

第一章绪论：

- 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)
- 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
- (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))
- 图像不仅仅由电磁波生成, 超声波等都可以 (B 超)
- 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, 其占用的储存空间为: $M \times N \times k$ (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 $s = c * r^y$ 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, $y > 1$) 或将图像整体变亮 ($y < 1$ 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 $s = r^y$, 所以使用 y 校正 $s = r^{\frac{1}{y}}$ 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。

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。

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

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 $z_{xy} - z_{min} > 0$, $z_{xy} - z_{max} < 0$

$z_{out} = z_{xy}$ else $z_{out} = z_{med}$ } else 扩大所取集合的 size

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 有更佳的响应; 二阶微分对细节 (细线、孤立点和噪声) 有更佳的响应, 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 ± 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 $M(x,y) = |gx| + |gy|$, 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:

新的第一列內容

新的第二列內容

新的第三列內容