第6章 纹理特征及分析

计算机科学与技术学院

華東師範大學
EAST CHINA NORMAL UNIVERSITY

本次课程内容

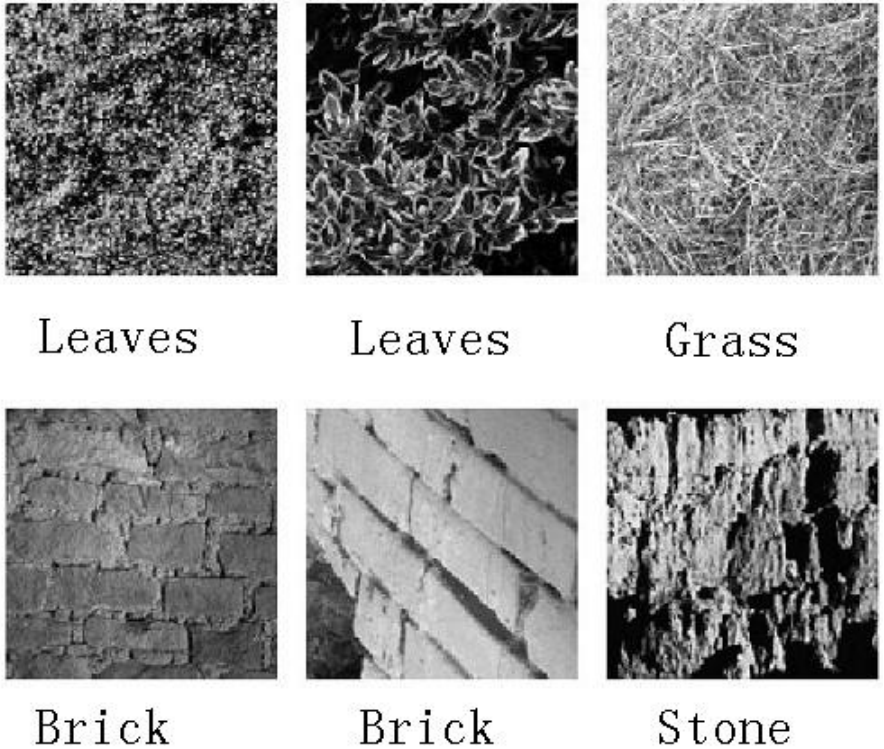
1. 对纹理的认识
2. 纹理分析的目的
3. 纹理的定义及分类
4. 纹理特征分析
5. 基于纹理的分类与识别
6. 基于CNN的纹理分割

1. 对纹理的认识

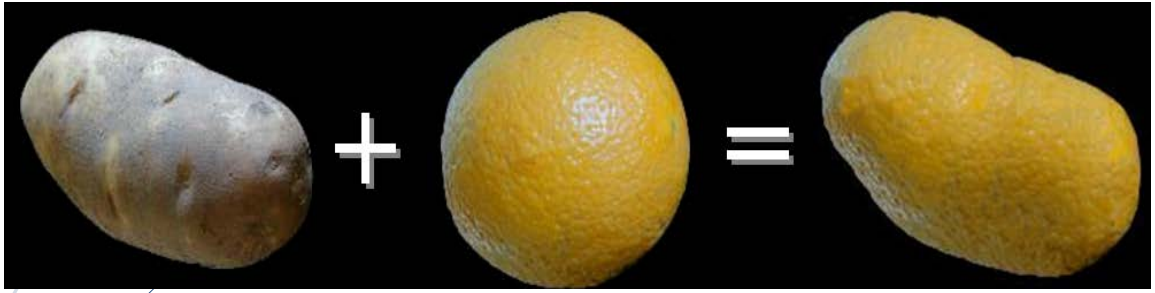
包含多个纹理区域的图象

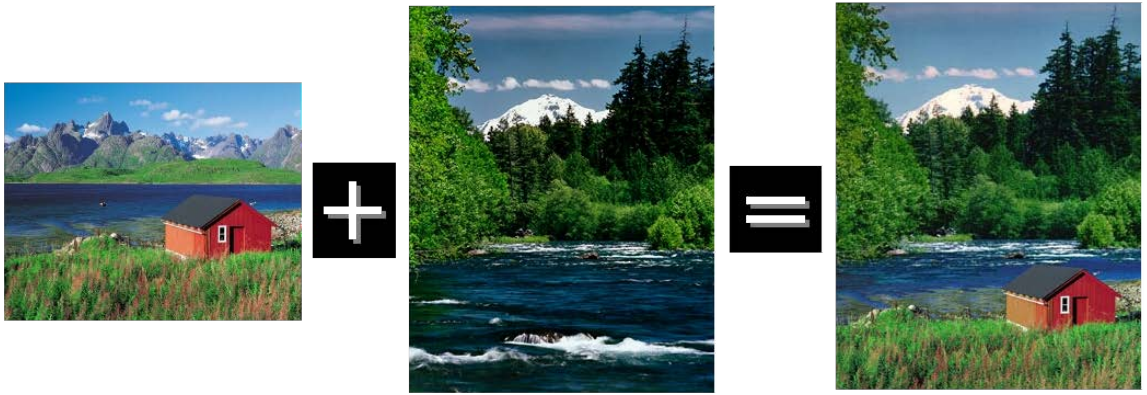
食物

对纹理的认识



纹理转换





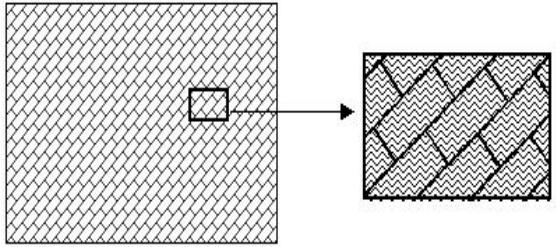
2. 纹理分析的目的

纹理的研究有两个目的 ：

- 研究纹理的观赏特性
- 纹理分析

3. 纹理的定义及分类

- 两种常见的定义形式：
  - 定义1



纹理基元

纹理的定义

- 两种常见的定义形式：
  - 定义2

两种主要的纹理类型

规则纹理

随机纹理

4. 纹理特征分析

- 主要步骤：先进行特征提取，再进行分析（学习、分类）
- 典型纹理特征提取与分析方法
  - 统计分析方法、结构分析法、模型分析法、频谱分析法

（1）统计分析方法

- 统计方法

- 图像局部区域统计中，常用纹理特征统计的方法有：
  - 灰度级共生矩阵（也称同现矩阵，以下简称共生矩阵）
  - 局部二值模式（LBP）算法
  - 自相关函数
  - 灰度游程
  - 灰度分布

共生矩阵统计方法

- **共生矩阵：**是对纹理中相距一定距离两像素的灰度分布进行统计的矩阵
- 共生矩阵是统计纹理特征的基础

共生矩阵统计方法

- 灰度级共生矩阵描述：

对于具有G个灰度级的图像，其灰度级共生矩阵$P_{\mathbf{d}}$ 是一个$G \times G$的矩阵：

$$P_{\mathbf{d}}(i, j) = |\{((r, s), (t, v)) : I(r, s) = i, I(t, v) = j\}|$$

其中

$$(r, s), (t, v) \in N \times N, \quad (t, v) = (r + dx, s + dy)$$

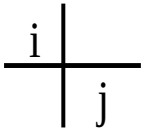
d(dx, dy）为位置算子，表示两个像素之间的位移

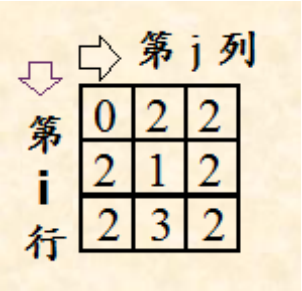
共生矩阵计算

- 实例中，共生矩阵为GxG矩阵（这里G为3），i和j是共生矩阵的元素位置（行列号）（分别取值为0、1、2）

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

5×5灰度图像实例





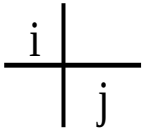
共生矩阵计算结果

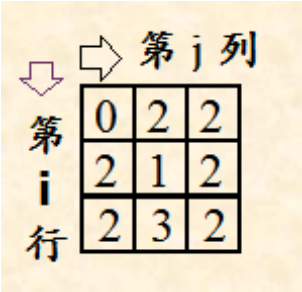
共生矩阵计算

- 假设位置算子（dx, dy）为（1, 1）：即两个像素之间位移为（1, 1）：向右1个像素和向下1个像素
- 共生矩阵:统计灰度值分别为i和j的像素对的个数

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

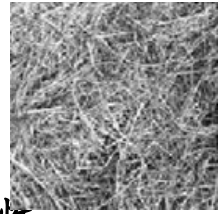
5×5灰度图像实例

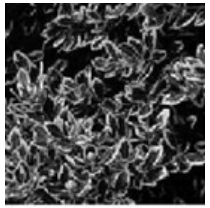




共生矩阵计算结果

基于共生矩阵的纹理特征统计





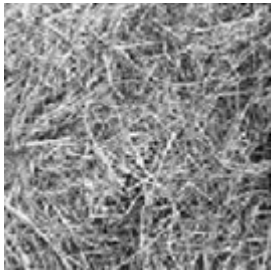
- 共生矩阵在一定程度上反映了纹理图像各灰度级在空间的分布特性
- 在共生矩阵基础上，可定义多种纹理特征：
  - 熵
  - 能量
  - 对比度
  - 均匀度
  - 相关性

表示对共生矩阵的每个元素计算结果进行累加

纹理特征	公式
熵	$-\sum_i \sum_j P_{\mathbf{d}}(i,j)\log P_{\mathbf{d}}(i,j)$
能量	$\sum_i \sum_j P_{\mathbf{d}}^2(i,j)$
对比度	$\sum_i \sum_j (i-j)^2 P_{\mathbf{d}}(i,j)$
均匀度	$\sum_i \sum_j \frac{P_{\mathbf{d}}(i,j)}{1+\lvert i-j\rvert}$
相关性	$\frac{\sum_i \sum_j (i-\mu_x)(j-\mu_y)P_{\mathbf{d}}(i,j)}{\sigma_x \sigma_y}$

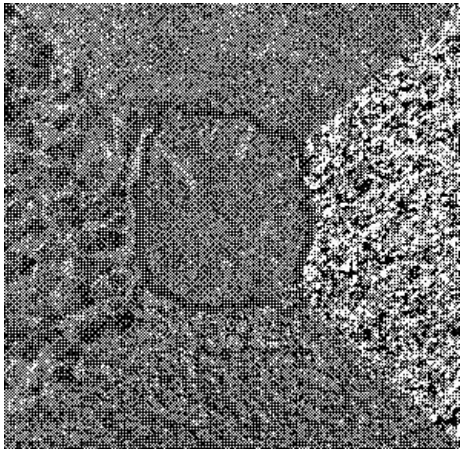
纹理特征说明

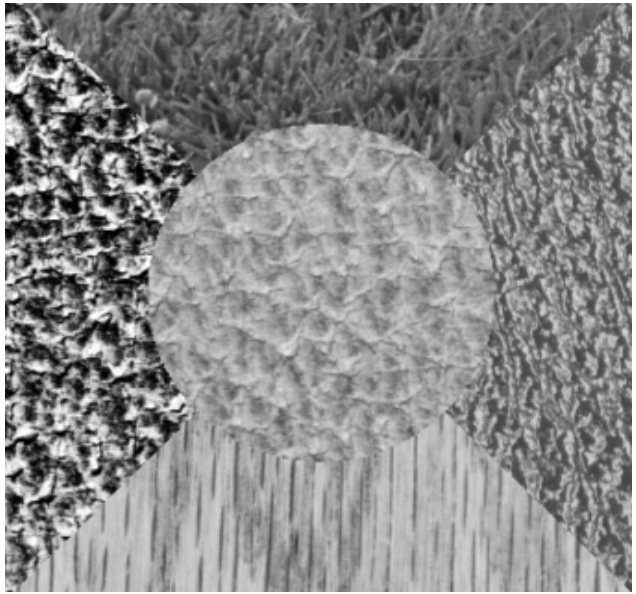
- 熵
- 能量
- 对比度
- 均匀度
- 相关性



共生矩阵的应用

- 共生矩阵特别适用于描述微小纹理
- 共生矩阵在遥感地形分类等领域中广泛应用



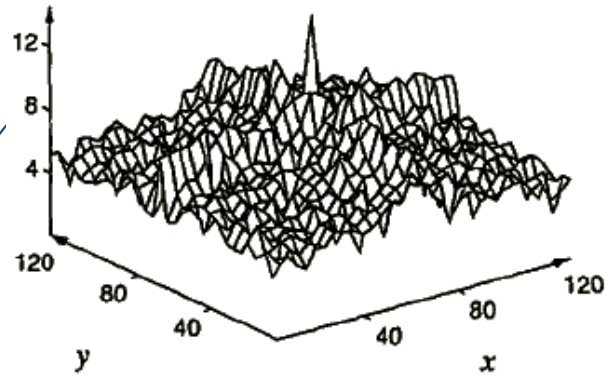


自相关函数

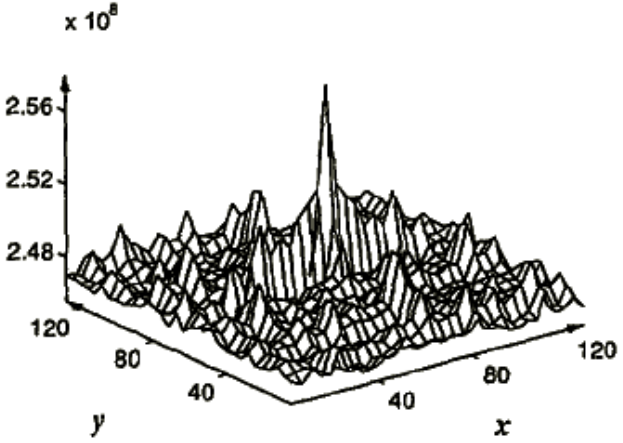
- 自相关函数被用来测量纹理的周期性以及纹理基元的大小
- 自相关函数的周期性反映纹理基元重复出现的周期性；
- 自相关函数下降速度反映纹理基元的粗细度：
  - 纹理粗，则缓降
  - 纹理细，则速降

自相关函数

- 自相关函数与Fourier变换存在联系
- 自相关函数可在频域中计算，而且效率更高.



规则纹理的Fourier对数谱

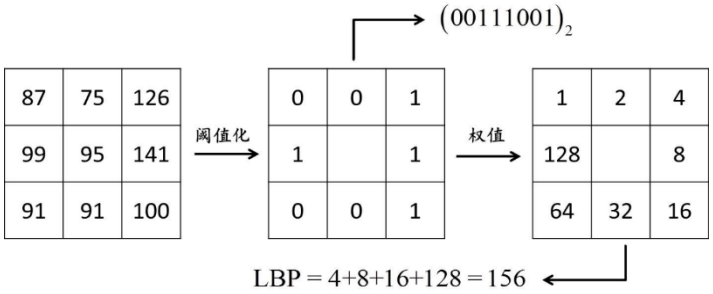


同一纹理的自相关函数

局部二值模式算子

- 局部二值模式 LBP（ Local Binary Pattern ）是一种非参数算子，用于描述图像特征

- 先统计LBP值值，然后分析纹理的模式



（2）结构分析法

- 纹理可以看作是由基元周期性地互相编织而成。
- 分析的出发点

特点：适合描述规则的人工纹理

缺点：

- 对不规则的自然纹理，基元提取困难，基元之间的排布规则复杂，结构分析法受到很大的限制。
- 例如，水，火及烟的纹理

结构描述的关键问题

- **确定纹理基元：**确定图像中的纹理基元，并将纹理基元从图像中提取出来

- **建立排列规则：**确定纹理基元排列方式，也就是研究纹理基元间的结构关系

用结构法描述纹理

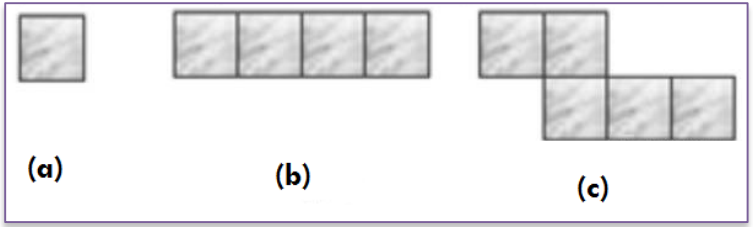
◆t表示纹理基元，a表示向右移动，b表示向下移动，建立排列规则 ：

(1) S -> aS（变量S可用aS来替换）

(2) S -> bS（ 变量S可用bS来替换）

(3) S -> tS（变量S可用tS来替换）

(4) S -> t（变量S可用t来替换）



那么，如果t是图中a的一个纹理基元，如果依次使用规则(3)，(1)，(3)，(1)，(3)，(1)，(4)，可得到tatatat，即生成如图b的图案。

如果依次使用规则(3)，(1)，(3)，(2)，(3)，(1)，(3)，(1)，(4)，即可得到下图c的图案

（3）模型分析法

- 模型分析法：一种表征纹理的方法是确定纹理图像的解析模型。
- 每一个模型都对应有一个参数集，确定模型参数也就确定了图像的纹理特性
- 两种模型：
  - Markov随机场（或者 Gibbs随机场）
  - 分形（fractal）

基于模型纹理分析的应用——纹理合成

（a）马尔柯夫过程

- 在一个随机过程中，对于每一t0时刻，系统的下一时刻状态概率仅与t0时刻的状态有关，而与系统是怎样和何时进入这种状态以及t0时刻以前的状态无关，这种随机过程称为马尔柯夫随机过程。

一种Markov随机场纹理合成算法

1. 给图像中的每个点随机生成一个灰度，形成初始图像；

2. 对图像中的每个点作如下处理：

   - ✓ 随机改变该点的灰度值；
   - ✓ 计算图像概率，根据该概率决定是否接受上述改变；

   重复步2直到图像稳定.

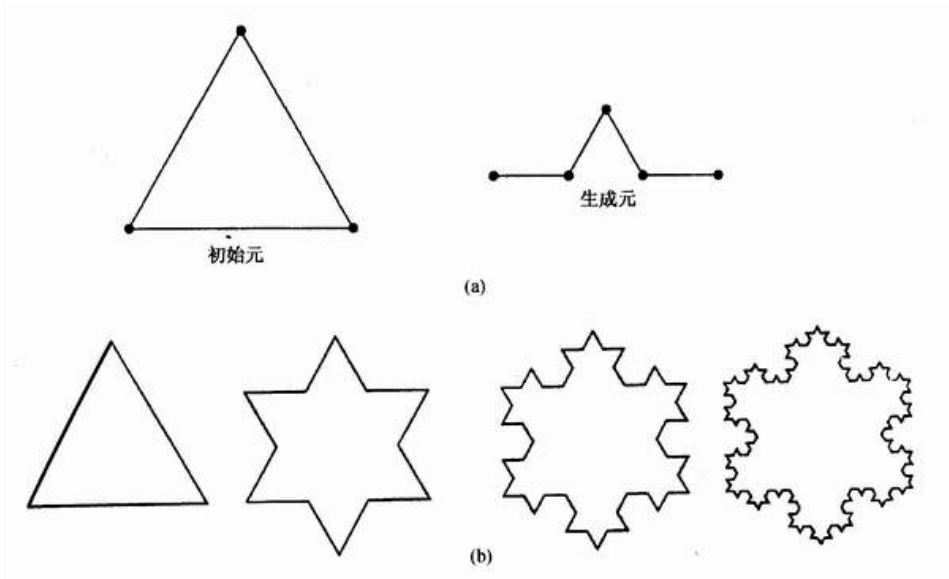
合成纹理的结果

（b）用分形理论分析纹理

- 1975年，美国数学家Mandelbort首次提出了分形(Fractal)的概念。
- 自然界中大多数物体的形状是及其复杂的，如云、海岸线等．将这些形体的局部细节取出并放大时，会发现放大后的形体与原形体十分相似．

用分形理论分析纹理

- 一个典型的例子是Koch曲线：



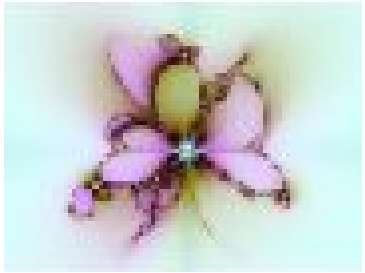
Koch曲线

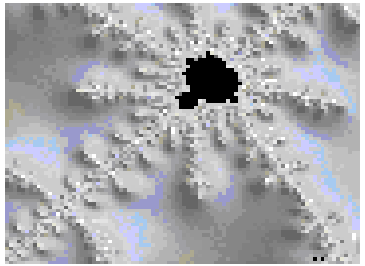
用分形理论分析纹理

- 在纹理特征的提取中，纹理的分形维数特征（FD）是对纹理的一种重要描述。
- 图像的纹理越复杂、细腻，则分形维数越大。提取分形维数特征的方法有很多种
- 例如，差分盒子计数法是 DBC(Differential Box-counting)，1994年由研究者 Sarkar and Chaudhuri提出

分形方法合成的纹理

- 在不同分形维数控制下，可以产生不同的纹理效果.

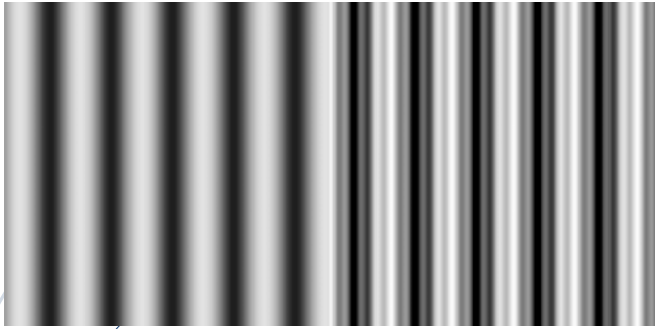




（4）纹理描述的频谱方法

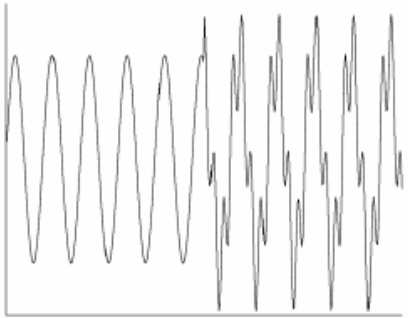
- 在分析纹理图像时，将图像分解为不同的频率和方向成分
- 纹理和图像频谱中的高频分量是密切联系的

（4）纹理描述的频谱方法

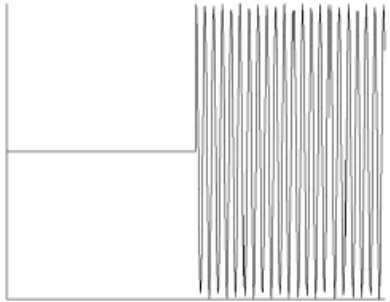


纹理图象

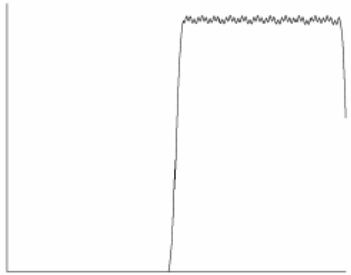
特征图象



水平信号



高通滤波



局部能量

空域滤波

- 局部模板法

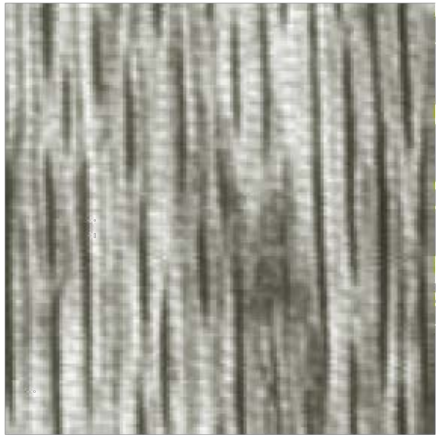
  设计一组具有频率选择性的模板，与图像做卷积. 以Laws模板为典型代表

- 局部矩法

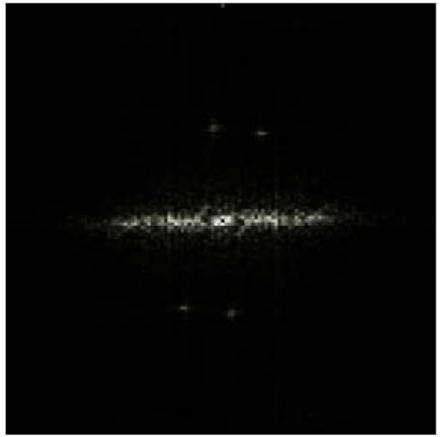
  以每一个像素为中心，计算局部窗口内的矩特征值，形成特征图象. 相当于用一组模板对图像进行滤波

Fourier变换特征

- 对图像做Fourier变换，根据能量谱和相位谱定义纹理特征



(a)



(b)

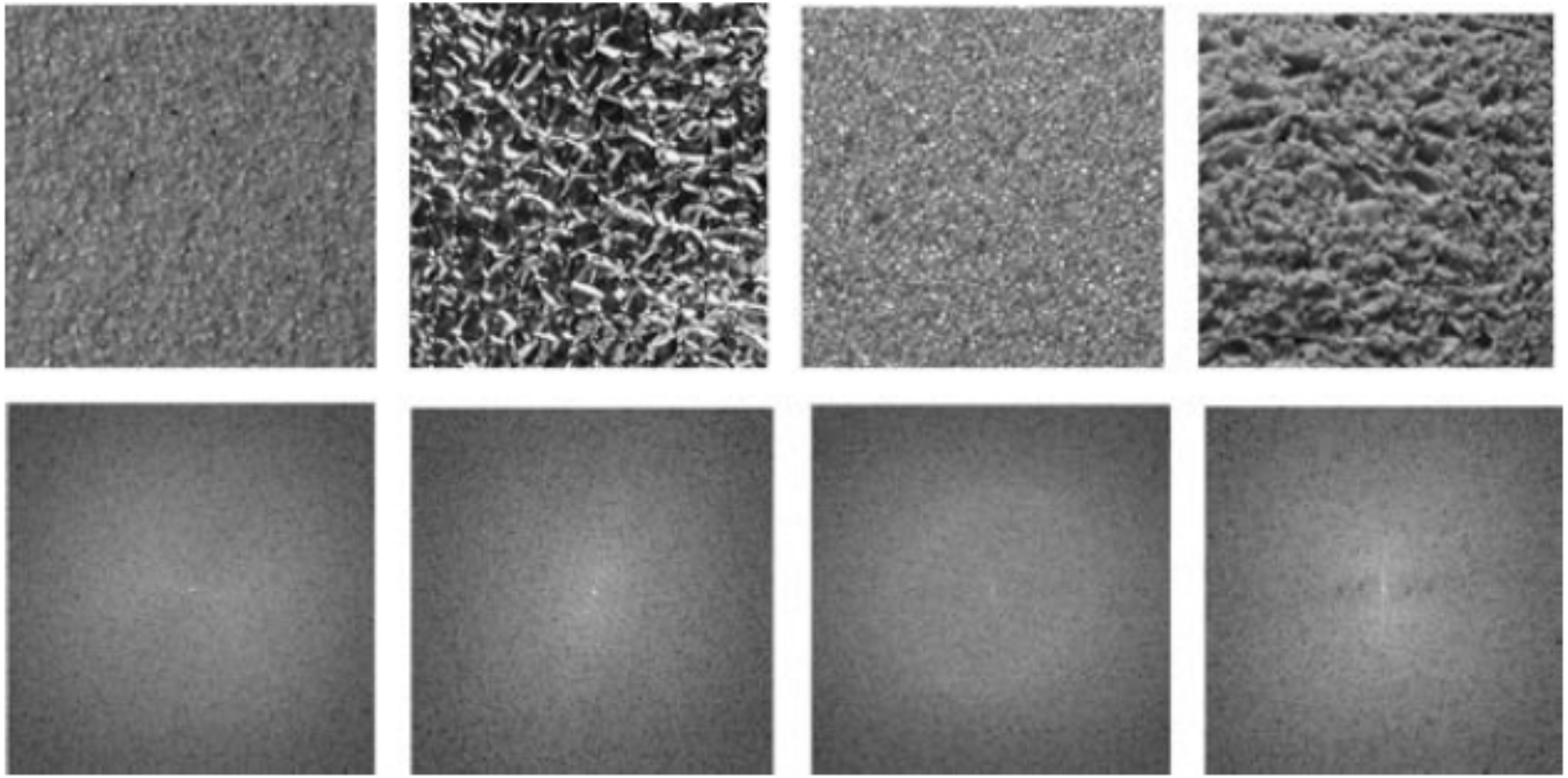
纹理图像及其Fourier变换

纹理描述的频谱方法

- 纹理和图像频谱中的高频分量是密切联系的
- 利用频谱能量分布鉴别纹理
- 常用的频域变换方法包括：傅里叶功率频谱法、塔式小波变换、Gabor变换等。
- 对图象作频率和方向选择性滤波，得到相应特征.

纹理描述的频谱方法

- 傅里叶频谱可用于纹理描述
- 当全局纹理模式在空域中很难检测出时，转换到频域中可能很容易分辨。
- 频谱纹理对区分**规则纹理**或**随机纹理**十分有效。
- 例如，纹理及其傅里叶变换的频谱



纹理描述的频谱方法

- 利用小波作为频域变换方法能够为信号提供一种层次的分析方法
- 采用不同尺度对纹理分析时，可以识别不同层次的纹理结构
- 根据被分析纹理特征，自适应地选择相应频带

5. 基于纹理的分类与识别

- 纹理作为一种重要的视觉线索，广泛存在于自然界各种物体的表面
- 纹理图像分类技术广泛应用于：
  - 视觉导航、场景分类、物体识别、人脸识别、智能视频分析、基于内容的图像和视频检索、遥感图像分析、工业检测、医学图像分析和文本分类等

5. 基于纹理的分类与识别

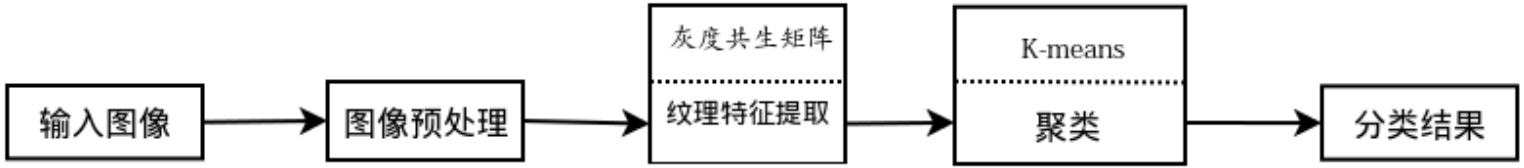
- 纹理图像分类
  - 将图像或图像区域的内容指定一个预
- 纹理分类两个关键环节
  - 纹理特征描述
  - 分类器

纹理分类问题

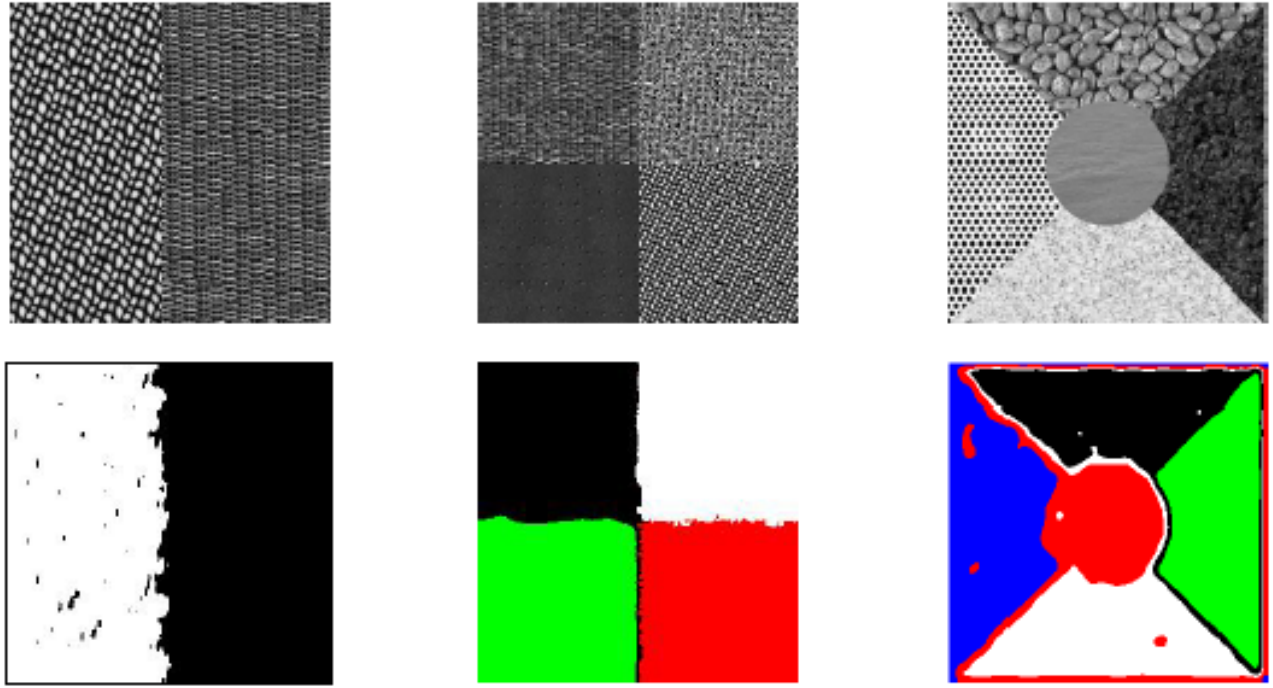
- 纹理分类算法通过手工特征或者特征学习方法对整个图像进行全局描述
- 将原始数据变换成一个合适的特征矢量,进一步利用分类器进行分类
- 常用纹理分类方法（分类器）
  - K 最近邻(K-Nearest Neighbor, KNN) 分类算法
  - K-means 聚类算法
  - 决策树分类算法
  - Boosting 算法
  - 支持向量机方法

基于K-means的纹理分类流程

- 假设利用共生矩阵对纹理特征进行描述：



基于K-means的纹理分类结果



2区域　　3区域　　4区域

纹理分类中存在的问题

- 纹理分类问题难度大：
  - 自然图像纹理分析和理解难度较大，需要在理论和算法方面开展创新研究
  - 纹理区域存在较大的类内差异，也即属于同一类的纹理表观特征差别比较大

6. 基于卷积神经网络（CNN）的纹理分割

- 卷积神经网络（CNN）自2012年以来，在纹理分类和检测方面取得了巨大的成就和广泛的应用
- Jonathan Long等人提出了全卷积神经网络（FCN）用于纹理的分割。
- 从抽象的特征中恢复出每个像素所属的类别

全卷积网络FCN优点

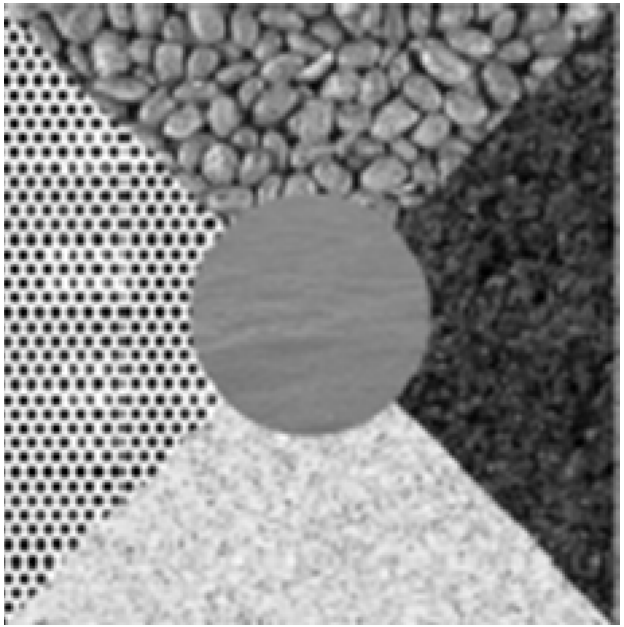
- FCN有两大明显的优点：
  - 可以接受任意大小的输入图像
  - 更加高效，避免了使用像素块带来的重复存储和计算卷积问题

输入　　结果

输入　　结果

深度学习纹理分割中存在的问题

- 纹理分类与纹理数据集，即大规模纹理数据库构建问题
- 随着大数据时代的到来，对数据集进一步丰富、完备的要求更加迫切
- 在数据足够多的情况下，构建简单的分类模型
- 纹理图像语义理解问题

实践技能训练

- 利用纹理分析方法，对下列纹理进行分割