

FEICOES DE TEXTURA PARA CLASSIFICACAO DE IMAGENS

Sandra E. Vielmo Cogo¹

RESUMO: Presentemente, os métodos utilizados no processo de classificação de imagens, em sua grande maioria, fazem uso exclusivamente dos atributos espectrais. Nesta pesquisa, introduzimos os atributos espaciais, em particular a textura, no processo de classificação digital de imagens. As informações de textura são quantificadas pelo método das matrizes de co-ocorrência, sugerido por Haralick, e organizadas em um formato similar ao utilizado nas bandas espectrais, gerando dessa forma canais de textura. Com a implementação deste atributo em adição aos espectrais, vê-se um acréscimo na exatidão obtida no processo de classificação de imagens.

INTRODUÇÃO

Uma imagem pode ser caracterizada através de seus atributos, os quais podem ser classificados em três grupos: espectrais, espaciais e de contexto. Os atributos espectrais descrevem as variações de brilho que ocorrem entre as bandas espectrais em uma imagem multiespectral, os espaciais contém informações a respeito de itens como forma de alvos e textura da imagem e os atributos de contexto estão relacionados à informação obtida de áreas vizinhas àquela sendo analisada.

Presentemente, os métodos utilizados no processo de classificação de imagens, em sua grande maioria fazem uso exclusivamente dos atributos espectrais, quantificados diretamente pelos sistemas sensores. Este fato acarreta uma perda considerável na exatidão da classificação, pois não são utilizadas todas as informações ou atributos disponíveis

Historicamente, pesquisadores têm um grande interesse no uso da informação espacial, em particular a textura, para aplicações em Sensoriamento Remoto.

¹ Departamento de Matemática Universidade Federal de Santa Maria

Na literatura, não existe uma definição precisa nem uma aproximação matemática formal para a quantificação da textura de uma imagem, mas todas as definições estão relacionadas à impressão de rugosidade e contraste criada pela variação de tonalidade ou repetição de padrões visuais sobre a superfície.

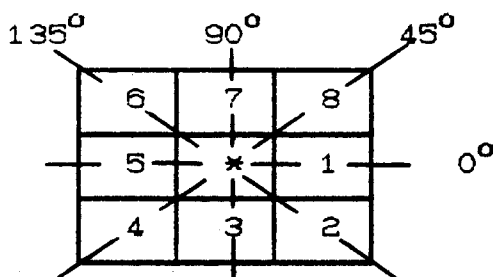
A aplicação da textura na análise digital requer uma caracterização quantitativa dos conceitos visuais. Esta quantificação é feita por vários pesquisadores, tais como Haralick em [5], Irons em [6], Peddle em [3] e outros. Nesta pesquisa, as informações de textura são quantificadas pelo método das matrizes de co-ocorrência, sugerido por Haralick em [4].

MODELO MATEMÁTICO

O algoritmo utilizado neste trabalho está baseado na construção de quatro elementos, as matrizes de co-ocorrência, as quais originam as feições de textura.

1 - MATRIZES DE CO-OCORRÊNCIA:

Para descrição dessas matrizes devemos enfatizar a noção de pixels vizinhos mais próximos entre si. Consideremos um pixel - excluindo os pixels da borda da imagem - que possui oito pixels vizinhos mais próximos, conforme a figura abaixo:



Observamos que os pixels 1 e 5 são vizinhos mais próximos de *, na orientação horizontal; os pixels 3 e 7 são vizinhos mais próximos de *, na orientação vertical; os pixels 4 e 8 são vizinhos mais próximos de *, na orientação da diagonal direita (45°); e os pixels 2 e 6 são vizinhos mais próximos de *, na orientação da diagonal esquerda (135°). Esta informação é exclusivamente espacial e não tem ligação com os valores dos

níveis de cinza.

Neste método, assumimos que a informação de textura está contida na relação espacial que os níveis de cinza têm um com o outro. Mais especificamente, a informação de textura é adequadamente especificada pela matriz de frequências relativas P_{ij} com que dois pixels vizinhos, separados por uma distância d , ocorrem na imagem, um com nível de cinza i e outro com nível de cinza j . Tais matrizes de dependência espacial são função da distância d e da relação angular entre os pixels utilizados em sua construção.

A forma geral de uma matriz de co-ocorrência $P = (P_{ij})$ de ordem $(Ng+1) \times (Ng+1)$, onde $Ng+1$ é o número de níveis de cinza quantizados na imagem, é dada por:

		níveis de cinza			
		0	1	...	Ng
0	#(0,0)	#(0,1)	...	#(0, Ng)	
1	#(1,0)	#(1,1)	...	#(1, Ng)	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
Ng	#(Ng ,0)	#(Ng ,1)	...	#(Ng , Ng)	

Mais precisamente, podemos dizer que cada entrada $\#(i,j)$ da matriz de co-ocorrência é o número total de pares de pixels vizinhos que ocorrem em uma imagem, um com nível de cinza i e o outro com nível de cinza j , segundo uma distância d e uma orientação angular.

Na literatura, a textura é considerada como uma propriedade local da imagem, ou seja, uma medida das relações entre os pixels de uma vizinhança. Este fato sugere um algoritmo de janela móvel ao longo da imagem. Nesta pesquisa, usamos uma janela de dimensão 3×3 .

Assim, para cada região da imagem definida pela janela podemos construir quatro matrizes de co-ocorrência espacial:

- P_H - matriz de co-ocorrência Horizontal (0°)
- P_V - matriz de co-ocorrência vertical (90°)
- P_{DD} - matriz de co-ocorrência diagonal direita (45°)

P_{DE} - matriz de co-ocorrência diagonal esquerda (135°)

2 - FEIÇÕES DE TEXTURA

Na busca de feições de textura significativas para descrição digital da informação de uma imagem, é natural tomarmos feições que utilizamos na interpretação visual de uma superfície, tais como: homogeneidade, contraste, presença de estrutura organizada dentro da imagem e outras. Dentre as várias feições sugeridas por Haralick em [4], tomaremos três feições que serão descritas a seguir.

1) Feição do segundo momento angular (ASM):

$$f_1[r, s] = \sum_{i=0}^{Ng} \sum_{j=0}^{Ng} \left[\frac{P(i, j)}{R} \right]^2$$

onde r e s são as posições do pixel central da região compreendida pela janela. Esta feição é uma medida da homogeneidade da imagem.

Em uma região homogênea, ocorre muito pouca variação dos níveis de cinza. Portanto, a matriz de co-ocorrência para esta região poderá ter poucas entradas com frequências altas, concentradas perto da diagonal principal. Enquanto, para uma região heterogênea, a matriz de co-ocorrência poderá ter um grande número de entradas com frequências baixas, acarretando um valor pequeno para essa feição.

2) Feição do momento da diferença:

$$f_2[r, s] = \sum_{n=1}^{Ng} n^2 \left[\sum_{i=0}^{Ng} \sum_{\substack{j=0 \\ i-j=n}}^{Ng} \left[\frac{P(i, j)}{R} \right] \right]$$

Esta feição é uma medida do contraste ou da quantidade de variação local presente em uma imagem. Áreas de baixo contraste devem produzir uma concentração dos valores, perto da diagonal da matriz de co-ocorrência. Enquanto, áreas de alto contraste redistribuem essa concentração, longe da diagonal.

3) Feição de entropia:

$$f_g[r,s] = - \sum_{i=0}^{Ng} \sum_{j=0}^{Ng} \frac{P(i,j)}{R} \log \left[\frac{P(i,j)}{R} \right]$$

Esta feição é uma medida da aleatoriedade ou desorganização da imagem. Quanto maior a aleatoriedade presente em uma região, maior é o valor da feição de entropia.

O fator R é a constante de normalização das frequências da matriz de co-ocorrência, obtida somando-se os fatores R_H , R_V , R_{DD} e R_{DE} das respectivas matrizes de co-ocorrência.

Essas feições são calculadas e atribuídas ao pixel central da janela. A medida que movemos a janela sobre a imagem, obtemos os canais de textura.

APLICAÇÃO DAS FEIÇÕES DE TEXTURA

1 - ÁREA DE ESTUDO:

A área de estudo utilizada neste trabalho compreende a região do Parque Nacional das Emas, ao Sul do estado de Goiás, próxima às divisas do Mato Grosso do Sul e Mato Grosso do Norte. Esta região é caracterizada predominantemente por três classes, que designamos por campolimpo, cerrado e matagaleria, obtidas por interpretação visual.

A imagem multiespectral utilizada é 224.73.B, do satélite LANDSAT TM 5, bandas 3, 4, 5 com data de 29/07/88.

2 - PROCESSAMENTO DA IMAGEM:

Para obtenção dos canais de textura, a imagem foi processada duas vezes. O primeiro processamento foi com a banda 3, resultando em três canais de textura e o segundo foi com a banda 5, resultando mais três canais de textura. Assim, totalizando três bandas espectrais e seis bandas texturais.

Devemos observar que os valores das feições de textura são reais. Assim, para posterior visualização desses canais, usamos uma transformação linear dos valores reais em valores de brilho, variando de zero a 255.

3 - CLASSIFICAÇÃO DA IMAGEM

O método de classificação utilizado neste trabalho é o da Máxima Verossimilhança Gaussiana que insere-se no grupo dos processos estatísticos de classificação supervisionada.

Neste trabalho executamos três classificações distintas, que são descritas a seguir:

Classificação I : classificação das bandas espectrais 3,4 e 5.

Classificação II: classificação dos três canais de componentes principais, originados das três bandas espectrais e três bandas texturais obtidas da banda espectral 3.

Classificação III: classificação dos três canais de componentes principais, originados das três bandas espectrais e três bandas texturais obtidas da banda espectral 5.

RESULTADOS E CONCLUSÕES:

1 - RESULTADOS:

Para análise dos resultados, descrevemos as matrizes de confusão originadas de cada uma das três classificações descritas acima, onde tomamos 382 pixels para teste de classificação.

Classificação I

	Não classes	campolimpo	cerrado	matagalera	TOTAL
campolimpo	67	54	0	0	121
cerrado	10	0	111	0	121
matagalera	35	0	0	105	140
TOTAL	112	54	111	105	382

Dos 382 pixels para teste, 270 foram corretamente classificados, totalizando uma exatidão de 70%.

Classificação II

	Não classes	campolimpo	cerrado	matagalera	TOTAL
campolimpo	53	68	0	0	121
cerrado	25	0	96	0	121
matagalera	11	0	0	129	140
TOTAL	89	68	96	129	382

Dos 382 pixels para teste, 293 foram corretamente classificados, totalizando uma exatidão de 77%.

Classificação III

	Não classes	campolimpo	cerrado	matagalera	TOTAL
campolimpo	60	61	0	0	121
cerrado	6	0	115	0	121
matagalera	10	0	0	130	140
TOTAL	76	61	115	130	382

Dos 382 pixels para teste, 306 foram corretamente classificados, totalizando uma exatidão de 80%.

2 - CONCLUSÕES:

Observando os resultados obtidos acima, podemos concluir que ao introduzirmos os atributos espaciais, em particular a textura, ao processo de classificação de imagens, estamos melhorando a exatidão de classificação. Além disso, o melhor resultado, para essa imagem, ocorre quando tomamos a banda espectral 5 para a obtenção dos canais de textura.

REFERÊNCIAS:

- [1] CHEN, P. C and PAVLIDIS, T., Segmentation by Texture using a Co-ocorence Matrix and a Split-and-Merge Algorithm, Computer Graphics and Image Processing, 10, 1979.
- [2] FRANKLIN, S.E. and PEDDLE, D.R., Image Texture Processing and

Data Integration for Surface Pattern Discrimination,
Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol.57, No.4,
413-420, 1991.

- [3] FRANKLIN, S.E. and PEDDLE, D.R., Spectral Texture for Improved class discrimination in complex terrain, int. J. Remote Sensing, vol.10, No.8, 1437-1443, 1989.
- [4] HARALICK, R.M. SHANMUGAM, K. and DINSTEN, I., Textural Features for Image Classification, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol.3, No.6, 610-621, 1973.
- [5] HARALICK, R.M. Statistical and Structural Approches to texture. Proceedings of the IEE, vol.67. no.5, 786-804, 1979.
- [6] IRONS, J.R. and PETERSEN, G.W., Texture transforms of Remote Sensing Data. Remote Sensing of Envirommente, 11, 359-370, 1981.