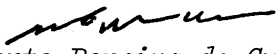
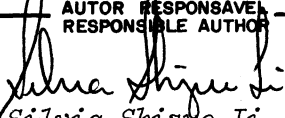


AUTORES AUTHORS	PALAVRAS CHAVES/KEY WORDS	AUTORIZADA POR/AUTHORIZED BY
	FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO CLASSIFICAÇÃO DE AMOSTRAS TEXTURA	 Roberto Pereira da Cunha Diretor SRE
AUTOR RESPONSÁVEL RESPONSIBLE AUTHOR		REVISADA POR / REVISED BY
 Silvia Shizue Ii		
DISTRIBUIÇÃO/DISTRIBUTION		
☐ INTERNA / INTERNAL		
☒ EXTERNA / EXTERNAL		
☐ RESTRITA / RESTRICTED		

CDU/UDC	DATA / DATE
621.376.5	Outubro, 1989

TÍTULO/TITLE	PUBLICAÇÃO Nº PUBLICATION NO	ORIGEM ORIGIN	
	INPE-4976-PRE/1541	DPI	
AUTORES/AUTHORSHIP	CLASSIFICAÇÃO DE AMOSTRAS DE TEXTURA POR MOMENTOS E DISTÂNCIA DA FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO	PROJETO PROJECT	
		ANIMA	
		Nº DE PAG. NO OF PAGES	ULTIMA PAG. LAST PAGE
		09	08
	VERSÃO VERSION	Nº DE MAPAS NO OF MAPS	
Silvia Shizue Ii Luciano Vieira Dutra Nelson D. Ávila Mascarenhas			

RESUMO - NOTAS / ABSTRACT - NOTES

O presente trabalho desenvolve dois métodos para classificação de texturas baseados na função coeficiente de autocorrelação (FAC) da imagem. O primeiro método utiliza a "distância" entre duas funções de autocorrelação, que é definida como a integral da diferença quadrática entre duas FAC's. O segundo método utiliza a distância log transformada de momentos da FAC. Em ambos os casos a textura desconhecida é classificada como sendo da mesma classe da textura cuja distância for menor. Resultados são apresentados utilizando-se imagens apresentadas no livro de Brodatz (1956).

OBSERVAÇÕES / REMARKS

Trabalho apresentado no IV Simpósio Latinoamericano sobre Sensores Remotos realizado de 20 a 24 de novembro de 1989, Bariloche, Argentina.

CLASSIFICAÇÃO DE AMOSTRAS DE TEXTURA POR MOMENTOS E DISTÂNCIAS DA FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO *

Silvia Shizue Ii
Luciano Vieira Dutra
Nelson D. A. Mascarenhas

Instituto de Pesquisas Espaciais
Departamento de Processamento de Imagens
Caixa Postal 515 - 12201 - São José dos Campos - SP - Brasil

RESUMO

O presente trabalho desenvolve dois métodos para classificação de texturas baseados na função coeficiente de autocorrelação (FAC) da imagem. O primeiro método utiliza a "distância" entre duas funções de autocorrelação, que é definida como a integral da diferença quadrática entre duas FAC's. O segundo método utiliza a distância log transformada de momentos da FAC. Em ambos os casos a textura desconhecida é classificada como sendo da mesma classe da textura cuja distância for menor. Resultados são apresentados utilizando-se imagens apresentadas no livro de Brodatz (1956).

1 - INTRODUÇÃO

Um dos métodos existentes na literatura para se discriminar texturas é baseado na função de autocorrelação (FAC) medida sob áreas de textura uniforme.

Faugeras e Pratt (1980) utilizam essa função, calculando momentos sobre a FAC de diversas amostras de textura. Esses momentos, em seu conjunto, definem uma distribuição estatística, que é utilizada para o cálculo de uma distância estatística, no caso a distância Jeffreys-Matusita (Mascarenhas e Velasco, 1989), entre a textura padrão e a desconhecida. A textura desconhecida é associada à textura de classe conhecida de maior proximidade estatística.

Nesse método, para se classificar texturas, é necessário, tanto da textura padrão, quanto da desconhecida, um número muito grande de amostras, o que torna o

* Suporte Financeiro : SID Informática (projeto Estra).

método inadequado para problemas de sensoriamento remoto. Neste trabalho, são propostos então dois métodos para classificação de amostras utilizando-se da FAC, que não necessitam de um grande número de amostras.

O primeiro método (em duas variantes) mede a distância direta entre as duas FAC's, que é definida como a integral da diferença quadrática entre as FAC's, envolvendo uma ponderação dessas devido às diferentes variâncias dos seus estimadores para cada atraso.

O segundo método (também em duas variantes) se baseia na extração de momentos da FAC (como o que foi feito por Faugeras e Pratt, 1980) tanto para a textura padrão como para a textura desconhecida. A textura desconhecida é classificada como sendo similar à textura cuja distância log transformada entre os vetores de momentos for menor. A distância log transformada é definida para diminuir a influência da disparidade de variâncias e escalas entre momentos.

Testes foram efetuados em imagens de textura padrão de Brodatz (1956) para avaliar o poder de discriminação das medidas propostas.

A seção 2 define a FAC, a seção 3 define as distâncias e a seção 4 apresenta os resultados em formato de tabelas de contigência.

2 - A FUNÇÃO COEFICIENTE DE AUTOCORRELAÇÃO E SUA ESTIMATIVA

Seja uma imagem I, um campo aleatório estacionário, isto é, as estatísticas do processo até segunda ordem não dependem da posição no plano, mas apenas do intervalo espacial. Seja $z_{m,n}$ um pixel, considerado uma variável aleatória (v.a.), localizado na posição (m,n) da imagem.

A função ou sequência de autocovariância é definida por :

$$\gamma_{k,l} = \text{cov}(z_{m,n}, z_{m+k,l+n}) = E\{(z_{mn} - \bar{\mu}_Z)(z_{m+k,n+l} - \bar{\mu}_Z)\} \quad (1)$$

onde $\mu_Z = E(z_{m,n})$

A função coeficiente de autocorrelação (FAC) também conhecida pelo nome mais curto de função de autocorrelação é definida como :

$$\rho_{k,l} = \frac{\gamma_{k,l}}{\gamma_{0,0}} \quad (2)$$

e varia entre -1 e +1, ou seja $|\rho_{k,l}| \leq 1$

A expressão para a estimativa polarizada da autocovariância para o campo aleatório, utilizando amostras em uma área retangular de MxN amostras é dada por (Marple, 1987) :

$$C_{K,l} = \hat{\gamma}_{k,l} = \begin{cases} \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1-k} \sum_{n=0}^{N-1-l} (z_{m+k,n+l} - \hat{\mu}_Z)(z_{m,n} - \hat{\mu}_Z); & k \geq 0, l \geq 0 \\ \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1-k} \sum_{n=-1}^{N-1} (z_{m+k,n+l} - \hat{\mu}_Z)(z_{m,n} - \hat{\mu}_Z); & k \geq 0, l < 0 \\ c(-k,-l) & k \leq 0, \forall l \end{cases} \quad (3)$$

onde $0 \leq m < M$ e $0 \leq n < N$ e $|k| \ll M$ e $|l| \ll N$ e

onde

$$\hat{\mu}_z = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} z_{m,n} \quad (4)$$

A estimativa para a FAC pode ser obtida, como sugere a equação 2, como :

$$r_{k,l} = \hat{\rho}_{k,l} = \frac{c_{k,l}}{c_{0,0}} \quad (5)$$

3 - CLASSIFICAÇÃO DE AMOSTRAS USANDO DISTÂNCIAS DA FAC

O método de Faugeras e Pratt (1980) discutido na introdução não é prático para classificar amostras de textura, pois necessita de um grande número de subamostras dentro da amostra para gerar uma quantidade suficiente de dados para uma estimativa satisfatória da média e da matriz de covariância dos momentos da FAC utilizadas como atributos. Ocorre entretanto que a experiência mostra diferenças notáveis entre FAC's de diferentes texturas. Para medir essa diferença e usar essa medida para classificar texturas é sugerida uma distância entre FAC's que não necessita de um grande número de amostras de treinamento.

DEFINIÇÃO 1 - (DFAC) Sejam duas funções de autocorrelação $\rho_1(k,l)$ e $\rho_2(k,l)$ de duas séries bidimensionais estacionárias no sentido amplo, e definidas num intervalo de $-K \leq -k \leq K, L \leq l \leq L$. A distância entre essas duas funções de autocorrelação (DFAC) é dada pela fórmula:

$$DFAC(\rho_1, \rho_2) = \sum_{k=1}^K \sum_{l=-L}^L (\rho_1(k,l) - \rho_2(k,l))^2 + \sum_{l=1}^L (\rho_1(0,l) - \rho_2(0,l))^2 \quad (6)$$

OBSERVAÇÃO 1 - A distância é definida em meio plano não simétrico, pois a FAC 2D é simétrica em torno do ponto central.

OBSERVAÇÃO 2 - A distância definida em (6) não é sensível nem à escala nem à média. Ao substituir o coeficiente de autocorrelação pela autocovariância a medida passaria a ser sensível à escala. Com o uso da autocorrelação, seria sensível também à média. A escolha de qual estatística de segunda ordem utilizar depende do uso necessário. Para classificar texturas padrões em ambientes com diferentes iluminações torna-se conveniente utilizar a FAC.

Uma versão alternativa para o cálculo da distância entre FAC's 2D é o uso da ponderação para atrasos maiores para compensar o efeito da maior variância dos estimadores para atrasos maiores.

DEFINIÇÃO 2 - Distância Ponderada entre FAC's. A distância ponderada entre as duas funções de autocorrelação (DPAC) é dada por :

$$DPAC(\rho_1, \rho_2) = \sum_{k=1}^K \sum_{l=-L}^L \left(\frac{\rho_1(k, l)}{p_1(k, l)} - \frac{\rho_2(k, l)}{p_2(k, l)} \right)^2 + \sum_{l=1}^L \left(\frac{\rho_1(k, l)}{p_1(k, l)} - \frac{\rho_2(k, l)}{p_2(k, l)} \right)^2 \quad (7)$$

Não existe na literatura formulação teórica para a variância do estimador da FAC 2D. Box e Jenkins (1970, pág.34) apresentam uma expressão para a variância do estimador da FAC 1D quando o processo estocástico é do tipo AR(1). Fazendo uma extensão para o caso 2D e supondo separabilidade e igual coeficiente de correlação para as direções vertical e horizontal ter-se-ia a seguinte expressão para a variância do estimador $\hat{\rho}(k, l)$ do coeficiente de autocorrelação

$$v(k, l) = \text{var}(\hat{\rho}(k, l)) = \frac{1}{N} \left(\frac{(1 + \phi)^2 (1 - \phi^{2(k+1)})}{1 - \phi^2} \right) - 2(k + 1) \phi^{2(k+1)} \quad (8)$$

onde N é o número de amostras e $\phi = \rho(1, 0) = \rho(0, 1)$ é o coeficiente de autocorrelação da imagem que é suposto igual para a direção vertical e horizontal.

Os valores limites para a variância de $\hat{\rho}$ são :

para $\hat{\rho}(0, 0) = 1$, $\text{var}(\hat{\rho}) = 0$;

para

$$\rho(\infty, \infty) \rightarrow \text{var}(\hat{\rho}) \rightarrow \frac{1}{N} \left(\frac{1 + \phi^2}{1 - \phi^2} \right) \quad (9)$$

onde a variância se estabiliza rapidamente.

O peso a ser usado na Equação (7) é dado por :

$$p_i = \sqrt{N v_i(k, l)} \quad (10)$$

Para se obter a distância log transformada é necessário antes definir a função geradora de momentos da FAC 2D :

$$S(u, v) = \sum_{k=0}^K \sum_{l=-L}^L (k - m_k)^u (l - m_l)^v \rho(k, l) \quad (11)$$

onde

$$m_k = \sum_{k=0}^K \sum_{l=-L}^L k \rho(k, l) \quad (12)$$

$$m_1 = \sum_{k=0}^K \sum_{l=-L}^L l \rho(k,l) \quad (13)$$

e $\rho(k,l)$ é a FAC de uma certa textura T . Os momentos mais utilizados (Jain, 1989) que definirão o vetor de atributos da FAC que descrevem uma determinada textura são os momentos $S(0,2)$, $S(2,0)$, $S(1,1)$ e $S(2,2)$. Ocorre que esses momentos têm escalas muito diferentes. Para compensar o efeito da escala na distância, a distância log transformada é definida como :

$$DLM^2(T_1, T_2) = (\log S_1(0,2) - \log S_2(0,2))^2 + (\log S_1(2,0) - \log S_2(2,0))^2 + (\log S_1(1,1) - \log S_2(1,1))^2 + (\log S_1(2,2) - \log S_2(2,2))^2 \quad (14)$$

onde $\log(S_i) = \text{sign}(S_i) \cdot \log |S_i|$.

onde $S_1(u,v)$ e $S_2(u,v)$ são as funções geradoras para as texturas T_1 e T_2 .

Uma versão alternativa para essa distância é a distância log da diferença :

$$DLDM(T_1, T_2)^2 = \log(S_1(0,2) - S_2(0,2))^2 + \log(S_1(2,0) - S_2(2,0))^2 + \log(S_1(1,1) - S_2(1,1))^2 + \log(S_1(2,2) - S_2(2,2))^2 \quad (15)$$

Definidas as distâncias, é possível estabelecer então o seguinte critério para a classificação de amostras de textura.

Sejam uma amostra de textura A a ser classificada e um conjunto de texturas conhecidas T_i ($i=1 \dots K$) com suas FAC's também conhecidas.

A amostra A é classificada como sendo da classe de T_i se

$$D(A, T_i) \leq D(A, T_j) \quad i \neq j \quad i, j = 1 \dots K$$

onde K é o número de classes e D é uma das distâncias desenvolvidas DFAC, DPAC ou DLM, DLDM.

4 - RESULTADOS

Os métodos desenvolvidos foram testados utilizando-se de Imagens de BRODATZ (1956) digitalizada no Laboratório de Processamento de Imagens do INPE.

De cada textura (grama, madeira, tecido e rãfia) foi colhida uma amostra para para treinamento (34 x 34 pixels), Fig.1 e dez amostras para a classificação (áreas teste de 25x25 pixels), Fig.2 .

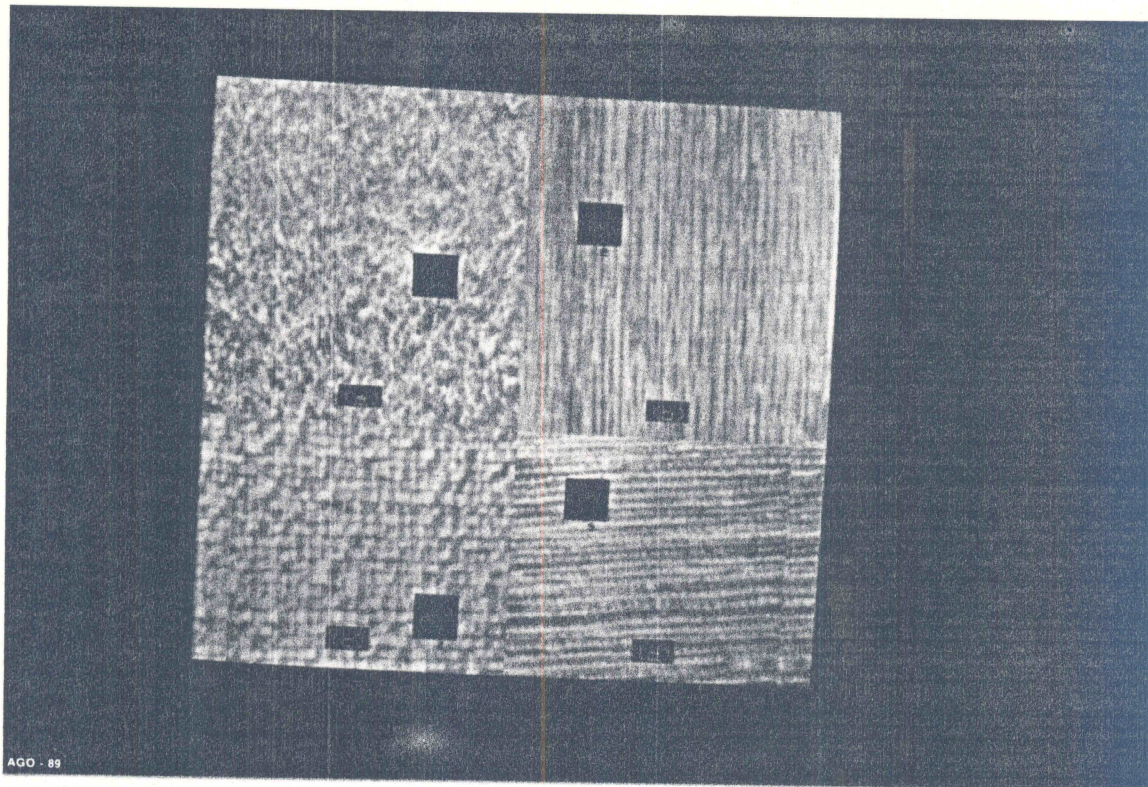


FIG. 1 - Mosaico das texturas : (a) grama, (b) madeira, (c) rãfia, (d) tecido; onde estão localizadas as áreas teste.

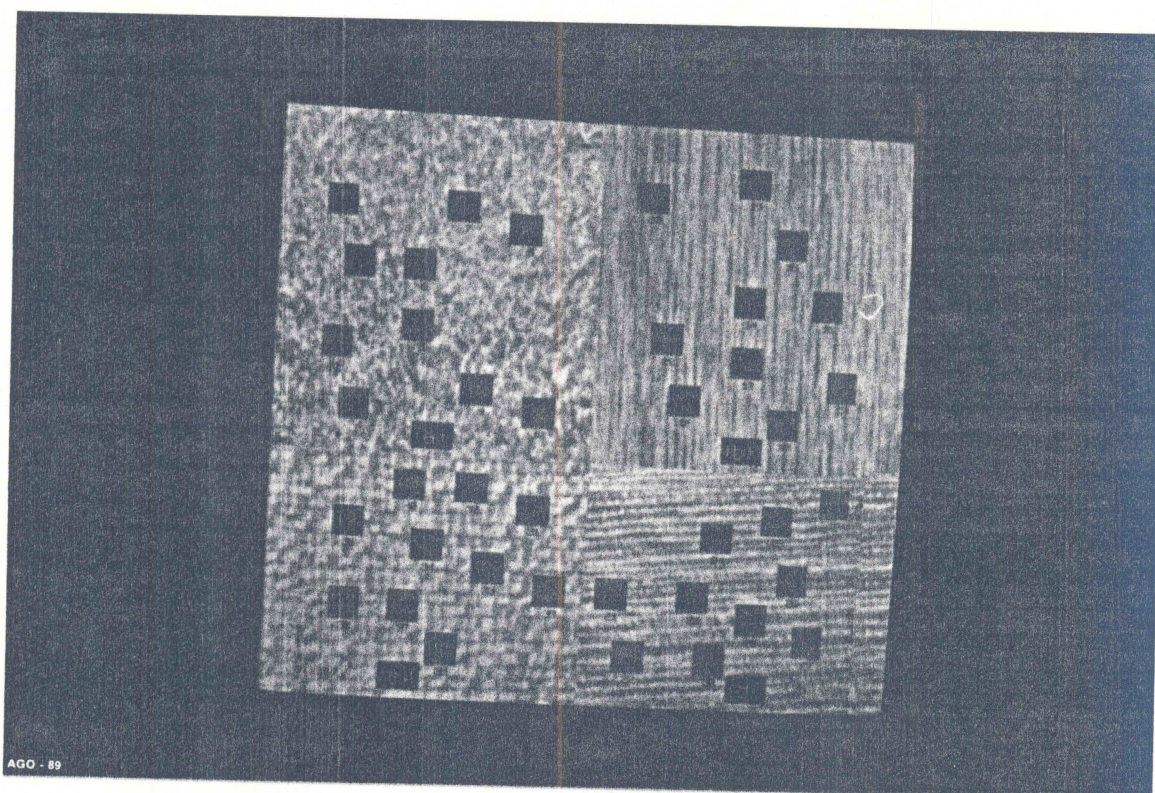


FIG. 2 - Áreas teste para as mesmas texturas.

As tabelas 1, 2, 3 e 4 apresentam o resultado da classificação das áreas teste (em porcentagem) utilizando-se dos quatro critérios de distâncias estabelecidas. Áreas teste são áreas de classificação conhecidas (nas tabelas aparecem como classes sugeridas) que servem para verificação da precisão do classificador. Por exemplo, a primeira coluna da Tabela 1 informa que 80% das áreas que são grama foram classificadas corretamente, e 20% das áreas de grama foram classificadas incorretamente como rafia. O desempenho médio é definido como a razão entre o número de amostras classificadas corretamente sobre o número total de amostras. A confusão média dá a diferença dessa medida para 1.

TABELA - 1

MATRIZ DE CLASSIFICAÇÃO
DISTÂNCIA ENTRE FAC'S

CLASSES	CLASSES SUGERIDAS			
	grama	madeira	tecido	rafia
grama	80.0	0.0	0.0	40.0
madeira	0.0	100.0	0.0	0.0
tecido	0.0	0.0	100.0	10.0
rafia	20.0	0.0	0.0	50.0
Desempenho Médio = 82.50		Confusão Média = 17.50		

TABELA - 2

MATRIZ DE CLASSIFICAÇÃO
DISTÂNCIA ENTRE FAC'S PONDERADA

CLASSES	CLASSES SUGERIDAS			
	grama	madeira	tecido	rafia
grama	80.0	0.0	0.0	40.0
madeira	0.0	100.0	0.0	0.0
tecido	0.0	0.0	100.0	10.0
rafia	20.0	0.0	0.0	50.0
Desempenho Médio = 82.50		Confusão Média = 17.50		

TABELA - 3

MATRIZ DE CLASSIFICAÇÃO
DISTÂNCIA ENTRE MOMENTOS
LOGARÍTMO DAS DIFERENÇAS

CLASSES	CLASSES SUGERIDAS			
	grama	madeira	tecido	rafia
grama	10.0	80.0	60.0	30.0
madeira	2.0	10.0	10.0	10.0
tecido	0.0	10.0	20.0	30.0
rafia	60.0	0.0	10.0	30.0
Desempenho Médio = 17.50		Confusão Média = 82.50		

TABELA - 4

MATRIZ DE CLASSIFICAÇÃO
DISTÂNCIA ENTRE MOMENTOS
DIFERENÇA DOS LOGARÍTMOS

CLASSES	CLASSES SUGERIDAS			
	grama	madeira	tecido	rafia
grama	0.0	50.0	30.0	10.0
madeira	40.0	20.0	10.0	0.0
tecido	20.0	30.0	50.0	60.0
rafia	40.0	0.0	10.0	30.0
Desempenho Médio = 25.00		Confusão Média = 75.00		

Das tabelas pode-se verificar que os resultados são nitidamente superiores quando se usa a distância entre FAC's como definida no trabalho; não existe, no entanto, no experimento realizado, diferenças no uso da distância ponderada ou não.

A superioridade da distância entre FAC's parece advir do fato de que os momentos retratam apenas "aspectos" da FAC, não carregando portanto toda a informação disponível.

5 - CONCLUSÃO

Os resultados demonstraram a efetividade do uso direto da FAC como atributo para distinção de texturas, conforme sugeria a diversidade das mesmas.

Para completar o estudo da medida proposta, o trabalho vai se desenvolver no sentido de estudar as suas propriedades estatísticas. Um dos objetivos desse estudo é definir um limiar de rejeição para amostras de classificação duvidosa. Deverão ser estudados também métodos que usem a medida no processo de segmentação e classificação de regiões de imagens texturadas.

Será estudada também a aplicabilidade do método para análise de imagens de sensoriamento remoto.

6 - REFERÊNCIAS

- BOX, G.E.P., JENKINS, G.M.; Time Series Analysis, Forecasting and Control. Holden Day, San Francisco, 1970
- BRODATZ, P.; Textures : A Photograph Album for Artists and Designers. New York, Dover, 1956
- FAUGERAS, O.D.; PRATT, W.K.; Decorrelation Methods of Texture Feature Extraction IEEE Trans. Pattern. Anal. Mach. Intel. PAMI 2(s): 323-332 July 1980
- JAIN, A.K.; Fundamentals of Digital Image Processing. Englewood Cliffs, N.J., Prentice Hall, 1989
- MARPLE, S.L.; Digital Spectral Analysis, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1987
- MASCARENHAS, N.D.A.; VELASCO, F.R.D.; Processamento Digital de Imagens, Kapelusz-Ebai, Buenos Aires, Argentina, 1989