

第10章 图像分割

(Image Segmentation)

计算机科学系



第10章 图像分割

- 10.1 概述**
- 10.2 边缘检测**
- 10.3 阈值分割**
- 10.4 区域增长法**
- 10.5 分裂-合并区域法**

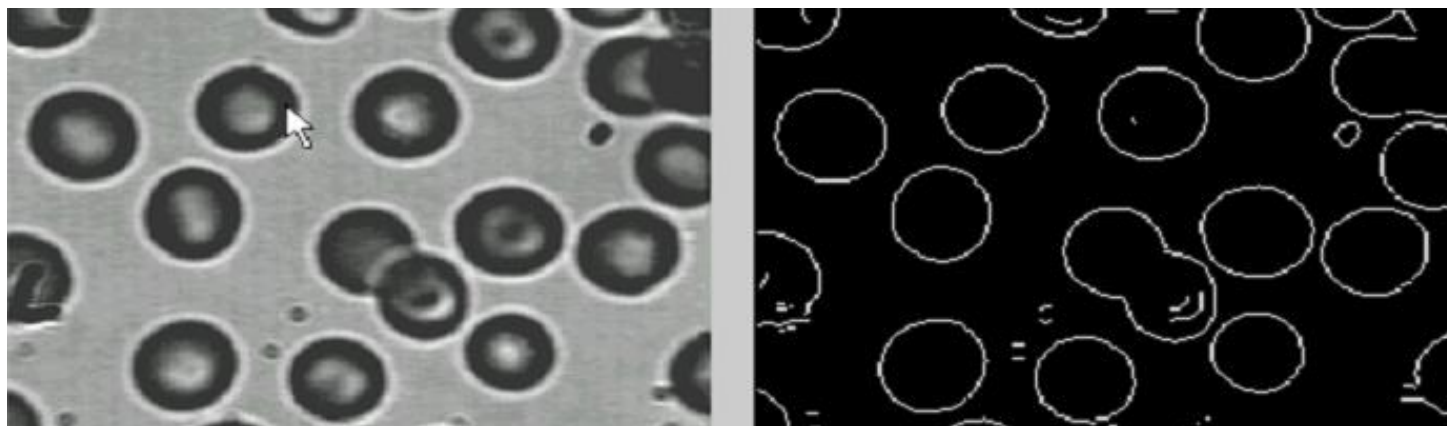




10.1 概述

一、图像分割定义

- 按照一定的规则将一幅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
- 其它名称：
 - » 目标轮廓技术 (object delineation)
 - » 目标检测 (target detection)
 - » 阈值化技术 (thresholding)
- 图像处理到图像分析的关键步骤





10.1 概述

二、形式化定义

- 令集合 R 代表整个图像区域，对 R 的分割可看作将 R 分成若干个满足以下条件的非空子集（子区域） $R_1, R_2, R_3, \dots, R_n$:

$$(1) \bigcup_{i=1}^n R_i$$

(2) 对所有的 i 和 $j, i \neq j$, 有 $R_i \cap R_j = \phi$

(3) 对 $i = 1, 2, \dots, n$, 有 $P(R_i) = \text{true}$

(4) 对 $i \neq j$, 有 $P(R_i \cup R_j) = \text{false}$

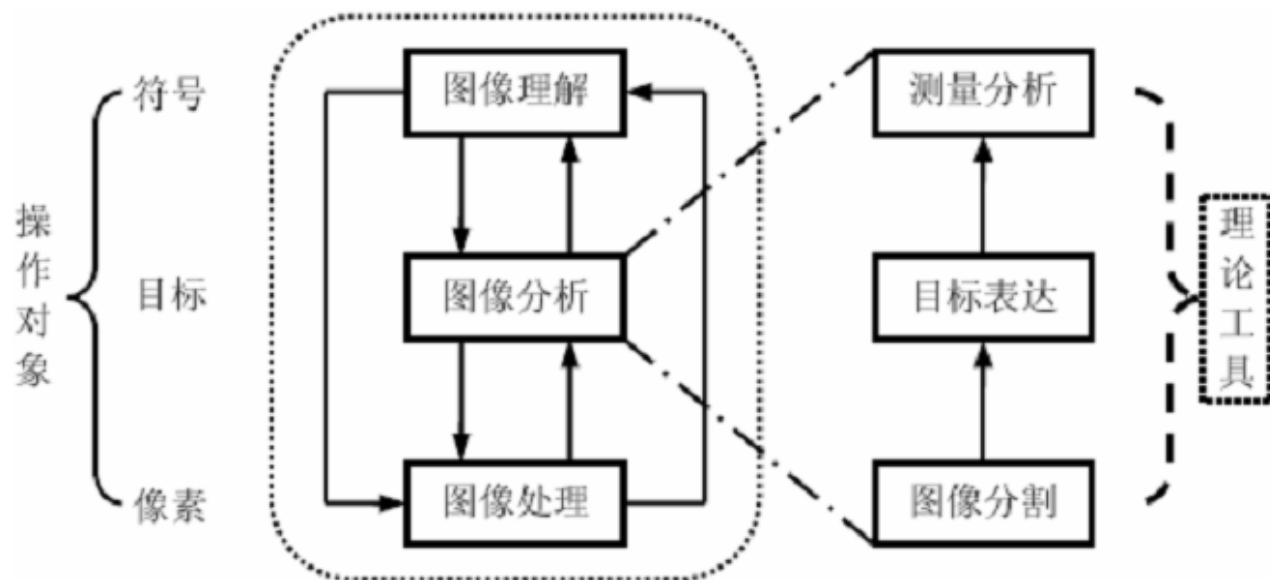
(5) 对 $i = 1, 2, \dots, n, R_i$ 是连通的区域



10.1 概述

三、地位

- 图像处理着重强调图像之间进行变换以改善图像的效果
- 图像分析则主要是对图像中感兴趣的目标进行检测和测量，以获得它们的客观信息从而建立对图像的描述
- 图像理解的重点是在图像分析的基础上，进一步研究图像中各目标的性质和它们之间的相互关系，并得出对图像的解释



图像分析主要功能模块



四、分类

1. 分割依据

- **相似性分割**：将相似灰度级的像素聚集在一起。形成图像中的不同区域。这种基于相似性原理的方法也称为基于区域相关的分割技术
- **非连续性分割**：首先检测局部不连续性，然后将它们连接起来形成边界，这些边界把图像分以不同的区域。这种基于不连续性原理检出物体边缘的方法称为基于点相关的分割技术
- 两种方法是互补的。有时将它们地结合起来，以求得到更好的分割效果





10.1 概述

2. 连续性与处理策略

- **连续性：**
 - 不连续性：边界
 - 相似性：区域
- **处理策略：**早期处理结果是否影响后面的处理
 - 并行：不
 - 串行：结果被其后的处理利用
- **四种方法**
 - 并行边界；串行边界；串行区域；并行区域





五、问题

- 不同种类的图像、不同的应用要求所要求提取的区域是不相同的。分割方法也不同，目前没有普遍适用的最优方法。
- 人的视觉系统对图像分割是相当有效的，但十分复杂，且分割方法原理和模型都未搞清楚。这是一个很值得研究的问题。

六、研究层次

- 图像分割算法
- 图像分割算法的评价和比较
- 对分割算法的评价方法和评价准则的系统研究





第10章 图像分割

- 10.1 概述
- 10.2 边缘检测**
- 10.3 阈值分割
- 10.4 区域增长法
- 10.5 分裂-合并区域法





10.2 边缘检测

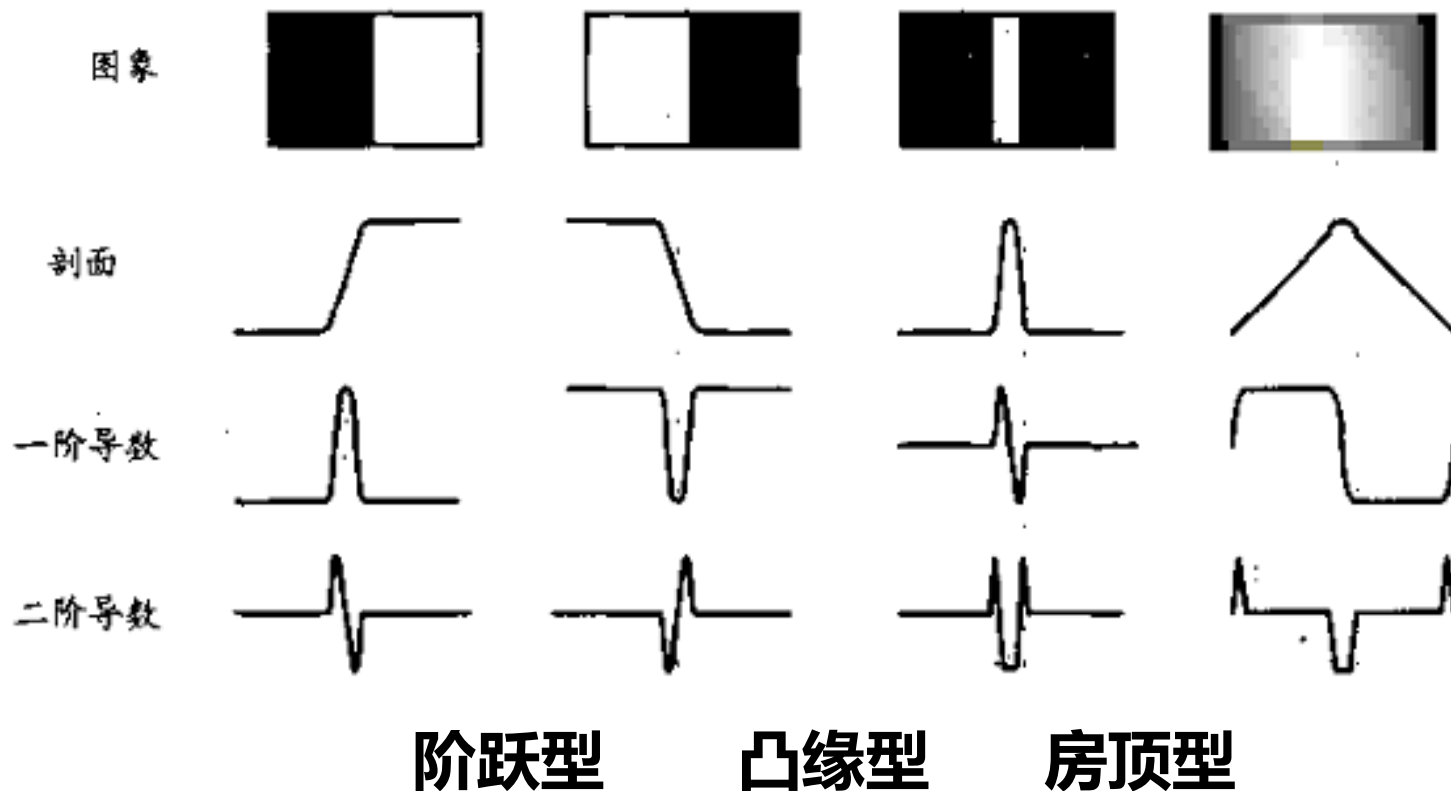
一、概述

- 物体的**边缘**是以图像局部特性的不连续性的形式出现的，从本质上说，边缘意味着一个区域的终结和另一个区域的开始。
- 图像边缘信息在图像分析和人的视觉中都是十分重要的，是图像识别中提取图像特征的一个重要属性。
- 是一种并行边界技术





二、边缘导数





三、简单边缘检测方法

最早的边缘检测方法都是**基于像素的数值导数**的，在数字图像中应用**差分**代替导数运算。

由于边缘是图像上灰度变化比较剧烈的地方，在灰度变化突变处进行微分，将产生高值，因此在数学上可用灰度的导数来表示变化。

1. **差分定义：**
$$\Delta_x f(i, j) = f(i, j) - f(i-1, j)$$
$$\Delta_y f(i, j) = f(i, j) - f(i, j-1)$$
$$\Delta_\theta f(i, j) = \Delta_x f(i, j) \cos \theta + \Delta_y f(i, j) \sin \theta$$





2. 梯度算子

- 梯度是图像处理中最为常用的一次微分方法。
- 图像函数 $f(x, y)$ 在点 (x, y) 的梯度幅值为

$$\sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}$$

其方向为

$$\theta = \arctg \frac{\partial f / \partial y}{\partial f / \partial x}$$

图像经过梯度运算能灵敏地检测出中边界，而克服导数运算的方向性，但是梯度运算比较复杂。





10.2 边缘检测

对于数字图像，可用一阶差分替代一阶微分：

$$\Delta_x f(x, y) = f(x, y) - f(x - 1, y)$$

$$\Delta_y f(x, y) = f(x, y) - f(x, y - 1)$$

根据梯度的定义，图像 $f(x, y)$ 的梯度幅度为

$$G[f(x, y)] = \{[\Delta_x f(x, y)]^2 + [\Delta_y f(x, y)]^2\}^{\frac{1}{2}}$$

为了避免平方和、开方运算，可将上式表示为

$$G[f(x, y)] \approx |[\Delta_x f(x, y)]| + |[\Delta_y f(x, y)]|$$

或

$$G[f(x, y)] \approx \max(|\Delta_x f(x, y)|, |\Delta_y f(x, y)|)$$



10.2 边缘检测

3.例



(a) 原图

(b) $|\Delta_x f(x, y)|$

(c) $|\Delta_y f(x, y)|$

(d) $|\Delta_x f(x, y)| + |\Delta_y f(x, y)|$



4. 其它方法

(1) Robert梯度算子

梯度采用的是对角方向相邻两像素之差

$$\Delta_x f(x, y) = f(x, y) - f(x-1, y-1)$$

$$\Delta_y f(x, y) = f(x-1, y) - f(x, y-1)$$

— 模板

-1	
	1

	-1
1	



10.2 边缘检测

(2) Sobel梯度算子

先做加权平均，然后再微分

$$\Delta_x f(x, y) = [f(x-1, y+1) + 2f(x, y+1) + f(x+1, y+1)] \\ - [f(x-1, y-1) + 2f(x, y-1) + f(x+1, y-1)]$$

$$\Delta_y f(x, y) = [f(x-1, y-1) + 2f(x-1, y) + f(x-1, y+1)] \\ - [f(x+1, y-1) + 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1)]$$

-1		1
-2		2
-1		1

1	2	1
-1	-2	1



10.2 边缘检测

(3) 拉普拉斯 (Laplacian) 算子

- 二阶微分算子
- 不依赖于边缘方向
- 旋转不变即各向同性的性质
- 表示

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

- 离散形式 $\nabla^2 f(x, y) = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y)$

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

改进

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



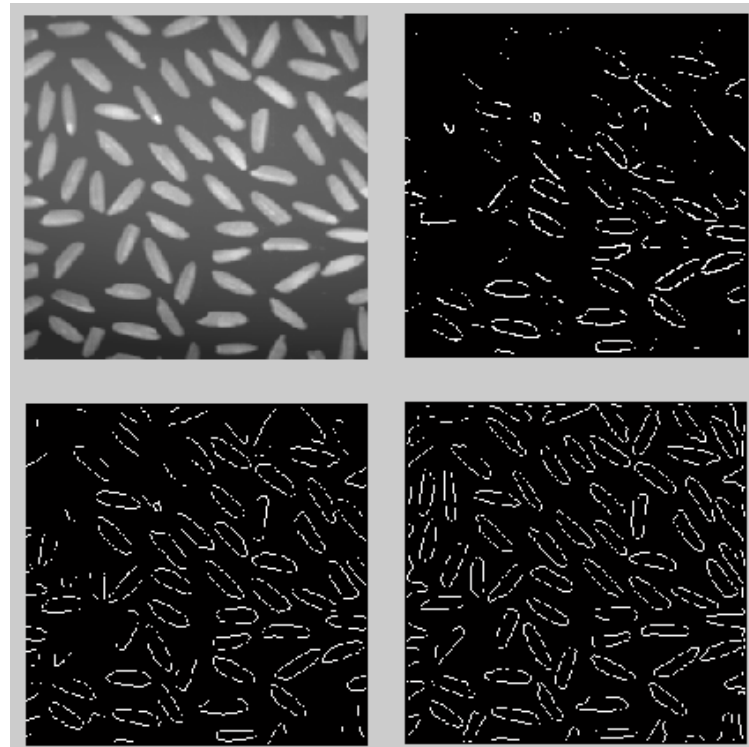
10.2 边缘检测

5. MatLab函数

- `J=edge(I, type)`
 - » Type取' roberts'、' sobel'、' log'等

- 例子:

```
>> I=imread('rice.tif');  
>> J1=edge(I,'roberts');  
>> J2=edge(I,'sobel');  
>> J3=edge(I,'log');  
>> subplot(2,2,1),imshow(I);  
>> subplot(2,2,2),imshow(J1);  
>> subplot(2,2,3),imshow(J2);  
>> subplot(2,2,4),imshow(J3);
```





10.2 边缘检测

– canny法*

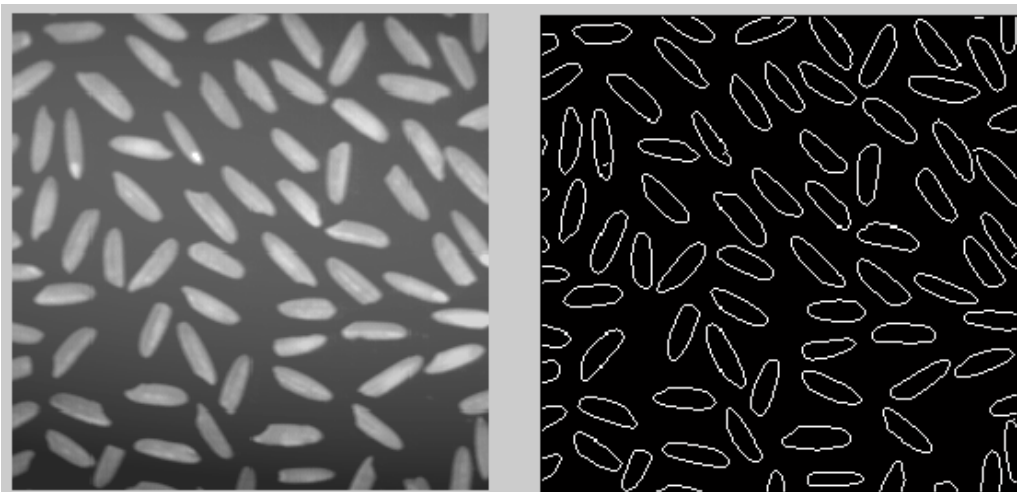
» 比较新的边缘检测算子，具有良好的边缘检测性能

» 如

```
>> I=imread('rice.tif');
```

```
>> J4=edge(I, 'canny');
```

```
>> imshow(J4);
```





10.2 边缘检测

四、改进

1. 在较大噪声的场合，由于微分运算会起到放大噪声的作用，因此，**梯度算子和拉普拉斯算子对噪声比较敏感。**



(a) 理想边缘信号

(b) 有噪声边缘信号

2. 二种改进的方法

- (1) 对图像先进行适当的平滑、以抑制噪声，然后再进行求微分，如Marr边缘检测
- (2) 先对图像进行局部线性拟合，然后再用拟合所得的光滑函数的导数来替代直接的数值导数，如曲面拟合方法



10.2 边缘检测

实际信号都是有噪声的，噪声一般是高频信号，在噪声的前沿或后沿，噪声信号的导数一般要高于边缘点处信号的导数。用一阶导数(局部)最大值或二阶导数过零点的方法检测边缘点，检测出来的都是噪声引起的假的边缘点。

(1) Marr边缘检测方法

先对信号进行平滑滤波，以滤去噪声。然后再求一阶或二阶导数以检测边缘点。

如平滑滤波器的转移函数用 $h(x)$ 表示，可对信号先滤波，滤波后的信号为

$$g(x) = f(x) * h(x)$$

然后再对 $g(x)$ 求一阶或二阶导数以检测边缘点。



10.2 边缘检测

滤波运算与卷积运算次序有如下关系:

$$\begin{aligned} g'(x) &= \frac{df(x) * h(x)}{dx} = \frac{d}{dx} \int_{-\infty}^{\infty} f(s)h(x-s)ds \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} f(s)h'(x-s)ds = f(x) * h'(x) \end{aligned}$$

因此可将先平滑后微分的运算合成一步。

边缘检测的基本方法:

(a) 设计平滑滤波器 $h(x)$;

(b) 检测 $f(x) * h'(x)$ 局部最大值或 $f(x) * h''(x)$ 过零点。

平滑滤波器 $h(x)$ 应满足:

(a) 当 $x \rightarrow \infty, h(x) \rightarrow 0, h(x)$ 为偶函数;

(b) $\int_{-\infty}^{+\infty} h(x)dx = 1$;

(c) $h(x)$ 一阶、二阶可微。



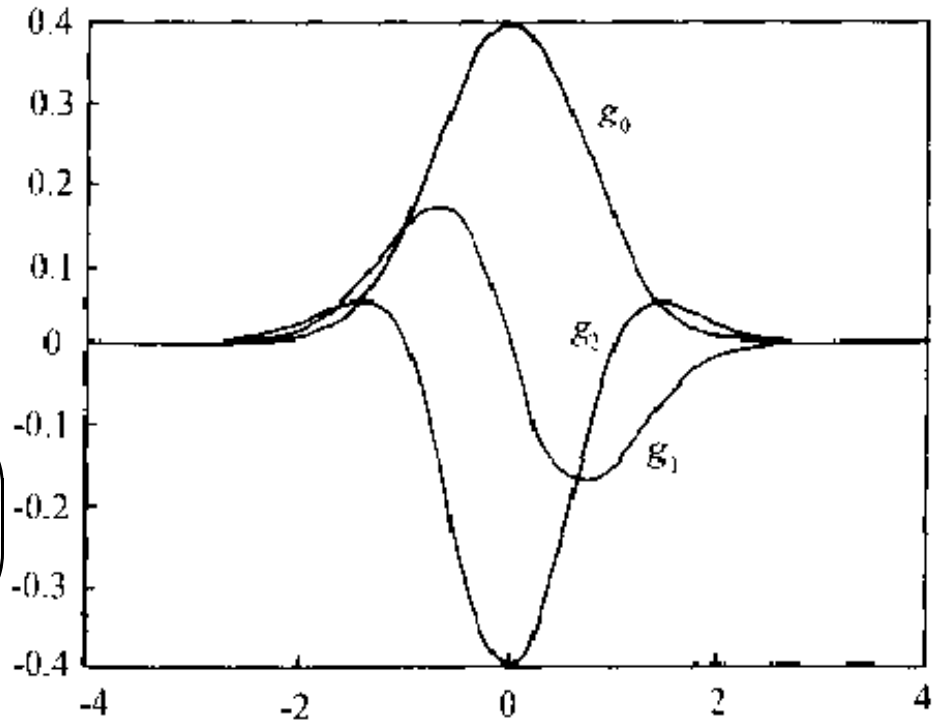
10.2 边缘检测

常用的平滑滤波器为高斯 (Gauss) 函数:

$$g_0 = h(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$$

$$g_1 = h'(x) = \frac{-x}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$$

$$g_2 = h''(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \left(\frac{x^2}{\sigma^2} - 1 \right)$$



高斯滤波器



10.2 边缘检测

对于图像信号，Marr提出先用高斯函数进行平滑：

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x^2+y^2)}$$

对图像进行线性平滑，在数学上是进行卷积。

令 $f(x, y)$ 为平滑前的图像， $g(x, y)$ 为平滑后的图像，则

$$g(x, y) = G(x, y, \sigma) * f(x, y)$$

由于边缘点是图像中灰度值变化剧烈的地方，这种图像强度的突变将在一阶导数中产生一个峰，或等价于二阶导数中产生一个零交叉点，而沿梯度方向的二阶导数是非线性的，计算较为复杂。Marr提出用拉普拉斯算子来替代，即用下式的零交叉点作为边缘点。

$$\nabla^2 g(x, y) = \nabla^2 (G(x, y, \sigma) * f(x, y)) = \nabla^2 G(x, y, \sigma) * f(x, y)$$



10.2 边缘检测

$$\nabla^2 G(x, y, \sigma) = \frac{\partial^2 G}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 G}{\partial y^2} = \frac{1}{\pi \sigma^4} \left(\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} - 1 \right) e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x^2 + y^2)}$$

滤波器具有两个显著的特点：

- (1) 该滤波器中的高斯函数部分能把图像平滑。**
- (2) 该滤波器采用拉普拉斯算子可以减少计算量。**

在具体实现 $f(x, y)$ 与 $\nabla^2 G$ 之间的卷积运算时：

- (a) 取一个 $N \times N$ 的窗口，通常 $N \approx 3\sigma$ 时，检测效果较好。**
- (b) 窗口模板内各系数之和为0。**



(2) 曲面拟合

- 基本思想

先用一个平滑的曲面与待检测点周围某区域内像素的灰度值进行拟合，然后用这个平面或曲面的梯度代替点的梯度，从而实现边缘检测。

- 目的

以减小噪声及干扰的影响

- 曲面

一次曲面
二次曲面





10.2 边缘检测

一次曲面拟合:

令图像面积元由 $f(x, y)$, $f(x+1, y)$, $f(x, y+1)$, $f(x+1, y+1)$ 4个相邻元素组成, 用一次平面 $ax + by + c = 0$ 去拟合该面积元。即用 $F(x, y) = ax + by + c$ 去逼近 $f(x, y)$ 。

用最小平方误差方法求参数 a, b, c , 即使误差极小

$$\begin{aligned}\varepsilon &= \sum_{x, y \in \Delta s} [F(x, y) - f(x, y)]^2 \\ &= (ax + by + c - f(x, y))^2 + (ax + by + c - f(x+1, y))^2 \\ &\quad + (ax + by + c - f(x, y+1))^2 + (ax + by + c - f(x+1, y+1))^2\end{aligned}$$

对上式分别对 a, b, c 求偏导, 并令结果等于零, 得关于 a, b, c 的3个方程组, 解得



10.2 边缘检测

解得

$$a = \frac{f(x+1, y) + f(x+1, y+1)}{2} - \frac{f(x, y) + f(x, y+1)}{2}$$

$$b = \frac{f(x, y+1) + f(x+1, y+1)}{2} - \frac{f(x, y) + f(x+1, y)}{2}$$

$$c = \frac{3f(x, y) + f(x+1, y) + f(x, y+1) - f(x+1, y+1) - xa - yb}{4}$$

由梯度定义，平面 $ax + by + c$ 上的梯度幅度为：

$$G(x, y) = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} = (a^2 + b^2)^{\frac{1}{2}}$$

或

$$G(x, y) = |a| + |b|$$

$$G(x, y) = \max(|a|, |b|)$$



五、边缘连接和边界检测

必要性

- 理想情况，边缘检测只产生边缘上像素的集合；
- 实际上，检测的像素不能完全描述边缘特性
 - » 由于噪声、不均匀照明引起了边缘间断
 - » 其他引入灰度值虚假的不连续

因此：边缘检测之后，通常是边缘连接

具体算法

- 1、需要有关局部区域中边缘点的知识—局部处理
- 2、处理整个边缘图像的全局方法—全局处理





10.2 边缘检测

局部处理-原理

分析每个边缘点（边缘检测得到的）小邻域内像素特点

根据预定准则，将所有相似点连接起来，形成满足相同特性像素的边缘

- 边缘像素相似性因素：梯度向量的强度（幅度）；梯度向量的方向

令 S_{xy} 是图像中以 (x,y) 为中心的一个邻域坐标集合

- 幅度准则：

- » 若 $|M(s,t)-M(x,y)| \leq E$ ， E 是一个正阈值，则 S_{xy} 中边缘像素 (s,t) 与 (x,y) 幅度相似

- 方向准则：

- » 若 $|a(s,t)-a(x,y)| \leq A$ ， A 是一个正角度阈值，则 S_{xy} 中边缘像素 (s,t) 与 (x,y) 角度相似

- 若既满足幅度准则，又满足方向准则，则 (s,t) 连接到 (x,y)

- 重复，则得出边缘



10.2 边缘检测

局部处理-方法

1. 计算输入图像 $f(x,y)$ 的梯度幅度阵列 $M(x,y)$ 和角度阵列 $a(x,y)$

2. 构造 $g(x,y)$

$$g(x,y) = \begin{cases} 1, & M(x,y) > T_M \text{ \& } a(x,y) = A \pm T_A \\ 0, & \text{others} \end{cases}$$

» T_M 幅度阈值; A 指定的方向; T_A 方向 “带宽”

3. 扫描 g 的行, 在每行中将0组成的空隙填上1;

4. 检测其他方向 θ 上空隙, 将 g 转成角 θ , 用步骤3扫描, 在转 $-\theta$ 回来



10.2 边缘检测

局部处理-实例

汽车尾部图像边缘连接 接-找到车牌矩形

- 通过检测强水平边和垂直边构成
- b) 梯度幅度 $M(x,y)$
- c)d) 步骤3,4结果, 其中 $T_M = \text{最大梯度值} * 0.3$, $A=90$, $T_A=45$
- 填充了25个像素空隙(图像宽度*0.05)
- e) 或运算结果
- f) 图e) 形态学细化结果

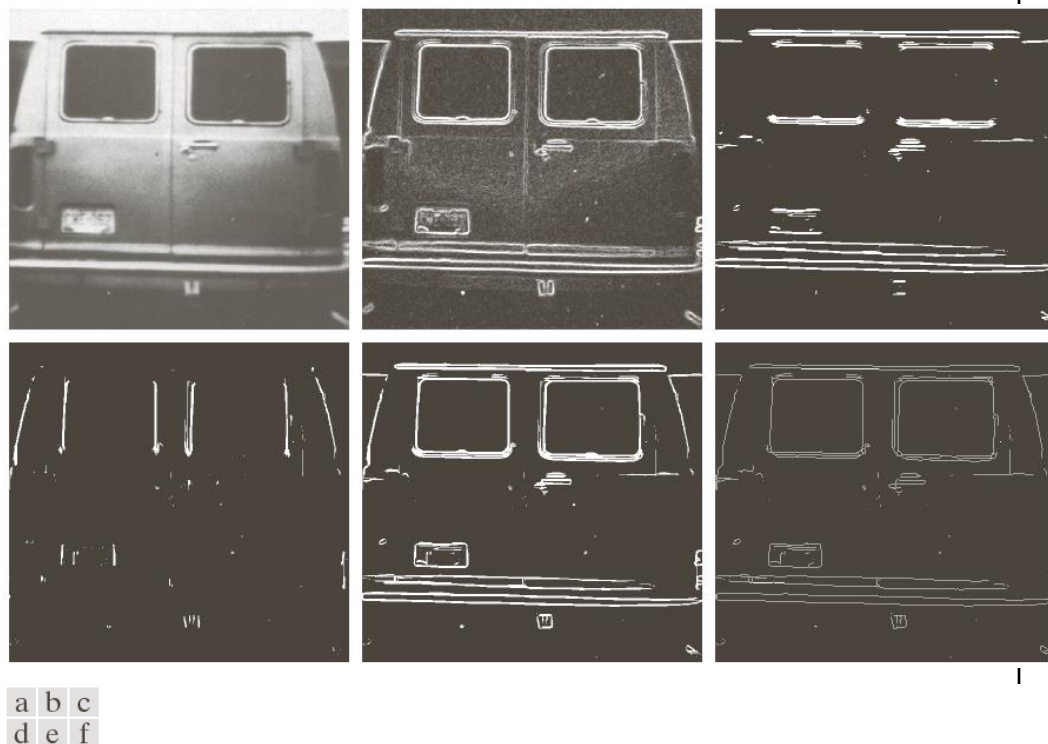


FIGURE 10.27 (a) A 534×566 image of the rear of a vehicle. (b) Gradient magnitude image. (c) Horizontally connected edge pixels. (d) Vertically connected edge pixels. (e) The logical OR of the two preceding images. (f) Final result obtained using morphological thinning. (Original image courtesy of Perceptics Corporation.)



全局处理—霍夫变换

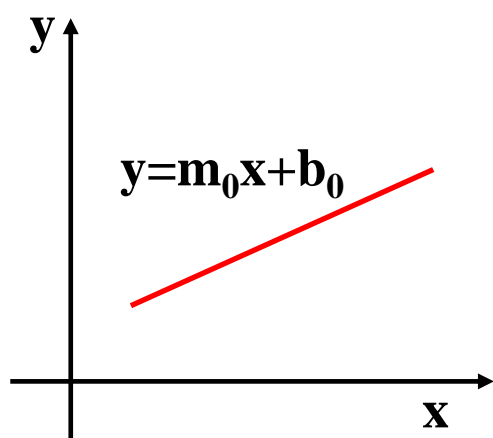
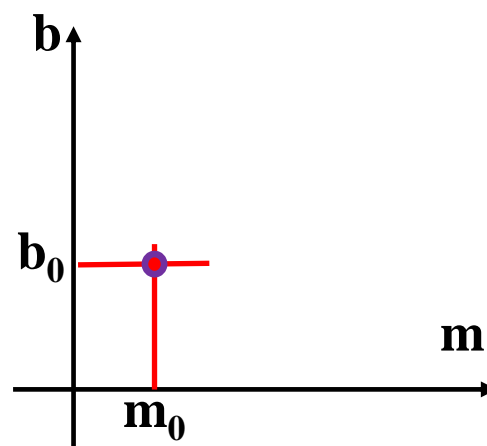


Image space



Hough space

图像空间中的一条直线对应Hough空间的一个点



全局处理—霍夫变换

图像空间中的一个点对应Hough空间的什么呢？

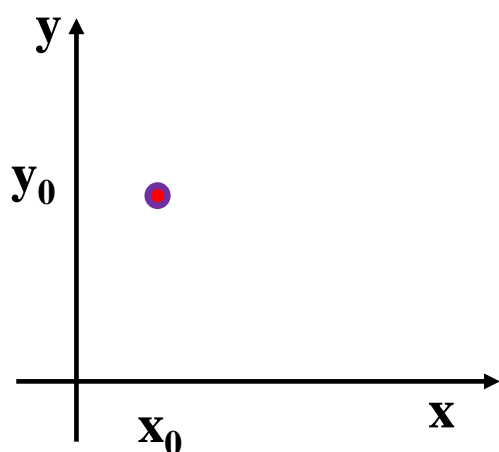
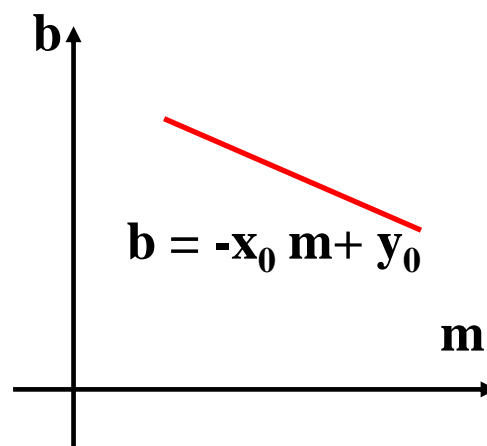


Image space



Hough space

图像空间中的一个点对应Hough空间的一条直线

$$b = -x_0 m + y_0$$



全局处理—霍夫变换

Hough空间中，过点 (x_0, y_0) 和 (x_1, y_1) 的直线表示什么？

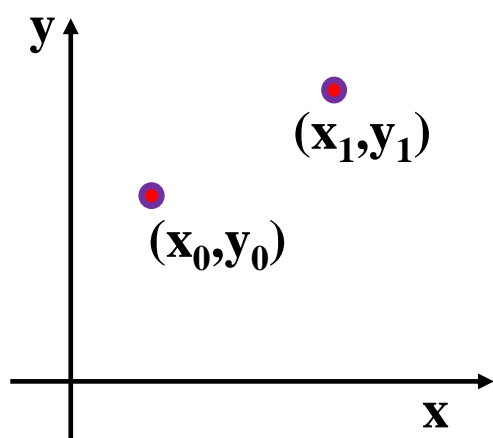
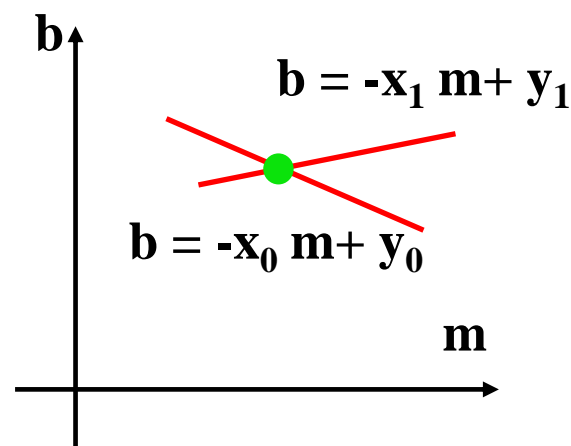


Image space



Hough space

Hough空间中，两条直线的交点用来表示图像空间中过点 (x_0, y_0) 和 (x_1, y_1) 的直线。



全局处理—霍夫变换

图像空间的点，及其Hough空间的直线

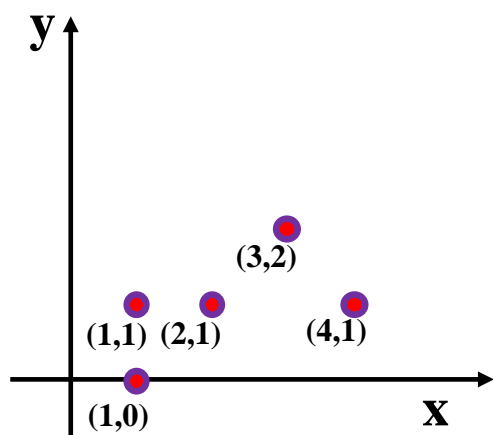


Image space

Hough空间

$y_i = mx_i + b$: $b = y_i - mx_i$
(1,0)	: $b = -m$
(1,1)	: $b = -m + 1$
(2,1)	: $b = -2m + 1$
(4,1)	: $b = -4m + 1$
(3,2)	: $b = -3m + 2$



全局处理—霍夫变换

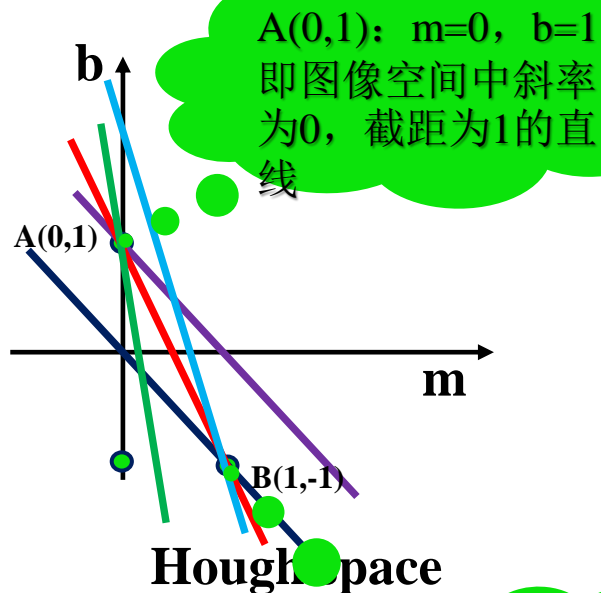
Hough空间直线相交 对应图像空间的直线与点

方法:

在Hough空间中, 找到某些点, 通过这些点的线数最多。

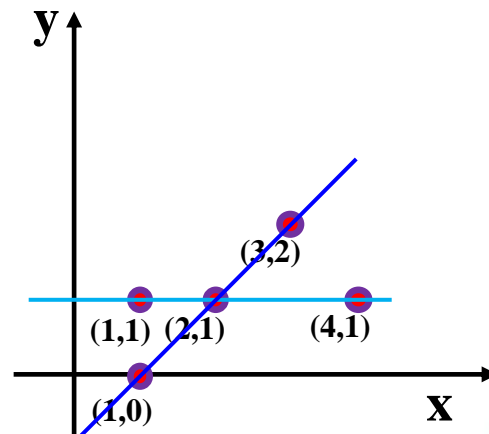
如左图所示A点和B点, 分别有三条直线通过。

对应的图像空间中, 这三个与hough空间直线对应的点是共线的



$A(0,1)$: $m=0$, $b=1$
即图像空间中斜率为0, 截距为1的直线

$B(1,-1)$: $m=1$, $b=-1$
即图像空间中斜率为1, 截距为-1的直线





全局处理—霍夫变换

问题：

- Hough变换的直角坐标表示方式($y = mx + b$)不能表示垂直直线。

解决方案：

- 采用极坐标





全局处理—霍夫变换 极坐标下的直线方程

— $\rho = x\cos\theta + y\sin\theta$





全局处理—霍夫变换

极坐标下的直线方程 $\rho = x\cos\theta + y\sin\theta$

$$x\cos\theta + y\sin\theta = \rho$$



$$\rho = x\cos\theta + y\sin\theta$$

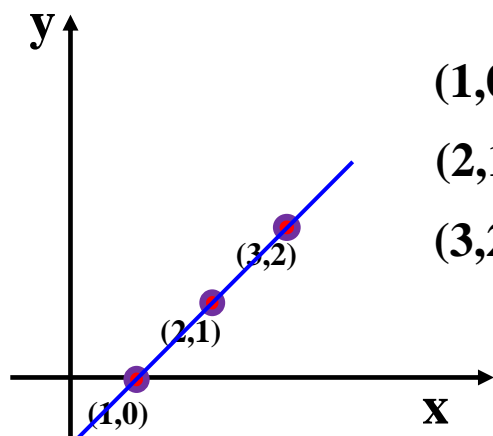
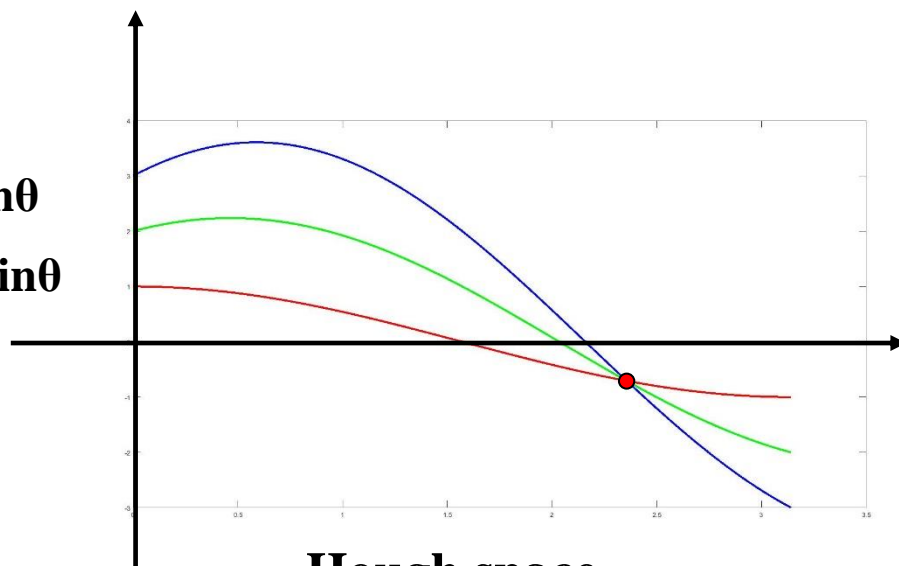


Image space

$$(1,0) \rightarrow \rho = \cos\theta$$

$$(2,1) \rightarrow \rho = 2\cos\theta + \sin\theta$$

$$(3,2) \rightarrow \rho = 3\cos\theta + 2\sin\theta$$



Hough space



全局处理—霍夫变换

极坐标下的直线方程 $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$

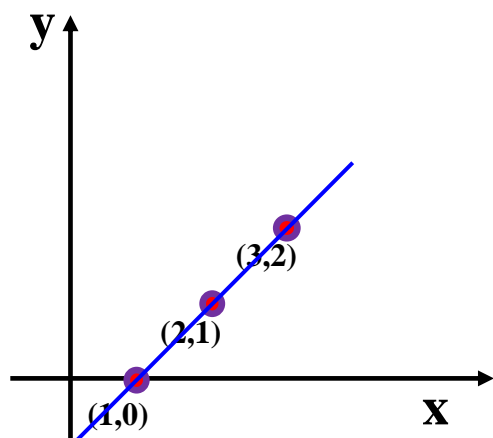
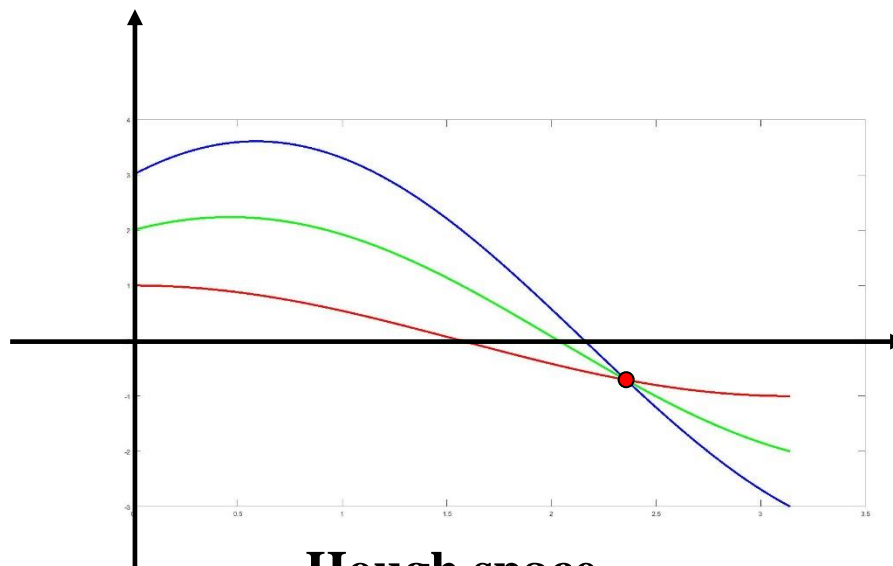


Image space



Hough space

- 图像空间中的点，对应了hough空间的曲线
- 曲线的交点确定了一组参数，能够描述图像空间的特定直线



全局处理—霍夫变换

问题转化

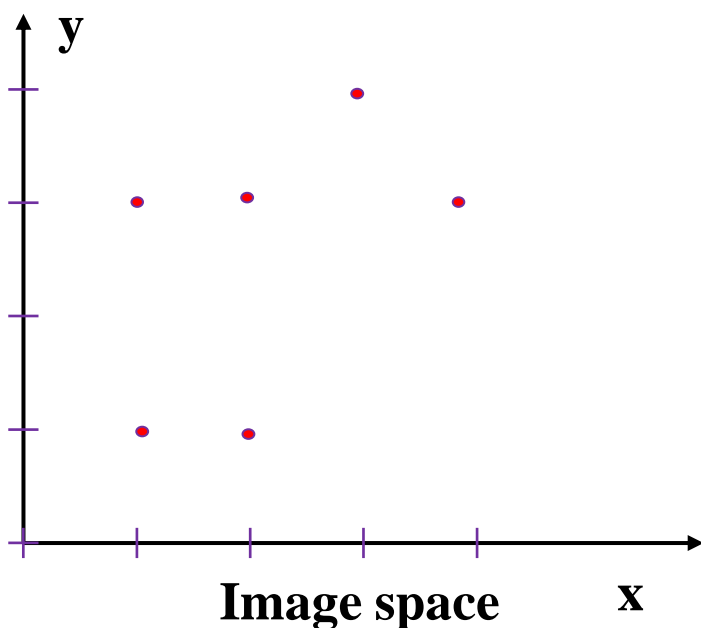
把在图像空间中检测直线的问题

转化为在极坐标参数空间找到**通过点 (r, θ) 的最多正弦曲线数**的问题。





全局处理—霍夫变换 例子



步骤:

1.离散化 θ ;

$\theta = -45, 0, 45, 90$



全局处理—霍夫变换

步骤:

2.根据点坐标和每个角度 θ , 计算 r ;

(x,y)	-45	0	45	90
(2,0)	1.4	2	1.4	0
(1,1)	0	1	1.4	1
(2,1)	0.7	2	2.1	1
(1,3)	-1.4	1	2.8	3
(2,3)	-0.7	2	3.5	3
(4,3)	0.7	4	4.9	3
(3,4)	-0.7	3	4.9	4





全局处理—霍夫变换

例子

步骤:

3.统计 (r, θ) 出现次数。

(x,y)	-45	0	45	90
(2,0)	1.4	2	1.4	0
(1,1)	0	1	1.4	1
(2,1)	0.7	2	2.1	1
(1,3)	-1.4	1	2.8	3
(2,3)	-0.7	2	3.5	3
(4,3)	0.7	4	4.9	3
(3,4)	-0.7	3	4.9	4

	-1.4	-0.7	0	0.7	1	1.4	2	2.1	2.8	3	3.5	4	4.9
-45	1	2	1	2		1							
0					2		3			1		1	
45						2		1	1		1		2
90			1		2					3		2	

■ 最大次数2出现在 $(r, \theta)=(2,0)$ 和 $(r, \theta)=(3,90)$



全局处理—霍夫变换

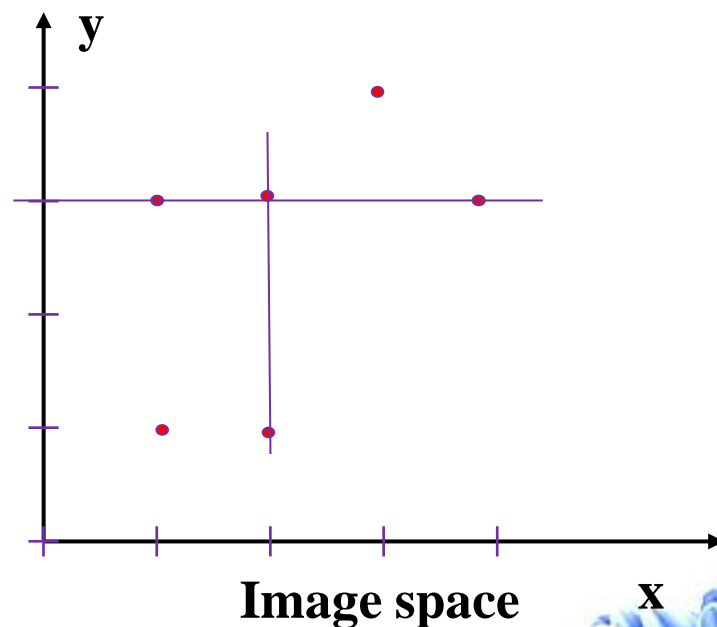
例子

步骤:

4. 相对应的图像空间中的直线分别为:

$$2 = x \cos(0) + y \sin(0) \text{ 即 } x=2$$

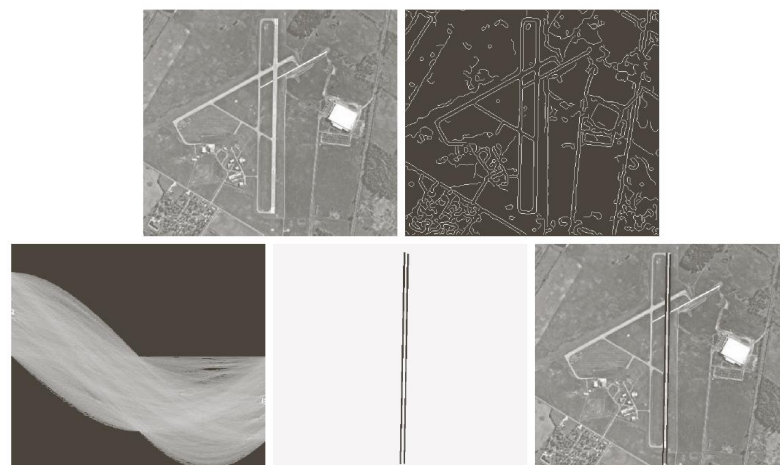
$$3 = x \cos(90) + y \sin(90) \text{ 即 } x=3$$





全局处理—霍夫变换-实例

1. canny点、线和边缘检测得边缘图像(b);
2. θ 以1度递增, ρ 以1个像素递增得到hough参数空间;
3. 感兴趣跑道是最长的那条, 偏离正北约1度, 所以选取对应与 ± 90 度上最大值, 图(c)中白色小方框指示这些单元;
4. 图(d)显示了两条直线, 图(e)是叠加效果。



a b
c d e

FIGURE 10.34 (a) A 502×564 aerial image of an airport. (b) Edge image obtained using Canny's algorithm. (c) Hough parameter space (the boxes highlight the points associated with long vertical lines). (d) Lines in the image plane corresponding to the points highlighted by the boxes. (e) Lines superimposed on the original image.



全局处理—霍夫变换 实例



a b
c d e

FIGURE 10.34 (a) A 502×564 aerial image of an airport. (b) Edge image obtained using Canny's algorithm. (c) Hough parameter space (the boxes highlight the points associated with long vertical lines). (d) Lines in the image plane corresponding to the points highlighted by the boxes). (e) Lines superimposed on the original image.



第10章 图像分割

- 10.1 概述
- 10.2 边缘检测
- 10.3 阈值分割
- 10.4 区域增长法**
- 10.5 分裂-合并区域法





10.4 区域增长法

一、基本思想

- 将具有相似性质的像素集合起来构成区域
- 串行区域法

二、步骤

- 对每个需要分割的区域找一个种子像素作为生长的起点
- 将种子像素周围邻域中与种子像素有相同或相似性质的像素合并到种子像素所在的区域内
- 把新加入的像素作为新的种子继续上面的过程，直到没有满足条件的像素加入区域





10.4 区域增长法

三、例：判断准则像素与种子像素灰度差的绝对值小于阈值 T

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

(a)

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

(b)

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

(c)

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

(d)

区域生长示例（已知种子点）

- (a) 给出像素值为 '1' 和 '5' 的种子
- (b) $T=3$ ，恰好分成两个区域
- (c) $T=1$ ，有些像素无法判断
- (d) $T=6$ ，整个图被分成一个区域



四、问题

- 选择或确定一组能正确代表所需区域的种子像素
 - » 具体问题具体分析
 - » **先验知识** (军用红外图像中检测目标, 选最亮的像素作为种子)
 - » **无先验知识** (根据直方图选取灰度中像素个数多的像素作为种子)
- 确定在生长过程中能将相邻像素合并的准则
 - » 具体问题相关 (目标和背景的像素分布特点)
 - » 图像数据种类 (单色、灰度还是彩色)
 - » 像素间的连通性和邻近性
- 制定让生长过程停止的条件或规则
 - » 一般是没有满足生长的像素
 - » 应考虑图像的局部性质 (灰度、纹理和彩色)
 - » 目标的全局性质 (尺寸、形状等)





五、生长准则和过程

— 区域生长的关键是选择合适的生长或相似准则

1. 基于区域灰度差

- » 基本方法：种子像素的灰度值与邻域像素的差
- » 改进：
 - » 先合并具有相同灰度的像素，
 - » 然后求出所有邻接区域间的平均灰度差，
 - » 并合并最小灰度差的邻接区域，
 - » 重复上述步骤直到没有区域合并。





10.4 区域增长法

平均灰度的**均匀测度**度量，可以作为区域增长的相似性检测准则。

设某一图像区域 O ，其中像素数为 N ，均值表示为

$$m = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in O} f(x, y)$$

区域 O 均匀测度量： $\max_{(x,y) \in O} |f(x, y) - m| < K$

上式：在区域 O 中，各像素灰度值与均匀值的差不超过某阈值 K ，则其均匀测度量度量为真。



2. 基于区域灰度分布统计性质

基本方法：以灰度分布相似性作为生长准则来决定区域的合并步骤：

(1)把图像分成互不重叠的小区域

(2)比较邻接区域的累积灰度直方图，根据灰度分布的相似性进行区域合并

(3)重复2，直到满足终止条件





灰度分布相似性的两种检测方法：

(a) Kolmogorov-Smirnov 检测

$$\max_z |h_1(z) - h_2(z)|$$

(b) Smoothed-Difference检测

$$\sum_z |h_1(z) - h_2(z)|$$





3. 基于区域形状

基本方法：利用对目标形状的检测结果来决定区域的合并

主要步骤：

(1) 把图像分割成灰度固定的区域，设两邻接区域的周长分别是 p_1 和 p_2 ，把两区域共同边界线两侧灰度差小于给定值的那部分长度设为 L ，满足下列条件则合并。

$$\frac{L}{\min\{p_1, p_2\}} > T_1$$

合并的：是两邻接区域的**共同边界**中，**对比度较低部分**占**整个区域边界**份额较大的区域



10.4 区域增长法

(2) 把图像分割灰度固定的区域，设两邻接区域的共同边界长度为 B ，把两区域共同边界线两侧灰度差小于给定值的那部分长度设为 L ，满足下列条件则合并。

$$\frac{L}{B} > T_2$$

合并的：是两邻接区域的**共同边界**中，**对比度较低部分**比较多的区域





第10章 图像分割

- 10.1 概述
- 10.2 边缘检测
- 10.3 阈值分割
- 10.4 区域增长法
- 10.5 分裂-合并区域法**





10.5 分裂-合并区域法

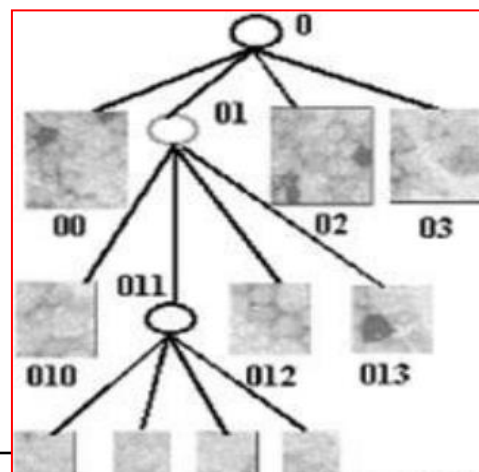
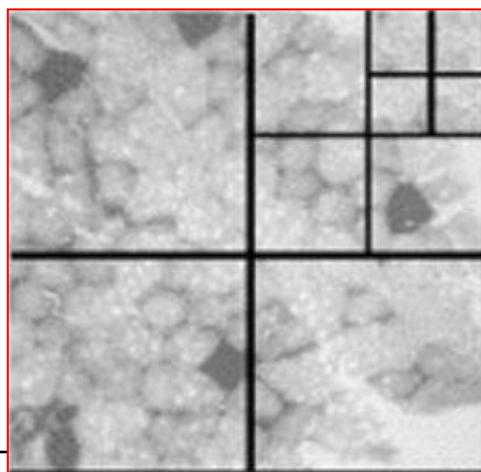
原理

利用图像数据的金字塔或四叉树数据结构的层次概念, 将图像划分成一组任意不相交的初始区域

从图像的金字塔或四叉树数据结构的任一中间层开始

根据给定的**均匀性检测准则**进行**分裂**和**合并**这些区域, 逐步改善区域划分的性能

直到最后将图像分成数量最少的均匀区域为止。





区域的**分裂—合并算法**的步骤是：

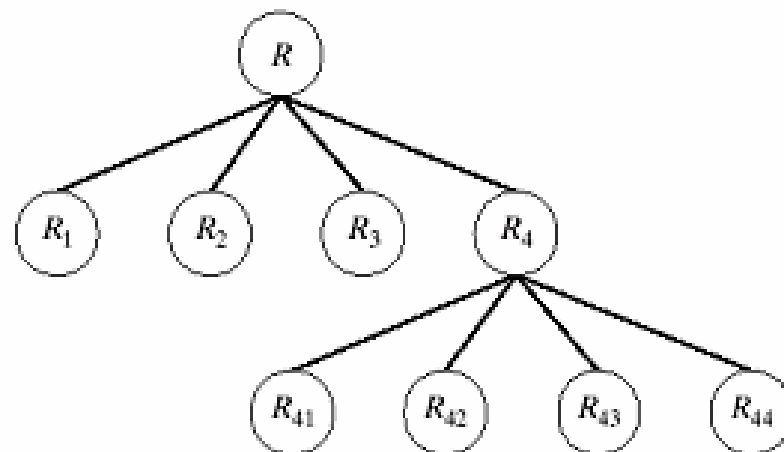
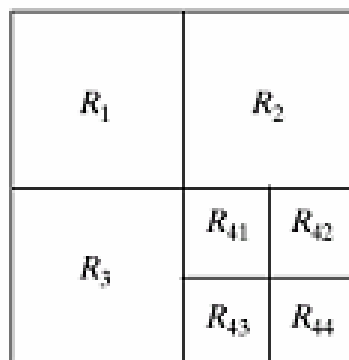
- (1) 确定均匀性测试准则 P ;
- (2) 对任一区域 R_i , 如果 $P(R_i) = \text{false}$, 将其分裂成四等份
- (3) 对相邻的2个区域 R_i 和 R_j , 如果 $P(R_i \cup R_j) = \text{true}$, 就将它们合并。
- (4) 如果进一步的分裂或合并都不可能了, 则结束, 否则执行 (2)





10.5 分裂-合并区域法

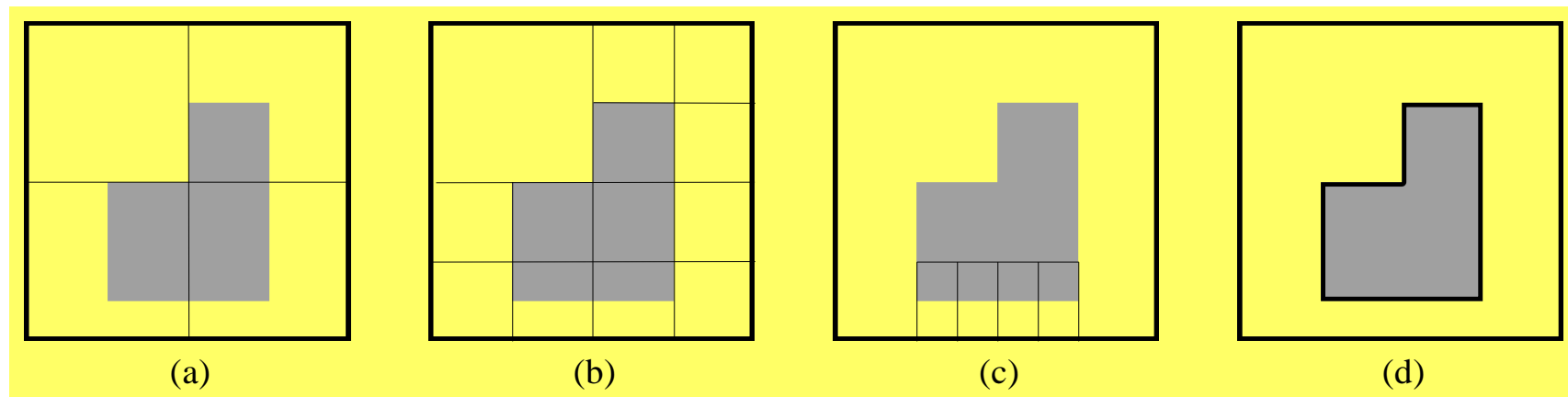
四叉树



示例：分裂

分裂

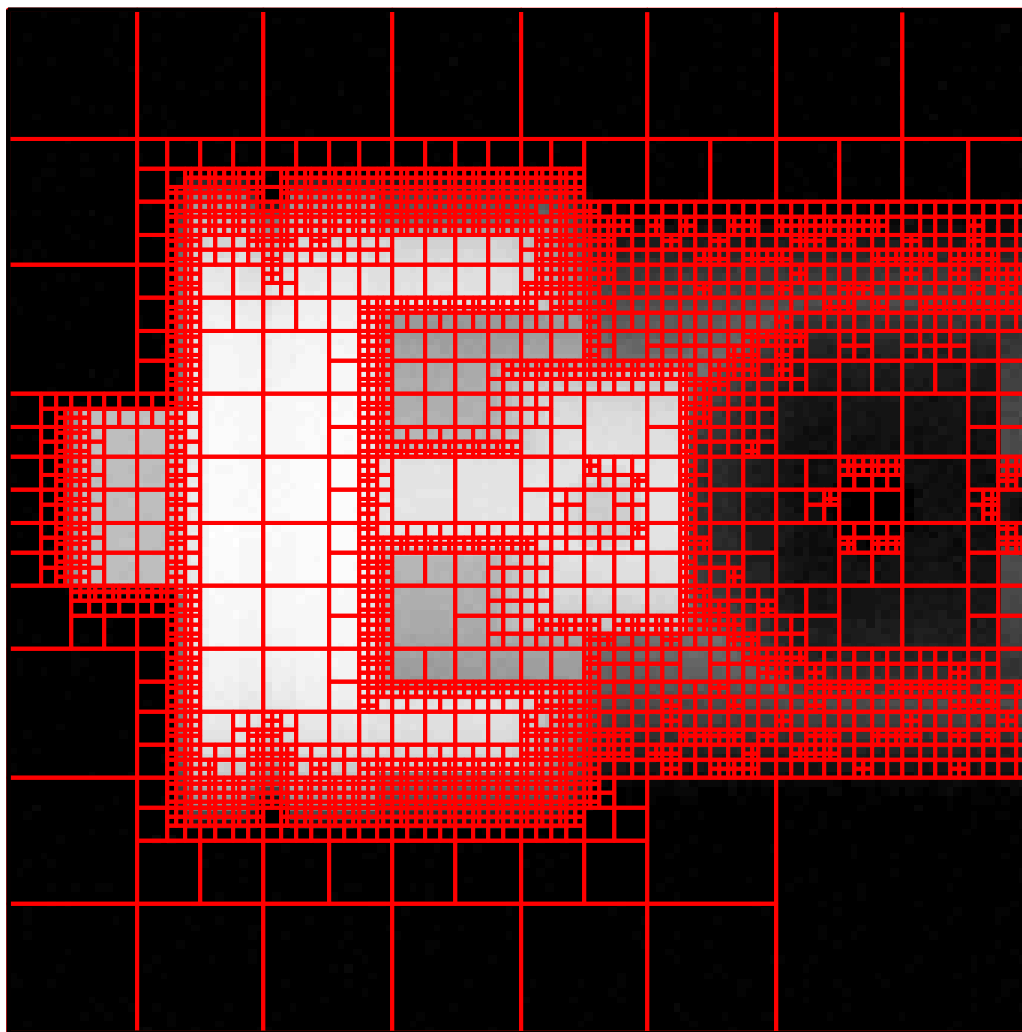
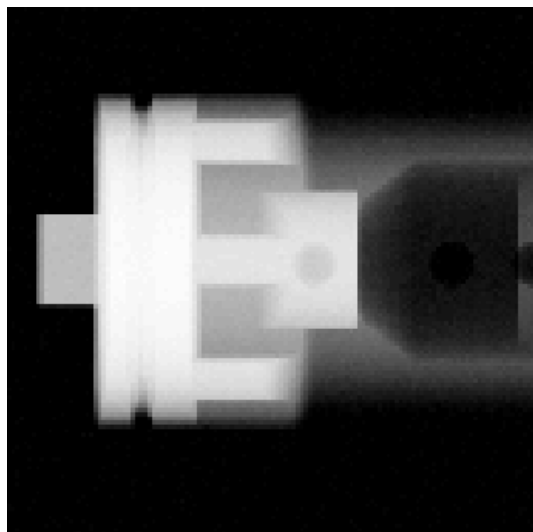
合并





10.5 分裂-合并区域法

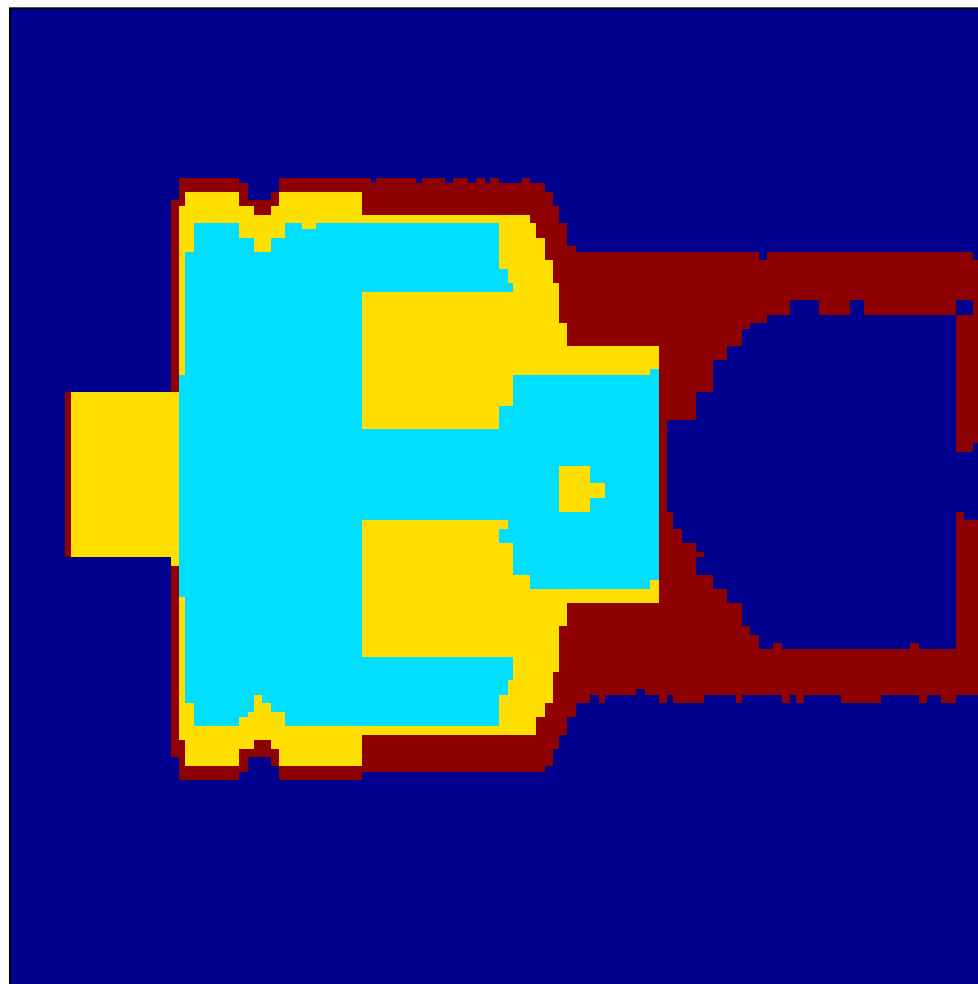
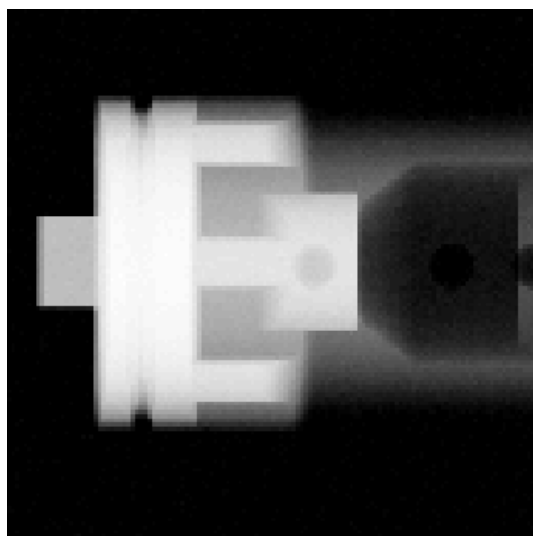
四叉树-区域分裂





10.5 分裂-合并区域法

四叉树-区域分裂





图像分割的表示及基本概念 分割的基本方法

- 边缘检测
- 阈值分割
- 区域增长法
- 分裂-合并区域法





10.1 设一幅 7×7 二值图像中心处有1个 3×3 的正方形区域，此外的像素值为0，

(1) 根据Sobel算子计算梯度，并画出示意的梯度图（给出梯度图中所有像素的值）

(2) 画出根据下列模板算出的Laplacian边缘检测图，给出图中所有像素的值

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

10.2 用分裂合并法分割右图，并给出分割结果的四叉树

