Ministério da
Ciência e Tecnologia

INPE-16619-TDI/1595

ANÁLISE DOS DADOS ALOS/PALSAR (MODO DE IMAGEAMENTO FBD) PARA IDENTIFICAÇÃO DOS TIPOS DE COBERTURA DA TERRA NA REGIÃO NORTE DO ESTADO DO MATO GROSSO

Bruno Rodrigues do Prado

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, orientada pelos Drs. Raimundo Almeida Filho, e Yosio Edemir Shimabukuro, aprovada em 30 de setembro de 2009

Registro do documento original:
<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m19@80/2009/11.25.12.50>

INPE
São José dos Campos
2009

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Gabinete do Diretor (GB)
Serviço de Informação e Documentação (SID)
Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970
São José dos Campos - SP - Brasil
Tel.:(012) 3945-6911/6923
Fax: (012) 3945-6919
E-mail: pubtc@sid.inpe.br

CONSELHO DE EDITORAÇÃO:
Presidente:
Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação Observação da Terra (OBT)
Membros:
Drª Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação
Dr. Haroldo Fraga de Campos Velho - Centro de Tecnologias Especiais (CTE)
Drª Inez Staciarini Batista - Coordenação Ciências Espaciais e Atmosféricas (CEA)
Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)
Dr. Ralf Gielow - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPT)
Dr. Wilson Yamaguti - Coordenação Engenharia e Tecnologia Espacial (ETE)
BIBLIOTECA DIGITAL:
Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação de Observação da Terra (OBT)
Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)
Jefferson Andrade Ancelmo - Serviço de Informação e Documentação (SID)
Simone A. Del-Ducca Barbedo - Serviço de Informação e Documentação (SID)
REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:
Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)
Marilúcia Santos Melo Cid - Serviço de Informação e Documentação (SID)
Yolanda Ribeiro da Silva Souza - Serviço de Informação e Documentação (SID)
EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:
Viveca Sant´Ana Lemos - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Ministério da
Ciência e Tecnologia

INPE-16619-TDI/1595

ANÁLISE DOS DADOS ALOS/PALSAR (MODO DE IMAGEAMENTO FBD) PARA IDENTIFICAÇÃO DOS TIPOS DE COBERTURA DA TERRA NA REGIÃO NORTE DO ESTADO DO MATO GROSSO

Bruno Rodrigues do Prado

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, orientada pelos Drs. Raimundo Almeida Filho, e Yosio Edemir Shimabukuro, aprovada em 30 de setembro de 2009

Registro do documento original:
<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m19@80/2009/11.25.12.50>

INPE
São José dos Campos
2009

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

P883an

Prado, Bruno Rodrigues do.
Análise dos dados ALOS/PALSAR (modo de imageamento FBD) para identificação dos tipos de cobertura da terra na região norte do estado do Mato Grosso / Bruno Rodrigues do Prado. – São José dos Campos : INPE, 2009.
175 p. ; (INPE-16619-TDI/1595)

Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2009.
Orientadores : Drs. Raimundo Almeida Filho, e Yosio Edemir Shimabukuro.

1. ALOS/PALSAR. 2. Amazônia. 3. Cobertura da terra. 4. Classificação. 5. Mato Grosso. I.Título.

CDU 528.854 (817.2)

Copyright © 2009 do MCT/INPE. Nenhuma parte desta publicação pode ser reproduzida, armazenada em um sistema de recuperação, ou transmitida sob qualquer forma ou por qualquer meio, eletrônico, mecânico, fotográfico, reprográfico, de microfilmagem ou outros, sem a permissão escrita do INPE, com exceção de qualquer material fornecido especificamente com o propósito de ser entrado e executado num sistema computacional, para o uso exclusivo do leitor da obra.

Copyright © 2009 by MCT/INPE. No part of this publication may be reproduced, stored in a retrieval system, or transmitted in any form or by any means, electronic, mechanical, photocopying, recording, microfilming, or otherwise, without written permission from INPE, with the exception of any material supplied specifically for the purpose of being entered and executed on a computer system, for exclusive use of the reader of the work.

Aprovado (a) pela Banca Examinadora em cumprimento ao requisito exigido para obtenção do Título de Mestre em

Sensoriamento Remoto

Dra. **Tatiana Mora Kuplich**

Presidente / INPE / SJCampos - SP

Dr. **Raimundo Almeida Filho**

Orientador(a) / INPE / SJCampos - SP

Dr. **Yosio Edemir Shimabukuro**

Orientador(a) / INPE / São José dos Campos - SP

Dr. **Luciano Vieira Dutra**

Membro da Banca / INPE / SJCampos - SP

Dr. **Edson Eyji Sano**

Convidado(a) / EMBRAPA/CPAC / Brasília - DF

Aluno (a): Bruno Rodrigues do Prado

São José dos Campos, 30 de setembro de 2009

"A realidade é uma ilusão, embora bastante persistente."

[Albert Einstein]

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus, pela vida, pela família que me concedeu, pelas oportunidades, discernimento e força espiritual.

Meus sinceros agradecimentos ao Dr. Raimundo Almeida Filho e ao Dr. Yosio Edemir Shimabukuro, que me acolheram no mestrado em sensoriamento remoto do INPE. Sou grato pela amizade e orientações sempre pertinentes ao longo de todo o desenvolvimento do trabalho.

Ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, pela oportunidade de estudos e à Divisão de Sensoriamento Remoto, pela excelência no programa de pós-graduação e infraestrutura proporcionada. Agradeço também aos professores e pesquisadores do Instituto, fundamentais durante o processo de desenvolvimento técnico-científico e elaboração dos trabalhos.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo auxílio financeiro através de bolsa de mestrado e suporte na participação de eventos científicos nacionais.

À turma de 2007 a aos inúmeros colegas e amigos, pelo companheirismo e auxílio, especialmente à Sumaia Resegue Aboud Neta, pela inestimável contribuição e acompanhamento nos processamentos das imagens e discussões durante a elaboração do trabalho. Sou grato aos colegas de república, Ericson Hideki Hayakawa, Vagner Azarias Martins e Tessio Novack, pelas discussões conceituais durante o decorrer das disciplinas e trabalhos desenvolvidos em conjunto.

Agradeço ao Dr. Sidnei João Siqueira Sant'Anna, pela disponibilidade, profissionalismo e orientações metodológicas fundamentais e ao Dr. Laurent Durieux, coordenador do *Institut de Recherche pour le Développement* no Brasil, pela disponibilização e direitos de uso da imagem SPOT-2/HRV utilizada.

Aos membros integrantes da banca examinadora, pela disposição em avaliar o trabalho e sugerir as correções necessárias.

Fica aqui registrado o meu ***muito obrigado*** a todas as pessoas que direta ou indiretamente me ajudaram a transpor mais essa etapa da minha vida.

Bruno Prado, agosto de 2009.

RESUMO

A Floresta Amazônica é a maior floresta tropical do planeta e concentra grande biodiversidade e recursos naturais. Contínuos impactos antrópicos estão ocorrendo em decorrência da ocupação e exploração da região, tornando fundamental compreender e monitorar as alterações na cobertura da terra. A intensa cobertura de nuvens presente na região torna o imageamento óptico limitado, gerando a necessidade da utilização de radares imageadores, uma vez que as imagens obtidas na faixa das microondas não sofrem interferência atmosférica. O trabalho analisa o potencial das imagens do radar ALOS/PALSAR, no modo de imageamento FBD (nível 1.5), para discriminar as seguintes classes de cobertura da terra: floresta primária, floresta secundária, floresta degradada e agricultura, em duas áreas de estudo, localizadas ao norte do estado do Mato Grosso. Sobre as imagens de radar foram testados diferentes filtros de ruído *speckle*. O filtro Gamma 5x5 apresentou em termos de relação sinal-ruído. Sobre as imagens filtradas, foram realizadas segmentações com o software *Multiseg*, classificação Bhattacharyya e classificação utilizando o algoritmo Maxver e ICM, empregando o classificador polarimétrico de imagens de radar *Polarimetric SAR Classifier 0.7*. As classificações foram validadas com auxílio dos dados dos projetos PRODES, DETER e DEGRAD, apoiadas por interpretação visual das imagens Landsat 5/TM, SPOT 2/HRV e imagens fração solo, sombra e vegetação. A análise foi realizada com as polarizações individuais (HH e HV) e com a combinação das polarizações (HH e HV). O classificador Bhattacharyya apresentou melhor desempenho quando comparado ao classificador Maxver-ICM. O melhor resultado obtido pela classificação Bhattacharyya envolveu a polarização HH (Kappa = 0,58) e, na classificação Maxver-ICM, o melhor resultado foi obtido pela combinação de polarização HH e HV (Kappa = 0,51). Em alguns casos, houve incremento de informação através da combinação de polarizações. Os resultados obtidos através da análise exploratória e classificações demonstraram uma clara identificação da classe agricultura, mas grande confusão da diferenciação das classes de floresta, principalmente entre a classe floresta secundária e floresta degradada. Com a utilização dos procedimentos metodológicos descritos houve discriminação satisfatória da classe agricultura e confusão na discriminação das classes florestais, independentemente dos dados ou algoritmo empregado, o que confere uma limitação aos dados ALOS/PALSAR (modo FBD) para a identificação das classes de cobertura da terra definidas.

ANALYSIS OF ALOS/PALSAR DATA (FDB MODE) TO IDENTIFICATION LAND COVER TYPES IN NORTH REGION OF MATO GROSSO STATE

ABSTRACT

The Amazon forest is the largest rainforest of the planet and concentrates great biodiversity and natural resources. The continuous human impacts are occurring due to the occupation and exploitation of the region, then becoming essential to understand and to monitor the land cover changes. The intense cloud coverage in this region makes the use of optical images limited, requiring the use of radar images, since the images acquired in the microwave range do not suffer atmospheric interference. The work analyses the potential of ALOS/PALSAR images, in the FBD (level 1.5 imaging) mode, to discriminate the following land cover classes: primary forest, secondary forest, degraded forest and agriculture, in two study areas located in the north region of Mato Grosso State. Different filters were tested for speckle noise, and the best result in terms of signal noise-ratio was achieved by Gamma 5x5 filter. For the filtered images, it was performed segmentation with the software Multiseg following the classification using Bhattacharyya and Maxver-ICM algorithms, employing the Polarimetric SAR Classifier 0.7 software. The classifications were subsequently validated using data from PRODES, DETER and DEGRAD projects, supported by visual interpretation of Landsat 5/TM, SPOT 2/HRV images, and soil, shade and vegetation fraction images. The analysis was performed using the single polarization (HH and HV) and the combination of polarizations (HH and HV). In general, the Bhattacharyya classifier showed better classification performance when compared to the Maxver-ICM classifier. The best result obtained by the Bhattacharyya classifier was related to the HH polarization (Kappa = 0.58), and the best result obtained by the Maxver-ICM classifier used the combination of HH and HV polarizations (Kappa = 0.51). In some cases there was an increment of information through the combination of polarizations. The results of the exploratory analysis and classifications showed a clear identification of the agriculture class, but a great confusion for discriminating forest classes, mainly between secondary forest and degraded forest classes. With this techniques the agriculture classes were sufficiently discriminated, but the forest classes were not sufficiently discriminated independently of data or algorithm used, showing a limitation of ALOS/PALSAR (mode FBD) data for identification of land cover classes defined in this work.

SUMÁRIO

Pág.

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

LISTA DE SÍMBOLOS

CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO 25

1.1 Contexto e justificativa 26

1.2 Objetivo geral 28

1.3 Objetivos específicos 28

CAPÍTULO 2 - FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA 29

2.1 Uso e cobertura da terra 29

2.2 Cobertura da terra e desflorestamento na Amazônia brasileira 31

2.3 Sensoriamento remoto por radar 34

2.3.1 Aplicação de radar na identificação da cobertura da terra 43

2.4 Processamento digital de imagens ópticas 46

2.4.1 Correção geométrica 46

2.4.2 Modelo linear de mistura espectral 47

2.5 Processamento digital de imagens de radar 48

2.5.1 Ortorretificação 48

2.5.2 Ruído speckle 49

2.5.3 Segmentação 53

2.5.4 Classificação digital de imagens 54

2.6 Avaliação de acurácia temática 57

CAPÍTULO 3 - ÁREA DE ESTUDO E MATERIAIS 61

3.1 Área de estudo 61

3.1.1 Clima 62

3.1.2 Geologia, Geomorfologia e Solos 63

3.1.3 Cobertura vegetal e uso da terra 63

3.2 Imagens do sensor ALOS/PALSAR 64

3.3 Dados auxiliares 68

3.3.1 Dados pluviométricos 68

3.3.2 Dados do PRODES, DETER e DEGRAD 69

3.3.3 Imagens Landsat 5/TM e SPOT 2/HRV 73
3.3.4 Imagens Fração do Modelo Linear de Mistura Espectral 75
3.4 Softwares utilizados 78
CAPÍTULO 4 - PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS 79
4.1 Definição e caracterização das classes temáticas 80
4.2 Amostras de treinamento e teste 82
4.3 Processamento das imagens ALOS/PALSAR 89
4.3.1 Pré-processamento 89
4.3.2 Ortorretificação e geração das imagens em coeficiente de retroespalhamento 90
4.3.3 Filtragem do ruído speckle 92
4.3.4 Segmentação de imagem 93
4.3.5 Classificações Bhattacharyya 95
4.3.6 Classificações Maxver-ICM 96
4.4 Avaliação da acurácia temática das classificações 97
CAPÍTULO 5 - RESULTADOS 99
5.1 Análise exploratória dos dados ALOS/PALSAR 99
5.2 Filtragem do ruído speckle 107
5.3 Segmentações e classificações Bhattacharyya 108
5.4 Classificações Maxver-ICM 123
CAPÍTULO 6 - DISCUSSÕES, CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES 141
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 145
APÊNDICE A - VALORES DIÁRIOS DE PRECIPITAÇÃO ATMOSFÉRICA 161
APÊNDICE B - RELAÇÃO DE IMAGENS LANDSAT 5/TM 163
APÊNDICE C - IMAGEM SPOT 2/HRV 167
APÊNDICE D - RELAÇÃO SINAL-RUÍDO OBTIDA NAS IMAGENS 169
APÊNDICE E - RELAÇÃO DE IMAGENS SEGMENTADAS 171
APÊNDICE F - VALORES DO TESTE Z PARA AS CLASSIFICAÇÕES 173

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 - Probabilidade anual de obtenção de uma cena Landsat/TM com até 10% de cobertura de nuvens. 27

Figura 2.1 - Fases esquemáticas do processo de desmatamento: (a) presença da floresta primária, sem degradação; (b) floresta degradada com retirada de madeira e incidência de fogo; (c) degradação de intensidade alta, com recorrência de fogo; e (d) retirada total da cobertura florestal, caracterizando o corte raso. 32

Figura 2.2 - Delimitação do Arco do Desflorestamento. 33

Figura 2.3 - Polarização da onda eletromagnética, ilustrando o campo elétrico no eixo X, o campo magnético no eixo Y e a direção de propagação da onda em Z. 37

Figura 2.4 - Esquema da geometria do imageamento SAR. 38

Figura 2.5 - Exemplos de configurações geométricas que causam encurtamento de rampa, sombreamento e inversão de relevo nas imagens de radar. 39

Figura 2.6 – Ilustração dos tipos e mecanismos de retroespalhamento em ambientes florestais: (1) retroespalhamento superficial e no interior de dossel; (2) retroespalhamento de troncos e galhos; (3) retroespalhamento do solo; (4) reflexão dupla tronco-solo; e (5) retroespalhamento integrado entre tronco e solo. 42

Figura 2.7 – Esquema ilustrando a soma vetorial dos espalhadores, produzindo a amplitude e a fase resultante do sinal SAR complexo. 50

Figura 2.8 - Esquema ilustrando o imageamento multilook. 51

Figura 3.1 - Localização das áreas de estudo e respectivos municípios abrangidos (imagem Landsat 5/TM, órbita ponto 226/068, de 17/08/2007 - 5R4G3B). 62

Figura 3.2 - Modos de imageamento utilizados pelo sensor ALOS/PALSAR. 65

Figura 3.3 - Cenas ALOS/PALSAR das áreas de estudo (3 de agosto de 2007), nas polarizações HH (a) e HV (b). 67

Figura 3.4 - Localização das PCDs em relação as áreas de estudo e municípios adjacentes. 69

Figura 3.5 - Polígonos produzidos pelos projetos PRODES, DETER e DEGRAD referentes ao ano de 2007 sobre as duas áreas de estudo. 72

Figura 3.6 - Imagens fração do componente solo (a), sombra (b) e vegetação (c), geradas a partir da cena Landsat 5/TM de 17 de agosto de 2007 empregando o MLME. 76

Figura 3.7 - Diagrama ternário com a dispersão das classes de cobertura da terra em relação aos componentes obtidos a partir do MLME. 77

Figura 4.1 - Fluxograma ilustrando as etapas empregadas no trabalho. 79

Figura 4.2 – Exemplo das classes temáticas selecionadas e relação com os dados auxiliares utilizados. 82

Figura 4.3 – Exemplos de padrões de desflorestamento e degradação florestal em imagens Landsat/TM e descrições de classes temáticas associadas. 84

Figura 4.4 - Localização das amostras de treinamento e teste na Área de Estudo 1. 87

Figura 4.5 - Localização das amostras de treinamento e teste na Área de Estudo 2. 88
Figura 4.6 - Cena ALOS/PALSAR original e recorte para definição das áreas de estudo. Composição HH(R) HV(G) HH-HV(B). 90
Figura 4.7 - Em (a) é ilustrado o MDE SRTM e em (b) imagem Landsat 7/ETM+ utilizados nos processos de ortorretificação da cena ALOS/PALSAR utilizada pelo trabalho. 91
Figura 4.8 - Área amostral com cobertura de floresta selecionada na imagem de polarização HH utilizada para o cálculo da relação sinal-ruído. 93
Figura 5.1- Coeficiente de retroespalhamento (dB) das classes de cobertura da terra nas polarizações HH e HV, em ambas áreas de estudo. 101
Figura 5.2 - Área de estudo 1. Caracterização visual das diferenças entre as classes de cobertura da terra nas imagens ALOS/PALSAR de polarização HH e HV. 105
Figura 5.3 - Área de estudo 2. Caracterização visual das diferenças entre as classes de cobertura da terra nas imagens ALOS/PALSAR de polarização HH e HV. 106
Figura 5.4 – Gráfico ilustrando os valores calculados pela relação sinal-ruído obtida pelos filtros analisados. 107
Figura 5. 5 - Amostras de áreas segmentadas na área de estudo 1 e área de estudo 2 utilizando a imagem ALOS/PALSAR de polarização HH, HV e a combinação entre polarizações. 108
Figura 5.6 - Classificação Bhattacharyya da área 1, utilizando a polarização HH filtrada. As áreas em branco não foram classificadas. 111
Figura 5.7 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 1, utilizando a classificação Bhattacharyya e polarização HH filtrada. 112
Figura 5.8 - Classificação Bhattacharyya da área 1, utilizando a combinação de polarizações HH e HV filtradas. As áreas em branco não foram classificadas. 113
Figura 5.9 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 1, utilizando a classificação Bhattacharyya e as polarizações HH e HV filtradas. 114
Figura 5.10 - Classificação Bhattacharyya da área 1, utilizando a polarização HV filtrada. As áreas em branco não foram classificadas. 115
Figura 5.11 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 1, utilizando a classificação Bhattacharyya e polarização HV filtrada. 116
Figura 5.12 - Classificação Bhattacharyya da área 2, utilizando a polarização HH filtrada. 117
Figura 5.13 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 2, utilizando a classificação Bhattacharyya e polarização HH filtrada. 118
Figura 5.14 - Classificação Bhattacharyya da área 2 utilizando a combinação de polarizações HH e HV filtradas. 119
Figura 5.15 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 2, utilizando a classificação Bhattacharyya e polarizações HH e HV filtradas. 120
Figura 5.16 - Classificação Bhattacharyya da área 2, utilizando a polarização HV filtrada. 121
Figura 5.17 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 2, utilizando a classificação Bhattacharyya e polarização HV filtrada. 122

Figura 5.18 - Classificação Maxver-ICM da área 1, utilizando a polarização HH filtrada. 125
Figura 5.19 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 1, utilizando a classificação Maxver-ICM e polarização HH filtrada. 126
Figura 5.20 - Classificação Maxver-ICM da área 1 utilizando a combinação de polarização HH e HV filtradas. 127
Figura 5.21 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 1, utilizando a classificação Maxver-ICM e polarizações HH e HV filtradas. 128
Figura 5.22 - Classificação Maxver-ICM da área 1, utilizando a polarização HV filtrada. 129
Figura 5.23 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 1, utilizando a classificação Maxver-ICM e polarização HV filtrada. 130
Figura 5.24 - Classificação Maxver-ICM da área 2 utilizando a polarização HH filtrada. 131
Figura 5.25 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 2, utilizando a classificação Maxver-ICM e polarização HH filtrada. 132
Figura 5.26 - Classificação Maxver-ICM da área 2 utilizando a combinação de polarização HH e HV filtradas. 133
Figura 5.27 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 2, utilizando a classificação Maxver-ICM e polarizações HH e HV filtradas. 134
Figura 5.28 - Classificação Maxver-ICM da área 2, utilizando a polarização HV filtrada. 135
Figura 5.29 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 2, utilizando a classificação Maxver-ICM e polarização HV filtrada. 136
Figura 5.30 - Valores do índice de concordância Kappa para o conjunto de classificações produzidas pelos algoritmos Bhattacharyya e Maxver-ICM em ambas áreas de estudo. Os valores de Kappa são indicados com um intervalo de confiança de 95% (nível de significância de 5%). 138

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Principais bandas dos sensores de microondas 36
Tabela 2.2 - Índice de concordância Kappa e qualificação das classificações 58
Tabela 3.1 - Calendário agrícola para as culturas de arroz e soja no estado do Mato Grosso 64
Tabela 3.2 - Principais características do sensor ALOS/PALSAR e modos de imageamento. 66
Tabela 3.3 - Características do sensor Landsat 5/TM 73
Tabela 3.4 - Relação de imagens Landsat 5/TM consultadas 73
Tabela 3.5 - Bandas espectrais do sensor SPOT 2/HRV e respectivos intervalos espectrais 75
Tabela 4.1 - Relação de amostras de treinamento e teste para as áreas de estudo 86
Tabela 4.2 - Relação entre área mínima e número de segmentos utilizando diferentes valores de similaridade no processo de segmentação 95
Tabela 5.1 - Valores médios do coeficiente de retroespalhamento (dB) nas classes de cobertura da terra. 102
Tabela 5.2 - Valores de exatidão global (EG), índice Kappa e respectivo conceito, e valores de variância de Kappa para as classificações Bhattacharyya realizadas em ambas as áreas de estudo. Os conceitos de concordância atribuídos aos valores Kappa foram definidos em Landis e Koch (1977). 109
Tabela 5.3 - Matriz de confusão da classificação Bhattacharyya produzida na área 1, utilizando a imagem de polarização HH filtrada. 111
Tabela 5.4 - Matriz de confusão da classificação Bhattacharyya produzida na área 1, utilizando a combinação das imagens de polarização HH e HV filtradas. 113
Tabela 5.5 - Matriz de confusão da classificação Bhattacharyya produzida na área 1, utilizando a imagem de polarização HV filtrada. 116
Tabela 5.6 - Matriz de confusão da classificação Bhattacharyya produzida na área 2 utilizando a imagem de polarização HH filtrada. 118
Tabela 5.7 - Matriz de confusão da classificação Bhattacharyya da área 2, utilizando a combinação das imagens de polarização HH e HV filtradas. 120
Tabela 5.8 - Matriz de confusão da classificação Bhattacharyya da área 2, utilizando a imagem de polarização HV filtrada. 122
Tabela 5.9 - Valores de acurácia global (EG), índice Kappa e respectivo conceito, e valores de variância de Kappa para as classificações Maxver-ICM realizadas em ambas as áreas de estudo. Os conceitos de concordância atribuídos aos valores Kappa foram definidos em Landis e Koch (1977). 123
Tabela 5.10 - Matriz de confusão da classificação Maxver-ICM da área 1, utilizando a imagem de polarização HH filtrada. 126
Tabela 5.11 - Matriz de confusão da classificação Maxver-ICM da área 1, utilizando a combinação de polarização HH e HV filtradas. 128

Tabela 5.12 - Matriz de confusão da classificação Maxver-ICM da área 1, utilizando a polarização HV filtrada. 130
Tabela 5.13 - Matriz de confusão da classificação Maxver-ICM da área 2, utilizando a polarização HH filtrada. 132
Tabela 5.14 - Matriz de confusão da classificação Maxver-ICM da área 2, utilizando a combinação de polarização HH e HV filtradas. 134
Tabela 5.15 - Matriz de confusão da classificação Maxver-ICM da área 2, utilizando a polarização HV filtrada. 136

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AG - Agricultura (classe temática)

ALOS - Advanced Land Observing Satellite

AUIG - ALOS User Interface Gateway

AVNIR-2 - Advanced Visible and Near Infrared Radiometer type 2

BD - Banco de Dados

CCRS - Canadian Centre for Remote Sensing

CEOS - Committee on Earth Observation Satellites

CO_2 - Dióxido de carbono

dB - Decibéis

DEGRAD - Projeto de Mapeamento da Degradação Florestal na Amazônia Brasileira

DETER - Projeto de Detecção de Áreas Desflorestadas em Tempo Real

DRTS - Data Relay and Tracking Satellite

DT - Direct Transmission

ENVI - Environment for Visualizing Images

ESA - European Space Agency

FAO - Food and Agriculture Organization

FBD - Fine Beam Dual Polarization

FBS - Fine Beam Single Polarization

FD - Floresta degradada (classe temática)

FP - Floresta primária (classe temática)

FS - Floresta secundária (classe temática)

GLCF - Global Land Cover Facility

HH - Polarização do tipo horizontal - horizontal

HRV - Visible High-Resolution

HV - Polarização do tipo horizontal - vertical

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

ICM - Interactive Conditional Modes

IDL - Interative Data Language

INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

IVD - Infravermelho distante

IVM - Infravermelho médio

IVP - Infravermelho próximo

JAXA - Japan Aerospace Exploration Agency

Maxver - Máxima Verossimilhança

MDE - Modelo Digital de Elevação

MLME - Modelo Linear de Mistura Espectral

NEL - Número equivalente de *looks*

PALSAR - Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar

PCD - Plataforma de coleta de dados

PDI - Processamento digital de imagens

PLR - Polarimetric Mode

PRISM - Panchromatic Remote-sensing Instrument for Stereo Mapping

PRODES - Programa de Cálculo do Desflorestamento da Amazônia

RADAR - Radio Detection and Ranging

RMS - Root Mean Square (Valor Quadrático Médio)

RMSE - Erro quadrático médio

SAR - Syntethic Aperture Radar

SIG - Sistema de Informações Geográficas

SLC - Single Look Complex

SPOT - Satellite Pour l'Observation de la Terre

SRTM - Shuttle Radar Topography Mission

TIFF - Tagged Image File Format

TM - Thematic Mapper

UTM - Universal Transversa de Mercator

VV - Polarização do tipo vertical - vertical

VH - Polarização do tipo vertical - horizontal

WB - Wide Beam ScanSAR Mode

LISTA DE SÍMBOLOS

θ - Ângulo de incidência

γ - Ângulo de depressão

σ^0 - Coeficiente de retroespalhamento

λ - Comprimento de onda

A - Formato do dado em amplitude

I - Formato do dado em intensidade

P - Formato do dado em potência

f - Frequência

$\bar{x}$ - Média amostral

σ - Seção transversal

S^2 - Variância amostral

1 - INTRODUÇÃO

Os estudos de identificação e monitoramento da cobertura da terra com dados de sensoriamento remoto pressupõem que as alterações provocadas na superfície, sejam elas de origem antrópica ou natural, serão identificadas nas imagens produzidas por esses sensores. O levantamento e o monitoramento da cobertura da terra permitem análises e mapeamentos da condição vigente da cobertura da superfície terrestre, sendo necessário ao planejamento e à tomada de decisões em diferentes esferas. A classificação da cobertura da terra indica a distribuição geográfica dos padrões de uso, auxiliando no entendimento das causas geradoras dos processos de alteração.

Na floresta Amazônica brasileira grande parte das modificações na cobertura da terra é causada pelo desflorestamento (CARREIRAS et al., 2006; CARDILLE; FOLEY, 2003). Essas alterações na cobertura original provocam redução da biodiversidade, impactos sobre os ecossistemas locais, degradação dos solos, tensões sociais e profundas alterações nos ciclos hidrológicos desses ambientes (CARREIRAS; PEREIRA, 2005; FEARNSIDE, 2005; VIEIRA et al., 2005; HOUGHTON et al., 2000). Além disso, inúmeros trabalhos científicos relacionam o processo de desmatamento e de mudança na cobertura do solo na Amazônia com o impacto atmosférico decorrente da emissão de gases do efeito estufa, com destaque para o dióxido de carbono (ROBERTS et al., 2003; VIEIRA et al., 2003; ROSENQVIST et al., 2003; MORAN et al., 2000).

O monitoramento das alterações na cobertura da terra da floresta Amazônica permite identificar essa dinâmica, possibilitando o acompanhamento sistemático das alterações e a definição da intensidade da pressão antrópica nessa região. Inúmeros trabalhos demonstraram o potencial de dados de radar para monitoramento da cobertura vegetal (FREITAS et al., 2008; SAATCHI et al., 2000; SHIMABUKURO et al., 1998; SAATCHI et al., 1997). Entretanto, a identificação de algumas classes de cobertura é restrita com a utilização de dados de radar de abertura sintética (SAR) em uma única polarização, banda de imageamento ou ângulo de incidência (LECKIE; RANSON, 1998). Nesse contexto, foram apresentadas as limitações inerentes aos dados monopolarizados em trabalhos de Almeida-Filho et al. (2009, 2005a) e Bufalo (2005) que utilizaram banda L e polarização HH. Essa limitação está relacionada à dificuldade em identificar áreas em estágio inicial de desflorestamento ou eventos de desflorestamentos recentes. A identificação dessas novas áreas é prejudicada pela existência de biomassa residual e pelo alto retroespalhamento proporcionado por galhos e troncos que ainda permanecem sobre o

solo após a derrubada e a queima das árvores. Essa limitação torna ambígua, nas imagens em banda L e polarização HH, as respostas de áreas de floresta primária e áreas de floresta degradada ou recém desflorestadas.

Nesse contexto, este trabalho investiga o uso de dados de radar em banda L, polarização dupla (HH e HV) com vistas à discriminação de classes de cobertura da terra, com destaque para a identificação de áreas em processo de desflorestamento e degradação florestal. Desse modo, este trabalho avalia a capacidade de identificação de classes de cobertura da terra em imagens SAR geradas pelo sensor ALOS/PALSAR em banda L e polarizações HH e HV. Para isso, são combinadas técnicas de segmentação e classificação de imagens. A validação dos resultados foi realizada através do uso combinado de imagens geradas por sensores ópticos e dados disponibilizados pelo Projeto de Estimativa do Desflorestamento da Amazônia (PRODES), pelo Projeto de Detecção de Áreas Desflorestadas em Tempo Real (DETER) e pelo Sistema de Mapeamento da Degradação Florestal na Amazônia Brasileira (DEGRAD), desenvolvidos pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE).

1.1 Contexto e justificativa

O reconhecimento das modificações na cobertura da terra cria subsídios para a identificação e acompanhamento de uma série de problemas ambientais, tais como desertificação, degradação dos solos, desflorestamentos e eventos como expansão urbana, intensificação da agricultura, etc. Na Amazônia, essas modificações na superfície têm se tornado mais intensas com o crescimento demográfico da região (JANSEN; DI GREGÓRIO, 2002).

Na floresta Amazônica brasileira, o processo de alteração se intensificou a partir do início da década de 1990, com o aumento do desflorestamento, relacionado à agricultura mecanizada, pecuária e exploração seletiva de madeira (MARGULIS, 2003). O sensoriamento remoto é a fonte principal de obtenção de informações para estudos e monitoramento de uso e cobertura da terra na floresta Amazônica. Entretanto, o monitoramento desses ambientes tropicais com a utilização de sensores ópticos é dificultado em decorrência da constante cobertura de nuvens nessas regiões. Sano et al. (2007) e Asner (2001) demonstraram que o uso do sensoriamento remoto óptico é limitado em ambientes de floresta tropical em decorrência da intensa cobertura de nuvens. De acordo com Asner (2001), a probabilidade anual de obtenção de uma imagem

Landsat/TM livre de cobertura de nuvens em algumas regiões da floresta amazônica chega a ser inferior a 10% (Figura 1.1).

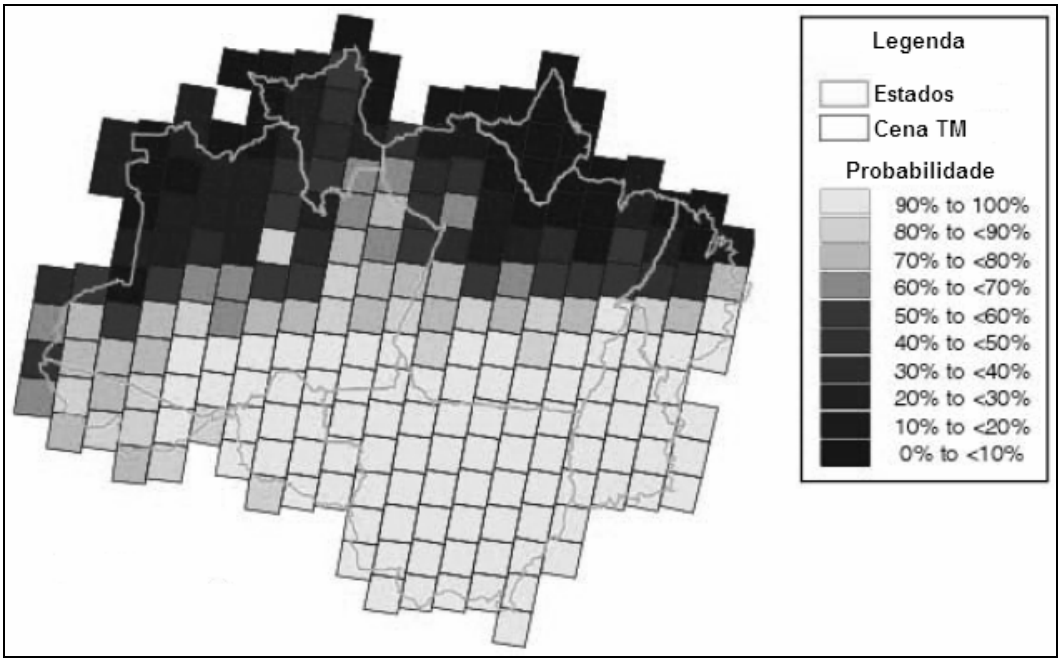


Figura 1.1 - Probabilidade anual de obtenção de uma cena Landsat/TM com até 10% de cobertura de nuvens.

Fonte: Adaptado de Asner (2001).

Nesse contexto, os sensores de radar tornam-se uma alternativa possível, pois permitem a obtenção de dados sob condições de nebulosidade. A disponibilidade de imagens de radar, com capacidade polarimétrica, permite uma melhora no potencial de discriminação das alterações na superfície. Atualmente existem vários sistemas de radar orbital operando em diferentes bandas, como o Advanced Land Observing Satellite (ALOS/PALSAR, banda L), Radarsat-2 (banda C), TerraSAR-X (banda X) e a constelação COSMO-SkyMed (três satélites em banda X). Esses novos sensores, além de produzirem dados multipolarizados, agregam uma expressiva melhora nas resoluções espacial e temporal (resolução temporal diária e resolução espacial de até 1 m). Com isso, aumenta-se a capacidade de monitoramento dos ambientes tropicais, proporcionando uma maior disponibilidade de imageamento da Amazônia. Entretanto, todas essas informações necessitam de avaliação, identificando a eficácia desses dados para as diversas aplicações em que podem ser usados. Nesse contexto, ainda é pouco expressiva a avaliação dos dados do sensor ALOS/PALSAR para a identificação da cobertura da terra em ambientes de floresta tropical. Com a avaliação dos dados de radar do sensor ALOS/PALSAR nesse estudo, pretende-se

acrescentar conhecimento que permita a inclusão desse sensor nos programas de monitoramento da Amazônia.

1.2 Objetivo geral

O objetivo geral do trabalho é avaliar a aplicabilidade dos dados SAR do sensor ALOS/PASAR, modo de imageamento FBD e nível de processamento 1.5 (dados em amplitude), para a identificação de classes de cobertura e uso da terra em região de floresta tropical com histórico de alteração antrópica, localizadas no norte do Estado do Mato Grosso.

1.3 Objetivos específicos

Os objetivos específicos são:

a) Definir o filtro espacial com melhor relação sinal-ruído para a filtragem de ruído *speckle* nas imagens ALOS/PALSAR no modo FBD de imageamento.

b) Analisar a informação proporcionada pela polarização cruzada (HV) para a identificação de classes de cobertura da terra, comparada a imagens de polarização paralela (HH).

c) Avaliar os métodos de classificação supervisionada Maxver-ICM e não supervisionada Bhattacharyya para a classificação de cobertura da terra.

d) Avaliar a diferenciação entre as classes Floresta Degradada e Floresta Secundária em imagens de polarização paralela (HH) e polarização cruzada (HV).

e) Investigar a melhor polarização (HH ou HV) ou combinação delas para a identificação das classes de cobertura da terra definidas.

2 - FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

No presente capítulo, são descritos os conceitos e a fundamentação teórica necessária para este trabalho. Inicialmente são abordados os conceitos referentes ao uso e cobertura da terra, a importância dos estudos que englobam essa temática e os principais agentes que promovem as alterações na superfície. São apresentadas algumas iniciativas globais de mapeamento da cobertura da terra. Posteriormente, é discutido o processo de desflorestamento na Amazônia brasileira, a dinâmica de uso e cobertura da terra na região, com ênfase na relação existente entre pressão antrópica e processos de desflorestamento. São apresentados conceitos referentes ao sensoriamento remoto por radar, bem como especificidades da aplicação desses dados para a identificação e o monitoramento da cobertura da terra.

Em relação às imagens ópticas, são abordados aspectos referentes ao processamento digital de imagens (PDI), como a correção geométrica e modelo linear de mistura espectral (MLME) para a geração das imagens fração solo, sombra e vegetação. Para as imagens de radar, são considerados aspectos relacionados à ortorretificação, ruído *speckle* e alternativas para redução do ruído (processamento multilook e filtros de ruído *speckle*). A seguir, são descritos também fundamentos relacionados à segmentação e classificação de imagens de radar, descrevendo-se as classificações Maxver-ICM e Bhattacharyya. Finalmente é descrito o método para avaliar a qualidade das classificações através do coeficiente de concordância Kappa.

2.1 Uso e cobertura da terra

As mudanças no uso e cobertura da terra promovem uma série de impactos em diversas escalas. Dentre esses impactos, estão a perda de biodiversidade, a emissão de gases do efeito estufa e os impactos sociais. A mudança de cobertura da terra é entendida como a alteração provocada por atividades humanas, quando, por exemplo, área de floresta primária é convertida em área de agricultura (WALKER, 2004).

As mudanças de uso e cobertura da terra são causadas pela interação de múltiplos fatores que se modificam no tempo e no espaço, resultantes dos arranjos humanos com o ambiente. Identificar e mapear o uso e cobertura da terra são atividades importantes e essas informações têm sido amplamente utilizadas para se derivar uma série de variáveis biofísicas do ambiente, como por exemplo, variações de biomassa, conteúdo de carbono estocado e índices de vegetação. Essas

variações da superfície ainda permitem a identificação de padrões que demonstram o funcionamento de processos sociais e naturais, os quais são fundamentais para entender e modelar uma série de fenômenos da superfície do planeta (LIANG, 2008). Além disso, essas informações podem subsidiar planejamentos e gerenciamentos dos recursos naturais.

De acordo com Lambin et al. (2001, 2003), em ambientes tropicais, grande parte das alterações na cobertura da terra são resultantes da conversão de florestas nativas em áreas para práticas agrícolas (culturas ou implantação de pastagens). Asner et al. (2005) ressaltaram que, em ambientes tropicais, outras práticas de degradação têm aumentado em intensidade e extensão, com destaque para a extração seletiva de madeira. Nesses ambientes, Rudel et al. (2005) destacam que os principais impactos causados são alterações nos ciclos hidrológicos, comprometimento da biodiversidade, degradação dos solos e mudanças do clima. Entretanto, Lambin (1997) ressaltou que o conhecimento e a compreensão dos processos de alteração do uso e cobertura da terra em ambientes tropicais ainda se encontram muito fragmentados, impossibilitando uma avaliação mais abrangente dos impactos dessas alterações antrópicas e naturais.

Os estudos relacionados às mudanças ambientais foram os principais incentivadores para o monitoramento do uso e cobertura da terra. Impactos e alterações em ecossistemas começaram a ser associados às alterações da superfície, evidenciando essa relação. As iniciativas de monitoramento do uso e cobertura da terra ganharam destaque no cenário atual por estarem relacionados com as alterações climáticas globais, visto a influência existente entre a cobertura da terra e os processos climáticos (LAMBIN et al., 2003).

Iniciativas baseadas em dados obtidos por sensoriamento remoto têm sido conduzidas para desenvolver programas e produtos que disponibilizem informações de cobertura da terra em escalas globais e regionais. Tais iniciativas visam subsidiar análises ambientais e aumentar a capacidade dos modelos de simulação. Dentre elas, destacam-se o GlobCover Project e o Africover (ARINO et al., 2008; ESA, 2008; FAO, 2008). O GlobCover Project é uma iniciativa da European Space Agency (ESA) para produzir mapas globais de cobertura da terra, utilizando imagens de 300 m de resolução espacial disponibilizadas pelo sensor ENVISAT/MERIS. O Africover é uma iniciativa da *Food and Agriculture Organization* (FAO) para o mapeamento da cobertura da terra em todo continente africano, produzindo mapas nas escalas cartográficas de 1:200.000 e 1:100.000 (pequenos países ou regiões específicas).

No Brasil, os trabalhos iniciais que buscavam identificar o uso e cobertura da terra remetem às décadas de 1930 e 1940, e tinham, como objetivos principais, estudar o processo de colonização ou reconhecimento de áreas ainda pouco descritas (IBGE, 2006). Durante as décadas de 1950 e 1960, os estudos passaram a buscar a identificação de padrões espaciais de cobertura, analisados principalmente através dos processos produtivos existentes. Tais trabalhos buscavam caracterizar variáveis específicas da ocupação (distribuição espacial das propriedades, frentes pioneiras, expansão do povoamento) e posteriormente com questões de regionalização do uso da terra e de mapeamento dessas variáveis. Entretanto, foi somente a partir da década de 1970 que houve avanços nas análises classificatórias das formas e das dinâmicas de uso da terra, criando condições para o surgimento de uma terminologia padronizada para tais esforços (IBGE, 2006).

2.2 Cobertura da terra e desflorestamento na Amazônia brasileira

A floresta amazônica possui uma área de aproximadamente seis milhões de km^2 e representa cerca de um terço das florestas tropicais do mundo. Dessa área, cerca de 67% estão em território brasileiro e, de acordo com IBGE (2004), a área do Bioma Amazônia é de 4.196.943 km^2, abrangendo os Estados do Pará, Amazonas, Maranhão, Tocantins, Mato Grosso, Acre, Amapá, Rondônia e Roraima, com grande riqueza de espécies e diversidade de habitats. Entretanto, ainda existem lacunas na compreensão sobre a flora, fauna e diversos processos ecológicos da região. Nesse bioma, estão presentes grandes extensões de florestas tropicais diversas, com destaque para as florestas ombrófilas densas e abertas e redutos de cerrados (AB' SABER, 2005).

O termo desflorestamento, de acordo com Alves (2001), pode ser definido como a atividade de derrubada de áreas de florestas pelo homem. Por sua vez, o conceito de desmatamento é mais genérico, podendo ser empregado para derrubada de florestas e outros tipos de vegetação. O desflorestamento é caracterizado por um processo gradual de degradação em que as madeiras nobres são retiradas em um primeiro momento. Posteriormente, são retiradas árvores menos nobres para produção de madeira para a construção civil e outros usos. Em seguida, árvores de menor porte e vegetação rasteira são destruídas, sendo introduzidas gramíneas forrageiras adaptadas para o desenvolvimento da pecuária. Remanescentes de florestas que ainda permanecem são sucessivamente queimados junto com a pastagem implantada. Esse processo de degradação pode levar alguns anos. A Figura 2.1 ilustra o processo de degradação contínua do desflorestamento.

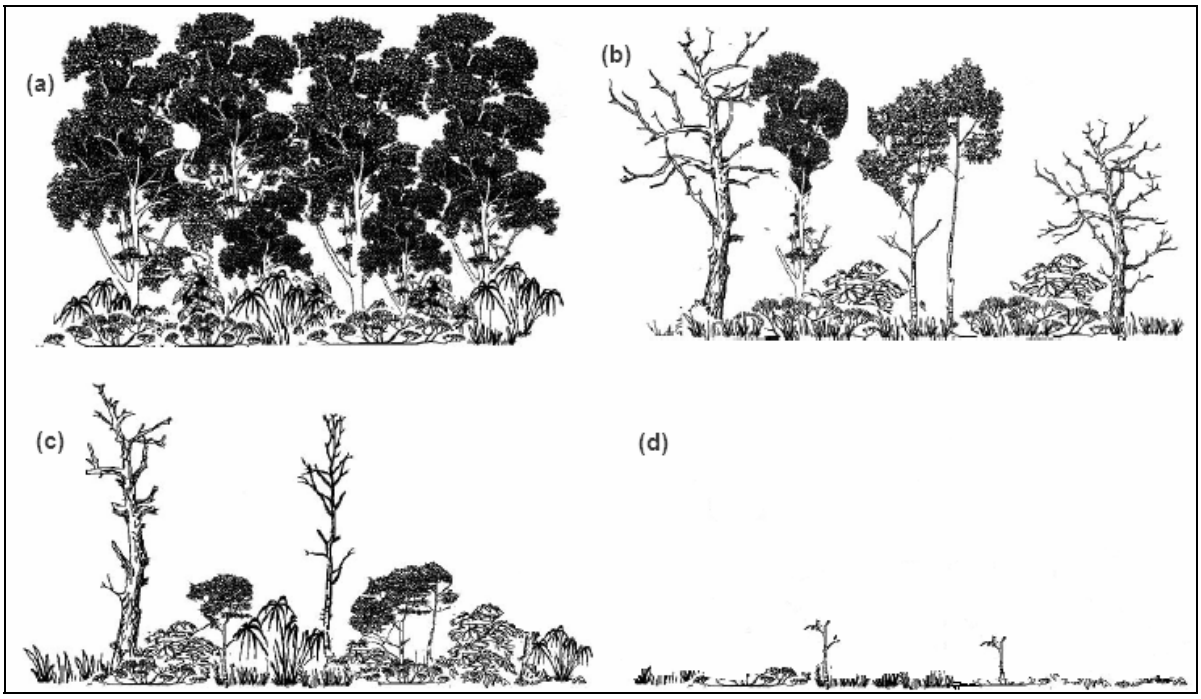


Figura 2.1 - Fases esquemáticas do processo de desmatamento: (a) presença da floresta primária, sem degradação; (b) floresta degradada com retirada de madeira e incidência de fogo; (c) degradação de intensidade alta, com recorrência de fogo; e (d) retirada total da cobertura florestal, caracterizando o corte raso.

Fonte: Adaptado de INPE (2008c) e Barlow; Peres (2008).

O desflorestamento pode ser feito por corte raso, no qual ocorre a remoção completa da cobertura florestal em um curto espaço de tempo. No período chuvoso, as árvores menores e os cipós são cortados com foice ou machado (brocagem). Posteriormente, no período seco, as árvores maiores são derrubadas e a biomassa acumulada no solo após o corte da floresta é queimada. A biomassa remanescente, composta por troncos e galhos, geralmente é organizada em leiras e queimada repetidas vezes até a limpeza da área (INPE, 2008b).

O desflorestamento e o processo de implantação das atividades agrícolas acontece de maneira acelerada, sendo a agricultura implantada mais rapidamente do que as pastagens, mas com prevalência dessa última prática sobre as áreas desmatadas da Amazônia (MORTON et al., 2006). Entretanto, existe uma tendência de crescimento na conversão de florestas tropicais e cerrados para a agricultura, remodelando o padrão de cobertura da terra na região. Tal convergência é condicionada pelo incentivo a exportação de produtos agrícolas, com destaque para a produção de grãos.

Grande parte dos desflorestamentos na floresta amazônica brasileira se concentra na região conhecida como Arco do Desflorestamento (Figura 2.2). Nessa região, há uma forte relação entre o desflorestamento, a ocupação do solo com projetos de infraestrutura e pólos de colonização e desenvolvimento (AGUIAR, 2006; BECKER, 2005; CARDILLE; FOLEY, 2003; ACHARD et al., 2002). Os estados do Acre, Rondônia, Mato Grosso, Pará e Maranhão possuem parte de seus territórios dentro do Arco do Desflorestamento.

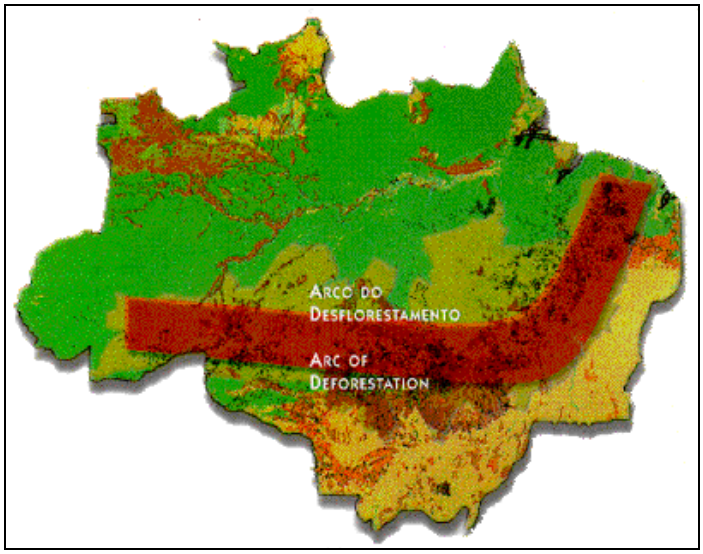


Figura 2.2 - Delimitação do Arco do Desflorestamento.
Fonte: Adaptado de IBAMA (2008).

De acordo com Soares Filho et al. (2005), as causas do desmatamento na Amazônia são diversas e frequentemente interrelacionadas. O processo de ocupação humana que vem provocando modificações intensas na floresta amazônica brasileira intensificou-se a partir da década de 1970. Essas atividades foram fortemente impulsionadas por políticas governamentais de infra-estrutura, incluindo as construções de estradas e a consequente apropriação de faixas de terras ao longo dessas obras (BECKER, 2001; ALVES et al., 1999). Segundo Alves (2002), cerca de 90% dos eventos de desmatamento estão a menos de 100 km das grandes rodovias. Anderson et al. (2003) apresentaram uma série de fatores que também atuam como agentes potenciais para a mudança da cobertura da terra na Amazônia, destacando as queimadas, o desmatamento seletivo e a pavimentação de estradas. Empreendimentos de infraestrutura que incentivam as atividades agrícolas na região e geram uma redução no custo do transporte de produtos agrícolas também promovem aceleração nos processos de desmatamento. O desmatamento é um processo complexo e outros fatores também são relevantes para promovê-lo ou inibi-lo. A pressão populacional, a existência e proximidade de áreas de proteção ambiental, o modelo de

colonização e fatores biofísicos, como fertilidade dos solos e precipitação pluviométrica, também contribuem para determinar os padrões de desflorestamento na Amazônia Legal (AGUIAR, 2006; KIRBY et al., 2006; PERZ; ALENCAR et al., 2004; SKOLE, 2003; LAURENCE et al., 2002).

Diversos estudos buscam entender a dinâmica de uso e ocupação da terra e monitorar os recursos naturais da floresta amazônica, acompanhando a evolução das florestas tropicais primárias, sucessões florestais secundárias, desmatamento seletivo, floresta degradada, cerrados e corpos de água naturais e artificiais (LU et al., 2003, 2007; ROBERTS et al., 2003; VIEIRA et al., 2003). Com esse mesmo objetivo, foram concebidos projetos como o PRODES, o DETER, e o DEGRAD, todos conduzidos pelo INPE (INPE, 2009b; SHIMABUKURO et al., 2005, 2007a; CÂMARA et al., 2006; INPE, 2002; SANTOS, 2002). Vale mencionar também o Programa de Experimento em Larga Escala da Biosfera-Atmosfera na Amazônia (LBA), iniciativa internacional de pesquisa conduzida pelo Brasil e pelos Estados Unidos com o objetivo de estudar a função da floresta amazônica como parte integrante do sistema Terra, analisando as mudanças na cobertura do solo e os conseqüentes impactos gerados.

No estado do Mato Grosso, os processos de alteração do uso e cobertura da terra intensificaram-se a partir do final da década de 1970, com destaque para os altos índices de desmatamento (SOARES FILHO, 2005). O cenário atual é caracterizado pela produção agropecuária, com enfoque na cultura da soja. A expansão da fronteira agrícola neste estado tem provocado grandes alterações na cobertura natural, geradas pela degradação florestal (queimadas e desflorestamento seletivo), desmatamentos e indiretamente pela pavimentação de rodovias (ANDERSON et al., 2003). Consolida-se também um novo padrão de ocupação, potencializado pelo capital gerado e acumulado através da produção de *commodities* agrícolas, marcado pela velocidade e capacidade de desmatamento de grandes extensões (LIMA, 2005). Essas características fazem com que o estado do Mato Grosso tenha destaque no cenário nacional devido ao grande aumento de sua produção agropecuária e aos altos valores de desflorestamento observados em programas de monitoramento como PRODES e DETER.

2.3 Sensoriamento remoto por radar

O radar é um sensor ativo que se baseia na utilização da energia eletromagnética na região das microondas. A radiação emitida pelo radar não sofre interferência de fatores atmosféricos como

nuvens ou poeira, permitindo o imageamento em condições meteorológicas adversas (JENSEN, 2007; MATHER, 1999). Por tais características, os dados gerados pelo radar são de grande utilidade em ambientes tropicais, em decorrência da intensa cobertura de nuvens presentes nessas regiões em grande parte do ano (SANO et al., 2007; ASNER, 2001).

O princípio do funcionamento do radar imageador consiste na emissão de radiação eletromagnética na faixa de microondas direcionada a uma porção da superfície, registrando a intensidade e o tempo de retorno desse pulso de energia retroespalhada em direção à antena, portando características como comprimento de onda (λ), amplitude, polarização, fase e direção de propagação da onda (HENDERSON; LEWIS, 1998). A parte do sinal que retorna e é captada pela antena é estruturada na forma de um dado SAR complexo, decomposto em duas partes: sinal em fase (I: *In Phase*) e sinal em quadratura de fase (Q: *Quadrature*). O sinal é convertido em representação numérica e armazenado na forma de um número complexo, onde a parte real contém o componente do sinal em fase (I) e a parte imaginária contém o componente em quadratura de fase (Q). Posteriormente o sinal é transmitido à estação de recepção em terra. Essa imagem complexa é denominada de *Single Look Complex* (SLC) (CCRS, 2008; GABOARDI, 2002).

As imagens de radar disponibilizadas no formato complexo são geradas com um único *look*. Esse tipo de dado contém a informação de fase de cada pixel da imagem, representado por um número complexo (componente real e imaginária de uma amostra do sinal eco, em fase e em quadratura de fase). Para esse tipo de dado, normalmente o pixel é representado por 64 bits (ANDRADE, 1999).

A imagem amplitude é representada pelo resultado da Equação ((2. **1**). São armazenadas geralmente em 16 bits por pixel, mas podem também ser contidas em 8 bits. As imagens *multilook* são usualmente expressas em amplitude (A):

$$A = \sqrt{I^2 + Q^2} \tag{2. 1}$$

Quando essas imagens são representadas por intensidade ou potência, são geradas segundo a Equação ((2. 2), e geralmente armazenadas em 32 bits.

$$P = A^2 = I^2 + Q^2 \tag{2. 2}$$

A possibilidade de detecção dos alvos na superfície é determinada pelas propriedades do sensor e do alvo. De acordo com Sabins (1997), a intensidade do retorno do radar é definida pelos parâmetros do sensor: comprimento de onda, ângulo de incidência (geometria de imageamento), polarização, e resolução; e pelos parâmetros do alvo: propriedade dielétrica (incluindo conteúdo hídrico), rugosidade da superfície e orientação das feições.

A **frequência** (*f*) de imageamento se refere ao comprimento de onda do pulso eletromagnético utilizado pelo radar. Os radares podem trabalhar em diferentes comprimentos de onda, definindo frequências diferenciadas. Os radares imageadores empregados em sensoriamento remoto trabalham com pulsos que variam entre 1 cm a 100 cm de comprimento de onda. A Tabela 2.1 descreve as principais bandas de imageamento utilizadas pelos sistemas de radar. Quanto maior o comprimento de onda utilizado, maior será a penetrabilidade da onda em alvos (JENSEN, 2007; ANDRADE et al., 2007; MATHER, 1999).

Tabela 2.1 - Principais bandas dos sensores de microondas

Banda	Comprimento de onda **(cm)**	Frequência **(GHz)**
P	77 – 136	0,22 – 0,39
L	15 – 30	1,0 – 2,0
S	7,50 – 15	2,0 – 4,0
C	3,75 – 7,50	4,0 – 8,0
X	2,40 – 3,75	8,0 – 12,5
Ku	1,67 – 2,40	12,5 – 18,0
K	1,18 – 1,67	18,0 – 26,50

Fonte: Adaptado de Henderson e Lewis (1998).

A **polarização** descreve a orientação do vetor campo elétrico de uma onda eletromagnética (Figura 2.3), sendo definida pela antena e podendo ser ajustada para ser diferenciada na transmissão e recepção do pulso de microondas (WOODHOUSE, 2006).

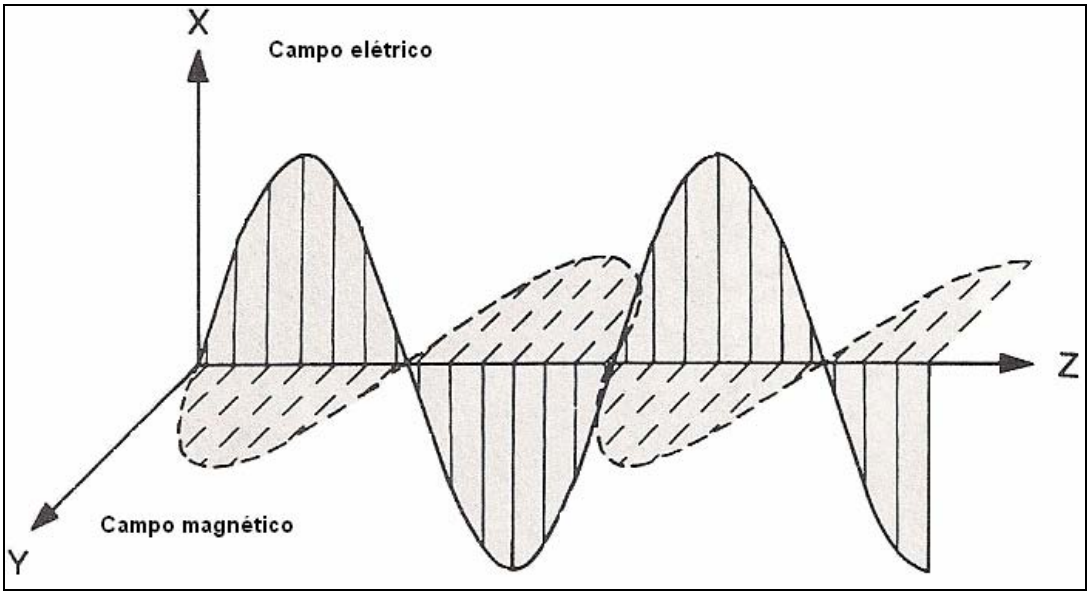


Figura 2.3 - Polarização da onda eletromagnética, ilustrando o campo elétrico no eixo X, o campo magnético no eixo Y e a direção de propagação da onda em Z.

Fonte: Adaptado de Sabins (1997).

A polarização horizontal ocorre quando o vetor campo elétrico é paralelo à superfície terrestre. A polarização vertical ocorre quando ele está contido no plano definido pela vertical da superfície terrestre e a direção de deslocamento da onda. As imagens de polarização HH (transmitidas e recebidas na horizontal) e polarização VV (transmitidas e recebidas na vertical) serão denominadas de polarizações paralelas ou co-polarizações. Objetos e superfícies que se comportarem como alvos espalhadores podem ainda despolarizar a onda incidente, gerando uma polarização distinta à enviada. Essas imagens de polarização HV (transmitida na horizontal e recebida na vertical) e VH (transmitida na vertical e recebida na horizontal) serão denominadas polarizações cruzadas (SABINS, 1997). De acordo com Henderson e Lewis (1998), o retroespalhamento promovido pelas polarizações paralelas (HH e VV) é, em geral, maior do que o gerado pelas polarizações cruzadas (HV e VH).

Parte da interação entre as microondas e os objetos tem relação direta com a polarização das ondas. De modo geral, a maior parte da energia que retorna à antena geralmente tem a mesma polarização do pulso emitido, havendo ainda uma parcela de energia que é despolarizada e espalhada em várias direções (SABINS, 1997). A alteração da polarização de uma onda é proporcionada pela interação com os alvos imageados, sendo influenciada pela forma, orientação, volume e propriedade dos materiais. Os principais mecanismos responsáveis pela

despolarização (mudança de estado de polarização) das ondas são: reflexão quase especular, provocada, por exemplo, por superfícies suavemente onduladas; múltiplos espalhamentos, gerados por superfícies rugosas; e propriedades anisotrópicas dos alvos, relacionadas à geometria do alvo (SANT'ANNA et al., 2007).

De modo geral, as polarizações paralelas são mais sensíveis à rugosidade das superfícies, enquanto as polarizações cruzadas se relacionam mais diretamente ao espalhamento volumétrico. Na vegetação, a polarização HH é sensível a galhos horizontais e superfícies do solo, a polarização VV interage com estruturas verticais e é sensível a atributos do dossel vegetal, enquanto a polarização cruzada se relaciona com o espalhamento volumétrico, pois o dossel funciona como um mecanismo despolarizador (KUPLICH, 2003; BRISCO; BROWN, 1998).

Em relação à **geometria de imageamento,** o radar adquire informações através de visada lateral e essa geometria define o ângulo de incidência (θ), ângulo de depressão (γ) e a largura da faixa imageada pelo sensor (Figura 2.4).

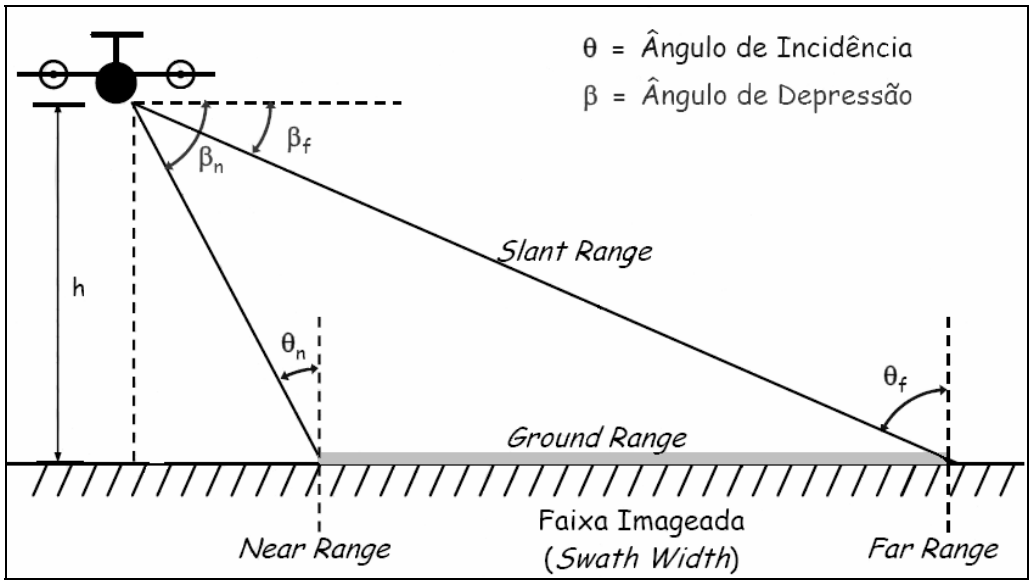


Figura 2.4 - Esquema da geometria do imageamento SAR.

Fonte: Adaptado de CCRS (2008), Sant'Anna et al. (2007).

O ângulo de incidência é formado entre a direção de observação e a perpendicular à superfície (normal). Esse ângulo tem influência na quantidade de retroespalhamento produzido, pois com ângulos de incidências maiores gera-se maior perda de retroespalhamento. O ângulo de incidência local considera também o declive do terreno (HENDERSON; LEWIS, 1998). O

ângulo de depressão é o ângulo formado entre a linha horizontal a partir do sensor e a linha descrita pelo pulso eletromagnético. A faixa imageada pelo sensor corresponde à largura da cena imageada perpendicularmente à trajetória de vôo da plataforma, sendo medida entre o *near range* e o *far range*.

A geometria de imageamento do radar gera algumas distorções geométricas e erros inerentes ao processo de imageamento. Dentre esses, merecem destaque o encurtamento de rampa (*foreshortening*), a inversão de relevo (*layover*) e o efeito de sombra (s*hadow*). A Figura 2.5 ilustra as distorções inerentes à configuração geométrica de aquisição.

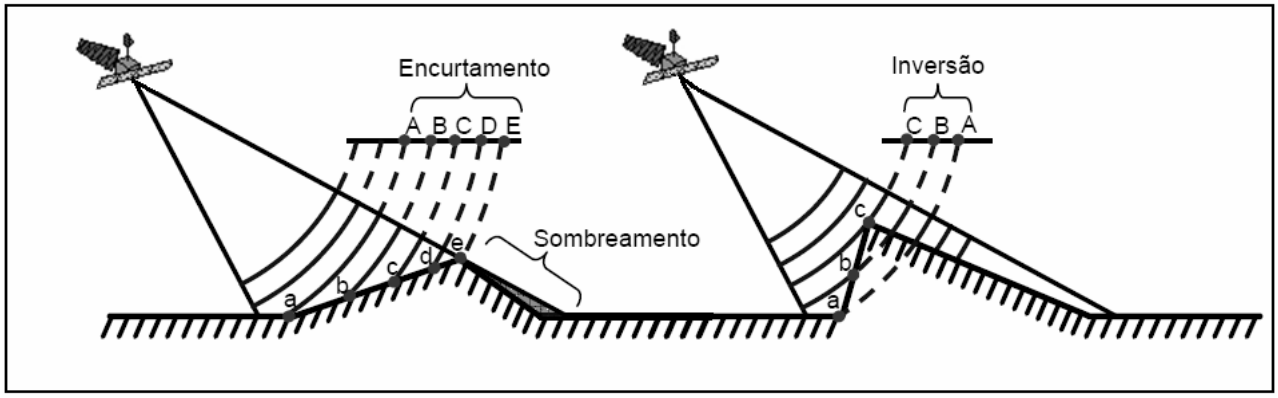


Figura 2.5 - Exemplos de configurações geométricas que causam encurtamento de rampa, sombreamento e inversão de relevo nas imagens de radar.
Fonte: Adaptado de Almeida (2008).

O encurtamento de rampa é um tipo de distorção no qual os declives do terreno, voltados para o feixe de iluminação do radar, são imageados como contendo uma compressão no sentido transversal da imagem. Nesses casos, o eco da base do relevo é recebido antes do eco oriundo do topo do relevo, gerando uma distância registrada na imagem menor do que a observada no terreno. O encurtamento de rampa é mais acentuado em declives íngremes e em imageamento com baixos ângulos de incidência. A inversão de relevo pode ser considerada como um caso extremo de encurtamento de rampa. Nesse tipo de distorção, o topo do relevo se encontra mais próximo do radar do que as partes mais baixas, permitindo que o eco da base do alvo seja recebido pela antena posteriormente ao eco do topo. Essa característica gera imagens distorcidas na direção de imageamento, não podendo ser corrigida com os processos de ortorretificação. O sombreamento de relevo é resultado de uma área não iluminada pelo radar e não visível na

imagem resultante. Essa região não pode ser atingida pela radiação emitida e, consequentemente, não será imageada (WOODHOUSE, 2006; ANDRADE, 1999).

A **resolução espacial** pode ser definida como a menor distância em que se pode distinguir dois objetos, ou a distância entre os centros de dois ecos pontuais. Esse parâmetro define a mínima separação possível entre dois alvos pontuais, possibilitando a identificação individual desses objetos na imagem. Nos sistemas SAR, a resolução é independente na direção azimutal (ao longo da trajetória do imageamento) ou na direção em range (perpendicular a trajetória de imageamento) (WOODHOUSE, 2006; ANDRADE, 1999).

Segundo Sabins (1997), a **constante dielétrica** é uma importante propriedade dos alvos, pois determinam a intensidade da interação com as ondas eletromagnéticas, condicionando a absorção e a propagação da onda eletromagnética e a interação da radiação com a superfície. A penetração do sinal é inversamente proporcional ao conteúdo de umidade. Uma alta constante dielétrica implica em um alto conteúdo hídrico, alta refletividade da onda e potencialmente em um alto retorno do sinal, e uma baixa constante dielétrica implica em um baixo conteúdo de umidade e um baixo sinal de retorno. Assim, uma mudança no sinal de retorno entre duas feições do terreno pode ser resultado de uma maior quantidade de umidade (e, desse modo, de sua constante dielétrica) do que apenas da mudança do tipo de material (HENDERSON; LEWIS, 1998). Segundo Dobson et al. (1995), para regiões com vegetação, além da umidade, a constante dielétrica também é determinada pela temperatura, densidade e conteúdo químico das folhas.

A **rugosidade** é um importante fator que condiciona o retorno do radar e, de modo geral, quanto mais rugosa for uma superfície, menos energia será perdida por reflexão especular (direção oposta ao radar), permitindo mais retorno. O parâmetro da rugosidade é condicionado em função do comprimento de onda utilizado, sendo fundamental correlacionar as frequências definidas para o imageamento e a rugosidade dos alvos que se pretende imagear (SABINS, 1997).

Diversos parâmetros condicionam o imageamento da vegetação. De acordo com Dobson et al. (1995), os principais fatores relacionados à interação entre o imageamento SAR e as florestas são a textura do dossel e do solo, a macrotopografia, a umidade do solo e da vegetação e a estrutura das formações vegetais. Os principais parâmetros SAR que condicionam essa interação são o ângulo de incidência, a polarização e a banda utilizada. Uma floresta será representada em uma imagem SAR através da combinação das respostas geradas por diferentes mecanismos de

espalhamento, incluindo fatores como a contribuição direta do solo (quando houver áreas de solo exposto, pois, em banda L, o sinal de radar não atinge o terreno), dos troncos e galhos, da copa das árvores, da interação entre a copa e o solo e também pela reflexão dupla entre o tronco e o solo (LECKIE; RANSON, 1998).

Segundo Leckie e Ranson (1998), em florestas, os principais mecanismos de espalhamento compreendem: (1) o retroespalhamento direto da copa, incluindo o espalhamento múltiplo dentro da copa (espalhamento volumétrico). Este tipo de interação ocorre com comprimentos de onda menores, principalmente com bandas K, X e C, e a interação é predominante entre folhas, ramos e pequenos galhos; (2) o retroespalhamento direto do tronco e de grandes galhos, existente para grandes comprimentos de onda, principalmente bandas L e P; (3) o retroespalhamento direto do solo é usualmente pequeno e ocorre apenas com a interação de grandes comprimentos de onda, principalmente banda P; (4) o retroespalhamento resultante da interação entre o tronco/solo ou solo/tronco são denominadas do tipo *double bounce*, sendo significativos apenas para grandes comprimentos de onda (bandas L e P), podendo se dar também, em menor intensidade, entre o solo/dossel ou dossel/solo; e (5) o retroespalhamento integrado entre tronco e solo, que acontece com baixa magnitude e especialmente em grandes comprimentos de onda, existindo contribuições do tronco e do solo concomitantemente.

A Figura 2.6 ilustra os principais mecanismos e componentes do retroespalhamento existentes nas florestas, considerando a utilização de diferentes bandas de imageamento e polarizações.

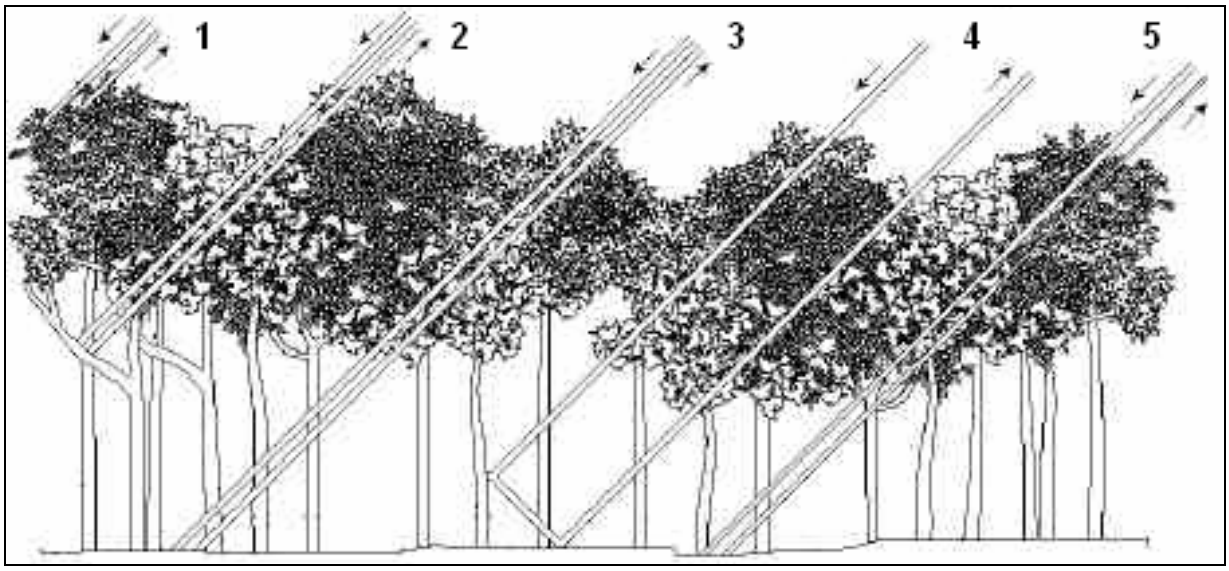


Figura 2.6 – Ilustração dos tipos e mecanismos de retroespalhamento em ambientes florestais: (1) retroespalhamento superficial e no interior de dossel; (2) retroespalhamento de troncos e galhos; (3) retroespalhamento do solo; (4) reflexão dupla tronco-solo; e (5) retroespalhamento integrado entre tronco e solo.

Fonte: Adaptado de Leckie e Ranson (1998); Kuplich (2003).

Quando um alvo é iluminado pela REM emitida pelo radar, parte dessa energia é refletida aleatoriamente. Essa reflexão aleatória é denominada espalhamento e é condicionada por fatores intrínsecos ao alvo (rugosidade, geometria, propriedades dielétricas, etc.). A porção da energia que retorna a antena é denominada de eco (retroespalhamento), e sua intensidade define o parâmetro seção transversal radar (HENDERSON; LEWIS, 1998). Assim, a seção transversal radar representa a razão entre a potência espalhada e a potência incidente em uma determinada região. Por sua vez, o **coeficiente de retroespalhamento** (σ°) é a relação entre a seção transversal (σ) radar por unidade de área (A) imageada no terreno (Equação (2. 3).

$$\sigma^0 = \frac{\sigma}{A} \qquad (2.\ 3)$$

O coeficiente de retroespalhamento é também conhecido como coeficiente de refletividade, usualmente empregado para mensurar o retorno de sinal por unidade de área.

2.3.1 Aplicação de radar na identificação da cobertura da terra

Os dados gerados por sensores radar permitem a identificação do uso e cobertura da terra. Esses dados são diversos aos detectados pelos sensores ópticos, disponibilizando informações diferenciadas e complementares, relacionadas principalmente as características dielétricas, geométricas e texturais da superfície imageada (KASISCHKE et al., 1997), e podem ser aplicados para a identificação da cobertura da terra em regiões florestais (LU et al., 2007; LIMPITLAW; GENS, 2006, KUPLICH, 2001; DUTRA; HUBER, 1999; PIERCE et al., 1998; SAATCHI; RIGNOT, 1997) e não florestadas (ALMEIDA-FILHO; SHIMABUKURO, 2000).

Em função do comprimento de onda utilizado, a radiação eletromagnética possibilita interação diferenciada com os alvos de interesse. Em relação à vegetação, os radares são capazes de obter informações provenientes de camadas inferiores ao dossel, estimando variáveis biofísicas relacionadas à estrutura vertical da floresta. Dobson (2000) destacou que o tamanho, a estrutura e a densidade dos elementos vegetais terão interação direta com as microondas incidentes. Bandas com pequenos comprimentos de onda (X e C) terão maior interação com a superfície do dossel, pois o retroespalhamento será predominante nas folhas e pequenos galhos, gerando informações das camadas superiores da vegetação. Comprimentos de ondas maiores, como as bandas L e P, terão interação maior com galhos e troncos, em decorrência de uma maior penetração no dossel, possibilitando informações das camadas inferiores do dossel florestal e às vezes do próprio solo.

Quegan et al. (2000) mostraram que os dados de radar são versáteis quanto aos modos de imageamento, podendo ser utilizados para detecção de diversos tipos de alterações na cobertura da terra, com possibilidade de discriminação de estágios florestais, detecção de desflorestamento, e áreas de corte seletivo. Entretanto, de acordo com Smit (1988), a influência provocada por fatores da condição do terreno (por exemplo, variações hídricas do solo e da vegetação) são mais complexas de serem obtidas. De modo geral, a diferenciação dos tipos de cobertura da terra pode ainda ser facilitada quando se dispõem de dados com diferentes bandas, ângulos de incidência e polarizações.

Os dados SAR gerados em banda L são sensíveis à estrutura da vegetação e apresentam potencial para a identificação da cobertura da terra. Por possibilitar penetração no dossel da vegetação, esse comprimento de onda registra informações provenientes dos galhos e troncos superiores. As

co-polarizações dessa frequência permitem ainda a discriminação de tipos florestais, como estágios de sucessão secundária e regeneração (DOBSON, 2000; SAATCHI et al., 1997).

Apesar de ser uma importante ferramenta para o mapeamento e monitoramento da cobertura da terra, o imageamento por radar apresenta algumas limitações. As feições geradas pelo retroespalhamento não são reconhecidas de modo simples nas imagens de radar, sendo necessário o conhecimento prévio da área de estudo para uma melhor correlação entre as feições identificadas e os alvos imageados. Leckie e Ranson (1998) destacaram também que o conhecimento da topografia é fundamental para identificar possíveis erros geométricos decorrentes do imageamento. Outra limitação para aplicação dos dados SAR em estudos de cobertura da terra é a saturação do sinal de retorno em determinados tipos de formações florestais (LIANG, 2008).

Dados adquiridos por sensores SAR, em diversas bandas (C, L, e P), foram empregados para o mapeamento da cobertura da terra e para identificação de desflorestamento na Amazônia (LIMA et al., 2009; ALMEIDA-FILHO et al., 2009, 2007, 2005a, 2005b; SHIMABUKURO et al., 2007b; GOMES et al., 2007; THIEL et al., 2006; BUFALO; VALERIANO, 2005; MILNE; DONG, 2002; SAATCHI et al., 2001, 1997), comprovando que as informações produzidas pelas imagens SAR auxiliam na identificação das modificações da cobertura da terra. No entanto, dados gerados apenas em polarização paralela (HH e VV) podem ser limitados para detecção de algumas feições. Nesse sentido, a utilização de combinações de polarização cruzada (HV e VH) pode oferecer uma maior potencialidade para a discriminação de modificações na superfície, inclusive padrões de alterações proporcionados pelos eventos de desflorestamento (ALMEIDA-FILHO et al., 2007, 2005a; HOEKMAN; QUIÑONES, 2002; VAN DER SANDEN; HOEKMAN, 1999). A utilização de dados de radar polarimétrico para o mapeamento do uso e cobertura da terra em florestas tropicais e a identificação de eventos de desflorestamentos, tem sido observada em diversos trabalhos, como por exemplo, em Rignot et al. (1997), Saatchi et al. (1997), Van Der Sanden e Hoekman (1999), Freitas et al. (2001), Santos et al. (2007), Dutra et al. (2008a), e Dutra et al. (2009).

Freitas et al. (2008) avaliaram os classificadores pontuais contextuais Maxver com suposição de normalidade e Maxver-ICM com ajuste a múltiplas fontes de evidências estatísticas em dados polarimétricos em banda P, objetivando mapear classes de uso e cobertura da terra na região da Floresta Nacional de Tapajós (PA). Foram consideradas quatro classes temáticas: (1) floresta

primária e regeneração avançada; (2) regeneração intermediária; (3) solo, pastagem e agricultura; e (4) vegetação inundada. Os melhores resultados foram obtidos com dados no formato intensidade, e combinação de polarizações HV e VV, e HH, HV e VV. De acordo com os autores, a utilização da distribuição estatística mais adequada foi fundamental para a obtenção dos melhores resultados, quando comparado aos resultados obtidos com suposição de normalidade.

A classificação do uso e cobertura da terra, utilizando dados ALOS/PALSAR no modo polarimétrico, foi avaliada em ambiente amazônico por Dutra et al. (2009, 2008a, 2008b). Esses autores avaliaram o aumento de acurácia nas classificações utilizando informações provenientes da combinação das polarizações HH, HV e VV. Os resultados demonstraram que a melhor combinação para o mapeamento do uso e cobertura da terra em floresta tropical utilizando dados polarimétricos é utilização das bandas HH e HV. Essa combinação apresentou a melhor composição para a discriminação de classes de cobertura da terra como floresta primária, floresta secundária, solo exposto, agricultura e floresta degradada.

Lima et al. (2009) avaliaram um conjunto de imagens ALOS/PALSAR (modo FBD) da porção norte da Amazônia Legal. Foram empregadas técnicas de análise visual e agrupamento hierárquico dos dados, convertidos em coeficientes de retroespalhamento. De acordo com os autores, os resultados permitiram a identificação de floresta primária, contato vegetacional, campinarana, áreas antrópicas (agricultura e pastagens) e formações savânicas.

Almeida-Filho et al. (2009) demonstraram a aplicação de dados em polarização dupla (HH e HV), adquiridos pelo radar ALOS/PALSAR (banda L), na diferenciação entre floresta primária e novas frentes de desmatamento na Amazônia. Os resultados demonstraram que as áreas de desflorestamento recente não puderam ser claramente identificadas em nenhuma das bandas individualmente, mas a polarização HV contribuiu para a identificação dessas áreas através da técnica do índice de diferença normalizada. Os resultados indicaram que o método pode ser utilizado como base para um programa operacional de monitoramento de desflorestamento na Amazônia brasileira.

2.4 Processamento digital de imagens ópticas

O processamento digital de imagens abrange um conjunto de técnicas que buscam melhorar a interpretação e extração de informações presentes nas imagens através da identificação e reconhecimento de feições ou pela geração de produtos que permitam um melhor discernimento dos alvos de interesse (JENSEN, 2005).

2.4.1 Correção geométrica

Durante o processo de imageamento, as imagens estão sujeitas a uma série de erros inerentes à aquisição, que provocam distorções geométricas, criando imprecisões nas imagens. As principais fontes de distorções geométricas estão relacionadas à instabilidade da plataforma (parâmetros de altitude, atitude e velocidade), erros instrumentais e variações provocadas diretamente pela geometria de aquisição dos dados (MATHER, 1999; RICHARDS, 1993). A correção dessas distorções é conhecida como correção geométrica e possibilita um posicionamento geográfico mais preciso das feições, de modo a também permitir correlacionar espacialmente informações adquiridas em imagens de diferentes datas.

O processo de correção geométrica exige a definição de um sistema de coordenadas, um conjunto de pontos de controle para definir a posição dos pixels na nova imagem, e o recálculo utilizando-se um algoritmo de interpolação (MATHER, 1999; RICHARDS, 1993). Nesse processo pode ser utilizado como base para os pontos de controle uma imagem de referência (georreferenciamento entre imagens) ou um mapa. A transformação de coordenadas é executada por um polinômio linear de primeira, segunda ou terceira ordem, estando o grau do polinômio dependente do número de pontos de controle. Para o processo de correção, é ainda necessário a definição de um interpolador. O método vizinho mais próximo é um procedimento de interpolação em que o algoritmo define o valor do nível de cinza de um pixel a ser corrigido baseado no mesmo valor do pixel que se encontra mais próximo da posição a ser ocupada, não havendo assim alteração nos valores de nível de cinza. Esse método preserva os valores dos níveis de cinza originais, mas pode gerar um deslocamento espacial de até meio pixel na imagem corrigida (RICHARDS, 1993).

2.4.2 Modelo linear de mistura espectral

Em imagens de satélite cada pixel pode abranger diversos tipos de cobertura. Dessa maneira, a radiância resultante provem da integração da resposta de todos os alvos contidos nessa área, criando um problema de mistura espectral dentro de cada pixel.

A técnica denominada modelo linear de mistura espectral (MLME) permite a geração de imagens fração, estimando a proporção de componentes (previamente definidos) dentro de cada pixel. O modelo utiliza a informação do comportamento espectral dos chamados “pixels puros” (*endmembers*) de cada um desses elementos para estimar suas proporções dentro de cada pixel da imagem (SHIMABUKURO; SMITH, 1991). Essas imagens reduzem a dimensão dos dados, realçando os alvos de interesse e facilitando sua interpretação. O MLME considera o valor de um pixel como o resultado da combinação linear da resposta espectral dos diferentes componentes da cena presentes dentro dele. De acordo com Shimabukuro e Smith (1991), em imagens multiespectrais, é possível modelar a mistura de cada pixel como uma combinação linear de finitos componentes, como descrito pela Equação ((2.4).

$$r_i = \sum_{j=1}^{n} (aij\ xj) + ei \tag{2.4}$$

Onde r_i representa a resposta espectral média para a banda espectral i de um pixel que contém uma ou mais componentes, aij define a resposta espectral do componente j no pixel para a banda espectral i, o termo xj representa o valor da proporção de j no pixel, ei representa a componente erro para a banda espectral i. O termo j refere-se ao número de componentes assumidos e i representa o número de bandas espectrais para o sistema sensor. A definição dos espectros no modelo de mistura não é uma tarefa simples, pois são influenciados por fatores como variação no comportamento dos materiais e pela própria geometria de iluminação dos alvos. Nesse sentido, grande parte da precisão obtida no modelo de mistura espectral é resultante da escolha correta dos *endmembers* (TOMPKINS et al., 1997).

O MLME pode ser utilizado para auxiliar na identificação do uso e cobertura da terra e na definição de tipos florestais, estimando a proporção de cada cobertura presente no pixel (PASTOR, 2002; MATHER, 1999). Araujo (1999) mencionou que as florestas primárias (indivíduos com diferentes alturas e vários estratos) apresentam alta porcentagem dos

componentes vegetação e sombra. A floresta secundária (crescimento mais homogêneo, com indivíduos estruturalmente mais uniformes) difere da floresta primária principalmente pela menor quantidade de sombra, com consequente aumento da porção vegetação. De acordo com Shimabukuro et al. (1997), a imagem sombra é útil para identificar as diferenças entre áreas florestadas e desflorestadas, pois a floresta promove, através da sombra provocada pelo dossel, uma diferenciação com as áreas de menor cobertura vegetal. Aplicações do MLME para identificar classes de uso e cobertura da terra podem ser vistas em trabalhos de Adams et al. (1995), Araujo (1999), Lu et al. (2003) e Espírito-Santo et al. (2005).

2.5 Processamento digital de imagens de radar

Os dados gerados por sensores de radar possuem propriedades específicas que devem ser consideradas nas atividades de PDI. Parte das distorções de relevo presente no imageamento pode ser corrigida utilizando processos de ortorretificação. Para diminuição do ruído *speckle*, podem ser empregados filtros específicos, proporcionando uma melhora na relação sinal-ruído das imagens resultantes. A segmentação de imagens de radar deve considerar as propriedades do *backscattering,* produzindo feições que delimitem essas variações existentes na imagem. A classificação digital de imagens deve utilizar as propriedades estatísticas específicas para dados de radar no processo de extração automática de informações.

2.5.1 Ortorretificação

A ortorretificação é um processo que utiliza um modelo matemático rigoroso em conjunto com um modelo digital de elevação (MDE) para corrigir as distorções geométricas existentes na imagem bruta. O modelo matemático rigoroso permite calcular a posição e orientação do sensor no momento em que a imagem foi tomada. O MDE é uma imagem que contém os valores de elevação do terreno. A qualidade da ortorretificação é diretamente relacionada à qualidade do modelo matemático defino e do MDE utilizado. As principais imprecisões no processo de ortorretificação são resultantes de modelos matemáticos não precisos, pouca acurácia dos MDE ou georreferenciamento incorreto entre o modelo matemático e o DEM (PCI GEOMATICS, 2007a; WOODHOUSE, 2006).

De acordo com Andrade (1999), a ortorretificação de imagens de radar permite a geração de ortoimagens e mosaicos de dados multifontes com uma exatidão geométrica em torno de um

pixel. Isso é possível pelo fato da correção geométrica considerar as diferentes distorções relativas à geometria de aquisição presentes na plataforma (orientação, velocidade e posição), no sensor (campo de visada, tempo de integração, ângulo de orientação), e relativas à Terra e à projeção cartográfica considerada. Segundo Woodhouse (2006), existem algumas limitações do processo de ortorretificação. As áreas de distorções provocadas por *layover* e sombra não são totalmente corrigidas pelo processo de ortorretificação. As distorções provocadas por *layover* não podem ser corrigidas, pois a relação entre os valores de pixels e sua posição do terreno não pode ser determinada. As áreas de sombra não dispõem de informação para proporcionar a ortorretificação, pois dados daquela área não são adquiridos pelo sensor.

2.5.2 Ruído speckle

Imagens de radar apresentam um ruído característico conhecido como *speckle*. Esse tipo de ruído é encontrado nos sistemas de imageamento que utilizam REM coerente[1], as quais produzem interferências construtivas e destrutivas, resultantes dos diferentes retornos presentes em uma célula de resolução (WOODHOUSE, 2006). Cada um desses difusores produz um retorno arbitrário, gerando sinais de amplitude e fase que são somados vetorialmente, como ilustrado na Figura 2.7.

[1] Duas ondas são ditas coerentes entre si quando existe uma relação regular ou sistemática entre suas amplitudes. As ondas incoerentes (não coerentes) apresentam as amplitudes relacionadas de forma aleatória.

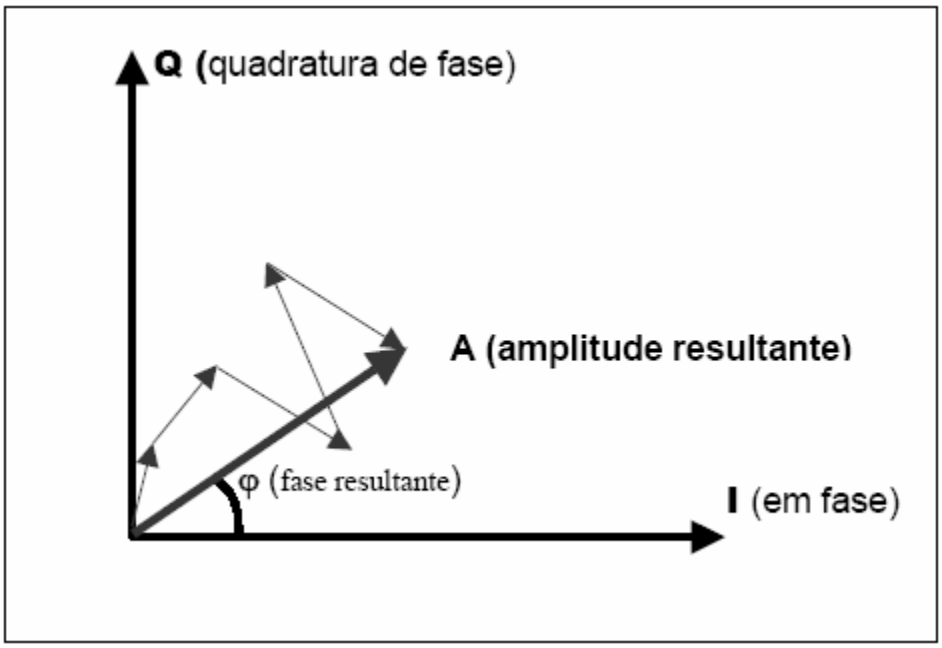


Figura 2.7 – Esquema ilustrando a soma vetorial dos espalhadores, produzindo a amplitude e a fase resultante do sinal SAR complexo.

Fonte: Adaptado de Gaboardi (2002).

O *speckle* é usualmente considerado como um ruído multiplicativo, sendo mais intenso onde a intensidade do sinal for maior. Nesse modelo multiplicativo, supõe-se que cada pixel da imagem é resultado da Equação ((2.5), onde o sinal observado é o produto das variáveis aleatórias (independentes) que estão modelando o retroespalhamento e o ruído *speckle*.

$$Z = X.Y \tag{2.5}$$

Onde, Z representa o sinal observado, X representa a variável aleatória que modela o retroespalhamento e Y representa a variável aleatória que modela o ruído *speckle* (SANT'ANNA et al., 2007).

O ruído *speckle* gera uma aparência granular na imagem, pois torna a relação sinal-ruído mais baixa. Isso dificulta o processamento digital através de segmentações e classificações automáticas, bem como a interpretação visual e a extração de informações por intérpretes (SABINS, 1997; SANT'ANNA, 1995). Assim, a redução do ruído *speckle* é necessária para melhorar a classificação das imagens SAR e auxiliar nas interpretações das feições presentes na cena.

Dentre as alternativas existentes para a redução do ruído *speckle* estão o processamento *multilook* e a filtragem espacial. No processamento *multilook,* a imagem final será composta pela média das várias imagens independentes adquiridas em uma mesma área (diferentes *looks*) produzidas pelas porções da abertura sintética (Figura 2.8). O processamento *multilook* aumenta a relação sinal-ruído da imagem final, diminuindo o ruído *speckle*, sendo essa melhora proporcional ao número de *looks* empregados. Entretanto, existe uma relação direta entre o aumento do número de *looks* e a perda de resolução azimutal, pois o tamanho da célula de resolução obtida pela imagem *multilook* será proporcional ao número de looks utilizados (quanto maior o número de *looks*, maior será a perda de resolução espacial em azimute) (LILLESAND e KIEFER, 2000).

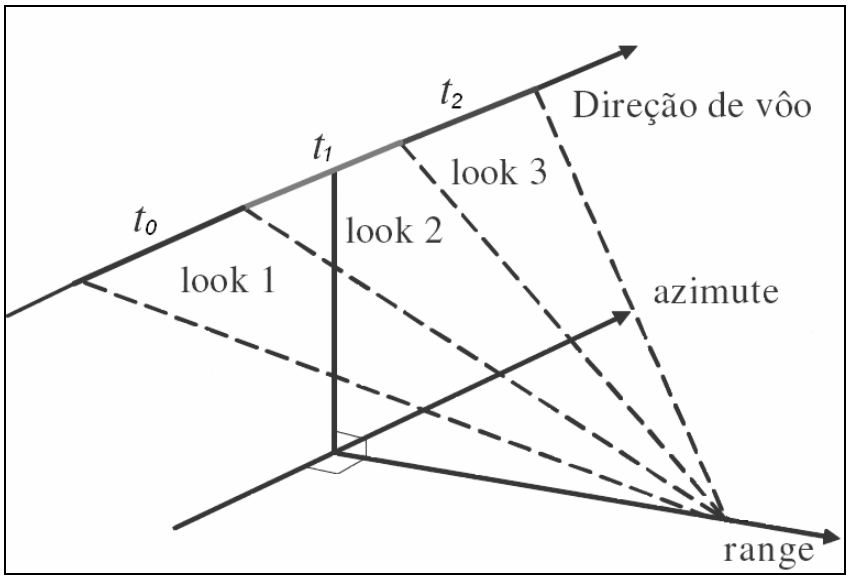


Figura 2.8 - Esquema ilustrando o imageamento multilook.

Fonte: Adaptado de Sant'Anna et al. (2007).

A filtragem espacial também é uma alternativa empregada para a redução do ruído *speckle*. Esse procedimento reduz a resolução espacial da imagem, pois aumenta o tamanho da célula de resolução, mas proporciona uma diminuição do ruído *speckle* preservando as informações radiométricas e permitindo uma melhor discriminação de alvos na cena (SANT'ANNA et al., 2007). Existe uma série de filtros especificamente desenvolvidos para a suavização do ruído *speckle*, elaborados para aumentar a relação sinal-ruído nas imagens.

Os filtros podem ser agrupados em dois grandes grupos: adaptativos e não adaptativos. Os filtros não adaptativos utilizam os parâmetros de toda a imagem de forma conjunta. Esses filtros não

consideram as variações provocadas pelo retroespalhamento do terreno e as características do sensor, não sendo indicados para dados SAR. Exemplos de filtros não adaptativos são os filtros de média e mediana. Os filtros adaptativos modificam as imagens de acordo com as estatísticas obtidas a partir das informações de cada pixel, considerando as especificidades geradas pelas variações do retroespalhamento. A principal vantagem dos filtros adaptativos é que eles mantêm uma estimativa dos valores de retroespalhamento dentro de regiões homogênea, permitindo uma melhor definição das bordas e preservando a textura das imagens. Esses filtros foram especificamente desenvolvidos para imagens SAR. Como exemplo, têm-se os filtros de Frost e Lee (PCI GEOMATICS, 2007a). De acordo com Lopes et al. (1990), os filtros adaptativos são mais adequados para a preservação de informações texturais e radiométricas nas imagens de radar porque são baseados no modelo multiplicativo do *speckle*. Dentre os filtros mais empregados, estão os filtros de Frost, Lee, Kuan e Gamma (FRERY; SANT'ANNA, 1993; LOPES et al., 1990).

O filtro de Frost é um filtro adaptativo que utiliza as estatísticas locais da imagem como parâmetros de ponderação, assumindo a existência de ruído multiplicativo na imagem. Esse filtro minimiza o erro quadrático médio (RMSE), incorporando a dependência dos pixels vizinhos. O filtro Lee é um filtro local (utiliza as estatísticas locais do pixel a ser filtrado), considerando a não estacionaridade da média e da variância do sinal original. Esse filtro adota um modelo multiplicativo para o ruído e minimiza o RMSE. O filtro Kuan é um filtro adaptativo que também minimiza o RMSE localmente. Esse filtro transforma o modelo multiplicativo dos dados de radar em modelo aditivo, utilizado comumente para dados óticos. A filtragem é realizada ponto a ponto utilizando-se o filtro de Wiener, sem nenhuma aproximação. O filtro Gamma é um filtro adaptativo pautado no pressuposto de que a distribuição do ruído *speckle* é baseada da distribuição estatística Gamma. Esse filtro minimiza a perda de informações de textura em imagens com distribuição Gamma, quando comparado com filtros como o Frost e o Lee, pois esses outros não são baseados em modelos estatísticos que utilizam as propriedades da cena (GONZALEZ; WOODS, 2008; SCHOWENGERDT, 2007; INPE, 2007; SANT´ANNA, 1995; FRERY; SANT'ANNA, 1993). Os filtros citados anteriormente são detalhadamente descritos em Frost et al. (1982); Lee (1981); e Kuan et al. (1987).

Um filtro para o ruído *speckle* deve proporcionar a mínima perda de informação, preservando as variações texturais e a variabilidade espacial do sinal. De acordo com Touzi (2002), o

desempenho de um filtro para reduzir o ruído *speckle* dependerá da intensidade de ruído existente na imagem e do modelo de filtro utilizado. Sant'Anna e Mascarenhas (1996) mencionam que a avaliação da filtragem espacial pode ser realizada através da verificação do desempenho de classificação (avaliação da acurácia temática), da perda de resolução espacial (análise visual e identificação de bordas) e pela relação sinal-ruído (parâmetros que geram medidas de qualidade).

A relação sinal-ruído é um critério que permite a escolha de um filtro, diminuindo a subjetividade existente quando a escolha dos produtos da filtragem é pautada apenas em interpretação visual. A relação sinal-ruído é uma razão entre o nível do sinal original e o nível de ruído gerado pelo *speckle*. Essa análise quantifica o desempenho do filtro aplicado sobre imagens de radar, considerando medidas que relacionam à média e à variância (SANT´ANNA, 1995). A relação sinal-ruído pode ser obtida através da Equação ((2.6).

$$\frac{\overline{X}^{\,2}}{S^2} \tag{2.6}$$

Onde, $\overline{X}^{\,2}$ refere-se à média amostral elevada ao quadrado, que está relacionada à intensidade do sinal e S^2 refere-se à variância amostral, relacionada ao ruído presente na imagem.

2.5.3 Segmentação

A segmentação de imagens consiste em particionar uma imagem em regiões homogêneas, de acordo com critérios pré-estabelecidos. A segmentação deve proporcionar uma imagem contínua com regiões homogêneas, delimitadas por um conjunto de pixels que apresentam uniformidade em relação a um ou mais atributos previamente definidos (JONG; MEER, 2004). A segmentação pode ser realizada por técnicas de crescimento de regiões (definição das áreas por uniformidade de um determinado atributo ou critério de similaridade), detecção de bordas (identificação e delimitação das descontinuidades) ou pela combinação entre essas duas técnicas. Segundo Caves et al. (1998), a segmentação pode ser considerada como um dos passos iniciais da análise de uma imagem digital e poderá proporcionar um nível descritivo onde o entendimento de uma imagem poderá se mostrar bastante adequado.

Lucca (1998) ressaltou que a segmentação pode condensar os objetos distintos que compõem uma imagem, auxiliando a extração de informações. Ainda segundo o autor, as segmentações utilizam algoritmos que se baseiam principalmente em técnicas de similaridade. Quando os algoritmos são baseados em informação radiométrica, os valores de descontinuidade e similaridades proporcionarão as condições para a delimitação das regiões. Nesse caso, as informações de descontinuidade permitem que uma imagem seja segmentada utilizando as variações de radiometria, permitindo a identificação de bordas ou linhas. Os parâmetros de similaridade subsidiam o processo de segmentação através do estabelecimento de limiares que permitirão a distinção dos alvos nas imagens. Esses parâmetros poderão definir, por exemplo, o tamanho mínimo de um segmento a ser identificado.

Em relação aos dados de radar, é conhecido que tais imagens não apresentam distribuição estatística normal, sendo essa condição raramente encontrada nesse tipo de imagens (VIEIRA et al., 1996). Entretanto, a maioria dos algoritmos de segmentação utilizam esses parâmetros na modelagem dos dados, o que proporciona uma perda de acurácia em decorrência dessa característica das imagens de radar. Desse modo, a segmentação de imagens de radar deve se valer de uma abordagem diferenciada, empregando algoritmos que considerem tal peculiaridade. De acordo com Sousa Júnior (2005), o ruído *speckle* presente nas imagens de radar é o grande complicador para os processos de segmentação e classificação, pois os algoritmos empregados para esses processamentos são desenvolvidos para imagens que contém ruído do tipo aditivo, e não multiplicativo como o *speckle*.

Para fins de segmentação, Caves et al. (1998) mencionaram que os dados de radar podem utilizar um modelo de estrutura onde o retroespalhamento é considerado constante dentro de determinadas áreas, com os limites das bordas indicando mudanças desses valores. Esse modelo é conhecido como *cartoon*, e as técnicas de segmentação de imagens de radar que se baseiam nessa modelagem apresentam resultados satisfatórios para a delimitação de feições com bordas bem definidas, mas com dificuldade para a identificação de mudanças graduais de intensidade ou mesmo feições lineares existentes.

2.5.4 Classificação digital de imagens

A classificação digital de imagens consiste em uma série de procedimentos para atribuir, a um determinado grupo de pixels, uma classe temática específica (SCHOWENGERDT, 2007). É um

processo que realiza a extração de informações através da definição e reconhecimento de objetos e padrões, sendo amplamente empregada no sensoriamento remoto para a realização de mapeamentos da superfície terrestre.

Existem inúmeras técnicas de classificação de imagens digitais. Entretanto, poucas são adequadas para as características presentes nas imagens SAR. A grande maioria dos classificadores de imagens presentes nos softwares comerciais baseia-se na hipótese dos dados apresentarem distribuição estatística normal e essa hipótese raramente é observada em dados de radar (VIEIRA et al., 1996). Sendo assim, é necessário que o classificador atenda à distribuição que mais se adapte a esse tipo de dados.

Os métodos de classificação podem ser definidos a partir da existência ou não de uma fase de treinamento. O método conhecido como **classificação supervisionada** requer uma seleção de amostras por parte do analista, sendo necessário algum tipo de conhecimento prévio da área para que possa haver a definição de classes. Nesse tipo de classificação, as amostras de identidade conhecida são utilizadas como base para classificar pixels de identidade desconhecida (MATHER, 1999). No método de **classificação não supervisionada,** o classificador realiza a delimitação de classes a partir da estratificação da cena, processo realizado através da discriminação de regiões de interesse. Nessa técnica de classificação, indicada em situações onde há pouco conhecimento da região a ser classificada, o usuário pode determinar a quantidade de classes que deseja obter no final do processo (JENSEN, 2005; LILLESAND; KIEFER, 2000).

Nos dois métodos de classificação, é necessária a definição de amostras de treinamento e amostras de teste. As amostras definidas para treinamento deverão conter pixels que serão utilizados para representar as classes temáticas durante o processo de classificação, extraindo as características necessárias que deverão ser aplicadas na classificação dos demais pixels. As amostras de teste também deverão representar as classes temáticas e serão empregadas para a validação das classificações (JENSEN, 2005; MATHER, 1999). Dentre os algoritmos de classificação podemos destacar o de Máxima Verossimilhança (Maxver) e ICM, e o método executado pela distância de Bhattacharyya.

2.5.4.1 Método de classificação por Máxima Verossimilhança e ICM

De acordo com Campbell (2007), a classificação por Maxver é um método usualmente empregado na classificação de imagens digitais. O algoritmo Maxver realiza uma classificação supervisionada, pixel a pixel, com baixo custo computacional. Esta classificação é oriunda do método estatístico de Máxima Verossimilhança e considera a ponderação das distâncias entre médias dos níveis de cinza das classes. Entretanto, esse método não considera a dependência espacial entre as classes definidas. O funcionamento da classificação Maxver é baseado nas seguintes etapas: definição das classes temáticas e seleção de amostras para o treinamento do classificador; associação de uma função de distribuição de probabilidade para cada uma das classes definidas; e classificação, pixel a pixel, segundo a classe com maior verossimilhança.

O algoritmo *Interactive Conditional Mode* (ICM) pode ser considerado como um método de refinamento. Esse algoritmo é um classificador pixel a pixel contextual que considera as informações dos pixels vizinhos a partir da classificação realizada pelo algoritmo Maxver. A combinação entre os algoritmos Maxver e ICM permite que a imagem, em uma primeira fase, seja classificada por Maxver e, em uma segunda fase, pelo algoritmo ICM, considerando a informação contextual entre os pixels. Assim, a classificação será resultado do valor do pixel observado e das classes atribuídas aos pixels vizinhos (VIEIRA, 1996).

Correia (1998) e Vieira (1996) empregaram classificações supervisionadas específicas para dados de radar. Nessas abordagens foram considerados os algoritmos Maxver e Maxver-ICM customizados para atender ao ajuste de múltiplas fontes de evidências estatísticas presentes nos dados SAR. Essa mesma metodologia foi posteriormente aplicada sobre dados SAR por Gaboardi (2002), Silva (2007) e Frery et al. (2007).

2.5.4.2 Método de classificação pela distância de Bhattacharyya

O classificador Bhattacharyya é um algoritmo que utiliza a distância de Bhattacharyya para definir a separabilidade estatística de um conjunto de regiões segmentadas. Essa separabilidade é calculada utilizando a distância média entre as distribuições de probabilidade das classes (INPE, 2007; JENSEN, 2005). O algoritmo utiliza, como base, uma imagem previamente segmentada, empregando a estatística desse conjunto de segmentos para realizar a separabilidade entre os

segmentos com base na distância média entre as distribuições de probabilidade. Essa distância média é calculada pela Equação ((2. 7) (RICHARDS, 1993).

$$BD(m_i, m_j) = \frac{1}{8}(m_i - m_j)^t \left\{ \frac{\sum_i + \sum_j}{2} \right\}^{-1} (m_i - m_j) + \frac{1}{2} \ln \left\{ \frac{\left| \sum_i + \sum_j \right|}{2 \left| \sum_i \right|^{1/2} + \left| \sum_j \right|^{1/2}} \right\}^{-1} \quad (2.\ 7)$$

Onde as classes i e j são assumidas normalmente com distribuição tendo como média e covariâncias de m_i e m_j, respectivamente $\sum_i$ e $\sum_j$.

2.6 Avaliação de acurácia temática

A avaliação da classificação deve ser considerada como parte fundamental dos trabalhos que envolvem classificações de imagens digitais. Tal necessidade é justificada pelo fato da utilização de informações com acurácia desconhecida gerar interpretações e correlações de baixa fidedignidade em relação aos temas abrangidos (FOODY, 2002). A avaliação da acurácia do conteúdo temático é usualmente realizada através da análise da concordância com um determinado dado de referência, assumindo, como verdade, essa referência definida. Os erros produzidos nos mapas temáticos podem ser decorrentes de uma série de fatores. Congalton e Green (2008) mencionaram quatro principais fatores: i) erros nos dados de referência; ii) sensibilidade do método de classificação para observar a variabilidade do fenômeno indicado; iii) processos de mapeamento inapropriados; e iv) erros gerais de mapeamento. De acordo com Bugden et al. (2004), uma acurácia de 85% é suficiente para a maioria das aplicações que envolvem estudos de uso e cobertura da terra, com valores para as classes individuais não inferiores que 50% de acurácia. Dobson et al. (1992) ressaltaram que os dados SAR geralmente produzem classificações com acurácia próxima a 40%.

Dentre os métodos existentes para a estimativa da acurácia das classificações destaca-se o coeficiente de concordância Kappa (CONGALTON; GREEN, 2008; JENSEN, 2005; MATHER, 1999; HUDSON; RAMM, 1987). Esse índice é uma técnica empregada para avaliar a exatidão do mapeamento através da elaboração de uma matriz de confusão, também conhecida como matriz de erro. De acordo com Brites et al. (1996), esse índice é recomendado como uma medida apropriada para avaliar a exatidão porque representa inteiramente a matriz de confusão, sendo

esta uma forma padronizada para reportar erros de classificações. A matriz de erro é construída comparando os resultados obtidos nas diferentes classes com um mapa de referência ou verdade terrestre que reporta as mesmas classes consideradas. A matriz de confusão define os erros de inclusão (erros de comissão) e os erros de exclusão (erros de omissão) existentes na classificação (CONGALTON; GREEN, 2008; TREITZ; ROGAN, 2004). A matriz de confusão ainda possibilita o cálculo da precisão por classe temática, além da exatidão global obtida pela classificação.

Para se obter o valor do índice de concordância Kappa emprega-se a Equação (2.8) (JENSEN, 2005).

$$\hat{K} = \frac{N\sum_{i=1}^{k} x_{ii} - \sum_{i=1}^{k}(x_{i+}.x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^{k}(x_{i+}.x_{+i})} \tag{2.8}$$

onde: $\hat{K}$ é o estimador do coeficiente Kappa, k é o número de linhas da matriz, x_{ii} é o número de observações na linha i e coluna i, $\sum_{i=1}^{k} x_{ii}$ representa a soma dos elementos da matriz em sua diagonal principal, x_{i+} equivale a soma total das observações para as linhas, x_{+i} representa a soma total das observações para as colunas e N o número total de observações. Os valores obtidos pelo coeficiente de concordância podem ser comparados a tabelas de referência (Tabela 2.2), obtida empiricamente, gerando valores qualitativos. Esses critérios relacionam os valores obtidos pelos intervalos do coeficiente Kappa com a qualidade das classificações (LANDIS; KOCH, 1977).

Tabela 2.2 - Índice de concordância Kappa e qualificação das classificações

Índice de concordância Kappa	Qualificação
$k \leq 0,0$	Péssimo
$0,0 < k \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < k \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < k \leq 0,6$	Bom
$0,6 < k \leq 0,8$	Muito bom
$0,8 < k \leq 1,0$	Excelente

Fonte: Adaptado de Landis e Koch (1977).

Utilizando os valores obtidos por Kappa e sua variância, é possível testar a igualdade de duas matrizes de confusão através dos coeficientes definidos por k_1 e k_2. Segundo Congalton e Green (2008), pode ser utilizado o teste de hipótese (teste Z) bilateral através da Equação ((2.9), definindo $H_0(k_1 = k_2)$ e $H_1(k_1 \neq k_2)$, onde k_1 e k_2 representam os valores dos índices das classificações 1 e 2.

$$z = \frac{\hat{k}_1 - \hat{k}_2}{\sqrt{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2}} \tag{2.9}$$

Onde $\hat{k}_1 e \hat{k}_2$ são os estimadores de $k_1 e k_2$ e $\hat{\sigma}_1 + \hat{\sigma}_2$ são os estimadores das variâncias de $\hat{k}_1 e \hat{k}_2$. Nesses casos, a hipótese H_0 será rejeitada, ao nível de confiança de 5%, se o valor de z for maior que 1,96 (z tabelado).

3 - ÁREA DE ESTUDO E MATERIAIS

Neste capítulo, são descritos os materiais empregados na realização do trabalho. São descritas as duas áreas teste definidas. Como dados auxiliares, são apresentados os eventos de pluviosidade, necessários para subsidiar a interpretação das imagens; os dados PRODES, DETER e DEGRAD, utilizados para a definição das classes de estudo e das áreas amostrais; as imagens ópticas Landsat 5/TM e SPOT 2/HRV, empregadas como auxiliares na identificação e caracterização da cobertura da terra; as imagens fração solo, sombra e vegetação, geradas pelo MLME, utilizadas também como auxílio para definição das classes de interesse. Em seguida são apresentadas as imagens ALOS/PALSAR, a principal fonte de informação do trabalho, e posteriormente os softwares e aplicativos PDI utilizados.

3.1 Área de estudo

A área de estudo (Figura 3.1) está localizada na porção norte do estado do Mato Grosso e abrange parte dos municípios de Marcelândia e União do Sul. A área aproximada é de 510 km², definida pelas seguintes coordenadas: S 11° 29' 39" a S 11° 37' 06" e longitude O 54° 17' 27" a O 54° 27' 44" (Área 1) e S 11° 20' 23" a S 11° 27' 50" e longitude O 54° 28' 6" a O 54° 38' 21" (Área 2).

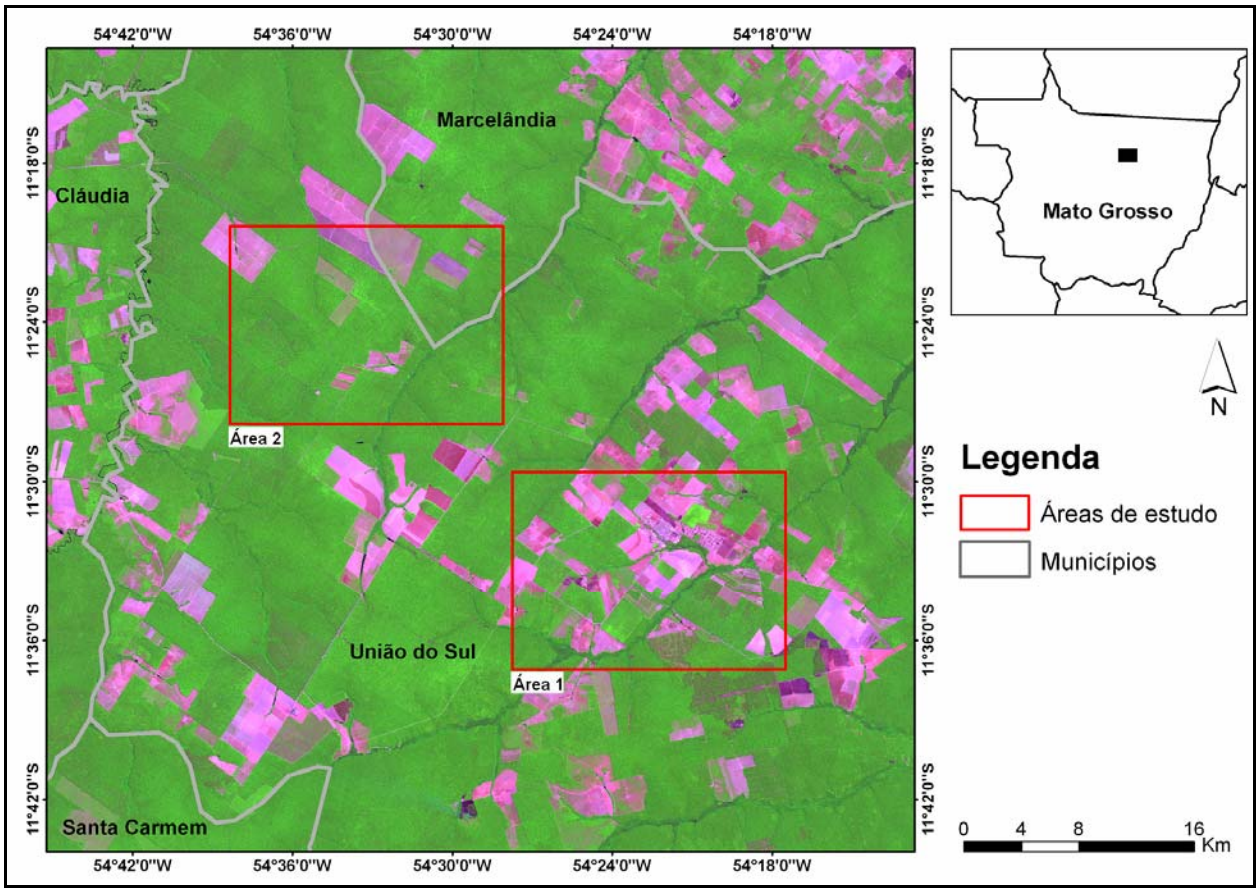


Figura 3.1 - Localização das áreas de estudo e respectivos municípios abrangidos (imagem Landsat 5/TM, órbita ponto 226/068, de 17/08/2007 - 5R4G3B).

As áreas de estudo foram escolhidas em função da variabilidade dos processos de alteração na cobertura da terra (desflorestamentos, corte seletivo, agricultura) e estágios de sucessão florestal secundária. A região apresenta altos índices de desflorestamento mapeados pelo projeto PRODES e pelo sistema DETER, onde ocorre parte dos eventos de desflorestamento do estado do Mato Grosso (INPE, 2008c; MESQUITA JÚNIOR et al., 2007).

3.1.1 Clima

A região norte do Mato Grosso apresenta os maiores índices de pluviosidade do estado, com média de 2000 a 3000 mm de chuva por ano, com regime tipicamente tropical (concentração de precipitação no verão e diminuição no inverno). No período seco, que varia de maio a agosto, as chuvas podem ser inferiores a 60 mm no mês mais seco, chegando a apresentar uma deficiência hídrica próxima de 200 mm. O período úmido, com duração de outubro a abril, apresenta cerca de 1000 a 1200 mm de excedente hídrico (IBGE, 1989).

No estado do Mato Grosso, não existem grandes variações térmicas ao longo do ano, e o clima quente e úmido condiciona a predominância de temperaturas elevadas, com média anual próxima a 24° C e máximas acima de 34° C (RADAMBRASIL, 1980).

3.1.2 Geologia, Geomorfologia e Solos

De acordo com RADAMBRASIL (1980), a geologia da região é definida pela Formação Araguaia, com existência de depósitos de planície de inundação e predominância de seixos e arenitos que variam de finos a grosseiros. Em relação à geomorfologia, a região está localizada na unidade do Planalto dos Parecis, caracterizada por formas tabulares em relevo com topos aplainados. O padrão de drenagem é subdendrítico, com presença de drenagens profundas, separadas por vales de fundo plano. Na região, ocorrem unidades de solos Litólicos, Areias Quartzosas e Latossolo Vermelho-Amarelo. Esse último é considerado predominante na área, sendo definido como não hidromórfico. Esses solos ocorrem em áreas com relevo plano e ondulado, sendo pouco susceptível à erosão. Em geral, há predomínio das classes texturais franco-arenosas e franco-argilo-arenosas (RADAMBRASIL, 1980).

3.1.3 Cobertura vegetal e uso da terra

As formações vegetais de maior destaque na região são os Cerrados, a Floresta Ombrófila (Densa e Aberta) e a Floresta Estacional (Semi-decidual e Decidual) (IBGE, 1989). As áreas de Cerrado são caracterizadas por vegetação do tipo xeromórfita, composta por folhosas semi-caducifólias ou perenifólias, com fisionomias diversas, variando do arbóreo denso ao gramíneo-lenhoso. É constituída por árvores de pequeno porte, isoladas ou agrupadas, e geralmente em solos bem drenados e pobres em nutrientes. A Floresta Ombrófila Densa é constituída de árvores de grande e médio porte, com folhagem sempre verde, podendo apresentar, no dossel, árvores sem folhas durante alguns dias do ano, sendo que, em algumas formações, ocorrem sub-bosque com plantas arbustivas, em solos profundos e ricos em nutrientes. A Floresta Ombrófila Aberta é constituída de árvores de grande e médio porte, ocorrendo concomitantemente com floresta de palmeiras, floresta de cipó e floresta de bambu (RADAMBRASIL, 1980). A Floresta Estacional Semi-decidual é constituída de árvores de grande porte, ocorrendo perda parcial de folhagem durante a estação seca. No sub-bosque, ocorrem arbustos e arvoretas com folhagem sempre verde. A Floresta Estacional Decidual apresenta mais de 60% de espécies com perda de

folhagem durante a época seca. Há presença de submata também com caráter decidual (RADAMBRASIL, 1980).

Na região, o uso do solo é fortemente condicionado pela rodovia BR-163, que interliga os municípios de Cuiabá - MT a Santarém - PA. A agropecuária, com destaque para a cultura da soja e arroz, ocorre em grandes extensões, organizada na forma de grandes propriedades empresariais. É também possível identificar, em menor escala, médias e pequenas propriedades familiares. Nos municípios de União do Sul e Marcelândia, a atividade pecuária é secundária quando comparada à agricultura. Há forte presença da indústria madeireira, com áreas de exploração seletiva de madeira nas formações de Floresta Ombrófila, facilitadas pela proximidade de centros processadores e acesso viário (IBGE, 2009; BAITZ et al., 2008; FREITAS, 2007; GRAÇA, 2004; ROJAS, 2004; NEPSTAD et al., 2002). Na Tabela 3.1, é apresentado o calendário agrícola para a cultura da soja e arroz, ilustrando a simultaneidade no preparo da terra para essas duas culturas.

Tabela 3.1 - Calendário agrícola para as culturas de arroz e soja no estado do Mato Grosso

Calendário agrícola - Mato Grosso													
Cultura	**Fase**	**Meses do Ano**											
		J	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D
Arroz	Preparo do solo												
	Plantio / Adubação												
	Colheita												
	Comercialização												
Soja	Preparo do solo												
	Plantio / Controle												
	Colheita												
	Comercialização												

Fonte: Adaptado de EMPAER (2009).

3.2 Imagens do sensor ALOS/PALSAR

O satélite ALOS foi lançado em 24 de janeiro de 2006 pela Agência Espacial Japonesa (JAXA), possuindo três instrumentos imageadores: i) *Panchromatic Remote-sensing Instrument for Stereo Mapping* (PRISM), sensor com 2,5 m de resolução espacial (uma banda pancromática) e que dispõe de três sistemas imageadores ópticos que permitem a geração de modelos digitais de terreno por estereoscopia; ii) *Advanced Visible and Near Infrared Radiometer type* 2 (AVNIR-

2), com 10 m de resolução espacial (três bandas no visível e uma banda no IVP); e iii) PALSAR, instrumento SAR multipolarizado que opera na banda L, com resolução espacial que varia entre 10 m e 100 m. O sensor PALSAR é um instrumento imageador SAR com ângulos de incidência que variam de 9,7° a 50,8°. O instrumento possui quatro modos básicos de imageamento: *Fine Beam Single Polarization* (FBS), *Fine Beam Dual Polarization* (FBD), *Polarimetric Mode* (PLR), e *Wide Beam ScanSAR Mode* (WB) (Figura 3.2). Um quinto modo existente é o *Direct Transmission* (DT), que permite imageamento semelhantes ao modo FBD e transmissão direta via satélite de apoio (DRTS - *Data Relay and Tracking Satellite*), sendo utilizado em ocasiões de eventos adversos (JAXA, 2007).

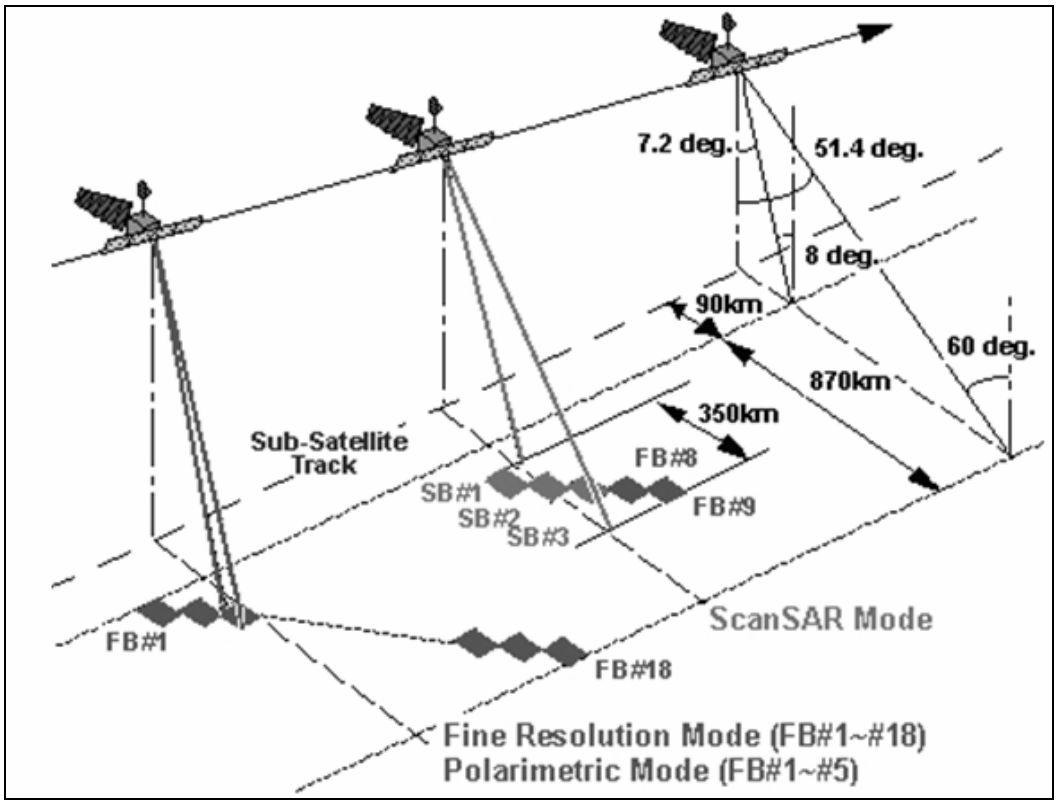


Figura 3.2 - Modos de imageamento utilizados pelo sensor ALOS/PALSAR.
Fonte: Adaptado de JAXA (2007).

No modo **FBS,** o PALSAR pode operar com polarizações HH ou VV, gerando imagens com até 10 m de resolução espacial. No modo **FBD**, as opções de polarização disponíveis são HH/HV ou VV/VH, não sendo possível a combinação HH/VV. Operacionalmente, o modo FBS funciona com polarização HH e ângulo de incidência de 34,3° e o modo FBD com a combinação de polarização HH/HV e ângulo de incidência de 34,3°. Esses modos de operação permitem uma faixa imageada de 70 x 70 km, com resolução espacial de 10 x 10 m (FBS) e 20 x 20 m (FBD).

O modo polarimétrico (**PLR**) produz imagens em quatro polarizações (HH/VV/HV/VH), com ângulos de incidência que podem variar de 9,7° a 26,2°. Operacionalmente, as aquisições polarimétricas são realizadas com ângulos de incidência de 21,5°, gerando uma faixa imageada de 30 x 30 km, com resolução espacial de 30 m em range. O modo ScanSAR (**WB**) gera imagens em polarização simples (HH ou VV), com ângulo de incidência que podem variar de 18,1° a 43,0°, produzindo uma faixa imageada com até 350 x 350 km e resolução espacial de 100 m. Por apresentar o modo de operação ScanSAR, o sensor PALSAR permite realizar aquisição de dados sobre uma faixa de abrangência maior do que a usualmente existente nos sensores SAR (JAXA, 2007; ROSENQVIST et al. 2007). As principais características referentes aos modos de imageamento do sensor ALOS/PALSAR são apresentados pela Tabela 3.2.

Tabela 3.2 - Principais características do sensor ALOS/PALSAR e modos de imageamento.

PALSAR - Modos de Imageamento					
Modo de observação		**FBS**	**FBD**	**ScanSAR**	**Polarimétrico**
Comprimento de onda		Banda L (≈ 23 cm)			
Polarização		HH ou VV	*HH + HV ou* VV + VH	HH ou VV	HH + HV + VV + VH
Ângulo incidência		8° - 60°	8° - 60°	18° - 36° (3 scans) 18° - 40° (4 scans) 18° - 43° (5 scans)	8° - 30°
Resolução	***Range***	10m*	20m*	100m*	30m*
	Azimute	10m (2 looks) 20m (4 looks)	10m (2 looks) 10m (2 looks)	100m	10m (2 looks) 20m (4 looks)
Faixa imageada		70km*	70km*	250km (3 scans) 300km (4 scans) 350km (5 scans)	30km*

**)*
FBS: Ângulo de incidência de 34,3°
FBD: Ângulo de incidência de 34,3°
ScanSAR : Ângulo de incidência de 34,1° (4 scans)
Polarimétrico: Ângulo de incidência de 21,5°

Os dados gerados pelo sensor PALSAR são baseados nos formatos definidos pelo *Committee on Earth Observation Satellites* (CEOS) e são disponibilizados em três níveis de processamento: 1.0, 1.1 e 1.5. Cada um desses níveis dispõe de um grau de correção radiométrica e geométrica. O produto de nível 1.0 é o dado captado pelo sensor sem processamento e reconstrução,

acompanhando apenas os coeficientes de correção radiométrica e geométrica. Esse dado bruto pode ser transformado no produto de nível 1.1 ou 1.5. O produto de nível 1.1 apresenta o dado no formato *Single Look Complex* (um *look*). Esse dado, no formato complexo, contém informação de radiometria e fase do sinal, apresentando espaçamento do pixel com compreensão nas direções de range e azimute, e em geometria *slant range*. O produto de nível 1.5 é resultado do processamento *multilook* em range e azimute, em geometria *ground range*, e espaçamento de pixel condicionado pelo modo de imageamento. O produto traz o dado em amplitude (não possui informação de fase do sinal), com projeção cartográfica (JAXA, 2008).

Este trabalho utilizou uma cena ALOS/PALSAR, banda L, gerada em 03 de agosto de 2007 (Cena ID: ALPSRP081106950). Foi empregado o modo de imageamento FBD, faixa imageada de 70 km x 70 km, com ângulo de incidência de 34,3°, modo ascendente, polarização HH e HV, nível de processamento 1.5, geocodificada (projeção UTM, fuso 21). A imagem foi obtida em quatro *looks*, 16 bits de resolução radiométrica e tamanho de pixel de 12,5 m x 12,5 m, e resolução espacial de 20 m em range e azimute, originalmente no formato CEOS com reamostragem pelo interpolador vizinho mais próximo. A cena foi adquirida via ALOS *User Interface Gateway* (AUIG), serviço integrado de consulta e aquisição de imagens da JAXA. A imagem apresenta longitude central de 54° 23' 2,4" W, e latitude central de 11° 29' 9,6" S, sendo ilustrada pela Figura 3.3.

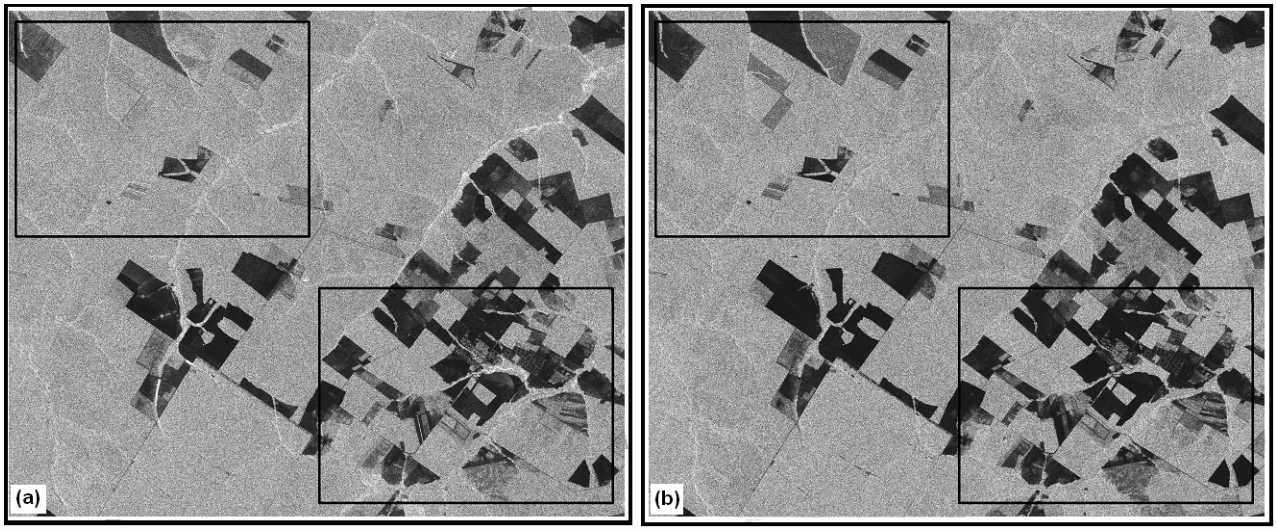


Figura 3.3 - Cenas ALOS/PALSAR das áreas de estudo (3 de agosto de 2007), nas polarizações HH (a) e HV (b).

3.3 Dados auxiliares

Para apoiar a identificação das classes de cobertura da terra sobre as imagens de radar foi utilizado um conjunto de dados auxiliares: i) dados de pluviosidade, obtido no mês corrente ao imageamento realizado pelo sensor ALOS/PALSAR; ii) dados vetoriais, disponibilizados pelos projetos PRODES, DETER e DEGRAD; iii) conjunto de imagens Landsat 5/TM e imagem SPOT 2/HRV; iv) imagens fração solo, sombra e vegetação, geradas pelo MLME, a partir da imagem Landsat 5/TM gerada em 17 de agosto de 2007.

3.3.1 Dados pluviométricos

A obtenção de informações de pluviosidade é necessária devido à relação existente entre o conteúdo de umidade dos materiais e a constante dielétrica dos alvos. Variações na constante dielétrica modificam o coeficiente de retroespalhamento, podendo alterar a resposta produzida nas imagens de radar. Esses dados são também importantes, pois condicionam o desenvolvimento das culturas e pastagens, registradas nas imagens.

Como fontes de informação, foram utilizados dados de pluviosidade diária registrados pelo sistema de plataformas de coleta de dados (PCD), monitorados pelo CPTEC/INPE (INPE, 2009a). Do conjunto de plataformas disponíveis para o estado do Mato Grosso, foram consideradas as três estações mais próximas da área de estudo: i) estação Cachoeirão- código 32197 (município de Sinop); ii) estação Consul 14 - código 32218 (município de Feliz Natal); e iii) estação Foz Ronuro - código 32211 (município de Paranatinga), ilustradas na Figura 3.4. Entretanto, as estações de Consul 14 e Foz Ronuro não foram consideradas no estudo por não apresentarem dados no período de interesse. Dessa forma, utilizou-se para análise apenas a estação Cachoeirão.

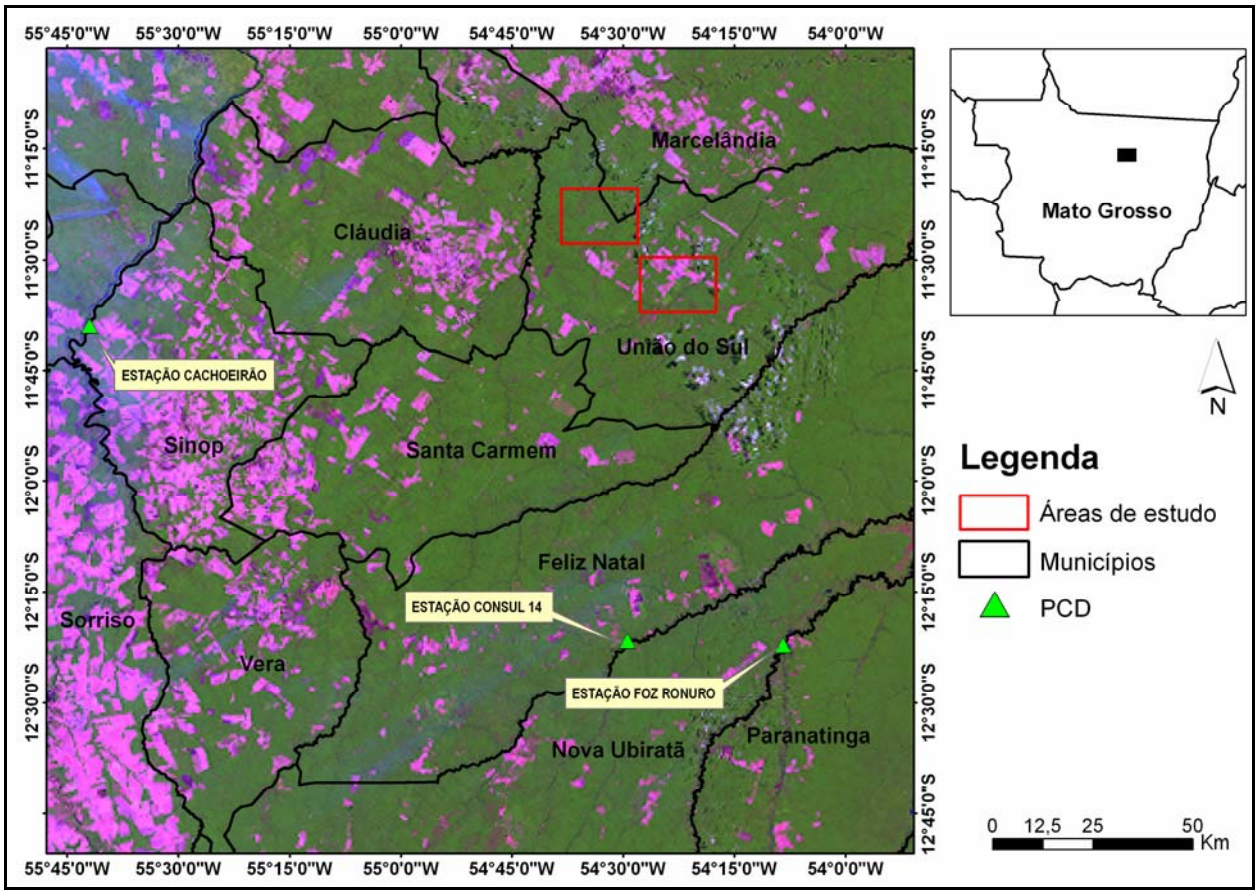


Figura 3.4 - Localização das PCDs em relação as áreas de estudo e municípios adjacentes.

A estação de Cachoeirão indicou 170 mm de precipitação no dia 31/07/2007. Os gráficos de precipitação diária relativos ao período de 28/07/2007 a 04/08/2007 são apresentados no APÊNDICE A. Devido à distância da plataforma de coleta em questão (cerca de 130 km das áreas de estudo), não há como verificar se as precipitações ocorridas atingiram a área coberta pela imagem de radar adquirida no dia 03 de agosto de 2007.

3.3.2 Dados do PRODES, DETER e DEGRAD

O acompanhamento sistemático do processo de degradação florestal e desmatamento da Floresta Amazônica é fundamental para proporcionar o monitoramento dos recursos naturais e promover subsídios para a fiscalização e criação de políticas públicas de prevenção e controle. Com esse intuito, o INPE criou e fomenta projetos como o PRODES, DETER e DEGRAD. Esses programas são complementares e atendem a diferentes objetivos.

O projeto **PRODES** estima o desflorestamento anual ocorrido na Amazônia Legal, mapeando áreas de incremento de desflorestamento por corte raso. São utilizadas imagens Landsat/TM,

geralmente obtidas no período seco (julho a setembro). Sobre essas imagens, é aplicado o MLME, com posterior segmentação das frações solo ou sombra e edição do mapa temático resultante. Esse procedimento permite a diferenciação entre as áreas de floresta e áreas desmatadas que ocorreram entre a estimativa do ano anterior e a estimativa do ano base, mapeando assim o incremento de desflorestamento (CÂMARA et al., 2006). O PRODES promove o mapeamento das áreas de corte raso desde 1988, utilizando uma área mínima detectável de 6,25 ha. Por ser detalhado e utilizar imagens da estação seca (a estação seca proporciona imagens com menor índice de nuvens) é realizado uma vez ao ano, sendo publicado em dezembro de cada ano e utilizando, como base, a data do início do mês de agosto (CÂMARA et al., 2006). Assim, os dados PRODES medem as taxas anuais de desflorestamento considerando o período de agosto do ano anterior ao mês de julho do ano corrente. Em decorrência de sua temporalidade anual esse conjunto de informações é limitado para subsidiar ações sobre os eventos em andamento, pois, em geral, os dados são publicados com no mínimo seis meses após a ocorrência dos eventos.

Para o trabalho, as áreas de estudo apresentaram 240 polígonos delimitados pelo PRODES, contendo a identificação de corte raso até o ano de 2007 e resíduo (polígono de corte raso sem identificação da data exata de ocorrência). A área total desses polígonos é de aproximadamente 17.297 ha e são ilustrados na Figura 3.5.

O projeto **DETER** foi criado em 2004 com a finalidade de detectar mensalmente áreas desflorestadas pelo processo de degradação florestal progressiva ou por corte raso. O sistema utiliza imagens dos sensores CBERS/WFI e Terra/MODIS, identificando áreas superiores a 25 ha (SHIMABUKURO et al., 2005). Os dados do DETER não têm como objetivo contabilizar a extensão das áreas desmatadas, permitindo apenas uma estimativa das mesmas. As áreas identificadas pelo programa não são áreas previamente contabilizadas como corte raso pelo último mapeamento disponível do PRODES, mas se encontram em processo de degradação florestal ou sofreram corte raso após o último mapeamento do PRODES. Vale ressaltar que, devido à cobertura de nuvens, parte dos eventos maiores que 25 ha podem não ser identificados pelo sistema (SHIMABUKURO et al., 2005). O acerto do desflorestamento apontado pelo DETER no estado do Mato Grosso, no segundo semestre de 2007, chegou a 96,6% (INPE, 2008a). Tal validação foi realizada em campo, considerando o desflorestamento do tipo corte

raso e o desflorestamento do tipo degradação florestal progressiva. Para a área de estudo, consideraram-se três polígonos identificados pelo DETER (Figura 3.5).

O projeto **DEGRAD** foi criado com o objetivo de identificar áreas em processo de desmatamento na Amazônia, causadas principalmente por queimadas ou corte seletivo de madeira, onde a cobertura florestal ainda não foi totalmente removida. Essas áreas de degradação florestal não são computadas pelo PRODES, considerando que este projeto identifica apenas áreas desmatadas por corte raso (INPE, 2008c). O projeto DEGRAD surgiu da necessidade de monitorar o aumento dos processos de degradação identificados pelo DETER, gerando informações que poderão subsidiar órgãos de fiscalização para impedir o corte raso. Neste projeto, são utilizadas imagens obtidas pelos satélites Landsat e CBERS, e do mesmo modo como o PRODES, é identificada uma área mínima mapeada de 6,25 ha no terreno. Do mesmo modo como o PRODES e o DETER, o DEGRAD disponibiliza seus dados em formato vetorial para livre acesso em página da internet (http://www.obt.inpe.br/degrad/) (INPE, 2009b).

A seguir, é apresentado um conjunto de 10 polígonos de degradação florestal referentes ao ano de 2007 identificados pelo DEGRAD nas áreas de estudo (Figura 3.5). Os polígonos perfazem uma área de aproximadamente 4.100 ha, e foram utilizados como fonte de informação auxiliar no trabalho.

Área Estudo 1

Polígonos Ano 2007: PRODES, DETER e DEGRAD

Imagem Landsat 5/TM

Órbita/Ponto: 226/068

17/08/2007 - 5R 4G 3B

Legenda

DETER

DEGRAD

PRODES

0 1 2 4 Km

Área Estudo 2

Polígonos Ano 2007: PRODES, DETER e DEGRAD

Imagem Landsat 5/TM

Órbita/Ponto: 226/068

17/08/2007 - 5R 4G 3B

Legenda

DETER

DEGRAD

PRODES

0 1 2 4 Km

Figura 3.5 - Polígonos produzidos pelos projetos PRODES, DETER e DEGRAD referentes ao ano de 2007 sobre as duas áreas de estudo.

3.3.3 Imagens Landsat 5/TM e SPOT 2/HRV

O sensor *Thematic Mapper* (TM), a bordo do satélite Landsat 5, é um instrumento imageador óptico, com características multiespectrais. Esse instrumento opera em sete bandas espectrais, gerando imagens na região do visível, infravermelho próximo (IVP), infravermelho médio (IVM) e infravermelho distante (IVD) (JENSEN, 2007). Os intervalos espectrais e resolução temporal do sensor Landsat 5/TM são descritos na Tabela 3.3.

Tabela 3.3 - Características do sensor Landsat 5/TM

Sensor	Bandas espectrais	Resolução espectral	Resolução espacial	Resolução temporal	Faixa imageada
TM	1	0,45 - 0,52 µm	30 m	16 dias	185 km
	2	0,50 - 0,60 µm			
	3	0,63 - 0,69 µm			
	4	0,76 - 0,90 µm			
	5	1,55 - 1,75 µm			
	6	10,4 - 12,5 µm	120 m		
	7	2,08 - 2,35 µm	30 m		

As imagens utilizadas foram obtidas através de requisição à Divisão de Geração de Imagens do INPE (DGI-INPE), sendo consultada através do catálogo eletrônico disponibilizado pela instituição. Foram adquiridas nove cenas Landsat 5/TM, órbita ponto 226/068 (Tabela 3.4).

Tabela 3.4 - Relação de imagens Landsat 5/TM consultadas

Imagens Landsat 5/TM - 226/068	
Datas	13/08/2000
	12/05/2001
	06/08/2003
	07/07/2004
	10/07/2005
	30/08/2006
	13/05/2007
	16/07/2007
	17/08/2007

Buscaram-se imagens livres de cobertura de nuvens e em épocas anuais equivalentes. Com dados ópticos de apoio, adquiridos anteriormente e posteriormente à tomada dos dados SAR, foi

possível acompanhar as alterações na área de estudo ao longo do período, auxiliando assim a definição das classes de cobertura da terra utilizadas pelo trabalho.

As imagens Landsat 5/TM foram corrigidas geometricamente com base em 40 pontos de controle uniformemente distribuídos, utilizando-se como base uma cena Landsat 7/ETM+ ortorretificada (GLCF, 2008). O valor de erro quadrático médio (RMSE) foi inferior a 0,5 pixels para todos os casos, sendo utilizadas reamostragem por vizinho mais próximo e polinômio de primeiro grau. Posteriormente, o conjunto de cenas foi reprojetado para a projeção UTM, fuso 21, com d*atum* planimétrico SAD 69. Esse processamento utilizou o software ENVI 4.5, sendo as imagens posteriormente integradas em banco de dados organizado no aplicativo SPRING 4.3.3. O conjunto de cenas e o respectivo recorte sobre as áreas de interesse encontram-se no APÊNDICE B.

Como auxílio à identificação das feições e definição das amostras de treinamento e teste, foi utilizada também uma cena SPOT 2/HRV, banda pancromática, com 10 m de resolução espacial, 8 bits, datada de 12 de agosto de 2007 (APÊNDICE C). Originalmente, a cena é disponibilizada com o *datum WGS 84*, no sistema de projeção UTM (fuso 21), em formato GeoTIFF.

O satélite SPOT 2 faz parte do programa SPOT (*Satellite Pour l'Observation de la Terre*), e foi lançado em 22 de janeiro de 1990. Esse satélite dispõe de dois sensores ópticos imageadores do tipo HRV (*Visible High-Resolution*), com resolução temporal de 26 dias. Os sensores HRV podem adquirir imagens no modo pancromático (*P mode*) e modo multiespectral (*XS mode*), com quatro bandas, abrangendo o verde, vermelho, infravermelho próximo e pancromático (Tabela 3.5) (SPOT IMAGE, 2005). Essa imagem SPOT foi corrigida geometricamente com base em 30 pontos de controle uniformemente distribuídos sobre uma cena Landsat 7/ETM+ de referência (GLCF, 2008). O valor do RMSE final obtido foi de 0,4 pixels, sendo utilizada reamostragem por vizinho mais próximo (polinômio de primeiro grau). A imagem foi reprojetada para a projeção UTM, fuso 21, com *datum* planimétrico SAD 69. Esse processamento utilizou o software ENVI 4.5, sendo a imagem posteriormente integrada ao banco de dados organizado no SPRING.

Tabela 3.5 - Bandas espectrais do sensor SPOT 2/HRV e respectivos intervalos espectrais

Modo	Bandas espectrais	Resolução espectral	Resolução espacial	Resolução temporal	Faixa imageada
XS mode	XS1	0,50 - 0,59 µm	20 m	26 dias	60km X 60km
	XS2	0,61 - 0,68 µm			
	XS3	0,79 - 0,89 µm			
P mode	PAN	0,51 - 0,73 µm	10 m	26 dias	60km X 60km

3.3.4 Imagens Fração do Modelo Linear de Mistura Espectral

As imagens fração foram utilizadas como dado de apoio, auxiliando a identificação das feições de cobertura da terra na área de estudo e a definição das amostras de treinamento e teste. Essas imagens auxiliaram a discriminação visual entre as classes de cobertura.

As imagens foram produzidas a partir da imagem Landsat 5/TM, de 17 de agosto de 2007 (data mais próxima da imagem de radar), utilizando as bandas 3, 4, 5 e 7. A escolha das bandas foi baseada nos intervalos espectrais abrangidos e nas características dos componentes existentes a serem classificados. Vale ressaltar que a utilização das bandas mencionadas acima é indicada para o mapeamento de regiões onde existe grande influência da vegetação (NUMATA, 1999). O procedimento de geração das imagens fração envolveu a identificação dos componentes puros (pixels puros) para geração das bandas sintéticas das proporções. Para a definição dos *endmembers* (pixels puros) foram consideradas as investigações realizadas por Lu et al. (2003), Adams et al. (1995), e Shimabukuro (1987), onde são descritas as limitações inerentes ao sensor Landsat/TM. Assim, foram definidos apenas três componentes básicos: vegetação, solo e sombra. Os pixels puros referentes ao componente solo foram selecionados em área de solo exposto, enquanto os pixels puros referentes à fração sombra foram definidos em área de hidrografia. Os pixels puros do componente vegetação foram selecionados em área de floresta secundária antiga, pois essa formação é estruturalmente mais uniforme, apresentando menor influência de sombra do dossel. As imagens fração são apresentadas na Figura 3.6.

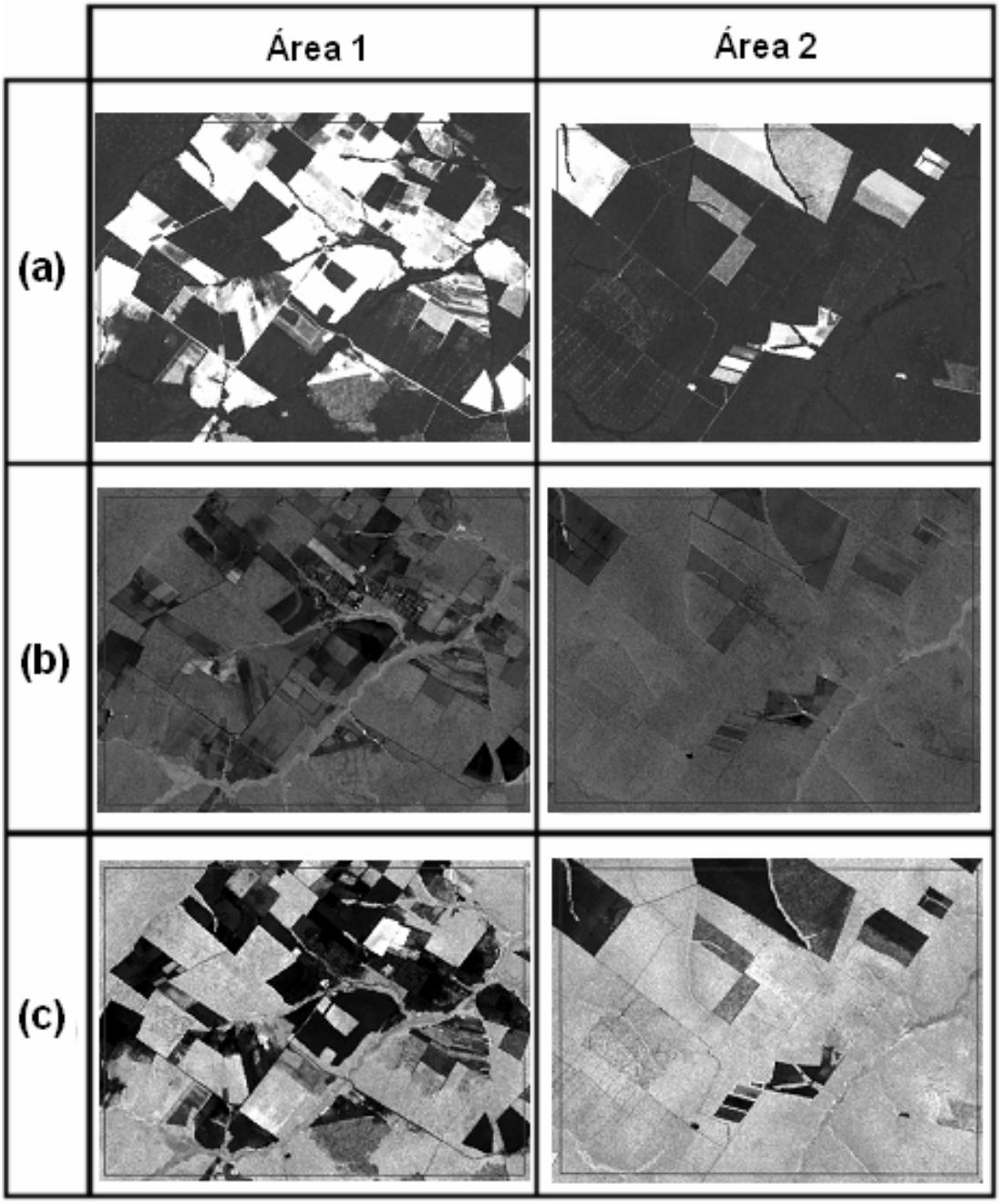


Figura 3.6 - Imagens fração do componente solo (a), sombra (b) e vegetação (c), geradas a partir da cena Landsat 5/TM de 17 de agosto de 2007 empregando o MLME.

As variações dos níveis de cinza observadas nas imagens fração representam as diferentes proporções dos componentes em questão. A imagem fração solo realça as áreas de solo exposto ou com intensa contribuição desse elemento, a imagem fração sombra destaca a existência de sombra e de hidrografia (rios, lagos, etc.), e a imagem fração vegetação destaca as áreas com predominância de cobertura vegetal.

Uma análise quantitativa, realizada sobre uma amostragem aleatória, permitiu caracterizar os atributos das classes temáticas consideradas no trabalho, ilustrados através do diagrama ternário da Figura 3.7. Nesse diagrama os vértices representam os componentes puros das frações solo, sombra e vegetação, sendo o interior do triângulo resultado da mistura entre os diferentes componentes.

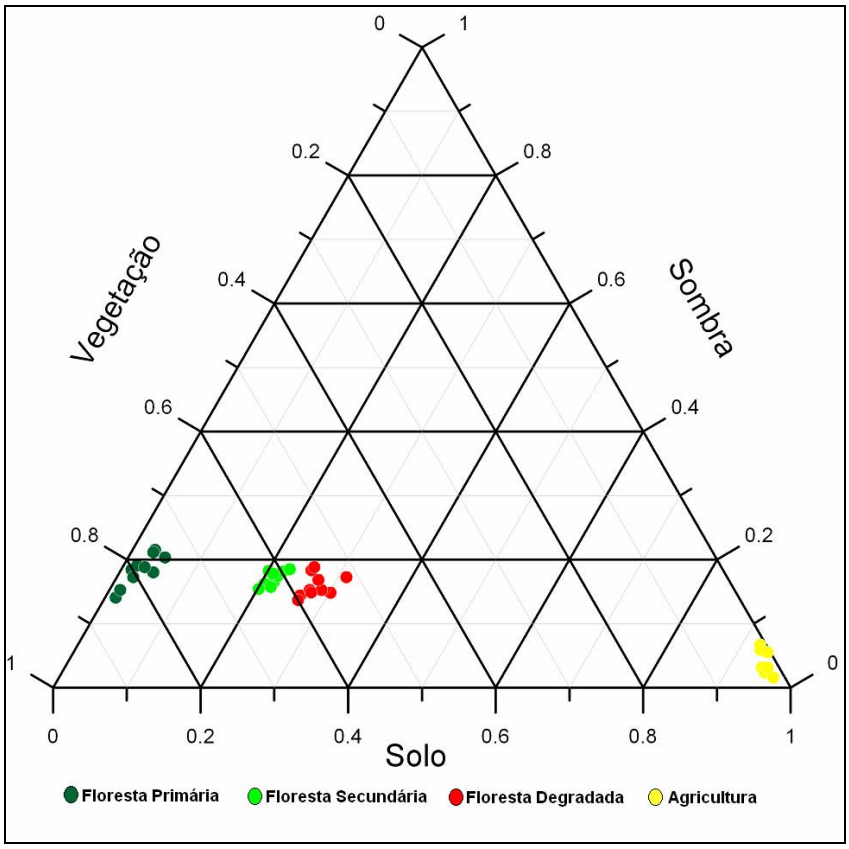


Figura 3.7 - Diagrama ternário com a dispersão das classes de cobertura da terra em relação aos componentes obtidos a partir do MLME.

Pela análise do diagrama ternário e das imagens fração solo, sombra e vegetal foi possível identificar as classes temáticas definidas: floresta primária, floresta secundária, floresta degradada e agricultura. Constata-se a importância da fração solo na diferenciação entre floresta secundária e floresta degradada, visto sua maior contribuição para a classe de floresta degradada. A fração sombra foi eficaz na definição da floresta primária, com praticamente nenhuma influência da fração solo. Por sua vez, a fração solo foi fundamental para a delimitação da classe agricultura.

3.4 Softwares utilizados

Para o desenvolvimento do trabalho foram utilizados os *softwares* SPRING 4.3.3 (CÂMARA et al., 1996), ENVI 4.5 (SULSOFT, 2006; RSI, 2005), Polarimetric SAR Classifier 0.7 (CORREIA, 1998; VIEIRA, 1996), e Multiseg (SOUSA JÚNIOR, 2005). De acordo com SulSoft (2006) e RSI (2005), o ENVI 4.5 é um *software* de processamento digital de imagens desenvolvido em linguagem IDL que permite o processamento de imagens de sensores avançados e a possibilidade de customização de acordo com as necessidades do usuário. O SPRING (Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas) é um pacote computacional de sistema de informações geográficas (SIG) que disponibiliza funções de processamento de imagens, análise espacial, modelagem numérica de terreno e consulta a bancos de dados espaciais (INPE, 2007; CÂMARA et al., 1996).

4 - PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Neste capítulo são descritos, inicialmente, os procedimentos metodológicos empregados durante a execução do trabalho. Neste contexto, é apresentado o processo de definição e caracterização das classes temáticas, descrevendo a relação entre as classes definidas e os dados de apoio. Posteriormente, é mencionado o processo para elaboração das amostras de treinamento e teste, utilizadas posteriormente nas classificações e validações de acurácia temática. Na sequência, é descrito o processamento das imagens ALOS/PALSAR, destacando as etapas de ortorretificação, conversão das imagens em coeficiente de retroespalhamento, filtragem do ruído *speckle*, segmentações, classificações Bhattacharyya e Maxver-ICM. Por fim, é descrito o procedimento utilizado para avaliar a acurácia temática das classificações.

Os procedimentos metodológicos e as etapas executadas no trabalho, ilustrados no fluxograma da Figura 4.1, podem ser agrupados, de modo geral, em quatro etapas.

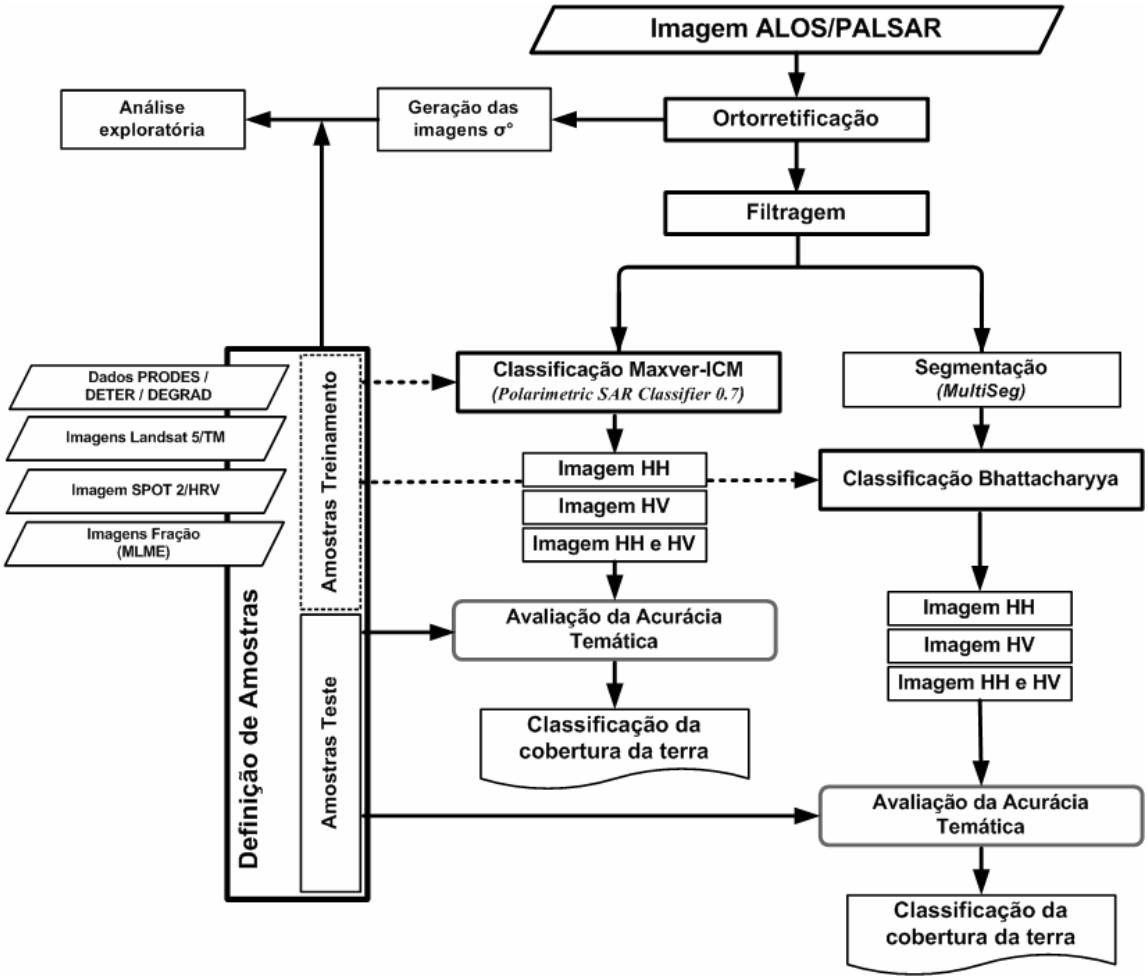


Figura 4.1 - Fluxograma ilustrando as etapas empregadas no trabalho.

Na **primeira etapa,** a imagem ALOS/PALSAR foi ortorretificada e, na sequência, uma imagem em coeficiente de retroespalhamento foi gerada para elaboração de análise exploratória. Sobre a mesma imagem ortorretificada, foram aplicados testes para definição de filtro de ruído *speckle*, produzindo uma cena filtrada e outra não filtrada. Na **etapa subseqüente,** foram escolhidas as amostras de treinamento e teste a partir da análise de um conjunto de dados de apoio: dados vetoriais dos projetos PRODES, DETER e DEGRAD, conjunto de imagens Landsat 5/TM, cena pancromática SPOT 2/HRV e imagens fração solo, sombra e vegetação, derivadas do MLME. Na **terceira etapa,** as imagens foram classificadas pelo método Maxver-ICM, utilizando as polarizações HH e HV separadamente e as duas polarizações simultaneamente. Na sequência, avaliou-se a acurácia temática dos resultados obtidos, analisando a capacidade de identificação das classes temáticas definidas. Na **quarta etapa,** as imagens foram segmentadas e posteriormente classificadas pelo método Bhattacharyya, considerando as polarizações HH, HV e os dois canais em conjunto. Posteriormente, foi avaliada a acurácia temática dos resultados, estimando a capacidade de identificação das classes temáticas.

4.1 Definição e caracterização das classes temáticas

De acordo com IBGE (2006, 1992), a nomenclatura das classes de cobertura da terra precisa estar adequada de modo a abranger a diversidade da superfície considerada, e compatível com a escala de análise, tamanho das áreas mapeáveis e com a fonte de dados disponíveis. A definição das classes temáticas deve ainda buscar o atendimento das necessidades dos usuários dessas informações.

A identificação dos diferentes uso e cobertura da terra foi fundamental para a definição das classes temáticas consideradas neste trabalho. Essa definição foi inicialmente feita através da fotointerpretação de um conjunto de imagens ópticas Landsat 5/TM, entre os anos de 2000 a 2007. A análise das informações históricas permitiu identificar a evolução da cobertura da terra e a dinâmica dessa cobertura, auxiliando na definição final das principais coberturas existentes. Como suporte, foi utilizada também uma imagem pancromática de 10m de resolução espacial do SPOT 2/HRV. Em conjunto, foram empregados os dados vetoriais dos projetos PRODES, DETER e DEGRAD. Foram definidas quatro classes: floresta primária (FP), floresta secundária (FS), floresta degradada (FD) e agricultura (AG).

A classe **floresta primária** abrange as formações florestais compostas por indivíduos de porte arbóreo e diferentes estratos. Essa cobertura apresenta uma estrutura florestal complexa, com grande diversidade na composição florística-estrutural, heterogeneidade do dossel e árvores emergentes com até 35m de altura. Não é identificada alteração das formações vegetais provocadas por processos de degradação. Incluem-se, nessa classe, as florestas com exploração muito antiga, não mapeadas pelos projetos PRODES, DETER e DEGRAD.

A classe **floresta secundária** é resultante dos processos naturais de sucessão florestal, também conhecida como capoeira. Formam-se em áreas que sofreram supressão total ou parcial da vegetação primária pela intervenção humana. Essas formações desenvolvem-se em áreas abandonadas após usos diversificados ou em áreas submetidas a variados níveis de degradação. O processo de sucessão permite o surgimento da vegetação secundária e é condicionado por diferentes padrões de regeneração. As áreas identificadas como florestas secundárias são constituídas por vegetação secundária, evoluindo em diferentes estágios, sendo constituídas basicamente por espécies pioneiras em um processo intermediário de regeneração.

Formações florestais, inicialmente primárias, que estão sendo submetidas a diferentes níveis de degradação devido a fatores como exploração madeireira ou/e fogo são consideradas na classe **floresta degradada**. Essas formações são resultantes de um processo de degradação que causa uma perda contínua das funções florestais. São caracterizadas por apresentar um dossel descontínuo, com manchas de solo exposto. É usual a ocorrência de incêndios florestais, bem como a existência de cicatrizes da extração seletiva de madeira. Essa extração seletiva cria pátios de estocagem de madeira e ramais de acesso (trilhas de arraste) para o escoamento de toras.

A classe **agricultura** engloba a porção da superfície utilizada para práticas agrícolas. Contém as áreas com lavouras temporárias, de ciclo curto ou médio (ciclo vegetativo inferior a um ano) ou lavouras permanentes (ciclo longo, permite colheitas sucessivas sem necessidade de replantio). Nessa classe, estão contidas também as pastagens (áreas cobertas por vegetação herbácea, utilizadas ou não como pastagens), e o solo exposto (áreas desprovidas de vegetação ou de cultura, identificadas em períodos de preparo do solo para atividade agrícola).

As áreas de ocupação urbana e a hidrografia, de pequena expressão, não foram consideradas como classes temáticas. Para ilustrar o conjunto das classes temáticas selecionadas são

apresentados exemplos dos padrões de cobertura e respectivos dados de apoio empregados para sua identificação nas imagens Landsat 5/TM (Figura 4.2).

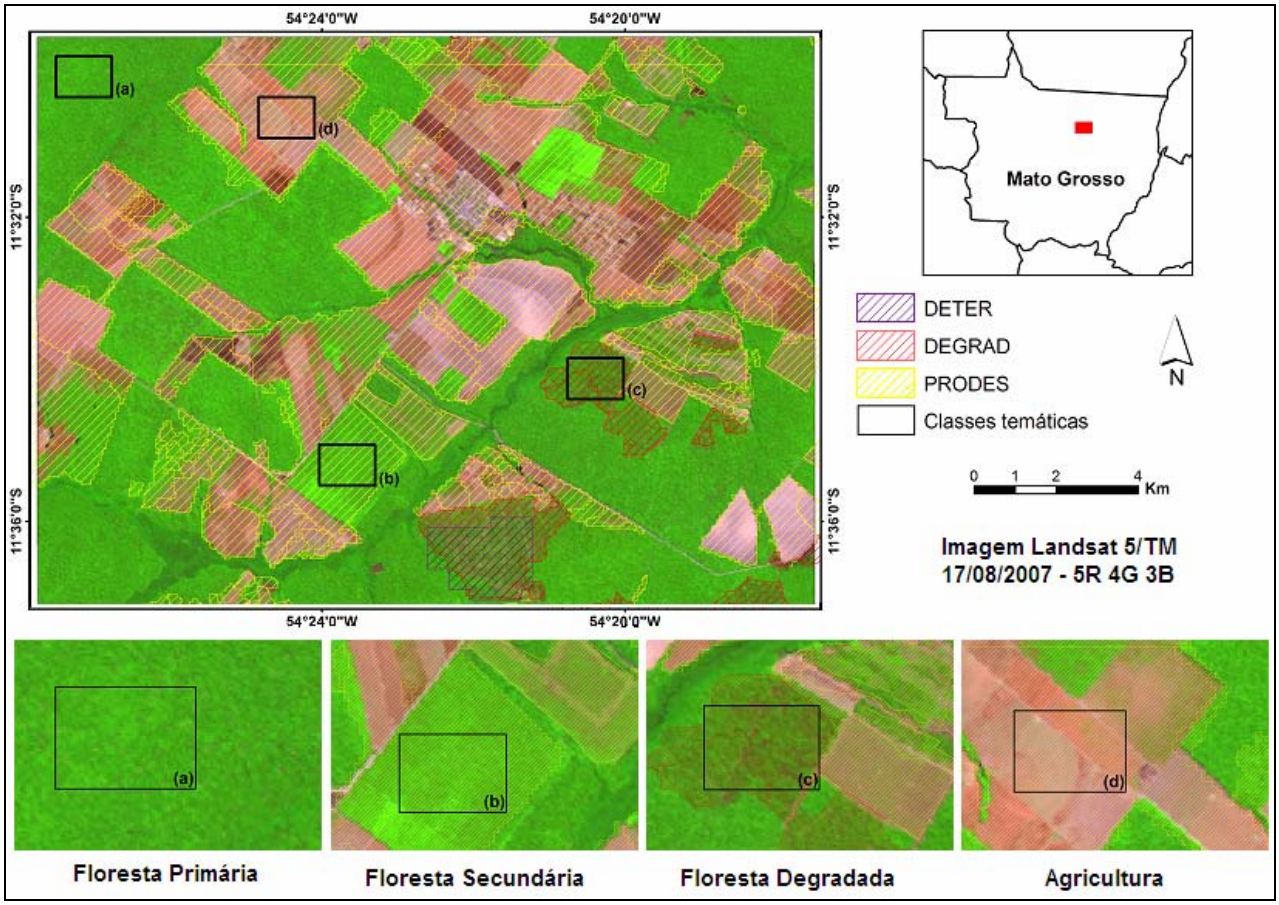


Figura 4.2 – Exemplo das classes temáticas selecionadas e relação com os dados auxiliares utilizados.

4.2 Amostras de treinamento e teste

Para a realização das classificações supervisionadas e não supervisionadas, bem como para a posterior validação desses processamentos, foi necessária a definição de um conjunto de amostras de treinamento e teste sobre as imagens ALOS/PALSAR. Para isso, foram escolhidas regiões de interesse com pixels representativos das diferentes classes temáticas. De acordo com Jensen (2005), as amostras de treinamento são as referências utilizadas pelo classificador, enquanto que as amostras de teste são consideradas como exemplos de referência terrestres (verdade de campo), sendo empregadas para validar a acurácia das classificações. Esse grupo de informações pode ser coletado concomitantemente, mas deve ser separado para que não haja utilização das amostras de treinamento no processo de validação das classificações.

Para a escolha das amostras, buscou-se uma distribuição espacial heterogênea, abrangendo diferentes feições de um mesmo conjunto de classes temáticas. A escolha das amostras foi baseada em dados: vetoriais dos projetos PRODES, DETER e DEGRAD; na interpretação visual de um histórico de imagens multiespectrais Landsat 5/TM (imagens de agosto de 2000 a Agosto de 2007); em uma cena pancromática SPOT 2/HRV (12 de agosto de 2007); e nas imagens fração solo, sombra e vegetação, geradas pelo MLME (utilizando como critério de análise a interpretação visual e os valores de cada componente dessas imagens fração).

A interpretação das imagens ópticas utilizou critérios de fotointerpretação baseados em elementos de cor, tonalidade, textura, forma e contexto das feições. Os critérios de fotointerpretação são similares aos empregados para a identificação de desflorestamento e padrões de degradação em imagens Landsat/TM descritos em INPE (2008c), e ilustrados na Figura 4.3. Todo o conjunto de dados empregado na definição das amostras buscou a melhor representação possível das classes temáticas, uma vez que, como referência, não foi possível utilizar “verdade terrestre” ou imagens ópticas de maior resolução espacial.

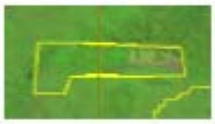
Imagem TM/Landsat	Critérios de Interpretação visual Landsat/TM RGB 543	Cobertura da Terra	Processo de desmatamento
	Predomínio de tonalidade verde, textura rugosa e sombra. Padrão semelhante às florestas da região. Maioria do perímetro contíguo tem o mesmo padrão.	Cobertura florestal , textura heterogênea, com sombra, indicando a estrutura florestal complexa e não alterada.	Floresta não alterada
	Tonalidade magenta, ou verde muito claro (esmaecido). Forma regular, textura lisa, limites bem definidos entre o polígono (solo exposto) e a matriz florestal.	Predomínio de solo exposto ou pastagem em formação.	Corte Raso
	Predomínio de tonalidade verde e padrão de floresta, com presença de feições de tonalidade magenta ou roxa de tamanho pequeno, com baixa densidade e freqüência.	Predomínio de cobertura florestal com manchas de solo exposto indicando a presença de pátios e indícios de acesso.	Floresta Degradada de Intensidade Leve
	Predomínio de tonalidade verde e padrão de floresta, com presença de feições de tonalidade magenta ou roxa, de tamanho médio, com média densidade e freqüência.	Predomínio de cobertura florestal com manchas de solo exposto indicando a presença de pátios de estocagem de madeira, ramais e clareiras.	Floresta Degradada de Intensidade Moderada
	Predomínio de tonalidade magenta/roxa (clareiras grandes com indicação de fogo) ou verde (com textura lisa) em associação com manchas que apresentam padrão de floresta.	Presença de grandes clareiras com solo exposto, vegetação secundária e/ou área extensa de cicatriz de fogo florestal, combinadas com manchas florestais.	Floresta Degradada de Intensidade Alta

Figura 4.3 – Exemplos de padrões de desflorestamento e degradação florestal em imagens Landsat/TM e descrições de classes temáticas associadas.

Fonte: INPE (2008c).

Para a definição das amostras da classe **Floresta Primária,** foi observada a não alteração do padrão de cobertura de floresta (não é percebida alteração na estrutura do dossel florestal) nas imagens Landsat 5/TM ao longo do período histórico considerado (2000 a 2007). Do mesmo modo, foi observado o padrão de cobertura florestal primária na imagem SPOT 2/HRV. Através dos projetos PRODES, DETER e DEGRAD não foram mapeadas alterações nessas áreas. As imagens fração do MLME apresentavam grande contribuição da fração vegetação (80% em

média) e pequena porcentagem de sombra (18% em média). Não havia contribuição significativa da fração solo (2% em média).

Para a definição das amostras da classe **Floresta Secundária,** utilizou-se imagens ópticas Landsat 5/TM e SPOT 2/HRV do ano de 2007. Nessas imagens existe um padrão de fotointerpretação de floresta. Foram utilizados os dados do PRODES, pois a floresta secundária atual já foi detectada em anos anteriores como um evento de corte raso. Foi observada a não existência de polígonos dos projetos DETER e DEGRAD, ou seja, não se caracterizando como floresta degradada. A fração vegetação apresenta grande contribuição (66% em média) e há pequena contribuição das frações solo (20% em média) e sombra (14% em média).

Na definição das amostras de **Floresta Degradada,** as imagens Landsat 5/TM e SPOT 2/HRV também foram empregadas, identificando o padrão de floresta degradada para o ano de 2007. Não houve identificação dessas áreas pelo PRODES no ano de 2007 ou em anos anteriores (não houve corte raso na área, portanto não se trata de uma floresta secundária). Entretanto, essas áreas foram identificadas nos projetos DETER e DEGRAD no ano de 2007. Há significativa contribuição das frações solo (29% em média) e vegetação (57% em média) e pouca contribuição da fração sombra (14% em média).

A classe temática **Agricultura** foi claramente fotointerpretada nas imagens Landsat 5/TM e SPOT 2/HRV do ano de 2007 e até mesmo em anos anteriores, definindo um padrão de ocupação que se caracteriza por cultura agrícola (formatos geométricos com predomínio de solo exposto). Nas amostras em questão, havia presença de solo exposto, caracterizando preparo do solo para uso agrícola. Essas áreas já haviam sido mapeadas em anos anteriores pelo PRODES como corte raso. Foi observada a não existência de polígonos dos projetos DETER e DEGRAD. Há grande contribuição da fração solo (95% em média). Não há contribuição significativa da fração sombra (4% em média). Como o solo estava sendo preparado para plantio (solo exposto), não há contribuição significativa da fração vegetação (1% em média).

Buscou-se uma distribuição espacial das amostras de forma homogênea nas classes temáticas consideradas, definindo 10 amostras por classe em cada área de estudo. Como o trabalho dispunha de duas áreas de estudo, foram definidos dois grupos de 40 amostras para cada área, perfazendo um total de 80 amostras (Tabela 4.1). Todas as amostras apresentam a mesma forma geométrica e número equivalente de pixels, bem como um mesmo número por classe temática.

Tabela 4.1 - Relação de amostras de treinamento e teste para as áreas de estudo

Amostras Treinamento e Teste - Área de Estudo 1					
Classe Temática	**N. º Amostras**			**Nº Pixels**	
	Treinamento	Teste	TOTAL	Amostra	TOTAL
Floresta Primária	6	4	10	≈ 400	4020
Floresta Secundária	6	4	10	≈ 400	4060
Floresta Degradada	6	4	10	≈ 400	4000
Agricultura	6	4	10	≈ 400	4000

Amostras Treinamento e Teste - Área de Estudo 2					
Classe Temática	**N. º Amostras**			**Nº Pixels**	
	Treinamento	Teste	TOTAL	Amostra	TOTAL
Floresta Primária	6	4	10	≈ 400	4000
Floresta Secundária	6	4	10	≈ 400	3980
Floresta Degradada	6	4	10	≈ 400	4000
Agricultura	6	4	10	≈ 400	4000

Sobre o conjunto de dez amostras coletadas por classe temática, seis foram utilizadas para treinamento do classificador e quatro foram empregadas para validação das classificações. A Figura 4.4 ilustra a localização das amostras da **Área de Estudo 1**, enquanto a Figura 4.5 se refere à localização das amostras na **Área de Estudo 2**.

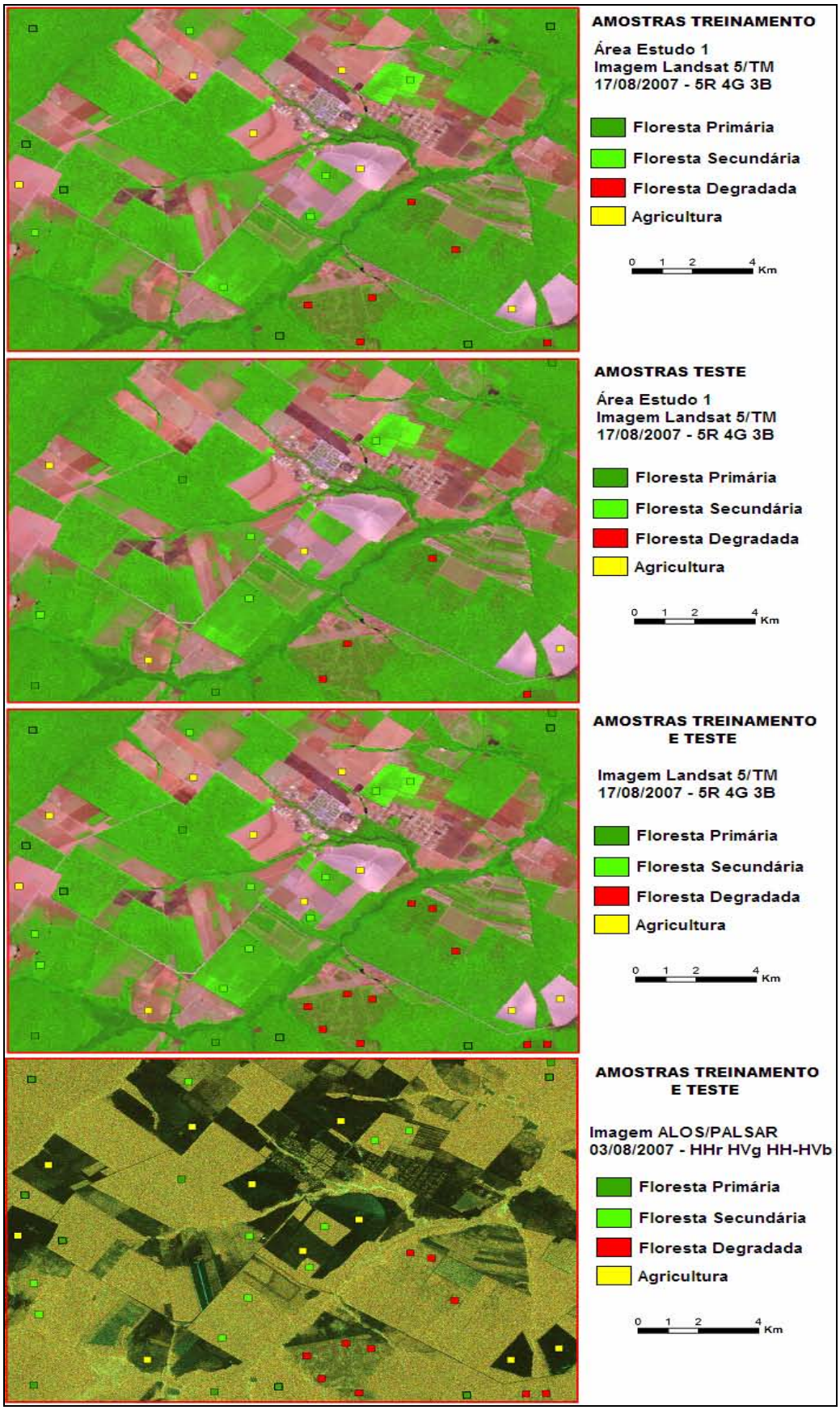


Figura 4.4 - Localização das amostras de treinamento e teste na Área de Estudo 1.

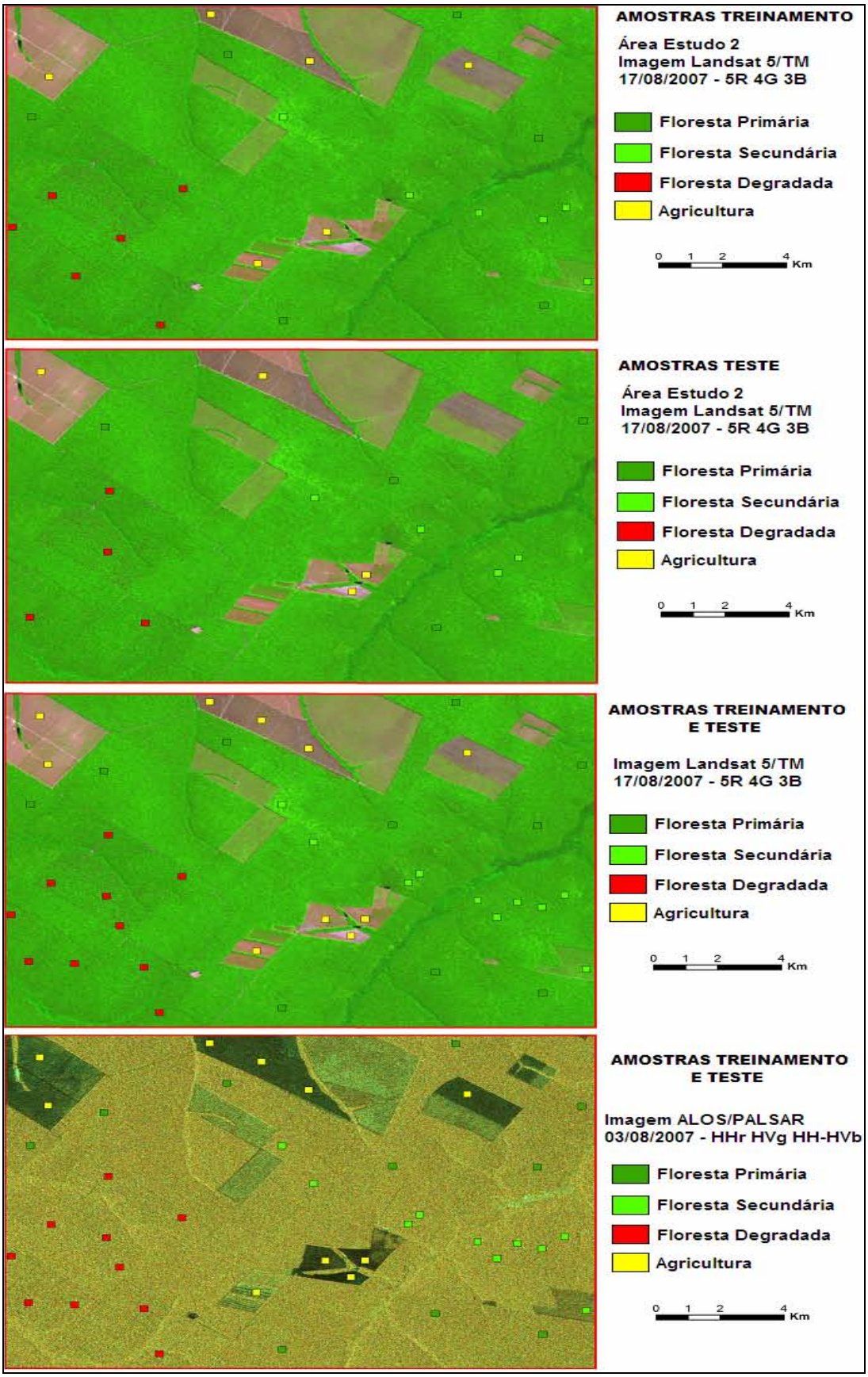


Figura 4.5 - Localização das amostras de treinamento e teste na Área de Estudo 2.

4.3 Processamento das imagens ALOS/PALSAR

A seguir, são descritos os principais processamentos realizados sobre as imagens ALOS/PALSAR, com destaque para: i) pré-processamento, executando a delimitação das áreas de estudo 1 e 2; ii) ortorretificação e geração das imagens em coeficiente de retroespalhamento; iii) delimitação do filtro de ruído *speckle* com melhor relação sinal-ruído e posterior filtragem das imagens; iv) segmentação das imagens na polarização HH, HV e canais combinados (HH e HV); v) classificação Bhattacharyya, utilizando as regiões definidas na etapa de segmentação; e vi) classificações Maxver-ICM.

4.3.1 Pré-processamento

Sobre a cena ALOS/PALSAR, foram escolhidas duas áreas de estudo (Área de Estudo 1 e Área de Estudo 2), ilustradas na Figura 4.6. As áreas foram definidas pelas características de superfície, apresentando as classes de cobertura de interesse a serem investigadas, sendo que a área 1 abrange 254 km^2 e a área 2 cerca de 256 km^2.

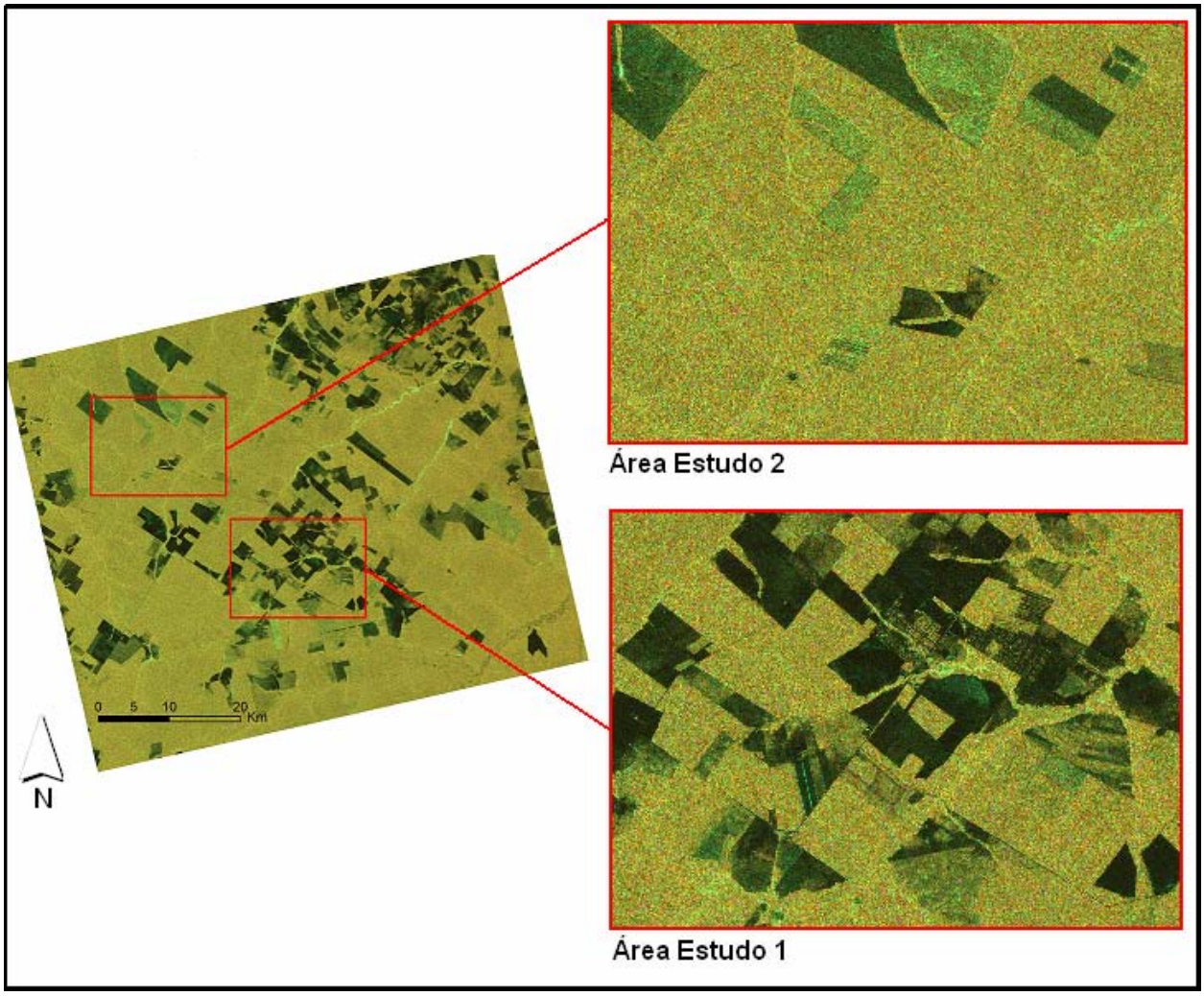


Figura 4.6 - Cena ALOS/PALSAR original e recorte para definição das áreas de estudo. Composição HH(R) HV(G) HH-HV(B).

4.3.2 Ortorretificação e geração das imagens em coeficiente de retroespalhamento

Para a maioria das aplicações que utilizam imagens de radar, é necessário que se realize a correção geométrica através do processo de ortorretificação. Esse processo de correção geométrica requer um modelo geométrico rigoroso, pontos de controle de campo e um modelo digital de elevação (CHENG, 2007).

Sobre a cena ALOS/PALSAR original, gerada em 3 de agosto de 2007 (Cena ID: ALPSRP081106950), foi realizada a ortorretificação. Para isso, foi utilizado o *software* PCI Geomatica V 10.1.4, através do módulo *OrthoEngine* (PCI GEOMATICS, 2007a). Foi utilizado o *Math Modelling Method* (*Satellite Orbital Modelling*), que combina os dados obtidos pelas efemérides do satélite com as informações coletadas a partir de pontos de controle obtidos de

uma imagem de referência. Para aumentar o rigor do modelo, foi empregado o *Toutin's Model*, que permite a entrada de dados do sensor PALSAR (PCI GEOMATICS, 2007b).

Os pontos de controle de campo foram obtidos a partir de uma cena Landsat 7/ETM+ (órbita ponto 226/068, de 18 de junho de 2000) ortorretificada, disponibilizada pelo GLCF (GLCF, 2008). Foi utilizado um MDE com 90 m de resolução espacial, disponibilizado pela missão SRTM (NASA, 2008) mostrados na Figura 4.7.

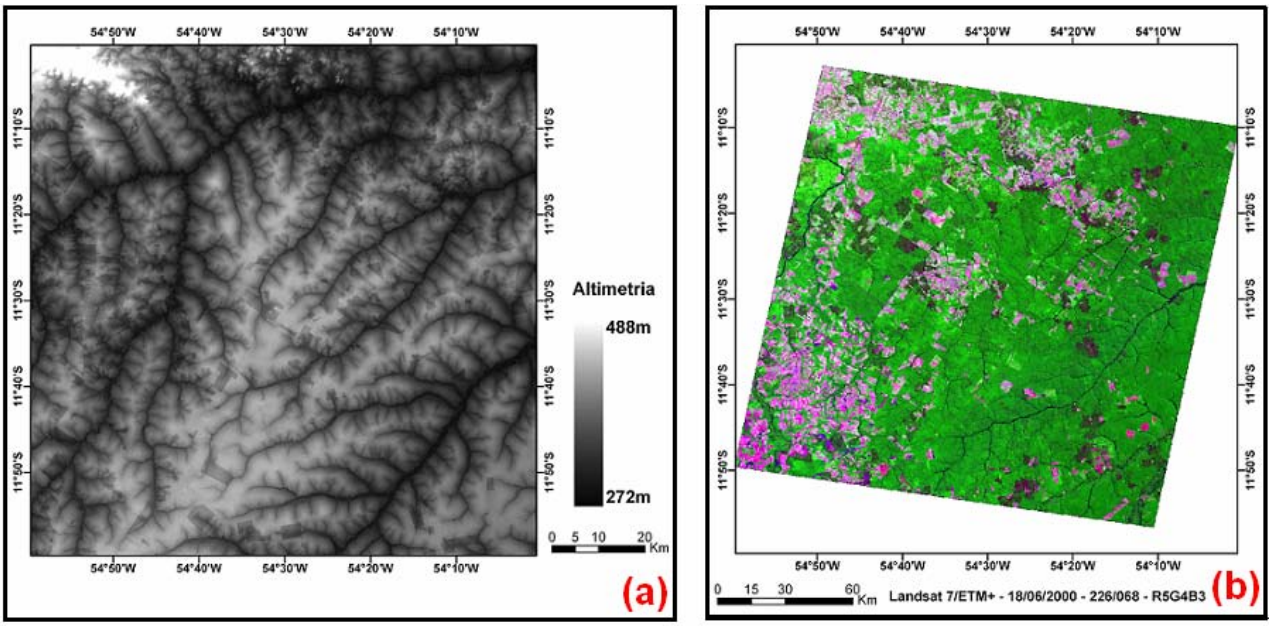


Figura 4.7 - Em (a) é ilustrado o MDE SRTM e em (b) imagem Landsat 7/ETM+ utilizados nos processos de ortorretificação da cena ALOS/PALSAR utilizada pelo trabalho.

Para a ortorretificação da cena ALOS/PALSAR, foram coletados 25 pontos de controle sobre a imagem Landsat 7/ETM+ (imagem de referência) e sobre o MDE, identificando e definindo posteriormente essas feições sobre a imagem de radar. O valor de RMS foi de 18,2 m. A correção geométrica considerou a totalidade da cena, ortorretificando concomitantemente ambas as polarizações.

Sobre as imagens no formato amplitude, foram geradas imagens em coeficiente de retroespalhamento, subsidiando a análise exploratória dos dados ALOS/PALSAR. O coeficiente de retroespalhamento (σ^0) é um número adimensional, e pode ser expresso através de níveis digitais nas imagens de radar, mas é usualmente expresso na escala de decibéis (dB), sendo descrito como [10log (amplitude)], onde amplitude é o valor da imagem processada (SARMAP,

2008). O processo de conversão foi realizado no *software* ENVI 4.5, utilizando a Equação ((4. 1), descrita por Rosenqvist et al. (2007):

$$\sigma^0 = 10 * \log_{10}[DN^2] + CF \quad (4.\ 1)$$

onde, CF representa o fator de conversão (-83,0) e DN é o valor digital da imagem amplitude em 16 bits.

4.3.3 Filtragem do ruído speckle

Para a suavização do *speckle*, foram testados filtros adaptativos específicos para esse tipo de ruído. O filtro adotado deveria apresentar a menor perda de informação textural, permitindo a melhor suavização do ruído e mantendo a distinção de bordas e alvos na imagem. Foram testados os filtros Lee, Frost, Gamma e Kuan (RSI, 2005), na janela móvel de tamanho 3x3 e 5x5. Os filtros Gamma e Kuan consideraram o número de *looks* nominal (4 *looks*), previamente informado da descrição das imagens ALOS/PALSAR. Os filtros foram testados nas duas polarizações (HH e HV), realizando um total de 16 filtragens, sendo a escolha final pautada pela melhor relação sinal-ruído. Para a realização do cálculo da relação sinal-ruído, foi escolhida uma região homogênea não escura da imagem de polarização HH (Figura 4.8). As informações obtidas nessa área amostral foram utilizadas como base para a escolha do filtro a ser utilizado em ambas as polarizações. Vale ressaltar que a filtragem do ruído *speckle* foi realizada anteriormente ao recorte da imagem, preservando assim possíveis informações de borda, caso o processamento tivesse sido realizado sobre a imagem recortada.

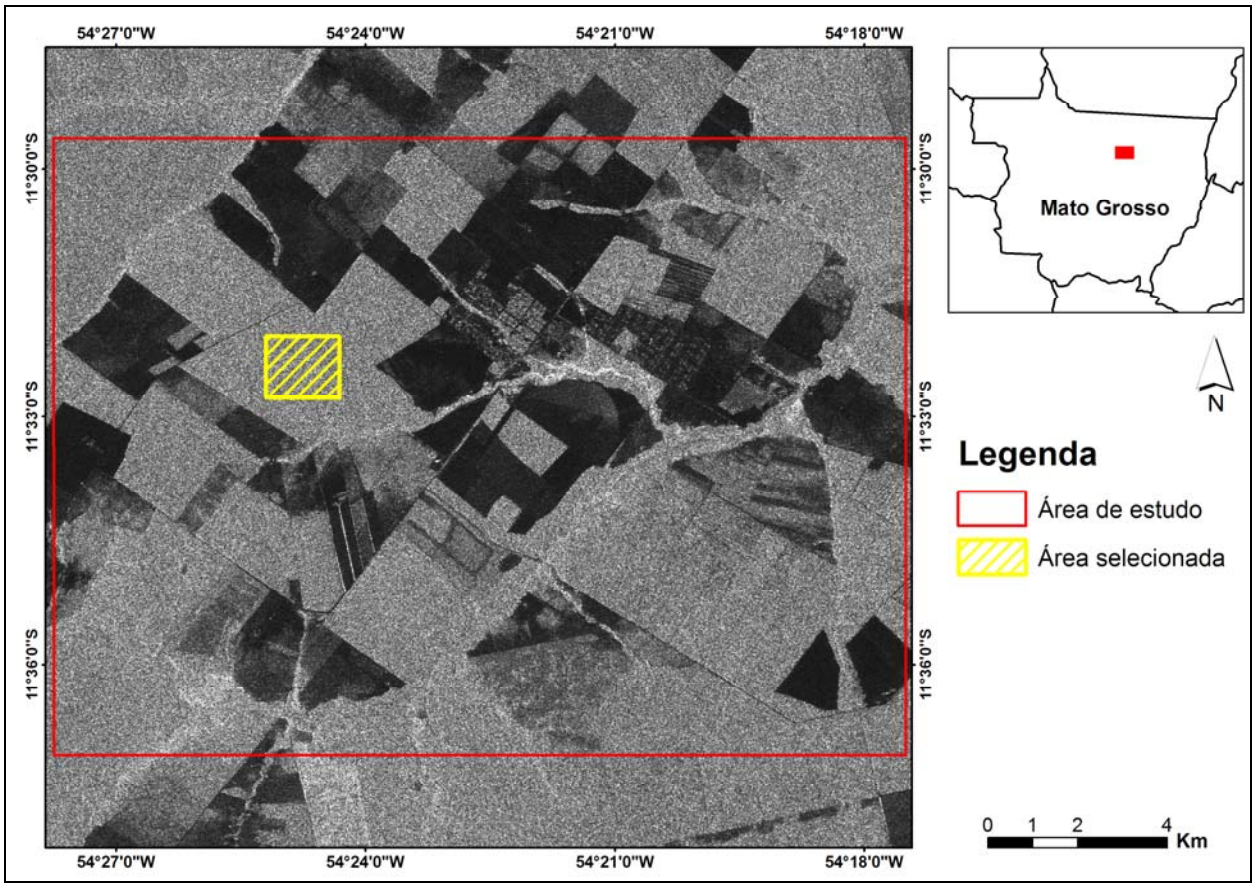


Figura 4.8 - Área amostral com cobertura de floresta selecionada na imagem de polarização HH utilizada para o cálculo da relação sinal-ruído.

4.3.4 Segmentação de imagem

O ruído *speckle* é inerente às imagens SAR, sendo esse fator um grande complicador para os algoritmos usuais de segmentação, pois estes são desenvolvidos para imagens que apresentam ruído do tipo aditivo (imagens ópticas), resultando assim na baixa eficiência desses aplicativos, quando aplicados em dados de radar. Assim, para a segmentação das imagens ALOS/PALSAR, foi utilizado o segmentador MultiSeg (SOUSA JÚNIOR, 2005), que considera o ruído multiplicativo presentes nas imagens de radar e a não normalidade estatística dos mesmos. Neste trabalho, são empregadas apenas segmentações produzidas pelo atributo proporcionado pelos valores radiométricos (amplitude).

O segmentador MultiSeg é um algoritmo implementado em *Interactive Data Language* (linguagem IDL) e utiliza o ENVI como plataforma e interface de execução. O software foi desenvolvido para ser utilizado como um segmentador de imagens de radar e ópticas, e segundo Sousa Júnior (2005), usa técnicas de crescimento de regiões, detecção de bordas, teste de

homogeneidade para regiões e entre regiões, e delimitação de área mínima. É um segmentador multinível e hierárquico, que utiliza o método de compressão da imagem por pirâmide gaussiana. O software baseia-se no modelo de manchas (*cartoon*) e no modelo de textura para representar os dados das imagens. O modelo de manchas é indicado para imagens com regiões homogêneas (retorno mais homogêneo), enquanto o modelo de textura é indicado para áreas com retorno mais difuso (SOUSA JÚNIOR, 2005).

O MultiSeg permite segmentação multibandas, possibilitando que se trabalhe com mais de um canal ou com diferentes bandas simultaneamente. Uma das vantagens deste software sobre os segmentadores convencionais é a possibilidade de obter resultados intermediários do processo de segmentação (diferentes níveis de compreensão). Neste software, as imagens de radar são utilizadas no formato intensidade, mas o software permite a entrada dos dados também no formato amplitude e no formato coeficiente de retroespalhamento. O algoritmo foi avaliado e se mostrou eficaz na segmentação de imagens ópticas e de radar para diversos fins, inclusive para o mapeamento do uso e cobertura da terra em ambiente de floresta tropical (ABOUD NETA et al., 2009; DUTRA et al., 2009; DUTRA et al., 2008b; DUTRA et al., 2007; SCOFIELD et al., 2007; SOUSA JÚNIOR, 2005; SOUSA JÚNIOR et al., 2005).

O MultiSeg necessita da definição de parâmetros para realizar a segmentação. Esses parâmetros são: tipo de imagem a ser segmentada (radar ou óptica); área mínima (valor em pixel, utilizado nos testes de crescimento e agrupamento de regiões); nível de confiança dos testes estatísticos; número máximo de compressões desejado; similaridade (em dB); modelo de representação dos dados (textura ou mancha); coeficiente de variação (utilizado no teste de homogeneidade de regiões); e número equivalente de *looks* (NEL). Para a definição dos parâmetros de similaridade e valor de área mínima a serem inseridos no segmentador, foi realizado um conjunto de testes, sobre a imagem de polarização HH, sem filtragem de ruído *speckle*.

Os parâmetros utilizados para os testes foram: área mínima (em pixels) de 8, 15, 20, 30, 40 e 60; nível de confiança de 95%; número máximo de compreensões igual a 5; similaridade de 1dB e 1,5dB; modelo de representação dos dados baseado em *cartoon* (manchas), coeficiente de variação igual a 16 e NEL igual a 2,507 (valor calculado previamente). Os parâmetros que variaram no teste foram os de área mínima e os valores de similaridade. Os resultados obtidos são apresentados na Tabela 4.2.

Tabela 4.2 - Relação entre área mínima e número de segmentos utilizando diferentes valores de similaridade no processo de segmentação

Área	Número de regiões	
Mínima (pixels)	Similaridade 1dB	Similaridade 1,5dB
8	7348	5748
15	5654	4562
20	4952	4107
30	4096	3457
40	3652	3076
60	3124	2655

Para a escolha dos melhores parâmetros de segmentação, foi realizada uma avaliação qualitativa, através de inspeção visual, sobre os segmentos gerados pelo algoritmo MultiSeg, comparando a coerência entre bordas dos segmentos e regiões, preservação do contorno de feições e delimitação de alvos isolados. Os melhores resultados foram obtidos pela combinação entre área mínima de 40 e similaridade de 1dB.

Assim, os parâmetros finais definidos para a segmentação do conjunto de imagens foram: área mínima (em pixels) de 40; nível de confiança de 95%; número máximo de compreensões igual a 5; similaridade de 1dB; modelo de representação dos dados baseado em cartoon (manchas), coeficiente de variação igual a 16, NEL igual a 2,507 e 2,487 para as imagens de polarização HH e HV, respectivamente. Para as imagens HH e HV filtradas, os valores de NEL foram de 32,583 e 32,841, respectivamente.

Com os parâmetros de entrada definidos, as segmentações foram realizadas sobre as imagens no formato amplitude, com filtragem de ruído *speckle*, nas polarizações HH, HV, e combinação entre HH e HV. Foram segmentadas a área de estudo 1 e a área de estudo 2. Os segmentos produzidos nessa etapa do trabalho foram posteriormente utilizados como entrada para as classificações Bhattacharyya e são apresentados no item 5.3.

4.3.5 Classificações Bhattacharyya

Sobre as imagens ALOS/PALSAR (áreas de estudo 1 e 2), foi realizada a classificação pelo método da distância de Bhattacharyya. A classificação foi realizada no software SPRING 5.0, utilizando as imagens de radar no formato amplitude. Por ser um classificador por regiões, é necessária a inserção de um conjunto de segmentos, os quais foram anteriormente produzidos pelo *software* Multiseg e integrados em BD SPRING para realização das classificações. Foram

classificadas as imagens com filtragem de ruído *speckle*, nas polarizações HH, HV e combinação entre HH e HV. As classificações produzidas nessa etapa do trabalho foram posteriormente avaliadas para estimativa da acurácia temática.

Nessa classificação, foram empregados os conjuntos de amostras de treinamento previamente definidas. Foi utilizado o limiar de aceitação de 99,9%. Esse limiar indica a porcentagem de pixels da distribuição de probabilidade de uma classe que será classificada como pertencente a esta classe. Assim, o limiar de 99,9% indica que 0,1% dos pixels não serão classificados (pixels de menor probabilidade), gerando áreas sem informação temática.

4.3.6 Classificações Maxver-ICM

O *Polarimetric SAR Classifier 0.7* é um algoritmo de classificação estatístico polarimétrico, desenvolvido por Vieira (1996), e posteriormente aperfeiçoado por Correia (1998). O aplicativo foi implementado no software ENVI (RSI, 2005) em linguagem IDL (Interactive Development Language) e diversos estudos mostraram sua aplicabilidade na classificação de imagens de radar (NEGRI, 2009; GUERRA, 2009; FRERY et al., 2007; SILVA, 2007; GABOARDI, 2002). Este classificador polarimétrico permite a modelagem estatística dos dados de radar nas distribuições apropriadas às imagens, considerando o efeito do *speckle*, inclusive para a própria distribuição normal. O *software* é baseado na classificação por Maxver ou Maxver-ICM, permitindo a entrada dos dados SAR no formato amplitude ou intensidade, e a classificação de duas ou mais polarizações simultaneamente. Para proporcionar o ajuste estatístico necessário, o *Polarimetric SAR Classifier 0.7* realiza um teste qui-quadrado, verificando a melhor distribuição estatística em que o conjunto de dados pode ser modelado.

Foi realizada classificação por Maxver-ICM, empregando o conjunto de amostras previamente definidas e as imagens com filtragem de ruído *speckle* nas polarizações HH, HV e combinação entre HH e HV. As classificações produzidas nessa etapa do trabalho foram posteriormente avaliadas com as amostras de teste para estimativa da acurácia temática.

A classificação Maxver-ICM assumiu um limiar de aceitação de 100% nos processamentos, atribuindo todos os pixels a uma determinada classe. Como critério de parada, foi assumido o valor 0,1% para a troca de classes e número de iterações igual a 25. O nível de convergência definido pelo usuário (valor para troca de classes) define a quantidade máxima de pixels que

serão modificados na última interação e o valor 25 define o número máximo de iterações previamente estabelecidas. O valor do NEL para a imagem HH foi de 2,507 e, para a imagem HV, foi de 2,487. Para as imagens HH e HV filtradas, os valores de NEL foram de 32,583 e 32,841, respectivamente. Na classificação, utilizando o modo univariado (HH ou HV), foi empregado o dado no formato amplitude. Para a classificação no modo bivariado (HH e HV em conjunto), o dado foi convertido para o formato intensidade, utilizando a relação [Intensidade = $(\text{Amplitude})^2$]. O valor do NEL é importante para estimar o número de variáveis independentes (pixels) que contem a mesma quantidade de informação que as variáveis correlacionadas (pixels na imagem original) (SANT'ANNA et al., 2007).

4.4 Avaliação da acurácia temática das classificações

As classificações foram avaliadas pelos índices de concordância Kappa (HUDSON; RAMM, 1987), gerados a partir da construção da matriz de confusão. Posteriormente, os índices Kappa foram comparados a limiares que avaliam a qualidade dessa classificação (LANDIS; KOCH, 1977). O principal objetivo da elaboração da matriz de confusão foi estimar a concordância entre a imagem classificada e a verdade terrestre, representada pelo conjunto de amostras de teste. Foram geradas matrizes de confusão para o conjunto de seis classificações Maxver-ICM e seis classificações Bhattacharyya. As matrizes foram elaboradas no software ENVI 4.5, utilizando as amostras de teste previamente definidas. A partir das matrizes de confusão foi possível inferir a acurácia global da classificação, o valor do índice de concordância Kappa, os valores de variância do Kappa, o número de pixels classificados corretamente ou classificados erroneamente por cada classe temática, e os erros de omissão (número de pixels que pertencem a uma determinada categoria mas não são incluídos nela) e comissão (número de pixels que pertencem a outra classe mas atribuídos a classe de referência).

Para realizar a comparação entre os índices Kappa, foi realizado um teste Z, permitindo a comparação (aos pares) de duas classificações distintas. O teste foi aplicado para verificar se os valores estimados pelo índice Kappa são, em um determinado nível de significância, iguais entre si (estatisticamente iguais entre si). Os valores do teste Z foram obtidos utilizando os valores do Kappa estimado em cada classificação e os respectivos valores de variância. O objetivo principal da análise foi verificar se há aumento na acurácia das classificações produzidas com diferentes polarizações ou combinação de polarizações. O nível de significância adotado para o teste Z foi de 5%, ou seja, um nível de confiança de 95%. No teste citado, para que se rejeite a hipótese de

igualdade entre os valores de Kappa, o valor de Z calculado deverá ser maior ou igual ao valor de referência de Z (valor tabelado). Esse valor de referência, para o nível de significância de 5% é igual a 1,96. O resultado da comparação do conjunto de classificações pelo teste Z é ilustrado no APÊNDICE F.

5 - RESULTADOS

Neste capítulo, apresentam-se os resultados e parte das discussões proporcionadas. Inicialmente descreve-se a análise exploratória dos dados PALSAR, caracterizando-se os coeficientes de retroespalhamento de cada classe temática nas duas áreas de estudo. Posteriormente, apresentam-se os testes realizados com os diversos filtros de ruído *speckle* e a definição do filtro com a melhor relação sinal-ruído. Em seguida, ilustram-se os resultados obtidos pela segmentação, utilizados como entrada nas classificações Bhattacharyya. Na sequência, são mostradas as classificações Bhattacharyya e suas respectivas matrizes de confusão, e o mesmo para as classificações Maxver-ICM e respectivas matrizes de confusão. Nas matrizes de confusão, são descritos os valores do coeficiente Kappa, exatidão global, acertos por classe temática e erros de omissão e comissão. Por fim, discute-se os resultados obtidos pelos dois métodos de classificação e suas respectivas avaliações.

5.1 Análise exploratória dos dados ALOS/PALSAR

A análise exploratória dos dados ALOS/PALSAR foi realizada com o objetivo de caracterizar a variação dos valores do coeficiente de retroespalhamento das diferentes classes temáticas. A análise foi realizada com base em gráficos do tipo *box plot*, gerados sobre atributos das imagens originalmente no formato amplitude e convertidas para valores de coeficiente de retroespalhamento. Foi empregada parte aleatória das amostras previamente definidas, totalizando um conjunto de 240 pixels, divididos uniformemente entre as diferentes classes. Os *outliers* (valores pontuais discrepantes do conjunto de dados) foram excluídos da análise por serem considerados como ocorrências de ruído *speckle*.

O gráfico do tipo *box plot* permite representar um conjunto de dados com base em parte de seus parâmetros estatísticos. Esses parâmetros são: quartil inferior (Q1), mediana (Q2), quartil superior (Q3) e intervalo interquartil (IQR), onde IQR é definido por $IQR = Q3 - Q1$. No gráfico *box plot* a parte inferior da caixa é delimitada pelo Q1, enquanto a superior define o Q3. A linha central da caixa marca a mediana do conjunto de dados. A haste inferior se estende de Q1 até o menor valor não inferior a $Q1 - 1{,}5IQR$. A haste superior se estende até o maior valor não superior a $Q3 + 1{,}5IQR$. Valores inferiores a $Q1 - 1{,}5IQR$ e superiores a $Q3 + 1{,}5IQR$ podem ser representados individualmente como *outliers*.

Na Figura 5.1 são apresentados os gráficos *box plot*, ilustrando os valores de coeficiente de retroespalhamento em decibéis (dB) referentes as imagens em ambas polarizações. Nesta figura é evidente a clara diferenciação na intensidade de σ^0 existente entre as imagens de polarização HH e as imagens de polarização HV. Os valores de σ^0 são mais altos nas imagens de polarização dupla do que os existentes nas imagens de polarização cruzada, principalmente devido à perda de sinal ocasionada pela despolarização da onda. Esse comportamento é similar nas imagens da área 1 e área 2.

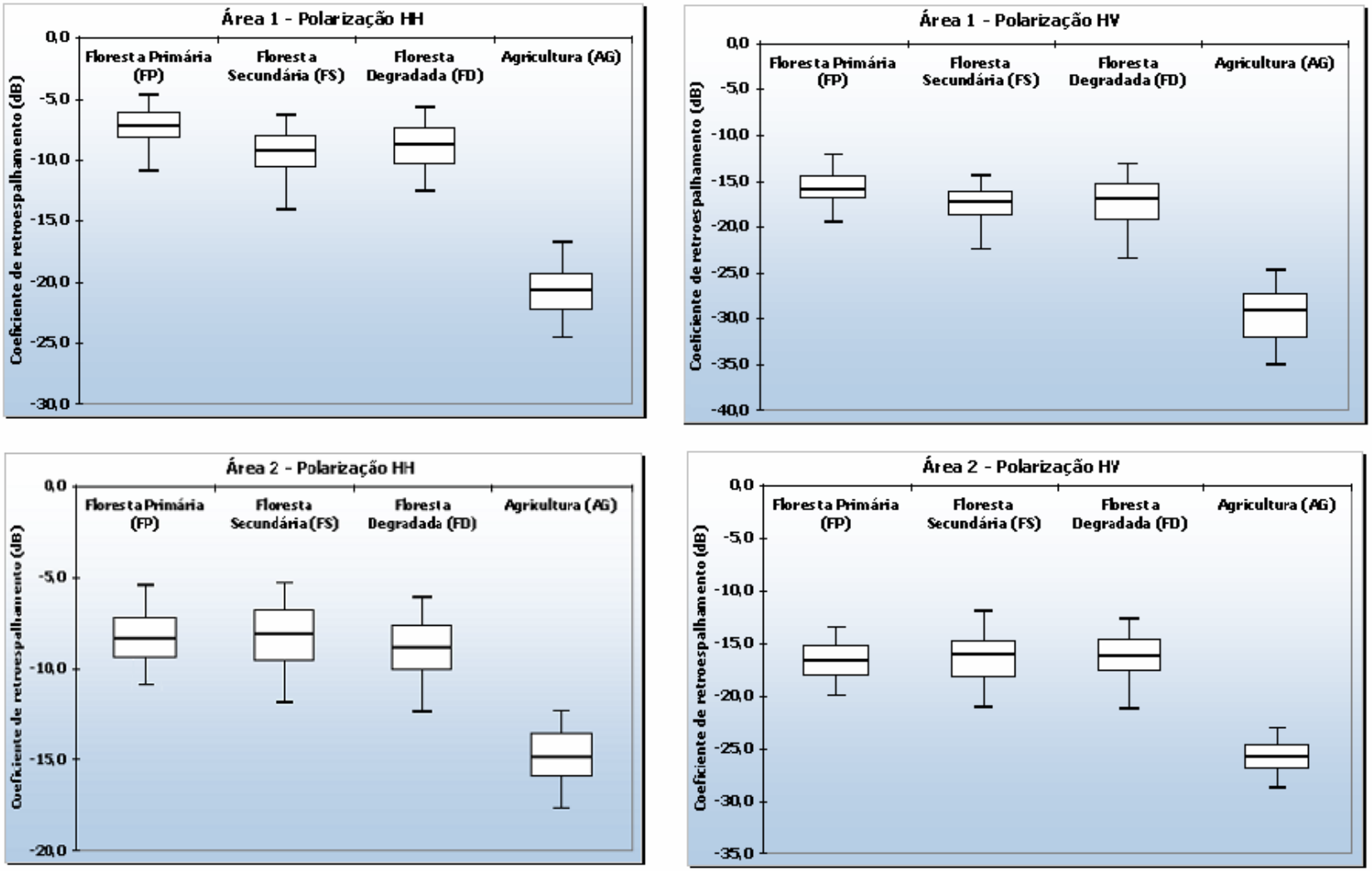


Figura 5.1- Coeficiente de retroespalhamento (dB) das classes de cobertura da terra nas polarizações HH e HV, em ambas áreas de estudo.

Os resultados do σ^0 mostraram similaridade entre as classes de FP, FS e FD, nas imagens de polarização HH e HV. Os valores estabelecidos por Q1 e Q3 indicam o grau de dispersão (margem de variação) e assimetria dos dados, mas não existe uma variação que permita uma diferenciação clara entre as classes. Com a análise dos valores de σ^0, é possível apenas a diferenciação da classe AG das demais classes temáticas nas polarizações HH e HV. Como o comportamento das amostras de FP, FS e FD são muito similares, não há informação suficiente para diferenciar nenhuma das três classes com base apenas pela caracterização dos valores de σ^0, não tendo sido identificado acréscimo de informação quando comparada as imagens de polarização HH com as imagens de polarização HV. Entretanto, existe uma sutil variação na diferenciação da classe FP das classes FD e FS apenas para a área 1, com maiores valores de σ^0 na classe FP quando comparada as classes FD ou FS, sendo o comportamento similar nas imagens de polarização HH e HV. Tal diferenciação não foi passível de identificação na área 2. Desse modo, a análise exploratória os dados não mostrou uma diferenciação entre as classes de floresta, havendo maior confusão na diferenciação entre as classes de FD e FS.

A classe FP apresentou os maiores valores de σ^0 comparada às outras classes de cobertura. Os valores médios de σ^0 para a classe FP, em imagens de polarização HH foram de -7,4 dB (área 1) e -7,9 dB (área 2). Nas imagens de polarização HV os valores foram, em média, de -15,7 dB e -15,9 dB, nas áreas 1 e área 2, respectivamente. Os valores médios de σ^0 são indicados na Tabela 5.1. Os resultados obtidos são coerentes aos valores encontrados em Hashimoto et al. (1997), onde as florestas densas mostram valores de σ^0 maiores que em florestas abertas, pastos ou savanas.

Tabela 5.1 - Valores médios do coeficiente de retroespalhamento (dB) nas classes de cobertura da terra.

Coeficiente de retroespalhamento (dB)				
	Área 1		**Área 2**	
	HH	**HV**	**HH**	**HV**
Floresta Primária	-7,4	-15,7	-7,9	-15,9
Floresta Secundária	-9,6	-17,9	-8,7	-16,8
Floresta Degradada	-9,0	-17,5	-8,9	-16,2
Agricultura	-20,7	-29,5	-14,8	-25,8

O objetivo da análise foi identificar como o atributo σ^0 poderia caracterizar o comportamento das diferentes classes de cobertura. A homogeneidade das classes poderá implicar na dificuldade em

discriminar essas coberturas em atividades de PDI. Entretanto, mesmo havendo valores de σ^0 muito similares entre a FP, FS e a FD, uma inspeção visual demonstrou diferenças sutis entre essas classes, bem como em alguns casos a diferenciação entre FD e FS, como ilustrado na Figura 5.2 (área estudo 1), mas não identificável na Figura 5.3 (área estudo 2). Claramente identificável foi o contraste entre a FP (médio valores de coeficiente de retroespalhamento) e AG (áreas de solo exposto), que demonstraram baixos valores de coeficiente de retroespalhamento (áreas escuras). Nessa avaliação visual não foi possível identificar incremento de informação proporcionado pela polarização HV em comparação com a polarização HH para a identificação de áreas de FS e FD em ambas as áreas de estudo. Para a área 1, os dados ainda demonstram que a classe FP apresentou uma diferença sutil nos valores médios de retroespalhamento quando comparada as classes FS e FD em ambas as polarizações. Entretanto, o mesmo comportamento não pode ser observado na área 2.

De acordo com os dados, a floresta primária é a mais homogênea entre as classes, apresentando as menores variações de valores e um padrão de comportamento melhor definido. Em contrapartida, as classes FS e FD apresentam as maiores variações, promovidas pelos diferentes estágios e estruturas em que a vegetação dessas classes se encontra, pois provavelmente há padrões diferenciados de rebrota nas florestas secundárias e variadas intensidades de degradação nas florestas degradadas.

A classe AG apresentou os menores valores de retroespalhamento entre a classes para ambas polarizações. Essa classe foi claramente diferenciada das demais nas polarizações HH e HV, nas duas áreas de estudo. Os baixos valores de retroespalhamento presentes são provavelmente produzidos pela reflexão especular proporcionada pelo solo exposto, gerando baixo retorno de sinal ao radar.

Esperava-se que os valores de retroespalhamento da FS e FD, quando comparado aos obtidos pela FP, fossem inferiores. No entanto, os valores obtidos pela FS e FD foram muito próximos aos encontrados na FP. Tal comportamento pode ser explicado pelo processo de regeneração e degradação florestal, que condiciona estruturas vegetais em diferentes estágios de regeneração e degradação (queima, corte florestal e limpeza do terreno). A degradação florestal acaba por produzir, em determinada fase do processo, fragmentos florestais (troncos, grandes galhos, leiras, etc.) que atuam como elementos refletores, aumentando os valores de retroespalhamento dessas áreas. Posteriormente, com a remoção ou/e decomposição desses resíduos, o

retroespalhamento tende a diminuir na FD. Na FS, o retroespalhamento tende a aumentar a partir do desenvolvimento da estrutura florestal.

Eventos recentes de desflorestamento (corte raso mapeado pelo PRODES em 2007) foram melhor identificados nas imagens de polarização HV quando comparada a polarização HH. Essa maior discriminação do evento recente de desflorestamento por corte raso foi verificada em ambas as áreas de estudo, sobrepondo os polígonos delimitados pelo PRODES em 2007 sobre as imagens PALSAR, identificando visualmente maior capacidade de diferenciação desses eventos na polarização cruzada. Essa possibilidade é particularmente proporcionada quando sobre os eventos de corte raso há presença de solo exposto e ausência de material vegetal residual gerado pelo processo de desflorestamento. A afirmação pode ser ilustrada através da sobreposição dos polígonos do PRODES (Figura 3.5) com as feições sob esses polígonos nas imagens PALSAR (Figura 3.3).

Os resultados da análise exploratória sugerem uma confusão na classificação entre as classes de floresta, principalmente quando foram comparadas as classes FS e FD. É possível afirmar ainda que a melhor individualização será obtida para a classificação da AG, vista a clara diferenciação do seu retroespalhamento quando comparado as demais classes.

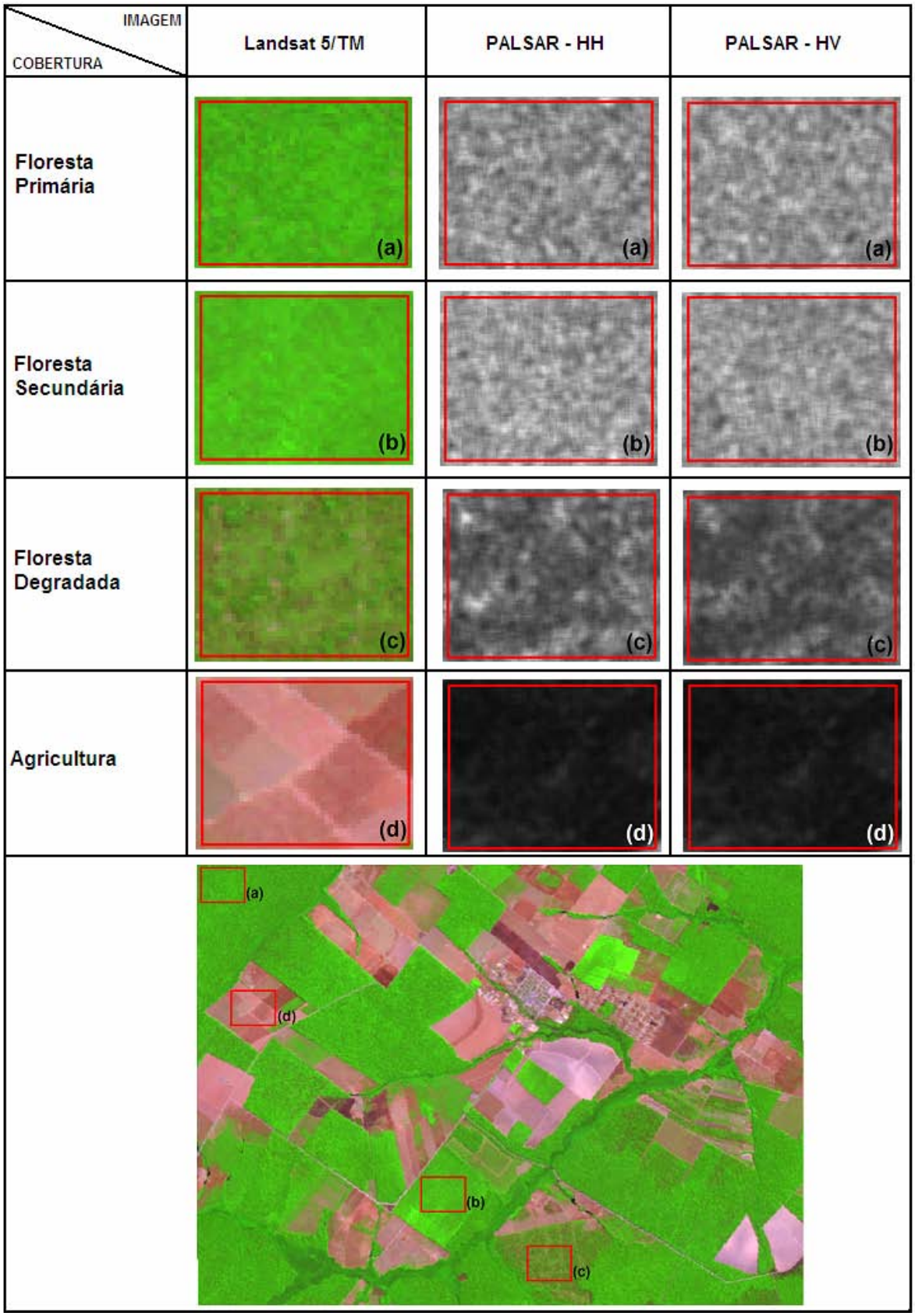


Figura 5.2 - Área de estudo 1. Caracterização visual das diferenças entre as classes de cobertura da terra nas imagens ALOS/PALSAR de polarização HH e HV.

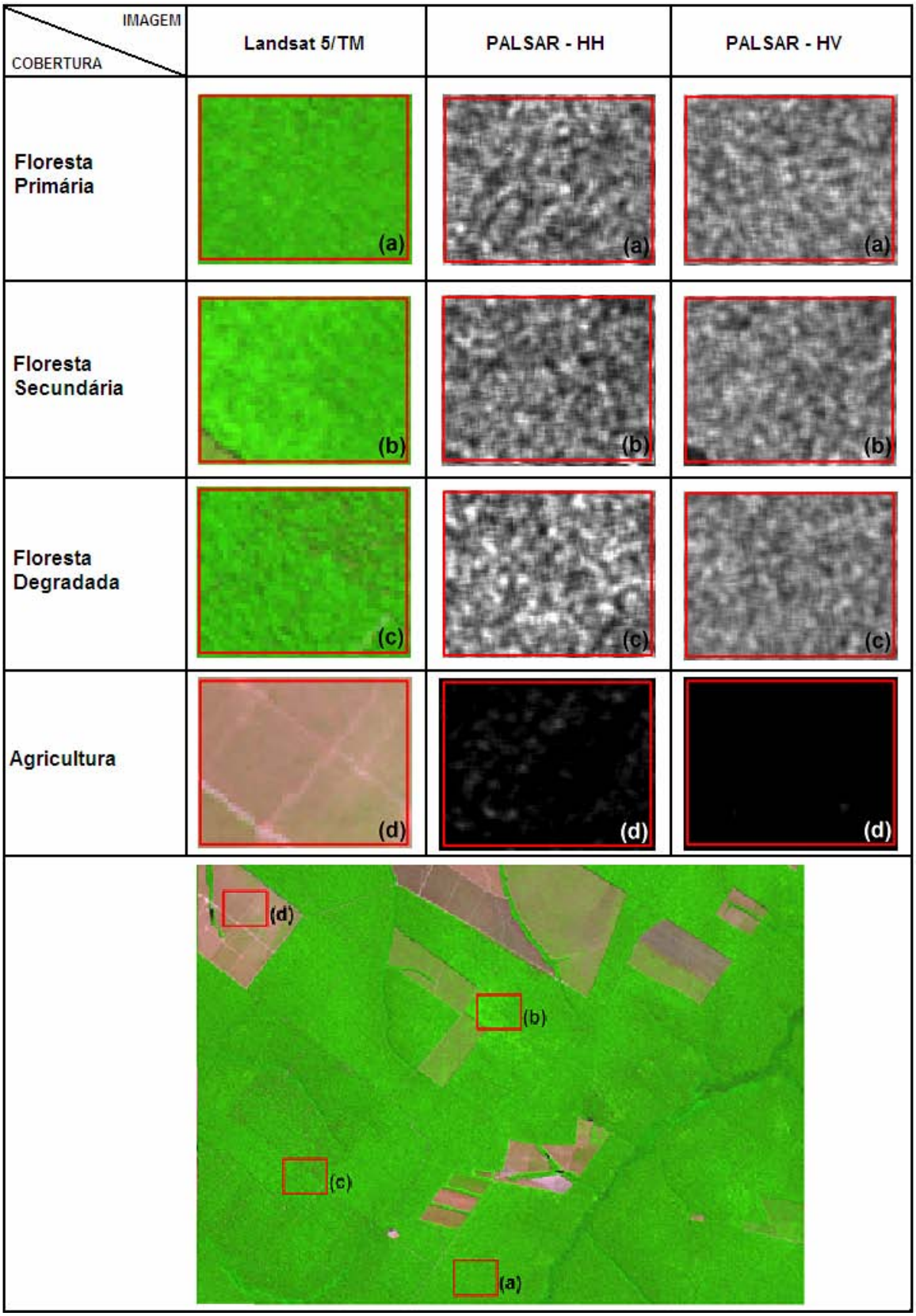


Figura 5.3 - Área de estudo 2. Caracterização visual das diferenças entre as classes de cobertura da terra nas imagens ALOS/PALSAR de polarização HH e HV.

5.2 Filtragem do ruído speckle

Foram testados os filtros Lee, Frost, Gamma e Kuan (RSI, 2005), nas janelas de 3x3 e 5x5. Os resultados das filtragens e dos valores da relação sinal-ruído são apresentados na Figura 5.4. Quanto maior a relação sinal-ruído da imagem filtrada, maior a redução do ruído *speckle* e, portanto, um melhor desempenho do filtro. O filtro Gamma, com janela 5x5, foi o filtro que apresentou a maior relação sinal-ruído, sendo escolhido para ser aplicado nas imagens.

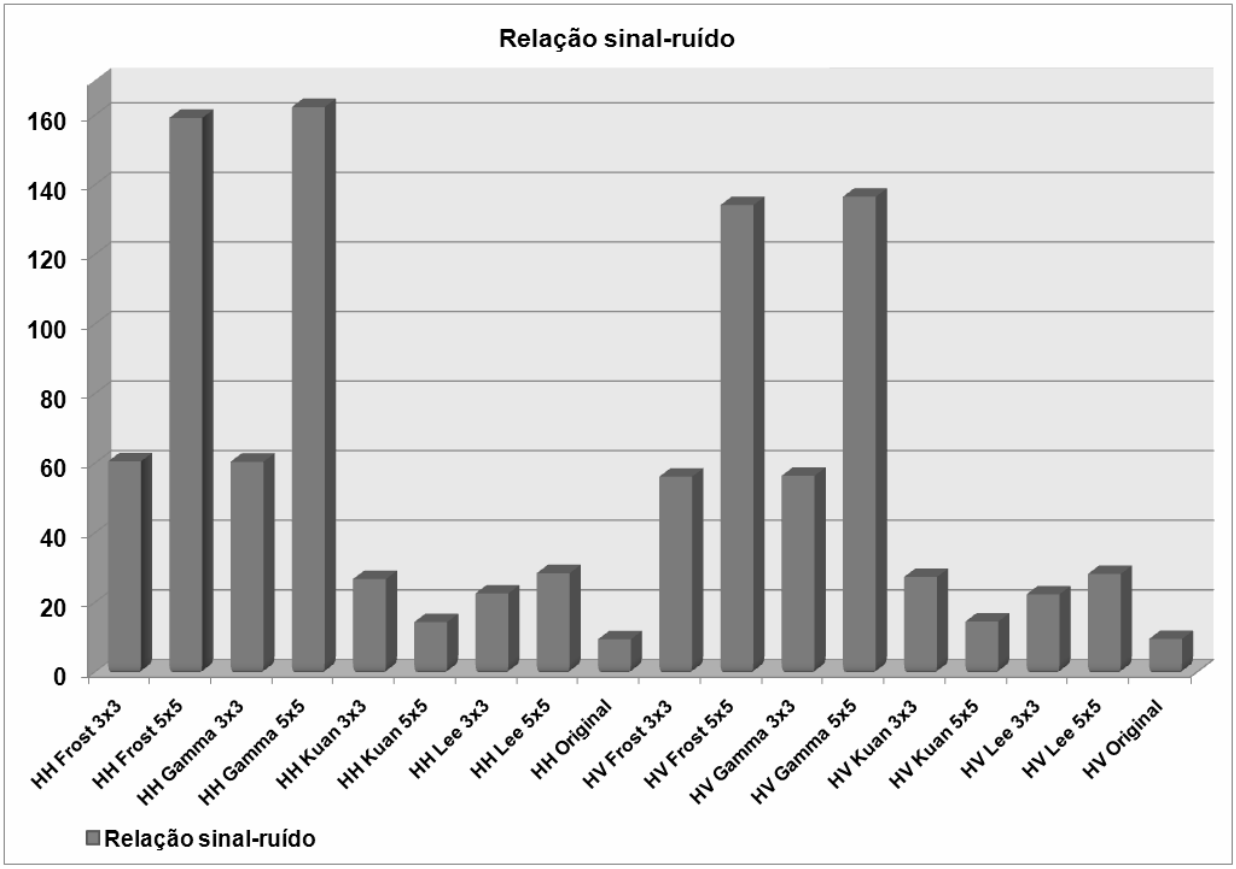


Figura 5.4 – Gráfico ilustrando os valores calculados pela relação sinal-ruído obtida pelos filtros analisados.

O melhor resultado da relação sinal-ruído, observado para o filtro Gamma com janela 5x5, pode estar relacionado à sua adaptabilidade, pois permite a variação no tamanho de janela e a utilização da distribuição Gamma para modelar os dados, enquanto que os outros filtros não consideram modelos estatísticos em suas operações. Usualmente o filtro Gamma é empregado em trabalhos que envolvem classificação e interpretação de imagens SAR por apresentar, através de inspeção visual, pouca perda de informação textural, permitindo suavização do ruído *speckle*

e preservando bordas e contornos dos alvos (SANTOS et al., 2008; DUTRA et al., 2007; SHIMABUKURO et al., 2006, ALMEIDA-FILHO et al., 2005a).

Os valores calculados da relação sinal-ruído para as imagens originais e para as imagens filtradas são apresentados no APÊNDICE D, ilustrando também um pequeno recorte das respectivas imagens.

5.3 Segmentações e classificações Bhattacharyya

Após a filtragem do ruído *speckle* com o filtro Gamma (janela 5x5), as imagens no formato amplitude, nas polarizações HH, HV e combinação entre HH e HV, foram segmentadas. Através de inspeção visual, verificou-se confusão na delimitação das feições de floresta (FP, FS e FD), identificando precisamente apenas as feições referentes à classe agricultura. Na Figura 5. 5 são ilustradas, parcialmente, as segmentações realizadas em ambas áreas de estudo, utilizando as polarizações individuais e suas respectivas combinações.

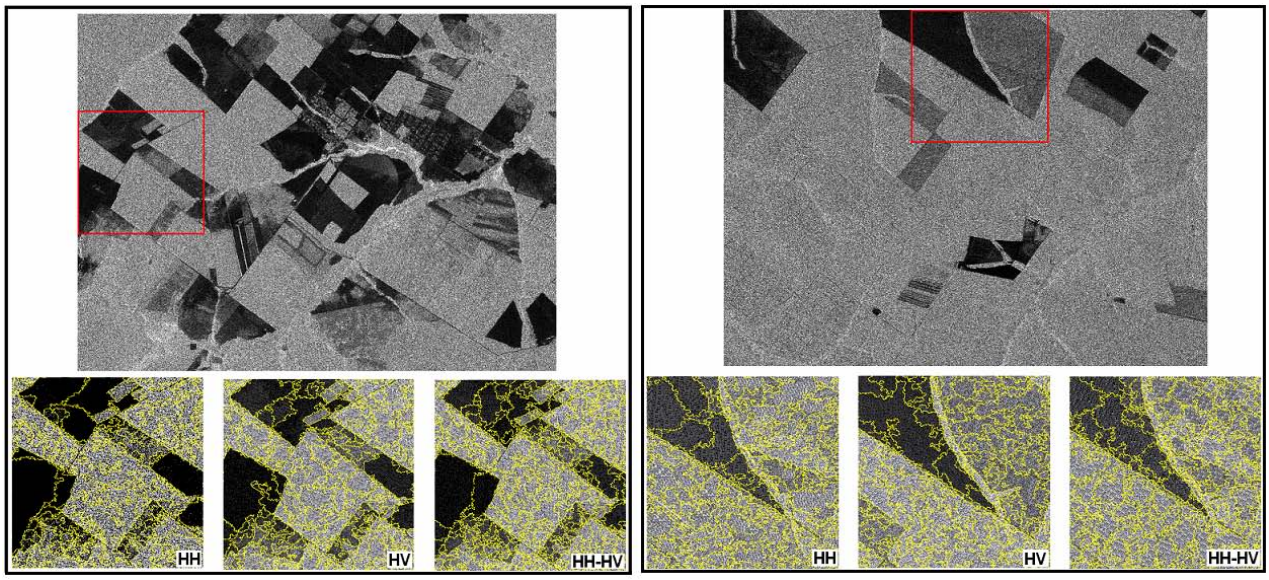


Figura 5. 5 - Amostras de áreas segmentadas na área de estudo 1 e área de estudo 2 utilizando a imagem ALOS/PALSAR de polarização HH, HV e a combinação entre polarizações.

A dificuldade na delimitação precisa entre as classes de floresta (FP, FS e FD) foi identificada anteriormente através da análise exploratória das imagens ALOS/PALSAR. Tais classes não foram passíveis de serem individualizadas em decorrência dos valores de retroespalhamento similares (Figura 5.1). Essa dificuldade na diferenciação das classes de floresta provavelmente também estará presente nas classificações Bhattacharyya, uma vez que os segmentos produzidos

são utilizados como base de entrada para esse processo. No APÊNDICE E, é possível verificar o número de segmentos produzidos para as diferentes imagens e áreas de estudo.

Os valores de acurácia global, índice de concordância Kappa e variância do Kappa das classificações Bhattacharyya, sobre as imagens nas polarizações HH e HV filtradas (Gamma 5x5), são mostradas na Tabela 5.2.

Tabela 5.2 - Valores de exatidão global (EG), índice Kappa e respectivo conceito, e valores de variância de Kappa para as classificações Bhattacharyya realizadas em ambas as áreas de estudo. Os conceitos de concordância atribuídos aos valores Kappa foram definidos em Landis e Koch (1977).

Classificação		EG (%)	Kappa	(conceito)	σ_K^2
Área 1	HH	68,85	0,58	Bom	5,92E-05
	HH - HV	63,97	0,52	Bom	6,25E-05
	HV	66,03	0,55	Bom	5,88E-05
Área 2	HH	47,41	0,30	Razoável	6,58E-05
	HH - HV	56,12	0,41	Bom	6,84E-05
	HV	48,19	0,31	Razoável	6,56E-05

Nas classificações de polarização individual, os resultados tiveram conceitos bom para a área 1 e razoável para a área 2. Os melhores conceitos foram obtidos para a área 1, com a polarização HH filtrada (k=0,58) e HV filtrada (k=0,55). Na área 2, o melhor resultado foi obtido pela combinação da polarização HH e HV filtradas (k=0,41). Para as classificações Bhattacharyya, quando há combinação de polarizações (HH-HV), os resultados indicaram melhora apenas para a área 2.

As matrizes de confusão estatisticamente iguais, a um nível de significância de 5%, foram as produzidas pelas classificações de polarização HV e de polarização HH na área de estudo 2. Existem também classificações estatisticamente iguais às realizadas pelo algoritmo Maxver-ICM, ilustradas no APÊNDICE F.

Buscando mostrar espacialmente a localização dos erros de classificação em relação ao dado de referência, foram produzidos mapas dos erros de omissão por classe temática, utilizando, como base, a verdade proporcionada pelos dados dos projetos PRODES, DETER e DEGRAD, e a interpretação visual das imagens Landsat 5/TM, SPOT 2/HRV, e imagens fração solo, sombra e vegetação. O mapa de referência foi comparado com os resultados obtidos pelas classificações, proporcionando a localização espacial dos erros nas respectivas classes temáticas.

O resultado da classificação Bhattacharyya produzida na área 1, utilizando a polarização HH filtrada, é apresentado na Figura 5.6, Tabela 5.3 e os erros são espacializados na Figura 5.7. Nessa classificação, foi obtida uma exatidão global de 68,85%. De acordo com a matriz de confusão, a classe de maior acerto foi a classe agricultura (99,63% dos pixels avaliados foram corretamente classificados) e a classe floresta degradada a de menor acerto (56,94% dos pixels avaliados foram corretamente classificados). Houve confusão na distinção entre as classes floresta degradada e floresta secundária e principalmente entre as classes floresta primária e floresta secundária. O maior erro de omissão foi verificado na classe floresta degradada (43,06%) e o maior erro de comissão foi verificado na classe floresta secundária (49,90%).

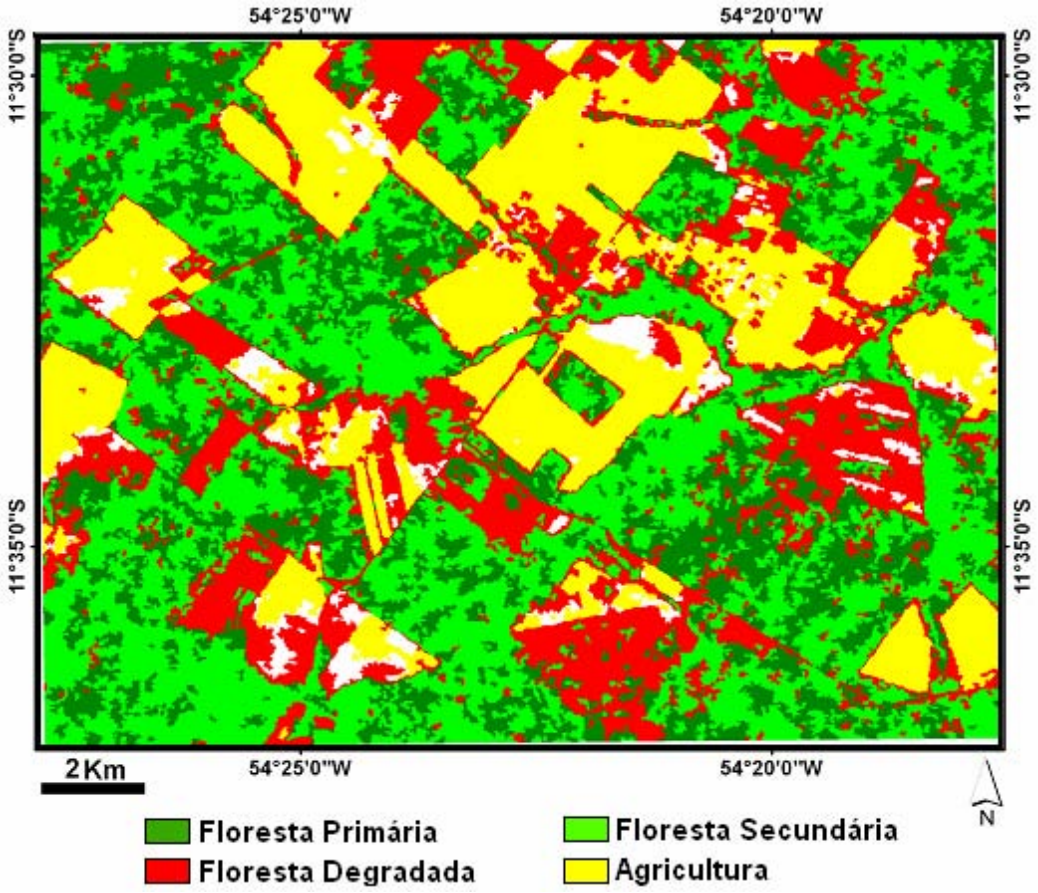


Figura 5.6 - Classificação Bhattacharyya da área 1, utilizando a polarização HH filtrada. As áreas em branco não foram classificadas.

Tabela 5.3 - Matriz de confusão da classificação Bhattacharyya produzida na área 1, utilizando a imagem de polarização HH filtrada.

		Amostras de teste					
		Floresta Primária	Floresta Secundária	Floresta Degradada	Agricultura	TOTAL	*Erro de comissão (%)*
Classes Temáticas	Floresta Primária	**968**	285	370	0	1623	40,36
	Floresta Secundária	652	**975**	319	0	1946	49,90
	Floresta Degradada	0	380	**911**	6	1297	29,76
	Agricultura	0	0	0	**1594**	1594	0,00
	TOTAL	1620	1640	1600	1600	**6460**	
	Erro de omissão (%)	40,25	40,55	43,06	0,38		
	Exatidão global = 68,85%			Coeficiente *Kappa = 0,58*			

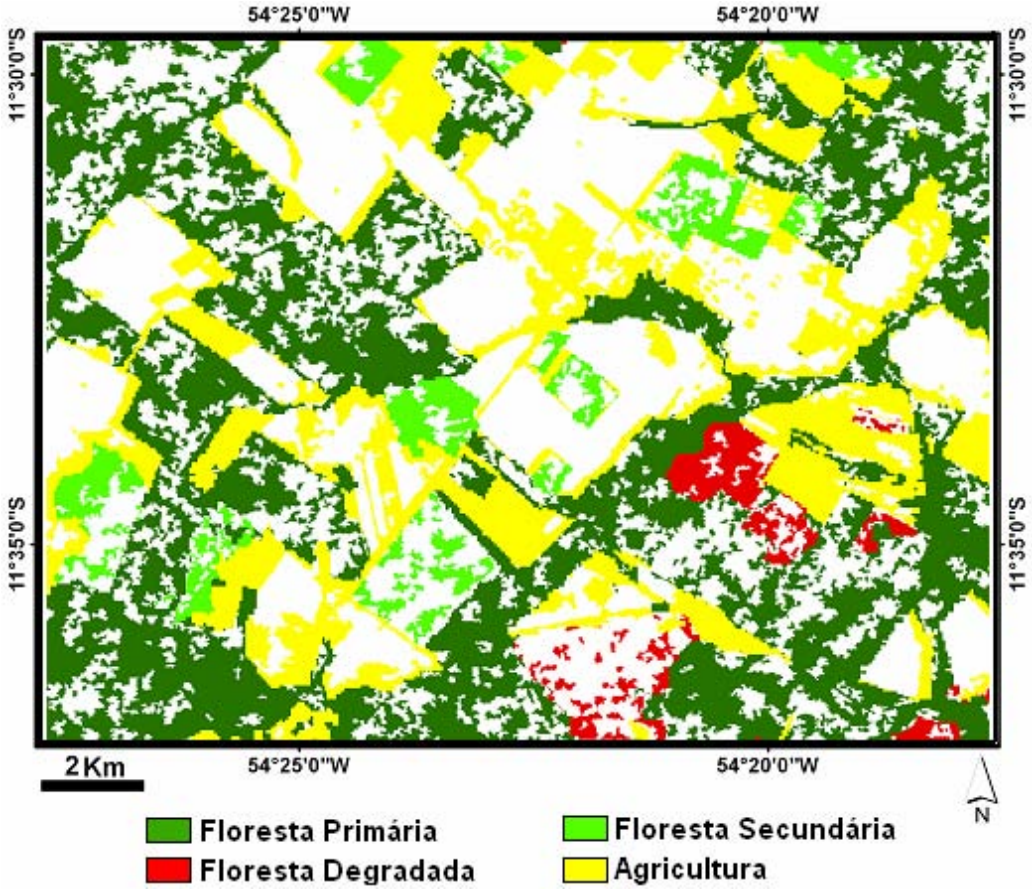


Figura 5.7 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 1, utilizando a classificação Bhattacharyya e polarização HH filtrada.

O resultado da classificação Bhattacharyya produzida na área 1, utilizando a combinação das polarizações HH e HV filtradas, é apresentado na Figura 5.8, Tabela 5.4 e os erros são espacializados na Figura 5.9. Nessa classificação, foi obtida uma exatidão global de 63,97%. De acordo com a matriz de confusão, a classe de maior acerto foi a classe agricultura (100% dos pixels avaliados foram corretamente classificados) e a classe floresta primária foi a de menor acerto (30,99% dos pixels avaliados foram corretamente classificados). Nessa combinação de polarização a maior confusão encontrada ocorreu na distinção entre a floresta primária e a floresta secundária. O maior erro de omissão foi verificado na classe floresta primária (69,01%) e o maior erro de comissão foi verificado na classe floresta secundária (59,26%).

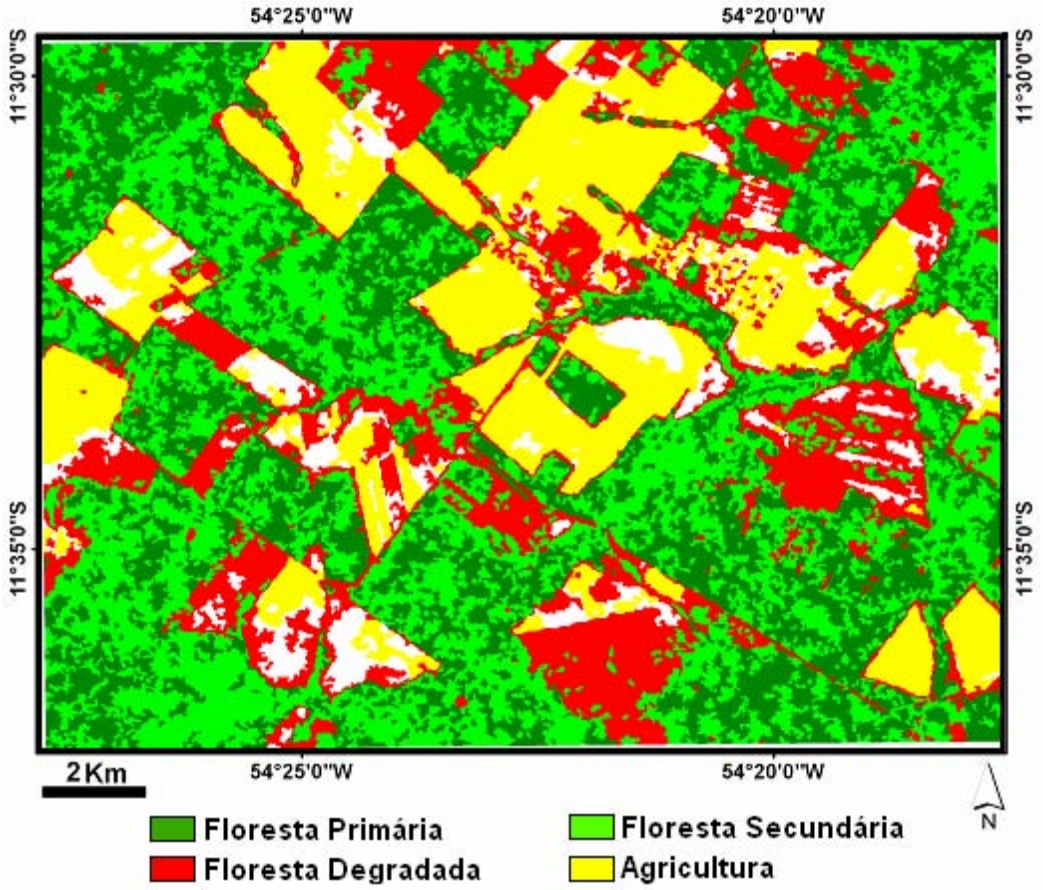


Figura 5.8 - Classificação Bhattacharyya da área 1, utilizando a combinação de polarizações HH e HV filtradas. As áreas em branco não foram classificadas.

Tabela 5.4 - Matriz de confusão da classificação Bhattacharyya produzida na área 1, utilizando a combinação das imagens de polarização HH e HV filtradas.

		Amostras de teste				TOTAL	*Erro de comissão (%)*
		Floresta Primária	Floresta Secundária	Floresta Degradada	Agricultura		
Classes Temáticas	Floresta Primária	**502**	344	221	0	1067	52,95
	Floresta Secundária	1118	**1025**	373	0	2516	59,26
	Floresta Degradada	0	271	**1006**	0	1277	21,22
	Agricultura	0	0	0	**1600**	1600	0,00
	TOTAL	1620	1640	1600	1600	**6460**	
	Erro de omissão (%)	69,01	37,50	37,13	0,00		
	Exatidão global = 63,97%			Coeficiente *Kappa* = *0,52*			

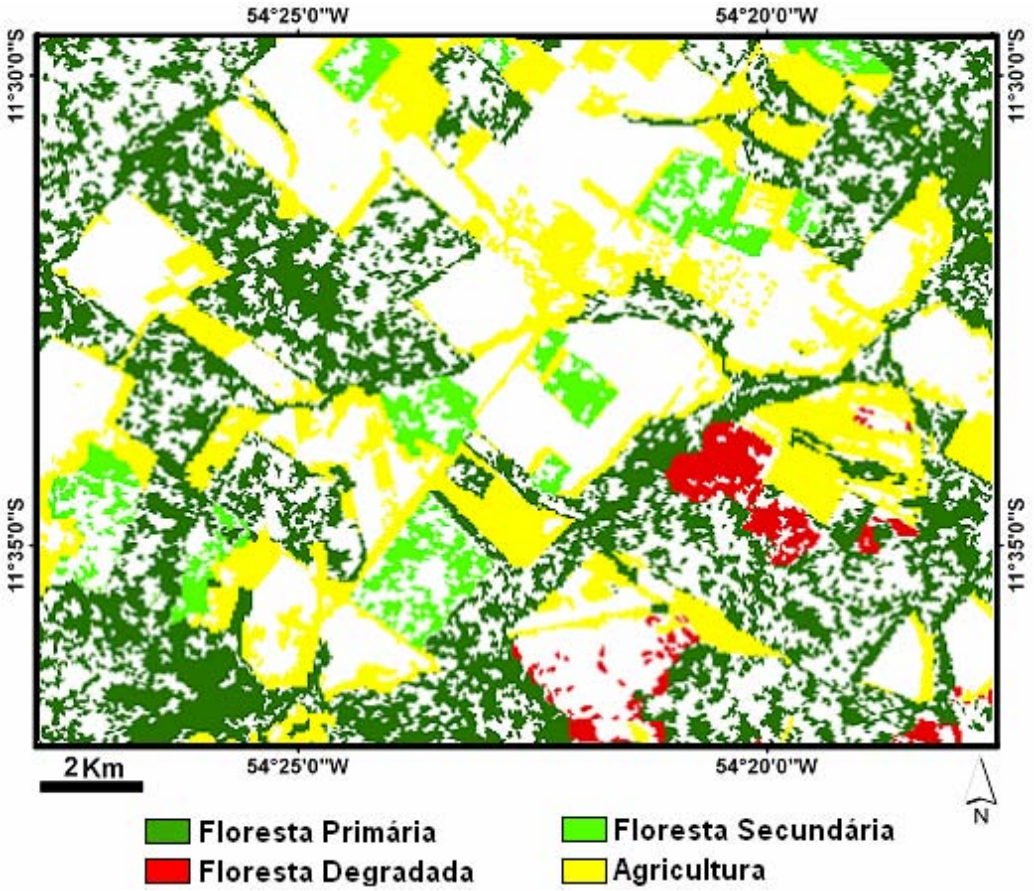


Figura 5.9 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 1, utilizando a classificação Bhattacharyya e as polarizações HH e HV filtradas.

O resultado da classificação Bhattacharyya produzida na área 1, utilizando a polarização HV filtrada, é apresentado na Figura 5.10, Tabela 5.5 e os erros são espacializados na Figura 5.11. Nessa classificação, foi obtida uma acurácia global de 66,03%. De acordo com a matriz de confusão, a classe de maior acerto foi a classe agricultura (100% dos pixels avaliados foram corretamente classificados) e a classe floresta secundária a de menor acerto (apenas 27,87% dos pixels avaliados foram corretamente classificados). Nessa polarização, houve grande confusão principalmente na distinção entre as classes floresta primária e floresta secundária. Os maiores erros de omissão e comissão foram verificados na classe floresta secundária, com os valores de 72,13% e 53,27%, respectivamente.

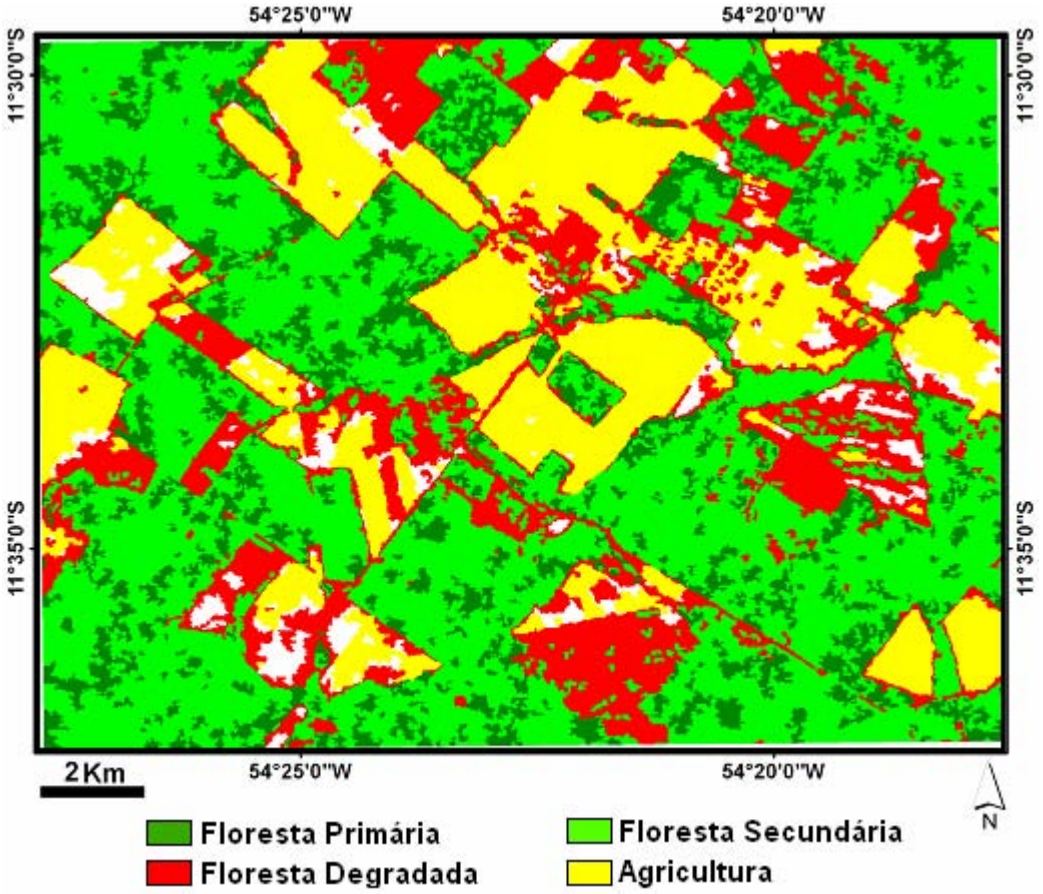


Figura 5.10 - Classificação Bhattacharyya da área 1, utilizando a polarização HV filtrada. As áreas em branco não foram classificadas.

Tabela 5.5 - Matriz de confusão da classificação Bhattacharyya produzida na área 1, utilizando a imagem de polarização HV filtrada.

		Amostras de teste					
		Floresta Primária	Floresta Secundária	Floresta Degradada	Agricultura	TOTAL	*Erro de comissão (%)*
Classes Temáticas	Floresta Primária	**1246**	843	490	0	2579	51,69
	Floresta Secundária	374	**457**	147	0	978	53,27
	Floresta Degradada	0	340	**963**	0	1303	26,09
	Agricultura	0	0	0	**1600**	1600	0,00
	TOTAL	1620	1640	1600	1600	**6460**	
	Erro de omissão (%)	23,09	72,13	39,81	0,00		
	Exatidão global = 66,03%			Coeficiente *Kappa* = *0,55*			

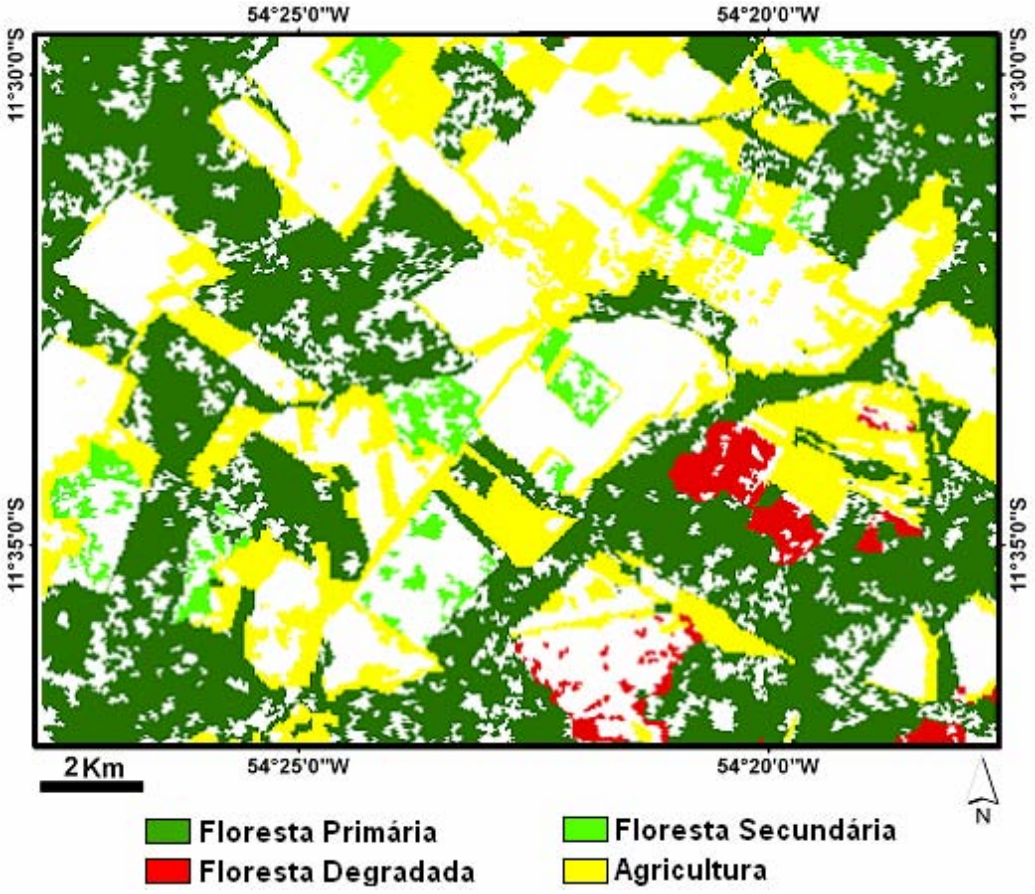


Figura 5.11 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 1, utilizando a classificação Bhattacharyya e polarização HV filtrada.

O resultado da classificação Bhattacharyya produzida da área 2, utilizando a polarização HH filtrada, é apresentado na Figura 5.12, Tabela 5.6 e os erros são espacializados na Figura 5.13. Nessa classificação, foi obtida uma acurácia global de 47,41%. De acordo com a matriz de confusão, a classe de maior acerto foi a classe agricultura (100% dos pixels avaliados foram corretamente classificados) e a classe floresta primária a de menor acerto (apenas 11,94% dos pixels avaliados foram corretamente classificados). Nessa polarização, houve confusão na distinção entre as classes floresta degradada, floresta secundária e floresta primária, principalmente entre as classes floresta degradada e floresta secundária. O maior erro de omissão foi verificado na classe floresta primária (88,06%) e o maior erro de comissão foi verificado na classe floresta secundária (70,98%).

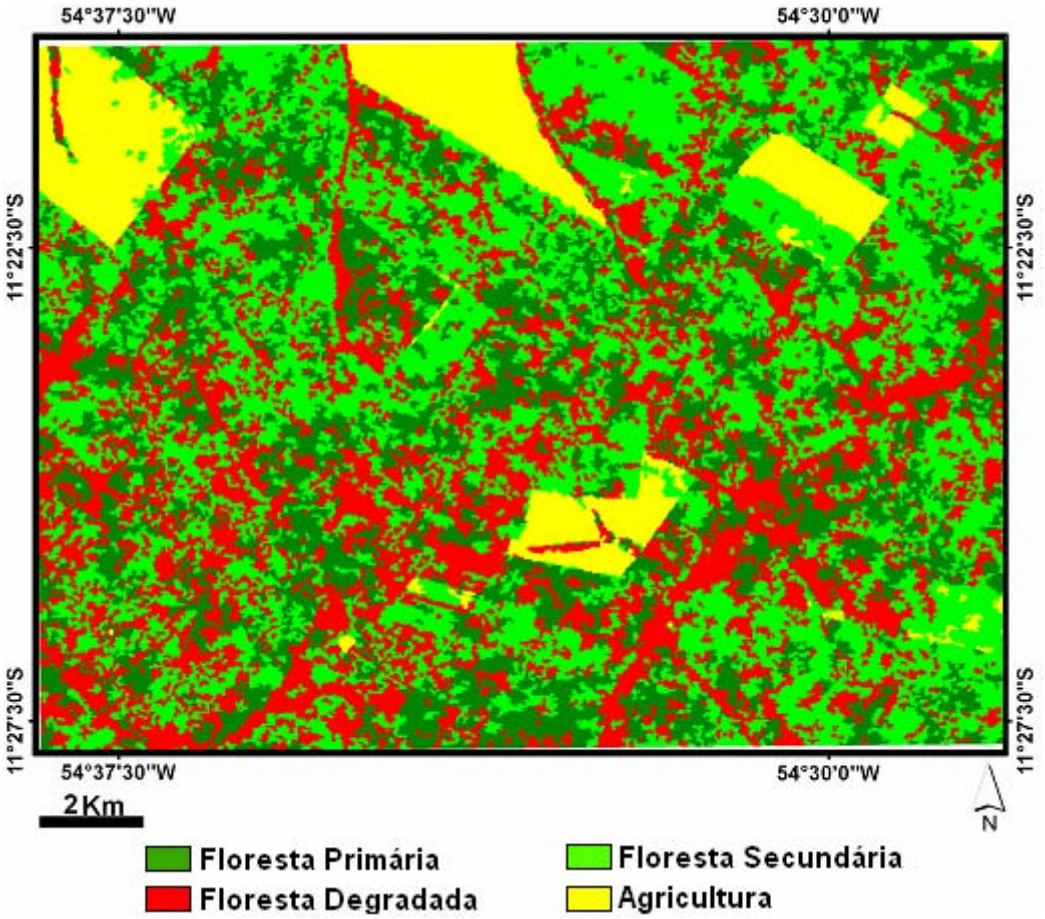


Figura 5.12 - Classificação Bhattacharyya da área 2, utilizando a polarização HH filtrada.

Tabela 5.6 - Matriz de confusão da classificação Bhattacharyya produzida na área 2 utilizando a imagem de polarização HH filtrada.

		Amostras de teste					
		Floresta Primária	Floresta Secundária	Floresta Degradada	Agricultura	TOTAL	*Erro de comissão (%)*
Classes Temáticas	Floresta Primária	**191**	229	163	0	583	67,24
	Floresta Secundária	805	**680**	858	0	2343	70,98
	Floresta Degradada	599	667	**554**	0	1820	69,56
	Agricultura	5	4	25	**1600**	1634	2,08
	TOTAL	1600	1580	1600	1600	6380	
	Erro de omissão (%)	88,06	56,96	65,38	0,00		
	Exatidão global = 47,41%			Coeficiente *Kappa* = *0,30*			

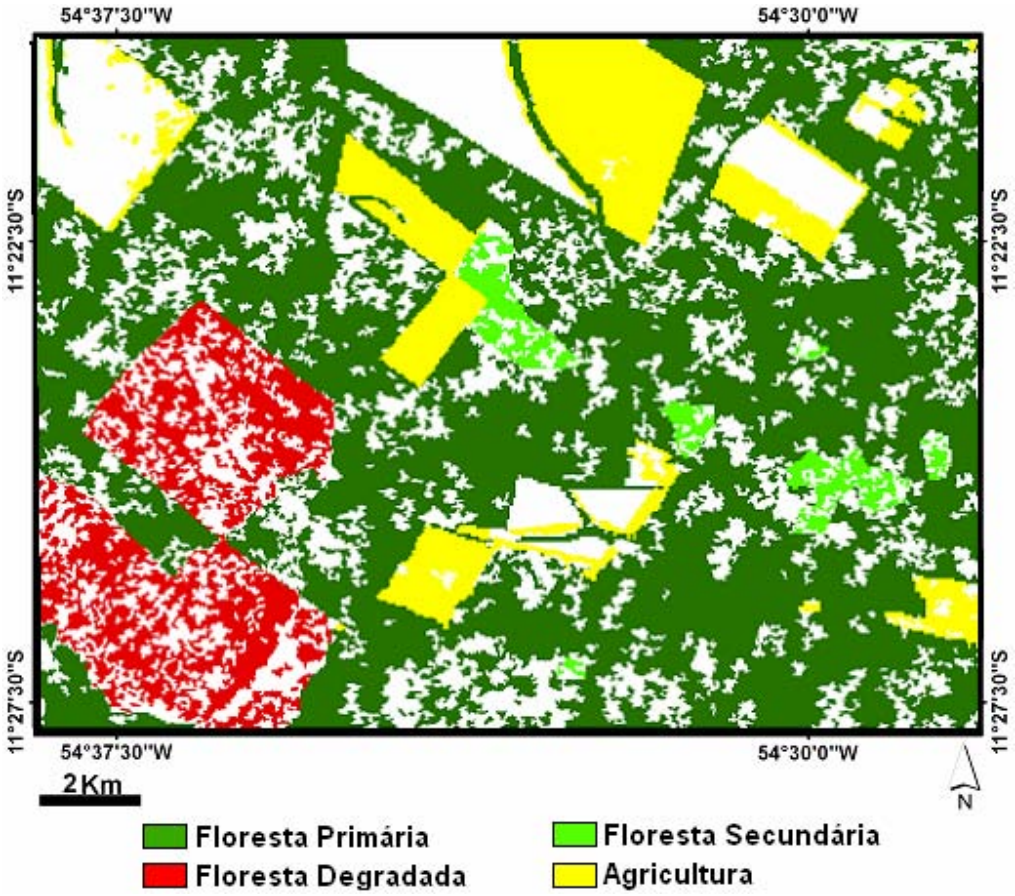


Figura 5.13 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 2, utilizando a classificação Bhattacharyya e polarização HH filtrada.

O resultado da classificação Bhattacharyya da área 2, utilizando a combinação das polarizações HH e HV filtradas, é apresentado na Figura 5.14, Tabela 5.7 e os erros são espacializados na Figura 5.15. Nessa classificação, foi obtida uma acurácia global de 56,12%. De acordo com a matriz de confusão, a classe de maior acerto foi a classe agricultura (100% dos pixels avaliados foram corretamente classificados) e a classe floresta secundária a de menor acerto (34,62% dos pixels avaliados foram corretamente classificados). Nessa combinação de polarização, a maior confusão encontrada foi a distinção entre a floresta secundária e a floresta primária. O maior erro de omissão foi verificado na classe floresta secundária (65,38%) e o maior erro de comissão foi verificado na classe floresta primária (66,68%).

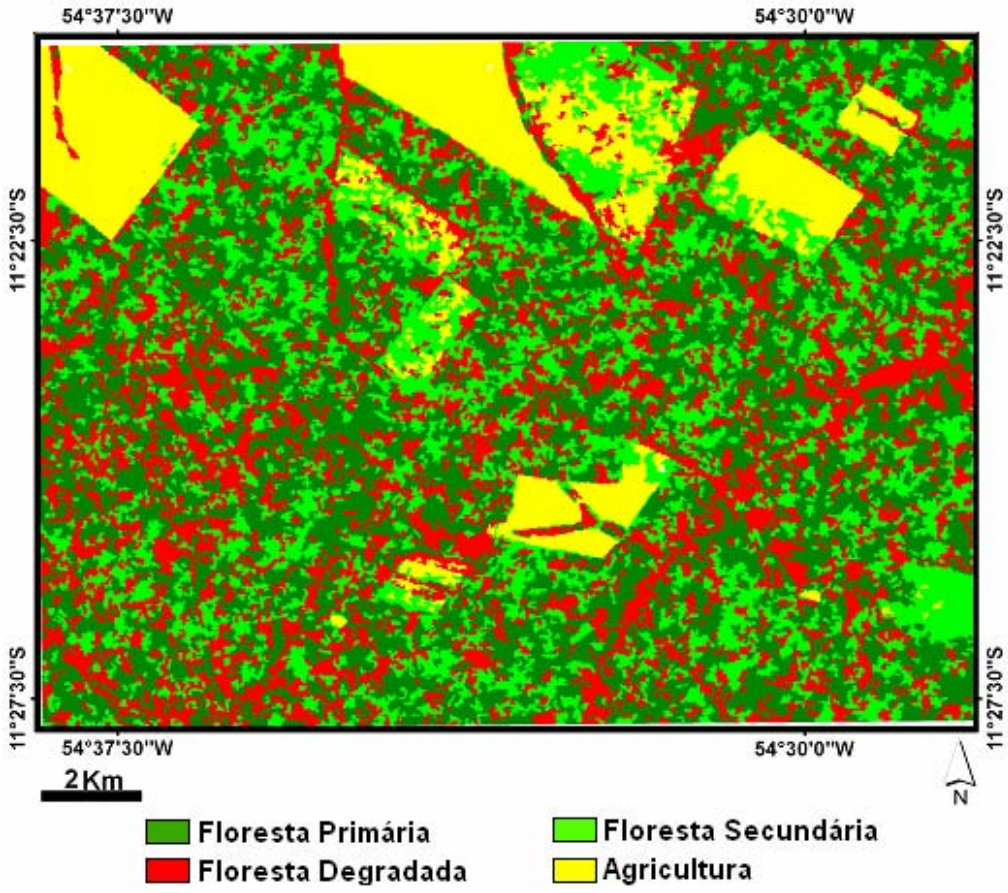


Figura 5.14 - Classificação Bhattacharyya da área 2 utilizando a combinação de polarizações HH e HV filtradas.

Tabela 5.7 - Matriz de confusão da classificação Bhattacharyya da área 2, utilizando a combinação das imagens de polarização HH e HV filtradas.

		Amostras de teste				TOTAL	*Erro de comissão (%)*
		Floresta Primária	Floresta Secundária	Floresta Degradada	Agricultura		
Classes Temáticas	Floresta Primária	**729**	780	679	0	2188	66,68
	Floresta Secundária	513	**547**	216	0	1276	57,13
	Floresta Degradada	358	253	**705**	0	1316	46,43
	Agricultura	0	0	0	**1600**	1600	0,00
	TOTAL	1600	1580	1600	1600	**6380**	
	Erro de omissão (%)	54,44	65,38	55,94	0,00		
	Exatidão global = 56,12%			Coeficiente *Kappa* = *0,41*			

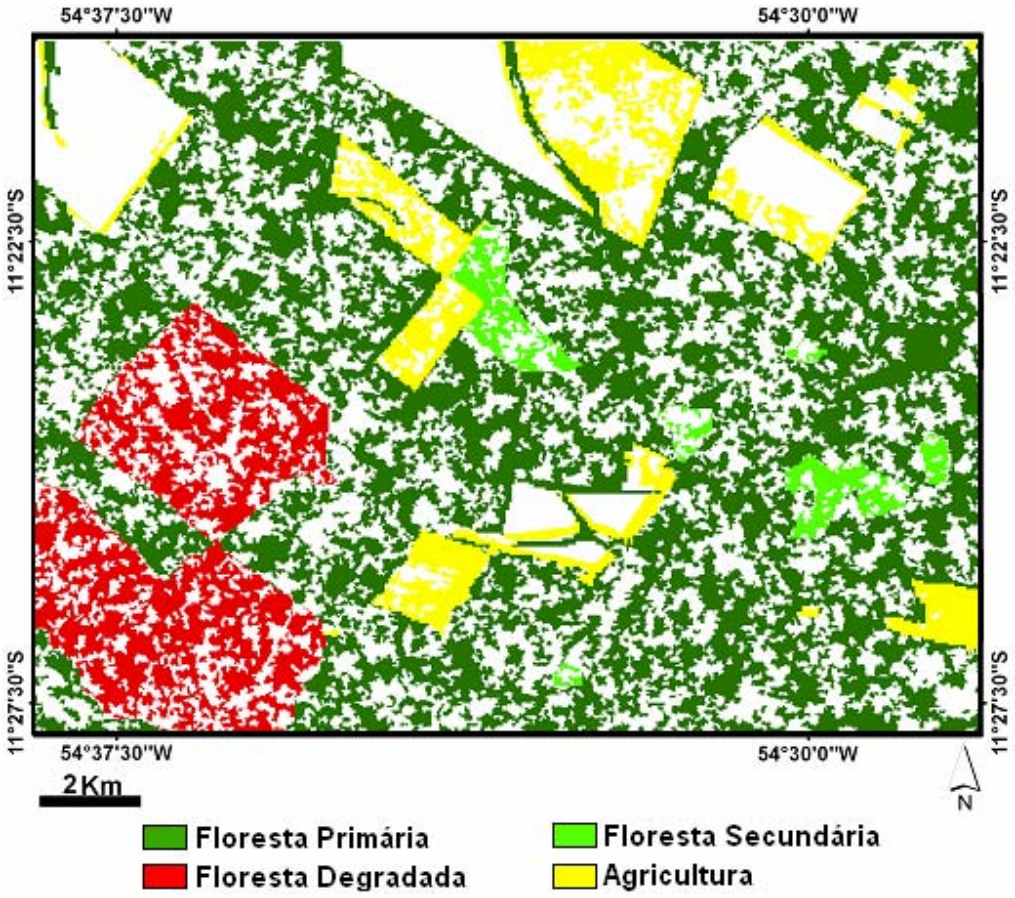


Figura 5.15 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 2, utilizando a classificação Bhattacharyya e polarizações HH e HV filtradas.

O resultado da classificação Bhattacharyya da área 2, utilizando a polarização HV filtrada, é apresentado na Figura 5.16, Tabela 5.8 e os erros são espacializados na Figura 5.17. Nessa classificação, foi obtida uma exatidão global de 48,19%. De acordo com a matriz de confusão, a classe de maior acerto foi a classe agricultura (100% dos pixels avaliados foram corretamente classificados) e a classe floresta degradada a de menor acerto (apenas 9,50% dos pixels avaliados foram corretamente classificados). Nessa combinação de polarização, a maior confusão encontrada foi a distinção entre a floresta degradada e a floresta secundária. O maior erro de omissão foi verificado na classe floresta degradada (90,50%) e o maior erro de comissão foi verificado na classe floresta secundária (76,39%).

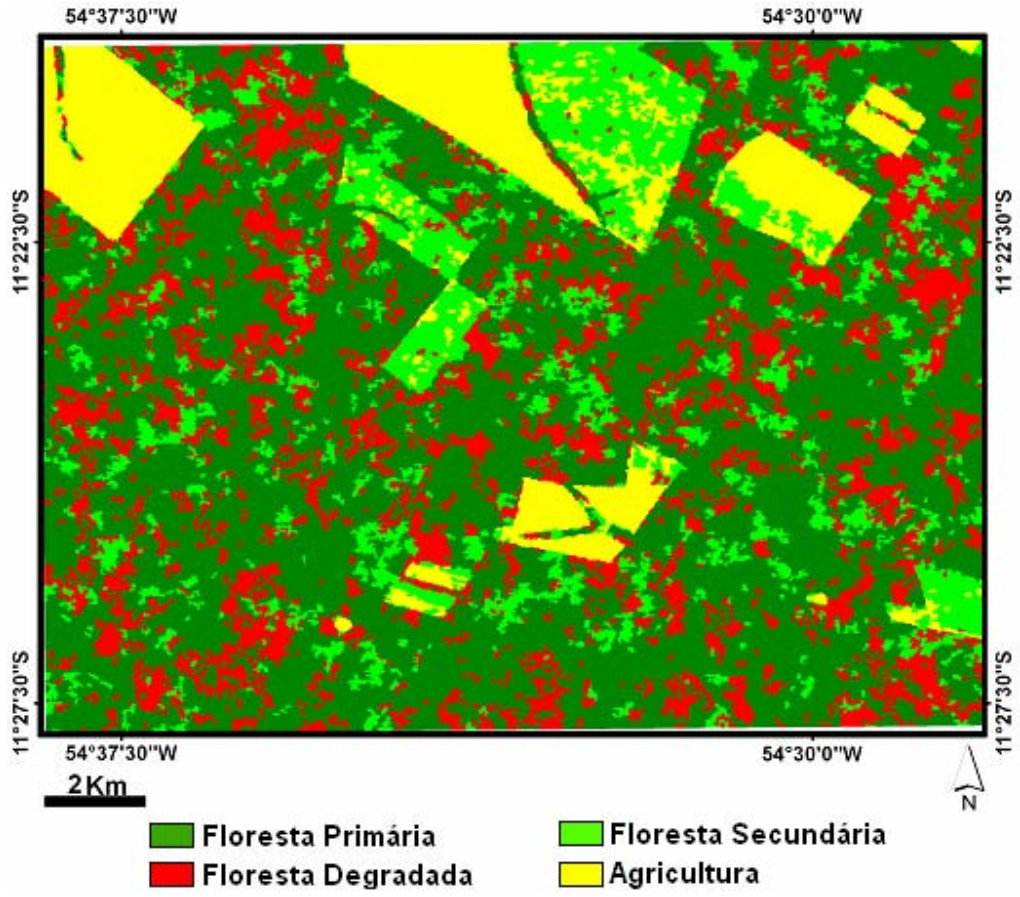


Figura 5.16 - Classificação Bhattacharyya da área 2, utilizando a polarização HV filtrada.

Tabela 5.8 - Matriz de confusão da classificação Bhattacharyya da área 2, utilizando a imagem de polarização HV filtrada.

		Amostras de teste					
		Floresta Primária	Floresta Secundária	Floresta Degradada	Agricultura	TOTAL	*Erro de comissão (%)*
Classes Temáticas	Floresta Primária	**779**	915	361	0	2055	62,09
	Floresta Secundária	673	**544**	1087	0	2304	76,39
	Floresta Degradada	148	121	**152**	0	421	63,90
	Agricultura	0	0	0	**1600**	1600	0,00
	TOTAL	1600	1580	1600	1600	**6380**	
	Erro de omissão (%)	51,31	65,57	90,50	0,00		
Exatidão global = 48,19%				Coeficiente *Kappa* = *0,31*			

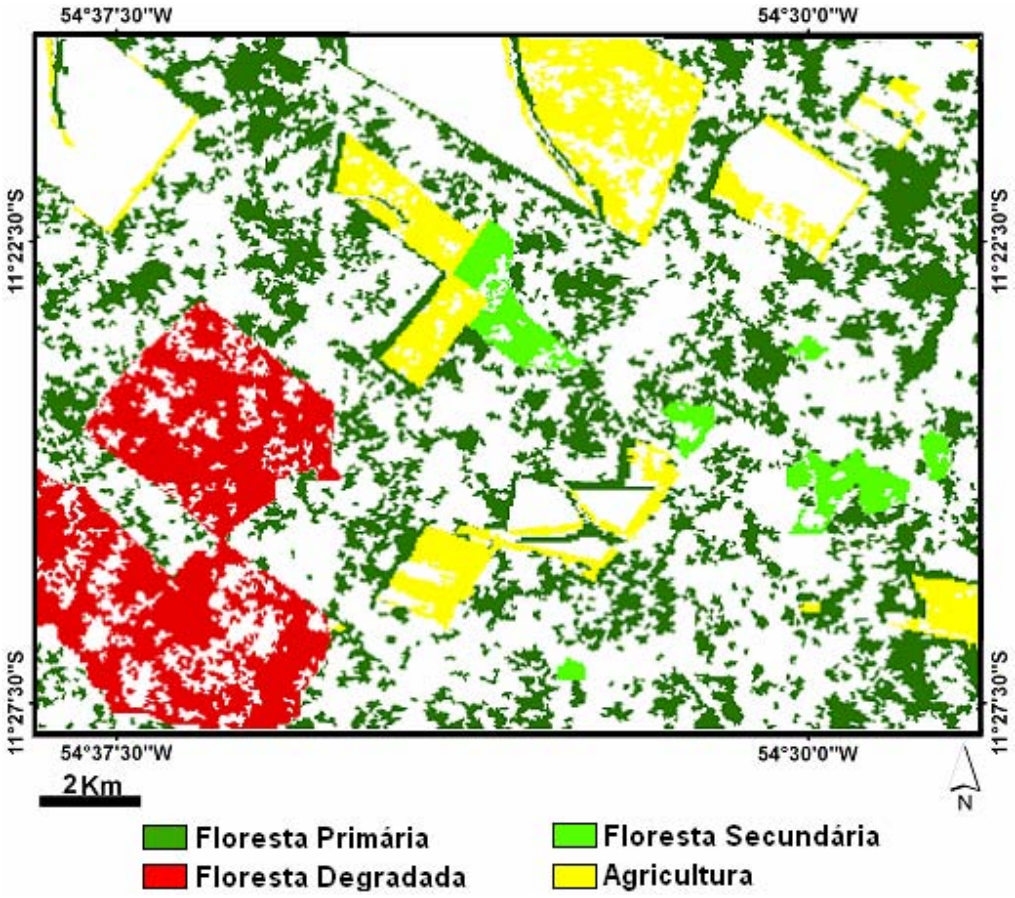


Figura 5.17 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 2, utilizando a classificação Bhattacharyya e polarização HV filtrada.

5.4 Classificações Maxver-ICM

As classificações Maxver-ICM foram aplicadas sobre as imagens nas polarizações HH, HV e combinação entre HH e HV filtradas (Gamma 5x5) em ambas as áreas de estudo. A Tabela 5.9 apresenta os valores de exatidão global, índice de concordância Kappa e variância do Kappa das classificações Maxver-ICM.

Tabela 5.9 - Valores de acurácia global (EG), índice Kappa e respectivo conceito, e valores de variância de Kappa para as classificações Maxver-ICM realizadas em ambas as áreas de estudo. Os conceitos de concordância atribuídos aos valores Kappa foram definidos em Landis e Koch (1977).

Classificação		EG (%)	Kappa	(conceito)	σ_K^2
	HH	60,01	0,47	Bom	6,72E-05
Área 1	HH - HV	63,04	0,51	Bom	6,47E-05
	HV	62,47	0,50	Bom	5,53E-05
	HH	46,86	0,29	Razoável	6,91E-05
Área 2	HH - HV	49,51	0,33	Razoável	6,84E-05
	HV	55,07	0,40	Razoável	6,02E-05

Os resultados obtidos pelas classificações Maxver-ICM foram considerados bom para a área 1 e razoável para a área 2. Na área 1 os melhores valores foram obtidos utilizando a combinação das polarizações HH e HV filtradas (k=0,51). Na área 2, os melhores resultados foram obtidos utilizando apenas a polarização HV filtrada (k=0,40). Não foi verificado acrescimento de acurácia com a utilização de polarizações combinadas para as classificações Maxver-ICM da área 2, entretanto, essa foi a melhor combinação para a área 1. As matrizes de confusão estatisticamente iguais, a um nível de significância de 5%, foram as produzidas pela combinação da polarização HH e HV filtradas e polarização HV filtrada na área de estudo 1. Para as áreas de estudo 1 e 2, existem também classificações estatisticamente iguais às realizadas pelo algoritmo Bhattacharyya. Para verificar esse item, vide APÊNDICE F.

Buscando mostrar espacialmente a localização dos erros de classificação em relação ao dado de referência, foram produzidos mapas dos erros de omissão por classe temática, utilizando, como base, a verdade proporcionada pelos dados dos projetos PRODES, DETER e DEGRAD, e a interpretação visual das imagens Landsat 5/TM, SPOT 2/HRV, e imagens fração solo, sombra e vegetação. O mapa de referência foi comparado com os resultados obtidos pelas classificações, proporcionando a localização espacial dos erros nas respectivas classes temáticas.

O resultado da classificação Maxver-ICM produzida na área 1, utilizando a polarização HH filtrada, é apresentado na Figura 5.18, Tabela 5.10 e os erros são espacializados na Figura 5.19. Nessa classificação, foi obtida uma exatidão global de 60,01%. De acordo com a matriz de confusão, a classe de maior acerto foi a classe agricultura (83,19% dos pixels avaliados foram corretamente classificados) e a classe floresta secundária a de menor acerto (48,78% dos pixels avaliados foram corretamente classificados). Nessa polarização, houve confusão na distinção entre as classes de floresta, principalmente entre as classes floresta primária e floresta secundária. O maior erro de omissão foi verificado na classe floresta secundária (51,22%) e o maior erro de comissão foi verificado na classe floresta primária (55,72%).

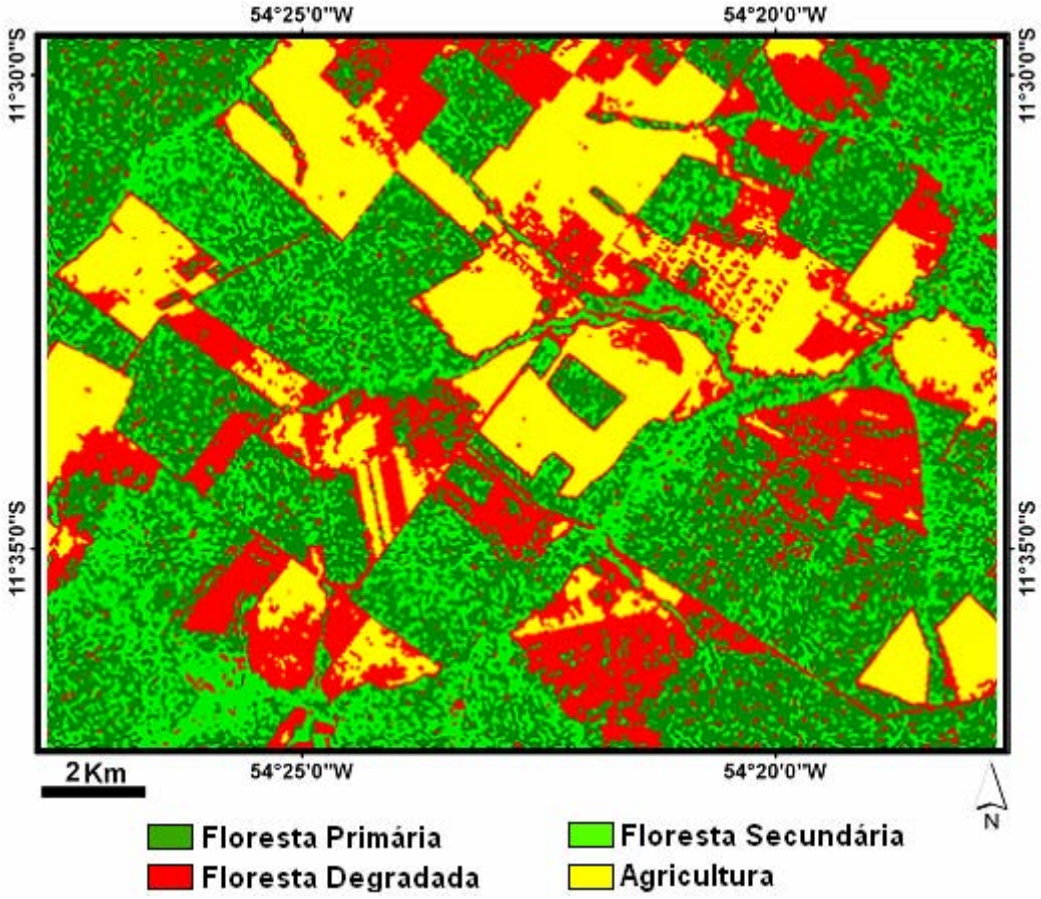


Figura 5.18 - Classificação Maxver-ICM da área 1, utilizando a polarização HH filtrada.

Tabela 5.10 - Matriz de confusão da classificação Maxver-ICM da área 1, utilizando a imagem de polarização HH filtrada.

		Amostras de teste					
		Floresta Primária	Floresta Secundária	Floresta Degradada	Agricultura	TOTAL	*Erro de comissão (%)*
Classes Temáticas	Floresta Primária	**906**	592	548	0	2046	55.72
	Floresta Secundária	671	**800**	212	0	1683	52.47
	Floresta Degradada	43	248	**840**	269	1400	40.00
	Agricultura	0	0	0	**1331**	1331	0.00
	TOTAL	1620	1640	1600	1600	**6460**	
	Erro de omissão (%)	44.07	51.22	47.50	16.81		
	Exatidão global = 60,01%			Coeficiente *Kappa* = *0,47*			

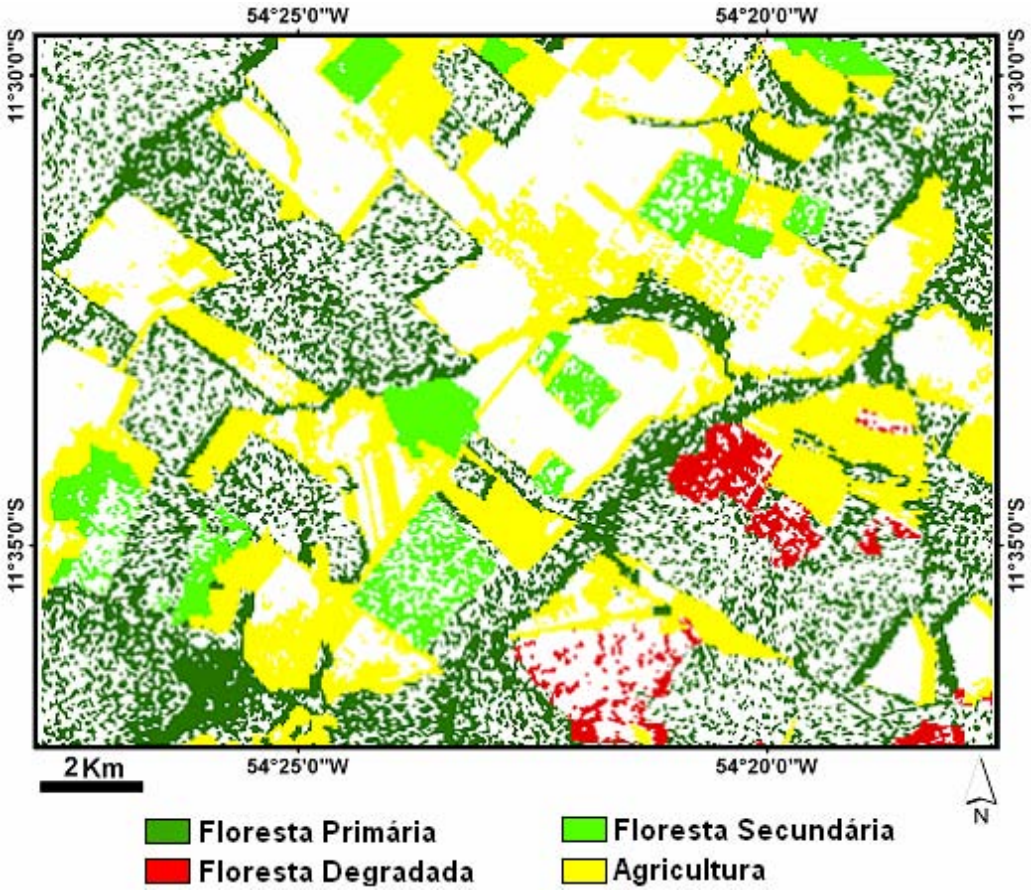


Figura 5.19 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 1, utilizando a classificação Maxver-ICM e polarização HH filtrada.

O resultado da classificação Maxver-ICM da área 1, utilizando a combinação entre as polarizações HH e HV filtradas, é apresentado na Figura 5.20, Tabela 5.11 e os erros são espacializados na Figura 5.21. Nessa classificação, foi obtida uma exatidão global de 63,04%. De acordo com a matriz de confusão, a classe de maior acerto foi a classe agricultura (93,81% dos pixels avaliados foram corretamente classificados) e a classe floresta primária a de menor acerto (42,84% dos pixels avaliados foram corretamente classificados). Nessa polarização, houve confusão principalmente na distinção entre as classes floresta primária e floresta secundária. O maior erro de omissão foi verificado na classe floresta primária (57,16%) e o maior erro de comissão foi verificado na classe floresta secundária (62,85%).

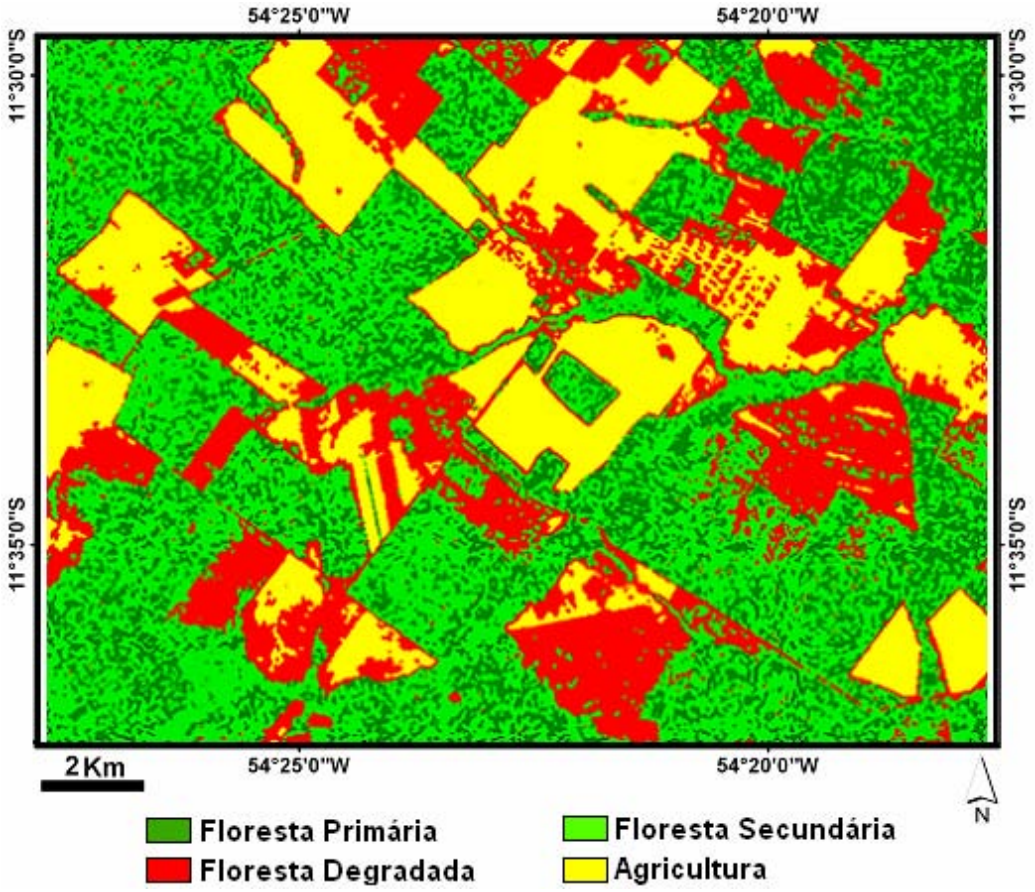


Figura 5.20 - Classificação Maxver-ICM da área 1 utilizando a combinação de polarização HH e HV filtradas.

Tabela 5.11 - Matriz de confusão da classificação Maxver-ICM da área 1, utilizando a combinação de polarização HH e HV filtradas.

		Amostras de teste					
		Floresta Primária	Floresta Secundária	Floresta Degradada	Agricultura	TOTAL	*Erro de comissão (%)*
Classes Temáticas	Floresta Primária	**694**	363	33	0	1090	36.33
	Floresta Secundária	926	**889**	578	0	2393	62.85
	Floresta Degradada	0	388	**989**	99	1476	32.99
	Agricultura	0	0	0	**1501**	1501	0.00
	TOTAL	1620	1640	1600	1600	**6460**	
	Erro de omissão (%)	57.16	45.79	38.19	6.19		
	Exatidão global = 63,04%			Coeficiente *Kappa* = *0,51*			

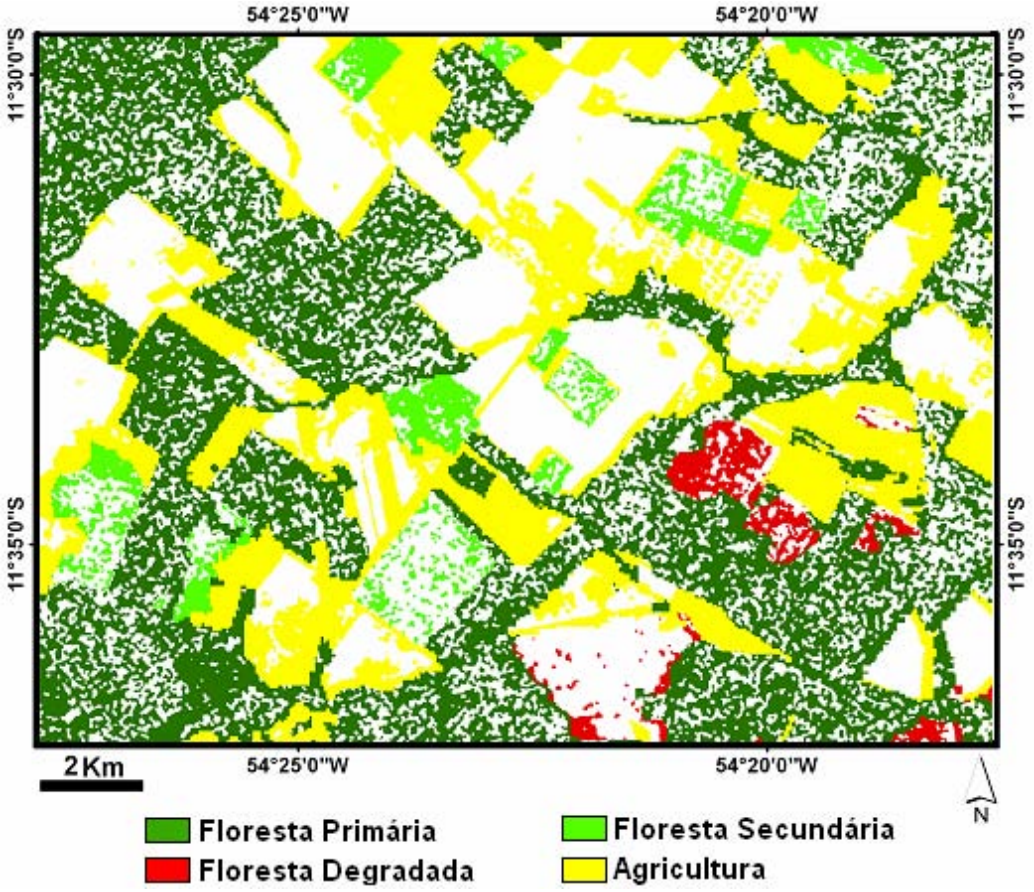


Figura 5.21 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 1, utilizando a classificação Maxver-ICM e polarizações HH e HV filtradas.

O resultado da classificação Maxver-ICM da área 1, utilizando a polarização HV filtrada, é apresentado na Figura 5.22, Tabela 5.12 e os erros são espacializados na Figura 5.23. Nessa classificação, foi obtida uma exatidão global de 62,47%. De acordo com a matriz de confusão, a classe de maior acerto foi a classe floresta primária (94,32% dos pixels avaliados foram corretamente classificados) e a classe floresta secundária a de menor acerto (apenas 3,54% dos pixels avaliados foram corretamente classificados). Nessa polarização, houve confusão principalmente na distinção entre as classes floresta secundária e floresta primária. Os maiores erros de omissão e comissão foram verificados na classe floresta secundária, com valores de 96,46% e 90,20% respectivamente.

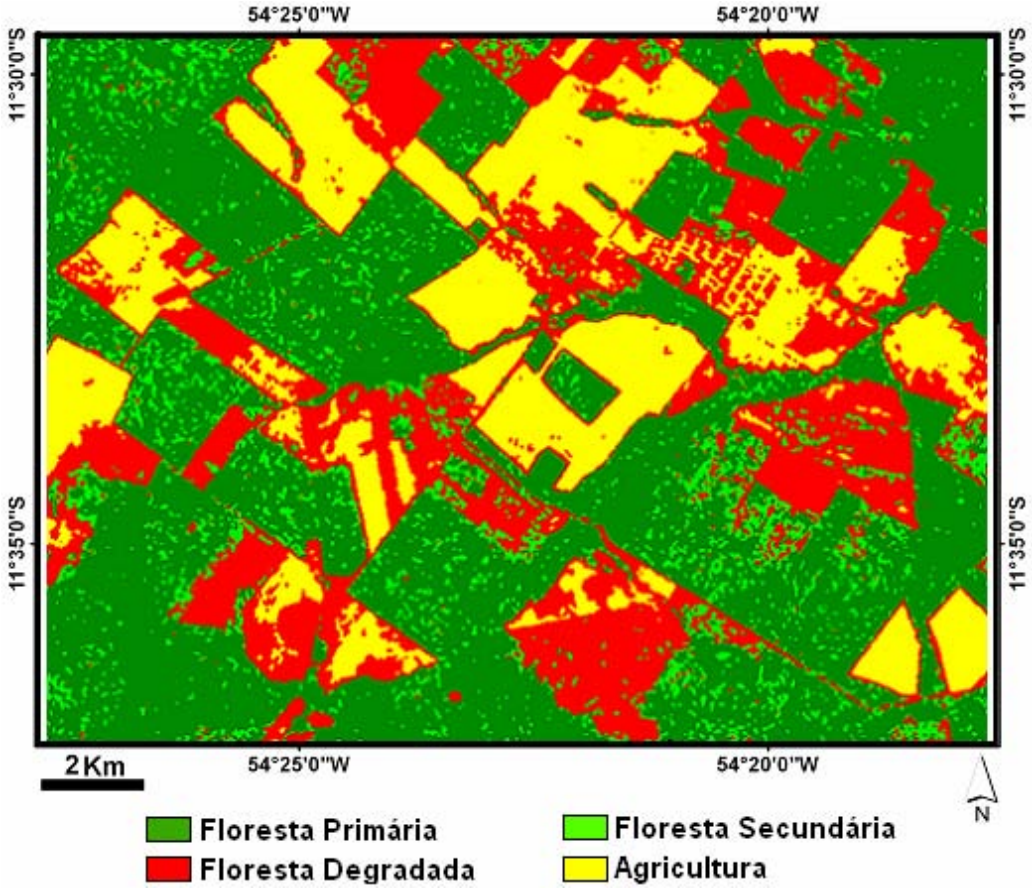


Figura 5.22 - Classificação Maxver-ICM da área 1, utilizando a polarização HV filtrada.

Tabela 5.12 - Matriz de confusão da classificação Maxver-ICM da área 1, utilizando a polarização HV filtrada.

		Amostras de teste				TOTAL	*Erro de comissão (%)*
		Floresta Primária	Floresta Secundária	Floresta Degradada	Agricultura		
Classes Temáticas	Floresta Primária	**1528**	1212	155	0	2895	47,22
	Floresta Secundária	92	**58**	442	0	592	90,20
	Floresta Degradada	0	370	**1003**	153	1526	34,27
	Agricultura	0	0	0	**1447**	1447	0,00
	TOTAL	1620	1640	1600	1600	**6460**	
	Erro de omissão (%)	5,68	96,46	37,31	9,56		
	Exatidão global = 62,47%			Coeficiente *Kappa* = *0,50*			

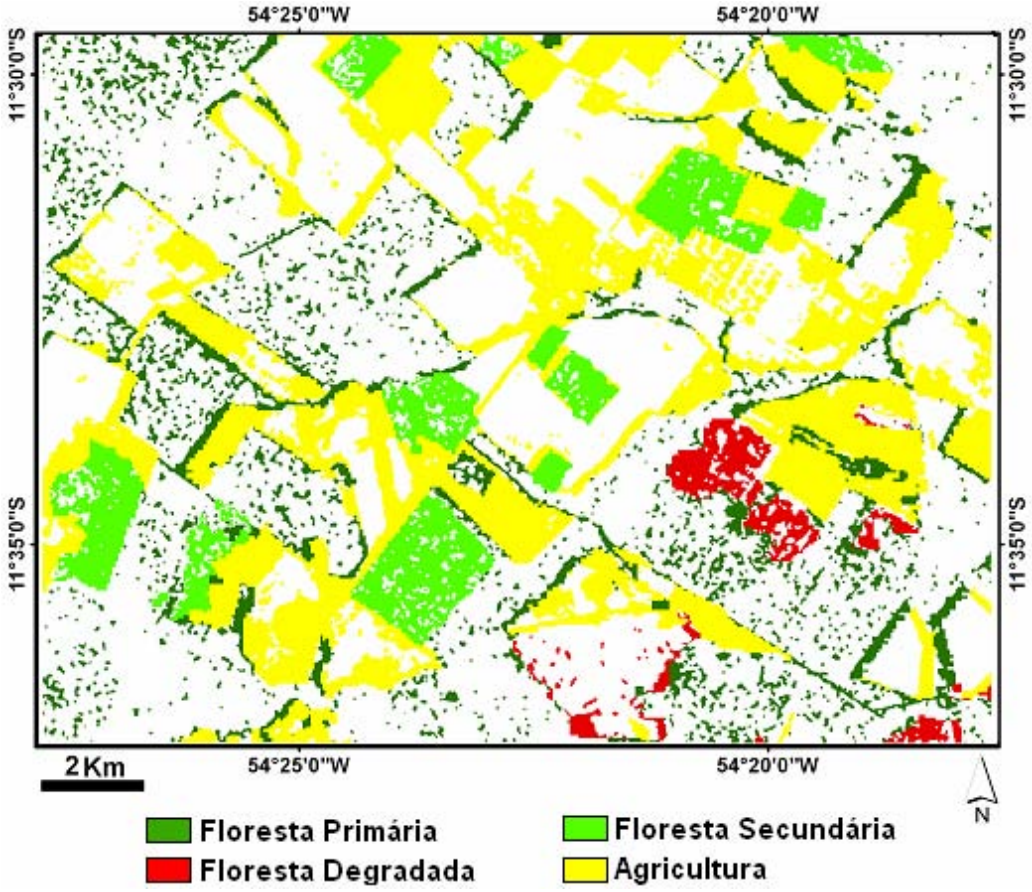


Figura 5.23 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 1, utilizando a classificação Maxver-ICM e polarização HV filtrada.

O resultado da classificação Maxver-ICM da área 2, utilizando a polarização HH filtrada, é apresentado na Figura 5.24, Tabela 5.13 e os erros são espacializados na Figura 5.25. Nessa classificação, foi obtida uma exatidão global de 46,86%. De acordo com a matriz de confusão, a classe de maior acerto foi a classe agricultura (100% dos pixels avaliados foram corretamente classificados) e a classe floresta secundária a de menor acerto (24,37% dos pixels avaliados foram corretamente classificados). Nessa polarização, houve confusão principalmente na distinção entre as classes floresta degradada e floresta secundária. Os maiores erros de omissão e comissão foram verificados na classe floresta secundária, com valores de 75,63% e 77,04% respectivamente.

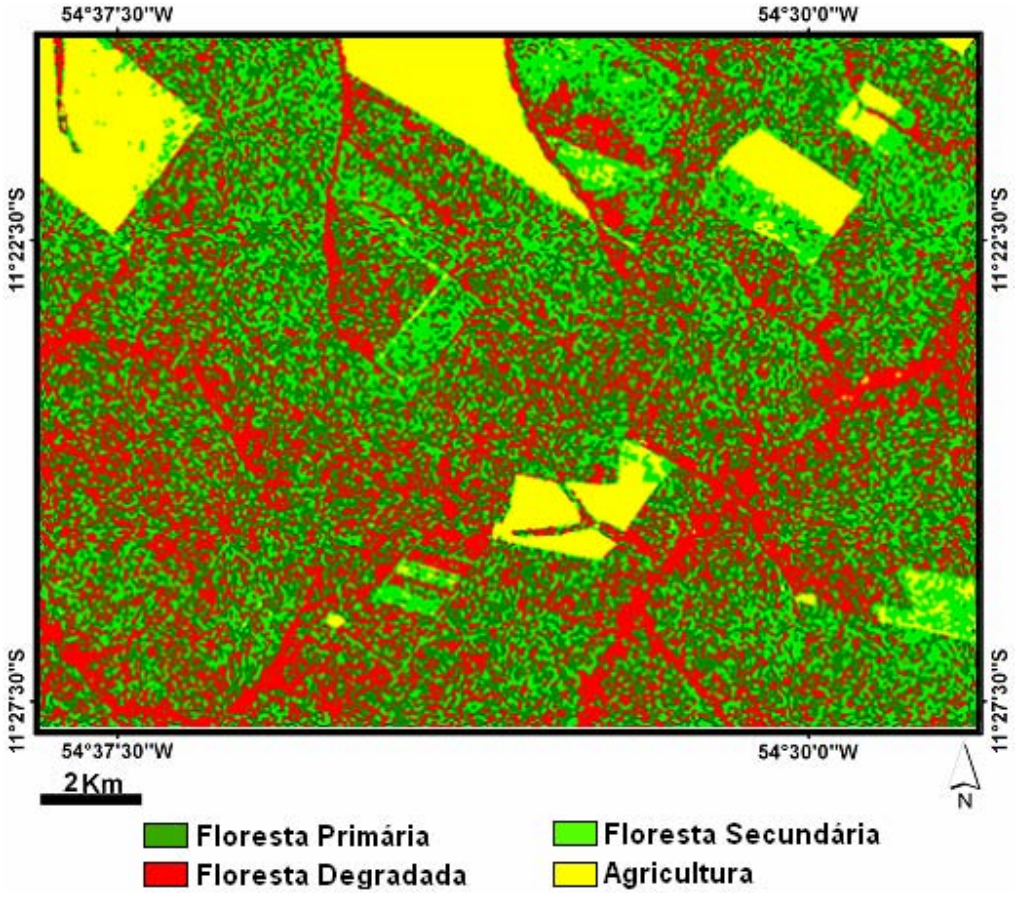


Figura 5.24 - Classificação Maxver-ICM da área 2 utilizando a polarização HH filtrada.

Tabela 5.13 - Matriz de confusão da classificação Maxver-ICM da área 2, utilizando a polarização HH filtrada.

		Amostras de teste					
		Floresta Primária	Floresta Secundária	Floresta Degradada	Agricultura	TOTAL	*Erro de comissão (%)*
Classes Temáticas	Floresta Primária	**522**	614	399	0	1535	65.99
	Floresta Secundária	597	**385**	695	0	1677	77.04
	Floresta Degradada	481	581	**483**	0	1545	68.74
	Agricultura	0	0	23	**1600**	1623	1.42
	TOTAL	1600	1580	1600	1600	**6380**	
	Erro de omissão (%)	67.38	75.63	69.81	0.00		
	Exatidão global = 46,86%			Coeficiente *Kappa* = *0,29*			

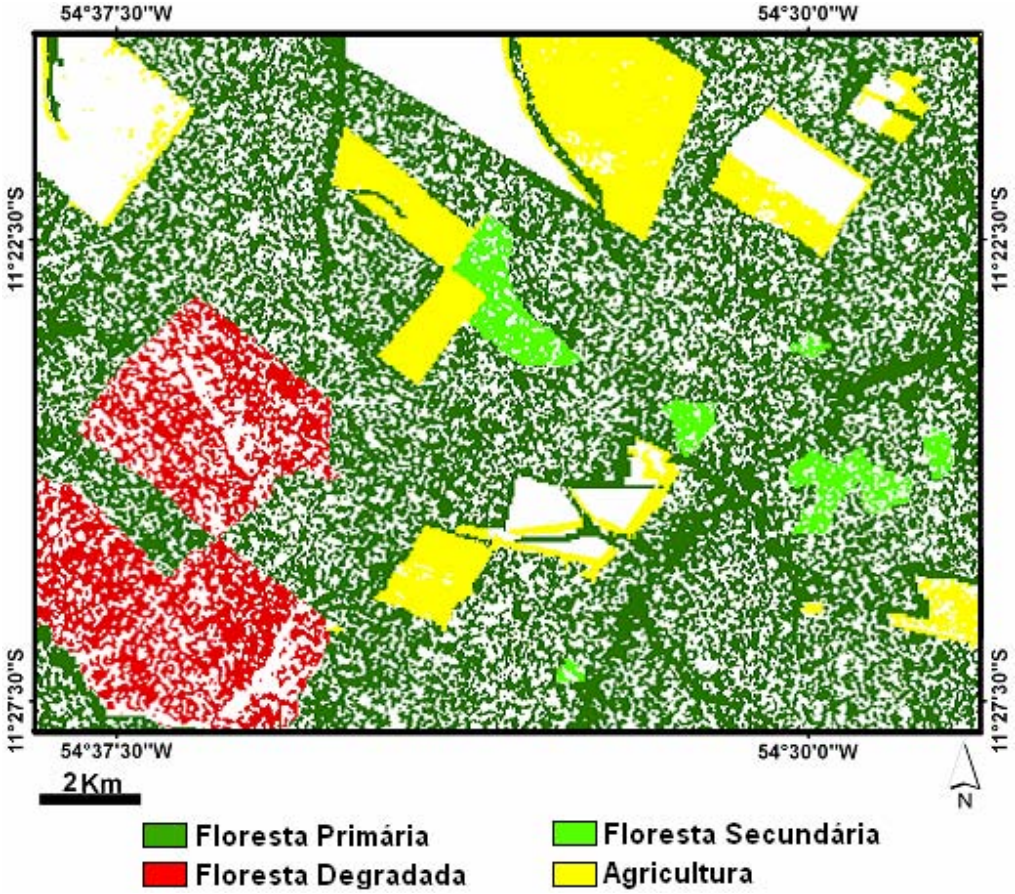


Figura 5.25 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 2, utilizando a classificação Maxver-ICM e polarização HH filtrada.

O resultado da classificação Maxver-ICM da área 2, utilizando a combinação de polarização HH e HV filtradas, é apresentado na Figura 5.26, Tabela 5.14 e os erros são espacializados na Figura 5.27. Nessa classificação, foi obtida uma exatidão global de 49,51%. De acordo com a matriz de confusão, a classe de maior acerto foi a classe agricultura (100% dos pixels avaliados foram corretamente classificados) e a classe floresta secundária a de menor acerto (apenas 12,28% dos pixels avaliados foram corretamente classificados). Nessa polarização, houve confusão principalmente na distinção entre as classes floresta secundária e floresta primária. Os maiores erros de omissão e comissão foram verificados na classe floresta secundária, com valores de 87,72% e 86,08% respectivamente.

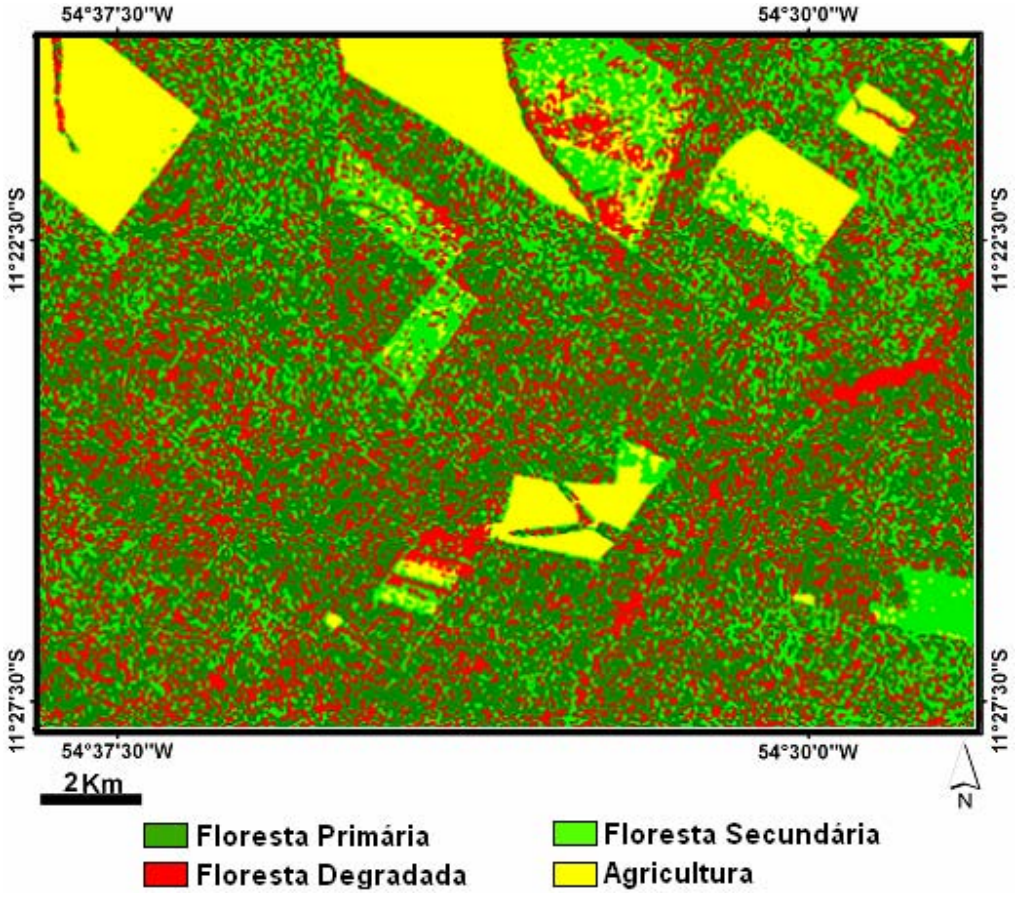


Figura 5.26 - Classificação Maxver-ICM da área 2 utilizando a combinação de polarização HH e HV filtradas.

Tabela 5.14 - Matriz de confusão da classificação Maxver-ICM da área 2, utilizando a combinação de polarização HH e HV filtradas.

		Amostras de teste					
		Floresta Primária	Floresta Secundária	Floresta Degradada	Agricultura	TOTAL	*Erro de comissão (%)*
Classes Temáticas	Floresta Primária	**771**	895	272	0	1938	60,22
	Floresta Secundária	466	**194**	734	0	1394	86,08
	Floresta Degradada	363	491	**594**	0	1448	58,98
	Agricultura	0	0	0	**1600**	1600	0,00
	TOTAL	1600	1580	1600	1600	**6380**	
	Erro de omissão (%)	51,81	87,72	62,88	0,00		
	Exatidão global = 49,51%			Coeficiente *Kappa* = *0,33*			

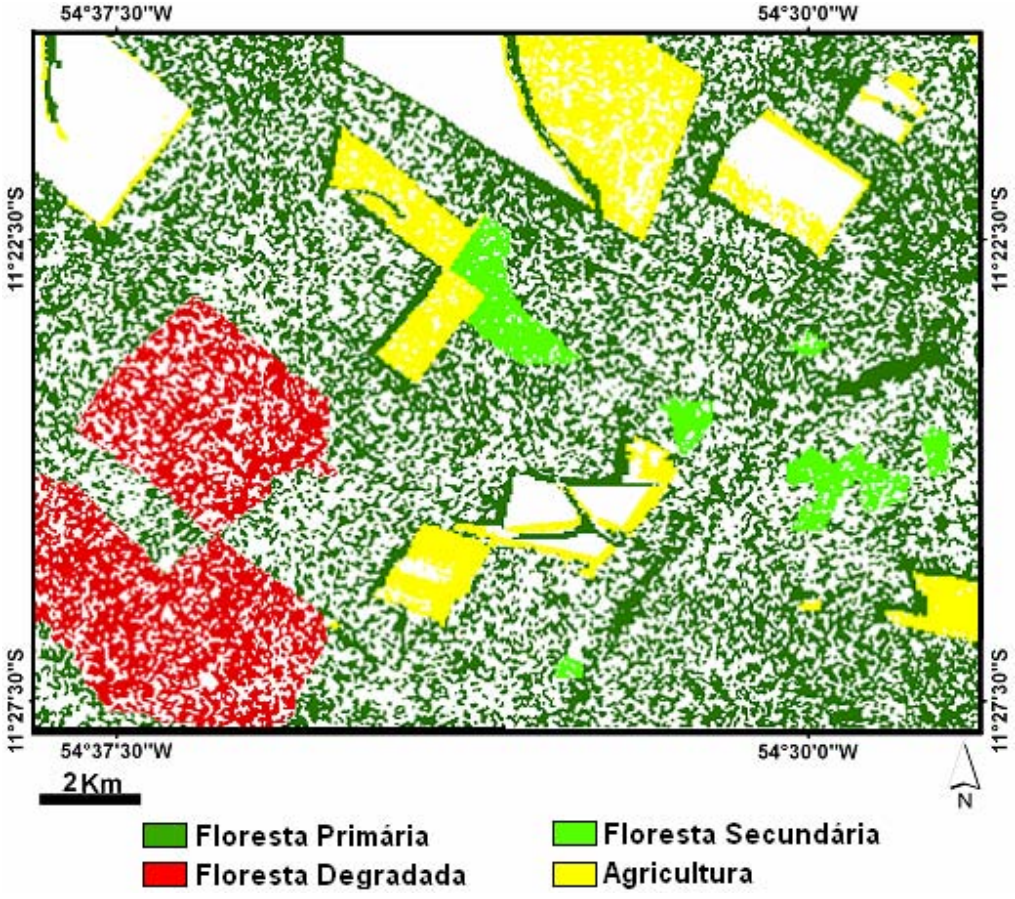


Figura 5.27 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 2, utilizando a classificação Maxver-ICM e polarizações HH e HV filtradas.

O resultado da classificação Maxver-ICM da área 2, utilizando a polarização HV filtrada, é apresentado na Figura 5.28, Tabela 5.15 e os erros são espacializados na Figura 5.29. Nessa classificação, foi obtida uma exatidão global de 55,07%. De acordo com a matriz de confusão, a classe de maior acerto foi a classe agricultura (100% dos pixels avaliados foram corretamente classificados) e a classe floresta secundária a de menor acerto (apenas 1,01% dos pixels avaliados foram corretamente classificados). Nessa polarização, houve confusão principalmente na distinção entre as classes floresta secundária e floresta primária. Os maiores erros de omissão e comissão foram verificados na classe floresta secundária, com valores de 98,99% e 94,72% respectivamente.

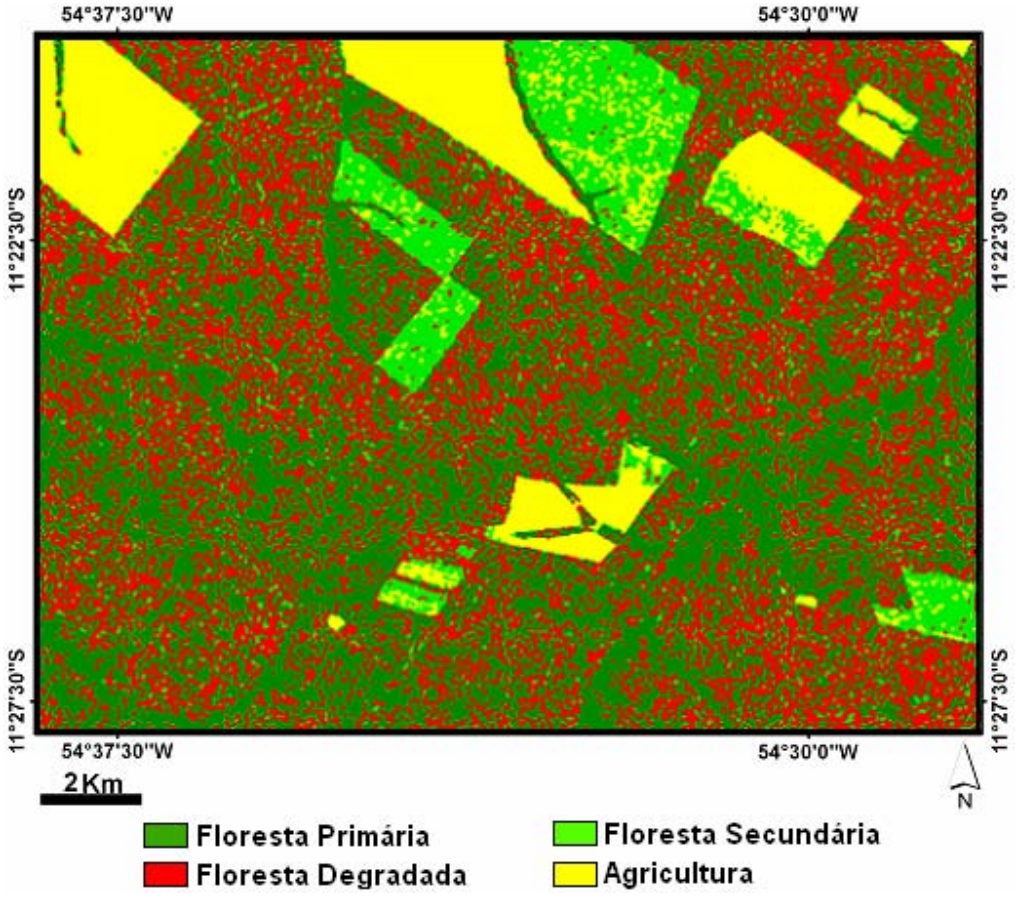


Figura 5.28 - Classificação Maxver-ICM da área 2, utilizando a polarização HV filtrada.

Tabela 5.15 - Matriz de confusão da classificação Maxver-ICM da área 2, utilizando a polarização HV filtrada.

		Amostras de teste					
		Floresta Primária	Floresta Secundária	Floresta Degradada	Agricultura	TOTAL	*Erro de comissão (%)*
Classes Temáticas	Floresta Primária	**781**	990	259	0	2030	61.53
	Floresta Secundária	63	**16**	224	0	303	94.72
	Floresta Degradada	756	574	**1117**	0	2447	54.35
	Agricultura	0	0	0	**1600**	1600	0.00
	TOTAL	1600	1580	1600	1600	**6380**	
	Erro de omissão (%)	51.19	98.99	30.19	0.00		
	Exatidão global = 55,07%			Coeficiente *Kappa* = *0,40*			

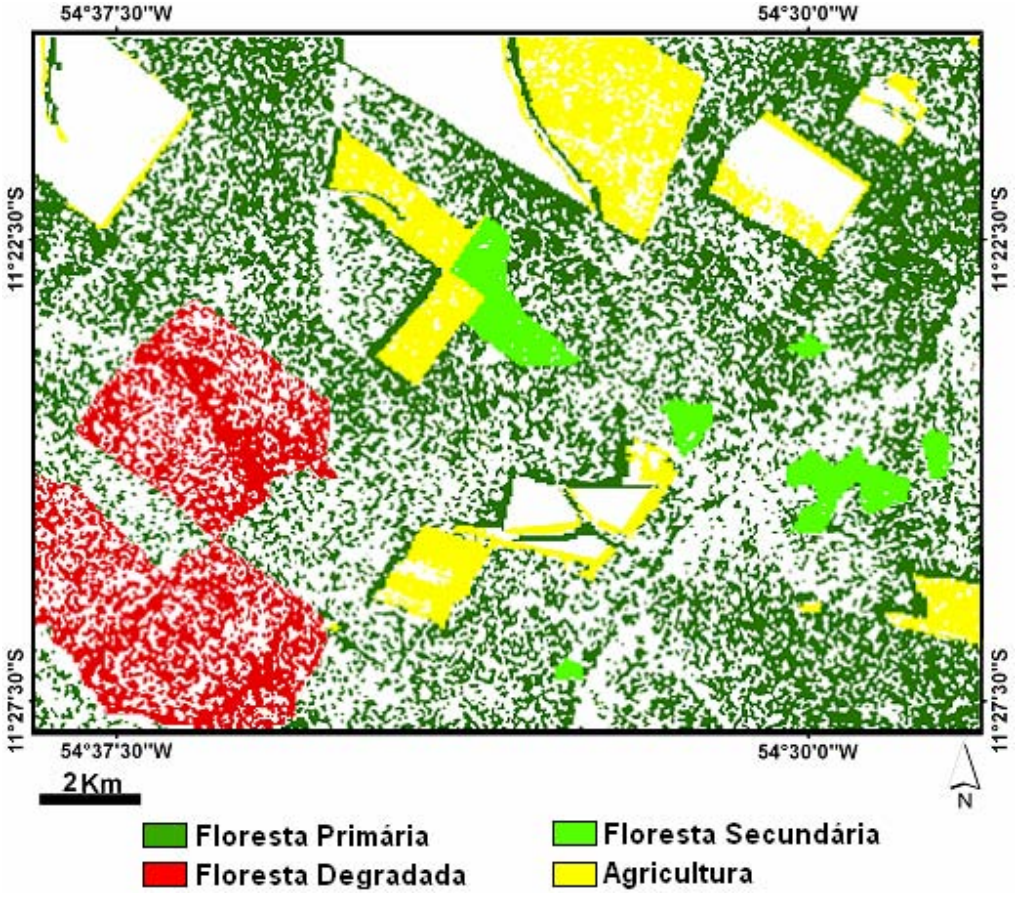


Figura 5.29 - Distribuição espacial dos erros de classificação (erros de omissão) na área 2, utilizando a classificação Maxver-ICM e polarização HV filtrada.

Os melhores resultados para a classificação da cobertura da terra na área de estudo 1 foram a classificação Bhattacharyya com polarização HH filtrada (k=0,58) e a combinação de polarizações HH e HV utilizando a classificação Maxver-ICM (k=0,51). Na área de estudo 2, os melhores resultados foram obtidos utilizando a combinação de polarização HH e HV através da classificação Bhattacharyya (k=0,41) e a polarização HV a partir da classificação Maxver-ICM (k=0,40).

De modo geral, as classificações que utilizaram o algoritmo Maxver-ICM apresentaram valores de concordância Kappa ligeiramente inferiores aos valores obtidos pelas classificações Bhattacharyya. Comparando-se as classificações Bhattacharyya e Maxver-ICM, verifica-se que as classificações produzidas por esse último algoritmo fragmentaram mais as feições de interesse do que as classificações produzidas pelo algoritmo Bhattacharyya. Isso se deve ao fato do algoritmo Bhattacharyya utilizar, como entrada, segmentos previamente produzidos, onde parte da diferenciação entre as feições já foi realizada pelo próprio processo de segmentação.

Os resultados de menor acurácia foram encontrados na área 2, empregando apenas a polarização HH em ambos os algoritmos. Nesse caso, a utilização apenas da polarização HH pode ter proporcionado dificuldade em se obter informações sobre a estrutura da vegetação, diminuindo assim a acurácia das classificações.

Parte do desempenho das classificações esteve relacionado às polarizações da imagem ALOS/PALSAR utilizadas. Os resultados indicam um pequeno incremento de acurácia quando se utiliza a combinação de polarizações HH e HV ou em alguns casos apenas a polarização HV, e uma perda de acurácia nas classificações quando se utiliza apenas a polarização HH. Na Figura 5.30, são ilustrados os valores do índice Kappa para o conjunto de classificações produzidas em ambas as áreas de estudos utilizando os algoritmos Bhattacharyya e Maxver-ICM.

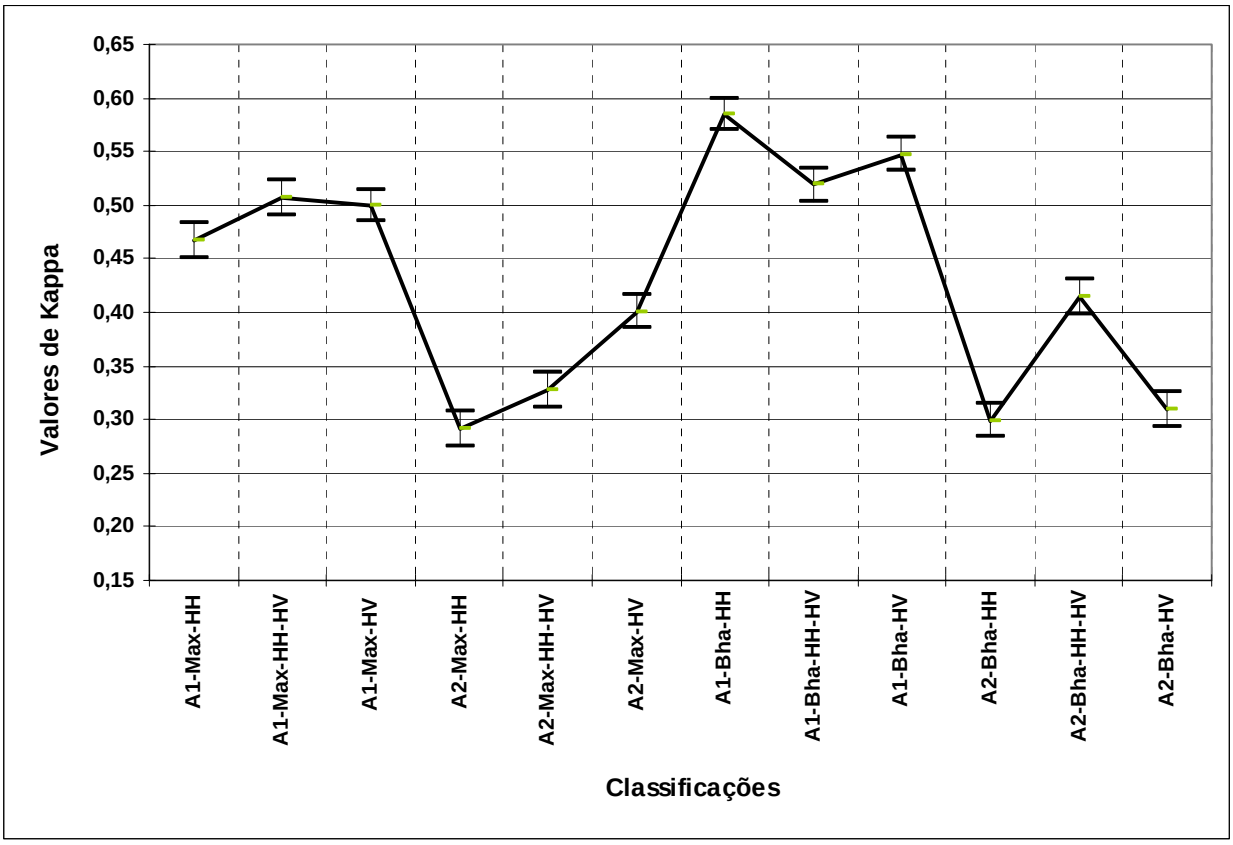


Figura 5.30 - Valores do índice de concordância Kappa para o conjunto de classificações produzidas pelos algoritmos Bhattacharyya e Maxver-ICM em ambas áreas de estudo. Os valores de Kappa são indicados com um intervalo de confiança de 95% (nível de significância de 5%).

Avaliando individualmente o resultado da classificação de cada classe temática, foi possível apontar qual polarização, ou combinação de polarização, melhor se ajustou para identificar as diferentes classes de cobertura. Essa avaliação cria indícios para definir a capacidade das diferentes polarizações em diferenciar as classes temáticas adotadas. Como critério, foi utilizado o valor do índice de concordância Kappa por classe temática, e os erros de omissão e comissão.

Nessa avaliação, a classe FP foi melhor identificada pela classificação Maxver-ICM, área 1, utilizando a combinação de polarização HV. Os erros de omissão foram de 5,68% e os erros de comissão foram de 47,22%. A classe FS foi melhor identificada na classificação Bhattacharyya, área 1, utilizando a combinação de polarizações HH e HV. Os erros de omissão (37,50%) e comissão (59,26%) foram altos. Houve grande inclusão de pixels de FS como pertencentes à classe FP tornando a polarização em questão inadequada para identificação dessa classe. A classe FD foi melhor identificada através da classificação Maxver-ICM, área 2, utilizando a polarização HV. Os erros de omissão foram de 30,19% e os erros de comissão foram de 54,35%.

Os erros de omissão e comissão foram altos e a polarização foi considerada inadequada para identificar a classe FD. A classe AG foi plenamente identificada em seis classificações, todas apresentando o máximo valor de índice de concordância Kappa na classe temática e erros nulos de omissão e comissão. As classificações que geraram essas condições foram obtidas pela classificação Maxver-ICM, área 2, utilizando a polarização HV, e a combinação de polarização HH e HV. Essa mesma condição foi encontrada pela classificação Bhattacharyya, em ambas as áreas. As polarizações e combinações de polarizações descritas anteriormente se mostraram adequadas para identificar a classe temática agricultura.

Não foi possível uma diferenciação clara entre as classes de floresta primária, floresta secundária e floresta degradada. Essa confusão foi presente em ambos os algoritmos de classificação testados. De modo geral, a maior confusão ocorreu empregando apenas a polarização HH, o que evidencia a escassa quantidade de informação disponível nessa polarização para realizar a discriminação das classes temáticas em questão. Entretanto, uma parte das classificações que utilizaram apenas a polarização HV apresentou uma melhora na capacidade de identificação das classes de cobertura, comparadas com aquelas que utilizarão apenas a polarização HH. A melhora na identificação das classes de floresta pode ser explicada devido à maior sensibilidade da polarização HV em identificar o espalhamento volumétrico produzido pela interação com a vegetação. Este tipo de espalhamento permite obter maiores informações sobre a estrutura da vegetação e proporcionaria melhores resultados na diferenciação dessas classes. Parte das classificações que utilizou a combinação das polarizações HH e HV apresentaram os melhores resultados para a identificação das classes de cobertura da terra. Em alguns casos a combinação de polarizações proporcionou a melhor capacidade de diferenciação das classes de cobertura.

6 - DISCUSSÕES, CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Em ambiente de floresta amazônica, as imagens polarimétricas do radar ALOS/PALSAR foram consideradas limitadas para a identificação de todas as classes de cobertura da terra definidas neste trabalho. Apesar dos dados serem adequados para a identificação da classe temática agricultura, houve grande confusão na distinção entre a classe floresta primária e principalmente entre a classe floresta secundária e floresta degradada. Tal dificuldade na diferenciação das classes foi observada durante a etapa de análise exploratória dos dados. Entretanto, de modo geral, os resultados obtidos indicam que, considerando apenas o dado no formato amplitude, a utilização da polarização HH e HV em conjunto é a melhor opção para identificar as classes de cobertura em questão.

Através da avaliação da relação sinal-ruído, foi possível identificar o filtro de ruído *speckle* mais adequado para as imagens ALOS/PALSAR. A metodologia de análise do sinal-ruído tornou menos subjetiva a escolha da filtragem que melhor se ajusta a esses dados, quando comparada apenas à interpretação visual.

Constatou-se através dos resultados obtidos pelas classificações, um ligeiro incremento de informação proporcionado pela inclusão da polarização cruzada (HV) para a identificação das classes de cobertura da terra quando comparada apenas à utilização de imagens de polarização paralela (HH). Entretanto, as imagens de polarização cruzada proporcionaram pouca melhora na capacidade de discriminação entre as classes floresta degradada e floresta secundária. Parte dessa pequena melhora pode ser explicada pela sensibilidade da polarização cruzada em discriminar os tipos florestais, pois essa polarização promove maior interação das ondas de radar com o dossel, troncos superiores e galhos e que, por sua vez, atuam como elementos que ocasionam a despolarização da onda incidente (WATANABE et al., 2007; SAATCHI et al., 1997). Essa despolarização da onda incidente e a interação na banda L com as diferentes estruturas do dossel permitem, de modo geral, uma melhor identificação dos tipos florestais.

Avaliando os métodos de classificação para identificação das classes de cobertura da terra, foi possível verificar uma ligeira superioridade do algoritmo Bhattacharyya sobre o algoritmo Maxver-ICM.

Apesar da maior variabilidade e distribuição dos tipos de cobertura da terra na área 1, os resultados produzidos nessa área foram superiores ao obtidos na área 2. Parte da perda de acurácia dessa última área pode ser derivada da influência da floresta degradada, pois houve uma maior quantidade dessa classe presente na área 2, ainda não identificada pelos programas DETER e DEGRAD e, portanto, não consideradas como pertencente a essa classe.

Dentre as principais limitações existentes nos dados, pode-se destacar a dificuldade na distinção entre as classes de floresta, com destaque para a diferenciação entre a floresta degradada e floresta secundária. Parte dessa dificuldade está relacionada a especificidades existentes nessas classes ou/e as limitações inerentes aos próprios dados.

Os resultados mostraram limitação quanto à capacidade de discriminação entre os tipos florestais. Entretanto, foi possível observar diferenciação entre áreas florestadas e a classe agricultura. Os eventos de desflorestamento, identificados pelo PRODES como corte raso em 2007, foram incluídos na classe agricultura, sendo posteriormente diferenciados das demais classes florestais consideradas. Essa possibilidade foi particularmente proporcionada pela imagem HV, conferindo, a essa polarização, potencial para identificar eventos de corte raso quando há presença de solo exposto e ausência de material vegetal residual sobre a superfície que pudesse funcionar como elemento retroespalhador.

Em trabalhos futuros, sugere-se a aquisição de verdade terrestre através de trabalho de campo, auxiliando as avaliações das classes temáticas consideradas e aprofundando a compreensão da dinâmica de alteração do uso e cobertura na área. Cabe mencionar uma avaliação mais aprofundada por limiares de segmentação mais ajustados aos dados, proporcionando melhores resultados na etapa de segmentação.

Sugere-se também a avaliação de outros procedimentos metodológicos que permitam a extração automática ou manual das informações disponíveis nos dados SAR. Como alternativas, pode-se empregar algoritmos de classificação orientada a objetos ou metodologias de interpretação visual das feições de interesse para extração de informações. Ainda como opção de trabalho futuros, sugere-se uma avaliação mais detalhada do potencial da polarização cruzada para identificar eventos de degradação florestal, aumentando particularmente a capacidade de distinção entre áreas de floresta primária e floresta degradada, baseadas na variação de retroespalhamento volumétrico existente nesses alvos.

Os procedimentos metodológicos adotados mostraram-se adequados para serem utilizados com os dados polarimétricos, não havendo restrição para serem aplicados em outras áreas de estudo. Entretanto, é necessária a adoção de critérios cuidadosos para seleção e aquisição de amostras representativas de cada classe de interesse. Essa replicabilidade torna o procedimento adotado passível de ser utilizado em pesquisas semelhantes.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AB' SABER, A. Dossiê Amazônia brasileira I. **Estudos Avançados**, n. 19, v.53, p. 1-35, 2005.

ABOUD NETA, S. R.; DUTRA, L. V.; SCOFIELD, G. B.; NEGRI, R. G.; FREITAS, C. C.; SILVA, D. L. A. Comparação entre classificação contextual e classificação por regiões para mapeamento de uso e cobertura da terra na região da Floresta Nacional de Tapajós - PA (FLONA): utilizando imagens polarimétricas em banda L. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14., 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 7749-7756.

ACHARD, F.; EVA, H. D.; STIBIG, H. J.; MAYAUX, P.; GALLEGO, J.; RICHARDS, T.; MALINGREAU, J. P. Determination of deforestation rates of the world's humid tropical forests. **Science**, v. 297, p. 999-1002. 2002.

ADAMS, J. B.; SABOL, D. E.; KAPOS, V.; ALMEIDA-FILHO, R.; ROBERTS, D. A.; SMITH, M. O.; GILLESPIE, A. R. Classification of multispectral images based on fractions of endmembers: Application to land-cover change in the Brazilian Amazon. **Remote Sensing of Environment**, n. 52, v. 2, p. 137-154, 1995.

AGUIAR, A. P. D. **Modelagem de mudança do uso da terra na Amazônia:** explorando a heterogeneidade intra-regional. 2006. 204 p. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2006.

ALENCAR, A.; NEPSTAD, D.; MCGRATH, D.; MOUTINHO, P.; PACHECO, P.; DIAZ, M. D. C. V.; SOARES FILHO, B. **Desmatamento na Amazônia:** indo além da "emergência crônica". Belém: Instituto de Pesquisa Ambiental da Amazônia (IPAM), 2004. 85 p. Disponível em: <http://www.ipam.org.br/web/biblioteca/livros_download>. Acesso em: 2 fev. 2008.

ALMEIDA, F. C. **Simulação de resposta de estruturas simplificadas de vegetação ao radar de abertura sintética interferométrico.** 2008, 102p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2008.

ALMEIDA-FILHO, R.; SHIMABUKURO, Y. E. Detecting areas disturbed by gold mining activities through JERS-1 SAR images, Roraima State, Brazilian Amazon. **International Journal of Remote Sensing**, v. 21, n. 17, p. 3357-3362, 2000.

ALMEIDA-FILHO, R.; SHIMABUKURO, Y. E. Digital processing of Landsat-TM time series for mapping and monitoring degraded areas caused by independent gold miners, Roraima State, Brazilian Amazon. **Remote Sensing of Environment**, v.79, n. 1, p. 42-50, 2002.

ALMEIDA-FILHO, R.; ROSENQVIST, A.; SHIMABUKURO, Y. E.; SANTOS, J. R. Evaluation and perspectives of using multitemporal L-band SAR data to monitor deforestation in the Brazilian Amazônia. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 2, n. 4, p. 409-412, 2005a.

ALMEIDA-FILHO, R.; ROSENQVIST, A.; SHIMABUKUTO, Y. E.; SANTOS, J. R. Evaluation of multi-temporal JERS-1 SAR images as an operational mean to monitor deforestation in the Amazônia. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005b. p. 4371-4378.

ALMEIDA-FILHO, R.; ROSENQVIST, A.; SHIMABUKURO, Y. E.; SILVA-GOMEZ, R. Detecting deforestation with multitemporal L-band SAR imagery: a case study in western Brazilian Amazônia. **International Journal of Remote Sensing**, v. 28, n. 6, p. 1383-1390, 2007.

ALMEIDA-FILHO, R.; ROSENQVIST, A.; SHIMABUKURO, Y.E.; AND SÀNCHEZ, G.A. Using dual-polarized ALOS PALSAR data for deforestation detection in a new deforestation front of the Brazilian Amazônia. **International Journal of Remote Sensing**, v. 30, n. 14, p. 3735-3743, 2009.

ALVES, D. S. O processo de desmatamento na Amazônia. **Parcerias Estratégicas**, v. 12, p. 259-275, 2001.

ALVES, D. S. Space-time dynamics of deforestation in Brazilian Amazônia. **International Journal of Remote Sensing**, v. 23, n. 14, p. 2903-2908, 2002.

ALVES, D. S.; PEREIRA, J. L. G.; SOUSA, C. L. D.; SOARES, J. V.; YAMAGUCHI, F. Characterizing landscape changes in central Rondônia using Landsat TM imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 20, n. 14, p. 2877-2882, 1999.

ANDERSON, L. O.; ROJAS, E. H. M.; SHIMABUKURO, Y. E. Avanço da soja sobre os ecossistemas cerrado e floresta no Estado do Mato Grosso. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 11., 2003, Belo Horizonte. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2003. p. 19-25.

ANDRADE, N. S. O. **Qualidade geométrica de imagens JERS-1 (SAR) e Radarsat (modos S2 e S3) em ambiente de floresta tropical (Rondônia).** 1999, 204p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 1999.

ANDRADE, N. S. O.; ROSA, A. N. C.; FARIA, P. C. C. Fundamentos de polarimetria SAR. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 4775-4782.

ARAUJO, L. S. **Análise da cobertura vegetal e biomassa em áreas de contato floresta/savana a partir de dados TM/Landsat e JERS-1.** 1999, 122p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 1999.

ARINO, O.; BICHERON, P.; ACHARD, F.; LATHAM, J.; WITT, R.; WEBER, J. L. GlobCover. The most detailed portrait of Earth. **ESA Bulletin**, n. 136, p. 24-31, 2008.

ASNER, G. P. Cloud cover in Landsat observations of the Brazilian Amazon. **International Journal of Remote Sensing**, v. 22, n. 18, p. 3855-3862, 2001.

ASNER, G. P.; KNAPP, D. E.; BROADBENT, E. N.; OLIVEIRA, P. J. C.; KELLER, M.; SILVA, J. N. Seletive logging in the Brazilian Amazon. **Science,** v. 310, p. 480-482. 2005

BAITZ, W.; PEREIRA, D.; LENTINI, M. O contexto atual da indústria madeireira na Amazônia. In: BENSUSAN, N.; ARMSTRONG, G. (Org.). **O manejo da paisagem e a paisagem do manejo.** Brasília: Instituto Internacional de Educação do Brasil, 2008. 300 p.

BARLOW, J.; PERES, C. A. Fire-mediated dieback and compositional cascade in an Amazonian forest. **Philosophical Transactions of the Royal Society of London,** 2008. 8 p.

BECKER, B. K. Revisão das políticas de ocupação da Amazônia: é possível identificar modelos para projetar cenários? **Parcerias Estratégicas**, n. 12, p. 135-159, 2001.

BECKER, B. K. Geopolítica da Amazônia. **Estudos Avançados**, v. 19, n. 53, p. 71-86, 2005.

BIJKER, W. **Radar for rain Forest.** A monitoring system for land cover change in the Colobian Amazon. 1997. 189 p. Doctor Thesis. ITC, Enschede, The Netherlands, 1997.

BRISCO, B.; BROWN, R. J. Agricultural applications with Radar. In: HENDERSON, F. M.; LEWIS, A. J. **Principles and applications of imaging radar:** manual of remote sensing. (3 ed.). New York: John Wiley & Sons, 1998. cap. 7, p. 381-406.

BRITES, R. S.; SOARES, V. P.; RIBEIRO, C. A. A. S. Comparação de desempenho entre três índices de exatidão aplicados a classificações de imagens orbitais. In: SIMPOSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8., 1996, Salvador. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1996. p. 813-822.

BUFALO, A. C. **Avaliação da aplicação de mosaicos de dados de radar da missão de mapeamento de florestas pluviais ao monitoramento do desmatamento na Amazônia Brasileira.** 2005, 169p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2005.

BUFALO, A. C.; VALERIANO, D. M. Avaliação de dados de radar (JERS-1) no desmatamento da Amazônia Brasileira. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 4383-4390.

BUGDEN, J. L.; ANDREY, J.; HOWARTH, P. J. A SAR process model for land-cover mapping. **Canadian Journal of Remote Sensing,** n. 30, n. 2, p. 195-204, 2004.

CÂMARA, G.; FREITAS, U. M.; SOUZA, R. C. M.; GARRIDO, J. SPRING: Integrating Remote Sensing and GIS by Object-Oriented Data Modelling. **Computers and Graphics**, vol. 15, n.6, 1996.

CÂMARA, G.; VALERIANO, D. D. M.; SOARES, J. V. **Metodologia para o Cálculo da Taxa Anual de Desmatamento na Amazônia Legal.** São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2006, 22 p.

CAMPBELL, J. B. **Introduction to remote sensing**. 4. ed. New York: The Guilford Press, 2007. 626p.

CARDILLE, J. A.; FOLEY, J. A. Agricultural land-use change in Brazilian Amazônia between 1980 and 1995: Evidence from integrated satellite and census data. **Remote Sensing of Environment**, v. 87, n. 4, p. 551-562, 2003.

CARREIRAS, J. M. B.; PEREIRA, J. M. C. SPOT-4 VEGETATION multi-temporal compositing for land cover change studies over tropical regions. **International Journal of Remote Sensing**, v. 26, n. 7, p. 1323-1346, 2005.

CARREIRAS, J. M. B.; PEREIRA, J. M. C.; CAMPAGNOLO, M. L.; SHIMABUKURO, Y. E. Assessing the extent of agriculture/pasture and secondary succession forest in the Brazilian Legal Amazon using SPOT VEGETATION data. **Remote Sensing of Environment**, n. 101, p. 283-298, 2006.

CANADA CENTRE FOR REMOTE SENSING (CCRS). Natural Resources Canada. **Tutorial:** radar remote sensing. Disponível em: <http://www.ccrs.nrcan.gc.ca/resource/tutor/gsarcd/index_e.php>. 2008. Acesso em 07 de mar. 2008.

CAVES, R.; QUEGAN, S.; WHITE, R. Quantitative comparison of the performance of SAR segmentation algorithms. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 7, n. 11, p. 1534 – 1546, 1998.

CHENG, P. Automated High-Accuracy Orthorectification and Mosaicking of PALSAR Data without Ground Control Points. **GeoInformatics**, p. 36-38, 2007.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data:** principles and practices. 2nd ed. Taylor & Francis Group, 2008. 201p.

CORREIA, A. H. **Projeto, desenvolvimento e avaliação de classificadores estatísticos pontuais e contextuais para imagens SAR polarimétricas.** 1998. 271 p. (INPE-7178-TDI/679). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 1998.

DOBSON, M. C.; PIERCE, L. P.; SARABANDI, K.; ULABY, F. T.; SHARIK, T. Preliminary analysis of ERS-1 SAR for forest ecosystem studies. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,** v. 30, n. 2, p. 203-211, 1992.

DOBSON, M. C.; ULABY, F. T.; PIERCE, L. E. Land-cover classification and estimation of terrain attributes using synthetic aperture radar. **Remote Sensing of Environment**, v. 51, n. 1, p. 199-214, 1995.

DOBSON, M. C. Forest information from Synthetic Aperture Radar. **Journal of Forestry,** n. 98, p. 41-43, 2000.

DUTRA, L.V.; HUBER, R. Feature Extraction and Selection for ERS-1/2 InSAR Classification. **International Journal of Remote Sensing**, v. 20, n.5, p. 993-1016, 1999.

DUTRA, L. V.; SCOFIELD, G. B.; ABOUD NETA, S. R.; NEGRI, R. G.; FREITAS, C. C.; MURA, J. C.; SANT'ANNA, S.; GAMA, F. F. **ALOS PALSAR polarimetric data for land use/land cover classification in Amazon**. 2007. Disponível em: <http://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/conf/Proc_PIsymp2007/index.html>. Acesso em: 08 nov. 2008.

DUTRA, L. V.; FREITAS, C. C. ; SANT'ANNA, S. J. S. ; SCOFIELD, G. B. ; ABOUD NETA, S. R. ; NEGRI, R. G. ; SANTOS, J. R. ; MURA, J. C. ; ELMIRO, M. T. Land use / land cover

classification in Amazon using ALOS PALSAR polarimetric data. In: PI Symposium of Alos Data Nodes for Alos Science Program, 2008, Greece. **Proceedings…** Greece: Jaxa - Japan Aerospace Exploration Agency, 2008a.

DUTRA, L. V. ; FREITAS, C. C. ; SCOFIELD, G. B. ; ABOUD NETA, S. R. ; NEGRI, R. G. ; SANTOS, J.R. ; SANT'ANNA, S. J. S. Assessment on the improvement of land use/land cover classification in Amazon using ALOS PALSAR polarimetric data. In: IGARSS, 2008, Boston. **Proceedings…** Boston: IEEE, 2008b.

DUTRA, L. V.; SCOFIELD, G. B.; ABOUD NETA, S. R.; NEGRI, R. G.; FREITAS, C. C.; SILVA, D. L. A. Land Cover Classification in Amazon using Alos Palsar Full Polarimetric Data. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14., 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 7259-7264.

EMPRESA MATOGROSSENSE DE PESQUISA, ASSISTÊNCIA E EXTENSÃO RURAL (EMPAER). **Calendário agrícola do estado do Mato Grosso.** Disponível em: <http://www.empaer.mt.gov.br>. Acesso em: 02 fev 2009.

ESPÍRITO-SANTO, F. D. B.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. Mapping forest successional stages following deforestation in Brazilian Amazonia using multi-temporal Landsat images. **International Journal of Remote Sensing,** v. 26, n. 3, p. 635-642, 2005.

EUROPEAN SPACE AGENCY (ESA). GlobCover Portal. **GlobCover Project.** Disponível em: <http://www.esa.int/due/ionia/globcover>. Acesso em: 19 abr 2008.

FEARNSIDE, P. M. Desmatamento na Amazônia brasileira: história, índices e consequências. **Megadiversidade**, v. 1, n. 1, p. 113-123, 2005.

FERREIRA, L. V.; VENTICINQUE, E.; ALMEIDA, S. O desmatamento na Amazônia e a importância das áreas protegidas. **Estudos Avançados**, v. 19, n. 53, p. 157-166, 2005.

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION (FAO). **Africover**. Disponível em: <http://www.africover.org/index.htm>. Acesso em: 25 nov. 2008.

FOODY, G. M. Status of land cover classification accuracy assessment. **Remote Sensing of Environment**, v. 80, n. 1, p. 185-201, 2002.

FREITAS, R. M. **Técnicas de análise de séries temporais aplicadas à detecção de desflorestamento em tempo real.** 2007, 190p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2007.

FREITAS, C. C.; SANT'ANNA, S. J. S; SOLER, L. S.; SANTOS, J. R.; DUTRA, L. V.; ARAÚJO, L. S.; MURA, J. C.; HERNANDEZ FILHO, P. The use of airborne P-band radar data for land use and land cover mapping in Brazilian Amazônia. In: IGARSS, 2001, Sydney. **Proceedings…** Sidney: IEEE, 2001. p. 1889-1981.

FREITAS, C. C.; SOLER, L. S.; SANT'ANNA, S. J. S.; DUTRA, L. V.; SANTOS, J. R.; MURA, J. C.; CORREIA, A. H. Land use and land cover mapping in the Brazilian Amazon using airborne P-band SAR data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 46, n. 10, 2008.

FRERY, A. C.; SANT'ANNA, S. J. S. Redução de ruído em imagens SAR pelo uso de filtros robustos. In: SIMPOSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 7., 1993. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1993. p. 433-442.

FRERY, A. C.; CORREIA, A. H.; FREITAS, C. C. Classifying multifrequency fully polarimetric imagery with multiple sources of statistical evidence and contextual information. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,** v. 45, n. 10, p. 3098-3109, 2007.

FROST, V. S.; STILES, J. A.; SHANMUGAN, K. S.; HOLTZMAN, J. C. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, PAMI-4, p. 157-166, 1982.

GABOARDI, C. **Utilização de imagem de coerência SAR para classificação do uso da terra: Floresta Nacional do Tapajós.** 2002. 139 p. (INPE-9612-TDI/842). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2002.

GLOBAL LAND COVER FACILITY (GLCF). Universidade de Maryland. Disponível em: <http://glcf.umiacs.umd.edu/index.shtml>. Acesso em: 3 Fev. 2008.

GOMES, L. B.; GELLI, G.; CARVALHO, M. J.; FORTES, L. P. S.; PITALUGA-NETO, J.; COELHO, A. L.; OLIVEIRA, L. F.; BELLE-HAMER, N. L. Mapeando a Amazônia com o satélite ALOS (Advanced Land Observing Satellite). In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 6759-6761.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital image processing**. 3. ed. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2008. 954 p.

GRAÇA, P. M. L. A. **Monitoramento e caracterização de áreas submetidas à exploração florestal na Amazônia por técnicas de detecção de mudanças.** 2004. 277 p. (INPE-13644-TDI/1046). Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2004.

GUERRA, J. B. **Análise metodológica do tratamento de dados SAR R99B para discriminar incremento de desflorestamento no sudoeste na Amazônia brasileira.** 2009. 199 p. (INPE-15677-TDI/1451). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2009.

HASHIMOTO, Y.; TSUCHIYA, K.; IIJIMA, T. Normalized backscattering radar cross section of tropical rain forest in Rondônia, Northern Brazil. **Advances in Space Research**. v. 19, n. 9, p. 1425-1428, 1997. (Cospar Information Bulletin).

HENDERSON, F. M.; LEWIS, A. J. (Ed.). **Manual of remote sensing.** Volume 2. principles and applications of imaging radar. 3rd ed. New York, NY: John Wiley & Sons. American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 1998. 866p.

HOEKMAN, D. H.; QUIÑONES, M. J. Land cover type and biomass classification using AirSAR data for evaluation of monitoring scenarios in the Colombian Amazon. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 38, n.2, p. 685-696, 2000.

HOEKMAN, D. H.; QUIÑONES, M. J. Biophysical forest type characterization in the Colombian Amazon by airborne polarimetric SAR. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 40, n. 6, p. 1288-1300, 2002.

HOUGHTON, R. A.; SKOLE, D. L.; NOBRE, C. A.; HACKLER, J. L.; LAWRENCE, K. T.; CHOMENTOWSKI, W. H. Annual fluxes of carbon from deforestation and regrowth in the Brazilian Amazon. **Nature**, v. 403, p. 301-304, 2000.

HUDSON, W. D.; RAMM, C. W. Correct formulation of the Kappa coefficient of agreement. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 53, n. 4, p. 421-422, 1987.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Geografia do Brasil. Volume 1. Região Centro-Oeste.** Divisão de Geociências. Rio de Janeiro, 1989. 268 p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Manual técnico da vegetação brasileira.** Manual Técnico em Geociências número 1. Divisão de Geociências. Rio de Janeiro, 1992. 92 p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). 2004**. Mapa de biomas do Brasil.** Escala 1:5.000.000.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Manual técnico de uso da terra.** Manual Técnico em Geociências número 7. 2. ed. Divisão de Geociências. Rio de Janeiro, 2006. 91 p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **IBGE Estados.** 2009. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/estadosat>. Acesso em: 18 jan. 2009.

INSTITUTO BRASILEIRO DO MEIO AMBIENTE E DOS RECURSOS NATURAIS RENOVÁVEIS (IBAMA). **Programa de prevenção e controle de queimadas e incêndios florestais na Amazônia Legal.** 2008. Disponível em: <http://www.ibama.gov.br/proarco/apresentacao.htm>. Acesso em: 11 fev. 2008.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Monitoramento da floresta amazônica por satélite.** São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais: 2000 - 2001, 2002. (INPE-293064-FOLH/3159).

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **SPRING. Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas. Manual de Ajuda.** São José dos Campos, 2007. Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/manuais.html>. Acesso em: 14 jan. 2008.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Monitoramento da cobertura florestal da Amazônia brasileira por satélite. Detecção de Desmatamento em Tempo Real - DETER. Avaliação do INPE sobre o relatório**: "Inspeção de pontos e áreas do DETER" da Secretaria de Estado do Meio Ambiente - SEMA do Governo do Estado do Mato Grosso. São José dos Campos - SP: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2008a, 731p.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Monitoramento da cobertura florestal da Amazônia por satélites.** São José dos Campos - SP: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2008b, 143 p.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Monitoramento da cobertura florestal da Amazônia por satélites. Sistemas PRODES, DETER, DEGRAD e QUEIMADAS 2007-2008.** São José dos Campos - SP: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2008c, 47 p.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). Centro de Previsão do Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC). **Plataforma de coleta de dados.** Disponível em: <http://satelite.cptec.inpe.br/PCD>. Acesso em 02 de jan. 2009. 2009a.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Mapeamento da Degradação Florestal na Amazônia Brasileira (DEGRAD). Dados vetoriais 2007.** Disponível em: <http://www.obt.inpe.br/degrad/> Acesso em: 25 jan 2009. 2009b.

JANSEN, L. J. M.; DI GREGÓRIO, A. Parametric land cover and land-use classifications as tools for environmental change detection. **Agriculture, Ecosystems and Environment,** v. 91, p.89-100, 2002.

JAPAN AEROSPACE EXPLORATION AGENCY (JAXA). Earth Observation Research Center. **ALOS user handbook.** NDX-070015. 2007. 146 p. Disponível em: <http://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/doc/handbk.htm>. Acesso em 25 de fev. 2008.

JAPAN AEROSPACE EXPLORATION AGENCY (JAXA). **ALOS/PALSAR Level 1.1/1.5 product Format description** <English Version>. NEB-070062A. 2008. 156 p.

JENSEN, J. R. **Introductory digital image processing:** a remote sensing perspective. 3. ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 2005. 526 p.

JENSEN, J. R. **Remote sensing of the environment:** an earth resource perspective. 2. ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 2007. 592 p.

JONG, S. M.; MEER, F. D. V. D. **Remote sensing image analysis:** including the spatial domain. Springer Science. Kluwer Academic Publishers, 2004. 370 p.

KASISCHKE, E. S.; MELACK, J. M.; DOBSON, C. M. The use of imaging radars for ecological applications-A review. **Remote Sensing of Environment**, v. 59, n. 2, p. 141-156, 1997.

KIRBY, K. R.; LAURANCE, W. F.; ALBERNAZ, A. K.; SCHROTH, G.; FEARNSIDE, P. M.; BERGEN, S.; VENTICINQUE, E. M.; COSTA, C. D. The future of deforestation in the Brazilian Amazon. **Futures**, v. 38, n. 4, p. 432-453, 2006.

KUAN, D. T.; SAWCHUK, A. A.; STRAND, T. C.; CHAVEL, P. Adaptative restoration of images with speckle. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing**, ASSP-35, n. 3, p. 373-388, 1987.

KUPLICH, T. M. **Temporal, spatial, spectral and polarisation characteristics of the SAR backscatter from regenerating tropical forests.** 2001. 216p. Doctor of Philosophy. University of Southampton, Southampton, 2001.

KUPLICH, T. M. Estudos florestais com imagens de radar. **Espaço & Geografia**, v. 6, n. 1, p. 71-96, 2003.

LAMBIN, E. F. Modeling and monitoring land-cover changes processes in tropical regions. **Progress in Physical Geography**, v. 2, n. 3, p. 375-393, 1997.

LAMBIN, E. F.; TURNER, B. L.; GEIST, H. J.; AGBOLA, S. B.; ANGELSEN, A.; BRUCE, J. W.; COOMES, O. T.; DIRZO, R.; FISCHER, G. U.; FOLKE, C.; GEORGE, P. S.; HOMEWOOD, K.; IMBERNON, J.; LEEMANS, R.; LI, X.; MORAN, E. F.; MORTIMORE, M.; RAMAKRISHNAN, P. S.; RICHARDS, J. F.; SKANES, H.; STEFFEN, W.; STONE, G. D.; SVEDIN, U.; VELDKAMP, T. A.; VOGEL, C.; XUY, J. The causes of land-use and land-cover change: moving beyond the myths. **Global Environmental Change**, v. 11, p. 261-269. 2001.

LAMBIN, E. F.; GEIST, H. J.; LEPERS, E. Dynamics of land-use and land-cover change in tropical regions. **Annual Review Environment Resources**, v. 28, p. 205-241, 2003.

LANDIS, J. R.; KOCH, C. H. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, n. 3, p. 159-174, 1977.

LAURENCE, W. F.; ALBERNAZ, A. K. M.; SCHROTH, G.; FEARNSIDE, P. M.; BERGEN, S.; VENTICINQUE, E. M.; COSTA, C. Predictors of deforestation in the Brazilian Amazon. **Journal of Biogeography**, v. 29, p. 737-748, 2002.

LECKIE, D. G.; RANSON, K. J. Forestry Applications Using Imaging Radar. In: HENDERSON, F. M.; LEWIS, A. J. (Ed.) **Manual of Remote Sensing.** Volume 2. Principles and Applications of Imaging Radar. 3. ed. New York, NY: John Wiley & Sons. American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 1998, cap. 10, p. 435-511.

LEE, J. S. Speckle analysis and smothing of synthetic aperture radar images. **Computer Graphics and Image Processing**, v. 17, p. 24-32, 1981.

LIANG, S. (Ed.). **Advances in land remote sensing:** system modeling, inversion and application. [S.l.]: Springer Science, 2008. 496p.

LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W. **Remote sensing and image interpretation.** 4. ed. New York: John Wiley & Sons, 2000, 724p.

LIMA, A. **Aplicação de geoprocessamento na análise da representatividade do sistema de unidades de conservação no estado do Mato Grosso.** 2005, 151p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2005.

LIMA, C. A.; SILVA, E. T. J. B.; SANO, E. E. Análise de imagens do ALOS/PALSAR para a discriminação da cobertura vegetal da Amazônia. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14., 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 7315-7321.

LIMPITLAW, D.; GENS, R. Dambo mapping for environmental monitoring using Landsat TM and SAR imagery: Case study in the Zambian Copperbelt. **International Journal of Remote Sensing**, v. 27, n. 21, p. 4839–4845, 2006.

LOPES, A.; TOUZI, R.; NEZRY, E. Adaptive speckle filters and scene heterogeneity. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 28, n. 6, p. 992-1000, 1990.

LU, D.; MORAN, E.; BATISTELLA, M. Linear mixture model applied to Amazonian vegetation classification. **Remote Sensing of Environment**, v. 87, p. 456-469, 2003.

LU, D.; BATISTELLA, M.; MORAN, E. Land-cover classification in the Brazilian Amazon with the integration of Landsat ETM+ and Radarsat data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 28, p. 5447–5459, 2007.

LUCCA, E. V. D. **Avaliação e comparação de algoritmos de segmentação de imagens de radar de abertura sintética.** 1998, 201p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 1998.

MARGULIS, S. **Causas do desmatamento da Amazônia brasileira**. 1. ed. Brasília, 2003. 100p. ISBN: 85-88192-10-1. Disponível em: <http://www.amazonia.org.br/arquivos/79104.pdf>. Acesso em: 15 jan. 2008.

MATHER, P. M. **Computer processing of remotely sensed images: an introduction.** 2nd ed. Chichester: John Wiley & Sons, 1999. 292p. ISBN (0-471-98550-3).

MESQUITA JÚNIOR, H. N.; SILVA, M. C.; WATANABE, N. Y.; ESTEVES, R. L. Aplicações de sensoriamento remoto para o monitoramento do desmatamento da Amazônia. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 6835-6842.

MILNE, A. K.; DONG, Y. Vegetation mapping using JERS-1 SAR mosaic for northern Australia. **International Journal of Remote Sensing**, v. 23, n.7, p. 1475-1486, 2002.

MORAN, E. F.; BRONDIZIO, E. S.; TUCKER, J. M.; SILVA-FORSBERG, M. C.; MCCRACKEN, S.; FALESI, I. Effects of soil fertility and land-use on forest succession in Amazônia. **Forest Ecology and Management**, v. 139, p. 93-108, 2000.

MORTON, D. C.; DEFRIES, R. S.; SHIMABUKURO, Y. E.; ANDERSON, L. O.; ARAI, E.; ESPIRITO-SANTO, F. B.; FREITAS, R.; MORISETTE, J. Cropland expansion changes deforestation dynamics in the southern Brazilian Amazon. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 103, n. 39, p. 14637-14641, 2006.

NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION (NASA). Shuttle Radar Topography Mission (SRTM). **SRTM V2 released - S12W055**. 2008. Disponível em: <www.jpl.nasa.gov/srtm>. Acesso em: 29 jan. 2008.

NEGRI, R. G**. Avaliação de dados polarimétricos do sensor ALOS PALSAR para classificação da cobertura da terra da Amazônia.** 2009. 150 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2009.

NEPSTAD, D.; MCGRATH, D.; ALENCAR, A.; BARROS, A. C.; CARVALHO, G.; SANTILLI, M.; VERA DIAZ, M. C. Frontier Governance in Amazônia. **Science,** v. 295, p. 629-631, 2002.

NUMATA, Y. **Avaliação da conversão de floresta para pastagem na Amazônia usando sensoriamento remoto e a fertilidade do solo.** 1999. 104 p. (INPE-7232-TDI/686). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 1999.

PASTOR, C. Q. **Aplicación del modelo de mezclas espectrales en la teledetección forestal.** 2002. 222 p. Tese (Doutorado) - Universidade de Valladolid - Espanha. Valladolid, 2002.

PCI GEOMATICS (PCI GEOMATICS). **Geomatica 10-** SAR processing with geomatica.. Version 10.1. Richmond Hill, 2007a. 62 p. Couse Guide.

PCI GEOMATICS (PCI GEOMATICS). **Orthorectifying ALOS PALSAR**. Quick Guide. . Richmond Hill, 2007b. 12 p.

PERZ, S. G.; SKOLE, D. L. Social determinants of secondary forests in the Brazilian Amazon. **Social Science Research**, v. 32, p. 25-60, 2003.

PIERCE, L. E.; BERGEN, K. M.; DOBSON, M. C.; ULABY, F. T. Multitemporal land-cover classification using SIR-C/X-SAR Imagery**. Remote Sensing of Environment**, v. 64, n. 1, p. 20-33, 1998.

PROJETO RADAMBRASIL. **Folha SC. 21 - Juruena:** geologia, geomorfologia, solos, vegetação e uso potencial da terra**.** Ministério das Minas e Energia, Departamento Nacional de Produção Mineral (DNPM), Levantamento de Recursos Naturais, Rio de Janeiro, v. 20, 1980, 458 p.

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**, v. 38, n. 2, p. 741-753, 2000.

RESEARCH SYSTEMS INC. (RSI). **The Environment for Visualizing Images - ENVI.** Boulder, CO, USA, 2005.

RICHARDS, J. A. **Remote sensing digital image analysis.** Campbell, Australia: Springer-Verlag, 1993. 339 p.

RIGNOT, E.; SALAS, W. A.; SKOLE, D. L. Mapping Deforestation and Secondary Growth in Rondonia, Brazil, Using Imaging Radar and Thematic Mapper Data. **Remote Sensing Environment**, v. 59, n. 2, p. 167-179, 1997.

ROBERTS, D. A.; KELLER, M.; SOARES, J. V. Studies of land-cover, land-use, and biophysical properties of vegetation in the Large Scale Biosphere Atmosphere experiment in Amazônia**. Remote Sensing of Environment**, v. 87, p. 377-388, 2003.

ROJAS, E. H. M. **Síntese genética de redes neurais artificiais ART2 na classificação de imagens ASTER para mapeamento de uso e cobertura da terra na região norte do Mato Grosso.** 2004. 126 p. (INPE-12256-TDI/981). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2004.

ROSENQVIST, A.; MILNE, A.; LUCAS, R.; IMHOFF, M.; DOBSON, C. A review of remote sensing technology in support of the Kyoto Protocol. **Environmental Science & Policy**, v. 6, n. 5, p. 441-455, 2003.

ROSENQVIST, A.; SHIMADA, M.; ITO, N.; WATANABE, M. ALOS PALSAR: A Pathfinder Mission for Global-Scale Monitoring of the Environment. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,** v. 45, n. 11, p. 3307-3316, 2007

RUDEL, T. K.; COOMES, O. T.; MORAN, E.; ACHARD, F.; ANGELSEN, A.; XU, J.; LAMBIN, E. Forest transitions: towards a global understanding of land use change. **Global Environmental Change**, v. 15, p. 23–31, 2005.

SAATCHI, S. S.; RIGNOT, E. Classification of boreal forest cover types using SAR images. **Remote Sensing of Environment**, v. 60, p. 270-281, 1997.

SAATCHI, S. S.; SOARES, J. V.; ALVES, D. S. Mapping deforestation and land use in Amazon rain forest by using SIR-C imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 59, p. 191-202, 1997.

SAATCHI, S. S.; NELSON, B.; PODEST, E.; HOLT, J. Mapping land cover types in the Amazon Basin using 1 km JERS-1 mosaic. **International Journal of Remote Sensing**, v. 21, n.6, p. 1201-1234, 2000.

SAATCHI, S.; AGOSTI, D.; ALGER, K.; DELABIE, J.; MUSINSKY, J. Examining fragmentation and loss of primary forest in the southern Bahian Atlantic forest of Brazil with radar imagery. **Conservation Biology**, v. 15, n. 4, p. 867-875, 2001.

SABINS, F. F. **Remote sensing:** principles and interpretation. 3rd ed. New York, NY: W.H. Freeman, 1997.

SANO, E. E.; FERREIRA, L. G.; ASNER, G. P.; STEINKE, E. T. Spatial and temporal probabilities of obtaining cloud-free Landsat images over the Brazilian tropical savanna. **International Journal of Remote Sensing**, v. 28, n. 12, p. 2739-2752, 2007.

SANT'ANNA, S. J. S. **Avaliação do desempenho de filtros redutores de "*speckle*" em imagens de radar de abertura sintética.** 1995. 209 p. (INPE-6125-TDI/586). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 1995.

SANT'ANNA, S. J. S.; MASCARENHAS, N. D. A. Comparação do Desempenho de Filtros Redutores de "*Speckle*". In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8., 1996, Salvador. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1996. p. 871-877.

SANT'ANNA, S. J. S.; DUTRA, L. V.; FREITAS, C. C.; BINS, L. S.; GOMES, A. R.; MURA, J. C. Introdução ao processamento de imagens de radar. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis, **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 205. (INPE-14786-PUD/185). Disponível em: <http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m17@80/2007/12.10.15.19>. Acesso em: 21 mai. 2008.

SANTOS, J. R. **Métodos de tratamento de dados orbitais para estimativa do desflorestamento da Amazônia brasileira:** a experiência do INPE. Aplicações do sensoriamento remoto e Sistemas de Informação Geográfica no monitoramento na Amazônia brasileira. Brasília: MMA/SCA/PPG7, 2002. p. 17-21. Resultados do Workshop realizado em Brasília, de 2 - 3 abr. 2002. (INPE-11464-PRE/6885). Disponível em: <http://urlib.net/sid.inpe.br/sergio/2004/10.14.12.21>. Acesso em: 01 fev. 2008.

SANTOS, J. R.; GONÇALVES, F. G.; DUTRA, L. V.; MURA, J. C.; PARADELLA, W. R. Analysis of airborne SAR data (L-band) for discrimination land use/land cover types in the Brazilian Amazon region. In: IGARSS, 2007, Barcelona. **IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium**, p. 2342-2345, 2007.

SANTOS, J. R.; MURA, J. C.; PARADELLA, W. R.; DUTRA, L. V.; GONÇALVES, F. G. Mapping recent deforestation in the Brazilian Amazon using simulated L-band MAPSAR images. **International Journal of Remote Sensing**, v. 29, n. 16, p. 4879-4884, 2008.

SARMAP. **Synthetic aperture radar and SARscape.** The SAR Guidebook. 2008. 268 p.

SCHOWENGERDT, R. A. **Remote sensing, models and methods for image processing.** 3rd ed. Academic Press, 2007. 522 p.

SCOFIELD, G. B.; SANT´ANNA, S. J. S.; FREITAS, C. C.; DUTRA, L. V. Avaliação quantitativa do SegSAR através de medidas de borda e regiões em imagens ópticas sintéticas. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 6167-6174.

SHIMABUKURO, Y. E. **Shade images derived from linear mixing models of multispectral measurements of forested areas.** 1987. Thesis (Philosophic Doctor). Colorado State University. Fort Collins, Colorado. USA. 1987.

SHIMABUKURO, Y. E.; SMITH, J. A. The Least-square mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 29, n. 1, p. 16-20, 1991.

SHIMABUKURO, Y. E.; MELLO, E. M. K.; MOREIRA, J. C.; DUARTE, V. **Segmentação e classificação da imagem sombra do modelo de mistura para mapear desflorestamento na Amazônia**. São José dos Campos: INPE, 1997. 16 p.

SHIMABUKURO, Y. E; AMARAL, S; AHERN, F. J.; PIETSCH, R. W. Land cover classification from Radarsat data of the Tapajós National Forest, Brazil. **Canadian Journal of Remote Sensing,** v. 24, n. 4, 1998.

SHIMABUKURO, Y. E.; DUARTE, V.; MOREIRA, M. A.; ARAI, E.; RUDORFF, B. F. T.; ANDERSON, L. O.; SANTO, F. D. B.; FREITAS, R. M. DE; AULICINO, L. C. M.;

MAURANO, L. E. P.; ARAGÃO, J. R. L. **Detecção de áreas desflorestadas em tempo real: conceitos básicos, desenvolvimento e aplicação do projeto DETER.** São José dos Campos: INPE, 2005. 63 p. (INPE-12288-RPE/796).

SHIMABUKURO, Y.; ALMEIDA-FILHO, R.; KUPLICH, T. M.; FREITAS, R. M. Use of Landsat TM fraction images to quantify the optical and sar data relationships for land cover discrimination in the brazilian Amazonia. In: MID-TERM SYMPOSIUM, 2006, Enschede, Holanda. **Proceedings...** 2006. p. 4. (INPE-13901-PRE/9082). Disponível em: <http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m12@80/2006/07.20.13.24>. Acesso em: 16 ago. 2008.

SHIMABUKURO, Y. E.; DUARTE, V.; MOREIRA, M. A.; ARAI, E.; RUDORFF, B. F. T.; ANDERSON, L. O.; FREITAS, R. M.; LIMA, A.; ARAGÃO, J. R. L. **Detecção de áreas desflorestadas em tempo real (PROJETO DETER) para os anos de 2005 e 2006**. São José dos Campos: INPE, 2007a. 57 p. (INPE-14784-RPQ/810).

SHIMABUKURO, Y. E.; ALMEIDA-FILHO, R.; KUPLICH, T. M.; FREITAS, R. M. Quantifying optical and SAR image relationships for tropical landscape features in the Amazônia. **International Journal of Remote Sensing**, v. 28, n. 17, p.3831-3840, 2007b.

SILVA, W. F. **Imagens polarimétricas em banda L do SAR-R99B e do MAPSAR (simuladas) para distinguir culturas agrícolas.** 2007. 145 p. (INPE-14821-TDI/1261). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2007.

SMIT, G. S. A pratical application of radar imagery for tropical rain forest vegetation mapping. In: ZONNEVELD, I. S.; KUCHLER, A. W. (Ed.) **Vegetation mapping** - Dordrecht, Netherlands: Kluwer, 1988. Handbook of Vegetation Science 10. 1998. 635 p.

SOARES FILHO, B. S. Análise das mudanças de cobertura do solo no Norte do Mato Grosso, Brasil. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 3357-3364.

SOARES FILHO, B. S.; NEPSTAD, D. C.; CURRAN, L.; CERQUEIRA, G. C.; GARCIA, R. A.; RAMOS, C. A.; VOLL, E.; MCDONALD, A.; LEFEBVRE, P.; SCHLESINGER, P.; MCGRATH, D. Cenários de desmatamento para a Amazônia. **Estudos Avançados,** v. 19, n. 54, p. 137-152, 2005.

SOUSA JÚNIOR, M. A. **Segmentação multi-níveis e multi-modelos para imagens de radar e ópticas.** 2005. 133 p. Doutorado (Doutorado em Computação Aplicada) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2005.

SOUSA JÚNIOR, M. A.; DUTRA, L. V.; FREITAS, C. C. Segmentação de imagens JERS e TM/Landsat usando o segmentador incremental multi-níveis SegSAR. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 4493-4499.

SPOT IMAGE. **Spot satellite technical data.** Technical information. 2005. 4 p.

SULSOFT. **Guia do ENVI em Português.** Porto Alegre, 2006. Disponível em: <http://intranet.sulsoft.com.br/site/guia_envi/centro.htm>. Acesso em: 14 set. 2007.

THIEL, C.; DREZET, P.; WEISE, C.; QUEGAN, S.; SCHUMULLIUS, C. Radar remote sensing for the delineation of forest cover maps and the detection of deforestation. **Forestry**, v. 79, n. 5, p. 589-597, 2006.

TOMPKINS, S.; MUSTARD, J. F.; PIETERS, C. M.; FORSYTH, D. W. Optimization of endmembers for spectral mixture analysis. **Remote Sensing of Environment**, v. 59, p. 472-489, 1997.

TOUZI, R. A review of speckle filtering in the context of estimation theory. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 40, n. 11, p. 2392-2404, 2002.

TREITZ, P.; ROGAN, J. Remote sensing for mapping and monitoring land-cover and land-use change - an introduction. **Progress in Planning,** v. 61, p. 269-279, 2004.

VAN DER SANDEN, J. J.; HOEKMAN, D. H. Potential of airborne radar to support the assessment of land cover in a tropical rain forest environment. **Remote Sensing of Environment**, v. 68, n. 1, p. 26-40, 1999.

VIEIRA, P. R. **Desenvolvimento de classificadores de máxima verossimilhança e ICM para imagens SAR.** 1996. São José dos Campos, 251 p. (INPE 6124-TDI/585). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1996.

VIEIRA, P. R.; YANASSE, C. C. F.; FRERY, A. C.; SANT'ANNA, S. J. S. Um sistema de análise e classificação estatísticas para imagens SAR. In: JORNADAS LATINOAMERICANAS DE PERCEPCION REMOTA POR RADAR: TÉCNICAS DE PROCESSAMIENTO DE IMAGENES, 1., 1996, Buenos Aires. **Anales...** Buenos Aires: ESA, 1996. p. 170-185.

VIEIRA, I. C. G.; ALMEIDA, A. S.; DAVIDSON, E. A.; STONE, T. A.; CARVALHO, C. J. R.; GUERRERO, J. B. Classifying successional forests using Landsat spectral properties and ecological characteristics in eastern Amazônia. **Remote Sensing of Environment**, v. 87, p. 470-481, 2003.

VIEIRA, I. C. G.; SILVA, J. M. C.; TOLEDO, P. M. Estratégias para evitar a perda de biodiversidade na Amazônia. **Estudos Avançados**, v. 19, n. 54, p. 153-164, 2005.

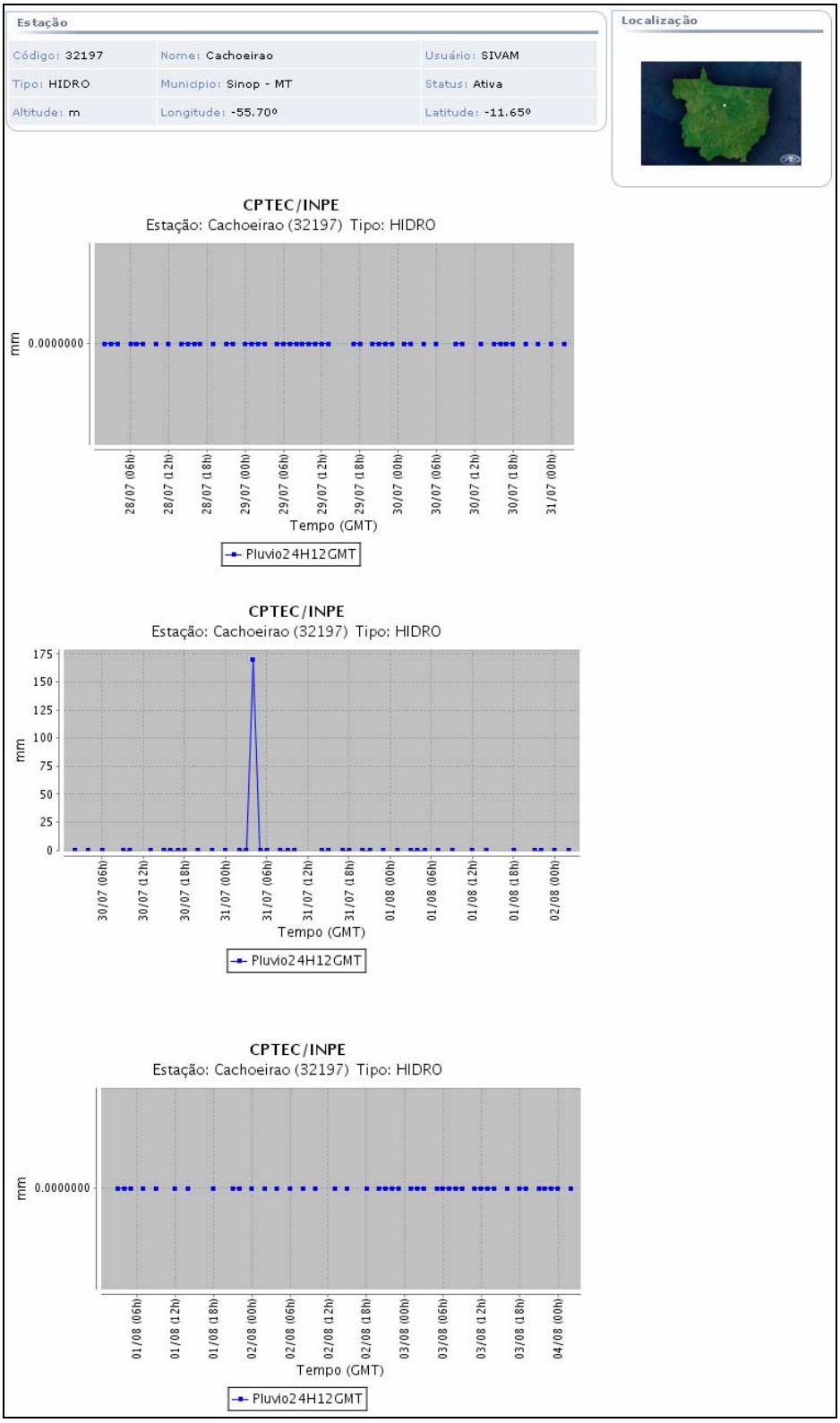
WALKER, R. Theorizing Land-Cover and Land-Use change: The case of tropical deforestation. **International Regional Science Review,** v. 27, n.3. p. 247-270, 2004.

WATANABE, M.; SHIMADA, M.; OUCHI, K.; WANG, H.; MATSUOKA, M.; SATO, M. Forest monitoring with JERS-1/SAR and ALOS/PALSAR. In: IGARSS, 2007, Barcelona. **IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium**, p. 2326-2329, 2007.

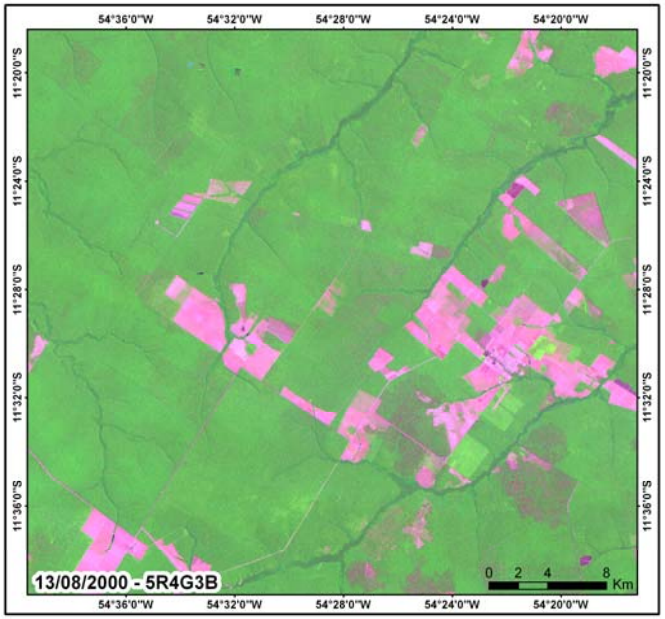
WOODHOUSE, I. H. **Introduction to microwave remote sensing.** BOCA RATON, FL: TAYLOR & FRANCIS, 2006. 370 p.

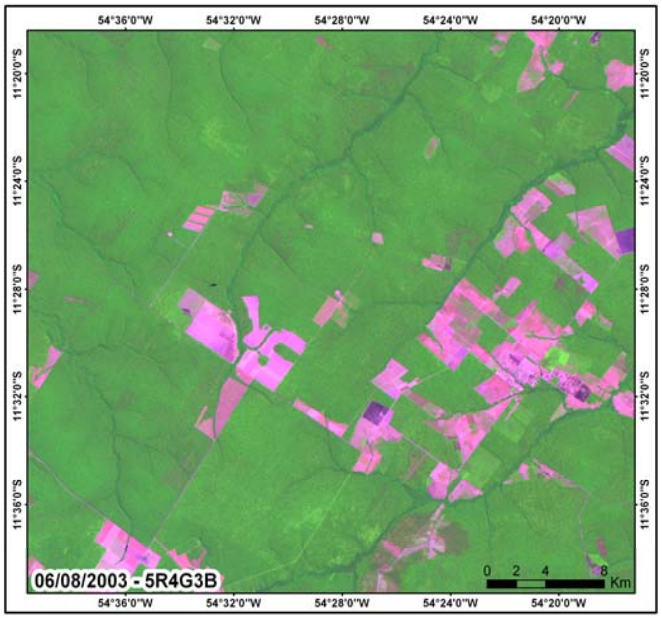
APÊNDICE A - VALORES DIÁRIOS DE PRECIPITAÇÃO ATMOSFÉRICA

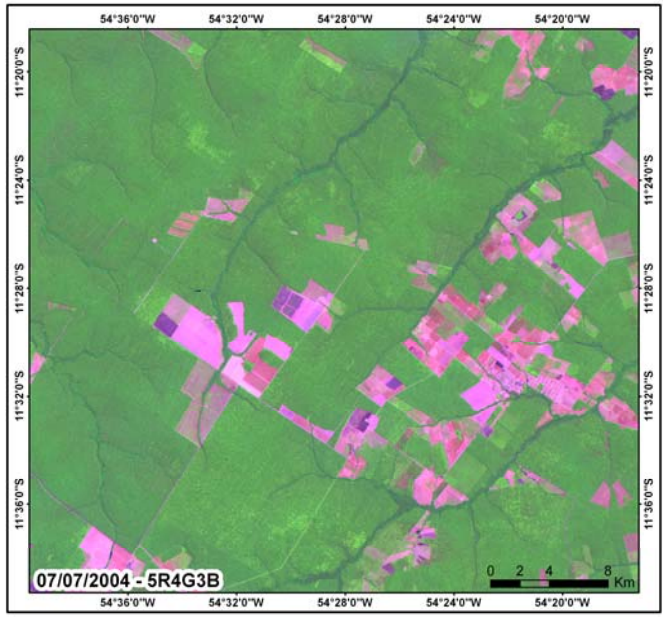
Gráfico ilustrando os valores diários de precipitação atmosférica na PCD 32197.

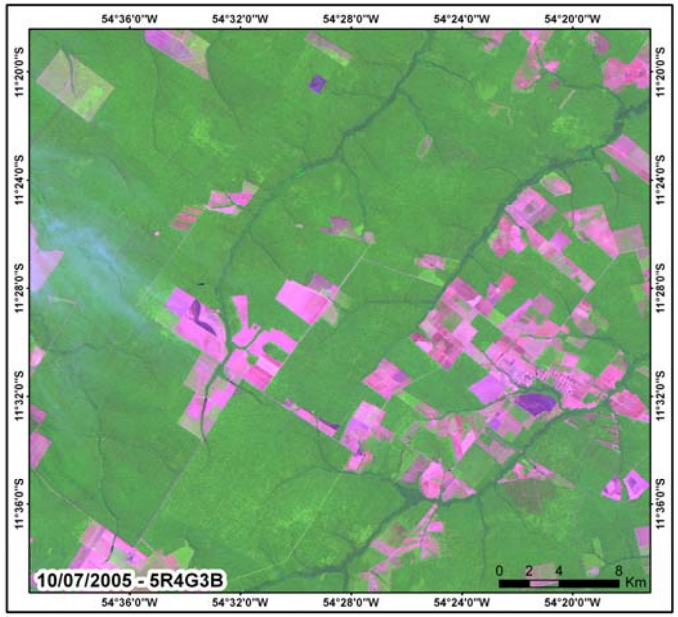


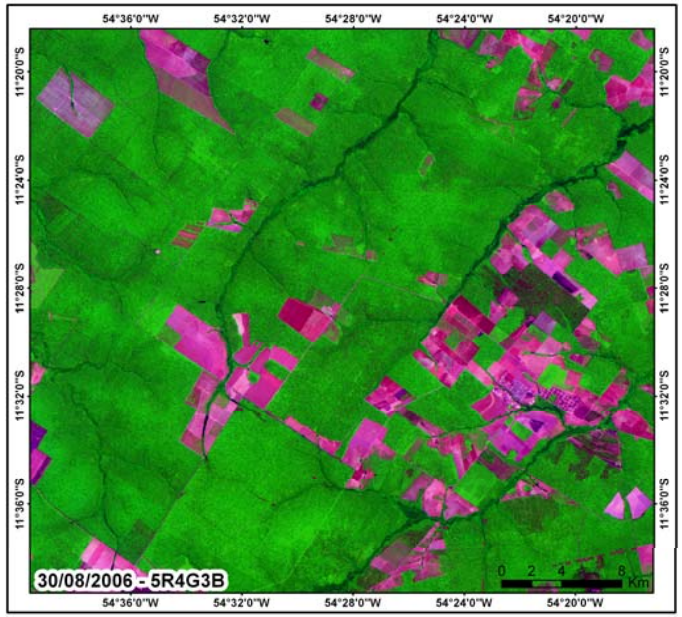
APÊNDICE B - RELAÇÃO DE IMAGENS LANDSAT 5/TM

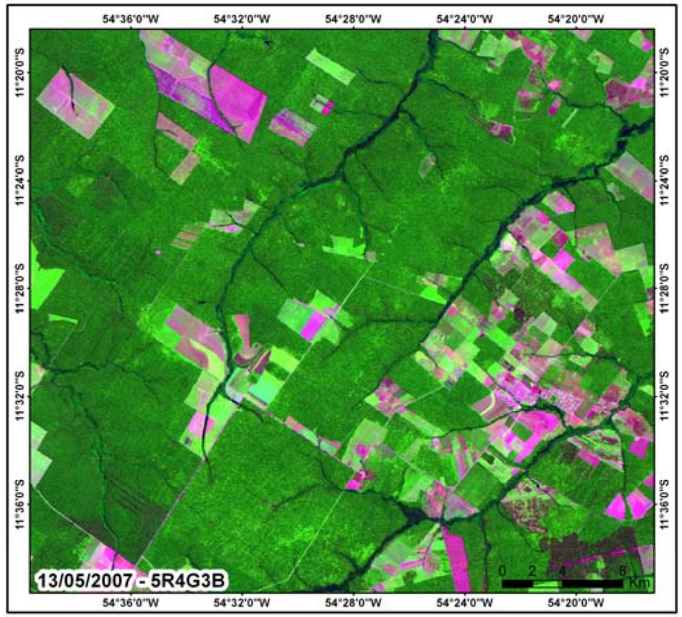


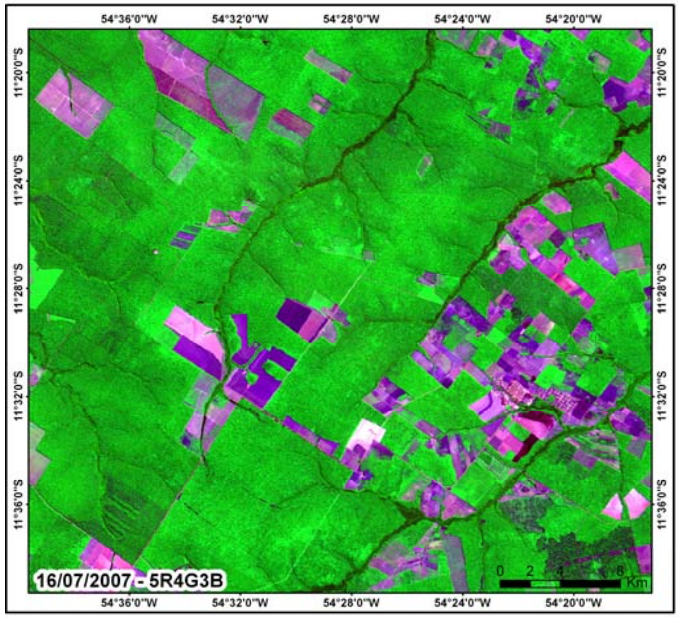



54°36'0"W
54°32'0"W
54°28'0"W
54°24'0"W
54°20'0"W
11°20'0"S
11°24'0"S
11°28'0"S
11°32'0"S
11°36'0"S
07/07/2004 - 5R4G3B
0 2 4 8
Km


54°36'0"W
54°32'0"W
54°28'0"W
54°24'0"W
54°20'0"W
11°20'0"S
11°24'0"S
11°28'0"S
11°32'0"S
11°36'0"S
10/07/2005 - 5R4G3B
0 2 4 8
Km


54°36'0"W
54°32'0"W
54°28'0"W
54°24'0"W
54°20'0"W
11°20'0"S
11°24'0"S
11°28'0"S
11°32'0"S
11°36'0"S
30/08/2006 - 5R4G3B
0 2 4 8
Km

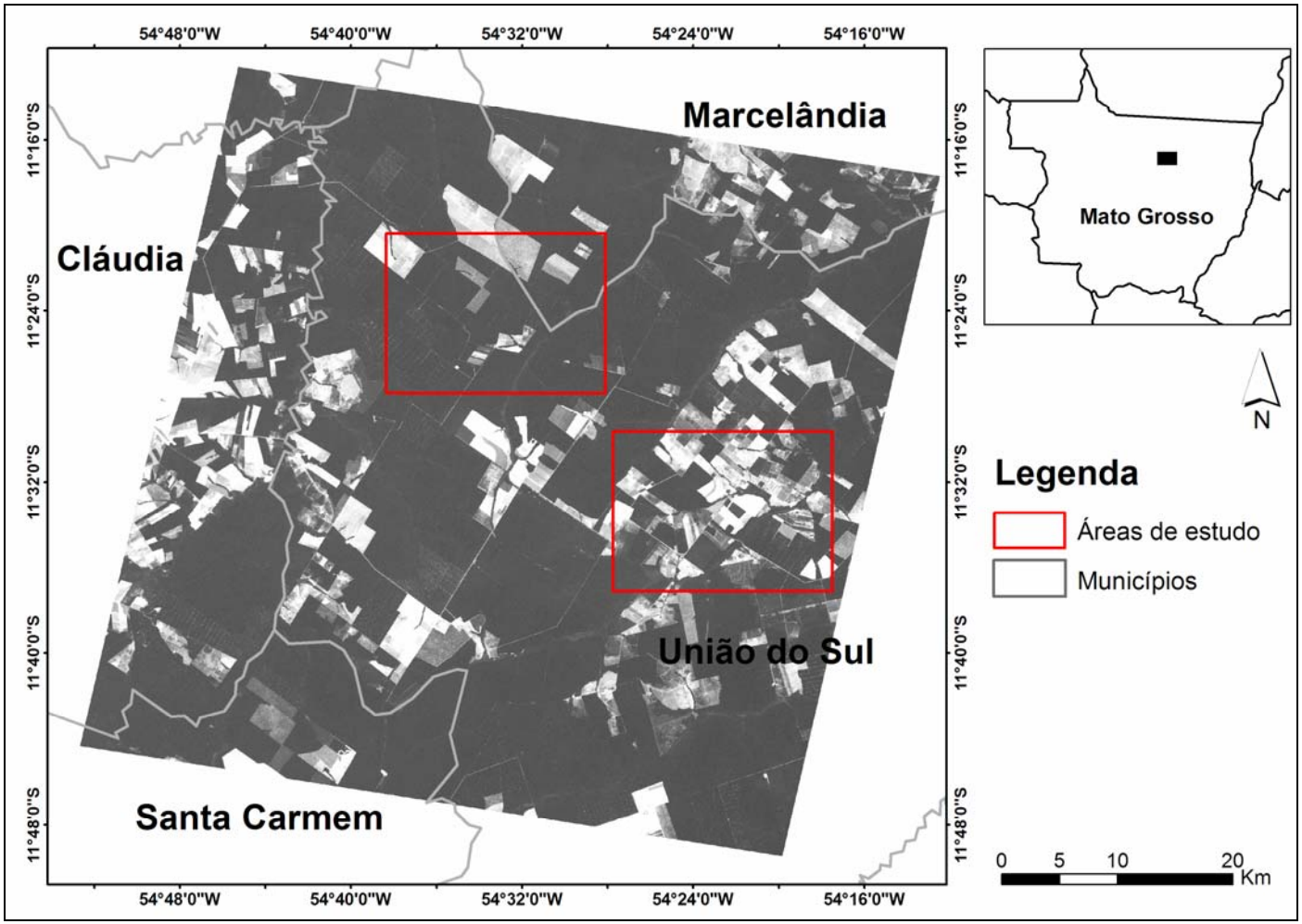

54°36'0"W
54°32'0"W
54°28'0"W
54°24'0"W
54°20'0"W
11°20'0"S
11°24'0"S
11°28'0"S
11°32'0"S
11°36'0"S
13/05/2007 - 5R4G3B
0 2 4 8
Km


54°36'0"W
54°32'0"W
54°28'0"W
54°24'0"W
54°20'0"W
11°20'0"S
11°24'0"S
11°28'0"S
11°32'0"S
11°36'0"S
16/07/2007 - 5R4G3B
0 2 4 8
Km

54°36'0"W
54°32'0"W
54°28'0"W
54°24'0"W
54°20'0"W
11°20'0"S
11°24'0"S
11°28'0"S
11°32'0"S
11°36'0"S
17/08/2007 - 5R4G3B
0 2 4 8
Km

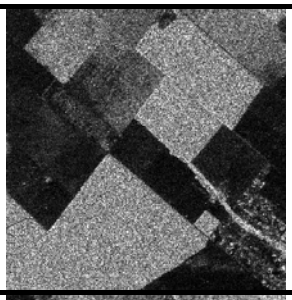
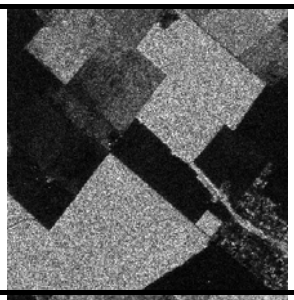
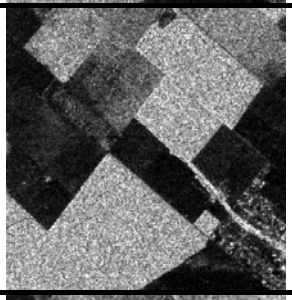
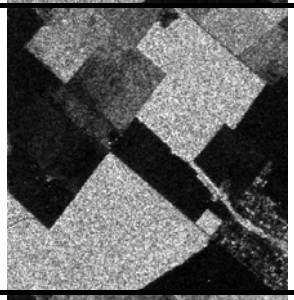
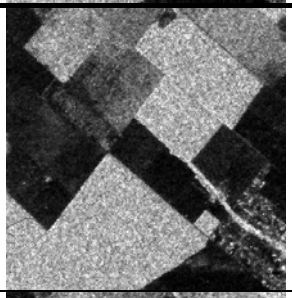
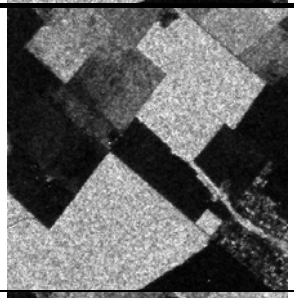
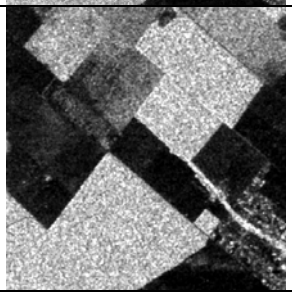
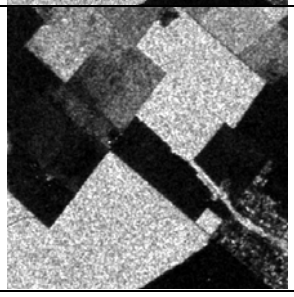
APÊNDICE C - IMAGEM SPOT 2/HRV

Imagem pancromática SPOT 2/HRV de 12 de agosto de 2007 utilizada pelo trabalho.

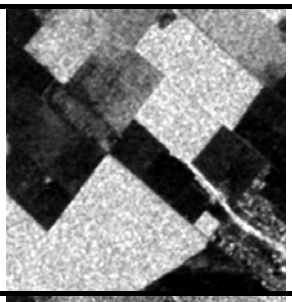
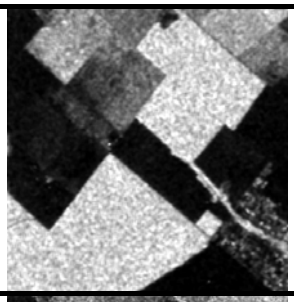
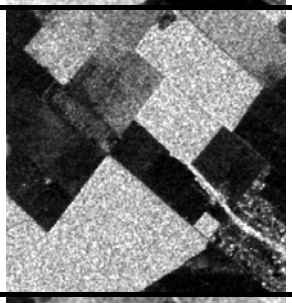
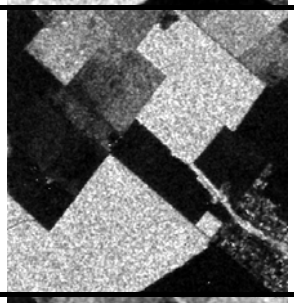
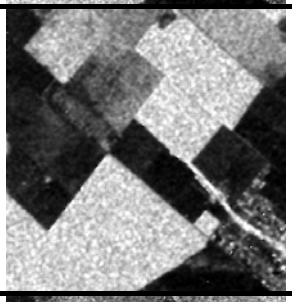
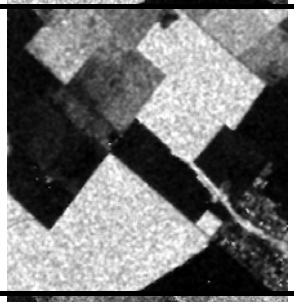
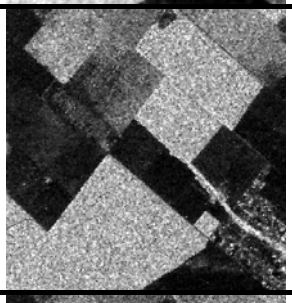
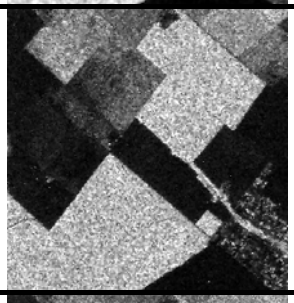
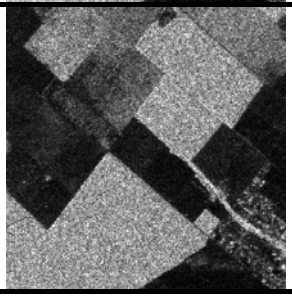
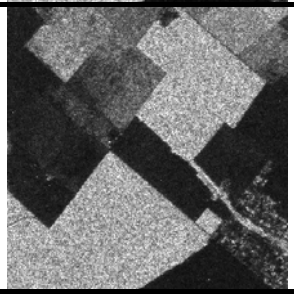


APÊNDICE D - RELAÇÃO SINAL-RUÍDO OBTIDA NAS IMAGENS

Ilustrações da relação sinal-ruído obtida nas polarizações para os filtros e janelas consideradas.

Imagem HH			Imagem HV		
Área ampliada		Relação sinal-ruído	Área ampliada		Relação sinal-ruído
Original		**9,571**	**Original**		**9,671**
Lee 3x3		**22,754**	**Lee 3x3**		**22,484**
Lee 5x5		**28,573**	**Lee 5x5**		**28,347**
Frost 3x3		**60,706**	**Frost 3x3**		**56,291**

(continua)

Imagem HH			Imagem HV		
Área ampliada		Relação sinal-ruído	Área ampliada		Relação sinal-ruído
Frost 5x5		159,408	Frost 5x5		134,338
Gamma 3x3		60,599	Gamma 3x3		56,575
Gamma 5x5		162,518	Gamma 5x5		136,754
Kuan 3x3		26,889	Kuan 3x3		27,494
Kuan 5x5		14,522	Kuan 5x5		14,675

APÊNDICE E - RELAÇÃO DE IMAGENS SEGMENTADAS

Relação de imagens segmentadas e número de regiões geradas pelo segmentador.

Imagem		Número de regiões
Área 1	HH	6567
	HH-HV	11653
	HV	6271
Área 2	HH	5138
	HH-HV	10696
	HV	4942

APÊNDICE F - VALORES DO TESTE Z PARA AS CLASSIFICAÇÕES

Resultado da comparação entre as classificações pelo teste Z sobre o índice Kappa, realizado com as classificações Bhattacharyya e Maxver-ICM. As células destacadas representam os resultados significativos a um nível de 5% de significância.

Classificação*	Valor Kappa											
	0,47	0,51	0,50	0,29	0,33	0,40	0,58	0,52	0,55	0,30	0,41	0,31
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12
A1-Max-HH (C1)	56,93	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
A1-Max-HH-HV (C2)	3,51	63,03	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
A1-Max-HV (C3)	3,00	0,65	67,20	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
A2-Max-HH (C4)	15,00	18,62	18,68	35,07	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
A2-Max-HH-HV (C5)	12,02	15,62	15,57	3,00	39,51	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
A2-Max-HV (C6)	5,86	9,53	9,25	9,58	6,50	51,61	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
A1-Bha-HH (C7)	10,48	6,97	7,90	25,86	22,82	16,84	75,95	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
A1-Bha-HH-HV (C8)	4,62	1,09	1,79	19,86	16,83	10,72	5,91	65,71	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
A1-Bha-HV (C9)	7,18	3,62	4,43	22,61	19,55	13,45	3,43	2,54	71,39	*NA*	*NA*	*NA*
A2-Bha-HH (C10)	14,52	18,19	18,24	0,66	2,38	9,03	25,52	19,44	22,22	36,88	*NA*	*NA*
A2-Bha-HH-HV (C11)	4,44	7,98	7,64	10,52	7,54	1,27	15,01	9,13	11,73	9,99	50,17	*NA*
A2-Bha-HV (C12)	13,63	17,29	17,30	1,55	1,48	8,10	24,60	18,53	21,31	0,91	9,10	38,22

*)
A1: Área 1
A2: Área 2
Max: Classificação Maxver-ICM
Bha: Classificação Bhattacharyya
HH: Polarização HH
HV: Polarização HV

Estatisticamente iguais (<1,96)

Estatisticamente diferentes (≥ 1,96)