



北京交通大学

# 图像处理与机器学习

Digital Image Processing and Machine Learning

主讲人：黄琳琳

电子信息工程学院



## 第四章 图像分割

- ◆ 引言
- ◆ 基于阈值的方法
- ◆ 基于边缘的方法
- ◆ 基于区域的方法
- ◆ 基于学习的方法



# 國值分割

## ➤ 基于國值的图像分割

待分割图像  $f(x, y)$  分割后图像  $g(x, y)$

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) > T \\ 0, & f(x, y) \leq T \end{cases}$$

$T$ : 國值

- ✓ **全局**國值:  $T$  取决于整幅图像國值
- ✓ **局部**國值:  $T$  取决于局部图像國值
- ✓ **动态**國值:  $T$  取决于空间坐标  $(x, y)$



# 图像分割

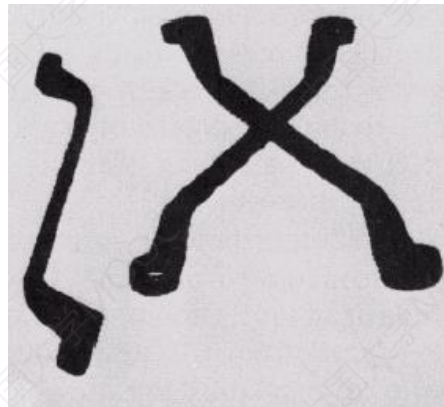
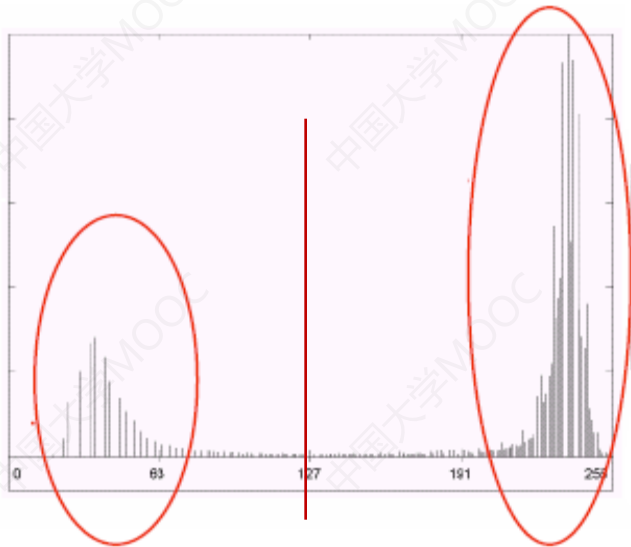
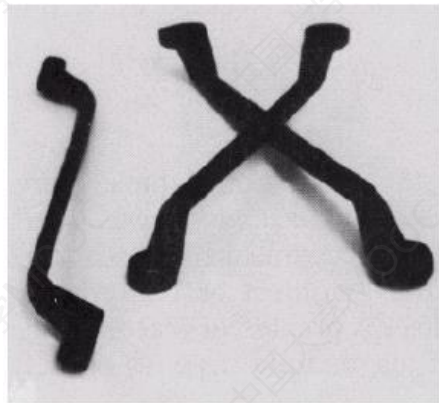
## ➤ 阈值选取

- 直方图技术
- 最小误差阈值法
- 最大方差阈值法



# 图像分割

## ➤ 直方图技术



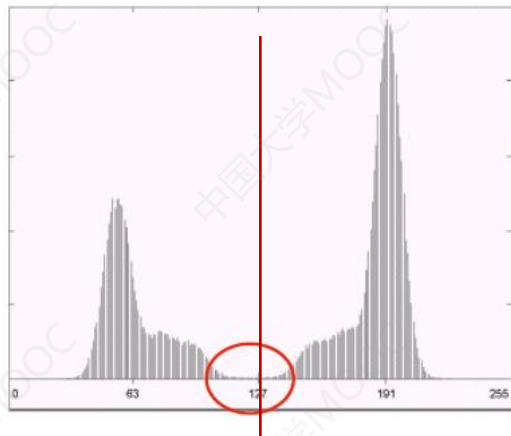
✓ 目标和背景对比度高

阈值  $T=127$

分割结果



# 图像分割



閾值  $T=127$

采用全局阈值的分割方法



# 图像分割

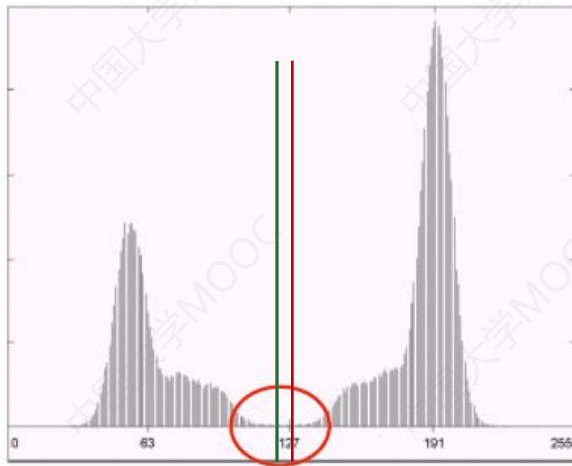
## ➤ 基于直方图技术的全局阈值算法

1. 确定初始阈值， $T=127$
2. 初始阈值，将图像像素分为两组，记为 $G_1$ 和 $G_2$
3. 计算区域 $G_1$ 和 $G_2$ 的平均灰度  $\mu_1, \mu_2$
4. 计算新的阈值  $T = \frac{1}{2}(\mu_1 + \mu_2)$
5. 重复步骤2-4，直到逐次迭代所得的 $T$ 之差小于事先设定的参数。



# 图像分割

## ➤ 基于直方图技术的全局阈值算法



3次迭代之后阈值 $T=125.4$



$T=125$ 时的分割结果



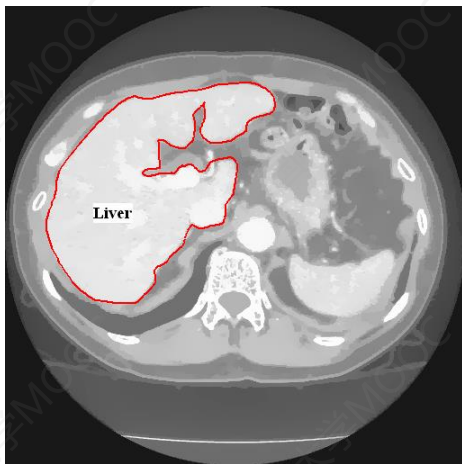


# 图像分割



腹部CT图像

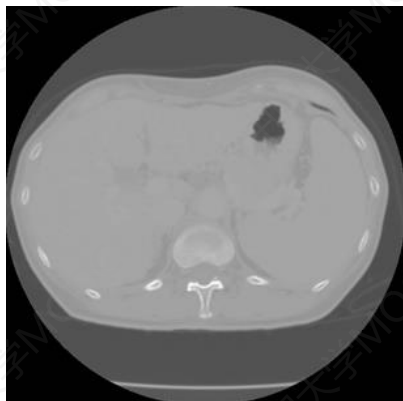
肝脏区域  
分割



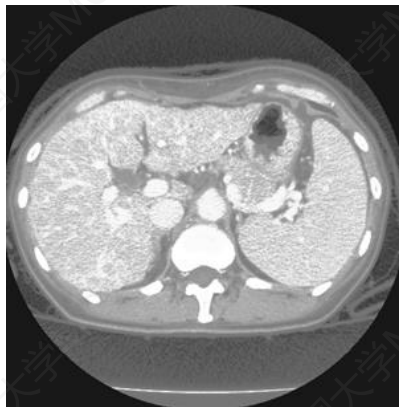


# 图像分割

## 肝脏区域分割



直方图  
均衡

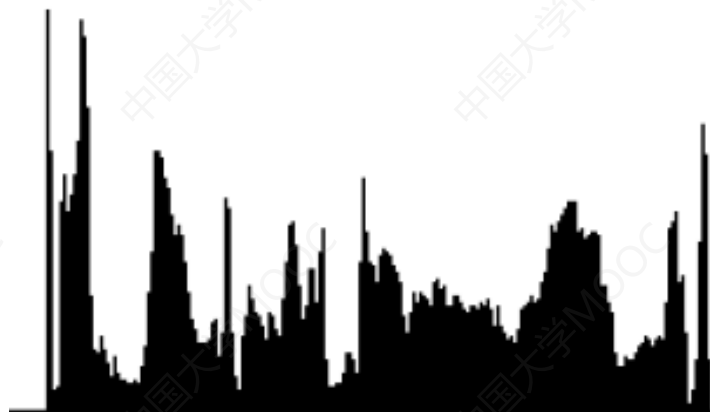


腹部CT图像



# 图像分割

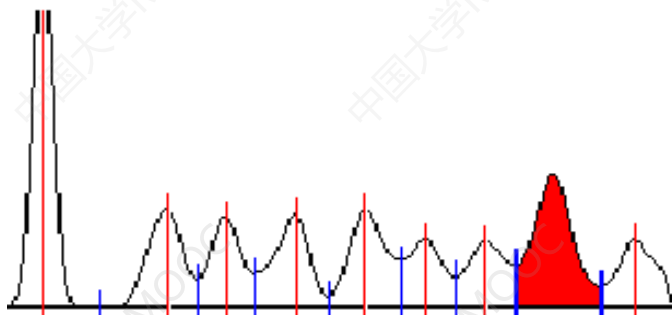
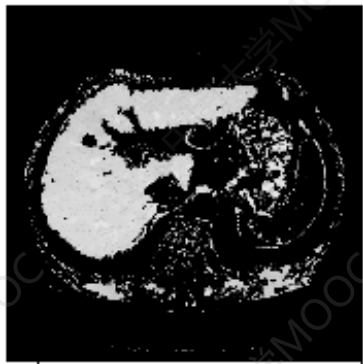
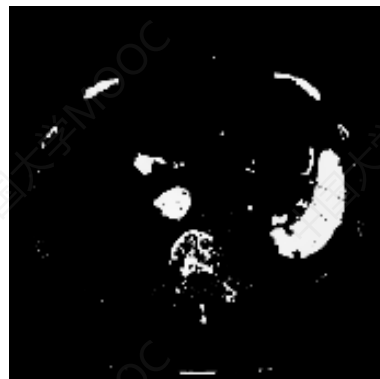
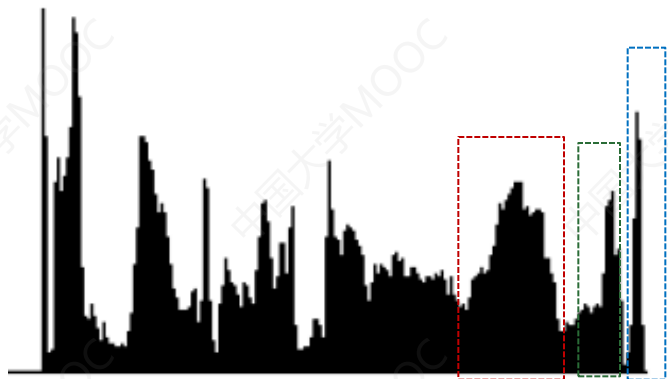
## 肝脏区域分割



直方图



# 图像分割



双阈值法实现肝脏  
区域分割



# 图像分割

## ➤ 阈值选取

- 直方图技术
- 最小误差阈值法
- 最大方差阈值法



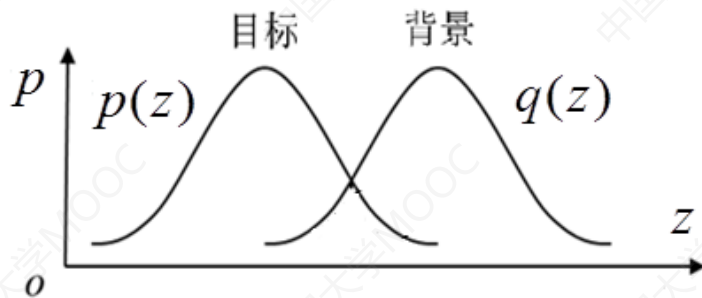
# 图像分割

## ➤ 最小误差阈值选取

- 目标及背景灰度分布概率密度函数分别为  $p(z)$ ,  $q(z)$
- 设目标占整体图像的比例为  $\theta$

此时整体图像的灰度概率密度为：

$$\theta p(z) + (1 - \theta)q(z)$$

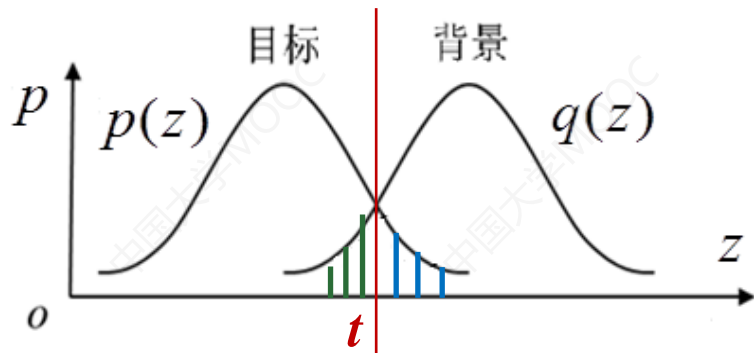




# 图像分割

$$\theta p(z) + (1 - \theta)q(z)$$

分割阈值为 $t$ 时



目标被错分为背景:  $P(t) = \int_t^{+\infty} p(z) dz$

背景被错分为目标:  $Q(t) = \int_{-\infty}^t q(z) dz$

错误分割的概率为:  $\theta P(t) + (1 - \theta)Q(t)$



# 图像分割

错误分割的概率为：

$$\text{Minimize } \theta P(t) + (1 - \theta)Q(t)$$

$$\frac{d}{dt} \theta P(t) + (1 - \theta)Q(t) = 0$$



阈值  $t$





# 图像分割

## ➤ 阈值选取

- 直方图技术
- 最小误差阈值法
- 最大方差阈值法



# 图像分割

## ➤ 最大方差阈值选取

- 利用**直方图**选取初始阈值
- 阈值将图像像素分为**两组**
- 计算两组像素之间的**方差**
- 找到使方差**最大**时的阈值

1979年由日本学者大津提出

大津阈值法 (otsu)



# 图像分割

设图像的灰度级为  $1 \sim m$  灰度级  $i$  拥有的像素个数为  $n_i$

图像像素总数  $N = \sum_{i=1}^m n_i$  灰度级  $i$  出现的概率  $p_i = \frac{n_i}{N}$

采用初始阈值  $T$ , 将图像像素分为两组, 记为

$$C_0 = \{1, 2, \dots, T\} \quad C_1 = \{T+1, \dots, m\}$$

$$C_0 \text{ 的概率 } w_0 = \sum_{i=1}^T p_i = w(T)$$

$$C_1 \text{ 的概率 } w_1 = \sum_{i=T+1}^m p_i = 1 - w_0$$



# 图像分割

灰度级为  $1 \sim m$  灰度级  $i$  拥有的像素个数为  $n_i$   $C_0 = \{1, 2, \dots, T\}$   $C_1 = \{T+1, \dots, m\}$

$C_0$  的概率  $w_0 = \sum_{i=1}^T p_i = w(T)$   $C_1$  的概率  $w_1 = \sum_{i=T+1}^m p_i = 1 - w_0$

$C_0$  组灰度均值  $\mu_0 = \frac{\sum_{i=1}^T ip_i}{w_0} = \frac{\mu(T)}{w(T)}$

$C_1$  组灰度均值  $\mu_1 = \frac{\sum_{i=T+1}^m ip_i}{w_1} = \frac{\mu - \mu(T)}{1 - w(T)}$

图像平均灰度级  $\mu = w_0 \mu_0 + w_1 \mu_1$



# 图像分割

$$C_0 = \{1, 2, \dots, T\} \quad C_1 = \{T + 1, \dots, m\}$$

$C_0$  的概率  $w_0$      $C_1$  的概率  $w_1 = 1 - w_0$

$C_0$  的均值  $\mu_0$      $C_1$  的均值  $\mu_1$

图像平均灰度级  $\mu = w_0\mu_0 + w_1\mu_1$

两组之间方差:

Maximize  $\delta^2(T) = w_0(\mu - \mu_0)^2 + w_1(\mu - \mu_1)^2$

阈值  **$T$**



# 图像分割

## ➤ 最大方差阈值选取

$$C_0 = \{1, 2, \dots, T\} \quad C_1 = \{T + 1, \dots, m\}$$

$$\text{Maximize } \mathcal{D}^2(T) = w_0(\mu - \mu_0)^2 + w_1(\mu - \mu_1)^2$$

- ✓ 算法可操作性强
- ✓ 直方图是否有双峰均可得到满意效果



# 谢 谢

本课程所引用的一些素材为主讲老师多年的教学积累，来源于多种媒体及同事和同行的交流，难以一一注明出处，特此说明并表示感谢！