

2.4 图像的纹理分析技术

纹理特征:

- ✓ 概述
- ✓ 基于统计方法的纹理特征:
 - 基于直方图的纹理特征
 - 灰度共生矩阵、基于灰度共生矩阵计算的二次特征量
 - LBP
- ✓ 基于结构的纹理特征

1

2.4 图像的纹理分析技术

几种纹理图像



一般来说, 可以认为纹理由许多相互接近、相互关联的元素构成, 并常常有周期性

2

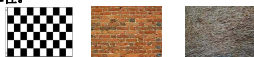
2.4 图像特征: 纹理 (Texture)

纹理概念:

- 纹理是图像中一个重要而又难于描述的特征, 至今还没有精确的纹理定义:
- 纹理是对图像中 (或图像中某一区域) 色彩或色度值空间分布的一种描述, 反映一个区域内像素灰度级空间分布的属性, 属于区域的内部特征。度量图像的粗糙性、光滑性、规则性等
- 纹理特征是一种不依赖于颜色或亮度的反映图像中同质现象的视觉特征
- 纹理是物体材料本身自有特性, 不随外界改变而改变
- 纹理是局部和全局的统一

2.4 纹理分析-纹理概念

- ✦ 以纹理特征为主导特性的图像称为纹理图像; 以纹理特性: 主导特性的区域称为纹理区域。
- ✦ 如果区域内灰度值没有变化, 该区域没有纹理。(变化: 有规律变化-且能被描述)
- ✦ 纹理描述了图像像素灰度级或颜色的某种变化, 故可表述: 图像强度局部变化的重复模式。是一种结构性或重复性的模式 (pattern)
- ✦ 纹理图像在局部区域内呈现不规则性, 而在整体上表现出: 种规律性。



2.4 纹理分析-纹理概念

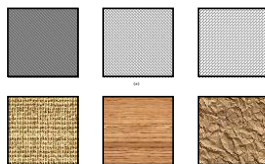


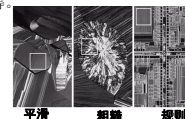
图: 人工纹理与自然纹理
(a) 人工纹理; (b) 自然纹理

5

2.4 纹理分析-纹理分析概念

纹理的描述

图像纹理可以定性地用许多词汇来描述不同类型的纹理结构: 如粗糙、精细、光滑、方向性、规则性和粒度等等。



平滑 粗糙 规则

2.4 纹理分析-概念

- ✦ 将这些语义描述转化为数学模型不容易。
- ✦ 纹理分析是指通过一定的图像处理技术抽取纹理特征, 从而获得纹理的定量或定性描述的处理过程。
- ✦ 纹理特征是从图像中计算出来的一值, 它对区域内部灰度级变化的特征进行量化。
- ✦ 纹理分析主要研究如何获得图像纹理特征和结构的定量描述和解释, 以便于图像分析、分割和理解
- ✦ 纹理分析是一种区域描述的方法。纹理分析方法有
 - ✦ 统计法: 纹理中相邻像素之间的灰度变化
 - ✦ 结构法: 纹理基元模板来描述。通常, 对于较大的纹理基元称之为粗纹理, 较小的纹理基元称之为细纹理。

2.4.1 纹理分析-统计法

- 统计方法研究与应用占主导地位。一般统计结构尺度来量化纹理的特征。
- 在统计结构尺度中我们不仅需要抓住或测量纹理在一个像素点邻近区域的变化, 而且还需考虑纹理的空间结构组织。
 - 不仅需要考虑相邻两个像素之间的灰度变化, 还要考虑它们之间的空间关系。
 - 在标注一个像素点的纹理特征时很可能是多维数据, 如距离、方向、灰度变化等等。

8

2.4 纹理分析-统计法

- ✓ 纹理分析的直方图统计方法: 灰度直方图的矩来描述纹理
- ✓ 灰度共生矩阵
- ✓ LBP

2.4.1 纹理分析统计法-直方图统计法

纹理分析的直方图统计方法(灰度直方图的矩来描述纹理)

将一幅图像各像素的灰度值 z 看作为随机变量, 构造其直方图

$$p(z) = \frac{n_i}{n} \quad (i=0, \dots, L-1 \text{ (Histogram)})$$

对于随机变量 z , 从概率论的角度, 其统计特性可通过其 n 阶矩得到更为完整的描述

$$\mu(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z - m) \cdot p(z_i) \quad m = \sum_{i=0}^{L-1} z \cdot p(z_i)$$

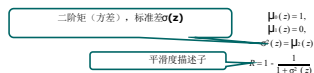
10

2.4.1 纹理分析统计法-直方图统计法

纹理分析的直方图统计方法(续)

由代表灰度级的随机变量 z 的 n 阶矩, 可得出系列描述一幅图像或区域纹理特性的表述及其计算方式。

$$\mu(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z - m) \cdot p(z_i) \quad m = \sum_{i=0}^{L-1} z \cdot p(z_i)$$



$R=0$: 等强度区域; $R=1$: 变化剧烈区域

11

2.4.1 纹理分析统计法-直方图统计法

纹理分析的直方图统计方法(续)
与直方图相关的其他量度

“一致性”量度 $U = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i)$ (uniformity)

平均熵量度

$$e = -\sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i) \text{ (average entropy)}$$

“一致性”量度 U 对具有极大一致性的图像(所有灰度级都相等)具有最大值

平均熵 e 表征了图像灰度的可变性。熵是可变量的量度。对于一个不变的图像, 熵的值为0

12

2.4.1 纹理分析统计法-直方图统计法

纹理分析的直方图统计方法(续)

Texture	Mean	Standard deviation	R (normalized)	Third moment	Uniformity	Entropy
Smooth	82.64	11.79	0.002	-0.105	0.026	5.434
Coarse	143.26	74.63	0.079	-0.151	0.008	7.263
Regular	99.72	33.73	0.017	0.750	0.013	6.658

2.4.1 纹理分析统计法-直方图统计法

纹理分析: 皮肤区域的光滑特性(粗糙度)。

在实际应用中一般使用灰度统计的思想来判断图像中某及其周围部分是否具有光滑特性。

首先得到区域的统计灰度值, 一般为平均值或区域中心的像素灰度值。

然后拿区域中的像素值与统计值比较产生特征, 即计算该区域内的像素灰度的SSD, 根据SSD(Sum of Squared Difference)值的平方和)值判断区域中心像素是否为目标像素。

$$SSD = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (G - \bar{G})^2$$

式中 G 为像素 $P(i,j)$ 的灰度值, \bar{G} 为 $n \times n$ 区域内的灰度平均值。

2.4.1 纹理分析统计法-直方图统计法

纹理分析: 皮肤区域的光滑特性(粗糙度)。



2.4.1 纹理分析统计法-直方图统计法

敏感图像判断:

- 肤色占整幅图像的比例;
- 肤色占肤色外接矩形的比例;
- 最大肤色连通区域占肤色外接矩形的比例;
- 图像中心区域肤色比例。



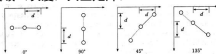
16

2.4.2 纹理分析统计法-灰度共生矩阵

直方图计算得到的纹理度量不携带像素彼此之间的相对位置的信息。在描述纹理时不仅要考虑灰度的分布还要考虑图像中像素的相对位置

令 Q 是定义两个像素彼此相对位置的一个算子(相距方向为 ϕ , 往往适当地选择 ϕ , 而 ϕ 则取0, 45, 90, 135度), 一幅图像具有 n 个可能的灰度级。

令 G 是一个矩阵, 其元素 G_{ij} 是灰度为 x_i 和 x_j 的像素对出现在 F 中由 Q 所指定的位置处的次数。这种方法形成的矩阵称为灰度级(灰度)共生矩阵。

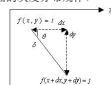


2.4.2 空间灰度共生矩阵

灰度共生矩阵就是 $h \times h$ 的图像 $f(x,y)$ 的灰度为 i 的像素出发, 统计与距离为 $\delta = (dx, dy)$ 的灰度为 j 的像素同时出现的概率 $p(i,j, \delta, \theta)$ 。用数学表达式则为:

$$p(i,j, \delta, \theta) = \frac{1}{n} \sum_{x,y} \delta[f(x,y) - i, f(x+\delta x, y+\delta y) - j]$$

灰度 i, j 组合将有 n^2 个, 将每个可能组合出现的次数(或者归一化的频度值概率)按顺序排列, 构成一个矩阵, 可以很好描述图像表面的灰度分布规律



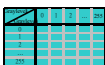
灰度共生矩阵的像素对

18

2.4.2 空间灰度共生矩阵

什么是灰度共生矩阵

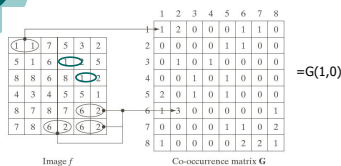
- 假设像素点的灰度值为56，则灰度共生矩阵大小为 56×256 。
- 灰度共生矩阵中第*i*行第*j*列的*P(i,j)*的值表示：符合某一约束条件、灰度值为*i*和*j*的像素点共同出现的次数概率。



19

2.4.2 纹理分析-统计法

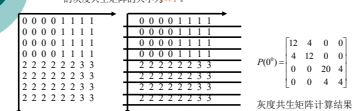
灰度可能取值：1,2,3,4,5,6,7,8



2.4.2 纹理分析-统计法-灰度共生矩阵

1. 0°方向灰度共生矩阵(下图)

当 $\theta = 0^\circ$ 时， $dx=1, dy=0$ ，由于所给图像中只有 4 个灰度级，因此所求得的灰度共生矩阵的大小为 4×4 。

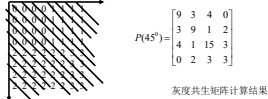


21

2.4.2 纹理分析-统计法-灰度共生矩阵

2.45°方向灰度共生矩阵

当 $\theta = 45^\circ$ 时， $dx=1, dy=-1$ 。



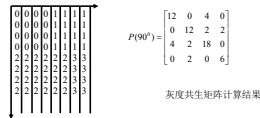
45°方向灰度共生矩阵计算示意图

22

2.4.2 纹理分析-统计法-灰度共生矩阵

3. 90°方向灰度共生矩阵

当 $\theta = 90^\circ$ 时， $dx=0, dy=-1$ 。



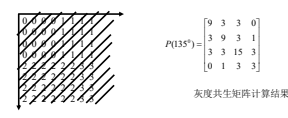
90°方向灰度共生矩阵计算示意图

23

2.4.2 纹理分析-统计法-灰度共生矩阵

4. 135°方向灰度共生矩阵

当 $\theta = 135^\circ$ 时， $dx=-1, dy=-1$ 。

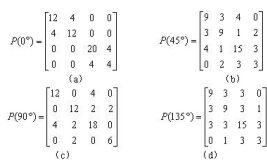


135°方向灰度共生矩阵计算示意图

24

2.4.2 纹理分析-统计法-灰度共生矩阵

灰度共生矩阵计算结果



25

2.4.2 纹理分析-灰度共生矩阵

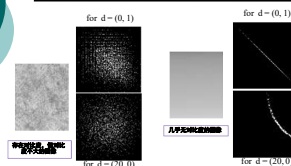
- 由此可见， $\delta(d), \varphi, \theta$ 取不同的数值组合，可以得到不同情况下的灰度共生矩阵。当 d' 取值较小时，对应于变化缓慢的纹理图像（较细的纹理），其灰度共生矩阵对角线上的数值大；而纹理的变化越快，则对角线上的数值越小，而对角线侧上的元素值增大。（常利用此性质做图像的纹理判别）

□ 对灰度共生矩阵的解释

- 灰度共生矩阵中对角线上值越大，表示图像的对比度越小
- 与对角线平行，且离对角线越近的平行线上值越大，表示图像的对比度越小
- 与对角线平行，且离对角线越远的平行线上值越大，表示图像的对比度越大

26

2.4.2 纹理分析-灰度共生矩阵



2.4.2 纹理分析-灰度共生矩阵

- 灰度共生矩阵用两个位置的像素联合概率密度来定义，表述纹理图像结构性质的基本函数。它不仅反映亮度的分布特性，也反映具有同样亮度或接近亮度的像素之间的位置分布特性，反映了图像灰度分布关于方向、局部邻域和变化幅度的综合信息。
- 灰度共生矩阵是有关图像亮度变化的二阶统计特征但是它没有提供纹理信息，为了描述纹理的状况，需在灰度共生矩阵的基础上再提取能综合表现灰度共生矩阵状况的纹理特征量，称为二次统计量。

2.4.2 纹理分析-灰度共生矩阵

定义的大量纹理特征量（二次统计量）可用于图像纹理分类。

典型的特征：

- 角二阶矩(能量)：是图像灰度分布均匀性的度量。由于是灰度共生矩阵元素值的平方和，也称为能量。
$$E(d, \varphi) = \sum_i \sum_j [p(i, j|d, \varphi)]^2$$

反映纹理分布均匀程度和粗细度。该值大表明一种均匀和规则变化的纹理（矩阵元素一些值大一些值小）

29

2.4.2 纹理分析-灰度共生矩阵

- 惯性矩(对比度)：图像的对比度可以理解图像的清晰程度。在图像中，纹理的沟纹越深，则其对比度越大，图像越清晰。

$$I(d, \varphi) = \sum_i k \left[\sum_j p(i, j|d, \varphi) \right], \quad k = i - j$$

度量图像中某个像素点与其邻域像素点之间的区别程度反映邻近像素的反差，是纹理变化的度量。也可理解为图像清晰程度、纹理强弱。

对比度值越大纹理效果越明显，值为表明图像完全均一、无纹理。

30

30

2.4.2 纹理分析-灰度共生矩阵

- 相关性：用来衡量灰度共生矩阵的元素在行的方向或列的方向的相似程度。

$$C(d, \varphi) = \frac{\sum_i \sum_j p(i, j|d, \varphi) - \mu_i \mu_j}{\sigma_i \sigma_j}$$

$$\mu_i = \sum_j p(i, j|d, \varphi), \mu_j = \sum_i p(i, j|d, \varphi)$$

$$\sigma_i^2 = \sum_j (i - \mu_i)^2 p(i, j|d, \varphi), \sigma_j^2 = \sum_i (j - \mu_j)^2 p(i, j|d, \varphi)$$

表征纹理的方向性。一般表现为纹理方向上相关值高于其他方向

2.4.2 纹理分析-灰度共生矩阵

- 熵、熵值：是图像所具有的信息量的度量，纹理信息也属于图像的信息。

✓ 若图像没有任何纹理（不变的图像，纯色图像），则灰度共生矩阵几乎为零矩阵，则熵值接近零。

✓ 若图像为较多的细小纹理，则灰度共生矩阵中的数值近似相等，则图像的熵值最大。若仅有较少的纹理，则灰度共生矩阵中的数值差别较大，图像的熵值就小。

$$H(d, \varphi) = - \sum_i \sum_j p(i, j|d, \varphi) \log p(i, j|d, \varphi)$$

表征纹理的复杂程度，是图像内容随机性的度量。纹理约复杂则熵越大。

32

2.4.2 纹理分析-灰度共生矩阵

- 同质性(逆差矩)：基于灰度共生矩阵，可提取如下特征：同质性(homogeneity)

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P(i, j)}{1 + |i - j|}$$

度量灰度共生矩阵各元素分布与其对角线的靠近程度度量图像纹理局部变化的多少、规则的程度。值大说明纹理的不同区域缺少变化，局部非常均匀。如果图像区别不大，则同质性这一特征所对应取值相对就大。

33

2.4.2 纹理分析-灰度共生矩阵

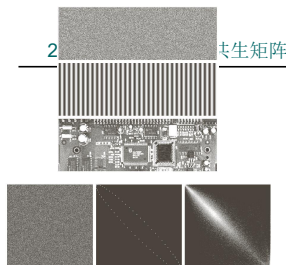
一幅图像的灰度级数一般是256级，这样级数太多会导致计算灰度共生矩阵大，计算量大。为了解决这一问题，在求灰度共生矩阵之前，压缩为16级(对灰度共生矩阵作归一化处理)。

$$\hat{p}(i, j) = p(i, j) / R$$

R—正规化常数。

34

34



2.4.2 纹理分析-灰度共生矩阵

Normalized Co-occurrence Matrix	Descriptor					
	Max Probability	Correlation	Contrast	Uniformity	Homogeneity	Entropy
G_1/n_1	0.00006	-0.0003	0.03	0.0003	0.0366	15.75
G_2/n_2	0.01500	0.9850	570	0.0120	0.0824	6.43
G_3/n_3	0.00660	0.8798	1.156	0.0489	0.2048	11.50

对比度：图像的随机性越低，其对比度越高。

一致性：图像的随机性越低，其一致性越高。

熵：随机性度量，熵值越大，随机性越高，表明图像由均匀噪声组成，每个灰度级都有近似相等的出现概率。

2.4.2 纹理分析-LBP特征

什么是LBP?

LBP是Local Binary Pattern的缩写，意思是局部二值模式。LBP是一种有效的描述图像局部纹理特征的算子。它是首先由 Ojala 等人在1994年提出，用于纹理特征提取。

它具有旋转不变性和灰度不变性等显著的优点。近年来，LBP 算子已经得到不断的发展和演化，并广泛地应用于**纹理分类**、纹理分割、人脸图像分析等领域。

2.4.2 纹理分析-LBP特征

基本LBP特征描述:

- 在3*3的窗口内，以窗口中心像素为阈值，将相邻8个像素的灰度值与其进行比较，若周围像素值大于中心像素值，则该像素点的位置被标记为1，否则为0。
- 3*3邻域内的8个点经比较可产生8位二进制数（通常转换为十进制数即LBP值，共256种），即得到该窗口中心像素点的LBP值，并用这个值来反映该区域的纹理信息。如下图所示：

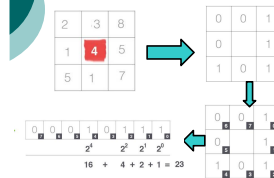
$$LBP(x_i, y_i) = \sum_{p=0}^{P-1} 2^p s(i_p - i_c)$$

其中 x_c, y_c 为中心像素，亮度是 i_c ，而 i_p 则是相邻像素的亮度。 s 是一个符号函数

$$s(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

2.4.2 纹理分析-LBP特征

基本LBP特征描述:



2.4.2 纹理分析-LBP特征

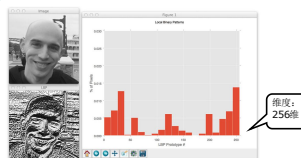
基本LBP特征描述



用处：
灰度图转为LBP特征图像，从理论上讲没有降维，也无法进行分类？
特征描述：将LBP特征进行直方图统计。
将直方图向量送入分类器进行分类

2.4.2 纹理分析-LBP特征

得到了每个像素分割的LBP，建立一个直方图，每个LBP的种类作横轴，每种LBP出现的次数为纵轴。

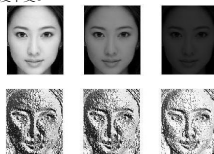


2.4.2 纹理分析-LBP特征

LBP 光照不变性：从 LBP 的定义可以看出，LBP 算子是灰度不变。
因为通过这种转换，可以将一个像素点与邻域的差值关系用一个数表示，因为BP记录的是像素点与邻域像素的差值关系，所以光照变化引起像素值的同增同减不会改变BP的大小，特别是在局部的区域。我们可以认为光照对图像造成的像素值变化是单向的，所以BP可以很好的保存图像中像素值的差值关系。

2.4.2 纹理分析-LBP特征

LBP 光照不变性：从 LBP 的定义可以看出，LBP 算子是灰度不变。



2.4.2 纹理分析-LBP特征改进

LBP的改进版本

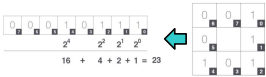
由于基本LBP算子的局限性，研究人员不断对其进行改进。

- 圆形LBP
- LBP均匀模式
- LBP旋转不变性

2.4.2 纹理分析-LBP特征改进

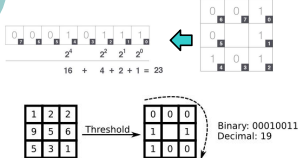
改进3) LBP旋转不变模式

- 光照不变性：从LBP的定义可以看出，LBP算子是灰度不变。
- 但却不是旋转不变的。图像的旋转就会得到不同LBP值。



2.4.2 纹理分析-LBP特征改进

改进3) LBP旋转不变模式



2.4.2 纹理分析-LBP特征改进

改进3、LBP旋转不变模式

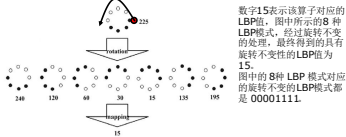
Maenpaa等人又将LBP算子进行了扩展，提出了具有旋转不变性的LBP算子，即不断旋转圆形邻域得到一系列初始定义的LBP值，取其最小值作为该邻域的LBP值。

- 用公式表示如下：
$$LBP_{rot}^P = \min(ROR(LBP_{rot}^P, i)) \quad i=0, \dots, P-1$$
- 其中 LBP_{rot}^P 表示旋转不变的LBP算子， $ROR(x, i)$ 函数为旋转函数，表示将x循环右移 $i(i < P)$ 位。

2.4.2 纹理分析-LBP特征改进

改进3) LBP旋转不变模式

- Maenpaa等人不断旋转圆形邻域得到一系列初始定义的LBP值，取其最小值作为该邻域的LBP值。



2.4.2 纹理分析-LBP特征改进

改进3) LBP旋转不变模式

通过引入旋转不变的定义，LBP算子不仅对于图像旋转表现得更为鲁棒，并且LBP模式的种类进一步减少，使得纹理识别更加容易。从另一方面来说，旋转不变的LBP算子的最大缺陷在于其丢失了方向信息，而对于某些场合来说，方向信息是十分重要的信息。然而，对于同类纹理图像的分析， LBP_{rot} 算子已经被证明是有效的。

2.4.2 纹理分析-LBP特征改进

旋转不变的等价模式

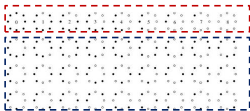
- LBP_{rot}^P 算子还可以与等价模式联合起来，将等价模式类进行旋转得到旋转不变的等价模式，这使得可能的模式种类由 2^P 类减少为 $P+1$ 类。所有的非等价模式被归为第 $P+1$ 类，如公式(2.11)所示：

$$LBP_{rot}^P = \begin{cases} U(G_i) & \text{if } U(G_i) \leq 2 \\ P+1 & \text{if } U(G_i) > 2 \end{cases}$$

- 其中 $U(G_i)$ 表示0到1或1到0跳变的次数， LBP_{rot}^P 被称为旋转不变的等价模式。

2.4.2 纹理分析-LBP特征改进

各种类型的旋转不变BP



总共有 $P+1$ 种。

2.4.2 纹理分析-LBP特征改进

经过Uniform Pattern模式和旋转不变的改进后，LBP算子不仅具有了旋转不变性和灰度不变性的显著特点，原始LBP的模式种类也得到了大幅度的减少。下表显示了不同LBP算子的模式维数。从下表可以看出，经过等价模式和旋转不变等价模式的改进，原始LBP模式的种类得到大幅度降低。

表 几种LBP算子的维数比较

Table 1 Comparison of the dimension of LBP operators			
原始模式数	等价模式	旋转不变等价模式	
LBP^P	256	$58(P+1)$	9
LBP_{rot}^P	65536	$242(P+1)$	17
LBP_{rot}^P	16777216	$554(P+1)$	25

2.4.2 纹理分析-LBP特征改进应用

LBP的应用

改进后LBP算子具有旋转不变和光照不变等优点，还支持多尺度分析，其算法复杂度低，消耗内存小，原理简单。**LBP是一种有效的描述图像局部纹理特征的算子**

- LBP算子在模式识别和纹理分析等方面得到了极大的推广和发展。LBP已经被应用在工业检测、图像恢复、人脸分析和场景分析等方面。但并不一定适合所有的特征描述。

2.4.2 纹理分析-LBP特征改进应用

LBP用于检测的原理

- 对图像采用LBP算子提取特征后得到的仍然是一幅图像，经过LBP运算后，所改变的只是各个像素点的取值，我们将经过LBP运算后的图像称为LBP图像。

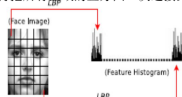


图 2.6 图像及其LBP图像

在LBP的应用中，如纹理分类、人脸分析等，一般都不LBP图像作为特征向量用于分类识别，而是采用LBP特征谱的统计直方图作为特征向量用于分类识别。常用非参数统计的方法比较两个样本间LBP直方图分布的相似性，采用这种方法的优点在于可以避免对特征分布做假设。

2.4.2 纹理分析-LBP特征改进应用

子区域：LBP“特征”跟位置信息是紧密相关的。直接对两幅图片提取这种“特征”，并进行判别分析的话，会因为“位置没有对准”而产生很大的误差。为了考虑特征的位置信息，把图像分成若干个小区，在每个小区域里进行直方图统计，即统计该区域内属于某一模式的数量，最后再把所有区域的直方图一次连接到一起作为特征向量



这张图可以反映该区域的纹理信息

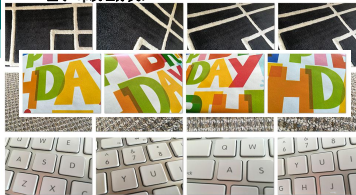
2.4.2 纹理分析-LBP特征改进应用

对LBP特征向量进行提取的步骤

- (1) 首先将检测窗口划分为 6×16 的小区域 (cell)；
- (2) 对于每个cell中的一个像素，将相邻8个像素的灰度值与其进行比较，若周围像素值大于中心像素值，则该像素点的位置就标记为1，否则为0。这样， 3×3 邻域内8个点经比较可产生8位二进制数，即得到该窗口中心像素点LBP值；
- (3) 然后计算每个cell的直方图，即每个数字（假定是十进制数LBP值）出现的频率；然后对该直方图进行归一化处理。
- (4) 最后将得到的每个cell的统计直方图进行连接成为一个特征向量，也就是整幅图LBP纹理特征向量；
- (5) 然后便可利用SVM或者其他机器学习算法进行分类了。

2.4.2 纹理分析-LBP特征改进应用

基于lbp纹理分类：



2.4.2 纹理分析-LBP特征改进应用

基于lbp纹理分类：Linear SVM + Local Binary Pattern



2.4.4 纹理的结构分析方法

纹理的结构分析方法

该方法认为纹理是由**结构基元**按照**某些重复性规则**而构成的**模式**，其表述过程实际是对纹理基元的提取以及对基元分布规则的描述。

- ✓ 纹理分析基本过程是从像素出发，在纹理图像中提取出一些辨识度比较强的特征，作为检测出的纹理基元，并找出纹理基元排列的信息，建立纹理基元模型，然后再利用此纹理基元模型对纹理图像进一步分割、分类或是辨识等处理。

69

2.4.4 纹理分析-句法结构分析法

在纹理的句法结构分析中，把纹理定义为结构基元按某利规则重复分布所构成的模式。为了分析纹理结构，首先要描述结构基元的分布规则，一般可做如下两项工作：

①从输入图像中提取结构基元并描述其特征；

②描述结构基元的分布规则。

具体做法如下：首先把一张纹理图片分成许多窗口，形成子纹理。最小的**小块就是最基本的子纹理，即基元**。纹理基元可以是一个像素，也可以是4个或9个灰度比较一致的像素集合。纹理的表达可以是多层次的，它可以从像素或小块纹理一层一层地向上拼合。然，基元的排列可有不同规则，第一级纹理排列**为4**，第二级排列**为16**，其中**4**、**16**代表基元或子纹理。这样就组成了一个多层的**树状结构**，可用**树状文法产生一定的纹理并用句法加以描述**

2.4.4 纹理分析-句法结构分析法

结构纹理分析

结构方法假定纹理由**基元**和其**空间排列**组成，纹理分析就变成确定这些基元并定量分析它们的空间排列

- ✓ **纹理基元**可以是一个像素点，也可以是若干个灰度上比较接近的像素点的集合识别基元，本身有很大难度，可根据基元的特性分布，如大小、方向、参数变化等进行分析。Gabor纹理特征提取。
- ✓ 对基元间的位置关系，如间距、相位等，采用模型和文法进行分析描述；**基元**可以构成较为基本的、同时也是比较小的**纹理**，最后由于纹理按某种空间组织规则合成为一幅完整的纹理图像。

71

2.4.4 纹理分析-句法结构分析法

给出3个纹理基元合成为一个子纹理的过程，对产生的子纹理应用规则的空间组织规则形成了如图(b)所示的纹理图像。

- ✓ 如果给出纹理基元 $t(x, y)$ 的排列规则 $f(x, y)$ ，就能够将这些基元按照规定的方式组织成所需的纹理模式 $s(x, y)$ 。可将纹理 $t(x, y)$ 定义为： $t(x, y) = h(x, y) * f(x, y)$ [卷积]



(a) 纹理的基元 (b) 纹理图像

72

2.4 纹理分析应用

纹理分析的应用领域

遥感图像：大部分呈现纹理类型

海洋波浪——波浪的波长越长，图像的纹理越粗；由于海浪波长与波长存在密切关系，通过纹理分析可获得波浪的波长、走向和浪高信息

地利用：一森林比灌木林有更为粗糙的纹理；湿地和沼泽比森林和灌木林有更为细腻的纹理；沼泽与湿地相比，其纹理更细，色调变化更缓慢。

地质构造——山脉与小丘呈现典型的纹理特征；细微纹理结构一般属于流域、细颗粒状沉积岩；粗造纹理结构一般属于粗造沉积岩；蜂巢状纹理一般属火成岩。

73

2.4 纹理分析应用

纹理分析的应用领域

显微图像：

细胞图像的细胞核结构变化信息反映在图像上是纹理变化

材料的显微图像多呈现纹理型，可借助纹理分析获得材质的一系列特性如各向同性、各向异性、粒子粗细、表面粗糙度、光洁度等

X射线图像：人体内脏照片的纹理分析，可提供各器官组织异的定量分析与解释

思考题2：基于纹理的BP纹理特征描述方法，及实现案例。

思考题3：基于Gabor的纹理特征描述方法，及实现案例。

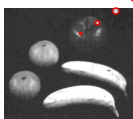
2.5 小结

- 图像特征是指图像的原特性或属性。
- 常见的图像特征可以分为灰度特征、纹理特征和几何形状特征等。
- 区域内部空间域分析是直接对区域的空间域对区域内提取形状特征，主要有欧拉数、凹凸性、距离和区域的测量。
- 区域内部变换分析是形状分析的经典方法，它包括求区域的各阶段统计矩、投影和截口等。
- 区域外部形状是指构成区域边界的像素集合。
- 形状描述子是一种对物体形状的简洁描述，包括区域边界的链码、孤立叶描述算子、骨架化、细化、区域边界Hough变换和广义Hough变换等。
- 纹理分析的方法大致分为统计方法和结构方法两大类。

75

课堂练习题

问题1：



找苹果？



问题2：写出颜色、纹理、形状3种特征描述子。并对9种特征描述子中其中一种展开描述

76