

CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS UTILIZANDO DESCRITORES ESTATÍSTICOS DE TEXTURA

JOÃO PAULO RIBEIRO DO NASCIMENTO
HERALDO MACIEL FRANÇA MADEIRA
HÉLIO PEDRINI

Universidade Federal do Paraná
Departamento de Informática
Curitiba-PR, 81531-990
{joao, heraldo, helio}@inf.ufpr.br

Abstract. This work presents a supervised method for classifying remote sense images based on characteristics of texture. Textural information is described in terms of statistical features indicating the spatial distribution of color or intensity variation of objects in the images. Co-occurrence matrices are used to estimate the features, which are computationally fast and simple. Experimental results have demonstrated that the proposed approach is robust and flexible, allowing its use in a great variety of images.

Keywords: texture, co-occurrence matrix, image classification.

1 Introdução

Classificação de imagens é uma das principais tarefas envolvidas em um sistema de visão computacional. Seu objetivo é obter informações suficientes para distinguir entre diferentes objetos de interesse. Normalmente, o processo de classificação é baseado nos níveis de cinza ou cores, características de forma e textura dos objetos.

Diversas aplicações utilizam técnicas de classificação para reconhecimento de objetos em imagens. Dentre elas citamos a análise de fotografias aéreas ou de imagens de satélite, identificação de impressões digitais e de faces, recuperação de objetos através de seu conteúdo em uma base de imagens ou vídeo, inspeção industrial e diagnósticos médicos.

A textura contém informações sobre a distribuição espacial das variações de tonalidade de um objeto. Pode também ser definida como a repetição tonal de alguns grupos de objetos não identificáveis individualmente. A textura oferece a impressão visual de rugosidade ou suavidade de uma superfície.

O processo de classificação de textura em geral envolve duas fases, a etapa de treinamento e a etapa de reconhecimento. Na fase de treinamento, o objetivo é construir um modelo para o conteúdo de textura de cada classe presente nos dados de treinamento, o qual normalmente é realizado através de rótulos de classes conhecidas. Na fase de reconhecimento, o conteúdo de textura das amostras desconhecidas é primeiro descrito através do método de análise utilizado na etapa de treinamento. Então, as características de textura das amostras são comparadas com aquelas das imagens de treinamento e a amostra é atribuída àquela categoria que apresenta maior similaridade.

Este trabalho descreve um método para classificação de imagens através da análise de textura. A textura é definida através de um conjunto de medidas locais descrevendo as variações espaciais de intensidade ou cor. Tais medidas são calculadas utilizando-se matrizes de co-ocorrência.

Este trabalho está organizado como segue. A seção 2 descreve o conceito de textura e as principais abordagens para caracterizar a informação textural em imagens. A seção 3 apresenta as principais medidas utilizadas nos métodos estatísticos. A seção 4 apresenta o

método proposto para classificação de imagens. Resultados experimentais são apresentados e discutidos na seção 5. Finalmente, alguns comentários finais são apresentados na seção 6.

2 Textura

Textura é uma das características mais importantes para classificar e reconhecer objetos e cenas, e pode ser caracterizada por variações locais em valores de pixels que se repetem de maneira regular ou aleatória ao longo do objeto ou imagem. Vários métodos para classificação de imagens utilizando características de textura têm sido propostos na literatura: (AYALA; DOMINGO, 2001), (IIVARINEN; VISA, 1998), (LIEW, 1995), (MARCEAU, 1990), (MUDIGONDA; RANGAYYAN; DESAUTELS, 2000), (PIERCE, 1998), (SCHOWENGERDT, 2000), (SHABAN; DIKSHIT, 1998), (SOLBERG; JAIN, 1995). Entretanto, não há um método genérico ou uma abordagem formal que seja útil para uma grande variedade de imagens (AKSOY, 1998).

As três abordagens principais usadas em classificação de imagens para a descrição de texturas são a estatística, a estrutural e a espectral, que podem ser descritas da seguinte forma:

- *abordagens estatísticas*: a textura é definida por um conjunto de medidas locais extraídas do padrão. Medidas estatísticas comuns incluem entropia, correlação, contraste e variância.
- *abordagens estruturais*: que usam a idéia de que texturas são compostas de primitivas dispostas de forma quase regular e repetitiva, de acordo com regras bem definidas. Como exemplo pode-se citar a descrição da textura baseada em linhas paralelas regularmente espaçadas;
- *abordagens espectrais*: baseiam-se em propriedades do espectro de Fourier, sendo usadas basicamente na detecção de periodicidade global em uma imagem através da identificação de picos de alta energia no espectro.

Outros trabalhos que definem texturas de modo semelhante foram desenvolvidos. Um deles, como aponta Aksoy (1998), é o de Rosenfeld e Troy, que também define textura como um arranjo repetitivo de padrões sobre uma área e tenta medir a aspereza da textura observando fatores como as dependências de níveis de cinza, auto-correlação, etc.

A Matriz de Co-ocorrência (MC) é uma tabulação de quantas combinações diferentes de valores de intensidade dos pixels (níveis de cinza) ocorrem em uma imagem. A idéia principal da MC é caracterizar texturas em uma imagem através de um conjunto de estatísticas para as ocorrências de cada nível de cinza em pixels diferentes ao longo de diferentes direções.

A MC de textura considera a relação entre dois pixels por vez, um chamado de pixel referência e o outro de pixel vizinho. O pixel vizinho escolhido pode, por exemplo, estar a leste (direita) de cada pixel referência. Isto pode ser expresso como uma relação $(1, 0)$: 1 pixel na direção x , 0 pixels na direção y . Cada pixel dentro da imagem torna-se o pixel referência, iniciando no canto superior esquerdo e procedendo até o inferior direito. Os pixels situados na margem direita não têm vizinhos da direita, então eles não são utilizados para esta contagem.

Co-ocorrência, na sua forma geral, pode ser especificada por uma matriz de frequências relativas $P(i, j; d, \theta)$, na qual dois elementos de textura vizinhos, separados por uma distância d em uma orientação θ ocorrem na imagem, um com propriedade i e o outro com propriedade j . Instanciando essa definição para co-ocorrência de níveis de cinza, os elementos de textura são pixels e as propriedades são os níveis de cinza. Por exemplo, para um relacionamento com um ângulo $\theta = 0^\circ$, $P(i, j; d, \theta)$ é a média aritmética da

probabilidade de uma transição, da esquerda para a direita, do nível de cinza i para o nível de cinza j , com uma distância d . Essas matrizes podem ser normalizadas através da divisão de cada entrada da matriz pelo número de pixels vizinhos usados para calcular aquela matriz (AKSOY, 1998).

3 Características de Textura

Com o objetivo de utilizar a informação contida nas matrizes de co-ocorrência de níveis de cinza foram utilizadas 13 medidas estatísticas para medir características texturais (HARALICK; SHANMUGAM; DINSTEN, 1973) como homogeneidade, contraste, organização estrutural, complexidade e a natureza das transições dos níveis de cinza.

- *Segundo Momento Angular e Energia:* Tanto o segundo momento angular (SMA) quanto a energia usam $P_{i,j}$ como pesos. Valores elevados de SMA ou energia ocorrem quando a imagem está muito ordenada.

$$SMA = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2 \quad (1)$$

- *Contraste:* É uma estimativa das variações locais ao quadrado dos níveis de cinza entre pares de pixels. Esta medida é também chamada de soma do quadrado da variância. Medidas relacionadas a contraste usam pesos relacionados com a distância da diagonal da MC. Valores na diagonal da MC representam pouco contraste, aumentando quando a distância da diagonal aumenta.

$$Contraste = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i - j)^2 \quad (2)$$

- *Correlação:* O coeficiente de correlação utilizado em estatística é uma medida do grau de associação linear (negativa ou positiva) entre duas variáveis quantitativas. A correlação em textura mede a dependência linear de pixels em relação a sua vizinhança.

$$Correlação = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \left[\frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{(s_i)(s_j)} \right] \quad (3)$$

- *Variância:* A variância quando utilizada na textura executa a mesma tarefa que a variância utilizada na estatística descritiva. Ela baseia-se na dispersão dos dados numéricos em torno de um valor médio, de valores dentro da MC. Entretanto, a variância da MC, trata especificamente das combinações do pixel de referência e do seu vizinho. Então, isso não é o mesmo que a simples variância de níveis de cinza na imagem original.

$$\sigma_i^2 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i - \mu_i)^2 \quad \sigma_j^2 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (j - \mu_j)^2 \quad (4)$$

- *Homogeneidade:* Os valores dos pesos da homogeneidade são inversamente proporcionais aos pesos do contraste, com pesos diminuindo exponencialmente quanto mais distantes da diagonal. Dissimilaridade e contraste resultam em grandes valores para

imagens compostas principalmente por níveis de cinza diferentes (por exemplo, brancos e pretos), enquanto que a homogeneidade resulta em grandes valores para níveis de cinza similares. Se os pesos diminuem distantes da diagonal, o resultado será maior para imagens com pouco contraste.

$$\text{Homogeneidade} = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1 + (i - j)^2} \quad (5)$$

- *Soma da Média:*

$$\text{Soma da média} = \sum_{i=2}^{2Ng} ip_{x+y}(i) \quad (6)$$

onde $p_{x+y}(i) = \sum_{j,k;j+k=i} p(j, k)$

- *Soma da Variância:*

$$\text{Soma da variância} = \sum_{i=2}^{2Ng} (i + \sum_{j=2}^{2Ng} p_{x+y}(j) \log(p_{x+y}(j)))^2 p_{x+y}(i) \quad (7)$$

- *Soma da Entropia:*

$$\text{Soma da entropia} = - \sum_{i=2}^{2Ng} p_{x+y}(i) \log(p_{x+y}(i)) \quad (8)$$

- *Entropia:*

$$\text{Entropia} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (-\log(P_{i,j})) \quad (9)$$

- *Diferença da Variância:*

$$\text{Diferença da variância} = \text{variância de } p_{x-y} \quad (10)$$

- *Diferença da Entropia:*

$$\text{Diferença da entropia} = - \sum_{i=0}^{Ng-1} p_{x-y}(i) \log(p_{x-y}(i)) \quad (11)$$

- *Informação de Medidas de Correlação 1:*

$$\text{Medidas de correlação 1} = \frac{HXY - HXY1}{\max(HX, HY)} \quad (12)$$

onde HX e HY são entropias de p_x e p_y , $HXY = - \sum_{i,j} p(i, j) \log(p(i, j))$ e $HXY1 = - \sum_{i,j} p(i, j) \log(p_x(i)p_y(j))$

- *Informação de Medidas de Correlação 2:*

$$\text{Medidas de correlação 2} = \sqrt{1 - e^{-2(HXY2-HXY)}} \quad (13)$$

$$\text{onde } HXY2 = - \sum_{i,j} p_x(i)p_y(j) \log(p_x(i)p_y(j))$$

4 Método Proposto

O sistema proposto para classificação de imagens utilizando características de textura é composto dos seguintes módulos, ilustrados na **Figura 1**: aquisição de dados, o qual prepara as imagens e amostras de textura; pré-processamento, para eliminar ruídos ou distorções, e segmentar objetos de interesse; extrator de características, que cria um vetor de características com dados extraídos dos objetos adquiridos; um seletor de características, que analisa o conjunto de características eliminando as mais redundantes; e um classificador, que toma as decisões baseando-se no aprendizado obtido a partir do conjunto de treinamento, o qual contém exemplos de padrões das classes mais representativas.

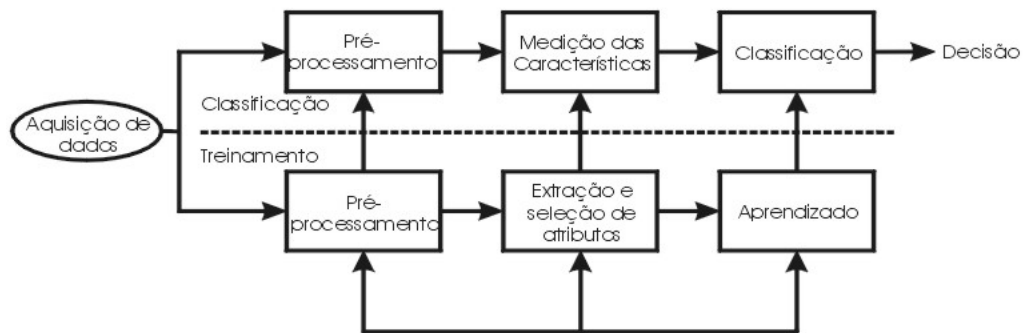


Figura 1: Diagrama do sistema de reconhecimento de padrões proposto.

Em nossa metodologia, a textura é definida através de um conjunto de medidas locais descrevendo as variações espaciais de intensidade ou cor. Tais medidas são calculadas utilizando-se matrizes de co-ocorrência. O algoritmo para classificação supervisionada de imagens através de textura consiste nos seguintes passos básicos:

1. fase de treinamento

- (a) calcular as matrizes de co-ocorrência para a imagem (inteira) de interesse;
- (b) para cada classe de objetos (texturas), selecionar as áreas representativas de treinamento e calcular suas matrizes de co-ocorrência. Estimar o conjunto de parâmetros (“assinatura”) do tipo de classificador a ser utilizado (por exemplo, classificador de máxima verossimilhança).

2. fase de classificação

- (a) calcular as k matrizes de co-ocorrência M_{ij}^k em uma vizinhança $S \times S$ do pixel corrente;
- (b) identificar a classe do objeto a qual pertence o pixel, conforme parâmetros da classe e limiar pré-definido.

O tamanho da janela é responsável pela maior parte da variabilidade nas classificações. Em nossa abordagem, foi avaliado que uma janela de tamanho de 9×9 pixels é apropriada para realizar uma classificação satisfatória: janelas de tamanho pequeno não capturam o padrão particular da maioria das classes, enquanto maiores podem incluir pixels de mais do que uma classe. Isto resulta em classificações mais pobres. O classificador de distância Euclidiana mínima foi adotado, sendo bastante simples em termos de esforço computacional, tanto na fase de treinamento quanto na fase de teste.

5 Resultados Experimentais

Com a finalidade de testar a metodologia proposta, foram desenvolvidos experimentos utilizando um conjunto de imagens reais e sintéticas. Os recursos computacionais utilizados no desenvolvimento da ferramenta são um computador com processador AMD Athlon K7-700 MHz e 128 MB RAM, sistema operacional Linux e linguagem C.

As características, conforme definidas na seção 3, são computadas por meio de matrizes de co-ocorrência, com dependência espacial em 0, 45, 90 e 135 graus e para uma distância entre pixels $d = 1$. Quatro matrizes de co-ocorrência foram construídas para cada amostra de textura nas direções 0, 45, 90 e 135 graus com uma distância de pixel unitária ($d = 1$). As características descritas acima foram computadas para as quatro matrizes, portanto, resultando em um total de 56 características de textura para cada imagem baseada em estatísticas de co-ocorrência em níveis de cinza. A distância $d = 1$ foi escolhida para assegurar um bom desempenho na classificação. Características de textura calculadas para distâncias maiores ($d = 3, 5$ e 7) não produziram uma melhor classificação, além de aumentarem o esforço computacional.

A **Figura 2** ilustra um conjunto de imagens utilizadas nos testes. Resultados da classificação são mostrados na coluna à direita. As amostras de treinamento possuem dimensão 5×5 pixels. Para cada imagem, o algoritmo foi executado para cada conjunto de amostras, fazendo-se um treinamento nas classes, ou seja, cada classe armazenou os valores médios das características calculadas pelo programa através das matrizes de co-ocorrência. Tais valores para cada imagem são mostrados nas **Tabelas 1 a 4**.

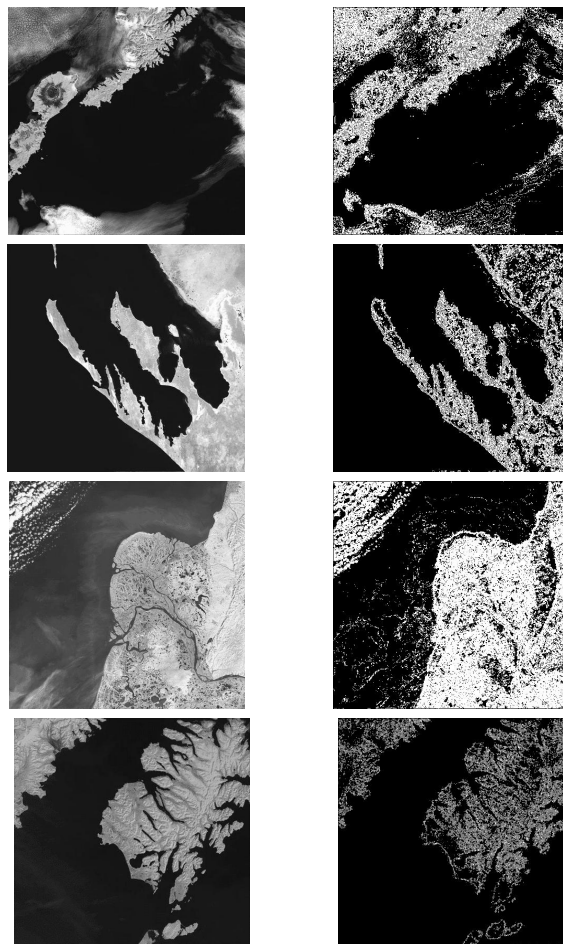


Figura 2: Resultados da classificação: (a) RADAR1; (b) RADAR2; (c) RADAR3; (d) RADAR4.

	Classe1	Classe2	Classe3
Segundo Momento Angular	4.642e-01	3.653e-02	8.185e-01
Contraste	5.276e+00	8.929e+00	3.042e-02
Correlação	6.469e-01	5.510e-01	-
Variância	9.665e+00	8.948e+00	1.076e+00
Homogeneidade	7.169e-01	4.624e-01	9.848e-01
Soma da Média	1.192e+01	1.418e+01	2.811e+00
Soma da Variância	2.083e+02	1.916e+02	7.855e+00
Soma da Entropia	7.414e-01	1.205e+00	1.406e-01
Entropia	9.536e-01	1.637e+00	1.497e-01
Diferença da Variância	8.723e-02	2.081e-03	7.965e-02
Diferença da Entropia	4.446e-01	7.173e-01	4.815e-02
Medidas de Correlação-1	-3.490e-01	-2.360e-01	2.868e-01
Medidas de Correlação-2	4.625e-01	5.430e-01	2.294e-01

Tabela 1: Características de textura extraídas da imagem *RADAR1*.

	Classe1	Classe2	Classe3
Segundo Momento Angular	1.933e-01	1.177e-01	3.700e-01
Contraste	4.472e+00	4.418e+00	7.922e-01
Correlação	1.096e-01	2.306e-01	-
Variância	3.528e+00	4.007e+00	1.448e+00
Homogeneidade	5.963e-01	5.117e-01	7.333e-01
Soma da Média	5.583e+00	9.202e+00	4.245e+00
Soma da Variância	3.816e+01	8.254e+01	1.697e+01
Soma da Entropia	6.697e-01	8.647e-01	4.512e-01
Entropia	9.286e-01	1.141e+00	6.618e-01
Diferença da Variância	3.608e-02	5.966e-03	2.507e-02
Diferença da Entropia	5.136e-01	6.248e-01	2.862e-01
Medidas de Correlação-1	-2.118e-01	-2.354e-01	-1.372e-01
Medidas de Correlação-2	4.005e-01	5.021e-01	2.879e-01

Tabela 2: Características de textura extraídas da imagem *RADAR2*.

6 Conclusões

Este trabalho propõe um método para classificação supervisionada de imagens digitais baseado na característica de textura. Em nossa abordagem, a textura é descrita em termos de medidas estatísticas calculadas através de matrizes de co-ocorrência são utilizadas para estimar as medidas estatísticas. Resultados experimentais demonstraram o desempenho do método, permitindo sua aplicação a uma grande variedade de imagens.

Referências

- AKSOY, S. *Textural features for image database retrieval*. Dissertação (Mestrado) — University of Washington, Seattle, WA, 1998.
- AYALA, W.; DOMINGO, J. Spatial size distributions: Applications to shape and texture analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Spain, v. 23, n. 12, p. 1430–1442, dec 2001.
- HARALICK, R. M.; SHANMUGAM, K.; DINSTEN, I. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, v. 3, n. 6, p. 610–621, nov. 1973.
- IIVARINEN, J.; VISA, A. An adaptive texture and shape based defect classification. In: *In Proc. International Conf. on Pattern Recognition*. [S.l.: s.n.], 1998. p. 117–123.

	Classe1	Classe2	Classe3
Segundo Momento Angular	3.279e-01	7.207e-02	3.011e-01
Contraste	3.646e+00	1.847e+01	5.113e-01
Correlação	4.054e-01	3.527e-03	-5.716e-02
Variância	4.081e+00	1.033e+01	1.241e+00
Homogeneidade	7.153e-01	3.822e-01	7.444e-01
Soma da Média	1.827e+01	1.920e+01	2.815e+00
Soma da Variância	3.182e+02	3.477e+02	6.290e+00
Soma da Entropia	6.833e-01	1.071e+00	4.006e-01
Entropia	8.594e-01	1.467e+00	5.545e-01
Diferença da Variância	4.019e-03	7.325e-04	7.934e-02
Diferença da Entropia	5.470e-01	9.291e-01	2.711e-01
Medidas de Correlação-1	-2.469e-01	-2.590e-01	-1.099e-01
Medidas de Correlação-2	4.595e-01	5.934e-01	2.463e-01

Tabela 3: Características de textura extraídas da imagem *RADAR3*.

	Classe1	Classe2	Classe3
Segundo Momento Angular	1.157e-01	1.073e-01	1.371e-01
Contraste	3.367e+00	6.410e+00	2.980e+00
Correlação	-2.412e-02	-9.839e-02	-1.229e-02
Variância	2.702e+00	3.900e+00	2.468e+00
Homogeneidade	5.377e-01	4.541e-01	4.768e-01
Soma da Média	1.009e+01	9.614e+00	4.834e+00
Soma da Variância	9.211e+01	8.629e+01	2.044e+01
Soma da Entropia	6.884e-01	7.930e-01	6.466e-01
Entropia	1.049e+00	1.169e+00	9.292e-01
Diferença da Variância	5.889e-03	3.395e-03	1.653e-02
Diferença da Entropia	5.726e-01	6.828e-01	5.145e-01
Medidas de Correlação-1	-3.174e-01	-3.464e-01	-3.087e-01
Medidas de Correlação-2	1.780e+12	2.988e+04	5.300e-01

Tabela 4: Características de textura extraídas da imagem *RADAR4*.

- LIEW, S. C. et al. Texture analysis of SAR images. In: *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. [S.l.: s.n.], 1995. p. 1412–1414.
- MARCEAU, D. J. et al. Evaluation of the grey-level co-occurrence matrix method for land-cover classification using SPOT imagery. *IEEE Transactions on Computers*, Waterloo, Canada, p. 513–519, mar. 1990.
- MUDIGONDA, N. R.; RANGAYYAN, R. M.; DESAUTELS, J. E. L. Gradient and texture analysis for the classification of mammographic masses. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 19, n. 10, p. 1032–1043, out. 2000.
- PIERCE, L. et al. Texture features for classification with ERS/JERS composites. *IEEE Transactions on Computers*, p. 348–350, 1998.
- SCHOWENGERDT, R. A. *Techniques for Image Processing and Classification in Remote Sensing*. Arizona: Academic Press, 2000.
- SHABAN, M. A.; DIKSHIT, O. Textural classification of high resolution digital satellite imagery. *IEEE Transactions on Computers*, p. 2590–2592, 1998.
- SOLBERG, A. H. S.; JAIN, A. K. A study of the invariance properties of textural features in SAR images. *IEEE Transactions on Computers*, p. 670–672, jul. 1995.