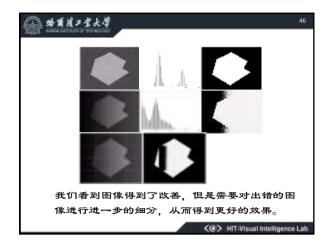




7.2 单值阈值和光照

- 不均匀的光照会使单值阈值方案失效。
- •解决单值阈值无法工作的一个方法是将图像分割 为子图像,并分别进行阈值化处理
- 由于每个像素的阈值依赖于其在图像中的位置, 因此称为自适应(adaptive)阈值

< >♦ HIT-Visual Intelligence L



公園リンダ大学

公司用コポ大学

7.3 大津阈值分割

大津阈值法可以自动寻找阈值, 对图像进行划 分,将目标物和背景区分开来。

把直方图在某一阈值处分割成两组,当被 分成的两组间方差为最大时,确定阈值。例如, 设一幅图像的灰度值为1-m 级, 灰度值 i 的 像素数为 n_i , 此时我们得到:

总像素数

$$N = \sum_{i=1}^{m} n_i$$

各灰度值的归一化值

然后用k 将其分成两组 $C_0 = \{1 \sim k\}$ 和 $C_1 = \{k+1 \sim m\}$

各组产生的概率如下:

$$C_0$$
产生的概率 $\omega_0 = \sum_{i=1}^k p_i = \omega(k)$

$$C_1$$
产生的概率 $\omega_1 = \sum_{i=1}^m p_i = 1 - \omega(k)$

$$C_0$$
的平均值
$$\mu_0 = \sum_{i=1}^k \frac{ip_i}{\omega_0} = \frac{\mu(k)}{\omega(k)}$$

$$C_1$$
的平均值 $\mu_1 = \sum_{i=k+1}^m \frac{ip_i}{\omega_1} = \frac{\mu - \mu(k)}{1 - \omega(k)}$

其中 $\mu = \sum_{i}^{m} i p_{i}$ 是整体图像的灰度平均值;

 $\mu(k) = \sum_{i=1}^{k} i p_{i}$ 是阈值为k时的灰度平均值

经有关工术大学

两组直方图的灰度平均值为

$$\mu = \omega_0 \mu_0 + \omega_1 \mu_1$$

两组间的方差用下式求出

$$\begin{split} \sigma^2(k) &= \omega_0(\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu)^2 = \omega_0\omega_1(\mu_1 - \mu_0)^2 \\ &= \frac{\left[\mu\omega(k) - \mu(k)\right]^2}{\omega(k)\left[1 - \omega(k)\right]} \end{split}$$
证明此式存在

$$k^* = \arg\max_{i} \sigma^2(k)$$

k*值便是阈值,不管图像的直方图有无明显的双峰, 都能得到较满意的结果。

<@> HIT-Visual Intelligence Lat

必有限工术大学

8、空间聚类

- •特征空间聚类(feature space clustering)的方法 是将图像空间的元素按照特征值用对应的特 征空间点表示, 通过将特征空间点聚集成不 同的类团, 然后再将它们划分开。
- •聚类方法也是一种全局的方法,比仅基于边 缘检测的方法更抗噪声。

<®> HIT-Visual Intelligence La

必有用工程大学

8.1 K-均值聚类

- 将一个特征空间分成 K 个聚类的常用方法是K-均 值法(K-means)。 令 $x = (x_1, x_2)$ 代表特征空间的坐 标,g(x)代表在这个位置的特征值,K-均值法是 要最小化如下指标
- $E = \sum_{i=1}^{K} \sum_{x \in O^{(i)}} \left\| g(x) \mu_j^{(i+1)} \right\|^2$ (1)
- 其中 Q/11代表在第 i 次迭代后赋给类 i 的特征点 集合, μ_i 表示第j类的均值。式(1)给出每个特征 点与其对应类均值的距离和。

<@>> HIT-Visual Intelligence La

必有用工术大学

- K-均值法计算步骤如下:
- (1) 任意选取 K 个初始类均值, μ₁⁽¹⁾, μ₂⁽¹⁾, ..., μ_κ⁽¹⁾;
- (2) 在第 *i* 次迭代时,根据下述准则将每个特征点都赋给 K类之一(*j* = 1, 2, ..., *K*, *i*=1, 2, ..., *K*, *j*≠*i*),即
- $x \in Q_i^{(i)}$ 如果 $\left\| \mathbf{g}(\mathbf{x}) \boldsymbol{\mu}_i^{(i)} \right\| < \left\| \mathbf{g}(\mathbf{x}) \boldsymbol{\mu}_j^{(j)} \right\|$ 即将每个特征点赋给均值离它最近的类。
- (3) 对 j=1, 2, ..., K, 更新类均值μ_i(i+1)

$$\mu_j^{(i+1)} = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in Q_j^{(i)}} g(x)$$

- 其中 N_i 是 $Q_i^{(i)}$ 中的特征点个数。
- (4) 如果对所有的 j=1,2,3,...,K,有 $\mu_{i}^{(p+1)}=\mu_{i}^{(p)}$,则算法收敛,结束;否则退回到步骤(2)继续下一次迭代。

<@>> HIT-Visual Intelligence

公司用コポ大学

8.2 ISODATA聚类

- 主要步骤如下:
- •(1) 设定N个聚类中心位置的初始值;
- •(2) 对每个特征点求取离其最近的聚类中心位 置,通过赋值把特征空间分成N个区域;
- •(3) 分别计算属于各聚类模式的平均值;
- (4) 将最初的聚类中心位置与步骤(3)得到的新 平均值进行比较,如果相同则停止,如果不同 则返回步骤(2)继续进行。

< ② > HIT-Vision Intellig

经有关工程大学

9、区域生长

- 从单个像素出发,逐渐合并以形成所需的分割 区域, 称为区域生长。
- 区域生长的基本思想是将具有相似性质的像素 结合起来构成区域。
- 具体是先对每个需要分割的区域找一个种子像 素作为生长的起点,然后将种子像素周围邻域 中与种子像素相同或相似性质的像素(根据某 种事先确定的生长或相似准则来判定)合并到 种子像素所在的区域中。

公面はコポ大学

- 将这些像素作为新的种子像素继续进行上面的 过程,直到再没有满足条件的像素可被包括进 来。这样一个区域就长成了。
- 基于区域灰度差准则的主要步骤:
- (1) 对图像进行逐行扫描,找出尚没有归属的像 素:
- (2) 以该像素为中心检查它的邻域像素,即将邻 域中的像素逐个与它比较,如果灰度差小于预 先确定的阈值,则将它们合并;

经有关工程大学

- •(3)以新合并的像素为中心,返回步骤(2),检查 新像素的邻域, 直到区域不能讲一步扩张:
- (4) 返回到步骤(1), 继续扫描直到不能发现没有 归属的像素,则结束整个生长过程。

