

PROCESSAMENTO DE IMAGENS APLICADO A AGROINDUSTRIA

Pedro Luiz de Paula Filho

2 Extração de características

Extração de Características

3

- Uma forma especial de redução dimensional
- Busca descrever as informações presentes em uma imagem
- Em PDI, em geral, a imagem é transformada em “números” que descrevem a cena
- Podem ser:
 - ▣ Simbólicas → cor de um objeto
 - ▣ Numéricas → área de um objeto
 - ▣ Binárias → presença/ausência de uma característica

Propriedades Estruturais

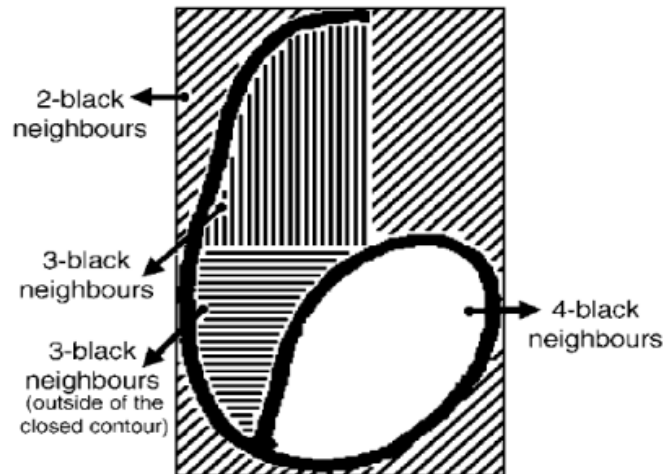
4

- Extraem informações da estrutura do padrão.
 - ▣ Contornos
 - ▣ Concavidades
 - ▣ Esqueleto
 - ▣ Perfil
 - ▣ Área, Distribuição
- Muitas vezes informações estatísticas são computadas a partir das informações estruturais.

Concavidades

5

- Nesse caso podemos identificar 4 tipos de concavidades
- Baseia-se na quantidade de vizinhos pretos



- Como armazenar as informações?

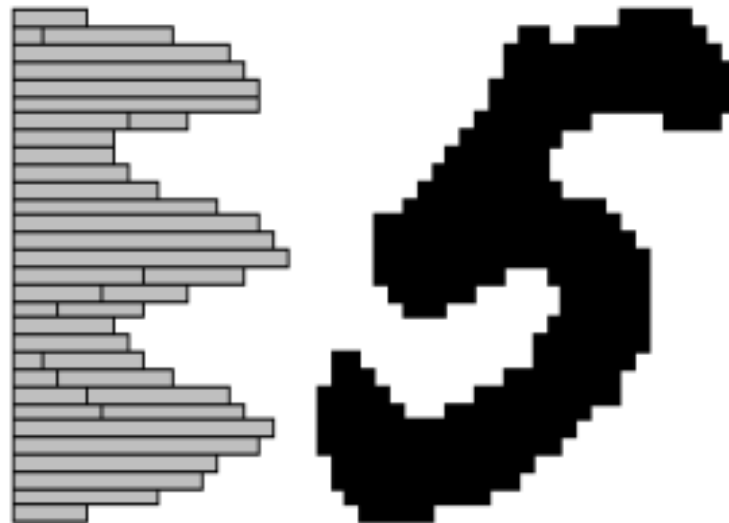
Vetor de características:



Distribuição de Pixels

6

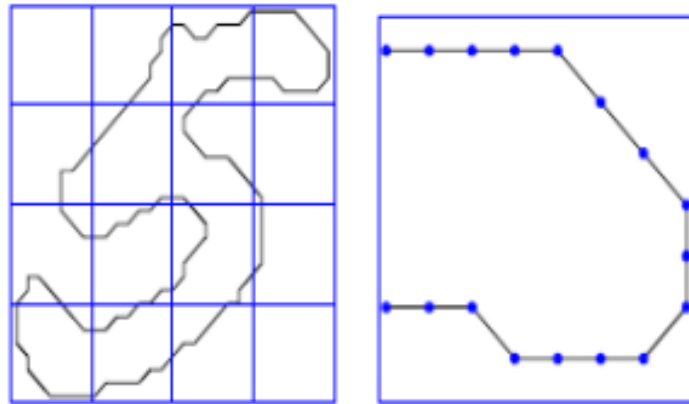
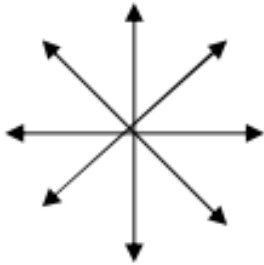
- Nesse caso podemos usar um histograma para representar a distribuição dos pixels da imagem.



Contorno

7

- Para cada pixel do contorno, contabiliza-se a direção do próximo pixel



Vetor de características teria 8 posições onde cada posição teria a soma das direções.

Zoneamento

8

- Estratégia bastante usada para enfatizar determinadas regiões de um padrão.
- Características locais
- Zonas simétricas e Assimétricas
 - ▣ Depende do problema que está sendo abordado.



Com base na informação das duas zonas inferiores somente, temos informações similares ao dígito 3

4 zonas simétricas



Qual seria a melhor estratégia de zoneamento?

Propriedades Geométricas

9

- **Área:** É medida em número de pixels da imagem e é dada pela expressão

$$A = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m B[i, j]$$

- **Retângulo Englobante:** Demarca onde o objeto se encontra através do par de pontos (X_{\min}, Y_{\min}) e (X_{\max}, Y_{\max})

Propriedades Geométricas

10

- **Ponto Central:** O centro do objeto binário é chamado também centro de massa, para calcular o ponto central de um objeto usa-se as seguintes expressões:

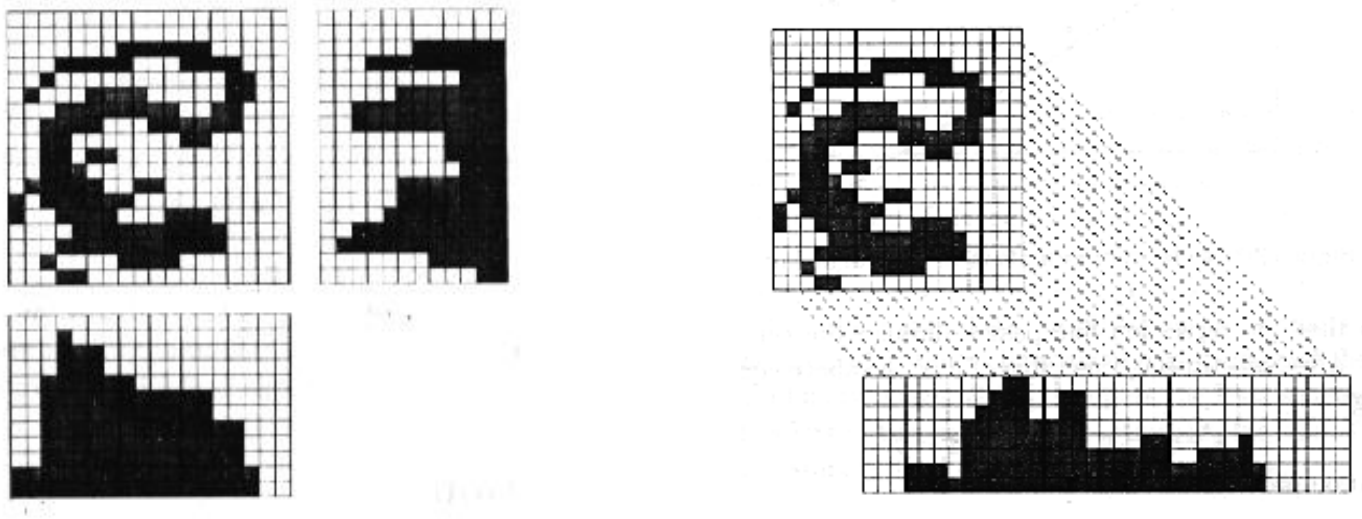
$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m jB[i, j]}{A}$$

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m iB[i, j]}{A}$$

Propriedades Geométricas

11

- **Projeção:** A projeção de um objeto em uma linha pode ser vertical, horizontal ou diagonal e é obtida através do número de pixels que são “projetados” nesta linha.



Propriedades Geométricas

12

- **Codificação comprimento de seqüência (Run-length encoding)**
 - ▣ Nesta representação números indicam os comprimentos das seqüências de pixels iguais a 1.
 - ▣ Pode-se usar essa codificação para a transmissão de imagens.
 - ▣ Duas abordagens são geralmente utilizadas nesta codificação.
 - 1) Armazena-se a posição inicial e a quantidade de 1's.
 - 2) Representa-se alternadamente a quantidade de 1's e 0's.

Run-length encoding

13

1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	1
0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1

❖ **Início e comprimento da seqüência de 1's:**

(1,3), (7,2), (12,4), (17,2), (20,3)

(5,13), (19,4)

(1,3), (17,6)

❖ **Comprimento alternado das seqüências de 1's e 0's.**

3, 3, 2, 3, 4, 1, 2, 1, 3

0, 4, 13, 1, 4

3, 13, 6

❖ **Tanto a projeção horizontal quanto a projeção vertical podem ser calculadas através desta codificação**

Propriedades Geométricas

14

- **Fronteira:** traz o conjunto de pixels que representam as bordas de um objeto, onde a idéia é seguir os pixels no sentido horário
- O número de pixels de cada região fornece o **perímetro** desta região

Propriedades Geométricas

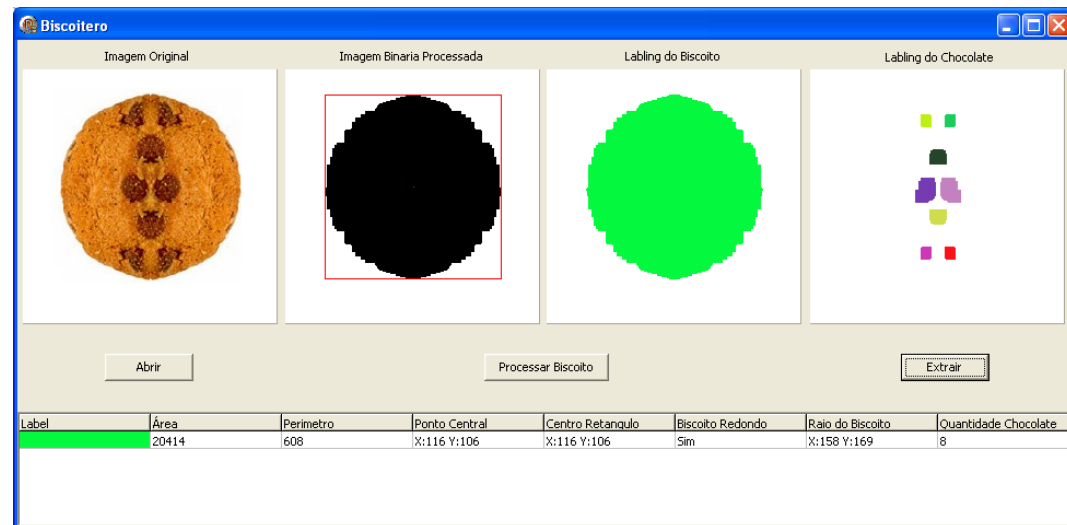
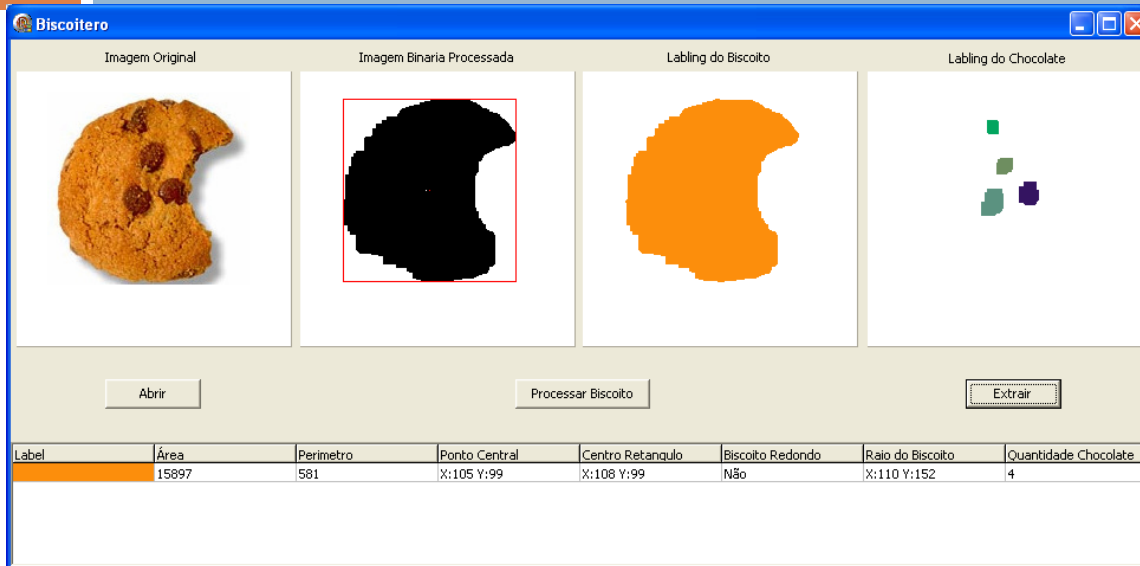
15

□ **Afinamento:**

- imagens binárias são reduzidas ao ponto de representar o objeto com a espessura de apenas 1 pixel, reduzindo os componentes da imagem de forma que reste apenas a informação essencial.

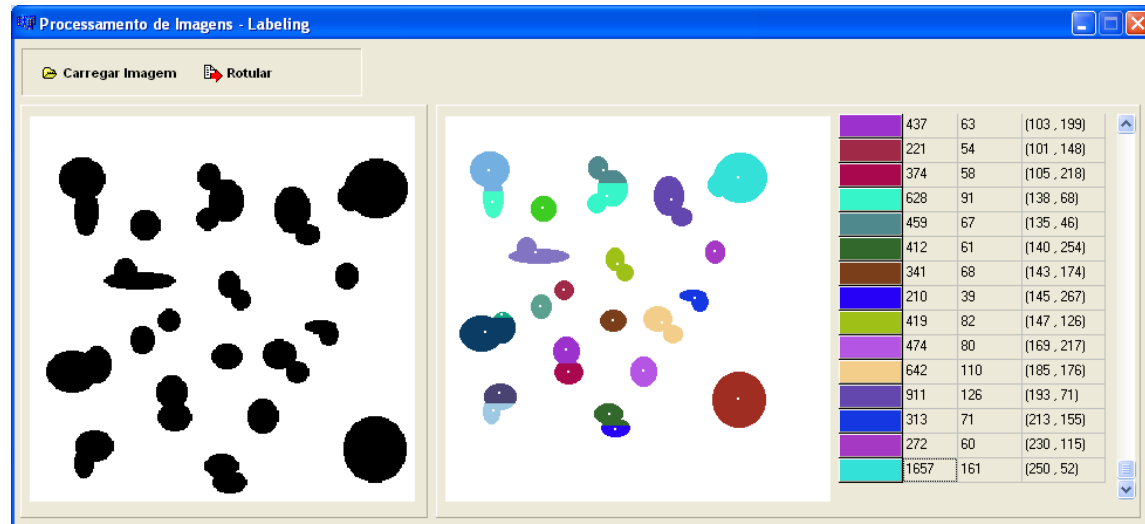
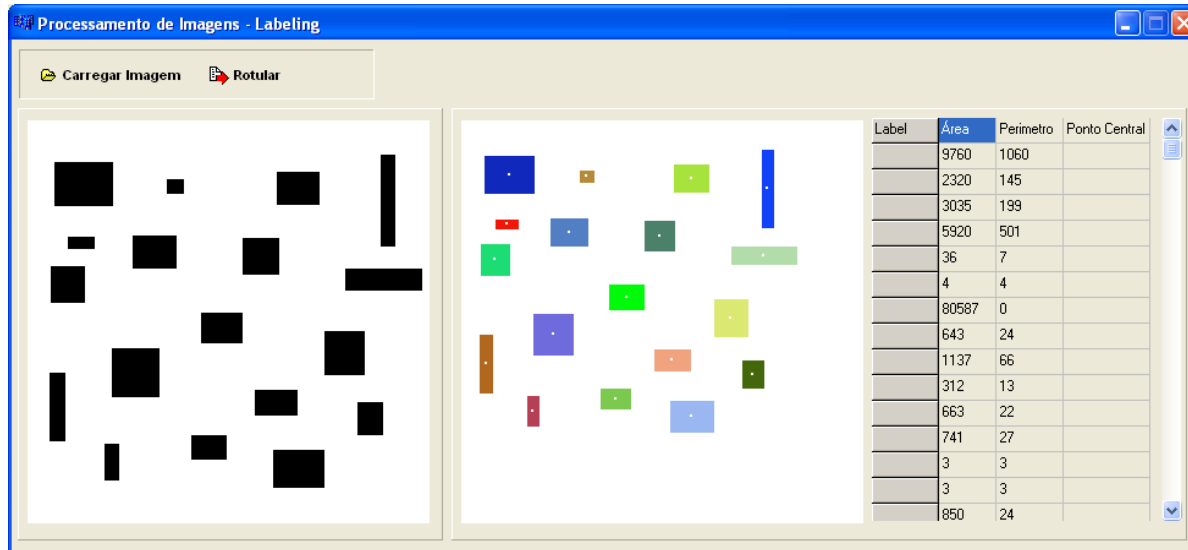
Biscoitero

16



Labeling - Douglas

17



Textura

18

- Textura é um conceito nebuloso, atribuído à percepção humana, onde cada pessoa tem sua própria percepção e que não tem definição matemática e ela simplesmente existe
- Ao se observar uma imagem conectamos regiões com similaridade nos tons de cor, apesar de luminosidade ou sobreposição

Textura

19

- Suas propriedades representam a superfície ou estrutura de um objeto
- Estabelece um relacionamento de vizinhança, o agrupamento espacial e regularidade

Textura é um fenômeno fácil de reconhecer, porém difícil de conceituar

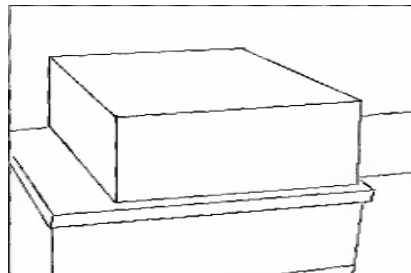
Textura

20

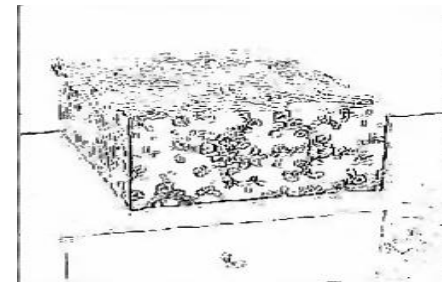
- Uma imagem pode ser considerada como um mosaico de textura e características dessa textura podem ser usadas para indexar os dados desta imagem
- A textura pode ser um incomodo em visão computacional em análise de formas de objetos se não for tratada



Imagem Original



Borda detectada
manualmente



Borda detectada
automaticamente

Textura

21

- Trata de um conceito bidimensional
- Variação de intensidade de coloração entre os pixels vizinhos (primitivas de tonalidade)
- Relacionamento espacial entre essas primitivas, ou sua dependência (homogeneidade)

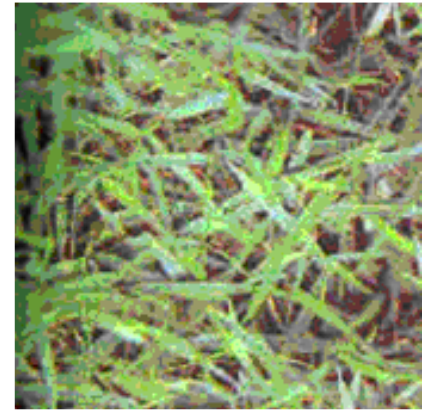
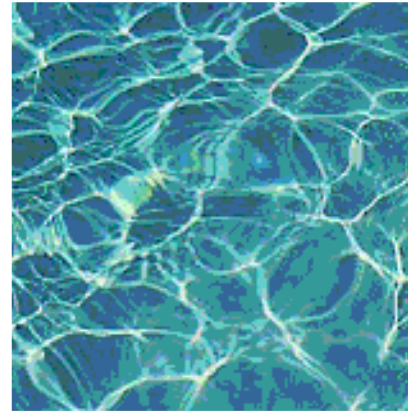
Textura

22

- Define um padrão visual que possui propriedades homogêneas, logo, não pode ser definida em um pixel, mas em uma região ou conjunto de pixels (textons)



Texturas Regulares



Texturas Irregulares

Textura

23

- Assim como não existe uma única definição, também não existe uma única abordagem de extraí-la de uma imagem
- Abordagens:
 - ▣ **Estatística** → Suave, áspera, granular, ...
 - ▣ **Estrutural** → Paralelismo de linhas, espaçamentos, ...
 - ▣ **Espectral** → Periodicidade global, picos de alta energia, ...

Abordagem Estatística

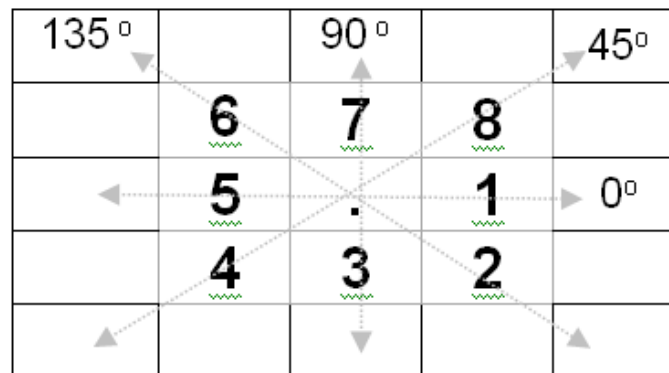
24

- Usada para análise de imagens reais, pois elas tem grau de aleatoriedade e é mais facilmente modelada nessa abordagem
- Uma das primeiras propostas de definição de textura, onde se busca propriedades não determinísticas que definam a forma de distribuição e o relacionamento dos tons de cinza
- Várias técnicas são propostas, onde talvez a mais comum seja a matriz de co-ocorrência (gray level co-occurrence matrices - GLCM).

- Descreve como um certo nível de cinza ocorre em relação a outros níveis.
- Baseia-se na ocorrência repetida de algumas configurações, onde uma variação rápida é uma textura fina e uma lenta é áspera.
- JULESZ (1962) foi o 1º a usar a técnica, porém HARALICK (1973) sugeriu 14 descritores, disseminando a técnica.
- Esta tem sido a técnica de textura mais usada e bem sucedida, ainda que, com variações quanto a forma como são calculadas as matrizes

- A técnica se baseia em que cada elemento da matriz $N \times N$, onde N é o nível máximo de tons de cinza, represente a frequência com que um pixel de intensidade i e outro de intensidade j ocorrem em uma imagem, desde que separados por uma distância d e um ângulo θ , ou ainda separados por Δx colunas e Δy linhas.

- A informação de textura é dada pela matriz de freqüência relativa $p(i, j, d, \theta)$, que indicará a probabilidade de ocorrer dois pixels (i, j) a uma distância d e relação angular θ na imagem



Fonte: HARALICK (1973)

Demonstração do Cálculo

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

Imagem Original

Parâmetros

- **Ângulo**
- **Distância**

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

$$\Theta = 0^\circ - d = 1$$

	0	1	2	3
0	0,12	0,08	0,04	0,04
1	0,08	0,00	0,08	0,04
2	0,04	0,04	0,00	0,08
3	0,08	0,04	0,04	0,00

$$\Theta = 0^\circ - d = 1$$

Normalizada

Normalização

- Apesar da definição de que a matriz é composta pelo número de transições que ocorrem entre determinados tons de cinza, costuma-se utilizar a probabilidade de ocorrência entre eles $P(i,j)$, dado por:

$$P(i, j) = \frac{\sum pixels(i, j)}{\sum pixels_totais}$$

M(0°) - 2 * (No. Colunas - 1) * No. Linhas

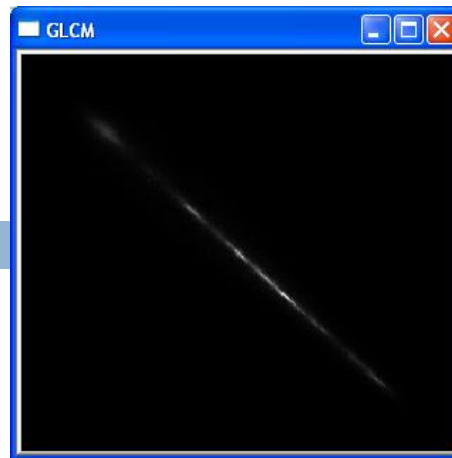
M(45°) - 2 * (No. Colunas - 1) * (No. Linhas - 1)

M(90°) - 2 * No. Colunas * (No. Linhas - 1)

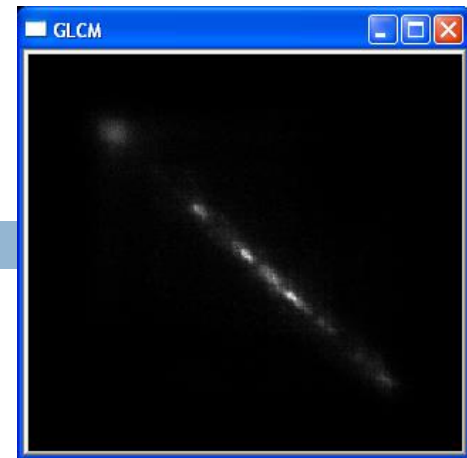
M(135°) - 2 * (No. Colunas - 1) * (No. Linhas - 1)



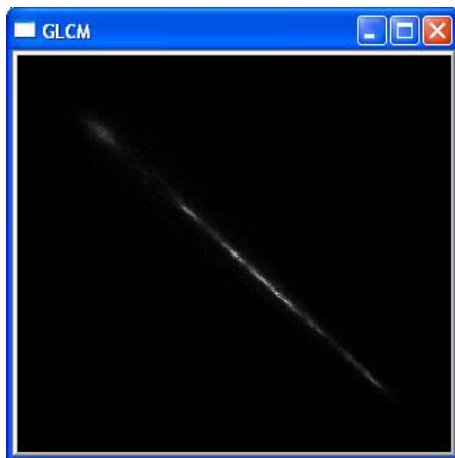
Original



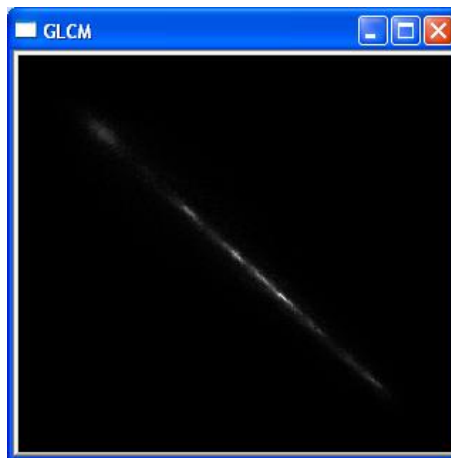
$\Theta = \text{todos} - d = 1$



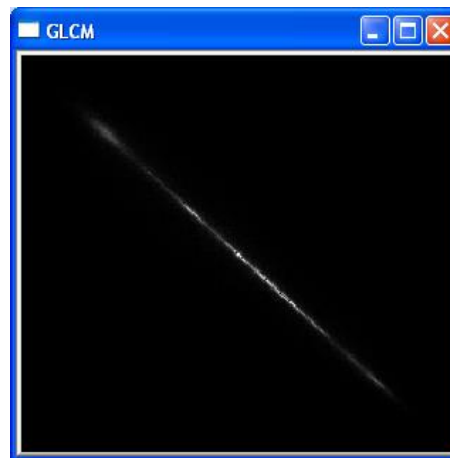
$\Theta = \text{todos} - d = 5$



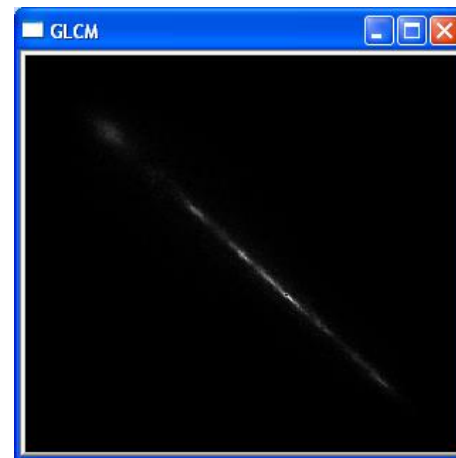
$\Theta = 0^\circ - d = 1$



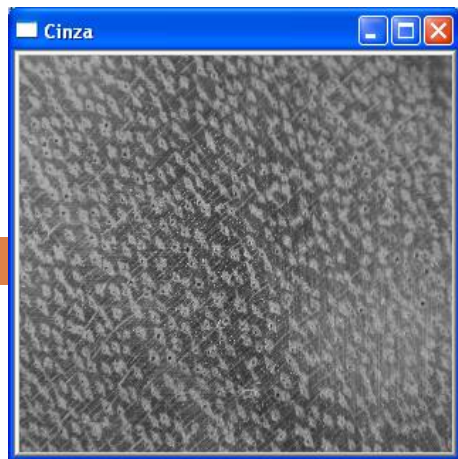
$\Theta = 45^\circ - d = 1$



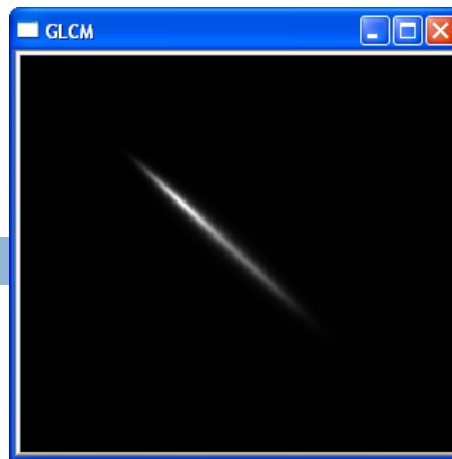
$\Theta = 90^\circ - d = 1$



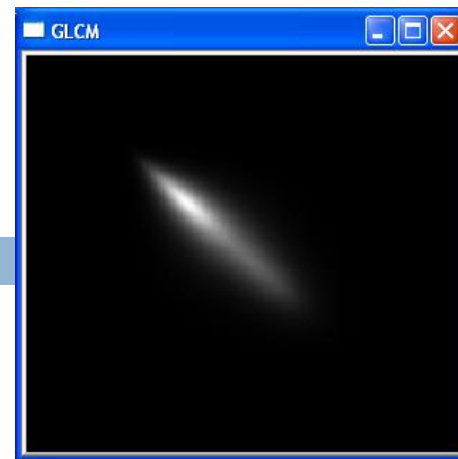
$\Theta = 135^\circ - d = 1$



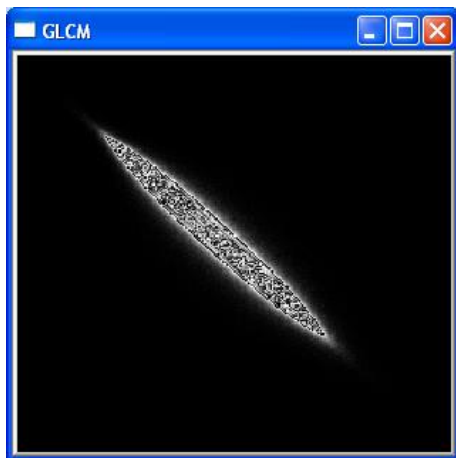
Original



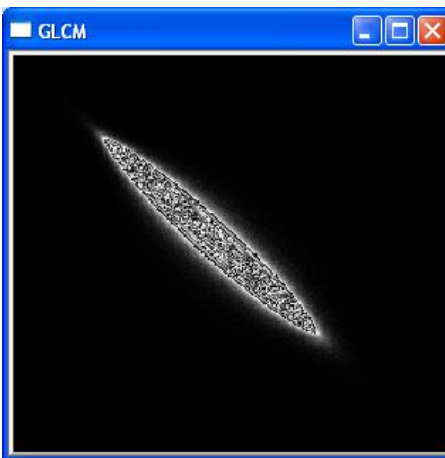
$\Theta = \text{todos} - d = 1$



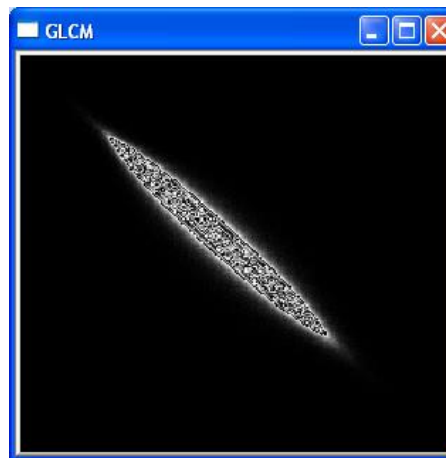
$\Theta = \text{todos} - d = 5$



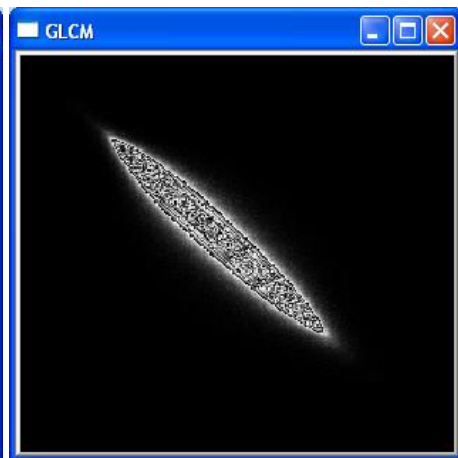
$\Theta = 0^\circ - d = 1$



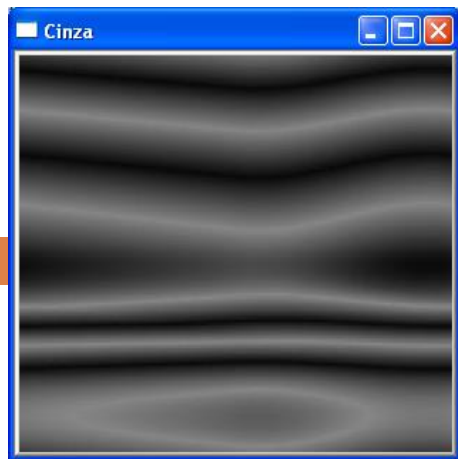
$\Theta = 45^\circ - d = 1$



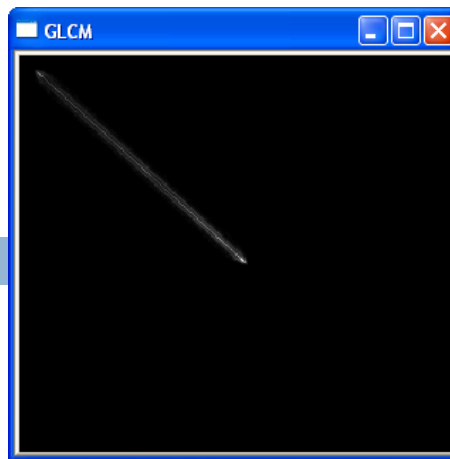
$\Theta = 90^\circ - d = 1$



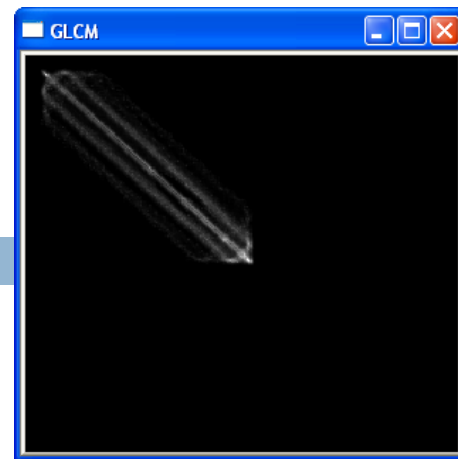
$\Theta = 135^\circ - d = 1$



Original



$\Theta = \text{todos} - d = 1$



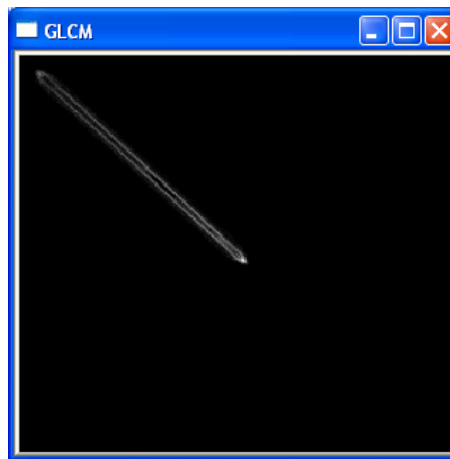
$\Theta = \text{todos} - d = 5$



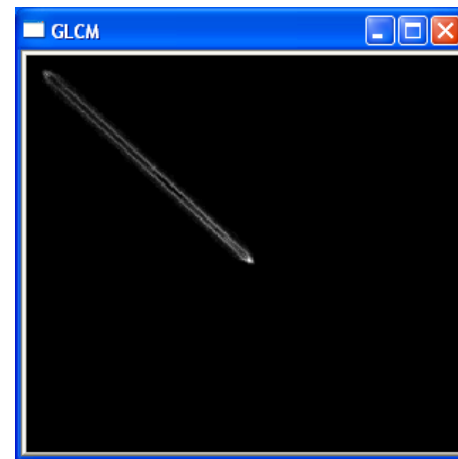
$\Theta = 0^\circ - d = 1$



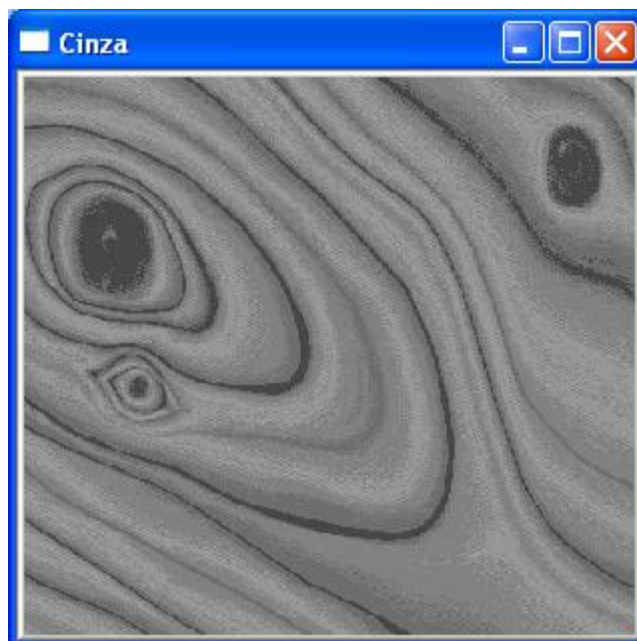
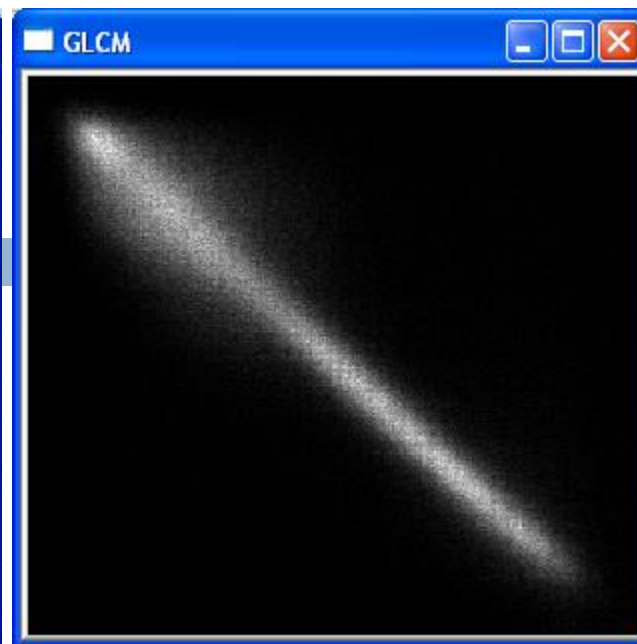
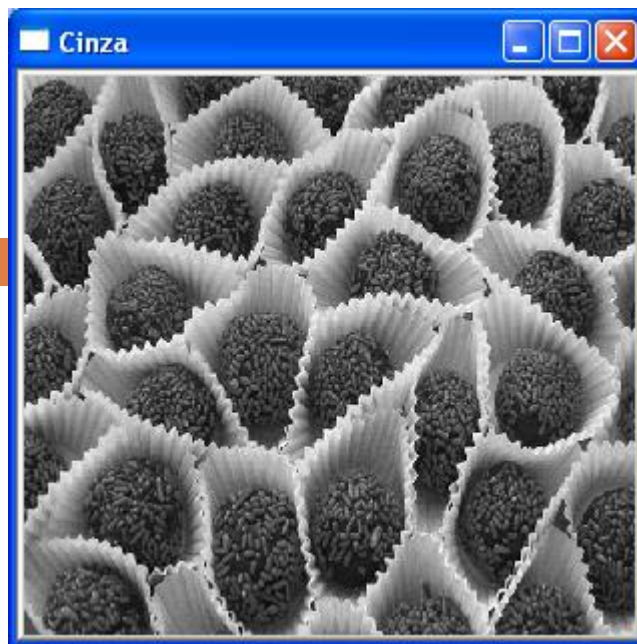
$\Theta = 45^\circ - d = 1$



$\Theta = 90^\circ - d = 1$



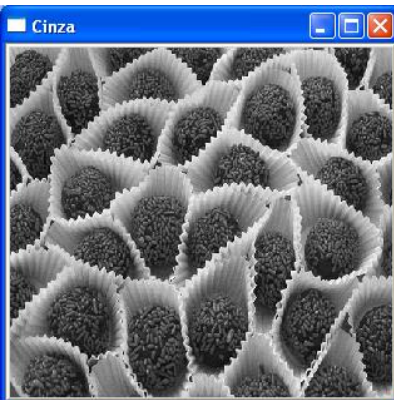
$\Theta = 135^\circ - d = 1$



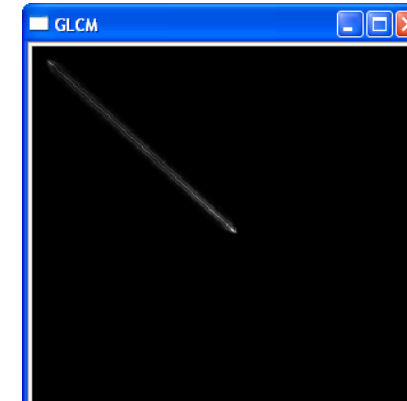
Cálculo Inverso da GLCM



Energia	24,85%
Contraste	49,84%
Entropia	54,87%
Correlação	0,06%
Homogeneidade	49,79%



Energia	2668902,23%
Contraste	49,58%
Entropia	53,16%
Correlação	0,01%
Homogeneidade	49,86%



Energia	25,11%
Contraste	49,85%
Entropia	54,93%
Correlação	0,01%
Homogeneidade	49,84%

GLCM

- As matrizes sozinhas não caracterizam as texturas, mas a comparação de alguns descritores ajuda a perceber a similaridade de duas texturas.
- HARALICK (1973) propõem 14 descritores baseados na distribuição do pixel porém BARALDI & PANNIGGIANI (1995) definem que apenas seis são relevantes: segundo momento angular, entropia, contraste, variância, correlação e homogeneidade.

Energia

□ Segundo Momento Angular, ou Energia

- ▣ Permite medir a suavidade da imagem, ou ainda, a uniformidade da textura. Onde quanto menos suave for a região, existirá uma maior distribuição uniforme $P(i,j)$ e conseqüentemente menor SMA.
- ▣ Valores elevados de SMA caracterizam uma imagem muito ordenada.

$$SMA = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} (P(i, j))^2$$

37

```
float energia (struct matriz matco) {  
    float aux;  
    int i, j;  
  
    aux = 0.0;  
    for (i = 0; i < 256; i++)  
        for (j = 0; j < 256; j++)  
            if (matco.corpo[i][j] > 0.0)  
                aux += matco.corpo[i][j] * matco.corpo[i][j];  
  
    return aux;  
}
```

$$SMA = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} (P(i, j))^2$$

Entropia

□ Entropia

- ▣ Fornece o grau de dispersão dos níveis de cinza de uma imagem.
- ▣ Responsável por medir a desordem de uma imagem, quando a imagem não é uniforme vários elementos da matriz de co-ocorrência são baixos, o que significa que a entropia é grande.

$$H = - \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i, j) \log_2 P(i, j)$$

```

float entropia (struct matriz matco){
    float aux;
    int i, j;

    aux = 0.0;
    for (i = 0; i < 256; i++)
        for (j = 0; j < 256; j++)
            if (matco.corpo[i][j] > 0.0)
                aux += matco.corpo[i][j] * log10 ((float)matco.corpo[i][j]);
    if (aux < 0)
        return -aux;
    return aux;
}

```

$$H = - \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j) \log_2 P(i, j)$$

Contraste

□ **Contraste**

- ▣ Permite medir as variações locais de níveis de cinza, onde imagens de alto contraste (grande diferença entre os tons de cinza em uma região contigua) retornam altos valores de contraste, já valores baixos ocorrem quando existe uma grande concentração em torno da diagonal principal.

$$CON = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} (i - j)^2 P(i, j)$$


```
float contraste (struct matriz matco){  
    float aux;  
    int i, j;  
  
    aux = 0.0;  
    for (i = 0; i < 256; i++)  
        for (j = 0; j < 256; j++)  
            if (matco.corpo[i][j] > 0.0)  
                aux += (i - j) * (i - j) * matco.corpo[i][j];  
  
    return aux;  
}
```

$$CON = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} (i - j)^2 P(i, j)$$

Variância

□ Variância

- É a medida da heterogeneidade e da altíssima correlação entre as variáveis de primeira ordem estatística e do desvio padrão.
- A variância aumenta quando o nível de cinza é diferente da média.
- Visualmente os clusters são concentrados em áreas com alta heterogeneidade, gerando resultado parecido com o contraste, porém discriminando áreas com baixa frequência espacial.

$$\text{var} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - \mu)^2 \cdot g(i, j) = (i - \mu)^2$$

Correlação

□ Correlação

- Representa a dependência linear de um tom de cinza em uma imagem, onde a direção investigada é a mesma do vetor de deslocamento, onde altos valores de correlação (próximos a 1) implicam em relacionamento linear entre os níveis de cinza.
- Visualmente mostra-se eficiente em discriminar áreas homogêneas, e áreas com baixo conteúdo de textura.

$$cor = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - \mu).(j - \mu).g(i, j) / \sigma^2 = \frac{(i - \mu).(j - \mu)}{\sigma^2}$$

```

float correlacao (struct matriz matco){
    float aux;
    int i, j;
    float px, py, desvioi, desvioj;
    px = py = desvioi = desvioj = 0;
    aux = 0.0;
    for (i = 0; i < 256; i++)
        for (j = 0; j < 256; j++){
            px+=i*matco.corpo [i][j];
            py+=j*matco.corpo [i][j];
        }
    for (i = 0; i < 256; i++)
        for (j = 0; j < 256; j++){
            desvioi+=(i-px)*(i-px)*matco.corpo [i][j];
            desvioj+=(j-py)*(j-py)*matco.corpo [i][j];
        }
    for (i = 0; i < 256; i++)
        for (j = 0; j < 256; j++)
            aux+=( (i-px)*(j-py)*matco.corpo [i][j]/(desvioi*desvioj)) ;
    return aux;
}

```

$$cor = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - \mu).(j - \mu).g(i, j) / \sigma^2 = \frac{(i - \mu).(j - \mu)}{\sigma^2}$$

Homogeneidade

□ **Momento de diferença inversa (Homogeneidade)**

- ▣ Mede a homogeneidade como sendo uma grande quantidade de valores com pequena diferença de tons de cinza. Os parâmetros são mais sensíveis agrupados perto da diagonal no baixo contraste em estruturas de textura organizadas. A homogeneidade diminui se o contraste aumenta enquanto a energia se mantém constante, por outro lado, a homogeneidade diminui se a energia aumenta enquanto o contraste se mantém constante. Ou seja, homogeneidade é inversamente proporcional ao contraste e energia

$$idm = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} [1/(1+(i-j)^2)]g(i,j) = \frac{1}{1+(i-j)^2}$$

```

float homogeneidade (struct matriz matco){
    float aux;
    int i, j;

    aux = 0.0;
    for (i = 0; i < 256; i++)
        for (j = 0; j < 256; j++)
            if (matco.corpo[i][j] > 0.0)
                aux += (1 / (1+(i-j)*(i-j))) * matco.corpo[i][j];
    return aux;
}

```

$$idm = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} [1/(1+(i-j)^2)] g(i, j) = \frac{1}{1+(i-j)^2}$$



Form1

Distância: 1

Ângulo: 0

Descritores:

- ☒ Energia
- ☒ Contraste
- ☒ Entropia
- ☒ Variância
- ☒ Correlação
- ☒ Homogeneidade

☒ Juntar

☒ Probabilidade

Calcula

Energia = 0,000362688035238534
Contraste = 290,611053466797
Entropia = 8,55334377288818
Correlacao = 0,000418106850702316
Homogeneidade = 0,104321859776974

Form1

Distância: 1

Ângulo: 0

Descritores:

- ☒ Energia
- ☒ Contraste
- ☒ Entropia
- ☒ Variância
- ☒ Correlação
- ☒ Homogeneidade

☒ Juntar

☐ Probabilidade

Calcula

Energia = 55508444
Contraste = 69805424
Entropia = 1460978,75
Correlacao = 1,52252103509636E-21
Homogeneidade = 47857



Form1

Distância: 1

Ângulo: 0

Descritores:

- ☒ Energia
- ☒ Contraste
- ☒ Entropia
- ☒ Variância
- ☒ Correlação
- ☒ Homogeneidade

☒ Juntar

☒ Probabilidade

Calcula

Energia = 0,000805990130174905
Contraste = 11,8869161605835
Entropia = 7,23588418960571
Correlacao = 0,000771334336604923
Homogeneidade = 0,059187863022089

Form1

Distância: 1

Ângulo: 0

Descritores:

- ☒ Energia
- ☒ Contraste
- ☒ Entropia
- ☒ Variância
- ☒ Correlação
- ☒ Homogeneidade

☒ Juntar

☐ Probabilidade

Calcula

Energia = 382695584
Contraste = 5745350
Entropia = 3868913,75
Correlacao = 6,61527597469697E-22
Homogeneidade = 138774

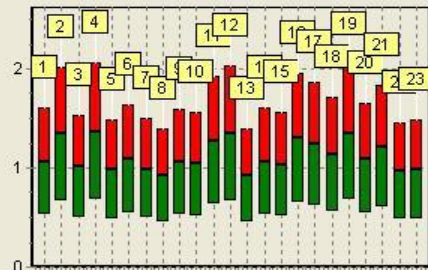
Cria Gráficos

Limpa Gráficos

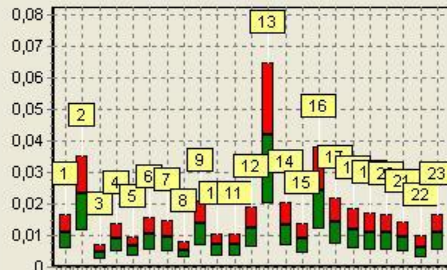
Intervalo de Confiança 95

1o. 2o. 3o. 4o.

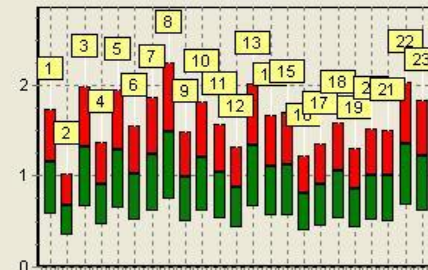
ENERGIAGLCMO



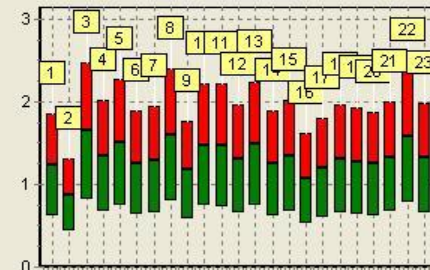
CONTRASTEGLCMO



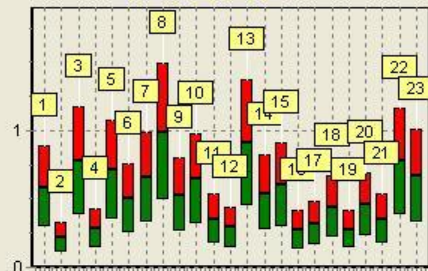
ENTROPIAGLCMO



HOMOGENEIDADEGLCMO



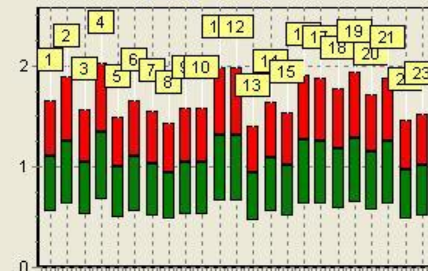
PROBMAXIAGLCMO



MOMENTO3AORDEMLCMO



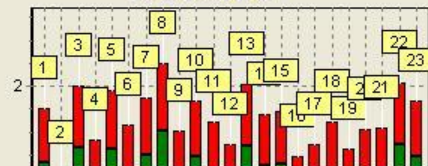
ENERGIAGLCM45



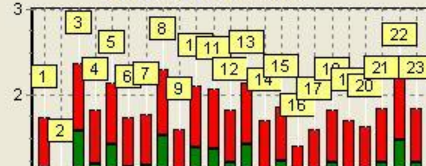
CONTRASTEGLCM45



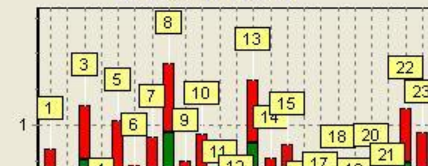
ENTROPIAGLCM45



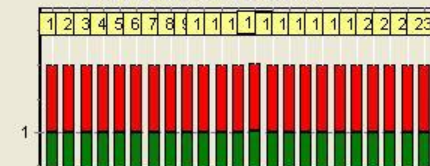
HOMOGENEIDADEGLCM45

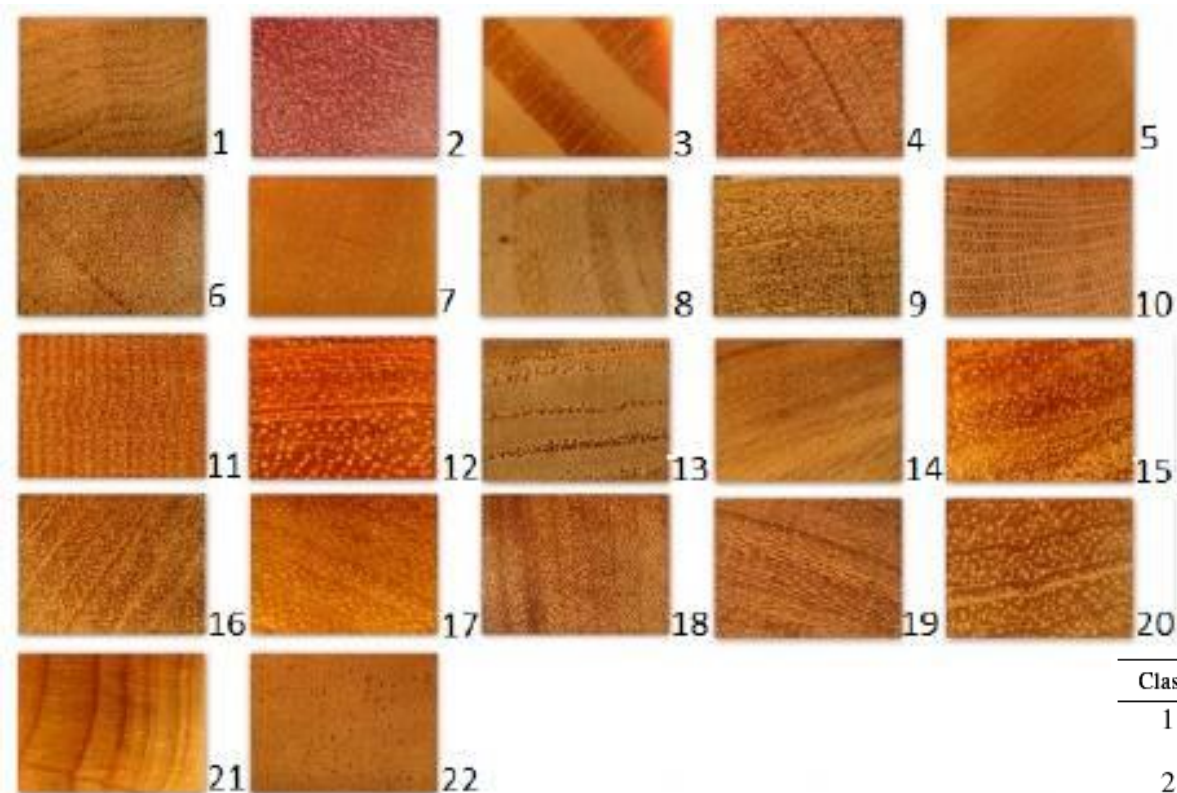


PROBMAXIAGLCM45



MOMENTO3AORDEMLCM45



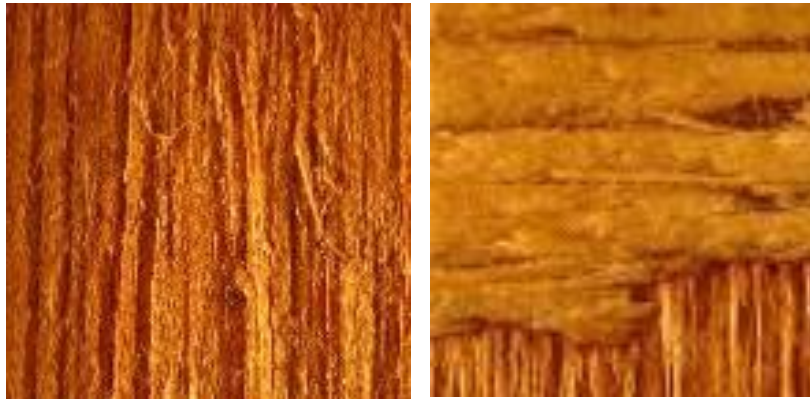
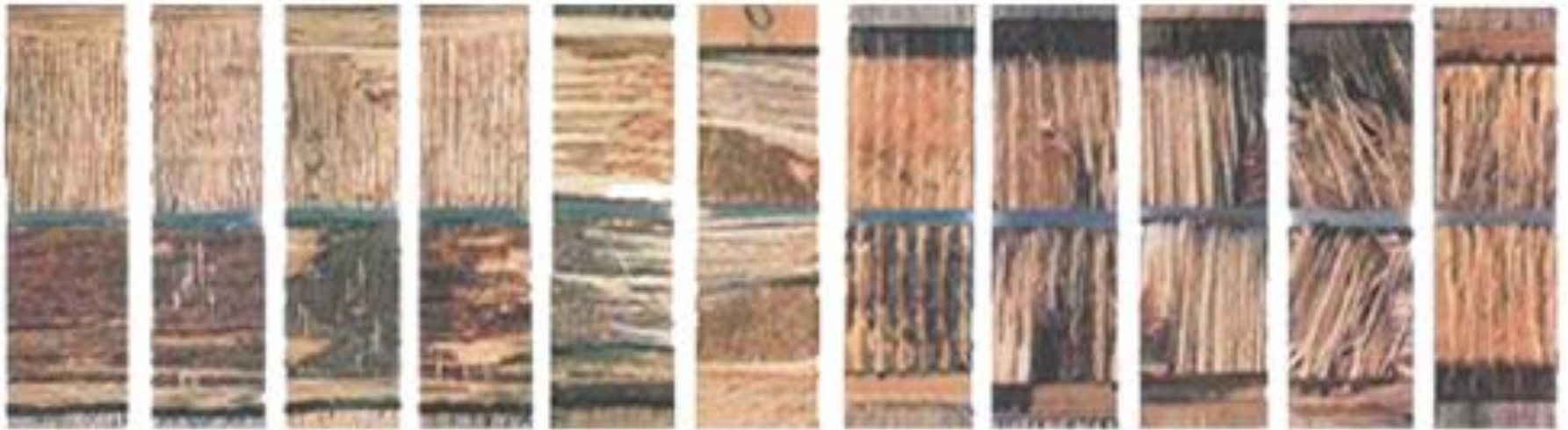


Class	Description	#	Class	Description	#
1	Imbuia <i>Ocotea porosa</i>	16	12	Uva do Japão <i>Hovenia Dulcis</i> T.	49
2	Roxinho <i>Peltogyne</i> sp	228	13	Ipê <i>Tabebuia</i> sp	66
3	Pinus <i>Pinus</i> sp	47	14	Bracatinga <i>Mimosa</i> S. B.	45
4	Massaranduba <i>Manilkara</i> spp	52	15	Andiroba <i>Carapa</i> G. Aub	45
5	Pau Cetim <i>Aspidosperma</i> sp	74	16	Amapá <i>Brosimum</i> P. Ducke	57
6	Louro <i>Laurus nobilis</i>	92	17	Cumaru <i>Dipteryx</i> sp	31
7	Cedro <i>Cedrela</i> F. V.	32	18	Cedrinho <i>Erismia</i> U. Warm	84
8	Acrocarpus <i>Acrocarpus</i> F.	26	19	Castanheira <i>Bertolletia</i> E. H. B.	57
9	Frejo <i>Cordia</i> G. H.	60	20	Araucária <i>Araucaria</i> A.	40
10	Grevilea <i>Grevillea</i> R. A.	49	21	Mogno <i>Swietenia</i> M. K.	24
11	Pau Amarelo <i>Euxylophora</i> P. H.r	48	22	Jatoba <i>Hymenaea</i> C. L.	48

24 Características

- Energia, Contraste, Entropia, Homogeneidade, Probabilidade Máxima, Correlação
- Ângulos 0, 45, 90 e 135°
- Distância 1
- 57.8% de Reconhecimento

0% 10% 20% 30% 40% 50% 60% 70% 80% 90% 100%



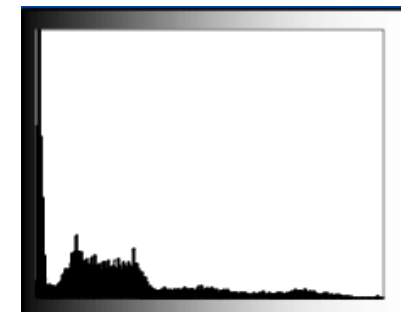
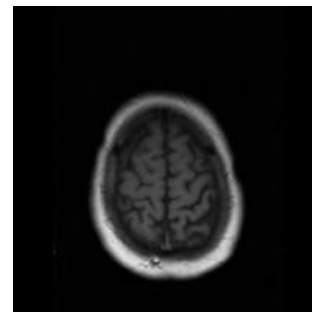
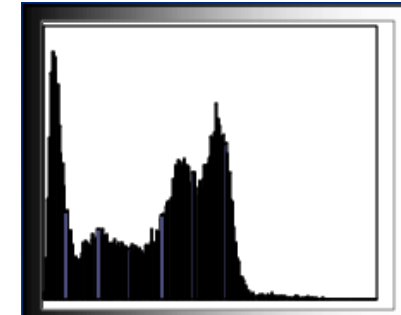
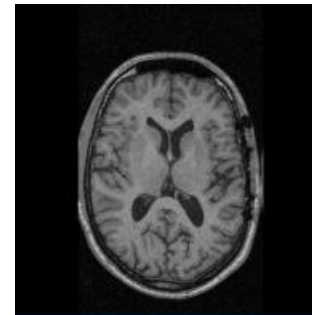
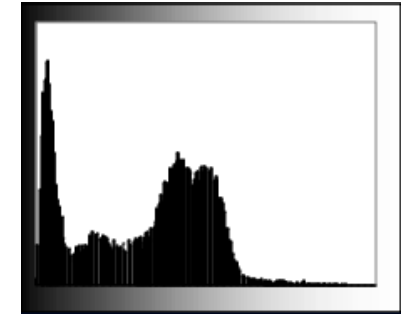
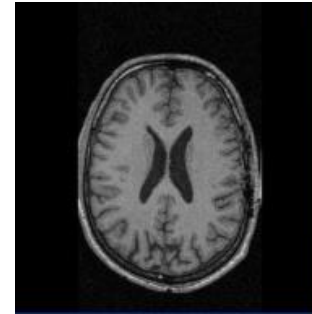
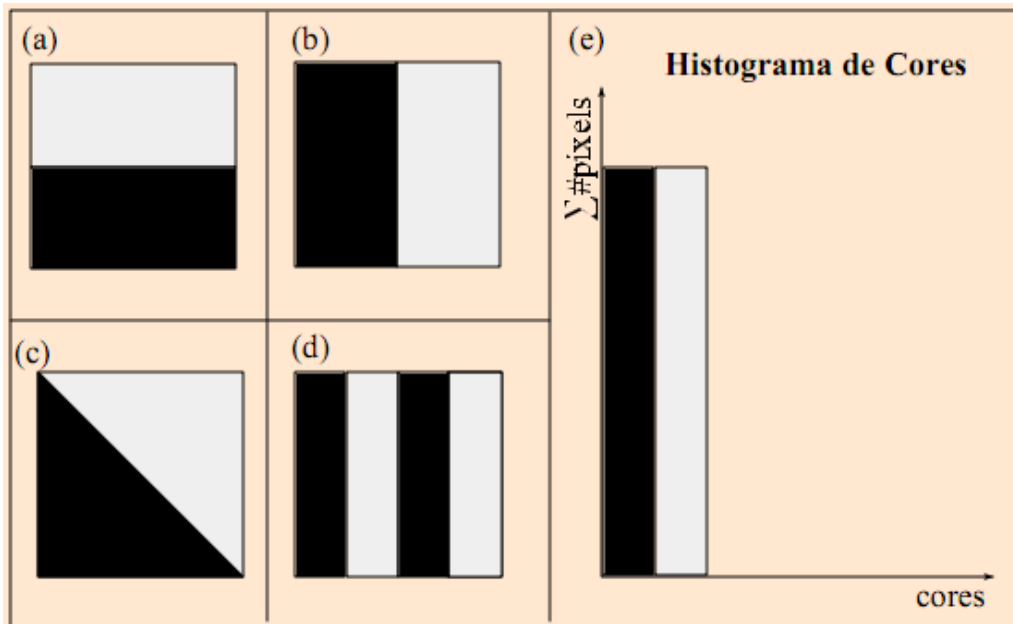
- Energia, Contraste, Entropia, Homogeneidade, Probabilidade Máxima, Correlação
- Ângulos 0 e 90°
- Distância 1 e 3
- Reconhecimento de 91.11%

Abordagem estatística

52

↓ ☐ Não prevê posicionamento dos pixels

↑ ☐ Baixo custo computacional



Abordagem Estatística

53

- Para extrair os momentos estatísticos do histograma de uma imagem ou região, tem-se:
 - ▣ Seja z um tom de cinza e L a intensidade máxima, o n -ésimo momento de z em torno da média é:

$$\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i)$$

- ▣ Onde m é o valor médio de z :

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

Abordagem Estatística

54

- Aplicando-se a equação para $\mu_0 = 1$ e $\mu_1 = 0$.
- O segundo momento $\mu_2(z) = \sigma^2$ (variância)
 - ▣ Medida de contraste de intensidade (suavidade)
- Terceiro momento $\mu_3(z)$ é a medida de assimetria do histograma
- Quarto momento $\mu_4(z)$ reflete o quão plano é o histograma

$$\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i)$$

Abordagem estatística

55

$$U(z) = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i)$$

uniformidade

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

Entropia

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

Desvio padrão

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n}$$

Média

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2,$$

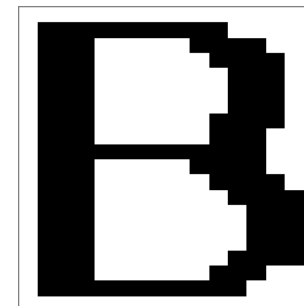
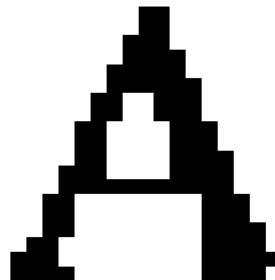
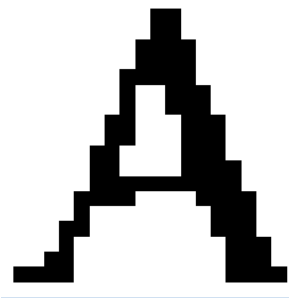
Variância

Curtose, obliquidade, mediana, moda, ...

Exercício 1

56

- Dado o banco de imagens de letras, gere um arquivo com:
 - ▣ Para cada imagem gere uma linha que conste:
 - A qual classe a figura pertence
 - Extrair pelo menos:
 - 2 características estruturais
 - 4 estatísticas
 - 4 GLCM



Exercício 2

57

- Repetir o exercício 1 para o banco de texturas Brodatz – Baixe o arquivo (<http://sipi.usc.edu/database/textures.zip>)