SEGMENTAÇÃO DE TEXTURAS

Material elaborado com base no texto de Pedro Xerxenesky

Revisado e editado por Márcio Sarroglia Pinho/PUCRS

pinho@pucrs.br

Existem casos onde a aplicação de métodos de segmentação por limiar ou orientada a regiões não é suficiente para segmentar uma imagem com sucesso. Por exemplo, a Figura 1 (a) apresenta pontos situados nas mesmas faixas de intensidades em ambas as metades da imagem. Caso o objetivo da segmentação seja separar essas duas metades, esses tipos de métodos de segmentação não funcionarão.

É necessário então, um conhecimento de como se comportam as intensidades, não de um ponto f(x, y) isoladamente, mas sim, de pontos em uma determinada **região** da imagem. Esta região, doravante denominada *janela*, define retângulos de tamanho NxN, sobre a imagem, centrados em um ponto Pc.

(a) (b) (c)

Figura 1: (a) Imagem original. (b) média aritmética de cada janela 7x7, de (a). (c) resultado da segmentação.

Assim, as duas metades da imagem da Figura 1 (a) podem ser segmentadas criando-se uma imagem intermediária (b) em que a intensidade de cada ponto seja a **média de intensidades** dos pontos de uma janela. A partir desta imagem intermediária, aplica-se então um método baseado em limiar. O resultado deste processo é mostrado em (c).

A essas regiões que têm um padrão visual específico, dá-se o nome de **textura**. Quando se deseja representar computacionalmente essa textura, utiliza-se um **descritor**. Embora existam tipos de descritores mais elaborados, como descritores estruturais e espectrais, padrões visuais podem ser representados por um valor numérico (como é o caso dos descritores estatísticos).

1.1 Segmentação por descritores estatísticos

A ideia em se utilizar descritores baseados em estatística é a representação **quantitativa** de padrões visuais. O descritor de cada textura costuma ser utilizado para distingüir entre diferentes padrões visuais presentes em imagens digitais, bem como representar um determinado grupo.

Uma primeira abordagem para caracterizar descritores estatísticos é a utilização de **momentos** estatísticos (GONZALEZ; WOODS, 2008). O cálculo destes momentos é realizado com base no histograma da imagem, e está associado com medidas estatísticas, de ordem n, relacionadas à **intensidade média** dos pontos de uma região.

A fórmula genérica para o cálculo de um *momento de ordem n* é mostrada na Equação 1. Nesta fórmula, x_i é o valor de intensidade de um ponto f(x, y) de uma imagem, $p(x_i)$ é a quantificação do número de ocorrências de x_i, em probabilidades, L é o limite da escala de cinza utilizada (por exemplo, 256 níveis de cinza), e X é a média de intensidades dos pontos da região.

$$\mu_n(x) = \sum_{i=0}^{L-1} (x_i - X)^n p(x_i)$$

Equação 1: Fórmula para o cálculo de momentos estatísticos de ordem n.

1.2 Matrizes de co-ocorrência de níveis de cinza

Um problema geralmente encontrado ao se utilizar momentos estatísticos para a descrição de regiões é que os mesmos não levam em consideração as posições relativas entre os pontos da região, mas apenas a relação entre suas intensidades.

Exemplificando o problema com a imagem da Figura 2 (a), vê-se que a utilização de momentos estatísticos de ordem 1 e 2 (respectivamente (b) e (c)) não distingue as duas metades da imagem, pois as imagens resultantes são homogêneas. Existe, então, a necessidade de acrescentar alguma informação que diga respeito à posição relativa entre os pontos.

(a) (b) (c)

Figura 2: (a) Imagem original. (b) segmentação de (a) por momentos de ordem 1. (c) segmentação de (a) por momentos de ordem 2.

Uma primeira forma para fazer isso é identificar a presença ou não de linhas verticais ou horizontais em uma janela. Para detectar essas linhas, podem ser utilizados filtros de detecção de linhas. Entretanto, essa solução não funciona para qualquer tipo de imagem, como por exemplo, a da Figura 3. Nela, os padrões listrados encontrados no animal não seguem uma direção fixa.

Para permitir a descrição de padrões de textura de maneira genérica, Haralick, Shanmugan, e Dinstein (HARALICK; SHANMUGAN; DINSTEIN, 1973) desenvolveram um tipo de descritor que representasse as relações espaciais entre os pontos de uma imagem, definindo o conceito de **correlação** entre os níveis de cinza desses pontos.

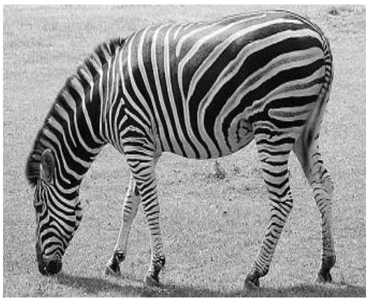

Figura 3: Imagem de exemplo em que a segmentação de texturas deve funcionar genericamente.

A ideia de correlação é determinar a frequência com que duas intensidades i e j ocorrem em pontos “vizinhos” de uma imagem. No caso, o conceito de *vizinho* é definido por uma distância em colunas (dx), e em linhas (dy) – entre dois pontos da imagem – ou seja, um vetor D = (dx, dy). Em outras palavras, dada uma imagem com N intensidades a co-relação permite definir uma matriz NxN para cada distância (dx, dy). Esta matriz recebe o nome de matriz de co-ocorrência.

Na Figura 4, são mostrados três exemplos de matrizes de co-ocorrência, para uma imagem I com 3 (três) tons de cinza. São apresentadas as matrizes para os deslocamentos horizontal, vertical e diagonal.

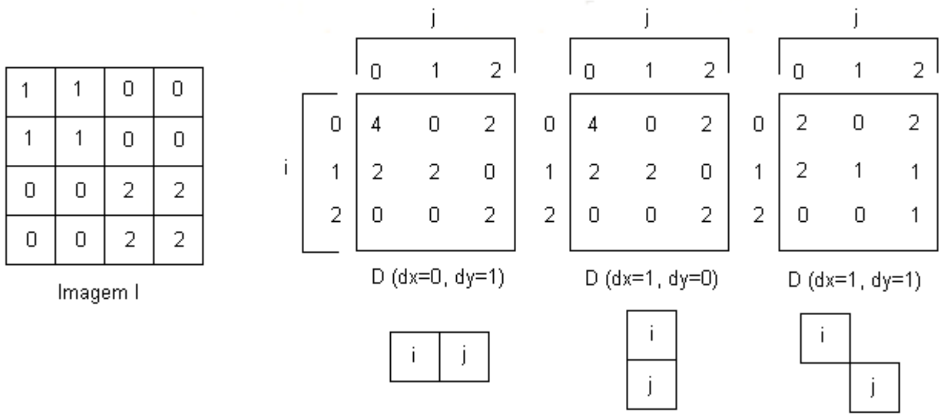

Figura 4: Três exemplos de matrizes de co-ocorrência. Fonte: SHAPIRO; STOCKMAN, 2001.

A Figura 5 mostra um pseudocódigo para o cálculo de uma matriz de co-ocorrência, tendo como base uma distância (dx, dy). O pseudocódigo também mostra como realizar a **normalização** da matriz. Este procedimento consiste em dividir cada elemento da mesma pelo total de co-ocorrências (ou seja, a soma dos elementos da matriz). Isto transforma a matriz em uma matriz de probabilidades, com valores entre zero e 1 (um), sobre a qual pode ser calculada uma série de medidas estatísticas (HARALICK; SHANMUGAN; DINSTEIN, 1973). Alguns exemplos destas medidas são vistos nas seções a seguir.

```
/* Computa a MCO utilizando um vetor d (dx, dy) */
Cont = 0;
Para (i = Janela.Esquerda; i < Janela.Direita; i++)
      Para (j = Janela.Cima; j < Janela.Baixo; j++)
            P1 = M(i,j);
            Se (DentroLimitesJanela(i - dy, j
                                         + dx))
                  P2 = M(i - dy, j + dx);
                  MCO(P1, P2)++;
                  MCO(P2, P1)++;
                  Cont = Cont + 2;
/* Normaliza */
Se (Cont > 0)
      Para (i = 0; i < TamanhoEscalaCinza; i++)
            Para (j = 0; j < TamanhoEscalaCinza; j++)
                  Se (MCO(i, j) > 0)
                        MCO(i, j) /= Cont;
```

Figura 5: Pseudocódigo para calcular uma matriz de co-ocorrência e normalização.

1.2.1 Energia

A energia mede a “suavidade” de uma imagem. Sua fórmula é dada pela Equação 2, e o pseudocódigo para a sua implementação encontra-se na Figura 6.

$$\sum_i \sum_j N_d^2[i,j]$$

Equação 2: Fórmula de cálculo da energia.

```
Y = 0;
Para (i = 0; i < TamanhoEscalaCinza; i++)
      Para (j = 0; j < TamanhoEscalaCinza; j++)
            Se (MCO(i, j) > 0)
                  Y += MCO(i, j) * MCO(i, j);
Retorna Y;
```

Figura 6: Pseudocódigo para a implementação da fórmula da energia.

1.2.2 Entropia

A entropia mede a quantidade de informação de uma imagem. Nesta, regiões mais heterogêneas têm mais informação, enquanto que regiões com menos cores possuem valores menores de entropia. Sua fórmula de cálculo está na Equação 3, e o pseudocódigo que a implementa, na Figura 7.

$$-\sum_i \sum_j N_d[i,j] \log_2 N_d[i,j]$$

Equação 3: Fórmula do cálculo da entropia.

```
Y = 0;
Para (i = 0; i < TamanhoEscalaCinza; i++)
      Para (j = 0; j < TamanhoEscalaCinza; j++)
            Se (MCO(i, j) > 0)
                  Y += MCO(i, j) * log2(MCO(i, j));
Retorna -Y;
```

Figura 7: Pseudocódigo para a implementação da fórmula da entropia.

1.2.3 Contraste

O contraste, ou variância, mede a variação de intensidade dos *pixeis* de uma imagem. Sua fórmula está na Equação 4, enquanto que o pseudocódigo para sua implementação está na Figura 8.

$$\sum_i \sum_j (i-j)^2 N_d[i,j]$$

Equação 4: Fórmula do cálculo do contraste.

```
Y = 0;
Para (i = 0; i < TamanhoEscalaCinza; i++)
      Para (j = 0; j < TamanhoEscalaCinza; j++)
            Se (MCO(i, j) > 0)
                  Y += (i - j) * (i - j) * MCO(i, j);
Retorna Y;
```

Figura 8: Pseudocódigo para a implementação da fórmula do contraste.

1.2.4 Homogeneidade

A homogeneidade mede a “uniformidade” de uma imagem. Sua fórmula está na Equação 5, enquanto que o pseudocódigo para sua implementação está na Figura 9.

$$\sum_i \sum_j \frac{N_d[i, j]}{1 + (i - j)^2}$$

Equação 5: Fórmula para o cálculo da homogeneidade.

```
Y = 0;
Para (i = 0; i < TamanhoEscalaCinza; i++)
      Para (j = 0; j < TamanhoEscalaCinza; j++)
            Se (MCO(i, j) > 0)
                  Y += MCO(i, j) / (1 + (i - j) * (i - j));
Retorna Y;
```

Figura 9: Pseudocódigo para a implementação da fórmula da homogeneidade.