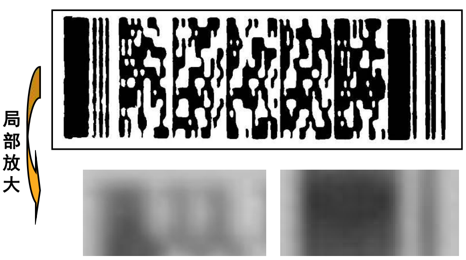
7-5 基于GA的图像分割

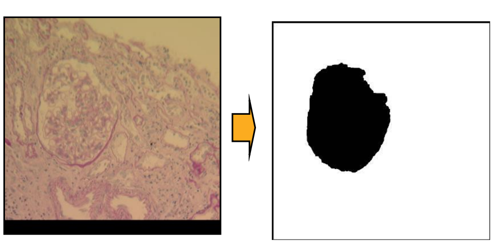
图像分割的目的

- 图像分割是指通过某种方法，使得画面场景被分为 “目标物” （foreground）及“非目标物” （background）两类,即将图像的像素变换为黑、白两种。
- 因为结果图像为二值图像，所以通常又称图像分割为图像的二值化处理。

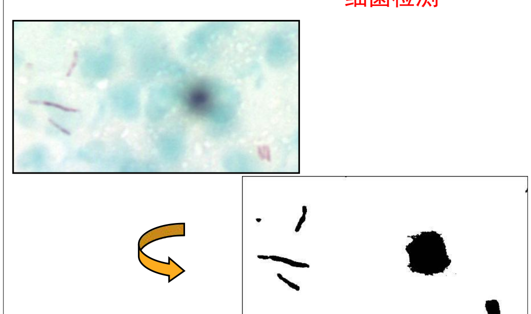
图像分割示例
——条码的二值化



图像分割示例
—— 肾小球区域的提取



图像分割示例
——细菌检测

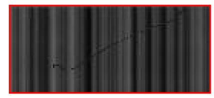


图像分割示例

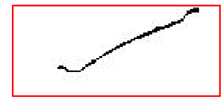
—— 印刷缺陷检测

图像分割示例

—— 印刷缺陷检测



局部放大图



检测结果

图像分割的难点

- 从前面的例子可以看到，图像分割是比较困难的。原因是画面中的场景通常是复杂的，要找出两个模式特征的差异，并且可以对该差异进行数学描述都是比较难的。

图像分割的概念

图像分割原理上的计算公式如下：

$$g(i,j)=\begin{cases}1 & f(i,j)\ge Th\\ 0 & f(i,j)< Th\end{cases}$$

其中，f(i,j)为原始图像，g(i,j)为结果图像（二值），Th为阈值(threshold)。

显然，阈值的选取决定了二值化效果的好坏。

图像分割方法

- 基于直方图分割
- 均匀性度量法
- 类间最大距离法
- 最大熵法

（1）数字图像的灰度直方图 Histogram

- 在数字图像处理中，灰度直方图是最简单且最有用 的工具，可以说，对图像的分析与观察，直到形成一个有效的处理方法，都离不开直方图。

数字图像的灰度直方图

—— 定义

- 灰度直方图是灰度级的函数，是对图像中灰度级分布的统计。有两种表示形式

1）图形表示形式

横坐标表示灰度级，纵坐标表示图像中对应某灰度级所出现的像素个数。

2） 数组表示形式

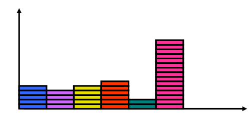
数组的下标表示相应的灰度级，数组的元素表示该灰度级下的像素个数。

数字图像的灰度直方图

—— 计算例

1	2	3	4	5	6
6	4	3	2	2	1
1	6	6	4	6	6
3	4	5	6	6	6
1	4	6	6	2	3
1	3	6	4	6	6

$H = \{5,4,5,6,2,14\}$



灰度直方图

数字图像的灰度直方图

—— 性质

- 所有的空间信息全部丢失；
- 每一灰度级的像素个数可直接得到。

数字图像的灰度直方图

—— 应用

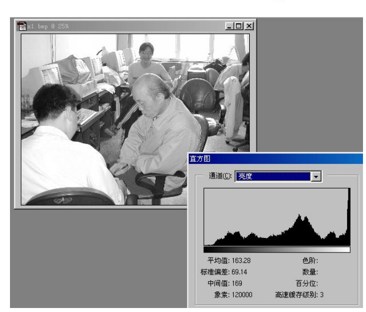
- 前面提到过，灰度直方图是最简单的，最有用的工具。
- 简单性从其一维的数据形式，以及简单的计算方法可以感受到。
- 有用性，在这里通过几个应用例子来说明。

数字图像的灰度直方图应用

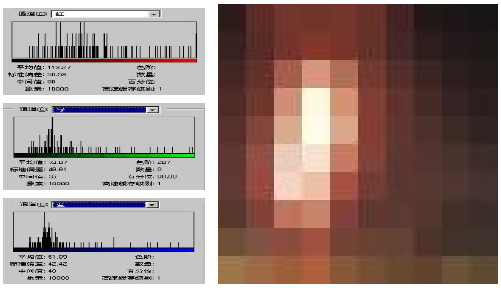
—— 数字化参数

- 直方图给出了一个简单可见的指示，用来判断一幅图像是否合理的利用了全部被允许的灰度级范围。
- 一幅图像应该利用全部或几乎 全部可能的灰度级，否则等于增加了量化间隔。丢失的信息将不能恢复。

灰度图的灰度直方图例



彩色图的灰度直方图例

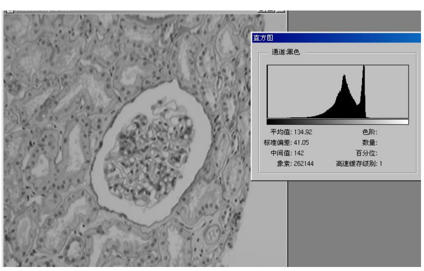


数字图像的灰度直方图应用

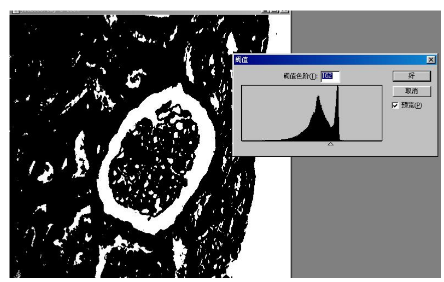
—— 分割阈值选取

- 假设某图像的灰度直方图具有 二峰性，则表明这个图像较亮的区域和较暗的区域可以较好地分离。
- 取二峰间的谷点为阈值点，可以得到好的 二值处理的效果。

灰度直方图具有二峰性



具有二峰性的灰度图的二值化



（2）均匀性度量法 —— 设计思想

Homogeneity measure

- **所谓的均匀性度量方法，是根据“物以类聚”的思想而设计的。**
- **其基本设计思想是：属于“同一类别”的对象具有较大的一致性。**
- **实现的手段是：以均值与方差作为度量均匀性的数字指标。**

均匀性度量法

——算法步骤

1）给定一个初始阈值 $Th=Th_0$（例如：可以默认为1，或者是128等），则将原图分为 C_1 和 C_2 两类；

默认值为128是指从中间开始搜索；
默认值为1是指从头搜索。

均匀性度量法
——算法步骤

2）分别计算两类的类内方差：

$$\sigma_1^2 = \sum_{f(x,y)\in C1} (f(x,y)-\mu_1)^2 \qquad \sigma_2^2 = \sum_{f(x,y)\in C2} (f(x,y)-\mu_2)^2$$

$$\mu_1 = \frac{1}{N_{C1}} \sum_{f(x,y)\in C1} f(x,y) \qquad \mu_2 = \frac{1}{N_{C2}} \sum_{f(x,y)\in C2} f(x,y)$$

均匀性度量法
——算法步骤

3）分别计算两类像素在图像中的分布概率：

$$p_1 = \frac{N_{C1}}{N_{image}} \qquad p_2 = \frac{N_{C2}}{N_{image}}$$

计算分布概率的目的是：统计该类像素对图像的影响程度。

均匀性度量法
——算法步骤

4）选择最佳阈值Th=Th*，使得下式成立：

$$[p_1\sigma_1^2 + p_2\sigma_2^2]|_{Th=Th^*} = \min\{p_1\sigma_1^2 + p_2\sigma_2^2\}$$

找最佳阈值的方法有很多，最笨的方法就是遍历[1~254]。

均匀性度量法
——处理效果示例

Th=82, 方差=24.4

Th=31, 方差=29.7

（3）最大熵法Maximum entropy
—— 基本设计思想

- **熵：对信息不确定性的度量，熵越大，信息量越大。**
- **选择适当的阈值分割图像，两类的平均熵之和最大，可以从图像中获得最大信息量。**

熵的计算：

熵：设 x 出现的概率为 $p(x)$，则信息熵的求解公式为：

$$H = -\int_{-\infty}^{+\infty} p(x)\log[p(x)]dx$$

- 1、根据图像直方图得到每个灰度级的分布概率
- 2、根据阈值Th把图像分成两类,B类和F类
- 3、计算每个概率

计算每个灰度级在两类中所占的概率：

B类：

$$P_i = \frac{p_i}{p_T}, i = 0,1,\ldots,T,$$

其中 $p_T = \sum_{i=0}^{T} p_i$

F类：

$$P_i = \frac{p_i}{1-p_T}, i = T+1, T+2, \ldots, L-1$$

• 4、计算两类信息熵

$$H_B = -\sum_{i=0}^{T} P_i \log(P_i)$$

$$H_F = -\sum_{i=T+1}^{L-1} P_i \log(P_i)$$

• 5、选择最佳阈值

$$T = \underset{0 \le T \le 255}{\arg\max} \left(H_B + H_F\right)$$

（4）聚类方法 clustering

—— 算法步骤

1）给定一个初始阈值Th=Th0

（例如：可以默认为1，或者是128等），

则将原图分为C1和C2两类；

默认值为128是指从中间开始搜索；

默认值为1是指从头搜索。

聚类方法

—— 算法步骤

2）分别计算两类的类内方差：

$$\sigma_1^2 = \sum_{f(x,y)\in C1} (f(x,y)-\mu_1)^2 \qquad \sigma_2^2 = \sum_{f(x,y)\in C2} (f(x,y)-\mu_2)^2$$

$$\mu_1 = \frac{1}{N_{C1}} \sum_{f(x,y)\in C1} f(x,y) \qquad \mu_2 = \frac{1}{N_{C2}} \sum_{f(x,y)\in C2} f(x,y)$$

聚类方法

—— 算法步骤

3）进行分类处理：

如果

$$|f(x,y)-\mu_1| \le |f(x,y)-\mu_2|$$

则f(x,y)属于C1，否则f(x,y)属于C2。

聚类方法

—— 算法步骤

4）对上一步重新分类后得到的C1和C2中的所有像素，分别重新计算其各自的均值与方差。

聚类方法

—— 算法步骤

5）如果下式成立：

$$[p_1\sigma_1^2 + p_2\sigma_2^2]|_{Th(t-1)} \le [p_1\sigma_1^2 + p_2\sigma_2^2]|_{Th(t-2)}$$

则输出计算得到的阈值Th(t-1)，

否则重复4），5）。

聚类方法

—— 处理效果示例

Th=91, 方差 =24.8

Th=82, 方差 =24.4

聚类方法与均匀性度量方法的最大差别是考虑了类之间的距离。

基于GA的图像分割

- Encoding：8 bites binary string
- population size：20-100
- fitness function：Entropy
- selection: Roulette wheel selection
- crossover:One-point crossover
- mutation:Random mutation
- stopping condition:Maximun generations