

红外图像处理技术 之图像增强

航空航天学院
陆哲明/郑阳明

内容

- 10.1 图像增强的背景、目的和算法分类
- 10.2 对比度增强技术
- 10.3 图像平滑技术
- 10.4 图像锐化技术

10.1 图像增强的背景、目的和算法分类

• 10.1.1 图像退化

✓ 从实际景物转换成图像信息，图像生成、图像传输和图像变换过程中，输出图像的质量多少会有所降低。

• 10.1.2 图像增强的主要目的是：

- ✓ 改善视觉效果（**增加对比度**，**平滑噪声**）
- ✓ 突出图像特征（**锐化**）便于计算机处理。

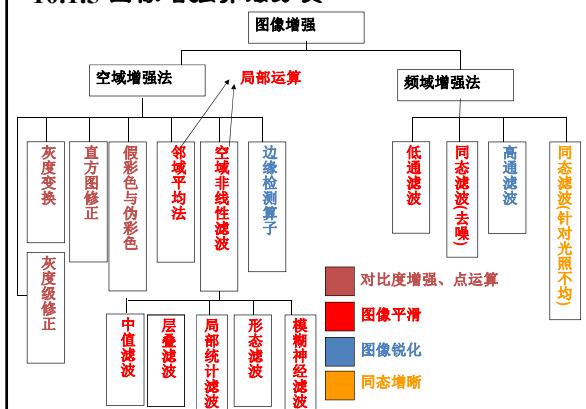
• 10.1.3 图像增强按作用域分为两类

- ✓ 空域处理：直接对图像元素进行处理；
- ✓ 频域处理：在某个变换域内，对图像的变换系数进行运算，然后通过逆变换获得图像增强效果。

• 10.1.4 图像增强问题

- ✓ 图像增强缺乏统一的理论
- ✓ 图像增强方法具有针对性
- ✓ 衡量图像的质量难以建立客观标准

• 10.1.5 图像增强算法分类



10.2 对比度增强技术

• 10.2.1 引言

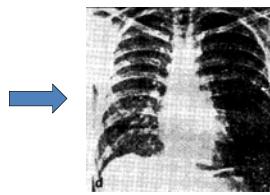
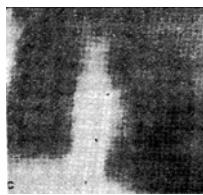
✓ 背景：当图像由于**成像时曝光不足和过度**，或由于**成像设备的非线性和图像记录设备动态范围太窄等**因素，都会产生对比度不足的弊病，使图像的细节分辨不清。这时将图像的对比度进行扩展，常常能够显著地改善图像的观看质量。



✓ 研究对象：像素的灰度值。

✓ 基本方法：点运算 $g(x, y) = T(f(x, y))$

✓ 对比度增强方法包括：**灰度变换**、**直方图修正**、**灰度级修正**、**伪彩色**和**假彩色**等。



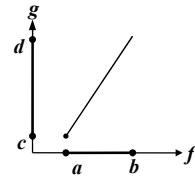
• 10.2.2 灰度变换

- ✓ 什么是灰度变换：将一个灰度区间映射到另一个灰度区间的变换称为灰度变换。
- ✓ 灰度变换的目的：灰度变换可使图像动态范围加大，图像对比度扩展，图像清晰，特征明显，是图像增强的重要手段。
- ✓ 灰度变换的分类：线性变换；非线性变换。

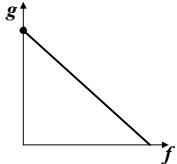
• 10.2.3 线性变换

✓ 是灰度级间的线性映射。原始图像： $f(x, y)$ ，灰度范围： $[a, b]$ ，变换后图像： $g(x, y)$ ，灰度范围： $[c, d]$ ，存在以下关系：

$$g(x, y) = c + \frac{d - c}{b - a} (f(x, y) - a)$$



✓ 反色变换



• 10.2.4 分段线性变换

✓ 目的：拉伸图像中一些灰度细节，相对抑制不感兴趣的部分，将人所关心的部分强调出来。

✓ 分段线性变换的一般式：

$$g(x, y) = \begin{cases} \frac{c' - a'}{c - a} (f(x, y) - a) + a'; & a \leq f(x, y) < c \\ \frac{d' - c'}{d - c} (f(x, y) - c) + c'; & c \leq f(x, y) < d \\ \frac{b' - d'}{b - d} (f(x, y) - d) + d'; & d \leq f(x, y) < b \end{cases}$$

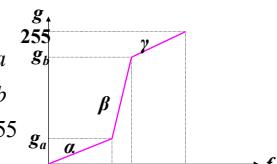
✓ 如果

$$|a' - c'| > |a - c|, \quad |c' - d'| < |c - d|, \quad |d' - b'| = |d - b|$$

则，扩展第一区间 $[a, c]$ ，压缩第二区间 $[c, d]$ ，维持第三区间 $[d, b]$ 。

✓ 设新、旧图的灰度级分别为 g 和 f ，均在 $[0, 255]$ 间变化。

$$g = \begin{cases} \alpha f & 0 \leq f < a \\ \beta(f - a) + g_a & a \leq f < b \\ \gamma(f - b) + g_b & b \leq f < 255 \end{cases}$$

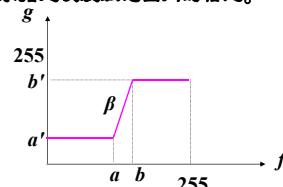


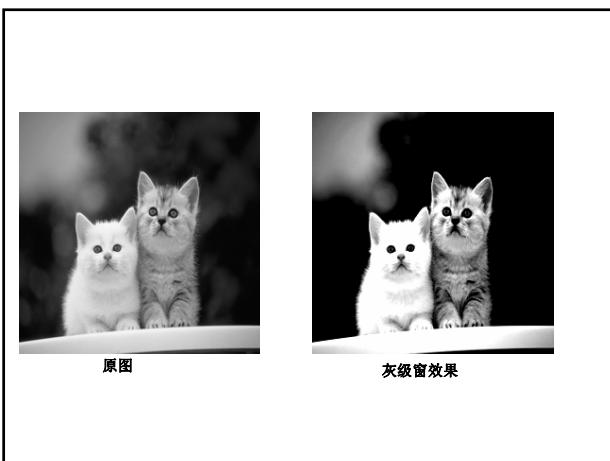
✓ 另一种情况，图像中大部分像素的灰度级在 $[a, b]$ 范围内，少部分像素分布在小于 a 和大于 b 的区间内。此时可用下式作变换：

$$g(x, y) = \begin{cases} a'; & f(x, y) < a \\ a' + \frac{b' - a'}{b - a} (f(x, y) - a); & a \leq f(x, y) < b \\ b'; & f(x, y) \geq b \end{cases}$$

➢ 叫做次级窗

➢ 作用：只显示指定灰度级范围内的信息。



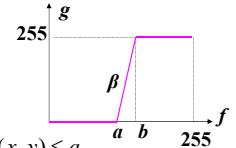


✓ 线性动态范围修正

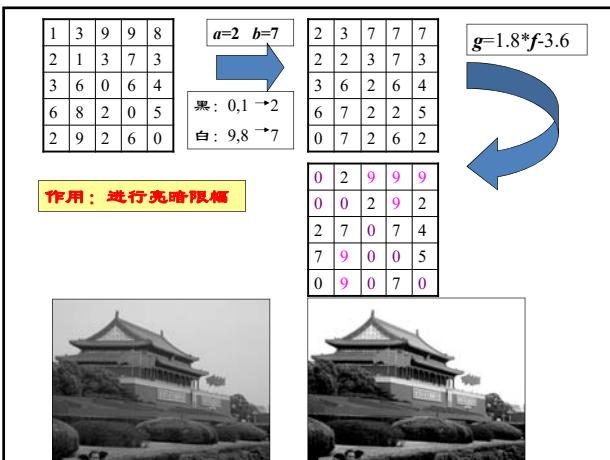
➢ 动态范围：是指图像中从暗到亮的变化范围。

➢ 背景：由于人眼可以分辨的亮度的变化范围是有限的，所以当动态范围太大时，很高的亮度值把暗区的信号都掩盖了。通过动态范围的压缩可以将所关心部分的亮度级的变化范围扩大。

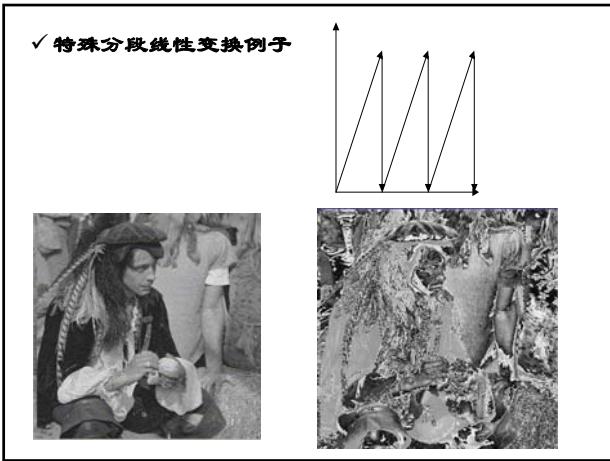
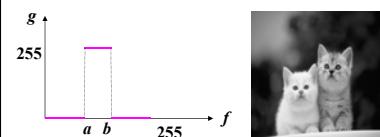
➢ 相当于： $a=\gamma=0$



$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & f(x, y) \leq a \\ \frac{255}{b-a} f(x, y) - \frac{255a}{(b-a)} & f(x, y) \in (a, b) \\ 255 & f(x, y) \geq b \end{cases}$$



✓ 灰级窗切片：只保留感兴趣部分，其余部分置为0。



• 10.2.5 非线性变换

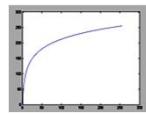
✓ 原始图像 $f(x, y)$ 的亮度范围为 $[a, b]$ ，可以通过自然对数变换到区间 $[a', b']$ 上，从而求得图像 $g(x, y)$ ：

$$g(x, y) = \frac{b'-a'}{\log b - \log a} (\log f(x, y) - \log a) + a'$$

➢ 这一变换扩展输入图像中低亮度区的对比度，而压缩高亮度值。此变换常与指数变换并用，如在同轴滤波中，对输入图像作对数变换之后，在输出端必须进行指数变换，以求获得整个系统合一的传递函数。

✓ 非线性动态范围调整：通常用取对数方法。原因是人眼对信号的处理是有一个近似对数算子的环节。

$$g = c \log_{10}(1 + f)$$



1	3	9	9	8
2	1	3	7	3
3	6	0	6	4
6	8	2	0	5
2	9	2	6	0



$$g = 9 * \log(f+1)$$

3	5	9	9	9
4	3	5	8	5
5	8	0	8	6
8	9	4	0	7
4	9	4	8	0

作用：将暗的部分扩展，而将亮的部分抑制。



✓ 图像的 γ 校正

➢ 背景：数字图像信息获取来自于CCD图像传感器。但是，CCD的输入输出特性不是线性的，所以如果不进行校正处理的话，将无法得到好的图像效果。

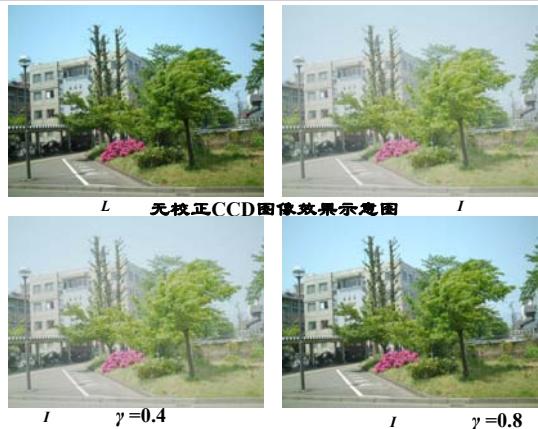
➢ 设CCD的输入（入射光强度）为 L ，输出（电流强度）为 I ，则有：

$$I = C \cdot L^{\gamma}$$

当我们得到信号 I 之后，必须对其进行校正，使得后面处理的信息为 L 或估计的近似 L 。

➢ γ 值的确定

通常CCD的 γ 值在0.4~0.8之间， γ 值越小，画面的效果越差。根据画面对比度的分析，可以大致得到该设备的 γ 值（或依据设备的参考值）。



1	3	9	9	8
2	1	3	7	3
3	6	0	6	4
6	8	2	0	5
2	9	2	6	0

$$\gamma = 0.4$$

$$I = 3.8 \cdot L^{0.4}$$

4	6	9	9	9
5	4	6	8	6
6	8	0	8	7
8	9	5	0	7
5	9	5	8	0

原始信息 L

➢ 对输入信息进行 γ 校正

$$\because I = C \cdot L^{\gamma} \quad \therefore L = (I/C)^{1/\gamma} = \bar{C} \cdot I^{1/\gamma}$$

$$\gamma = 0.4$$

$$L' = (I/3.8)^{1/0.4}$$

1	3	9	9	9
2	1	3	6	3
3	6	0	6	5
6	9	2	0	5
2	9	2	6	0

1	3	9	9	8
2	1	3	7	3
3	6	0	6	4
6	8	2	0	5
2	9	2	6	0

CCD的输出信息

γ 校正后的信息

原始信息

➢ 值得注意的是：所得到的 γ 值不一定准确，那么我们来看一下 γ 值不准确时，进行校正后的图像效果。



$\gamma = 0.4$ 的CCD相机拍摄的图片



按 $\gamma = 0.8$ 校正



按 $\gamma = 0.6$ 校正



按 $\gamma = 0.4$ 校正

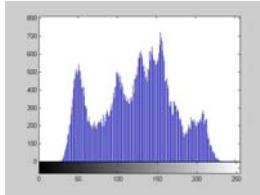
• 10.2.6 直方图变换

✓ 什么是直方图

➢ 直方图是用来表达这一幅图像灰度级分布情况的统计表。

□ 横坐标：灰度 r

□ 纵坐标：某一度值 r_i 的像素个数 n_i 或灰度出现概率 $P(r_i)$



Lena图像的直方图

➢ 对于连续图像

$$P(r) = \lim_{\Delta r \rightarrow 0} \frac{A(r + \Delta r) - A(r)}{\Delta r}$$

$$\int_{r_{\min}}^{r_{\max}} P(r) dr = 1$$

其中 A 为图像的面积

➢ 对于离散图像

$$P(r_i) = \frac{n_i}{n}$$

$$\sum_{i=0}^{k-1} P(r_i) = 1$$

✓ 直方图变换

$$s = T(r)$$

□ r ：原图像灰度

$$s = T(r)$$

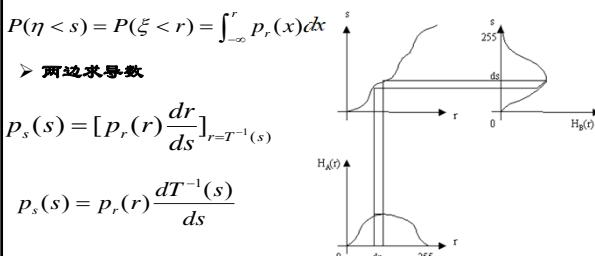
□ s ：经直方图修正后的图像灰度

□ r 和 s 都已归一化，即 $0 \leq r, s \leq 1$ 。

➢ $0 \leq T(r) \leq 1$

➢ $T(r)$ 单值单调增加， $r = T^{-1}(s)$ 存在，且单值单调。

➢ 由概率理论可知， $\eta < s$ 发生当且仅当 $\xi < r$ 发生



✓ 直方图均衡

➢ 通过变换将原图像的直方图调整为平坦的直方图，然后用此均衡直方图校正图像。

➢ 直方图均衡方法的基本思想是对在图像中像素个数多的灰度级进行展宽，而对像素个数少的灰度级进行缩减。从而达到清晰图像的目的。

➢ 直方图均衡方法是以累积分布函数为基础的直方图修正方法。对于连续图像，均衡化变换函数与原图像概率密度函数之间的关系为

$$s = T(r) = \int_0^r p_r(r) dr \quad \frac{ds}{dr} = \frac{dT(r)}{dr} = p_r(r)$$

由上式对 r 求导可得：

$$p_s(s) = (p_r(r) \frac{dr}{ds}) \Big|_{r=T^{-1}(s)} \quad \therefore \quad p_s(s) = 1, \quad 0 \leq s \leq 1$$

➢ 对于离散图像，变换函数如下：

$$s_j = T(r_j) = \sum_{i=0}^j \frac{n_i}{n}, \quad j = 0, 1, \dots, k-1$$

➢ 直方图均衡化具体步骤

设 f, g 分别为原图像和处理后的图像。

□ 求出原图像 f 的直方图，设为 h 。 h 为一个256维的向量。

1	3	9	9	8
2	1	3	7	3
3	6	0	6	4
6	8	2	0	5
2	9	2	6	0



0	3
1	2
2	4
3	4
4	1
5	1
6	4
7	1
8	2
9	3

□ 求出图像 f 的总像素个数 $N_f = m * n$ (m, n 分别为图像的长和宽)

○ 计算每个灰度级的像素个数在整个图像中所占的百分比。

$$h_s(i) = h(i) / N_f \quad (i=0, 1, \dots, 255)$$

0	3
1	2
2	4
3	4
4	1
5	1
6	4
7	1
8	2
9	3



0	0.12
1	0.08
2	0.16
3	0.16
4	0.04
5	0.04
6	0.16
7	0.04
8	0.08
9	0.12

□ 计算图像各灰度级的累计分布 h_p 。

$$h_p(i) = \sum_{k=0}^i h(k) \quad i = 1, 2, \dots, 255$$

h_s	0 0.12
	1 0.08
	2 0.16
	3 0.16
	4 0.04
	5 0.04
	6 0.16
	7 0.04
	8 0.08
	9 0.12



h_p	0 0.12
	1 0.20
	2 0.36
	3 0.52
	4 0.56
	5 0.60
	6 0.76
	7 0.80
	8 0.88
	9 1.00

□ 求出新图像 g 的灰度值。

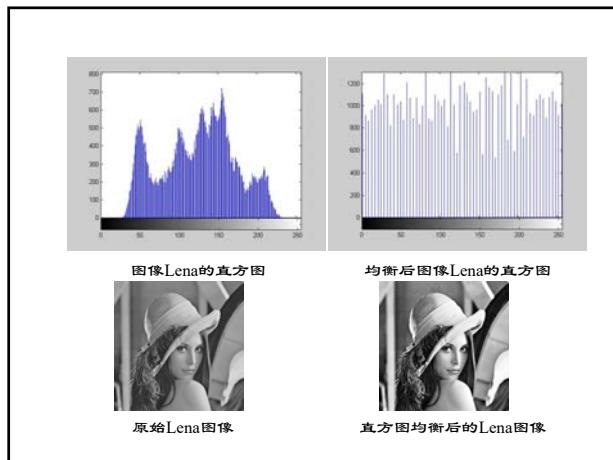
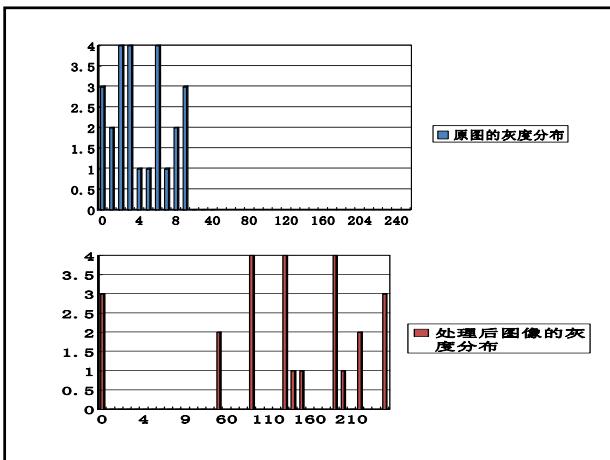
$$g = 255 \cdot h_p(i) \quad i = 1, 2, \dots, 255$$

$$g = 0 \quad i = 0$$

h_p	0 0.12
	1 0.20
	2 0.36
	3 0.52
	4 0.56
	5 0.60
	6 0.76
	7 0.80
	8 0.88
	9 1.00

51 133 255 255 224
92 51 133 204 133
133 194 0 194 143
194 224 92 0 153
92 255 92 194 0

f	1 3 9 9 8
	2 1 3 7 3
	3 6 0 6 4
	6 8 2 0 5
	2 9 2 6 0



• 10.2.7 灰度级的修正

- ✓ 背景：通过记录装置把一景物变成一幅图像时，景物上每一点所反射的光，并不是按同一比例转化成图像上相应点的灰度的。靠近光轴的光要比远离光轴的光衰减得要少一些。



- ✓ 目的：灰度级修正的目的是使画面中的每个关心的细节信息通过灰度级修正之后，可以变得清楚可见。

$$I(x, y) = e(x, y) * g(x, y)$$

$$g(x, y) = e^{-1}(x, y) * I(x, y)$$



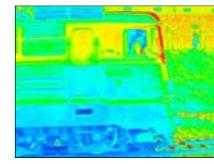
• 10.2.8 假彩色与伪彩色

- ✓ **假彩色**: 是指将一幅彩色图像映射为另一幅彩色图像，从而达到增强对比度的目的。
- ✓ **伪彩色**: 由于人眼分辨不同彩色的能力比分辨不同的灰度级的能力强。因此，把人眼无法区别的灰度变化，施以不同的彩色来提高识别率，这便是伪彩色增强的基本依据。

✓ 假彩色效果例图



✓ 伪彩色效果例图



✓ 伪彩色在天文学中应用

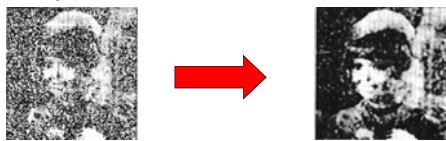


土星伪彩色照片（由旅行者一号拍摄明亮的色彩显示出土星北部的温度带）

10.3 图像平滑技术

• 10.3.1 前言

- ✓ 图像在生成和传输过程中常常受到噪声的干扰和影响，使得图像质量变差，这些噪声源包括：电信号噪声、相片颗粒噪声、信道误差和其它噪声。
- ✓ 噪声的特点：突变，高频
- ✓ 图像平滑要求：去掉噪声，保持图像的边缘和细节
- ✓ 图像平滑方法：空域和频域、全局和局部
- ✓ 图像平滑技术：局部平均法—邻域平均法、空域非线性滤波；频域平滑—低通滤波、同态滤波



• 10.3.2 图像中的噪声模型

✓ 噪声图像

- o_{ij} — 表示在原始图像中位于 (i, j) 位置的灰度值
- x_{ij} — 表示在噪声图像中位于 (i, j) 位置的灰度值
- 则对于一个噪声概率为 p_n 的噪声图像，有：

$$x_{ij} = \begin{cases} o_{ij}, & 1 - p_n \\ n_{ij}, & p_n \end{cases}$$

其中 n_{ij} 是独立于 o_{ij} 的随机噪声值

✓ 椒盐噪声 (Salt-and-Pepper Noise)

- 受噪声干扰的图像像素以50%的概率等于图像灰度的最大或最小的可能取值

✓ 随机噪声

- 受噪声干扰图像点取值均匀分布于图像灰度的最大与最小可能取值之间



(a) 原始图像

(b) 3%椒盐噪声

(c) 3%随机噪声

• 10.3.3 邻域平均法

✓ 适用条件：

- 图像：由许多灰度均匀的小块组成，像素之间存在很高的空间相关性；

- 噪声：随机不相关加性噪声，且是独立等分布的。

✓ 基本邻域平均法（均值滤波器）

- 定义：用邻域内各像素的平均值代替图像原来的灰度值。

以 (i, j) 点为中心取一个 $N \times N$ 的窗口($N = 3, 5, 7, \dots$)，窗口内像素组成的点集以 A 来表示，经邻域平均法滤波后，像素 (i, j) 的输出为

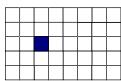
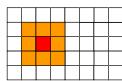
$$g(i, j) = \frac{1}{N \times N} \sum_{(x, y) \in A} f(x, y)$$

$f(i, j)$ — 表示 (i, j) 点的实际灰度值

$g(i, j)$ — 变换后输出图像 (i, j) 点的实际灰度值



相当于给待处理的像素一个模板，该模板包括了其周围的邻近像素。将模板中的全体像素的均值来替代原来的像素值的方法。



边界保留

以模块运算系数表示： $H = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$

1	2	1	4	3
1	2	2	3	4
5	7	6	8	9
5	7	6	8	8
5	6	7	8	9



1	2	1	4	3
1	3	4	4	4
5	5	5	6	9
5	6	7	8	8
5	6	7	8	9

➤ 算法简单、运算速度快。

➤ 主要缺点：在降低噪声的同时使得图像模糊，尤其是在边缘和细节处。模糊程度与邻域半径成正比，邻域越大，模糊程度越厉害。



效果图



3x3



5x5

✓ 加权平均滤波器：将以上的均值滤波器加以修正，对邻域中各个像素乘以不同的权重然后再平均。以下给出常用的几种加权矩阵。

$$H_1 = \frac{1}{10} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_2 = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_3 = \frac{1}{8} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_4 = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{4} & 0 \\ \frac{1}{4} & 1 & \frac{1}{4} \\ 0 & \frac{1}{4} & 0 \end{bmatrix}$$

✓ 超限像素平均法

➤ 超限像素平均法：如果某个像素的灰度值大于其邻域像素的平均值，且达到了一定水平，则判断该像素为噪声，进而用邻域像素的均值取代这一像素值。

$$g(i, j) = \begin{cases} \frac{1}{N \times N} \sum_{(x, y) \in A} f(x, y), & \left| f(i, j) - \frac{1}{N \times N} \sum_{(x, y) \in A} f(x, y) \right| > T \\ f(i, j), & \text{其它} \end{cases}$$

 T 为某一阈值

➤ 超限像素平均法对抑制椒盐噪声有效，对保护有微小灰度差的细节和纹理有效。

➤ 为了克服简单局部平均法的弊病，文献中提出许多保边缘和保细节的滤波方法，它们的出发点都集中在如何选择邻域的大小、形状和方向，如何选择邻域各点的权重系数。



(a) 3%椒盐噪声干扰的噪声图像



(b) 3%随机噪声干扰的噪声图像



用3x3大小窗口邻域平均法对(a)图进行滤波



用3x3大小窗口邻域平均法对(b)图进行滤波



用3x3窗口超限邻域平均法对(a)图进行滤波



用3x3窗口超限邻域平均法对(b)图进行滤波

➤ 我们可以看到“超限邻域平均法”比一般邻域平均法的效果要好。在操作中对窗口的大小及门限的选择要慎重，T太小，噪声消除不干净；T太大，易使图像模糊。在实际应用中我们一般用3x3窗口。

✓ K近邻(KNN)均值滤波器

➤ 背景：由前面的处理结果可知，经过平滑滤波处理之后，图像会变得模糊。而图像上的景物之所以可以辨认清楚是因为目标物之间存在边界。

➤ K近邻均值滤波器：具有边界保持的平滑滤波器。这类滤波器增加一个判别，以选非边界点对当前像素点进行平滑。

□ 以待处理像素为中心，作一个 $m \times m$ 的作用模板。

□ 在模板中，选前K个与待处理像素灰度差最小的像素。

□ 将这K个像素的灰度均值替换掉原来的像素值。

➤示例：3*3模板，k=5

1	2	1	4	3
1	2	2	3	4
5	7	6	8	9
5	7	6	8	8
5	6	7	8	9

1	2	1	4	3
1	2	2	3	4
5	6	7	8	9
5	7	6	8	8
5	6	7	8	9

7,8,8,8 边界保留

KNN均值滤波器的效果

•10.3.4 空域非线性滤波

✓背景：虽然均值滤波器对噪声有抑制作用，但同时会使图像变得模糊。为了改善这一状况，必须寻找新的滤波器。中值滤波就是一种有效的方法。许多噪声是非线性的，如**椒盐噪声、散斑噪声和累加高斯噪声**，不能用传统的线性滤波器滤除，而需用非线性滤波器。

非线性噪声之一：散斑噪声 (Speckle Noise)

非线性噪声之二：
椒盐噪声 (Salt-and Pepper Noise)

✓空域非线性滤波：中值滤波器、局部统计滤波、层叠滤波器、形态滤波、模糊神经滤波。

✓中值滤波器

➤Tukey提出中值滤波方法，它对脉冲干扰和椒盐噪声的抑制效果好，在抑制随机噪声的同时能够保持边缘减少模糊。

➤基本一维中值滤波的原理：因为噪声的出现，使有些像素比周围的像素亮（暗）许多。给出滤波用的模板（**滑动窗口**），如下图所示是一个一维的模板（**含奇数个像素**），对模板中的像素值由小到大排列，最终待处理像素的灰度取这个模板中的灰度的中值。

$m-2$	$m-1$	m	$m+1$	$m+2$
-------	-------	-----	-------	-------

$N=5$

➤基本一维中值滤波举例：

原图像为：

处理后为：

(1,2,2,2,6) (1,2,2,2,6) (1,2,2,4,6) (2,4,4)

窗口长度为5时 窗口长度为3时

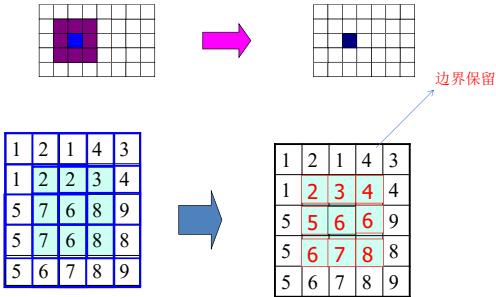
➤基本二维中值滤波

□二维中值滤波窗口
 $N \times N$: 方形，十字形

□二维中值滤波快速算法：

- ◆先作行方向的一维中值滤波，再作列方向的一维中值滤波，可以得到与二维中值滤波类似的结果，计算量大大降低。
- ◆对图像进行滑动窗为 $N \times N$ 的中值滤波时，每次求中值仅仅考虑去掉最左侧的像素，补上最右侧的像素，其余像素不变。当 N 比较大时，计算量明显降低。
- ◆对于一个有序序列，可以通过求最大最小值方法求中值。
 $\text{Median}(a,b,c)=\text{Max}(\text{Min}(a,b),\text{Min}(b,c),\text{Min}(a,c))$
 $\text{Median}(a,b,c)=\text{Min}(\text{Max}(a,b),\text{Max}(b,c),\text{Max}(a,c))$
 例 $a < b < c$

口 二维中值滤波举例：与均值滤波类似，做 3×3 的模板，对9个数据排序，取第5个数替代原来的像素值。



➢ 使用中值滤波器清除噪声的其他方法很多：

- **支尺寸**：可先使用小尺度的窗口，然后逐渐加大窗口尺寸；
- **超限中值滤波**：和前面的超限邻域平均法一样，即当某个像素的灰度值超过窗口中像素灰度值排序中间的那个值，且达到一定水平时，则判断该点为噪声，用灰度值排序中间的那个值来代替；否则还是保持原来的灰度值。
- **K近邻(KNN)中值滤波器**：具有边界保持的平滑滤波器。这类滤波器是增加一个判别当前像素点平滑时，选非边界点进行。以待处理像素为中心，作一个 $m\times m$ 的作用模板。在模板中，选择 k 个与待处理像素的灰度差为最小的像素。将这 k 个像素的灰度中值替换掉原来的像素值。

□ **伪中值滤波器**

$$\text{PM}(a,b,c) = \frac{1}{2} \text{Max}[\text{Min}(a,b), \text{Min}(b,c)] + \frac{1}{2} \text{Min}[\text{Max}(a,b), \text{Max}(b,c)]$$

$$\text{PM}(a,b,c,d,e) = \frac{1}{2} \text{Max}[\text{Min}(a,b,c), \text{Min}(b,c,d), \text{Min}(c,d,e)] + \frac{1}{2} \text{Min}[\text{Max}(a,b,c), \text{Max}(b,c,d), \text{Max}(c,d,e)]$$

例 $a < b < c$ 例 $a < c < b$

➢ 实验比较



中值滤波和邻域平均法的实验结果比较

	3%椒盐噪声干扰的噪声图像	3%随机值噪声干扰的噪声图像
邻域平均法	ISNR = 2.55dB	ISNR = -0.37dB
超限邻域平均法	ISNR = 4.80dB	ISNR = 1.73dB
中值滤波(3×3)	ISNR = 8.83dB	ISNR = 5.52dB
超限中值滤波(3×3)	ISNR = 11.91dB	ISNR = 8.37dB

结论：

- 中值滤波的效果无论从客观指标还是主观视觉效果上都远远超过邻域平均法；
- 中值滤波后的图像边缘得到了较好的保护；
- 超限中值滤波比一般中值滤波的效果要好。

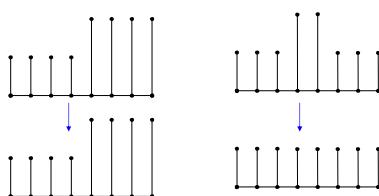
➢ KNN中值滤波效果：



➢ 伪中值滤波效果：



➢ 中值滤波存在假信号



10.3.5 低通滤波器

- ✓ 频域处理是在图像的某个变换域内，对图像的变换系数进行运算，然后通过逆变换获得图像增强效果。类似于空间域，在频率域内同样也可以进行滤波和边缘检测。前者采用低通滤波器和高通滤波器，后者一般借用高通滤波器实现。
- ✓ 基本原理：在傅立叶变换域，变换系数反映了图像的某些特征。频谱的直流低频分量对应于图像的平滑区域，而外界叠加噪声对应于频谱中频率较高的部分等。构造一个低通滤波器，使低频分量顺利通过而有效地阻止高频分量，即可滤除频域中高频部分的噪声，再经逆变换就可以得到平滑图像。
- ✓ 低通滤波器的表达形式

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

- $F(u, v)$ 为含有噪声原图像的傅立叶变换
- $H(u, v)$ 为低通滤波器的传递函数
- $G(u, v)$ 为经低通滤波后输出图像的傅立叶变换

✓ 理想圆形低通滤波器(ILPF)

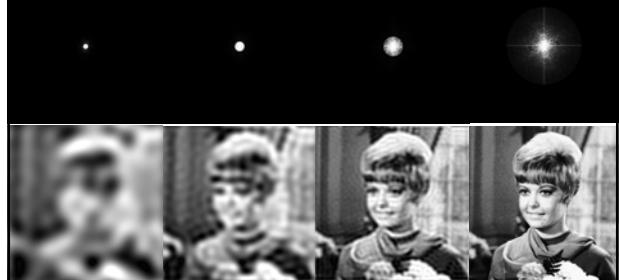
□ D_0 半径内的频率分量无损通过

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

D_0 — 截止频率

□ 圈外的频率分量会被滤除
□ 若滤除的高频分量中含有大量的边缘信息，会发生在边缘模糊现象。

$D(u, v) = \sqrt{(u-u_0)^2 + (v-v_0)^2}$



✓ 巴特沃思低通滤波器(BLPF)

➢ n 阶巴特沃思低通滤波器的传递函数为：

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

➢ 或者：

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

➢ 和理想圆形低通滤波器相比

□ 没有明显的跳跃

□ 模糊程度减少

□ 尾部含有较多的高频，对噪声的平滑效果不如ILPF。

✓ 指数低通滤波器(ELPF)

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

➢ 有更加平滑的过渡带，平滑后的图象没有跳跃现象

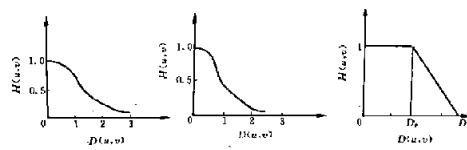
➢ 与BLPF相比，表观更快，经过ELPF滤波的图象比BLPF处理的图象更模糊一些

✓ 梯形低通滤波器(TLPF)

$$H(u, v) = \begin{cases} 1 & D(u, v) < D_0 \\ \frac{D_0 - D_1}{D_0 - D_1} & D_0 \leq D(u, v) \leq D_1 \\ 0 & D(u, v) > D_1 \end{cases}$$

➢ 其中 $D_0 < D_1$ 。

➢ 一般情况下，定义 D_0 为截止频率。



BLPF、ELPF和TLPF的特性曲线

10.3.6 同态滤波

✓ 同态滤波：先将原（卷积）变加后线性滤波再逆变换。

✓ 背景：图象中含有乘性噪声。光照不均。

✓ 以光照不为例。可以把图象的灰度函数 $f(x, y)$ 看成是由入射光分量和反射光分量两部分组成的：

$$f(x, y) = i(x, y)r(x, y)$$

➢ $i(x, y)$ ：入射光

➢ $r(x, y)$ ：反射光取决定于物体的特性，物体的亮度特征主要取决于反射光

➢ 入射光较均匀，随空间位置变化较小—占据低频段；反射光由于物体性质和结构特点不同而反射强弱很不相同的光，随空间位置变化较剧烈反射光—占据高频段比较宽的范围

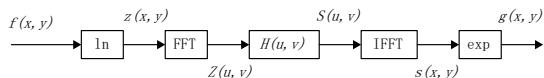
✓ 以乘性噪声为例。可以把图象的灰度函数 $f(x, y)$ 看成是由噪声分量和原始图象分量两部分组成：

$$f(x, y) = i(x, y)r(x, y)$$

$i(x, y)$ ：噪声； $r(x, y)$ ：原始图象

✓ 处理过程：

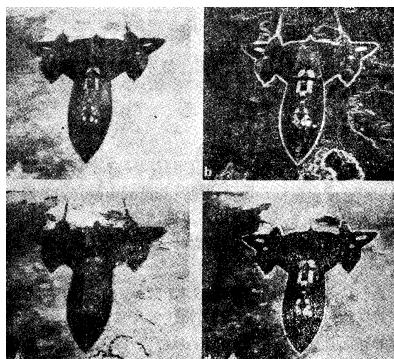
- 图像： $f(x, y) = i(x, y)r(x, y)$
- 取对数： $z(x, y) = \ln f(x, y) = \ln i(x, y) + \ln r(x, y)$
- 再取傅立叶变换： $Z(u, v) = I(u, v) + R(u, v)$
- 用传递函数 $H(u, v)$ 进行滤波处理：
 $S(u, v) = H(u, v)Z(u, v)$
- 取傅立叶反变换，便可得空间域输出 $s(x, y)$
- 最后，滤波后的结果为： $g(x, y) = e^{s(x, y)}$
- ✓ 总结以上过程，同态滤波可用下图来表示：



10.4 图像锐化技术

• 10.4.1 引言

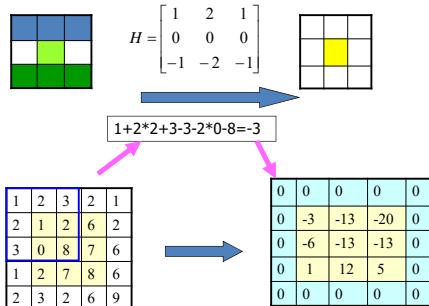
- ✓ 图像在传输或变换过程中会退化，典型的现象是图像模糊，因而在图像判读和识别过程中，需要增强边缘信息，使得识别目标更容易。
- ✓ 图像锐化的目的加强图像中景物的边缘和轮廓。
- ✓ 图像锐化的基本方法：微分方法、高通滤波
- ✓ 边缘与轮廓一般位于灰度突变的地方，可以用灰度差分提取。差分运算是有方向性的，由于边缘、轮廓在一幅图像中常常具有任意的方向。
- ✓ 各向同性的边缘检测算子对任意方向的边缘、轮廓都有相同的检测能力。具有这种性质的锐化算子有梯度、拉普拉斯和其它一些相关算子。



• 10.4.2 边缘检测算子

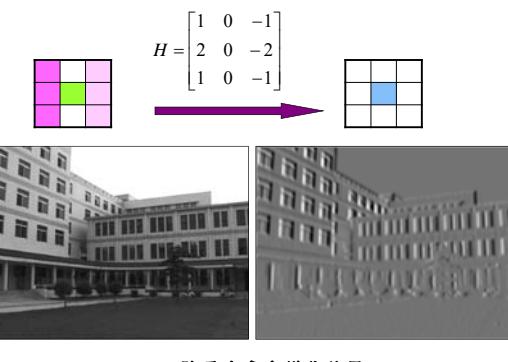
✓ 一阶微分算子

➢ 梯度算子水平方向的锐化(浮躁效果)



一阶水平方向锐化效果

➢ 垂直方向的锐化



一阶垂直方向锐化效果

➤ 交叉微分算法 (Roberts梯度算法)

□图像函数 $f(x, y)$ 在点 (x, y) 上的梯度定义为矢量 $\left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}\right]^T$

□梯度的幅度为： $G[f(x, y)] = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}$

□梯度矢量的幅角为： $\theta_M = \arctan\left[\frac{\partial f}{\partial y} / \frac{\partial f}{\partial x}\right]$

□对于高效图像，可用差分近似表示梯度：

$$G[f(x, y)] \approx |f(x, y) - f(x+1, y)| + |f(x, y) - f(x, y+1)|$$

□进一步简化：

$$G[f(x, y)] \approx |f(x, y) - f(x+1, y)| + |f(x, y) - f(x, y+1)|$$

□还可以用交叉的差分表示梯度：

$$G[f(x, y)] = \sqrt{|f(x, y) - f(x+1, y+1)|^2 + |f(x+1, y) - f(x, y+1)|^2}$$

□简化表示为：

$$G[f(x, y)] \approx |f(x, y) - f(x+1, y+1)| + |f(x+1, y) - f(x, y+1)|$$

□这种交叉梯度称为Roberts梯度。

➤ Sobel锐化算法

$$g(x, y) = \sqrt{d_x^2[f(x, y)] + d_y^2[f(x, y)]}$$

$$d_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad d_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$g = \left(d_x^2 + d_y^2\right)^{\frac{1}{2}}$$

$$d_x = [f(x-1, y-1) + 2f(x, y-1) + f(x+1, y-1)] - [f(x-1, y+1) + 2f(x, y+1) + f(x+1, y+1)]$$

$$d_y = [f(x+1, y-1) + 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1)] - [f(x-1, y-1) + 2f(x-1, y) + f(x-1, y+1)]$$

原图像

利用Sobel算子进行边缘提取的结果

➤ Prewitt锐化算法 $g(x, y) = \sqrt{d_x^2(x, y) + d_y^2(x, y)}$

原图像

利用Prewitt算子进行边缘提取的结果

✓ 二阶微分算子

➤ 二阶微分算法的提出背景：从灰度的截面图可以看出二阶微分算法的意义

(a) (b) (c) (d)

➤ 二阶微分算子的基本原理

$$\because \nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

$$d_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad d_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

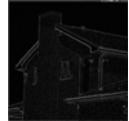
$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = d_x[f(x, y)] - d_x[f(x+1, y)] = [f(x, y) - f(x-1, y)] - [f(x+1, y) - f(x, y)]$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = [d_y(x, y) - d_y(x, y+1)] = [f(x, y) - f(x, y-1)] - [f(x, y+1) - f(x, y)]$$

$$\therefore \nabla^2 f = 4f(x, y) - f(x+1, y) - f(x-1, y) - f(x, y+1) - f(x, y-1)$$

➤ Laplacian锐化算子：由前面的推导，写成模板系数形式即为Laplacian算子：



$$H_1 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$


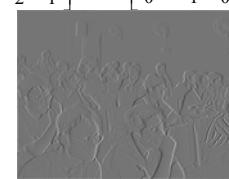


原图像

利用拉普拉斯算子进行边缘提取的结果

➤ Laplacian变形算子

$$H_2 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad H_3 = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \quad H_4 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$




➤ Wallis算子

$$g(x, y) = \log[f(x, y)] - \frac{1}{4}s$$

$$s = [\log f(x-1, y) + \log f(x+1, y) + \log f(x, y-1) + \log f(x, y+1)]$$

它可以看作是校正了视觉的指数特性的Laplacian运算。

$$H_1 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad \rightarrow \quad H_1 = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{1}{4} & 0 \\ -\frac{1}{4} & 1 & -\frac{1}{4} \\ 0 & -\frac{1}{4} & 0 \end{bmatrix} \log$$



• 10.4.3 高通滤波

✓ 高通滤波与低通滤波的作用相反，它使高频分量顺利通过，而使低频分量受到削弱。

✓ 与低通滤波器相对应，频率域内常用的高通滤波器有4种：

- 理想高通滤波器
- 巴特沃斯高通滤波器
- 指数高通滤波器
- 梯形高通滤波器

✓ 理想高通滤波器 $H(u, v) = \begin{cases} 0; & D(u, v) \leq D_0 \\ 1; & D(u, v) > D_0 \end{cases}$

✓ 巴特沃斯高通滤波器

$$H(u, v) = \frac{1}{1 + [D_0 / D(u, v)]^{2n}} \quad H(u, v) = \frac{1}{1 + (\sqrt{2} - 1)[D_0 / D(u, v)]^{2n}}$$

✓ 指数高通滤波器

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

✓ 梯形高通滤波器

$$H(u, v) = \begin{cases} 0; & D(u, v) < D_1 \\ \frac{D(u, v) - D_1}{D_0 - D_1}; & D_1 \leq D(u, v) \leq D_0 \\ 1; & D(u, v) > D_0 \end{cases}$$

