

第九章

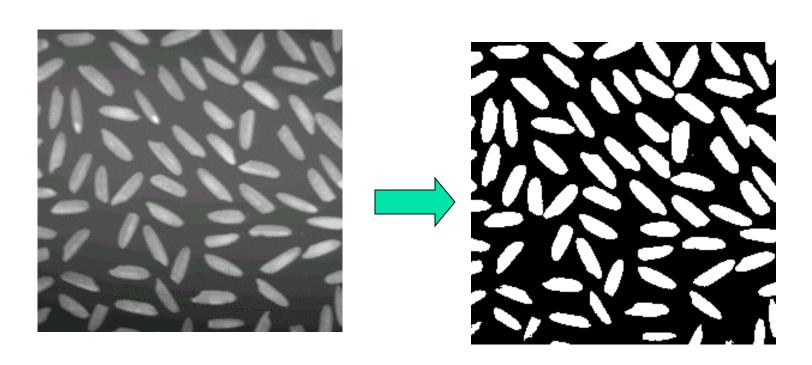
二值图像的处理方法



- 灰度图像的二值化处理
- 二值图像的连续性
- 二值图像的轮廓跟踪
- 二值图像的细化
- 二值形态学基本运算



■ 是一种区域分割的技术





图像的二值化处理

• 设 f(i,j) 表示像素在(i,j)位置的灰度值, 二值化处理为下式所示。

$$f(i,j) = \begin{cases} 255 & f(i,j) \ge t \\ 0 & f(i,j) \le t \end{cases}$$

这里 t 称为二值化阈值(Threshold).

目标 ← 背景

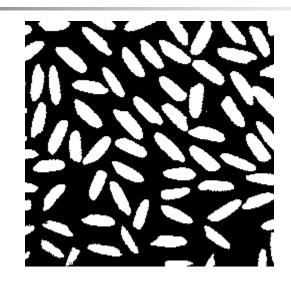


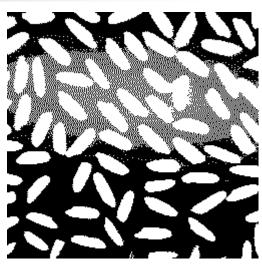
阈值的选取



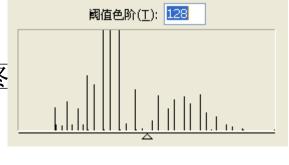
二值 图像







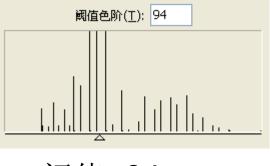
直方图



阈值 128



阈值 103



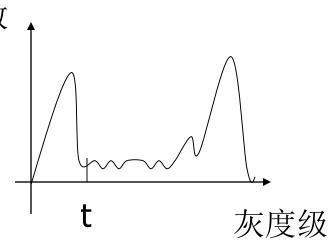
阈值 94



确定阈值t的方法

- 直方图是阈值最佳选择依据
- 1、全局阈值 整幅图像用一个阈值处理。

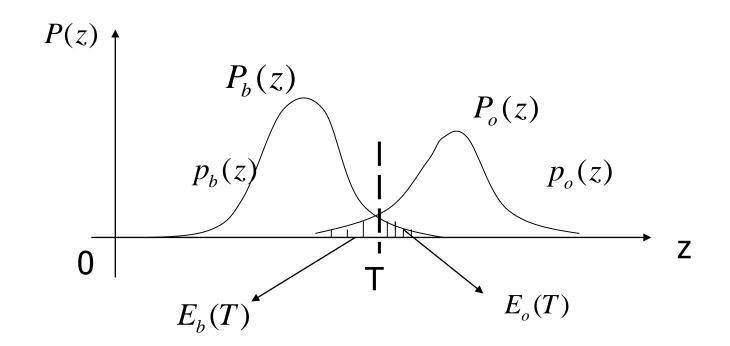
当对比度强的图像。前景和背景灰度值差别较大时 频数 🛕

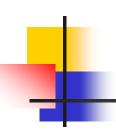




直方图呈现双峰分布

■ 前景和背景灰度值差别较小,但呈现双峰分布。





最优阈值的选取

■ 误分割率最小的分割阈值。

背景和目标的概率密度分别是 $p_b(z)$ 和 $p_o(z)$ 整幅图像的混合概率密度 是 p(z)

其中 μ_b 和 μ_o 分别是背景和目标区域的平均灰度 值, σ_o 和 σ_b 是均值的均方差, P_b 和 P_o 分别是背景和目标区域灰度值的先验概率。

$$p(z) = P_b p_b(z) + P_o p_o(z)$$
 $P_b + P_o = 1$



确定最佳阈值:

如图所示,如果确定阈值是 T,则小于T的像素分割为背景而使得灰度值大于T的像素分割为目标。这时,错误地将目标像素划分为背景的概率和将背景像素错误地划分为目标的概率分别为:

$$E_b(T) = \int_{-\infty}^{T} p_o(z)dz \qquad E_o(T) = \int_{T}^{\infty} p_b(z)dz$$



■而总的误差概率是

$$E(T) = P_o E_b(T) + P_b E_o(T)$$

对上式求微分,令其等于零,并假设 $\sigma_b = \sigma_o$ 则得到一个最优阈值:

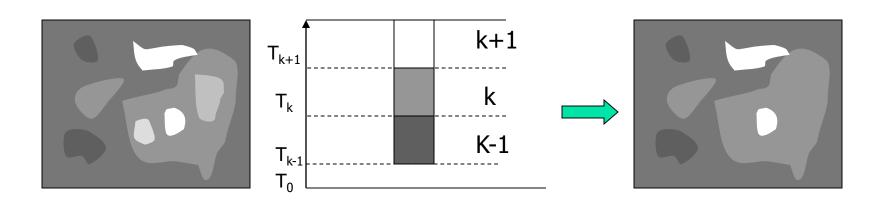
$$T = \frac{\mu_b + \mu_o}{2} + \frac{\sigma^2}{\mu_b - \mu_o} \ln(\frac{P_o}{P_b})$$
 高斯分布

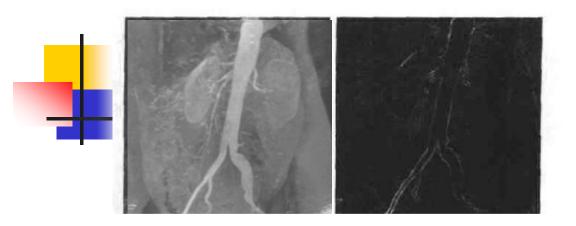
特例:两个区域的分布相同,最佳阈值是两个平均灰度值的中值。

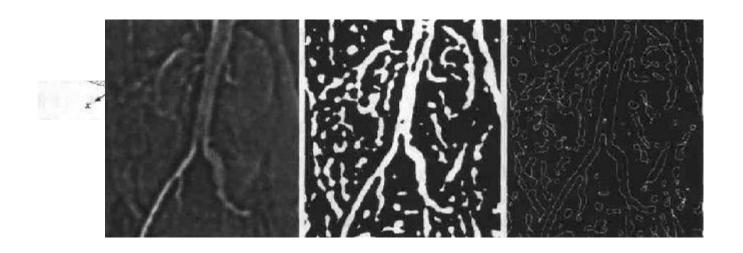


■ 2、多阈值处理方法

物体和背景的对比度在图像各处不一样时,需要选取多个阈值进行处理。







9.2 二值图像的连续性

■一、邻域和邻接

对于任意像素(i,j),把包含该像素在内的一个集合称为像素(i,j)的邻域。

	(i-1,j)	
(i,j -1)	(i,j)	(i,j+1)
	(i+1,j)	

像素的4-邻域

X ₃	X ₂	X ₁
(i-1,j-1)	(i-1,j)	(i-1,j+1)
X_4	X	X_0
(i,j-1)	(i,j)	(i,j+1)
X_5	X_6	X ₇
(i+1,j-1)	(i+1,j)	(i+1,j+1)

像素的8-邻域



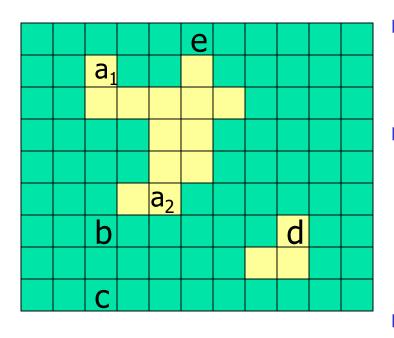
邻域的定义

- 像素的4-邻域(4-Neighbor),也称像素的 (i,j)的直接邻域,其符号表示为d-近邻。
- 像素的8-邻域(8-Neighbor),除去d-近邻的像素外,余下的对角线上的4个像素,称为非直接近邻,符号是:i-近邻。
- 两个像素互相4-/8-邻接。是指他们均存在与 4-/8-邻域中

X₂与X₇是8一邻接的关系



二、像素的连接



■ 相同数值的两个像素;

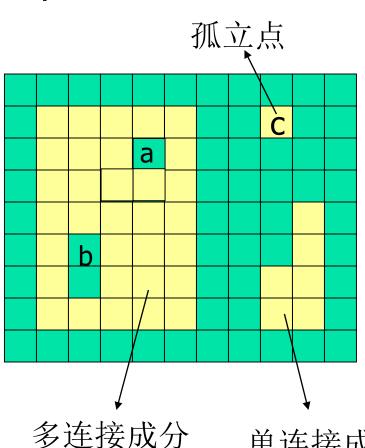
像素之间能够在4-/8-邻域内通过具有相同像素值的像素序列相连接,则称这两个像素是4-/8-连接。

■ a_1 , a_2 是4-/8-连接

- 表示灰度为0的点
- 表示灰度为255的点

三、连接成分

不同的象素组称为不同的连接成分



在"0"连接成分中,如果存在与外围的一行和一列的像素不连接成分,则称为孔。a

■ 单连接成分

不包含孔的"1"连接成分称为单连接成分

■ 孤立点:

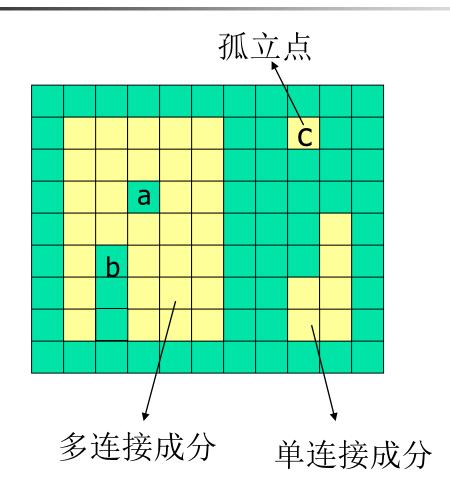
仅含有一个像素的单连接成分;

■ 多重连接成分:

含有孔的"1"连接成分称为多连接成分。

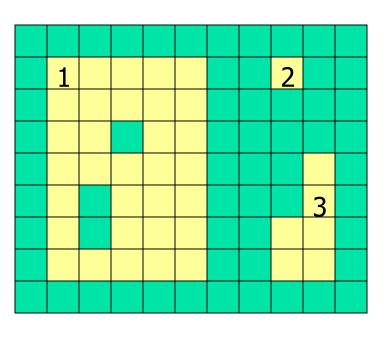
单连接成分







四、连接成分的标记

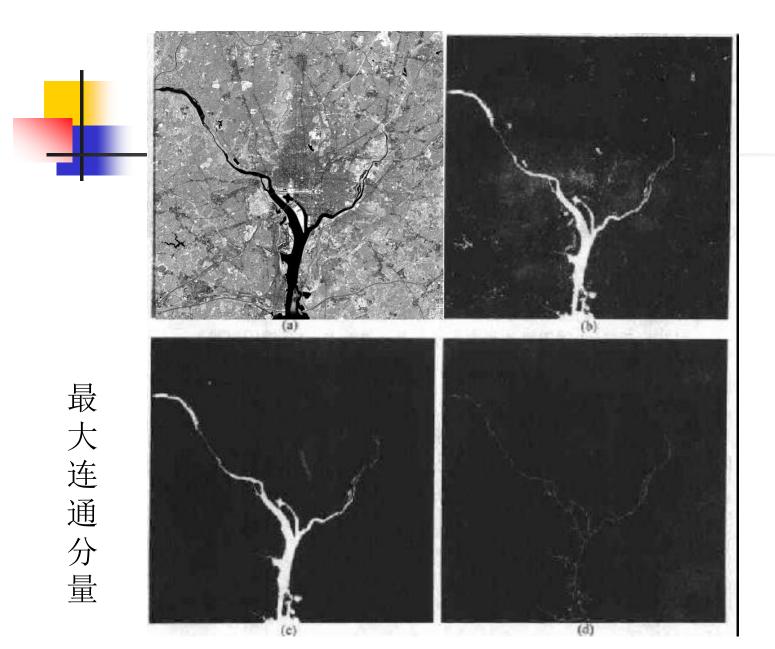


- 标记是为了区分图像中的多个区域。
- 连接成分的标记也称为区域标记, 标记的步骤主要有:
 - 1、自上而下扫描,当遇到第一个为"目标255"的像素时,赋予它一个标记,发达了大震学说法:"1";
- 3、区域填充完成整个连接成分的标
- 4、重新查找新的连接成分,标记数





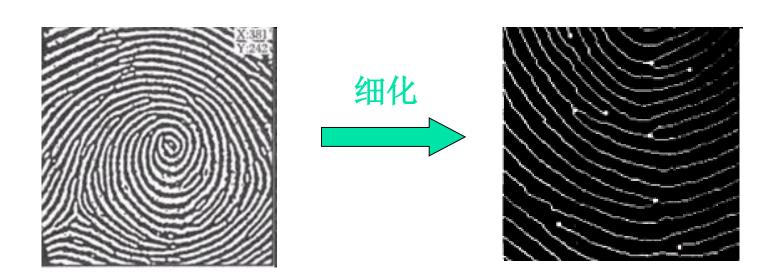
夜间美洲的红外图 (NOAA)



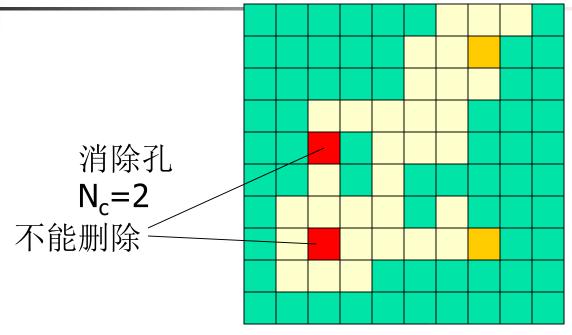
二值图

五、像素的可删除性

■ 在二值图像中,细化是一种用一组细线来刻划一个连接成分的处理方法,此方法不仅能达到压缩数据量的目的,而且易于对连接成分的特征提取。







- **像素的可删除性**是指删去这个像素,图像的连接成分的 连接性不改变,则这个像素被称为是可删除的。
- **连接性不变**是指,各连接成分不分离,不结合,孔不消除也不生成。



六、像素的连接数

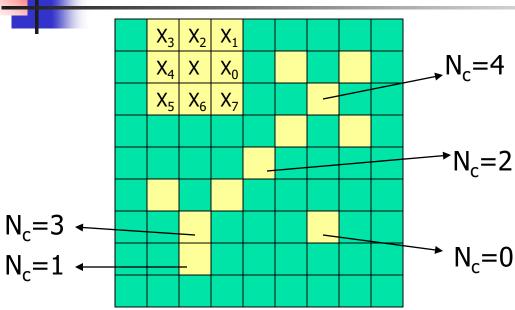
某个像素的连接数可以以这个像素的8-邻域值来计算

$$N_c = \sum_{k=0,2,4,6} [(1 - f(x_k)) - (1 - f(x_k))(1 - f(x_{k+1}))(1 - f(x_{k+2}))]$$

8-邻域, 即
$$f(x_0) - f(x_7)$$
 当 $x_k = x_8$ 时, 令 $x_8 = x_0$

说明: 1、对于一个像素的8-邻域的所有可能存在的值, 按照上式进行计算,其连接数总是取0-4之间的值。





像素的 连接性

- N_c=0, 孤立点或内部点;
- N_c=1,端点,边界点;
- N_c=2,连接点;
- N_c=3, 分支点;
- N_c=4, 交叉点;



- 细化过程中,在判断是否删除一个前景像素点时,需要考虑其3*3邻域中除其自身外的8个像素点中的连接成分数。
- 如果此邻连接成分数为1,则说明删除当前像素点不会改变原图的连通性;若大于1,则改变了原图的连通性

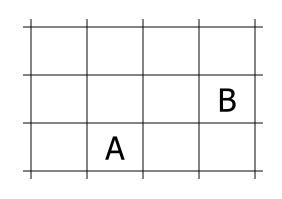
 $N_c=1$ 的几个实例

边缘 和端 点

0 0 0 1 1 0 1 1 0	$\begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	$\begin{array}{c c c} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 1 & 1 \end{array}$
1 1 1	0 1 0	1 0 0
1 1 0	0 1 0	1 1 0
1 1 0	0 0 0	0 0 0



七像素间的距离



A, B两点的坐标分别为 (x_A, x_A) (x_B, y_B)

则两点间的距离d可表示:

$$|d|^2 = (x_B - x_A)^2 + (y_B - y_A)^2$$

 $|d| = \sqrt{5}$

在二值图像中的表示方法

1、距离的4-邻域表示:像素A的d-近邻表示为对它的距离为1,它们的i-近邻用数值2表示,其外围像素分别为2和3。依此类推。



2、距离的8-邻域表示:

像素A的8-近邻中的每个像素,表示为对它的距离为1, 围绕它的8-邻域的外围像素为2,依此类推。

	3	2	3	
3	2	1	2	В3
2	1	A	1	2
3	2	1	2	3
	3	2	3	

2	2	2	2	2	
2	1	1	1	B2	
2	1	A	1	2	
2	1	1	1	2	
2	2	2	2	2	

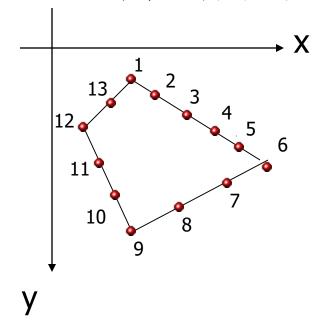
距离的4-邻域表示

距离的8-邻域表示

4

八、二值图像的链码表示

- 表示二值图像的一个连接成分在屏幕上的位置 的两种方法:
- 1、直角坐标表示法



(x,y)表示一个像素的坐标。

设置一个数组,用N(1,1)

表示 (x_1,y_1) ; N(2,2)表示 (x_2,y_2)

N(13, 13)表示(x₁₃,y₁₃)。

那么图像的连接顺序为:

$$1 \longrightarrow 2 \longrightarrow 3 \longrightarrow 13 \longrightarrow 1$$



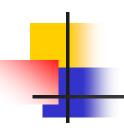
2、链码表示

矢量表示法,具有方向性;

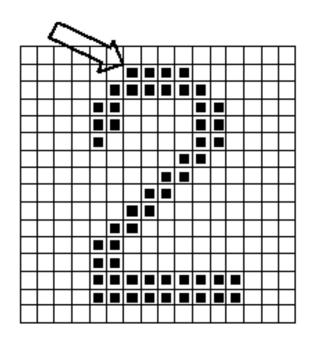
是相互邻接的两个像素按照不同的方向给定一个规定的数字符号(码)。

用一串这样的符号(码)表示一个连接成分的方法叫链码表示法。

优点: 直观、节约内存。



链码表示方法示例



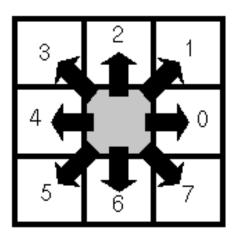


Figure 3.1 An example chain code; the reference pixel is marked by an arrow: 00007766555555660000006444444442221111112234445652211.

9.3 二值图像的轮廓跟踪

轮廓跟踪是二值图像中常用到的一种基本操作。

目的:区域标记;提取区域形状特征:如轮廓形状、面积大小、周长。

■ 1、连接成分的轮廓

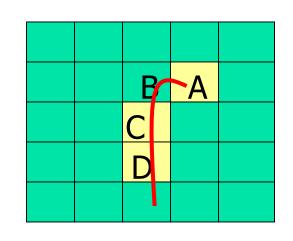
模拟平面:一个平面集合中点可以分为三类:内点、外点和边界点。

平面集合的边界定义: 所谓一个平面集合的边界, 是具有以下性质的点的集合,即将它们的邻域无论取 得如何小,该邻域都包含这一集合内部和外部的点。



二值图像

栅格平面的特点,如图:A,C,D像素就是边界,而像素是一个栅格。需另定义二值图像的轮廓。



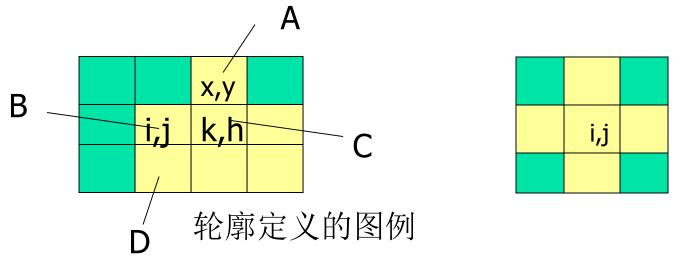
边界定义的图例

红线是边界的走向,但是数值量 化和二值化使得 边界只有ACD三 个点。



定义一个连通的像素集合R的轮廓

■ 定义:至少有一个d-近邻不在R内的所有R中像素集合。



- 几点说明: 1、定义中的判别条件是4-邻域,而不采用8-邻域;
 - 2、4-邻域中至少有一个像素不在R内,不能没有。 如上图所示;



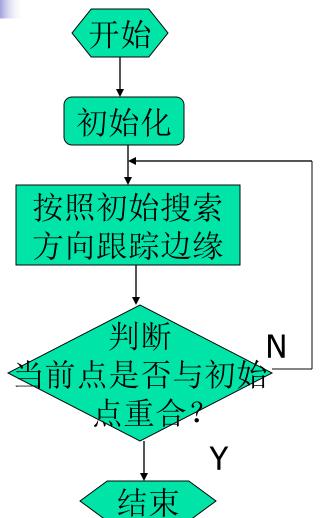
- 3、如果4-邻域均不在像素集合R内时,又分两种情况:
- 1)如果8-邻域内的1、3、5、7方向中的任一个存在R内时,该像素可能构成轮廓像素;

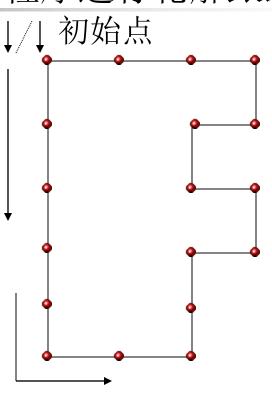
			Α
3	2	1	
4	В	0	
5	6	7	

2)如果当前像素的4-邻域均不在R内,且1、3、5、7方向上的像素也不在R内,这是一种特殊情况,则当前像素为孤立点。



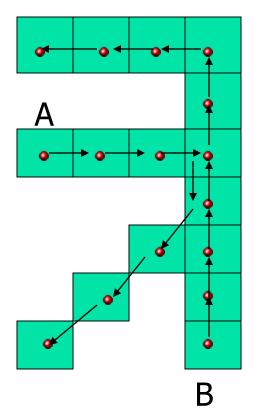
按照上述定义可以编制程序进行轮廓跟踪







内、外轮廓跟踪



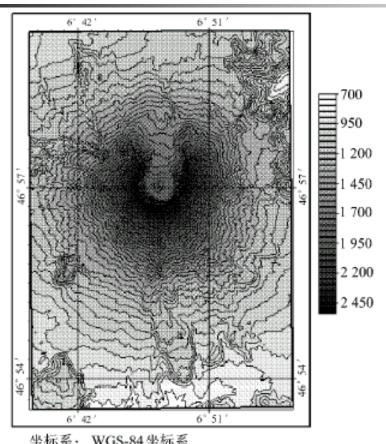
内外轮廓各跟踪一次, 且方向相反,将找到 的轮廓输出时可利用 链码来表示

内孔链码: A000655

外部轮廓的链码为

B2222244

示例: 跟踪封闭等值线并填充



- 海底地形数据图的 标示;
- 先跟踪后填充。

坐标系: WGS-84坐标系 深度基准: 理论深度基准

投影:墨卡托(基准纬度:北纬30°)

绘制软件: MBChart 1.0

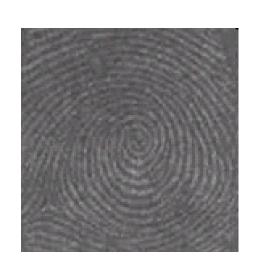


- 灰度图像的二值化处理
- 二值图像的连续性
- 二值图像的轮廓跟踪
- 二值图像的细化
- 二值形态学基本运算



9.4 二值图像的细化

在指纹、文字、道路、河流的自动识别过程中,需要把二值图像进行细化,还可以大大减少冗余的信息。



灰度图

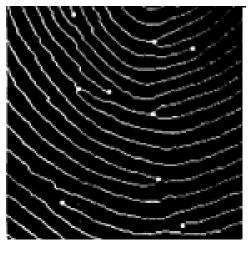


滤波后 的图像





二值 图像

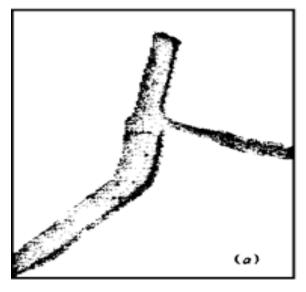


识别特征点

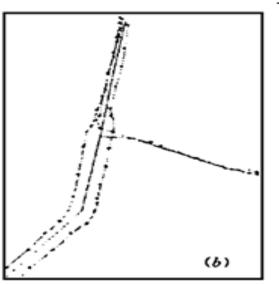
细化 图像



GPS车辆轨迹对地图精确性的校验



原始二值图



细化后的图像



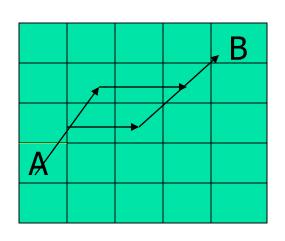
图像细化(Image Thinning),一般指二值图像的骨架化(Image Skeletonization)的一种操作运算。是把一个具有一定面积的区域用一条(或一组)曲线(或细线)来代表它。

图像细化可以提供图像目标的尺寸和形状信息,因而是进行图像分析和图像识别、特征识别的重要方法。



二值图像细化的几点说明

■ 1、细线的不唯一性

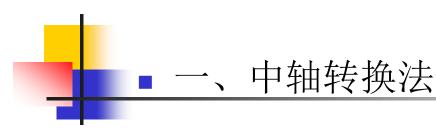


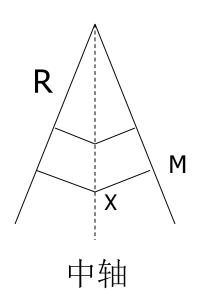
栅格平面的特点。

A像素到B像素之间构成连接(4-连接或8-连接)如果看成是细线的话,有两条通路,不唯一。



- 一线宽
 - 细化后的结果"线粗",可以是单个像素,也可以是由两个像素并列组成。
- 细化线在图像线中心为理想情况
- 保持原图像的拓扑结构,不增减原图象中的线,保留端点,不缩短线长,尽可能平滑不出现毛刺





连接成分的中轴定义为:

如果用R表示这个连接成分的像素集合,B是它的轮廓。对集合R中的每个像素X,寻找它在轮廓B上最近的近邻像素M,XM为像素X到B上的最小距离。如果X有多于一个这样的近邻,它被认为是属于R中的中轴上的像素。



确定图形中轴的示例

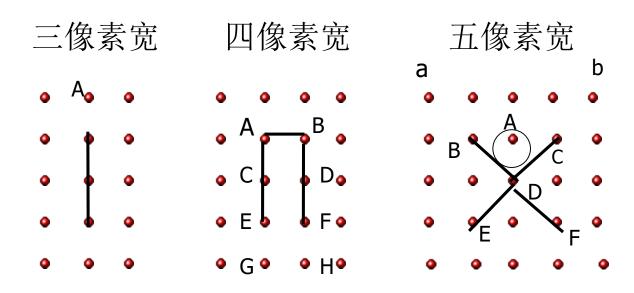
不同像素矩形的中轴 位置及形状

	像素	素宽		四像	素	宽	·	五作	象素	意	
•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•



确定图形中轴的示例

不同像素矩形的中轴 位置及形状



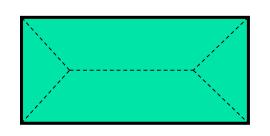
三像素宽的矩形,细化后是一条直线;

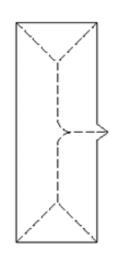
四像素宽的矩形,细化后结果是一条粗直线,两个像素;

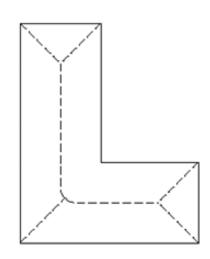
五像素宽的矩形,细化后中轴是一条分叉的细线。



中轴转换方法细化实例







轮廓上小的扰动影响细化结果



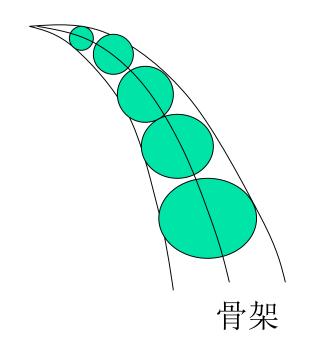
中轴转换法细化结论

- ▶ 形状简单的区域其细化结果(连接成分的中轴)基本 上反映了区域内部结构和轮廓形状;
- > 中轴的分叉处与轮廓外形无简单的对应关系;
- > 轮廓上小的扰动,造成中轴线的变化敏感。

造成细化结果失真的主要原因是图像连接成分形状的不规则性。

二、骨架法

由H.Blum 1964年提出



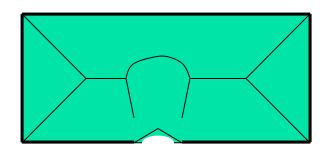
骨架的内切圆模型

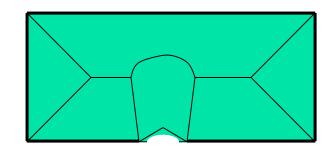
对骨架的描述:

设想采用一个可任意改变直径大小的圆盘(称为盘源Circular primitive),连接成分可以由一系列的这些最大圆盘来描述。圆盘与连接成分的轮廓相切。连接成分的骨架可以看成是这一系列最大内切圆盘圆心的连线。



骨架法与中轴法相比较





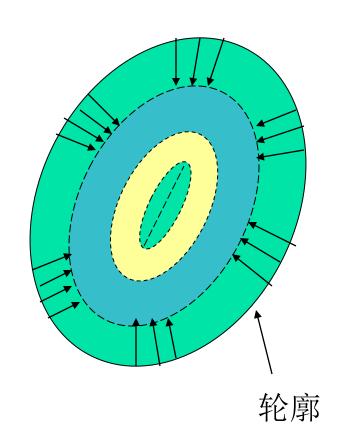
骨架法

中轴法

骨架法对轮廓小扰动的灵敏度比中轴法有所下降。 但并未消除。寻找内切圆的圆心的的困难很大, 要耗费很多时间。



利用波前模型定义骨架



连接成分的轮廓可以考虑成 波传播的某一瞬间的波前。 波前向区域内部传播,当它 们第一次相遇时的交点就形成了区域的骨架。

轮廓上的像素经过一段时间向内 传播可以看成收缩距离为1的过程(8-邻域距离)。



φ_	→ 0	0	0	0	Q	√ 0
Ŏ	1	1	1	1	1	-0
0	1	2	2	2	1	0
0	1	2	3	2	1	0
0	1	2	3	2	1	0
0	1	2	3	2	1	0
0	1	2	3	2	1	0
0	1	2	3	2	1	0
0	1	2	2	2	1	0
0-	→ 1	1	1	1	1 ←	-0
Ó	0	0	0	0	0	0

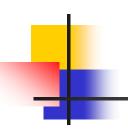
波前向内传播的过程示意图。图中,

0表示初始轮廓;

1表示经过一段时间后的新轮廓;

3表示最后的骨架中段。

此方法的计算速度高于内切圆模型。



寻找骨架的其它方法

1、轮廓上保留特殊点的逐层收缩法

骨架法缺点

0	0	0	0	0
0	1	1	1	0
0	1	2	1	0
0	1	1	1	0
0	0	0	0	0

0	0	0	0	0	0
0	1	1	1	1	0
0	1	2	2	1	0
0	1	2	2	1	0
0	1	1	1	1	0
0	0	0	0	0	0

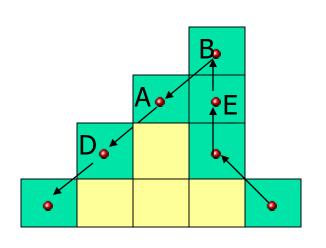
区域骨架的失真



确定区域骨架的特殊点

图像轮廓上的具有特殊性质的像素。

■ 轮廓像素的C-邻域(C-Neighbor)



轮廓跟踪时,紧邻该像素前面和后面的那两个像素。图中:

E和A是B像素的C-近邻;B和D 是像素A的C-近邻;

E不是A像素的C-近邻。



反映轮廓的某些特征,按照轮廓像素i的弯曲度的大小,判断它是否为特征点。轮廓像素的弯曲度是计算它的C-邻域像素的转角数。可用码字C_i表示。

A_0	0	0	0	B ₀
0	A_1	1	B_1	0
0	1	2	1	0
0	D_1	1	C_1	0
D_0	0	0	0	C_0

C _i	+、-是跟踪方向不同
-3	-135
-2	-90
-1	-45
0	0
1	45
2	90
3	135
4	180

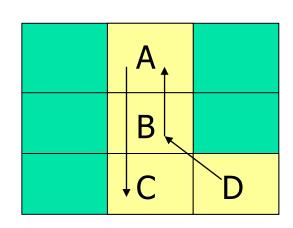
即反映区域的内部结构和区域的轮廓特征。

保留轮廓上多重像素

多重像素:具有以下条件之一的像素就是多重像素:

- 在轮廓跟踪时,它被经历两次或两次以上;
- 在集合R的内部它没有近邻像素存在;
- 它至少有一个d-近邻属于轮廓,但是该近邻不 是它的一个C-近邻。





像素A、B、C、D都是多重的。 多重 像素的应用



- 利用多重像素的性质,作为寻找区域骨架的判别条件 因为这些点不能被删除,否则会影响区域的连通性。
- 但是,多重像素并不是区域的骨架的全部。

2	1	1	1	1
2	1	1	1	1
3	თ	2	2	2
3				
3				

数值为2的点,在下一次跟踪 前将要被删除,那么下次轮廓 跟踪时就不再有多重像素存在 了,区域的连续性遭到破坏。



补充判别条件

作为一个区域的骨架像素,它下面的一个条件为真:

- 它是一个多重像素;
- 在它前面进行的轮廓跟踪时,它的8-邻域中已经存在有被确定为骨架的像素。港只是加始连接供

满足骨架的连接性。

■ 它的两个C-邻域像素能形成一个90°的角度。 (可选择条件)



像素的连接数为1的时候,是处在连接成分的端点,删除不会改变该连接成分的连接性。但是有些端点也需要保留。消除边缘点保留端点的条件是:

$$\begin{cases} N_c = 1 \\ \sum_{k=0}^{7} x_k \neq 1 \end{cases}$$

 x_k (k=0,1,...7) 是x的8 -邻域。



9.5、数学形态学基本运算

- 数学形态学表示以形态为基础对图像进行分析的数学工具。
- 基本思想是用具有一定形态的**结构元素**去量度和提取 图像中的对应形状以达到对图像分析和识别的目的。
- 数学形态学的数学基础和所用语言是集合论。
- 数学形态学中的重要运算包括:膨胀、腐蚀、开启和闭合运算。



膨胀和腐蚀

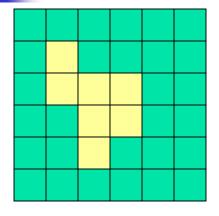
- 1、膨胀
- 膨胀的算符为

$$A \oplus B = \{x \mid [(\hat{B})_x \cap A] \neq \emptyset\}$$

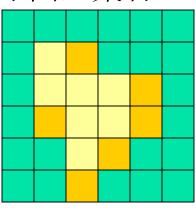
■ 上式表示用B膨胀A的过程。先对B做平移x,这 里A与B映象的交集不为空时,B的原点位置的 集合就是膨胀后的结果。用B来膨胀A得到的集 合是B与A至少有1个非零元素相交时B的原点位 置集合。

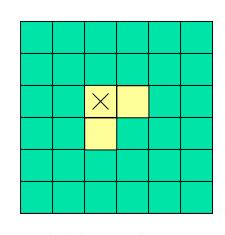


$A \oplus B = \{x \mid [(\hat{B})_x \cap A] \neq \emptyset\}$



原图,集合A

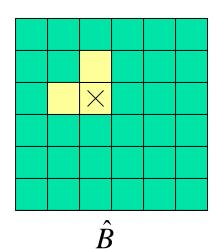




结构元素B



和



的合集为膨胀后的 结果,显然,膨胀将图像 区域扩大了。

膨胀图

最直接的应用是把断裂的区域连接起来



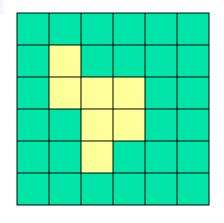
- 2、腐蚀
- ■腐蚀的算符为

$$A \bigcirc B = \{x \mid (B)_x \subseteq A\}$$

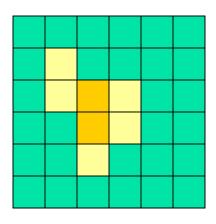
■ 上式表示用B腐蚀A的结果是所有x的集合,其中B平移x后仍在A中。用B 来腐蚀A得到的集合是B**完全包括在A中时**B的原点位置的集合。

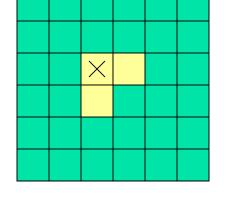


$A \ominus B = \{x \mid (B)_x \subseteq A\}$



原图,集合A





结构元素B



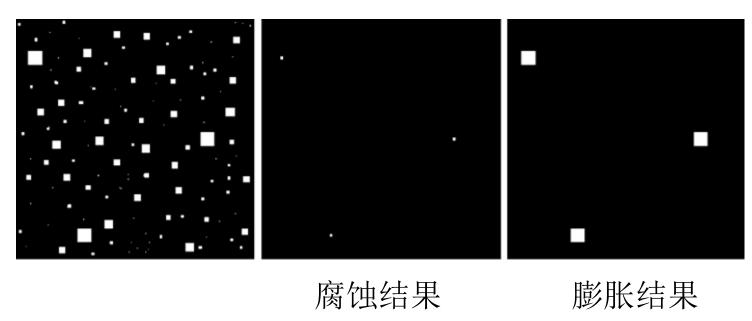
是腐蚀掉的部分 腐蚀后的结果

可见腐蚀可以使图像区域

收缩







最简单的用途是从二值图像中消除不相关的细节



■ 3、开启和闭合

■ 开启定义

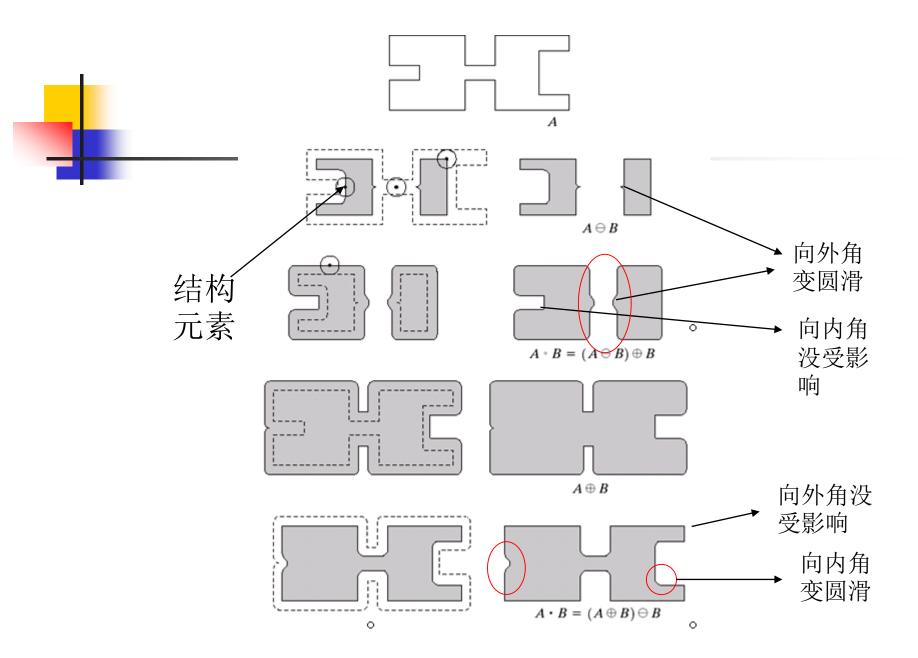
$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$$

■ 闭合定义

$$A \bullet B = (A \oplus B) \supseteq B$$

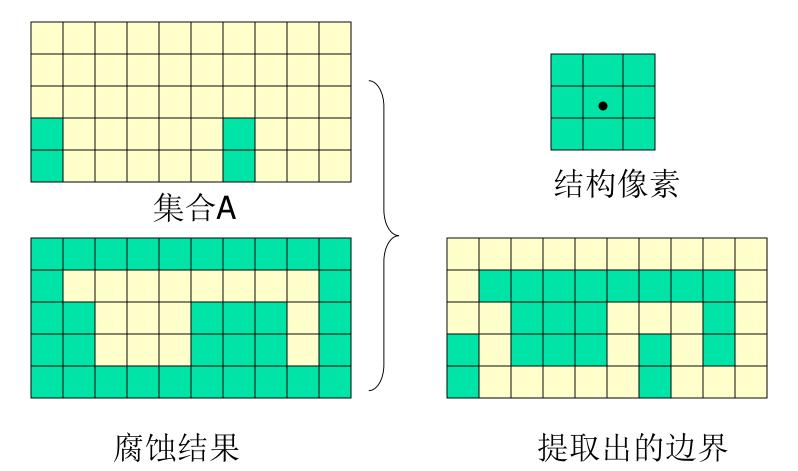
4、应用

开运算具有消除细小物体,在纤细点处分离物体和 平滑较大物体的外边界时不明显改变其面积的作用。 闭运算具有填充物体细小空洞、连接邻近物体。 平滑物体的内边界时不明显改变其面积

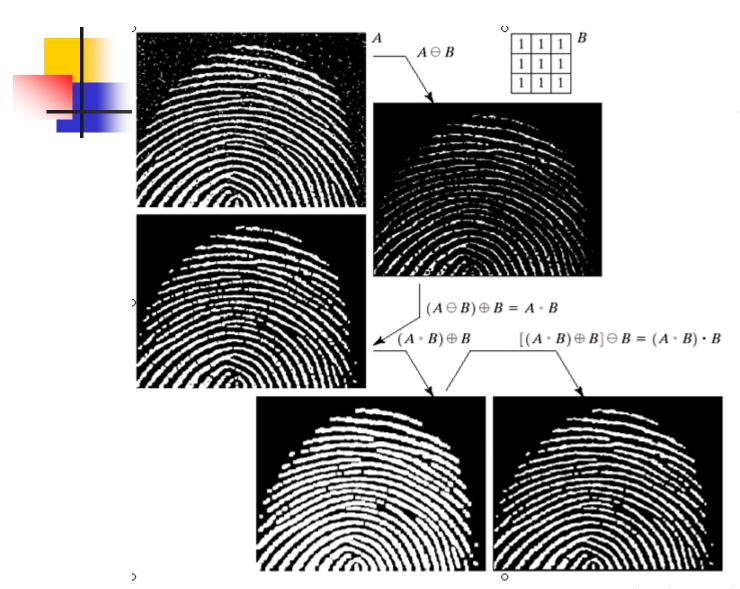


■ 边界提取

设有**1**个集合**A**,它的边界记为 $\beta(A)$ 。通过先用一个结构元素**B**腐蚀**A**,再求取腐蚀结果和**A**的差集可得到 $\beta(A):\beta(A)=A-(A \circleddash B)$



等同于空间滤波器



去除噪声后的结果 72



区域骨架提取

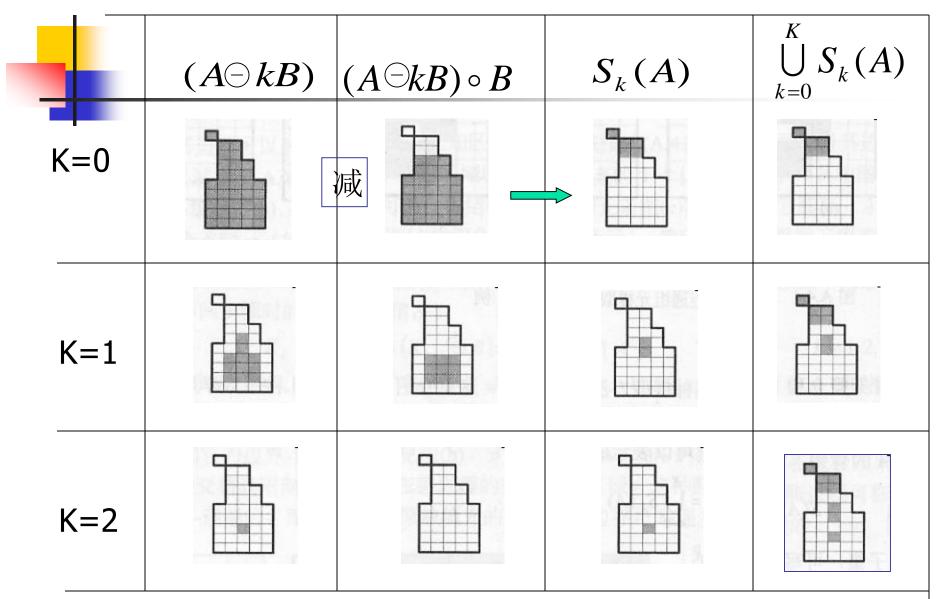
■ 设S(A)代表A的骨架,它可以表示为:

$$S(A) = \bigcup_{k=0}^{K} S_k(A)$$

■ 式中 S_k 一般称为骨架子集,因此上式表示A的骨架可由骨架子集 $S_k(A)$ 的并集得到。 $S_k(A)$ 为

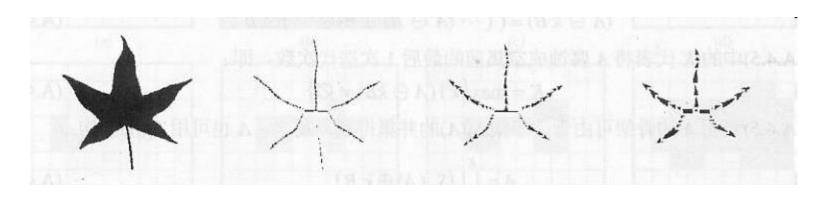
$$S_k(A) = (A \ominus kB) - [(A \ominus kB) \circ B]$$

■ 其中B是结构元素,(*A-kB*)代表连续k次用B对A腐蚀。





用数学形态学方法计算骨架实例



■ 分别用3×3,5×5和7×7的结构元素获得的骨架

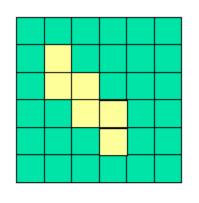


▶ 1982年出版的专著《Image Analysis and Mathematical Morphology》是数学形态学发展的重要里程碑,表明数学形态学在理论上趋于完备及应用上不断深入。

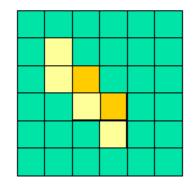
▶ 抑制噪声、特征提取、边缘检测、图像分割、 形状识别、纹理分析、图像恢复与重建、图像 压缩等图像处理问题

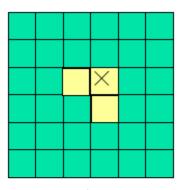
- •
- 结构元素是数学形态学中形态运算的最基本最重要的概念,它在各种形态变换中起着不可缺少的作用.结构元素并没有固定的形状大小,它是在设计形态变换算法的同时,再根据目标图象和所需信息的形状特征一并设计出来.对不同的目标图象,需要设计不同的结构元素和处理算法.
- 结构元素的选择非常灵活多变,结构元素形状大小选择的恰当与否,将直接影响目标图象的细化结果.可以这样说,结构元素是数学形态学图象细化算法优越于其他图象细化算法的关键所在,但也正是运用数学形态学进行图象细化的难点所在.





原图,集合A





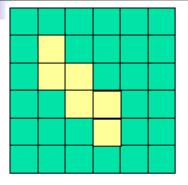
结构元素B

- 是腐蚀掉的部分
- 腐蚀后的结果

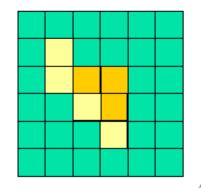
可见腐蚀可以使图像区域

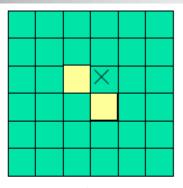
腐蚀的结果图 收缩





原图,集合A





结构元素B

(原点不包括在内)

- 是腐蚀掉的部分
- 腐蚀后的结果

可见腐蚀可以使图像区域

腐蚀的结果图 收缩

重点

- 图像二值化阈值的选取;
- 二值图像区域描述语言;
- 图像轮廓跟踪的方法;
- 图像细化的方法;
- 形态学的基本方法和应用