图像处理: 增强,恢复,彩色,压缩,形态学,分割,配准 图像采样与量化 图像插值:最邻近.双线性 v(x, y) = ax + by + cxy + d; 双三次 $sum(a_{ii}x^iy^j, i, [0,3], j, [0,3])$ 像素之间距离: 欧氏距离:城市街区距离abs:棋盘格距 离max: 图像增强 空域: 空域滤波 反色: $s = 1 - r, r \in [0,1]$; 幂函数: $s^r, r \in [0,1], \gamma > 0, \gamma < 1$ 变亮, $\gamma > 1$ 变暗; 分段线性 直方图均衡/匹配 $p_s(s) = p_r(r)\frac{dr}{ds} = \frac{1}{L-1} \Rightarrow \frac{ds}{dr} = (L-1)p_r(r)$ $s = (L-1)integrate(p_r(w), [0,r])$ 直方图匹配: 原图均衡得到s = T(r),-目标直方图均 衡得到s = G(z)- 反变换 $s = G^{-1}(s)$; 局部直方图, 存在块效应: 滤波: 相关与卷积(旋转180度) g(x, y) = sum(w(s, t)f(x + s, y + t), s, [0, M], t, [0, N]) 滤波去除; 平滑滤波: 模糊, 去噪; 均值滤波: 算数, 几何, 加权: [1,2,1;2,4,2;1,2,1]/N; 快速计算: 积分图像 方向均值: 增强线条; 中值: 顺序统计, 对椒盐噪声很有效, 非线性; 锐化滤波: 梯度: 90度不变滤波器[0,1,0;1,-4,1;0,1,0], 45度不变 滤波器[1,1,1;1,-8,1;1,1,1]; 非锐化掩模: 先平滑-原图减模糊图-将结果乘比例k再 加回原图(k>1时称为高提升滤波)⇒增强边缘 傅里叶变换:正 $F(u, v) = integrate(f(t, z)e^{-j2\pi(\mu t + \nu z)}, \infty)$ $f(x,y) = \frac{1}{MN} sum(F(u,v)e^{-j2\pi(\frac{\mu x}{M} + \frac{\nu y}{N})});$ 正弦DFT: 两个冲击峰连线方向垂直于条纹方向; 采样间隔: 空域间隔 ΔT , ΔZ 与频域间隔 Δu , Δv 关系: $\Delta u = 1/(M\Delta T), \Delta v = 1/(N\Delta Z);$ 平移幅度谱不变,相位谱改变;

视锥-颜色:主观亮度是光强的对数函数

 $H(u,v) = 1/\{1 + [D(u,v)/D_0]^{2n}\};$ 高斯 $H(u, v) = exp(-D^2(u, v)/2D_0^2);$ 锐化: 高通. 拉普拉斯算子频域实现 $H(u, v) = -4\pi^2(u^2 + v^2)$: 非锐化掩模: 高频强调滤波 $H(u, v) = k_1 + k_2 * H_{HP}(u, v)$ 同态滤波: 光照不均匀, 简单成像模型: f(x,y) = i(x,y)r(x,y), i-入射光强(低频), r-反射系 数(高频), 取对数分离, 对高低频不同处理; 选择性滤波: 巴特沃斯带通 $H(u,v) = 1/\{1 + [D^2 - D_0^2/DW]^{2n}\}$; 高斯带通 $H(u, v) = exp[-(D^2 - D_0^2)/DW]^2$ 图像恢复 退化模型: $g(x, y) = H[f(x, y)] + \eta(x, y)$, 依次为 离散: $s_k = (L-1)sum(p_r(r_j), j, [0,k])$, k=0~(L-1) 退化图像, 退化系统(光学转移函数), 原始图像, 加性 线性退化模型: H[f(x, y)] = h(x, y) * f(x, y), h(x,y)又称为点扩散函数 噪声: 周期性噪声可以先DFT, 再通过带通带阻或陷波 随机噪声: 高斯 $p(z) = (1/\sqrt{2\pi\sigma})exp[-(z-\hat{z})^2/2\sigma^2]$;合成噪 声: 首方图匹配 恢复方法: 空域滤波: 均值, 排序, 剪切均值滤波: 去掉 d/2个最大值和d/2个最小值再取均值,对混合噪声有 效(如椒盐噪声和高斯噪声); 自适应均值滤波: 利用局部均值和方差调整滤波, 若 噪声方差为0, 应输出退化像素, 若局部方差很大, 输 出应接近退化像素, 若局部方差很小, 应输出局部均 值, 如 $\hat{f}(x, y) = (1 - \sigma_n^2 / \sigma_I^2) g(x, y) + (\sigma_n^2 / \sigma_I^2) m_I$ L代表局部: 自适应中值滤波器: 主要处理大比例椒盐噪声, 尝试 从小到大不同尺寸的滤波器, 若当前像素落在范围内 则直接输出(降低图像失真) 考虑退化的的恢复: 大气湍流类似高斯低通滤波;运动 模糊; 逆滤波:G(u,v) = H(u,v)F(u,v) + N(u,v)求F(u,v), 不考虑噪声则除了H为0的地方, 都可以恢复 器 (已知退化模型)

频谱居中: 计算 $f(x,y)(-1)^{x+y}$ 的DFT;

利用频域重建自然图像. 相位更重要:

频域滤波; 平滑: 低通: 理想, 巴特沃斯

 $H(X) = \sum_{i=1}^{n} P(x) log_2[1/P(x)],$ 对无记忆信源输 $E[(f-\hat{f})^2]$, 可以求出 $\hat{F}(u,v)$ 彩色图像处理 RGB: 发光模型, 加法三原色(相加为白), 单通道图像 中成分越多的地方越亮: CMY(CMYK)印刷用, 反光模型, 减法三原色(相加为 黑). CMY=1-RGB: HSI: 反映人的视觉系统感知颜色的方式, 色调, 饱和 度, 亮度: I与色彩无关, H和S统称色度: HSI圆柱: 伪彩色: 灰度分割. 伪彩色变换 真彩色: 单分量变换增强: 在HSI空间人眼对不同分量 感受相对独立,将RGB转为HSI,增强后再转回去: 亮 度增强: $s = I^{\gamma}$; 直方图均衡; 饱和度增强: 减小则变 淡, 增加则变艳; 色调增强: 在色谱上移动(实际上是在 圆柱上移动,循环性);彩色图像滤波 图像压缩 可压缩性: 编码冗余: 定长编码未考虑不同像素值出 现概率不同: 空间冗余: 独立编码未考虑相邻像素相 关性: 不重要信息: 未考虑人眼特点: 编码冗余: 每像素平均长度 $L_{avg} = sum(l(r_k)p_r(r_k), k, [0,L-1])$ 分别为像素的码长和概率; 空间冗余: 游程编码; 不重 要信息:量化 压缩比: C = b/b', b为原始图像大小(bits), b'为压缩 膨胀: $A \oplus B = \{z \mid (\hat{B})_z \cap A \neq \phi\}$, 即将B围绕其 后图像大小: 原始表示冗余度R = 1 - 1/C. 保真度: 用于评价不同的有损压缩算法: 客观: 均方根(rms)误 , 均方信噪比 $\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \hat{f}(x, y)^2$ $SNR_{ms} = \frac{1}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \left[\hat{f}(x,y) - f(x,y) \right]^2},$ 方根信噪比 $SNR_{rms} = \sqrt{SNR_{ms}}$; 主观 图像压缩系统:映射器+量化器+编码器+解码器+逆映 射器(图像查看软件只有解码器,图像编辑软件有编解 码器); 编码: 映射器(对图像变换以降低冗余, 通常可 逆,可能减少或增加数据量)+量化器(不可逆)+编码器 (按照码本编码, 如霍夫曼编码); 解码: 解码器+逆映射 压缩极限: 无失真编码定理: 像素值为离散随机变量 $\hat{F}(u,v) = R(u,v)G(u,v)$, R(u,v) = 1/H(u,v) if |H(u,v)| > n else 1/n X, 其取值x的概率为P(x), 该事件信息量为 ;考虑噪声,由于模糊图像高频少,噪声高频多,在高 $h(x) = log_2[1/P(x)]$ bits, 熵为平均信息量:

频区域噪声会淹没信号;维纳滤波:最小化平方误差

出的符号序列进行无失真编码的最小平均码长为熵 (熵越大, 图像所含信息量越大, 随机性越小); 霍夫曼 编码(取概率小的节点建树); 预测编码: 根据前一个或 周围像素值预测当前点像素值 $\hat{f}_n = round[sum(\alpha_i f_{n-i}i, [1,m])]$ (最简单的 $\hat{f}(x,y) = f(x,y-1)$)预测编码使概率分布集中, 降 低熵: 有损预测编码(经典方法增量调制 $\hat{f}_n = \dot{f}_{n-1}, \dot{e}_n = 6.5 \ if \ e_n > 0 \ else - 6.5, \ \text{O}$ 斜率过载: 6.5过小, 无法追上f的快速变化, 导致边缘 模糊; 6.5过大, 导致平滑区在±6.5抖动, 产生颗粒噪 声): 变换编码: 预测编码在空域. 变换编码在变换域. 记变换奇函数为g(x, y, u, v)DCT $g(x, y, u, v) = \alpha(u)\alpha(v)cos[(2x + 1)u\pi/(2N)]cos[(2y + 1)v\pi/(2N)]$ JPEG图像压缩: DCT变换, 变换后左上角为直流系数, 其他为交流系数, 用一个量化矩阵Z进行量化; 将每个 块的直流系数提出来做无损预测编码, 将交流系数做 霍夫曼编码(蛇形编码) 形态学图像处理 集合: 平移 $(A)_z$; 反射(旋转180度) \hat{B} ; 逻辑: 与, 或, 非 (补):形态学基本运算: 腐蚀: $A \ominus B = \{z \mid (B)_z \subseteq A\}$, 即将B平移z后能够 包含于A, 这些位置z(B的中心点)的集合; 中点旋转180度后, 再将其平移, 与A的交集不为空, 这 些z(B的中心点)组成的集合; 用于连接断裂字符; 对偶: $(A \ominus B)^c = A^c \oplus \hat{B}$, $(A \oplus B)^c = A^c \ominus \hat{B}$; 去掉小物体: 闭: $A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B$; 补洞; 击中与否变换: 检测: 用两个结构元素:前景 B_1 和背景 B_2 ; 查表加速; $A \circledast B = (A \ominus B_1) \cap (A^c \ominus B_2)$;用 于形状检测; 形态学算法: 边界提取: $\beta(A) = A - (A \ominus B)$;结构体为3x3, 边 界宽为1, 增大结构体, 会使边界变宽; 测地学膨胀: $1 \not \sim D_G^{(1)}(F) = (F \oplus B) \cap G$; n次 $D_G^{(n)}(F) = D_G^{(1)}[D_G^{(n-1)}(F)]$; 由于采用了交集, 测地 学膨胀会收敛: 测地学腐蚀: $1 \chi E_{\varrho}^{(1)}(F) = (F \ominus B) \cup G$; n次 $E_{g}^{(n)}(F) = E_{g}^{(1)}[E_{g}^{(n-1)}(F)];$ 同样会收敛;

G(模板)和结构体B;利用测地线膨胀;

连通成分提取: 4连通与8连通: 给定初始点. 用形态学 缘(用两个阈值分割梯度图. 在大阈值图中检测轮廓. 重建即可得到连通成分(结构元素为十字(4连通)或方 块(8连通));

区域填充: 提取反色-选物体内部空白为初始点-使用 连通成分提取-将结果与原始图像做并;

重建开: 腐蚀-膨胀形态学重建(腐蚀结果为初始点, 原 图为模板)

细化: $A \otimes B = A - (A \otimes B)$, \otimes 为击中与否运算, 结构元素组(成组删除)

修剪算法: 细化, 八方向结构元素组;

灰度形态学: f(x, y)表示图像, b(x, y)为结构元素; 腐蚀 $[f \ominus b](x,y) = min_{(s,t) \in b} \{f(x+s,y+t)\}$ 消除亮细节并使图像变暗:

 $[f \oplus b](x,y) = m a x_{(s,t) \in b} \{f(x-s,y-t)\}, 消$ 除暗细节并使图像变亮:

开: 去除亮细节; 闭: 去除暗细节;

形态学平滑: 利用开闭运算平滑; 形态学梯度

 $g = (f \oplus b) - (f \ominus b)$, 使用3x3结构元素;

光照不均匀: 高帽变换 $T_{hat}(f) = f - (f \circ b)$;粒子测 度, 纹理分割;

图像分割

基干边缘或区域:

一阶导要求: 灰度不变区为0, 坡起始, 中间和结束不 为0. 会产生较粗边缘:

二阶导要求: 不变区为0, 坡的起始和结束不为0, 中间 为0, 在斜坡处产生双边缘, 且较细, 对细节(细线、孤 立点)响应强, 根据符号能确定从亮变暗还是从暗变

点检测: 拉普拉斯算子[0,1,0;1,-4,1;0,1,0]或[1,1,1;1,-8,1;1,1,1]

1,-1;2,2,2;-1,-1,-1]等;

边缘模型: 阶梯型, 斜坡型, 屋顶型; 求导对噪声敏感, 求导前应对图像平滑;

边缘检测: 梯度算子: Prewitt算子: x方向[-1,-1,-

1;0,0,0;1,1,1], y方向[-1,0,1;-1,0,1;-1,0,1]; Sobel算 子: x: [-1,-2,-1;0,0,0;1,2,1], y: [-1,0,1;-2,0,2;-1,0,1]; 高级方法: Marr-Hildreth算法: LoG-高斯低通滤波-滤 波后的 ∇^2 , 检测过零点(检查像素3x3邻域, 有一对符 号相反则认为过零);

形态学重建: 需要两幅图像: marker F(初始点), mask Canny算法: 高斯低通滤波-计算梯度的幅度图和角度 签名: 一维表示, 射线交点距离, 旋转不变性: 选择有 图-对幅度图做NMS-用双阈值和连通性分析来连接边 特征的点作为射线起点:缩放不变性:归一化: 并用小阈值对应位置补充);

霍夫变换. 推广霍夫变换:

阈值法: 基于边缘的分割需要形成封闭轮廓, 阈值法 直接分割

全局阈值: 适合概率直方图为双峰分布的灰度图 Otsu阈值法: 寻找使类间方差最大的阈值: 选出阈值k, 曲率<0, 边界为凹; 将像素分为两类, 计算概率(类中像素概率和)和均值, 及全局均值, 类间方差定义为两类均值与全局均值差 得到傅里叶描述子; 若只取前几个系数, 可以忽略高 平方的期望, 选择k使其最大; 利用边缘改善阈值法: 计算边缘图, 计算边缘位置像素的灰度直方图从中选 出阈值进行分割;

局部阈值: 可取局部均值为阈值;

基于区域方法:

区域增长: 找到种子(可手动)-与种子点灰度相似选为 候选前景点,将与种子点连通的候选前景点加入前景

掌纹识别: 分块-计算每个块的DFT滤出正弦-选出正 弦波强度高出阈值的块-相互比较去掉尺寸和方向不 匹配的块-将剩下部分作为种子进行生长-选出最好的

区域分裂与合并: 与区域生长过程相反, 设计一个分 裂准则, 若某区域不满足, 则将其分裂为4个子区域, 若相邻区域满足准则,则合并为大区域,当没有可以 分裂或合并时停止, 四叉树表示; 分水岭算法: 三类点: 极小值点, 盆地, 分水线; 灰度作

为高度,盆地合并时修水坝

区域表示与描述

表示: 用于存储、通信任务

描述: 用于识别, 分类, 不一定能重建;

边界表示

线检测: 拉普拉斯算子; 检测特定方向的线: 水平: [-1,- 边界跟踪: 最左上的1作为起点, 需要连续两个边界点 与起始两个边界点重合(若只有1个点, 若起始位置在 边界的第二个端点处,会误判);边界点可以用坐标或 者链码记录:

链码: 用方向表示下一个点(如向右为0, 右上为1), 原 始分辨率的链码可重建边界; 可提高采样间隔, 得到 其他分辨率的链码(一定的不变形, 噪声不敏感); 起点 不变: 选择使整个链码数值最小的起点为起点, 旋转 不变: 将方向转为方向的差异;

边界描述

简单描述子: 边界长度(链码中竖直和水平方向数+对 离), 主轴: 距离最远的两个点的连线; 次轴: 垂直于主 轴; 基本矩形: 长和宽沿着主轴和次轴, 将边界包含在 Hu矩不变量; 内的最小矩形; 曲率: (逆时针顺序)曲率>0, 边界为凸,

频成分. 使边界平滑:

矩: 数学中的n阶矩:

 $\mu_n(x) = sum((f(x) - m)^n, x, [a, b]),$ 统计中的n 阶矩: $\mu_n(x) = sum((x_i - m)^n p(x_i), [0, k - 1])$, 需 阵无对称性, 无快速算法; 要先将边界转换为一维函数: 简单边界: 边界签名: 复 杂边界: 特殊点处分段:

形状上下文: 描述能力强, 冗余大;统计轮盘落点;

区域描述

简单描述子: 面积, 周长, Compactness(周长平方/面 积). Circularity ratio(区域面积/等周长圆面积); 拓扑描述子: 洞数、连通成分数、欧拉数(连通成分数

-洞数);

CPMC物体分割: 区域描述子+随机森林; 纹理描述子

基于灰度直方图的纹理度量

归一化直方图 $p(z_i)$

中心矩 $\mu_n(z) = sum((z_i - m)^n p(z_i), [0, L - 1])$ $R(z) = 1 - 1/[1 + \mu_2/(L - 1)^2]$ 均匀度 $U(z) = sum(p^2(z_i), [0, L-1])$ 灰度共生矩阵: 直方图缺少相对位置; 定义两个像素 位置关系Q(如水平相邻从左到右, 45度等), 共生矩阵 $G中的元素<math>g_{ii}$ 代表(整张图中)按Q的关系的两个点灰 度值分别为 z_i 、 z_i (顺序不能改变)的个数; 灰度共生矩阵描述子: 最大概率: 归一化后矩阵中最

大值; 相关系数; 对比度; 均匀性; 齐次性; 熵; HoG(Histogram of Oriented Gradients) SIFT(Invariant Feature Transform)

谱方法: 傅里叶幅度谱特点: 峰值点的角度反映了纹 理主要成分的方向, 峰值点到原点的距离反映了纹理 主要成分的周期; 利用极坐标形式的幅度谱 $S(r,\theta)$, 对每个量积分都得到一种谱:

矩不变量: (p+q)阶矩 $m_{pq} = \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} x^{p} y^{q} f(x, y)$

$$(p+q)$$
阶中心矩
$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y)$$

和协方差矩阵 $C_{r} = E\{(x - m_{r})(x - m_{r})^{T}\},$ 对角 傅里叶描述子: 将边界点坐标用复数表示, 做一维DFT 化 $C_v = AC_vA^T = diag(\lambda_i)$, KL变换得到 $y = A(x - m_x)$, 重建为 $x = A^T(y + m_x)$, 只用y的 前k个系数和A的前k行进行近似重建 重建均方误差 $e_{ms} = sum(\lambda_i, [k+1,n])$ 类似利用傅里叶变换低频系数重建信号: 由于变换矩

基于主成分的描述: 一维样本, 均值向量 $m_x = E\{x\}$

图像配准

基本空间变换

增广坐标[x, y, 1], 便于矩阵级联相乘;

平移[1,0,t,;0,1,t,;0,0,1], 保证方向;

刚体 $[cos\theta, -sin\theta, t_x; sin\theta, cos\theta, t_y; 0,0,1]$, 保

相似 $[scos\theta, -ssin\theta, t_r; ssin\theta, scos\theta, t_v; 0,0,1]$ 保

角度 仿射[$a_{00}, a_{01}, a_{02}; a_{10}, a_{11}, a_{12}; 0, 0, 1$], 保平行性; 射影 $[h_{00}, h_{01}, h_{02}; h_{10}, h_{11}, h_{12}; h_{20}, h_{21}, h_{22}]$, 保 证直线:

刚性图像配准:

基于图像归一化互相关的平移估计: 即模板匹配

图像渐变: 为几张图找到平均形状和平均颜色, 并渐 变到这个平均值: 手动选择两张图的相似点-计算特征 点之间的三角划分-计算三角划分块的平均形状(点坐 标平均)-对每个像素, 先找到其对应所在的三角形, 再 计算其相对于三角形重心的坐标, 然后根据三角形变 换矩阵计算其变换后的相对坐标从而对应位置,