第二章 数字图像基础

1、光和电磁波谱

波长 λ 和频率 v 的关系为 $\lambda = c/v$, 其中 $c = 2.998 \times 10^8 m/s$

电磁波谱各分量的能量为 E = hv, 其中 h 为普朗克常数 $h = 6.626 \times 10^{-34}$ 相机成像大小计算: "比例尺" 性质。

2、三个基本量用于描述彩色光源:

辐射强度是从光源流出能量的总量,通常用瓦特 (W) 度量;光通量给出观察者从光源感受到的能量,用流明数度量;亮度是光感受的主观描绘,实际上不能测量,是描述彩色感觉的参数之一;灰度级用来描述单色光图像的亮度,因为它的范围从黑到灰,最后到白。

3、简单的成像模型

f(x,y)=i(x,y)r(x,y), 其中 i(x,y) 为入射分量, r(x,y) 为反射分量 其中 $0\leq f(x,y), i(x,y)<\infty,\ 0\leq r(x,y)\leq 1$

4、图像的取样和量化

对坐标值进行数字化称为取样(或采样),对幅度值进行数字化称为量化 一副 $m \times n$ 的图像表示为一个 $m \times n$ 的矩阵,每个矩阵的元素称为像素

注意原点位于图像的左上角, x 轴向下, y 轴向右

一般一个字节存放一个像素的信息,每个像素都有自己的位置和值两个属性

5、空间分辨率和灰度分辨率

分辨率为5线对每毫米,即10个像素每毫米。

空间分辨率是图像中最小可辨别细节的测度

灰度分辨率是指在灰度级中可分辨的最小变化,通常是指量化灰度时所用的比特数

6、内插

最近邻内插将原图像中最近邻的灰度赋给每个新位置

双线性内插有四个最邻近的灰度来计算给定位置的灰度,其中 v(x,y)=ax+by+cxy+d,四个系数可用 4 个最近邻点的 4 个未知方程求出

7、邻接

给定 p(x,y) 有 4 个水平和垂直的相邻像素、其坐标分别为 (x+1,y),(x-1,y),(x,y+1),(x,y-1), 这个像素集称为 p 的 4 邻域,用 $N_4(p)$ 表示。

每个像素距 p 一个单位距离,如果 p 位于图像的边界,则 p 的某一邻像素位于数字图像的外部。

p 的 4 个对角邻像素有如下坐标: (x+1,y+1),(x+1,y-1),(x-1,y+1),(x-1,y-1) 并用 $N_D(p)$ 表示。这四个对角像素与 4 邻域合称为 p 的 8 邻域,用 $N_8(p)$ 表示。8、邻接关系

当像素在 $N_4(p)$ 中,则称为 4 邻接;当像素在 $N_8(p)$ 中,则称为 8 邻接。

m 邻接相当于 8 邻接去掉某些斜相连: q 在 $N_D(p)$ 中且存在他们的公共 4 邻接邻居时, p,q 不是 m 邻接。

对于同等区域,两点间 8 通路可达等价于 m 通路可达,但最短距离未必一致 (m 邻接 比 8 邻接少一些 "斜线")

4(或 8)连通子集: 令 S 代表图像中像素的子集,如果 S 中全部像素之间存在一个 4(或 8)通路,那么称 S 是 4 (或 8)连通子集。

第三章 灰度变换与空间滤波

- 1、灰度变换基本函数
- (1) 图像反转: s = L 1 r
- (2) 对数变换: $s = c \log(1 + r)$
- (3) 幂律变换: $s=cr^{\gamma},$ 当 $\gamma>1$ 时变亮, $0<\gamma<1$ 时变暗
- (4) 分段线性变换函数: 对比度拉伸、灰度级分层、比特平面分层
- 2、直方图处理

(1) f 的非归一化直方图定义: $h(r_k) = n_k$, 其中 n_k 是 f 中灰度为 r_k 的像素的数量。细分的灰度级称为直方图容器。直方图反映了像素灰度值的分布。

(2) 归一化直方图定义为

$$p(r_k) = \frac{h(r_k)}{MN} = \frac{n_k}{MN}$$

(3) 直方图均衡化

连续情形:
$$s = T(r) = (L-1) \int_{-r}^{r} p_r(w) dw$$

离散情形:
$$s_k = T(r_k) = (L-1)\sum_{j=0}^k p_r(r_j) = (L-1)\sum_{j=0}^k \frac{n_j}{MN}$$

(4) 直方图匹配

连续形式算法:

原始图像均衡化后的灰度:
$$s=T(r)=(L-1)\int_0^r p_r(w)dw$$
目标图像均衡化后的灰度: $s=G(z)=(L-1)\int_0^z p_z(v)dv$

目标图像均衡化后的灰度: $z = G^{-1}(s) = G^{-1}[T(r)]$

离散形式算法

原始图像均衡化后的灰度:
$$s_k = T(r_k) = (L-1) \sum_{j=0}^k p_r(r_j)$$

目标图像均衡化后的灰度: $s_k = G(z_q) = (L-1)\sum_{i=0}^q p_z(z_i)$

目标图像均衡化后的灰度: $z_q = G^{-1}(s_k) = G^{-1}(T(r_k))$

(5) 直方图统计量

对于灰度级在区间 [0,L-1] 内的图像,灰度值 r 相对于其均值 m 的第 n 阶矩定义为

$$\mu_n = \sum_{i=0}^{L-1} (r_i - m)^n p(r_i), \quad m = \sum_{i=0}^{L-1} r_i p(r_i)$$

均值是平均灰度的测度,而方差(或标准差 σ)是图像对比度的测度

$$\sigma^2 = \mu_2 = \sum_{i=0}^{L-1} (r_i - m)^2 p(r_i)$$

3、空间滤波

(1) 相关与卷积

相关:
$$(w * f)(x, y) = \sum_{s=-a}^{a} \sum_{t=-b}^{b} w(s, t) f(x + s, y + t)$$

卷积: $(w * f)(x, y) = \sum_{s=-a}^{a} \sum_{t=-b}^{b} w(s, t) f(x - s, y - t)$

(2) 平滑(低通)空间滤波器

盒式滤波器、低通高斯滤波器 $(w(s,t)=G(s,t)=Ke^{-\frac{s^2+t^2}{2\sigma^2}})$ 、统计排序滤波器(非线性,中值滤波器可过滤椒盐噪声,胡椒噪声指灰度值低的噪声,盐粒噪声指灰度值高的噪声)。

(3) 锐化(高通)空间滤波器

拉普拉斯滤波器 $(\nabla^2 f(x,y) = f(x+1,y) + f(x-1,y) + f(x,y+1) + f(x,y-1) - 4f(x,y))$

拉普拉斯锐化图像的基本方法: $g(x,y)=f(x,y)+c[\nabla^2 f(x,y)]$, 其中 c 的取值与核的中间系数的符号相同。

钝化掩蔽和高提升滤波: $g_{mask}(x,y)=f(x,y)-ar{f}(x,y)$,其中 $ar{f}$ 为模糊后图像。则高提升图像为 $g(x,y)=f(x,y)+kg_{mask}(x,y)$

罗伯特交叉梯度算子, Sobel 算子

第四章 频率域滤波

1、二维取样定理与混淆

若取样间隔满足 $\Delta T<\frac{1}{2\mu_{max}}$ 和 $\Delta Z<\frac{1}{2\nu_{max}}$,则连续带限函数 $F(\mu,\nu)=0, |\mu|\geq \mu_{max}$ 和 一组样本无误地复原。

如果以低于函数最高频率的两倍的取样率来获得样本,连续带限函数会出现混淆现象。现实中混淆不可避免,可以通过平滑原函数减少高频来降低混淆的影响。

2、傅里叶变换

$$F_{m} = \sum_{n=0}^{M-1} f_{n} e^{-j2\pi mn/M}, \qquad f_{n} = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} F_{m} e^{j2\pi mn/M}$$

$$F(u) = \sum_{x=0}^{M-1} f(x) e^{-j2\pi ux/M}, \quad f(x) = \frac{1}{M} \sum_{u=0}^{M-1} F(u) e^{j2\pi ux/M}$$

$$a_{k} = \frac{1}{T} \int_{T} f(t) e^{-j2\pi kt/T} dt, \qquad F(u) = \sum_{k=0}^{+\infty} a_{k} \delta(\mu - \frac{k}{T})$$

注:注意区分离散傅里叶变换与连续傅里叶变换。前四个式子用于离散周期傅里叶变换,后两个式子用于连续周期傅里叶变换。非周期的傅里叶变换在此不再赘述。

3、二维 DFT 变换性质小结

名称	表达式
DFT	$F(u,v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) e^{-j2\pi(ux/M + vy + N)}$
IDFT	$f(x,y) = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u,v) e^{j2\pi(ux/M + vy/N)}$
谱	$ F(u,v) = [R^2(u,v) + I^2(u,v)]^{1/2}, R = \text{Real}(F), I = \text{Imag}(F)$
相角	$\phi(u, v) = \arctan\left[\frac{I(u, v)}{R(u, v)}\right]$
极坐标表示	$F(u,v) = F(u,v) e^{j\phi(u,v)}$
功率谱	$P(u, v) = F(u, v) ^2$
平均值	$\bar{f}(x,y) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) = \frac{1}{MN} F(0,0)$
频域周期性	$F(u,v) = F(u+k_1M,v) = F(u,v+k_2N) = F(u+k_1M,v+k_2N)$
空域周期性	$f(x,y) = f(x+k_1M,y) = f(x,y+k_2N) = f(x+k_1M,y+k_2N)$
线性	$af_1(x,y) + bf_2(x,y) \Leftrightarrow aF_1(u,v) + bF_2(u,v)$
逆平移性	$f(x,y)e^{j2\pi(u_0x/M+v_0y/N)} \Leftrightarrow F(u-u_0,v-v_0)$
正平移性	$f(x - x_0, y - y_0) \Leftrightarrow F(u, v)e^{-j2\pi(ux_0/M + vy_0/N)}$
旋转	$f(r, \theta + \theta_0) \Leftrightarrow F(\omega, \psi + \theta_0)$
正卷积定理	$(f \star h)(x, y) \Leftrightarrow (F \cdot H)(u, v)$
逆卷积定理	$(f \cdot h)(x,y) \Leftrightarrow (1/MN)[(F \star H)(u,v)]$
离散单位冲激	$\delta(x,y) \Leftrightarrow 1, 1 \Leftrightarrow MN\delta(u,v)$
中激函数性质	$a\delta(au) = \delta(u), a > 0$ $a\delta(au) = -\delta(u), a < 0$

4、频率域滤波步骤

- (1) 用 $(-1)^{x+y}$ 乘以输入图像, 做频谱中心化处理;
- (2) 计算(1) 结果的 DFT, 即 F(u,v);
- (3) 用滤波器函数 H(u,v) 乘以 F(u,v) (在频谱域处理图像);
- (4) 计算(3) 中结果的 IDFT;
- (5) 得到(4) 结果中的实部;
- (6) 用 $(-1)^{x+y}$ 乘以 (5) 中的结果。
- 5、频率域平滑滤波器 (1) 理想低通滤波器

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

$$D(u, v) = [(u - M/2)^{2} + (v - N/2)^{2}]$$

其中一幅图像所包含的信息的百分比的计算方式为 $\alpha = 100 \cdot (\sum_{u} \sum_{v} P(u, v) / P_T)$

其中 $P_T = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} P(u,v) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} |F(u,v)|^2$

(2) 巴特沃斯低通滤波器: $H(u,v) = \frac{1}{1 + [D(u,v)/D_0]^{2n}}$

此处 $D(u,v) = [(u-M/2)^2 + (v-N/2)^2]^{1/2}$, D_0 为 50% 衰减频率

- (3) 高斯低通滤波器: $H(u,v) = e^{-D^2(u,v)/2D_0^2}$
- (1) 普通锐化滤波器: $H_{hp}(u,v) = 1 H_{ip}(u,v)$
- (2) 理想高通滤波器

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

- (3) 巴特沃斯高通滤波器: $H(u,v) = \frac{1}{1+[D_0/D(u,v)]^{2n}}$ (4) 高斯高通滤波器: $H(u,v) = 1 e^{-D^2(u,v)/2D_0^2}$
- (5) 频率域的拉普拉斯算子: $H(u,v) = -(u^2 + v^2) = -[(u M/2)^2 + (v N/2)^2]$
- (6) 高提升滤波: $H_{hb}(u,v) = (A-1) + H_{hp}(u,v)$
- (7) 高频加强滤波: $H_{hfe}(u,v) = a + bH_{hp}(u,v)$
- 7、同态滤波器

$$H(u,v) = (\gamma_H - \gamma_L)[1 - e^{-c(D^2(u,v)/D_0^2)}] + \gamma_L$$

其中 $\gamma_L < 1$ 且 $\gamma_H > 1$, c 用于控制滤波器函数斜面的锐化

第五章 图像复原与重建

1、图像退化模型

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

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

- 2、噪声模型
- (1) 高斯噪声

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z-\bar{z})^2/2\sigma^2}$$

(2) 瑞利噪声

$$p(z) = \begin{cases} \frac{2}{b}(z-a)e^{-(z-a)^2 - b} &, z \ge a \\ 0 &, z < a \end{cases}$$

(3) 爱尔兰 (伽马) 噪声

$$p(z) = \begin{cases} \frac{a^b z^{b-1}}{(b-1)!} e^{-az} &, z \ge 0\\ 0 &, z < 0 \end{cases}$$

其中 $\bar{z} = \frac{b}{a}$, $\sigma^2 = \frac{b}{a^2}$

$$p(z) = \begin{cases} ae^{-az} &, z \ge 0\\ 0 &, z < 0 \end{cases}$$

其中 $\bar{z} = \frac{1}{a}, \ \sigma^2 = \frac{1}{a^2}$ 。

(5) 均匀噪声

$$p(z) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & , a \le z \le b \\ 0 & , otherwise \end{cases}$$

其中 $\bar{z} = \frac{a+b}{2}$, $\sigma^2 = \frac{(b-a)^2}{12}$.

(6) 椒盐噪声

$$p(z) = \begin{cases} P_s & , z = 2^{k-1} \\ P_p & , z = 0 \\ 1 - (P_s + P_p) & , z = V \end{cases}$$

- (7) 周期噪声(陷波)
- (8) 参数估计

$$\mu = \sum_{z_i \in S} z_i p(z_i) \quad \sigma^2 = \sum_{z_i \in S} (z_i - \mu)^2 p(z_i)$$

- 2、仅有噪声的图像滤波
- (1) 均值滤波器

算术平均滤波器:
$$\hat{f}(x,y) = \frac{1}{mn} \sum_{(r,c) \in S_{xy}} g(r,c)$$

几何均值滤波器:
$$\hat{f}(x,y) = \left[\prod_{(r,c) \in S_{xy}} g(r,c)\right]^{\frac{1}{mn}}$$

谐波平均滤波器:
$$\hat{f}(x,y) = \frac{mn}{\sum_{(r,c) \in S_{xy}} \frac{1}{g(r,c)}}$$

反谐波平均滤波器:
$$\hat{f}(x,y) = \frac{\sum_{(r,c) \in S_{xy}} g(r,c)^{Q+1}}{\sum_{(r,c) \in S_{xy}} g(r,c)^{Q}}$$

(2) 统计排序滤波器

中值滤波器: $\hat{f}(x,y) = \text{median}_{(r,c) \in S_{xy}} \{g(r,c)\}$

最大值滤波器: $\hat{f}(x,y) = \max_{(r,c) \in S_{xy}} \{g(r,c)\}$

最小值滤波器: $\hat{f}(x,y) = \min_{(r,c) \in S_{xy}} \{g(r,c)\}$

中点滤波器: $\hat{f}(x,y) = \frac{1}{2} \left[\max_{(r,c) \in S_{xy}} \{g(r,c)\} + \min_{(r,c) \in S_{xy}} \{g(r,c)\} \right]$

修正阿尔法均值滤波器: $\hat{f}(x,y) = \frac{1}{mn-d} \sum_{(r,c) \in S_{xy}} g_R(r,c)$

(3) 自适应滤波器

自适应局部降噪滤波器:
$$\hat{f}(x,y)=g(x,y)-\dfrac{\sigma_{\eta}^2}{\sigma_{S_{xy}}^2}[g(x,y)-\bar{z}_{S_{xy}}]$$

自适应中值滤波器

层次 A: 若
$$z_{min} < z_{med} < z_{max}$$
,则转到层次 B 否则,增 S_{xy} 的尺寸 若 $S_{xy} \le S_{max}$,则重复层次 A 否则,输出 z_{med} 层次 B: 若 $z_{min} < z_{xy} < z_{max}$,则输出 z_{xy} 否则,输出 z_{med}

- 3、陷波滤波器
- (1) 一般形式: $H_{NR}(u,v) = \prod_{k=1}^{Q} H_k(u,v) H_{-k}(u,v)$

其中 H_k 和 H_{-k} 分别是中心为 (u_k, v_k) 及 (u_{-k}, v_{-k}) 的高通滤波器传递函数。同时

$$D_k(u, v) = \left[(u - M/2 - u_k)^2 + (v - N/2 - v_k)^2 \right]^{1/2}$$

$$D_{-k}(u, v) = \left[(u - M/2 + u_k)^2 + (v - N/2 + v_k)^2 \right]^{1/2}$$

- (2) 陷波带通滤波器: $H_{NP}(u, v) = 1 H_{NR}(u, v)$
- (3) 最优陷波滤波器: $\hat{f} = g(x,y) w(x,y)\eta(x,y)$, 其中 $w(x,y) = \frac{\bar{g}\eta \bar{g}\eta}{-2} \frac{\bar{g}\eta}{-2}$

$$g(x,y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(\alpha,\beta)h(x-\alpha,y-\beta)d\alpha d\beta$$

- 5、估计退化函数
- (1) 观察法: $H_s(u,v) = \frac{G_s(u,v)}{\hat{E}_s(u,v)}$
- (2) 试验法: $H(u,v) = \frac{G(u,v)}{A}$, 这是由于 $A\delta(x,y) \to g(x,y) \Leftrightarrow A \to G(u,v)$
- (3) 数学建模法,如运动模糊图像的退化函数为 $H(u,v) = \frac{T}{\pi(ua+vb)}\sin[\pi(ua+vb)]$ $vb)]e^{-j\pi(ua+vb)}$
- 6、逆滤波

$$\hat{F}(u,v) = \frac{G(u,v)}{H(u,v)} \qquad \hat{F}(u,v) = F(u,v) + \frac{N(u,v)}{H(u,v)} \label{eq:force_function}$$

$$\begin{split} \hat{F}(u,v) &= \left[\frac{1}{H(u,v)} \frac{\mid H(u,v) \mid^2}{\mid H(u,v) \mid^2 + S_{\eta}(u,v) / S_f(u,v)} \right] G(u,v) \\ \hat{F}(u,v) &= \left[\frac{1}{H(u,v)} \frac{\mid H(u,v) \mid^2}{\mid H(u,v) \mid^2 + K} \right] G(u,v) \quad (\mathbb{R}$$

8、图像恢复好坏的度量

功率信噪比: SNR =
$$\sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} |F(u,v)|^2 / \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} |N(u,v)|^2$$
 均方误差: MSE =
$$\frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x,y) - \hat{f}(x,y)]^2$$

均方根信噪比: SNR =
$$\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \hat{f}(x,y)^2 / \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x,y) - \hat{f}(x,y)]^2$$

9、约束最小二乘方滤波

$$\hat{F}(u,v) = \left[\frac{H^*(u,v)}{\mid H(u,v)\mid^2 + \gamma \mid P(u,v)\mid^2} \right] G(u,v)$$

其中 P(u,v) 为 p(x,y)= 拉普拉斯空间卷积核 的傅里叶变换

10、几何均值滤波

$$\hat{F}(u,v) = \left[\frac{H^*(u,v)}{|H(u,v)|^2}\right]^{\alpha} \left[\frac{H^*(u,v)}{|H(u,v)|^2 + \beta \left[\frac{S_{\eta}(u,v)}{S_f(u,v)}\right]}\right]^{1-\alpha} G(u,v)$$

- 当 $\alpha = 0$ 时,滤波器退化为参数维纳滤波器
- 当 $\alpha = 0$, $\beta = 1$ 时,滤波器退化为标准维纳滤波器
- 当 $\alpha = 1/2$,滤波器为几何均值滤波器
- 当 $\beta=1$, α 减到 1/2 以上,它接近逆滤波器
- 当 $\beta = 1$, α 减到 1/2 以下,它接近维纳滤波器
- 当 $\beta = 1$, $\alpha = 1/2$, 它被称为谱均衡滤波器