



Revista Brasileira de Cartografia (2012) N° 64/3: 349-366
Sociedade Brasileira de Cartografia, Geodésia, Fotogrametria e Sensoriamento Remoto
ISSN: 1808-0936

MAPEAMENTO SEMI-AUTOMATIZADO DE ÁREAS DESMATADAS NA AMAZÔNIA UTILIZANDO IMAGENS MULTITEMPORAIS DO SATÉLITE ALOS, SENSOR PALSAR

*Semi-automatic Mapping of Deforested Areas in the Amazon Region using
Multitemporal Images from Satellite ALOS, PALSAR Sensor*

**Edivaldo Lima de Souza¹, Jean-Michel Martinez^{1,2}, Paulo Roberto Meneses¹
& Eristelma Teixeira de Jesus Barbosa Silva³**

¹Universidade de Brasília – UnB

Instituto de Geociências – IG

Campus Universitário Darcy Ribeiro – Asa Norte - CEP: 70910-900 Brasília, DF
ediunb@hotmail.com, pmeneses@unb.br

²Institut de Recherche pour le Développement - IRD

Caixa Postal : 7091 – Lago Sul - CEP : 71635-971 Brasília - DF
martinez@ird.fr

³Centro Gestor e Operacional do Sistema de Proteção da Amazônia – Censipam

Setor Policial Sul, Área 05, Quadra 03, Bloco K - CEP: 70610-200 Brasília – DF
eristtelma@gmail.com

*Recebido em 11 Maio, 2011/ Aceito em 22 Agosto, 2011
Received on May 11, 2011/ Accepted on August 22, 2011*

RESUMO

A floresta amazônica, com cerca de 5,4 milhões de km², abriga uma das maiores biodiversidades do planeta a qual vem sendo ameaçada em decorrência do crescente aumento da ocupação humana, que introduz fortes alterações na fitofisionomia da floresta. A identificação e monitoração dessas alterações, por meio de sensoriamento remoto, requerem o uso de imagens de radar devido ao fato de as ondas eletromagnéticas das micro-ondas penetrarem as nuvens, que na maior parte do ano recobrem essa região. Neste estudo avaliou-se a potencialidade do uso de imagens de radar ALOS/PALSAR banda L, nas polarizações HH e HV e resolução espacial de 12,5m, com o objetivo de se executar um mapeamento das áreas desmatadas por meio de um processo de classificação semi-automática de uma série temporal de dados de três anos. O classificador baseia-se numa regra de decisão que possibilita reduzir a multi-dimensionalidade dos dados da série temporal de seis imagens para um espaço bidimensional formado por duas variáveis independentes: média do sinal retroespalhado e o cálculo de mudança temporal (*Absolut Change*). A média fornece informações sobre o tipo de cobertura do solo e a mudança temporal estima a intensidade de mudanças em uma série temporal. Foram estudadas as regiões em torno dos municípios de Machadinho d'Oeste em (RO), Confresa (MT) e Medicilândia (PA), municípios que estão na área de influência do arco de desmatamento. A comparação dos resultados da classificação semi-automática foi efetuada com os mapeamentos realizados a partir de imagens de radar aerotransportado SAR/R99 do SIPAM com

resolução espacial de 6m. Em Machadinho d'Oeste o nível de concordância foi de 86,4% estimando um total de áreas desmatadas de 919 km², em Confresa a concordância foi de 84,4% com total de áreas desmatadas de 2.311 km² e em Medicilândia a concordância foi de 83% com total de 731 km² de áreas desmatadas. Contudo, a precisão dos limites de classes definidos pela classificação semi-automática mostrou-se ser bem maior do que os resultados obtidos da classificação manual realizada pelo SIPAM, o que pôde ser comprovado com observações de imagens SPOT de 2,5m de resolução espacial.

Palavras chave: Classificação Semi-automática, Amazônia, Radar, PALSAR, Desmatamento.

ABSTRACT

The Amazon forest, with about 5.4 millions km², is home to one of the greatest biodiversity on the planet. However, this biodiversity has been threatened due to increasing human occupation, which introduces major changes in the physiognomy of the forest. The identification and monitoring of these changes by remote sensing requires the use of radar images, due to the fact that electromagnetic waves from microwaves penetrate clouds, which cover the region most part of the year. In this study, we evaluated the potential use of radar images ALOS/PALSAR, L-band in HH and HV polarizations and spatial resolution of 12.5m, with the aim of performing a mapping of deforested areas through a semi-automatic classification process of a temporal series data for three years. The classifier is based on a decision rule that makes it possible to reduce the multi-dimensionality of the time series data of six images to a two-dimensional space formed by two independent variables: average backscattering signal and the calculation of temporal change (*Absolute Change*). The average provides information about the type of land cover and the temporal change estimates the intensity of the change in a temporal series. The regions around the municipalities of Machadinho d'Oeste (RO), Confresa (MT) and Medicilândia (PA) and municipalities that are in the area of influence of the deforestation arc were studied. The comparison of the results of the semi-automatic classification was done with mappings carried out from airborne radar images SIPAM SAR/R99 with spatial resolution of 6m. In Machadinho d'Oeste the level of agreement was 86.4%, with a total of deforested area estimated at 919 km², in Confresa the agreement level was 84.4% with total deforested area of 2,311 km², and the agreement level in Medicilândia was 83% with a total of 731 km² of deforested area. However, the precision of the class limits defined by the semi-automatic classification proved to be much higher than the results obtained by manual classification performed by SIPAM, which was corroborated with observations of SPOT images of 2.5m spatial resolution.

Keywords: Semi-automatic Classification, Amazon Forest, Radar Images, PALSAR, Deforestation.

1 INTRODUÇÃO

Situada na região norte da América do Sul, a floresta amazônica tem uma das maiores diversidades de fauna e flora entre todas as áreas de florestas tropicais no mundo (MALHI et al., 2008). O bioma amazônico abrange os territórios do Brasil, Venezuela, Colômbia, Peru, Bolívia, Equador, Suriname, Guiana e Guiana Francesa. A maior parte dessa floresta está situada em território brasileiro e engloba os estados do Amazonas, Amapá, Acre, Roraima, Rondônia, Pará e, parcialmente, Tocantins, Maranhão e Mato Grosso.

Originalmente, a cobertura florestal ocupava aproximadamente 4 milhões de km², dos quais, atualmente, cerca de 82,3% encontram-se preservados (SANTOS, 2010). Um dos principais problemas ambientais encontrados na floresta amazônica é o desmatamento ilegal e predatório. Estudos mostram que o desmatamento está

intimamente relacionado ao aumento das atividades econômicas exploratórias, tais como o aumento da pecuária, agricultura, extração madeireira, especulação de terras próximas às estradas, crescimento populacional e espacial das cidades, entre outros (ALENCAR et al., 2004).

O processo de desmatamento da floresta amazônica acarreta gradual degradação do solo, perda de diversidade de fauna e flora e efeitos de bordas que aumentam a luminosidade dentro da floresta, desequilibrando o microclima existente, perda de espécies vegetais ombrófitas e aumento da vulnerabilidade a incêndios (ABOUD NETA, 2009). Esses problemas preocupam cientistas e ambientalistas, pois em curto período de tempo podem provocar um desequilíbrio no ecossistema da região, colocando em risco a floresta (BETTR et al., 2007).

Diante do crescimento de áreas desmatadas e na tentativa de melhor compreender o

desmatamento na área da Amazônia Legal, órgãos brasileiros como IBAMA, CENSIPAM, SIPAM, INPE e outros, desenvolvem projetos visando a detecção, análise e a compreensão da dinâmica de desmatamento, que proporcionam apoiar de forma rápida e eficaz os processos de tomadas de decisões para garantir a preservação desse patrimônio nacional.

Atualmente, os recursos técnicos utilizados para compreender o processo de desmatamento com precisão na determinação e na localização de um evento, são as imagens obtidas por sensores que operam em diversas faixas do espectro eletromagnético e com diferentes resoluções espaciais e temporais. Destaca-se, cada vez mais, o uso dos sensores de micro-ondas, os quais têm atendido com maior eficiência aos questionamentos de clareza e precisão dos processos de desmatamento na floresta amazônica. Os que operam em banda L (15 a 30 cm) têm mostrado maior potencialidade na obtenção de informações, pelo fato deste maior comprimento de onda do pulso penetrar nas copas das árvores e interagir volumetricamente com a estrutura das folhas, galhos e troncos, o que proporciona informações sobre o tipo de cobertura e o estado da vegetação, e, assim possibilitando a identificação e a quantificação das áreas desmatadas (LUCKMAN et al., 1997; DOBSON et al., 1992; BEAUDOIN et al., 1994).

Informações mais atuais da região amazônica estão sendo obtidas pelo CENSIPAM, por meio de sistemáticos aerolevantamentos com imagens SAR, porém, o processo de extração dos dados

utiliza de métodos manuais subjetivos para definir as poligonais das áreas desmatadas. Neste sentido, o trabalho que é apresentado visa automatizar a produção de mapas de desmatamento usando imagens multitemporais do sensor PALSAR (*Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar*) do satélite ALOS (*Advanced Land Observing Satellite*) com polarizações HH e HV, de resolução espacial de 12m.

1.1 Objetivo

Analisar a capacidade de discriminação do sensor ALOS/PALSAR banda L, por meio da aplicação de um sistema de classificação semi-automatizada, objetivando mapear áreas de desmatamento na floresta amazônica, nas regiões dos municípios de Machadinho d'Oeste (RO), Confresa (MT) e Medicilândia (PA).

2. MATERIAIS, LOCALIZAÇÃO E MÉTODOS

2.1 Dados Multitemporais ALOS/PALSAR

Para realização deste trabalho foram selecionadas imagens do sensor PALSAR, radar imageador de abertura sintética que opera na banda L no comprimento de onda de 23cm (JAXA, 2010). O modo de aquisição selecionado foi o Dual-pol, com resolução espacial de 12,5 metros e nas polarizações HH e HV. As imagens foram georreferenciadas em UTM no datum WGS 1984. Na tabela 1 estão listadas as séries temporais das imagens analisadas.

Tabela 1 – Séries temporais das imagens Palsar

Informação das Imagens PALSAR			
<i>Municípios - Datas</i>			
Polarização	Machadinho D'Oeste (RO)	Confresa (MT)	Medicilândia (PA)
HV	6/9/2007	6/8/2007	6/8/2007
HH	6/9/2007	6/8/2007	6/8/2007
HV	7/25/2007	7/24/2007	4/25/2008
HH	7/25/2007	7/24/2007	4/25/2008
HV	4/26/2008	4/25/2008	7/26/2008
HH	4/26/2008	4/25/2008	7/26/2008
HV	7/27/2008	7/26/2008	6/13/2009
HH	7/27/2008	7/26/2008	6/13/2009
HV	6/14/2009	6/13/2009	7/29/2009
HH	6/14/2009	6/13/2009	7/29/2009
HV	7/30/2009	7/29/2009	
HH	7/30/2009	7/29/2009	

2.2 Áreas de Estudo

No monitoramento de áreas de desmatamento na região amazônica, o Sistema de Proteção da Amazônia (SIPAM) identificou por meio de imagens de radar obtidas com a aeronave R-99 entre os meses de março a outubro de 2008, altas porcentagens de áreas desmatadas nos municípios de Machadinho d'Oeste (RO), Confresa (MT) e Medicilândia (PA). As informações produzidas são processadas de forma manual, apresentando a delimitação das áreas desmatadas na forma de arquivos vetoriais do tipo polígono.

De acordo com o objetivo proposto estas três áreas foram selecionadas como áreas testes para a presente pesquisa, pois apresentam diferentes aspectos das intensidades de desmatamentos. Suas localizações são mostradas na figura 1.

O município de Machadinho d'Oeste (RO) está inserido no arco de desmatamento amazônico e localiza-se no nordeste do estado de Rondônia, entre as coordenadas 62° 33' e 61° 27' de longitude oeste e 8° 34' e 9° 49' de latitude sul, com altitude média de 102 metros (MIRANDA et al., 1997) e

uma população em 2010 de 31.107 habitantes. Com uma área de 8.509 Km², apresenta um processo marcante de ocupação à implantação de projetos de assentamentos governamentais (IBAMA, 2010). Inclui uma Unidade de Conservação que funciona como barreira contra o avanço do desmatamento, a partir de reservas florestais agrupadas, dispostas em blocos (BATISTTELA & BRONDIZIO, 2001). Entretanto, as ameaças do desmatamento ilegal transformaram essa unidade em áreas sob forte pressão, dado a sua localização no arco de desmatamento.

Confresa (MT) localiza-se nas coordenadas 10° 38' 38" sul e longitude 51° 34' 08" oeste com altitude de 240m. Sua colonização de Confresa se deu na década de 1970, com população estimada em 2007 de aproximadamente 25.127 habitantes, sendo o município mais populoso da Microrregião Norte do Araguaia. Com área de 5.819 km², a densidade demográfica é de 5,67 hab./km². Estudos demográficos mostram que o município possui uma das maiores taxas de crescimento urbano do estado, cerca de 4,7% ao ano, acompanhado de

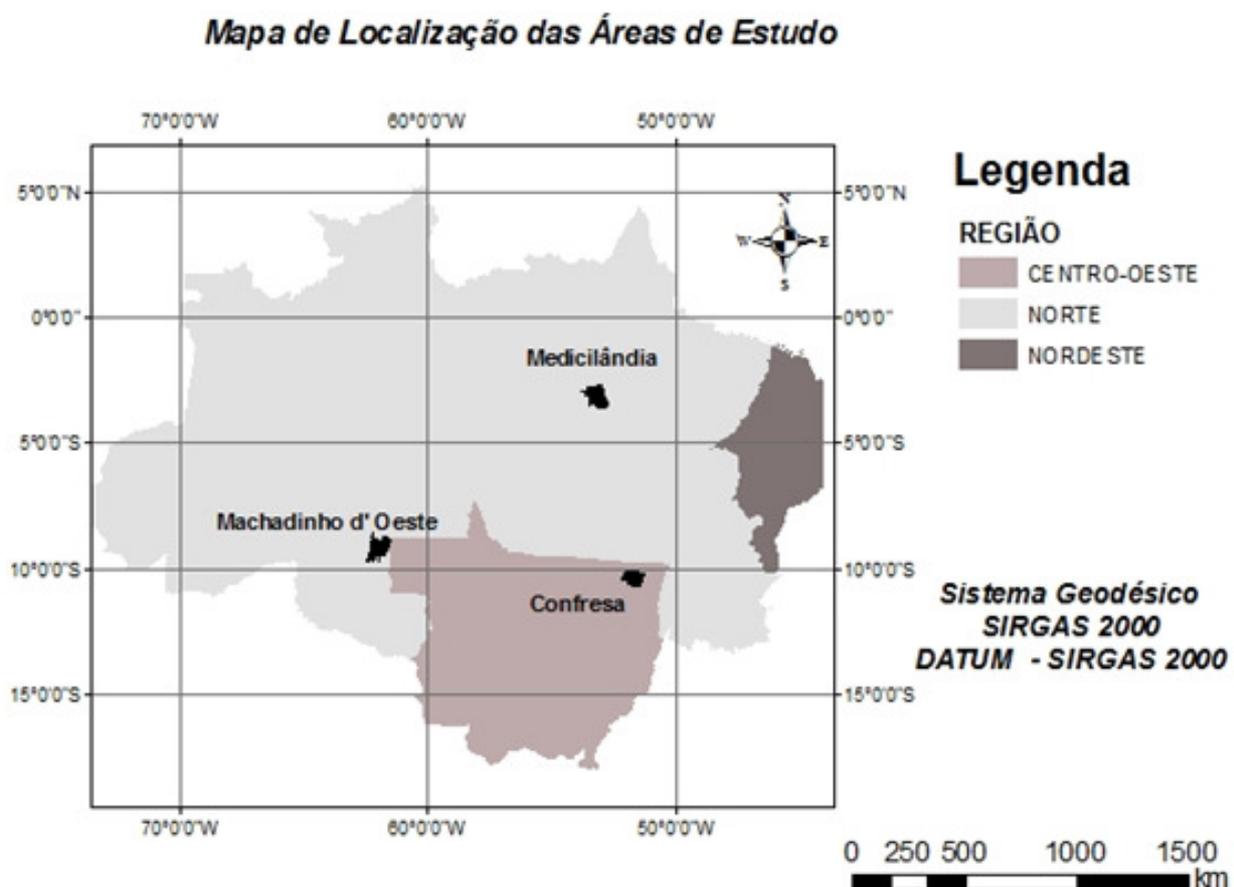


Fig. 1- Localização das áreas de estudo.

fortes índices de desmatamento devido à expansão da fronteira agrícola (IBGE, 2010).

Em Confresa a vegetação é caracterizada por uma área de transição entre o cerrado e a floresta amazônica (AB'SABER, 2003). O relevo é formado por grandes planaltos com declividade de 2% e em algumas áreas o é relevo ondulado. Entre as serras formam-se grandes vales verdejantes com imensas extensões de terras planas propícias para plantios de grãos e pastagens (CRUZ, 1974).

Medicilândia, município do estado do Pará fora do arco de esmatamento, localiza-se na latitude 03°26'46" sul e longitude 52°53'20" oeste, com altitude de 151m. Possui cerca de 8.309 km² com população de 27.442 habitantes registrada no ano de 2010 (IBGE, 2010).

A maior extensão de área do município é recoberta de Floresta Ombrófila Densa de platôs e terraços (Xingu-Tapajós), pela Floresta Ombrófila Densa Submontana da sub-região da superfície arrasada da Serra dos Carajás e pela Floresta Ombrófila Densa dos baixos platôs. Às margens da rodovia Transamazônica os intensos desmatamentos propiciaram o aparecimento de vegetação secundária.

3. METODOLOGIA

Com o objetivo de aplicar às imagens algoritmos de classificação semi-automatizados, torna-se necessário executar operações de pré-processamentos nas imagens que objetivam transformar os valores digitais em medidas quantitativas que descrevem, sem subjetividade, os padrões das classes de alvos presentes em uma área. As etapas desse pré-processamento são discutidas nos itens 3.1 e 3.2 e a etapa de classificação semi-automática nos itens 3.3 e 3.4.

3.1 Transformação e Correção dos Dados

Inicialmente, os valores digitais originais das imagens PALSAR foram convertidos para valores de intensidade de retroespalhamento (σ), em escala logartimica por meio da equação 1.

$$\sigma = 10 * \log_{10}[A^2] + CF \quad (dB) \quad (1)$$

onde: A representa a imagem em amplitude e CF é a constante para calibração dos dados do sensor, pré-definida pela Agência Espacial Japonesa em -83 dB (JAXA, 2010).

Das imagens calibradas foram extraídas amostras de *pixels* representativas dos padrões texturais/estruturais, para fins de elaboração de gráficos do sinal retroespalhado de áreas desmatadas, florestas, corpos d'água e outras. Isso possibilitou entender melhor o comportamento de difusão volumétrica destes alvos.

A segunda etapa constituiu-se no processo de correção radiométrica das imagens, que visa eliminar os efeitos de sombreamento causados pela ondulação do relevo e/ou topografia das copas das florestas. (MACEDO, 2001). Para essa correção é necessário a utilização de dados de altitude de relevo que foram obtidas pelo *Digital Elevation Model* (DEM), com resolução espacial de 30m (disponível no site www.dsr.inpe.br/topodata/). Outro uso do *DEM* é a correção radiométrica da imagem devido à variação da intensidade de retroespalhamento da faixa imageada em *near range*, que tende a produzir valores mais elevados em relação à faixa imageada em *far range*. O DEM é utilizado para calcular o ângulo local de incidência em cada pixel, realizando desta forma, essa correção radiométrica (ELACHI, 1987; LILLESAND et al., 2004). Essa correção possibilita minimizar o efeito da variação do ângulo de incidência no terreno, porém sem alterar os valores de retroespalhamento causados pelas diferenças de rugosidade e/ou umidade dos alvos.

Para as correções radiométricas das imagens foi utilizado o software *MapReady*® disponibilizado pela *ASF* (*Alaska Satellite Facility*).

3.2 Redução do ruído *speckle*

A qualidade radiométrica das imagens de radar é afetada por um parâmetro instrumental que desrespeita a coerência de onda. No radar, a onda emitida é altamente coerente e devido a essa propriedade, os múltiplos retroespalhamento causados pelos alvos contido dentro de uma célula de resolução fazem com que os sinais da onda retornem em fases diferentes daquelas emitidas pelo sensor, e assim os sinais interferem entre si construtiva ou destrutivamente produzindo o efeito sal/pimenta, ou ruído *speckle*, em áreas onde seria esperado um sinal uniforme.

O *speckle* reduz drasticamente a acurácia radiométrica na imagem. (MAGHSOUDI et al., 2010). Para se determinar quantitativamente o nível de acurácia radiométrica de uma imagem costuma-

se usar o número equivalente de *looks* (*ENL*) (MARTINEZ & LE TOAN, 2007). O *ENL* está relacionado ao coeficiente de variação de um grupo de pixels na imagem (supostamente homogêneos) e pode ser calculado pela equação 2.

$$ENL = \frac{1}{CV^2} = \frac{(I)^2}{var(I)} \quad (2)$$

onde: a média (*I*) e a variância de intensidade *var* (*I*) denotam a média espacial de *N pixels* em uma janela.

Nas imagens de radar de áreas com pouca textura detectável, a variância da intensidade dos pixels dentro de uma zona homogênea segue uma distribuição *Gamma*, dada pela equação 3, na qual se observa que a distribuição está parametrizada pelo número de *looks* (*L*). Quanto maior for o parâmetro *L* a distribuição *Gamma* mais se aproxima de uma distribuição Gaussiana.

$$P(I) = \left(\frac{L}{\langle I \rangle}\right)^2 \left(\frac{\langle I \rangle^{L-1}}{\Gamma(L)}\right) \exp\left(-\frac{LI}{\langle I \rangle}\right) \quad (3)$$

Para aumentar o *ENL* uma alternativa clássica é usar técnicas de filtragem espacial, as quais reduzem o nível de ruído *speckle* e, conseqüentemente aumenta o número de *looks* das imagens. Opções desse tipo de filtro são o filtro *Lee* ou *Lee-Sigma*. Eles são classificados como filtros adaptativos e tem como objetivo suprimir o ruído *speckle* a fim de preservar a textura das áreas de altas frequências, ou seja, a variabilidade espacial é preservada (LOPES, et al., 1990).

Porém, sempre que um conjunto de imagens é disponibilizado ao longo do tempo, o uso de filtro multitemporal deve ser aplicado antes do uso de um filtro espacial como *Lee-Sigma*. Vários estudos foram desenvolvidos nesta perspectiva (NOVAK et al. 1993 e OLIVER & QUEGAN, 1997). Uma das opções é o filtro multitemporal desenvolvido por Quegan et al., (2000), que consiste em produzir uma imagem através da combinação linear das imagens disponíveis, segundo a forma descrita na equação 4.

$$J_K = \sum_{i=1}^M A_{Ki} I_j \quad 1 < K < M \quad (4)$$

onde: A_{Ki} é expresso pelo coeficiente de correlação entre as K^{th} e i^{th} imagens. Quando a correlação entre as imagens podem ser desprezadas, ou seja, quando o período de tempo entre as imagens é suficientemente longo, a equação 4 pode ser simplificada, de acordo com Quegan & Le Toan (1998), na forma da equação 5.

$$J_i = \frac{\langle I_i \rangle}{M} = \sum_{j=1}^M \frac{I_j}{\langle I_j \rangle} \quad 1 < i < M \quad (5)$$

Assim, para cada imagem esta equação normaliza o valor local médio de intensidade pela soma ponderada das intensidades de todas as imagens. Com isso, essa técnica procura não degradar a resolução espacial.

Neste trabalho, após a aplicação do filtro multitemporal, foi aplicado o filtro espacial *Lee-Sigma* disponível no *software Erdas®*, a fim de aumentar o número de *looks* das imagens, o que favorece o desempenho dos processos de segmentação e classificação semi-automático. O valor original de *ENL* das imagens era 17 e com a aplicação do filtro multitemporal resultou num ganho radiométrico, com *ENL* médio de 54 para cada imagem da série temporal. E após a aplicação do filtro espacial *Lee-Sigma* atingiu-se patamares em torno de 120 *ENL*. Como em todos os filtros há uma compensação entre redução de ruído *speckle* e perda de resolução, cada conjunto de dados e cada aplicativo têm respostas diferentes e o usuário deve avaliar se os resultados são satisfatórios e podem ser aceitos.

3.3 Método de Segmentação

Uma das mais importantes operações nos processamentos de imagens é a extração de informações para posteriores análises. A segmentação tem como objetivo principal decompor a imagem em partes iguais reduzindo as informações a regiões homogêneas, a partir de critérios de intensidade tais como uniformidade, tais como média, intensidade, contraste ou textura (SOUZA, 2005). O resultado final é a obtenção de um número infinito de regiões homogêneas que individualizam

as diferentes regiões contidas na imagem que facilita a análise da imagem.

Normalmente, a segmentação é baseada em duas características dos pixels das imagens: a similaridade e a descontinuidade. O método da similaridade caracteriza-se pela agregação de pixels, em função da semelhança existente entre os pixels vizinhos; e o método da descontinuidade, realiza a separação de grupos de pixels vizinhos por meio da abrupta mudança dos valores digitais da imagem. Diversas técnicas de segmentação de imagens são utilizadas e normalmente elas realizam a segmentação baseada no valor digital de cada pixel, na análise de textura e no histograma da imagem (GONZALEZ & WOODS, 2000).

Neste estudo o *software Ecognition* foi utilizado para a realização da segmentação (Figura 2), pelo fato de realizar esse processo a partir de parâmetros de *Threshold* (limiares) selecionados

pelo usuário e por atribuir pesos de cor para a segmentação da imagem. Esses dois fatores são importantes, pois determinam quais *pixels* serão associados a uma determinada classe. Dentro do intervalo digital de 0 a 255 foi selecionado o valor de limiar 30 e o valor 0,8 para o peso de cor em um intervalo de 0 a 1.

3.4 Método de Classificação

Para a classificação de imagens multitemporais, o método de classificação deve basear-se na análise dos valores de sinal retroespalhado e nas quantificações das mudanças temporais em toda a série de imagens, sendo necessário fazer uma estimativa do grau de mudança temporal. Para isso, usou-se o indicador de mudança absoluta (AC) com base no algoritmo desenvolvido por Quegan & Le Toan (1998). Esse algoritmo calcula o logaritmo da relação entre imagens selecionadas de qualquer data, dentro de um

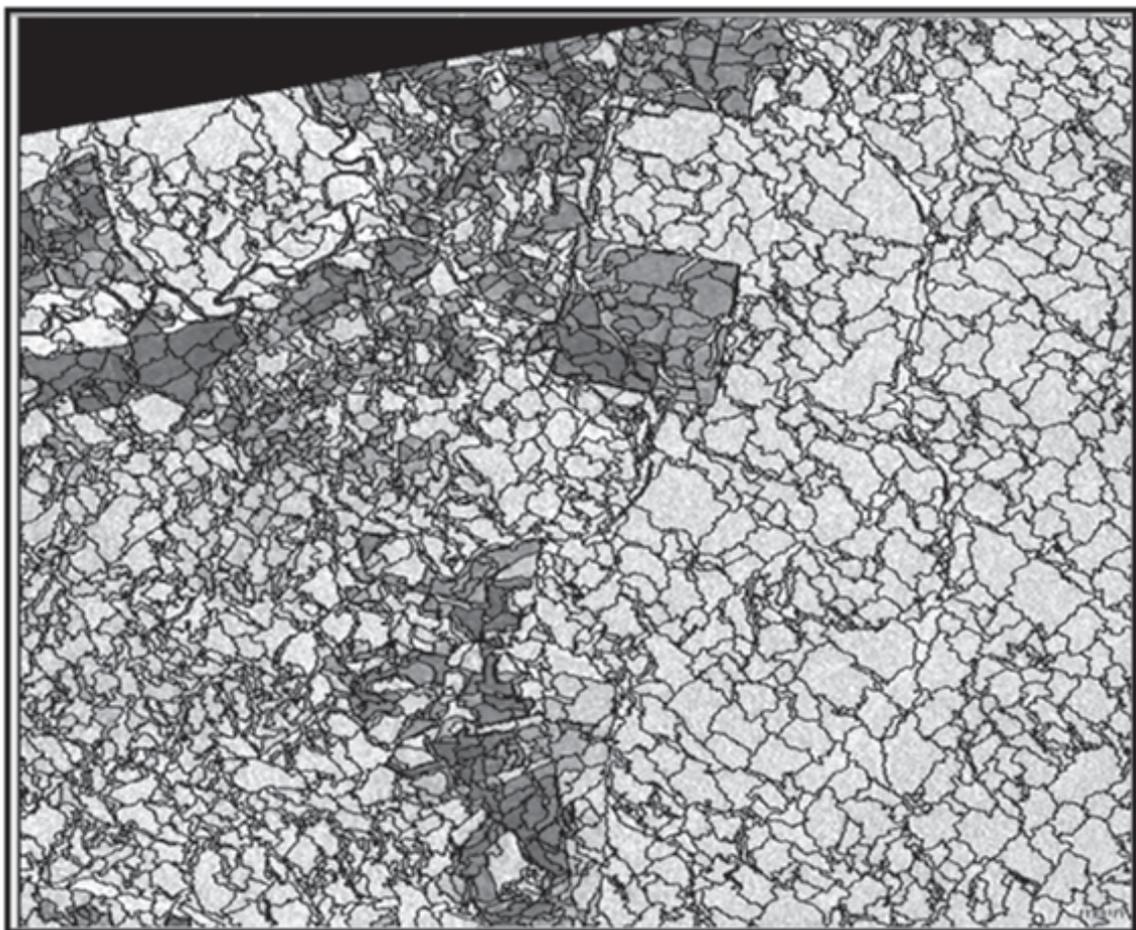


Fig. 2 - Resultado da segmentação de uma porção da imagem obtido pelo *software Ecognition*.

conjunto de dados multitemporais (QUEGAN et al., 2000), com base nas equações 6 e 7.

$$AC = 10 \log \left[\frac{2}{N(N-1)} \sum_{i=l}^N \sum_{j>i} R_{ij} \right] \quad (6)$$

$$\text{com } R_{ij} = \max(\langle I_i \rangle / \langle I_j \rangle, \langle I_j \rangle / \langle I_i \rangle) \quad (7)$$

Para cada *pixel*, *AC* calcula a partir da média de valores de *pixels* em uma janela definida, o valor da assinatura de mudança de sinal retroespalhado total, usando o valor máximo das razões de todas possíveis combinações para cada par de imagens. O índice *AC* é assim, um tipo de indicador de mudança máxima numa série temporal.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Análise de Sinal Retroespalhado nas Polarizações HH e HV de Séries Temporais

A variabilidade do sinal retroespalhado em imagens multitemporais depende das características das copas das árvores, biomassa existente, estrutura e umidade das folhas, que afetam a capacidade do pulso da radiação eletromagnética (REM) de penetrar a vegetação. A fig. 3 ilustra este fenômeno para uma pequena área selecionada das imagens dos anos de 2007, 2008 e 2009, considerando áreas de amostragem de três alvos de cobertura do solo: floresta (1), desmatamento (2) e área desmatada (3). E os gráficos descrevem na polarização HH (à esquerda) e HV (à direita) o comportamento das variações do sinal. Nesta figura, o gráfico de polarização HV evidencia que o comportamento do sinal retroespalhado em área de floresta (alvo 1) se mantém no decorrer dos anos dessa série temporal, pois se trata de vegetação que não sofreu alterações antrópicas. Para essas áreas o patamar do sinal retroespalhado tem valor médio de -12 a -14 *dB*. No gráfico da polarização HH, o patamar do sinal retroespalhado, tem valor médio de -7 a -8 *dB*. Esses valores reproduzem concordâncias com as observações realizadas por estudos anteriores que analisaram florestas tropicais na banda L, como os trabalhos de Dobson (1992) e Martinez & Le Toan (2007).

Essa diferença de nível de intensidade entre as polarizações HH e HV é decorrente dos mecanismos da direção do plano da onda com a estrutura de dossel das árvores, que atuam como um elemento difusor volumétrico. Neste caso o sinal

que varia de -12 a -14 *dB* na polarização HV, é resultante quase exclusivamente do espalhamento volumétrico com os galhos e folhas das árvores, enquanto, o sinal mais forte registrado em torno de -7 a -8 *dB* da polarização HH, é resultante do duplo sinal de retorno causado pela interação dos troncos e galhos das árvores, e do solo (WANG et al., 1995; MITCHARD et al., 2009).

Para as áreas desmatadas (alvo 3), observa-se em ambas as polarizações um abrupto aumento do sinal retroespalhado, no mês de abril da estação chuvosa. Este aumento do sinal é decorrente do maior volume de vegetação no período úmido e do aumento da constante dielétrica (vegetação e solo). Nos meses da estação de seca, a maior exposição do solo acarreta um patamar que varia de -14 a -17 *dB* para a polarização HH e de -22 a -25 *dB* para a polarização HV. Isso é devido ao fato de o grande comprimento de onda da banda L, reduzir o efeito da rugosidade dos solos (superfície ± lisa), na intensidade do sinal retroespalhado.

Na área de desmatamento (alvo 2, Figura 3), de junho de 2007 a abril de 2008, o sinal retroespalhado tem o comportamento característico de área de floresta, com valores entre -7 e -8 *dB* na polarização HH e valores -12 a -14 para a polarização HV. A partir do mês de julho de 2008 inicia-se uma diminuição no sinal retroespalhado, em virtude do início do processo de desmatamento na área. No último ano dessa série temporal (julho/2009), o sinal retroespalhado cai para -11 *dB* para polarização HH e -20 *dB* para polarização HV, caracterizando a perda total de vegetação.

A importância da utilização de imagens em séries temporais é a possibilidade de analisar os efeitos da dinâmica do uso do solo, evitando confusões na detecção de classes de alvos. Isso é presenciado principalmente em áreas de agricultura onde a alta dinâmica altera no tempo o uso das parcelas de solos: áreas de pousio, preparada para plantio e plantada.

As figuras 4 e 5 ilustram essa situação. Caso fosse selecionada apenas a imagem de junho de 2007 ou a imagem de julho de 2009 para se analisar uso e cobertura dos solos, a área agrícola poderia, respectivamente, ser confundida como uma área desmatada ou como uma área de floresta como demonstram as proximidades dos valores de intensidade dos sinais retroespalhados na polarização HV, e mais enfaticamente, na polarização HH.

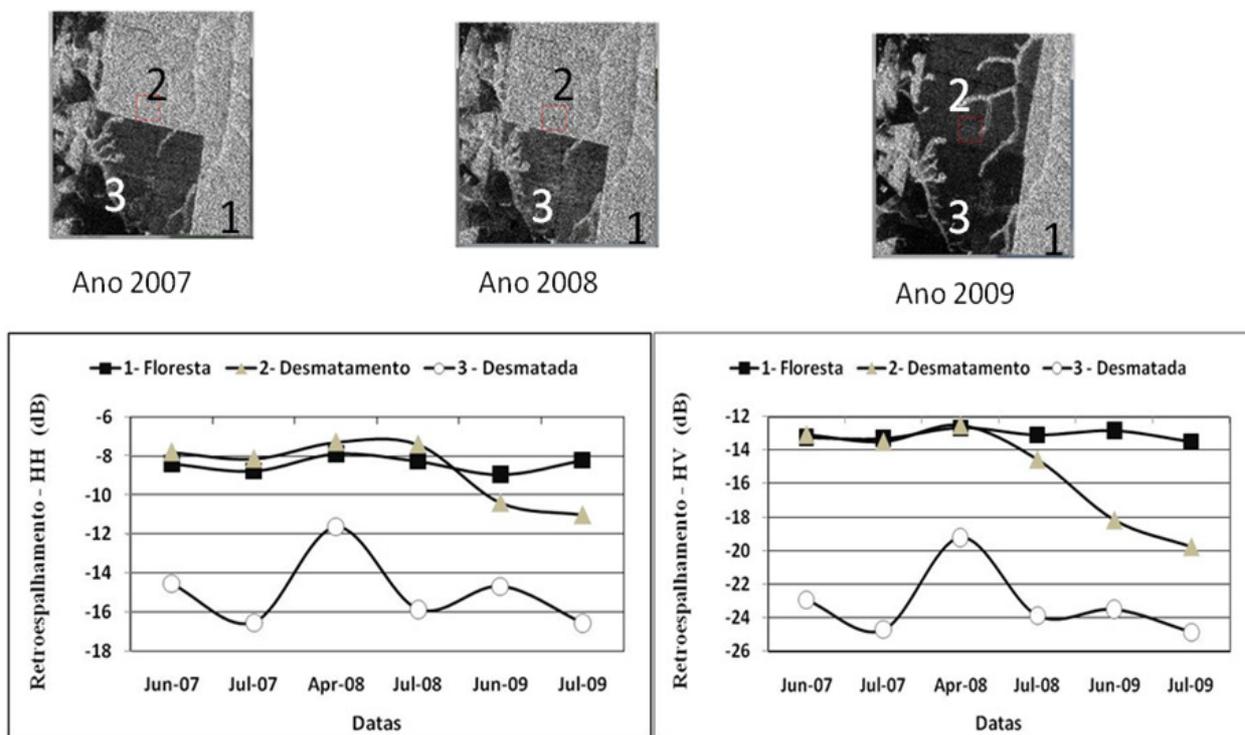


Fig. 3 – Medida do sinal retroespalhado dos alvos de floresta (1), desmatamento (2) e área desmatada (3) nas polarizações HH (à esquerda) e HV (à direita). em área de floresta, desmatamento e desmatada no município de Machadinho d’Oeste. Na área de floresta onde ocorreu o desmatamento (alvo 2), observa-se em ambas as polarizações forte diminuição do sinal retroespalhado decorrente da perda de biomassa. A diferença do sinal na polarização HH é aproximadamente de 3 dB e na polarização HV essa diferença é maior (6 dB). Para a área desmatada (alvo 3) o retroespalhamento apresenta valores mais baixos e variações temporais marcantes.

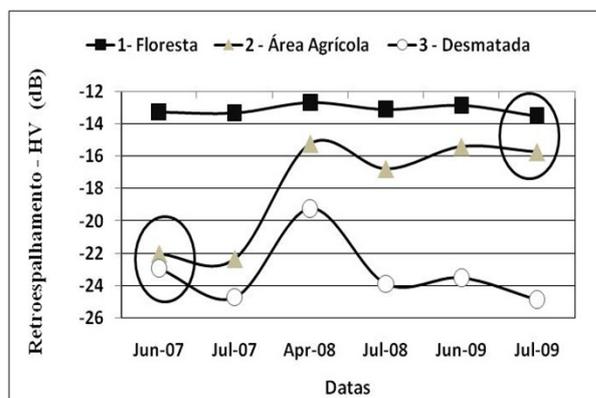


Fig. 4 – Medida do sinal retroespalhado na polarização HV de áreas agrícolas em relação às áreas de floresta e desmatadas. Círculos destacam possíveis confusões na identificação das classes.

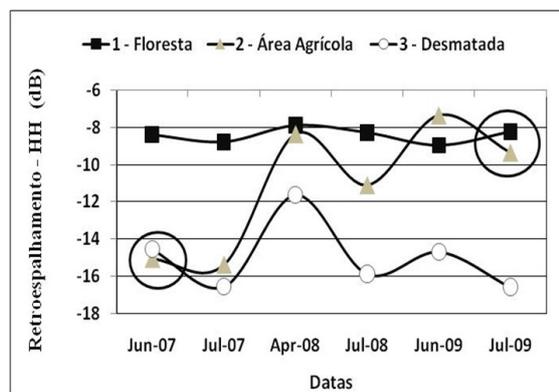


Fig. 5 – Medida do sinal retroespalhado na polarização HH de áreas agrícolas em relação às áreas de floresta e desmatadas. Círculos destacam possíveis confusões na identificação das classes.

4.2 Detecção de Mudança Temporal

Para detecção de mudanças em uma série temporal de N imagens, usa-se o índice de mudança AC visto nas equações 6 e 7 (QUEGAN et al., 2000; MARTINEZ & LE TOAN, 2007). Esse

índice calcula o máximo de mudança do sinal retroespalhado, somando o máximo de mudanças observadas entre todos os pares de imagens e produzindo um índice positivo em decibéis.

A figura 6 mostra para o alvo desmatamento os valores de intensidades do sinal retroespalhado

e o cálculo do índice AC da série temporal. No primeiro ano o valor de mudança AC é baixo, em torno de zero (0), indicando que ocorreu pouca variação do sinal retroespalhado, que se interpreta pouca alteração do alvo. No segundo ano, os valores de mudança temporal aumentam significativamente de 0,04 para 0,3, concomitante com a diminuição nos valores de sinal retroespalhado, fazendo supor o início do processo de desmatamento (corte seletivo).

No terceiro ano, a alta diminuição dos valores do sinal retroespalhado, de -13 dB (ano anterior) para -18 dB, possibilita inferir que houve grande perda de biomassa. Os valores de AC que se situavam em torno de 0,3 aumentam para 1,4 caracterizando fortes mudanças na área.

Essas observações permitem concluir que o índice AC é uma medida confiável para produzir indicadores de mudanças com uma série de imagens de apenas três anos. Poderia também ser utilizado para detectar a data exata da mudança temporal dos alvos.

4.3 Regras de Classificação

Os resultados apresentados na seção anterior, referentes aos sinais retroespalhados e dos índices de mudanças temporais (equações 6 e 7) possibilitaram estabelecer intervalos de limites para as classes dos alvos. A figura 7 mostra esses intervalos, os quais foram usados como regras para a classificação das imagens. O método de classificação usado para a série temporais de seis imagens reduz a dimensionalidade do espaço (6 dimensões) para duas dimensões: uma sendo a média total das mudanças de sinal retroespalhado nas imagens e a outra sendo o valor de mudança absoluta de todas as imagens. O classificador avalia cada grupo de *pixel*, resultado do processo de segmentação, e determina se os grupos pertencem ou não ao intervalo das classes que foram propostos na figura 7. A classificação foi processada com as imagens da polarização HV por ter mostrado maior contraste entre áreas de floresta, desmatamento e desmatadas.

Os intervalos de sinais de retroespalhados dos alvos mostrados na figura 7 têm as seguintes características: (i) corpos d'água apresentam índice de mudança temporal baixo (0 a 0,6), por se tratar de alvos cujas mudanças de comportamento de retroespalhamento são somente devidas às

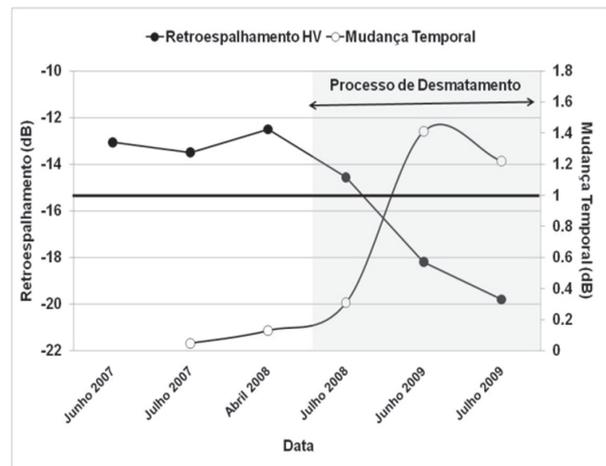


Fig. 6 – Cálculo de mudança temporal AC de áreas de desmatamento na polarização HV.

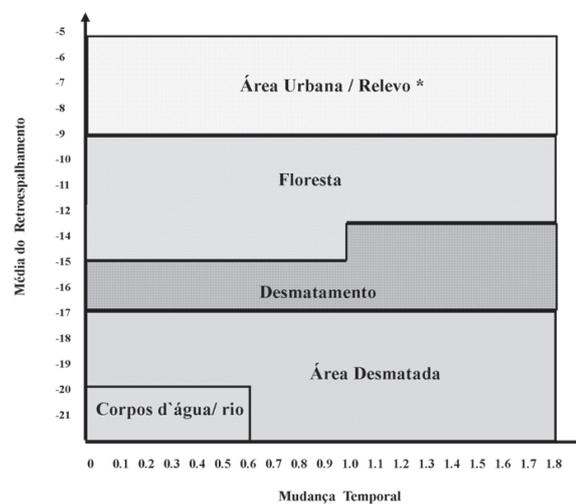


Fig. 7 – Intervalos de valores de sinais retroespalhados propostos para a fase de classificação semi-automática.

alterações da rugosidade da superfície da água provocadas por correntes de ventos. O valor do sinal retroespalhado dessas áreas são inferiores a -20 dB; (ii) áreas desmatadas apresentam índice de mudança muito variável, em função das diferenças de rugosidade da superfície dos solos e do estrato de vegetação rasteira que possa existir. O valor de mudança temporal é de 0 a 1,8 dB e o valor de sinal retroespalhado varia de -22 dB a -17 dB; (iii) áreas de desmatamento apresentaram índices de mudanças temporais que variam de 0 a 1,0 dB e de 1,0 a 1,8 dB, respectivamente para as áreas com menor e maior volume de biomassa, isso decorrente dos diferentes tipos de cortes (desmatamento

seletivo e corte raso). Os valores de sinais retroespalhados variam de -17 a -15 dB; (iv) áreas com valores médios de -15 a -13,5 dB e com índice de mudança temporal menor que 1,0 representam florestas com menor volume de biomassa (caso da transição cerrado/floresta amazônica no município de Confresa) ou que sofreram o início de desmatamento seletivo. Porém, a ausência de informações sobre quais áreas sofreram desmatamentos seletivos não permitiu que a separação dessa classe fosse aceita. Assim, optou-se pela existência de uma única classe (floresta). Valores médios de -13,5 e -9 dB foram classificados como áreas de floresta intocada, que apresentam valores de mudanças temporais de 0 a 1,8 considerando a existência de floresta de terra firme e de floresta inundada; (v) áreas com valores maiores que -9 dB foram classificadas como áreas urbanas ou de relevo. Esses alvos, devido à reflexão de canto, foram facilmente resolvidos nas imagens de polarização HH, as quais foram usadas numa segunda etapa do processo de classificação.

Os resultados das classificações obtidos são apresentados nas figuras 8, 9 e 10, respectivamente, para as áreas dos municípios de Machadinho d'Oeste, Confresa e Medicilândia.

5. COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS COM DADOS PRÉVIOS

Os resultados da classificação das imagens SAR do satélite ALOS/PALSAR com resolução espacial de 12,5m foram comparados com os resultados obtidos por meio interpretação manual de imagens da aeronave SAR – R99 com resolução espacial de 6m, multipolarizadas, do projeto SIPAM (Figura 11). Entretanto, pelo fato dos mapas do SIPAM apresentarem apenas duas classes de alvos (desmatada e não desmatada), as classes desmatadas, desmatamentos a áreas urbanas, foram reagrupadas e reclassificadas como áreas desmatadas. A classe rio, por está ausente no mapa do SIPAM, foi agrupada à classe floresta.

A tabela 2 apresenta o resultado da comparação para a área de Machadinho d'Oeste. A tabela 2 mostra que ocorreram concordância de

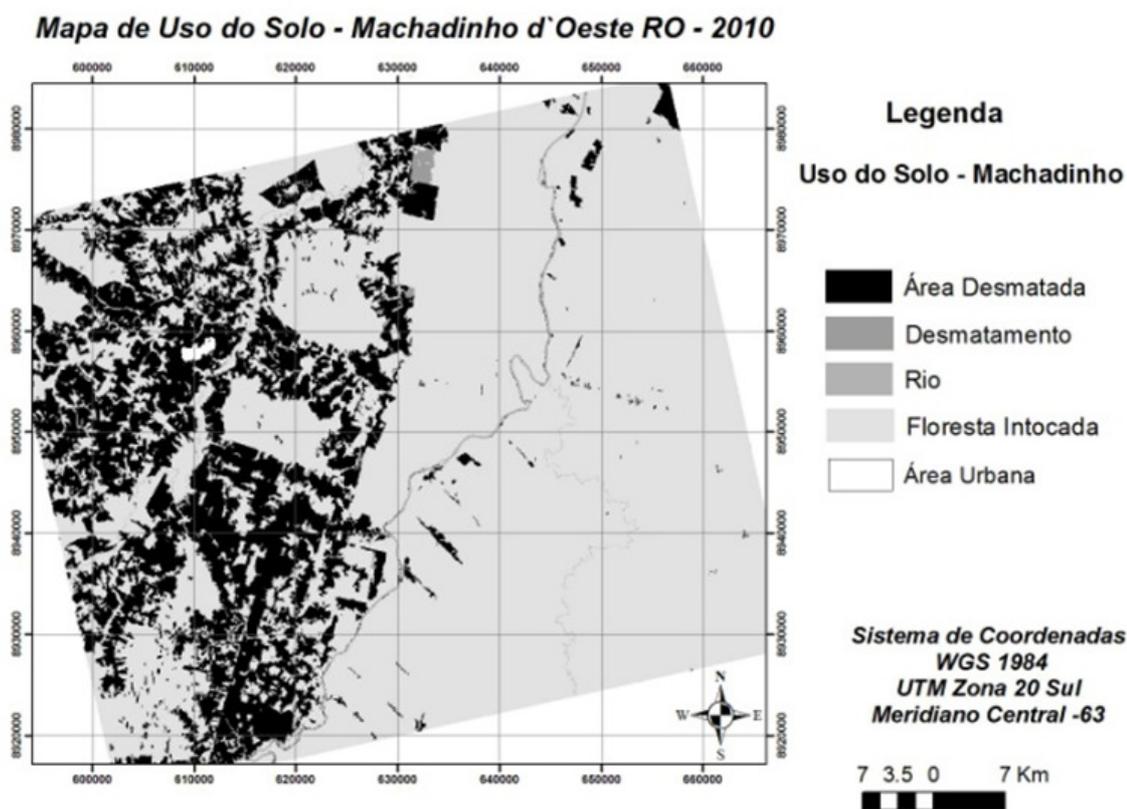


Fig. 8 – Resultado da classificação semi-automática de imagens ALOS/PALSAR na polarização HV para a região de Machadinho d'Oeste (RO).

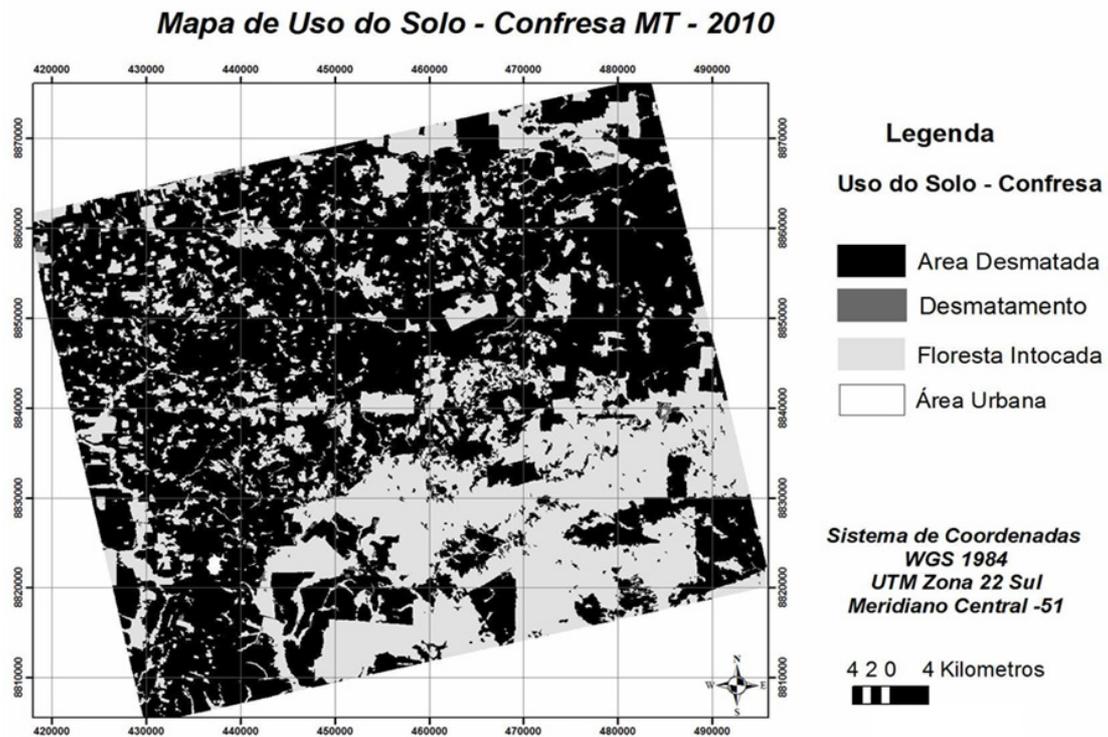


Fig. 9 - Resultado da classificação semi-automática de imagens ALOS/PALSAR na polarização HV para a região de Confresa (MT).

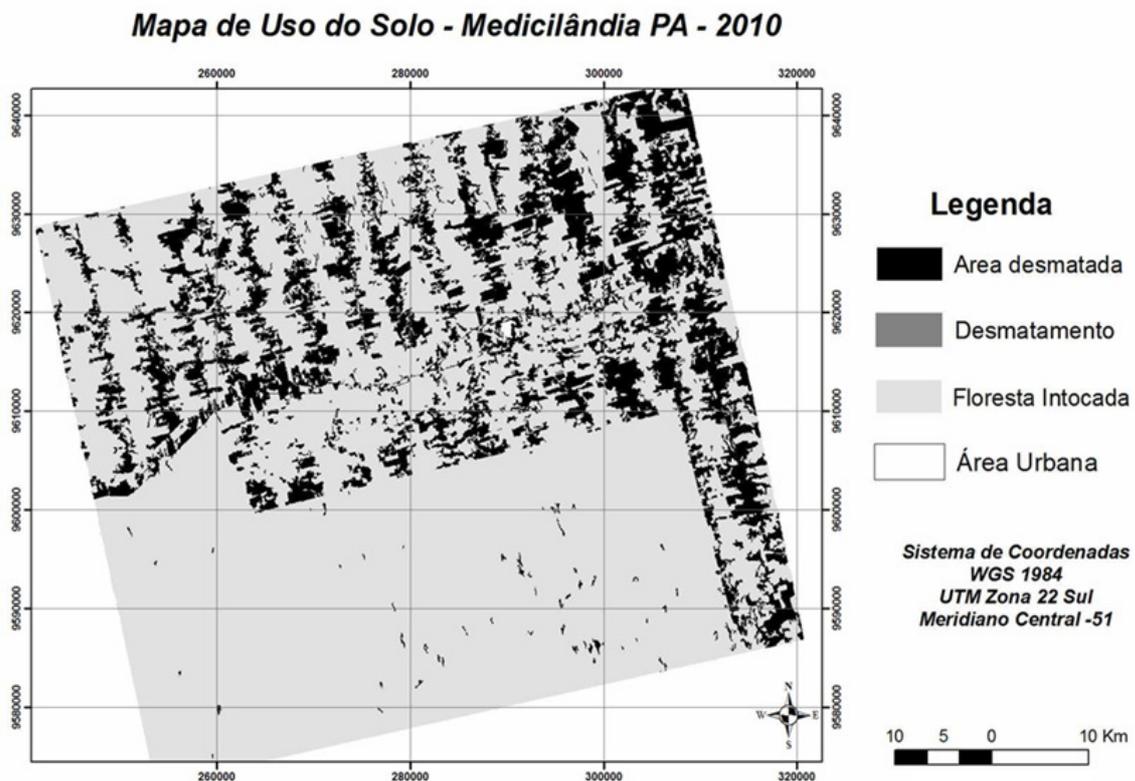


Fig. 10 - Resultado da classificação semi-automática de imagens ALOS/PALSAR na polarização HV para a região de Medicilândia (PA).

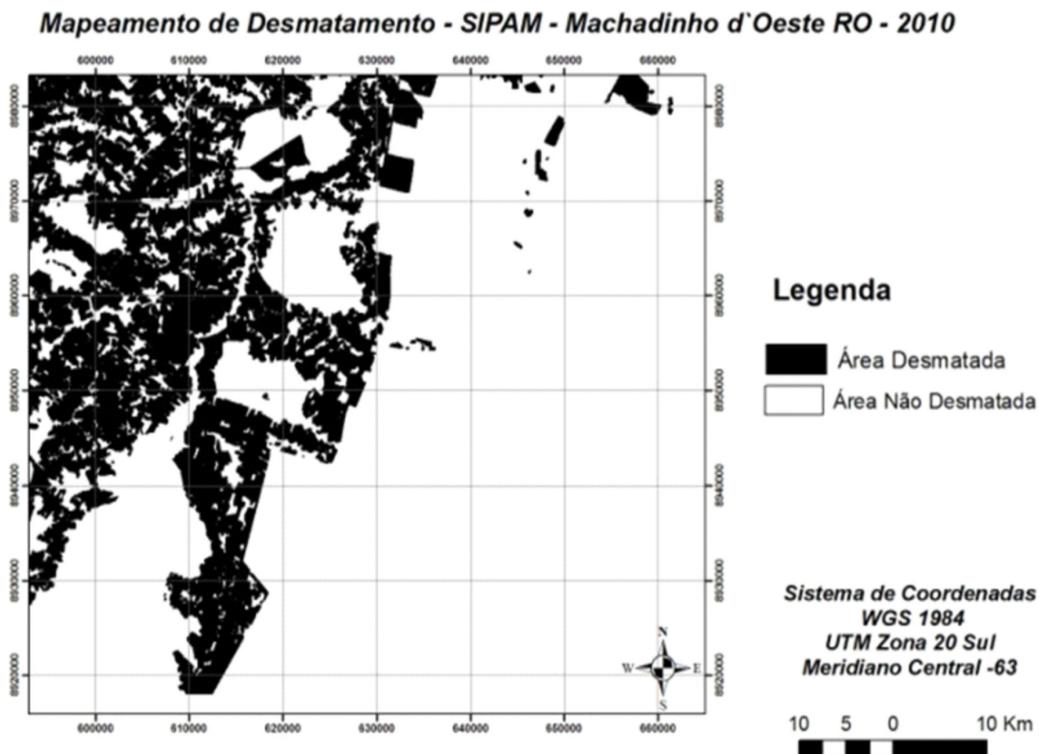


Fig. 11- Mapa de desmatamento de Machadinho d'Oeste a partir de dados SAR/R99.

81,7% para a classe desmatada e de 91,1% para a classe não desmatada, com acerto total de 86,4%. A diferença é decorrente em grande parte, pelo fato de o classificador semi-automático utilizado apresentar maior detalhamento de mapeamento das áreas em relação ao mapa produzido manualmente com imagens SAR/R99, além das diferenças de datas entre as imagens R99 e PALSAR.

Para demonstrar a confiabilidade da classificação semi-automática, tomou-se uma pequena área onde há florestas de matas galerias. Como pode ser visto na figura 12 as matas galerias identificadas pelas setas enquadradas no polígono (cor vermelha) foram apropriadamente classificadas como florestas, o que se confirma com a visão da imagem SPOT com resolução espacial de 2,5m. Nos mapas do SIPAM essas áreas de matas galerias foram classificadas como áreas desmatadas, apesar das imagens SAR/R99 serem de resolução de 6m. O erro nesse caso pode ser atribuído ao processo subjetivo de classificação manual, tendo em vista a baixa percepção do olho humano para identificações de sutis variações de tons de cinza numa imagem com nível de quantização de 16 bits.

A tabela 3 apresenta os resultados da comparação para a área de Confresa. Há uma alta

Tabela 2 - Comparação percentual entre os resultados da classificação proveniente de dados PALSAR e dados SIPAM para Machadinho D'Oeste.

		SIPAM		
		Desmatada (%)	Não Desmatada (%)	(%)
PALSAR	Desmatada (%)	81,7	8,9	90,6
	Não Desmatada (%)	18,3	91,1	109,4
		100,0	100,0	86,4

concordância de 95,9% para a classe desmatada. A relativa baixa concordância de 72,8% para a classe não desmatada é devido ao fato de ter sido desconsiderado na classificação manual várias áreas de florestas de pequenas dimensões (fragmentos) como ilustra a figura 13. Nessa figura os círculos em vermelho indicam fragmentos de floresta não classificados e as setas indicam áreas desmatadas que foram incorporadas na classe de floresta.

Outro exemplo que constata essa discordância é apresentado na figura 14, onde compara-se as duas classificações com imagem SPOT de 2,5m de resolução. Nota-se no polígono delimitado que grandes áreas desmatadas foram

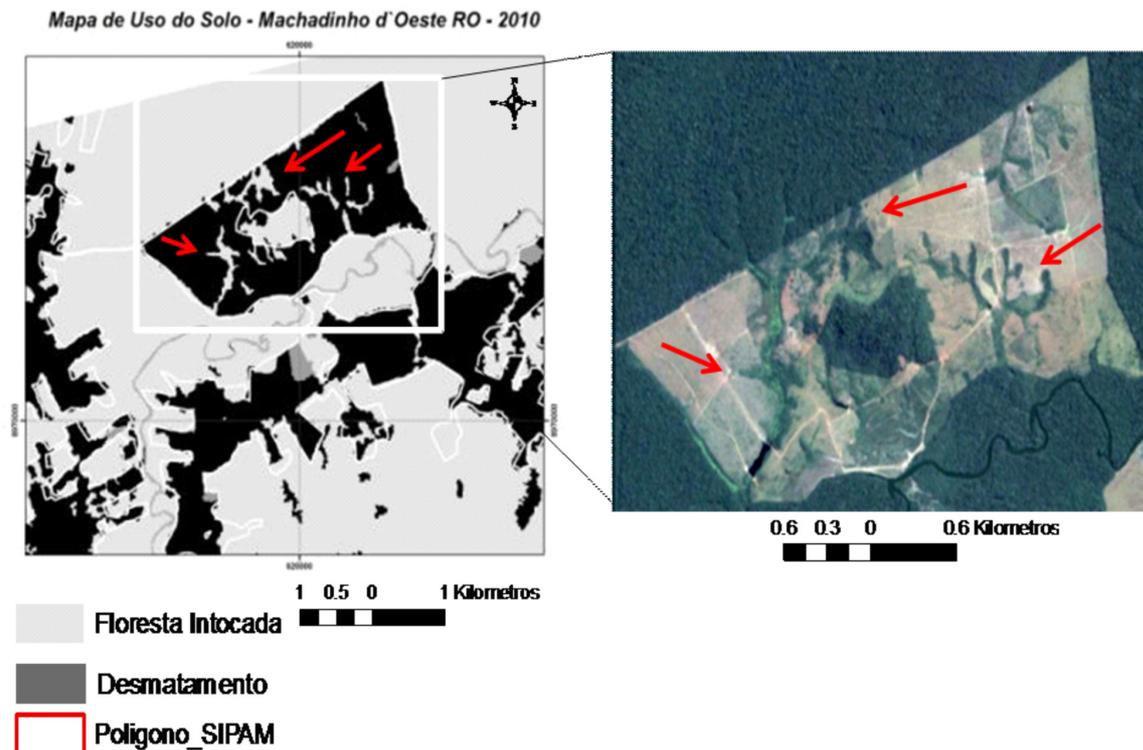


Fig. 12 – Setas indicam a detecção de florestas de mata galeria em imagens PALSAR (à esquerda), que se comparam ao nível de resolução de 2,5m das imagens SPOT (à direita)

Tabela 3 - Comparação percentual entre os resultados da classificação proveniente de dados PALSAR e dados SIPAM para Confresa.

	SIPAM		
	Desmatada (%)	Não Desmatada (%)	(%)
PALSAR Desmatada (%)	95,9	27,2	123,1
PALSAR Não Desmatada (%)	4,1	72,8	76,9
	100,0	100,0	84,4

classificadas como áreas de floresta no mapa do SIPAM. Para isso, observar na figura 14 a concordância de classificação das imagens PALSAR das áreas desmatadas e não desmatadas com a imagem SPOT, a qual mostra em tons de cinza escuro áreas de floresta e em tons de cinza claro áreas desmatadas. Isso constata o bom desempenho do classificador que mostra não sofrer influências dos efeitos de bordas ocasionado pelo desmatamento e pela presença de árvores isoladas nas áreas desmatadas.

A área de Medicilândia tem característica de uma frente pioneira com processos de

desmatamentos intensivos, marcados por uma fragmentação da paisagem em pequenas unidades de desmatamento e de floresta. Os valores da tabela 4 mostram concordâncias de 85,2% para classe desmatada e 81,0% para classe não desmatada, com acerto total de 83,1%.

As divergências de limites de áreas classificadas pelo ALOS/PALSAR e SIPAM estão relacionadas ao menor tamanho de algumas áreas desmatadas, em razão do processo de desmatamento na forma de espinha de peixe. Esse tipo de desmatamento gera maiores irregularidades nos limites dos polígonos, contribuindo para imprecisão na delimitação das áreas, aumentando assim as divergências nos limites, os quais imperceptíveis na interpretação visual, mas detectáveis pelo classificador semi-automático. Isso pode ser observado na figura 15.

CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

Este trabalho demonstrou o desempenho de um classificador semi-automático para mapear classes de cobertura dos solos na região amazônica, a partir dos valores do sinal retroespalhado de uma

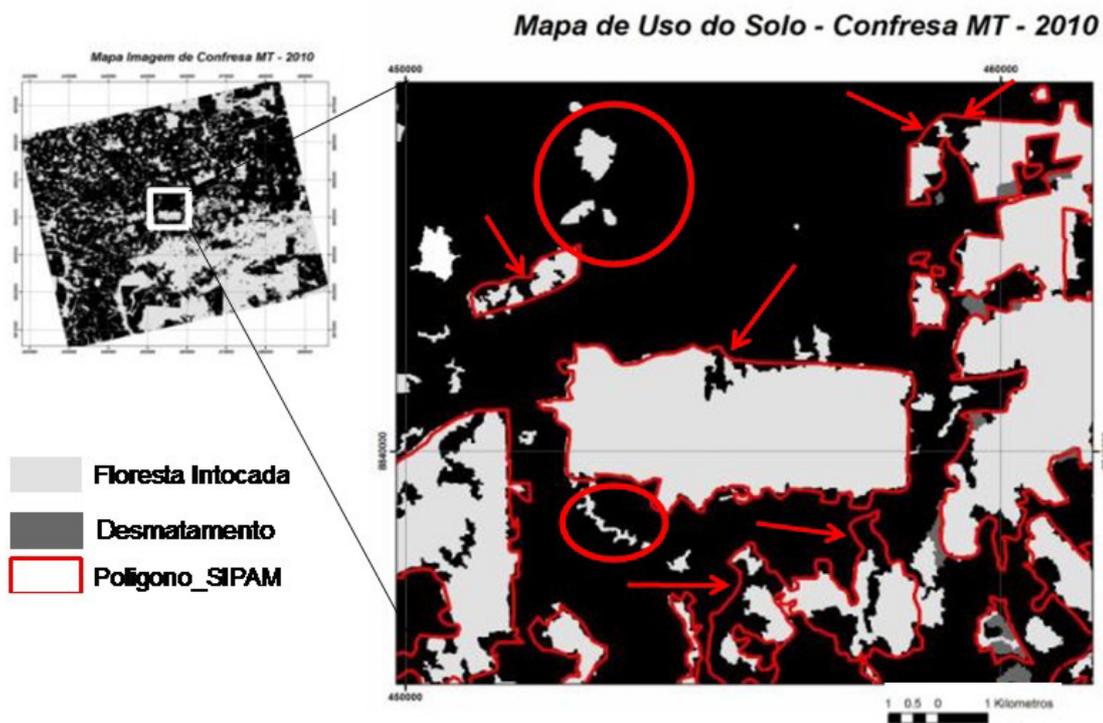


Fig. 13 – Comparação entre as classificações indicando pelos círculos áreas de florestas não classificadas e setas, áreas desmatadas incorporadas na classe floresta.

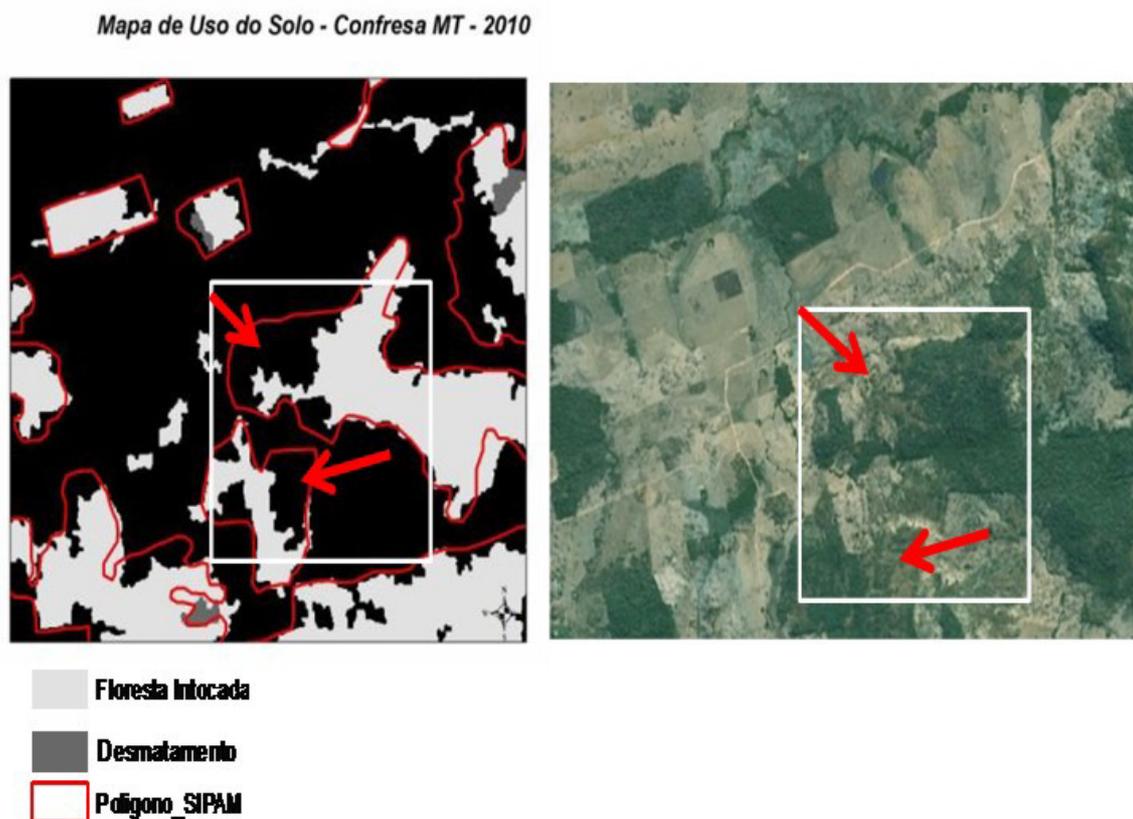


Fig. 14 – Comparação da classificação SIPAM/PALSAR (à esquerda) com imagem SPOT de alta resolução (à direita). Setas indicam grandes áreas desmatadas consideradas como áreas de floresta pelo SIPAM.

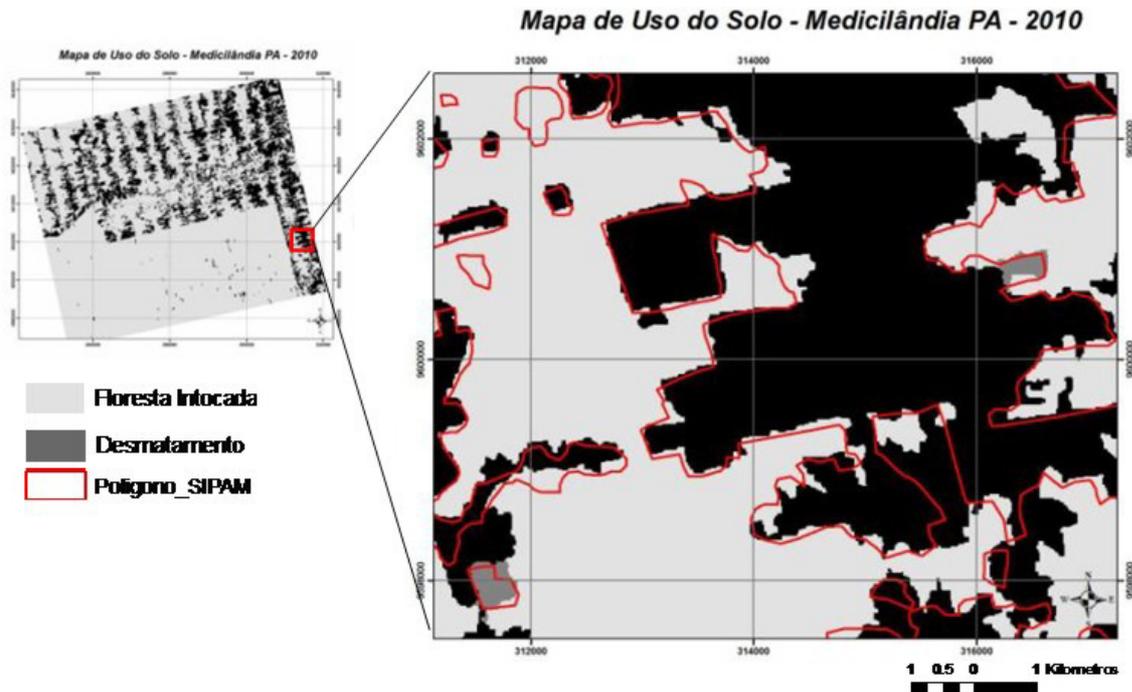


Fig. 15 – Diferenças de limites nas áreas classificadas entre PALSAR e SIPAM.

Tabela 4 - comparação percentual entre os resultados da classificação proveniente de dados palsar e dados SIPAM para Medicilândia.

		SIPAM		
		Desmatada (%)	Não Desmatada (%)	(%)
PALSAR	Desmatada (%)	85,2	19,0	104,2
	Não Desmatada (%)	14,8	81,0	95,8
		100,0	100,0	83,1

série multitemporal de imagens multipolarimétricas ALOS/PALSAR.

O algoritmo de classificação baseia-se numa regra de decisão que possibilita reduzir a multidimensionalidade dos dados (série temporal de seis imagens) para um espaço bidimensional formado por duas variáveis independentes: média do sinal retroespalhado e o cálculo de mudança temporal AC. A média fornece informações sobre o tipo de cobertura do solo e a mudança temporal estima a intensidade de mudança em uma série temporal. O classificador possibilitou a discriminação nas áreas estudadas, de cinco classes de uso do solo: corpos d'água; área desmatada; desmatamento; floresta intocada e área urbana.

A comparação dos resultados da classificação semi-automática com os dados obtidos de imagens de radar aerotransportado pelo SIPAM, por meio de demoradas e subjetivas classificações manuais, apresentou concordância superior a 80%. Esse nível de concordância é decorrente do fato de na classificação manual, muitos fragmentos de áreas desmatadas e de florestas intactas existentes nas três regiões estudadas, não foram totalmente mapeadas. Além disso, a comparação da classificação semi-automática com imagens SPOT de 2,5m de resolução espacial revelou uma alta precisão e acurácia nos limites dos polígonos das classes. Esse fato exprime a superioridade da classificação semi-automática, que é mais sensível às sutis variações do sinal retroespalhado, tendo em vista imagens com nível de quantização de 16 bits.

As medidas da intensidade do sinal retroespalhado para as classes de alvos floresta desmatamento e desmatada demonstraram que a polarização HV proporciona maior contraste entre essas classes, na ordem média de 6 dB em relação à polarização HH, em torno de 3 dB.

O uso de séries temporais depende não apenas do número de imagens, mas também, da seleção de datas. Imagens nas datas do período seco (junho/julho), e do período chuvoso (abril),

possibilitaram compreender melhor a variabilidade do sinal retroespalhado, dando ao classificador maior robustez para a discriminação das classes de uso de solo na região amazônica com sensor PALSAR, banda L, polarizações HH e HV.

Outra perspectiva do uso de séries temporais de imagens de radar é em áreas de desmatamento seletivo, com banda P que tem maior penetração na cobertura vegetal.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AB'SABER, A.N. **Os Domínios de Natureza do Brasil**. ed. Atelie Editorial. São Paulo, 2003.

ABOUD NETA, S. R.; **Uso de Imagens ALOS/PALSAR multipolarizadas para detecção de incremento de deflorestamento na Amazônia**. Dissertação de Mestrado, INPE, 2009

ALENCAR, A.; NEPSTAD, N; MCGRATH, D; MOUTINHO, A.; PACHECO, P; DIAZ, M.D.C.V. & FILHO, B.S. **Desmatamento na Amazônia: indo além da emergência crônica**. Manaus, Instituto de Pesquisa Ambiental da Amazônia (Ipam), 2004

ALMEIDA, C.M.V.C.; SOUZA, V. F.; LOCATELLI, M.; COSTA, R.S. C.; VIEIRA, A.H.; RODRIGUES, A.N.A.; COSTA, J.N.M.; ASHARAM, C.P.S.; VENEZIANO, W. & JÚNIOR, R.S.M. **Sistemas agroflorestais como alternativa auto-sustentável para o estado de Rondônia. Histórico, aspectos agronômicos e perspectivas de mercado**. Porto Velho: PLANAFLORO, PNUD, 1995

BATISTELLA, M. & BRONDIZIO, E. Uma estratégia integrada de análise e monitoramento de assentamentos rurais na Amazônia. In: GIS BRASIL 2001: SHOW DE GEOTECNOLOGIAS, 7, Curitiba. **Anais**, FatorGis-Selper, 2001. Disponível em: <http://www.gisbrasil.com.br>. Acesso em: 26 julho, 2001

BEAUDOIN, A., LE TOAN, T., GOZE, S., NEZRY, E., LOPES, A., MOUGIN, E., HSU, C.C., HAN, H.C., KONG, J.A., & SHIN, R.T. Retrieval of forest biomass from SAR data. **International Journal of Remote Sensing**, 15, 2777-2796, 1994.

BETTR, R.; SANDERSON, M. & WOODWARD, M. Effects of Large-Scale Amazon Forest Degradation on Climate and Air Quality

Through Fluxes of Carbon Dioxide, Water, Energy, Mineral Dust and Isoprene. **Philosophical Transaction Royal Society Biological Sciences**, 2008. 363, 1873-1880 doi: 10.1098/rstb.2007.007. 2010.

CRUZ, O. Sobrevôos no Território de Rondônia, norte de Mato Grosso e sul do Pará e Amazonas. **Projeto RADAM** (Relatório Interno RADAM, 1-GM). Belém, 1974.

DOBSON, M.C.; ULABY, F.T.; PIERCE, L.E.; SHARIK, T.L.; BERGEN, K.; KELLNDORFER, M.; KENDRA, J.R.; LI, E.; LIN, Y.C.; NASHASHIBI, A.; SARABANDI, K. & SIQUEIRA, P. Estimation of forest biophysical characteristics in northern Michigan with SIR-C/X-SAR. **I.E.E.E. Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 33, 877-895, 1995.

DOBSON, M.C.; ULABY, F.T.; LETOAN, T.; BEAUDOIN, A.; KASISCHKE, E.S. & CHRISTENSEN, N. Dependence of radar backscatter on coniferous forest biomass. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing** v. 30: 1992.

ELACHI, C. **Introduction to Physics and Techniques of Remote Sensing**. New York. Wiley & Sons. , 1987.

GONZALEZ, R.C. & WOODS, R.E. **Processamento de imagens digitais**. São Paulo: Ed. Edgard Blücher, 509 p., 2000

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE) **Imagens do Satélite Alos** Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/alos/> Acesso em: 05 ago. 2010.

INSTITUTO BRASILEIRO DO MEIO AMBIENTE E DOS RECURSOS NATURAIS RENOVÁVEIS (IBAMA). **Programa de prevenção e controle de queimadas e incêndios florestais na Amazônia Legal**. Disponível em: <<http://www.ibama.gov.br/proarco/apresentacao.htm>>. Acesso em: 10 jun. 2010.

JAXA. Agência de Exploração Aeroespacial Japonesa. Tutorial: **ALOS-Advanced Land Observing Satellite DAICHI**. 2008. Disponível em: <http://www.jaxa.jp/projects/sat/alos/index_e.html>. Acesso em 01 fev. 2010

- JENSEN, J. R. **Remote Sensing of the Environment An Earth Resource Perspective**. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 2000.
- LILLESAND, T.M.; KIEFFER, R.W. & CHIPMAN, J.W. **Remote Sensing and Interpretation**. Ed. 5 John Wiley & Sons. 2004, United States of America.
- LOPES, A.; TOUZI, R. & NEZRY, E. Adaptive speckle filter and scene heterogeneity. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 28, 6, 992-1000, 1990.
- LUCKMAN, A.; BAKER, J.; KUPPLICH, T.M.; YANASSE, C.D.C.F. & FRERY, A.C. A study of the relationship between radar backscatter and regenerating tropical forest biomass for spaceborne SAR instruments. **Remote Sensing Environment**, 60, 1-13, 1997.
- MACEDO, K.A.C. **Development of a SAR Geocoding Processor**. Dissertação de Mestrado. Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São Paulo, 2001.
- MAGHSOUDI, Y.; COLLINS, M. J. & LECKIE, D. Speckle Reduction for the Forest Mapping Analysis of Mult-Temporal Radarsat-1 Images. **International Journal of Remote Sensing**. August, 2010.
- MALHI, Y.; ROBERTS, J. T.; BETTS, R. A., KILLEN, T. J.; LI, W. & NOBRE, C. Climate change, deforestation, and the fate of the Amazon. **Science**, v. 319, n. 169, p. 169-172, 2008.
- MARTINEZ, J.M. & TOAN, T.L. Mapping of Food Dynamics and Spatial Distribution of Vegetation in the Amazon Floodplain Using Multitemporal SAR Data. **Remote Sensing of Environment**, 108 (3), 209-223, 2007.
- MIRANDA, E.E.; MANGABEIRA, J.A.C.; MATTOS, C.; DORADO, A.J. **Perfil agroecológico e sócio-econômico de pequenos produtores rurais: o caso de Machadinho d'Oeste (RO)**, em 1996. Campinas: ECOFORÇA/ EMBRAPA-NMA, 117pp. Documentos, 2, 1997.
- MITCHARD, E. T. A.; SAATCHI, S.S.; WOLDHOUSE, I. H.; NANGENDO, G.; RIBEIRO, N.S.; WILLIAMS, M.; RYAN, C. M.; LEWIS, S. L.; FELDPAUSCH, T. R. & MEIR, P. **Using Satellite RADAR Backscatter to Predict Above-Ground Woody Biomass: a consistent relationship across four different African landscapes**. *Geophysical Research Letters*, vol. 36, L23401, doi:10.1029/2009GL04692, 2009.
- NOVAK, L.M., BURL, M.C. & IRVING, W.W. (1993). Optimal polarimetric processing for enhanced target detection. *IEEE Transactions on Aerospace and Electrical Systems*, 29, 293-305.
- OLIVER, C.; QUEGAN, S. **Understanding synthetic aperture radar images**. Norwood, MA: Artech House, p- 479, 1998.
- QUEGAN, S. & LE TOAN, T. Analysing multitemporal SAR images. In, **Proceedings of segunda jornada latino americana de sensoriamento remoto por radar** (pp. 17-25). Santos, Brazil, 1998.
- QUEGAN, S.; LE TOAN, T.; YU, J.J.; RIBBES, F. & FLOURY, N. Multitemporal ERS SAR analysis applied to forest mapping. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 38, 741-753, 2000.
- SANTOS, R.P. **Os principais fatores do desmatamento na Amazônia (2002-2007) – uma análise econométrica e espacial**. Dissertação de mestrado, Unb, 2010
- SOUZA JR, M.A. **Segmentação multi-níveis e multi-modelos para imagens de radar e ópticas**. Tese Doutorado em Computação Aplicada, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2005
- WANG, Y.; HESS, L.H.; FILOSO, S. & MELACK, J.M. Understanding the radar backscattering from flooded and nonflooded amazonian forests: results from canopy backscatter modeling. **Remote Sensing of Environment**, 54, 324-332, 1995.