

第一章绪论：

- 1. 像素在数字图像上具有固定的 (x,y) 空域坐标以及该点的值 f(x,y)，其特征为：x,y,f(x,y) 均为离散值和有限值。（f(x,y) 常代表图像的 intensity 或 gray 等级）（空域坐标系下 y 右 x）
- 2. 数字图像的形式：单通道（B&W 或者灰度等级）三通道（RGB）四通道（RGB+Alpha）深度
- 3. （光杆颜锥）锥状体（少）集中在中央凹附近，对颜色极其敏感；杆状体（多）的分布较为分散，对低亮度的光照敏感。（两者均不在盲点上有分布）（锥状体（cones），杆状体（rods））
- 4. 图像不仅仅由电磁波生成，超声波等都可以（B 超）
- 5.DIP 与计算机视觉、机器人视觉、机器视觉的区别：DIP：对图像的基础操作，如几何变换，增强恢复，锐化滤波等，结果仍为图像。计算机视觉：对给定的图像进行信息提取，如运动检测物体识别，获得具体数据。机器视觉：用于自动化生产，由机器人自主获取图像等信息来获得具体数据，需要多传感器结合。机器人视觉：对象是机器人，使机器人具备视觉能力完成各项任务。

第二章数字图像基础：

- 1. 采样量化：数字图像的生成需要经过采样和量化的过程。坐标值 (x,y) 的数字化就是采样，值 f(x,y) 的数字化就是量化。
- 2. 灰度分辨率： 2^k . 大小为 $M \times N$ 的数字图像一般用矩阵表示，其占用的存储空间为： $M \times N \times k$ (比特)。空域分辨率为 $M \times N$ 。
- 3. 图片的 Zooming 和 Shrinking 可用最邻近插值或者双线性插值，前者的缺点是精度低，可能会存在灰度上的不连续，在变化的地方出现明显的锯齿状。双线性： $g(E) = (x' - i)[g(B) - g(A)] + g(A)$
 $g(F) = (x' - i)[g(D) - g(C)] + g(C)$
 $g(E) = (x', y')[g(F) - g(E)] + g(E)$
(无论上、降采样，图片所包含内容不变，只是空间分辨率变了)
- 4. 像素 p 的 4 邻域（十字形 N_4 ）、D 邻域（4 个对角 D）和 8 邻域（一圈 N_8 ）。两个像素 p 和 q 之间的 4 邻接（p 在 q 的 N_4 ）、8 邻接（p 在 q 的 N_8 ）和 m 邻接（p 在 q 的 N_D 且 p 的 N_4 与 q 的 N_4 相交为空；或 p 在 q 的 N_4 ）
连通（所有连通的像素构成通路）：邻接 + 像素值都属于集合 V。
连通分量：对于 S 中的任何像素 p，S 中连通到该像素的像素集称为 S 的连通分量。连通集：只有一个连通分量的集合。
- 5. 欧几里得距离（De）、街区距离（D4 $|x - s| + |y - t|$ ）和棋盘距离（D8 $\max(|x - s|, |y - t|)$ ）的概念。（注：D4 为菱形，D8 为方形）

第三章：灰度变换和空间滤波（图像增强）高光 降噪 视觉感染力

- 1. 对于空域，我们的操作一般是针对像素的邻居。若直接对像素本身进行操作，则称为灰度变换 $s=T(r)$ 。否则为空间滤波 $g(x,y)=T(f(x,y))$ ，多使用掩模。
- 2. 如果想将一个物体从背景分离，可以使用阈值变换 $s = 1.0(r > threshold) + 0.0(r \leq threshold)$ 。若输入的图像灰度分辨率很大，可使用对数变换 $s = c * \log(l + r)$ 。

幂律变化 $s = c * r^{\gamma}$ 则可以将一个较窄范围的灰度等级映射到较大范围的灰度等级（注：小凸大凹）（整体变暗， $\gamma > 1$ ）或将图像整体变亮（ $\gamma < 1$ 凸显脊柱改善欠曝光）；由于显示器、打印机等对不同亮度的响应非线性，而是指数 $s = r^{\gamma}$ ，所以使用 γ 校正 $s = r^{\frac{1}{\gamma}}$ 来处理；灰度切片（变换函数 T 为分段函数）类似于阈值变换，对于突出图像中某些特征起作用。

比特平面分层中高阶比特平面包含了最重要的视觉数据，低阶比特平面贡献了更精细的灰度细节，存储 4 个高阶比特平面即可重建原图像（在可接受范围内）。图像相减时存在 -255 255 的灰度等级，所以需归一化或者加 255 除以 2 将其重新变为 0 255，该方法可用于检测运动的物体或者进行 change detection；同一场景多张图取平均噪声水平不变。

3. 直方图均衡化：（满足单调递增和区间条件），可以使输出图像的灰度分布更加均衡，提高对比度。（均衡化过程较为简单）直方图：显示了像素值等级分布情况。 $R_r(w)$ 是概率分布函数。

$s = T(r) = (L - 1) \int_0^r P_r(\omega) d\omega = (L - 1) \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n}$

4. 平滑线性滤波器：（均值滤波器）可用于滤除噪声（也可以滤除不必要的细节）或者突出总体特征，但是会模糊边缘。统计排序滤波器：（中值滤波器）有时表现更佳（相对 average），尤其是滤除椒盐噪声。自适应中值滤波器（补）可以滤除空间密度更大的椒盐噪声，平滑其他噪声并减小失真，没有边缘效应。自适应中值滤波：if $z_{med} - z_{min} > 0, z_{med} - z_{max} < 0, \{if\ z_{xy} - z_{min} > 0, z_{xy} - z_{max} < 0\}$ else 扩大所取集合的 size
 $z_{out} = z_{xy}$ else $z_{out} = z_{med}$

5. 锐化空间滤波器：（减少模糊部分并突出边缘）其效果与平滑空间滤波器相反（积分与微分之区别）一阶微分 $f(x + 1) - f(x)$ ，二阶微分 $f(x + 1) + f(x - 1) - 2f(x)$ 。一阶微分非 0 值存在于 step 和 ramp 的起点以及 ramp 沿线；二阶微分非 0 值存在于 step 和 ramp 的起（终）点；一阶微分产生较粗的边缘，对 gray level step 有更佳响应；二阶微分对细节（细线、孤立点和噪声）有更佳响应，而对 gray level step 有双响应（双边缘，更加明显），因此二阶微分在增强细节方面更强。

6. 使用拉普拉斯算子锐化图像（中心-4，十字 1）。考虑对角项，则掩模系数变为（中心-8，外圈 1）。使用拉普拉斯算子得到的并不是最终图像，还要根据中心系数的正负，用原图像 \pm 拉普拉斯图像。最终（中心 5，十字-1）（中心 9，外圈-1）

7. 高提升滤波： $g(x,y) = Af(x,y) \pm \nabla^2 f(x,y)$ ，当 A 越大，则越忽略锐化的作用。

8. 使用梯度（一阶微分）锐化图像：我们直接给出 $g_x = \frac{\partial f}{\partial x}, g_y = \frac{\partial f}{\partial y}$ 这两个模板称为 Sobel 算子，此时的操作为线性操作。再对其求向量 ∇f 的幅值 $M(x,y) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}$ 或者近似化 $M(x,y) = |g_x| + |g_y|$ ，为非线性。

Sobel 算子 X: -1 0 1;-2 0 2;-1 0 1 Y:-1 -2 -1;0 0 0;1 2 1;
Roberts 交叉梯度算子 X:0 -1;1 0 Y:-1 0;0 1;

第四章：频率域滤波：

- 1. 图像 $f(x,y)$ 乘以指数项 $(-1)^{x+y}$ 再做傅里叶变换，可将 DFT 的原点移到 $F(u - \frac{M}{2}, v - \frac{N}{2})$ 不影响幅度谱。若空间域和频域都用极坐标表示，空间域与频域的旋转等价。 $F(0,0)$ = 图像的平均灰度。
- 2.DFT 的幅度谱中，低频分量（幅度谱原点周围）反映了灰度变化缓慢的区域，是图像在平滑区域上的外观。高频分量反映了灰度剧变的区域（如边缘噪声），是图像中精细部分。
- 3. 一般滤波过程：1. 原图乘以 $(-1)^{x+y}$ 2.DFT 得到 $F(u,v)$ 3. $F(u,v)$ 乘以滤波器 $H(u,v)$ 4.IDFT 之后再乘以 $(-1)^{x+y}$ 得到输出。
- 4. 陷波滤波器：

新的第一列内容

新的第二列内容

新的第三列内容