

第7章 图像分割 — 续

- 基于阈值的分割
- 基于边缘的分割
- 基于区域的分割
- 基于运动的分割

本资料中部分文字及图片来源于网络下载

基于区域的分割

- 图像分割—把图像分解为若干个有意义的子区域，而这种分解—基于物体有平滑均匀的表面，与图像中强度恒定或缓慢变化的区域相对应，即每个子区域都具有一定的均匀性质
- 前面所讨论的边缘、阈值，没有明显使用分割定义中的均匀测度度量
- 区域分割—直接根据事先确定的相似性准则，直接取出若干特征相近或相同像素组成区域
- 常用的区域分割—区域增长(区域生长)、区域分裂—合并方法等

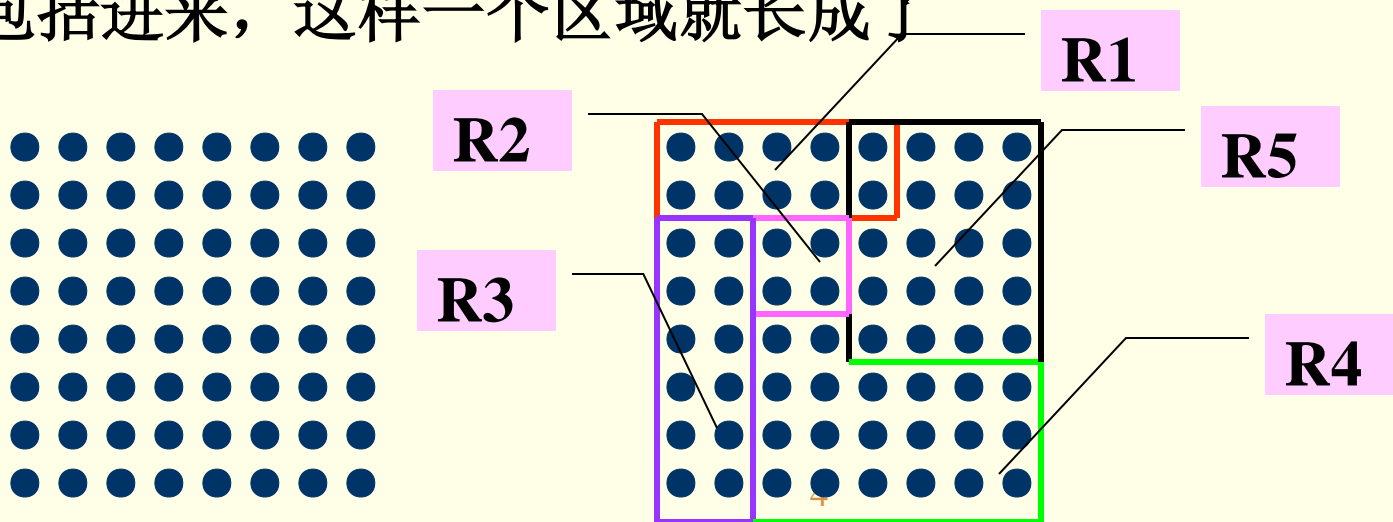
- 区域增长(区域生长)
 1. 基于区域灰度差
 2. 基于区域内灰度分布统计性质
 3. 基于区域形状
- 区域分裂—合并

区域生长

- 原理和步骤

基本思想—将具有相似性质的象素集合起来构成区域。

具体步骤—先对每个需要分割的区域**找一个种子象素**作为生长**起点**，然后将种子象素周围**邻域中**与种子象素有**相同或相似**性质的象素(根据某种事先确定的生长或相似**准则**来判定)**合并到种子象素所在的区域中**。将这些**新象素**当做新的种子象素继续进行上面的过程，直到再**没有满足条件**的象素可被包括进来，这样一个区域就长成了



如图给出已知种子点 区域生长的一个示例。

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)

(a)给出需要分割的图像，设已知两个种子像素(标为深浅不同的灰色方块)，现在进行区域生长

采用的判断准则是：如果所考虑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的区域

图(b)给出 $T=3$ 时区域生长的结果，整幅图被较好的分成2个区域

图(c)给出 $T=1$ 时区域生长的结果，有些像素无法判定

图(d)给出 $T=6$ 时区域生长的结果，整幅图都被分成1个区域。

从上面的例子可以看出，在实际应用区域生长法时需要解决三个问题：

- (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准则
- (3) 制定让生长过程停止的条件或规则

种子像素的选取常可借助具体问题的特点进行。

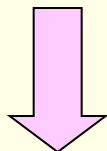
典型

迭代—从大到小逐步收缩

军用红外图像中检测目标时，目标辐射较大，可选图像中最亮的像素作为种子像素

如果具体问题**没有先验知识**，则常可借助生长所用**准则**对每个像素进行相应的计算，如果计算结果**呈现聚类**的情况，则接近**聚类重心**的像素可取为种子像素

生长准则的选取不仅依赖于具体问题本身，也和所用图像数据的种类有关



如当图像是**彩色**的时候，仅用**单色的准则**效果受到影响，另外还需考虑**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**

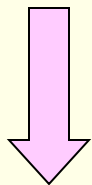
一般生长过程，在进行到再**没有满足生长准则**需要的像素时停止，但常用的**基于灰度、纹理、彩色的准则**大都是基于图像中的**局部性质**。

为增加区域生长的能力，常考虑一些**尺寸、形状等图像和目标的全局性质有关准则**，在这种情况下，需对分割结果建立**一定的模型**或辅以一定的先验知识。

- 生长准则和过程

区域生长的一个关键是选择合适的生长或相似准则，大部分区域生长准则使用图像的局部性质。

生长准则可根据不同原则制定，而使用不同的生长准则，将会影响区域生长的过程。



主要介绍3种基本的生长准则和方法

基于区域灰度差

基于区域内灰度分布统计性质

基于区域形状

基于区域灰度差

- 区域生长方法将图像以像素为基本单位来进行操作
- 基于区域灰度差的方法主要有如下步骤:

步骤

- (1) 对图像进行逐行扫描，找出尚没有归属的像素
- (2) 以该像素为中心检查它的邻域像素，即将邻域中的像素逐个与它比较，如果灰度差小于预先确定的阈值，将它们合并
- (3) 以新合并的像素为中心，返回到步骤2，检查新像素的邻域，直到区域不能进一步扩张
- (4) 返回到步骤1，继续扫描直到不能发现没有归属的像素，则结束整个生长过程

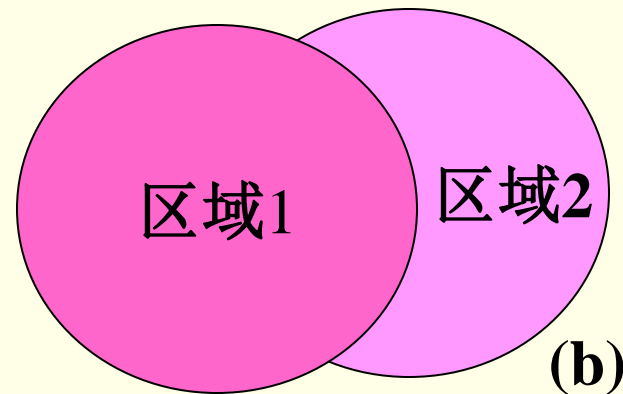
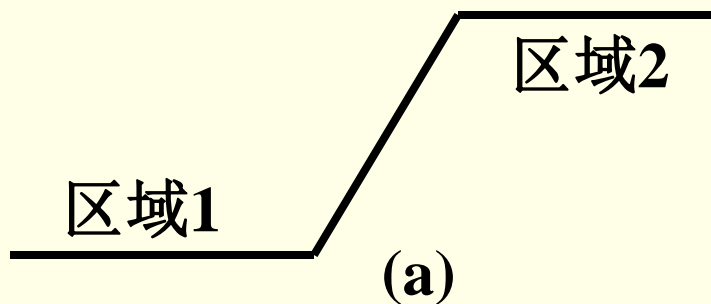
采用上述方法得到的结果，对区域生长起点的选择有较大依赖性，为克服这个问题，可采用下面改进方法：

对区域生长起点不做要求的处理方法：

- (1) 设灰度差的阈值为0，用上述方法进行区域扩张，使灰度相同象素合并
- (2) 求出所有邻域区域之间的平均灰度差，并合并具有最小灰度差的邻接区域
- (3) 设定终止准则，通过反复进行上述步骤2中的操作将区域依次合并，直到终止准则满足为止

单连接区域
增长技术

这种方法简单，但由于仅考虑了从一个象素到另一个象素的特性是否相似，因此对于有噪声的或复杂的图像，使用这种方法会引起不希望的区域出现。另外，如果区域间边缘的灰度变化很平缓，如图a所示，或者对比度弱的两个相交区域，如图b所示，采用这种方法，区域1和区域2将会合并起来，从而产生错误



为了克服这个问题，可不用新像素的灰度值去和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去和各邻域像素的灰度值进行比较

对于一个含N个像素的图像区域R，其均值为：

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

对像素的比较测试可表示为：

$$\max_{(x,y) \in R} |f(x, y) - m| < T$$

这表明，当考虑灰度均值时，不同部分像素间的灰度差应尽量大

混合连接区
域增长技术

• 示例

设一幅图像，如图(a)所示，检测灰度为9和7，平均灰度均匀测度度量中阈值K取2 (<2)，分别进行区域增长

5	5	8	6
4	8	9	7
2	2	8	5
3	3	3	3

(a) 原图

5	5	8	6
4	8	9	7
2	2	8	5
3	3	3	3

(b)

5	5	8	6
4	8	9	7
2	2	8	5
3	3	3	3

(c)

5	5	8	6
4	8	9	7
2	2	8	5
3	3	3	3

(d)

5	5	8	6
4	8	9	7
2	2	8	5
3	3	3	3

(e)

以9为起点开始区域增长，第一次区域增长得到3个灰度值为8的邻点，灰度级差值为1，此时这4个点的平均灰度为 $(8+8+8+9)/4=8.25$ ，由于阈值取2，因此，第2次区域增长灰度值为7的邻点被接受，如图(c)所示，此时5个点的平均灰度级为 $(8+8+8+9+7)/5=8$ 。在该区域的周围无灰度值大于6地邻域，即均匀测度为假，停止区域增长。图(d)和(e)是以7为起点的区域增长结果

6	5	6	5	3	6	5	6	4
7	7	6	7	4	6	5	6	6
7	8	7	6	4	7	5	7	7
8	8	7	5	4	8	9	6	7
7	7	7	4	4	7	7	7	7
7	8	7	4	5	5	6	6	7

Average value = 9

6	5	6	5	3	6	5	6	4
7	7	6	7	4	6	5	6	6
7	8	7	6	4	7	5	7	7
8	8	7	5	4	8	9	6	7
7	7	7	4	4	7	7	7	7
7	8	7	4	5	5	6	6	7

Average value = 7,5

6	5	6	5	3	6	5	6	4
7	7	6	7	4	6	5	6	6
7	8	7	6	4	7	5	7	7
8	8	7	5	4	8	9	6	7
7	7	7	4	4	7	7	7	7
7	8	7	4	5	5	6	6	7

Average value = 6,9

6	5	6	5	3	6	5	6	4
7	7	6	7	4	6	5	6	6
7	8	7	6	4	7	5	7	7
8	8	7	5	4	8	9	6	7
7	7	7	4	4	7	7	7	7
7	8	7	4	5	5	6	6	7

Average value = 6,4

6	5	6	5	3	6	5	6	4
7	7	6	7	4	6	5	6	6
7	8	7	6	4	7	5	7	7
8	8	7	5	4	8	9	6	7
7	7	7	4	4	7	7	7	7
7	8	7	4	5	5	6	6	7

Average value = 6,4

通过上例，可以看出区域增长必须考虑的**重要问题**：即如何正确的**选择适当的代表区域的起始点**；如何正确选择**均匀测度的阈值K**，以便在区域增长过程中，将各点正确并入不同的区域

基于区域内灰度分布统计性质

- 以灰度分布相似性作为生长准则
- 把式 $\max_R |f(x,y) - m| < T$ 的均匀性准则用在将一个区域当作为非均匀区域方面可能会导致错误，如常常出现有大量的小区域似乎在图像中并没有任何真实的对应物
- 利用相似统计特性寻找具有均匀性的区域可以避免出现这种情况—这种方法是~~通过将一个区域上的统计特性与在该区域的各个部分上所计算出的统计特性进行比较来判断区域的均匀性~~，如果它们相互接近，那么这个区域可能是均匀的，这种方法对于纹理分割很有用

- 具体的计算步骤:

(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) 设定**终止准则**，通过反复进行步骤2中的操作将各个区域依次合并，直到终止准则满足

- 灰度相似性检测的方法:

$h1(z)$ 、 $h2(z)$ 分别为两邻接区域的累积灰度直方图

(1) Kolmogorov-Smirnov检测:

$$\max_z |h1(z) - h2(z)|$$

(2) Smoothed-Difference检测:

$$\sum_z |h1(z) - h2(z)|$$

如果检测结果小于某个给定的阈值, 则将两区域合并

对上述两种方法有两点说明：

- 1、小区域的尺寸对结果可能有较大的影响，尺寸太小时检测可靠性降低，尺寸太大时则得到的区域形状不理想，小的目标也可能漏掉
- 2、K-S检测和S-D检测方法在检测直方图相似性方面较优，因为它考虑了所有灰度值

基于区域形状

- 在决定对区域的合并时，也可以利用对目标形状的检测结果，常用的方法有两种：

(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为P1和P2，把两区域共同的边界线两侧灰度差小于给定阈值的那部分长度设为L，如图（T1为阈值）

$$L/\min\{P1,P2\}>T1$$

则两区域合并

(2) 把图像分割成灰度固定的区域，设两邻域区域的**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阈值得那部分长度设为L，如果（T2为阈值）

$$L/B > T2$$

则两区域合并

两种方法的区别：

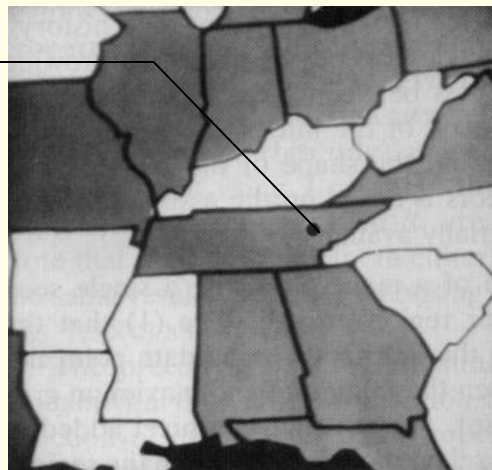
第一种是合并两邻接区域的**共同边界**中**对比度较低**部分占**整个区域边界份额较大**的区域

第二种是合并两邻接区域的**共同边界**中**对比度较低**部分**比较多**的区域(占**共同边界份额较大**)

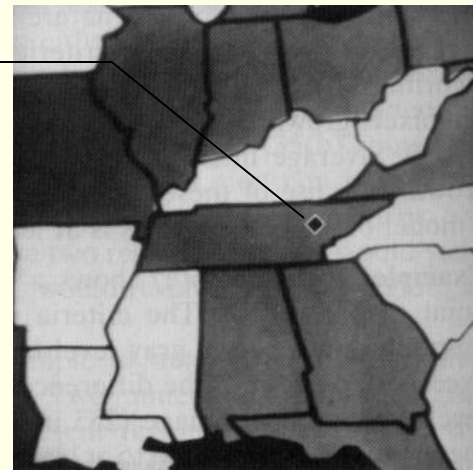
实例

(a) Original image showing seed point; (b) early stage of region growing; (c) intermediate state of growth; (d) final region.

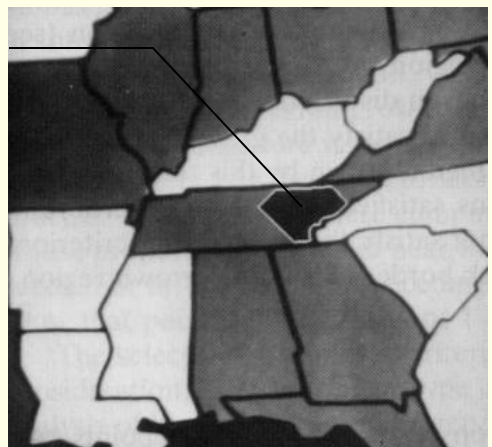
原始图像及
种子像素点



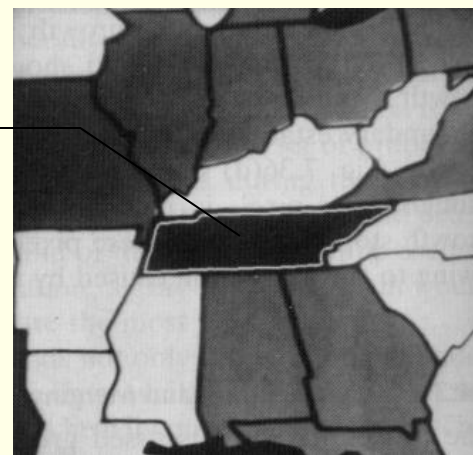
开始增长阶
段的结果

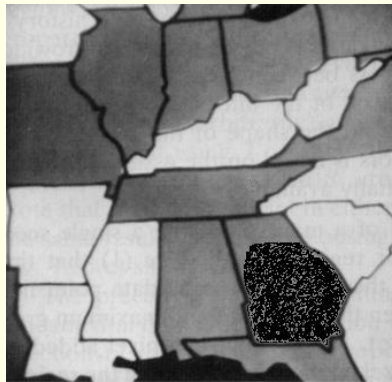
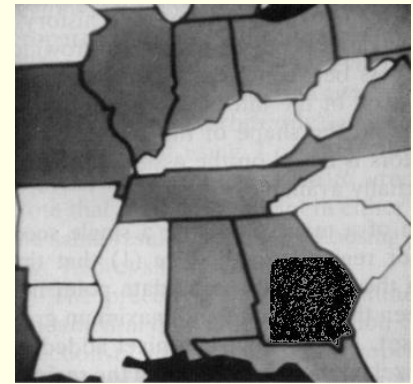
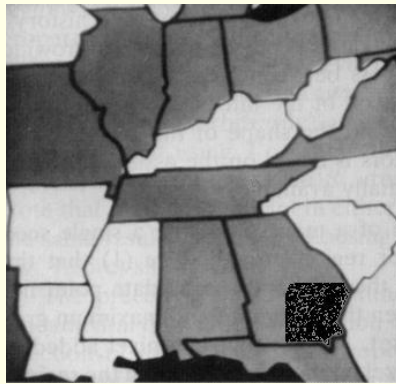
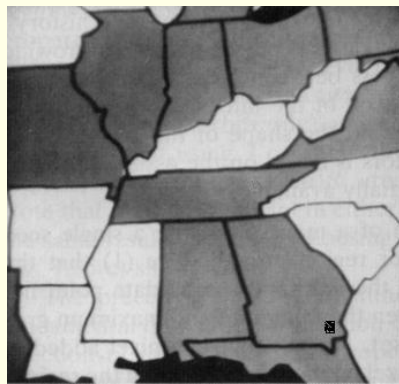


中间结果



最后结果





一个种子起点，像素坐标（280，280），生长准则是最简单的准则——相邻像素间灰度差 T 小于8，则可以得到另一个区域增长分割的结果，得到另一个区域。遍历种子领域的顺序是左、右、上、下、左上，右下，右上，左下，采用广度优先搜索。

分裂合并

- 基本方法

生长方法—先从**单个种子**像素开始通过不断接纳新像素，最后得到整个区域

另外一种分割的想法—先从**整幅图像**开始通过不断分裂，得到各个区域（在实际中，先将图像分成任意大小且不重叠的区域，然后再合并或分裂这些区域，以满足分割的要求），在这类方法中，常根据**图像的统计特性**设定图像区域属性的一致性测度



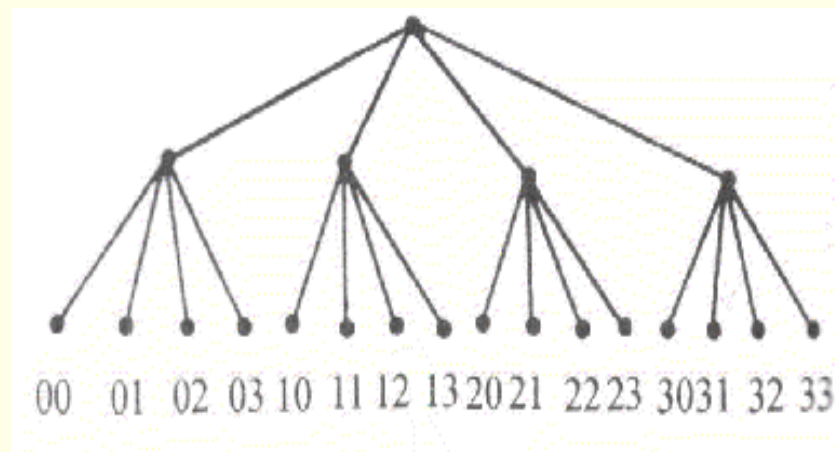
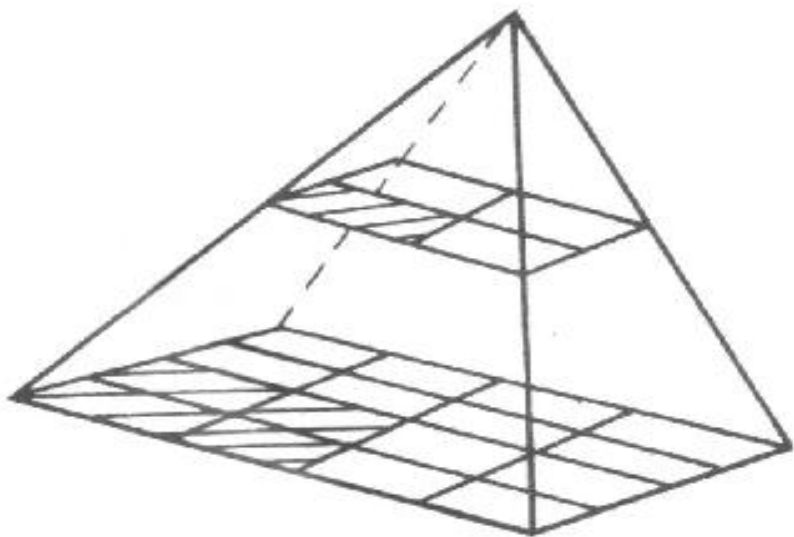
基于灰度
统计特性

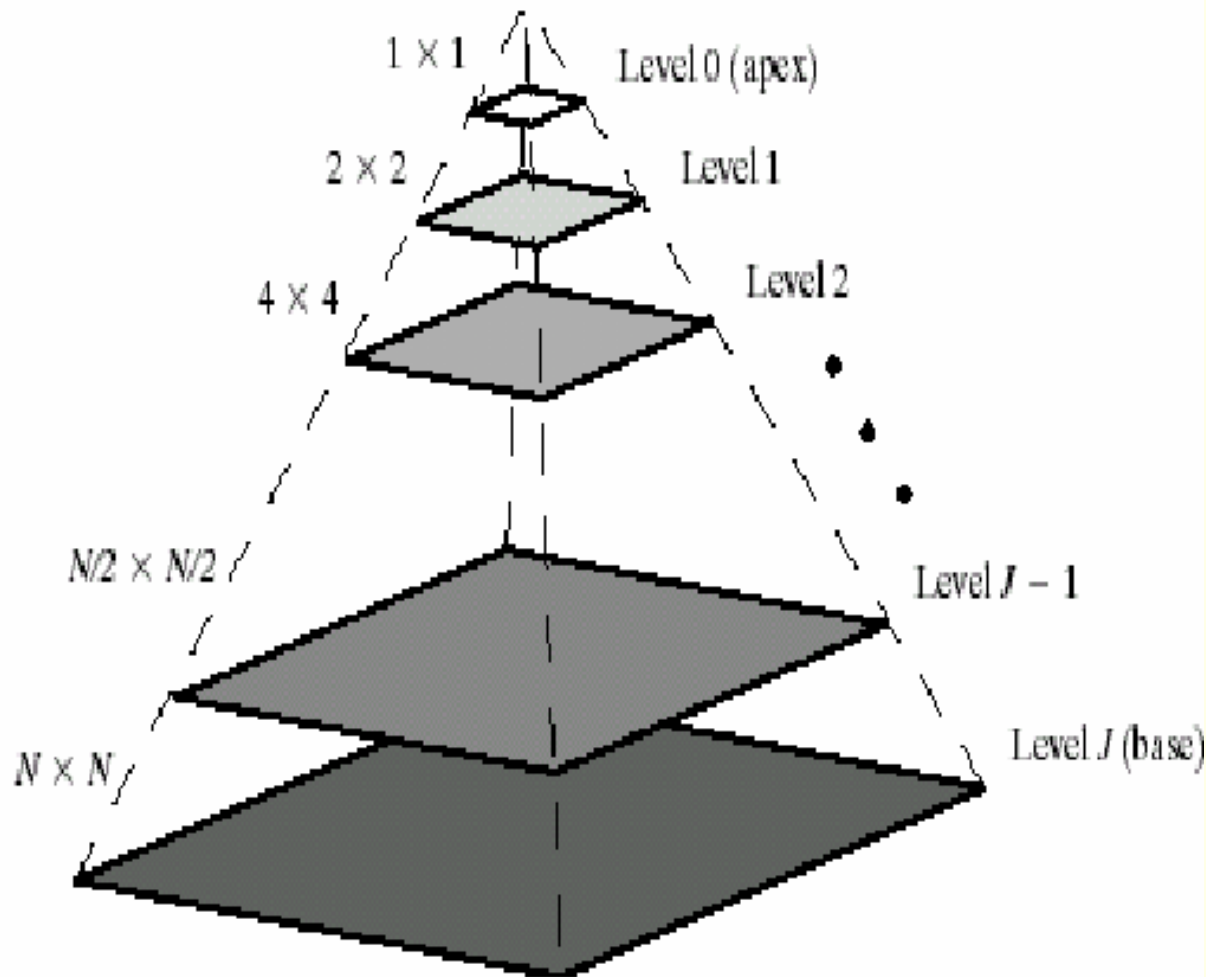
区域的边缘信息来
决定是否对区域进
行合并或分裂

分裂合并方法—利用了图像数据的金字塔或四叉树结构的层次概念，将图像划分为一组任意不相交的初始区域，即可以从图像的这种金字塔或四叉树数据结构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

- 简单了解图像的金字塔或四叉树数据结构

设原始图像 $f(x,y)$ 的尺寸大小为 $2^N \times 2^N$ ，在金字塔数据结构中，最底层就是**原始图像**，上一层的图像数据结构的每一个像素灰度值就是该层图像数据**相邻四点的平均值**，因此在上一层的图像尺寸比下层的图像尺寸小，分辨率低，但上层图像所包含的信息更具有概括性。

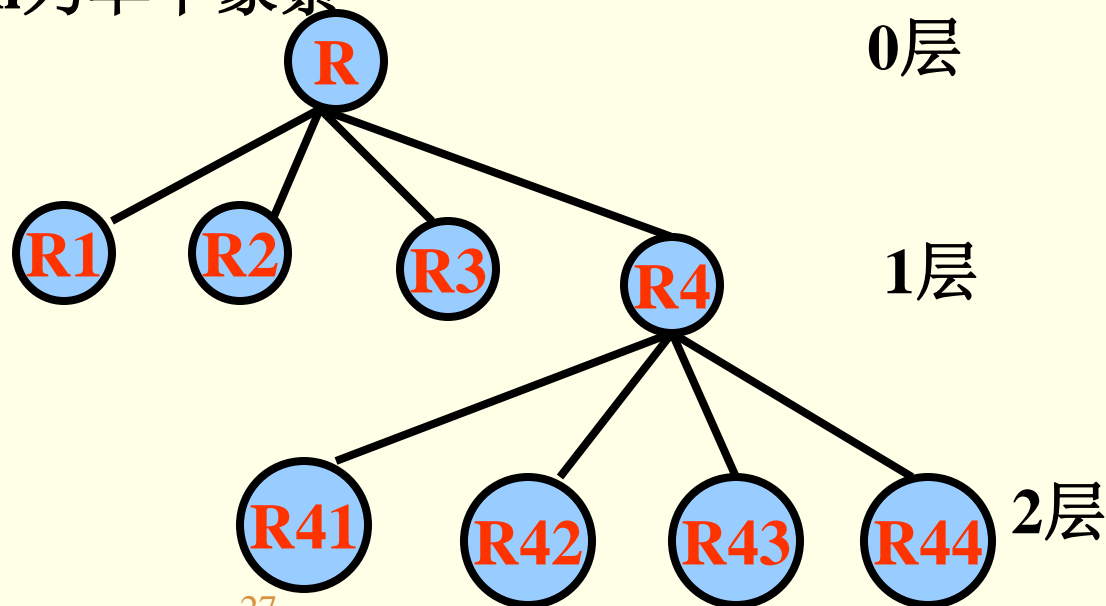
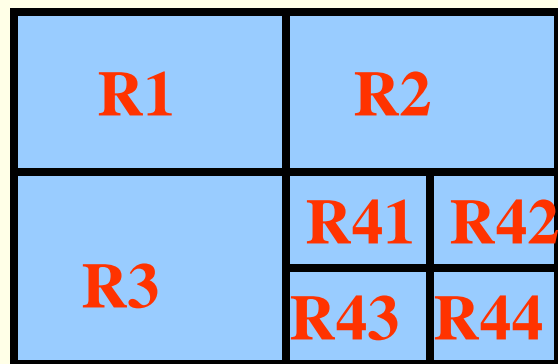




在金字塔数据结构中，对于所设 $2^N \times 2^N$ 的数字图像 $f(x,y)$ ，若用 n 表示其层次，则第 n 层上图像的大小为 $2^{N-n} \times 2^{N-n}$ ，因此最底层为原始图像，最顶层为第0层，只有一个点

- 利用图像四叉树表达方式的简单分裂合并算法

设 R 代表整个正方形图像区域， P 代表逻辑谓词。从最高层开始，把 R 连续分裂成越来越小的 $1/4$ 的正方形子区域 R_i ，并且始终使 $P(R_i)=TRUE$ 。也就是说，如果 $P(R)=FALSE$ ，那么就将图像分成四等分。如果 $P(R_i)=FALSE$ ，那么就将 R_i 分成四等分，如此类推，直到 R_i 为单个像素



如果仅仅允许使用分裂，最后有可能出现**相邻**的两个区域，**具有相同的性质**，但并没有合成一体的情况。为解决这个问题，在每次分裂后，允许其后继续分裂或合并。这里合并只合并那些相邻且合并后组成的新区域满足逻辑谓词**P**的区域。也就是说，如果能满足条件 **$P(R_i \cup R_j) = \text{TRUE}$** ，则将 **$R_i$ 和 R_j** 合并

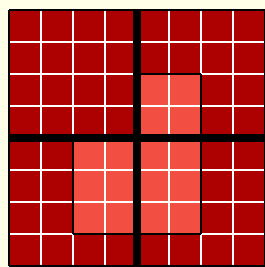
- 分裂合并算法步骤:

(1) 对任一区域 R_i , 如果 $P(R_i)=FALSE$,就将其分裂成不重叠的四等分

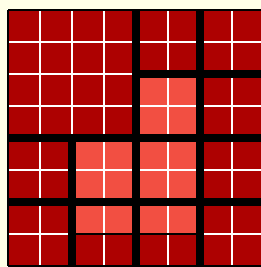
(2) 对相邻的两个区域 R_i 和 R_j (它们可以大小不同, 即不在同一层), 如果条件 $P(R_i \cup R_j)=TRUE$, 就将它们合并

(3) 如果进一步的分裂或合并都不可能, 则结束

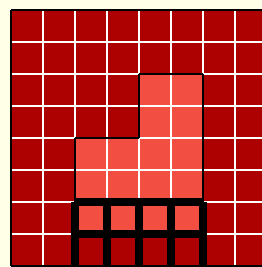
示例



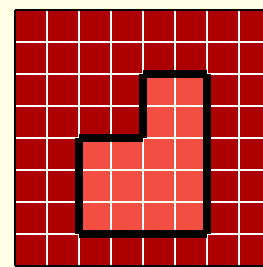
(a)



(b)



(c)

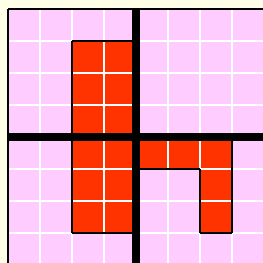


(d)

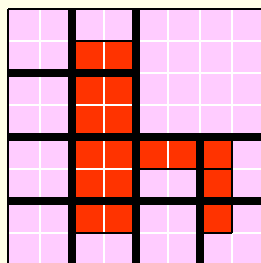
图中红色区域为目标，其它区域为背景，它们都具有常数灰度值

对整个图像 R ， $P(R)=FALSE$ ，($P(R)=TRUE$ 代表在 R 中的**所有像素都具有相同的灰度值**)，所以先将其分裂成**如图(a)所示的四个正方形区域**，由于左上角区域满足 P ，所以不必继续分裂，其它三个区域继续分裂而得到(b)，此时除包括目标下部的两个子区域外，其它区域都可分别按目标和背景合并。对下面的两个子区域继续分裂可得到(c)，因为此时所有区域都已满足 P ，所以最后一次合并可得到(d)的分割结果

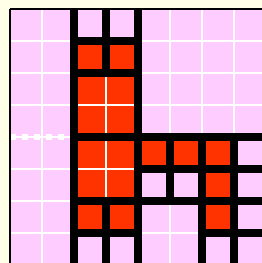
对下图所示的起始区域使用方差最小的测试准则进行区域的分裂合并



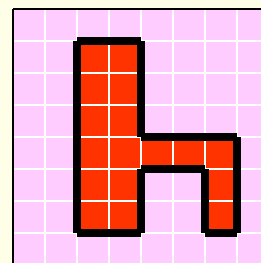
(a)第一次操作



(b)第二次操作



(c)第三次操作

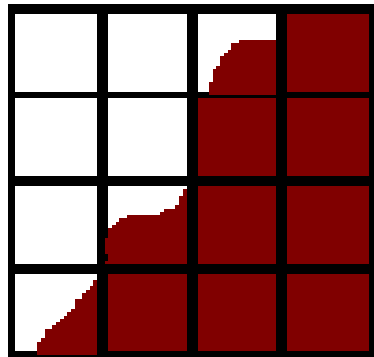


(d)最后结果

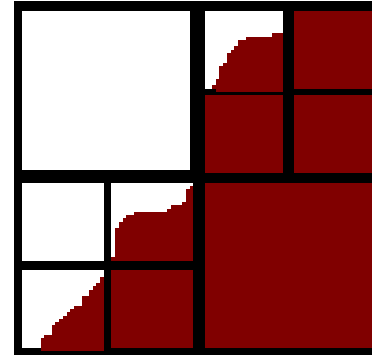
在某个区域R上，其方差为：

$$S_n^2 = \sum_{(i,j) \in R} [f(i,j) - C]^2, \quad C \text{ 为区域 } R \text{ 中 } N \text{ 个点的平均值}$$

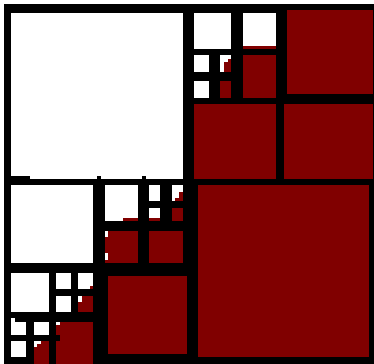
目标和背景灰度值均匀，已确定了允许界限E，使得每个区域上的方差不超过E，足以保证寻找区域分隔为尽可能少的那种划分，即当子区域R_i中所有像素同为目标或背景时，均匀性测量准则P(R)=TRUE



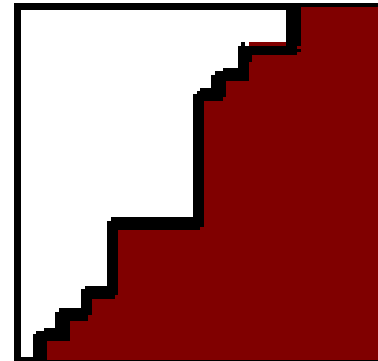
1. Start



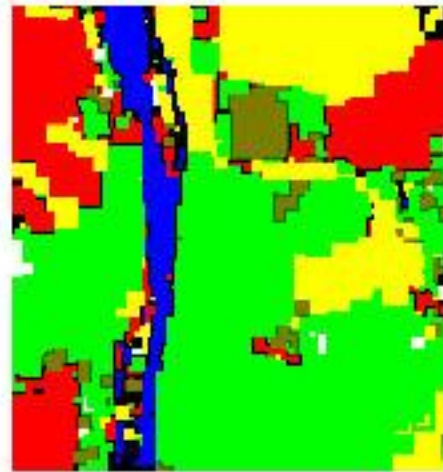
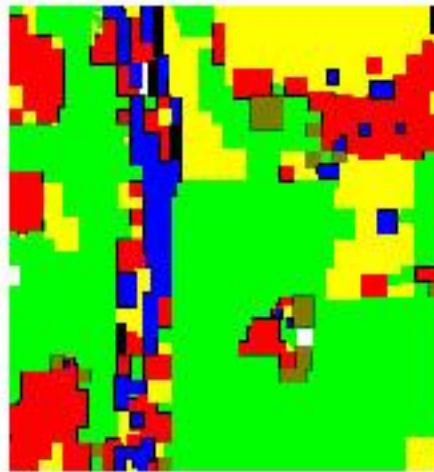
2. Merge



3. Split



4. Grouping



(a)原始图像

(b)模糊滤波
处理结果

(c) 中间结果

(d)分裂合并
结果

特殊图像的分割

- 运动图像分割
- 纹理图像分割

运动图像分割

- 随着多媒体技术的发展，视频图像得到广泛应用，由一系列时间上连续的2-D图像组成
- 从空间分割的角度来看，视频图像分割主要是希望把其中独立运动的区域(目标)逐帧检测处理
- 从时间分割的角度来看，主要是把连续的序列分解为时间片断

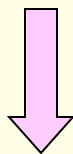
这两种都同时利用时域信息(帧间灰度等的变化)和空域信息(帧内灰度等的变化)

直接方法：差分法运动分割

- 对差图像求取阈值确定变化

在序列图像中，通过**逐像素比较**可直接求取前后两帧图像之间的差别

假设**照明条件**在多帧图像间基本**不变化**，那么差图像的不为0处表明该处的像素发生了移动



也就是说，对时间上相邻的**两幅图像求差**，可以将图像中**目标的位置和形状变化**突出出来

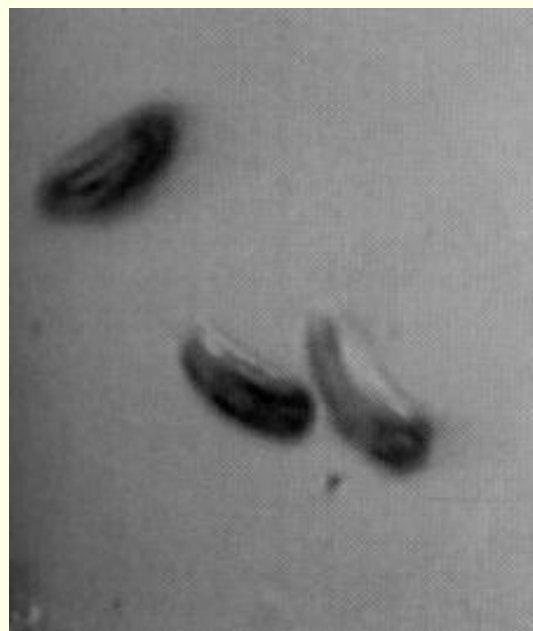
差分法运动分割

- 减背景法：当前图像与固定背景图像之间的差分
优点：简单，位置准确，要求背景基本无变化
缺点：不适合摄像头运动或背景灰度变化大的情况；受环境光线变化影响比较大。
- 相邻帧差分法：当前连续两幅图像之间的差分
优点：对运动目标敏感
缺点：检测出的物体位置不精确，物体外形被拉伸

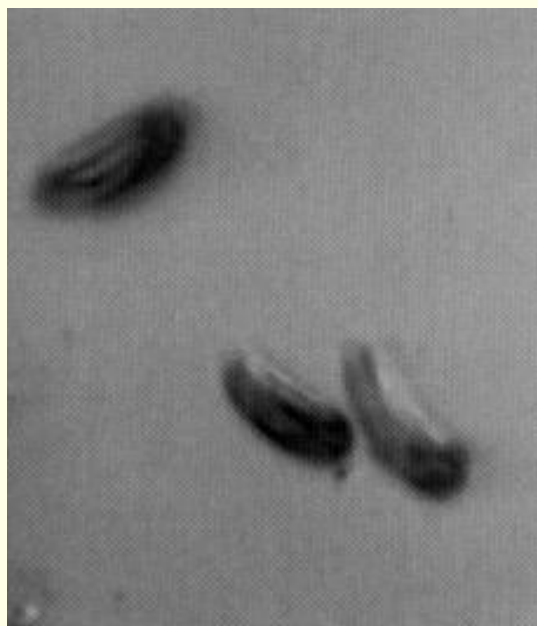
例见书P173页图7-37



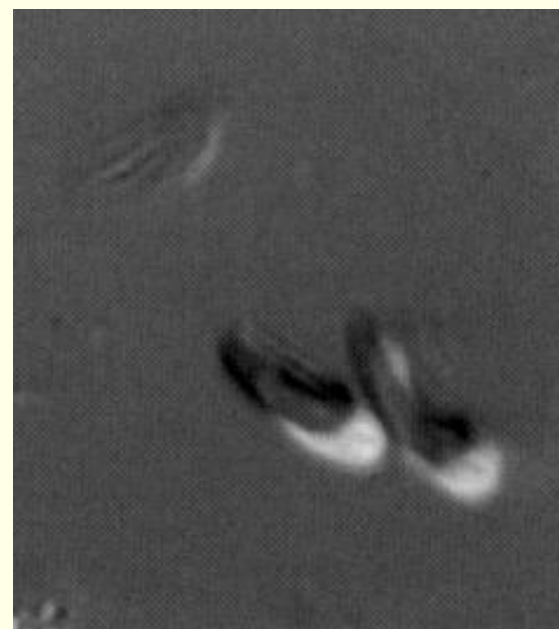
给出减背景差分法和相邻差分法的结果，上一行为减背景差分法得出的实验结果，下一行为相邻帧差分法的实验结果，(a)为原始图像，(b)为背景图像或相邻帧图像，(c)为差分结果，(d)为二值化的结果。



t1时刻



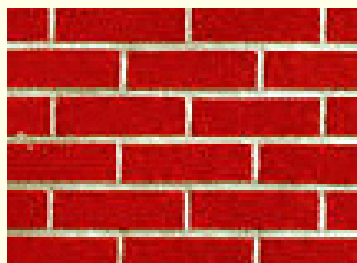
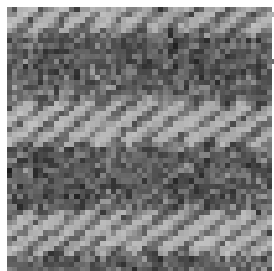
t2时刻



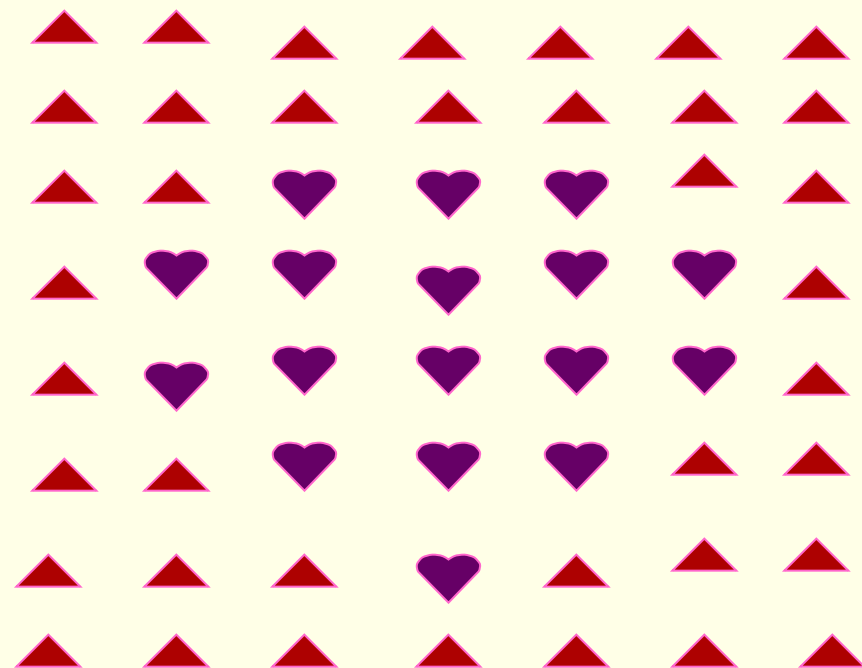
差图像

纹理分割

- 纹理是图像分析中常用的概念，无正式定义(一致的定义)
- 一般，是由许多相互接近、互相编织的元素构成，并常富有周期性
- 可以认为纹理是灰度(颜色)在空间以一定的形式变化而产生的图案(模式)，是真实图像区域固有的特征之一



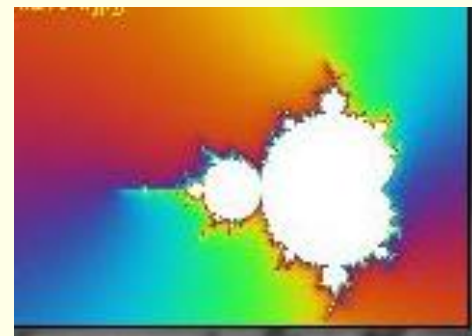
重复规则纹理



随机纹理



两者都存在



分形纹理

纹理三要素

- 霍金斯认为纹理有三要素：
 - 一、某种局部的序列性，在该序列更大的区域内不断重复；
 - 二、序列由基本部份非随机排列组成的；
 - 三、各部分大致都是均匀的统一体，纹理区域内任何地方都有大致相同的结构尺寸。

- 常用的纹理图像分割方法：

基于统计的方法

直方图或灰度共生矩阵

基于结构的方法

利用纹理基元及其排列规律

基于空间频域方法

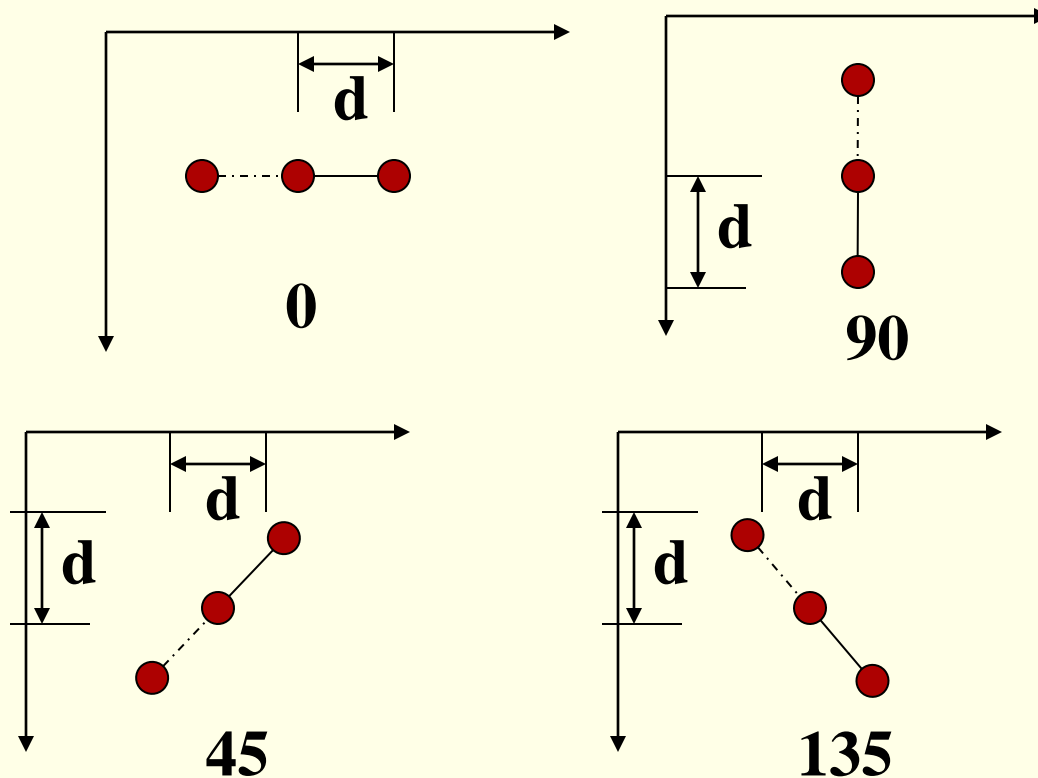
选取纹理模式的主方向和基本周期

- 基于统计方法的纹理分割

常用的方法是基于区域的灰度共生矩阵。

对于一幅 $N \times N$ 的数字图像，灰度级取值 L 。除图像最外的四周的像素点外，每个像素点均有8个邻点。灰度共生矩阵 $p(d, \varphi)$ 定义为从灰度为 i 的点离开某个固定位置(相隔距离为 d ，方位为 φ)的点上灰度为 j 的概率(或者频数)，因此灰度共生矩阵 $p(d, \varphi)$ 是一种图像的二次统计量。

如果计算关于所有 d 和 ϕ 中的灰度共生矩阵，就等于计算出图像的所有二阶统计量，但这样信息量就很大，所以在实际应用中，适当地选取 d ，而 ϕ 取0，90，45，135度。如图所示



已知图像如图所示，当 $d=1$ 时计算灰度共生矩阵 $p(1,0)$ ， $p(1,45)$ ， $p(1,90)$ ， $p(1,135)$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{bmatrix}$$

根据共生矩阵地定义，对图像中各像素点进行统计，统计相距为 d ，方位为 ϕ 的点上灰度值 i 和 j 的像素对的数目 $\#\{i,j\}$ 如下所示

$$p(d, \phi) = \begin{bmatrix} \#\{0,0\} & \#\{0,1\} & \#\{0,2\} & \#\{0,3\} \\ \#\{1,0\} & \#\{1,1\} & \#\{1,2\} & \#\{1,3\} \\ \#\{2,0\} & \#\{2,1\} & \#\{2,2\} & \#\{2,3\} \\ \#\{3,0\} & \#\{3,1\} & \#\{3,2\} & \#\{3,3\} \end{bmatrix}$$

经统计得4个共生矩阵如图所示

$$\begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

$\Phi=0$

$$\begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 4 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$\Phi=45$

$$\begin{bmatrix} 6 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 4 & 2 & 0 \\ 2 & 2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}$$

$\Phi=90$

$$\begin{bmatrix} 2 & 1 & 3 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \\ 3 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}$$

$\Phi=135$

共生矩阵可反映不同象素相对位置的空间信息

基于共生矩阵 P 可定义和计算几个常用的纹理描述符，如纹理二阶矩 W_M 、熵 W_E 、对比度 W_C 和均匀性 W_H ：

对应图像的均匀性或平滑性，当所有的 $P(g1, g2)$ 都相等时， W_M 达最小值

$$W_M = \sum_{g1} \sum_{g2} P^2(g1, g2)$$

给出1个图像内容随机性的量度，当所有 $P(g1, g2)$ 都相等时(均匀分布)， W_E 达最大

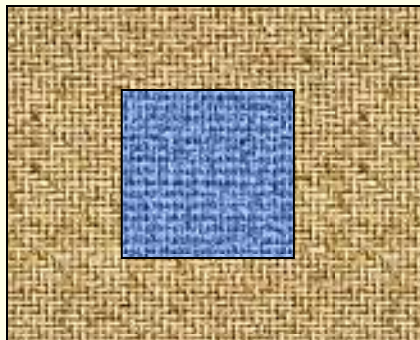
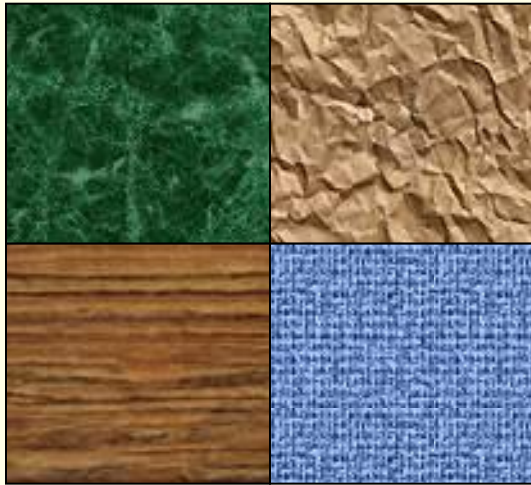
$$W_E = - \sum_{g1} \sum_{g2} P(g1, g2) \log P(g1, g2)$$

$$W_C = \sum_{g1} \sum_{g2} |g1 - g2| P(g1, g2)$$

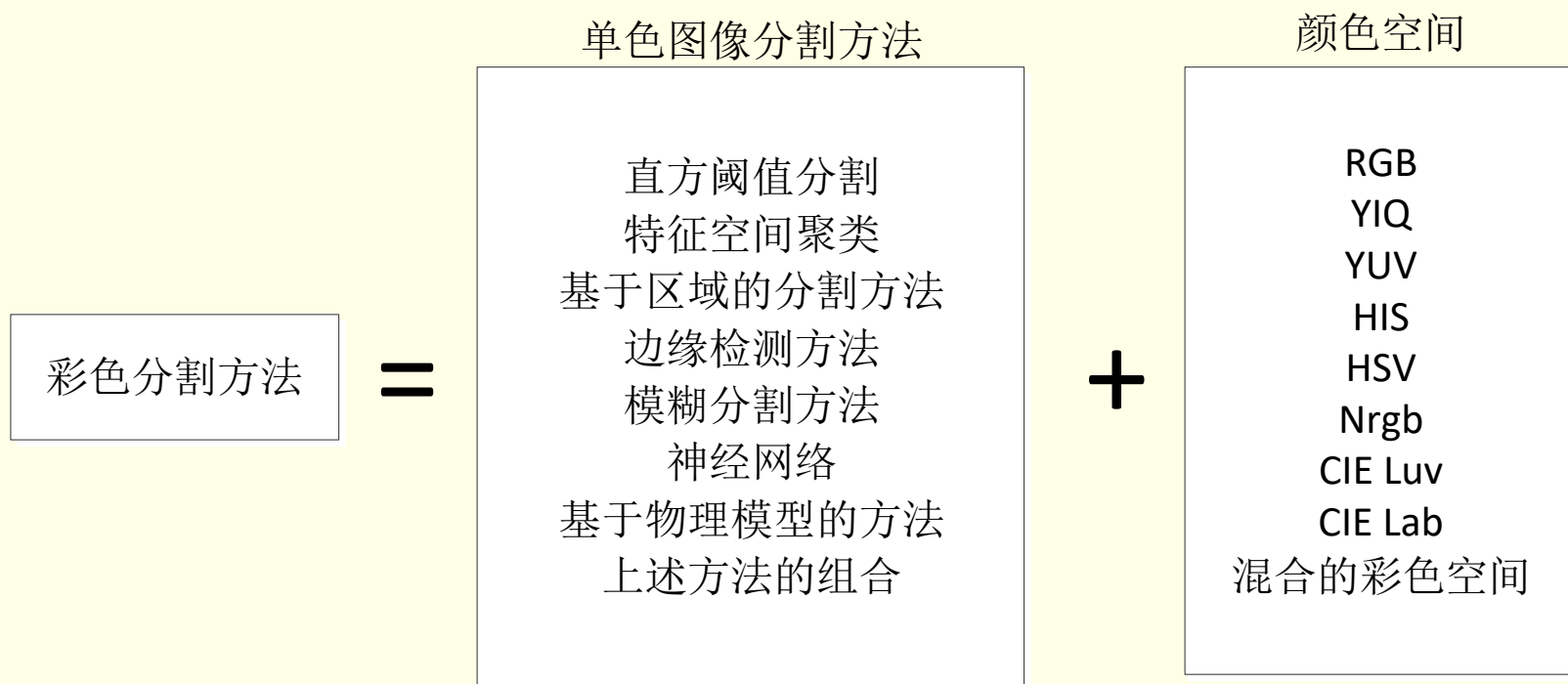
$$W_H = \sum_{g1} \sum_{g2} \frac{P(g1, g2)}{k + |g1 - g2|}$$

共生矩阵各元素灰度值差的1阶矩，当 P 中大的元素接近矩阵主对角线时， W_C 较大(表明图像中的近邻象素间有较大的反差)

可看作是 W_C 的倒数(k 的作用是避免分母为0)

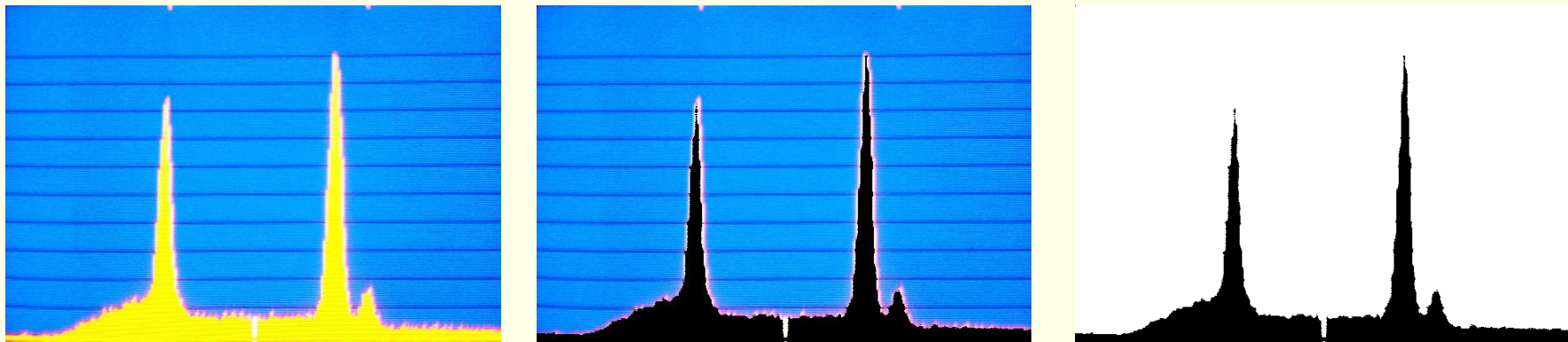


彩色图像分割



彩色图像的分割思路是把图像的三个颜色分量信息充分利用起来，对每个通道采用的基本是灰度图像单个通道的处理方法。

实例



这里门限是180，确定黄色部分占整个图像的10.6%。如果这里将门限改成150或210，则黄色部分占整个图像的比例变成了10.2%和11.5%。