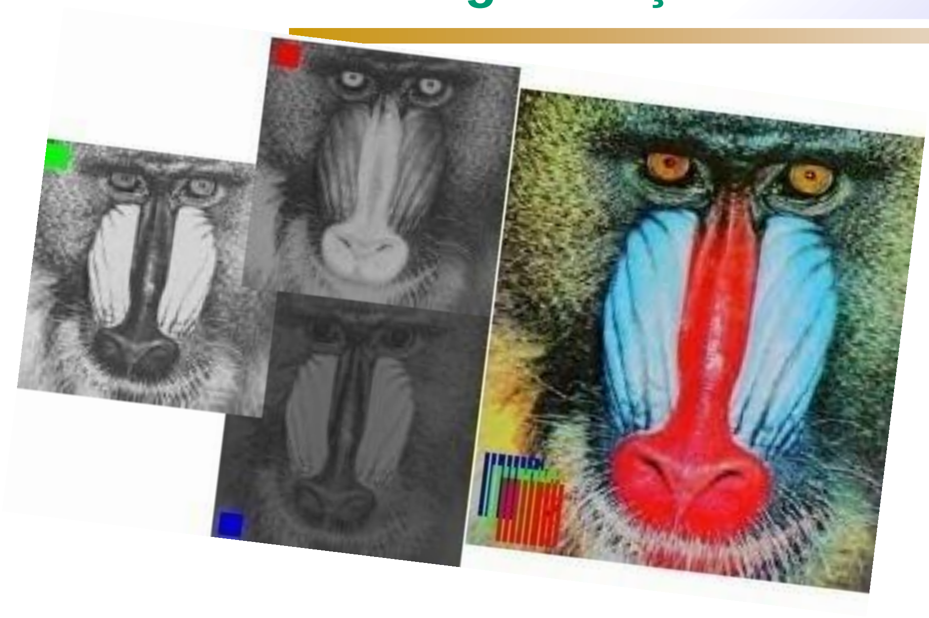
Prof. Dr. Leandro Alves Neves

Pós-graduação em Ciência da Computação



Aula 11

Processamento Digital de Imagens

Sumário

- **Representação, Descrição e Análise de Textura**
  - Conceitos
  - Tipos
  - Análise de Textura
    - Medida Estatística de Primeira Ordem
    - Medida Estatística de Segunda Ordem
    - Comprimento de Corrida de Cinza, Unidade de textura e LBP
    - Dimensão Fractal
    - Bases Públicas para testes de Métodos
    - Vetor de Características

Extração de Características: Conceitos

- **Problema**
  - **Computar de forma eficiente valores** que **descrevem/quantificam** uma imagem (ou parte de uma imagem)
  - **Descritores devem ser comparáveis**
    - Por meio de alguma **métrica de similaridade** ou **dissimilaridade**
    - **Discriminativos**
      - **Robusto com relação à transformação** aplicada na imagem e nos objetos

Extração de Características: Conceitos

- **Alterações de intensidades** na imagem
  - Formam **padrões (repetidos)** [Tuceryan, 1993].

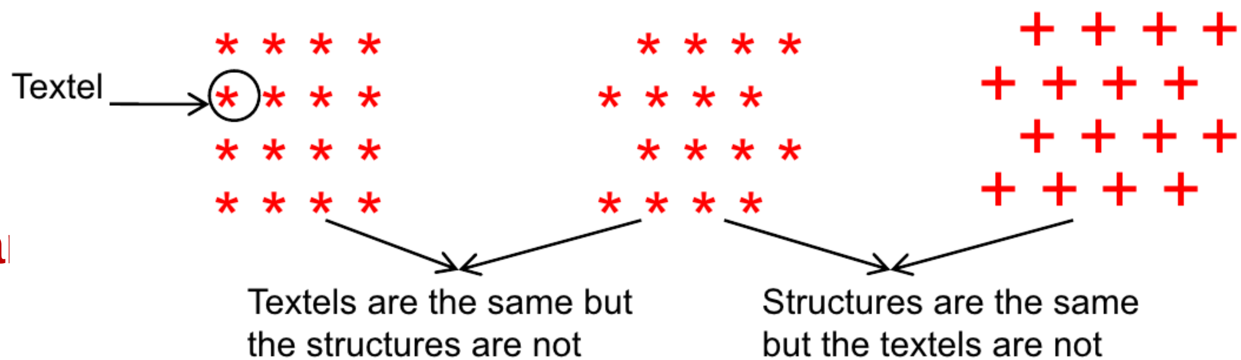
Exemplos de texturas

  - **Texturas em imagens**: **diferenças locais nos níveis de intensidade**
    - Contraste, Direcionalidade (ou falta de direcionalidade) e outras

Extração de Características: Análise de Textura

- **Textura**: **Conjunto de texels primitivos** com uma relação regular ou de repetição

- **Texel/textels**: Grupo de pixels com propriedades de intensidade similares
  - Intensidade média, contraste, regiões planas e outras

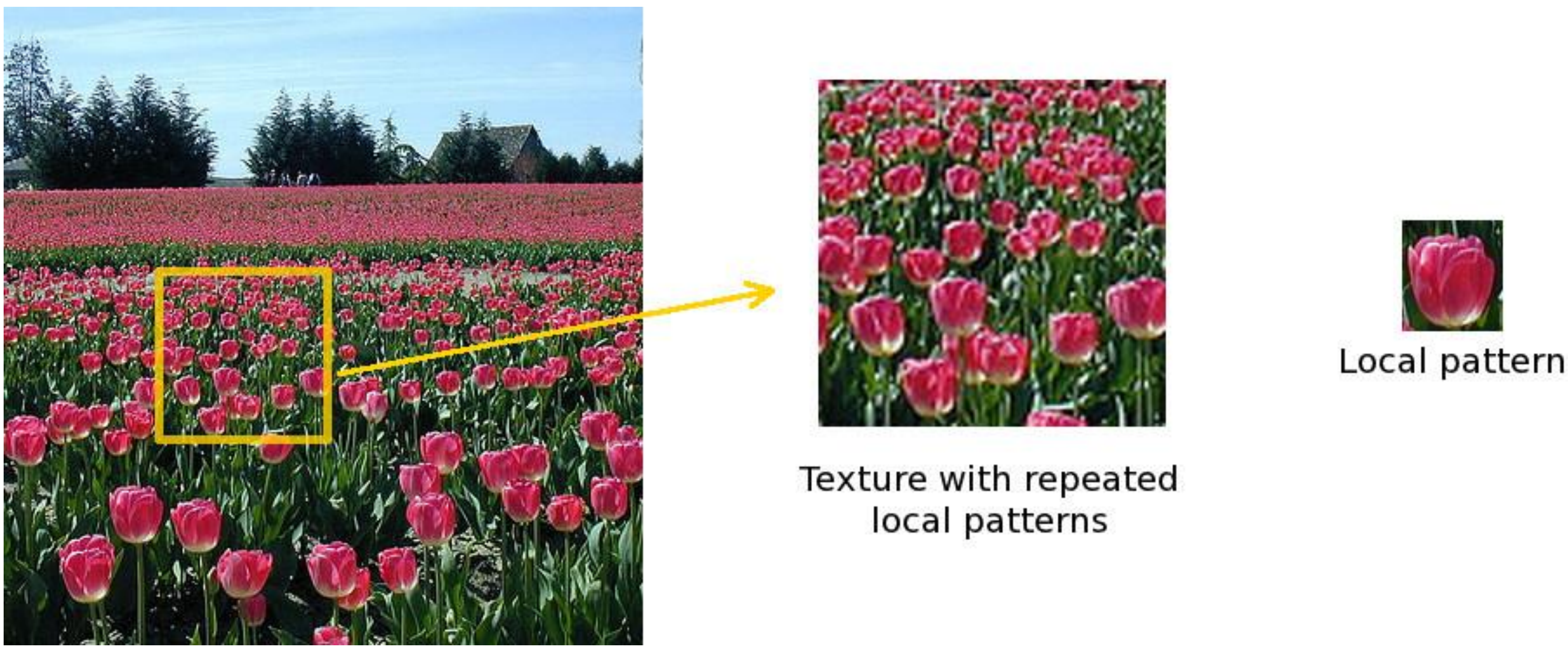


- **Gra** **imitiva**

Definir e segmentar textels:**Tarefa difícil para texturas naturais**

Extração de Características: Conceitos

- **Exemplo:** Definir detalhes em uma textura natural



Extração de Características: Conceitos

- Propriedades de Textura

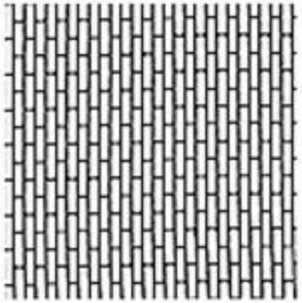
Repetição

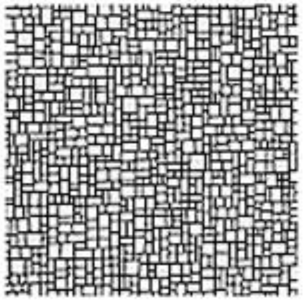
Estocástico
(indeterminado, origem em eventos aleatórios)

Repetição e Estocástico

Extração de Características: Conceitos

- Análise de Textura
  - Abordagem estrutural
    - Decompor imagem em **elementos básicos**
    - Texels (texture elements) ou textels
    - Adequado para **texturas artificiais**





  - Abordagem estatística
    - Caracterizar a textura por propriedades
    - **Estatísticas de pequenos grupos de pixels**
    - Adequado para **texturas naturais**

Extração de Características: Análise de Textura

- Abordagem Estatística
  - Comparar medidas estatísticas
    - **Medidas**
      - Podem descrever uma textura
      - Útil para classificações

Extração de Características: Análise de Textura

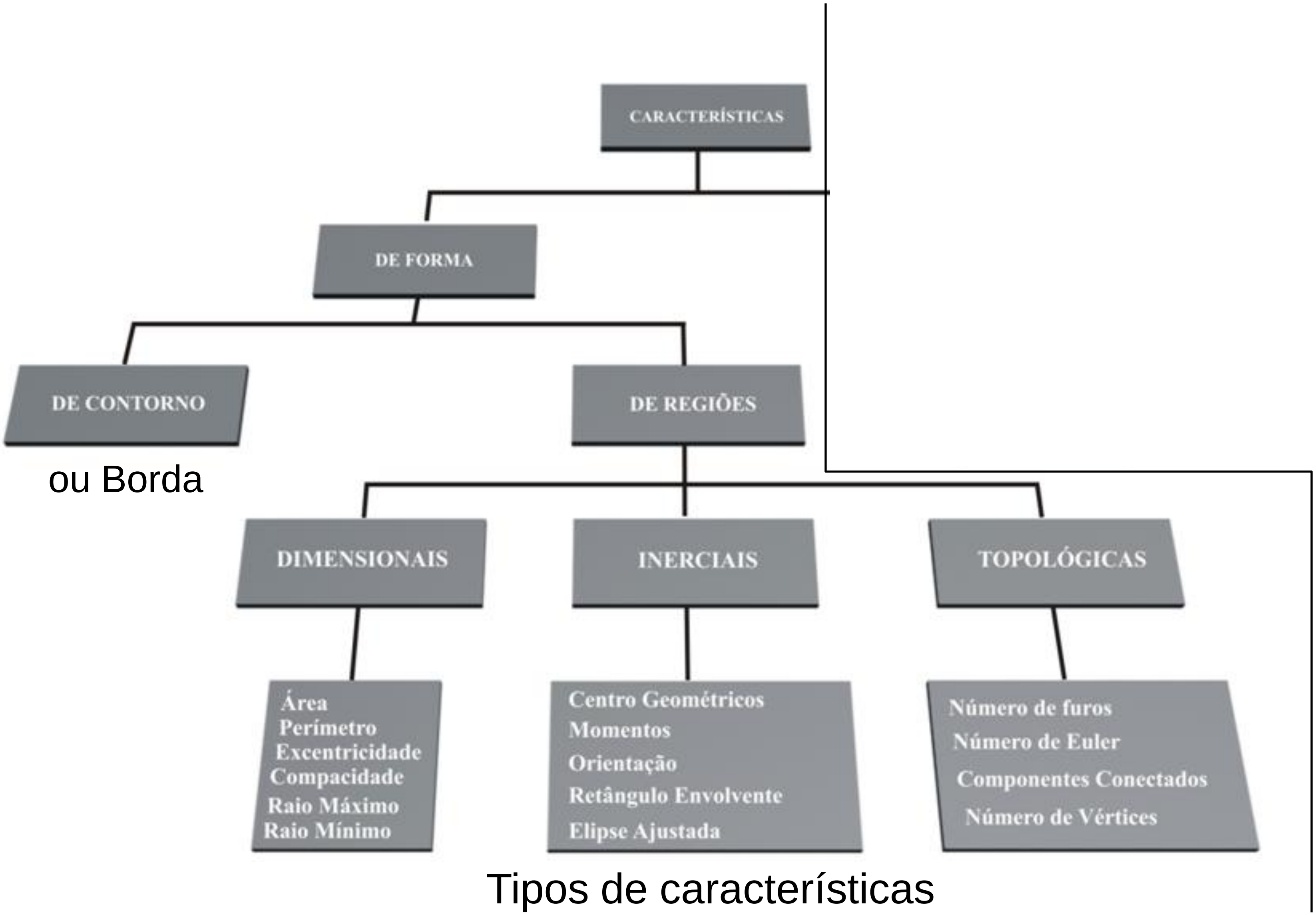
- Alguns princípios são comumente explorados no processo de análise de Textura

  - Vizinhança (4, 8 ou *k*)

  - Medidas de distância
    - *Distância Euclidiana* $D_E(f_1, f_2) = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$
    - *Distância City-block* $D_4(f_1, f_2) = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|$
    - *Distância Chessboard* $D_8(f_1, f_2) = \max(|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|)$

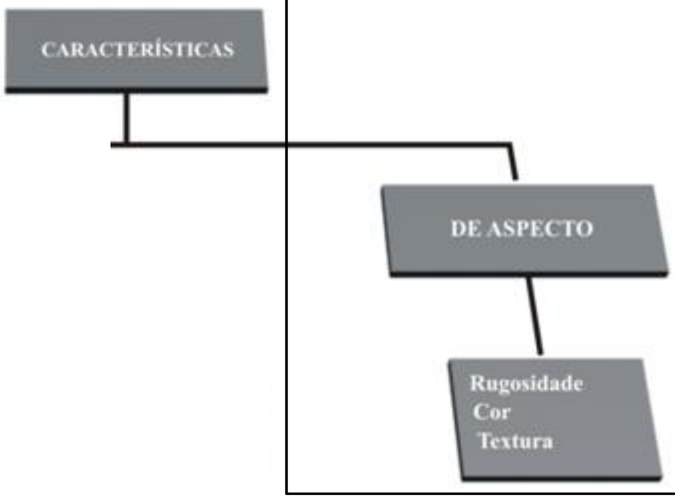
Medidas de Distâncias podem definir atributos de uma textura

Extração de Características: Representação e Descrição



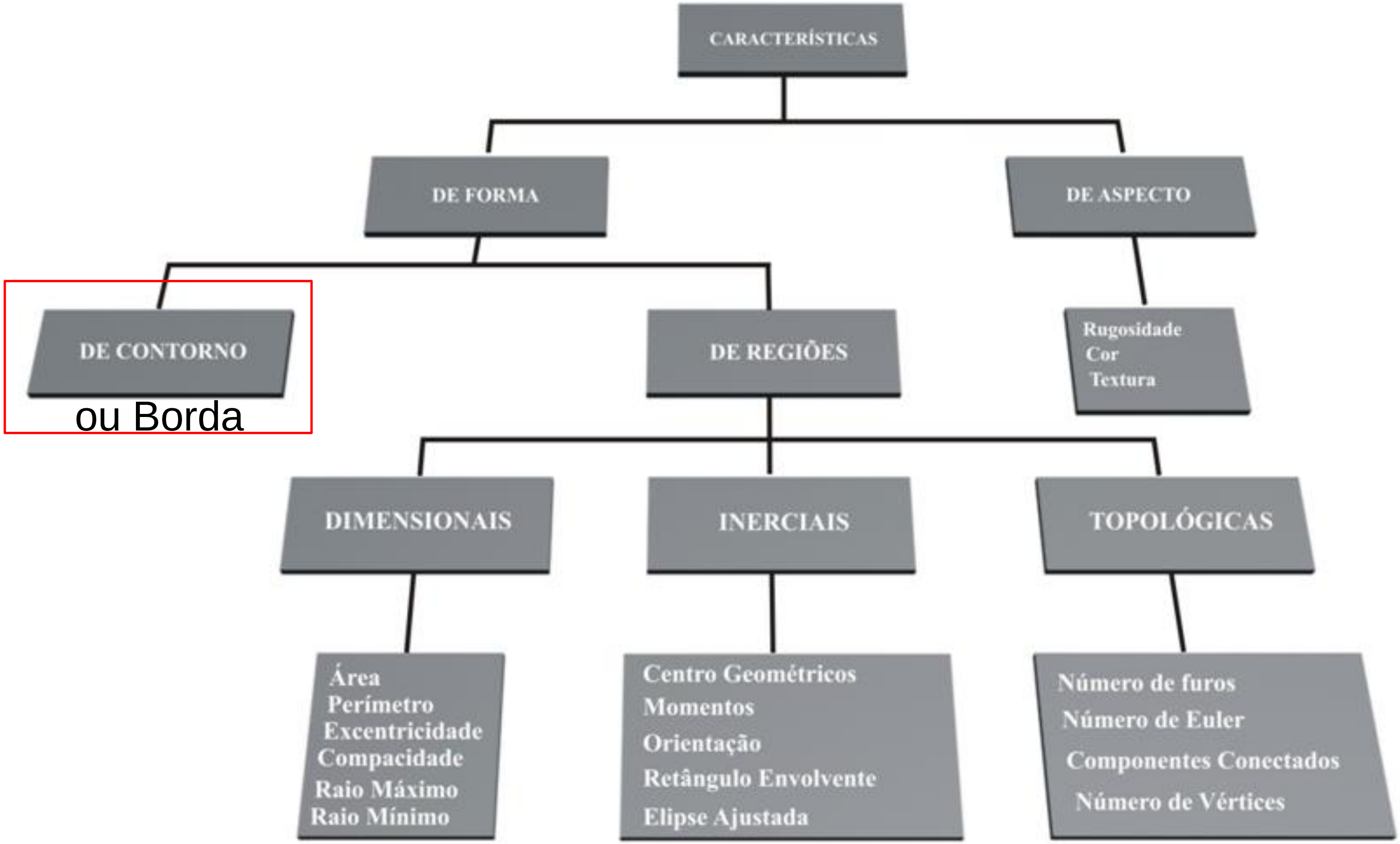
Tipos de características

Extração de Características: Análise de Textura



Tipos de características

Extração de Características: Análise de Textura

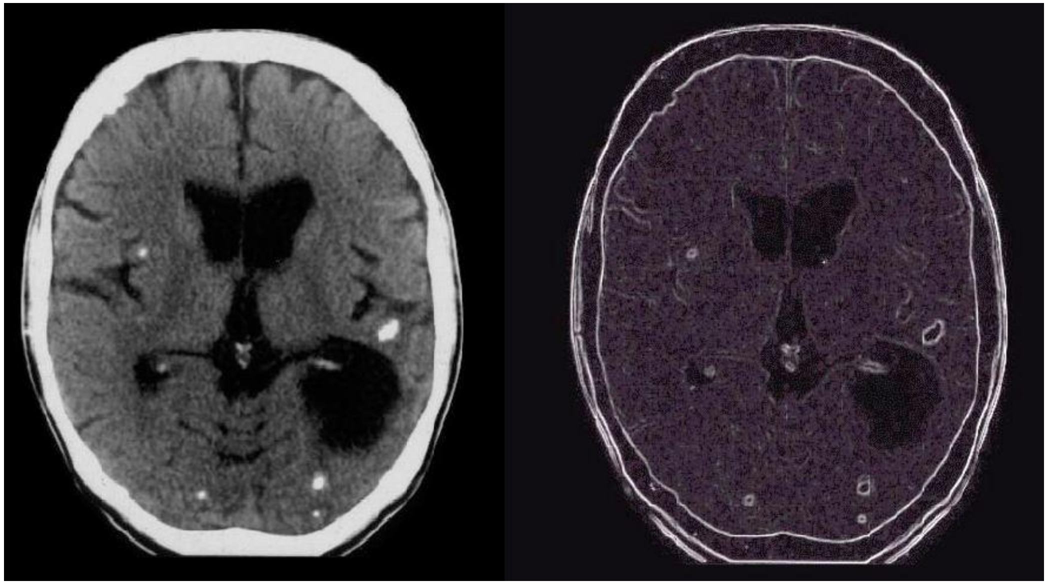


Tipos de características

Extração de Características: Representação e Descrição

Descritores de Forma: Contorno

- Exemplos

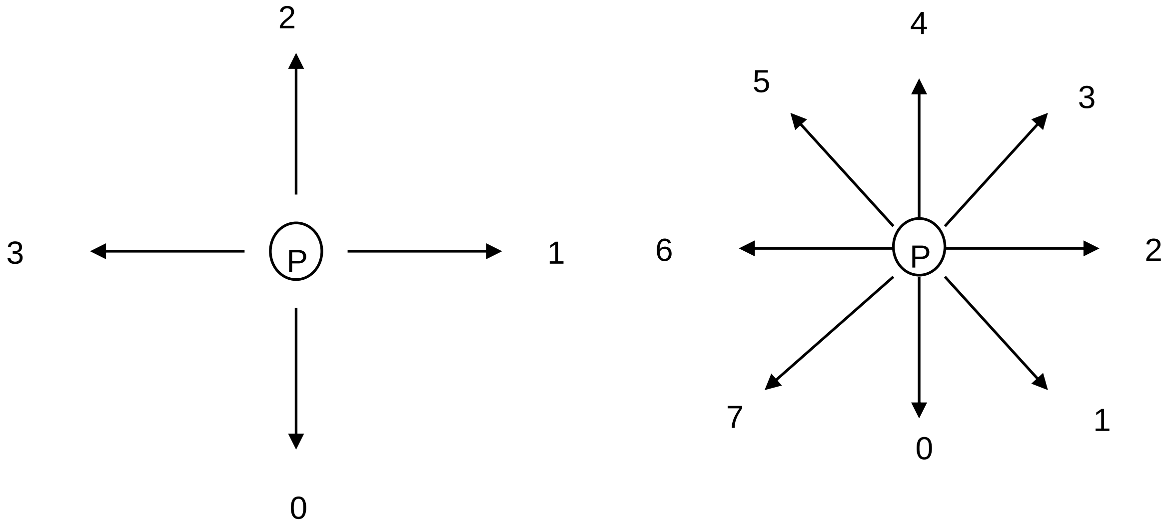


(a) (b)

Exemplo de aplicação do filtro de gradiente (b) para acentuar o contorno em uma imagem de tomografia (a)

Descritores de Forma: Contorno

- Exemplos de Codificação



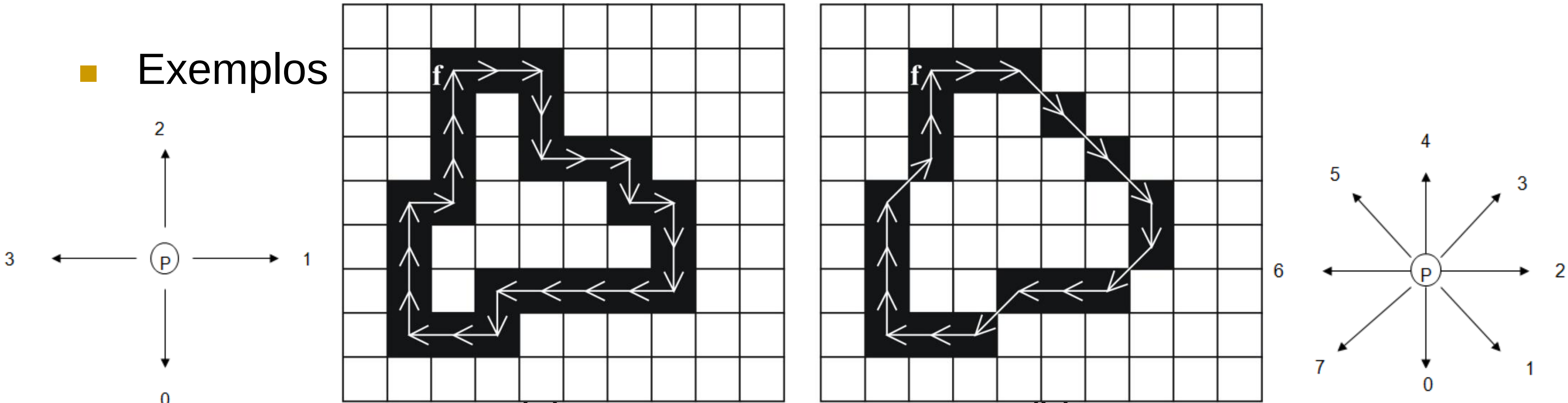
(a) (b)

Codificação vizinhança-*d* de *p para o* código da cadeia: $N_4(p)$ (a) para vizinhança-4 de *p*; $N_8(p)$ para vizinhança-8 de *p*

Extração de Características: Representação e Descrição

Descritores de Forma: Contorno

- Exemplos



(a) (b)

(a) Segmentados para o código da Cadeia: (a) código para vizinhança-4; (b) código para vizinhança-8 de *p* .

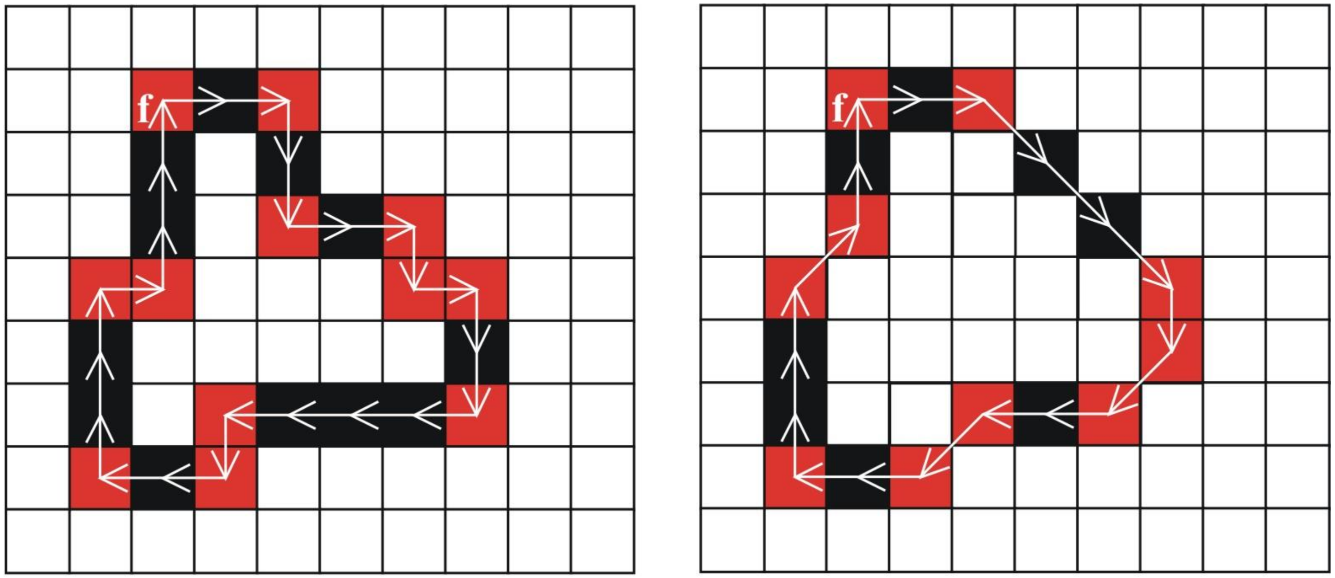
$N_4(p)$ é CC = (1,1,0,0,1,1,0,1,0,0,3,3,3,3,0,3,3,2,2,2,1,2,2,2)

$N_8(p)$ é CC = (2,2,1,1,1,0,7,6,6,7,6,6,4,4,4,3,4,4)

Extração de Características: Representação e Descrição

Descritores de Forma: Contorno

- Exemplos



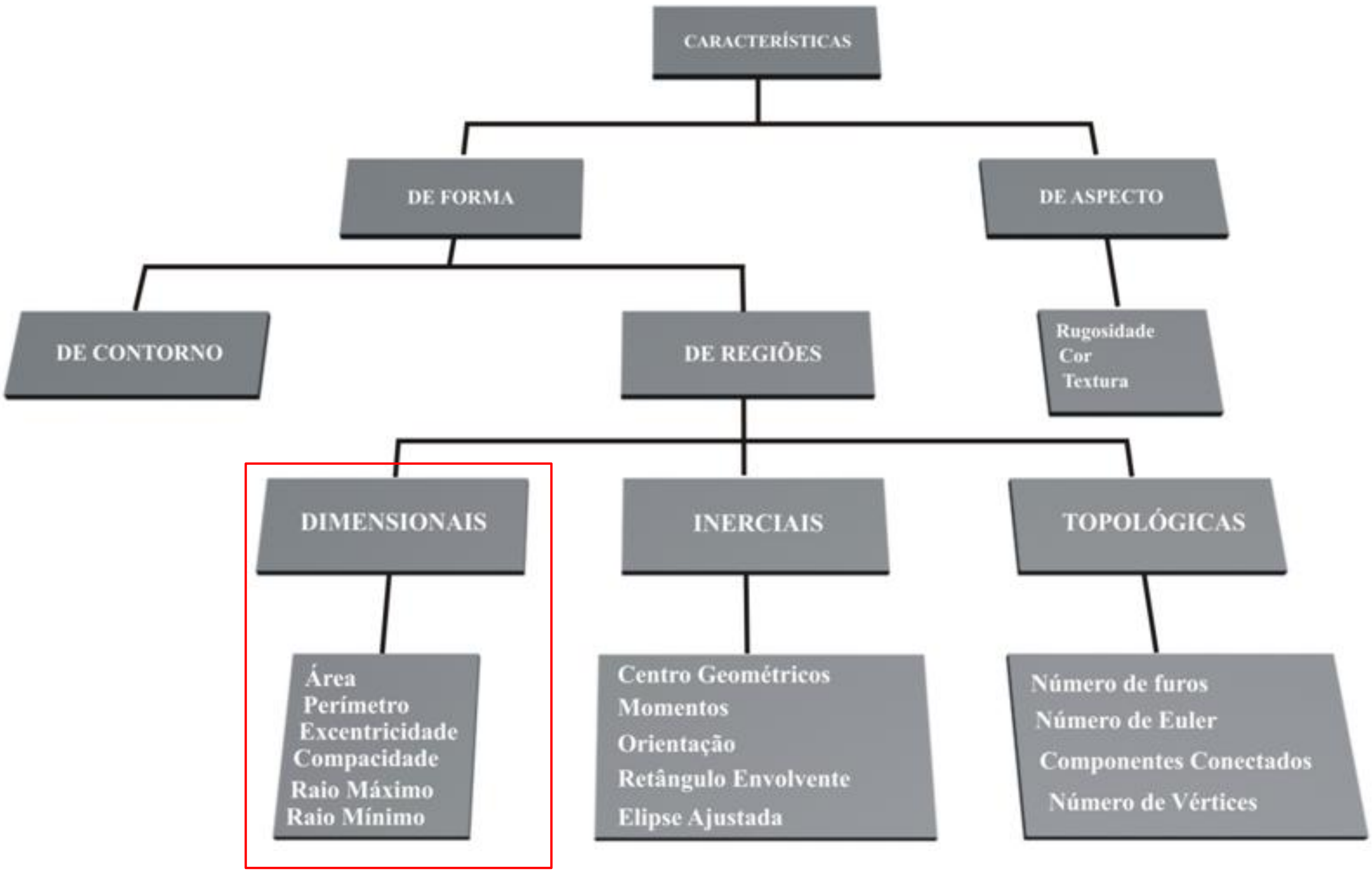
(a) (b)

Descrição com base na diferença: Pontos onde o código se diferencia do vizinho

$N_4(p)$ é CC = (1,1,0,0,1,1,0,1,0,0,3,3,3,3,0,3,3,2,2,2,1,2,2,2)

$N_8(p)$ é CC = (2,2,1,1,1,0,7,6,6,7,6,6,4,4,4,3,4,4)

Extração de Características: Representação e Descrição



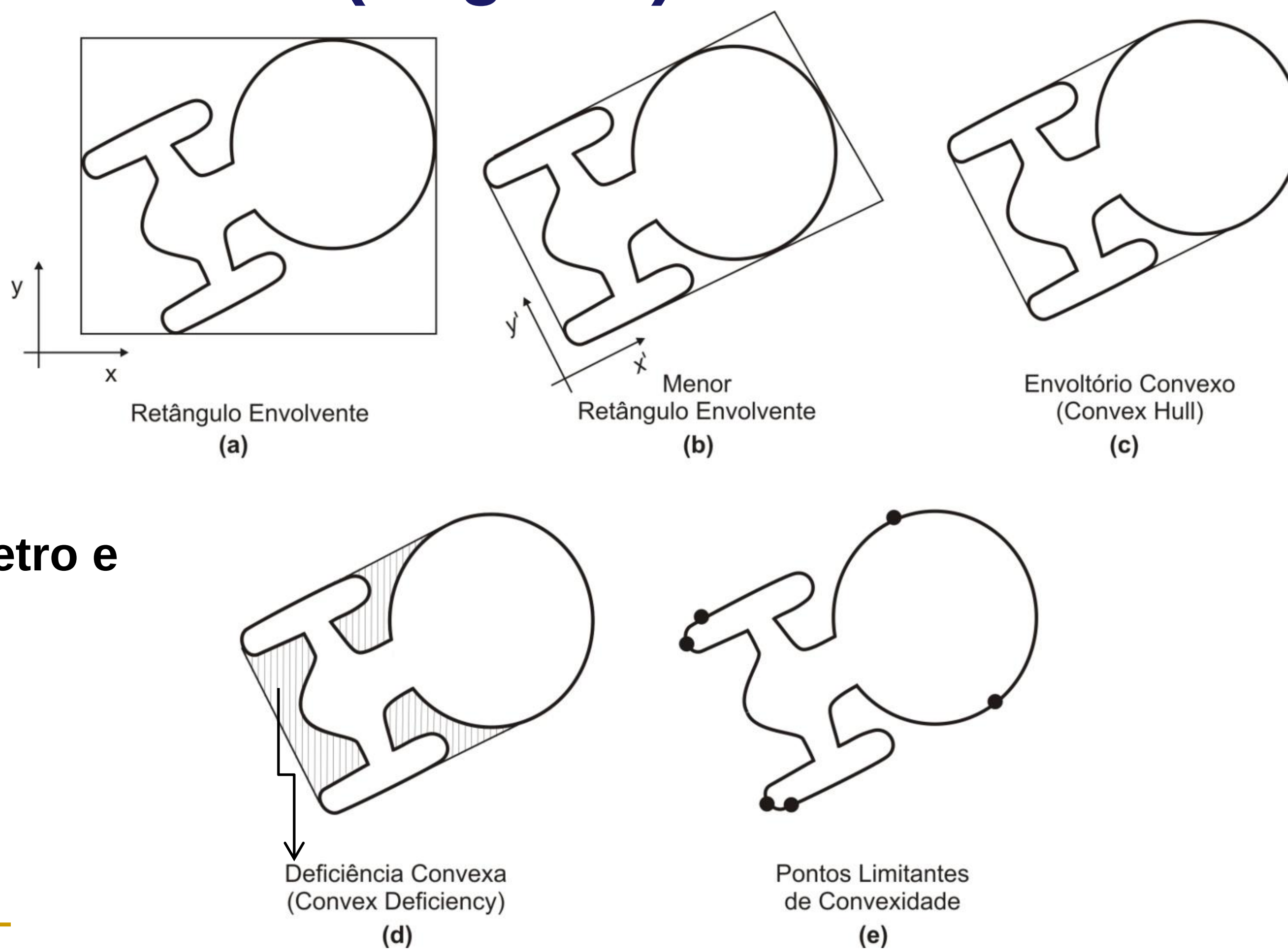
Tipos de características

Extração de Características: Representação e Descrição

- **Descritores de Forma (Regiões): Dimensionais e Inerciais**

- Exemplos

Medidas: Área, Perímetro e outras

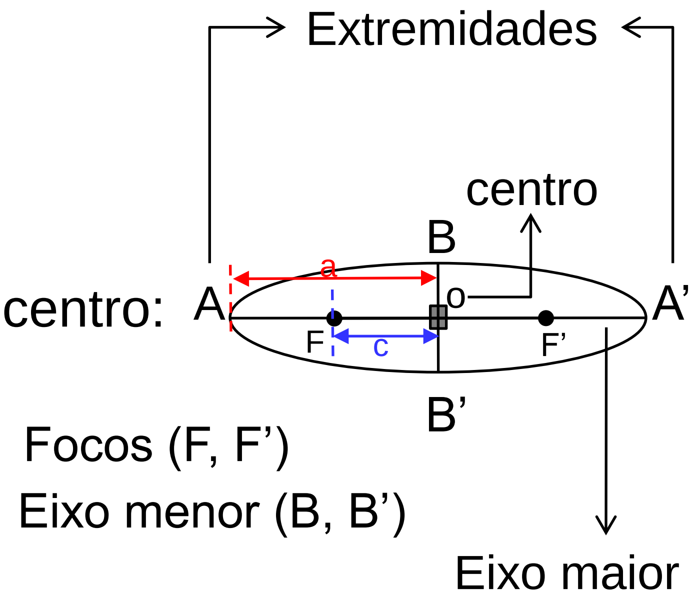


Extração de Características: Representação e Descrição

- **Descritores de Forma (Regiões): Dimensionais e Inerciais**

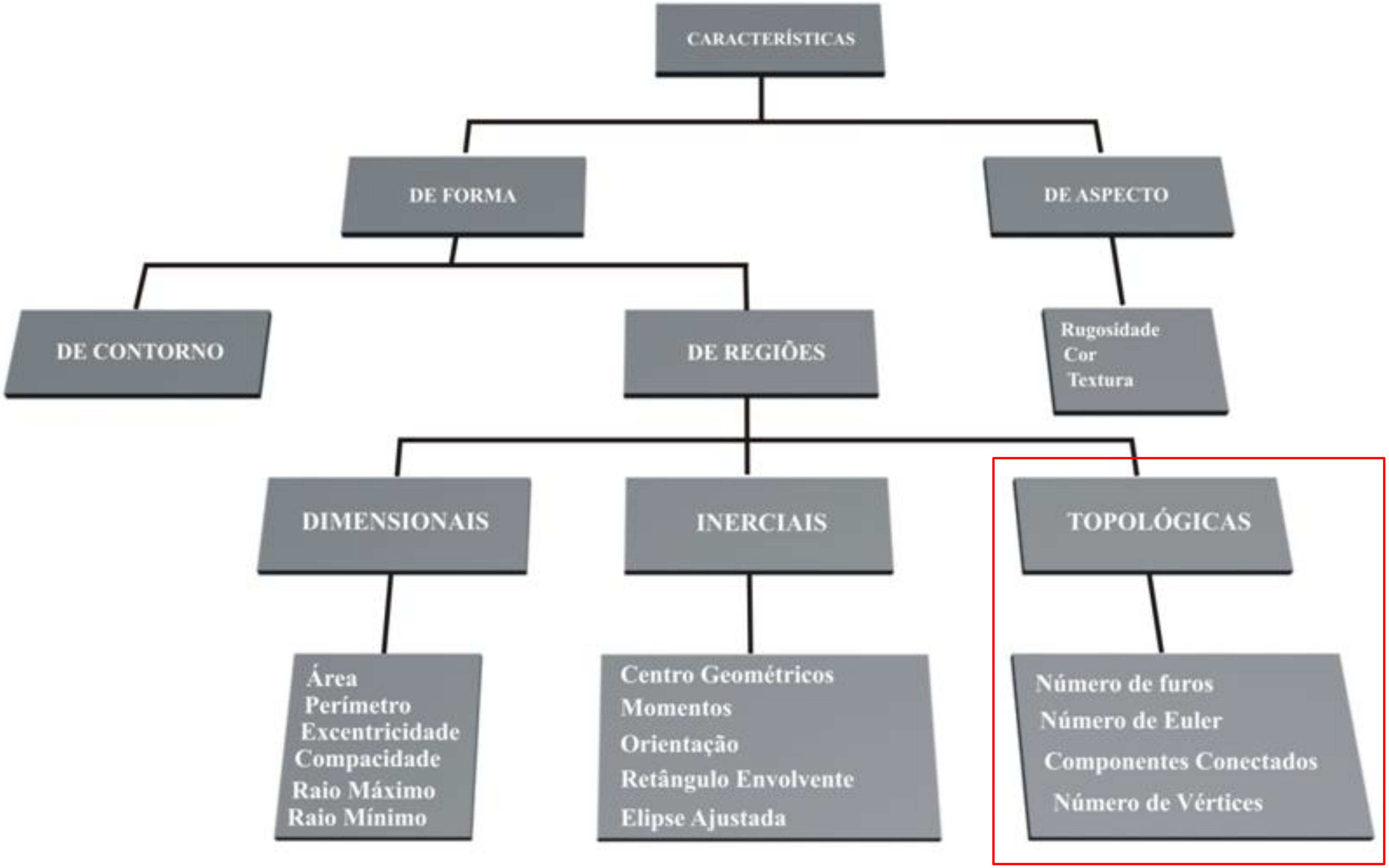
- Exemplos
  - **Diâmetro de um objeto**
  - **Excentricidade (e) -** distanciamento do centro:

$$e = \frac{c}{a}$$



  - **Raios máximo e mínimo do objeto**
    - **Distâncias máxima e mínima da borda ao centro geométrico**

Extração de Características: Representação e Descrição



Tipos de características

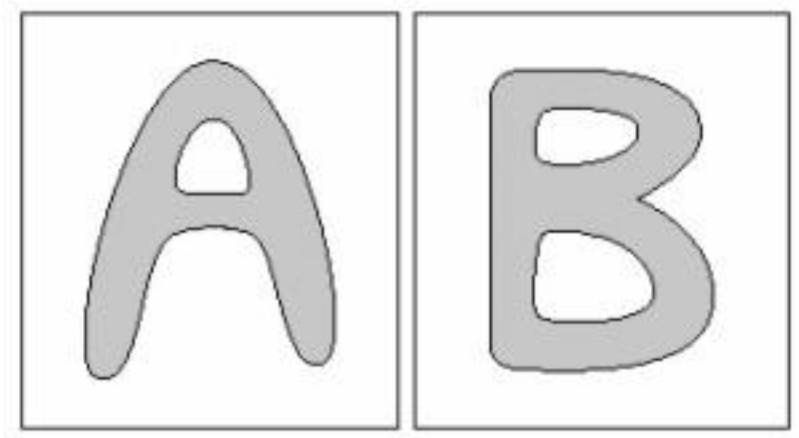
Descritores de Regiões: Topológicos

- Os Principais são:

(1) Número de componentes conectados (C)

(2) Número de furos (N_f)

(3) Número de Euler (ε): $\varepsilon = C - N_f$

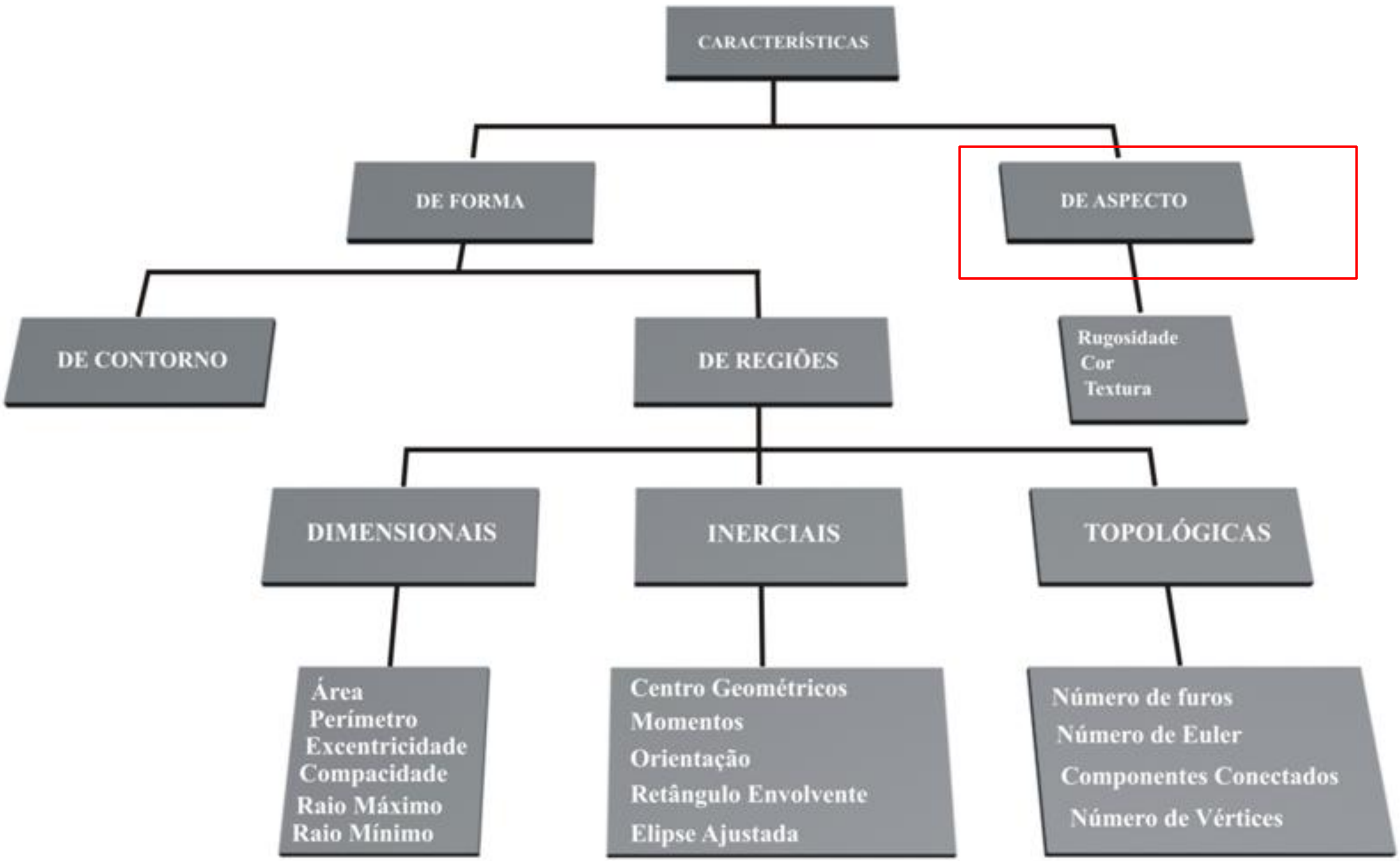


(a) (b)

Considerando vizinhança-8 de *p:*

a) 1 região conectada com 1 furo: número de Euler é 0; b) 1 região conectada com 2 furos: número de Euler é -1

Extração de Características: Análise de Textura



Tipos de características

PDI

Extração de Características: Análise de Textura

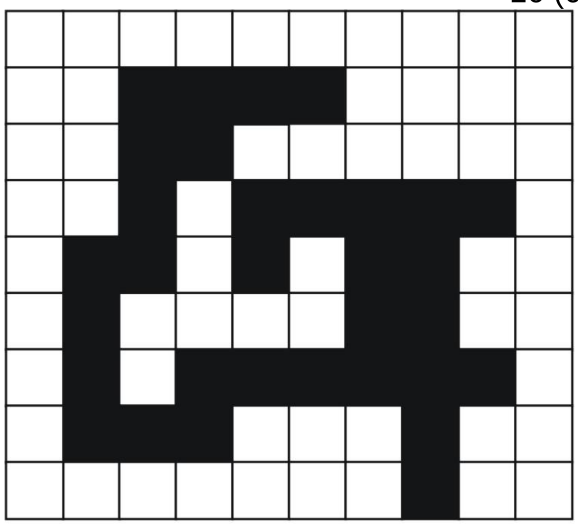
Descritores de Aspecto

- Exemplos

Leitura, início em 0,0

10(0) + 2(0), 4(1), 4(0) + 2(0), ...

10 (0)



Resultado: *run-length*

12(0), 4(1), 6(0), 2(1), 8(0), 1(1), 1(0), 5(1), 2(0), 2(1), 1(0), 1(1), 1(0), 2(1), 3(0), 1(1), 4(0), 2(1), 3(0), 1(1), 1(1), 1(0), 6(1), 2(0),3(1), 3(0), 1(1), 9(0), 1(1), 2(0)

Neste exemplo, 1 indica objeto e 0 o fundo (cor branca)

Codificação por Comprimento de Corrida (*run-length*)

Extração de Características: Análise de Textura

- **Descritores de Aspecto**
  - **Histograma de Projeção**

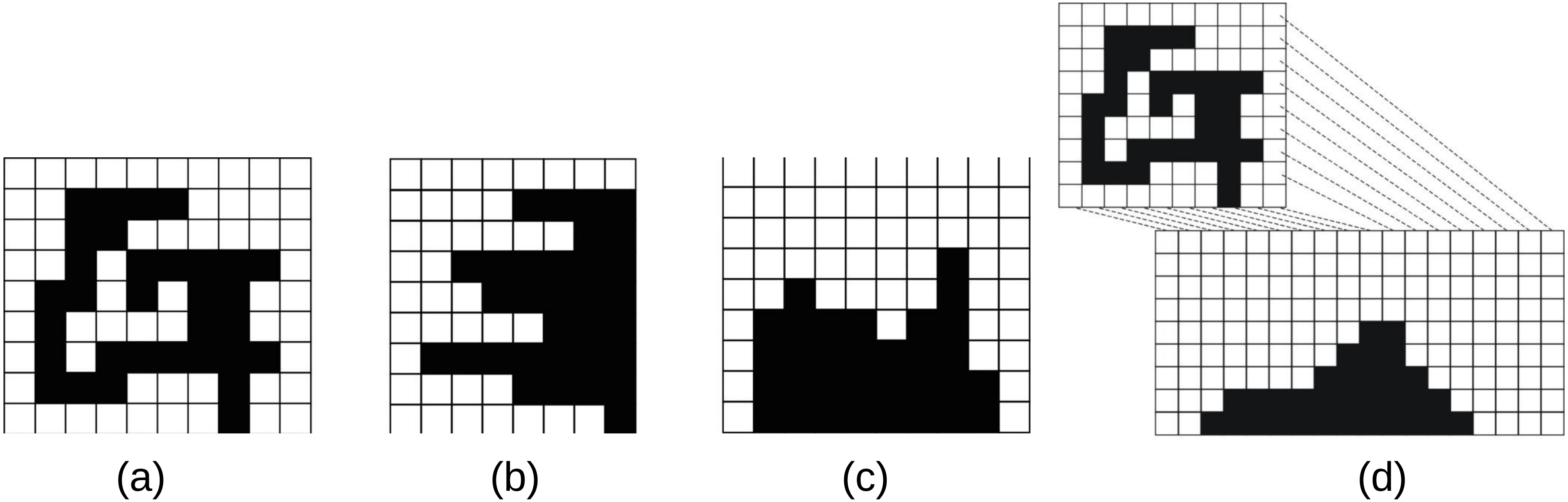
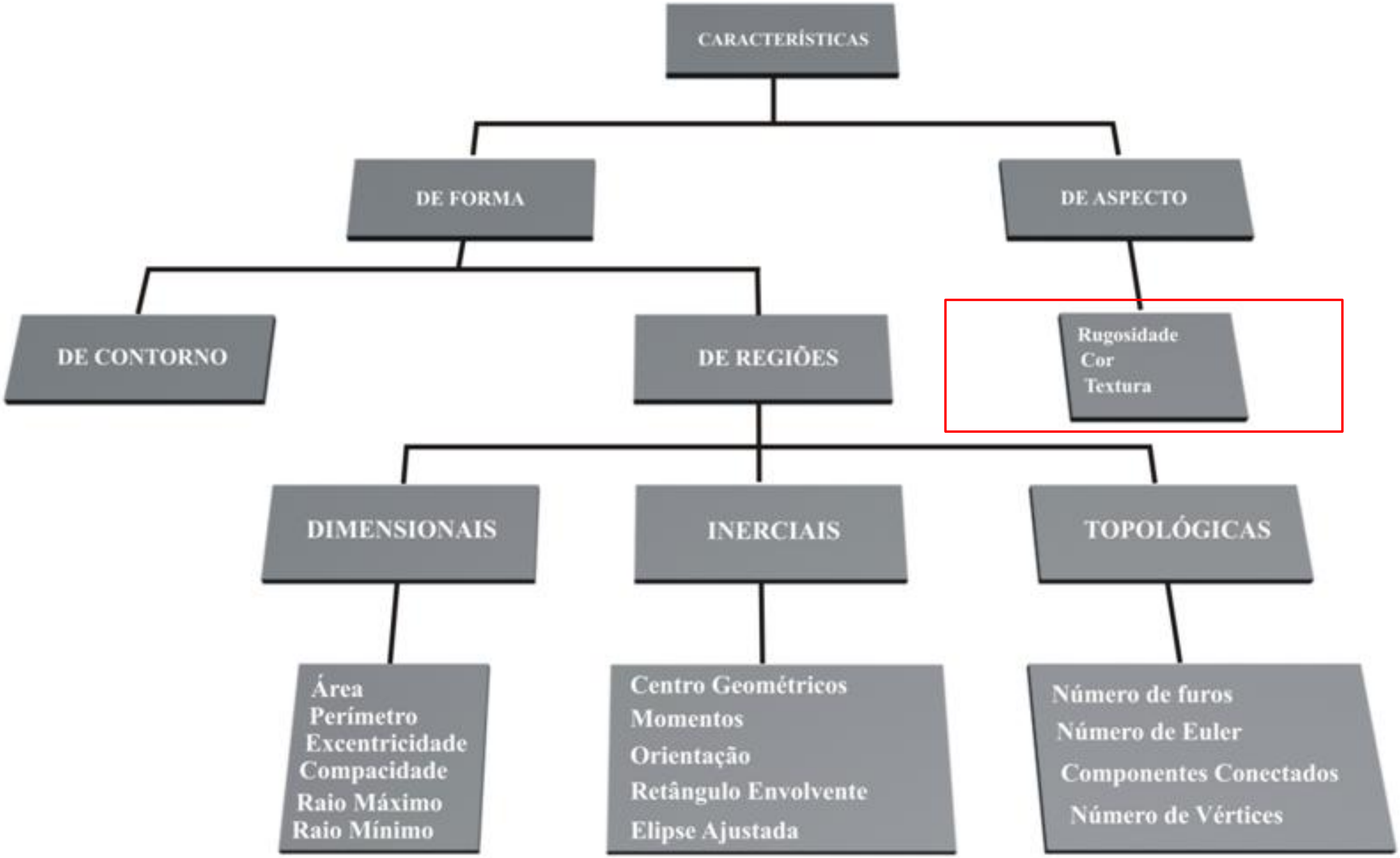


Imagem (a) e suas projeções horizontal (b), vertical (c) e diagonal (d)

Extração de Características: Análise de Textura



Tipos de características

Extração de Características: Análise de Textura

- Abordagem Estatística
  - Definir e segmentar textels
    - **Tarefa difícil para texturas naturais**
  - Alternativa: comparar medidas estatísticas
    - **Medidas**
      - Podem descrever uma textura
      - Útil para classificações

Extração de Características: Análise de Textura

- **Abordagem Estatística**

  - Algumas medidas de primeira ordem

    - Média, variância, desvio padrão, entropia, energia, assimetria e curtose

Extração de Características: Análise de Textura

Medida Estatística de Primeira Ordem: Entropia

- Entropia ou Incerteza
  - Shannon (1948)
    - Medir a quantidade de **informação transferida por um canal ou gerada por uma fonte.**
    - Quanto **maior** o valor de **entropia**
      - **Mais incerteza**
      - **Mais informação** presente
    - **Informação: Modelada como probabilística**

Extração de Características: Análise de Textura

- **Imagem**
  - A distribuição dos níveis de intensidade da imagem
    - Transformada em uma **função densidade de probabilidade**
    - **Dividindo**:
      - **O número de pixels de intensidade *i*, denotado por *h(i)*, pelo número total *n* de pixels na imagem**
  - Portanto, a **imagem é considerada um processo aleatório**
    - **Probabilidade p_i de um pixel assumir um valor *i*, em que *i* = 0, 1, …, Lmax**

$$p_i = \frac{h(i)}{n}, \text{em que } \sum_{i=0}^{L\max} p_i = 1.$$

  - A entropia de Shannon para imagem é calculada por: $H = -\sum_{i=0}^{L\max} p_i \log p_i.$

Negativo da soma das probabilidades

Extração de Características: Análise de Textura

- **Valores de Entropia: Medida Positiva**

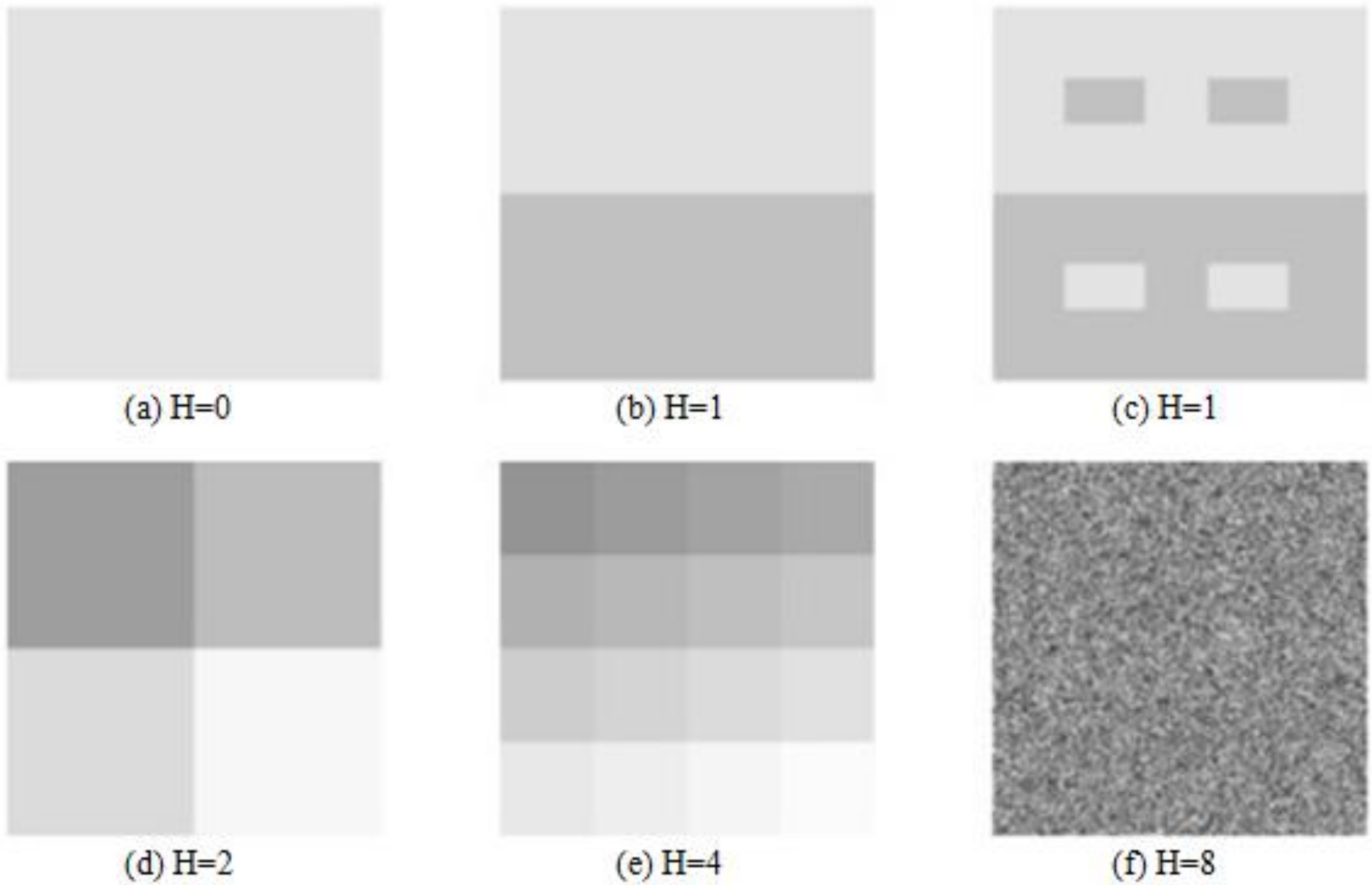
  - Considerando a base do logaritmo como 2
    - A unidade resultante é dada em bits

  - Menor valor : 0
    - Todos os pixels possuem o mesmo valor de luminância

  - Máxima entropia
    - **Mesma quantidade de pixels para todas as intensidades**

Extração de Características: Análise de Textura

Mínima



256 níveis de cinza possíveis distribuídos com a mesma quantidade de pixels

Máxima entropia

Extração de Características: Análise de Textura

- **Medida Estatística de Primeira Ordem: Outras Medidas Básicas**

- **Média (μ)**: representa o valor esperado da distribuição dos níveis de cinza presentes na textura:

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

  - g_i representa o nível de cinza para o i-ésimo pixel; n o número de pixels presentes na textura

- **Variância (σ^2)*:** descreve quanto os valores estão dispersos em torno da média (μ): $\sigma^2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(g_i - \mu)^2$

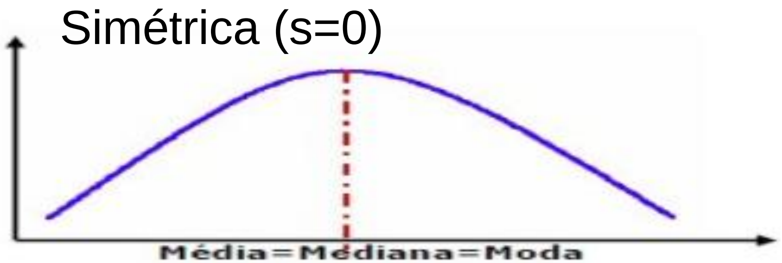
Imagem constante (mesmo nível de cinza), variância é 0

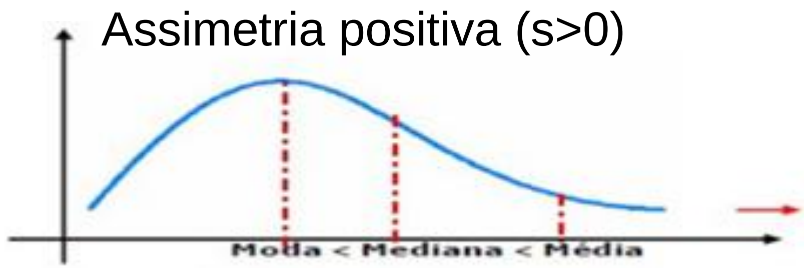
*média quadrática dos desvios (σ) em relação à média aritmética (μ)

Extração de Características: Análise de Textura

- **Medida Estatística de Primeira Ordem: Outras Medidas Básicas**
  - **Grau de Assimetria**: indicador da concentração de valores em relacão à mediana
    - Distribuições como uma normal: assimetria nula

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



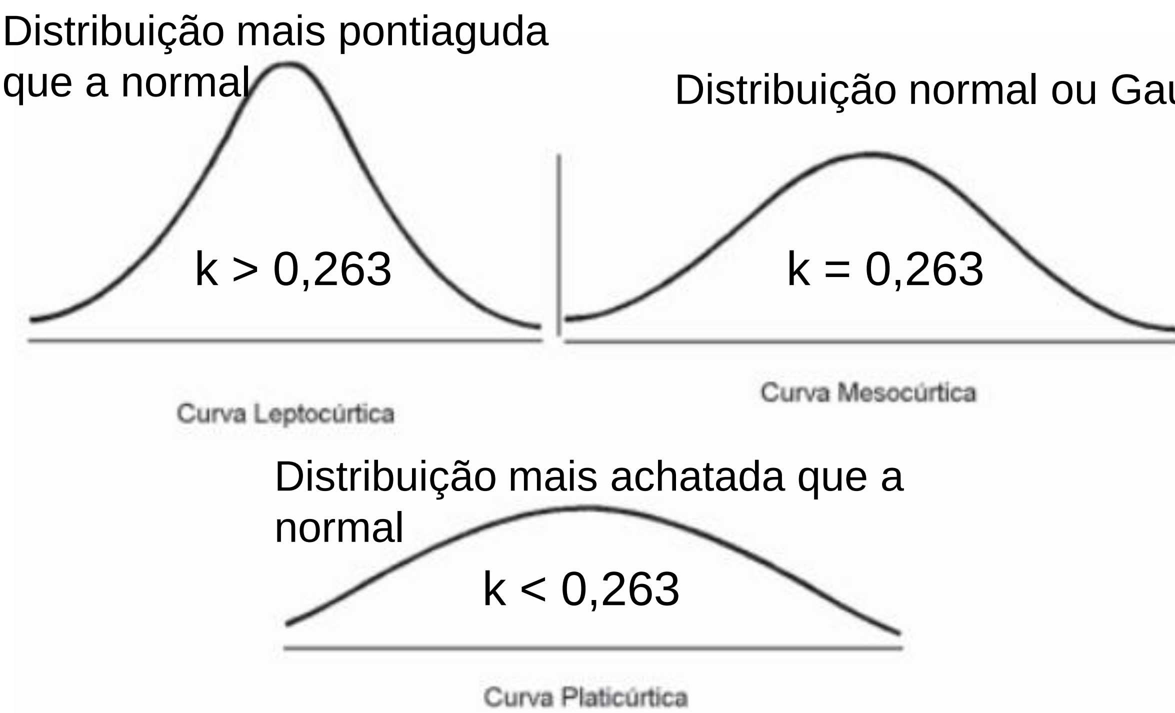


*Em que σ indica o desvio padrão e μ denota o valor médio da distribuição

Extração de Características: Análise de Textura

Medida Estatística de Primeira Ordem: Outras Medidas Básicas

- **Curtose**: indica o achatamento da função de distribuição
  - **Valor negativo: distribuição com forma mais achatada que a Gaussiana**
  - **Valor igual a 0: mesmo comportamento da distribuição Gaussiana**



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

Extração de Características: Análise de Textura

Medida Estatística de Primeira Ordem: Outras Medidas Básicas

- **Energia***: Seja uma imagem (ou textura) composta por *n* pixels, a função de massa de probabilidade pode ser determinada por meio da equação:
  - $P(i) = \frac{h(i)}{n}$, sendo *h(i)* o número de ocorrências de pixels com intensidade i.
  - A energia é dada por $E = \sum_{i=0}^{H_g} (P(i))^2$
  - H_g, denota o nível de cinza máximo presente na imagem

Atenção: Entropia equivale à perda de energia ou até mesmo desordem

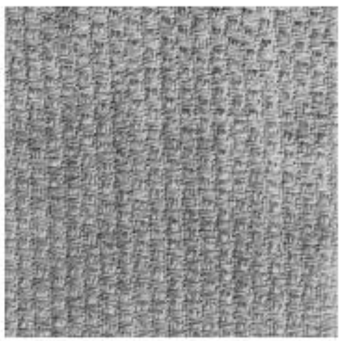
E=1: Indica uma imagem constante/homogênea (mesmo nível de cinza)

*Corresponde ao valor médio quadrático do sinal (nível de alteração na cor, intensidade, brilho ou magnitude dos pixels).

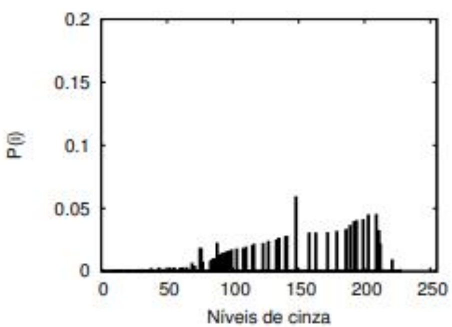
Extração de Características: Análise de Textura

Medida Estatística de Primeira Ordem: Exemplos

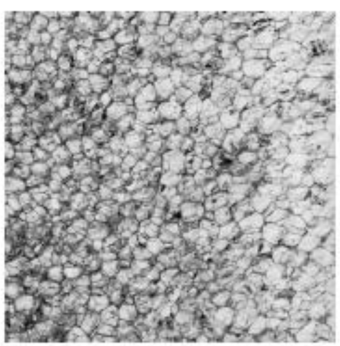
- Histogramas das texturas de duas imagens do álbum Brodatz



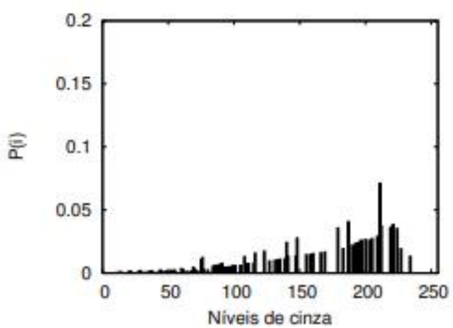
(a)



(b)



(c)



(d)

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)

Extração de Características: Análise de Textura

- **Medida Estatística de Segunda Ordem: Matriz de Co-ocorrência (Gray level co-occurrence matrix - GLCM)**

  - Métodos que consideram relações entre pixels

  - Características:

	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.

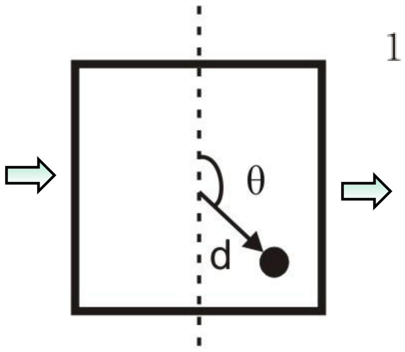
- **Número de linhas e colunas da matriz (Uma imagem com 4 níveis de cinza)**
  - Definido pela **quantidade de níveis de cinza** contidos na textura
- **Elemento *P*(*m*,*n*) da matriz** representa o **número de transições entre** os níveis de cinza ***m* e *n*** que ocorrem na textura

Extração de Características: Análise de Textura

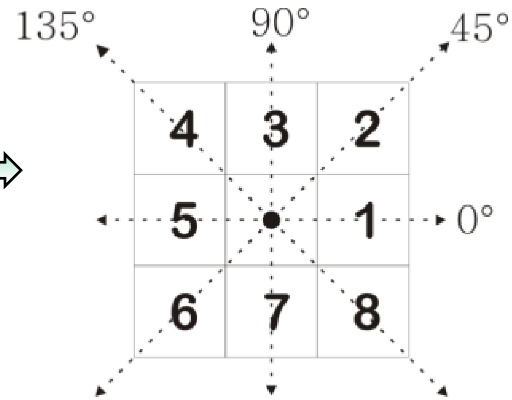
Medida Estatística de Segunda Ordem: GLCM

- Está associada a:
  - ângulo (*q*)

Haralick et al. (1973)



p(i, j, d, θ)



  - distância (*d*) *entre os pixels (i, j):*
    - ***p(i, j, d, q)***

- Características de texturas
  - Calculadas a partir da representação normalizada
  - Cada elemento da matriz é dividido pela soma de todos os seus componentes
    - em que H_g denota o nível de cinza máximo presente na imagem
    - $m, n = 0, \ldots, H_g$

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

Extração de Características: Análise de Textura

Medida Estatística de Segunda Ordem: GLCM

- Exemplo: ***p(i, j, 1, 0)***

P(m,n)

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)

Imagem

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

(b)

Matriz de Co-ocorrência

	0	1	2	3
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 Co-ocorrência Normalizada (***p***)

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

Soma = 20;

Extração de Características: Análise de Textura

- **Medida Estatística de Segunda Ordem: GLCM**

  - Descritores de Haralick et al. (1973)

    - 14 medidas estatísticas

  - Porém, seis delas apresentam maior relevância:
    - Segundo momento angular (Energia)
    - Entropia
    - Contraste
    - Heterogeneidade (Variância)
    - Correlação
    - Homogeneidade

Extração de Características: Análise de Textura

- **Medida Estatística de Segunda Ordem: GLCM**

  - Descritores de Haralick et al. (1973)

    - **Segundo momento angular/Energia**
      - Indica a uniformidade de uma textura

Nível de alteração na cor, intensidade, brilho ou magnitude dos pixels

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

Considera a matriz de co-ocorrência normalizada (***p***)

Texturas ásperas: poucos elementos da GLCM apresentam valores diferentes de zero e, quando ocorrem, são próximos de um: **Padrão Constante.**

Nesse caso, o segundo momento angular indica valores próximos de um, o máximo possível para essa medida

Extração de Características: Análise de Textura

- **Medida Estatística de Segunda Ordem: GLCM**

  - Descritores de Haralick et al. (1973)

    - **Entropia** (medida de desordem da textura)

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

Nível de informação

Considera a matriz de co-ocorrência normalizada (***p***)

Extração de Características: Análise de Textura

- **Medida Estatística de Segunda Ordem: GLCM**

  - Descritores de Haralick et al. (1973)

    - **Contraste** (diferença entre os níveis de cinza)

Nível de contraste

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

Imagem constante (mesmo nível de cinza), contraste é 0

Considera a matriz de co-ocorrência normalizada (***p***)

Extração de Características: Análise de Textura

Medida Estatística de Segunda Ordem: GLCM

- Descritores de Haralick et al. (1973)
  - **Correlação** (indica a dependência linear entre os níveis de cinza)
    - Valores **positivos**: uma variável (nível de cinza i, por exemplo) **tende a aumentar** quando a **outra aumenta** (nível de cinza j)
    - Valores **negativos**: uma variável (nível de cinza i, por exemplo) **tende a diminuir** quando a **outra aumenta** (nível de cinza j)
    - **Igual a zero**: indica que uma **variação** em um nível de cinza (aumento ou redução) **não influencia o outro**.

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

    - Em que σ_x e σ_y indicam o desvio padrão de cada distribuição
    - μ_i e μ_j denotam os valores médios das distribuições

Extração de Características: Análise de Textura

Medida Estatística de Segunda Ordem: GLCM

- Descritores de Haralick et al. (1973)
  - **Heterogeneidade** (quanto os níveis de cinza desviam do nível de cinza médio, independente da localização dos elementos)

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

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

  - Em que μ_i e μ_j denotam os valores médios das distribuições para:

$$\mu_i = \sum_{i,j=0}^{H_g} iP_{i,j} \text{ e } \mu_j = \sum_{i,j=0}^{H_g} jP_{i,j}.$$

Variância apresenta valores altos quando os níveis de cinza desviam do nível de cinza médio

Extração de Características: Análise de Textura

Medida Estatística de Segunda Ordem: GLCM

- Descritores de Haralick et al. (1973)

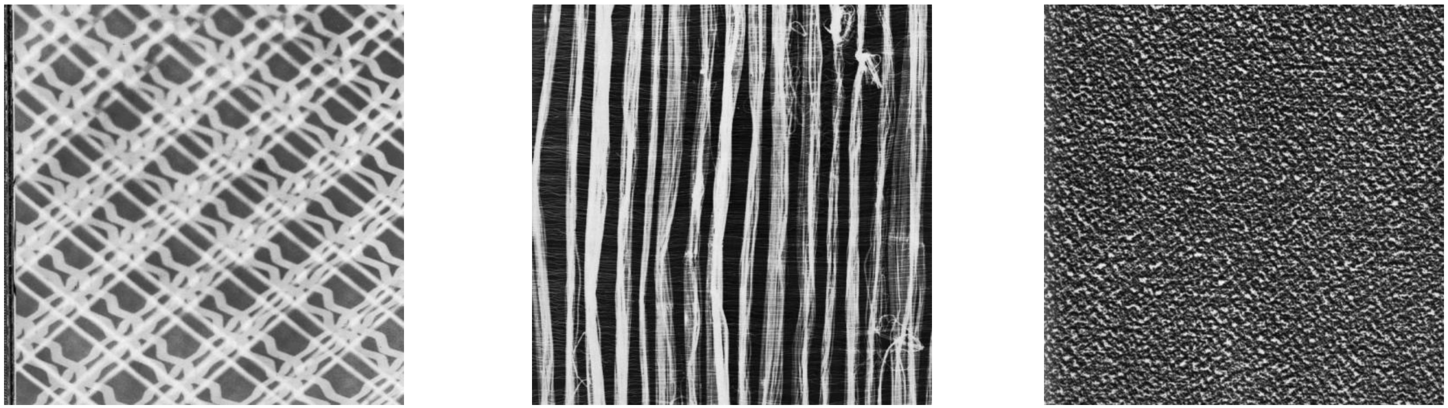
  - **Homogeneidade** (valores altos indicam que a textura apresenta pequenas variações de níveis de cinza **entre pares de pixels**)

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

  - Medida apresenta correlação inversa com a medida de contraste Heterogeneidade

Extração de Características: Análise de Textura

- **Medida Estatística de Segunda Ordem: GLCM**



Texturas naturais monocromática (valores discretos). (a) Textura 1 - Entropia = 5.8766. (b) Textura 2 - Entropia = 5.9851. (c) Textura 3 - Entropia =6.2731.

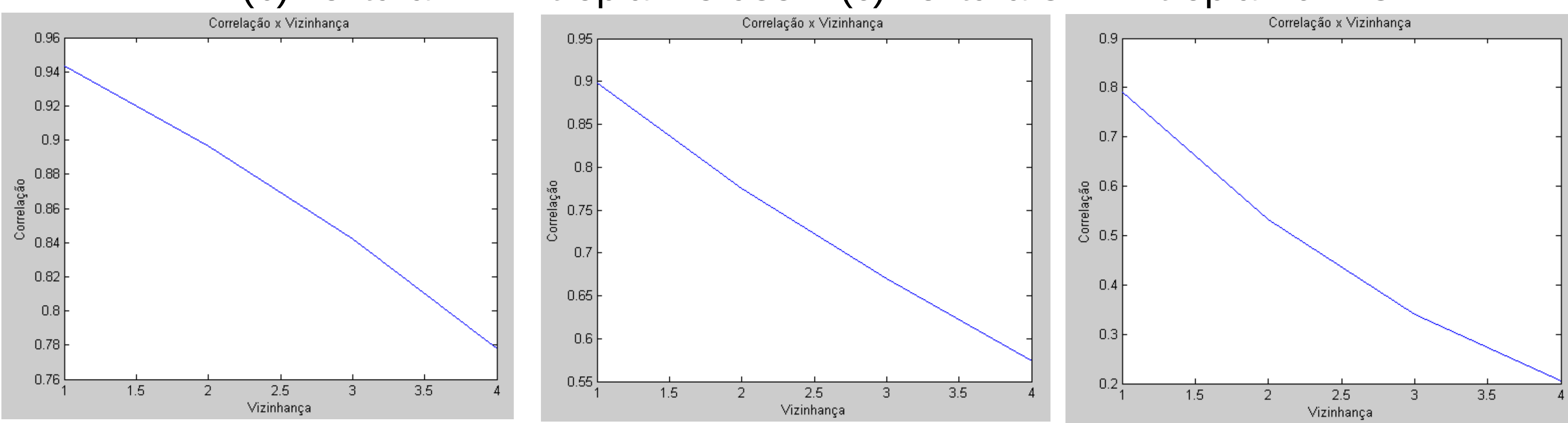
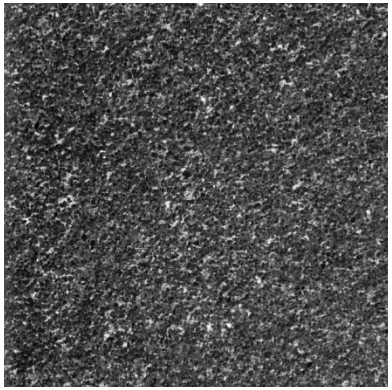


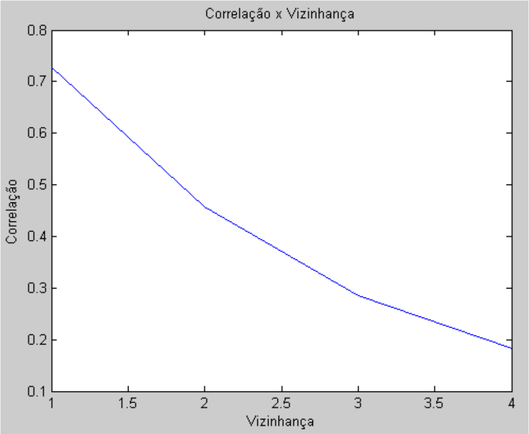
Gráfico de Correlação x Vizinhança da: (a) Textura 1; (b) Textura 2 e (c) Textura 3. (Análise de Comportamento)

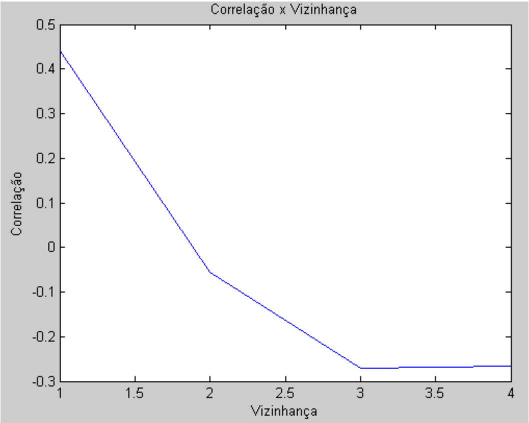
Extração de Características: Análise de Textura

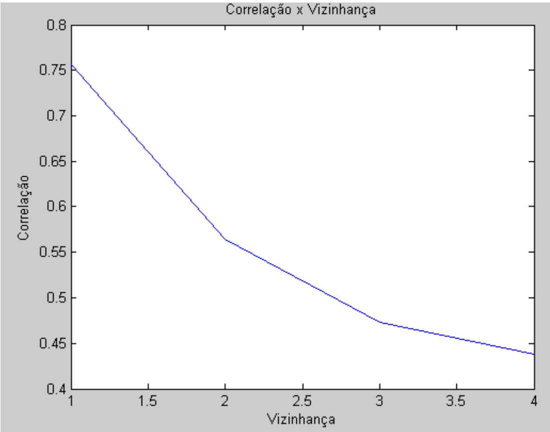
Medida Estatística de Segunda Ordem: GLCM



Texturas de Classes Desconhecidas (valores discretos): (a) Energia = 6.0881; (b) Energia = 5.1305 e (c) Energia = 6.1882.







Gráficos de Correlação x Vizinhança (Análise de Comportamento)

Extração de Características: Análise de Textura

- Galloway (1975): **Comprimento de corridas de cinza (GLRLM)**
  - Sistema para sintetizar as informações obtidas a partir de corridas de cinza: **amostragem de regiões colineares** (***pontos que pertencem a um mesmo segmento de reta***)
  - Matrizes de comprimento de corridas de cinza (GLRLM, do inglês, *Gray Level Run Length Matrices*)
  - Interpretação:
    - Corridas relativamente **longas**: **Texturas ásperas**
    - **Corridas curtas**: **Texturas finas** (presença de bordas)

Extração de Características: Análise de Textura

- Galloway (1975): **Comprimento de corridas de cinza (GLRLM)**

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)
Imagem

Tamanho/Comprimento (i ou j)

cores	1	2	3	4	5	
0	5	0	0	1	0	**6**
1	6	0	0	0	0	**6**
2	4	0	0	0	0	**4**
3	6	0	0	0	0	**6**
	21	**0**	**0**	**1**	**0**	

(b)

Domínio (21 corridas de nível 1)

Textura Fina

Extração de Características: Análise de Textura

Unidade de Textura

- He e Wang (1990)
  - **Unidade de textura**:
    - Uma imagem texturizada pode ser considerada como um **conjunto de** pequenas **unidades essenciais**
  - Dada uma vizinhança de 3 × 3 pixels
    - Composta pelos elementos $\{g_0, g_1, . . . , g_8\}$,
      - g_0 representa o nível de cinza do pixel central e os **demais g_i denotam os níveis de cinza de seus vizinhos mais próximos**.
  - Unidade de textura (TU, do inglês, *texture unit*) é dada por:
    - **TU = $\{e_1, e_2, . . . , e_8\}$,** em que cada e_i determinado por meio de $e_i = \begin{cases} 0, & \text{se } g_i < g_0 \\ 1, & \text{se } g_i = g_0 \\ 2, & \text{se } g_i > g_0 \end{cases}$
    - para $i = 1, 2, . . . , 8$

Extração de Características: Análise de Textura

Unidade de Textura

- He e Wang (1990) : Exemplo
  - **Distribuição de frequências das unidades de uma textura** é denominada espectro de textura ou número da unidade de textura (N_{TU})

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

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

4	5	4
6	$\boxed{4}$	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)

$$N_{TU} = \sum_{i=0}^{7} e_i 3^i$$

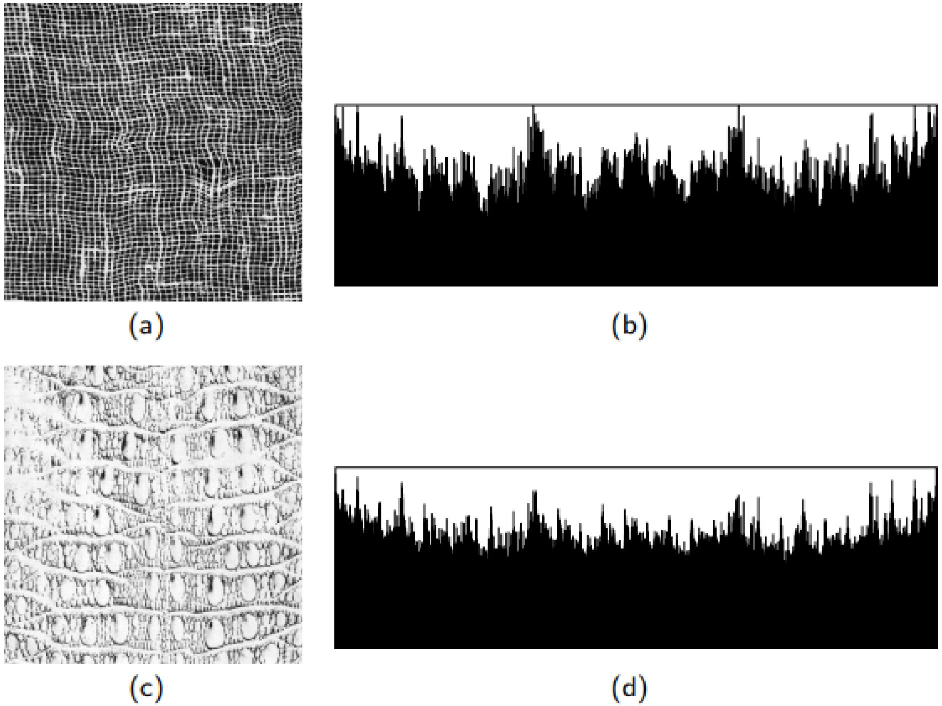
O valor de cada e_i é calculado e apresentado em (b). Considerando a ordenação da vizinhança definida em (c), o número da unidade de textura recebe o valor $N_{\text{TU}} = 1.3^0 + 2.3^1 + 1.3^2 + 0.3^3 + 2.3^4 + 2.3^5 + 1.3^6 + 2.3^7 = 5767$.

Extração de Características: Análise de Textura

Unidade de Textura

- He e Wang (1990) :

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



(a) (b) (c) (d)

Extração de Características: Análise de Textura

Unidade de Textura

- He e Wang (1990) :
  - Considerando apenas ordenações no sentido horário
    - Um elemento g_i, com i fixo, pode assumir oito posições distintas, de ***a*** até ***h***.

a	b	c
h		d
g	f	e

Vizinhança utilizada para determinação da unidade de textura

Extração de Características: Análise de Textura

Local Binary Patterns (LBP)

- Ojala et al. (1996)* :
  - Padrão binário da unidade de textura considerando: $e_i = \begin{cases} 0, & \text{se } g_i < g_0 \\ 1, & \text{se } g_i \geq g_0 \end{cases}$
  - O valor máximo que o LBP pode assumir é 255
  - Redução significativa no número de entradas do espectro de textura

$$\text{LBP} = \sum_{i=1}^{8} 2^{i-1} e_i$$

*A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions

Ojala, Timo, Matti Pietikainen, and Topi Maenpaa. "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns." *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* 24.7 (2002): 971-987.

Extração de Características: Análise de Textura

Local Binary Patterns (LBP)

- Ojala et al. (1996) : Exemplo

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

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)

$$\Rightarrow \text{LBP} = \sum_{i=1}^{8} 2^{i-1} e_i$$

$$\boxed{0 * 1 + 0 * 2 + 0 * 4 + 1 * 8 + 1 * 16 + 1 * 32 + 1 * 64 + 0 * 128 = 120}$$

(d)

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

Extração de Características: Análise de Textura

Local Binary Patterns (LBP)

- Ojala et al. (1996) : Exemplo

Exemplo de aplicação do LBP:

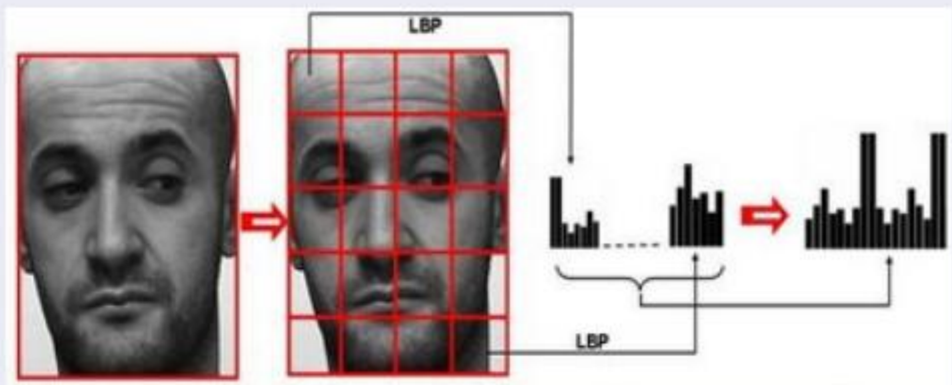


Figura : Descrição de faces com LBP. (a) imagem de uma face; (b) imagem dividida em blocos; (c) histograma para cada bloco; (d) histograma concatenado. Fonte: figura adaptada de M. Pietikäinen, A. Hadid, G. Zhao e T. Ahonen. **Computer Vision using Local Binary Patterns**, 2011.

Extração de Características: Análise de Textura

Abordagem Fractal: Medida de Rugosidade

- **Auto-semelhança**
  - Cada pequena **porção** de um objeto pode conter uma **réplica** reduzida do todo

- **Dimensão fractal**
  - Medida que quantifica a **densidade** dos fractais no espaço métrico
  - Permite indicar a **rugosidade** de uma textura

Extração de Características: Análise de Textura

Abordagem Fractal: Medida de Rugosidade

- Cálculo da Dimensão Fractal (DF): imagens binárias
  - **Teorema da contagem de caixas** (*Box Counting Theorem*)
  - Oferece um método simples para estimar a dimensão fractal de imagens binárias (2D)
  - Permite uma contagem do número de "quadrados" $N_n(A)$ de lado $1/2^n$ que "cobre" A:

$$DF(A) = \lim_{n \to \infty} \frac{\log(N_n(A))}{\log(2^n)}$$

  - O gráfico log-log de $N_n(A)$ por 2^n fornece uma aproximação de reta de coeficiente angular α, que representa a DF da imagem

Extração de Características: Análise de Textura

Iteração n	Divisões 2^n	Total de Regiões Ocupadas $N_n(A)$	$\log 2^n$	$\log N_n(A)$
1	2	4	0,693	1,386
2	4	12	1,386	2,484
3	8	36	2,079	3,583
4	16	108	2,772	4,682
5	32	324	3,465	5,780
6	64	972	4,158	6,879
7	128	2187	4,852	7,690

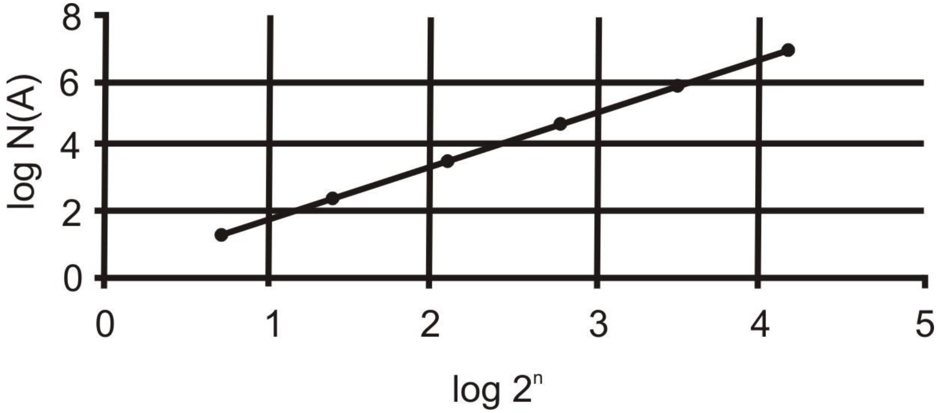
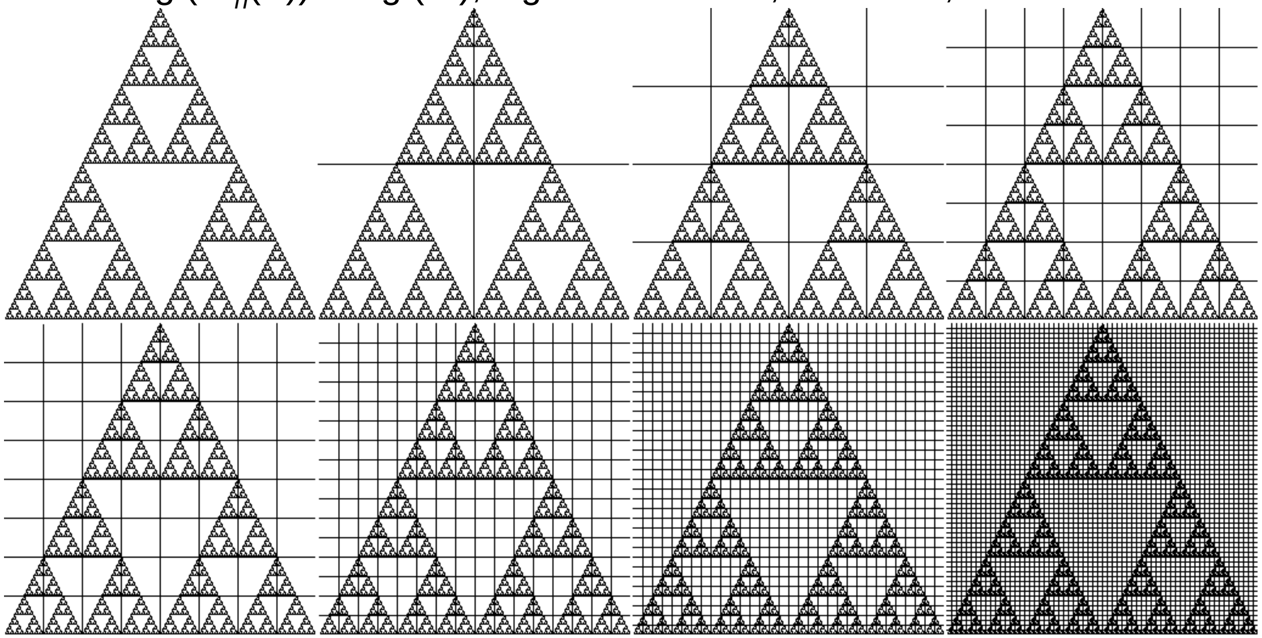


Gráfico de log ($N_n(A)$) × log (2^n), logaritmo natural, base e=2,71828

DF ≅ 1,585

$$DF(A) = \lim_{n\to\infty} \frac{\log(N_n(A))}{\log(2^n)}$$



Divisão recursiva da imagem triângulo de Sierpinsky

Extração de Características: Análise de Textura

- **Cálculo da Dimensão Fractal (DF): imagens em níveis de cinza**
  - **Método Box-Counting**
    - Extensão do teorema da contagem de caixas para estimar a dimensão fractal (DF) de imagens em **escala de cinza**
    - **BC** considera a imagem como um **objeto tridimensional**
      - A terceira coordenada representa a intensidade do pixel
        - Uma superfície do terreno, cuja **altura** é proporcional ao valor da **intensidade** luminosa da imagem

Extração de Características: Análise de Textura

- **DF de uma imagem em escala de cinza** pode assumir valores no intervalo entre 2 e 3

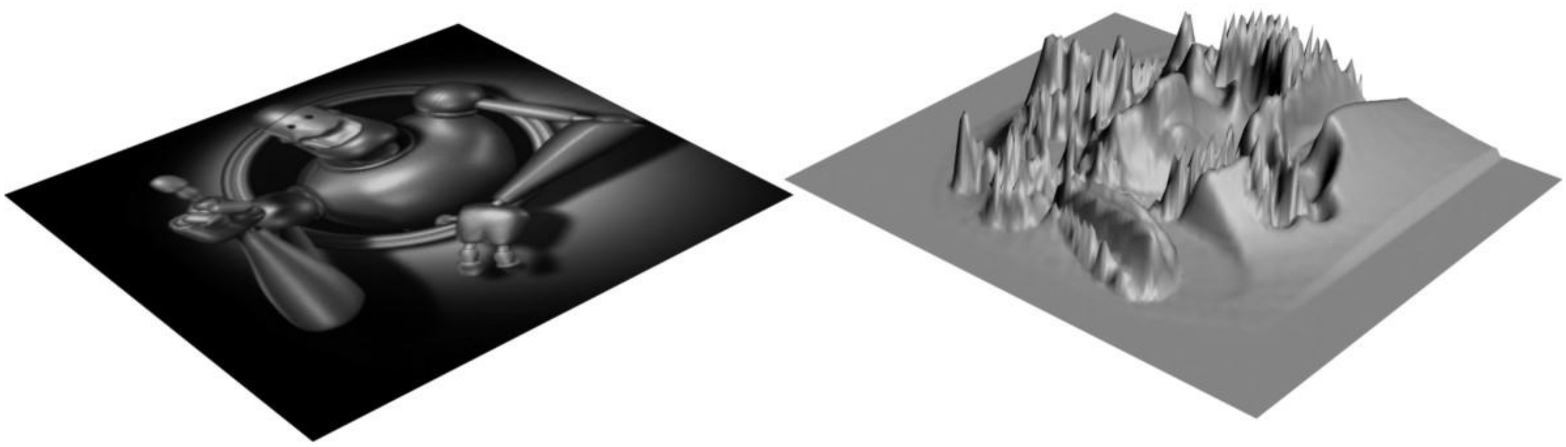
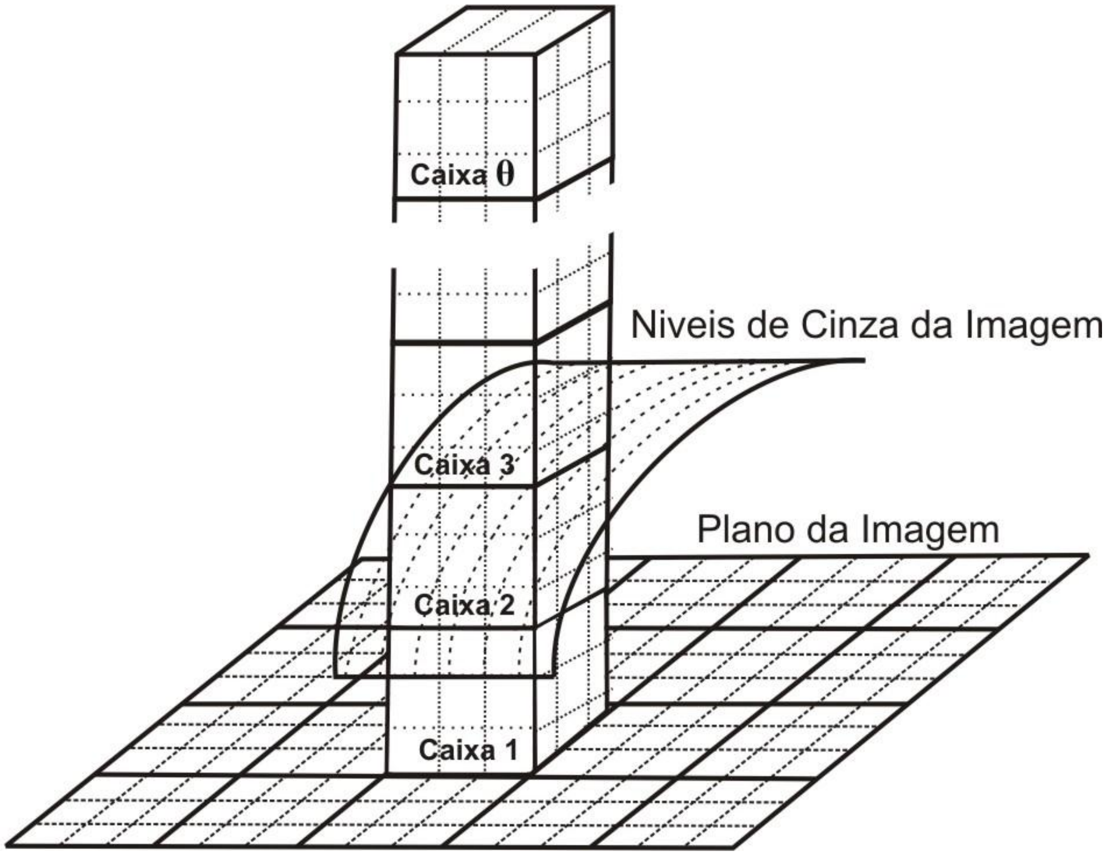


Imagem Original e como objeto ou superfície 3D

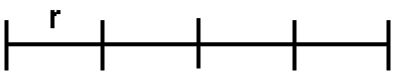
Extração de Características: Análise de Textura



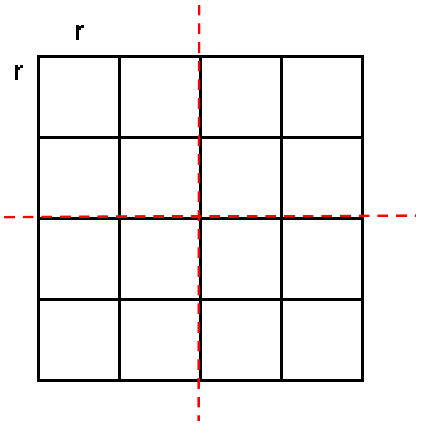
Contagem de "Cubos"

Extração de Características: Análise de Textura

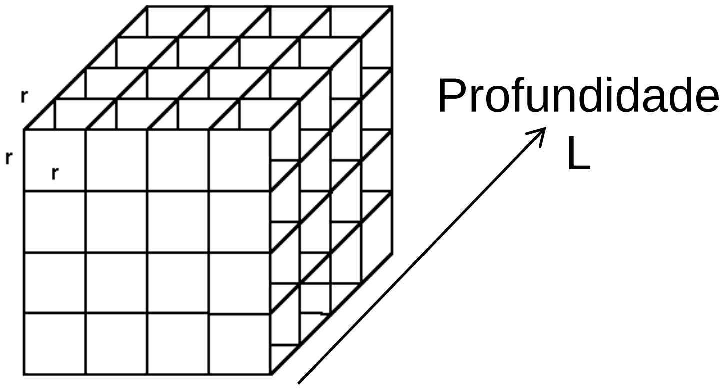
Dimensão	Divisões	$N_{n,} A_{caixas}$	Regra
	1	2	2^1
1	2	4	2^2
	3	8	2^3



Dimensão	Divisões	$N_{n,} A_{caixas}$	Regra
	1	4	2^2
2	2	16	2^4
	3	64	2^6



Dimensão	Divisões	$N_{n,} A_{cubos}$	Regra
	1	8	2^3
3	2	64	2^6
	3	512	2^9



Extração de Características: Análise de Textura

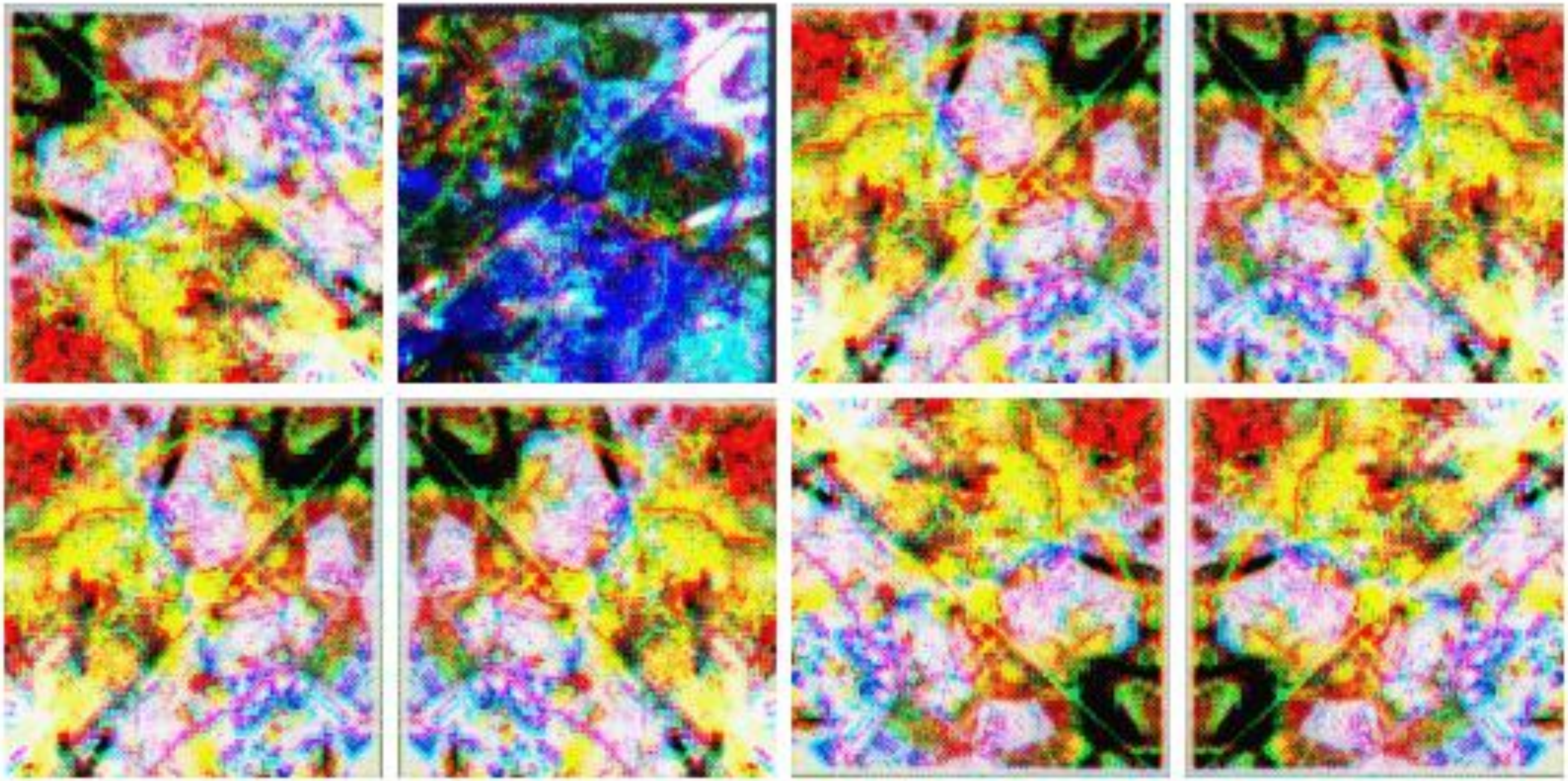
Imagens	Dimensão (d)	Divisões (n)	$N_n(A)$	log ($N_n(A)$)	log (2^n)	DF_n
Binárias	2	1	4	log (4)	log (2)	2
		2	16	log (16)	log (4)	2
		3	64	log (64)	log (8)	2
Em escala de cinza (1 canal)	3	1	8	log (8)	log (2)	3
		2	64	log (64)	log (4)	3
		3	512	log (512)	log (8)	3
(2 canais)	4	1	16	log (16)	log (2)	4
		2	256	log (256)	log (4)	4
		3	4096	log (4096)	log (8)	4
Coloridas (3 bandas)	5	1	32	log (32)	log (2)	5
		2	1024	log (1024)	log (4)	5
		3	32768	log (32768)	log (8)	5
Multiespectrais (acima de 3 bandas)	6	1	64	log (64)	log (2)	6
		2	4096	log (4096)	log (4)	6
		3	262144	log (262144)	log (8)	6

$$DF(A) = \lim_{n\to\infty} \frac{\log(N_n(A))}{\log(2^n)}$$

Indicações de limites superiores de DF_n

Extração de Características: Análise de Textura

Invariância (DF ≅ 3,465) em
transformações afins e reflexão de cores



Espaço de Características: Quantificações com múltiplas técnicas

	Caract. 1	Caract. 2	Caract. 3	...	Caract. m
Imagem 1	10	15	98	...	45
Imagem 2	54	26	54	...	56
Imagem 3	32	98	98	...	48
...	...	...	...	...	...
Imagem n	54	98	2	...	54

- Busca por classes de Padrões
  - Obter propriedades comuns e definir as classes:
    - w_1, w_2, w_3, ...w_M, em que M é o número de classes

Extração de Características: Análise de Textura

Considerações e Desafios

- **Formalizar ou desenvolver descritores e/ou medidas**
  - Tarefa extremamente difícil para garantir uma análise apropriada de imagens em diferentes domínios de aplicações
  - Tal dificuldade reflete em um número expressivo de métodos de análise de texturas encontrados na literatura
  - Dentre as principais aplicações que utilizam análise de texturas estão:
    - Classificação
    - Segmentação
    - Síntese de texturas

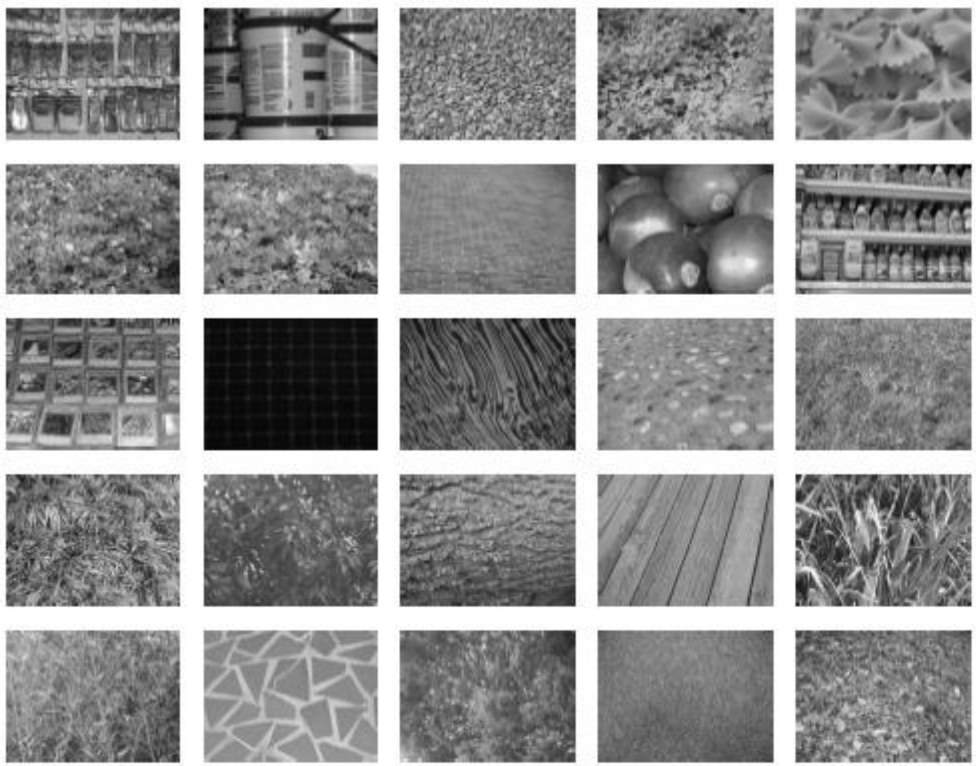
Extração de Características: Análise de Textura

- **Considerações e Desafios**
  - **Aplicações como Segmentação e Classificação**
  - Mosaicos compostos por texturas distintas ou conjuntos com centenas de imagens para testar e validar técnicas
  - Amostras de texturas podem ser obtidas a partir de álbuns como:
    - UMD, OuTex, VisTex, Brodatz, Barktex e Kylberg.

Extração de Características: Análise de Textura

- **Considerações e Desafios**

- Algumas amostras de texturas da base UMD (Acesso em 03/2022)
  https://www.researchgate.net/publication/257789142_Evaluation_of_Feature_Descriptors_for_Texture_Classification

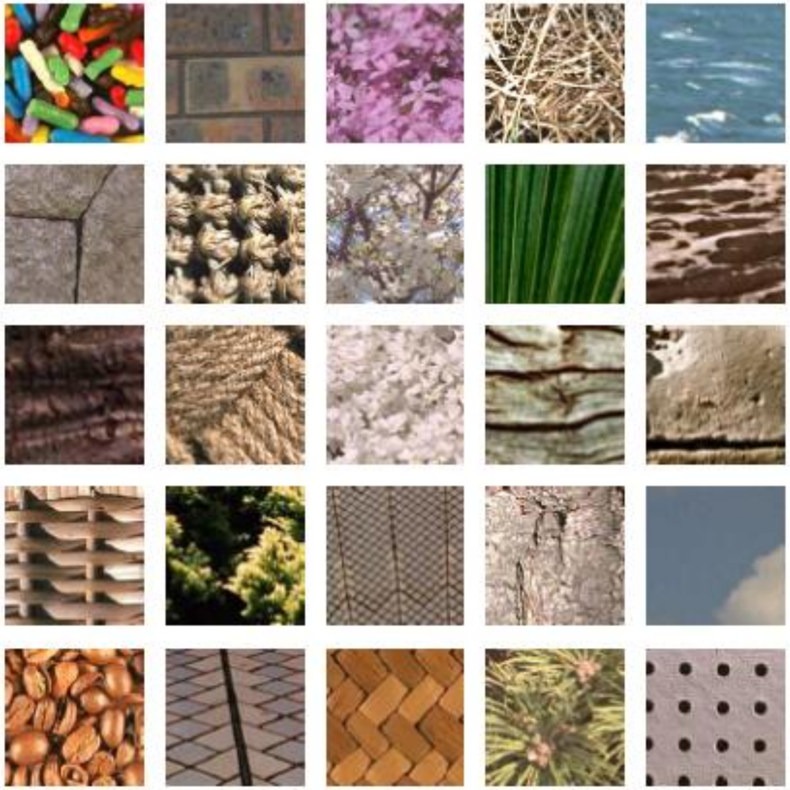


Extração de Características: Análise de Textura

- **Considerações e Desafios**
- Algumas amostras de texturas da base OuTex (https://mldta.com/dataset/outex-texture-bench/) (Acesso em 03/2022)

Extração de Características: Análise de Textura

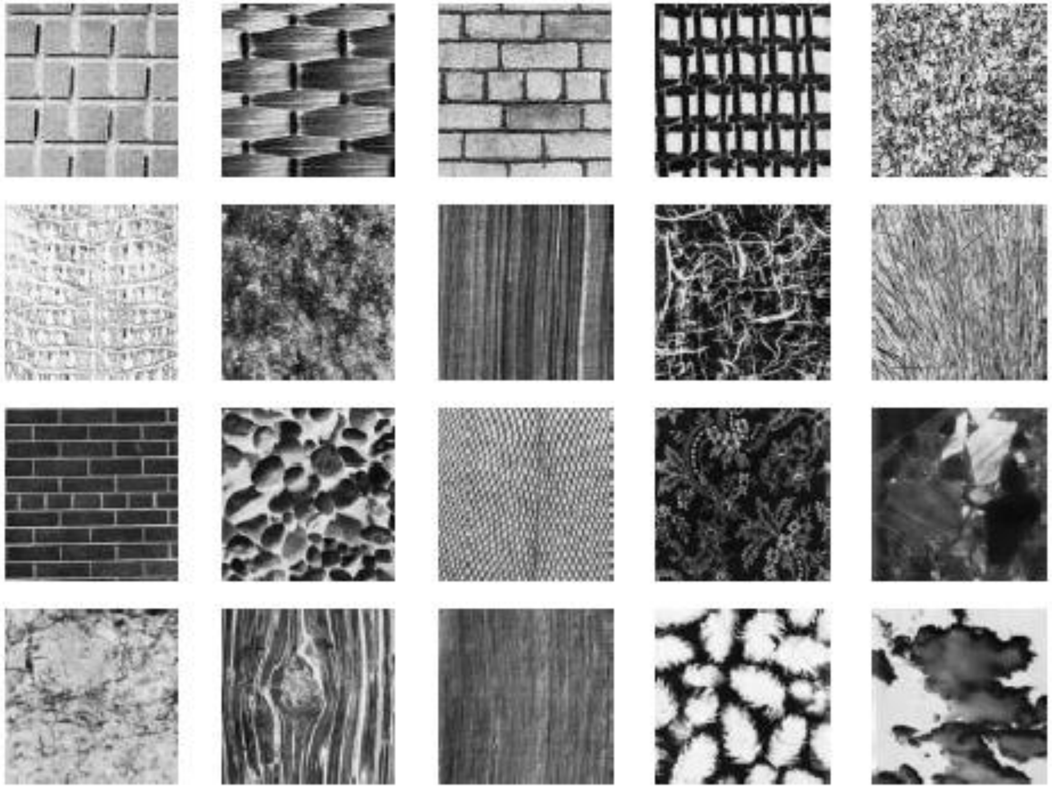
- **Considerações e Desafios**
- Algumas amostras de texturas da base VisTex (https://vismod.media.mit.edu/vismod/imagery/VisionTexture/) (Acesso em 03/2022)



Extração de Características: Análise de Textura

Considerações e Desafios

- Algumas amostras de texturas da base Brodatz (https://multibandtexture.recherche.usherbrooke.ca/original_brodatz.html) (Acesso em 03/2022)



Extração de Características: Análise de Textura

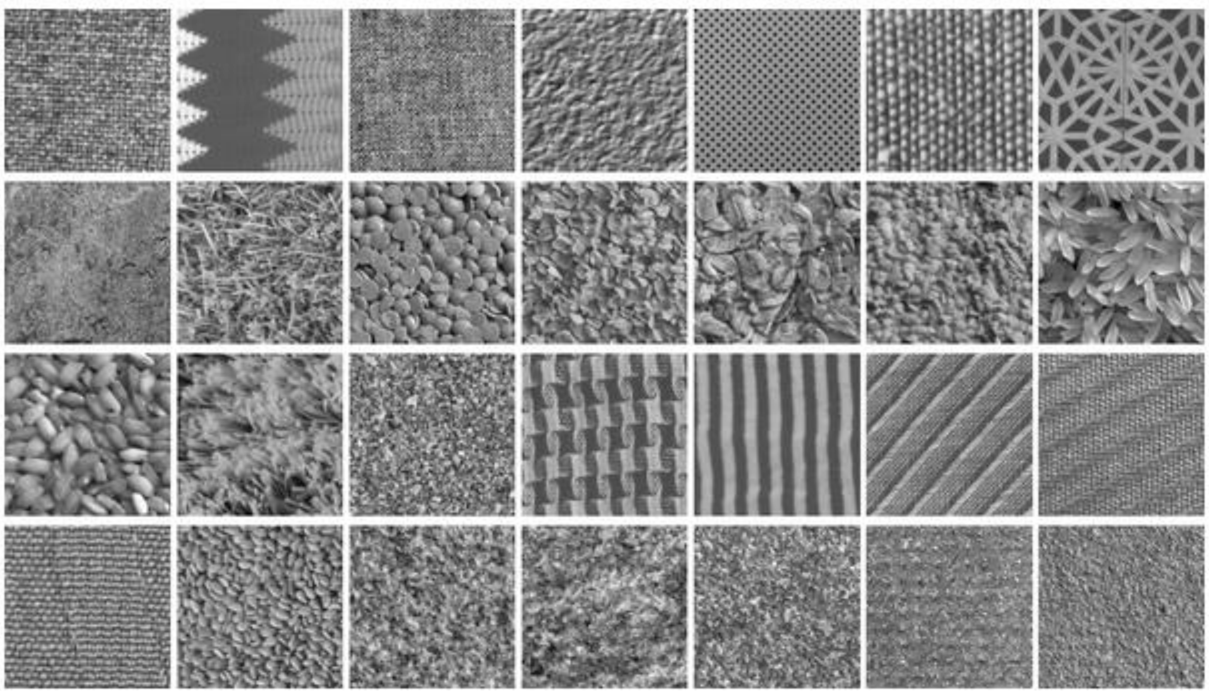
- **Considerações e Desafios**

- Algumas amostras de texturas da base BarkTex (https://www.researchgate.net/publication/281417688_A_multi_color_space_approach_for_texture_classification_experiments_with_outex_vistex_and_barktex_image_databases) (Acesso em 03/2022)

Extração de Características: Análise de Textura

- **Considerações e Desafios**

- Algumas amostras de texturas da base Kylberg (https://www.cb.uu.se/~gustaf/texture/) (Acesso em 03/2022)



Extração de Características: Análise de Textura

Construa um código para receber imagens monocromáticas como entrada, 8 bits de quantização. O código deve ser capaz de fornecer os valores de:

-Haralick, com segundo momento angular, entropia e contraste. Use d=1 e θ =0;

-LBP (especificar as condições utilizadas);

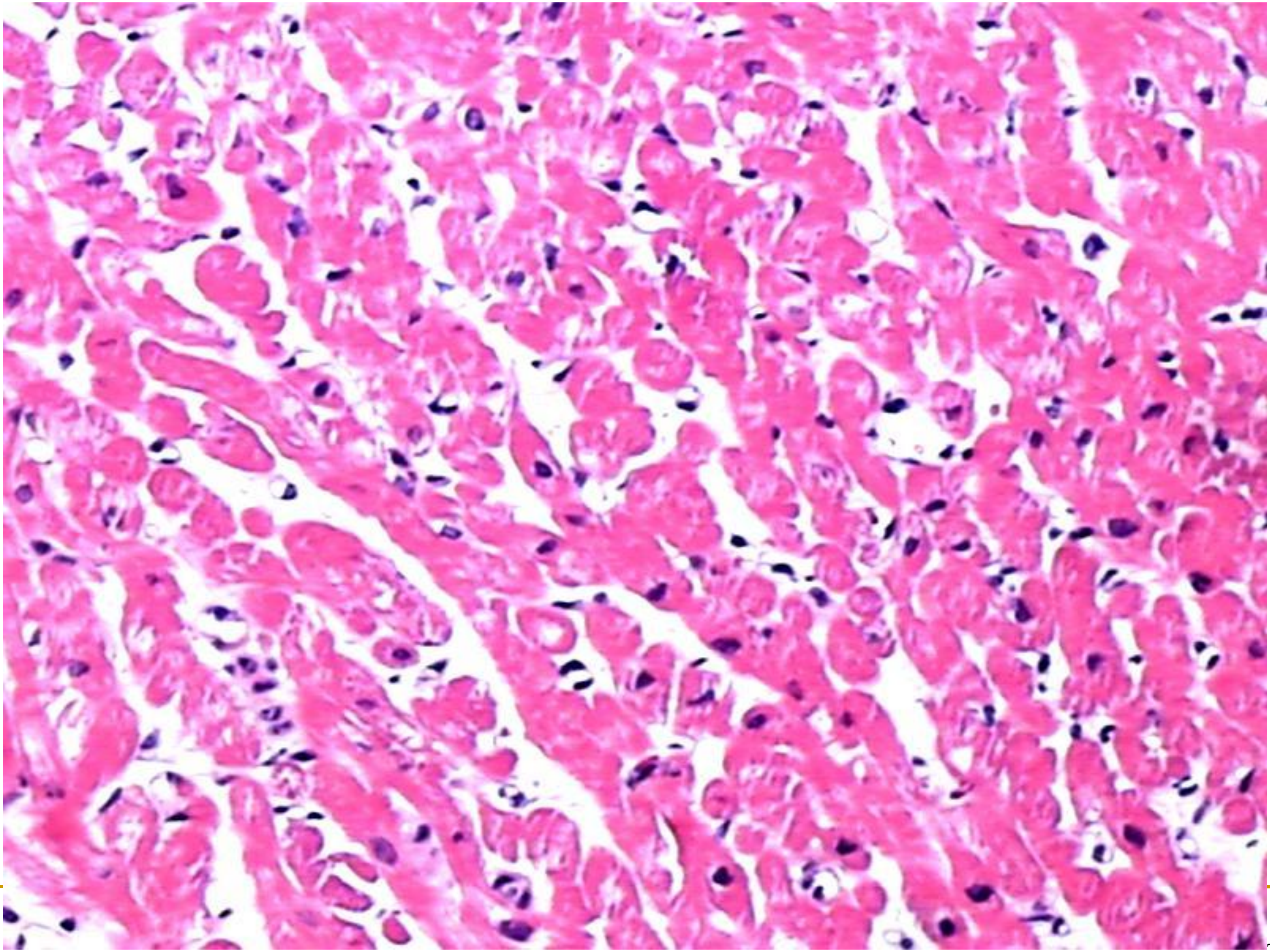
- Dimensão fractal (DF), usando *Box-couting*. A DF deve ser definida via coeficiente angular da regressão log x log. Os dois primeiros valores parciais de DF, em função das iterações 1 e 2, também devem ser apresentados.

Os descritores devem ser organizados como vetores de características, respeitando a ordem posicional: momento angular; entropia; contraste; LBP; DF (coeficiente logxlog); DF iteração 1; DF iteração 2.

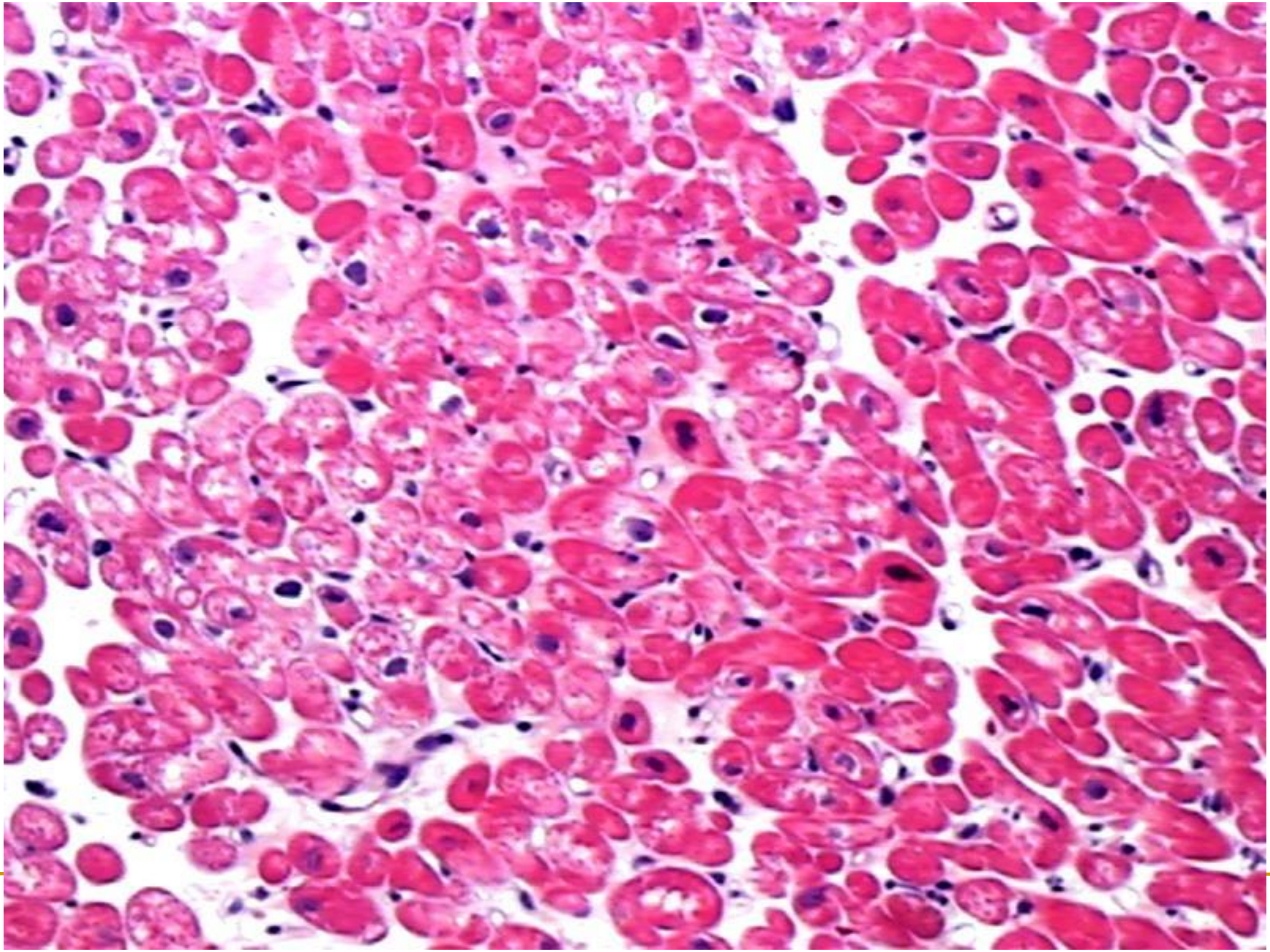
Apresente os vetores para cada imagem. As imagens são apresentadas nos próximos slides.

Em seguida, observe os resultados numéricos e indique quais descritores apresentam as maiores diferenças para separar as imagens R0 de R3. Apresente os gráficos para ilustrar as posições espaciais dos descritores. Por exemplo, eixo *x* representa momento angular, eixo *y* a entropia e eixo z o contraste. Use a mesma estratégia para DF. Cada imagem é um ponto espacial em função das suas coordenadas/descritores. Quais as dificuldades neste tipo de análise? Quais as soluções?

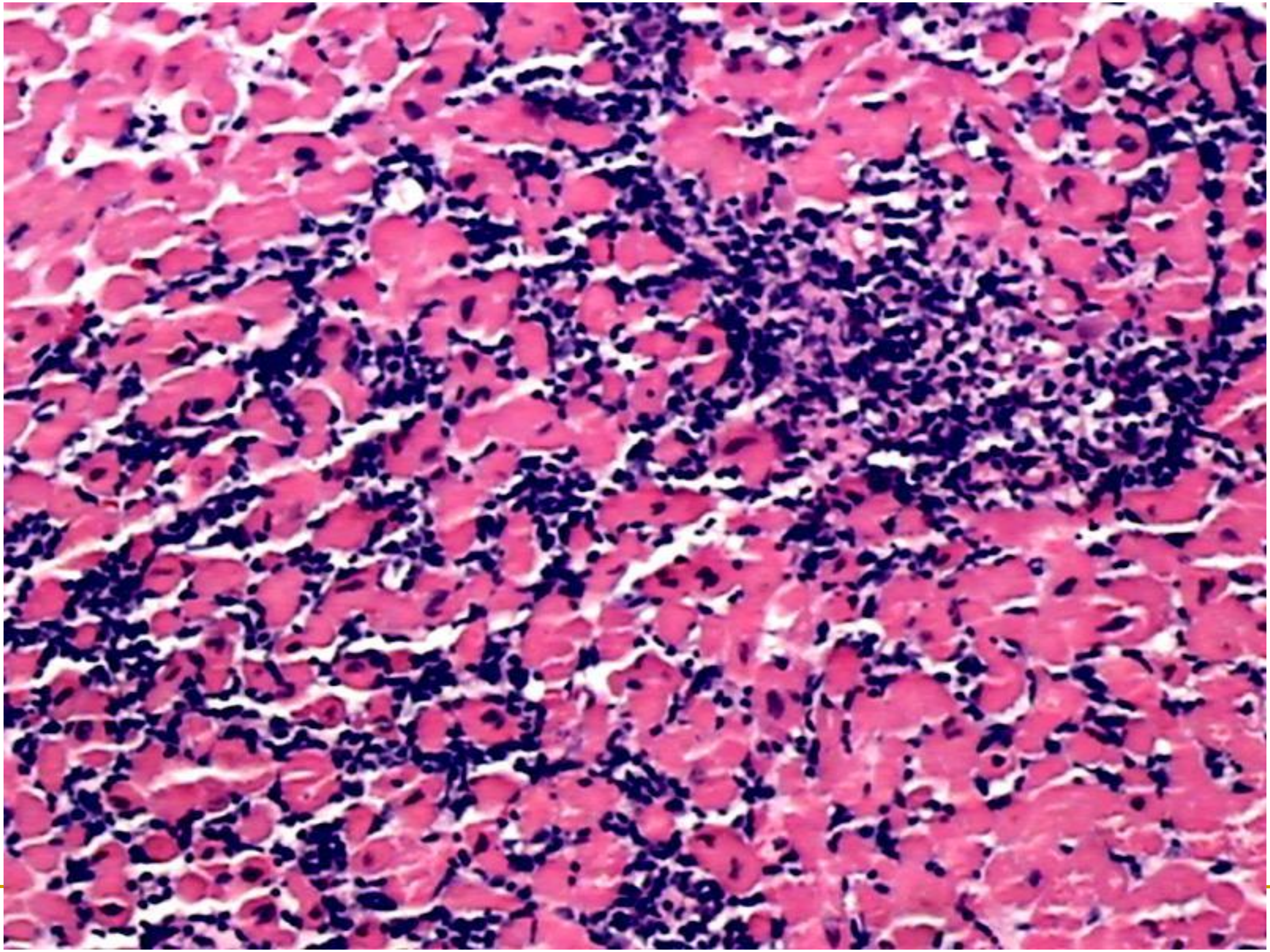
Extração de Características: Análise de Textura



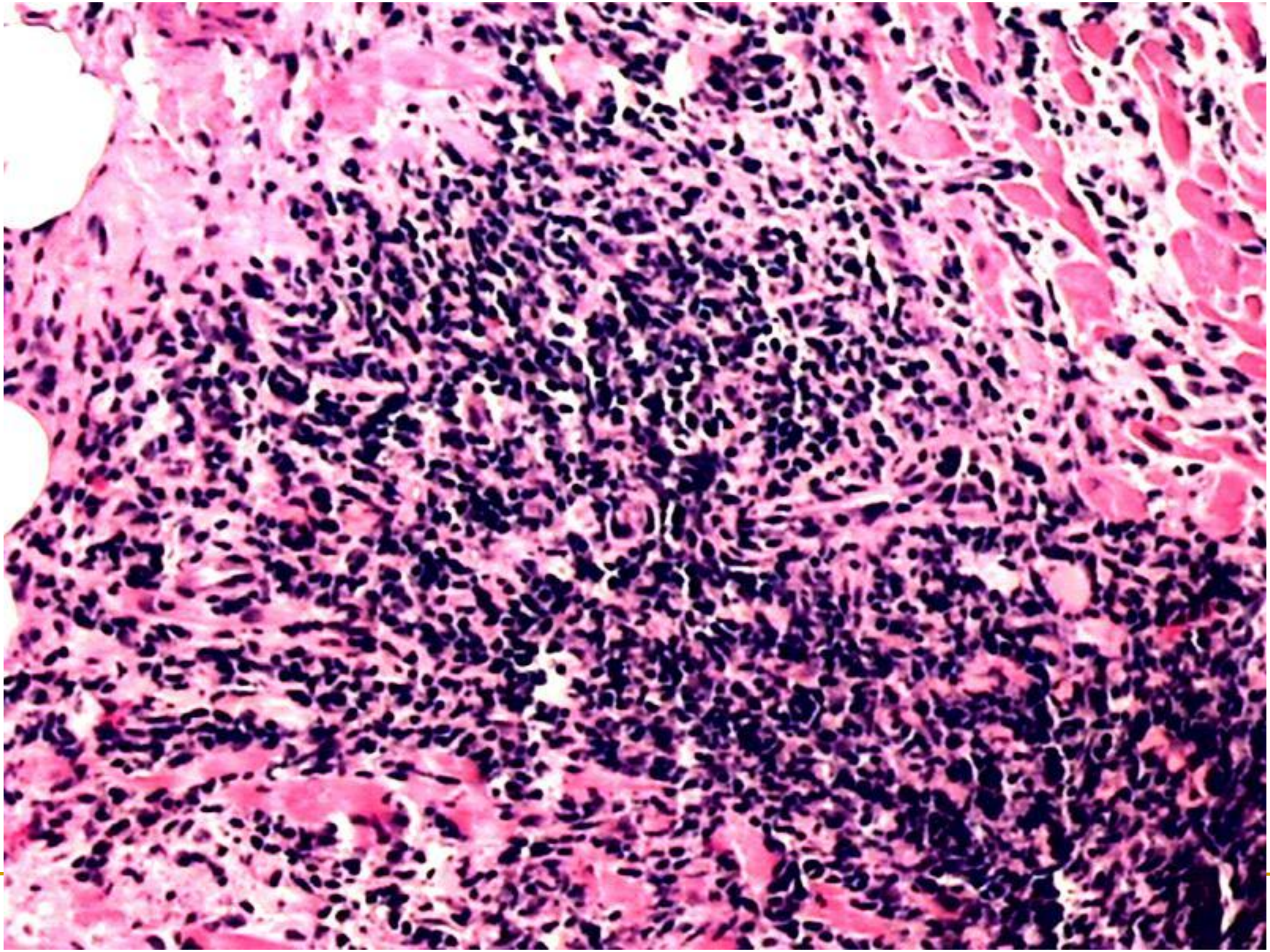
Extração de Características: Análise de Textura



Extração de Características: Análise de Textura



Extração de Características: Análise de Textura

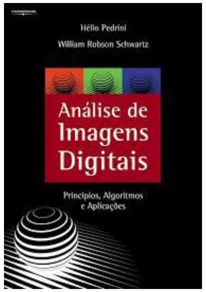


Referências

1. González, R. C., Woods, R. E. Processamento de Imagens Digitais. São Paulo: Edgard Blücher ltda, 2000.

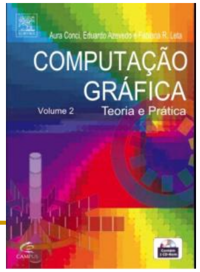
Leitura: Capítulo 11, tópicos: 11.11 e 11.1.2; 11.2; 11.3.2 até página 552

2. Pedrini, H., Schwartz, W. R. Análise de Imagens Digitais: Princípios Algoritmos e Aplicações. São Paulo: Thomson Learning, 2008.



Leitura: Capítulo 7; Capítulo 8, tópicos 8.1 e 8.3

3. Conci, A., Azevedo, E., Leta, F. R. Computação Gráfica: Teoria e Prática. Rio de Janeiro: Elsevier, vol. 2, 2008.



Leitura: Capítulo 7, tópicos 7.1 a 7.7