

# 数字图像处理

## (Digital Image Processing)

核心章节简答题汇总

东南大学计算机科学与工程学院  
09023419 严伟琛

授课教师：薛澄

参考教材：拉斐尔·冈萨雷斯 (Rafael C. Gonzalez) 第四版

2026 年 1 月 15 日

## 目录

<b>1 第一章：数字图像处理绪论核心重点总结</b>	<b>3</b>
1.1 什么是数字图像处理 (Digital Image Processing)?	3
1.2 数字图像处理的起源与历史背景是什么?	3
1.3 数字图像处理的应用领域有哪些?	3
1.4 数字图像处理的基本步骤 (Fundamental Steps)?	3
1.5 图像处理系统的组成部分有哪些?	4
<b>2 第二章：数字图像处理基础核心重点总结</b>	<b>5</b>
2.1 什么是取样 (Sampling) 和量化 (Quantization)?	5
2.2 空间分辨率和灰度分辨率对图像的影响?	5
2.3 邻域与邻接：如何判断 4/8/m 邻接?	5
2.4 常见的图像距离测度 (Distance Metrics)?	5
2.5 图像插值的两种形态?	6
2.6 插值方法及其优点?	6
<b>3 第三章：灰度变换与空间滤波核心重点总结</b>	<b>8</b>
3.1 基本灰度变换有哪几种？实现的效果是什么样的？	8
3.2 什么是直方图？直方图的目的是什么？	9
3.3 直方图均衡化的结果是唯一的吗？直方图与图像是一一对应的吗？	9
3.4 直方图均衡化与规定化（匹配）的步骤？	9
3.5 空间滤波的主要任务及区别？	9
3.6 平滑滤波器及其适合的噪声类型？	9
3.7 均值滤波器与高斯滤波器的优势？	10
3.8 锐化滤波方式、钝化掩蔽与高提升滤波？	10
<b>4 第四章：频率域滤波核心重点总结</b>	<b>11</b>
4.1 频域滤波的基本流程是怎样的？	11
4.2 为什么要进行填充？为什么要乘 $(-1)^{x+y}$ ？	11
4.3 低通滤波和高通滤波的作用与效果？	11
4.4 带通滤波和带阻滤波的作用与效果？	11
<b>5 第五章：图像复原与重建核心重点总结</b>	<b>13</b>
5.1 图像退化与复原的完整流程及数学建模	13
5.2 图像退化建模在空间域和频率域的公式？	13
5.3 针对不同噪声，分别有哪些空间滤波器用于处理？	14
5.4 两种自适应滤波器的原理、过程与效果？	14
<b>6 第六章：彩色图像处理核心重点总结</b>	<b>16</b>
6.1 RGB、CMY/CMYK 与 HSI 模型各自的应用场景？	16
6.2 加入白光后，饱和度的变化规律？	16
6.3 RGB 模型的亮度轴（灰度轴）有什么特征？	16
6.4 在 RGB 立方体中，如何确定亮度和饱和度？	16
6.5 色度图 (CIE Chromaticity Diagram) 的特性？	17

6.6	为什么 RGB 三原色不能合成世界上所有的颜色? . . . . .	17
6.7	在 RGB 立方体中, 如何定性确定亮度和饱和度? . . . . .	17
6.8	HSI 模型中在哪个通道处理平滑与锐化? . . . . .	17
<b>7</b>	<b>第八章: 图像压缩核心重点总结</b>	<b>18</b>
7.1	映射和量化分别处理怎么样的冗余? 是可逆还是不可逆? . . . . .	18
7.2	JPEG 压缩中的量化步骤具体怎么做? . . . . .	18

## 1 第一章：数字图像处理绪论核心重点总结

### 1.1 什么是数字图像处理 (Digital Image Processing) ?

- **定义：**数字图像处理是指借助于数字计算机来处理数字图像。其中，数字图像是由有限数量的元素组成的二维数组，每个元素（称为像素）具有特定的位置（空间坐标）和幅值（灰度或亮度值）。
- **处理层次分类：**
  - **低级处理：**输入输出均为图像，主要涉及预处理操作，如降噪、对比度增强及图像锐化。
  - **中级处理：**输入为图像，输出为提取的特征（如边缘、轮廓或目标属性），涉及图像分割和目标描述。
  - **高级处理：**涉及对识别目标的“理解”，模拟人类视觉执行相关的视觉任务。

### 1.2 数字图像处理的起源与历史背景是什么？

- **早期探索：**图像处理的根源可以追溯到 20 世纪 20 年代的 Bartlane 电缆传输系统，当时用于通过海底电缆跨洋传输新闻图片，通过专门的打字机对图像进行打孔编码。
- **关键转折点：**20 世纪 60 年代，离散数字计算机的出现和航天技术的发展（如美国喷气推进实验室对“旅行者七号”传回照片的修复）标志着现代数字图像处理的诞生。
- **技术演进：**从早期的暗箱摄影术到现代的生成式人工智能（如 DragGAN、SAM 语义分割模型），图像处理已从简单的质量改进进化到深度的内容语义理解。

### 1.3 数字图像处理的应用领域有哪些？

数字图像处理的应用主要根据电磁波谱的能源种类进行划分：

- **伽马射线成像：**主要用于核医学（如 PET 扫描）和天文观测。
- **X 射线成像：**医学诊断（CT 检查）、工业探伤、电路板自动检测。
- **可见光与红外线：**这是应用最广的领域，包括遥感（气象观测）、工业巡检、人脸识别、自动驾驶以及多光谱成像。
- **微波与无线电波：**雷达图像处理（如 SAR）、医学中的核磁共振（MRI）。
- **声波与其它：**声呐图像（水下探测）、超声成像（医用 B 超）、电子显微镜（显微结构分析）。

### 1.4 数字图像处理的基本步骤 (Fundamental Steps) ?

一个典型的图像处理周期包含以下关键阶段：

- **图像获取：**通过传感器捕捉图像并进行数字化。
- **图像增强：**针对特定应用，主观地突出图像中感兴趣的特征。
- **图像复原：**客观地去除图像的模糊或噪声，尝试恢复原始场景。
- **彩色图像处理：**利用色彩模型处理全彩色或伪彩色信息。

- **小波与多分辨率处理**：在不同的空间尺度上对图像进行分析。
- **压缩与表示**：减少数据存储量，提取关键特征（如形状、纹理）用于后续识别。

### 1.5 图像处理系统的组成部分有哪些？

一个完整的图像处理系统通常由以下几个部分协作完成：

- **图像传感器**：负责接收物理能量并将其转换为电信号（数字化仪）。
- **专用图像处理硬件**：执行高速运算的数字化设备，如 GPU 或专门的数字信号处理芯片。
- **计算机（处理器）**：作为系统的核心，运行处理算法。
- **软件**：提供算法实现和用户交互界面的专用程序。
- **存储系统**：包括短时快速存储（RAM）和长期的归档存储（硬盘/磁带）。
- **显示器与输出**：用于实时观测处理结果的终端。
- **网络通信**：负责大规模图像数据的传输与分布式处理。

## 2 第二章：数字图像处理基础核心重点总结

### 2.1 什么是取样 (Sampling) 和量化 (Quantization) ?

- **取样**：是对图像坐标坐标（空间位置）的数字化。它决定了图像的空间分辨率。例如，将连续图像投影到传感器阵列上，每个传感器单元对应一个取样点。
- **量化**：是对图像幅值（灰度级）的数字化。它将取样点上的连续灰度值映射为有限个离散数值（如 0-255）。

### 2.2 空间分辨率和灰度分辨率对图像的影响？

- **空间分辨率**：指图像中可辨别的最小细节。通常以每单位距离的线对数或像素数（如 DPI）表示。减少空间分辨率会引起“棋盘效应”或像素化，导致细节丢失。
- **灰度分辨率**：指灰度级中可分辨的最小变化。通常用灰度级  $L = 2^k$  中的比特数  $k$  表示。减少灰度分辨率会导致图像出现“伪轮廓”现象，即原本平滑的区域出现明显的阶跃状边界。

### 2.3 邻域与邻接：如何判断 4/8/m 邻接？

**判断邻接的两个条件**：(1) 两个像素  $p$  和  $q$  必须在彼此的邻域内；(2) 它们的灰度值必须满足给定的相似性集合  $V$ （例如  $V = \{1\}$ ）。

- **4 邻域**  $N_4(p)$ ：像素  $p(x, y)$  的水平和垂直相邻像素。
- **D 邻域**  $N_D(p)$ ：像素  $p(x, y)$  的四个对角相邻像素。
- **8 邻域**  $N_8(p)$ ：  $N_4(p) \cup N_D(p)$ 。
- **4 邻接**：  $q \in N_4(p)$  且  $p, q \in V$ 。
- **8 邻接**：  $q \in N_8(p)$  且  $p, q \in V$ 。
- **m 邻接 (混合邻接)**：满足以下其一即为 m 邻接：
  - $q \in N_4(p)$  且  $p, q \in V$ 。
  - $q \in N_D(p)$  且  $p, q \in V$ ，且  $N_4(p) \cap N_4(q)$  中没有值在  $V$  中的像素。
- **意义**：m 邻接是为了消除 8 邻接中常出现的通路二义性。

### 2.4 常见的图像距离测度 (Distance Metrics) ?

假设像素  $p(x, y)$  和  $q(s, t)$ ：

- **欧氏距离**  $D_e$ ：  $D_e(p, q) = \sqrt{(x - s)^2 + (y - t)^2}$ 。
- **城市街区距离**  $D_4$ ：  $D_4(p, q) = |x - s| + |y - t|$ 。距离  $p$  为 1 的点是其 4 邻点。
- **棋盘距离**  $D_8$ ：  $D_8(p, q) = \max(|x - s|, |y - t|)$ 。距离  $p$  为 1 的点是其 8 邻点。
- **$D_m$  距离**：由邻接性定义的通路距离。其值取决于路径的具体连接方式（4/8/m 路径）。

## 2.5 图像插值的两种形态？

在进行图像缩放、旋转或仿射变换等几何变换时，本质是建立原图  $f(x, y)$  与目标图  $g(x', y')$  之间的坐标映射关系。根据映射方向的不同，分为以下两种形态：

### 1. 向前映射 (Forward Mapping / Pixel-to-Pixel Mapping)

- **基本原理**：遍历原图像的每一个像素  $(x, y)$ ，通过变换公式  $(x', y') = T(x, y)$  计算其在目标图像中的对应位置，并将原像素的灰度值直接赋给目标坐标。
- **数学表达**：对于原图中每个像素，计算  $g(T(x, y)) = f(x, y)$ 。
- **存在的问题**：
  - **空洞现象 (Holes)**：由于计算出的  $(x', y')$  通常不是整数，取整后可能导致目标图像中某些像素点没有被任何原像素映射到，形成孤立的黑点（缝隙）。
  - **重叠现象 (Overlaps)**：多个原像素可能映射到同一个目标像素位置，导致信息冗余或模糊。
- **适用性**：计算逻辑简单，但由于需要额外的插值逻辑来修补空洞，效率和效果往往不理想。

### 2. 向后映射 (Backward Mapping / Inverse Mapping)

- **基本原理**：遍历目标图像的每一个像素坐标  $(x', y')$ ，通过逆变换公式  $(x, y) = T^{-1}(x', y')$  找到其在原图像中对应的位置。由于该位置通常位于原图的四个像素点之间，因此利用周围像素的灰度值进行**插值**计算。
- **数学表达**：  $g(x', y') = f(T^{-1}(x', y'))$ 。
- **核心优势**：
  - **完整性**：由于是从目标图出发，可以确保目标图像中的每一个像素都能通过插值获得确定的灰度值，完全避免了“空洞”和“重叠”问题。
  - **精度高**：配合双线性或双三次插值，可以获得平滑的视觉效果。
- **适用性**：是数字图像处理中 **\*\* 最常用、最标准 \*\*** 的实现形态。

**总结对比**：向前映射容易产生“像素遗漏”，而向后映射通过“按需索取”配合插值算法，保证了生成图像的连续性和质量。

## 2.6 插值方法及其优点？

- **最近邻插值 (Nearest Neighbor)**：
  - **方法**：选取距离最近的像素灰度。
  - **优点**：计算极其简单，速度快。
  - **缺点**：容易产生严重的直锯齿和马赛克现象。
- **双线性插值 (Bilinear)**：
  - **方法**：使用 4 个最近邻点的灰度值进行线性加权。
  - **优点**：结果比最近邻平滑得多，计算量适中。

- **缺点：**具有低通滤波性质，会导致图像细节模糊。
- **双三次插值 (Bicubic)：**
  - **方法：**使用 16 个最近邻点的灰度值，通过三次函数拟合。
  - **优点：**保留细节能力最强，边缘平滑，是商业图像处理（如 Photoshop）的标准。
  - **缺点：**计算复杂度最高。



### 3 第三章：灰度变换与空间滤波核心重点总结

#### 3.1 基本灰度变换有哪儿种？实现的效果是什么样的？

灰度变换是在空间域直接对像素进行操作，其基本表达式为  $s = T(r)$ ，其中  $r$  和  $s$  分别是变换前后的灰度值。

- **图像反转 (Image Negatives)**

- **公式：**  $s = L - 1 - r$  (其中  $L$  为图像的灰度级数，如 256)。
- **效果：** 将图像的黑白关系颠倒。特别适用于增强嵌入在图像暗区域中的白色或灰色细节，例如在医学影像中观察 X 光片。

- **对数变换 (Log Transformations)**

- **公式：**  $s = c \log(1 + r)$  ( $c$  是常数,  $r \geq 0$ )。
- **效果：**
  - \* **动态范围压缩：** 扩展低灰度值部分 (拉伸暗部细节)，压缩高灰度值部分。
  - \* **典型应用：** 常用于处理傅里叶频谱图像。由于频谱值的动态范围极大 (有的值可达  $10^6$ )，直接显示只能看到一个白点，通过对数变换可以将动态范围压缩到视觉可感知的范围内。

- **幂律 (伽马) 变换 (Power-Law / Gamma Transformations)**

- **公式：**  $s = cr^\gamma$  ( $c$  和  $\gamma$  为正数)。
- **效果 (随  $\gamma$  值变化)：**
  - \* **当  $\gamma < 1$  时：** 曲线在低灰度区斜率大，效果类似于对数变换，能够 \*\* 扩展暗部 \*\*、压缩亮部，使图像整体变亮。
  - \* **当  $\gamma > 1$  时：** 曲线在高灰度区斜率大，能够 \*\* 扩展亮部 \*\*、压缩暗部，使图像整体变暗。
  - \* **当  $\gamma = 1$  时：** 退化为线性变换。
- **典型应用：** 用于各种显示设备的伽马校正 (Gamma Correction)，以及增强对比度不足的图像。

- **分段线性变换 (Piecewise-Linear Transformations)**

- **主要形式：**
  - \* **对比度拉伸：** 通过将感兴趣的灰度区间斜率设大于 1，扩展该区域的对比度。
  - \* **灰度级切片：** 突出图像中特定的灰度范围 (例如只让某个范围内的像素变亮，其余变暗)。
  - \* **位平面切片：** 将图像分解为二值图像层，分析每一位对图像总外观的贡献 (高阶位包含绝大部分视觉信息)。
- **效果：** 极其灵活，可以根据具体需求人为设定变换函数，以增强特定的图像特征。

### 3.2 什么是直方图？直方图的目的是什么？

- **定义：**直方图是图像灰度级的离散函数  $h(k_r) = n_k$ ，表示灰度级为  $k_r$  的像素个数。归一化直方图  $p(k_r) = n_k/MN$  代表了各灰度级出现的概率。
- **目的：**用于描述图像的灰度分布特性。通过分析直方图可以判断图像曝光情况（偏暗、偏亮、对比度低等），是自动图像增强、分割和压缩的基础。

### 3.3 直方图均衡化的结果是唯一的吗？直方图与图像是一一对应的吗？

- **均衡化结果的唯一性：**对于连续图像，变换结果是唯一的且能达到完全平坦；但对于离散图像，由于舍入误差，结果通常不完全平坦，但变换函数本身是确定的。
- **对应关系：不是一一对应的。**直方图只包含灰度频率信息，丢失了像素的空间位置信息。同一幅直方图可以对应无数种不同像素排列的图像。

### 3.4 直方图均衡化与规定化（匹配）的步骤？

- **直方图均衡化：**
  1. 计算原始图像归一化直方图  $p_r(r_k)$ 。
  2. 利用累积分布函数（CDF）计算变换： $s_k = (L - 1) \sum_{j=0}^k p_r(r_j)$ 。
  3. 将结果四舍五入到最近的整数灰度级。
- **直方图规定化：**
  1. 对原图执行均衡化，得到  $s_k$ 。
  2. 对目标（规定）直方图执行均衡化，得到  $v_q = G(z_q)$ 。
  3. 求  $G$  的反变换  $z_q = G^{-1}(s_k)$ ，即将原图均衡化后的灰度映射到目标图均衡化后的对应级。

### 3.5 空间滤波的主要任务及区别？

- **主要任务：**平滑（Smoothing）和锐化（Sharpening）。
- **区别：**
  - **平滑：**相当于积分/加权平均，目的是消除噪声、模糊细节。在频域属于低通滤波。
  - **锐化：**相当于微分/导数运算，目的是增强边缘、突出细节。在频域属于高通滤波。

### 3.6 平滑滤波器及其适合的噪声类型？

- **线性平滑（均值滤波器）：**
  - **算术均值/盒式滤波：**适合处理高斯噪声（随机噪声），但会模糊边缘。
  - **加权均值滤波：**降低“中心像素”离散化的模糊感。
- **统计排序滤波器（非线性）：**
  - **中值滤波器：**最适合处理脉冲噪声（椒盐噪声），能在去噪的同时很好地保护边缘。

### 3.7 均值滤波器与高斯滤波器的优势？

- **均值滤波器种类**：算术均值、几何均值（保留细节更好）、谐波均值、逆谐波均值。
- **低通高斯滤波器的优势**：高斯核是各向同性的（旋转不变），其频域也是高斯函数，没有振铃效应（Ringing effect），处理后的图像视觉感官更自然。
- **等效条件**：要达到盒式滤波器的效果（如  $3 \times 3$  全 1 模板），高斯核需要选择较大的标准差  $\sigma$ ，使得核窗口内的权值趋于均匀分布。

### 3.8 锐化滤波方式、钝化掩蔽与高提升滤波？

- **锐化方式**：
  - **二阶导数（拉普拉斯算子）**： $g(x, y) = f(x, y) + c[\nabla^2 f(x, y)]$ 。对噪声敏感，但对细节增强效果显著。
  - **一阶导数（梯度算子）**：如 Sobel 算子、Prewitt 算子，常用于边缘检测。
- **钝化掩蔽（Unsharp Masking）**：
  1. 模糊原图得到  $\bar{f}(x, y)$ 。
  2. 从原图中减去模糊图得到模板： $g_{mask} = f - \bar{f}$ 。
  3. 将模板加回原图： $g = f + k \cdot g_{mask}$ 。
- **高提升滤波（High-boost Filtering）**：
  - 当上述  $k = 1$  时为钝化掩蔽；当  $k > 1$  时称为高提升滤波。它能增加原图像的权重，在增强边缘的同时保留原图的成分。

## 4 第四章：频率域滤波核心重点总结

### 4.1 频域滤波的基本流程是怎样的？

- 1. **预处理**：对输入图像进行零填充（Padding）以避免卷绕误差，并进行中心化变换。
- 2. **傅里叶变换**：计算图像的离散傅里叶变换（DFT），得到。
- 3. **滤波处理**：选择合适的滤波器函数，在频域进行点乘运算。
- 4. **反变换**：计算的离散傅里叶反变换（IDFT），得到复数图像。
- 5. **后处理**：取实部并进行反中心化，最后裁剪回原始图像大小，必要时进行灰度标定。

### 4.2 为什么要进行填充？为什么要乘 $(-1)^{x+y}$ ？

- **填充（Padding）的原因**：
  - **交叠错误/卷绕误差**：由于 DFT 及其反变换具有周期性，频域的点乘等同于空间域的**循环卷积**。如果不进行填充，相邻周期的图像会在卷积过程中相互重叠（Overlap），导致边缘出现错误的干扰，即“卷绕误差”。
  - **解决办法**：通过补零将周期撑大，使得循环卷积的结果中包含一段与线性卷积完全一致的区域。
- **乘以  $(-1)^{x+y}$  的原因**：
  - **频谱中心化**：根据 Fourier 变换的平移特性， $f(x,y)(-1)^{x+y} \iff F(u-M/2, v-N/2)$ 。这使得  $F(0,0)$ （直流分量）位于频谱矩阵的中心，便于直观观察，也方便我们设计以中心点为原点的对称滤波器（如圆对称低通滤波器）。

### 4.3 低通滤波和高通滤波的作用与效果？

- **低通滤波（Lowpass Filtering）**：
  - **作用**：通过低频分量，阻挡高频分量。
  - **效果**：平滑图像、去除噪声、模糊细节。
  - **典型滤波器**：理想低通（有振铃）、布特沃斯低通（振铃较轻）、高斯低通（无振铃）。
- **高通滤波（Highpass Filtering）**：
  - **作用**：通过高频分量，阻挡低频分量。
  - **效果**：增强边缘、突出细节、消除图像中缓慢变化的背景。
  - **典型滤波器**：理想高通、布特沃斯高通、高斯高通。

### 4.4 带通滤波和带阻滤波的作用与效果？

- **带阻滤波（Bandreject Filtering）**：
  - **作用**：阻止预定频带内的频率，允许该频带之外的频率通过。

- **效果**：主要用于**消除周期性噪声**。如果噪声在频域表现为特定的同心圆环，带阻滤波器可以精准将其剔除而不严重破坏其他细节。
- **带通滤波 (Bandpass Filtering)**:
  - **作用**：只允许预定频带内的频率通过，阻止其他频率。
  - **效果**：用于**提取特定频率范围的纹理或特征**。通常由 1 – 带阻滤波器 得到。它比高通滤波更精准，因为它可以同时过滤掉低频背景和极高频的随机噪声。

## 5 第五章：图像复原与重建核心重点总结

### 5.1 图像退化与复原的完整流程及数学建模

图像复原的目标是利用退化过程的先验知识，去恢复被退化后的图像。其过程可以细化为以下两个核心阶段：

#### 1. 图像退化 (Degradation) 阶段

- **物理过程**：原始图像  $f(x, y)$  在成像、传输或存储过程中，受到成像系统非理想特性（如镜头聚焦不良、机械抖动导致的运动模糊）以及环境干扰的影响。
- **空间域数学表达**：

$$g(x, y) = h(x, y) \star f(x, y) + \eta(x, y)$$

其中， $h(x, y)$  是退化系统的 \*\* 点扩散函数 (PSF) \*\*， $\star$  表示空间卷积， $\eta(x, y)$  表示加性噪声。

- **频率域数学表达**：根据卷积定理，空间域的卷积对应频域的点乘：

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

这种表达方式将复杂的积分运算简化为乘法运算，是频域复原算法（如维纳滤波）的理论基础。

#### 2. 图像复原 (Restoration) 阶段

- **核心目标**：在给定退化图像  $g(x, y)$  及其关于  $h(x, y)$  和  $\eta(x, y)$  的先验知识后，寻找一个复原系统，输出原始图像的估计值  $\hat{f}(x, y)$ 。
- **关键步骤**：
  - **退化估计**：通过图像观察（找特征点）、试验（拍摄已知点源）或数学建模（如匀速直线运动模糊模型）来估计  $H(u, v)$ 。
  - **噪声估计**：通过分析图像中平滑区域的统计特性（直方图）来确定噪声类型（如高斯、椒盐等）及参数（均值、方差）。
  - **算法执行**：选择复原滤波器（如逆滤波、维纳滤波或约束最小二乘滤波）。
- **评价准则**：通常要求  $\hat{f}(x, y)$  与  $f(x, y)$  的均方误差 (MSE) 最小，或在视觉感官上最接近原图。

**深度思考**：图像复原与图像增强的区别在于，复原是基于“物理退化模型”的客观过程，而增强是侧重“视觉感官”的主观过程。复原不仅要消除模糊，还要在消除模糊和放大噪声之间寻找平衡。

### 5.2 图像退化建模在空间域和频率域的公式？

- **空间域模型**： $g(x, y) = h(x, y) \star f(x, y) + \eta(x, y)$ 
  - 其中  $\star$  表示空间卷积， $h(x, y)$  为点扩散函数 (PSF)。
- **频率域模型**： $G(u, v) = H(u, v)F(u, v) + N(u, v)$ 
  - 通过傅里叶变换，将复杂的卷积运算简化为频域的点乘运算。

### 5.3 针对不同噪声，分别有哪些空间滤波器用于处理？

- **算术均值滤波器**：最适合处理高斯噪声或均匀噪声。
- **几何均值滤波器**：丢失细节比算术均值少，平滑效果类似。
- **谐波均值滤波器**：善于处理“盐”噪声（高灰度脉冲），但不适用于“椒”噪声。
- **逆谐波均值滤波器**： $Q > 0$  时消除“椒”噪声， $Q < 0$  时消除“盐”噪声。
- **中值滤波器**：处理椒盐噪声（脉冲噪声）最有效，且能保护边缘。
- **最大值/最小值滤波器**：最大值滤波器消除“椒”噪声（暗点），最小值滤波器消除“盐”噪声（亮点）。
- **中点滤波器**：结合了锐化和随机噪声平滑，适合处理分布均匀的噪声（如均匀或高斯噪声）。
- **修正的阿尔法均值滤波器**：适合处理混合噪声（如高斯与椒盐噪声的组合）。

### 5.4 两种自适应滤波器的原理、过程与效果？

自适应滤波器与常规滤波器最大的区别在于：它会根据图像的局部统计特性（如均值、方差）动态调整滤波行为，从而在去除噪声的同时，最大限度地保留图像边缘和细节。

#### (a) 自适应局部降低噪声滤波器 (Adaptive Local Noise Reduction Filter)

- **整体思路**：该滤波器作用于局部窗口  $S_{xy}$ 。它通过比较局部方差与全局噪声方差的关系来决定输出。如果局部方差很大，说明存在边缘，应减少滤波力度；如果局部方差很小，说明是平滑区，应加大滤波力度。

- **数学公式**：

$$\hat{f}(x, y) = g(x, y) - \frac{\sigma_\eta^2}{\sigma_L^2} [g(x, y) - m_L]$$

- **变量定义与物理意义**：

- $g(x, y)$ ：当前带噪声像素的灰度值。
- $\sigma_\eta^2$ ：整个图像中加性噪声的方差（全局参数，通常需预估）。
- $m_L$ ：局部窗口  $S_{xy}$  内像素的均值。
- $\sigma_L^2$ ：局部窗口  $S_{xy}$  内像素的方差。

- **变量影响分析**：

- 若  $\sigma_\eta^2 = 0$ （无噪声）：输出等于  $g(x, y)$ ，不进行任何处理。
- 若  $\sigma_L^2 \gg \sigma_\eta^2$ （高方差，通常是边缘）：比值趋近于 0，输出接近  $g(x, y)$ ，从而保护了边缘细节不被模糊。
- 若  $\sigma_L^2 \approx \sigma_\eta^2$ （平滑区）：比值接近 1，输出接近  $m_L$ ，退化为算术均值滤波。

- **效果**：在有效抑制高斯噪声的同时，边缘清晰度远高于普通的算术均值滤波器。

#### (b) 自适应中值滤波器 (Adaptive Median Filter)

- **整体思路**：常规中值滤波器窗口固定，当脉冲噪声密度较大（如大于 0.2）时，中值本身也可能是噪声。自适应中值滤波通过“动态扩大窗口”来确保找到一个非噪声的中值，并判断中心像素是否需要被替换。
- **变量定义**：

- $z_{min}, z_{max}$ : 当前窗口中的最小和最大灰度值。
- $z_{med}$ : 当前窗口中的中值。
- $z_{xy}$ : 坐标  $(x, y)$  处的灰度值。
- $S_{max}$ : 允许的最大窗口尺寸。
- **执行流程（两个层级）:**
  - **层级 A:** 判断  $z_{med}$  是否为脉冲（即  $z_{min} < z_{med} < z_{max}$ ）。如果  $z_{med}$  是脉冲，则增大窗口尺寸重复层级 A；如果不是，则进入层级 B。
  - **层级 B:** 判断中心像素  $z_{xy}$  是否为脉冲（即  $z_{min} < z_{xy} < z_{max}$ ）。如果  $z_{xy}$  不是脉冲，输出  $z_{xy}$ （保留原值）；如果是，输出  $z_{med}$ 。
- **效果:**
  - 能处理极高密度的椒盐噪声（常规中值滤波失效的情况下）。
  - 有效消除了平滑区域的“斑点”现象，同时能保持精细物体的形状（不产生过度侵蚀）。



## 6 第六章：彩色图像处理核心重点总结

### 6.1 RGB、CMY/CMYK 与 HSI 模型各自的应用场景？

- **RGB 模型**：主要用于图像显示、采集和生成（如彩色监视器、摄像机）。它是基于红、绿、蓝三原色的相加混色模型。
- **CMY/CMYK 模型**：主要用于彩色打印和印刷。CMY 是基于青、洋红、黄的相减混色模型。由于实际油墨混合无法产生纯黑色，因此加入黑色（Black）形成 CMYK 模型。
- **HSI 模型**：主要用于图像处理和描述。它将色彩信息与亮度信息解耦，符合人类解释颜色（色调、饱和度、亮度）的方式，是进行目标识别、彩色图像分割和直方图处理的理想空间。

### 6.2 加入白光后，饱和度的变化规律？

- **变化**：饱和度会降低。
- **原理**：饱和度（Saturation）表示颜色的纯度，反映了白光稀释颜色的程度。加入白光越多，颜色越显得“冲淡”，饱和度值越小。纯光谱色不含白光，饱和度为最高。

### 6.3 RGB 模型的亮度轴（灰度轴）有什么特征？

在 RGB 彩色空间构成的单位立方体中，亮度轴（也称灰度轴）具有极其明确的几何与色度学特征：

- **几何位置**：亮度轴是连接立方体原点  $(0, 0, 0)$ （黑色）与对角顶点  $(1, 1, 1)$ （白色）的主对角线。
- **等值特征**：该轴线上任意一点的坐标均满足  $R = G = B$ 。这意味着在该轴上，三种原色的强度完全相等。
- **饱和度特征（核心点）**：
  - **饱和度为 0**：由于  $R = G = B$ ，颜色中没有任何一种原色分量占主导地位，白光完全稀释了色彩。因此，亮度轴上所有点的饱和度均为 0（无色彩状态）。
  - **色调缺失**：因为饱和度为 0，色调（Hue）在亮度轴上是没有定义或不确定的。
- **亮度变化**：沿此对角线从原点向顶点移动时，光能量线性增加，表现为图像从纯黑经过各种深浅的灰色，最终到达纯白。

### 6.4 在 RGB 立方体中，如何确定亮度和饱和度？

虽然 RGB 模型不直观，但我们可以通过几何关系定性判断一个颜色点  $(r, g, b)$  的属性：

- **亮度 (Intensity)**：由该点在主对角线上的投影位置决定。投影点距离原点  $(0, 0, 0)$  越远，亮度越高。
- **饱和度 (Saturation)**：由该点距离主对角线的垂直距离决定。
  - 距离越远，颜色越纯（彩色分量越明显），饱和度越高。
  - 距离为 0（即点落在对角线上），饱和度为 0。

### 6.5 色度图 (CIE Chromaticity Diagram) 的特性？

- **三值关系**： $x + y + z = 1$ 。通常只需用  $(x, y)$  坐标即可表示所有色度。
- **形状特性**：马蹄形边界代表纯光谱色（100% 饱和度）。
- **颜色混合**：色度图上任意两点连线上的点，代表了这两点所代表颜色的所有加色混合结果。
- **色域限制**：任何三个颜色点定义的三角形（色域）都无法覆盖整个马蹄形区域，说明没有任何三原色能合成所有可见光颜色。

### 6.6 为什么 RGB 三原色不能合成世界上所有的颜色？

- **物理限制**：人眼能感知的可见光颜色范围是一个复杂的非线性空间（即色度图中的整个马蹄形区域）。
- **几何原理**：RGB 三原色在色度图中构成的是一个三角形区域。由几何性质可知，马蹄形是一个凹形边界区域，任何位于该区域内的多边形（由有限个基色点构成）都无法完全覆盖整个可见光谱区域。

### 6.7 在 RGB 立方体中，如何定性确定亮度和饱和度？

- **亮度 (Intensity)**：由该点到原点的距离在灰度主对角线上的投影决定。距离白色顶点越近，亮度越高。
- **饱和度 (Saturation)**：由该点距离灰度主对角线的垂直距离决定。如果点落在主对角线上，距离为 0，则饱和度为 0（无色）；距离轴线越远，颜色越纯，饱和度越高。

### 6.8 HSI 模型中在哪个通道处理平滑与锐化？

- **处理通道**：主要在 **I 通道（亮度分量）** 进行。
- **原因与优势**：
  - **解耦性**：HSI 将亮度与色度分离。在 I 通道处理可以改变图像的视觉清晰度或平滑度，而不会影响图像本身的颜色（色调和饱和度）。
  - **一致性**：如果直接在 RGB 通道分别平滑/锐化，容易导致各分量比例失调，从而产生不自然的色彩偏移或伪色。而在 HSI 的 I 通道处理能保证色彩的一致性。

## 7 第八章：图像压缩核心重点总结

### 7.1 映射和量化分别处理怎么样的冗余？是可逆还是不可逆？

- 映射 (Mapper):

- 处理冗余：主要处理空间冗余 (Spatial Redundancy) 和时间冗余 (Temporal Redundancy)。它通过变换 (如预测编码、变换编码) 将像素阵列映射为非像素格式，以减少像素间的相关性。
- 可逆性：是可逆的。映射过程本身不丢失信息 (无损运算)。

- 量化 (Quantizer):

- 处理冗余：主要处理不相关信息 (Irrelevant Information)。它根据人类视觉系统的生理特征，舍弃对视觉影响不大的次要信息 (如图像中肉眼不可见的高频细节)。
- 可逆性：是不可逆的。量化是一个多对一的映射过程，会产生量化误差，是导致有损压缩中信息丢失的主要原因。

### 7.2 JPEG 压缩中的量化步骤具体怎么做？

JPEG 压缩中的量化是针对 DCT (离散余弦变换) 后的系数进行的，具体步骤如下：

- 1. 分块变换：首先将图像分为  $8 \times 8$  的像素块，并进行正向 DCT 变换，得到  $8 \times 8$  的 DCT 系数矩阵。
- 2. 引入量化矩阵：定义一个  $8 \times 8$  的量化表  $Q(u, v)$ 。量化表中的数值反映了不同频率分量的重要性：低频部分数值较小 (保留更多细节)，高频部分数值较大 (丢弃更多细节)。
- 3. 除法与取整：将 DCT 系数矩阵  $F(u, v)$  中的每个元素除以量化表中对应的步长，并进行四舍五入取整：

$$\hat{F}(u, v) = \text{round} \left( \frac{F(u, v)}{Q(u, v)} \right)$$

- 4. 结果特征：量化后，大量的 AC 系数 (高频部分) 会变为 0。通过调整量化表 (乘以质量因子)，可以灵活平衡压缩比与图像质量。
- 5. 后续处理：量化后的系数经过“之”字形 (Zig-zag) 扫描，最后进行熵编码 (如哈夫曼编码) 完成压缩。