MAPEAMENTO DE LATERITAS MINERALIZADAS EM FERRO DO DEPÓSITO DE N1 (CARAJÁS-PA) ATRAVÉS DE CLASSIFICAÇÃO TEXTURAL DE IMAGENS DE RADAR DO SAREX'92

MARIA CAROLINA DE MORAIS, WALDIR RENATO PARADELLA & CAMILO DALELES RENNÓ

ABSTRACT *MAPPING OF IRON-MINERALIZED LATERITES IN THE N1 DEPOSIT (CARAJÁS PROVINCE) BASED ON RADAR TEXTURAL CLASSIFICATION OF SAREX' 92 IMAGES* SAR imagery presents a high potential for geological applications in the moist tropic due to the topographic enhancement of the terrain and the all-weather sensing capability. As the terrain macro (slope variations) and micro-topography (roughness in the wavelength scale of the SAR) are highlighted in this imagery, textural attributes can be used for rock type and weathering product mapping. Texture describes the arrangement of spatial patterns or variations in tone within the image. The N1 iron deposit, located in the northern border of the Carajás Province, is related to an almost horizontal plateau with a lateritic cover showing sub-units closely related to the iron mineralizations and to specific savanna-type vegetation. The research was based on the airborne CV-580 C-band ($\lambda = 5.6\text{cm}$) SAR imageries with dual polarization (HH, VV) and distinct illumination geometry acquired during the SAREX' 92 (South American Radar Experiment 1992). The SAR data set was analyzed through textural classifications derived from first and second order measures (Gray Level Co-occurrence Matrix) aiming at the mapping of the lateritic units. The comparison of the classified maps and the surficial geology has revealed that the use of SAR texture is still limited as an operational tool. However, textural SAR classification based on GLCM can be used as preliminary map of the spatial distribution of laterites for field verification. In situ surface roughness measurements were also important for the evaluation of the classification results and the texture attributes were sensitive to the sensor and target parameters.

Keywords: SAR, SAREX'92, Carajás, Amazon, Textural classification, Iron-ore.

RESUMO Imagens de radar de abertura sintética apresentam um alto potencial para aplicações geológicas, particularmente no trópico úmido, devido ao realce topográfico do terreno e à capacidade de imageamento em condições atmosféricas adversas. Como a macro-topografia (variações de declividade) e a micro-topografia (rugosidade superficial na escala do comprimento de onda usado) do terreno são realçadas neste tipo de imagem, medidas de textura podem ser usadas em mapeamentos de rochas e produtos de alteração. A textura descreve o arranjo de padrões espaciais ou as variações de tonalidade na imagem. O depósito de ferro de N1, localizado na borda norte da Província de Carajás, está relacionado a um platô de cobertura laterítica com sub-unidades associadas às mineralizações ferríferas. A cobertura vegetal é típica de savana ("campos rupestres") encaixada na floresta equatorial ombrófila densa. A investigação foi baseada em imageamentos efetuados por radar em aeronave (CV 580), no âmbito do SAREX' 92 (South American Radar Experiment 1992). As imagens digitais correspondem à banda C ($\lambda=5,6\text{cm}$), polarização dual (HH e VV) obtidas sob diferentes geometrias de iluminação. O conjunto de dados foi analisado através de classificações texturais derivadas de medidas de primeira e segunda ordem (Matriz de Co-ocorrência dos Níveis de Cinza – MCNC) com o objetivo de mapeamento das unidades lateríticas. A comparação entre os mapas de classificação textural e o de geologia de superfície revelou que o uso da textura de radar ainda apresenta limitações como ferramenta de uso operacional. Contudo, a classificação baseada em MCNC pode ser usada como mapa preliminar de distribuição espacial das lateritas para verificação de campo. Medidas da rugosidade superficial *in situ* foram importantes na avaliação das classificações e as medidas de textura foram sensíveis aos parâmetros do alvo e do sensor.

Palavras-chaves: Radar de Abertura Sintética, SAREX'92, Carajás, Amazônia, Classificação textural, Minério de Ferro.

INTRODUÇÃO Dados de radar de abertura sintética (SAR – *Synthetic Aperture Radar*) aerotransportados e orbitais, operando na banda C, têm tido importante papel como fonte de informações geológicas na Província Mineral de Carajás (Paradella *et al.* 1997, Santos *et al.* 1999, Paradella *et al.* 2000). A Província é caracterizada por terrenos montanhosos, com serras e platôs (altitudes próximas a 800 m) circundados a sul e a norte por áreas arrasadas (altitudes em torno de 150-200 m) e intemperismo químico intenso, responsável pela produção de latossolos espessos e afloramentos restritos. A cobertura vegetal é de floresta equatorial ombrófila densa, com dosséis múltiplos e numerosas espécies (Paradella *et al.* 1994). Nesta

situação, a intensidade do retroespalhamento de radar na banda C é fortemente controlada por espalhamento volumétrico de folhas, galhos e ramos do dossel vegetal (Raney 1998).

Os depósitos de ferro de Carajás estão relacionados a uma série de platôs cobertos por uma crosta ferruginosa espessa e dura, conhecida como "canga", desenvolvida sobre rochas vulcânicas e formações ferríferas. O depósito de N1 é parte das reservas de ferro da Serra Norte, localizado próximo à jazida N4E, onde atualmente são lavrados os minérios de ferro de Carajás (Fig.1). Uma vegetação baixa tipo savana ("campos rupestres") está associada a estas coberturas lateríticas e mostra um contraste marcante ("clareiras") com a vegetação densa da

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) - Av. dos Astronautas, 1758, Jardim da Granja, CP 515, São José dos Campos, S.P., 12227-010 – Brasil – E-mails: mcarolina@petrobras.com.br, waldir@ltid.inpe.br, camilo@ltid.inpe.br

Figura 1 - Área de estudo (Fonte: modificada de Fonseca 1981)

floresta equatorial circundante.

A avaliação preliminar das respostas de radar relativas ao depósito de N1 tem mostrado que o retroespalhamento é sensível às variações da associação canga-vegetação (Morais 1998). Assume-se para o depósito que o espalhamento superficial predomina sobre o espalhamento volumétrico (baixa densidade de cobertura vegetal). O macro-relevo (variações em escala decamétrica da declividade) e a rugosidade superficial (variações em escala centimétrica do terreno) controlam em primeira ordem o retroespalhamento das microondas e respondem pelas variações de brilho nas imagens. Como as mudanças nas composições das lateritas são importantes na expressão da macro-topografia e principalmente da rugosidade superficial, torna-se interessante avaliar o desempenho da classificação textural de imagens SAR no mapeamento das unidades lateríticas de N1. Neste sentido, o entendimento da influência dos parâmetros do sensor e alvo na classificação é fundamental para a utilização prática da abordagem, particularmente tendo em vista o advento em 2003/2004 dos novos radares orbitais polarimétricos e de maior resolução espacial como o RADARSAT-2 (Canadá) e o ALOS/PALSAR (Japão).

ASPECTOS GEOLÓGICOS O platô de N1 é o primeiro de uma série de outros similares relacionados às seqüências vulcano-sedimentares existentes na borda norte da Província de Carajás, com uma reserva de minério de ferro estimada de 854 milhões de toneladas métricas e teor de ferro de 66,4%. O depósito, com área de aproximadamente 24 km² apresenta topografia relativamente plana e altitudes em torno de 700m. No contexto geológico, a área de estudo está relacionada às rochas do Grupo Grão Pará, unidade do Supergrupo Itacaiúnas (DOCEGEO 1988), inserido no Cinturão de Cisalhamento Itacaiúnas, de idade Arqueana (Araújo & Maia 1991). O Grupo Grão Pará, com padrões complexos de dobras e falhas, foi subdividido em duas unidades: as rochas vulcânicas da Formação Parauapebas (Meirelles *et al.* 1984) e as formações ferríferas da Formação Carajás (Beisiegel *et al.* 1973). As rochas vulcânicas correspondem às máficas verdes, hidrotermalmente alte-

radas (*greenstones*), com dominância de basaltos e traquian-desitos, subordinadamente riolitos. Geoquimicamente, estas rochas estão relacionadas a toleitos continentais. As formações ferríferas da Formação Carajás são compostas por vários tipos de minério de ferro e seus produtos de alteração. Sob condições de clima tropical úmido da região Amazônica, as crostas ferruginosas ocorrem amplamente desenvolvidas no platô, com diferentes graus de intemperismo, responsável pelas diferenças em composição, dureza e textura.

O platô foi mapeado no final da década de 60, durante a avaliação econômica das reservas de ferro na Província de Carajás (Resende & Barbosa 1972). Segundo estes autores, as crostas ferruginosas na área de estudo foram denominadas de: canga (de expressão geral e dominante, formada *in situ* com blocos de limonita), canga de minério (blocos de hematita e subordinadamente especularita, cimentados por óxidos hidratados de ferro), canga química (fragmentos de hematita com pisólitos de goetita) e hematita (predominantemente afloramentos de hematita). Adicionalmente, uma unidade de latossolo ocorre em área restrita, associada à vegetação arborea densa. Em trabalho posterior conduzido por Araújo (1994), as crostas de N1 foram diferenciadas em função de aspectos texturais e mineralógicos em estratificadas, cavernosas e pisolíticas. Por ser produto de mapeamento em maior detalhe, o mapa de Resende & Barbosa (1972) foi usado como referência principal na investigação (Fig. 2), com a inclusão da unidade canga pisolítica (ou canga química) cartografada por Araújo (1994).

FUNDAMENTAÇÃO Em imagens digitais de sensores remotos, a textura reflete o padrão espacial ou a freqüência de variação de tons de uma determinada área (Simonett & Davis 1983). As propriedades textural e tonal mantêm uma relação intrínseca, na qual uma pode predominar sobre a outra, isto é, quando uma pequena área da imagem possui pouca variação de níveis de cinza, a propriedade dominante é a tonalidade, caso contrário, é a textura. (Haralick 1979). Em imagens SAR, dois tipos de textura estão presentes: a da cena e o *speckle*. A textura da cena é controlada pela variação da tonalidade devido às mudanças na reflectividade média local ou retroespalhamento dos alvos imageados. O *speckle* é o componente da textura da imagem que é causado pelo imageamento coerente das microondas e pelo sistema de processamento do SAR (Raney 1998).

Uma das técnicas mais utilizadas em análises texturais de imagens de sensores remotos baseia-se na Matriz de Co-ocorrência dos Níveis de Cinza (MCNC) (Shanmugan *et al.* 1981, Ulaby *et al.* 1986, Baraldi & Parmiggiani 1995, Kurvonen & Hallikainen 1999). Entretanto, raros exemplos são encontrados na literatura que utilizam a MCNC de imagens SAR em aplicações geológicas de ambientes tropicais úmidos (Azzibrouck *et al.* 1997). A MCNC descreve a dependência espacial entre níveis de cinza de uma imagem e caracteriza a textura através de medidas de segunda ordem. Cada elemento $P_{ij,dx,dy,\theta}$ da matriz de co-ocorrência representa a freqüência com que um pixel com nível de cinza i e outro com nível de cinza j ocorrem na imagem separados por uma distância dx (colunas) e dy (linhas), segundo uma determinada direção θ . As matrizes de freqüência da dependência espacial dos níveis de cinza são simétricas e são funções da relação angular entre os dois pixels vizinhos (Haralick 1979).

Várias medidas podem ser extraídas da MCNC e usadas na classificação digital de imagens. Contudo, as principais des-

Figura 2 - Unidades lateríticas no platô N1 (adaptado de Resende & Barbosa 1972 e Araújo 1994).

vantagens das medidas extraídas da MCNC são a grande memória e o tempo computacional requeridos (Weska *et al.* 1976, Welch *et al.* 1990). Assim, estes autores consideram uma classe de propriedades locais relacionada à diferença absoluta entre pares de níveis de cinza. O Vetor Diferença dos Níveis de Cinza (VDNC) é baseado na diferença absoluta entre pares de níveis de cinza i e j , a uma distância d e com ângulo θ .

Outras medidas descrevem a distribuição dos níveis de cinza de uma imagem sem a relação espacial entre eles (medidas de primeira ordem). Entre elas, as mais comumente utilizadas são o contraste, variância, curtose e outras (Pultz & Brown 1987). As medidas de textura não necessariamente geram suposições prévias sobre a distribuição estatística dos dados e assim podem ser aplicadas tanto em imagens ópticas quanto SAR (Soares *et al.* 1997).

Assim como a macro-topografia, a rugosidade superficial desempenha papel importante no conteúdo da energia retro-espalhada das microondas do terreno. Variações em rochas e seus produtos de alteração, de textura de horizontes superficiais de solos, de diferentes associações de vegetais, etc., tendem a

causar variações na resposta das microondas controladas pela rugosidade superficial. Uma das maneiras de estimar a rugosidade superficial e determinar se uma superfície é lisa, intermediária ou rugosa para um dado SAR, é pelas medidas das micro-variações do relevo, expressas pelo erro quadrático médio ou *rmse* (*root mean square error*), e relacionadas ao comprimento de onda e ao ângulo de depressão do radar via critério de Peake & Oliver (1971).

MATERIAIS E MÉTODOS Os dados utilizados na pesquisa correspondem às imagens SAR obtidas por meio do Convair 580 (CV 580), em banda C (5,6cm de comprimento de onda) e polarização dual (HH e VV), cujas características são mostradas na Tabela 1. Estes imageamentos foram parte da campanha do SAREX'92 (*South American Radar Experiment* 1992), conduzidos em Carajás em abril de 1992 através de cooperação entre o INPE - CCRS (*Canada Centre for Remote Sensing*) e ESA (*European Space Agency*). Detalhes sobre o SAREX' 92 em Carajás podem vistos em Paradella *et al.* (1993).

Os dados utilizados em N1 correspondem às faixas de voo

Tabela 1 - Características das imagens SAR.

Plataforma	Sensor	Data de Aquisição	Ângulo de Incidência (graus)	Resolução Espacial (m)	Tamanho do Pixel (m)	Número de looks	Formato da Imagem	Geometria de Iluminação (azimute)
Convair 580	SAR-C (HH/VV) Modo Estreito	15 de abril, 1992	45/76°	4,8 x 6,1	4.0 x 4.31	7	8-bits	216°
Convair 580	SAR-C (HH/VV) Modo Nadir	15 de abril, 1992	08/76°	4,8 x 6,1	4.0 x 4.31	7	8-bits	78°

nos modos Nadir (Bra 2.3) e Estreito (Bra 2.2), orientadas paralelamente ao traçado da órbita ascendente do RADARSAT-1 e ERS-1 (Bra 2.3) e ao principal *trend* estrutural (N54W) de Carajás (Bra 2.2), respectivamente.

O método baseou-se em descritores numéricos de textura, extraídos de medidas de primeira e de segunda ordem (MCNC) das imagens SAR e utilizados em classificações supervisionadas. Previamente às classificações foram aplicadas correções radiométricas nas imagens para atenuar o efeito padrão da antena, conforme proposto por Pietsch (1994). Filtragens adaptativas para atenuação da *speckle* foram desnecessárias uma vez que os dados foram originalmente processados em formato *multi-look* (7 looks).

Nove classes representativas de unidades superficiais foram amostradas com base no mapa superficial (Fig. 2) e nas observações obtidas em campo: C1 = solo com vegetação, C2 = solo (antrópico), C3 = canga química, C4 = canga de minério (sem sombra), C5 = canga de minério (com sombra), C6 = hematita (sem sombra), C7 = hematita (com sombra), C8 = canga e C9 = lago. A inclusão de classes com e sem sombra, na canga de minério e na hematita, deu-se em função dos efeitos de sombreamento na topografia do platô N1, em consequência dos ângulos de incidência elevados dos imageamentos, particularmente no *far-range* das cenas.

Com base na amostragem foram computadas as medidas de primeira ordem (Média e Desvio Padrão) e de segunda ordem (Homogeneidade, Contraste, Dissimilaridade, Entropia, Energia, Correlação, Energia da Diferença, Entropia da Diferença, Média da Diferença e Contraste da Diferença) derivadas da MCNC. Para as medidas de segunda ordem, foram utilizadas configurações de distância (dx, dy), isto é, (-1,0), (-1,1), (0,1), (1,1), (-2,0), (-2,2), (0, 2), (2,2). Como o uso destas configurações implicava na geração de 82 descritores texturais distintos, tornou-se impraticável tratar um número tão expressivo de medidas nas classificações. Deste modo, a seleção das medidas foi feita utilizando-se como critério de decisão um fator discriminante que avalia a separabilidade entre classes (Rennó *et al.* 1998). Assim, para duas classes hipotéticas A e B e uma medida k , o Fator Discriminante é computado com base na variância entre e intra classes, e é expresso por:

$$FD_{ABk} = \frac{n_A \cdot \sum_{i=1}^{n_A} (X_{Aik} - \bar{X}_{Bk})^2 + n_B \cdot \sum_{i=1}^{n_B} (X_{Bik} - \bar{X}_{Ak})^2}{n_A \cdot \sum_{i=1}^{n_A} (X_{Aik} - \bar{X}_{Ak})^2 + n_B \cdot \sum_{i=1}^{n_B} (X_{Bik} - \bar{X}_{Bk})^2}$$

onde $X_{\omega_{i,k}}$ é a i ésima amostra da classe ω para a medida k , $X_{\omega,k}$

é o valor médio da medida k para a classe ω e $n\omega$ é o número de amostras da classe ω . A medida de melhor separabilidade entre as classes A e B é a de maior valor de FD_{AB} para todo k . Valores de $FD_{AB,k}$ próximos a 1 indicam que há muita confusão entre as classes A e B para a medida k . Mais detalhes sobre este critério podem ser vistos em Rennó *et al.* (1998).

A etapa seguinte correspondeu à geração das melhores imagens de textura, com base nas medidas escolhidas. Para um controle mais apropriado dos níveis de cinza, as imagens foram geradas em canais de 32 bits e posteriormente discretizadas em canais de 8 bits. Janelas com tamanhos de 7×7 pixels foram utilizadas para manter a MCNC sensível aos menores detalhes dos alvos e para minimizar o tempo computacional gasto no processo.

Com as imagens de textura geradas, deu-se início às classificações supervisionadas através do classificador por Máxima Verossimilhança (MAXVER), com as amostras utilizadas no processo de seleção. Como nem todas as medidas selecionadas foram consideradas satisfatórias nas classificações, uma outra seleção foi feita usando somente as medidas com alto FD, que apresentaram (visualmente) uma boa performance na classificação. Dessa forma, os conjuntos de imagens referentes às polarizações HH e VV de cada faixa de vôo foram classificados separadamente e posteriormente combinados. Visando um refinamento nos mapas temáticos obtidos, foi também aplicado um classificador contextual baseado no algoritmo ICM (*Iterated Conditional Modes*), desenvolvido por Vieira *et al.* (1997). Os resultados finais das classificações foram analisados por meio da matriz de confusão para estimar a quantidade de pixels correta e incorretamente classificados para cada classe. Para avaliar a acurácia da classificação com a matriz de confusão foi utilizado o coeficiente de concordância *Kappa* (Foody 1992), por dois modos:

- Usando-se amostras de teste extraídas das imagens, baseando-se no Mapa de Cobertura Superficial e nas observações no campo e

- Considerando-se todo o Mapa de Cobertura Superficial, em comparação pixel a pixel (classes SAR vs. classes do Mapa Superficial).

No primeiro modo, amostras de teste foram coletadas em regiões distintas das usadas como treinamento e utilizadas para a estimativa da acurácia da classificação (Congalton & Green 1999). Esta amostragem deu-se sob a forma de conjuntos de polígonos representativos de cada classe, extraídos com base no Mapa de Cobertura Superficial e campo. As amostras de teste e de treinamento foram coletadas nas imagens sem correções geométricas, de modo a preservar a radiometria original nas análises texturais, o que não ocorreria se as correções fossem aplicadas antes das classificações, devido às interpolações com reamostragens de pixels (Mather 1987). Já para o segundo modo, as classes temáticas resultantes das classificações texturais e o Mapa de Cobertura Superficial foram geometricamente corrigidos e comparados espacialmente. As correções geométricas foram realizadas através de polinômio de primeiro grau, interpolador por vizinho mais próximo e pontos de controle extraídos de mapa topográfico detalhado na escala 1:2.000 (Resende & Barbosa 1972).

Para estimar a rugosidade superficial dos alvos, medidas *in situ* foram realizadas. Exceto a classe hematita, que exibiu grande variação de declividade, foram escolhidos locais planos, representativos e com as melhores exposições das unidades

mapeadas, sendo tomadas uma medida por classe. Tais medidas de rugosidade superficial podem ser consideradas uma primeira aproximação para caracterizar as superfícies naturais na área como lisa, intermediária e rugosa, levando-se em conta as características do SAR (comprimento de onda e incidência) e o micro-relevo. A técnica utilizada é a descrita em Ulaby & Batlivala (1976), com a utilização de um rugosímetro, ou seja, uma placa de madeira quadriculada ($1\text{cm} \times 1\text{cm}$) colocada verticalmente à superfície. Os perfis são fotografados e posteriormente digitalizados em uma escala previamente definida. Em seguida, as alturas do micro-relevo para cada tipo de superfície são computadas e, com base nos critérios mencionados em Peake & Oliver (1971), são determinadas as características de rugosidade das crostas. Estes valores possibilitaram determinar como cada tipo de crosta foi “vista” no imageamento do SAREX '92 no que se refere ao parâmetro rugosidade superficial.

RESULTADOS E DISCUSSÕES Seleção das Medidas de Textura

A Tabela 2 mostra o conjunto das melhores medidas texturais selecionadas (primeira e segunda ordem) com os respectivos fatores discriminantes (FD), classes separadas e distâncias dx dy , para cada configuração SAR. Considerando-se o Modo Estreito, polarização HH, uma medida de primeira ordem (Média) e três de segunda ordem (Correlação, Entropia da Diferença e Média da Diferença) foram indicados como as melhores medidas de textura. Com exceção das classes canga química (C3) e hematita com sombra (C7), as demais foram sensíveis às medidas de textura na seleção. Ainda para o Modo Estreito, polarização VV, as medidas selecionadas foram Média, Correlação, Contraste e Média da Diferença. Para este imageamento, três classes não foram consideradas separáveis, isto é, C3 (canga química), C6 (hematita sem sombra) e C7 (hematita com sombra). Para o modo de imageamento Nadir, polarização HH, as medidas selecionadas foram Média, Correlação e Energia da Diferença. Neste caso, foi observado ainda que apenas três classes foram sensíveis a estas medidas: solo com vegetação (C1), canga de minério sem sombra (C4) e lago (C9). Quanto ao modo Nadir, polarização VV, foram escolhidas três medidas de textura: Média, Desvio Padrão e Entropia da Diferença e apenas três classes foram discriminadas: solo com vegetação (C1), canga de minério sem sombra (C4) e lago (C9). De acordo com estes resultados, o imageamento do Modo Estreito foi superior ao Modo Nadir pelo número de medidas escolhidas. Ademais, a polarização HH apresentou desempenho superior a VV, levando-se em consideração o número de classes discriminadas.

Acurácia da Classificação com Amostras de Teste

O conjunto de medidas selecionadas e discutidas anteriormente foi usado como *input* nas classificações supervisionadas. A figura 3 ilustra a classificação textural para o Modo Estreito (HH e VV). A Tabela 3 mostra a matriz de confusão obtida através de amostras de teste para esta classificação, baseada em oito imagens de textura extraída das imagens SAR aerotransportadas (ver Tab. 2). A Tabela 4 apresenta os coeficientes *Kappa* para as classificações supervisionadas. Considerando-se o Modo Estreito HH e VV, o coeficiente atingiu 0,62. De acordo com a Tabela 3, a classificação foi bem sucedida para a maioria das classes. Duas classes, solo com vegetação (C1) e lago (C9), foram 100% classificadas corretamente. Hematita (C6 e C7), a

classe mais relevante no contexto econômico, apresentou áreas no terreno que foram bem classificadas (86,20%). A pior classe foi canga de minério (1,14%), que foi classificada incorretamente como solo com vegetação (6,84%), canga (59,88%) e hematita (32,12%).

A avaliação do coeficiente *Kappa*, proposta por Landis & Koch (1977), indicou que: (1) os melhores resultados (muito bom segundo critério) ocorreram quando as classificações foram realizadas com os Modos Estreito e Nadir e polarizações HH e VV, simultaneamente; (2) usando-se apenas um modo, o

melhor resultado de classificação ocorreu com o Modo Estreito e polarização HH (bom, segundo o critério), com o coeficiente *Kappa* estatisticamente diferente do dado Nadir; (3) no modo Nadir, a polarização VV foi considerada melhor do que a HH.

Acurácia da Classificação com o Mapa de Cobertura Superficial A Tabela 5 mostra a matriz de confusão para o Modo Estreito (HH e VV), considerando-se o Mapa de Cobertura Superficial (Fig. 2) como a verdade terrestre. A Tabela 6 indica os coeficientes *Kappa* para as classificações.

Tabela 2 - Conjunto das melhores medidas escolhidas (primeira e segunda ordem) com os respectivos fatores discriminantes (FD), classes separadas e distâncias dx, dy para cada configuração de imagem SAR.

Imagens SAR	Medidas escolhidas	FD	Classes separadas	dx, dy
Modo Estreito HH	Média	113,168	C5 x C9	-
	Correlação	6,76036	C1 x C6	-1,0
	Vetor Entropia da Diferença	61,6588	C4 x C8	-1,0
	Vetor Média da Diferença	79,3059	C2 x C5	-1,0
Modo Estreito VV	Média	152,754	C2 x C5	-
	Correlação	5,48078	C1 x C2	0,1
	Contraste	4,18274	C5 x C8	0,1
	Vetor Média da Diferença	181,738	C1 x C9	0,1
Modo Nadir HH	Média	88,6372	C4 x C9	-
	Correlação	12,5797	C1 x C4	0,1
	Vetor Energia da Diferença	328,333	C1 x C9	0,1
Modo Nadir VV	Média	43,3160	C4 x C9	-
	Desvio Padrão	42,9631	C4 x C9	-
	Vetor Energia da Diferença	125,547	C1 x C4	-2,2

Tabela 3 – Matriz de confusão entre a classificação baseada nas medidas de textura extraídas do dado SAR aerotransportado (Modo Estreito HH e VV) e as amostras de teste. As linhas apresentam os resultados da classificação em porcentagem e as colunas são as verdades obtidas das amostras de teste.

	Solo Antrópico	Solo com vegetação	Canga Química	Canga	Canga de Minério	Hematita	Lago	Número de pixels
Solo Antrópico	65,94	0	13,46	0	0	1,41	0	267
Solo com vegetação	0	100	0	0	6,84	0	0	428
Canga Química	24,14	0	84,24	0	0	8,11	0	412
Canga	0	0	2,29	76,63	59,88	1,21	0	576
Canga de Minério	0	0	0	1,55	1,14	3,04	0	26
Hematita	10	0	0	21,80	32,12	86,20	0	695
Lago	0	0	0	0	0	0	100	86
Número de pixels	323	392	349	321	526	493	86	2490

Tabela 4 - Coeficientes Kappa para as classificações supervisionadas obtidas com amostras de teste.

Dados SAR	Kappa (k)	Variância do Kappa
Narrow mode HH and VV	0,62	1,12e-4
Nadir mode HH and VV	0,59	7,71e-5
Narrow mode HH	0,51	1,32e-4
Nadir mode VV	0,50	8,27e-5
Nadir mode HH	0,47	8,06e-5
Narrow mode VV	0,41	1,33e-4

No caso do Modo Estreito e polarizações HH e VV, este coeficiente foi de 0,10. De acordo com a Tabela 5, a classe solo com vegetação (C1) foi bem classificada (59,37%). No entanto, para as classes restantes a classificação não foi bem sucedida. Canga química (C3), canga (C8), canga de minério (C4 e C5) e hematita (C6 e C7) foram as classes que apresentaram menor separabilidade (maior confusão), sendo que a classe lago (C9) foi a pior classificada.

Estes resultados mostram que a acurácia da classificação decresceu muito quando o Mapa de Cobertura Superficial foi usado como referência. Vários fatores podem ter contribuído para este desempenho:

- as medidas de textura extraídas dos dados SAR da banda

Figura 3 - Classificação Textural para o Modo Estreito (HH-VV).

Tabela 5 – Matriz de confusão entre a classificação textural baseada nas medidas de textura extraídas do dado SAR aerotransportado (Modo Estreito HH e VV) e a verdade terrestre. As linhas apresentam os resultados da classificação em porcentagem e as colunas são as verdades terrestres do Mapa de Cobertura Superficial.

	Solo com vegetação	Canga Química	Canga	Canga de Minério	Hematita	Lago	Número de pixels
Solo c. egetação	59,37	8,69	15,60	7,63	9,21	24,92	141874
Canga Química	1,39	21,41	6,25	3,80	3,25	7,69	46529
Canga	20,61	30,52	42,66	38,27	31,89	27,48	340855
Canga de Minério	9,68	24,36	20,74	19,09	21,72	19,24	178842
Hematita	7,27	15,00	14,23	30,83	33,66	15,56	180426
Lago	1,66	0	0,49	0,35	0,24	5,07	5470
Número de pixels	52511	9051	497096	145526	166097	23715	893996

Tabela 6 – Coeficientes Kappa para as classificações supervisionadas obtidas com o mapa de verdade terrestre.

Dados SAR	Kappa (k)	Variância do Kappa
Narrow mode HH and VV	0,10	4,29e-7
Nadir mode HH and VV	0,11	4,37e-7
Narrow mode HH	0,09	3,93e-7
Nadir mode VV	0,10	3,93e-7
Nadir mode HH	0,08	3,99e-7
Narrow mode VV	0,05	3,79e-7

C podem não expressar totalmente as variações físico-químicas das lateritas como discriminadas e cartografadas espacialmente no Mapa de Cobertura Superficial;

- a influência maior da classe canga (C8) no coeficiente Kappa, por representar uma classe de ocorrência elevada no Mapa de Cobertura Superficial e por não ter sido bem classificada;
- distorções geométricas entre as classes temáticas de ambas as fontes (imagens SAR e Mapa de Cobertura Superficial) e, especialmente, com a contaminação de pixels pela cobertura de floresta densa nas bordas dos imageamentos SAR do platô e
- o mapa usado como verdade terrestre pode não ser totalmente correto.

Os resultados das classificações permitem, todavia, concluir que as medidas texturais foram sensíveis aos parâmetros do sensor (polarização e geometria de iluminação). Os melhores resultados foram obtidos quando foram utilizadas ambas polarização dual para os modos Estreito e Nadir. Adicionalmente, com o modo Estreito a polarização HH foi superior à VV, ao contrário do modo Nadir. Em relação ao azimute de visada, observou-se que o modo Estreito, com iluminação mais ortogonal ao trend estrutural da área, foi mais sensível ao realce das feições do terreno do que o modo Nadir. O platô de N1, localizado no *far range* da imagem no modo Nadir, apresentou uma maior variação de incidência do que a do modo Estreito. Como consequência, o modo Nadir exibiu

uma influência muito mais intensa da macro-topografia do que na faixa do modo Estreito, dada por retornos mais claros e sombras (*front/back slopes*).

Rugosidade Superficial Em relação à rugosidade superficial, nota-se pela Tabela 7 que os alvos foram sensíveis às variações superficiais, derivadas de medidas realizadas em campo. Assim, o modo Estreito foi muito mais sensível às variações na rugosidade do que o modo Nadir, mostrando uma variação maior das rugosidades das crostas.

A Figura 4 ilustra as principais unidades de N1 fotografadas com o rugosímetro em campo, referentes ao modo Estreito. Nota-se que a classe canga (C8), classificada como rugosa, é a unidade de aparência mais grosseira, devido a grande presença de blocos de limonita. A canga de minério (C4 e C5), mais alterada que a classe canga, apresenta ainda blocos de hematita (subordinadamente especularita) cimentados por óxidos hidratados de ferro, mostra um perfil mais suave e caracterizada como intermediária. A canga química (C3), também caracterizada como intermediária, é uma unidade muito alterada, com nítida diminuição dos fragmentos de hematita (C6 e C7) e cimento constituído por pisólitos de goethita ou limonita. O solo antrópico (C2), com restrita distribuição sobre o platô, é classificado como liso e apresenta uma textura arenosa, com escassos fragmentos (blocos) das crostas citadas anteriormente.

CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES Classificações texturais obtidas de medidas de primeira e de segunda ordem (MCNC) de imagens SAR na banda C apresentam ainda limitações para usos operacionais diretos, e somente podem ser usadas para mapeamentos preliminares, isto é, como guia inicial para propósitos de mapeamento de detalhe de lateritas mineralizadas em ferro, em áreas similares da Amazônia. A acurácia da classificação, avaliada mediante as amostras de teste, mostrou um aumento na performance da classificação, comparada à acurácia da classificação obtida com o uso do Mapa de Cobertura Superficial. A investigação também mostrou que as medidas de textura detectadas foram sensíveis aos parâmetros (1) do sensor, i.e., à polarização (HH e VV) e à geometria de iluminação do SAR (azimute de visada e ângulos de incidência) e (2) do alvo (macro-topografia e rugosidade superficial). Tais conclusões são pertinentes às encontradas por Frost et al. (1994), mostrando que mudanças nos parâmetros

Tabela 7 - Classificação da rugosidade superficial para as classes lateríticas.

Dados SAR	Classe	Altura (rms) em cm	Característica
Modo Estreito $\theta = 64^0$, $\gamma = 26^0$, $h < 0.5109\text{cm}$ e $h > 2.9033\text{cm}$ Desvio padrão: 3,21	Canga	2,30	rugosa
	Canga de minério	1,95	intermediária
	Canga química	0,63	intermediária
	Solo	0,48	lisa
Modo Nadir $\theta = 70^0$, $\gamma = 20^0$, $h < 0.65496\text{cm}$ e $h > 3.72112\text{cm}$. Desvio padrão: 1,50	Canga	3,28	intermediária
	Canga de minério	3,04	intermediária
	Canga química	1,00	intermediária
	Solo	0,24	lisa

Figura 4 - Principais tipos de unidades lateríticas fotografadas em N1 com o rugosímetro (120cm x 40cm) relacionadas ao modo Estreito.

do SAR afetam os resultados de classificações texturais derivados da MCNC. Finalmente, recomenda-se a avaliação de duas outras abordagens em pesquisas futuras na área teste: (1) o classificador STC (*Semivariogram Textural Classifier*) usado por Miranda et al. (1992) com bons resultados em classificações texturais de uso da terra com imagens SAR e (2) o uso da MCNC de dados ópticos e SAR combinados, pela complementaridade das respostas medidas no terreno (atributos físico-químicos e elétrico-geométricos) e que pode melhorar a discriminação das crostas lateríticas.

Agradecimentos À Dra. Corina C. Freitas (Divisão de Processamento de Imagens-DPI/INPE) pelo auxílio na pesquisa, à CAPES, pela bolsa de mestrado à primeira autora, ao CNPq, pela bolsa de Produtividade em Pesquisa do segundo autor e à Andrea D. Scheide, pela editoração dos mapas. À Companhia Vale do Rio Doce (CVRD/SUMIC), particularmente ao Geol. Sérgio C. Guedes pela infra-estrutura em Carajás durante a campanha de campo, ao geólogo Juscelino A. Nézio pelo apoio na caracterização das unidades lateríticas em campo e aos revisores da RBG pelas observações e sugestões ao manuscrito.

Referências

- Araújo E.S. 1994. *Geoquímica multielementar de crostas e solos lateríticos da Amazônia Oriental*. Universidade Federal do Pará, Belém, Tese de Doutorado, 241p.
- Araújo O.J.B. & Maia R.G.N. 1991. Serra dos Carajás, Folha SB-22-Z-A. Relatório Final. CPRM, Rio de Janeiro, Brasil, 136p.
- Azzibrouck G.A., Saint-Jean R., Prévost C. 1997. Analyse de la texture d'une image RADARSAT pour la cartographie géologique dans la Forêt Équatoriale de Ngoutou, est du Gabon. In: Geomatics in the era of RADARSAT (GER'97), Ottawa, Canada, *Proceedings*, [CD-ROM].
- Baraldi A. & Parmiggiani F. 1995. An investigation of the textural characteristics associated with Gray Level Cooccurrence Matrix statistical parameters. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **33**:293-304.

- Beisiegel V.R., Bernadelli A.L., Drummond N.F., Ruff A.W., Tremaine J.W. 1973. Geologia e Recursos Minerais da Serra dos Carajás. *Rev. Bras. Geoc.*, 3:215-242.
- Congalton G.R. & Green K. *Assessing the accuracy of remotely sensed data*. Washington, D.C. Lewis Publishers, 137 p
- Fonseca F.F. Assis de. 1981. Amazônia Oriental: Projeto Carajás. *Ciências da Terra*, 1:25-31.
- Footy G.M. 1992. On the compensation for change agreement in image classification accuracy assessment. *Photogram. Engin. Rem. Sensing*, 6:1459-1460.
- Frost V.S., Shanmugan K.S., Holtzman J.C. 1984. The influence of sensor and flight parameters on texture in radar images. *IEEE Trans. Geosc. Rem. Sensing*, GE-22(5):440-448.
- Haralick R.M. 1979. Statistical and structural approaches to texture. *IEEE Trans. Geosc. Rem. Sensing*, 67(5): 786-804.
- Kurvonen L. & Hallikainen M.T. 1999. Textural information of multitemporal ERS-1 and JERS images with applications to land and forest type classification in boreal zone. *IEEE Trans. Geosc. Rem. Sensing*, 37:680-689.
- Landis J.R. & Koch G.G. 1977. The measures of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33:159-174.
- Mather P.M. 1987. *Computer processing of remotely-sensed images: an introduction*. Chichester. John Wiley, 325 p
- Meirelles E.M., Hirata W.K., Amaral A.F., Medeiros Filho C.A., Gato W.C. 1984. Geologia das folhas Carajás e Rio Verde, Província Mineral dos Carajás, estado do Pará. In: SBG, Cong. Bras. Geol., 33., Rio de Janeiro, *Anais*, 5:2164-2174.
- Miranda F.P., MacDonald J.A., Carr J.B. 1992. Application of the Semivariogram Textural Classifier (STC) for vegetation discrimination using SIR-B data of Borneo. *Intern. Jour. Rem. Sensing*, 13:2349-2354.
- Morais M.C. de 1998. *Discriminação de lateritas mineralizadas em ferro no Depósito N1 (Carajás-PA) por radar imageador: uma avaliação através de classificação textural*. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, Dissertação de mestrado, 191p.
- Paradella W.R., Liu C.C., Veneziani P., Santos A.R., Bignelli P.A., Dias R.R., Singhroy V.H. 1993. First results from a SAR investigation (SAREX data) in the Carajás Mineral Province (Brazilian Amazon region). In: ESA, Workshop SAREX-92: South American Radar Experiment, 1., Paris, *Proceedings*, ESA WPP - 76:101-111.
- Paradella W.R., Silva M.F.F., Rosa N.A. 1994. A geobotanical approach to the tropical rain forest environment of the Carajás Mineral Province (Amazon Region, Brazil), based on digital TM-Landsat and DEM data. *Int. Jour. Rem. Sensing*, 15:1633-1648.
- Paradella W.R., Bignelli P.A., Veneziani P., Pietsch R.W., Toutin T. 1997. Airborne and spaceborne Synthetic Aperture Radar (SAR) integration with Landsat TM and gamma ray spectrometry for geological mapping in a tropical rainforest environment, the Carajás Mineral Province, Brazil. *Int. Jour. Rem. Sensing*, 18: 1483-1501.
- Paradella W.R., Santos A.R., Veneziani P., Sant'Anna M.V., Moraes M.C. de. 2000. Geological investigation using RADARSAT-1 images in the tropical rainforest environment of Brazil. *Can. J. Rem. Sensing*, 26:1483-1501.
- Peake W.M. & Oliver T.L. 1971. The response of terrestrial surfaces at microwave frequencies. In: Technical Report, Columbus, Ohio, p: 2440-2447.
- Pietsch R.W. 1994. TFI SAR processing procedure. Ottawa: Dendron Resource Surveys, CCRS, 7p.
- Pultz T.J. & Brown R.J. 1987. SAR image classification of agricultural targets using first and second-order statistics. *Can. Jou. Rem. Sensing*, 13:85-91.
- Raney K. 1998. Radar fundamentals: Technical perspective. In: F.M. Henderson & A.J. Lewis (eds.) *Principles & applications of imaging radar, Manual of Remote Sensing*. New York, Am. Soc. Phot. and Rem. Sens., 9-130.
- Rennó C.D., Freitas C.C., Sant'Anna S.J.S. 1998. A system for region classification based on textural measures. In: INPE/SELPER, Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 9., Santos, *Anais*, Seção de Comunicações Técnico-Científicas. [CD-ROM].
- Resende N.P. & Barbosa A.L.M. 1972. Relatório de Pesquisa de Minério de Ferro, Distrito Ferrífero da Serra dos Carajás, Estado do Pará. Belém, AMZA, 1, 248p. (Relatório Final).
- Rio Doce Geologia e Mineração S.A. (DOCEGEO). 1988. Revisão litoestratigráfica da Província Mineral de Carajás. In: SBG, Cong. Bras. Geol., 35., Belém, Boletim especial, 11-54.
- Santos A.R., Paradella W.R., Veneziani P., Moraes M.C. de 1999. A estereoscopia com imagens RADARSAT-1: Uma avaliação geológica na Província Mineral de Carajás. *Rev. Bras. Geoc.*, 29:627-632.
- Shanmugan K.S., Narayanan V., Frost V.S., Stiles J.A., Holtzman J.C. 1981. Textural features for radar images. *IEEE Trans. Geosc. Rem. Sensing*, 19:153-156.
- Simonett P.S. & Davis R.E. 1983. *Image analysis - active microwave*. In: *Manual of Remote Sensing: theory: theory, instruments and techniques*. Falls Church., v. 2, American Society of Photogrammetry (ASP), p. 1125-1179.
- Soares J.V., Rennó C.D., Formaggio A.R., Yanasse C.C.F. 1997. An investigation on the selection of the texture features crop discrimination using SAR imagery. *Rem. Sens. Environ.*, 59:234-247.
- Ulaby F.T. & Batlivala P.P. Optimum radar parameters for mapping soil moisture. *IEEE Transactions Geoscience Electronics*, GE-14 n. 2, p. 81-93. Apr. 1976.
- Ulaby F.T., Kouyate F., Brisco B., Lee Williams T.H. 1986. Textural information in SAR images. *IEEE Trans. Geosc. Rem. Sensing*, 24:235-245.
- Vieira P.R., Yanasse C.C.F., Frery A.C., Sant'Anna S.J.S. 1997. Um Sistema de Análise e Classificação Estatísticas para Imagens SAR. In: ESA SP-407, First Latino-American Seminar on Radar Remote Sensing, Buenos Aires, Argentina, *Proceedings*, 1:179-185.
- Welch R.M., Kuo S.S., Sengupta S.K. 1990. Cloud and surface textural features in polar region. *IEEE Trans. Geosc. Rem. Sensing*, 28:520-528.
- Weska J.S., Dyer C.R., Rosenfeld A. 1976. A comparative study of texture measures for terrain classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-6(4):269-285.

Manuscrito A-1262

Recebido em 10 de outubro de 2002

Revisão dos autores em 25 de agosto de 2002

Revisão aceita em 29 de agosto de 2002