



**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA**  
**Instituto de Geociências**

**Análise de Imagens do Satélite ALOS PALSAR para  
Discriminar Fitofisionomias do Bioma Cerrado:  
Estudo de Caso no Parque Nacional da Chapada dos  
Veadeiros**

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO n° 34**

**SILVIA NASCIMENTO VIANA**

**Brasília-DF**  
**Abril 2012**



**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA**  
**Instituto de Geociências**

**Análise de Imagens do Satélite ALOS PALSAR para  
Discriminar Fitofisionomias do Bioma Cerrado:  
Estudo de Caso no Parque Nacional da Chapada dos  
Veadeiros**

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO n° 34**

**SILVIA NASCIMENTO VIANA**

**Orientador:**

Dr. Edson Eyji Sano

**Examinadores:**

Dr. Ricardo Seixas Brites (Examinador interno)

Dr. Roberto Rosa (Examinador externo)

**Brasília-DF**  
**Abril 2012**

Dissertação a ser submetida ao Instituto de Geociências, Departamento de Geologia Geral e Aplicada da Universidade de Brasília, em cumprimento a requisito parcial para obtenção do Título de Mestre em Geociências Aplicadas.

**Autora:**

Silvia Nascimento Viana

**Banca Examinadora:**

Dr. Edson Eyji Sano

\_\_\_\_\_  
Orientador

Dr. Ricardo Seixas Brites

\_\_\_\_\_  
Membro Interno

Dr. Roberto Rosa

\_\_\_\_\_  
UFU/Geografia - Membro Externo

Brasília-DF  
Abril 2012

## DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho especialmente aos meus pais Regina e Regino quem eu amo muito, às BFFS e amigos e pelo apoio, força, incentivo, amizade. Sem vocês nada disso seria possível.

## AGRADECIMENTOS

Sempre me impressionou, todas as vezes que lia os agradecimentos das dissertações e teses, o cuidado de seus autores em destacar ser impossível mencionar todos aqueles que, de alguma forma, foram fundamentais para a realização daquele trabalho. Agora que me vejo no desempenho dessa tarefa, tento aquilatar um pouco seu tamanho e entender a dificuldade de realizá-lo.

Primeiramente, agradeço a Deus pela força espiritual que me ajuda percorrer por caminhos que eu jamais pensei em trilhar.

O meu agradecimento muito especial ao orientador e inestimável amigo Dr. Edson Eyji Sano, que aceitou a árdua tarefa de me orientar. Sem sua paciência e dedicação, não teria conseguido.

Agradeço ao Prof. Dr. Paulo Roberto Meneses, por suas valorosas aulas que me serviram de base para a realização deste trabalho.

Agradeço aos Drs. Ricardo Seixas Brites e Roberto Rosa, por, gentilmente, terem aceitado o convite de fazer parte desta banca.

Ao corpo docente do Instituto de Geociências pelos cursos ministrados.

A todos os funcionários da Universidade de Brasília por todo carinho, educação e presteza a mim dispensados.

Agradecimentos são estendidos à Agência de Cooperação Internacional do Japão (JICA), pela oportunidade de participar do curso *Satellite Remote Sensing Data Analysis Technology for Disaster Environmental Monitoring* em Tóquio, no qual tive a possibilidade de expandir meus conhecimentos em sensoriamento por radar, como também pela disponibilização das imagens ALOS PALSAR utilizadas nesta pesquisa. Agradecimentos são extensivos ao Paulo Henrique Amorim da Imagem™, pelo valioso auxílio no georreferenciamento das imagens ALOS PALSAR.

A todos os amigos do Centro de Sensoriamento Remoto (CSR/Ibama) pelo apoio prestado de forma direta ou indireta. Agradeço especialmente minha amiga e parceira Andreyra Bethânia Ramos por todo apoio e, principalmente, pelos momentos de descontração que serviram de combustível para o sucesso desse trabalho. Sou grata também ao meu amigo vascaíno, companheiro na graduação e agora vizinho de baía, Felipe Luis Matos por todo apoio e incentivo. Daniel Freitas, não só vizinho de baía, como colega no Mestrado, obrigada pelos textos emprestados e pela paciência quando necessária.

O meu carinho e agradecimento especialíssimo a minha BFF Carol Musa, que faz jus ao nome e realmente serve de inspiração, ao dar exemplos de força e superação. Tudo sempre com bom humor e alegria contagiantes.

Agradeço ternamente as minhas BFF's Bárbara Lôbo, Gislaine Silva que estão sempre presentes, compartilhando momentos frugais que tornam nossas jornadas mais especiais e celebrando a vida.

Agradeço a todos os amigos e colegas que mesmo não me ajudando de forma efetiva torceram e acreditaram no meu trabalho.

À minha família, avó Maria, saudosos avôs Ruth, Ylton e Luis, tios e tias, primos e primas, agradeço pelo carinho e amor incondicional.

Por fim, mas não menos importante, aos meus pais Regina Helena da Silva Viana e Regino Luis Viana, meu sinceros e mais profundos agradecimento por terem me dado a vida, amor, carinho, puxões de orelha e os ensinamentos que me conduziram até aqui.

## SUMÁRIO

	Pág.
LISTA DE TABELAS.....	viii
LISTA DE FIGURAS.....	ix
RESUMO.....	xi
ABSTRACT.....	xii
CAPÍTULO 1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	13
1.1 INTRODUÇÃO .....	13
1.2 HIPÓTESE.....	14
1.3 OBJETIVOS.....	15
1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....	15
CAPÍTULO 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	16
2.1 CERRADO: CARACTERÍSTICAS GERAIS.....	16
2.2 SENSORIAMENTO REMOTO POR RADAR.....	22
2.3 ALOS PALSAR.....	34
2.4 SEGMENTAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO.....	36
2.5 EXATIDÃO GLOBAL E ACURÁCIA DOS DADOS.....	45
CAPÍTULO 3 MATERIAIS E MÉTODOS.....	48
3.1 ÁREA DE ESTUDO.....	48
3.2 MATERIAIS.....	50
3.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS.....	50
CAPÍTULO 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	53
CAPÍTULO 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	60
REFERÊNCIAS.....	61
ANEXOS.....	69

## LISTA DE TABELAS

	Pág.
2.1 Agrupamento das grandes formações vegetais encontradas no bioma Cerrado e a descrição de suas principais fitofisionomias.....	17
2.2 Principais comprimentos de onda e frequências utilizados pelos sistemas radares.....	27
2.3 Características gerais do sistema PALSAR.....	35
2.4 Classificação do coeficiente Kappa.....	47
3.1 Características das imagens do satélite ALOS/PALSAR do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros adquiridas para esse estudo.....	50
4.1 Comparação entre as acurácias dos resultados dos três classificadores.....	55
4.3 Matriz de erros da segmentação de imagens e classificação.....	58

## LISTA DE FIGURAS

	Pág.
2.1 Localização do bioma Cerrado no Brasil.....	16
2.2 Distribuição espacial e topográfica das principais fitofisionomias do bioma Cerrado.....	21
2.3 Processo de aquisição de imagens por um sistema de radar, em visada lateral.....	23
2.4 Feições de encurtamento de rampa (faixas estreitas, alongadas e brilhantes) em uma imagem do satélite japonês ALOS PALSAR da região de Chapada dos Veadeiros, Goiás.....	24
2.5 Efeitos construtivos e destrutivos de fase na formação de uma imagem de radar devido a espalhamentos múltiplos provenientes de uma mesma célula de resolução.....	25
2.6 Presença de ruído speckle (aspecto de sal e pimenta em toda a imagem) em uma parte da cena do satélite ALOS PALSAR, polarização HH, do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros.....	25
2.7 Parte da cena ALOS PALSAR, polarização HH do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros, processada com filtro Frost de tamanho 5 pixels x 5 pixels.....	26
2.8 Imagens do satélite ALOS PALSAR na banda C (a) e L (b), exemplificando o potencial da banda C para estudos oceanográficos e o potencial da banda L para estudos terrestres.....	28
2.9 Ilustração de radiação eletromagnética emitida ou recebida nas polarizações horizontal (H) e vertical (V).....	29
2.10 Valores médios de coeficientes de retroespalhamento (dB) de 10 classes de cobertura de terras representativas do Distrito Federal nas polarizações HH, HV e VV da imagem ALOS PALSAR.....	30
2.11 Fotografias digitais de dois métodos de medição da rugosidade no terreno, um baseado em um conjunto de 100 pinos de alumínio (a) e outro baseado em uma grade regular centimétrica (b).....	32
2.12 Fotografia mostrando exemplo de um refletor de canto instalado no campo.....	33
2.13 Principais fontes de espalhamento de um dossel de vegetação arbórea (a) e herbácea (b).....	34

2.14 Resultado da segmentação de imagens do satélite ALOS PALSAR por crescimento de regiões de parte do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros.....	37
2.15 Resultado da classificação de imagens do satélite ALOS PALSAR de parte do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros pelo método MAXVER-ICM.....	42
2.16 Hiperplano de separação entre classes espectrais em um classificador SVM.....	43
2.17 Resultado da classificação de imagens do satélite ALOS PALSAR de parte do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros pelo método SVM.....	45
3.1 Localização do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros no estado de Goiás.....	48
3.2 Fluxograma indicando as principais etapas do trabalho.....	51
4.1 Distribuição espacial das áreas de treinamento e de validação no Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros.....	53
4.2 Valores médios de coeficientes de retroespalhamento (dB) das quatro classes de cobertura vegetal representativas do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros, nas polarizações HH, HV e VV da imagem ALOS PALSAR, modo polarimétrico de 24 de maio de 2007 e 29 de maio de 2009.....	54
4.3 Dispersão de valores de retroespalhamento entre as polarizações HH e VV (a), HH e HV (b) e VV e HV (c).....	55
4.4 Resultado da segmentação de imagens do satélite ALOS PALSAR do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros e classificação pelo método do ISOSEG.....	56
4.5 Resultado da classificação de imagens do satélite ALOS PALSAR do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros pelo método MAXVER-ICM.....	57
4.6 Resultado da classificação de imagens do satélite ALOS PALSAR do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros pelo método SVM.....	57

## RESUMO

Cerrado é o termo brasileiro para as formações vegetais savânicas encontradas no Planalto Central brasileiro e é o segundo maior bioma do Brasil. A exploração dos recursos naturais desse bioma tem sido feita por meio de lavouras mecanizadas e criações extensivas de gado bovino. Em 2002, 40% da cobertura vegetal natural desse bioma já haviam sido removidas por alguma atividade antrópica. Em 2010, essa porcentagem aumentou para aproximadamente 49%. O Cerrado é considerado um *hotspot* para conservação da biodiversidade. Mesmo assim, pouco mais de 2% do bioma é protegido em termos de unidades de conservação federal. Uma dessas unidades é o Parque Nacional Chapada dos Veadeiros (PNCV), localizado no nordeste do estado de Goiás. Nesse parque, estudos de reconhecimento e discriminação de classes de cobertura vegetal têm sido realizados com dados obtidos por sensoriamento remoto, mais especificamente os satélites Landsat ETM+ e Terra MODIS. Os sensores ópticos são bastante úteis no mapeamento de alvos na superfície terrestre, contudo é importante reconhecer algumas de suas limitações, como a dependência das condições atmosféricas (cobertura de nuvens). Uma alternativa é o uso de sensores de radar de abertura sintética (SAR), que possuem fonte própria de REM e operam na faixa espectral das microondas. Nesse sentido, o objetivo desse trabalho é analisar o potencial das imagens do ALOS PALSAR para discriminar as principais fitofisionomias do bioma Cerrado, tendo como estudo de caso, o PNCV. Para tanto, três métodos de classificação de imagens foram utilizados: segmentação e ISOSEG, MAXVER-ICM (máxima verossimilhança - *iterated conditional mode*) e SVM (*support vector machine*). A acurácia dos resultados dessas três classificações foi analisada por meio de exatidão global, erros de omissão e comissão e índice Tau ( $\tau$ ). Embora o classificador MAXVER-ICM tenha apresentado acurácia mais alta, os três classificadores tiveram desempenhos parecidos: exatidões globais variando entre 75% a 78% e índices  $\tau$  variando de 0,71 a 0,76. Esses valores estão no intervalo de concordância denominado “muito boa”, apenas um nível abaixo da categoria mais alta.

## ABSTRACT

Cerrado is the Brazilian term for savanna vegetation found in the Brazilian Central Plateau and is the second largest biome in Brazil. The exploitation of natural resources of this biome has been made through extensive mechanized crops and livestock cattle. In 2002, 40% of the natural vegetation of this biome had been removed by human activities. In 2010, this percentage increased to approximately 49%. The Cerrado is considered a hotspot for biodiversity conservation. Even so, just over 2% of the biome is protected in terms of federal conservation units. One of these units is the Chapada dos Veadeiros National Park (PNCV), located in the northeastern State of Goiás. In this park, studies of recognition and discrimination of vegetation classes have been conducted with data obtained by remote sensing, specifically Landsat ETM + and Terra MODIS. Optical sensors are useful in mapping the Earth's surface targets, but it is important to recognize some of its limitations, such as dependence on atmospheric conditions (cloud cover). An alternative is the use of sensors with synthetic aperture radar (SAR), which have their own source of electromagnetic radiation and operating in the microwave spectral range. In this sense, the objective of this dissertation is to analyze the potential of ALOS PALSAR images to discriminate the main physiognomies of the Cerrado biome, taking as case study, the PNCV. For this purpose, three methods of image classification were used: segmentation plus ISOSEG, MAXVER-ICM (maximum likelihood-iterated conditional mode) and SVM (support vector machine). The accuracy of results from these three classifications was evaluated by global accuracy, errors of omission and commission and Tau ( $\tau$ ) index. Although the MAXVER-ICM classifier presented highest accuracy, the three classifiers had similar performance: overall accuracies ranging from 75% to 78% and  $\tau$  index ranging from 0.71 to 0.76. These values are in the range of concordance called "very good", just one level below the highest category.

# CAPÍTULO 1

## CONSIDERAÇÕES INICIAIS

### 1.1 INTRODUÇÃO

Cerrado é o termo brasileiro para as formações vegetais savânicas encontradas no Planalto Central brasileiro e é o segundo maior bioma do Brasil (2.039.386 km<sup>2</sup> de extensão; IBGE, 2004), ocupando 21% do território nacional. A degradação do solo e do ecossistema e a propagação de espécies exóticas são as maiores ameaças desse bioma (KLINK e MACHADO, 2005). A exploração dos recursos naturais desse bioma tem sido feita por meio de lavouras mecanizadas e criações extensivas de gado bovino, as quais foram incentivadas pelo governo brasileiro no final dos anos 1960 e início de 1970 (JEPSON, 2005; SILVA *et al.*, 2006). Em 2002, 40% da cobertura vegetal natural desse bioma já haviam sido removidas por alguma atividade antrópica (SANO *et al.*, 2010). Em 2010, essa porcentagem aumentou para aproximadamente 49% (MMA, 2012).

O Cerrado é considerado um *hotspot* para conservação da biodiversidade (MYERS *et al.*, 2000). Mesmo assim, pouco mais de 2% do bioma é protegido em termos de unidades de conservação federal (FERREIRA *et al.*, 2006; PINTO *et al.*, 2009). Uma dessas unidades é o Parque Nacional Chapada dos Veadeiros (PNCV, localizado no nordeste do estado de Goiás), que protege 65 mil hectares da biodiversidade do Cerrado.

Nesse parque, estudos de reconhecimento e discriminação de classes de cobertura vegetal têm sido realizados com dados obtidos pelos satélites Landsat ETM+ (NASCIMENTO e SANO, 2010) e Terra MODIS (CARVALHO JÚNIOR *et al.*, 2008). Os sensores ópticos são bastante úteis no mapeamento de alvos na superfície terrestre, contudo é importante reconhecer algumas de suas limitações. A obtenção de imagens por meio de sensores ópticos depende das condições atmosféricas (cobertura de nuvens) e é uma interação complexa entre radiação eletromagnética (REM) do Sol e alvo (e.g., DOBSON *et al.*, 1995; MORAN *et al.*, 2002).

Uma alternativa é o uso de sensores de radar de abertura sintética (SAR), que possuem fonte própria de REM e operam na faixa espectral das microondas (PARADELLA *et al.*, 2000). A interpretação de imagens SAR baseia-se principalmente nas diferenças entre as propriedades dielétricas (presença de água nos solos e nas plantas) e geométricas (rugosidade do terreno e estrutura da vegetação) dos alvos. Ao operar em faixas espectrais centimétricas, é possível obter imagens independentemente da presença de nuvens, portanto, em qualquer época do ano ou hora do dia (HENDERSON e LEWIS, 1998; JENSEN, 2009).

Atualmente, estão em operação, os seguintes satélites de radar de abertura sintética: RADARSAT 2, ENVISAT, Cosmos SkyMed e TerraSAR-X. No Brasil, um dos satélites de radar que adquiriu um grande volume de dados de radar no período 2006-2011 foi o *Advanced Land Observing Satellite Phased Array L-band Synthetic Aperture Radar* (ALOS PALSAR) que operava em uma faixa de comprimento de onda maior em relação aos satélites acima referidos (banda L, comprimento de onda de 23 cm) (IGARASHI, 2001). Esse satélite parou de operar em maio de 2011 por problemas técnicos nos painéis solares para geração de energia. No entanto, existe previsão de lançamento de uma versão mais avançada de satélite japonês de radar (ALOS-2) para 2013.

Neste contexto, o objetivo geral desse trabalho é analisar o potencial das imagens do ALOS PALSAR para discriminar as principais fitofisionomias do bioma Cerrado, tendo como estudo de caso, o PNCV. Para tanto, classificadores e segmentadores foram utilizados como ferramentas metodológicas na identificação das formações vegetais do parque.

## **1.2 HIPÓTESE**

É possível discriminar as principais formações vegetais do bioma Cerrado a partir de dados multipolarizados de radar na banda L.

### **1.3 OBJETIVOS**

O objetivo geral desta pesquisa foi avaliar o potencial das imagens ALOS/PALSAR, banda L, para discriminar as grandes formações vegetais do bioma Cerrado localizadas na área de estudo, o Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros.

Os objetivos específicos foram:

1. Avaliar o potencial de desempenho de dados multipolarizados na identificação das formações vegetais do bioma Cerrado; e
2. Avaliar e comparar o desempenho dos classificadores e segmentador envolvidos na classificação supervisionada e não-supervisionada.

### **1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO**

Na parte inicial desta dissertação, são apresentadas a justificativa do trabalho e os objetivos principal e específicos (Capítulo 1).

As revisões bibliográficas abordando características gerais do Cerrado e fundamentos teóricos de radar são apresentadas no Capítulo 2.

A metodologia e os principais resultados obtidos desta pesquisa são destacados no Capítulo 3 e no Capítulo 4.

O Capítulo 5 apresenta as considerações finais desta pesquisa.

## CAPÍTULO 2

### FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

#### 2.1 CERRADO: CARACTERÍSTICAS GERAIS

Cerrado é o termo brasileiro para as formações vegetais savânicas encontradas no Planalto Central brasileiro e é o segundo maior bioma do Brasil (2.039.386 km<sup>2</sup> de extensão; IBGE, 2004), ocupando 21% do território nacional. O Cerrado está distribuído nos estados de Goiás, Tocantins, Distrito Federal, Bahia, Ceará Maranhão, Piauí, Mato Grosso, Mato Grosso do Sul, Minas Gerais, Paraná , Rondônia e São Paulo (Figura 2.1).

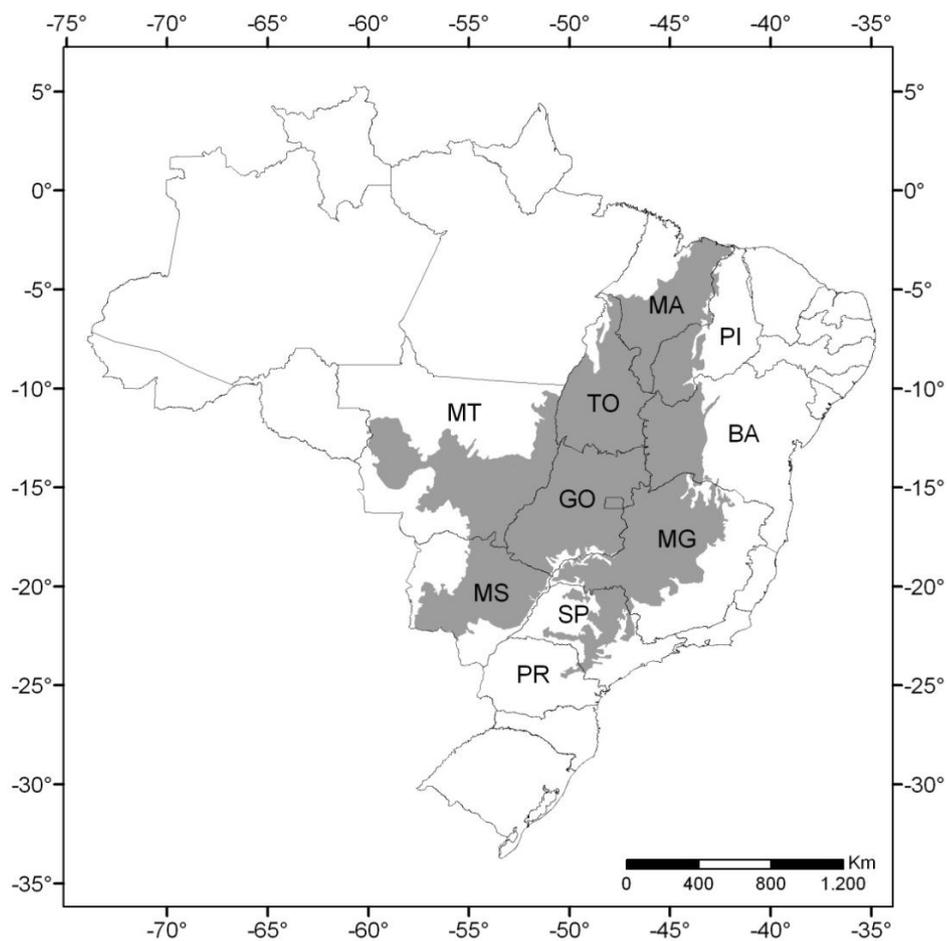


Figura 2.1 Localização do bioma Cerrado no Brasil.

Segundo Ribeiro e Walter (2008), as principais formações vegetais encontradas nesse bioma são resultantes das interações entre fatores climáticos, associados a

aspectos locais como hidrografia, topografia, profundidade do lençol freático, como também a profundidade e fertilidade dos solos. O clima é classificado como Aw, segundo o sistema proposto por Köppen. A sua grande extensão latitudinal, a grande diversidade entre superfícies mais baixas (inferiores a 300m) e chapadas (900 a 1600m de altitude) conferem ao Cerrado uma variação térmica elevada.

Sampaio (2007) resumiu em uma tabela (Tabela 2.1) as características e composição das fitofisionomias do Cerrado que foram propostas por Ribeiro e Walter (2008). Essas fitofisionomias foram definidas obedecendo, em primeiro lugar, o critério de fisionomia (forma, estrutura, crescimentos dominantes e possíveis mudanças estacionais) e, em segundo lugar, os aspectos ambientais (fatores edáficos) e a composição florística. Foram propostos 11 tipos fitofisionômicos gerais, separados em três grandes formações: florestal, savânica e campestre (Figura 2.2).

Tabela 2.1 Agrupamento das grandes formações vegetais encontradas no bioma Cerrado e a descrição de suas principais fitofisionomias.

Formação Vegetal	Fitofisionomia	Características
FLORESTAL	Mata Ciliar	Acompanha rios de grande e médio porte. Solos rasos (Cambissolos, Plintossolos ou Neossolos), profundos (Latosolos, Argissolos ou Neossolos Flúvicos). Árvores com altura média variando entre 20 a 25 metros com cobertura arbórea de 50 a 90%.
	Mata de Galeria	Acompanha rios de pequeno porte e córregos dos planaltos do Brasil Central, formando corredores fechados (galerias). Ocorrem nos fundos dos vales ou nas cabeceiras de drenagem. Solos normalmente Cambissolos, Plintossolos, Argilossolos, Gleissolos ou Neossolos Flúvicos. Altura arbórea média entre 20 a 30 metros e cobertura de 70 a 95%.
	Mata Seca	Níveis diferenciados de caducifolia durante a estação seca devido a condições químicas, físicas e fundamentalmente a profundidade dos solos. Podem ocorrer em solos desenvolvidos em rochas básicas de alta fertilidade (Nitossolo Vermelho, Chernossolo Ebânico ou Cambissolo) e em Latossolos Vermelho e Vermelho-Ácrico, de média fertilidade. Aparece também a Mata Seca Decídua em regiões mais acidentadas com solos de origem calcária. Altura média do estrato

	arbóreo varia entre 15 a 20 metros com a cobertura variante de acordo com a estação do ano. Na estação seca, menos de 50% e na estação chuvosa de 70 a 95%.
Cerradão	Formação florestal com aspectos xeromórficos (condições de seca). Em termos fisionômicos é uma floresta, mas em aspectos florísticos é mais similar a um Cerrado. Dossel com cobertura arbórea que oscila entre 50 a 90% e altura média de 8 a 15 metros. Normalmente, encontrado em solos profundos, bem drenados, de média a baixa fertilidade, ligeiramente ácidos (Latosolos Vermelho-Ácrico, Latossolo-Vermelho-Amarelo-Ácrico ou Latossolo Vermelho). Em menor proporção pode ocorrer em Cambissolos.
Cerrado Sentido Restrito	Árvores baixas inclinadas, tortuosas, com ramificações irregulares e retorcidas, e, geralmente, com evidências de queimadas. Arbustos e substratos encontram-se espalhados. Os troncos das plantas em geral cascas com cortiça grossa, fendida ou sulcada e as folhas são rígidas e coriáceas, caracterizando aspecto de xeromorfismo. Contudo, as espécies possuem raízes profundas, não sofrendo restrição hídrica na estação seca. Grande parte dos solos pertence às classes Latossolos Vermelho-Escuro, Latossolo Vermelho-Amarelo e Latossolo Roxo, porém, mesmo com boas características, são solos forte ou moderadamente ácidos (pH de 4,5 a 5,5), com carência generalizada de nutrientes importantes e elevadas taxas de alumínio. De acordo com suas características fisionômicas, ainda pode ser subdividido em mais cinco classes: Cerrado Denso, Cerrado Típico, Cerrado Ralo e Cerrado Rupestre.
Parque Cerrado	Árvores agrupadas em pequenas elevações do terreno, conhecidas como “murundus” ou “monchões”. A altura média das árvores é de três a seis metros, com cobertura arbórea de 5% a 20%. Solos Hidromórficos, melhor drenados nos murundus que nas áreas planas próximas. Com flora similar ao Cerrado sentido restrito, com a diferença de ter espécies com mais tolerância a saturação hídrica do perfil de solo.
Palmeiral	Caracterizada pela presença de apenas uma espécie de palmeira arbórea, Palmeiral. Geralmente encontrado em interflúvios, solos bem drenados. Quando estão em solos mal drenados, ocorrem nos fundos de vale do Brasil Central. Dossel formado por árvores de altura que varia de

	12 a 20 metros, com cobertura homogênea variando de 40% a 70%.
Vereda	Marcada pela presença da palmeira arbórea <i>Mauritia flexuosa</i> (buriti), ocorre em agrupamentos mais ou menos densos de espécies arbustivo-herbáceas. Em volta das Veredas, estão os Campos Limpos, geralmente úmidos, não formando dossel. Altura variante entre 12 a 15 metros. O aparecimento das Veredas condiciona-se ao afloramento do lençol freático.
Campo Sujo	Exclusivamente herbáceo, com arbustos e subarbustos esparsos, formado por indivíduos menos desenvolvidos das espécies arbóreas do Cerrado senso restrito. Encontrado em solos rasos como os Litólicos, Cambissolos ou Plintossolos Pétricos, eventualmente com pequenos afloramentos rochosos de pouca extensão. Ocorrem também em solos profundos de baixa fertilidade (álico ou distrófico) como os Latossolos de textura média e Areias Quartzosas. O Campo Sujo no caso de um lençol freático profundo. Já no caso de um lençol freático alto, ocorre o Campo Sujo Úmido. Há ainda o Campo Sujo com Murundus quando há presença de microrrelevos.
Campo Rupestre	Tipo fitofisionômico predominantemente herbáceo-arbustivo, com aparecimento eventual de árvores pouco desenvolvidas de até dois metros de altura. Sua composição florística depende da profundidade do solo, fertilidade, disponibilidade de água, entre outros. Sua ocorrência está associada a solos pobres de nutrientes, ácidos e com pouca disponibilidade de água. Aparece em solos Litólicos ou em afloramentos rochosos.
Campo Limpo	Fitofisionomia dominante é a herbácea, com raros arbustos e ausência completa de árvores. Encontrado frequentemente em diferentes posições topográficas, com grau de umidade, profundidade e fertilidade do solo diversificado. Com mais frequência, é encontrado nas encostas, chapadas, olhos d'água, circundando Veredas, borda das Matas de Galeria. Em geral ocorre m solos Litólicos, Litossolos, Cambissolos ou Plintossolos Pétricos. No caso de áreas planas contíguas a rios e inundadas periodicamente, também pode ser denominado de Campo de Várzea, Várzea ou Brejo, sendo os solos do tipo Hidromórfico, Aluvial, Plintossolos ou Solos Orgânicos.

Fonte: Sampaio (2007).

Uma das características mais marcantes do Cerrado é a sua sazonalidade climática. Vários trabalhos na literatura têm destacado essa sazonalidade, como são os casos do Ferreira e Huete (2004) e Cianciaruso et al. (2005), que destacaram a existência de seis meses de chuva e de seis meses de seca no Cerrado, nos seus estudos no Parque Nacional das Emas e com imagens do satélite NOAA AVHRR convertidos em índices de vegetação, respectivamente.

No estudo conduzido por Sano et al. (2005), houve uma constatação de que dados de radar possuem maior potencial para discriminar fitofisionomias do Cerrado do que dados ópticos obtidos pelo satélite Landsat e convertidos em índices de vegetação. Isso pode ser explicado pelo fato da classificação proposta por Ribeiro e Walter (2008) priorizar a fisionomia da vegetação. Como os sinais de radar conseguem penetrar no dossel, as energias retroespalhadas possuem maior relação com a estrutura do Cerrado (diferenças nas proporções de arbustos e árvores no substrato campestre).

Por causa da importância na preservação da biodiversidade do Cerrado, alguns autores têm ainda enfatizado a discriminação e monitoramento de fitofisionomias específicas do Cerrado. É o caso, por exemplo, do mapeamento de Cerrado Rupestre do estado de Goiás (Lima, 2008). Nesse estudo, foram encontrados aproximadamente 2.262.000 hectares dessa fitofisionomia no referido estado, a partir da análise de 24 cenas do satélite Landsat ETM+. O Cerrado Rupestre, por causa da sua ocorrência em relevos acidentados e com presença de afloramentos rochosos, atua como barreira para o avanço da agropecuária. Hermuche e Sano (2011) mapearam as ocorrências de Mata Seca no Vão do Paranã, nordeste do estado de Goiás, novamente a partir da análise de imagens do Landsat ETM+, encontrando cerca de 190.000 hectares dessa fitofisionomia nessa área de estudo. A Mata Seca corresponde a um tipo de floresta estacional decidual com distribuição restrita no Brasil, é composta por diversas espécies endêmicas e tem sofrido intensa degradação por causa de seus solos de alta fertilidade (solos eutróficos), normalmente associados ao intemperismo de rochas calcárias.

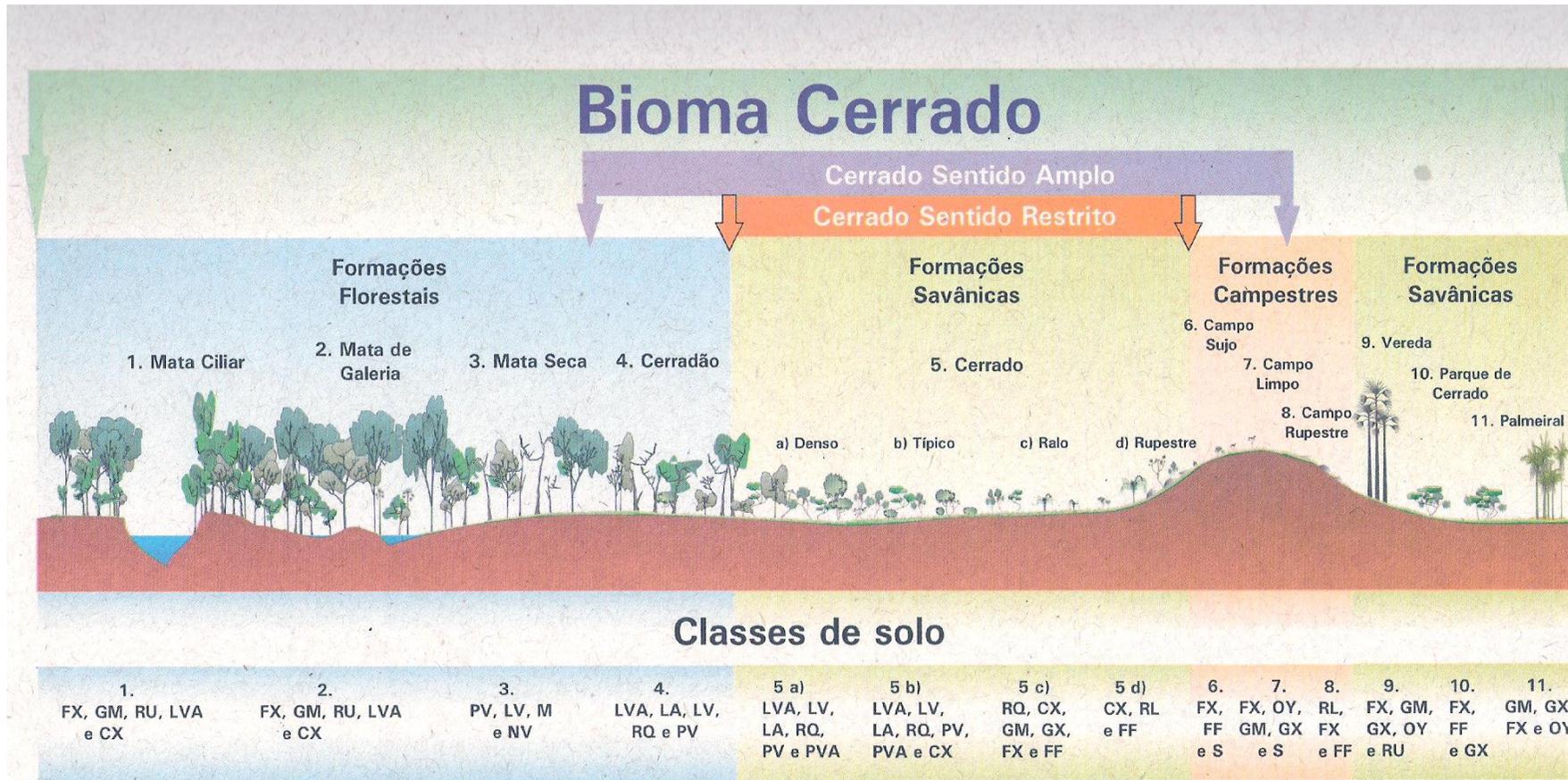


Figura 2.2 Distribuição espacial e topográfica das principais fitofisionomias do bioma Cerrado. Essas foram apresentadas de acordo com o gradiente de biomassa do maior (formação floresta a esquerda) para o menor (savânicas e campestres a direita). As classes de solo estão de acordo com a sua ocorrência em cada fitofisionomia: Latossolo Vermelho (LV), Latosso Vermelho-Amarelo (LVA), Latosso Amarelo (LA), Argissolo Vermelho (PV), Argissolo Vermelho-Amarelo (PVA), Nitossolo Vermelho (NV), Cambissolo Háplico (CX), Chernossolo (M), Neossolo Quartzarênico (RQ), Gleissolo Melâncio (GM), Plintossolo Háplico (FX), Plintossolo Pétrico (FF), Neossolo Flúvico (RU), Neossolo Lítico (RL) e Organossolo Mésico ou Háplico (OY), Planossolo (S). Fonte: Ribeiro e Walter (2008).

## 2.2 SENSORIAMENTO REMOTO POR RADAR

Dados de sensoriamento remoto podem ser classificados de acordo com a faixa espectral de operação. Assim, eles podem ser divididos em ópticos, termais e de radar. O termo radar é uma abreviação em inglês de *Radio Detection and Ranging* e operam na faixa espectral denominada microondas (entre 1 mm a 1 metro de comprimento de onda). Esse termo foi empregado por militares na década de 1920 para descrever o processo de detecção da distância de navios no mar que utilizava sinais de rádio de comprimento de onda longo (1 - 10m). Apesar não ser mais usual o emprego de ondas de rádio, mas sim a energia eletromagnética de comprimento de ondas na faixa das micro-ondas, o termo radar nunca deixou de ser utilizado (JENSEN, 2009).

Basicamente, o sistema radar é definido como um sistema ativo de sensoriamento remoto, que independe da energia eletromagnética do Sol ou da Terra para obter remotamente informações acerca da superfície terrestre. Para tanto, tais sistemas produzem sua própria radiação eletromagnética (emitindo o pulso eletromagnético). Após a transmissão da REM, sensor detecta a energia espalhada pelo terreno, mensurando a intensidade da radiação de retorno. (LEE e POTTIER, 2009).

Os sistemas de radar possuem as seguintes características, as quais serão descritas com mais detalhes a seguir:

- ✓ obrigatoriamente os sistemas de radar operam com visada lateral;
- ✓ apresentam um tipo de ruído conhecido como *speckle*;
- ✓ os principais parâmetros de imageamento que devem ser considerados são o comprimento de onda, a polarização e o ângulo de incidência; e
- ✓ os principais parâmetros dos alvos que interferem no retroespalhamento são a rugosidade do terreno, a umidade do solo e das plantas e a estrutura da vegetação.

## Visada Lateral

Ao contrário da maioria dos sensores ópticos e termais, os sistemas de radar obrigatoriamente operam com visadas laterais. Numa situação hipotética de radar de visada vertical, para cada pulso de radiação emitida pela antena, sempre haverá um par de pontos no terreno onde a radiação incidente será retroespalhada no mesmo instante.

Nesse caso, os valores digitais de cada pixel serão o resultado da somatória da energia retroespalhada por esses dois pontos. Essa situação é evitada quando se utiliza visada lateral (Figura 2.3). De acordo com essa figura, não existirá nenhum par de pontos no terreno dentro da faixa de imageamento que retroespalhará o sinal incidente num mesmo instante  $t$ .

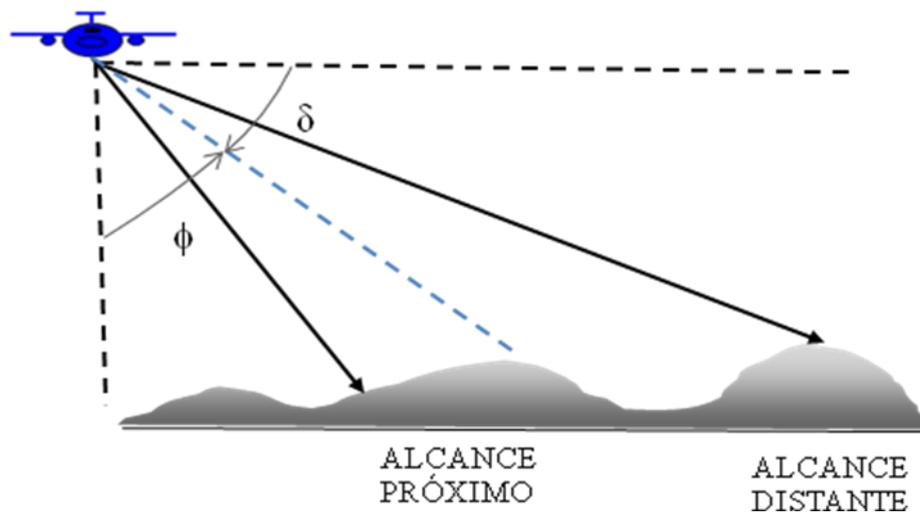


Figura 2.3 Processo de aquisição de imagens por um sistema de radar, em visada lateral ( $\delta$  = ângulo de depressão;  $\phi$  = ângulo de incidência).

Portanto, uma das especificações nesse sistema de imageamento lateral que deve ser fornecido é o ângulo de incidência ( $\phi$ ) (ângulo formado entre o pulso de energia do radar e a direção vertical). É também de uso freqüente, o termo ângulo de depressão ( $\delta$ ), que corresponde ao ângulo complementar ao de incidência. A faixa do terreno mais próxima da vertical é denominada alcance próximo e a faixa mais distante é denominada de alcance distante.

Uma consequência nociva desse imageamento lateral é o surgimento de distorções geométricas que são difíceis de serem corrigidas, principalmente quando o terreno é acidentado. Duas situações extremas dessa distorção são os fenômenos denominados de encurtamento de rampa (por exemplo, a encosta de uma montanha aparece mais curta na imagem de radar do que ocorre na realidade) (Figura 2.4) e inversão de relevo (por exemplo, o topo de uma montanha aparece primeiro do que a base dessa mesma montanha).

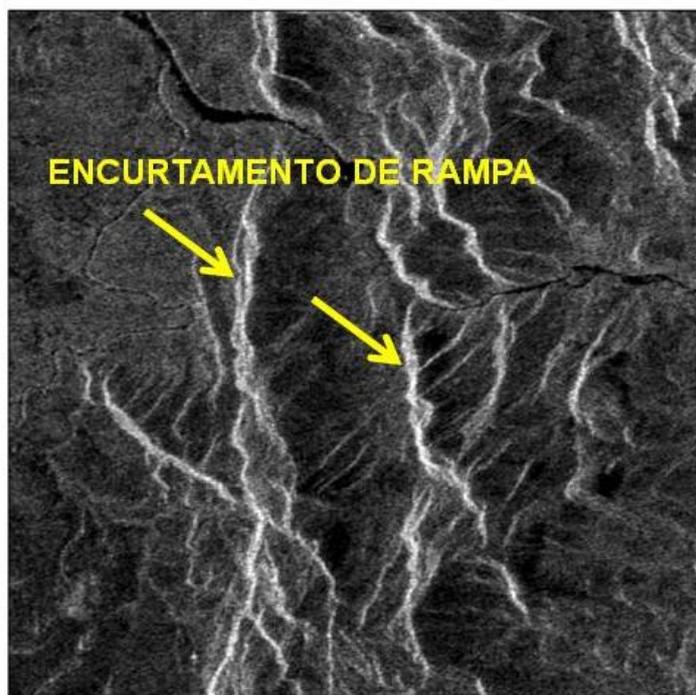


Fig. 2.4 Feições de encurtamento de rampa (faixas estreitas, alongadas e brilhantes) em uma imagem do satélite japonês ALOS PALSAR da região de Chapada dos Veadeiros, Goiás.

### ***Speckle***

Todas as imagens de radar apresentam uma aparência granulada, do tipo “sal e pimenta” (Figuras 2.5 e 2.6), denominadas de ruído *speckle*. Isso ocorre porque a natureza coerente da radiação eletromagnética na faixa espectral de micro-ondas emitida por uma antena (ondas de mesma frequência, fase e direção) sofre diversos retrospalhamentos quando atinge a superfície terrestre, devido à presença de diferentes dispersores (exemplo, casas, árvores, postes de eletricidade) posicionados aleatoriamente dentro de um campo de visada da antena (LILLESAND *et al.*, 2008). Assim, um conjunto de pixels provenientes de uma área considerada homogênea no

terreno (exemplo, um polígono de Cerrado Típico), pode apresentar pixels com tonalidades mais claras ou mais escuras, dependendo da interferência construtiva ou destrutiva dos dispersores.

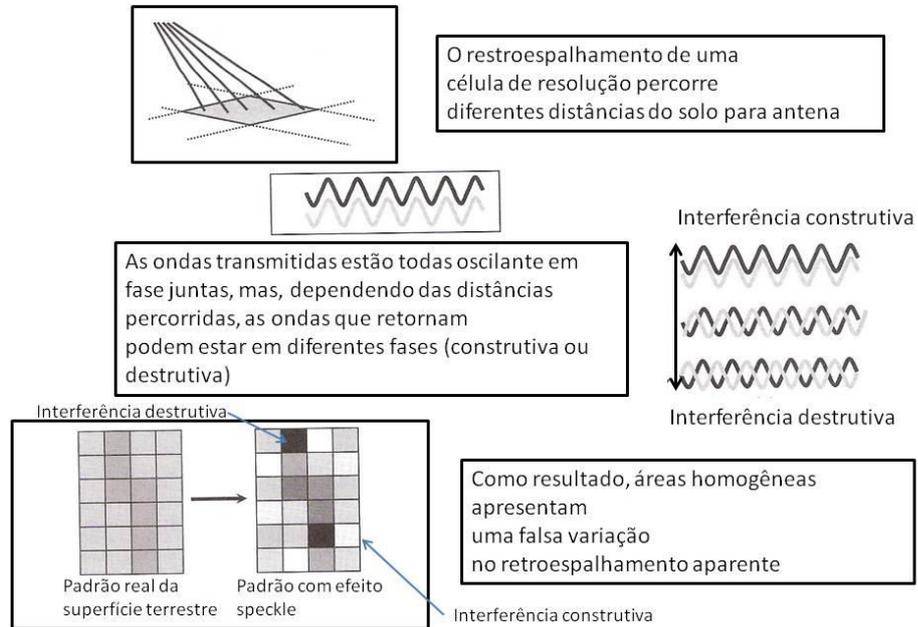


Figura 2.5 Efeitos construtivos e destrutivos de fase na formação de uma imagem de radar devido a espalhamentos múltiplos provenientes de uma mesma célula de resolução. Fonte: Lillesand et al. (2008).

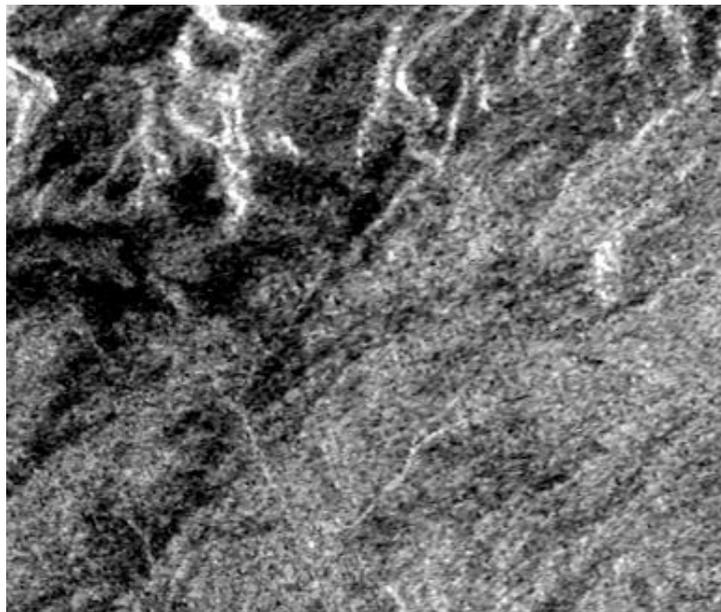


Figura 2.6 Presença de ruído *speckle* (aspecto de sal e pimenta em toda a imagem) em uma parte da cena do satélite ALOS PALSAR, polarização HH, do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros.

Uma forma de minimizar o efeito speckle nas imagens de radar é por meio de aplicação de filtros espaciais (filtros passa-baixa). O resultado de uma imagem filtrada por um filtro passa-baixa é a suavização nas variações tonais da imagem. Existem na literatura e nos principais aplicativos de processamento digital de imagens, diversas opções de filtros, tais como Lee, Frost e Gamma. Na Figura 2.7, é mostrada a cena anterior, filtrada com filtro Frost disponível no pacote computacional ENVI 4.5 (tamanho da janela: 5 pixels x 5 pixels). Uma das desvantagens de se aplicar filtros é a alteração dos dados originais, portanto, o uso não é recomendado para análises quantitativas de imagens de radar.

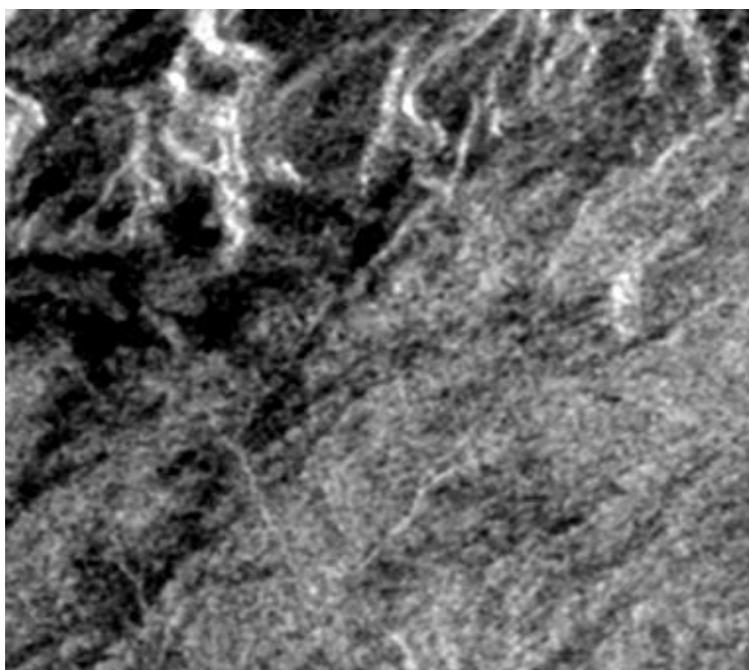


Figura 2.7 Parte da cena ALOS PALSAR, polarização HH do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros, processada com filtro Frost de tamanho 5 pixels x 5 pixels.

Outra forma de minimizar o efeito *speckle* é por meio de visadas múltiplas. Uma determinada faixa de imageamento é subdividida, por exemplo, em cinco subfaixas de imageamento. Com isso, consegue-se reduzir o número de dispersores dentro do campo de visada da antena. As cinco subimagens são posteriormente somadas para compor uma única cena, num processo que o usuário final não tem capacidade de interferência.

## Parâmetros de imageamento

Nos sistemas ópticos, os parâmetros de imageamento são geralmente expressos em termos de resoluções espectral, espacial, temporal e radiométrica. Nos sistemas de radar, essas mesmas resoluções continuam válidas, porém acrescidas de um novo parâmetro que é a polarização. Em termos de resolução espectral, sensores de radar operam basicamente nos seguintes comprimentos de onda: Ku, X, C, L, S e P (Tabela 2.2). Essas denominações em letras alfabéticas a princípio não possuem nenhum significado, pois foram utilizadas na época das guerras mundiais, aparentemente para confundir os inimigos e continuam a ser utilizadas até hoje (JENSEN, 2009). Outra forma de expressar essas bandas espectrais é em termos de frequência, que é o inverso do comprimento de onda.

Quanto maior o comprimento de onda, maior a capacidade de penetração dos sinais de radar no dossel ou em solos. Não existe uma banda espectral que seja melhor ou pior, depende do tipo de aplicação. Regra geral, bandas com comprimentos de onda menores (exemplo, banda C) são mais apropriadas para estudos oceanográficos e bandas com comprimentos de ondas maiores (exemplo, banda L) são mais apropriadas para estudos terrestres (Figura 2.8).

Tabela 2.2 Principais comprimentos de onda e frequências utilizados pelos sistemas radares

Banda	Comprimento de onda (cm)	Frequência (GHz)
K <sub>u</sub>	1,67 – 2,24	18,0 – 12,5
X	2,24 – 3,38	12,5 – 8,0
C	3,9 – 7,75	8,0 – 4,0
S	7,75 – 15,0	4,0 – 2,0
L	15,0 – 30,0	2,0 – 1,0
P	30,0 – 100,0	1,0 – 0,3

Fonte: adaptado de Jensen (2009).

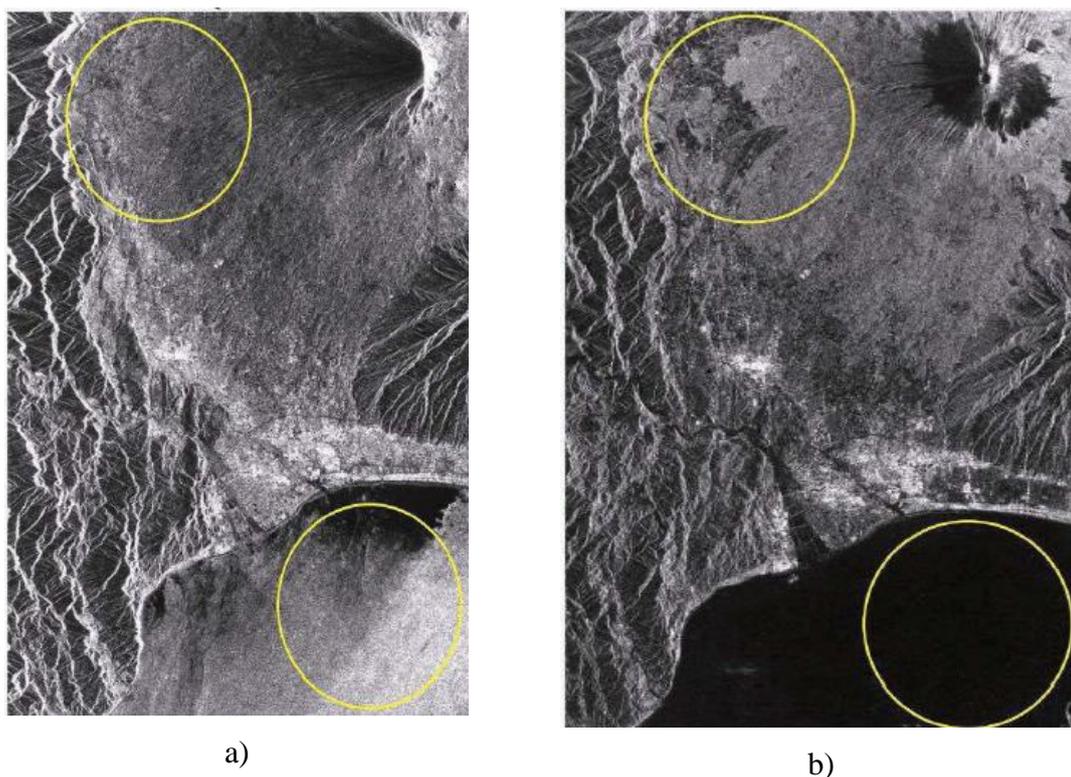


Figura 2.8 Imagens do satélite ALOS PALSAR na banda C (a) e L (b), exemplificando o potencial da banda C para estudos oceanográficos e o potencial da banda L para estudos terrestres. Fonte: JAXA/MITI.

Como os sensores de radar utilizam fonte própria de REM, existe a possibilidade de utilizar energia polarizada tanto para emissão como para recepção. Dois planos de polarização são normalmente considerados, a horizontal (H) e a vertical (V) (Figura 2.9). Com isso, é possível gerar quatro imagens com diferentes polarizações: HH, HV, VH e VV. A primeira letra corresponde à radiação emitida e a segunda letra corresponde à radiação recebida pela antena. A mesma antena emite e recebe REM.

Satélites de radar de primeira geração, lançados no início da década de 1990 (satélites europeu ERS-1, japonês JERS-1 e canadense RADARSAT-1), operavam com uma única polarização: VV ou HH. Resultados de várias pesquisas com esses dados convergiram para a necessidade de disponibilizar dados com múltipla polarização para diversas aplicações. Como consequência, os satélites de segunda geração (ENVISAT ASAR, ALOS PALSAR e RADARS-2), lançados na década de 2000, têm disponibilizado pelo menos um modo de imageamento com as quatro polarizações. (FRERY *et al.*, 2007; MAGNUSSON *et al.*, 2007).

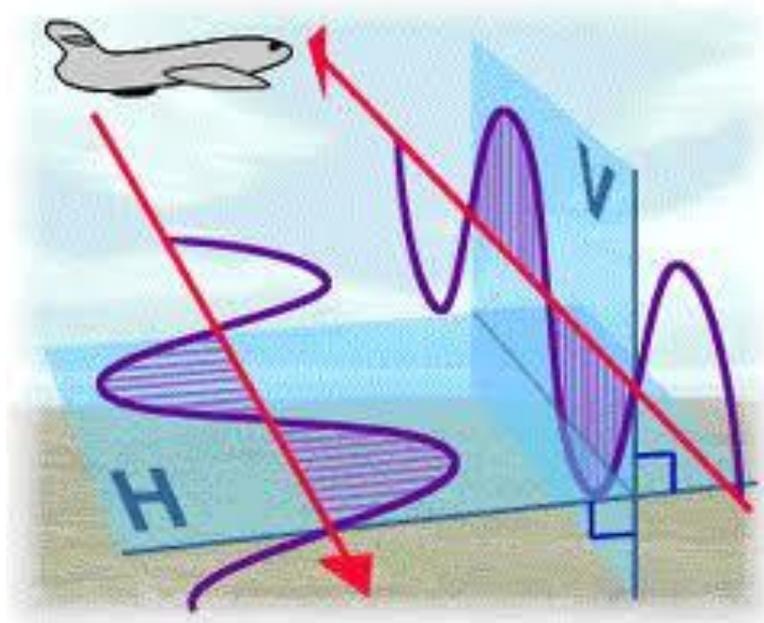


Figura 2.9 Ilustração de radiação eletromagnética emitida ou recebida nas polarizações horizontal (H) e vertical (V).

Outra particularidade dos sistemas imageadores de radar é a sua resolução radiométrica de 16 bits. Como a quantidade de energia na faixa espectral de microondas é baixa (Lei de Planck, a quantidade de energia é inversamente proporcional ao seu comprimento de onda), é preciso aumentar a resolução radiométrica para se conseguir um bom nível de contraste nas imagens. Resolução de 16 bits significa que um pixel pode assumir valores digitais inteiros que variam de 0 a 65.535. Normalmente esses valores são normalizados ou convertidos para coeficientes de retroespalhamento ( $\sigma^\circ$ , unidade em decibéis – dB) por meio da seguinte equação:

$$\sigma^\circ = -10 \log\left(\sum VD^2 / n\right) + FC \quad (2.1)$$

Onde  $VD$  = valor digital do pixel;  $n$  = número de amostras;  $FC$  = fator de calibração, disponibilizado pelo fornecedor da imagem (SHIMADA, 1996). O coeficiente de retroespalhamento possui, dependendo da polarização, intervalo de magnitude que varia em torno de -30 dB a + 15 dB.

A título de ilustração, na Figura 2.10 são mostrados os valores médios de coeficiente de retroespalhamento encontrados para 10 classes de cobertura de terras

representativas do Distrito Federal nas polarizações HH, HV e VV, obtidos de uma imagem do satélite ALOS PALSAR de 25 de abril de 2007 (Sano et al., 2009). Para as polarizações HH e VV, os valores do coeficiente de retroespalhamento ( $\sigma^\circ$ ) foram semelhantes, entretanto, os valores de  $\sigma^\circ$  para a polarização HV foram notadamente menores em relação às polarizações paralelas. Os coeficientes mais baixos foram encontrados sobre os Reservatórios, pois há um predomínio da reflexão especular da radiação incidente, enquanto os coeficientes mais altos estiveram associados com Áreas Urbanas consolidadas, onde há predomínio das reflexões de canto associadas com a presença de edificações (prédios e residências).

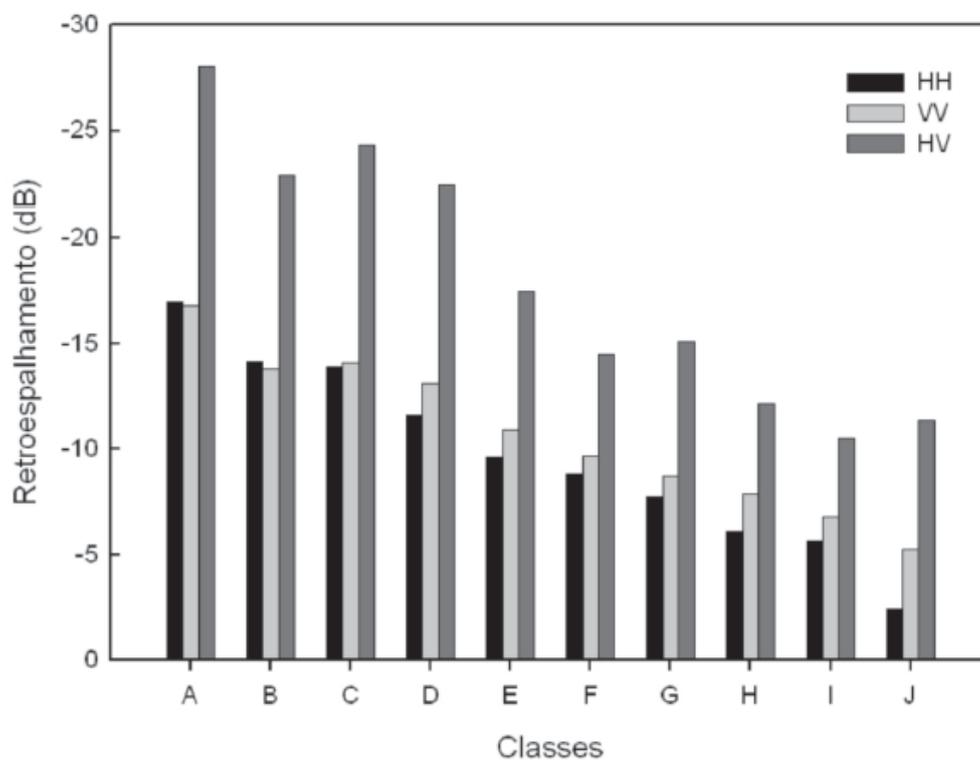


Figura 2.10 Valores médios de coeficientes de retroespalhamento (dB) de 10 classes de cobertura de terras representativas do Distrito Federal nas polarizações HH, HV e VV da imagem ALOS PALSAR, modo polarimétrico, de 25 de abril de 2007. A = Reservatórios; B = Pastagens Cultivadas; C = Campos; D = Culturas Agrícolas; E = Áreas Urbanas em consolidação; F = Matas Indiscriminadas; G = Cerrado Típico; H = Reflorestamentos; I = Mata de Galeria; e J = Áreas Urbanas consolidadas. Fonte: Sano et al. (2009).

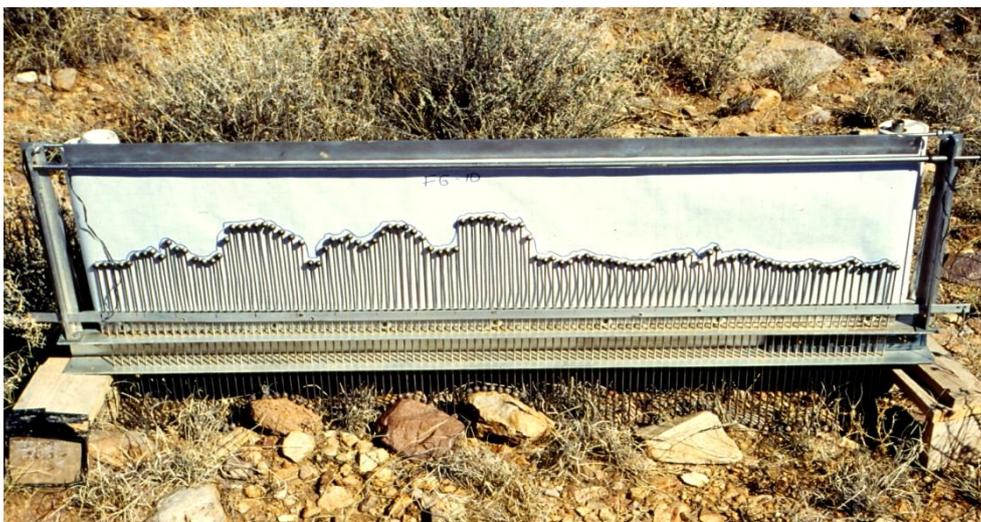
## Características dos alvos

A rugosidade do terreno é um parâmetro do alvo que influencia decisivamente na intensidade de retorno do sinal emitido pelos sensores de radar, pois os comprimentos de onda centimétricos do radar correspondem aproximadamente à mesma ordem de grandeza das rugosidades normalmente encontradas no terreno. Regra geral, superfícies rugosas refletem maior quantidade de energia incidente em relação a superfícies menos rugosas.

Medições de rugosidade do terreno no campo não se constituem em uma tarefa muito simples. Normalmente a rugosidade corresponde à medida do desvio-padrão da altura média (em centímetros) das irregularidades do terreno. Ao contrário de outras medições no campo que utilizam equipamentos eletrônicos e digitais (por exemplo, estimativas de índice de área foliar ou umidade de solos), as medidas de rugosidade são feitas com aparelhos ou adaptações totalmente mecânicas como as mostradas na Figura 2.11.

Um alvo particular que reflete praticamente toda a radiação incidente é conhecido como refletor de canto. Exemplos de refletores de canto são os edifícios de áreas urbanas, onde a radiação incidente sofre reflexão especular dupla (primeiro, na parede vertical dos edifícios e, segundo, nos pavimentos ao redor desses edifícios). Refletores de canto portáteis são comumente utilizados no campo para calibração de imagens de radar, conforme ilustra a Figura 2.12.

Imagens de radar são ainda sensíveis a variações no conteúdo de água presente nos solos e nas plantas, pois diferentes materiais possuem diferentes constantes dielétricas ( $\epsilon$ ). A constante dielétrica corresponde a uma propriedade física dos materiais relacionada com a capacidade de refletir REM incidente na faixa espectral de microondas. A água pura possui constante dielétrica de aproximadamente 80, enquanto um solo seco possui constante dielétrica em torno de 2. Quando se aumenta o conteúdo de água nos solos, aumenta-se a sua  $\epsilon$ , portanto, retroespalha maior quantidade de radiação. É por isso que solos úmidos aparecem com tonalidades mais claras em relação a solos secos em imagens de radar. É o oposto do que ocorre em imagens ópticas (solos mais úmidos aparecem com tonalidades mais escuras).



(a)



(b)

Figura 2.11 Fotografias digitais de dois métodos de medição da rugosidade no terreno, um baseado em um conjunto de 100 pinos de alumínio (a) e outro baseado em uma grade regular centimétrica (b).

Estimativas de umidade de solos no campo por métodos convencionais (coleta e análise em laboratório), apesar de simples, são demoradas e se constituem em dados pontuais. Apesar disso, a maioria dos modelos climatológicos e de balanço hídrico utiliza a umidade de solos como um dos parâmetros de entrada do modelo. É por isso que várias pesquisas estão sendo conduzidas na tentativa de estimar umidade de solos via sensoriamento remoto (SMITH, 1997; FRAPPART et al., 2005). Por causa da sua

capacidade de penetração nos solos (profundidade máxima =  $\frac{1}{2}$  do comprimento de onda do sensor), sensores de radar são praticamente os únicos a terem alguma capacidade de estimar umidade de solos remotamente. O grande desafio aqui é descobrir uma maneira eficiente de minimizar os efeitos da rugosidade e da vegetação para maximizar a relação entre  $\sigma^{\circ}$  e umidade de solos.

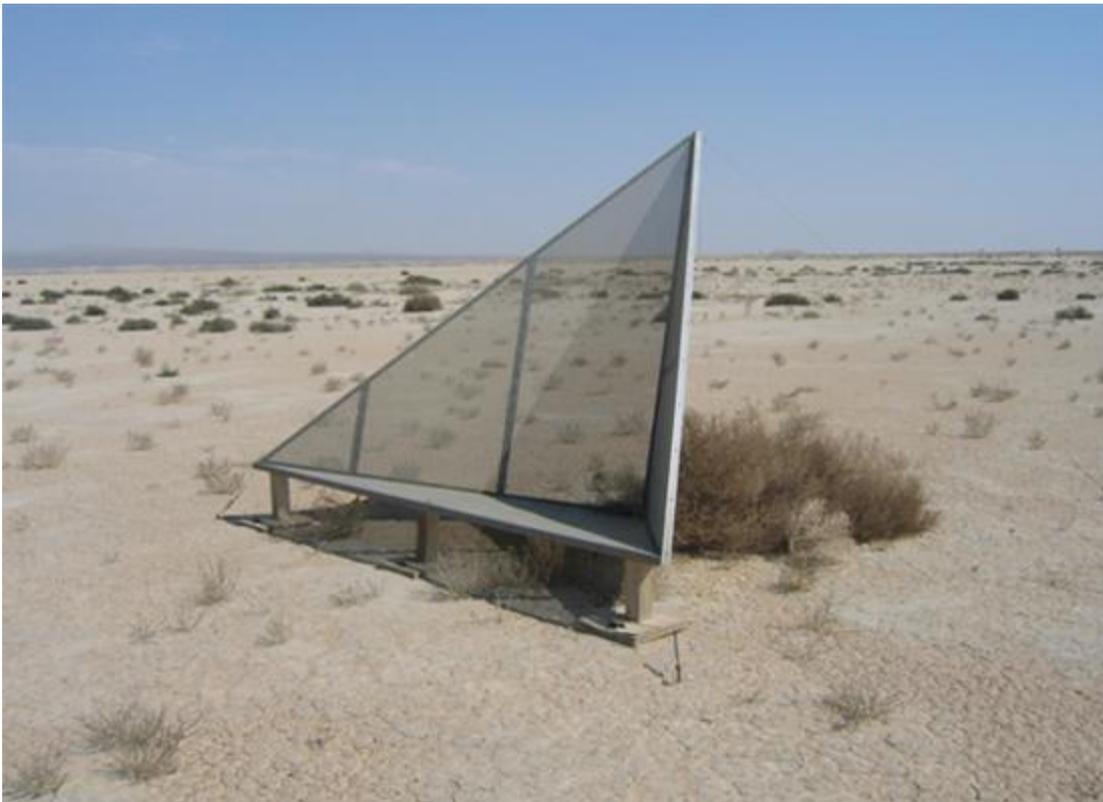


Figura 2.12 Fotografia mostrando exemplo de um refletor de canto instalado no campo.

A estrutura da vegetação também é outro componente do terreno que influencia o retroespalhamento de sinais de radar (Figura 2.13). Com base nessa figura, deduz-se que o sinal emitido interage não apenas com o dossel, mas também com todos os componentes da vegetação (distribuição e orientação das folhas, troncos, flores e frutas). Quando o comprimento de onda da radiação incidente for menor ou igual ao diâmetro médio dos componentes das plantas, o espalhamento volumétrico geralmente é forte. Se a cobertura vegetal é densa, haverá também forte retroespalhamento da vegetação (LILLESAND *et al.*, 2008). Para o bioma Cerrado, a estrutura é definida pela densidade e distribuição de árvores e arbustos no extrato campestre. Quanto maior a densidade, maior o retroespalhamento. Como os sinais de radar interagem com as folhas e galhos

presentes no dossel, o retroespalhamento, nesse caso, é denominado de retroespalhamento volumétrico.

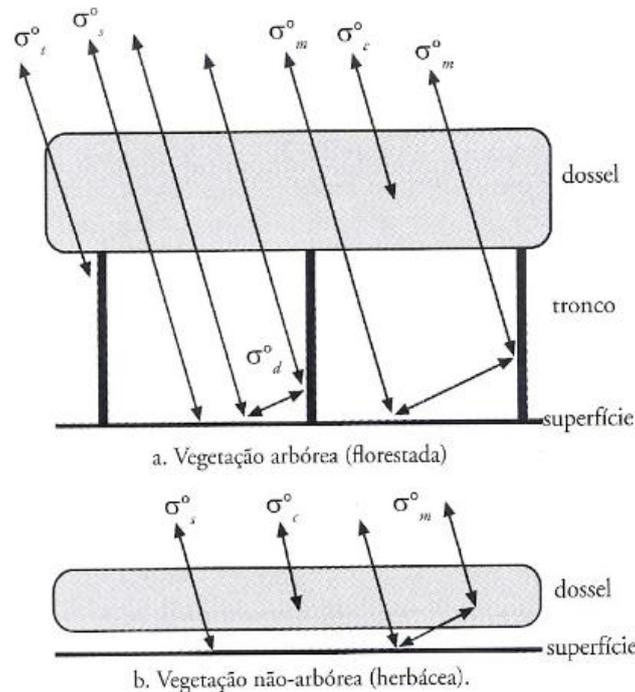


Figura 2.13 Principais fontes de espalhamento de um dossel de vegetação arbórea (a) e herbácea (b).  $\sigma_c^\circ$  é o coeficiente de retroespalhamento superficial do dossel,  $\sigma_m^\circ$  é o espalhamento por múltiplas reflexões entre solo e dossel,  $\sigma_t^\circ$  é o espalhamento direto pelo dossel,  $\sigma_s^\circ$  é o retroespalhamento superficial direto do solo e  $\sigma_d^\circ$  é a dupla reflexão entre troncos das árvores e solo. Fonte: Jensen (2009).

### 2.3 ALOS PALSAR

PALSAR (*Phased Array L-band Synthetic Aperture Radar*) era um dos sensores acoplados ao satélite ALOS (*Advanced Land Observing Satellite*). Os objetivos do programa ALOS eram aplicações na ciência, cartografia, observação regional, monitoramento de desastres e exploração de recursos naturais. Com mais dois sistemas sensores (PRISM, AVNIR-2), esse programa forneceu informações da cobertura terrestre com alta resolução espacial (IGARASHI, 2001).

O PALSAR era um sistema multiconfigurado que emitia pulso na banda L (~23 cm) e operava no modo fino (FBS, *fine beam single*, e FBD, *fine beam dual*), capaz de adquirir imagens em uma, duas polarizações (HH ou HV), modo *ScanSAR* que adquiria uma polarização, ou modo multipolarimétrico (SANTORO *et al.*, 2009). Portanto a

polarimetria SAR estava configurada para registrar tanto informações de fase como de amplitude para as quatro configurações de polarização (HH, HV, VV, VH) (IGARASHI, 2001). As principais características desse sensor podem ser resumidas na Tabela 2.3.

Tabela 2.3 Características gerais do sistema PALSAR.

Parâmetro	Característica		
	Fino	ScanSar	Polarimétrico
Modo	Fino	ScanSar	Polarimétrico
Frequência (MHz)	1270	1270	1270
Largura da banda (MHz)	28/14	28/14	28/14
Polarização	HH (FBS) ou HH+HV/ VV+VH (FDB)	HH ou VV	HH+HV+VV+VH
Resolução espacial	10 m, 20 m	100 m	30 m
Faixa imageada (km)	70	250-350	30
Ângulo de incidência	8 - 60°	18 - 43°	8 - 30°
Comprimento de onda (cm)	23,6	23,6	23,6

Fonte: Adaptado de Igarashi (2001).

Por ter um comprimento de onda relativamente grande, a banda L tem boa capacidade de penetração no dossel vegetal, podendo interagir de três maneiras distintas: atingir pelo menos uma copa de árvore; atingir diretamente o solo por meio dos espaços entre as árvores, por fim, encontrar um tronco de árvore e gerar um forte retroespalhamento, principalmente se a superfície é relativamente lisa e úmida (RANSON *et al.*, 1997).

O retroespalhamento da banda L, co-polarizada ou polarização cruzada (HV ou VH), depende da estrutura vegetacional, e, portanto, de seus parâmetros biofísicos. Em áreas de sem vegetação de grande porte, desmatadas ou queimadas, o retroespalhamento é baixo, mas tende a aumentar em áreas com dosséis mais densos e árvores maiores. A quantidade de sinal retroespalhado em áreas de floresta está relacionada com a estrutura

da vegetação, como também das condições ambientais (climáticas, de umidade) que afetam a propriedade dielétrica da vegetação e da superfície (SANTORO *et al.*, 2009).

## 2.4 SEGMENTAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS

### Segmentação

O procedimento de segmentação prepara as imagens orbitais para uma futura classificação, ao agrupar pixels de uma imagem considerando características semelhantes em termos de níveis de cinza, contraste e propriedades texturais, formando regiões homogêneas. O objetivo é fragmentar a imagem em um conjunto de regiões, compostas de pixels similares unidos, para serem usadas posteriormente no processo de classificação. O resultado da segmentação são regiões homogêneas contínuas, em que cada região possui características espectrais diferentes das vizinhas que a cercam (VENTURIERI e SANTOS, 1998).

Dentre as técnicas de segmentação, destacam-se aquelas baseadas em crescimento de regiões homogêneas e em detecção de bordas. O primeiro método agrupa apenas pixels vizinhos. Inicialmente, cada pixel é rotulado como uma região distinta. Em seguida, é calculado o critério de similaridade (baseado em um teste de hipótese que calcula a média, variância e textura entre as regiões) para cada par de regiões adjacentes espacialmente. No próximo passo, a imagem é dividida em um conjunto de sub-imagens para então se efetivar a união entre elas, segundo limiares de agregação (similaridade e área) pré-definidos. O menor valor em que duas classes podem ser consideradas similares e agrupadas corresponde ao limiar de similaridade e a menor quantidade de pixels necessária para a definição de uma área homogênea é o limiar de área.

Destarte, para que duas regiões vizinhas A e B sejam unidas, deve-se adotar os seguintes critérios: A e B satisfazem o teste das médias, ou seja, são similares; essa similaridade está dentro do limiar pré-estabelecido; A e B são mutuamente próximas (dentro os vizinhos de A, B é a mais próxima, e dentro os vizinhos de B, A é a mais próxima) (MOREIRA, 2011). Caso as regiões A e B satisfaçam estes critérios, estas regiões são agregadas, caso contrário o sistema reinicia o processo de teste de

agregação. Na Figura 2.14, é mostrado um exemplo de uma segmentação de imagens do satélite ALOS PALSAR do PNCV por crescimento de regiões.

Uma alternativa ao método de crescimento de regiões é a detecção de bacias, onde a segmentação resulta da extração de bordas. Esse procedimento é feito pelo algoritmo de detecção de bordas (filtro de Sobel), que calcula um limiar para procurar bordas, considerando os gradientes de nível de cinza da imagem original, gerando uma imagem gradiente ou imagem de intensidade de borda. Ao encontrar um pixel com valor superior ao limiar estabelecido, reinicia-se o processo de perseguição da borda. A vizinhança é analisada para identificar o próximo pixel de maior valor de nível digital e segue-se nesta direção até que se encontre outra borda ou a fronteira da imagem. Como resultado, é obtida uma imagem binária com o valor igual a 1 referente às bordas e 0, a regiões de não-bordas. Essa imagem binária é uma imagem rotulada, na qual cada região apresenta um rótulo (valor de nível digital), que deve ser classificada por classificadores de região (MOREIRA, 2011).

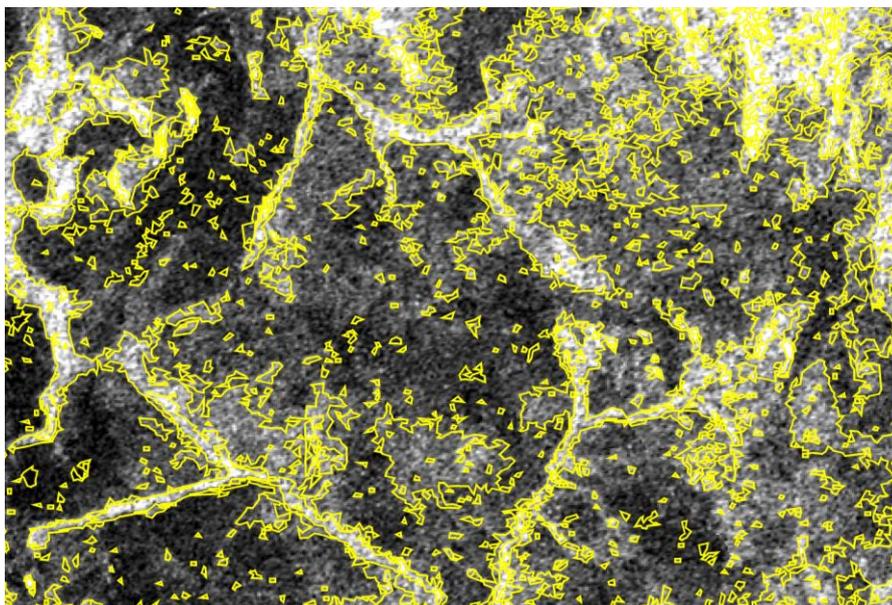


Figura 2.14 Resultado da segmentação de imagens do satélite ALOS PALSAR por crescimento de regiões de parte do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros.

### **Classificação por regiões: Battacharya e ISOSEG**

Classificar uma imagem de satélite significa associar os seus pixels a uma determinada classe temática de forma automática por meio de técnicas estatísticas específicas. A classificação de imagens é útil quando a área de estudo a ser analisada é

muito extensa ou quando existe necessidade de analisar um volume muito grande de imagens. Outra vantagem da classificação é a redução da subjetividade da interpretação visual. Dependendo da experiência e da personalidade de cada um, dois intérpretes podem produzir mapas temáticos com densidade de polígonos bem diferentes de uma mesma área de estudo. Exemplo de sucesso no uso de classificadores automáticos para o mapeamento de fitofisionomias do Cerrado é o estudo conduzido por Oliveira Júnior e Shimabukuro (2005).

Na classificação de imagens, conjuntos de pixels são associados a classes que representam alvos ou feições do mundo real. Ela pode ser dividida em supervisionada ou não-supervisionada (MOREIRA, 2011). Os métodos supervisionados normalmente atingem maior precisão nos resultados da classificação comparados com os não supervisionados, no entanto, eles exigem disponibilidade e seleção de conjuntos de treinamento para cada classe para o aprendizado do classificador. Além disso, para conjuntos de dados maiores e grande número de classes de seleção de áreas adequadas, torna-se caro e demorado, e nem sempre é possível devido à indisponibilidade de informações de campo. Por outro lado, métodos sem supervisão, também chamados métodos de agrupamento, realizam a classificação automaticamente através da exploração de informação contida dentro de dados multi-dimensional, sem exigir qualquer treinamento (INCE, 2010).

No aplicativo SPRING 5.5 (CÂMARA *et al.*, 1996), os dois classificadores disponibilizados são o Battacharya e o ISOSEG (*Iterative Self-Organization Data Analysis Technique*). O classificador Battacharya utiliza as áreas de treinamento para estimar a função densidade de probabilidade das classes identificadas no treinamento. Em seguida é calculada, para cada região, a distância de Battacharya entre as classes. A classe que apresentar menor distância será agrupada à região avaliada.

O ISOSEG ordena as regiões em ordem decrescente de área agrupando-as em classes cujo valor central é obtido pela média e matriz de covariância. A distância é determinada pelo limiar de aceitação, que no presente estudo foi de 75%. Assim, foram associadas à determinada classe todas as regiões cuja distância de Mahalanobis for inferior a distância definida pelo limiar.

ISOSEG é uma técnica de agrupamento de dados não-supervisionado que utiliza atributos estatísticos de média e matriz de covariância, como também espaciais. Pode ser utilizada para classificar regiões de uma imagem segmentada. É um método de classificação que agrupa regiões, a partir de uma medida de similaridade entre elas. A medida de similaridade utilizada é baseada na distância de Mahalanobis (Eq. 2.2) entre a classe e as possíveis regiões com relação de pertinência com esta classe.

$$D = \frac{1}{2} (X - Mi)^T Ci^{-1} (X - Mi) \quad (2.2)$$

Onde T = matriz transposta; Ci = matriz de covariância; Mi = vetor médio da classe; e Xi = região que está sendo analisada (MOREIRA, 2011).

Ainda de acordo com Moreira (2011), três principais etapas definem esse algoritmo. A primeira inicia-se com a escolha do limiar de aceitação que estabelece a distância de Mahalanobis, na qual as regiões unidas em uma determinada classe tenham uma distância inferior a esta classe. O valor do limiar definirá a distância, que por sua vez estabelecerá o número de classes identificadas. A segunda é o processo de agrupamento das regiões em classes, que é feito após essas regiões serem ordenadas decrescentemente. A maior região que não foi associada a nenhuma classe terá seus parâmetros estatísticos (média e matriz de covariância) tomados como base para estabelecer os parâmetros de uma determinada classe. Posteriormente, serão agregadas a essa classe regiões com distância de Mahalanobis (Eq. 2.2) menor que a distância estabelecida pelo limiar de aceitação.

Destarte, as maiores regiões, em termos de área, definirão os parâmetros estatísticos da primeira classe e as próximas terão parâmetros estatísticos das regiões que ainda não foram agrupadas com nenhuma classe. Esse processo é repetido até que todas as regiões sejam agregadas a alguma classe. Para eliminar possíveis favorecimentos que podem acontecer na identificação das primeiras classes, é feita a competição entre classes. Esse procedimento calcula novamente a média de cada classe e reclassifica todas as regiões. Isso é repetido até que não haja alteração na média das classes.

## MAXVER-ICM

O classificador MAXVER (máxima verossimilhança) é o mais empregado nas análises estatísticas espaciais das imagens, que por meio de áreas de treinamento agrupa regiões de acordo com suas características espectrais (DOBSON et al., 1995). É um método considerado supervisionado, pois necessita de parâmetros amostrais conhecidos. A média, desvio-padrão, matriz de covariância, matriz de confusão são as técnicas estatísticas mais utilizadas por esse método para cada área de treinamento. É calculada, então, a maior probabilidade do pixel, da área de treinamento ou não, pertencer a determinada classe (INPE, 2011).

Na classificação MAXVER, assume-se, na formulação bayesiana estatística do problema, uma densidade condicional  $P(X/W_j)$  em que  $X$  é o conjunto de valores e  $W_j$  representa a  $j$ -ésima classe. O resultado de  $P(X/W_j)$  é chamado de verossimilhança (*likelihood*). A característica da classe é definida por essa densidade de probabilidade condicional. Considera-se que a distribuição espectral das classes de uso do solo tem uma distribuição gaussiana, ou seja, normal. Desta forma, um determinado uso terá uma resposta espectral média, enquanto outras terão acima ou abaixo da média (MOREIRA, 2011).

Essa é uma técnica de classificação *pixel a pixel*, na qual uma imagem com  $N$  *pixels*, cada *pixel* (descrito pelo seu vetor de atributos  $x$ ) será classificado como sendo da classe  $\omega_j$  se

$$g_j(x) > g_k(x) \text{ para todo } j \neq k, j, k = 1, 2, 3, \dots, N \quad (2.3)$$

em que  $g_j$  é a função discriminante para cada classe  $\omega_j$ . A distribuição gaussiana multivariada que o classificador MAXER segue é definida como:

$$g_{j(x)} = -\frac{1}{2}(x - m_j) - \frac{1}{2} \ln|\Sigma_j| + \ln P(\omega_j) \quad (2.4)$$

onde  $m_j$  e  $\Sigma_j$  referem-se ao vetor de média e matriz de covariância e  $P(\omega_j)$  é a probabilidade da classe  $j$ . A partir de amostras de treinamentos, são calculadas as médias e matrizes de covariância das classes de interesse. Geralmente, as probabilidades são consideradas iguais e desprezadas no cálculo da função de comparação (ABOUD-NETA *et al.*, 2010).

Para melhorar o resultado, o classificador MAXVER-ICM (*Iterated Conditional Modes*) ao associar classes, além de considerar pontos individuais da imagem, leva em consideração a dependência espacial (CORREIA, 1998; GÓES *et al.*, 2006). Nesse sentido, após a atribuição de classes aos valores dos níveis de cinza, as informações vizinhas são igualmente levadas em conta. Ou seja, a informação contextual da imagem é também analisada e o valor atribuído ao pixel depende tanto de seu valor digital, como das classes de seus vizinhos. O classificador ICM baseia-se na teoria de campos markovianos, considerando iguais as probabilidades de cada classe. A sua função pode ser descrita como:

$$g_{j(x)} = -\frac{1}{2}(x - m_j)' \Sigma_j^{-1}(x - m_j) \dots$$

$$\dots - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_j| + \beta \gamma \{t \in \delta_x \omega_t = \omega_x\} \quad (2.5)$$

em que  $\beta$  é um parâmetro real, estimado iterativamente, que quantifica a influência das classes vizinhas,  $\gamma$  representa o número de elementos de um conjunto,  $t$  é a coordenada do pixel e  $\delta_x$  é o conjunto de coordenadas em torno da posição de  $x$  (ABOUD-NETA *et al.*, 2010).

A porcentagem de mudança é determinada pelo usuário. No caso do *software* SPRING, há três opções para porcentagem de valores: 5%, 1% e 0,5%. Por exemplo: um valor de 5% significa que a reatribuição de classes aos pixels é interrompida quando apenas 5% ou menos do total de pixels da imagem foi alterado (MOREIRA, 2011).

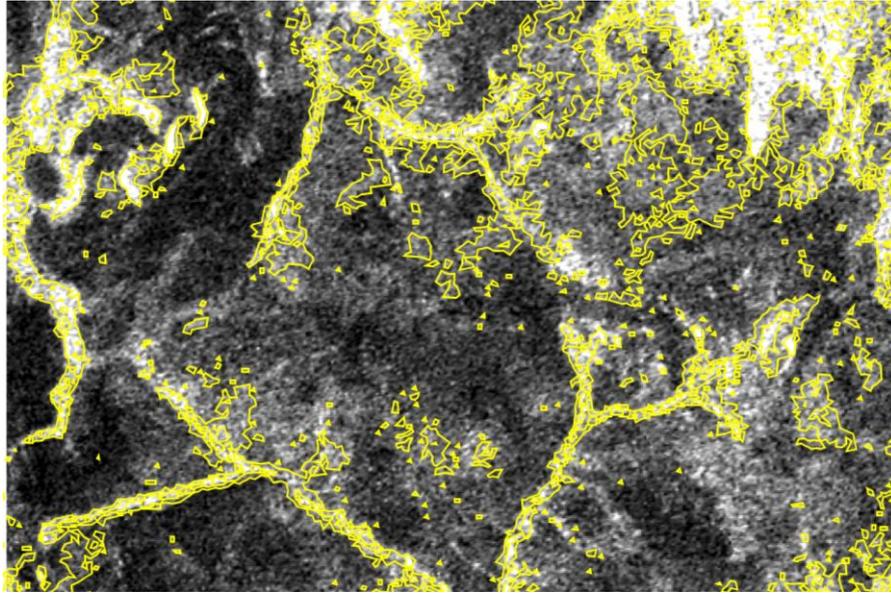


Figura 2.15 Resultado da classificação de imagens do satélite ALOS PALSAR de parte do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros pelo método MAXVER-ICM.

### **Support Vector Machine (SVM)**

A classificação supervisionada SVM (*Support Vector Machine*) é baseada na teoria de aprendizagem estatística e utiliza uma superfície de decisão para separar classes linearmente separáveis, maximizando a margem de separação entre elas. Essa superfície é conhecida como hiperplano ideal e os pontos próximos à margem do hiperplano ideal são chamados de vetores de suporte (SULSOFT, 2009). Esse sistema de classificação deriva da teoria de aprendizagem por análise estatística e separa as classes através de uma superfície de decisão que maximiza a margem de separação entre as classes. Este método é muito utilizado para analisar imagens complexas e ruidosas, tais como as imagens radar (SZUSTER *et al.*, 2011).

O objetivo principal desse algoritmo é criar um ótimo hiperplano de separação linear (OHS) para localizar o limite entre duas classes a partir de amostras de treinamento. A otimização do problema a ser resolvido é baseada na minimização da falha estrutural e tem como finalidade maximizar a separação entre as margens OHS e a amostras de treinamento, chamadas de vetores de suporte. Para os casos linearmente não separáveis os dados de entrada são mapeados em um espaço de alta-dimensão em que a distribuição de novo das amostras permite a montagem de um hiperplano linear (LIU, 2007; WASKE e BENEDIKTSSON, 2007). Os vetores de suporte são dados pontuais

que se encontram na borda de cada hiperplano e estão mais próximos do ótimo hiperplano de separação linear (Figura 2.16) (SZUSTER *et al.*, 2011).

A transformação não linear é implementada através da definição função de kernel apropriado. SVM tem duas características importantes. Em primeiro lugar, o limite superior do erro de generalização não depende da dimensão do espaço. Em segundo lugar, o erro ligado é minimizado por maximização da margem, isto é, a distância mínima entre o hiperplano e o mais próximo pontos de dados (ZHANG *et al.*, 2009).

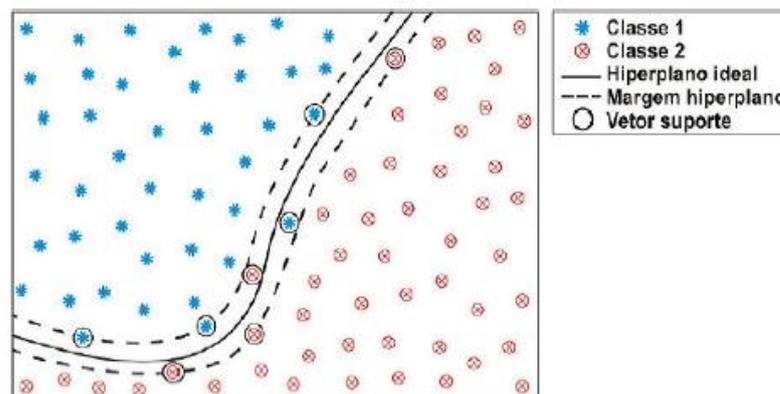


Figura 2.16 Hiperplano de separação entre classes espectrais em um classificador SVM. Fonte: SULSOFT (2009).

Para amostras de treinamento  $(X_1, Y_1), \dots, (X_i, Y_i)$ ,  $X_i \in \mathbb{R}^i$ ,  $Y_i \in \{-1, +1\}$ , onde  $X$  é um vetor  $n$ -dimensional,  $Y$  é a classe correspondente de  $X$ ,  $i$  é o número de amostras de treinamento. Este conjunto de dados de treinamento pode ser linearmente separado por um hiperplano se um vetor  $w$  e  $b$  escalar satisfazer as seguintes equações:

$$W \cdot X_i + b \geq +1 \text{ para todo } Y = +1 \quad (2.6)$$

$$W \cdot X_i + b \leq -1 \text{ para todo } Y = -1 \quad (2.7)$$

As duas equações podem ser combinadas para atingirem o hiperplano ótimo que separa completa e linearmente dois planos:

$$Y_i(W \cdot X_i + b) - 1 \geq 0 \quad (2.8)$$

Para casos em que as classes não são linearmente separáveis, um conjunto de variáveis de folga  $\{\epsilon_i\}$  pode ser introduzida com o intuito de maximizar a distancia entre classes de hiperplanos e o OHS, enquanto minimiza o número de classificações erradas (quando o pixel é classificado em uma classe de hiperplano errada):

$$Y_i((w \cdot X_i + b)) \geq -1 - \epsilon_i, \epsilon_i \geq 0 \quad (2.9)$$

Como contraste pode ser combinado pelo aumento continuo do valor  $\epsilon_i$ , a função  $C \sum_i \epsilon_i$  é adicionada para penalizar soluções as quais que exibem uma grande variedade de valores para  $\epsilon_i$ . A constante  $C$  é usada para controlar o grau de penalidade utilizado em pixels que aparecem no lado errado da separação hiperplana, portanto a otimização do problema se torna:

$$\text{Min}[(\|w\|^2/2) + C \sum_{i=1} \epsilon_i] \quad (2.10)$$

Com o objetivo de mapear dados não-lineares em um espaço de dimensão superior para a geração de um hiperplano linear de separação, a função  $\varphi$  é usada. Os dados de entrada são representados, por tanto, como  $\varphi(X)$ , que é a conversão do vetor de entrada  $X$  em um espaço construído em  $n$ -dimensões. O aumento da quantidade de dimensões torna o tempo de processamento elevado, portanto a função de kernel foi escolhida para melhorar o desempenho computacional:

$$K(X_i, X_j) = \varphi(X_i) \cdot \varphi(X_j) \quad (2.11)$$

Essa função permite que as áreas de treinamento sejam projetadas em um espaço maior no qual talvez haja uma margem superior de separação para OHS. A escolha do método kernel para um problema, como dos parâmetros selecionados, podem melhorar a velocidade e a acurácia da classificação (SZUSTER *et al.*, 2011).

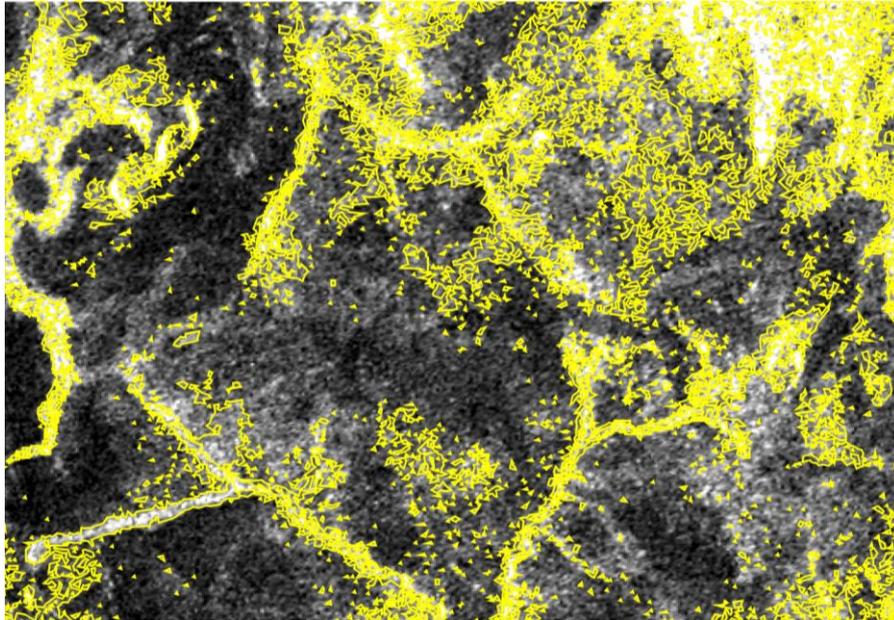


Figura 2.17 Resultado da classificação de imagens do satélite ALOS PALSAR de parte do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros pelo método SVM.

## 2.5 EXATIDÃO GLOBAL E ACURÁCIA DOS DADOS

Informações a respeito do uso e cobertura da terra configuram e integram ambientes físicos e humanos. As variáveis importantes da mudança global que afetam sistemas ecológicos estão nas mudanças nessas informações. O sensoriamento remoto é uma ferramenta atrativa de mapas temáticos, que descrevem a superfície da terra de forma consistente e em diferentes escalas espaciais e temporais. Normalmente, o mapeamento temático é baseado em classificações de imagens orbitais que pode ser feitas visualmente ou por métodos computacionais automáticos. Como já foi dito anteriormente, a classificação procura similaridade espectral a partir de métodos não-supervisionados ou supervisionados para atribuir conjuntos de pixel a uma determinada classe representativa da cobertura terrestre. Como resultado, obtém-se um mapa temático do uso e cobertura da terra (COSTA e BRITES, 2004; FOODY, 2002).

Todo o processo classificatório apresenta erros dos mais diversos tipos e fontes. Destaca-se que pixels encontrados nas fronteiras entre classes diferentes apresentam uma mistura de classes da paisagem, possuindo valores digitais distintos das categorias vizinhas e pode ser classificado erroneamente até pelo mais robusto classificador. Erros durante o processo de classificação ocorrem quando o pixel pertencente a uma determinada classe (segundo uma observação anterior) é atribuído a outra classe

(CAMPBELL, 2008). Então é necessário um controle de qualidade para validar as classes que compõem a imagem ou o mapa temático.

A análise da acurácia mede a exatidão dos resultados ao comparar um padrão estabelecido como verdade e os dados obtidos da imagem classificada. Se a classificação for próxima da verdade pré-estabelecida, pode-se dizer que a classificação é acurada. Uma das formas mais utilizadas para o cálculo da acurácia é a matriz de erro. Esta é uma matriz quadrada que expressa em linhas e colunas as unidades amostrais (pixels, grupos de pixels) atribuídos a uma classe representativa da cobertura terrestre. Geralmente, as colunas representam os dados de referência e as linhas, a classificação resultante (CONGALTON, 1991; CAMPBELL, 2008).

A matriz de confusão é usada para fazer análises descritivas e estatísticas, incluindo a exatidão global, a qual é calculada dividindo o número total de acertos (diagonal principal) pelo número total de pixels da matriz. Análises individuais das categorias também podem ser feitas de forma similar, dividindo o número de pixels classificados corretamente pelo número de pixels da coluna ou da linha correspondente (cálculo de omissão ou comissão). Essas análises indicam a possibilidade de um pixel ser classificado corretamente. Há ainda a possibilidade de dividir os pixels classificados como diferentes da classe de referência pelo número de pixels da coluna ou da linha correspondente (cálculo de omissão ou comissão) (CONGALTON, 1991; CAMPBELL, 2008).

Com os dados da matriz de confusão é possível analisar qualitativamente os erros inerentes aos métodos de classificação de forma completa, e não apenas por diagonais. Uma variedade de índices pode ser calculada com base nas informações da matriz de erros, incluindo a exatidão global, o índice Kappa, o índice Tau ( $\tau$ ), entre outros.

O índice  $\tau$  obtém o valor da concordância esperada a partir do valor da concordância global. A fórmula para o cálculo do coeficiente Tau é descrita a seguir:

$$\tau = \frac{\textit{observado} - (\frac{1}{m})}{1 - (\frac{1}{m})} \quad (2.12)$$

Em que  $m$  = número de classes da matriz de erro e *observado* corresponde ao valor global da percentagem correta, ou seja, o somatório dos elementos presentes na diagonal da matriz de confusão, dividido pelo total de elementos (BRITES, 1995).

Landis e Koch (1977) associaram classes qualitativas aos valores do índice Kappa com o intuito de descrever a força relativa da estatística associada e que podem ser utilizadas para analisar o desempenho do índice Tau. Essas classes são apresentadas na tabela a seguir (Tabela 2.4).

Tabela 2.4 Classificação do coeficiente Kappa.

Coeficiente Kappa	Classificação
< 0	Péssima
0 – 0,2	Ruim
0,21 – 0,4	Razoável
0,41 – 0,6	Moderada/ Boa
0,61 – 0,8	Muito Boa
0,81 – 1,0	Excelente

Fonte: Landis e Koch (1977).

## CAPÍTULO 3

### APLICAÇÃO NO PARQUE NACIONAL DA CHAPADA DOS VEADEIROS

#### 3.1 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo correspondeu ao Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros, PNCV, (Figura 3.1). Esse parque foi escolhido por, além de ser uma área protegida por lei, apresenta as principais formações vegetais de Cerrado.

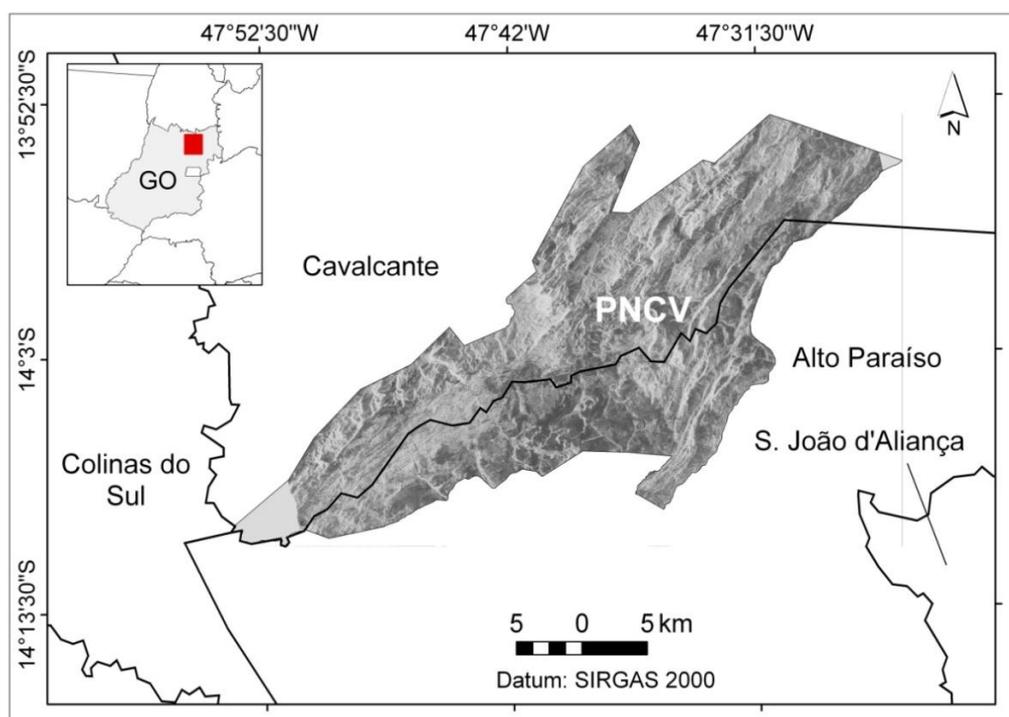


Figura 3.1 Localização do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros no estado de Goiás.

O PNCV foi criado pelo então Presidente Juscelino Kubitschek que assinou o Decreto nº 49.875, em 11 de janeiro de 1961, que criava o Parque Nacional de Tocantins. Sua área tinha 625 mil hectares e abrangia toda a região da Chapada dos Veadeiros, nordeste do Estado de Goiás (ICMBIO, 2012).

Contudo, em 11 de maio de 1972, o Decreto nº 70.492 mudou o nome para Parque Nacional Chapada dos Veadeiros (PNCV) e diminuiu sua área para 171.924,54 hectares. A redução foi resultado da pressão de fazendeiros e políticos os quais

alegavam que o Parque traria prejuízo para economia local. A área original perdeu Pouso Alto, o vão do Rio Claro e toda a área onde hoje é o município de Colinas. Novamente, o Decreto nº 86.173, ratificado em 17/11/1981 pelo Decreto nº 86.596, PNCV teve sua área reduzida, ficando com apenas 60 mil hectares. Dessa vez o Parque perdeu metade do Morro da Baleia, a Bona Espero e a Volta da Serra. Seus limites ficaram entre as latitudes 13° 50' a 14° 12' sul e longitudes 47° 24' a 47° 58' oeste (ICMBIO, 2012).

O PNCV está na porção norte do estado de Goiás, nos municípios, Cavalcante, Alto Paraíso e com fronteira com Teresina de Goiás e completamente inserido no bioma Cerrado. Isso significa, segundo Brasil (1982), que geomorfologicamente está localizado no Domínio de Planaltos em estruturas Dobradas, na região do Planalto Central e no Complexo Montanhoso Veadeiros-Araí, a Chapada dos Veadeiros apresenta uma altitude média que varia de 800 a 1.650 metros. Seus solos são litólicos álicos e distróficos associados a afloramentos de quartzitos, ou seja, são rasos e geralmente pedregosos. Solos latossolos vermelhos-escuro álicos são encontrados nos topos aplanados, como também cambissolos e litólicos álicos nos relevos montanhosos. A forma de relevo predominante é de planalto forte ondulado, montanhoso e escarpado.

O PNCV apresenta destacada sazonalidade climática: seis meses de estação seca (abril a setembro) e seis meses de estação chuvosa (outubro a março). De acordo com a estação meteorológica de Posse, Goiás do Instituto Nacional de Meteorologia, distante cerca de 135 km do parque, a precipitação e temperatura média anual no período de 1980-2008 foi de 1.440 mm e 24,1°C, respectivamente.

A formação vegetal mais comum é o cerrado *sensu stricto*, caracterizado por possuir árvores espaçadas entre si, retorcidas e estatura mediana. Formações florestais também estão presentes no Parque, as quais são cerradão, matas de galeria, matas mesofídicas ou matas secas. Campo sujo e campo limpo são formações que também são encontradas no PNCV e são caracterizadas por um estrato gramíneo, podendo apresentar arbustos ou arboretos (LOEBMANN, 2008).

Com solos rasos e relevo de chapada (FELFILI *et al.*, 2007), todas as três grandes formações (campestres, savânica e florestal) são encontradas no parque em diferentes proporções. De acordo com Pinto *et al.* (2009), a formação mais

representativa é a savânica com 77% da área do parque, seguida da florestal com 12% e a campestre com 11%. Da formação savânica, destaca-se o Cerrado Rupestre que, de acordo com Nascimento e Sano (2010), ocupa aproximadamente 37% da área do parque.

A altitude na Chapada dos Veadeiros varia de 800 m a 1.650 m e predominam solos litólicos associados a afloramentos de quartzitos (solos rasos e geralmente pedregosos), além dos latossolos vermelhos-escuros que são encontrados nos topos aplanados e dos cambissolos que ocorrem em áreas montanhosas (FELFILI *et al.*, 2007).

### 3.2 MATERIAIS

O principal material desse estudo foram as imagens do ALOS PALSAR, adquiridas pela JICA (Agência de Cooperação Internacional do Japão). As imagens PALSAR corresponderam ao modo polarimétrico, cujas características estão descritas na tabela a seguir (Tabela 3.1).

Tabela 3.1 Características das imagens do satélite ALOS/PALSAR do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros adquiridas para esse estudo.

Parâmetros de Imageamento	Especificações
Nível de processamento	1.5
Modo de aquisição	Polarimétrico
Polarização	HH, HV, VH, VV
Tamanho do Pixel	12,5 m
Ângulo de incidência	28,8°
Comprimento de onda	23,6 cm
Datas das imagens	24/05/07 e 29/05/09

### 3.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

As principais etapas do trabalho estão indicadas no fluxograma da Figura 3.2. Inicialmente, a imagem original, com resolução radiométrica de 16 bits, foi convertida para coeficientes de retroespalhamento ( $\sigma^\circ$ ) (unidade em decibéis, dB) (Eq. 2.1) por

meio do aplicativo ASF MapReady 2.7 (ASF, 2011) e georreferenciada para o sistema de projeção UTM, *datum* WGS84 e zona 23S. As duas imagens de radar foram mosaicadas e recortadas para a área do PNCV.

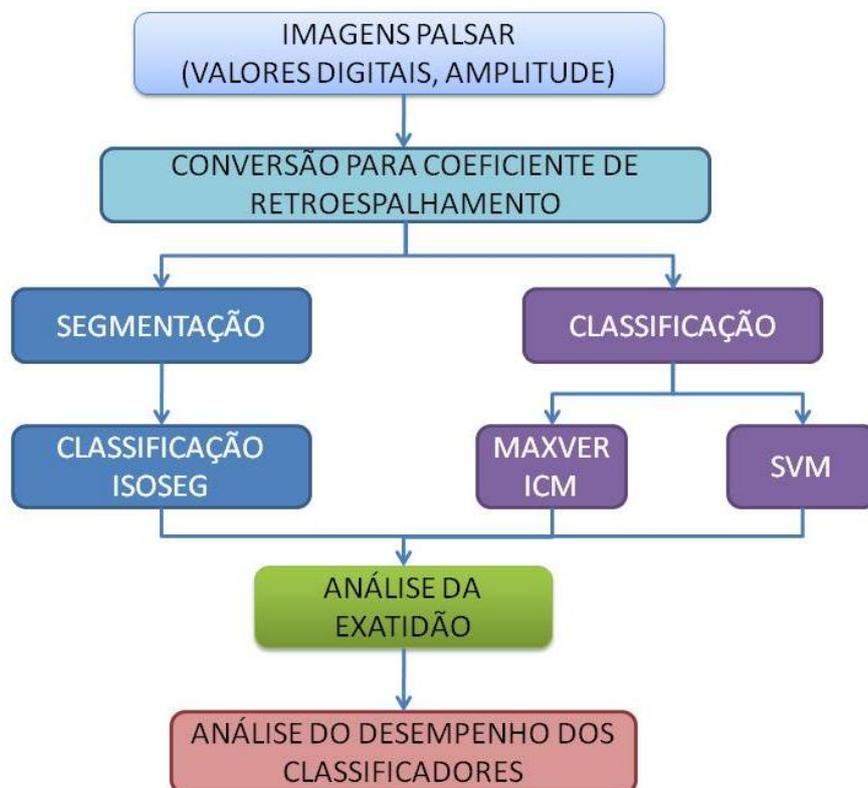


Figura 3.2 Fluxograma indicando as principais etapas do trabalho.

As fitofisionomias do Cerrado presentes no PNCV foram agrupadas nos seguintes grupos de cobertura vegetal: formação campestre, cerrado rupestre, formação savânica e formação florestal. Apesar do cerrado rupestre pertencer ao grupo de formação savânica (RIBEIRO e WALTER, 2008), nesse estudo, foi considerado como uma classe específica por causa da sua elevada representatividade espacial (37% do parque, segundo o mapeamento realizado por Nascimento e Sano (2010).

Uma grade vetorial regular com espaçamento de 1.000 metros foi criada com suporte da ferramenta *HawthsTools* disponível no *software* ArcGIS 9.1 com o intuito de gerar pontos de treinamento na área de estudo. Nas interseções desta grade, foram definidos *buffers* de 100 metros, contendo uma média de 120 pixels do ALOS PALSAR. Foi obtido um total de 674 áreas amostrais, das quais foram selecionadas aleatoriamente 80 áreas distribuídas ao longo de toda a extensão do parque para

treinamento. O mesmo procedimento, com grade regular de 250 metros, foi feito para coleta de pontos para validação. Nessa grade, foram obtidas 2.681 áreas, das quais foram escolhidas de forma aleatória, 200 áreas para validação. Essa seleção foi baseada na análise visual de composições coloridas RGB das imagens do IKONOS. Somente as áreas que apresentaram homogeneidade espectral dentro dos *buffers* foram consideradas. Para cada área selecionada, foi atribuída uma classe de cobertura vegetal do Cerrado, conforme especificação descrita no parágrafo anterior.

Em seguida, foram testados três métodos distintos de classificação de imagens: segmentação de imagens seguida de classificação não-supervisionada pelo método do ISOSEG; MAXVER-ICM (*Iterated Conditional Modes*) e *Support Vector Machine* (SVM), pelo método supervisionado. Esses procedimentos foram selecionados por considerarem não apenas os valores digitais de cada pixel individual, mas também os aspectos texturais (relações de vizinhança) dos pixels adjacentes. Essa característica é importante quando se trata de imagens de radar. Por causa da presença de ruído speckle, classificadores pixel-a-pixel não costumam apresentar resultados satisfatórios, quando aplicados a imagens de radar.

A última etapa desse estudo foi a análise do desempenho dos classificadores, conduzida com base em 200 pontos de validação obtidos das imagens IKONOS/QuickBird. Essa análise foi feita por meio de geração de matrizes de confusão, índices de exatidão global (EG) e índice Tau ( $\tau$ ) (Eq. 2.12; MA e REDMOND, 1995). Valores de índice  $\tau$  próximos de 1 indicam excelente desempenho e valores negativos ou próximos de zero indicam desempenho ruim. Maiores detalhes sobre esses métodos de análise da exatidão de classificação de imagens podem ser obtidos em Brites et al. (1996).

## CAPÍTULO 4

### RESULTADOS E DISCUSSÕES

A distribuição espacial de 80 pontos de treinamento e de 200 pontos de validação no parque é ilustrada na Figura 4.1. Os valores médios para cada polarização e cada classe de cobertura vegetal dos 80 pontos amostrais são mostrados na Figura 4.2. Os coeficientes de retroespalhamento para as polarizações HH e VV foram similares, variando de -13,8 dB a -7,8 dB, dependendo da classe. Para a polarização HV, os valores foram menores, variando entre -24,1 dB a -13,9 dB. As classes que apresentaram os valores mais altos de retroespalhamento foram as formações florestais e o Cerrado Rupestre, associados, respectivamente, à alta densidade de biomassa e à presença de afloramentos rochosos.

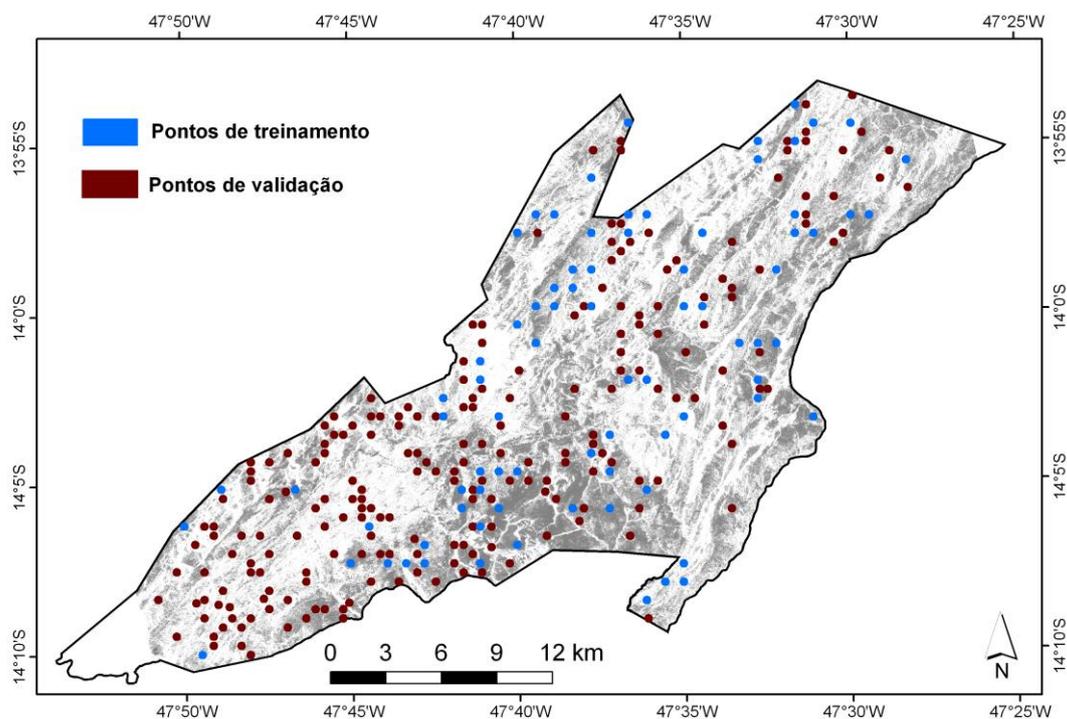


Figura 4.1 Distribuição espacial das áreas de treinamento e de validação no Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros.

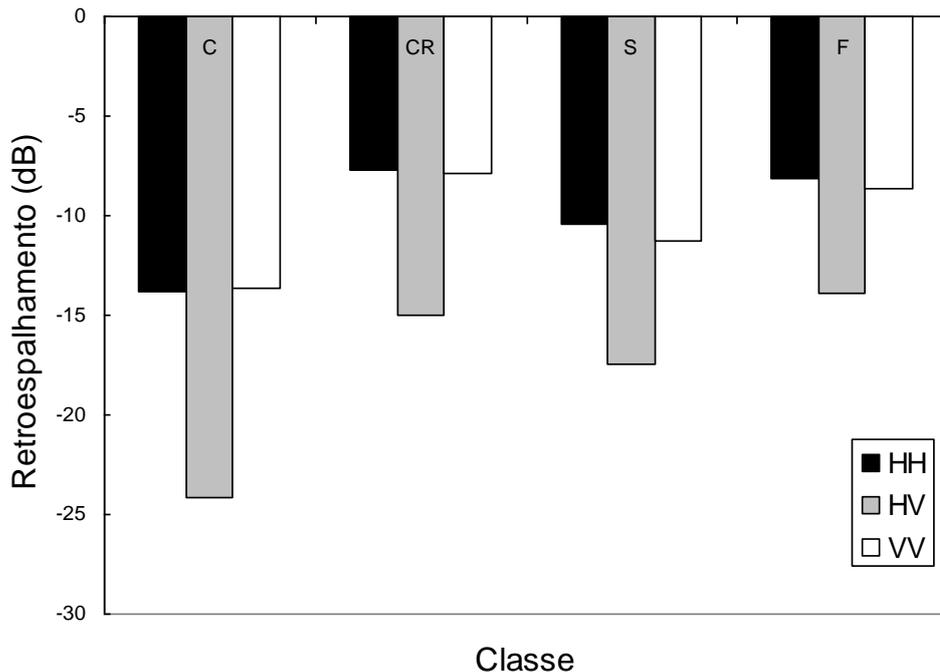


Figura 4.2 Valores médios de coeficientes de retroespalhamento (dB) das quatro classes de cobertura vegetal representativas do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros, nas polarizações HH, HV e VV da imagem ALOS PALSAR, modo polarimétrico de 24 de maio de 2007 e 29 de maio de 2009. C = formação campestre; CR = Cerrado Rupestre; S = formação savânica; F = formação florestal.

Pela análise da Figura 4.3, observa-se uma forte relação linear positiva entre as polarizações HH x HV, HH x VV e HV x VV, apresentando um valor de  $r^2$  superior a 0,75 nos três gráficos. Tal relação é alta principalmente entre as polarizações paralelas, com  $R^2 = 0,91$  e a maior parte dos pontos situados ao longo da linha 1:1. Nas relações entre HH e HV e entre VV e VH, houve uma separação nítida da formação campestre com as demais classes de cobertura vegetal.

Os resultados das classificações por segmentação de imagens + classificação ISOSEG, MAXVER-ICM e SVM são mostrados nas Figuras 4.4, 4.5 e 4.6, respectivamente. Na Tabela 4.2 são apresentados os valores de exatidão global e índice  $\tau$  para os três classificadores.

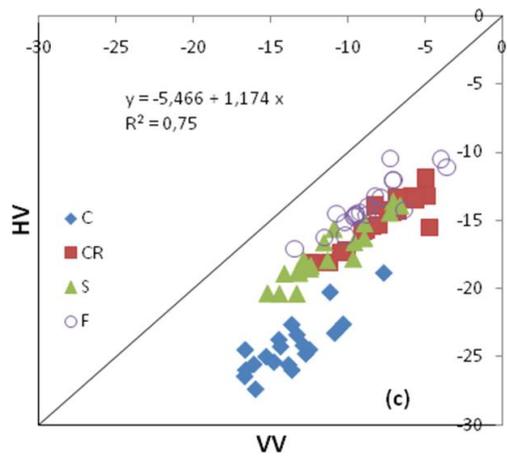
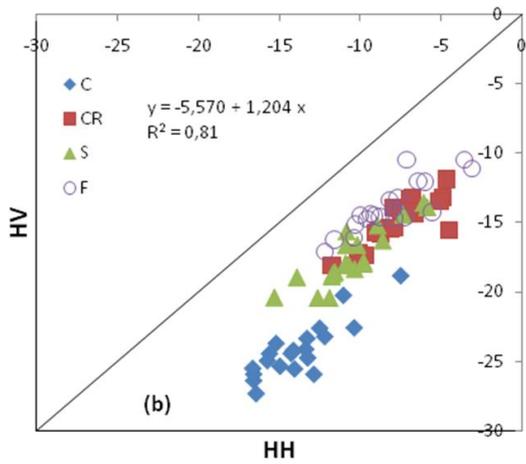
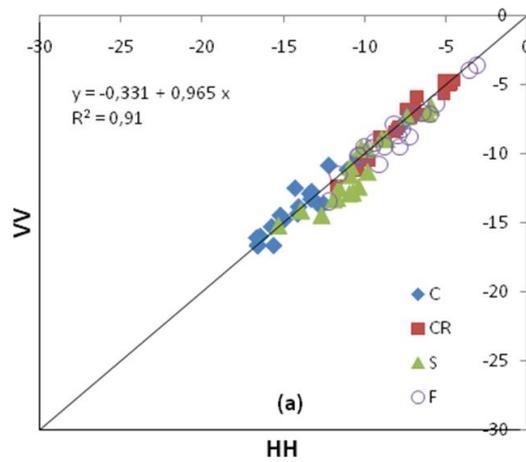


Figura 4.3 Dispersão de valores de retroespalhamento entre as polarizações HH e VV (a), HH e HV (b) e VV e HV (c). C = formação campestre; CR = Cerrado Rupestre; S = formação savânica; F = formação florestal.

Tabela 4.1 Comparação das acurácias dos resultados dos três classificadores.

Classificador	Exatidão Global	Índice $\tau$
Segmentação classificação ISOSEG +	74,5	0,71
MAXVER-ICM	78,5	0,76
SVM	77,5	0,75

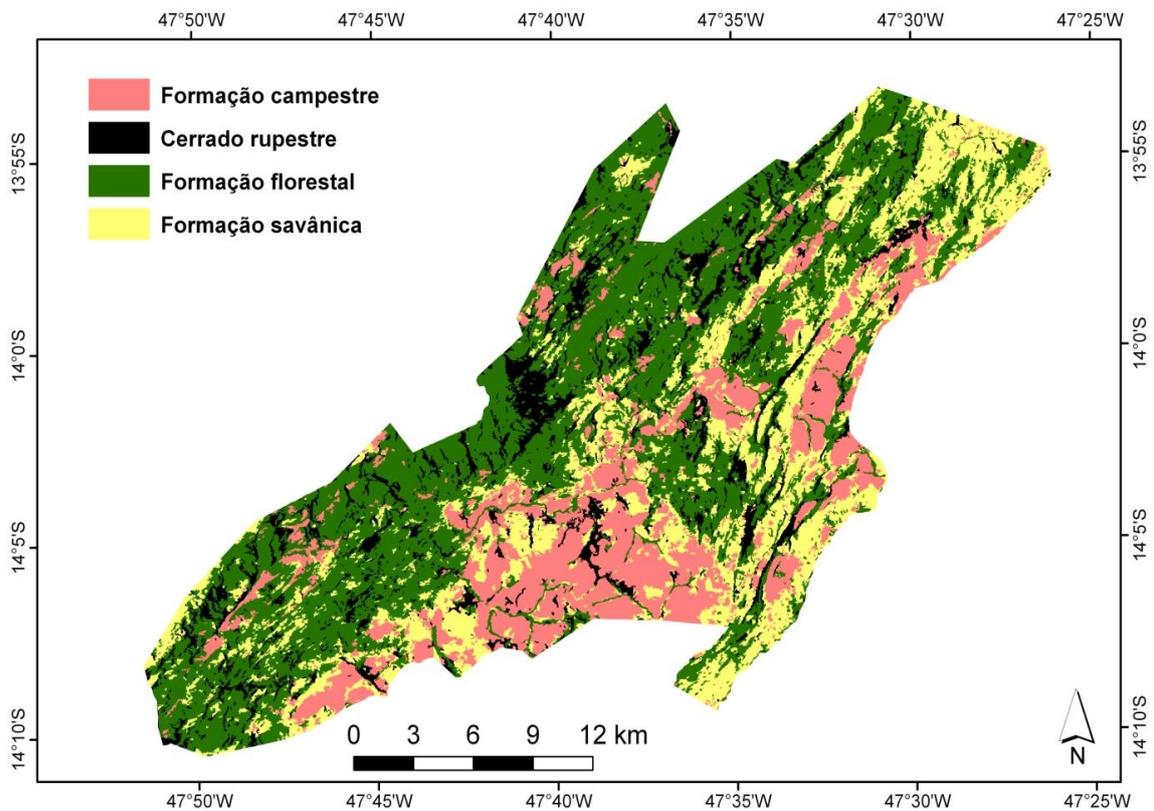


Figura 4.4 Resultado da segmentação de imagens do satélite ALOS PALSAR do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros e classificação pelo método do ISOSEG.

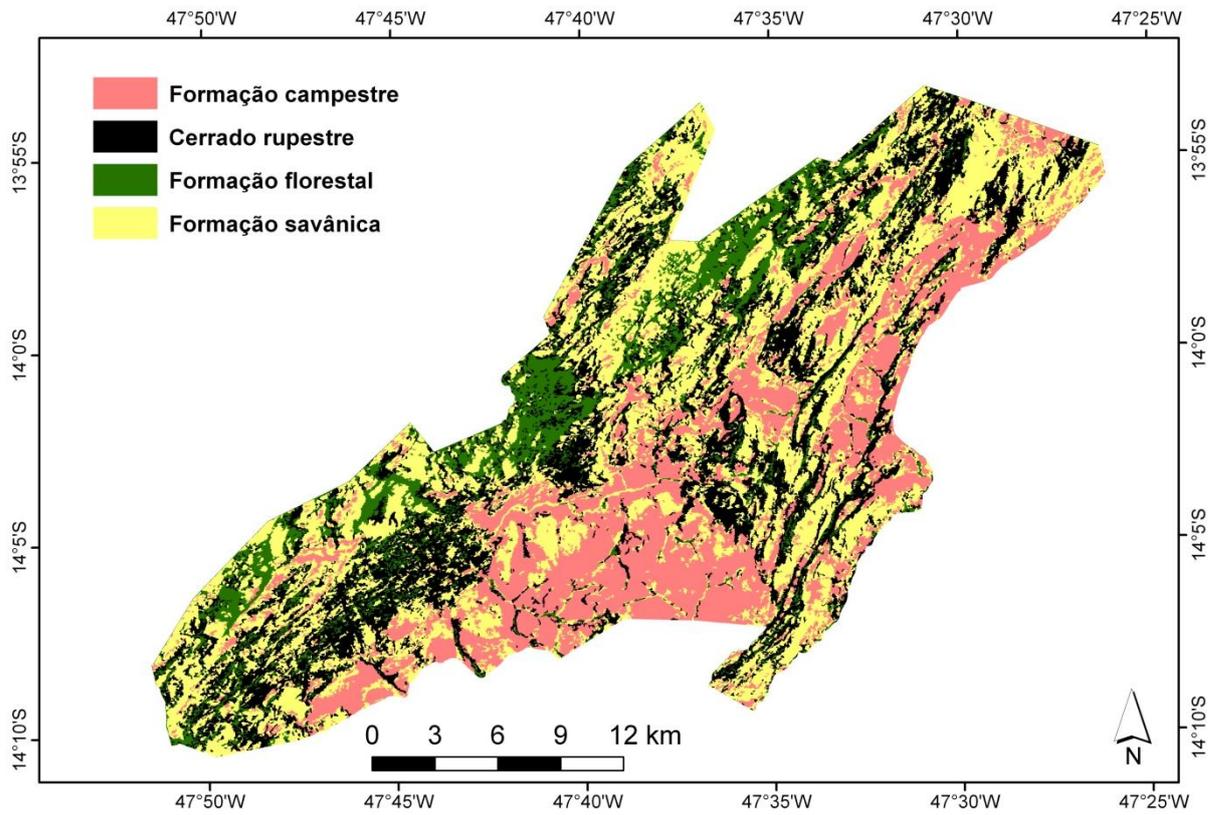


Figura 4.5 Resultado da classificação de imagens do satélite ALOS PALSAR do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros pelo método MAXVER-ICM.

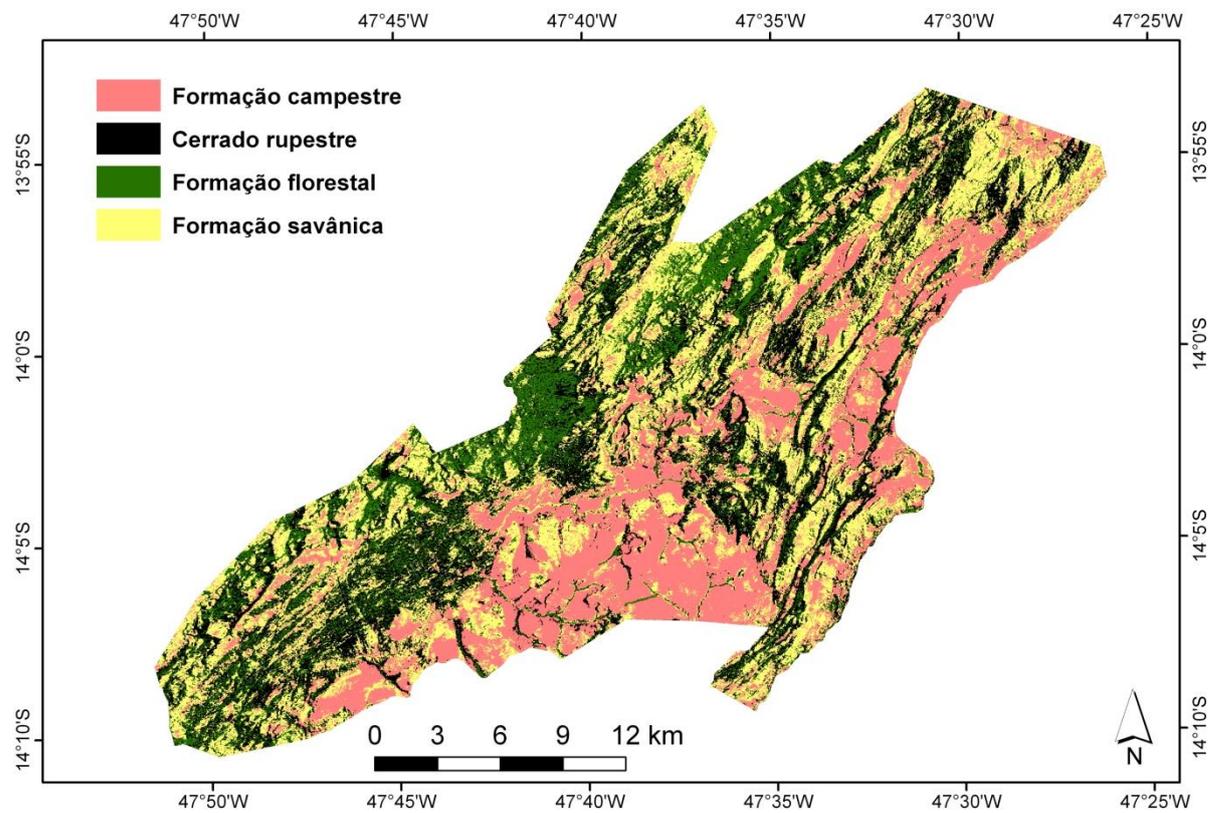


Figura 4.6 Resultado da classificação de imagens do satélite ALOS PALSAR do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros pelo método SVM.

Embora o classificador MAXVER-ICM tenha apresentado acurácia mais alta, os três classificadores tiveram desempenhos parecidos: exatidões globais variando entre 75% a 78% e índices  $\tau$  variando de 0,71 a 0,76 (Tabela 3.2). Esses valores estão no intervalo de concordância denominado “muito boa” nas categorias normalmente utilizadas para o índice Kapaa e apenas um nível abaixo da categoria mais alta, denominada “excelente” (LANDIS e KOCK, 1977). Entretanto, nenhum deles conseguiu satisfazer o requerimento de pelo menos 85% de acurácia, um padrão comumente aceito na literatura (FOODY, 2002). O desempenho relativamente baixo dos classificadores deve ser considerado com certa ressalva por causa da complexidade da paisagem do Cerrado (transição gradual entre as diferentes fitofisionomias) e da topografia acidentada de algumas porções do parque.

Nos três classificadores, as formações campestres foram as que apresentaram os menores erros de omissão e comissão (Tabela 3.3). Na técnica de segmentação de imagens seguida de classificação ISOSEG, houve uma superestimativa de áreas com formações florestais (42% de erro de comissão). Nas outras duas classificações, houve uma superestimativa de áreas com formações savânicas (50% de erro de comissão).

Tabela 4.3 Matriz de erros da segmentação de imagens e classificação ISOSEG (a), MAXVER-ICM (b) e SVM (c) para discriminação de cobertura vegetal do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros. F = formação florestal; S = formação savânica; CR = cerrado rupestre; C = formação campestre; EO = erro de omissão; EC = erro de comissão.

		Verdade Terrestre						
		F	S	CR	C	TOTAL	%EO	%EC
Classificação de imagens	F	<b>42</b>	19	1	1	63	16	42
	S	0	<b>24</b>	9	5	38	52	28
	CR	8	3	<b>39</b>	0	50	22	22
	C	0	4	1	<b>44</b>	49	12	10
	TOTAL	50	50	50	50			

(a)

---

		<b>Verdade Terrestre</b>						
		F	S	CR	C	TOTAL	%EO	%EC
<b>Classificação de imagens</b>	F	<b>32</b>	2	1	0	35	36	6
	S	13	<b>38</b>	9	3	63	24	50
	CR	5	6	<b>40</b>	0	51	20	22
	C	0	4	0	<b>47</b>	51	6	8
	TOTAL	50	50	50	50			

---

(b)

---

		<b>Verdade Terrestre</b>						
		F	S	CR	C	TOTAL	%EO	%EC
<b>Classificação de imagens</b>	F	<b>30</b>	2	1	0	33	40	6
	S	13	<b>38</b>	9	3	63	24	50
	CR	7	7	<b>40</b>	0	55	20	28
	C	0	3	0	<b>47</b>	50	6	6
	TOTAL	50	50	50	50			

---

(c)

## CAPÍTULO 5

### CONSIDERACOES FINAIS

Resultados dessa pesquisa demonstraram que a discriminação das principais classes de cobertura vegetal do Cerrado baseada em polarizações individuais é limitada, separando-se apenas as formações campestres de outras formações. No entanto, o desempenho de diferentes classificadores envolvendo as três polarizações mostrou que tal discriminação é possível.

De acordo com a análise estatística pelo índice  $\tau$ , o desempenho das imagens ALOS/PALSAR (banda L, polarizações HH, HV e VV) na discriminação das principais formações vegetais do Cerrado pelos classificadores MAXVER-ICM, SVM e ISOSEG foi considerado muito bom nas categorias de classes de desempenho comumente utilizadas para o índice Kappa.

Os três mapas gerados pelas classificações apresentam-se como documentos cartográficos com informações consistentes para subsidiar pesquisas ou outras atividades de monitoramento ambiental, preservação da biodiversidade e estimativas de biomassa.

A metodologia escolhida proporcionou uma economia no esforço computacional, com considerada velocidade de processamento das imagens de radar, apesar do grande volume de dados. A classificação automática da cobertura vegetal apresenta-se como uma técnica rápida e eficaz na elaboração de mapas temáticos (com boa acurácia) de áreas com grande extensão.

Algumas modificações nos procedimentos adotados podem ser feitas para melhorar ainda mais seu desempenho nos próximos mapeamentos. Com o intuito de atingir valores mais acurados e, por consequência, melhores índices de exatidão global e índice Tau, talvez seja necessária uma coleta maior de amostras ou substituição das imagens IKONOS, utilizadas para validação, por verificação *in loco* no campo. Destaca-se que não houve saída de campo para coletar tais dados *in loco* por causa da dificuldade de acesso ao parque.

## REFERÊNCIAS

ABOUD-NETA, S. R.; FREITAS, C. C.; DUTRA, L. V. Uso de imagens multipolarizadas para detecção de incremento de desflorestamento na Amazônia. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 62, n. 2, 2010.

ASF. ALASKA SATELLITE FACILITY. **MapReady 1.0**. Disponível em: <<http://www.asf.alaska.edu/sardatacenter/Softwaretools>>. Acessado em: 15 out. 2011.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia. **Projeto Radambrasil**. Folha SD 23. Brasília. Geologia, geomorfologia, pedologia, vegetação e uso potencial da terra. Rio de Janeiro: IBGE, 660 p., 1982 (Levantamento de Recursos Naturais, 29).

BRITES, R. S. **Verificação de exatidão em classificação de imagens digitais orbitais: efeitos de diferentes estratégias de amostragem e avaliação de índices de exatidão**. Tese (Dissertação de Doutorado em Ciência Florestal), Universidade de Viçosa, 101 p., 1995.

BRITES, R. S.; SOARES, V. P.; RIBEIRO, C. A. A. S. Verificação da exatidão em classificações de uma imagem orbital mediante a utilização de três índices. **Revista Árvore**, v. 20, p. 415-424, 1996.

CAMARA, G.; SOUZA, R. C. M.; FREITAS, U. M.; GARRIDO, J. SPRING: integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modeling. **Computer & Graphics**, v. 20, n. 3, p. 395-403, 1996.

CAMPBELL, J. B. **Introduction to Remote Sensing**. EUA: Guilford, 4<sup>a</sup> ed., 2008.

CARVALHO JÚNIOR, O. A.; SAMPAIO, C. S.; SILVA, N. C.; COUTO JÚNIOR, A. F.; GOMES, R. A. T.; CARVALHO, A. P. F.; SHIMABUKURO, Y. E. Classificação de padrões de savana usando assinaturas temporais NDVI do sensor MODIS no Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros. **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 26, n. 4, p. 505-517, 2008.

CIANCIARUSO, M. V.; BATALHA, M. A.; SILVA, I. A. Seasonal variation of a hyperspectral cerrado in Emas National Park, central Brazil. **Flora**, v. 200, p. 345-353, 2005.

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, v. 37, p. 35-46, 1991.

CORREIA, A. H. **Desenvolvimento de classificadores de máxima verossimilhança e ICM para imagens SAR polarimétricas**. 275 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto). São José dos Campos: INPE, 1998.

COSTA, T. C. C.; BRITES, R. B. A influência do tamanho da amostra de referência na exatidão de classificação de imagens de sensoriamento remoto. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 56, n. 02, 2004.

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.

FELFILI, J. M.; REZENDE, A. V.; SILVA JÚNIOR, M. C. (orgs.). **Biogeografia do Bioma Cerrado: Vegetação e Solos da Chapada dos Veadeiros**. Brasília: Universidade de Brasília/FINATEC, 2007. 256 p.

FERREIRA, L. G.; HUETE, A. R. Assessing the seasonal dynamics of the Brazilian Cerrado vegetation through the use of spectral vegetation indices. **International Journal of Remote Sensing**, v. 25, n. 10, p. 1837-1860, 2004.

FERREIRA, M. E.; FERREIRA, L. G.; HUETE, A. R.; PECCININI, A. A. Análise comparativa dos produtos MODIS Ecologia para o monitoramento biofísico ambiental do bioma Cerrado. **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 24, n. 2, p. 251-260, 2006.

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

FRAPPART, F.; SEYLER, F.; MARTINEZ, J. M.; LEÓN, J. G.; CAZENAVE, A. Floodplain water storage in the Negro River basin estimated from microwave remote sensing of inundation area and water levels. **Remote Sensing of Environment**, v. 99, p. 387-399, 2005.

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

GÓES, C. A.; MELLO FILHO, W. L.; CARVALHO, M. Avaliação do desempenho de diferentes classificadores (ISOSEG, Bhattacharya, MAXVER e MAXVER-ICM), utilizando imagens CCD/CBERS-1 e ETM<sup>+</sup> /Landsat-7 fusionadas. **Revista Ambiente Água**, v.1, p. 80-89, 2006.

HENDERSON, F. M.; LEWIS, A. J. **Principles and Applications of Imaging Radar**. Manual of Remote Sensing, Nova Iorque: John Wiley & Sons, 3<sup>a</sup> ed., v. 2, 866 p., 1998.

HERMUCHE, P. M.; SANO, E. E. Identificação da floresta estacional decidual no Vão do Paraná, estado de Goiás, a partir da análise da reflectância acumulada de imagens do sensor ETM+/Landsat-7. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 63, n. 3, p. 415-425, 2011.

IBGE. **Mapa de Biomas do Brasil**. Escala 1:5.000.000. Rio de Janeiro: IBGE, 2004. Disponível em: <http://mapas.ibge.gov.br/biomas2/viewer.htm>. Acesso em: 13 fev. 2011.

ICMBIO. Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade. **Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros**. Alto Paraíso: MMA. Disponível em: [http://www4.icmbio.gov.br/parna\\_veadeiros/](http://www4.icmbio.gov.br/parna_veadeiros/). Acesso em: 12 fev. 2012.

IGARASHI, T. ALOS mission requirements and specifications. **Advances in Space Research**, v. 28, n. 1, p. 127-131, 2001.

INCE, T. Unsupervised classification of polarimetric SAR image with dynamic clustering: An image processing approach. **Advances in Engineering Software**, v. 41, p. 636-646, 2010.

INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Manuais. Tutorial de Geoprocessamento. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/tutorial/segmentacao.html>>. Acesso em: 10 dez. 2011.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente**. Uma Perspectiva em Recursos Terrestres. Tradução: José Carlos Neves Epiphânio *et al.* São José dos Campos: Parentese, 585 p., 2009.

JEPSON, W. A disappearing biome? Reconsidering land cover change in the Brazilian savanna. **The Geographical Journal**, v. 17, p. 99–111, 2005.

KLINK, C. A.; MACHADO, R. B. Conservation of the Brazilian Cerrado. **Conservation Biology**, v. 19, n. 3, 2005, p. 707-713.

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

LEE, J. S.; POTTIER, E. **Polarimetric radar imaging: from basics to applications**. EUA, Taylor & Francis Group, 398 p, 2009.

LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. W. **Remote Sensing and image interpretation**. EUA, John Wiley & Sons, 6<sup>a</sup> ed., 756 p, 2008.

LIMA, C. A. **O Cerrado rupestre no estado de Goiás com base em imagens Landsat ETM+**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal). Brasília: Universidade de Brasília, 117 p., 2008.

LIU, W. T. H. **Aplicações de Sensoriamento Remoto**. Campo Grande: UNIDERP, 908 p, 2007.

LOEBMANN, D. G. S. W. **Classificação do cerrado no Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros, GO, com a aplicação de uma análise combinatória com filtros adaptativos em imagens TM Landsat**. Dissertação (Mestrado em Geografia). Brasília, Universidade de Brasília, 65 p., 2008.

MA, Z.; REDMOND, R. L. Tau coefficients for accuracy assessment of classifications of remote sensing data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 61, n. 4, p. 435-439, 1995.

MAGNUSSON, M.; FRANSSON, J. E. S.; ERIKSSON, L. E. B.; SANDBERG, G.; SMITH-JONFORSEN, G.; ULANDER, L. M. H. Estimation of forest stem volume using ALOS PALSAR satellite images. **Geoscience and Remote Sensing Symposium**, p. 4343-4346, 2007.

MMA. Ministério do Meio Ambiente. **Monitoramento do desmatamento nos biomas brasileiros por satélite**. Monitoramento do bioma Cerrado. Brasília: MMA, 2012. Disponível em: <[http://www.mma.gov.br/estruturas/sbf\\_chm\\_rbbio/\\_arquivos/relatoriofinal\\_cerrado\\_2010\\_final\\_72\\_1.pdf](http://www.mma.gov.br/estruturas/sbf_chm_rbbio/_arquivos/relatoriofinal_cerrado_2010_final_72_1.pdf)>. Acesso em: 15 fev. 2012.

MORAN, M. S.; HYMER, D. C.; QI, J.; KERR, Y. Comparison of ERS-2 SAR and Landsat TM imagery for monitoring agricultural crop and soil conditions. **Remote Sensing of Environment**, v. 79, n. 2, p. 243-252, 2002.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação**. Viçosa: UFV, 2011.

MYERS, N.; MITTERMAYER R. A.; MITTERMEIER C. G.; FONSECA, G. A. B.; KENT, J. Biodiversity hotspots for conservation priorities. **Nature**, v. 403, p. 853-858, 2000.

NASCIMENTO, E. R. P.; SANO E. E. Identificação de Cerrado Rupestre por meio de imagens multitemporais do Landsat: proposta metodológica. **Sociedade & Natureza**, v. 22, n. 1, p. 93-106, 2010.

OLIVEIRA JÚNIOR, H. J.; SHIMABUKURO, Y. E. Mapeamento da cobertura da terra dos Estados do Goiás e Tocantins utilizando imagens do sensor MODIS. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, p. 1641-1648, 2005.

PARADELLA, W. R.; SANTOS, A. R.; VENEZIANI, P.; MORAIS, M. C. Synthetic aperture radar for geological application in the moist tropics: experiences from the Brazilian Amazon region. **Revista Brasileira de Geociências**, v. 30, n. 3, p. 538-542, 2000.

PINTO, J. R. R.; SANO, E. E.; REINO, C. M.; PINTO, C. A. S. Parques nacionais do Cerrado e os tipos de formações vegetacionais preservados. **Natureza & Conservação**, v. 7, n. 2, p. 44-56, 2009.

RANSON, K. J.; SUN, G.; WEISHAMPEL, J. F.; KNOX, R. G. Forest biomass from combined ecosystem and radar backscatter modeling. **Remote Sensing of Environment**, v. 59, p. 118-133, 1997.

RIBEIRO, J. F.; WALTER, B. M. T. 2008. As principais fitofisionomias do Cerrado. In: SANO, S. M.; ALMEIDA, S. P.; RIBEIRO, J. F. (eds.), **Cerrado. Ecologia e Flora**. Planaltina: Embrapa Cerrados, v. 1, Cap. 6, p. 151 – 199, 2008.

SAMPAIO, C. S. **Abordagem metodológica baseada nos dados multitemporais MODIS EVI/NDVI para classificação da cobertura vegetal na região do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros/GO**. Tese (Dissertação de Mestrado em Geografia), UnB, Brasília, 73 p., 2007.

SANO, E. E.; FERREIRA, L. G.; HUETE, A. R. Synthetic aperture radar (L band) and optical vegetation indices for discriminating the Brazilian savanna physiognomies: a comparative analysis. **Earth Interactions**, v. 9, Paper no. 15, 2005, 15 p.

SANO, E. E.; SANTOS, E. M.; MENESES, P. R. Análise de imagens do satélite ALOS PALSAR para o mapeamento de uso e cobertura da terra do Distrito Federal. **Geociências**, v. 28, n. 4, p. 441-451, 2009.

SANO, E. E.; ROSA, R.; BRITO, J. L. S.; FERREIRA, L. G. Land cover mapping of the tropical savanna region in Brazil. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 166, p. 113-124, 2010.

SANTORO, M.; FRANSSON, J. E. S.; ERIKSSON, L. E. B. Signatures of ALOS PALSAR L-band backscattering in Swedish Forest. **Geoscience and Remote Sensing**, v. 47, n. 12, p. 4001-4019, 2009.

SHIMADA, M. Radiometric and geometric calibration of JERS-1 SAR. **Advances in Space Research**, v. 17, n. 1, p. 79–88, 1996.

SILVA, J. F.; FARIÑAS, M. R.; FELFILI, J. M.; KLINK, C. A. Spatial heterogeneity, land use and conservation in the Cerrado region of Brazil. **Journal of Biogeography**, v. 33, p. 536-548, 2006.

SMITH, L. C. Satellite remote sensing of river inundation area, stage and discharge: A review. **Hydrological Processes**, v. 11, p. 1427– 1439, 1997.

SULSOFT. ENVI: **Curso Avançado**. (Manual do Curso de Envi 4.6). Porto Alegre: SULSOFT, 2009.

SZUSTER, B. W.; CHEN, Q.; BORGER, M A. Comparison of classification techniques to support land cover and land use analysis in tropical coastal zones. **Applied Geography**, v. 31, p. 525-532, 2011.

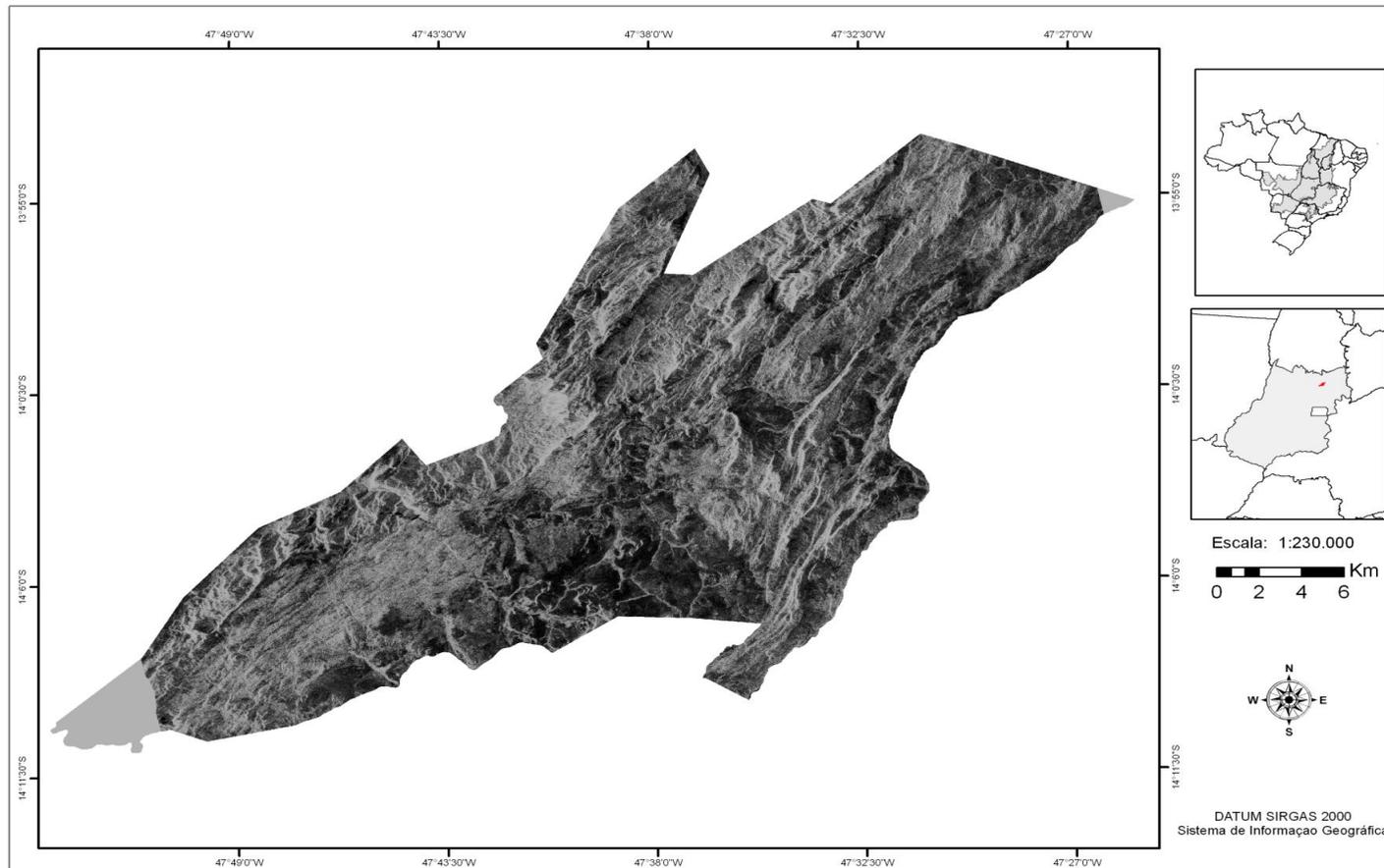
VENTURIERI, A.; SANTOS, J. R. Técnicas de classificação de imagens para análise da cobertura vegetal. In ASSAD, E. D., SANO, E. E. (orgs). **Sistema de informações geográficas: aplicações na agricultura**. Brasília, Embrapa-SPI/Embrapa-CPAC, 2<sup>a</sup> ed., 434 p., 1998.

WASKE, B.; BENEDIKTSSON, J. A. Fusion of support vector machines for classification of multisensor data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 45, n. 12, p. 3858–3866, 2007.

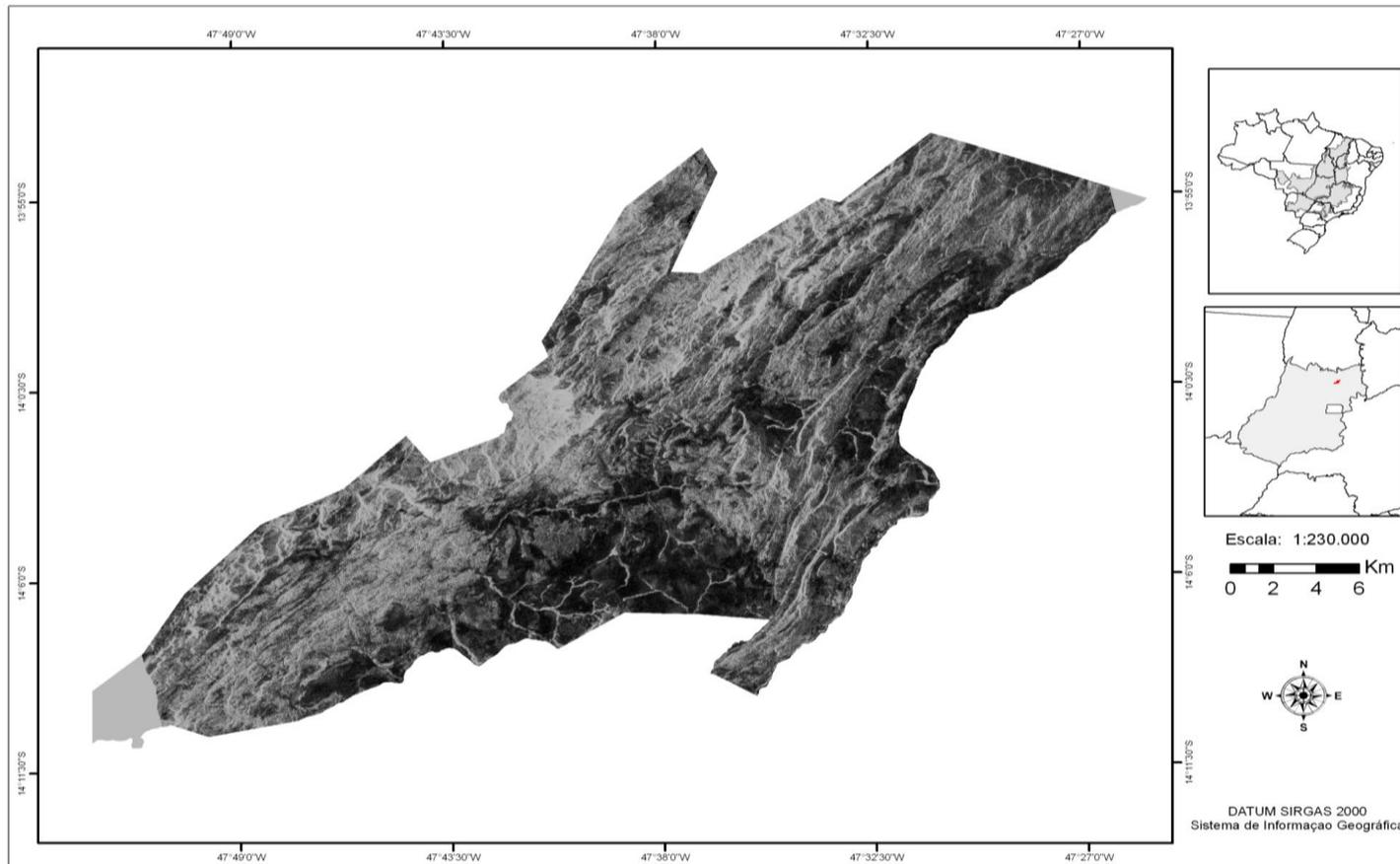
ZHANG, L.; ZOU, B.; ZHANG, J.; ZHANG, Y. Classification of polarimetric SAR image based on support vector machine using multiple component scattering. **EURASIP Journal on Advances in Signal Processing**, v. 2010, 2010.

## **ANEXOS**

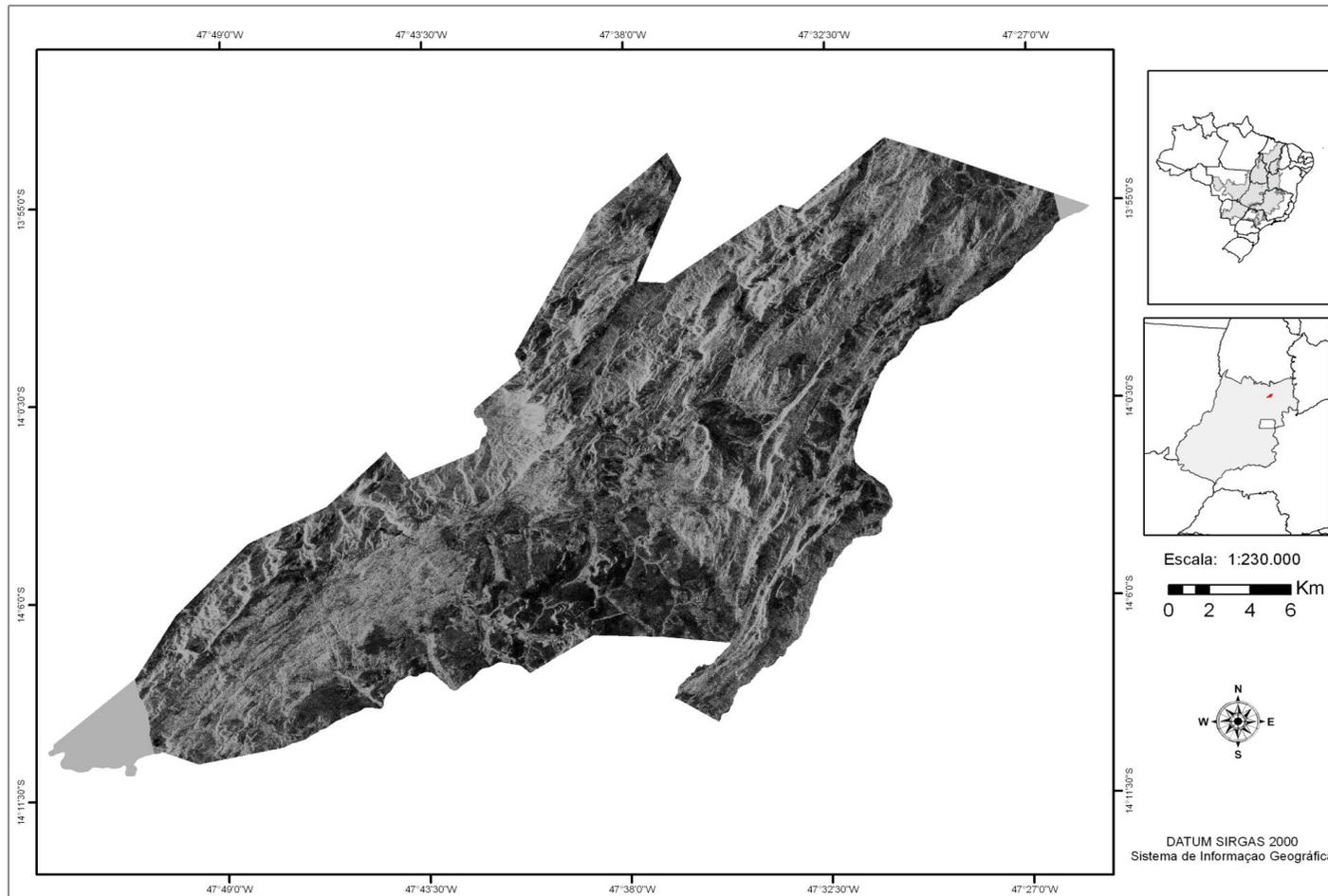
ANEXO 1. Imagem do satélite ALOS PALSAR, polarização HH do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros.



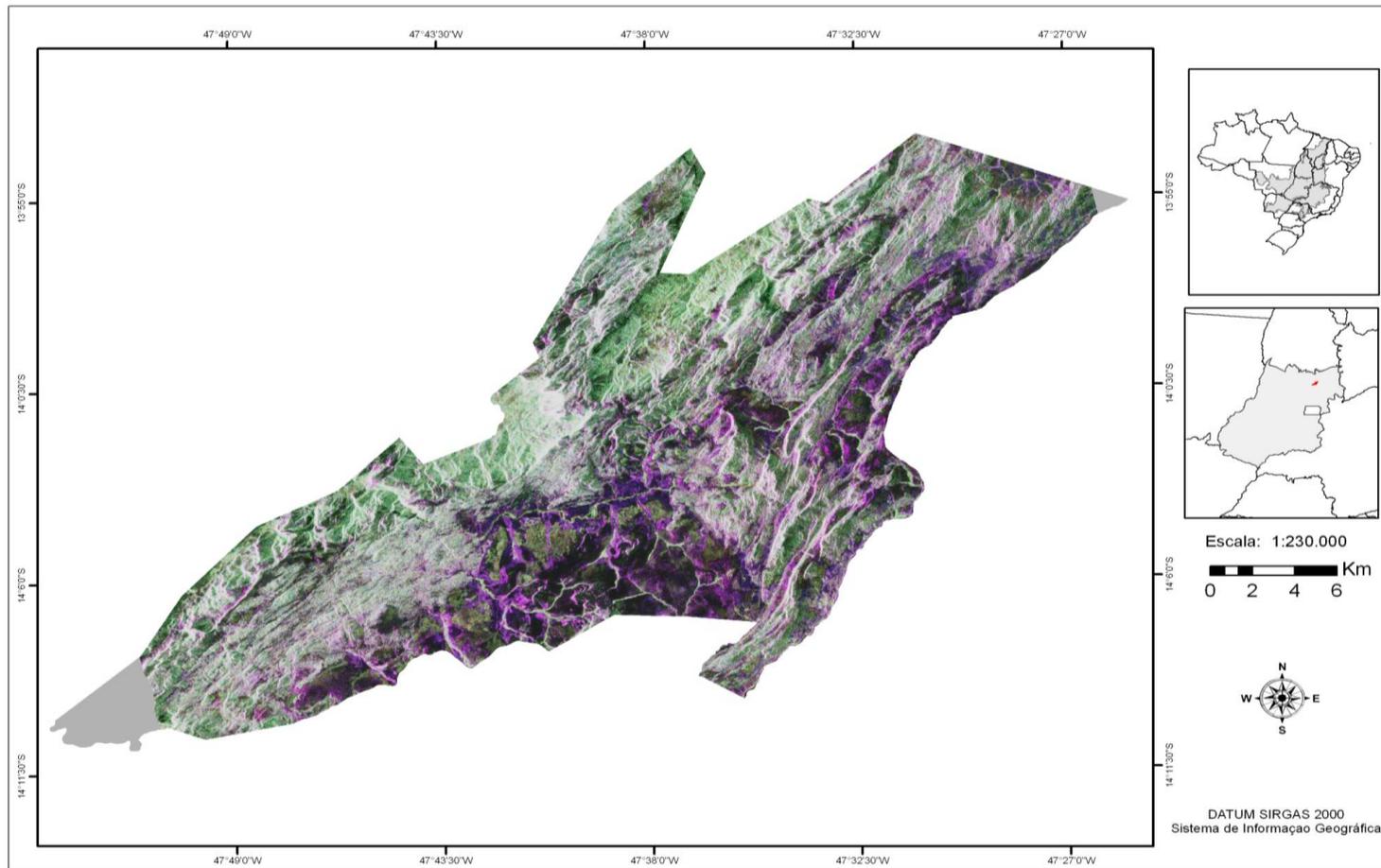
ANEXO 2. Imagem do satélite ALOS PALSAR, polarização HV do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros.



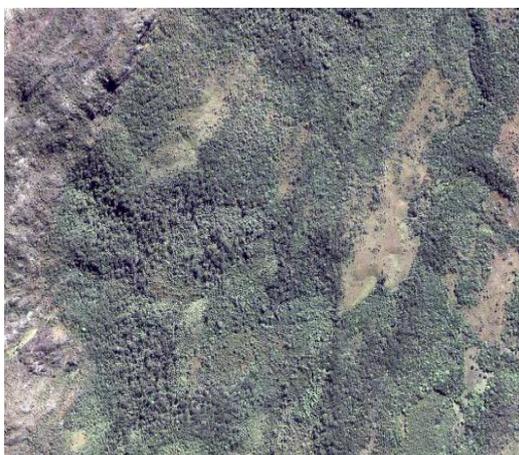
ANEXO 3. Imagem do satélite ALOS PALSAR, polarização VV do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros.



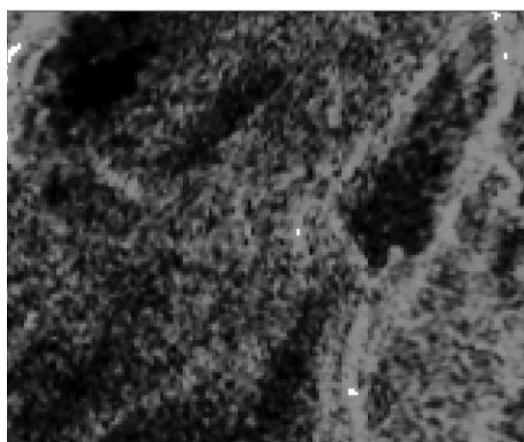
ANEXO 4. Imagem composição colorida RGB das polarizações HH, HV e VV do satélite ALOS PALSAR do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros.



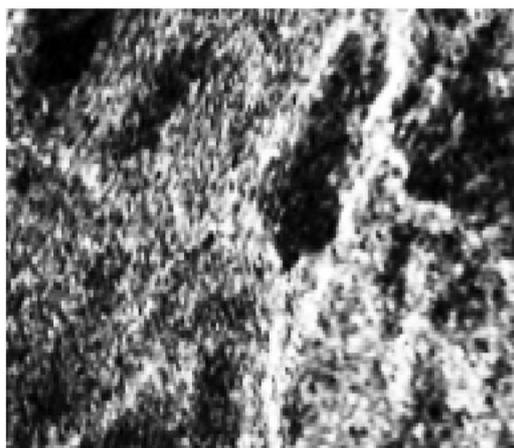
ANEXO 5. Recorte de imagens IKONOS (a) e ALOS PALSAR nas polarizações HH (b), HV (c) e VV (d) das áreas de treinamento em formações florestais, selecionadas para conduzir as classificações de imagens.



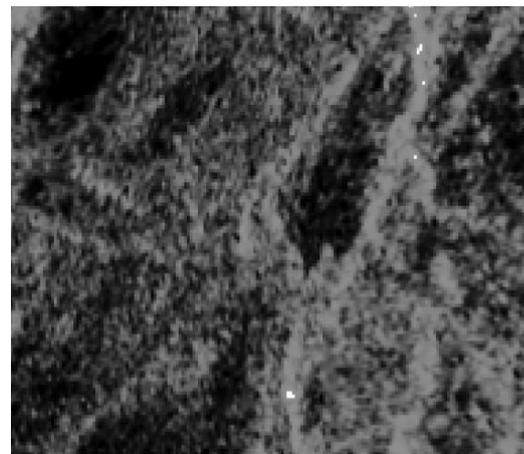
(a)



(b)



(c)

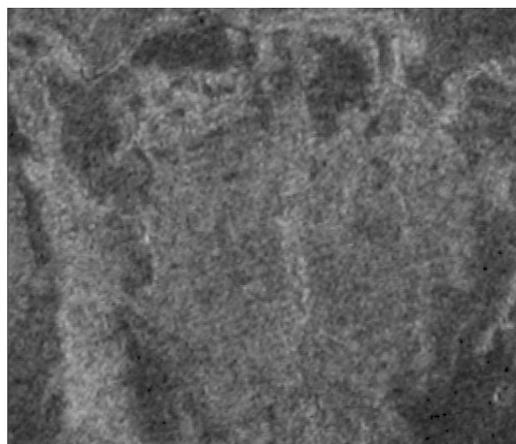


(d)

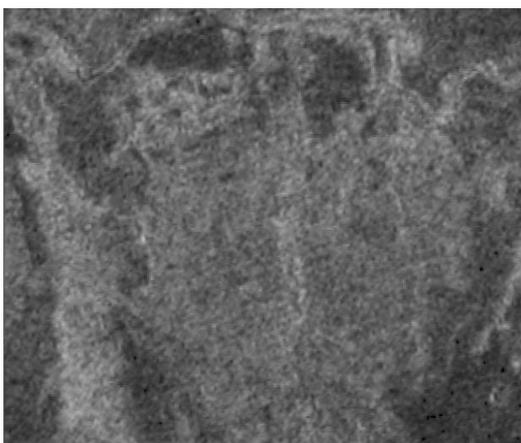
ANEXO 6. Recorte de imagens IKONOS (a) e ALOS PALSAR nas polarizações HH (b), HV (c) e VV (d) das áreas de treinamento em formações savânicas, selecionadas para conduzir as classificações de imagens.



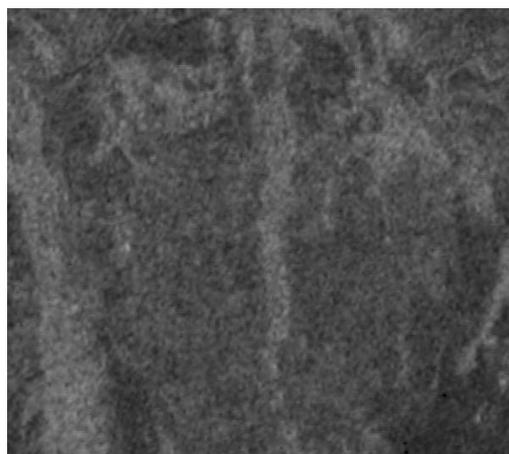
(a)



(b)



(c)

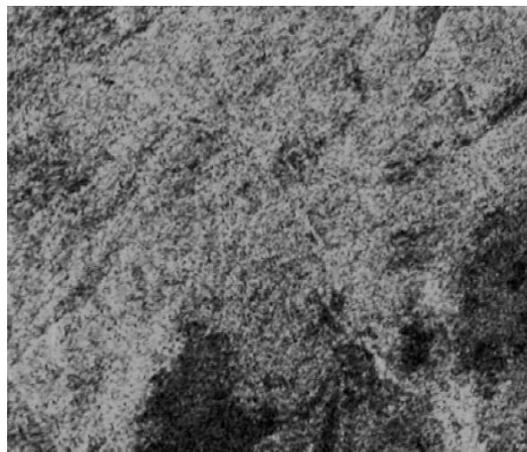


(d)

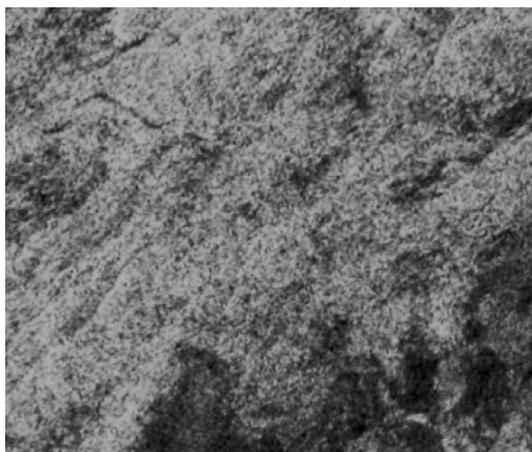
ANEXO 7. Recorte de imagens IKONOS (a) e ALOS PALSAR nas polarizações HH (b), HV (c) e VV (d) das áreas de treinamento em Cerrado Rupestre, selecionadas para conduzir as classificações de imagens.



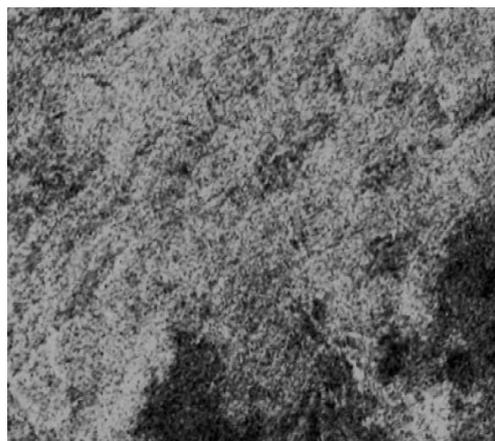
(a)



(b)



(c)

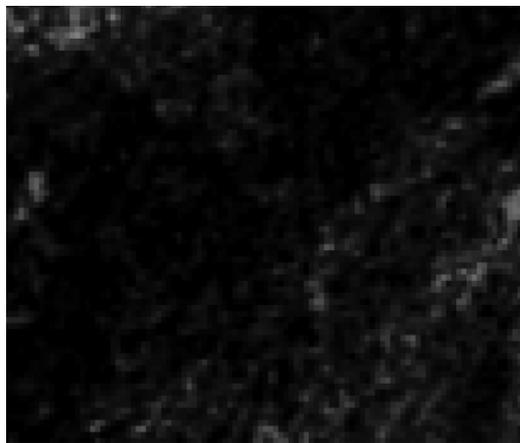


(d)

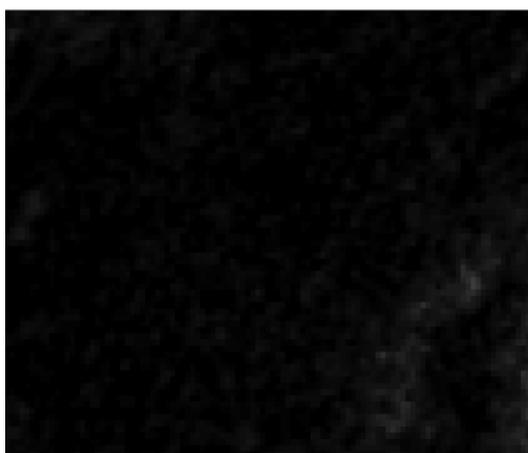
ANEXO 8. Recorte de imagens IKONOS (a) e ALOS PALSAR nas polarizações HH (b), HV (c) e VV (d) das áreas de treinamento em formações campestres, selecionadas para conduzir as classificações de imagens.



(a)



(b)



(c)



(d)