

## **Avaliação das imagens polarimétricas da simulação MAPSAR para classificação de uso/ocupação do solo na região da Floresta Nacional do Tapajós.**

Luciano Vieira Dutra<sup>1</sup>  
Antonio Henrique Correia<sup>1</sup>  
José Cláudio Mura<sup>1</sup>  
João Roberto dos Santos<sup>1</sup>  
Marcos Antônio Timbó Elmiro<sup>2</sup>  
Corina da Costa Freitas<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE  
Caixa Postal 515 - 12201-970 - São José dos Campos - SP, Brasil  
[dutra@dpi.inpe.br](mailto:dutra@dpi.inpe.br)

<sup>2</sup>Departamento de Cartografia  
Universidade Federal de Minas Gerais.

**Abstract.** This paper presents an assessment of MAPSAR simulated polarimetric imagery for land cover/use classification purpose. This assessment was done using scenes over Tapjós region with 8 classes of general interest in the area. It was concluded that the use of polarimetric scenes significantly improves the classification quality. Particularly it was possible to discriminate recent deforestation, where timber is still on ground, from old ones, which was not possible with single HH polarization. Also the discrimination of degraded forest was greatly improved.

**Palavras-chave:** .MAPSAR, polarimetria, radar, uso do solo, Tapajós, sar, sivam

### **1. Introdução.**

Atualmente, está em estudo, entre o INPE e o DLR (Agencia Espacial Alemã), o desenvolvimento de um sensor SAR orbital polarimétrico na banda L, denominado MAPSAR. Uma das fases de seu ciclo de desenvolvimento consistiu em simular as imagens que serão geradas por este sensor. Para essa simulação foi empregado, em várias regiões do Brasil, o sistema sensor SAR aerotransportado do SIVAM, denominado de R99, que também opera em banda L

Neste trabalho as imagens simuladas foram avaliadas quanto à identificação do uso e cobertura do solo, particularmente quanto à detecção de desmatamento recente, fato que, segundo Almeida et al (2005) não seria possível com polarização HH apenas. A área de estudo engloba uma parte da Floresta Nacional do Tapajós (FLONA) e arredores, onde se encontra a Vila de São Jorge.

### **2. Materiais e Métodos.**

#### **2.1 Materiais.**

a) Imagem simulada a partir das imagens adquiridas pelo sensor SAR R99-B do SIVAM em 2005, na região de Tapajós, Pará.

b) Dados de campo para identificação temática (fotos, dados GPS, esquemas de posicionamento).

## 2.2 Metodologia

Para gerar o mapa temático utilizaram-se o classificador padrão de Máxima Verossimilhança Gaussiana, que associa um rótulo ao ponto sendo classificado baseado em suas medidas espectrais apenas, (descrito a seguir) e duas versões contextuais do mesmo que usam informação da vizinhança para aprimorar o resultados.

O classificador de máxima verossimilhança é um método de classificação pixel a pixel e pode ser definido por: dado uma imagem com  $N$  pixels, cada pixel, descrito pelo seu vetor de atributos  $\mathbf{x}$ , será classificado como sendo da classe  $\omega_j$  se

$$g_j(\mathbf{x}) > g_k(\mathbf{x}) \text{ para todo } j \neq k, \quad j, k = 1, \dots, N$$

Onde  $g_j$  é denominada função discriminante para a classe  $\omega_j$ . Para o classificador de máxima verossimilhança, denominado Maxver, onde os dados seguem uma distribuição gaussiana multivariada, a função discriminante é dada por:

$$g_j(\mathbf{x}) = -\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)' \Sigma_j^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_j| + \ln P(\omega_j) \quad (1)$$

onde  $\mathbf{m}_j$  e  $\Sigma_j$  são o vetor de média e a matriz de covariância e  $P(\omega_j)$  é a probabilidade a priori da classe  $j$ . As médias e matrizes de covariância das classes de interesse são estimadas a partir de amostras conhecidas. As probabilidades a priori são normalmente consideradas iguais e desprezadas no cálculo da função de comparação.

Um classificador que, além de considerar o vetor de observações do *pixel*, incorpore a informação da vizinhança (contexto) deste *pixel*, pode melhorar o resultado da classificação porque se supõe que pixels próximos geralmente pertencem à mesma classe. Existem vários classificadores deste tipo propostos na literatura. O mais popular é o chamado classificador ICM, baseado na teoria de campos markovianos (Besag, 1989). Considerando iguais as probabilidades a priori de cada classe, a função discriminante (**Equação 1**) fica assim modificada:

$$g_j(\mathbf{x}) = -\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)' \Sigma_j^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_j| + \beta \# \{t \in \delta_x : \omega_t = \omega_x\} \quad (2)$$

onde  $\beta$  é um parâmetro real que quantifica a influência das classes vizinhas, sendo estimado iterativamente,  $\#$  representa o número de elementos de um conjunto,  $t$  denota a coordenada de um pixel e  $\delta_x$  é o conjunto de coordenadas em torno da posição de  $\mathbf{x}$ . Esta expressão pode ser reduzida ao classificador Maxver ou ao filtro de Maioria, quando  $\beta = 0$  ou  $\beta \rightarrow \infty$ , respectivamente. Maiores detalhes sobre o algoritmo ICM e a estimação do parâmetro  $\beta$  podem ser obtidos em Frery (1993) e Vieira (1996).

Com o objetivo de comparar os resultados que se podem obter com os dados polarimétricos com os resultados que se obtém ao classificar os dados de polarização única (como foi o caso do uso das imagens do satélite JERS-1), efetuaram-se as melhores classificações possíveis que se podem fazer para um canal apenas, do ponto de vista estatístico. Para isso utilizou-se o método desenvolvido por Vieira (1996), o qual ajusta a

melhor distribuição possível para os dados de radar em uma banda, e os classifica segundo o critério de máxima verossimilhança ajustada à distribuição da classe.

### 3. Resultados e discussões.

De posse das amostras de treinamento (**Tabela 1**) e do número equivalente de looks, estimado em 5.49, foi realizada a classificação de Máxima Verossimilhança (Maxver) para a componente em amplitude HH, na banda L. Para tal, foi utilizado o classificador implementado em Vieira (1996), como mencionado na seção 2.2. A identificação e os gráficos das densidades mais ajustadas para cada classe podem ser vistas na **Tabela 1** e **Figura 1**, respectivamente. Após a classificação Maxver, foi realizada a classificação ICM, com critérios de parada de 1% de trocas de uma iteração para outra e máximo de 10 iterações.

**Tabela 1** – Distribuições mais ajustadas às classes, da componente HH em amplitude.

Cor	Classe	Distribuição Mais Ajustada
	Solo Nu	KA
	Floresta Degrada	KA
	Floresta Primária	G0A
	Floresta de Aluvião	Weibull
	Agricultura	G0A
	Pasto	LogNormal
	Regeneração Intermediária	KA
	Desmate Recente	LogNormal

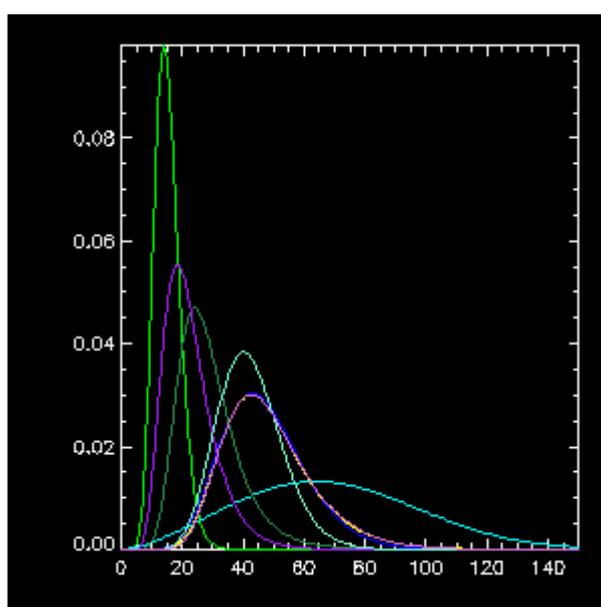


Figura 1 - Densidades das classes para a componente em amplitude HH.

Na **Tabela 2** são apresentadas as estimativas do coeficiente de concordância Kappa ( $\hat{k}$ ) e as respectivas variâncias ( $\hat{\sigma}_k^2$ ) das matrizes de confusão, obtidas com as amostras de treinamento, a partir das classificações supervisionadas processadas, utilizando-se os dados MAPSAR em amplitude da banda L. Foram classificadas a imagens em um canal apenas (HH) tanto Maxver padrão quanto ICM. Para o conjunto de imagens polarimétricas, estas foram primeiro filtradas por filtro Gama em janela 5x5 para adequar sua distribuição ao classificador multivariado. Apresenta-se também o resultado com adição de 1 canal de textura (rugosidade) ao conjunto de 3 canais polarimétricos.

**Tabela 2** – Exatidão das classificações supervisionadas processadas.

Classificações	$\hat{k}$	$\hat{\sigma}_k^2 (\times 10^{-5})$	Exatidão Global (%)
MaxVer Amplitude L-HH	0.164600	2.70520	23.7870
ICM Amplitude L-HH	0.231095	3.28360	30.4232
MaxVer Amplitude L	0.668207	2.56328	73.3603
ICM Amplitude L	0.740401	2.19553	79.4105
Com banda de Textura L	0.714863	2.32826	77.2990

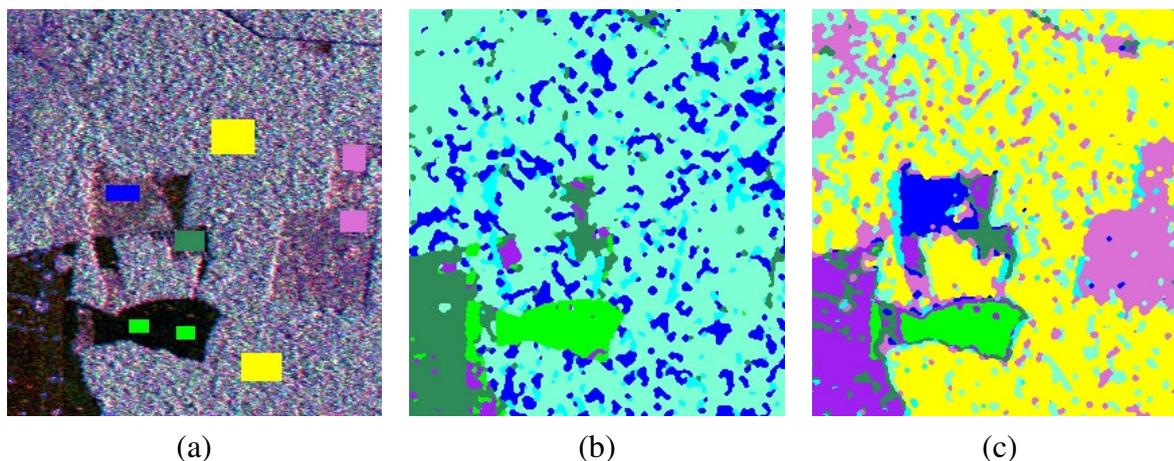
Utilizando-se os valores de  $\hat{k}$  e  $\hat{\sigma}_k^2$  constantes da Tabela 2, foi aplicado o teste de hipótese bilateral, para verificar a igualdade entre as matrizes de confusão obtidas para as classificações em questão, onde os resultados dos testes podem ser vistos na **Tabela 3**.

**Tabela 3** – Testes bilaterais das classificações supervisionadas processadas.

Classificações	z	p-valor	$\Delta \hat{k} (\%)$
Maxver Amplitude L-HH x Maxver Amplitude L	69.3824	$\approx 0$	305.958
Maxver Amplitude L-HH x ICM Amplitude L	82.2512	$\approx 0$	349.818
Maxver Amplitude L-HH x Textura L	77.5599	$\approx 0$	334.303
ICM Amplitude L-HH x Maxver Amplitude L	57.1651	$\approx 0$	189.148
ICM Amplitude L-HH x ICM Amplitude L	68.8055	$\approx 0$	220.388
ICM Amplitude L-HH x Textura L	64.5779	$\approx 0$	209.337
Maxver Amplitude L x ICM Amplitude L	10.4653	$\approx 0$	10.8041
Maxver Amplitude L x Textura L	6.67091	$\approx 0$	6.98227
ICM Amplitude L x Textura L	3.79696	$7.32541 \times 10^{-5}$	3.57244

Dos resultados apresentados na Tabela 3 pode-se concluir que as matrizes de confusão das classificações processadas, independentemente do tipo de classificador utilizado, são diferentes aos níveis de significância utilizados na prática ( $\alpha = 0,1\%$ ,  $1\%$ ,  $5\%$  e  $10\%$ ). A classificação ICM dos dados em amplitude da banda L, baseada na distribuição Normal multivariada, por possuir um coeficiente de concordância  $\hat{k}$  superior, apresentou resultados 349,818%, 220,388%, 10,80% e 3,57% melhores, aos níveis de significância usados na prática, quando comparadas com as classificações Maxver da componente HH, ICM da componente HH, Maxver dos dados em amplitude e com uma banda de textura adicional, respectivamente. Deve-se notar que neste experimento foram usadas áreas de treinamento apenas para fazer a comparação, mas dado a grande significância dos resultados, podemos afirmar que os resultados não seriam muitos diferentes ao se usar áreas teste para a comparação.

Uma melhoria importante notada, e documentada no campo, foi a aquisição da capacidade de discriminação do desmatamento recente e de floresta degradada pela incorporação da informação polarimétrica. A classe 'desmate recente' subiu de uma exatidão de usuário de 0% para 66% e a classe 'floresta degradada' subiu de uma exatidão de usuário de 16% para 98%. A **Figura 2** apresenta um trecho de uma composição das imagens originais e das classificações usando o canal HH e todos os 3 canais. Observe que as classes acima mencionadas quase não aparecem na classificação com 1 canal apenas. (**Figura 2b**)



**Figura 2** – (a) composição colorida dos canais HH,VV e HV em RGB dos canais simulados do MAPSAR. (b) classificação (ver Tabela 1 para cores) em 8 classes – desmate recente não aparece e floresta degradada quase não aparece- canal HH apenas.(c) classificação usando os 3 canais polarimétricos.

#### 4. Conclusões.

- a) Obtém-se melhoria altamente significativa para a tarefa de classificação de uso/cobertura do solo quando a informação polarimétrica é usada, particularmente com um número maior de classes, como é o caso do experimento em tela.

- b) Classificadores contextuais são ferramentas importantes de melhoria da classificação, apresentado melhorias significativas em todos os níveis de confiança mais utilizados.
- c) O uso de canais textura, mesmo os mais simples, como no caso o canal desvio padrão pode melhorar significativamente o resultado em termos da exatidão do mapeamento.
- d) O uso de polarimetria permitiu distinguir desmatamento recente, quando os troncos ainda estão no chão, do desmatamento mais antigo de onde foram retiradas as madeiras. Também permitiu importante melhoria na capacidade de discriminação de floresta degradada.
- e) É opinião dos autores que, com base nestes resultados mesmo que preliminares, o investimento na construção de satélites imageadores polarimétricos, fornecerá importante ferramenta para as políticas públicas de monitoramento do uso do solo na Amazônia.

## 5. Créditos

Suporte CNPq 304274/05-4; 309922/03-8; 300927/92-4, 300677/91-1, 305546/03-1 and FAPEMIG CRA-PV 0070/04. Os autores agradecem também o suporte logístico do projeto LBA e do Exército Brasileiro.

## 6. Referencias.

Besag, J., 1989, Towards Bayesian image analysis. **Journal Applied on Statistic**, 16, 3, 395-407.

Almeida Filho, R.; Rosenqvist, A. ; Shimabukuro, Y. E. ; Santos, J. R. Evaluation and Perspectives of Using Multitemporal L-Band SAR Data to Monitor Deforestation in the Brazilian Amazonia. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 2, n. 4, p. 409-412, 2005.

Frery, A. C., 1993, Algumas ferramentas estatísticas na síntese, processamento e análise de imagens de radar de abertura sintética. **PhD thesis**, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.

Vieira, P. R., 1996, Desenvolvimento de classificadores de maxima verossimilhança e ICM para imagens SAR, **Master Degree thesis**, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.