

## Introdução ao Processamento Digital de Imagem MC920 / MO443

Prof. Hélio Pedrini

Instituto de Computação  
UNICAMP

<http://www.ic.unicamp.br/~helio>

1º Semestre de 2019

## 1 Textura

- Conceitos
- Aplicações
- Bases de Textura
- Descritores

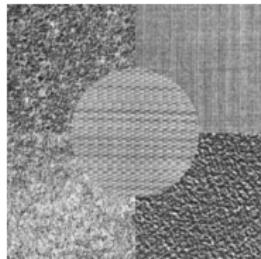
- Uma das tarefas mais complexas presentes na análise de imagens está na definição de um conjunto de características capazes de descrever de maneira efetiva cada região contida em uma imagem, de modo a ser utilizado em processos de mais alto nível, tal como a classificação de padrões.
- Uma abordagem natural está em recorrer às características utilizadas pelos humanos na interpretação de informações visuais.
- A textura encontra-se entre as características empregadas pelo sistema visual humano, contendo informações sobre a distribuição espacial e a variação de luminosidade, além de descrever o arranjo estrutural das superfícies e relações entre regiões vizinhas.
- Devido aos aspectos citados, a utilização de informações texturais se apresenta como uma abordagem adequada para descrição de regiões da imagem.

- Embora o sistema visual humano apresente facilidade no reconhecimento e descrição de texturas, é extremamente difícil formalizar sua definição ou desenvolver um conjunto de descritores ou medidas que possa ser utilizado para análise de imagens em diferentes domínios de aplicações.
- Tal dificuldade é refletida pela grande quantidade de definições e métodos de análise de texturas encontrados na literatura.
- A ocorrência de interações aleatórias e grandes variações no nível de cinza entre as primitivas caracterizam *texturas finas*, enquanto interações melhor definidas e a presença de regiões mais homogêneas caracterizam *texturas ásperas*.

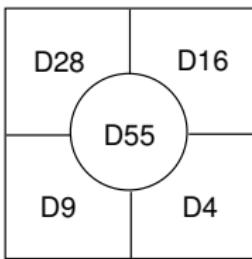
- Dentre as principais aplicações que utilizam análise de texturas estão:
  - ▶ *classificação*, que objetiva a criação de um mapa no qual cada região é identificada como pertencente a uma determinada classe previamente definida por meio de um conjunto de treinamento.
  - ▶ *segmentação*, visando particionar a imagem em regiões que apresentem características semelhantes.
  - ▶ *síntese de texturas*, responsável pela determinação de um modelo capaz de gerar uma dada textura.

## Análise de Texturas

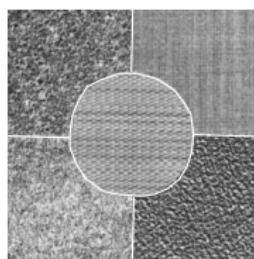
- A figura a seguir exemplifica essas aplicações da análise de texturas.



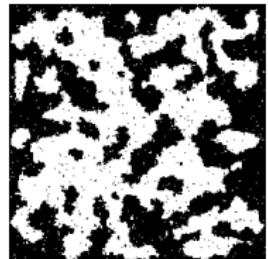
(a) imagem monocromática original



(b) mapa de classes



(c) imagem após processo de segmentação

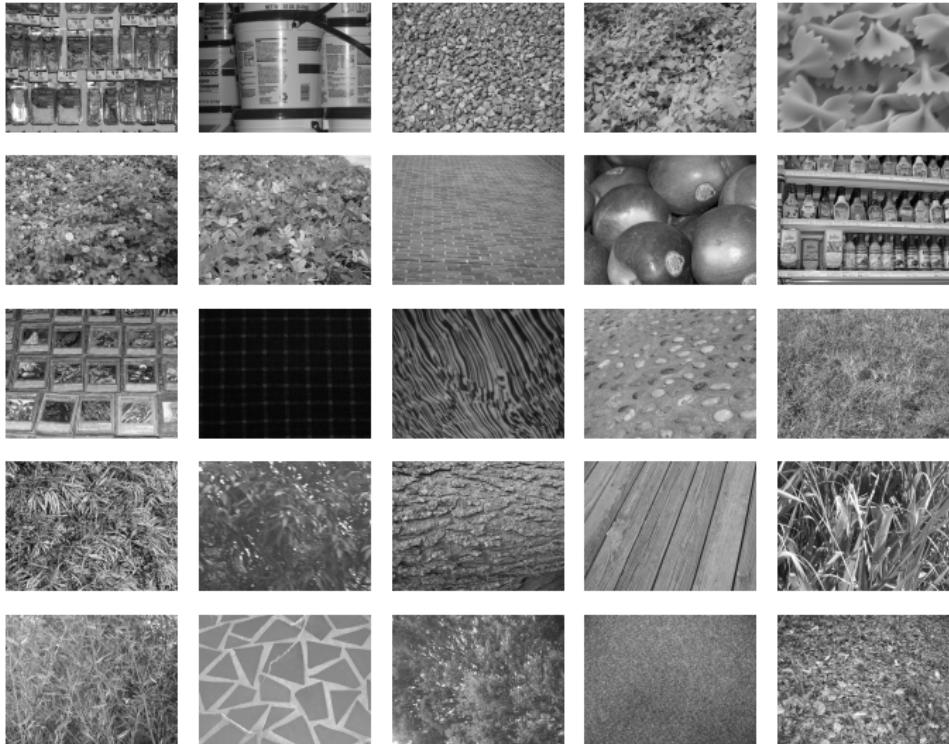


(d) textura sintética gerada pela amostragem de um campo aleatório de Markov

- Aplicações como classificação e segmentação podem utilizar mosaicos compostos por texturas distintas ou conjuntos que apresentem centenas de imagens para demonstrar os resultados obtidos, bem como validar as metodologias desenvolvidas.
- Amostras de texturas podem ser obtidas a partir de álbuns como Brodatz, OuTex, VisTex, Meastex, Barktex, UIUC e UMD.

# Análise de Texturas

- Algumas amostras de texturas da base UMD.



# Análise de Texturas

- Algumas amostras de texturas da base UIUC.



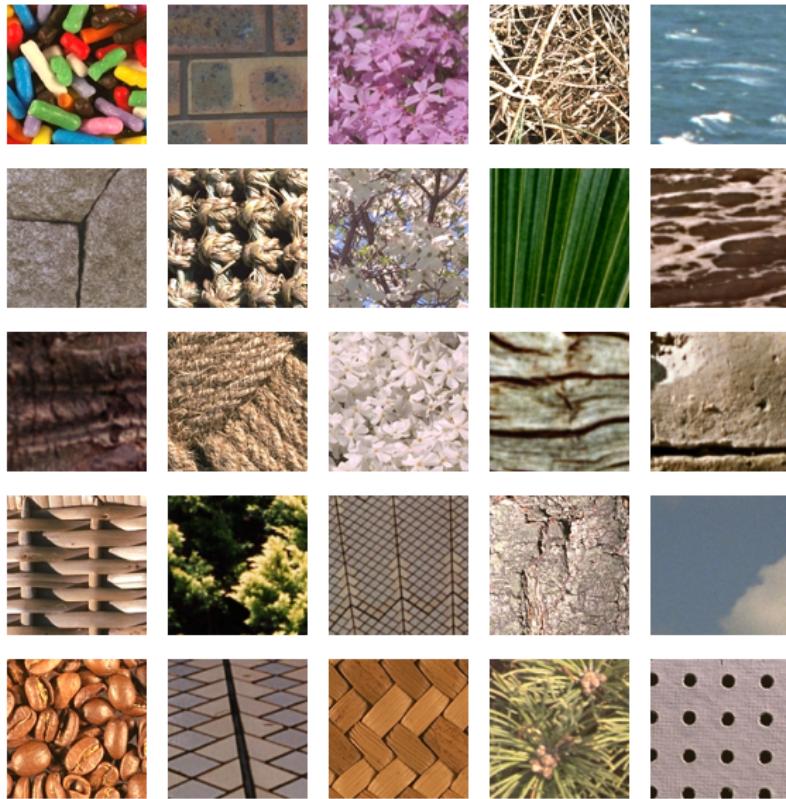
# Análise de Texturas

- Algumas amostras de texturas da base OuTex.



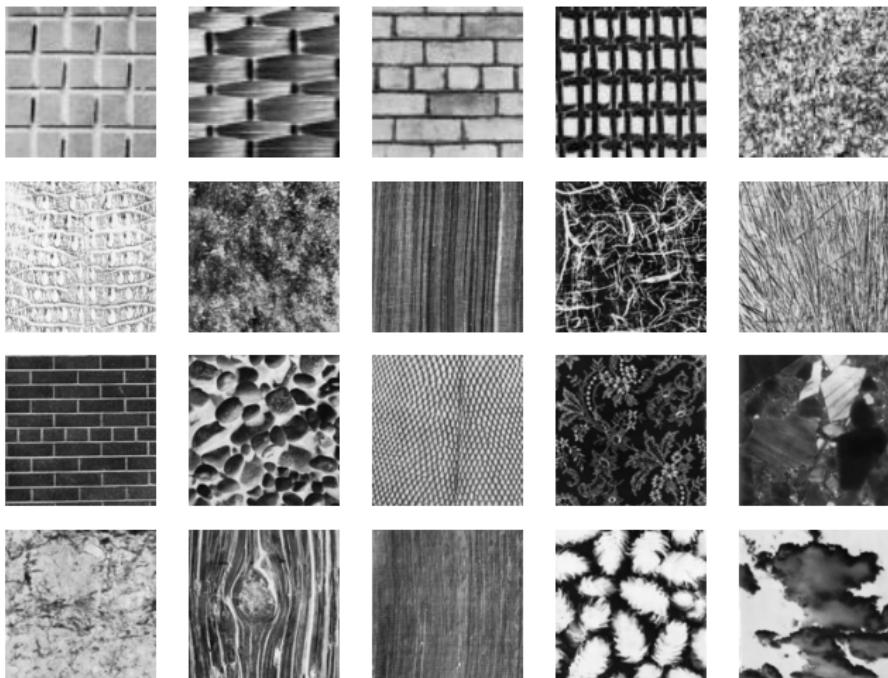
# Análise de Texturas

- Algumas amostras de texturas da base VisTex.



# Análise de Texturas

- Algumas amostras de texturas da base Brodatz.



- Normalmente, as medidas resultantes da aplicação dos métodos de análise de texturas são obtidas por meio dos processos de extração e seleção de características.
- A extração de características de texturas é responsável por executar transformações nos dados de entrada, de modo a descrevê-los de maneira simplificada, porém, representativa, enquanto a seleção visa reduzir o número de medidas, eliminando aquelas que apresentam redundância.

- Os métodos que utilizam a abordagem estatística não buscam compreender explicitamente a estrutura hierárquica da textura, mas tentam representar a textura indiretamente por propriedades não-determinísticas que definem distribuições e relacionamentos entre os níveis de cinza dos pixels pertencentes a uma imagem.
- A primitiva mais simples que pode ser definida em uma imagem digital em níveis de cinza é um pixel, que tem como propriedade o próprio nível de cinza.
- A distribuição dos níveis de cinza dos pixels pode ser caracterizada por medidas como média, variância, desvio padrão, assimetria e curtose: tais medidas estatísticas dependem apenas da intensidade de cinza individual de cada pixel, característica que as torna sensíveis, por exemplo, a variações monotônicas nos tons de cinza.
- Para evitar problemas dessa natureza são consideradas relações dependentes das transições de níveis de cinza entre dois ou mais pixels localizados em uma vizinhança.

## Medidas Baseadas na Distribuição de Níveis de Cinza

- Medidas básicas:

- ▶ Média: representa o valor esperado da distribuição dos níveis de cinza presentes na textura

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g_i$$

- ▶ Variância: descreve quanto os valores estão dispersos em torno da média, em que  $g_i$  representa o tom de cinza para o  $i$ -ésimo pixel e  $n$  o número de pixels presentes na textura

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (g_i - \mu)^2$$

## Medidas Baseadas na Distribuição de Níveis de Cinza

- ▶ Grau de assimetria: é um indicador da concentração de valores em relação à mediana. Distribuições como a Gaussiana apresentam assimetria nula, enquanto assimetria negativa está presente em distribuições concentradas à esquerda da mediana

$$s = \frac{1}{n\sigma^3} \sum_{i=1}^n (g_i - \mu)^3$$

- ▶ Curtose: indica o achatamento da função de distribuição e apresenta valores negativos em distribuições com forma mais achatada que a Gaussiana, ou seja, distribuições cujas regiões de alta probabilidade não se encontram tão concentradas próximas à média quanto à distribuição Gaussiana

$$k = \left( \frac{1}{n\sigma^4} \sum_{i=1}^n (g_i - \mu)^4 \right) - 3$$

## Medidas Baseadas na Distribuição de Níveis de Cinza

- Outra abordagem aplicada para extração de medidas estatísticas está na utilização do histograma dos níveis de cinza, o qual provê informações baseadas na consideração individual dos níveis de cinza contidos na textura.
- Seja uma imagem composta de  $n$  pixels, a função de massa de probabilidade pode ser determinada por meio da equação

$$P(i) = \frac{h(i)}{n}$$

em que  $h(i)$  denota o número de ocorrências de pixels apresentando intensidade  $i$ .

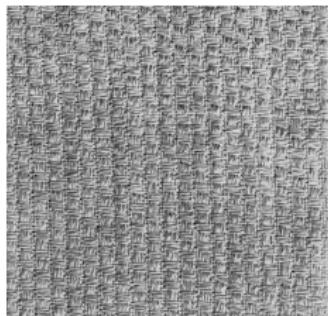
- Duas medidas que podem ser calculadas a partir do histograma são a energia e a entropia, expressas respectivamente como

$$E = \sum_{i=0}^{H_g} (P(i))^2 \quad H = - \sum_{i=0}^{H_g} P(i) \lg(P(i))$$

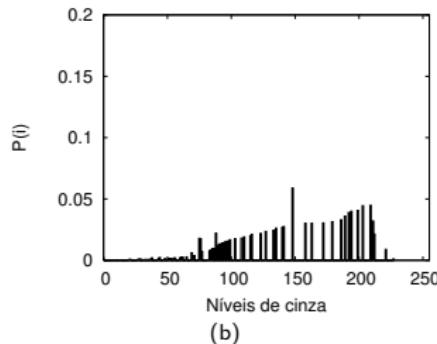
em que  $H_g$  denota o tom de cinza máximo.

## Medidas Baseadas na Distribuição de Níveis de Cinza

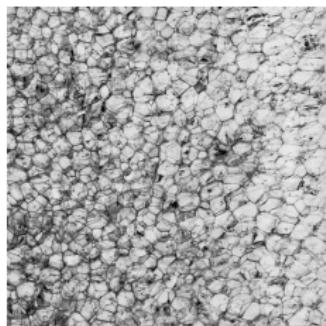
- A figura a seguir apresenta dois histogramas obtidos para texturas do álbum Brodatz mostradas à esquerda na figura.



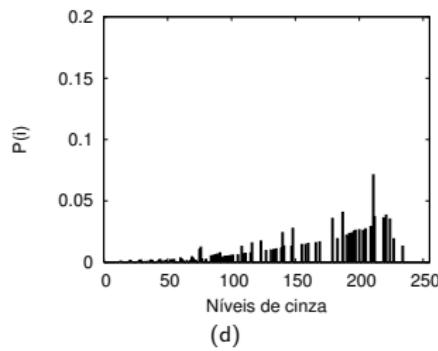
(a)



(b)



(c)



(d)

## Medidas Baseadas na Distribuição de Níveis de Cinza

- As medidas calculadas para a figura (a) são:

- ▶  $\mu = 146.74$  (média)
- ▶  $\sigma^2 = 2290.21$  (variância)
- ▶  $s = -0.28$  (grau de assimetria)
- ▶  $k = -1.03$  (curtose)
- ▶  $E = 0.03$  (energia)
- ▶  $H = 5.40$  (entropia)

- As medidas calculadas para a figura (c) são:

- ▶  $\mu = 167.33$  (média)
- ▶  $\sigma^2 = 2542.54$  (variância)
- ▶  $s = -0.82$  (grau de assimetria)
- ▶  $k = -0.30$  (curtose)
- ▶  $E = 0.02$  (energia)
- ▶  $H = 5.73$  (entropia)

## Matriz de Coocorrênciā

- Métodos que consideram relações entre pixels têm demonstrado alto poder discriminatório em uma grande variedade de imagens.
- Uma das abordagens utilizadas para adquirir informações sobre transições de níveis de cinza entre dois pixels é aquela obtida por meio da construção da matriz de coocorrência, baseada na ocorrência repetida da configuração de alguns níveis de cinza na textura, variando rapidamente segundo a frequência espacial em texturas finas e lentamente em texturas ásperas.
- Dado um relacionamento espacial entre os pixels componentes de uma textura, os elementos da matriz de coocorrência descrevem a frequência com que ocorrem as transições de nível de cinza entre pares de pixels.
- Efetuando-se variações na relação espacial, por meio de alterações na orientação e distância entre as coordenadas dos pixels, podem ser obtidas diversas matrizes de coocorrência, a partir das quais são extraídas medidas utilizadas para análise da texturas.

## Matriz de Coocorrênciā

- O número de linhas e colunas dessa matriz é proporcional à quantidade de níveis de cinza contidos na textura, ou seja, independe das dimensões da textura, acarretando, dessa maneira, perda do relacionamento espacial nela contida.
- Adicionalmente, o elemento  $P(m, n)$  da matriz de coocorrência representa o número de transições entre os níveis de cinza  $m$  e  $n$  que ocorrem na textura.
- Anteriormente à determinação da matriz de coocorrência, deve-se definir o relacionamento entre os pixels, ou seja, determinar quais pixels e quais transições de níveis de cinza serão considerados.
- Para isso, constrói-se o conjunto  $S$ , no qual cada elemento é composto de dois pares ordenados denotando as coordenadas de cada pixel envolvido na relação.

## Matriz de Coocorrênciа

- Após a determinação desse conjunto, utiliza-se a equação a seguir para determinar o número de transições que ocorrem entre cada par de tons de cinza contido na textura, em que  $f(x, y)$  denota o tom de cinza do pixel localizado na coordenada  $(x, y)$ , ou seja, na  $x$ -ésima coluna e  $y$ -ésima linha da imagem.

$$P(m, n) = \# \{ \{(i, j), (k, l)\} \subset S \mid f(i, j) = m \text{ e } f(k, l) = n \}$$

- Uma vez determinado o número de ocorrências de cada uma das transições de níveis de cinza, basta acrescentar o valor  $P(m, n)$  na  $m$ -ésima linha e  $n$ -ésima coluna da matriz, obtendo-se, então, a matriz de coocorrência.
- Com isso, percebe-se que as dimensões da matriz dependem do número de níveis de cinza contidos na textura.

## Matriz de Coocorrênciā

- A figura 1 exemplifica a composição da matriz de coocorrência para quatro níveis de cinza.

	0	1	2	3
0	$P(0, 0)$	$P(0, 1)$	$P(0, 2)$	$P(0, 3)$
1	$P(1, 0)$	$P(1, 1)$	$P(1, 2)$	$P(1, 3)$
2	$P(2, 0)$	$P(2, 1)$	$P(2, 2)$	$P(2, 3)$
3	$P(3, 0)$	$P(3, 1)$	$P(3, 2)$	$P(3, 3)$

**Figura:** Composição da matriz de coocorrência. Cada elemento é composto do número de transições que ocorrem entre dois níveis de cinza específicos.

## Matriz de Coocorrênciā

- Apesar de a matriz de coocorrência ter sido definida como sendo composta do número de transições que ocorrem entre determinados níveis de cinza, as características de texturas são obtidas a partir de outra representação dessa matriz, denominada representação normalizada.
- Nessa representação, conforme mostrado pela equação 1, cada elemento da matriz original é dividido pela soma de todos os seus componentes, em que  $H_g$  denota o nível de cinza máximo presente na imagem, em que  $m, n = 0, \dots, H_g$ .

$$p_{m,n} = \frac{P(m,n)}{\sum_{i=0}^{H_g} \sum_{j=0}^{H_g} P(i,j)} \quad (1)$$

## Matriz de Coocorrênci

### Exemplo:

Cálculo da matriz de coocorrência para a imagem mostrada em (a).

O conjunto  $S$ , o qual define o relacionamento entre os pixels, contém todas as transições de níveis de cinza que relacionam um pixel com seu vizinho à direita, desconsiderando as bordas da imagem.

A matriz de coocorrência resultante é mostrada em (b). Devido à existência de apenas quatro níveis de cinza na imagem de entrada, essa matriz é composta de  $4 \times 4$  elementos. A matriz com a representação normalizada é mostrada em (c).

3	2	0	1	0
1	2	1	3	0
3	1	0	2	3
1	2	3	0	3
0	0	0	0	1

(a)

0	3	2	1	1
1	2	0	2	1
2	1	1	0	2
3	2	1	1	0

(b)

0	0.15	0.10	0.05	0.05
1	0.10	0.00	0.10	0.05
2	0.05	0.05	0.00	0.10
3	0.10	0.05	0.05	0.00

(c)

## Matriz de Coocorrênciā

Exemplo (continuação):

$$S = \left\{ \{(0,0), (0,1)\}, \{(0,1), (0,2)\}, \{(0,2), (0,3)\}, \{(0,3), (0,4)\}, \right. \\ \left. \{(1,0), (1,1)\}, \{(1,1), (1,2)\}, \{(1,2), (1,3)\}, \{(1,3), (1,4)\}, \right. \\ \left. \{(2,0), (2,1)\}, \{(2,1), (2,2)\}, \{(2,2), (2,3)\}, \{(2,3), (2,4)\}, \right. \\ \left. \{(3,0), (3,1)\}, \{(3,1), (3,2)\}, \{(3,2), (3,3)\}, \{(3,3), (3,4)\}, \right. \\ \left. \{(4,0), (4,1)\}, \{(4,1), (4,2)\}, \{(4,2), (4,3)\}, \{(4,3), (4,4)\} \right\}$$

Especificamente para a imagem mostrada em (a), pode-se interpretar  $p_{1,2} = 0.10$  como a existência de 10% de chance de ocorrer uma transição do nível de cinza 1 para o 2, segundo o relacionamento definido pelo conjunto  $S$ .

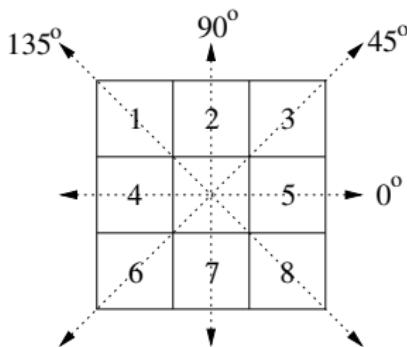
Nota-se que possíveis características, ou medidas, extraídas a partir dessa matriz perdem qualquer relação espacial contida na imagem original.

## Matriz de Coocorrênciā

- A construção da matriz de coocorrência depende das transições dos níveis de cinza entre os componentes do conjunto  $S$ .
- Dessa maneira, pode-se definir arbitrariamente a distância e o ângulo entre os pixels para os quais serão computadas as transições apenas efetuando alterações nesse conjunto, entretanto, distâncias e ângulos distintos acabam sendo incluídos em uma mesma matriz.
- Visando à separação das transições para diferentes ângulos e distâncias, Haralick et al. (1973) definem de modo mais específico quais transições devem ser utilizadas para criação de cada matriz de coocorrência: dois parâmetros adicionais são acrescentados na definição de  $P$ , são eles  $d$  e  $\theta$ , exercendo controle sobre a distância e o ângulo entre os pixels, respectivamente.
- Dessa maneira, diversas matrizes podem ser criadas com pequenas alterações nos parâmetros, proporcionando a obtenção de um maior número de características de texturas.

## Matriz de Coocorrênciа

- Ainda no trabalho de Haralick et al. (1973) são definidos quatro ângulos para substituir o parâmetro  $\theta$ , os quais indicam como deve ser o relacionamento entre dois pixels, conforme mostra a figura a seguir.
- Considerando um  $d$  fixo, para cada um desses ângulos será computada uma matriz de coocorrênciа, que representa as transições de níveis de cinza entre pixels dispostos nessa orientação específica.



- Por exemplo, tomando como referência o pixel central da figura, a matriz que considera a orientação de  $45^\circ$  baseia-se apenas nas transições entre os pixels 3, 6 e o central.

## Matriz de Coocorrênciа

- Com a especificação desses quatro ângulos para expressar o relacionamento entre os pixels, a definição de matriz de coocorrência apresentada anteriormente pode ser estendida pelas equações a seguir, em que o conjunto  $S$  é composto por todos os pares de pixels da imagem.
- Por exemplo, para calcular as transições que apresentam orientação de  $0^\circ$ , deve-se relacionar o pixel central com seus vizinhos da direita e esquerda, segundo o valor especificado para  $d$ .

$$P(i, j, d, 0^\circ) = \#\{ \{(k, l), (m, n)\} \subset S \mid |k - m| = d, |l - m| = 0, \\ f(k, l) = i, f(m, n) = j \}$$

$$P(i, j, d, 45^\circ) = \#\{ \{(k, l), (m, n)\} \subset S \mid (k - m = -d, l - n = d) \\ \text{ou } (k - m = d, l - n = -d), f(k, l) = i, f(m, n) = j \}$$

$$P(i, j, d, 90^\circ) = \#\{ \{(k, l), (m, n)\} \subset S \mid |k - m| = 0, |l - n| = d, \\ f(k, l) = i, f(m, n) = j \}$$

$$P(i, j, d, 135^\circ) = \#\{ \{(k, l), (m, n)\} \subset S \mid (k - m = d, l - n = d) \\ \text{ou } (k - m = -d, l - n = -d), f(k, l) = i, f(m, n) = j \}$$

## Matriz de Coocorrênciā

- Com o objetivo de descrever as propriedades contidas nas texturas, Haralick et al. (1973) propõem 14 medidas estatísticas a serem calculadas a partir das matrizes de coocorrência.
- Seis delas apresentam maior relevância:
  - ▶ *segundo momento angular*
  - ▶ *entropia*
  - ▶ *contraste*
  - ▶ *variância*
  - ▶ *correlação*
  - ▶ *homogeneidade*

## Matriz de Coocorrênciā

- O segundo momento angular também conhecido como energia, expressa a uniformidade de uma textura.
- Em texturas ásperas, poucos elementos da matriz de coocorrência normalizada apresentam valores diferentes de zero e, quando ocorrem, são próximos de um. Nesse caso, o segundo momento angular, mostrado na equação 2, apresenta valores próximos de um, o máximo possível para essa medida.

$$f_{\text{sma}} = \sum_{i=0}^{H_g} \sum_{j=0}^{H_g} p_{i,j}^2 \quad (2)$$

## Matriz de Coocorrênciā

- A medida de entropia expressa a desordem contida na textura.
- Quando uma imagem não é uniforme, as entradas  $p_{m,n}$  apresentam valores próximos de zero e  $f_{\text{ent}}$ , mostrada na equação 3, resulta em valores altos, entretanto, não normalizados no intervalo [0, 1] como ocorre na medida de segundo momento angular.

$$f_{\text{ent}} = - \sum_{i=0}^{H_g} \sum_{j=0}^{H_g} p_{i,j} \log(p_{i,j}) \quad (3)$$

## Matriz de Coocorrênciа

- O contraste caracteriza-se pela diferença entre os tons de cinza.
- Baixo contraste ocorre quando há pequena diferença entre os níveis de cinza dos pixels localizados em uma região contígua da imagem.
- Em termos da matriz de coocorrência, valores baixos para medida de contraste, mostrada na equação 4, ocorrem quando há grande concentração de elementos que apresentam valores significativos em torno da diagonal principal.

$$f_{\text{con}} = \sum_{i=0}^{H_g} \sum_{j=0}^{H_g} (i - j)^2 p_{i,j} \quad (4)$$

## Matriz de Coocorrênciā

- Medida de heterogeneidade, a variância apresenta valores altos quando os tons de cinza desviam do nível de cinza médio, independendo da localização dos elementos da matriz e da frequência espacial que a textura apresenta.
- As equações 5 e 6 apresentam a variância, em que  $\mu_i$  e  $\mu_j$  denota o valor médio das distribuições marginais para  $\mu_i = \sum_{i,j=0}^{H_g} i P_{i,j}$  e  $\mu_j = \sum_{i,j=0}^{H_g} j P_{i,j}$ .

$$f_{\text{var}_i} = \sum_{i=0}^{H_g} \sum_{j=0}^{H_g} (i - \mu_i)^2 p_{i,j} \quad (5)$$

$$f_{\text{var}_j} = \sum_{i=0}^{H_g} \sum_{j=0}^{H_g} (j - \mu_j)^2 p_{i,j} \quad (6)$$

## Matriz de Coocorrênciā

- A correlação mede a dependência linear entre os tons de cinza presentes em uma imagem.
- Valores altos de  $f_{\text{corr}}$  (equação 7), próximos de um, indicam a existência de relação linear entre os pares de níveis de cinza.
- Nessa equação,  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$  indicam o desvio padrão das distribuições marginais obtidas com base nas equações 5 e 6, assim como  $\mu_x$  e  $\mu_y$  indicam o valor médio dessas distribuições.

$$f_{\text{corr}} = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \sum_{i=0}^{H_g} \sum_{j=0}^{H_g} (i - \mu_i)(j - \mu_j) p_{i,j} \quad (7)$$

## Matriz de Coocorrênci

- A última medida representativa é a homogeneidade, mostrada na equação 8, a qual assume valores altos quando a textura apresenta pequenas variações de níveis de cinza entre pares de pixels.
- Tal medida apresenta correlação inversa com a medida de contraste mostrada na equação 4.

$$f_{\text{hom}} = \sum_{i=0}^{H_g} \sum_{j=0}^{H_g} \frac{1}{1 + (i - j)^2} p_{i,j} \quad (8)$$

## Matrizes de Comprimento de Corridas de Cinza

- A amostragem de regiões colineares que compõem uma imagem permite que sejam encontradas corridas de cinza, essas compostas de pixels consecutivos que apresentam os mesmos valores de intensidade de cinza.
- Com o objetivo de sintetizar as informações obtidas a partir dessas corridas, Galloway (1975) propõe a criação de matrizes cujos elementos contêm o número de corridas com um dado tamanho para um determinado nível de cinza.
- A partir dessas matrizes, denominadas matrizes de comprimento de corridas de cinza (GLRLM, do inglês, *Gray Level Run Length Matrices*), podem ser obtidas informações relevantes sobre as características da textura que está sendo analisada.

## Matrizes de Comprimento de Corridas de Cinza

- Em texturas ásperas, espera-se que corridas relativamente longas sejam frequentes, por outro lado, corridas mais curtas ocorrem em texturas finas, em virtude da presença de bordas, responsáveis por variações rápidas e acentuadas nos níveis de cinza dos pixels pertencentes a uma determinada linha da imagem, acarretando em interrupções frequentes das corridas.
- Para que as matrizes propostas por Galloway (1975) sejam criadas, define-se que um conjunto composto de pixels consecutivos, apresentando o mesmo nível de cinza e sendo colineares em uma dada orientação, representa uma *corrida de cinza*; o número de pixels contidos nesse conjunto denota o *tamanho da corrida*.
- Dessa maneira, cada elemento da matriz, representado por  $P(i, j|\theta)$ , contém o número de corridas com tamanho  $j$ , tendo  $i$  como o nível de cinza de seus pixels, em que o parâmetro  $\theta$  indica a orientação do segmento de reta formado pelos pixels.

## Matrizes de Comprimento de Corridas de Cinza

### Exemplo:

Construção da GLRLM para a imagem mostrada em (a), considerando corridas horizontais. Dado que cada elemento  $P(i, j|\theta)$  denota a frequência de corridas de tamanho  $j$  compostas por pixels que apresentam nível de cinza  $i$ , a soma dos elementos de cada linha representa o número de corridas de um dado nível de cinza, enquanto a soma efetuada para uma coluna denota o número de corridas com um tamanho específico.

3	2	0	1	0
1	2	1	3	0
3	1	0	2	3
1	2	3	0	3
0	0	0	0	1

(a)

5	0	0	1	0	6
6	0	0	0	0	6
4	0	0	0	0	4
6	0	0	0	0	6
<b>21</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	

(b)

## Matrizes de Comprimento de Corridas de Cinza

### Exemplo: (continuação)

Na matriz obtida, apresentada em (b), a soma de cada uma das linhas e colunas é mostrada em negrito.

Tendo como base essas somas, pode-se determinar que existe apenas uma corrida com tamanho 4 e que esta é composta por pixels que apresentam nível de cinza 0, adicionalmente, 21 corridas apresentam tamanho 1.

Portanto, essa textura pode ser considerada como fina.

## Função de Autocorrelação

- Uma maneira de diferenciar texturas ásperas de texturas finas baseia-se na detecção da frequência espacial determinada pela ocorrência de variações de nível de cinza em uma região específica.
- Texturas finas são compostas por primitivas com tamanho pequeno e apresentam frequência espacial alta em razão do grande número de variações de níveis de cinza, enquanto as texturas ásperas, compostas de primitivas maiores, são caracterizadas por possuírem frequência espacial baixa.
- A função de autocorrelação descreve as interações espaciais entre as primitivas. Nesse caso, os níveis de cinza dos pixels são considerados como as primitivas que compõem a textura, e as interações são caracterizadas pelo coeficiente de correlação que mede a dependência linear entre um pixel e outro separados por uma dada distância.

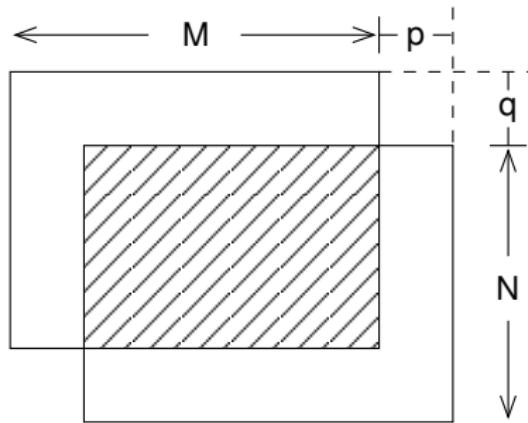
## Função de Autocorrelação

- A equação 9 mostra como o coeficiente de autocorrelação é obtido para uma textura composta por  $M \times N$  pixels.

$$\rho_{ff}(p, q) = \frac{\sum_{i=0}^{M-p-1} \sum_{j=0}^{N-q-1} f(i, j)f(i + p, j + q)}{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} f^2(i, j)} \quad (9)$$

## Função de Autocorrelação

- Para cada valor de  $(p, q)$ , a textura executa um deslocamento de  $p$  pixels na direção horizontal e  $q$  pixels na direção vertical, conforme ilustra a figura 2.



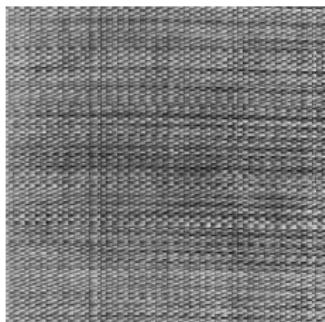
**Figura:** Ilustração da função de autocorrelação para uma textura composta por  $M \times N$  pixels.

## Função de Autocorrelação

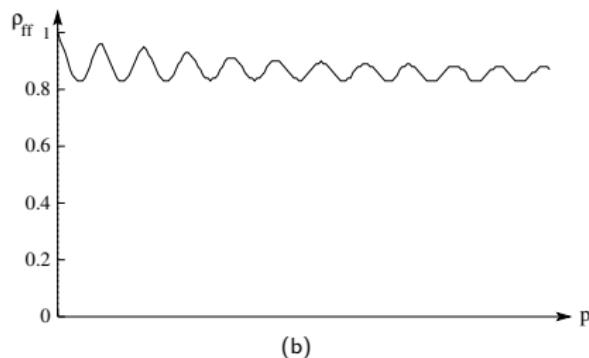
- Dessa maneira, os coeficientes  $\rho_{ff}(p, q)$  podem ser utilizados como características de texturas. Por exemplo, a variação de  $(p, q)$  entre  $(0, 0)$  e  $(9, 9)$  resulta em um conjunto composto por 100 coeficientes.
- Haralick (1979) descreve a função de autocorrelação como uma característica que mede o tamanho das primitivas tonais. Em primitivas com tamanho grande, o valor do coeficiente de autocorrelação decresce lentamente, enquanto para primitivas pequenas, esse coeficiente diminui rapidamente.

## Função de Autocorrelação

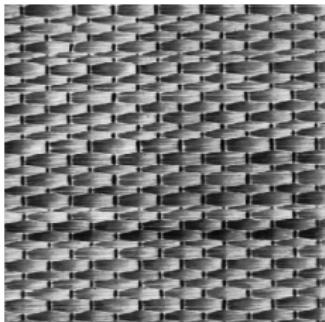
- A figura a seguir apresenta gráficos da função de autocorrelação para deslocamentos efetuados apenas em  $p$  (direção horizontal).



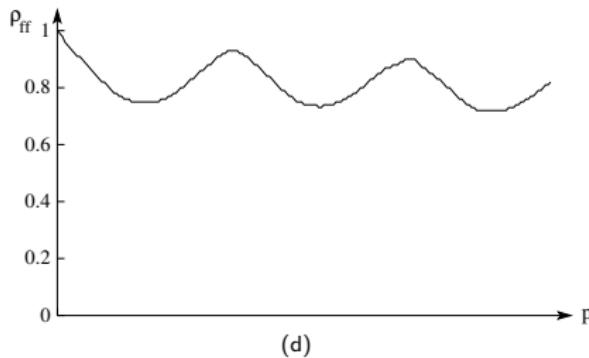
(a)



(b)



(c)



(d)

**Figura:** Função de autocorrelação para  $\rho_{ff}(p, 0)$  aplicada sobre imagens do álbum Brodatz.

- He e Wang (1990) propõem o conceito de *unidade de textura*, baseado na ideia de que uma imagem texturizada pode ser considerada como um conjunto de pequenas unidades essenciais.
- Enquanto tais unidades caracterizam a informação local de um dado pixel em relação aos seus vizinhos, medidas extraídas a partir de todas as unidades contidas na imagem revelam o aspecto global da textura.
- Seja uma vizinhança de  $3 \times 3$  pixels composta pelos elementos  $\{g_0, g_1, \dots, g_8\}$ , em que  $g_0$  representa o tom de cinza do pixel central e os demais  $g_i$  denotam os tons de cinza de seus vizinhos mais próximos.
- Define-se unidade de textura (TU, do inglês, *texture unit*) pelo conjunto  $TU = \{e_1, e_2, \dots, e_8\}$ , em que cada  $e_i$  é determinado por meio da equação 10, para  $i = 1, 2, \dots, 8$ .

$$e_i = \begin{cases} 0, & \text{se } g_i < g_0 \\ 1, & \text{se } g_i = g_0 \\ 2, & \text{se } g_i > g_0 \end{cases} \quad (10)$$

## Unidade de Textura

- Baseado no fato de existirem 6561 ( $= 3^8$ ) configurações possíveis para cada unidade de textura, cria-se uma *assinatura* conforme define a equação 11.
- A distribuição de frequências das unidades de uma textura é denominada *espectro de textura*, em que o eixo das abscissas indica o  $N_{TU}$ , denominado número da unidade de textura, e o eixo das ordenadas representa o número de ocorrências de cada uma dessas unidades.

$$N_{TU} = \sum_{i=1}^{8} 3^{i-1} e_i \quad (11)$$

## Unidade de Textura

### Exemplo:

Obtenção da unidade de textura para vizinhança apresentada em (a).

4	5	4
6	4	3
4	5	6

(a)

1	2	1
2		0
1	2	2

(b)

$3^0$	$3^1$	$3^2$
$3^7$		$3^3$
$3^6$	$3^5$	$3^4$

(c)

Com a utilização da equação 10, o valor de cada  $e_i$  é calculado e apresentado em (b). Considerando a ordenação da vizinhança definida em (c), o número da unidade de textura recebe o valor  $N_{TU} = 1 \cdot 3^0 + 2 \cdot 3^1 + 1 \cdot 3^2 + 0 \cdot 3^3 + 2 \cdot 3^4 + 2 \cdot 3^5 + 1 \cdot 3^6 + 2 \cdot 3^7 = 5767$ .

## Unidade de Textura

- A equação 11 define como deve ser calculada a unidade de textura para um dado conjunto de pixels, no entanto, exceto para o  $v_0$ , não determina quais pixels correspondem a cada índice em  $g_i$ .
- Se considerar apenas ordenações no sentido horário, um elemento  $g_i$ , com  $i$  fixo, pode assumir oito posições distintas, por exemplo, de  $a$  até  $h$  do diagrama mostrado na figura a seguir.

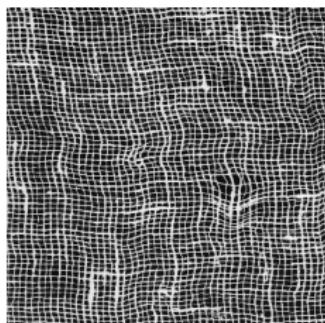
$a$	$b$	$c$
$h$		$d$
$g$	$f$	$e$

**Figura:** Vizinhança utilizada para determinação da unidade de textura.

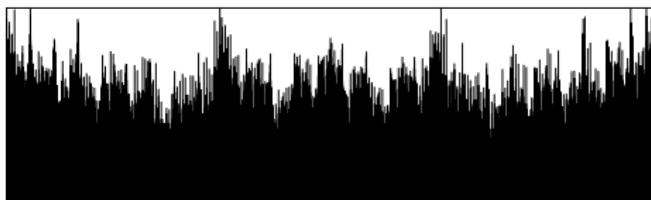
- Portanto, as 6561 unidades de textura podem ser rotuladas, por meio da equação 11, de oito maneiras distintas.

## Unidade de Textura

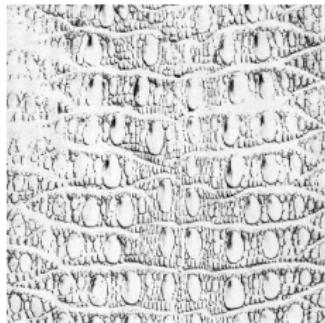
- As figuras (b) e (d) apresentam o espectro das texturas mostradas nas figuras (a) e (c), respectivamente.



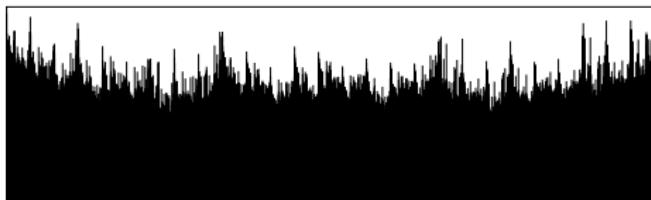
(a)



(b)



(c)



(d)

**Figura:** Representação do espectro de textura. (a), (c) imagens originais, D103 e D10,

- Uma outra versão binária da unidade de textura, denominada padrões locais binários (LBP, do inglês, *local binary patterns*), seguindo a definição mostrada na equação 12, em que  $i = 1, 2, \dots, 8$ .

$$e_i = \begin{cases} 0, & \text{se } g_i < g_0 \\ 1, & \text{se } g_i \geq g_0 \end{cases} \quad (12)$$

- Considerando a alteração na definição dos elementos  $e_i$ , a equação 13 passa a ser utilizada para o cálculo da LBP. Dessa maneira, o valor máximo que o LBP pode assumir é 255, obtendo-se uma redução significativa no número de entradas do espectro de textura.

$$\text{LBP} = \sum_{i=1}^8 2^{i-1} e_i \quad (13)$$

Exemplo de cálculo do LBP:

47	51	65
62	70	70
80	83	78

(a)

-23	-19	-5
-8		0
10	13	8

(b)

0	0	0
0		1
1	1	1

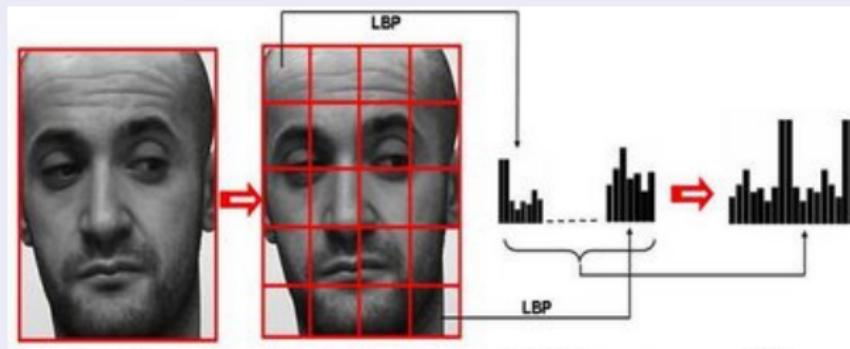
(c)

$$0 * 1 + 0 * 2 + 0 * 4 + 1 * 8 + 1 * 16 + 1 * 32 + 1 * 64 + 0 * 128 = 120$$

(d)

**Figura:** (a) região da imagem; (b) diferenças em relação ao ponto central; (c) limiarização; (d) valor correspondente ao padrão.

### Exemplo de aplicação do LBP:



**Figura:** Descrição de faces com LBP. (a) imagem de uma face; (b) imagem dividida em blocos; (c) histograma para cada bloco; (d) histograma concatenado.

Fonte: figura adaptada de M. Pietikäinen, A. Hadid, G. Zhao e T. Ahonen. *Computer Vision using Local Binary Patterns*, 2011.

- O termo granulometria é utilizado para medir diferentes tamanhos de partículas de acordo com seus valores de diâmetro.
- No contexto de processamento de imagens, um operador de granulometria consiste em analisar a quantidade de detalhes da imagem removidos pela aplicação de aberturas morfológicas  $\gamma_\lambda$  com tamanho crescente  $\lambda$ .
- A massa é representada pela soma dos valores dos pixels, conhecida como volume da imagem (Vol).
- Os volumes da imagem após a abertura são mostrados em um gráfico em função de  $\lambda$ , produzindo uma curva de granulometria.
- A versão normalizada do operador para uma imagem  $f$  pode ser escrita como

$$G(f) = \frac{\text{Vol}(\gamma_\lambda(f))}{\text{Vol}(f)} \quad (14)$$

- Valores negativos de  $\lambda$  podem ser interpretados como um operador de fechamento morfológico com um elemento estruturante de tamanho  $\lambda$ .