


FORMULÁRIO DE ENCAMINHAMENTO - ANAIS DE CONGRESSO

 Imprimir

Nº PEDIDO AC000018743/2008

IDENTIFICAÇÃO DA AÇÃO DO EVENTO

NOME: PRIMEIRAS JORNADAS LATIOAMERICANAS DE PERCEPCIÓN REMOTA POR RADAR: TECNICAS DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES - ESA

LOCAL:

MÊS: ANO: 1996

IDENTIFICAÇÃO DO TRABALHO

AUTOR: VIEIRA, P.R. ET AL

TÍTULO: UM SISTEMA DE ANÁLISE E CLASSIFICAÇÃO ESTATÍSTICAS PARA IMAGENS SAR

PÁGINA INICIAL: 170 PÁGINA FINAL: 185 TOTAL DE PÁGINAS: 16 BÔNUS UTILIZADOS: 8

AUTORIZADA BUSCA MONITORADA NO BRASIL

AUTORIZADA BUSCA MONITORADA NO EXTERIOR

FORMA DE ENVIO: E-MAIL

SITUAÇÃO DO PEDIDO: CANCELADO

FORMA DO DOC.ORIGINAL:

TOTAL DE PÁG.CONFIRMAÇÃO:

MOTIVO: GERADO NOVO FORMULÁRIO PARA PAGAMENTO

OBSERVAÇÃO:

FORMULÁRIO DE ENCAMINHAMENTO - ANAIS DE CONGRESSO

BIBLIOTECA-BASE

NOME: BUSCA MONITORADA

ENDEREÇO: SAS QUADRA 5, LOTE 6, BLOCO H - 4º ANDAR

CEP: 70070914

CIDADE-UF: BRASILIA-DF

Nº PEDIDO AC000018743/2008

USUARIO: CPF: 29459280862

NOME: BRUNO RODRIGUES DO PRADO

TEL: (12) 39456736

E-MAIL: prado@dsr.inpe.br

SOLICITANTE: CÓDIGO ou CPF: 000328-X

NOME: INPE/SID - BIBLIOTECA

TEL: (12) 3945-6910

E-MAIL: biblio@sid.inpe.br

IDENTIFICAÇÃO DO PEDIDO

NOME: PRIMEIRAS JORNADAS LATIOAMERICANAS DE PERCEPCIÓN REMOTA POR RADAR: TECNICAS DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES - ESA

LOCAL:

MÊS: ANO: 1996

IDENTIFICAÇÃO DO TRABALHO

AUTOR: VIEIRA, P.R. ET AL

TÍTULO: UM SISTEMA DE ANÁLISE E CLASSIFICAÇÃO ESTATÍSTICAS PARA IMAGENS SAR

PÁGINA INICIAL: 170 PÁGINA FINAL: 185 TOTAL DE PÁGINAS: 16 BÔNUS UTILIZADOS: 8

AUTORIZADA BUSCA MONITORADA NO BRASIL

AUTORIZADA BUSCA MONITORADA NO EXTERIOR

FORMA DE ENVIO: E-MAIL

FORMA DO DOC.ORIGINAL:

TOTAL DE PÁG.CONFIRMAÇÃO:

DESTINATÁRIO

NOME: INPE/SID - BIBLIOTECA

ENDEREÇO: AVENIDA DOS ASTRONAUTAS, 1758

CEP: 12227010

CIDADE-UF: SAO JOSE DOS CAMPOS-SP

TEL: 3945-6910

E-MAIL: biblio@sid.inpe.br

Recebi o pedido Nº _____

Data ____/____/____

Assinatura _____

encaminhar e salvar na tabela -- enviar para usuário.

UM SISTEMA DE ANÁLISE E CLASSIFICAÇÃO ESTATÍSTICAS PARA IMAGENS SAR

Pedro Ronalt Vieira†
Corina da C. F. Yanasse†
Alejandro C. Frery‡
Sidnei J. S. Sant'Anna†

†INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
DPI – Divisão de Processamento de Imagens
Avenida dos Astronautas, 1758
12227-010 São José dos Campos, SP, Brasil

‡UFPE – Universidade Federal de Pernambuco
DI – Departamento de Informática
CP 7851
50732-970 Recife, PE, Brasil

ABSTRACT

The objective of this paper is to present an integrated system for Synthetic Aperture Radar (SAR) data processing, classification and analysis, based on the statistical properties of SAR data. The classification is performed using the Maximum Likelihood (MaxVer) classifier and the Iterated Conditional Modes (ICM) contextual classifier. The system showed to be very efficient for the classification of images from two different sensors. The classification results indicate that a more precise classification is achieved using the distributions which are suitable for SAR data, when compared with classical methods that use Gaussian distributions. It is also shown that the ICM classifications present results that are usually twice higher than those obtained using the MaxVer method.

Keywords: classification; SAR; statistical modelling.

1. INTRODUÇÃO

Com o advento de novos sensores, pode-se dispor cada vez mais de um grande volume de imagens de sensoriamento remoto. Torna-se, portanto, necessário processar-se imagens de forma rápida, e obter-se de maneira precisa a informação procurada. Uma das técnicas mais úteis no processamento de imagens é a da classificação automática. Ela permite automatizar tarefas associadas à interpretação visual de imagens, diminuindo assim o tempo entre a aquisição dos dados e a sua análise, criando um referencial isento das subjetividades dos intérpretes humanos.

Embora existam várias técnicas de classificação automática de imagens, poucas delas são adequadas para os problemas particulares que apresentam as imagens SAR. A grande maioria dos procedimentos para a análise e classificação de imagens disponíveis em sistemas comerciais se baseia na hipótese dos dados serem normalmente distribuídos, hipótese esta raramente observada nas imagens

SAR. As propriedades estatísticas das imagens SAR dependem dos parâmetros dos sistema imageador (comprimento de onda, polarização, ângulo de incidência, número de visadas, tipo de detecção, etc.), como também de parâmetros do alvo a ser imageado.

Verifica-se, assim, a necessidade de se desenvolver técnicas e procedimentos estatísticos específicos para a análise e classificação de imagens SAR, e de que os mesmos sejam disponibilizados em um sistema amigável para os usuários de imagens SAR. Tal sistema deve ser capaz de permitir ao usuário:

- escolher e gerenciar amostras;
- analisá-las estatisticamente;
- poder estabelecer, para cada alvo, aquelas propriedades estatísticas que mais se adequam a ele;
- dispor de algoritmos de classificação automática de fácil utilização baseados nessas propriedades estatísticas;
- poder avaliar a qualidade destas classificações.

Recentemente foi desenvolvido no INPE um sistema para a classificação e análise de imagens SAR, baseado em propriedades estatísticas específicas para este tipo de imagens [Vieira 1996]. O objetivo deste trabalho é apresentar os conceitos básicos em que se baseia este sistema, e mostrar alguns resultados obtidos para imagens SAR de dois diferentes sensores. Este sistema está implementado em linguagem IDL e, a princípio, permite que se trabalhe com imagens em amplitude de uma única banda. Os classificadores foram implementados na estrutura de um sistema baseado em interfaces gráficas que, além de possuir as operações auxiliares para se executar as tarefas de classificação, permite a incorporação de novas ferramentas.

2. MODELOS ESTATÍSTICOS PARA DADOS SAR

O modelo multiplicativo é comumente adotado para a explicação do comportamento estatístico de dados obtidos com radiação coerente, como é o caso das imagens SAR. Este modelo supõe que o valor observado em cada pixel é a ocorrência de uma variável aleatória $Z = X \cdot Y$, onde X representa a variável aleatória referente ao retroespalhamento do pulso incidente na superfície terrestre (*backscatter*), e Y representa a variável aleatória referente ao ruído associado à radiação coerente (*speckle*).

Diferentes distribuições para X e Y acarretam diferentes distribuições para a variável aleatória Z .

Em recente publicação [Frery et al. 1996], foi proposto o uso da distribuição Raiz Quadrada da Gaussiana Inversa Generalizada para a modelagem do *backscatter* (X) para dados em amplitude. Diz-se que a variável aleatória X possui uma distribuição Raiz Quadrada da Gaussiana Inversa Generalizada, com parâmetros α , γ e λ , denotada por $X \sim \mathcal{N}^{-1/2}(\alpha, \gamma, \lambda)$, se a sua densidade for dada por:

$$f_X(x) = \frac{(\lambda/\gamma)^{\alpha/2}}{K_\alpha(2\sqrt{\lambda\gamma})} x^{2\alpha-1} \exp\left(-\frac{\gamma}{x^2} - \lambda x^2\right), x > 0,$$

onde K_α denota a função de Bessel modificada de terceiro tipo e ordem α . O espaço de parâmetros é dado por:

$$\begin{cases} \gamma > 0, \lambda \geq 0 & \text{if } \alpha < 0 \\ \gamma > 0, \lambda > 0 & \text{if } \alpha = 0 \\ \gamma \geq 0, \lambda > 0 & \text{if } \alpha > 0 \end{cases} \quad (1)$$

As propriedades estatísticas do *speckle* são bem conhecidas e reportadas na literatura [Frery et al. 1996; Goodman 1982]. Para dados em amplitude supõe-se que o ruído *speckle* (Y) possua uma distribuição Raiz Quadrada da Gama com parâmetro n , denotada por $Y \sim \Gamma^{1/2}(n, n)$, onde n é o número equivalente de visadas. Neste caso, a densidade de Y é dada por:

$$f_Y(y) = \frac{2n^n}{\Gamma(n)} y^{2n-1} \exp(-ny^2), y, n > 0.$$

Pode-se provar [Frery et al. 1996] que se $X \sim \mathcal{N}^{-1/2}(\alpha, \gamma, \lambda)$ e $Y \sim \Gamma^{1/2}(n, n)$, então $Z = X \cdot Y$ possui uma distribuição denominada G-Amplitude com parâmetros $\alpha, \gamma, \lambda, n$, denotada por $\mathcal{G}_A(\alpha, \gamma, \lambda, n)$, cuja densidade é caracterizada por:

$$f_Z(x) = \frac{2n^n (\lambda/\gamma)^{\alpha/2}}{\Gamma(n) K_\alpha(2\sqrt{\lambda\gamma})} x^{2n-1} \left(\frac{\gamma + nx^2}{\lambda}\right)^{\frac{\alpha-n}{2}} K_{\alpha-n}\left(2\sqrt{\lambda(\gamma + nx^2)}\right), x \in \mathbb{R}, \quad (2)$$

e o espaço de parâmetros é dado em (1).

Seus momentos de ordem r são dados por:

$$E(Z^r) = \left(\frac{\gamma}{n^2\lambda}\right)^{r/4} \frac{K_{\alpha+r/2}(2\sqrt{\lambda\gamma}) \Gamma(n+r/2)}{K_\alpha(2\sqrt{\lambda\gamma}) \Gamma(n)}$$

A distribuição \mathcal{G}_A possui como casos especiais as seguintes distribuições:

1. a distribuição $\mathcal{K}_A(\alpha, \lambda, n)$, quando $\gamma \rightarrow 0$ com $\alpha, \lambda > 0$, cuja densidade é dada por:

$$f_Z(x) = \frac{4\lambda nx}{\Gamma(\alpha)\Gamma(n)} (\lambda nx^2)^{(\alpha+n)/2-1} \cdot K_{\alpha-n}\left(2x\sqrt{\lambda n}\right), \alpha, \lambda, n, x > 0; \quad (3)$$

2. a distribuição $\mathcal{G}_A^0(\alpha, \gamma, n)$, quando $\lambda \rightarrow 0$ com $-\alpha, \gamma > 0$, cuja densidade é dada por:

$$f_{Z_A}(x) = \frac{2n^n \Gamma(n-\alpha) \gamma^{-\alpha} x^{2n-1}}{\Gamma(n)\Gamma(-\alpha)(\gamma + nx^2)^{n-\alpha}}, -\alpha, \gamma, n, x > 0. \quad (4)$$

3. a distribuição $\Gamma^{1/2}$, que tanto pode vir de (3), quando $\alpha, \lambda \rightarrow \infty$, com $\alpha/\lambda \rightarrow \beta_1$, quanto de (4), quando $-\alpha, \gamma \rightarrow \infty$, com $-\alpha/\gamma \rightarrow \beta_2$.

Tem-se observado [Frery et al. 1996], que a distribuição \mathcal{G}_A^0 modela bem dados provenientes de áreas extremamente heterogêneas (como é o caso de áreas urbanas), enquanto que as distribuições \mathcal{K}_A e $\Gamma^{1/2}$ são utilizadas para a modelagem de áreas heterogêneas (floresta, por exemplo) e homogêneas (solo exposto, pastagem, culturas agrícolas, etc), respectivamente. O grau de homogeneidade está associado, entre outros fatores, aos parâmetros do sensor.

As relações acima mencionadas podem ser resumidas na Figura 1.

Além destas distribuições existem outras que, embora não decorrentes do modelo multiplicativo, ajustam-se bem aos dados SAR [Vieira 1996; Yanasse et al. 1993]. Como exemplos pode-se citar as distribuições Log-Normal, Beta e Weibull.

O sistema acima mencionado permite que se defina, para cada classe da imagem, a distribuição que mais se adequa aos dados dela provenientes. Para auxiliar o usuário nesta escolha, o sistema dispõe do teste de aderência χ^2 . A estimação dos parâmetros das distribuições é efetuada utilizando-se, sempre que possível, os estimadores de Máxima Verossimilhança ou os estimadores obtidos pelo Método dos Momentos, quando os primeiros forem de difícil implementação.

A Figura 2 mostra a saída que o sistema fornece como resultado do teste χ^2 para o ajuste de uma distribuição a um conjunto de dados.

3. CLASSIFICAÇÃO POR MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA

A classificação por Máxima Verossimilhança (MaxVer) é uma das técnicas de classificação supervisionada comumente utilizada em dados de Sensoriamento Remoto [Richards 1986]. Os principais passos para efetuar esta classificação são:

- decidir, entre os possíveis conjuntos de classes da cobertura terrestre, aquele que será utilizado para particionar a imagem a ser classificada;

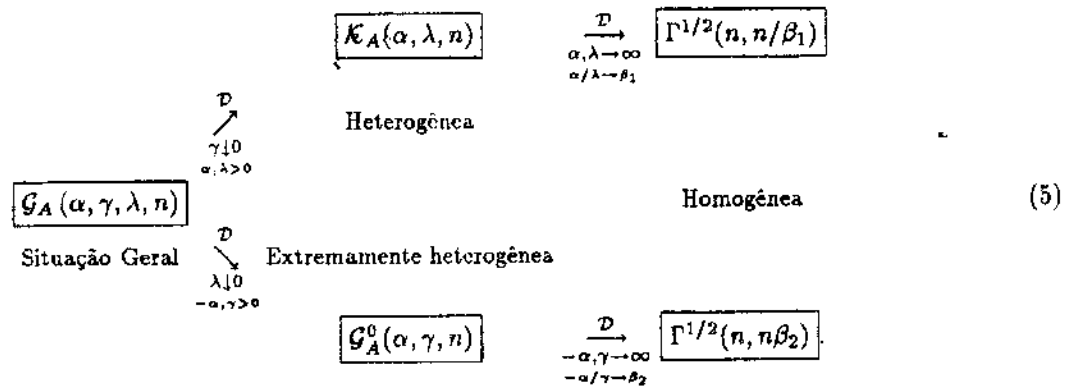


Figura 1: Sumário das relações entre as distribuições decorrentes do modelo multiplicativo para dados em formato de amplitude.

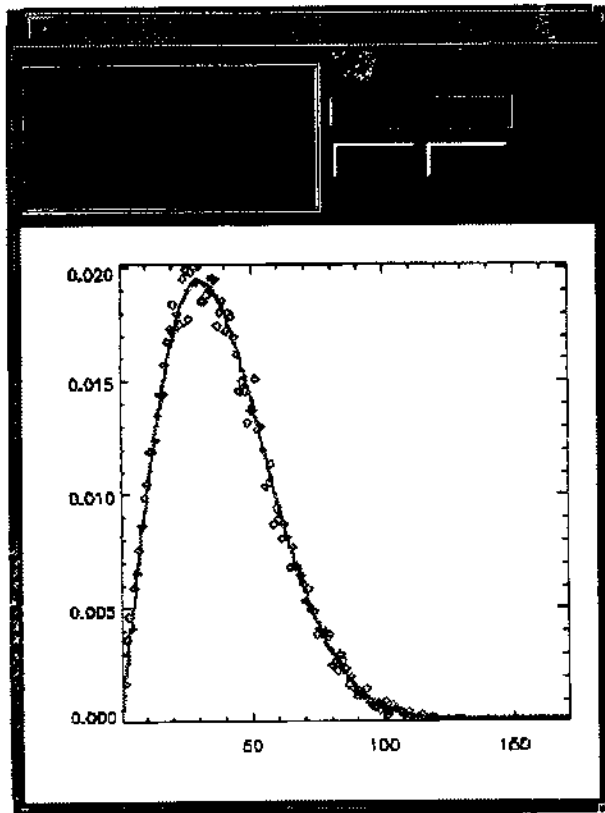


Figura 2: Saída gráfica do resultado do teste χ^2 .

- associar uma distribuição a cada classe;
- selecionar e retirar amostras de regiões representativas de cada classe na imagem;
- estimar os parâmetros das distribuições associadas a cada classe;
- opcionalmente, pode-se testar o ajuste das distribuições associadas a cada classe;
- classificar a imagem, atribuindo cada pixel da imagem à classe com maior verossimilhança.

A Figura 3 ilustra uma interface do sistema, ativada quando a classificação por Máxima Verossimilhança é ete-

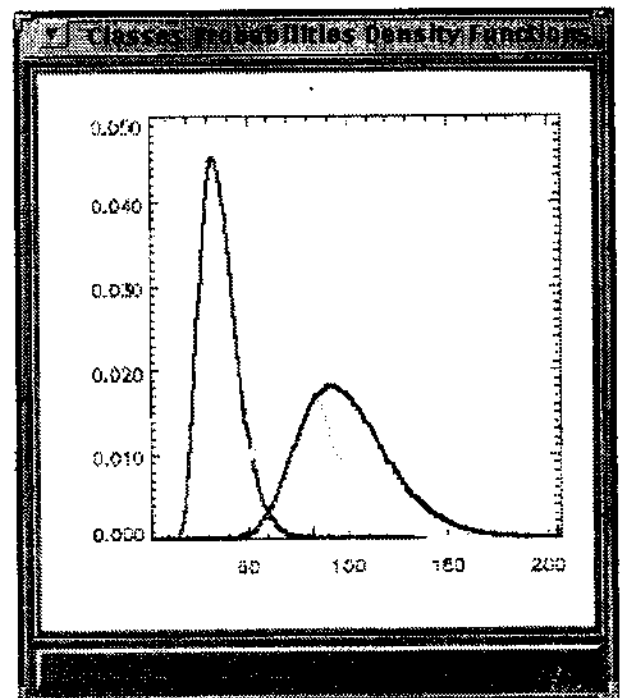


Figura 3: Melhores densidades para a modelagem das classes.

tuada. Esta interface permite visualizar as funções densidade de probabilidade das distribuições associadas às classes escolhidas. Na seção 6, são mostrados resultados de classificações MaxVer para duas imagens SAR.

4. CLASSIFICAÇÃO ICM

Tal como mencionado na seção anterior, o critério de Máxima Verossimilhança é o de maximizar uma função que somente depende da radiometria observada e do modelo (densidade) escolhido para cada classe. Esse critério não leva em consideração a informação contextual, já que supõe que as radiometrias dadas as classes são eventos independentes.

Existem na literatura várias propostas para incorporar a informação contextual [Besag 1989], mas a grande maio-

ria delas leva a algoritmos computacionalmente muito dispendiosos e difíceis de serem usados. Em [Frery 1993] é mostrada uma versão de um algoritmo de classificação contextual que apresenta boas características de desempenho e de facilidade de uso. Essa técnica, o algoritmo ICM (*Iterated Conditional Modes*), foi melhorada em [Vieira 1996] e aplicada a várias imagens de radar.

O algoritmo ICM é um método iterativo de refinamento de classificações que consiste em substituir a classe associada a cada coordenada por aquela classe que maximiza um certo critério. Esse critério é a distribuição a posteriori da classe, dadas a radiometria (componente MaxVer) e as classes vizinhas (componente de contexto). A influência das classes vizinhas é quantificada por um parâmetro real, que é estimado iterativamente supondo um modelo para a distribuição espacial das classes. No sistema aqui descrito, a influência de oito vizinhos é considerada para classificar cada coordenada.

Para detalhes sobre esta técnica, recomenda-se a leitura das três referências acima mencionadas. Na seção 6, são mostrados resultados de classificações ICM para duas imagens SAR.

5. FUNÇÕES ADICIONAIS DO SISTEMA

Além das características mencionadas nas seções anteriores, o sistema dispõe das seguintes funções:

Filtros redutores de speckle: Os seguintes filtros estão disponíveis: Lee, da mediana e qualquer um definível através de convoluções.

Estimação do número equivalente de visadas: O número equivalente de visadas é um dos parâmetros das distribuições provenientes do modelo multiplicativo (ver seção 2.). No sistema mencionado, este parâmetro é estimado uma única vez para toda a imagem, com o uso dos dois primeiros momentos amostrais de amostras selecionadas e coletadas em regiões homogêneas da imagem [Yanasse et al. 1993], isto é, em regiões cujos dados em amplitude proviriam de uma distribuição Raiz Quadrada da Gama. O módulo implementado permite a captura de várias amostras, as quais são testadas pelo teste de aderência χ^2 quanto ao ajuste desta distribuição. As amostras com baixo *p*-valor podem ser rejeitadas e as amostras remanescentes podem ser novamente testadas para um certo número equivalente de visadas médio ou inserido via teclado.

Conversões de imagens: Permite a conversão entre imagens em amplitude, intensidade e complexa.

Decorrelação de amostras: Permite que as amostras sejam decorrelacionadas, para um dado fator de reamostragem nas direções horizontal e vertical. Esta função tem como objetivo tornar a amostra constituída de *pixels* não correlacionados para a aplicação do teste de aderência χ^2 .

Operações unárias de imagens: Permite que cada *pixel* da imagem seja adicionado, subtraído, multiplicado e dividido por um escalar. Permite também a aplicação de algumas funções matemáticas à imagem, e gerar a imagem de histograma equalizado.

Operações entre imagens: Permite realizar a adição, subtração, multiplicação e divisão entre imagens.

Teste de classificação: O resultado da classificação pode ser avaliado através da matriz de confusão, calculada com o uso das amostras selecionadas para teste ou de uma imagem verdade registrada em relação à imagem classificada, e também pelo coeficiente de concordância Kappa [Bishop et al. 1975; Congalton and Mead 1983].

6. APLICAÇÕES DO SISTEMA A IMAGENS REAIS

Nesta seção são apresentados os resultados da classificação de imagens SAR de dois sensores distintos, usando os classificadores MaxVer e ICM.

É mostrado que para as imagens utilizadas há uma melhora significativa na classificação quando se utiliza o classificador MaxVer com as distribuições adequadas aos dados, quando comparada ao classificador MaxVer clássico que utiliza a distribuição Gaussiana. Mostra-se também que o classificador ICM sempre produz resultados significativamente melhores que o MaxVer.

Para a realização das classificações foram utilizadas as seguintes imagens:

1. Imagem SAR-580: Imagem obtida por sensor aerotransportado, em amplitude, banda L, com número nominal de visadas igual a um, de tamanho 512×512 *pixels*, da região de Freiburg, Alemanha;
2. Imagem JERS-1: Imagem do satélite JERS-1, órbita/ponto D405/306, em amplitude, com número nominal de visadas igual a três, espaçamento entre *pixels* de 12.5×12.5 m, banda L, polarização HH, de 26/06/1993, de tamanho 1600×2400 *pixels*, da região da Floresta Nacional de Tapajós, Pará, Brasil.

6.1. Resultados com a imagem SAR-580

A imagem SAR-580 é apresentada na Figura 4a. Apesar desta imagem possuir o número de visadas igual a um, valor este que foi atribuído ao parâmetro *n* no decorrer da análise, o número equivalente de visadas foi estimado para comprovar a eficiência deste módulo no sistema. Foram coletadas quatro amostras em regiões homogêneas, com tamanhos variando de 1163 a 3119 *pixels*. Os *p*-valores obtidos no teste χ^2 variaram de 71% a 99%, e o valor médio estimado para o número equivalente de visadas foi de 1.00968, coerente com o valor original.

Foram selecionadas três classes distintas na imagem, denominadas aqui Cultura 1, Cultura 2, e Floresta, das quais foram retiradas amostras, com número total de *pixels* igual a 21456, 7312 e 21652, respectivamente. Estas amostras foram decorrelacionadas com fator de amostragem 2 tanto na horizontal quanto na vertical, para o uso do teste χ^2 . Este fator foi escolhido baseado na análise das funções de autocorrelação espacial estimadas nestas duas direções.

O teste χ^2 foi aplicado para todas as distribuições mencionadas na seção 2., para cada amostra das classes. A distribuição que mais se ajustou à classe Cultura 1 foi a

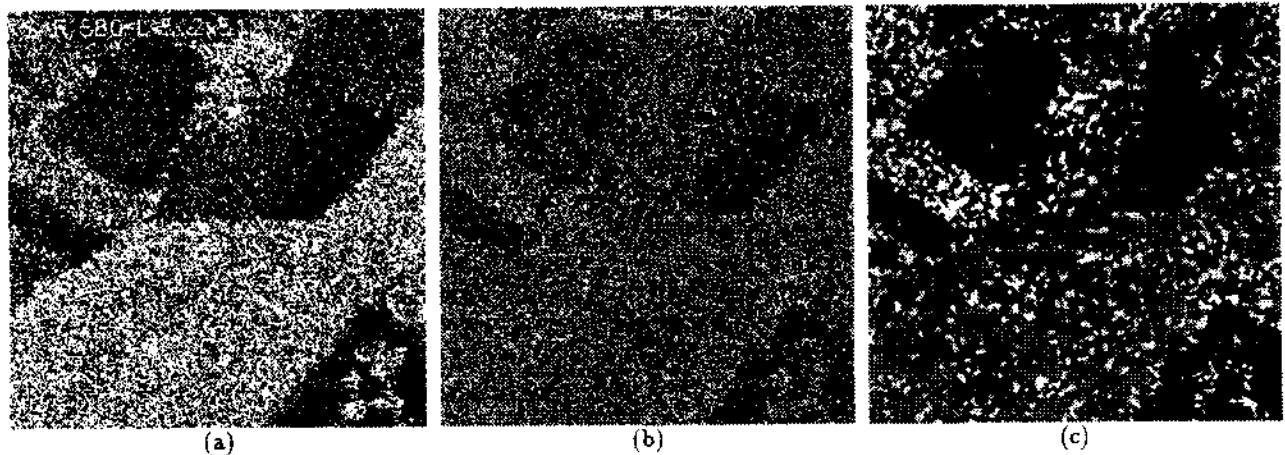


Figura 4: Imagem SAR-580 original (a), classificada pelo método MaxVer (b) e classificada pelo método ICM (c).

Raiz Quadrada da Gama (ou, neste caso onde $n = 1$, a distribuição Rayleigh), à classe Cultura 2 foi a \mathcal{K}_A , e à classe de Floresta foi a \mathcal{G}_A^0 . Os p -valores obtidos foram 0.15, 0.80 e 0.53, respectivamente.

Foram obtidas as classificações MaxVer e ICM, tanto sob a hipótese da normalidade para as classes, quanto sob a hipótese da distribuição mais ajustada para cada classe. As classificações ICM foram iniciadas com as classificações MaxVer, tendo sido estabelecido como critério de parada o percentual de trocas de *pixels* classificados inferior a 0.1% em relação à classificação obtida na iteração anterior.

A Tabela 1 apresenta, para cada classificação, os valores estimados do coeficiente de concordância Kappa ($\hat{\kappa}$), e das respectivas variâncias ($\hat{\sigma}_{\hat{\kappa}}^2$), obtidos através de amostras de teste.

Tabela 1: Valores estimados do coeficiente de concordância Kappa ($\hat{\kappa}$), e de suas variâncias ($\hat{\sigma}_{\hat{\kappa}}^2$)

Classificação	$\hat{\kappa}$	$\hat{\sigma}_{\hat{\kappa}}^2$
MaxVer Gaussianas	0.3859	7.296×10^{-5}
MaxVer Ajustadas	0.4060	6.206×10^{-5}
ICM Gaussianas	0.7222	3.321×10^{-5}
ICM Ajustadas	0.7688	2.895×10^{-5}

Os testes para a igualdade dos coeficientes de concordância Kappa foram efetuados para todos os pares de classificações. Estes testes foram todos estatisticamente significativos para níveis de significância acima de 10%.

Portanto, pode-se afirmar que para a imagem SAR-580:

- a classificação MaxVer com o uso das distribuições mais ajustadas às classes apresenta um resultado de melhor qualidade, quando comparada à MaxVer com o uso de distribuições Gaussianas. Pelos resultados apresentados na Tabela 1 é possível verificar que houve uma melhora de 5.2% para o $\hat{\kappa}$ da classificação MaxVer ao se utilizar as distribuições mais ajustadas;
- a classificação ICM com o uso das distribuições mais ajustadas às classes apresenta um resultado de melhor qualidade, quando comparada à ICM com o uso

de distribuições Gaussianas. Através da Tabela 1 é possível verificar que houve uma melhora de 6.5% para o $\hat{\kappa}$ da classificação ICM ao se utilizar as distribuições mais ajustadas;

- a classificação ICM é superior à classificação MaxVer. Pelos resultados apresentados na Tabela 1 pode-se verificar que houve uma melhora média de 88.3% para o $\hat{\kappa}$ ao se utilizar a classificação ICM em substituição à MaxVer.

As Figuras 4b e 4c apresentam os resultados da classificações MaxVer e ICM, respectivamente, da imagem SAR-580 com o uso das distribuições mais ajustadas para as classes. As classes Cultura 1, Cultura 2 e Floresta estão representadas pelas cores cinza escuro, branco e cinza claro, respectivamente. Estas figuras evidenciam a superioridade da classificação ICM quando comparada à classificação MaxVer.

6.2. Resultados com a imagem JERS-1

A área de estudo da imagem JERS-1 é apresentada na Figura 5a. O número equivalente de visadas da imagem foi estimado em 2.83522. Este valor, como esperado, é menor que o número nominal de visadas (três) em virtude da correlação existente entre os *pixels* da imagem.

As classes de uso da terra de interesse são solo exposto e pastagem, regeneração (floresta secundária) e floresta primária. Foram selecionadas amostras, para inferência e teste, destas três classes. O número total de *pixels* destas amostras foram de 2636 (solo exposto e pastagem), 13940 (regeneração), e 20740 (floresta primária). Estas amostras foram decorrelacionadas com fator 2 nas direções horizontal e vertical. Este fator foi escolhido baseado na análise da funções de autocorrelação estimadas nestas duas direções. Após esta decorrelação aplicou-se o teste de aderência χ^2 às distribuições mencionadas na seção 2.. A distribuição que mais se ajustou aos dados foi a \mathcal{G}_A^0 , para todas as três classes de interesse. Os p -valores do teste foram 0.32 (solo exposto e pastagem), 0.42 (regeneração) e 0.27 (floresta primária).

As classificações MaxVer e ICM foram obtidas, tanto sob a suposição de normalidade dos dados, quanto sob a suposição da distribuição mais ajustada à cada classe. Os

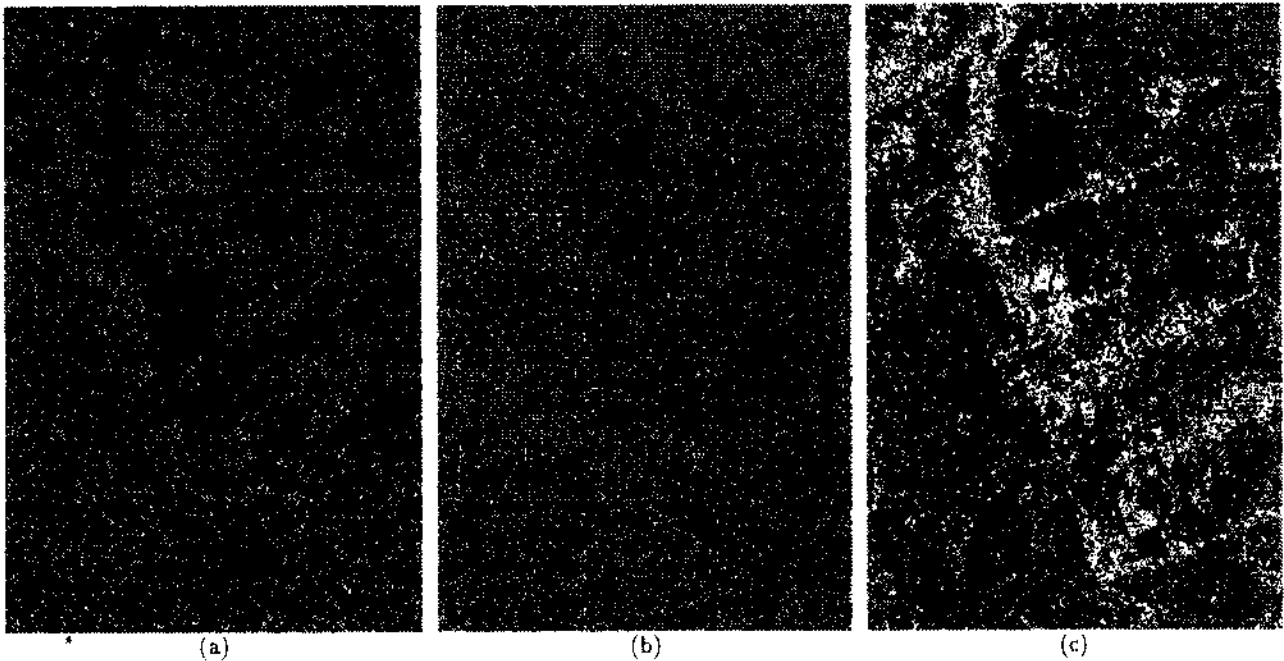


Figura 5: Imagem JERS-1 original (a), classificada pelo método MaxVer (b) e classificada pelo método ICM (c).

coeficientes de concordância Kappa foram estimados para cada classificação, através das respectivas matrizes de confusão obtidas das amostras de teste. A Tabela 2 apresenta os valores estimados do coeficiente de concordância Kappa ($\hat{\kappa}$), e de suas respectivas variâncias ($\hat{\sigma}_{\hat{\kappa}}^2$).

Tabela 2: Valores estimados do coeficiente de concordância Kappa ($\hat{\kappa}$), e de suas variâncias ($\hat{\sigma}_{\hat{\kappa}}^2$)

Classificação	$\hat{\kappa}$	$\hat{\sigma}_{\hat{\kappa}}^2$
MaxVer Gaussianas	0.3283	1.030×10^{-4}
MaxVer Ajustadas	0.3728	9.789×10^{-5}
ICM Gaussianas	0.6559	8.717×10^{-5}
ICM Ajustadas	0.7388	6.779×10^{-5}

Os testes para a igualdade dos coeficientes de concordância Kappa foram efetuados para todos os pares de classificações. Os p -valores destes testes foram aproximadamente iguais a zero, indicando que os coeficientes de concordância Kappa são estatisticamente diferentes para todos os pares de classificação, para níveis de significância de ordem prática.

Portanto, pode-se afirmar que para a imagem JERS-1 utilizada:

- a classificação MaxVer com o uso das distribuições mais ajustadas às classes apresenta um resultado de melhor qualidade quando comparada à MaxVer obtida com o uso de distribuições Gaussianas. Pelos resultados apresentados na Tabela 2 pode-se verificar que houve uma melhora de 13.6% para o $\hat{\kappa}$ da classificação MaxVer ao se utilizar as distribuições mais ajustadas aos dados SAR;
- a classificação ICM com o uso das distribuições mais ajustadas às classes é de melhor qualidade quando

comparada à classificação ICM com o uso de distribuições Gaussianas, havendo uma melhora de 12.6% para o valor $\hat{\kappa}$.

- a classificação ICM é superior à classificação MaxVer, havendo uma melhora média de 99% para o valor $\hat{\kappa}$ ao se utilizar a classificação ICM em substituição à MaxVer.

As Figuras 5b e 5c apresentam os resultados da classificações MaxVer e ICM, respectivamente, da imagem JERS-1 com o uso das distribuições mais ajustadas para as classes. As classes estão representadas pelas cores branco (solo exposto e pastagem), preto (regeneração) e cinza (floresta). Estas figuras evidenciam a superioridade da classificação ICM quando comparada à classificação MaxVer.

7. CONCLUSÕES

Neste artigo foram apresentadas as principais características de um sistema, implementado na linguagem IDL, para o processamento, a classificação e a análise de imagens SAR, baseado em propriedades estatísticas específicas para este tipo de imagens.

Este sistema permite que se estabeleça, para cada classe da imagem, a distribuição que mais se adequa aos dados. Os parâmetros destas distribuições são estimados e as classificações de Máxima Verossimilhança e ICM podem ser facilmente utilizadas pelo usuário. Além destas funções, o sistema permite a aplicação de filtros redutores de *speckle*, estimação do número equivalente de visadas, operações unárias e binárias de imagens, conversão de imagens, decorrelação de amostras, e avaliação das classificações.

O sistema mostrou-se eficiente para a classificação de imagens de dois diferentes sensores: SAR-580 e JERS-1. Os

principais resultados destas classificações são:

- o uso das distribuições mais ajustadas para os dados apresentam resultados de qualidade superior, quando comparadas aos obtidos utilizando-se as distribuições Gaussianas. Quando comparadas pelo coeficiente de concordância Kappa esta melhora é, em média, de aproximadamente 6% para as classificações MaxVer e de 13% para as ICM.
- o uso da informação contextual (através do algoritmo ICM), acrescentado ao uso das melhores distribuições, permite a obtenção de resultados, em média, 94% melhores quando comparados com as classificações MaxVer através do coeficiente de concordância Kappa.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio do CNPq através do projeto PROTEM-CC GEOTEC (Processo 680.061-94-0).

REFERÊNCIAS

- J. Besag. Towards Bayesian image analysis. *Journal of Applied Statistics*, 16(3):395-407, 1989.
- Y. M. Bishop, S. E. Feinberg, and P. W. Holland. *Discrete multivariate analysis: theory and practice*. MIT Press, Cambridge, MA, 1975.
- R. C. Congalton and R. A. Mead. A quantitative method to test for consistency and correctness in photointerpretation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 49(1):69-74, 1983.
- A. C. Frery. *Algumas ferramentas estatísticas na síntese, análise e processamento de imagens de radar de abertura sintética*. Tese de Doutorado, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP, Brasil, 1993.
- A. C. Frery, H. J. Müller, C. C. F. Yanasse, and S. J. S. Sant'Anna. A model for extremely heterogeneous clutter. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, in press.
- J. W. Goodman. Statistical properties of laser speckle patterns. In J. C. Dainty, editor, *Laser speckle and related phenomena*, chapter 2. Springer-Verlag, Berlin, 1982.
- J. A. Richards. *Remote sensing digital image analysis: an introduction*. Springer-Verlag, Berlin, 1986.
- P. R. Vieira. Desenvolvimento de classificadores de máxima verossimilhança pontuais e ICM para imagens de radar de abertura sintética. Dissertação de Mestrado, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP, Brasil, 1996.
- C. C. F. Yanasse, A. C. Frery, S. J. S. Sant'Anna, P. F. Hernandez, and L. V. Dutra. Statistical analysis of SAREX data over Tapajós - Brazil. In M. Wooding and E. Attema, editors, *SAREX-92: South American Radar Experiment*, pages 25-40, Paris, 1993. ESA.