

机器视觉与图像处理

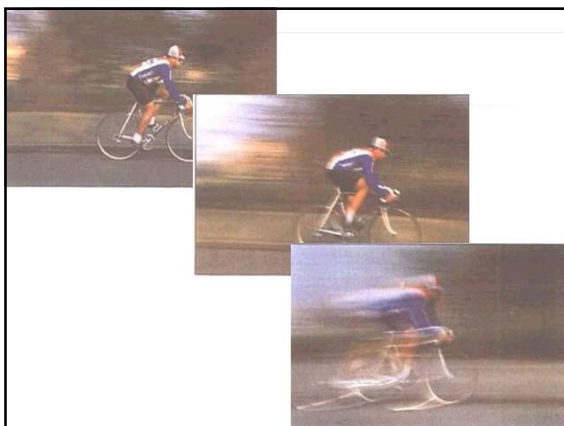
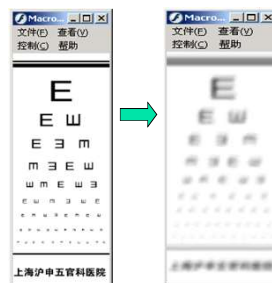
第6讲 图像退化与复原

《数字图像处理与机器视觉》第8章

汪凯巍
2019-04-2

部分资料取自互联网，版权归原作者

图像的退化



6.1 图像退化原因与复原技术分类

- 图像质量的退化 (degradation)
 - 大气：大气湍流、散射等造成的照片畸变——遥感、卫星
 - 量化：A/D过程会损失部分细节，造成图像质量下降
 - 散焦：镜头聚焦不准产生的散焦模糊
 - 运动模糊：相机与景物之间的相对运动产生的运动模糊
 - 像差：成像系统的像差、孔径有限导致的衍射、非线性畸变
 - 震颤：携带遥感仪器的飞机或卫星运动的不稳定，以及地球自转等因素引起的照片几何失真

图像复原

- 图像复原
 - 又叫图像恢复，是指在研究图像退化原因的基础上，以退化图像为依据，根据一定的先验知识，建立一个退化模型，然后用相反的运算（逆运算），恢复原始的景物图像。
 - 图像复原对已知的退化图像进行分析，估计出最接近原图像的结果，是一个信号的求逆过程

图像复原的准则

- 图像复原要明确规定质量准则
 - 衡量接近原始景物图像的程度
- 图像复原的关键-----复原模型
 - 复原模型必须根据导致图像退化的数学模型来对退化图像进行处理
 - 具体可通过在空间域卷积或在频域相乘实现

图像复原与图像增强的关系？

联系

- 都可以改善输入图像的视觉质量

区别

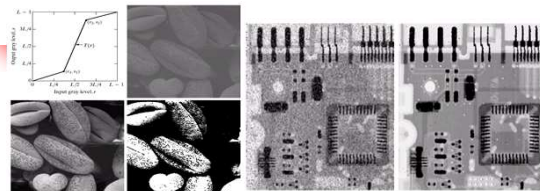
图像增强（主观）

- 为了视觉系统的生理接受特点而设计的一种改善方法
- 目的：得到较好的视觉效果

图像复原（客观）

- 图像自身在某种情况下会退化，致使图像品质下降
- 目的：将退化过程用模型描述，并采用相反过程处理，以恢复原始图像

恢复原始图像不就是要得到较好的视觉效果吗，两者仍然等同？



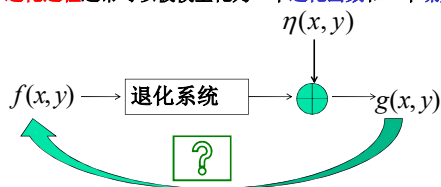
图像增强

图像复原

对一幅已经退化的图像，通常的做法是先做图像复原，再进行图像的增强处理

退化模型

- 退化过程通常可以被模型化为一个退化函数和一个噪声



图像复原的过程

- 图像复原的目的是利用逆求解方法恢复退化/失真的图像
- 根据 $g(x,y)$ ，获得关于 $f(x,y)$ 的最佳估计 $\hat{f}(x,y)$
- 图像复原需要利用已知或可以估计出的退化模型：先验知识 (priori knowledge)

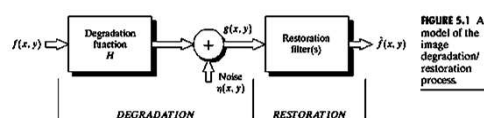


FIGURE 5.1 A model of the image degradation/restoration process.

图像恢复

- 图像恢复：根据 $g(x,y)$ ，获得关于原图像的近似估计 $\hat{f}(x,y)$
- 恢复的方法：如果我们所知道的退化函数 H 和噪声 n 的信息愈多，我们就能尽可能准确地估计原始输入图像
- 如果退化函数 H 是线性移不变系统
 - 空域中的退化图像

$$g(x,y) = h(x,y) * f(x,y) + n(x,y)$$
 - 频域中的表示

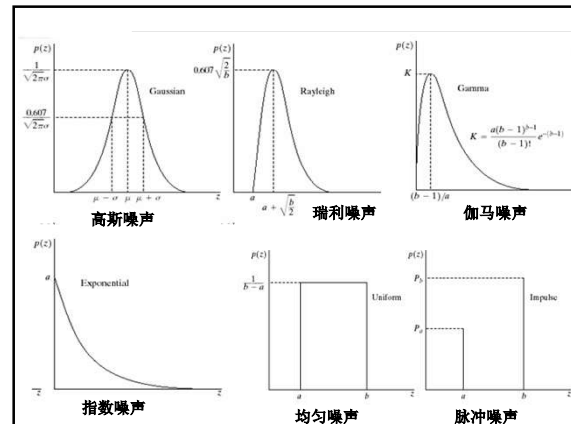
$$G(u,v) = H(u,v)F(u,v) + N(u,v)$$

图像复原的分类

- 图像复原的分类
 - 按照退化模型
 - 无约束：仅将图像看做一个数字矩阵，从数学角度处理
 - 有约束：还考虑图像的物理约束
 - 按照是否需要用户干预
 - 自动式
 - 交互式（用户选择退化模型和模型的相关参数）
 - 按照处理所在的域
 - 空间域恢复
 - 频率域恢复

噪声模型

- 噪声：主要源自图像的获取的传输过程
- 噪声的描述：Probability density functions(PDF)
- 噪声模型：通常由噪声的物理来源特性决定
 - 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。
 - 瑞利分布：特征化噪声。
 - 指数分布、伽马分布：激光成像。
 - 脉冲噪声（椒盐噪声）：错误的开关操作。
 - 均匀分布：常作为模拟随机数产生器的基础，实践中较少

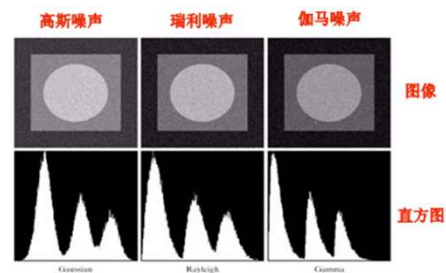


MATLAB相关程序

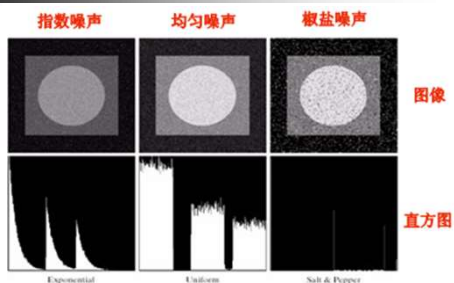
```

A=zeros(120,120);      figure;subplot(241);imshow(A,[]);
for i=21:100            subplot(245);hist(double(A),10);
    for j=21:100        B=imnoise(A,'gaussian',0,0.05);
        A(i,j)=127;    subplot(242);imshow(B,[]);
    end                subplot(246);hist(double(B),10);
end                    C=imnoise(A,'speckle',0.05);
for i=41:80            subplot(243);imshow(C,[]);
    for j=41:80        subplot(247);hist(double(C),10);
        A(i,j)=255;    subplot(244);imshow(D,[]);
    end                subplot(248);hist(double(D),10);
end                    D=imnoise(A,'salt & pepper',0.05);
A=uint8(A);
    
```

样本噪声图像和它们的直方图



样本噪声图像和它们的直方图



图像灰度直方图给出噪声判断的线索

滤波复原

滤波复原

- 空域滤波复原
 - 均值滤波器
 - 序列统计滤波器
 - 自适应中值滤波器
- 频域滤波复原
 - 带阻滤波器
 - 带通滤波器
 - 陷波滤波器

均值滤波器

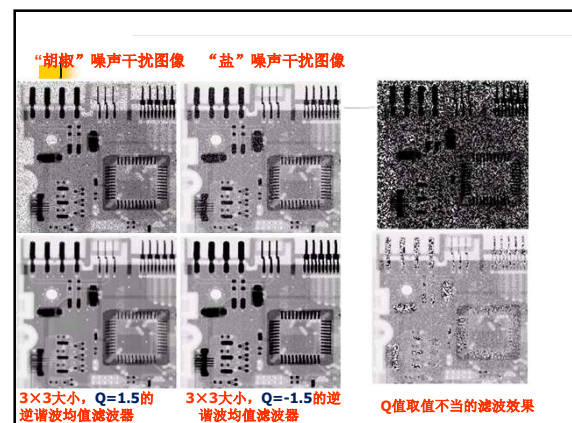
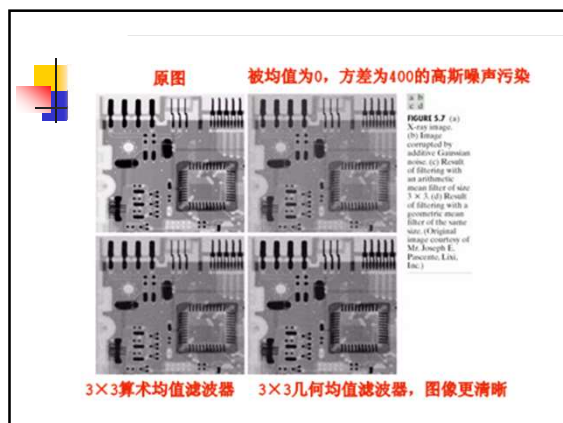
- 算术均值

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

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

$$\hat{f}(x, y) = \frac{mn}{\sum_{(s,t) \in S_{x,y}} \frac{1}{g(s, t)}}$$
- 逆谐波均值

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



均值滤波器作用

- 均值滤波器总结
 - 算术均值滤波器和几何均值滤波器适合于处理高斯或均匀等噪声
 - 逆谐波均值滤波器适合于处理脉冲噪声
 - 缺点：必须事先知道噪声是暗噪声还是亮噪声，以便于选择合适的Q符号

顺序统计滤波器

- 中值滤波器

$$\hat{f}(x, y) = \text{median}_{(s,t) \in S_{x,y}} \{g(s, t)\}$$
- 在相同尺寸下，比起均值滤波器引起的模糊少
- 对于脉冲（盐和胡椒）噪声有效
- 第二次中值滤波器处理 第三次中值滤波器处理，全部噪声消除

胡椒 噪声干扰图像 盐 噪声干扰图像

- **最大值滤波器**
 - 发现图像中亮点
 - 用于消除 “胡椒”
- **最小值滤波器**
 - 发现图像中暗点
 - 用于消除 “盐”

最大值滤波器处理 最小值滤波器处理

中点滤波器

- 中点滤波器
$$\hat{f}(x, y) = \frac{1}{2} \left[\max_{(s,t) \in S_{xy}} \{g(s, t)\} + \min_{(s,t) \in S_{xy}} \{g(s, t)\} \right]$$
- 结合了顺序统计和求平均的特点
- 对高斯和均匀分布的噪声效果最好

修正后阿尔法均值滤波器

- 修正后阿尔法均值滤波器 (Alpha-trimmed mean filter)

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

- 假设在 S_{xy} 领域中去掉 $g(s,t)$ 中 $d/2$ 个最高灰度值和 $d/2$ 个最低灰度值
- 用 $g_r(s,t)$ 表示剩余的 $mn-d$ 个像素。
- $0 < d < mn-1$
 - $d=0$ 算术均值滤波器
 - $d=(mn-1)/2$ 中值滤波器

处理包括多种噪声混合情况，例如高斯噪声与椒盐噪声混合

修正后阿尔法均值滤波器的作用演示

图像复原的频率域滤波器

- 图像复原的频率域滤波器
 - 带阻滤波器
 - 带通滤波器
 - 陷波滤波器
 -

带阻滤波器

- 带阻滤波器：阻止一定频率范围内的信号通过而允许其它频率范围内的信号通过
- 目的在于消除或衰减傅里叶变换原点处的频段
 - 理想带阻滤波器
 - 巴特沃斯带阻滤波器
 - 高斯带阻滤波器

理想带阻滤波器

理想带阻滤波器

$$H(u,v) = \begin{cases} 1 & \text{if } D(u,v) < D_0 - \frac{W}{2} \\ 0 & \text{if } D_0 - \frac{W}{2} \leq D(u,v) \leq D_0 + \frac{W}{2} \\ 1 & \text{if } D(u,v) > D_0 + \frac{W}{2} \end{cases}$$

$$\text{其中, } D(u,v) = \left[\left(u - \frac{M}{2} \right)^2 + \left(v - \frac{N}{2} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

W 为所需的频带宽度, D_0 是频带中心的半径

理想带阻滤波器

n阶巴特沃斯带阻滤波器

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

高斯带阻滤波器

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

带阻滤波器透视图



FIGURE 5.15 From left to right, perspective plots of ideal, Butterworth (of order 1), and Gaussian bandreject filters.

理想

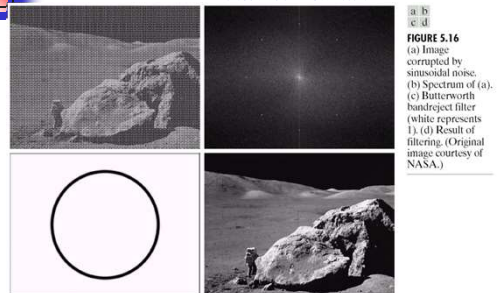
巴特沃斯 (1阶)

高斯

带阻滤波器效果

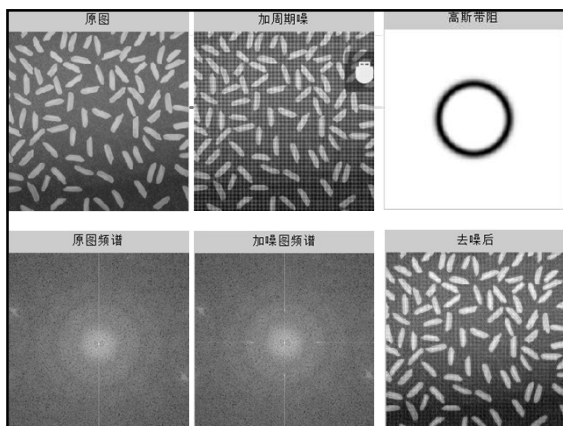
被正弦噪声污染的图像

该图像的傅里叶频谱图



1阶巴特沃斯带阻滤波器

带阻滤波后的图像



带通滤波器

带通滤波器

- 允许一定频率范围内的信号通过, 而阻止其他频率范围的信号通过
- 与带阻相反
- $H_{\text{带通}}(u,v) = 1 - H_{\text{带阻}}(u,v)$
- 带通滤波器不用于直接处理图像, 而是用于提取图像中的周期噪声模式

逆滤波复原

逆滤波复原

- 退化模型: $g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + n(x, y)$
 - 退化的图像为原图像与退化函数的卷积再叠加噪声
- 转换至频域: $G(u, v) = H(u, v)F(u, v) + N(u, v)$

$$\Downarrow$$

$$F(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)} - \frac{N(u, v)}{H(u, v)}$$

- 原图像的近似估计: $\hat{F}(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)}$
- 逆滤波: 退化的逆过程**

常见退化函数及其辨识方法

几种常见的退化模型

1. 线性运动退化函数

线性运动退化是由于目标与成像系统间的相对匀速直线运动形成的退化。水平方向的线性运动可以用以下退化函数来表示

$$h(m, n) = \begin{cases} \frac{1}{d} & ; \quad 0 \leq m \leq d \text{ 且 } n = 0 \\ 0 & ; \quad \text{else} \end{cases}$$

其中d表示退化函数的长度。对于线性移动为其它方向的情况, 也可以用类似的方法进行定义。

常见退化函数及其辨识方法

2. 散焦退化函数

几何光学分析表明, 光学系统散焦造成的图像退化对应的点扩散函数应该是一个均匀分布的圆形光斑。该退化函数可以表示为

$$H(u, v) = \begin{cases} 1/(\pi R^2) & ; \quad u^2 + v^2 \leq R^2 \\ 0 & ; \quad \text{else} \end{cases}$$

其中R是散焦斑的半径。在信噪比较高的情况下, 在频域图上可以观察到圆形的轨迹。

常见退化函数及其辨识方法

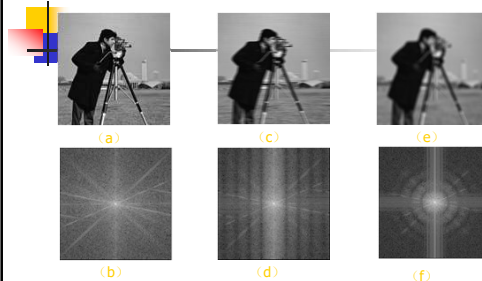
高斯退化函数

- 高斯退化函数是许多光学测量系统和成像系统最常见的退化函数。
- 其综合结果往往使最终的点扩散函数趋于高斯型。其表达式为

$$h(m, n) = \begin{cases} K \exp[-\alpha(m^2 + n^2)] & ; \quad (m, n) \in C \\ 0 & ; \quad \text{else} \end{cases}$$

其中K是归一化常数, K是一个正常数, C是圆形区域。
可以看出: 二维的高斯函数能够分解成两个一维的高斯函数的乘积, 这一性质在图像恢复中很有意义。

常见退化模型及其辨识方法



(a)、(c)和(e)分别为原图像、线性运动模糊图像和散焦模糊图像;
(b)、(d)和(f)分别为相应的频率幅度图。

逆滤波复原演示



(a) 含噪声的模糊图像; (b) 用逆滤波直接恢复的结果
效果为何不太好?

逆滤波的特点

- 优点:
 - 形式简单, 适于极高信噪比条件下的图像复原问题, 且降质系统的传递函数 H 不存在病态性质
- 缺点
 - 计算量较大, 对 $\hat{F}(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)}$, 若 $H(u, v)$ 在 uv 平面上取零或很小, 复原后的图像将无意义, 需要人为校正
 - 噪声的去除可能会产生更严重的问题
- 当退化图像的噪声较小、退化模型较为简单, 且没有零点时, 可以采用逆滤波进行恢复

维纳滤波

维纳滤波

- 最小均方差滤波器
 - 假设退化图像 f 和噪声 n 均为二维随机序列, 且不相关。
 - 目的: 最小化 (图像有约束最小二乘恢复)

$$E \left\{ \left| f - \hat{f} \right|^2 \right\}$$

维纳滤波

S_f 和 S_n 分别为图像和噪声的功率谱, 则

$$\begin{aligned} \hat{F}(u, v) &= \left[\frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \gamma[S_n(u, v)/S_f(u, v)]} \right] G(u, v) \\ &= \left[\frac{1}{H(u, v)} \cdot \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + \gamma[S_n(u, v)/S_f(u, v)]} \right] G(u, v) \end{aligned}$$

$H(u, v)$: 退化模型。 $G(u, v)$: 退化图像。

维纳滤波

$$\begin{aligned} \hat{F}(u, v) &= \left[\frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \gamma[S_n(u, v)/S_f(u, v)]} \right] G(u, v) \\ &= \left[\frac{1}{H(u, v)} \cdot \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + \gamma[S_n(u, v)/S_f(u, v)]} \right] G(u, v) \end{aligned}$$

- 如果 $\gamma=0$, 系统变成单纯的逆滤波器, 系统的传递函数即为 H^{-1}
 - 尽管 $\gamma \neq 0$ 但无噪声影响, $S_n(u, v)=0$, 复原系统亦为理想的逆滤波器, 可以看成是维纳滤波器的一种特殊情况
- 若 γ 为可调整的其他参数, 此时为参数化维纳滤波器

维纳滤波与逆滤波的比较

(a) 被高斯噪声污染的图像；
 (b) 逆滤波恢复图像；
 (c) 维纳滤波恢复的图像；
 (d) ~ (f) 为相应的噪声方差比 (a) 小1个数量级的降质图像得到的结果；
 (g) ~ (i) 为相应的噪声方差小5个数量级的图像得到的结果。

在有噪声的情况下维纳滤波恢复图像效果明显优于逆滤波！

最新的图像复原方法

- 传统的复原方法
 - 基于平稳图像、线性空间不变的退化系统、图像和噪声统计特性的先验知识已知等条件下进行。
- 最新的图像复原方法
 - 适合于非平稳图像（如卡尔曼滤波），采用非线性方法（如神经网络），在信号与噪声的先验知识未知（如盲图像复原）等前提下开展工作。

思考题：

1. 设想手持相机（手机上的）如何设计抖动补偿算法拍摄曝光较长的图像。
2. 有些大视角鱼镜头存在较大的视场畸变，有没有办法校正？

第二次作业：

给定图像:如何消除图像中的周期性干扰

陶瓷基片上有周期性分割线

提交截止日期，4月15日晚