

2D计算机视觉

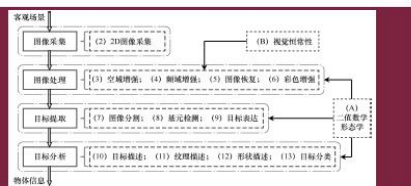
原理、算法及应用

计算机视觉
丛书



2D计算机视觉

原理、算法及应用



2D COMPUTER VISION
Principles, Algorithms and Applications

2D计算机视觉

原理、算法及应用

章毓晋 编著

电子工业出版社

2D COMPUTER VISION
Principles, Algorithms and Applications

2D计算机视觉

原理、算法及应用

章毓晋 编著



责任编辑：朱雨萌
封面设计：博雅锦



定价：149.00元

中国工信出版集团

电子工业出版社
http://www.phei.com.cn



第7章 图像分割



把图像分成各具特性的区域并提取出感兴趣目标的技术和过程

是由图像处理进到图像分析的关键步骤

图像分割至今为止尚无通用的自身理论

已有不少特殊的或者说有特色的分割算法

有些方法通过对各个像素的逐步分析判断来提取目标，也有些方法直接去图像中检测需要的目标（见第8章）



第7章 图像分割

7.1 定义和算法分类

7.2 微分边缘检测

7.3 主动轮廓模型

7.4 阈值化分割

7.5 基于过渡区选取阈值

7.6 区域生长



7.1 定义和算法分类

人们常仅对图像中的某些部分感兴趣。这些部分常称为目标或前景（其它部分称为背景），一般对应图像中特定的、具有独特性质的区域

图像分割要根据各区域的特性来进行，这里特性可以是灰度、颜色、纹理等

图像分割要提取目标，目标可以对应单个区域，也可以对应多个区域



7.1 定义和算法分类

图像分割定义

集合 R 代表整个图像区域，分割 R 是将 R 分成若干个满足以下5个条件的非空子集 R_1, R_2, \dots, R_n

$$(1) \bigcup_{i=1}^n R_i = R。$$

(2) 对于所有的 i 和 j ($i \neq j$), 有 $R_i \cap R_j = \emptyset$ 。

(3) 对于 $i = 1, 2, \dots, n$, 有 $P(R_i) = \text{TRUE}$ 。

(4) 对于 $i \neq j$, 有 $P(R_i \cup R_j) = \text{FALSE}$ 。

(5) 对于 $i = 1, 2, \dots, n$, R_i 是连通的区域。



7.1 定义和算法分类

图像分割算法分类

对灰度图像的分割常可基于像素灰度值之间的2个性质：不连续性和相似性, R_n

根据分割过程中处理策略的不同，分割算法又可分为并行算法和串行算法

分类	边界（不连续性）	区域（相似性）
并行处理	① 并行边界类	③ 并行区域类
串行处理	② 串行边界类	④ 串行区域类



7.2 微分边缘检测

边缘检测是所有基于边界的分割方法（包括并行边界类和串行边界类）的关键步骤

边缘一般存在于两个具有不同灰度值的相邻区域之间，并且在边缘处灰度值加速变化

微分边缘检测原理

边缘是灰度值不连续的结果，这种不连续常可利用微分或求导数方便地检测到

常用一阶导数和二阶导数来检测边缘



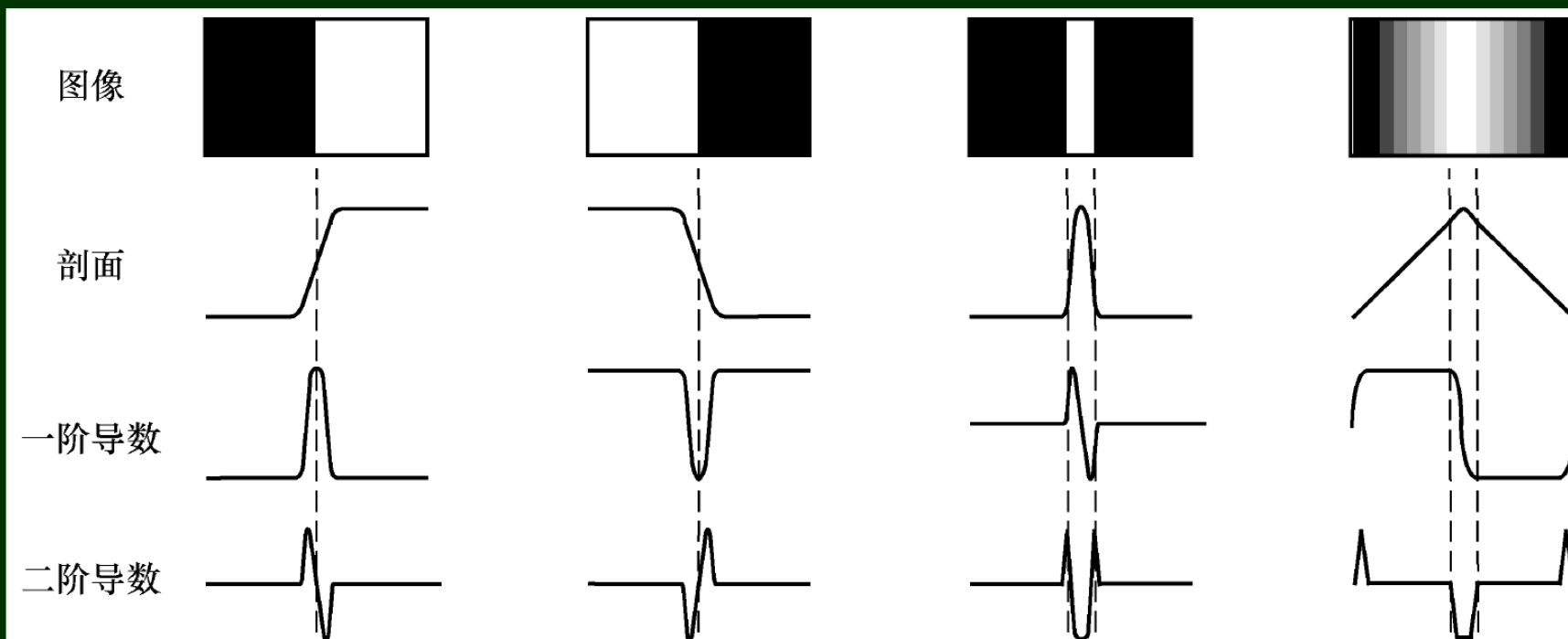
7.2 微分边缘检测

微分边缘检测原理

阶跃边缘

脉冲边缘

屋脊边缘





7.2 微分边缘检测

空域微分算子

梯度算子：一阶导数算子

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x & G_y \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}^T$$

幅度（也常简称为梯度）和方向角分别为：

$$\text{mag}(\nabla f) = \left(G_x^2 + G_y^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$
$$\phi(x, y) = \arctan \left(\frac{G_y}{G_x} \right)$$



7.2 微分边缘检测

空域微分算子

梯度算子：在实际应用中，常用小区域模板卷积来近似计算偏导数

罗伯特
交叉算子

1	
	-1

	1
-1	

(a)

蒲瑞维特
算子

-1		1
-1		1
-1		1

1	1	1
-1	-1	-1

(b)

索贝尔
算子

-1		1
-2		2
-1		1

1	2	1
-1	-2	-1

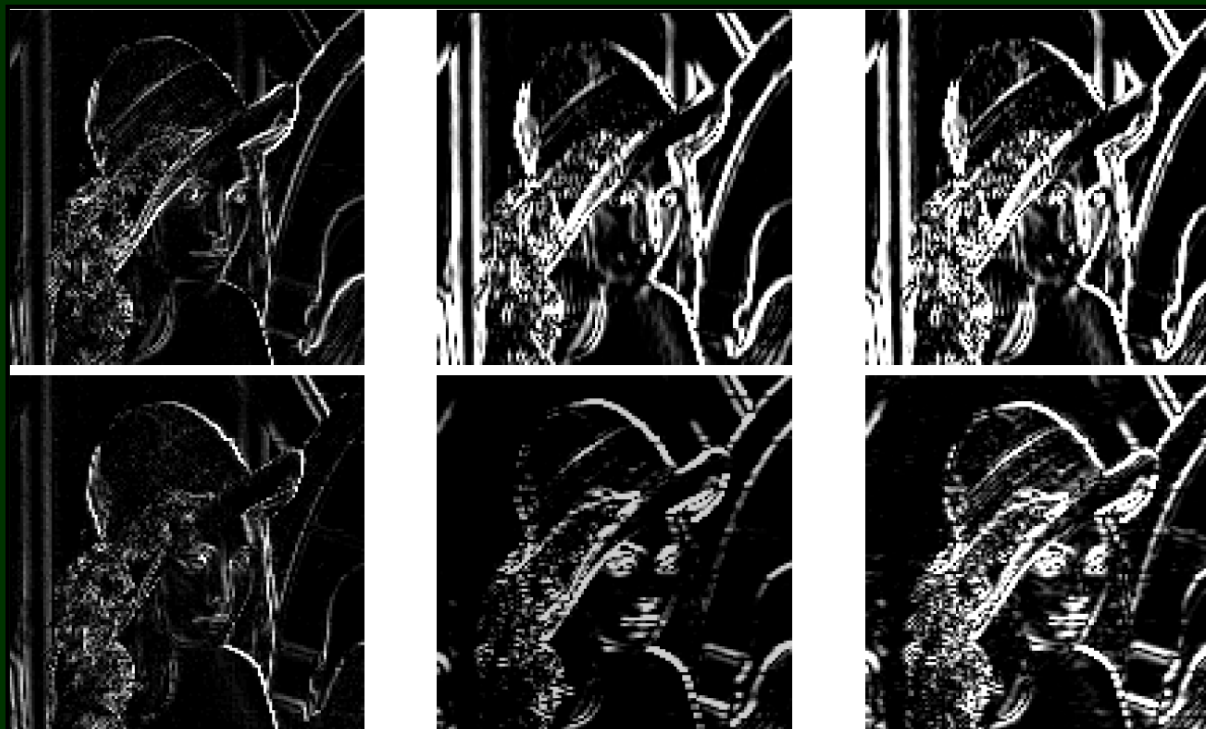
(c)



7.2 微分边缘检测

空域微分算子

梯度算子：方向梯度图比较





7.2 微分边缘检测

空域微分算子

梯度算子：不同范数梯度图比较

用索贝尔算子的两个模板

2范数

1范数

∞ 范数





7.2 微分边缘检测

空域微分算子

拉普拉斯算子：二阶导数算子

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

对模板的基本要求：对应中心像素的系数为正，而对应邻近像素的系数为负，且所有系数之和为零

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

-2	-3	-2
-3	20	-3
-2	-3	-2



7.2 微分边缘检测

空域微分算子

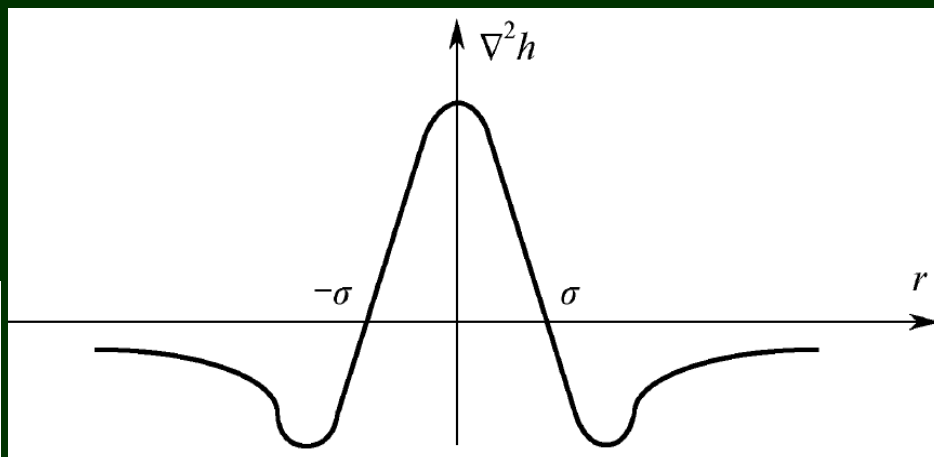
拉普拉斯算子：结合2-D高斯函数消除噪声

$$h(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

令 $r^2 = x^2 + y^2$

对 r 求二阶导数

$$\nabla^2 h = \left(\frac{r^2 - \sigma^2}{\sigma^4}\right) \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right)$$





7.3 主动轮廓模型

主动轮廓模型通过逐步改变封闭曲线的形状来逼近图像中目标的轮廓

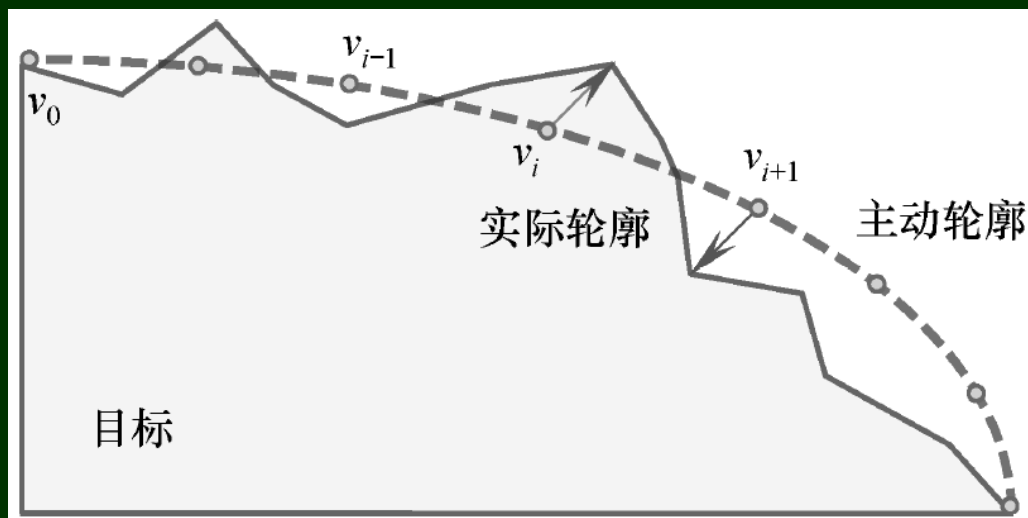
主动轮廓

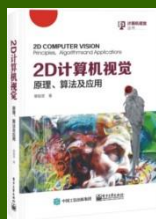
能量项

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_L\}$$

$$E_i(v'_i) = \alpha E_{\text{int}}(v'_i) + \beta E_{\text{ext}}(v'_i)$$

用轮廓上的点逼近目标实际轮廓





7.3 主动轮廓模型

借助求解一个最小能量问题来迭代地实现
可以分为内部能量函数和外部能量函数

能量函数

内部能量函数：用来推动主动轮廓形状的改变并保持轮廓上点之间的距离不要太远或太近

$$\alpha E_{\text{int}}(v_i) = cE_{\text{con}}(v_i) + bE_{\text{bal}}(v_i)$$

(1) 连续能量：

$$E_{\text{con}}(v'_i) = \frac{1}{I(V)} \|v'_i - \gamma(v_{i-1} + v_{i+1})\|^2$$



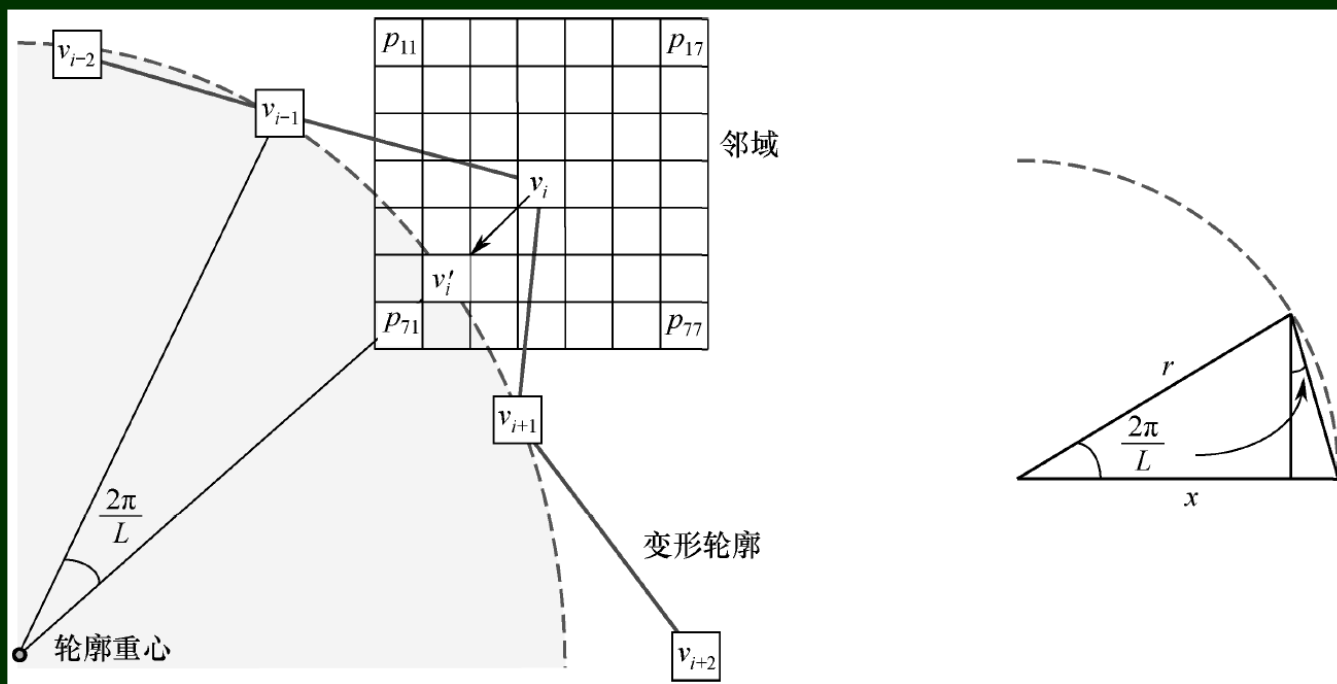
7.3 主动轮廓模型

平均距离:

$$I(V) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \|v_{i+1} - v_i\|^2$$

加权系数:

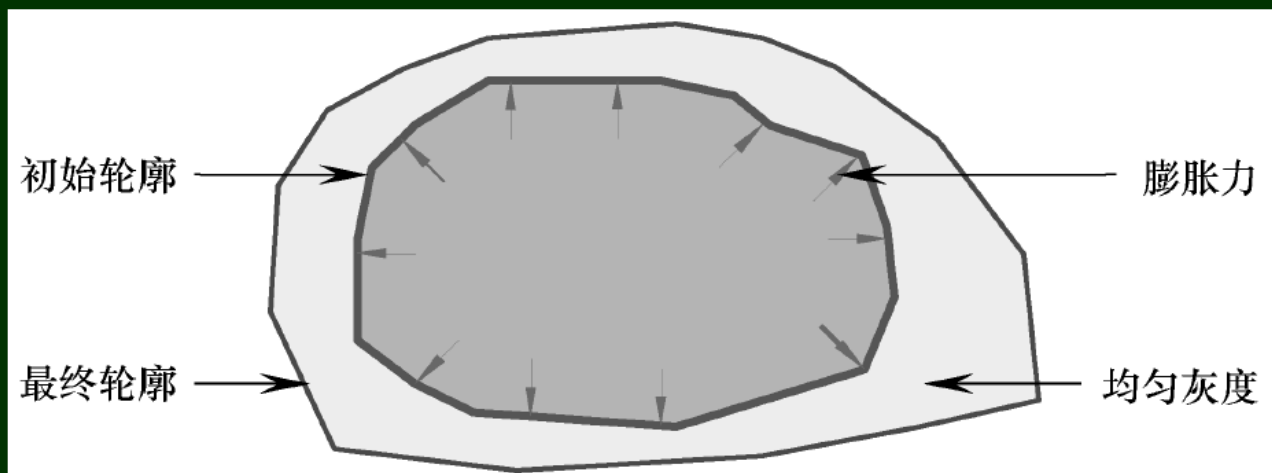
$$\gamma = \frac{1}{2 \cos \frac{2\pi}{L}}$$





7.3 主动轮廓模型

(2) 膨胀力：作用于闭合的变形轮廓，在没有外来影响的情况下强制轮廓扩展或收缩



随图像的梯度成反比的自适应膨胀力：

$$E_{\text{bal}}(v'_i) = n_i \cdot (v_i - v'_i)$$

$$t_i = \frac{v_i - v_{i-1}}{\|v_i - v_{i-1}\|} + \frac{v_{i+1} - v_i}{\|v_{i+1} - v_i\|}$$



7.3 主动轮廓模型

能量函数

外部能量函数：将变形轮廓向感兴趣的特征（如目标边缘）吸引

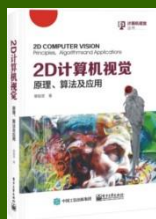
$$\beta E_{\text{ext}}(v_i) = mE_{\text{mag}}(v_i) + gE_{\text{grad}}(v_i)$$

(1) 图像灰度能量：

$$E_{\text{mag}}(v'_i) = I(v'_i)$$

(2) 图像梯度能量

$$E_{\text{grad}}(v'_i) = -\mathbf{n}_i \cdot \nabla I(v'_i)$$



7.4 阈值化分割

原理步骤

图像模型：由各具单峰灰度分布的目标和背景组成，在目标或背景内部，灰度值相似，但在目标和背景交界处，灰度值不连续

灰度直方图基本上可看作是由分别对应目标和背景的2个单峰直方图混合而成

直方图应是双峰的，大小（数量）接近且均值相距足够大，而且均方差也足够小

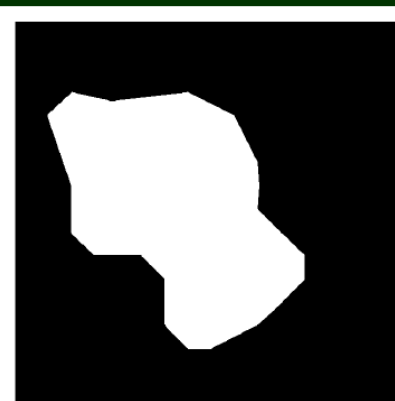
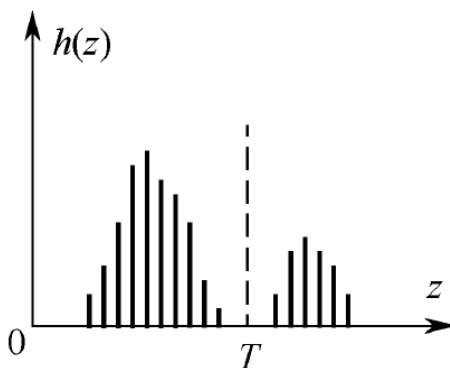


7.4 阈值化分割

原理步骤

图像模型：由各具单峰灰度分布的目标和背景组成，而且分布接近且均值相距足够大，均方差也足够小

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





7.4 阈值化分割

阈值选取

借助直方图（将直方图的包络看作1条曲线）
选取极小值为阈值

$$\frac{\partial h(z)}{\partial z} = 0 \text{ 且 } \frac{\partial^2 h(z)}{\partial z^2} > 0$$

直方图变换：

具有低梯度值像素的直方图

具有高梯度值像素的直方图

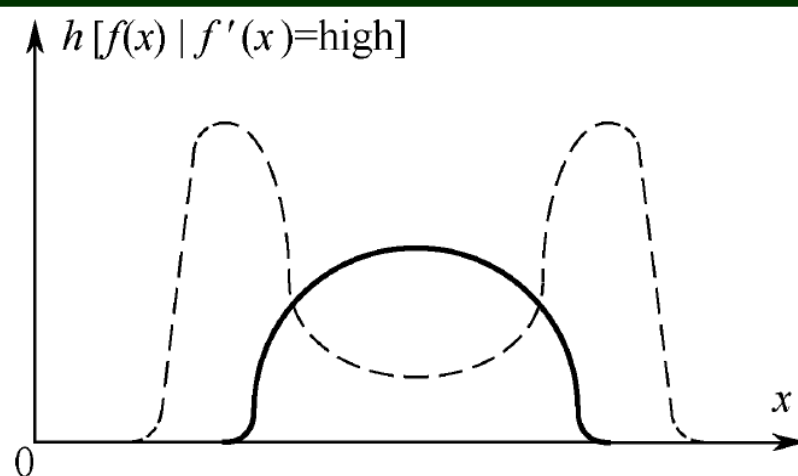
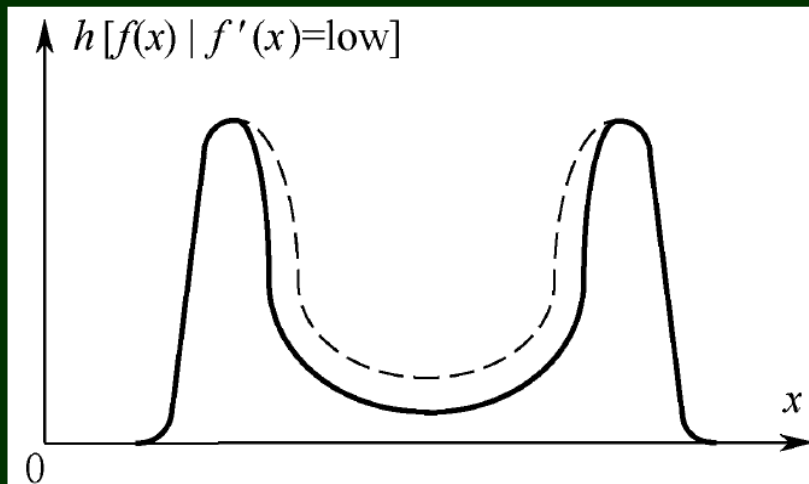


7.4 阈值化分割

阈值选取

计算1个加权的直方图，其中赋给具有低梯度值的像素权重更大一些

构建仅具有高梯度值像素的直方图



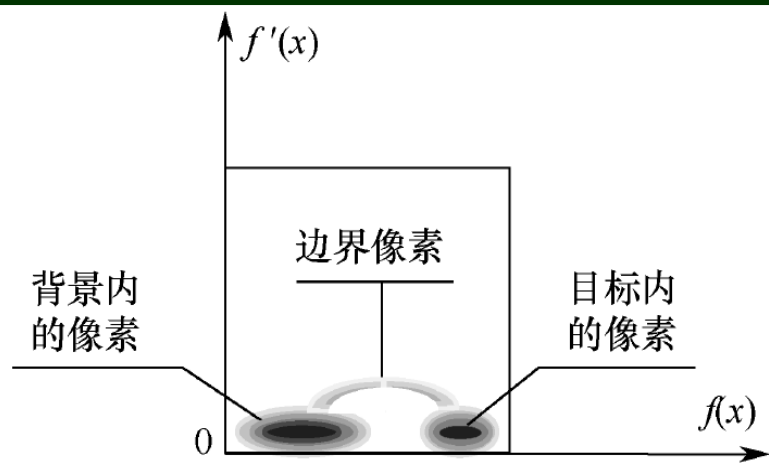
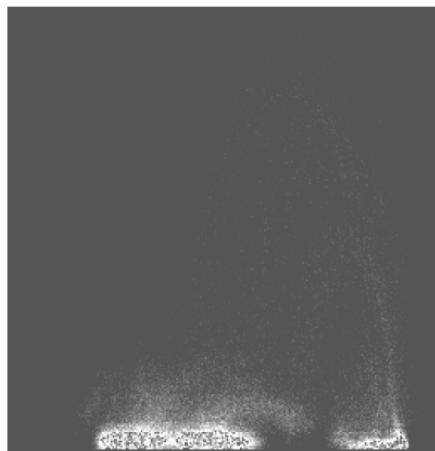
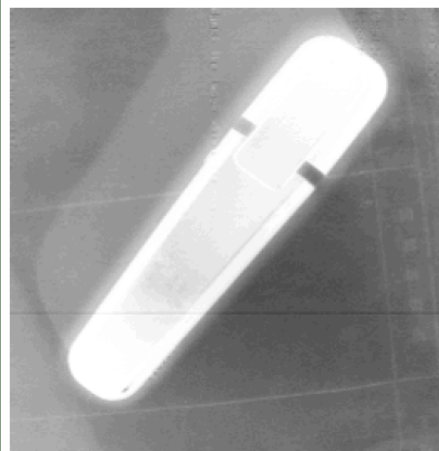


7.4 阈值化分割

阈值选取

灰度-梯度值散射图： 2-D直方图

其中1个灰度值轴，1个梯度值轴，其统计值是同时具有某个灰度值和某个梯度值的像素个数





7.5 基于过渡区选取阈值

过渡区和有效平均梯度

过渡区：数字图像中的目标边界是有宽度的
有效平均梯度：

$$\text{EAG} = \frac{\text{TG}}{\text{TP}}$$

总梯度值

$$\text{TG} = \sum_{i,j \in \mathbb{Z}} g(i,j)$$

非零梯度像素的总数

$$\text{TP} = \sum_{i,j \in \mathbb{Z}} p(i,j)$$

$$p(i,j) = \begin{cases} 1, & \text{若 } g(i,j) > 0 \\ 0, & \text{若 } g(i,j) = 0 \end{cases}$$



7.5 基于过渡区选取阈值

过渡区和有效平均梯度

剪切变换：减少各种干扰的影响

$$f_{\text{high}}(i, j) = \begin{cases} L, & \text{若 } f(i, j) \geq L \\ f(i, j), & \text{若 } f(i, j) < L \end{cases}$$
$$f_{\text{low}}(i, j) = \begin{cases} f(i, j), & \text{若 } f(i, j) > L \\ L, & \text{若 } f(i, j) \leq L \end{cases}$$

把被剪切了的部分设成剪切值

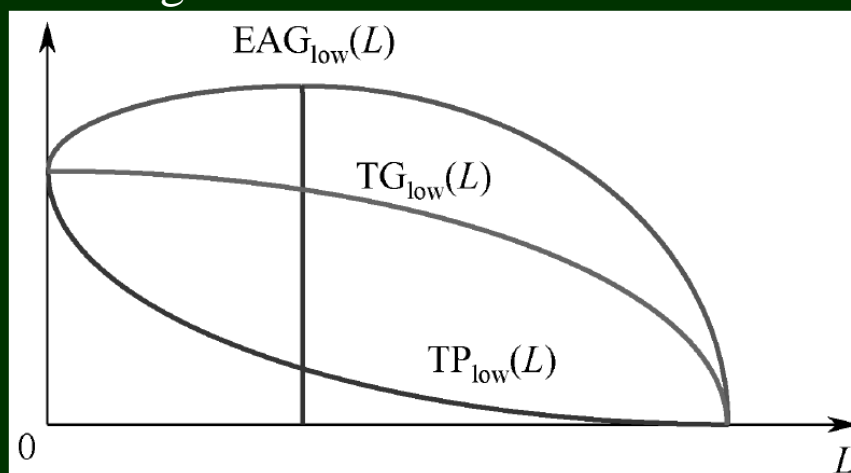
对应高端和低端剪切的EAG(L)可分别写成
 $EAG_{\text{high}}(L)$ 和 $EAG_{\text{low}}(L)$



7.5 基于过渡区选取阈值

有效平均梯度的极值点和过渡区边界

典型的 $EAG_{\text{high}}(L)$ 和 $EAG_{\text{low}}(L)$ 曲线都是单峰曲线



两个极值点

$$L_{\text{high}} = \arg \left\{ \max_L \left[EAG_{\text{high}}(L) \right] \right\}$$
$$L_{\text{low}} = \arg \left\{ \max_L \left[EAG_{\text{low}}(L) \right] \right\}$$



7.5 基于过渡区选取阈值

阈值选取

过渡区处于目标和背景之间，而目标和背景之间的边界又在过渡区之中

过渡区所包含像素的灰度值一般在目标和背景区域内部像素的灰度值之间

如可取过渡区内像素的平均灰度值或过渡区内像素直方图的极值

也可把这个区域细化来得到其中的目标轮廓



7.6 区域生长

一种基本的串行区域分割技术

基本方法

基本思想是将具有相似性质的像素结合起来构成区域

- (1) 选择或确定一组能正确代表所需区域的种子像素
- (2) 确定在生长过程中能将相邻像素包括进来的相似准则
- (3) 制定让生长过程停止的条件或规则



7.6 区域生长

基本方法

给出已知种子点进行区域生长，采用的生长判断准则是：如果被检查的像素与种子像素灰度值差的绝对值小于某个门限 T ，则将该像素包括进种子像素所在区域中

$T = 3$

1	0	4	7	5
1	0	4	7	7
0	1	5	5	5
2	0	5	6	5
2	2	5	6	4

$T = 2$

1	1	5	5	5
1	1	5	5	5
1	1	5	5	5
1	1	5	5	5
1	1	5	5	5

$T = 7$

1	1	5	7	5
1	1	5	7	7
1	1	5	5	5
2	1	5	5	5
2	2	5	5	5

1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1



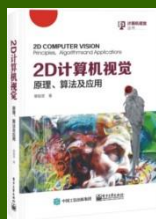
7.6 区域生长

问题和改进

区域生长结果对种子像素（即区域生长起点）的选择有较大依赖性

不使用新像素的灰度值去与邻域像素的灰度值比较，而用新像素所在区域的平均灰度值（区域均值）与各邻域像素的灰度值进行比较

在区域生长时还需考虑像素间的连通性和邻近性，否则有时会出现无意义的分割结果



7.7 各节要点和可参考的文献

- 1 定义和算法分类
- 2 微分边缘检测
- 3 主动轮廓模型
- 4 阈值化分割
- 5 基于过渡区选取阈值
- 6 区域生长

自我检测题