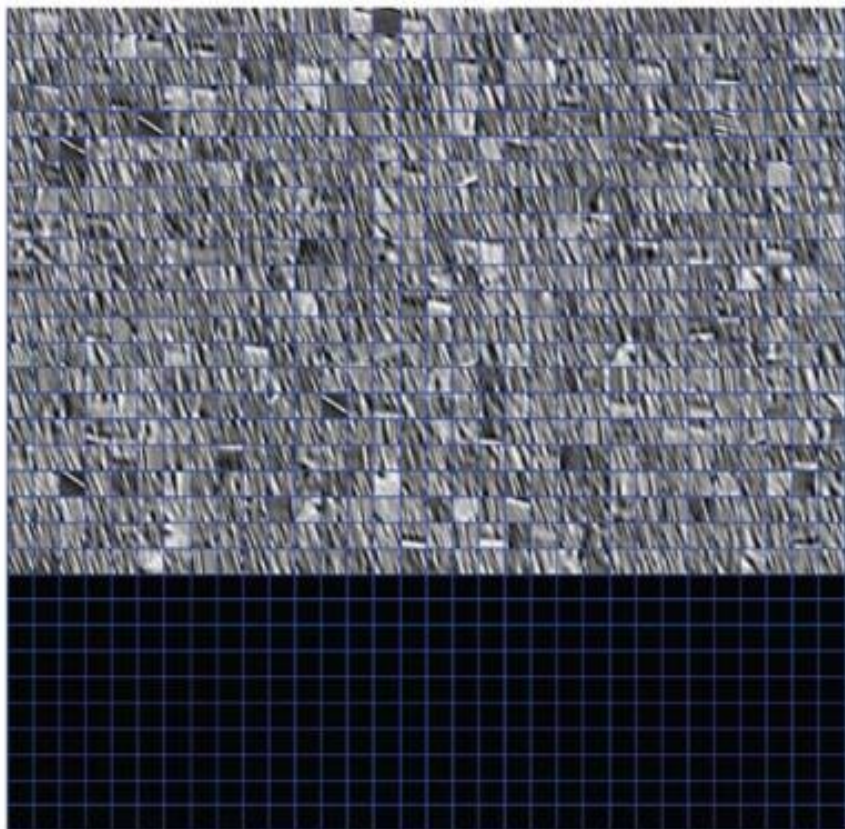
图像去雨纹

- 对高频分量图像块学习得到的字典
 - 图像块大小: 16×16



图像去雨纹

- 对字典聚类分为两类
 - 左：雨纹相关的字典
 - 右：结构或非雨纹字典



□ 利用学习到的字典，对图像高频信息进行分解

- 给定字典的情况下，找到对应两部分字典的系数（OMP算法）

$$(\theta_{HF}^k)^* = \arg \min_{\theta_{HF}^k \in R^m} \left(\frac{1}{2} \|b_{HF}^k - D_{HF} \theta_{HF}^k\|_2^2 + \lambda \|\theta_{HF}^k\|_1 \right)$$

- 其中 b_{HF}^k 为当前图图像的高频分量块， D_{HF} 为之前学到的字典，包括几何字典和雨纹字典， θ_{HF}^k 为我们需求的系数。
- 通过得到的系数，我们将图像高频信息分解为几何分量和雨纹分量

□ 将图像的低频信息与高频信息中的几何分量相加，就得到了去除雨纹的图像

图像去雨纹

□ 实验结果



雨纹图像



去雨纹结果