

Mapeamento litológico do Vale do Curaçá (BA) a partir da fusão de componentes principais de dados dos satélites ALOS-PALSAR e TM-Landsat

Marcos Eduardo Hartwig¹

¹ Doutorando do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Caixa Postal 515 – 12227-010 - São José dos Campos - SP, Brasil
meh@dsr.inpe.br

Abstract. The purpose of this work was the lithological mapping of the Curaçá Valley, northern State of Bahia, using satellite data from ALOS-PALSAR (L-band and HH-HV polarization) and TM-Landsat. The processing chain was divided in four steps: (i) pre-processing; (ii) processing; (iii) RGB-IHS fusion; and (iv) MaxVer classification of hybrid image. The first step consisted of the coregistration of the reflected and radar images (coherence - γ and amplitude - A). The second step consisted of the principal component transformation of the reflected and radar sets of images independently. The third step involved the composite of principal components of radar and reflected data using the RGB-IHS fusion method, in which the “I” channel (intensity) was replaced by PC1 obtained from the radar set of images. The fourth and last step corresponds to the MaxVer classification of the hybrid image. The results showed that the hybrid image represents an excellent product for photogeological mapping, allowing the individualization of the main lithological units. This result may be related, among other things, to the peculiar physiographic features of the study area, as scarce vegetation and shallow soil profile. On the other hand, the MaxVer classification from hybrid image showed a moderate result ($kappa = 0,45$), which allowed an incomplete discrimination of the lithological units, even considering a substantial number of homogeneously distributed training samples.

Palavras-chave: TM-Landsat, ALOS-PALSAR, fusão IHS, mapeamento geológico, componentes principais, TM-Landsat, ALOS-PALSAR, IHS fusion, geological mapping, principal components

1. Introdução

A combinação de dados de radar e óptico em geologia tem sido usada com sucesso por muitos pesquisadores (Gonçalves et al. 2009), já que permite extrair informações complementares de diferentes faixas do espectro eletromagnético (visível, infravermelho e micro-ondas), aumentando as possibilidades de identificação de estruturas geológicas, unidades litológicas e feições de relevo (Paradella et al. 2000). A transformação por componentes principais é uma das técnicas mais poderosas no processamento de imagens digitais, pois permite remover a informação redundante (correlacionada) e o ruído de um conjunto de “N” imagens multiespectrais ou de radar (Knust et al. 2009).

Neste sentido, o presente trabalho teve por objetivo o mapeamento litológico do vale do Rio Curaçá, norte do Estado da Bahia (Figura 1), a partir da fusão de componentes principais de um conjunto de imagens de radar e imagens ópticas. Para tanto, foram utilizados dados dos satélites TM-Landsat (bandas refletidas) e ALOS-PALSAR (banda L e polarização HH-HV). O Vale do Rio Curaçá exibe vegetação escassa e solos pouco desenvolvidos (BRASIL, 1983), constituindo-se num excelente alvo para fins de investigação geológica por sensores remotos orbitais.

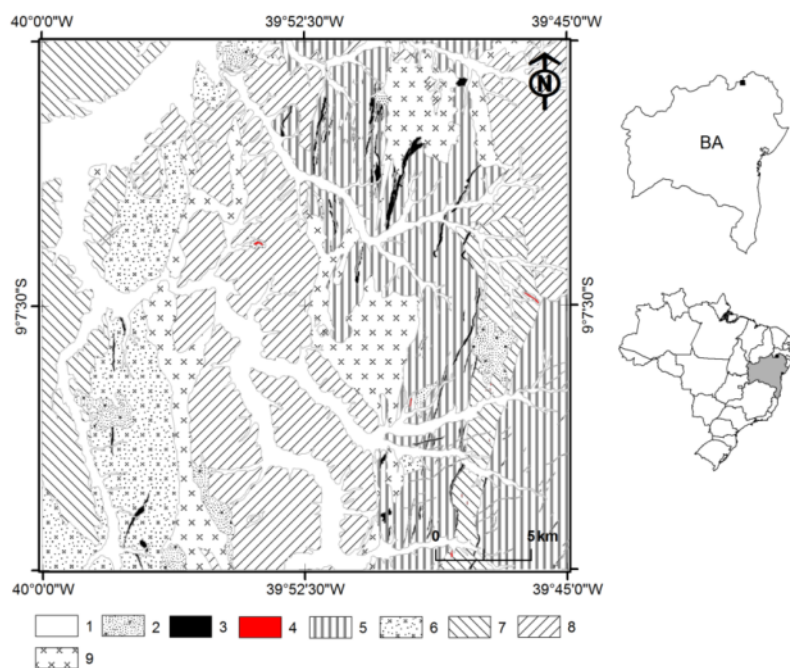


Figura 1. Mapa litológico do vale do Rio Curaçá (BA): 1) aluvião; 2) cobertura detrítica; 3) rochas máfico-ultramáficas; 4) granitóides; 5) biotita-hornblenda gnaiss e subordinadamente granulitos migmatizados; 6) quartzo-feldspato gnaiss e quartzo-feldspato-granada gnaiss; 7) migmatito; 8) xistos; e 9) calcário metamórfico. Modificado de Delgado e Souza (1975).

2. Contexto Geológico

O Vale do Rio Curaçá insere-se na Faixa Salvador-Curaçá (FSC), porção setentrional do Cráton de São Francisco (Almeida, 1977). A FSC foi estruturada durante o Paleoproterozóico, por ocasião da docagem dos blocos arqueanos Serrinha, Jequié e Gavião. Está subdividida nas unidades litotectônicas dos complexos Caraíba, Tanque Novo-Ipirá e a suíte São José do Jacuípe, além de corpos máfico-ultramáficos, aos quais se associam importantes mineralizações de cobre, e rochas granitóides de diversas gerações (Teixeira et al. 2000).

Conforme o nome denota, o Vale do Rio Curaçá é constituído por uma vasta planície justaposta a serras de pequena amplitude, orientadas segundo a direção N-S, onde afloram nove unidades litológicas principais (Figura 1), a saber: 1) *aluvião* - ocorrem próximo às calhas dos principais cursos d'água; 2) *coberturas detríticas* - englobam elúvios, depósitos de tálus e coberturas areno-argilo calcíferas; 3) *rochas máfico-ultramáficas* - compreendem anfibolito, norito, diorito, piroxenito, gabro, diabásio, BIF (*Banded Iron Formation*) e rocha calco-silicatada; 4) *granitóides* - compreende granito e sienito (deformados ou não); 5) *biotita-hornblenda gnaiss* e subordinadamente granulitos migmatizados, com intercalações de rochas máficas e ultramáficas; 6) *quartzo-feldspato gnaiss e quartzo-feldspato-granada gnaiss*, com intercalações de rochas máficas; 7) *migmatito*; 8) *xisto*; 9) *calcário metamórfico*, com níveis de metarcóssio e variações para calcoxisto.

3. Fundamentação Teórica

Dados SAR

Numa imagem de radar de abertura sintética (SAR), cada elemento de resolução é formado pela soma vetorial do sinal de retorno retroespalhado por inúmeros difusores no terreno, sendo armazenado na forma de um número complexo (SLC). Este, por sua vez, é determinado por um valor de fase (ϕ) e um valor de amplitude (A), conforme a expressão $g(x,y) = Ae^{i\phi}$ (Hanssen, 2001). A amplitude do sinal recebido pode então ser obtida

calculando-se o módulo da imagem ($A = |g(x,y)|$), que depende, entre outras coisas, do coeficiente de reflexão dos alvos imageados. A coerência interferométrica (γ) é a medida da correlação existente entre dois valores complexos de duas imagens SAR (Gens e Genderen, 1996). A estimação da coerência utiliza uma operação de média espacial móvel a partir de uma janela em torno do pixel que se deseja analisar, e seus valores variam entre 0 e 1. Como regra geral, valores de coerência baixa (áreas escuras na imagem) são considerados ruidosos, e associam-se a regiões com água ou vegetação, enquanto valores de coerência alta (áreas claras na imagem) são relacionados a regiões estáveis, como solo exposto ou afloramentos rochosos.

Transformação por Componentes Principais

A transformação por componentes principais trata-se de um método de estatística multivariada, baseada em parâmetros derivados diretamente dos dados. Esta análise seleciona combinações lineares não correlacionadas de variáveis de modo que cada combinação linear extraída tenha uma variância menor (Richards, 1986).

Fusão IHS

IHS é a sigla para brilho, matiz e saturação. Brilho (ou valor) é a quantidade de luz refletida (claro/escuro), ou a quantidade de luz branca na cor. Matiz é a cor pura dominante percebida pelo observador. Saturação é o quanto a cor pura dominante (matiz) é diluída pela luz branca. A transformação RGB-IHS separa a informação acromática (valor) e cromática (matiz e saturação) de uma imagem RGB. No método de fusão IHS, três bandas espectrais de baixa resolução espacial são transformadas do espaço RGB de cores para o espaço IHS. A componente I é substituída pela imagem de maior resolução espacial, e é efetuada a operação inversa, retornando para o espaço RGB (Schneider et al. 2003).

Classificador MaxVer

Maxver é uma das técnicas de classificação supervisionada mais populares no sensoriamento remoto. De maneira simplificada, o classificador considera a ponderação das distâncias entre médias dos níveis digitais das classes, utilizando-se parâmetros estatísticos (vetor média e matriz de covariância). A distribuição de valores de níveis de cinza em uma área de treinamento é descrita por uma função de densidade de probabilidade (gaussiana e multivariada). Este classificador avalia a probabilidade de um determinado pixel pertencer a uma classe a qual ele tem maior probabilidade de associação. A eficácia do Maxver depende da quantidade do número de pixels numa amostra de treinamento, bem como de sua representatividade (Centeno, 2004).

4. Processamento das Imagens

No presente trabalho foram utilizadas duas imagens SAR complexas (SLC) do satélite ALOS-PALSAR (banda L) e as imagens refletidas da cena órbita 277 ponto 066 do satélite Landsat 5, adquiridas na estação seca. A Tabela 1 sintetiza as principais características das imagens e dos sensores utilizados. Os seguintes programas computacionais foram empregados no processamento dos dados ENVI 4.7, RAT 0.21 e ASF MapReady 2.3.17.

Tabela 1. Características das imagens SAR utilizadas.

| Plataforma | Landsat 5 | ALOS-PALSAR |
|-------------------|------------|----------------------------------|
| Sensor | TM | FBD |
| Data de aquisição | 15-10-2005 | 17-09-2007 (A) 18-12-2007 (C) |
| Polarização | - | HH-HV |
| Órbita | Ascendente | Descendente |

| | | |
|---------------------------------|-------|--------------------------------|
| Ângulo de incidência (°) | Nadir | 41,5* |
| Tamanho de pixel (m) | 30 | Range = 9,4m Azimute = 3,6m |
| Faixa imageada (km) | 185 | Aprox. 70 |

*ângulo de incidência no centro da cena.

Os dados foram processados em quatro etapas: pré-processamento, processamento, fusão e classificação supervisionada. Na primeira etapa, as imagens de radar foram coregistradas (sub-pixel), convertidas para amplitude (A) e submetidas à filtragem para redução de ruído *speckle* (Lee, janela 7×7 / $n^\circ \text{ looks}=2$). Em seguida, geraram-se as imagens de coerência interferométrica γ_{HH_AC} e γ_{HV_AC} , por meio de uma janela 3×3 . As imagens de amplitude são identificadas por A_{HH_A} , A_{HV_A} , A_{HH_C} e A_{HV_C} . Por fim, as imagens de radar foram reamostradas em azimute e convertidas de *slant* para *ground range*. Com relação aos dados ópticos, os mesmos foram compatibilizados (reamostrados) aos de radar e recortados, e posteriormente georreferenciados a partir da imagem GeoCover. A segunda etapa consistiu na transformação por componentes principais das imagens ópticas e de radar. A terceira etapa (fusão) consistiu na combinação das principais componentes dos dados de radar e óptico pelo método RGB-IHS, sendo o canal I (intensidade) substituído pela PC1 das imagens de radar. Por fim, a quarta etapa constituiu-se da classificação da imagem híbrida utilizando-se o classificador MaxVer. Para tanto, foram definidas seis classes litológicas representativas da área de estudo.

5. Resultados e Discussão

As tabelas 2 e 3 trazem as matrizes de autovetores das componentes principais referentes ao conjunto de imagens SAR e ópticas, respectivamente. Observa-se que mais de 95% da informação está contida nas três primeiras componentes principais.

Na Tabela 2, verifica-se que a contribuição das imagens de coerência (γ_{HH_AC} e γ_{HV_AC}) só torna-se significativa nas PC5 e PC6. A PC1 é constituída por contribuições positivas expressivas das imagens A_{HH_A} e A_{HH_C} e moderada das imagens A_{HV_A} e A_{HV_C} . A PC2 mostra contribuição similar, porém de sinais opostos das imagens A_{HH_C} e A_{HH_A} . A PC3 mostra contribuição balanceada positiva das imagens A_{HV_A} e A_{HV_C} . A Figura 2 retrata cada uma destas imagens, bem como uma composição colorida $RPC1_GPC2_BPC3$, na qual é possível discriminar algumas unidades litológicas. Da análise visual e estatística destes resultados, depreende-se que a PC1 (Figura 2A) representa a melhor imagem para fins de interpretação geológica.

Na Tabela 3, a PC1 combina a diferença de brilho total (albedo) das imagens originais, a PC2 ilustra as variações de brilho no visível e a PC3 enfatiza a diferença espectral entre o visível e o infravermelho. As demais PC podem conter informações espectrais litológicas importantes, mas apresentam nível de ruído crescente.

A Figura 3A retrata a composição colorida RGB das três componentes principais de maior ordem referente às imagens ópticas, a Figura 3B o resultado da fusão dos dados SAR/ópticos e a Figura 3C a interpretação geológica sobreposta a Figura 3B. A imagem híbrida (Figura 3B) exibe grande variação tonal e textural, além de cores intensamente saturadas. Adicionalmente, reproduz em detalhe, o sistema de drenagem. A Figura 3C é o resultado da classificação supervisionada MaxVer a partir da imagem híbrida (Figura 3B). Em uma análise visual geral observa-se um resultado razoável: algumas das principais unidades litológicas puderam ser parcialmente discriminadas. A Tabela 4 permite analisar a confusão entre as classes de treinamento. O melhor desempenho foi obtido nas classes Biot.-Hb. gnaiss (73,62%), Xisto (77,01%) e Q-Fk-gnaiss (57,10%). As classes Metacalcário e Aluvião obtiveram as menores porcentagens de acerto (24,99 e 32,47%, respectivamente): a primeira foi confundida principalmente com as classes Q-Fk-gnaiss (30,24%) e Migmatito

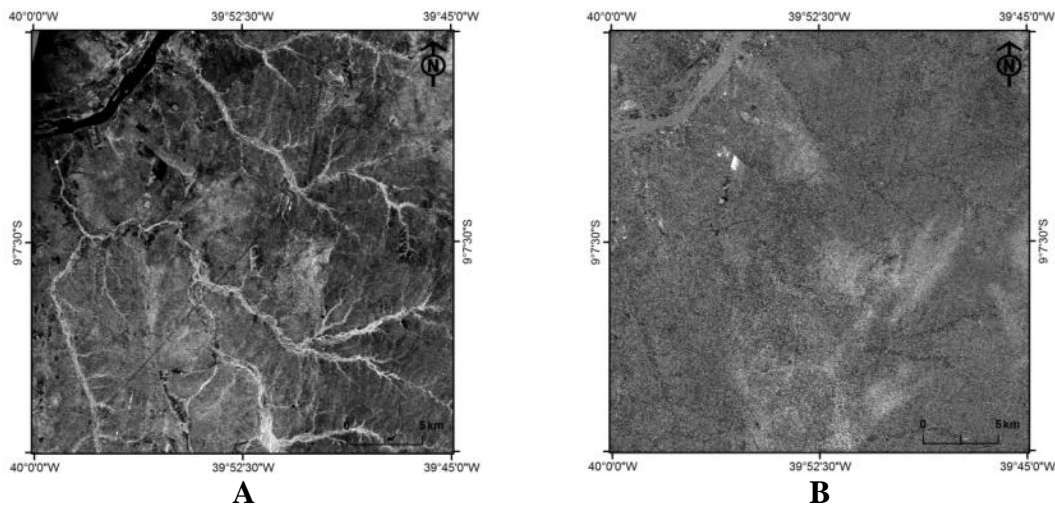
(20,06%). Já a segunda, com a classe Biot.-Hb-gnaiss (30,55%), sendo que 17,44% dos pixels não foram classificados. Finalmente, a classe Migmatito obteve 41,31% de acerto, confundindo-se com as classes Q-Fk-gnaiss (22,99%) e Xisto (18,98%). A acurácia global do classificador foi de 53,94% e o índice de concordância *kappa* de 0,45.

Tabela 2. Matriz de autovetores a partir das imagens SAR.

| | γ_{HV} | γ_{HH} | A_{HV_C} | A_{HV_A} | A_{HH_C} | A_{HH_A} | Autovalor (%) |
|------------|---------------|---------------|-------------|-------------|-------------|-------------|----------------------|
| PC1 | -0,000031 | -0,000019 | 0,224780 | 0,207707 | 0,733450 | 0,606945 | 83,52 |
| PC2 | -0,000099 | -0,000053 | -0,063154 | -0,131631 | 0,663706 | -0,733607 | 10,17 |
| PC3 | -0,000690 | 0,000817 | 0,694952 | 0,636366 | -0,142508 | -0,302938 | 4,58 |
| PC4 | -0,000007 | -0,000013 | 0,680093 | -0,731142 | -0,035162 | 0,040830 | 1,7 |
| PC5 | -0,861468 | -0,507812 | -0,000134 | -0,000098 | -0,000075 | 0,000114 | $6,5 \times 10^{-4}$ |
| PC6 | 0,507812 | -0,861467 | 0,000727 | 0,000675 | -0,000148 | -0,000323 | $3,1 \times 10^{-4}$ |

Tabela 3. Matriz de autovetores a partir das imagens ópticas refletidas.

| | TM1 | TM2 | TM3 | TM4 | TM5 | TM7 | Autovalor (%) |
|------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|---------------|
| PC1 | 0,433590 | 0,719295 | 0,299416 | 0,332176 | 0,189338 | 0,242437 | 84,75 |
| PC2 | 0,275479 | 0,393920 | -0,791932 | -0,214488 | -0,219995 | -0,217666 | 8,54 |
| PC3 | 0,089077 | -0,325083 | -0,498130 | 0,411487 | 0,325111 | 0,602690 | 4,98 |
| PC4 | 0,559569 | -0,373591 | 0,035354 | 0,446687 | 0,049364 | -0,586597 | 1,21 |
| PC5 | -0,644091 | 0,282025 | -0,174003 | 0,584955 | 0,101355 | -0,350552 | 0,43 |
| PC6 | 0,014325 | -0,051533 | 0,059437 | 0,364186 | -0,892942 | 0,252247 | 0,06 |



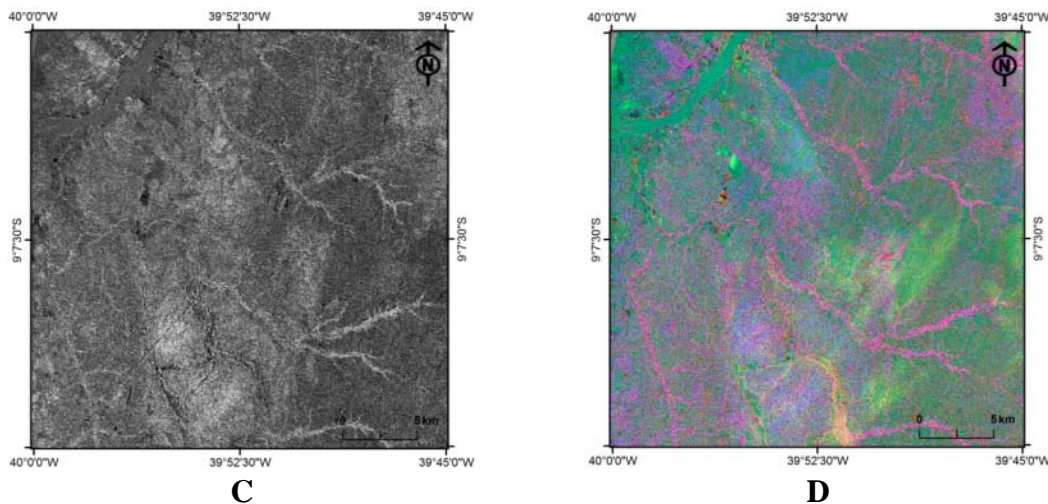


Figura 2. Componentes principais das imagens radar (A_{HH_A} , A_{HH_C} , A_{HV_A} , A_{HV_C} , γ_{HH_AC} e γ_{HV_AC}): A) PC1; B) PC2; C) PC3; e D) RPC1_GPC2_BPC3.

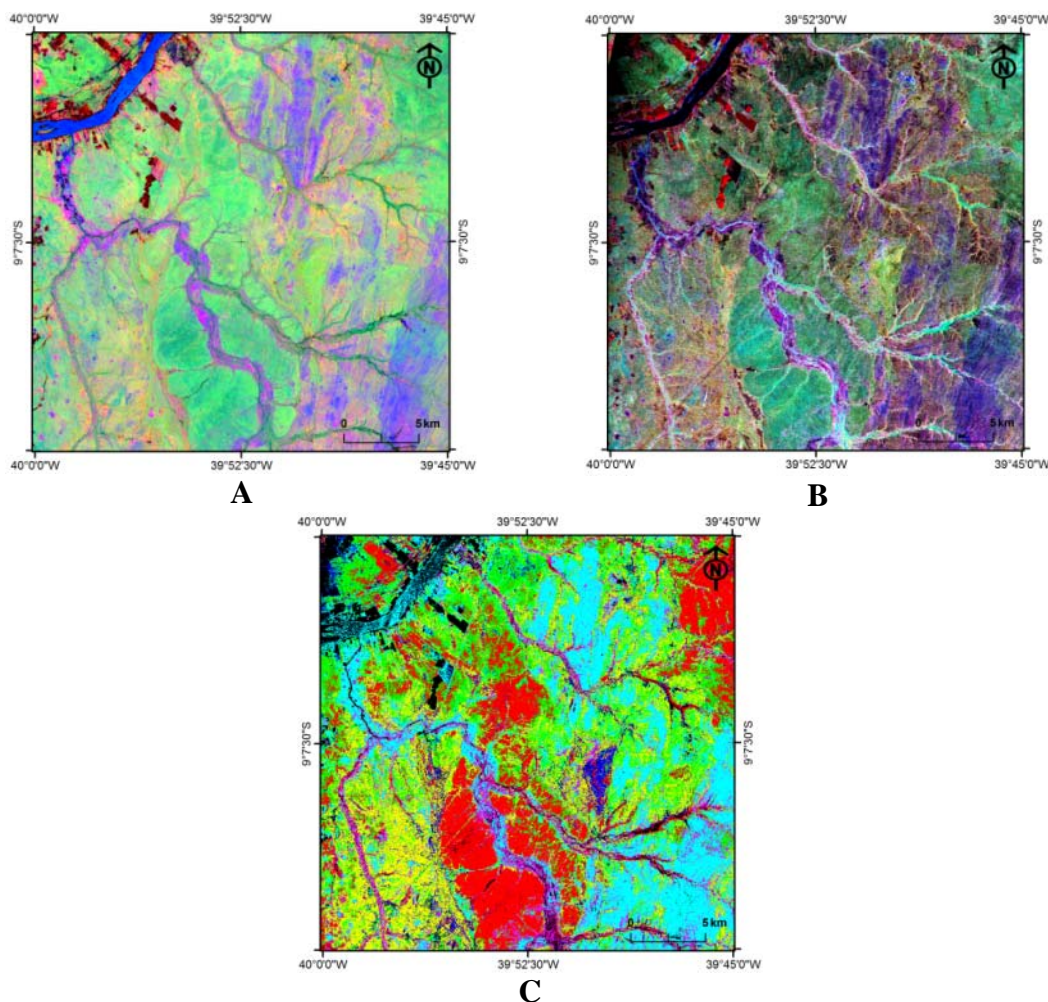


Figura 3. A) RPC1_GPC2_BPC3 referente às seis imagens ópticas refletidas; B) produto híbrido SAR/óptico; C) imagem classificada MaxVer. As cores indicam: vermelho (Xisto), ciano (Biot.-Hb. gnaisse), amarelo (Q-Fk gnaisse), azul (metacalcário), verde (migmatito), magenta (Aluvião) e preto (pixel não-classificado).

Tabela 4. Matriz de Confusão do classificador MaxVer (%).

| | Xisto | Metacalcário | Q-Fk-gnaïsse | Biot.-Hb gnaïsse | Aluvião | Migmatito | Total (%) |
|------------------|--------------|--------------|--------------|------------------|--------------|--------------|-----------|
| Não-classif. | 1,99 | 5,97 | 1,11 | 1,37 | 17,44 | 1,23 | 5,71 |
| Xisto | 77,01 | 7,34 | 7,35 | 0,01 | 6,34 | 18,98 | 24,69 |
| Metacalcário | 1,59 | 24,99 | 4,72 | 0,31 | 3,33 | 1,74 | 5,39 |
| Q-Fk-gnaïsse | 4,04 | 30,24 | 57,10 | 7,36 | 7,71 | 22,99 | 16,54 |
| Biot.-Hb gnaïsse | 0,13 | 7,16 | 4,19 | 73,62 | 30,55 | 11,14 | 22,9 |
| Aluvião | 1,32 | 4,24 | 4,17 | 7,23 | 32,47 | 2,61 | 10,18 |
| Migmatito | 13,91 | 20,06 | 21,37 | 10,09 | 2,16 | 41,31 | 14,59 |
| Total (%) | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |

6. Considerações Finais

O método adotado no presente trabalho mostrou-se adequado. A imagem híbrida apresentou boa variação tonal e textural, constituindo-se num excelente produto para a interpretação geológica visual. Este resultado pode estar relacionado, entre outras coisas, as características fisiográficas da área de estudo, como pouca cobertura vegetal e solo raso. A principal contribuição das imagens de radar a imagem híbrida, foi o realce do sistema de drenagem e de textura da imagem. Por outro lado, o resultado da classificação supervisionada (MaxVer) mostrou um desempenho moderado ($kappa = 0,45$), permitindo discriminar parcialmente algumas das principais unidades litológicas, especialmente as de maior expressão em área.

Referências Bibliográficas

- Almeida, F. F. M. 1977. O Cráton do São Francisco. **Revista Brasileira de Geociências**, v.7 (4), p. 349-364.
- BRASIL. Departamento Nacional de Produção Mineral. **RADAMBRASIL**. Folha SC.24/25 Aracajú/Recife: geologia, geomorfologia, pedologia, vegetação, uso potencial da terra. Rio de Janeiro: MME, 1983. v. 30. (Levantamento de Recursos Naturais, 30).
- Centeno, J.A.S. 2004. **Sensoriamento Remoto e Processamento de Imagens Digitais**. Curitiba: Universidade Federal do Paraná. 209 p.
- Delgado, I. M.; Souza, J.D. 1975. **Projeto cobre Curaçá – relatório final – geologia econômica do distrito cuprífero do Rio Curaçá, Bahia, Brasil**. Salvador: DNPM, 1975. 30 volumes. Convênio Departamento Nacional de Pesquisa Mineral (DNPM) / Companhia de Pesquisas de Recursos Minerais (CPRM).
- Gens, R.; Genderen, J.L.V. SAR interferometry – issues, techniques, applications. **International Journal of Remote Sensing**, v. 17, n. 10, p. 1803-1835, 1996.
- Gonçalves, F.D.; Souza Filho, P.W.M.; Paradella, W.R. e Miranda, F.P. 2009. Fusão de dados multisensor para a identificação e mapeamento de ambientes flúvio-estuarinos da Amazônia. **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 27(1), p. 57-67.
- Hanssen, R.F. 2001. **Radar interferometry: data interpretation and error analysis**. Dordrecht: Kluwer Academic. 308p.

Knust, S.S.A.; Paradella, W.R.; Santos, A.R. 2009. Separação litológica e avaliação dos parâmetros do sensor através da análise por componentes principais em imagens RADARSAT-1 no Vale do Curaçá (BA). **Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Natal, Brasil, 25-30 abril 2009, INPE, p. 3227-3234.

Paradella W.R.; Santos A.R.; Veneziani P.; Morais M.C. 2000. Synthetic Aperture Radar for geological applications in the moist tropics: experiences from the Brazilian Amazon region. **Revista Brasileira de Geociências**, 30(3): 538–542.

Richards, J. A. **Remote Sensing Digital Image Analysis: an introduction**. Berlin, Springer-Verlag, 1986. 281p.

Schneider, M.J.; Bellon, O.R.P.; Araki, H. Experimentos em fusão de imagens de alta resolução. **Bol. Ciênc. Geod.**, v. 9(1), p. 75-88, 2003.

Teixeira, W.; Sabaté, P.; Barbosa, J.; Noce, C.M.; Carneiro, M.A. Archean and Paleoproterozoic Tectonic evolution of the São Francisco Craton, Brazil. In: Cordani, U.G.; Milani, E.J; Thomaz Filho, A.; Campos, D.A. **Tectonic Evolution of South America**. Rio de Janeiro: FINEP, Cap.4, 2000. p.101-138. XXXI International Geological Congress.