

Universidade Federal de Minas Gerais
Instituto de Geociências
Programa de Pós-graduação
Mestrado em Geografia

**Proposta Metodológica para Delimitação
e Classificação do Ambiente de Vereda
Utilizando Imagens Orbitais**

Thiago de Alencar Silva

Minas Gerais - Brasil
Abril - 2007

Thiago de Alencar Silva

Proposta Metodológica para Delimitação e Classificação do Ambiente de Vereda Utilizando Imagens Orbitais

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação do Departamento de Geografia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Geografia.

Área de Concentração: Análise Ambiental

Orientador: Dr. Philippe Maillard

Belo Horizonte
Departamento de Geografia da UFMG
Abril 2007

Dissertação defendida e aprovada, em 02 de abril de 2007, pela Banca Examinadora constituída pelos doutores e professores:

Prof. Dr. Philippe Maillard

Pofa. Dra. Silvana Amaral Kappel

Profa. Dra. Cristina Helena Ribeiro Rocha Augustin

Ao meu filhão Leonardo, por você...

Agradecimentos

Meus agradecimentos a todos que de forma direta ou indireta participaram na conclusão desta dissertação.

À Deus pai, que me ilumina, me da força e saúde para a realização das minhas tarefas.

À Raquel, companheira que sempre me deu todas as condições para a conclusão de mais esta etapa da minha vida.

À minha família, e em especial aos meus tios Olivando e Neuza, por todo carinho e apoio dispensados, desde a minha chegada em Belo Horizonte.

Ao Prof. Dr. Philippe Maillard, que além de ser um ótimo e sempre presente orientador, compartilhou muitas vezes momentos difíceis desempenhando verdadeiro papel de amigo e conselheiro.

A todos os professores do Instituto de Geociências - IGC da UFMG.

À todos os amigos e colegas do IGC, de forma especial, aqueles que estiveram mais presentes: Marília, Nádia, Daniel, Charles e Fabiano pelas exaustivas ajudas de campo e laboratório.

À Agência Espacial Canadense por prover as imagens de radar utilizadas nesta pesquisa.

Ao Instituto Estadual de Florestas de Minas Gerais pela estrutura e ajuda dispensadas pelos funcionários no Parque Estadual Veredas do Peruaçu.

À Fundação Zoo-Botânica de Belo Horizonte, que através das funcionárias Marina e Guadalupe, foi responsável pela identificação das espécies botânicas.

Ao meu irmão João Antonio pelos desenhos elaborados neste estudo.

Ao meu amigo Silvio pelo suporte prestado.

A todos outros que não citei, mas que foram de grande importância, meus sinceros agradecimentos.

“Há veredas grandes e pequenas, compridas e largas. Veredas com uma lagoa; com um brejo ou pântano; com pântanos de onde se formam e vão escoando e crescendo as nascentes dos rios; com brejo grande, sujo, emaranhado de matagal (marimbú); com córrego, ribeirão ou riacho.”
Correspondência entre João Guimarães Rosa e o tradutor italiano Edoardo Bizzarri, entre 1959 e 1967.

Sumário

Agradecimentos	iv
Siglas e símbolos	xi
Resumo	xiii
Abstract	xiv
1 Introdução e Objetivos	1
1.1 Introdução	1
1.2 Objetivos	4
1.2.1 Objetivo Geral	4
1.2.2 Objetivos Específicos	4
2 Fundamentação Teórica	6
2.1 O Ambiente de Vereda	6
2.1.1 Vereda: Definição	7
2.1.2 Importância Ecológica da Vereda	12
2.2 Sensoriamento Remoto: conceitos e sua aplicação em terras úmidas	14
2.2.1 Conceitos em Sensoriamento Remoto	15
2.2.2 Sensoriamento Remoto em Florestas Inundadas	21
3 Metodologia	24
3.1 Pré-Processamento	24
3.1.1 Aquisição das Imagens	24
3.1.2 Correção Geométrica e Radiométrica	28
3.1.3 Construção das Zonas Tampão (<i>buffers</i>) e o conhecimento espacial prévio	29
3.2 Procedimentos de Campo	30
3.2.1 Transectos Fito-fisionômicos	30
3.2.2 Coleta e Análise de Solos	31

3.2.3	Coleta Botânica	33
3.3	Classificação das Imagens Óticas	34
3.4	Classificação das Imagens de Radar: segmentação e atribuição de classes	35
3.4.1	O Algoritmo Segmentador K-means	36
3.4.2	O Algoritmo Segmentador MAMSEG	37
3.5	Validação dos Resultados	39
3.5.1	Validação Através dos Transectos Fitofisionômicos	41
3.5.2	Matriz de Confusão	42
3.5.3	Índice Kappa	43
3.6	Área de Estudo	43
3.6.1	Contexto Ambiental	43
3.6.2	Contexto Geológico e Geomorfológico	46
3.6.3	Contexto Climático	47
3.6.4	Contexto Vegetacional	48
4	Resultados	52
4.1	Tipologia das Veredas do Peruaçu	52
4.2	Correções das Imagens	60
4.3	Segmentação e Atribuição de Classes para as Imagens de Radar	61
4.3.1	Análise Visual	66
4.4	Influência da Umidade Gravimétrica na Segmentação	68
4.5	Classificação das Imagens Óticas	70
4.6	Integração da Segmentação Radar e Classificação Ótica	75
5	Considerações Finais	79
A	Matrizes de Confusão do Resultado da Segmentação das Imagens RADARSAT	89

Lista de Figuras

2.1	Biomassas do Brasil	7
2.2	Exemplo de vereda	8
2.3	Tipos de veredas em relação à origem e à geomorfologia	10
2.4	Fotografias ilustrando a diferença entre os estratos das veredas	11
2.5	Exemplos de degradação nas veredas	13
2.6	Espectro eletromagnético	16
2.7	Curva de reflectância para os diferentes alvos.	17
2.8	Tipos de refletores: lambertiano e especular	19
2.9	Tipos de reflexão no sinal radar	19
2.10	Polarização da onda eletromagnética	21
3.1	Fluxograma das etapas metodológicas da pesquisa	25
3.2	Imagens brutas de Radarsat-1	26
3.3	Cena ASTER bruta	28
3.4	Construção das zonas tampão	30
3.5	Precipitação de Januária/MG	32
3.6	Etapas do algoritmo K-means	37
3.7	Análise de vizinhança	38
3.8	Cliques de análise em Markov	39
3.9	Etapas de segmentação das imagens de radar	40
3.10	Validação do processamento das imagens de radar	41
3.11	Matriz de confusão	42
3.12	Mapa de localização da área de estudo	44
3.13	Bloco diagrama das características físicas das veredas do Peruaçu	47
3.14	Regime pluviométrico do município de Januária	48
4.1	Mapa de localização das tipologias de vereda	53
4.2	Legenda e escala dos transectos das figuras 4.4 a 4.8.	54
4.3	Vereda de nascente	54
4.4	Transectos 1 a 5 e 20 a 24 pertencente à classe “veredas de cabeceira”.	55
4.5	Vereda típica	56

4.6	Transectos 6 a 8 e 10 a 12 pertencente à classe “veredas típica”	57
4.7	Vereda típica	58
4.8	Transectos 1 a 5 e 20 a 24 pertencente à classe “veredas de transição” (vereda / mata ciliar).	59
4.9	Recortes de imagens Radarsat-1 com correção geométrica	61
4.10	Imagem ASTER para a região de estudo com correção geométrica	62
4.11	Resultado da segmentação K-means para amostra de Abril S2	63
4.12	Resultado da segmentação K-means para amostra de Setembro S6	64
4.13	Resultado da segmentação MAMSEG	65
4.14	Resultado da classificação ASTER utilizando todas as amostras	71
4.15	Resultado da classificação ASTER sem a classe arbustiva	73
4.16	Resultado da classificação ASTER com as classes arbustiva e arbórea	74
4.17	Integração entre o resultado de classificação e segmentação 1	76
4.18	Integração entre o resultado de classificação e segmentação 2	77

Lista de Tabelas

2.1	Bandas espectrais utilizadas no radar	20
3.1	Imagens RADARSAT-1 utilizadas.	25
3.2	Imagem ASTER utilizada	27
3.3	Espécimes dominantes no estrato de gramíneas das veredas do Peruaçu.	49
3.4	Espécime dominante no estrato arbustivo das veredas do Peruaçu.	50
3.5	Espécimes dominantes no estrato arbóreo das veredas do Peruaçu.	50
4.1	RMS das imagens utilizadas no estudo	60
4.2	Resultado comparativo entre a segmentação realizada pelo MAMSEG e os transectos obtidos em campo	66
4.3	Análise visual da segmentação das imagens de radar.	67
4.4	Pontos de coleta de amostra de solos.	69
4.5	Resultados do teste <i>t</i> de Student sobre a influência da umidade na detecção das veredas.	70
4.6	Matriz de confusão para a classificação da imagem ASTER utilizando todas as amostras visitadas em campo.	72
4.7	Matriz de confusão para a classificação da imagem ASTER utilizando amostras selecionadas sem a classe <i>arbustiva</i>	72
4.8	Matriz de confusão para a classificação da imagem ASTER utilizando todas as classes visitadas em campo.	74

Siglas e símbolos

- APA: Área de Proteção Ambiental
- APACP: Área de Proteção Ambiental Cavernas do Peruaçu
- APP: Área de Preservação Permanente
- ASPRS: American Society of Photogrammetry and Remote Sensing
- ASTER: Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer
- CAD: Computer Aided Desing
- CAM: Campos Aleatórios de Markov
- ETM+: Enhanced Thematic Mapper Plus
- GPS: Global Position System
- IBAMA: Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Renováveis
- IBGE: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
- IEF: Instituto Estadual de Florestas de Minas Gerais
- ISODATA: Iterative Self-Organizing Data Analysis
- JANASA: Januária Agropecuária S.A.
- LIDAR: Light Detection and Ranging
- MAMSEG: Modified Adaptative Markov Random Fields Segmentation
- PEVP: Parque Estadual Veredas do Peruaçu
- PNCP: Parque Nacional Cavernas do Peruaçu
- RADAR: Radio Detection and Ranging
- RAR: Real Aperture Radar

- RIX: Reserva Indígena dos Xacriabás
- RMSE: Root Mean Square Error
- Ruralminas: Fundação Rural de Minas Gerais
- SAD69 - South America Datum 1969
- SAR: Synthetic Aperture Radar
- SIG: Sistema de Informação Geográfica
- SLAR: Side Looking Airbone Radar
- VNIR: Visible and Near Infra-Red
- SUDENE: Superintendência de Desenvolvimento do Nordeste
- UTM: Universal Transversa de Mercator
- \bar{x} : média
- σ : desvio padrão
- λ : Comprimento de onda

Resumo

As veredas representam um importante e frágil ecossistema entre as comunidades aluviais do cerrado, as quais se desenvolvem sob condições específicas de geologia, geomorfologia e hidrologia. As veredas são, de fato, uma vegetação complexa composta por uma sucessão de fisionomias que vão desde as gramíneas até os estratos arbóreos. As veredas são protegidas pelas leis brasileiras, mas sua extensão e condições ainda são mal conhecidas. Como ambiente úmido no contexto do semi-árido, as veredas são facilmente detectadas por dados de sensoriamento remoto, mas sua diferenciação de outras formações ribeirinhas, quando utilizados dados óticos, ainda causa certa confusão. Um dos fatores que condiciona o retorno do sinal radar é a umidade. Sendo assim radar de abertura sintética, como o RADARSAT, possui potencial considerável para a delimitação das veredas. Entretanto, imagens radar não são capazes de distinguir os diversos estratos fisionômicos deste ambiente, o que é geralmente possível com dados óticos. Nesta pesquisa, uma metodologia é descrita utilizando tanto dados radar, para a delimitação das veredas, através da abordagem da segmentação, quanto a classificação de dados óticos provenientes do ASTER, para a sua caracterização. A delimitação e classificação do ambiente de vereda são otimizadas utilizando o conhecimento espacial prévio na construção de zonas tampão. O algoritmo MAMSEG é utilizado neste trabalho para segmentar quatro imagens de radar que possuem parâmetros de aquisição (ângulo e período hidrológico) diferenciados. O MAMSEG é baseado na teoria dos Campos Aleatórios de Markov, obtendo sucesso considerável em várias aplicações. O algoritmo K-means também é testado como forma de comparação dos resultados obtidos pelo MAMSEG. É esperado que no final do processamento o MAMSEG indique os melhores parâmetros de radar a ser utilizado para delimitar as veredas. De forma paralela, imagens ASTER foram classificadas com o intuito de se obter as diversas fisionomias inerentes às veredas. Os resultados mostram que, mesmo com valores baixos de validação, os dados RADARSAT foram suficiente para a delimitação das veredas largas e muito úmidas. Por sua vez, a classificação dos dados ASTER forneceu bons resultados para a caracterização das principais fitofisionomias das veredas, apesar de sua largura ser, muitas vezes mais estreita do que a resolução espacial da imagem utilizada. A junção destes dois produtos tende a aumentar a capacidade de se extrair informações sobre as veredas, preenchendo assim a carência de informações sobre este ambiente.

Abstract

Palm swamps represent an important and fragile ecosystem among the alluvial communities of the Brazilian's savannah, growing under specific conditions of geology, geomorphology and hydrology. Palm swamps are, in fact, a vegetation complex composed of a succession of physiognomies that range from grassland to forest. Palm swamps are protected by Brazilian laws, but their extension and conditions are still mainly unknown. As wetlands in a semi-arid context, palm swamp are easily detected by remote sensing data, but their separation from other riverine formations using optical data, still causes confusion. Because humidity is one of the main factors conditioning radar backscatter, synthetic aperture radar, like RADARSAT, shows considerable potential for palm swamp delimitation. However, radar images is not usually capable of distinguishing the several vegetation physiognomies of this environment (but is usually possible with optical data). In this research, a methodology is described using RADARSAT-1 data for the delimitation of palm swamps, through unsupervised segmentation and classification. Conversely, pixel-based classification of ASTER optical data is used for their characterization. The delineation and classification of the palm swamp environment are optimized using prior spatial knowledge through the construction of buffers zones. The MAMSEG algorithm is used in this research to segment four radar images that have different parameters (angle and season). MAMSEG is based on Markov Random Fields theory and considerable successes were obtained in several other applications. The K-means algorithm is also tested as a form of comparison with the results obtained with MAMSEG. It was expected that this processing approach would indicate the best radar parameters to be used to delineate palm swamps. In parallel, ASTER images were classified with the intention of separating the several inherent physiognomies of the palm swamps. The results show that, even with low values of validation, RADARSAT-1 data were able to delineate wide and very humid palm swamps. On the other side, ASTER data provided good results for the characterization of the main vegetation physiognomies, in spite of their narrow width considering the image spatial resolution. The combined use of these two products tends to increase the capacity to extract information about palm swamps, therefore filling out information gaps about this environment.

Capítulo 1

Introdução e Objetivos

1.1 Introdução

A vereda é um importante ecossistema ribeirinho do bioma cerrado (Eiten, 1994) localizadas principalmente no Brasil central, nas formações areníticas do Chapadão das Gerais. Este ecossistema reveste-se de grande importância para a população local, devido a disponibilidade perene de água em uma região de grande carência deste recurso (Boaventura, 1988). Este ecossistema possui um papel fundamental para a biodiversidade, sendo área de localização específica de diversas espécies da flora e da fauna do cerrado (Biodiversitas, 2005). As veredas desempenham a função de verdadeiros corredores ecológicos, interligando os fragmentos do cerrado, permitindo assim o fluxo de matéria e genes (Castro, 1980).

No Brasil este ambiente é protegido por leis ambientais específicas, contudo as veredas estão sofrendo um processo de mudança rápida e contínua para áreas de agricultura (monocultura de soja), silvicultura (eucalipto), além de extensas áreas de pastagens (Melo, 1992). Um importante ponto a destacar é que a vereda possui um papel desproporcional à área que ocupa: devastar uma vereda de alguns km^2 pode equivaler a destruição do equilíbrio de centenas de km^2 de cerrado.

Considerada terra úmida, a vereda se desenvolve a partir de três condições principais: 1- relevo plano; 2- substrato geológico composto por camadas de permeabilidades diferenciadas: uma camada permeável sobre uma camada impermeável. Esta diferença de permeabilidade permite o afloramento do lençol freático por toda sua extensão e, por consequência, a formação da rede de drenagem local; 3- localização em regiões que possuem duas estações bem definidas: um período de excedente hídrico (úmido) e outro de déficit (seco). A flutuação do lençol freático proporciona condições ideais para desenvolvimento das veredas.

As veredas possuem diferentes estratos fitofisionômicos, pseudo-paralelos, que geralmente não ultrapassam 500m de largura. Os estratos das veredas seguem geralmente um

padrão transversal ao longo de toda sua extensão, devido principalmente à disponibilidade hídrica do solo. De acordo com Eiten (1994), a partir do contato com o cerrado em direção ao fundo do seu vale, pouco profundo, encontra-se um campo herbáceo, seguido por uma região de arbustos e, no meio, uma área de extratos arbóreos onde se destaca a palmeira Buriti. A partir do centro, o outro lado espelha a mesma seqüência.

Existe uma rica literatura de sensoriamento remoto aplicado às terras úmidas, mas relativamente poucas pesquisas concentraram-se no estudo das veredas. Além disto, a exceção de algumas pesquisas isoladas sobre os aspectos físicos das veredas, poucos estudos tratam diretamente o tema, e pouco se tem feito na tentativa de inventariar este ambiente no intuito de se conhecer o seu atual estágio de degradação.

Ferreira *et al.* (2005), em estudo detalhado da geomorfologia da região do triângulo mineiro, utilizaram cartas topográficas na escala de 1:50000 para cartografar feições geomorfológicas incluindo, entre elas, as veredas. A fundação Centro Tecnológico de Minas Gerais (CETEC) realizou, na década de 80, um levantamento de áreas de cabeceiras, incluindo regiões de veredas, para atender demanda do Instituto Mineiro de Gestão de Águas (IGAM). Neste trabalho algumas campanhas de campo também foram realizadas, contudo, o nível de imprecisão é considerado alto. Em outro estudo que teve como base as mesmas fotografias aéreas utilizadas pelo CETEC, Boaventura (1988) delimitou as veredas na região noroeste do estado de Minas Gerais, sendo hoje material de referência. Cabe ressaltar que estas metodologias, apesar de serem louváveis e atender as demandas da época, possuem, como desvantagem, a dificuldade na atualização, visto a grande necessidade de trabalhos de campo.

Imagens de sensoriamento remoto do tipo óticas são largamente utilizadas na identificação de classes de vegetação através de métodos de classificação, mas foi apenas nos últimos anos que as resoluções espaciais das imagens orbitais permitiram a cartografia de formações de relativa pequena extensão ou muito estreitas como as formações ribeirinhas. Contudo a distinção entre as veredas e outras formações ribeirinhas continua uma tarefa árdua. Portanto, faz-se necessário desenvolver um método simples para a detecção e a delimitação das veredas, assim como a sua diferenciação de outras formações ribeirinhas, reduzindo a um mínimo possível a quantidade de trabalhos de campo.

Imagens de radares de abertura sintética (SAR) como o RADARSAT-1, por serem muito sensível ao conteúdo em água, oferecem um reconhecido potencial para aplicações em terras úmidas (Townsend, 2002). Métodos tradicionais de classificação (como o de máxima verossimilhança), são de utilidade limitada em produtos de radar sendo necessário um outro tipo de processamento. Isto se deve principalmente ao fato de que, geralmente, uma única banda é adquirida (exceto em cenas de multi-polarização) e devido à forte presença de ruído “speckle”.

Com os campos aleatórios de Markov (CAM), resultados promissores em segmentação e

restauração de imagens foram obtidos em várias aplicações (Tso e Mather, 2001) incluindo a classificação da cobertura/uso do solo e a classificação de imagens de textura. Em específico Deng e Clausi (2005) desenvolveram um segmentador a partir da adaptação dos CAM que teve grande êxito na segmentação e classificação de imagens sintéticas e de imagens SAR de gelo de mar (Maillard *et al.*, 2005). Este mesmo algoritmo foi escolhido para a aplicação na segmentação do ambiente de vereda em relação ao seu entorno.

Considerando estes motivos, esta pesquisa visa elaborar uma metodologia eficiente e que necessite de poucos dados de campo para o processo de delimitação e descrição do ambiente de vereda. Para atingir esta meta, a abordagem prevê a utilização sucessiva dos dois tipos de imagens (radar e ótica) e de algoritmos adaptados a ambos tipos.

A classificação de imagens de radar visa delimitar as veredas em relação ao seu entorno. Este processo dividiu-se em duas etapas: segmentação e atribuição de classes. Por sua vez, a classificação das imagens óticas procura distinguir os estratos fisionômicos da vereda. A proposta de se utilizar estes dois tipos de imagens deve-se ao nível de informação diferenciada que se pode extrair de cada tipo de cena, é esperado que a carência de informação de uma seja suprida pelas vantagens da outra. Desta forma, a junção de dados provenientes de plataformas radar e ótica tendem a melhorar o desempenho de processo de obtenção de informações sobre ambiente de vereda.

Para a classificação da imagem de radar foi adotada a abordagem de segmentação. A abordagem visa testar o desempenho de um segmentador, baseado nos Campos Aleatórios de Markov, para a realização da tarefa de se extrair as regiões de veredas, de forma semi-automática, no contexto do cerrado.

Contudo, é esperado que o algoritmo não seja capaz de determinar as classes fisionômicas das veredas devido à dificuldade de estabilização da segmentação quando se utiliza várias classes. Devido a tal fato, este estudo optou pela utilização de dados óticos para a caracterização dos diferentes estratos de veredas. As imagens óticas foram classificadas pelo método supervisionado utilizando dados de obtidos em campo.

A área de estudo escolhida para aplicação da abordagem metodológica está situada no Parque Estadual Veredas do Peruaçu e seu entorno. O parque abrange áreas do curso do rio Peruaçu, afluente da margem esquerda do rio São Francisco, na região norte de Minas Gerais em uma área denominada *Chapadão das Gerais*. A área foi escolhida por ser uma das poucas bem preservadas no contexto do cerrado brasileiro, abarcando condições ideais para a pesquisa (ser uma área protegida por lei) e possuir grandes áreas contínuas de veredas.

Portanto, a hipótese norteadora desta pesquisa é:

- Uma metodologia de delimitação e classificação semi-automática do ambiente de vereda utilizando imagens de sensores orbitais óticos e de radar, bem como algoritmos de segmentação traz um aprimoramento sobre métodos tradicionais de mapeamento.

A partir desta hipótese foram traçados os objetivos gerais e específicos do estudo.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

As veredas são regiões que apresentam vegetação em diferentes estratos e seu estudo requer a utilização de métodos que permitam a identificação e classificação deste ambiente. As imagens orbitais podem ser consideradas um recurso atual que, devido ao seu reconhecido potencial, pode ser útil na aquisição de informações ambientais da região de vereda.

O objetivo desta dissertação consiste em apresentar e avaliar uma abordagem metodológica para identificar o ambiente de vereda em relação ao seu entorno e caracterizá-lo, de acordo com seus estratos fisionômicos, através da utilização de algoritmos de segmentação e classificação de imagens orbitais.

Para alcançar este objetivo, no primeiro momento da pesquisa, serão identificadas e delimitadas, através do algoritmo baseado nos CAM's, as áreas de veredas e não-veredas (cerado), apoiando-se na capacidade de dados do tipo SAR (Radar de Abertura Sintética) para detecção de terras úmidas.

Em seguida, os principais estratos fisionômicos inerentes ao ambiente de vereda serão classificados, a partir da classificação de dados óticos.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Avaliar a aplicação do algoritmo de segmentação baseado nos Campos Aleatórios de Markov, para a classificação semi-automática das imagens de radar (SAR), com parâmetros variados, com o intuito de escolher aqueles que possuem o melhor desempenho para delimitar as veredas em relação ao seu entorno;
- Avaliar a capacidade das imagens RADARSAT-1 quanto à sua resposta em relação à umidade contida no solo das veredas, utilizando dados de umidade gravimétrica, uma vez que o retorno do sinal radar é sensível à constante dielétrica dos alvos;
- Identificar os diferentes estratos fisionômicos do ambiente de vereda (herbáceo, arbustivo e arbóreo), a partir de classificação supervisionada de imagens óticas de resolução média como forma de complementação das informações contidas no dado SAR;

- Rever a definição de vereda e avaliar sua aplicação, do ponto de vista do sensoriamento remoto, uma vez que não existe uma única definição universalmente aceita. Sobre o tema é importante determinar quais critérios foram adotados para a definição de veredas no contexto do presente estudo de maneira a poder validar os resultados obtidos. De acordo com os critérios escolhidos e os resultados obtidos nos ítems anteriores, é também contemplado propor uma classificação dos tipos de veredas encontradas no PEVP.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

2.1 O Ambiente de Vereda

No Brasil existem seis grandes tipos de vegetação (Eiten, 1994): a floresta amazônica, a caatinga, a floresta atlântica, a pradaria e o pantanal. A floresta amazônica localiza-se na porção centro-norte do Brasil. A caatinga é encontrada no nordeste. A floresta atlântica, acompanhando o litoral leste do país. As pradarias, de campo limpo herbáceo, localizam-se principalmente no sul do país. Por fim, as planícies inundadas do pantanal podem ser encontradas na região centro-oeste. Cada um destes grandes tipos de vegetação formam uma “província vegetacional”, que possui suas próprias características físicas e biológicas associadas (Figura 2.1).

O cerrado é a formação vegetal brasileira também conhecida como savana e o termo - cerrado - é utilizado para nomear tanto a província vegetacional quanto a vegetação que a compõe.

Considerada uma das áreas críticas de biodiversidade do planeta (Biodiversitas, 2005), o cerrado é a maior savana neotropical do mundo e o segundo bioma brasileiro em extensão, depois da floresta amazônica. O cerrado ocorre, sobretudo, nos planaltos do interior e apresenta fauna e flora diversificada (Eiten, 1994).

Considerando suas áreas disjuntas é aceito que o cerrado possa ter uma área de 200 milhões de hectares no Brasil (Rizzini, 1997). O cerrado já ocupou, de forma aproximada, um quinto do território brasileiro, porém a expansão da agropecuária no Brasil reduziu o cerrado a menos da metade de sua área original (Henriques, 2003). Mantido o quadro atual, ele será em breve, o segundo bioma do país, depois da Mata Atlântica, a ficar restrito às áreas de proteção legal.

A vegetação do bioma cerrado apresenta fisionomias que englobam formações florestais, savânicas e campestres (Ribeiro e Walter, 1998) e possui sub-classificações que ainda não possuem unanimidade entre os cientistas. Ainda de acordo com os autores o cerrado com-

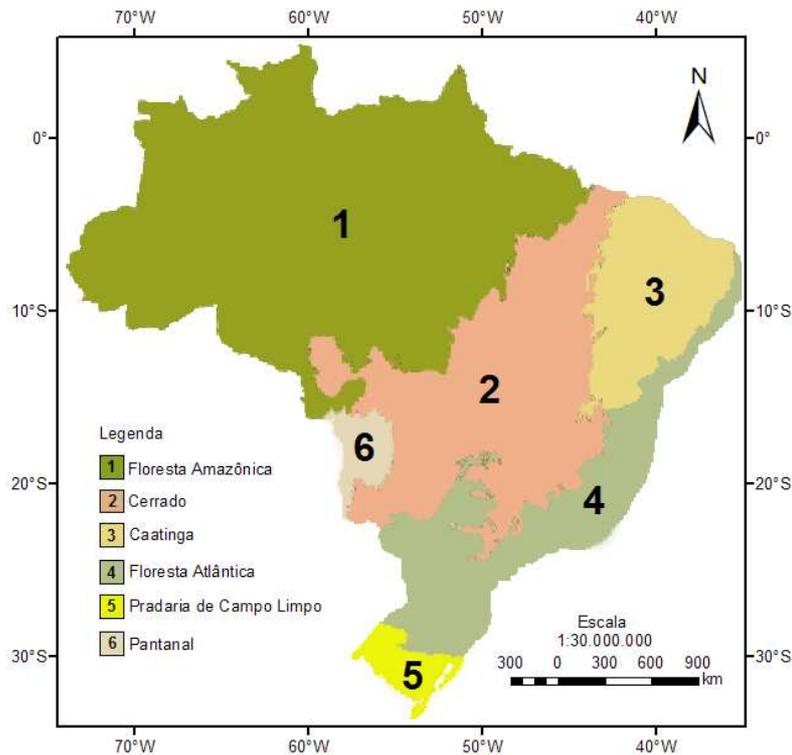


Figura 2.1: Biomas do Brasil e o pantanal: 1 - floresta amazônica; 2 - cerrado; 3 - caatinga; 4 - floresta Atlântica; 5 - pradaria de campo limpo e 6 - pantanal. Fonte: Adaptado de IBGE.

preende onze tipos de fitofisionomias, divididas em formações florestais, savânicas e campestres: a) formações florestais - mata ciliar, mata de galeria, mata seca e cerradão); b) savânica - cerrado sentido restrito, parque de cerrado, palmeiral e vereda; e c) campestres - campo sujo, campo rupestre e campo limpo. Ainda de acordo com estes autores, estes tipos podem possuir sub-tipos.

A classificação inclui ambientes complexos que se referem às comunidades aluviais. Dentre eles, destaca-se a formação de vereda, ambiente de estudo desta pesquisa. Nos vales do cerrado, é comum a ocorrência de formações florestais, dispostas dentro do próprio vale ou crescendo mais restritamente ao longo dos cursos d'água. No Brasil central, os fundos dos vales, em vez de conter floresta de galeria, podem sustentar a vereda (Figura 2.2), brejo gramíneo permanente com a presença marcante dos buritis (Eiten, 1994).

2.1.1 Vereda: Definição

A vereda é considerada uma fitofisionomia do cerrado associada às zonas onde há maior concentração de umidade no solo. Este ambiente, é também, identificado como cabeceira ou nascente de rios (Melo, 1992) e caracterizado pela presença da palmeira arbórea buriti (*Mauritia flexuosa L.f.*), em meio a agrupamentos mais ou menos densos de espécies arbustivas e



Figura 2.2: A vereda é uma fitofisionomia do cerrado associada à rede de drenagem que tem, como característica marcante, a presença da palmeira arbórea buriti. Foto: Thiago de Alencar Silva, set/2005.

herbáceas (Ribeiro e Walter, 1998).

Ao contrário de outras formações do cerrado, como o buritizal, os buritis das veredas não formam dossel. Os buritis possuem altura média entre 12 a 15 metros e cobertura de dossel entre 5% e 10% (Ribeiro e Walter, 1998). Embora, no meio científico, vários autores descrevem a origem das veredas, não há um consenso sobre sua gênese. Boaventura (1981) associa a formação das veredas a três condições básicas: a existência de superfície de aplainamento, a superposição de camadas geológicas litificadas e, por último, um nível de base local. A superposição de camadas geológicas litificadas ou sedimentos inconsolidados, onde a camada superior é permeável e a inferior é impermeável, favorece a condição de afloramento do lençol.

Uma outra característica da vereda é sua associação à rede de drenagem do cerrado. Em toda extensão da vereda é comum encontrar afloramentos do lençol de água, ou a presença do mesmo bem próximo à superfície. Esta característica nos permite concluir, portanto, que as veredas são áreas de exsudação do lençol freático (Boaventura, 1981).

A vereda é um sistema baseado na geomorfologia fluvial (Ab'saber, 2001), e, de acordo com Boaventura (1981) apresenta a seguinte definição:

As veredas são vales rasos, com vertente côncavas e arenosas de caimento pouco pronunciado e fundo plano, preenchidos por argilas hidromórficas. A palmeira buriti é também um elemento característico, ocorrendo tanto em alinhamentos que acompanham os pontos de maior umidade, como em formações e associações mais densas que se destacam no meio dos cerrados adjacentes. O escoamento é geralmente perene, notando-se, entretanto, nítida variação sazonal

de vazão.

Complementando esta definição, incorporando o aspecto hidrográfico, temos a definição de veredas adaptado pelo IBGE (2002).

Zona deprimida, com forma que pode ser ovalada, linear ou dirigida dentro de uma área estruturalmente plana ou aplainada pela erosão. Resulta de processos epidérmicos e exsudação do lençol freático, cujas águas geralmente convergem para um talvegue de drenagem concentrada, assinalada por um renque arbustivo e/ou arbóreo, caracterizado por palmeiras de diferentes espécies, particularmente os buritis.

As veredas desempenham papel de drenos naturais nas extensas chapadas arenítica, uma vez que este ambiente possui uma drenagem superficial incipiente, predominando processos de infiltração. Quando os aquíferos interceptam uma camada impermeável, os mesmos são conduzidos lateralmente até as veredas onde ocorre a exsudação hídrica e posterior conexão com o restante da rede hidrográfica.

Além destes fatores, pode-se acrescentar, outro aspecto de ordem climática característico da região de vereda: o clima tropical, com duas estações bem definidas, sendo um período úmido e outro seco. Esta condição climática é ideal para o desenvolvimento da flora e fauna deste ambiente.

Quanto à sua origem e ao posicionamento no quadro geomorfológico regional, principalmente no noroeste de Minas Gerais, as veredas possuem, segundo Boaventura (1988), a seguinte tipologia (Figura 2.3) :

- As originadas do extravasamento de lençóis aquíferos superficiais - que se dividem em veredas de planalto (de superfície tabulares e de encosta) e veredas de depressão (de superfície aplainada ou de terraço fluvial coberto por colúvio);
- As originadas do extravasamento de lençóis profundos - veredas de sopé de escarpa;
- As originadas do extravasamento de mais de um lençol d'água - veredas de patamar.

De acordo com Melo (1992), nos planaltos, as veredas ocorrem exclusivamente sobre as chapadas areníticas de superfícies tabulares, o que evidencia a correlação de sua presença com a litologia da região, no caso, caracterizada pelas formações cretáceas. A única drenagem observada nesta região, é feita pelas veredas. Esta função é papel importante na perenidade dos cursos hídricos, em períodos de seca.

As veredas possuem diferenças morfológicas internas. Melo (1992) identificou quatro sub-unidades morfológicas: Zona do Envoltório, Zona Seca, Zona Encharcada e Zona do Canal. A Zona do Envoltório (como o próprio nome sugere, não constitui propriamente uma

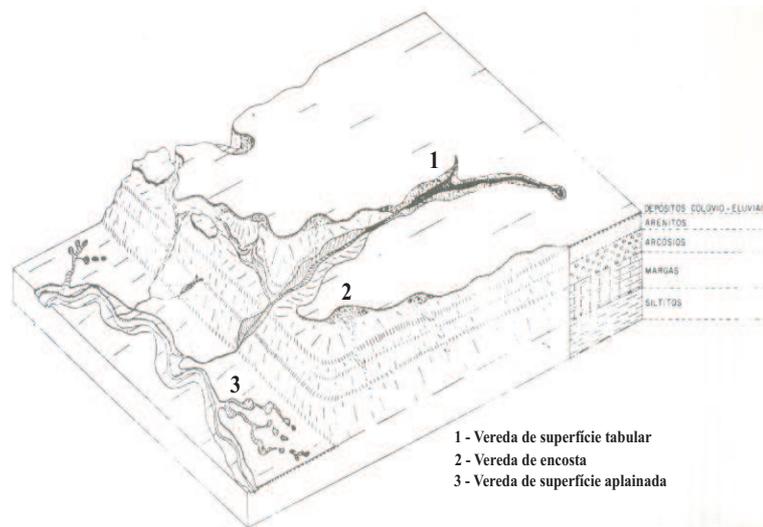


Figura 2.3: Tipos de veredas em relação à origem e a geomorfologia. Fonte: Boaventura (1988)

feição das veredas) é a área de superfície tabular que contorna a vereda, com vegetação do cerrado, em solos areno-quartzoso com predomínio de areia muito fina.

A Zona Seca inicia-se no limite da Zona do Envoltório com o vale, e equivale praticamente às vertentes da vereda. Apresenta solo hidromórfico, com textura de areia muito fina e síltica e coberto por uma camada vegetal de gramíneas.

A Zona Encharcada, que corresponde ao fundo plano da vereda, é preenchida por uma camada de solo areno-argiloso e capeado por turfa.

A Zona do Canal corresponde ao escoamento de água na vereda, num talvegue pouco aprofundado, mas bem marcado no fundo da vereda.

Em seu estudo sobre solos na região do reservatório de Três Marias e sob o ponto de vista botânico, Achá-Panoso (1978) caracteriza as veredas como sendo comunidades hidrófilas localizadas no planalto central do Brasil. Segundo este autor é possível identificar formações com estratos diferenciados ocorrendo de forma associada: um campo herbáceo no contato direto com o cerrado, uma região arbustiva entre o campo herbáceo e o agrupamento arbustivo, onde é marcante a presença da palmeira arbórea buriti (Figura 2.4).

A vereda constitui uma quebra da “monotonia” da vegetação cerrado, principalmente, nas chapadas. Tal diferença fisionômica pode ser explicada pela maior disponibilidade hídrica no solo, característica marcante das veredas.

De acordo com Ribeiro e Walter (1998), as famílias de vegetais que são, freqüentemente, encontradas nas veredas podem ser divididas por estratos. No estrato herbáceo/graminoso,¹ são comuns espécies da família *Poaceae* e *Cyperaceae*.

As espécies de gramíneas são comuns nas bordas das veredas, no contato com o cerrado.

¹Relativo ou pertencente à família das gramíneas (Angely, 1959).



Figura 2.4: Fotografias ilustrando a diferença entre os estratos das veredas: (a) vista aérea (b) vista do chão: A) cerrado sentido restrito, B) estrato herbáceo, C) estrato arbustivo e arbóreo, D) palmeira buriti. Fonte: Thiago de Alencar Silva - 2005.

A existência de gramíneas nas bordas das veredas ocorre devido à estrutura de suas raízes (Elhaï, 1968) que permite se desenvolvimento em terreno arenoso, periodicamente alagado.

Além das gramíneas, algumas espécies arbustivas² da família das *Melastomataceae*, também são comuns nas veredas.

Em estágios mais avançados de formação de mata, podem ser encontradas espécies arbóreas³ e outras espécies que caracterizam a mata de galeria inundável associada a palmeira Buriti.

Considerando a vereda como um ambiente complexo e cuja definição ainda não é unanimidade na comunidade científica, neste estudo foi realizada uma revisão deste conceito e adotado a seguinte definição, como referência para a aplicação da metodologia proposta na pesquisa:

A vereda é uma fitofisionomia do cerrado sempre associada à rede de drenagem local, que ocorre em regiões de maior umidade. Sua origem se dá por condicionantes geológicos, devido à sobreposição de camadas litológicas de permeabilidade diferenciada, que ocasiona a exsudação do lençol freático. É constituída por vales rasos de vertentes arenosas de pouca declividade, fundo plano e solos do tipo organossolos. Sua flora se caracteriza pela presença de espécies dispostas em estratos. Partindo do cerrado em direção ao curso d'água existe o estrato herbáceo, seguido pelo estrato arbustivos e por fim o estrato arbóreo, que apresenta a presença da palmeira buriti.

²Vegetal terrestre de caule lenhoso, ramificado desde a base de tal maneira que se torne impossível distinguir qual o eixo (caule principal) (Tierno, 1958).

³Relativo, semelhante à árvore (Angely, 1959). A árvore é um vegetal de grande porte (2 metros ou mais) que só se ramifica a uma certa altura do solo (Tierno, 1958).

2.1.2 Importância Ecológica da Vereda

Outra perspectiva de análise das veredas, diz respeito à sua função ambiental. Além de serem nascentes de cursos d'água, as veredas funcionam como fonte de água e abrigo para a fauna local, ocasionando concentração da mesma (Castro, 1980; Vianna, 1987; Melo, 1992).

A vereda possui uma importância muito maior do que a área que ocupa, o que explica sua denominação como “oásis do sertão”. As veredas estabelecem ligações fundamentais para a manutenção da flora e da fauna do cerrado, exercendo o papel de corredores ecológicos naturais e permitindo assim o fluxo biótico das populações do cerrado (Vianna, 1987).

Para a população local, as veredas possuem grande importância, seja como fonte perene de água para utilização doméstica ou práticas agrícolas, e também, como fator de fixação do homem na região, onde o principal fator restritivo é a disponibilidade hídrica (Boaventura, 1988). De acordo com Biodiversitas (2005), outro aspecto importante das veredas em relação às comunidades locais, é o seu valor econômico devido ao grande potencial do buriti no fornecimento de diversos produtos.

Tendo em vista a importância sócio-ambiental da região das veredas, a legislação brasileira ratifica sua preservação, através da inclusão deste ambiente no escopo de leis ambientais específicas. Por se tratar de uma formação ribeirinha, o ambiente de vereda pode ser definido como uma Área de Preservação Permanente - APP, no que se refere a faixas de proteção ao longo dos rios e áreas de nascentes, definidas pelo Código Florestal Brasileiro artigo 2º da Lei Federal nº 4771/65 (Brasil, 1965).

O Conselho Nacional de Meio Ambiente trata as veredas, e seu entorno, como ambiente específico de preservação:

constitui-se como áreas de preservação permanente as veredas e em faixa marginal, em projeção horizontal, com largura mínima de cinquenta metros, a partir do limite do espaço brejoso e encharcado.

Por sua vez, o estado de Minas Gerais antecipou, em legislação específica, a proteção do ambiente de vereda do ecossistema da bacia do rio São Francisco, ao sancionar a lei estadual nº 9375/86, que disciplina a utilização do ambiente de veredas em seu artigo segundo (Minas Gerais, 1986):

São proibidas, nas Veredas e em suas faixas de proteção laterais, referidas no artigo anterior, drenagem, aterros, desmatamentos, uso de fogo, caça, pesca, atividades agrícolas e industriais, loteamentos e outras formas de ocupação humana que possam causar desequilíbrios ao ecossistema. Parágrafo único - As atividades de pecuária, uso da água para dessedentação de animais e consumo doméstico, travessia, lazer e pesquisa serão permitidos se não ocasionarem alterações significativas nas condições naturais.

Apesar de sua importância ambiental e da existência de legislação específica para assegurar sua proteção, as veredas apresentam um quadro significativo de degradação, produto de uma prática inadequada de manejo e utilização deste recurso. Algumas formas de degradação (Figura 2.5) em regiões de veredas são listadas por Melo (1992):



Figura 2.5: Exemplos de degradação nas veredas: (a) barragem de uma vereda ocasionando a morte de buritis (b) Pastagem em região natural de gramíneas. Foto: Thiago de Alencar Silva - 2006.

- construção de barragem em regiões de veredas para a edificação de estradas ou como fonte de água para irrigação de projetos agrícolas. Este barramento ocasiona o afogamento permanente dos Buritis levando-o a morte;
- voçorocamento nas encostas e conseqüente assoreamento da zona encharcada;
- queimadas, drenagem e aterros nas veredas mais rasas, para fins agrícolas;
- presença de areais ao redor das veredas, relacionados ao desmatamento e abertura de estradas;
- plantio de eucalipto até às margens da zona encharcada e provável comprometimento das condições estruturais e de umidade dos solos nas bordas das veredas;
- voçorocamentos perpendiculares e longitudinais à vereda, com degradação completa dos solos. Nesse caso, a vereda é transformada em voçoroca;
- utilização das regiões de gramíneas como pastagem natural. Esta prática, além de devastar a vegetação, ocasiona a compactação do solo pelo pisoteio do gado.

Face ao exposto, faz-se necessária a realização de estudos aplicados, com o intuito de inventariar o ambiente de veredas, e de forma indireta, garantir a preservação de todo o bioma cerrado.

A realização deste trabalho, se justifica também, pela carência na literatura científica, de estudos desta natureza, considerando a área abordada.

2.2 Sensoriamento Remoto: conceitos e sua aplicação em terras úmidas

Este ítem trata de conceitos e técnicas de sensoriamento remoto que nortearam o restante do trabalho. Na primeira parte, serão introduzidas terminologias básicas, e em seguida, a sua aplicação em ambientes úmidos.

O sensoriamento remoto possui diferentes definições e abordagens. Entre elas, pode-se citar as definições da ASPRS (2004) e de Novo (1998), como sendo:

A arte, ciência e tecnologia de obtenção segura da informação sobre objetos físicos e o meio ambiente, através de processos de gravação, interpretação de imagens e representação digitais dos padrões de energia, derivados de sistemas sensores sem que haja contato direto (ASPRS, 2004).

Sensoriamento Remoto consiste na utilização conjunta de modernos sensores, equipamentos para processamento de dados, equipamentos de transmissão de dados, aeronaves, espaço naves entre outros, com o objetivo de estudar, sem que haja o contato físico direto, o ambiente terrestre através do registro e da análise das interações da radiação eletromagnética e as substâncias componentes do planeta Terra em suas mais diversas manifestações (Novo, 1998).

Muitos autores, contudo, não consideram o sensoriamento remoto como uma ciência, mas, como uma ferramenta que como a matemática, pode ser aplicada em diferentes ramos do conhecimento: ciências exatas, ciências sociais, ciências biológicas. Por isso a definição precisa de seu campo de atuação não se constitui uma tarefa fácil (Franklin, 2001).

Se sua definição continua causando contradições no meio científico, não se pode dizer o mesmo da grande contribuição que este instrumental fornece a variados estudos sobre o nosso planeta. Atualmente a aplicação do sensoriamento remoto, em diversos ramos do conhecimento, abrange, entre outros, estudos geológicos, meteorológicos, agrícolas, ambientais e florestais. Sua aplicação destina à obtenção de informações sobre um objeto ou fenômeno, sem que ocorra quase nenhum distúrbio sobre o mesmo, ou na aquisição de dados com alta resolução, de forma rápida e sistemática.

Além do abrangente campo de atuação, esta ferramenta apresenta melhor resultado na relação custo *versus* benefício, quando comparadas, por exemplo, com pesquisas de levantamento de campo por equipes multidisciplinares (Barrett e Curtis, 1982).

Entre suas aplicações, destacam-se os estudos relacionados ao ambiente florestal. A crescente preocupação com os recursos naturais aumentaram as necessidades de desenvolvimento de técnicas avançadas para monitorar e inventariar a cobertura vegetal (Franklin, 2001). O sensoriamento remoto aplicado às florestas evoluiu para sustentar a coleção de dados inventariais e para o desenvolvimento de métodos de análise de importantes para o manejo florestal.

Porém, antes deste tema ser aprofundado, é necessário introduzir os conceitos em sensoriamento remoto utilizados nesta pesquisa.

2.2.1 Conceitos em Sensoriamento Remoto

O sensoriamento remoto pode ser visto sob duas perspectivas: a primeira está relacionada ao sistema de aquisição da informação e a segunda ao processamento e análise dos dados. Para Barrett e Curtis (1982), o funcionamento dos sistemas de coleta e análise de dados, depende das seguintes condições: a) existência de fonte de radiação eletromagnética; b) propagação da radiação pela atmosfera; c) incidência da radiação sobre a superfície terrestre; d) ocorrência de interações entre a radiação e os objetos da superfície e, por fim, e) produção da radiação que retorna ao sensor após propagar-se pela atmosfera.

Os dados em sensoriamento remoto são adquiridos, basicamente, através da captação e registro da reflexão e/ou emissão da energia eletromagnética provenientes dos objetos e fenômenos da superfície terrestre. A partir das diferentes reflexões e/ou emissões captadas pelo sensor, é possível identificar os diferentes objetos, conhecendo-os e criando padrões de reflexão nas diferentes faixas do espectro (Richards, 1995).

A radiação eletromagnética é a energia que se move à velocidade da luz, seja em forma de ondas ou de partículas eletromagnéticas, e que não necessita de um meio material para se propagar (Bonn e Rochon, 1992). A radiação é gerada quando uma partícula eletrizada é acelerada, possuindo, assim, duas componentes, uma elétrica e outra magnética, que vibram perpendicularmente na direção da propagação (Jensen, 2005). A radiação eletromagnética, em suas diversas faixas do espectro (Figura 2.6), é a que interessa diretamente ao sensoriamento remoto. Suas principais fontes de energia são o Sol e a Terra.

Por sensor entende-se como sendo um dispositivo que é capaz de registrar e gerar um produto passível de interpretação a partir da radiação eletromagnética em determinada faixa do espectro magnético (Gonzalez e Woods, 2000).

Cada sensor possui seus próprios parâmetros de resolução, sendo eles:

- **Resolução espacial:** a capacidade de um sensor de distinguir objetos distintos na superfície imageada. Quanto maior a resolução espacial de um sistema sensor, menor é o tamanho mínimo dos elementos que podem ser detectados individualmente;

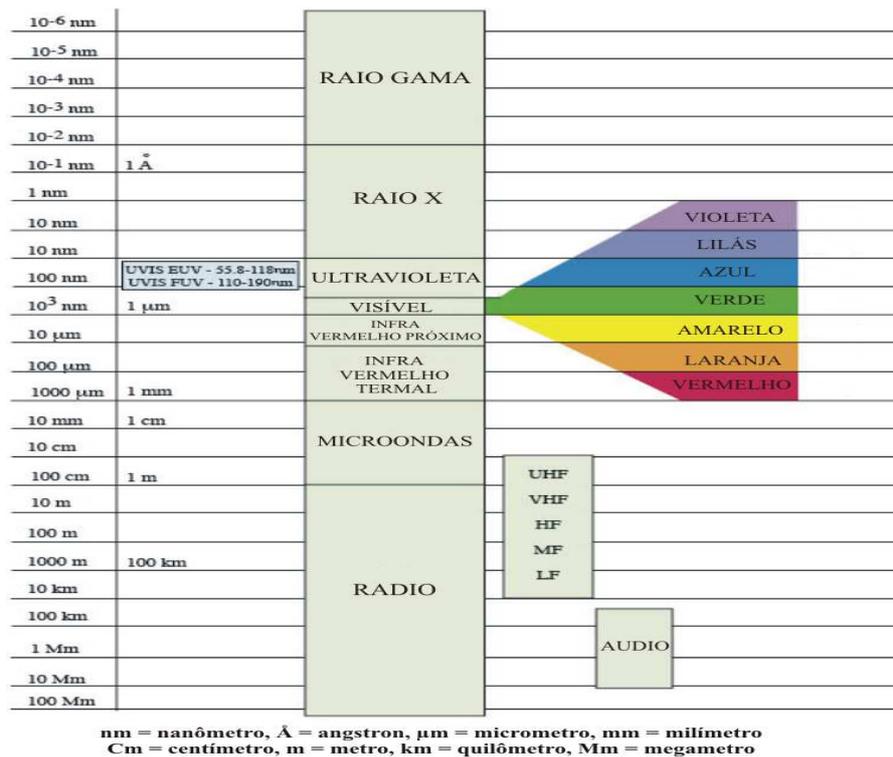


Figura 2.6: Espectro eletromagnético. Fonte: Jensen (2005)

- Resolução espectral: expressa a faixa do espectro eletromagnético na qual o sensor opera. Quanto melhor a resolução espectral, maior o número de bandas espectrais em que podem ser adquiridas informações sobre os objetos da superfície;
- Resolução radiométrica: representa a capacidade de discriminar as diferentes intensidades de sinais ou número de níveis digitais em que a informação se encontra registrada. Quanto maior for esta resolução, maior será a sensibilidade do sensor nas pequenas diferenças de radiação, aumentando a capacidade de contraste e de discriminação das imagens.
- Resolução temporal: A resolução temporal representa a frequência em que uma mesma área pode ser imageada por um mesmo sistema sensor.

Quanto as fontes de radiação, os sensores são classificados em ativos e passivos (Jensen, 2005). Os sistemas são ditos ativos quando possuem uma fonte própria de radiação, como por exemplo o RADAR ou o LIDAR. Por outro lado, quando o sensor capta a reflexão ou emissão de energia de forma indireta, proveniente de outra fonte de energia, (principalmente do Sol) diz-se que este é passivo.

De forma geral, os sensores passivos operam em uma faixa do espectro eletromagnético que compreende a região do visível e infra-vermelho, com comprimentos de ondas variando

entre $0.4 \mu\text{m}$ a 0.1 cm (Barrett e Curtis, 1982).

Nestes tipos de sensores, o princípio que permite diferenciar os diversos objetos de uma cena está relacionado ao fato de que há uma proporção entre energia refletida, absorvida e transmitida pelos alvo, dependendo do tipo de material e condições de iluminação. Além disto, cada objeto irá reagir de forma diferenciada, dependendo do comprimento de onda incidente (Lillesand e Kiefer, 2000).

Portanto, é possível reconstituir o padrão de resposta de cada elemento, em forma de gráficos, a partir de imagens multiespectrais (que operam em vários comprimentos de onda do espectro eletromagnético). Este gráficos são denominados de curvas de reflectância espectral (Figura 2.7) e levam em consideração cada objeto e o comprimento de onda utilizado (Lillesand e Kiefer, 2000). A partir da curva de reflectância espectral, pode-se identificar as porções do espectro mais adequadas à diferenciação dos tipos vegetais (Jensen, 2005).

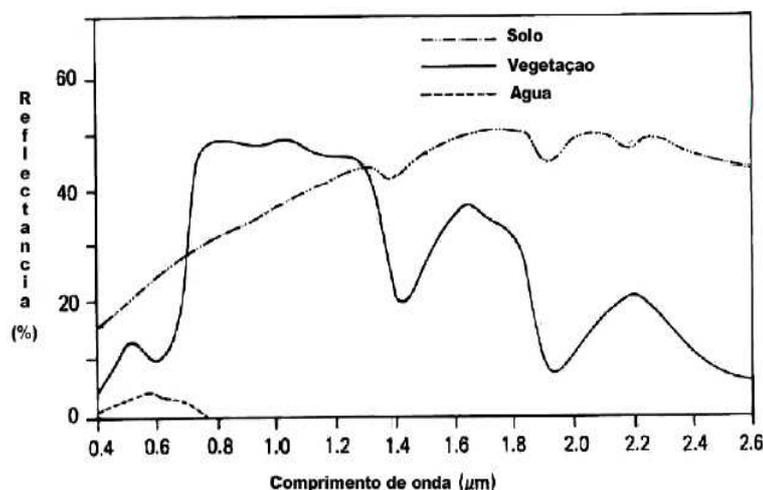


Figura 2.7: Curva de reflectância para os diferentes alvos. Fonte: Santos (2006), adaptado de Lillesand e Kiefer (2000).

Ao analisar a curva de reflectância, observa-se que a vegetação verde sadia possui picos de reflexão, principalmente, no visível na faixa o verde e, em maior grau, no domínio do infravermelho próximo e médio. Este fato influenciou na escolha das bandas espectrais utilizadas neste estudo.

Por outro lado, devido a faixa de comprimento de ondas e ao princípio de Nyquist⁴, as imagens provenientes dos sensores óticos sofrem efeitos da atmosfera e da cobertura vegetal, no que se refere à impossibilidade de obtenção de informação sobre cobertura exposta de nuvens ou uma cobertura vegetal densa. Estes fatores são limitantes na aquisição de dados,

⁴Teorema que diz que a quantidade de amostras por unidade de tempo de um sinal, chamada taxa ou frequência de amostragem, deve ser maior que o dobro da maior frequência contida no sinal a ser amostrado, para que possa ser reproduzido integralmente sem erros (Hall, 1998a).

nos períodos úmidos, ou na obtenção de informações relacionadas ao fluxo hídrico e de umidade do solo sobre um dossel fechado.

O radar (*radio detection and ranging*) está entre os sensores ativos de maior destaque. Este tipo de sensor emite um sinal que interage com a superfície e retorna ao sensor. O princípio do radar está relacionado ao registro do tempo de retorno dos impulsos emitidos (ecos), que, após o processamento, são transformados em distâncias (Hord, 1986). O radar opera na faixa das chamadas microondas do espectro eletromagnético, comprimentos de ondas que variam entre 1mm e 1m (300 e 0,3 GHz).

Por operar na faixa das microondas e por ser um sistema passivo, o sinal radar quase não sofre efeito da atmosfera. Ele pode ser operado em quaisquer condições meteorológicas, sem necessitar da luz solar (ao contrário do sistema ativo), podendo imagear tanto ao dia quanto a noite (Hall, 1998a).

Os radares imageadores podem ser distintos em dois grupos: os radares de abertura real (RAR) e os radares de abertura sintética (SAR). Conforme Palme *et al.* (1996), nos radares imageadores, os nomes “abertura real” e “abertura sintética” estão associados ao tipo de antena em questão.

Os radares de abertura sintética (SAR) utilizam uma antena curta, em relação ao de abertura real. Porém, devido ao seu deslocamento em direção do vôo, seu desempenho é tratado de forma eletrônica, obtendo-se respostas semelhantes a de uma antena mais longa (Sabins Jr., 1987).

Os principais princípios físicos que atuam no retorno do sinal radar podem ser divididos em quatro itens (Palme *et al.*, 1996): 1- o retroespalhamento do sinal radar, relacionado a fatores geométricos e fatores elétricos; 2 - a frequência; 3 - a polarização do sinal e 4 - o ângulo de incidência do sinal.

Os fatores geométricos estão relacionados à forma de incidência do sinal no objeto e têm como referência a perpendicular do lugar. Uma característica geométrica importante é a rugosidade da superfície, que condicionará o retroespalhamento⁵ do sinal incidente (Figura 2.8). Um refletor perfeito, ou especular,⁶ refletirá todo o sinal incidente com um mesmo ângulo, contudo, em direção oposta. Um difusor perfeito⁷, ou Lambertiano, refletirá, de maneira igual, o sinal incidente em todas as direções (Hall, 1998a).

Entre os fenômenos de interesse da reflexão do sinal do radar, pode-se destacar o espalhamento volumétrico (*volume scattering*) e o duplo ricoteio (*double bounce*) (Figura 2.9). O primeiro refere-se à forma do retorno do sinal radar, após sua interação com uma superfície

⁵Retroespalhamento: consiste no sinal de retorno do radar, após a interação com diversos objetos na superfície o que o faz refletir em várias direções, e que por fim é captado pelo sensor.

⁶Refletor especular: palavra derivado do latim *speculum*, referente a espelho. Neste refletor, que em geral possuem superfícies lisas, o ângulo de reflexão é igual ao ângulo de incidência, porém em sentido oposto (Sabins Jr., 1987)

⁷Difusor perfeito: consiste em objetos que refletem a radiação incidente de forma uniforme para todas as direções. O nome Lambertiano provém do físico Johann Lambert, primeiro a descrever este tipo de difusor.

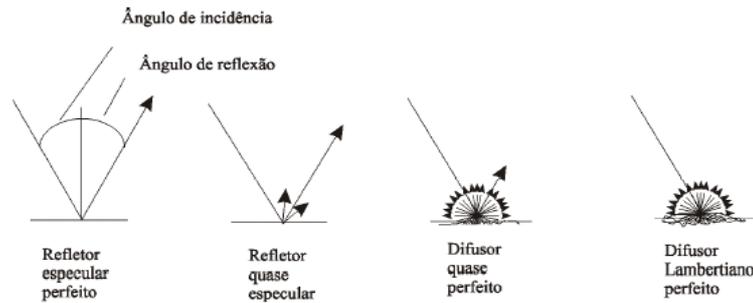


Figura 2.8: Tipos de refletor: lambertiano e especular. Na prática todo o objeto na superfície terrestre possui características entre estes dois refletor. Fonte: (Jensen, 2005).

volumétrica, por exemplo, uma floresta . O sinal radar tende a penetrar na estrutura da floresta, interagindo com folhas, galhos, tronco e superfície. O sinal de retorno é função da resultante de todas estas interações (Hall, 1998a). O *double bounce* refere-se a uma dupla reflexão na superfície, geralmente ocorrendo entre as bordas de estruturas volumétricas e seu entorno (Freeman, 1998).

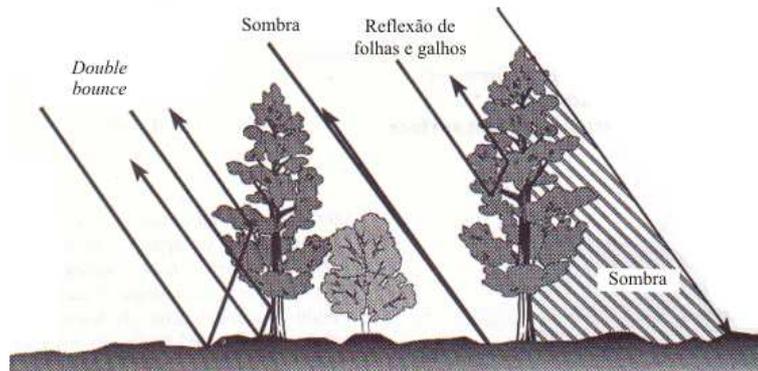


Figura 2.9: Tipos de reflexão no sinal radar. Fonte: (Hall, 1998a)

O sinal radar sofre influência da propriedade dielétrica dos alvos (Palme *et al.*, 1996). Esta propriedade refere-se à capacidade do material em conduzir corrente elétrica. A medida deste parâmetro para cada alvo não é tarefa fácil. Contudo, conforme Hall (1998a), sabe-se que:

- quanto mais úmido o material (solo, vegetação), maior a constante dielétrica e maior o retorno do sinal (aparência mais clara nas imagens);
- quanto mais quente, menor a constante dielétrica e menor o retorno do sinal;
- a salinidade da água afeta, principalmente, a parte imaginária da constante, nas frequências mais baixas (comprimento de onda maior), portanto, a água salgada tem uma constante dielétrica maior nos comprimentos de onda maiores (entre 1 cm e 1 m).

- quanto menor o ângulo de incidência, maior a influência da constante dielétrica em relação aos fatores geométricos.

Tal qual as imagens óticas, o domínio do radar possui diferentes faixas de operação denominadas bandas espectrais (Barrett e Curtis, 1982). Por fatores históricos, no radar é mais comum a utilização da frequência, ao contrário das imagens óticas que utilizam a terminologia de comprimento de onda. A relação entre a frequência e o comprimento de onda é descrita a seguir (Fórmula 2.1):

$$\lambda = \frac{c}{f} \quad e \quad f = \frac{c}{\lambda} \quad (2.1)$$

onde $c \approx 3 \times 10^8 \text{ms}^{-1}$ representa a velocidade da luz no vácuo.

Cada frequência atua de forma diferenciada com a superfície terrestre. A representação das várias frequências utilizadas no radar é feita na Tabela (2.1):

Tabela 2.1: Bandas espectrais utilizadas no radar

Banda	Frequência (f)	Comprimento de onda (λ)
Ka(Q)	27 - 40 GHz	0,75 - 1,1 cm
K	18 - 27 GHz	1,1 - 1,67 cm
Ku(J)	12,5 - 18 GHz	1,67 - 2,4 cm
X	8 - 12,5 GHz	2,4 - 3,75 cm
C	4 - 8 GHz	3,75 - 7,5 cm
S	2 - 4 GHz	7,5 - 15 cm
L	1 - 2 GHz	15 - 30 cm
P	0,3 - 1 GHz	30 - 100 cm

Aplicando o Teorema de Nyquist no estudo da frequência do sinal radar, para cada banda espectral, o sinal conseguirá penetrar no alvo que contenha até, no máximo, duas vezes o tamanho de seu comprimento de onda. Esta é uma generalização que, embora seja, de certa forma, grosseira, revela até que ponto cada frequência interage com o alvo. Como exemplo temos a interação entre as bandas do radar e a estrutura de uma floresta (Lillesand e Kiefer, 2000):

- a banda K interage, principalmente, com as folhas
- a banda X interage com as folhas, tronco e pequenos galhos
- a banda C interage com as folhas e galhos pequenos e médios
- a banda S interage pouco com as folhas, galhos e com o tronco
- a banda L interage com os galhos e o tronco, e um pouco, com o solo

- a banda P interage com os galhos grossos, o tronco e o solo

Uma outra característica do sinal radar diz respeito à sua polarização. Levando em consideração a propagação da radiação eletromagnética, pode-se extrair três vetores ortogonais (Figura 2.10). O primeiro está relacionado à direção de propagação da onda e os outros dois estão relacionados, respectivamente, aos campos elétricos e magnético da onda (Jensen, 2005).

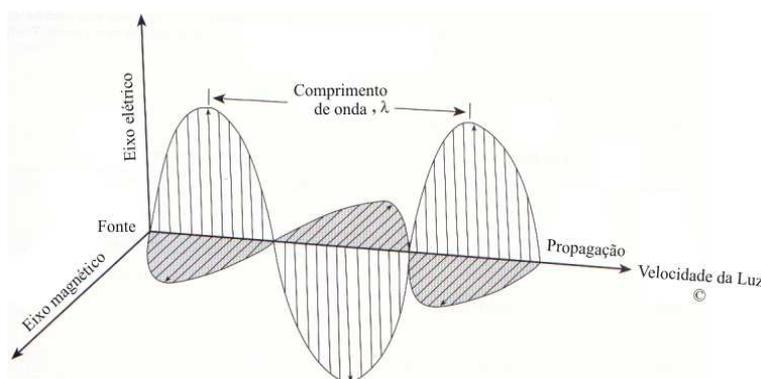


Figura 2.10: Polarização a onda eletromagnética: o eixo elétrico e magnético, propagam-se de forma perpendicular. Fonte: (Jensen, 2005)

Ao contrário das outras faixas do espectro eletromagnético, a polarização é um fator determinante na interação com os alvos no domínio do radar. A polarização das ondas está relacionada com a forma como o campo elétrico é emitido e recebido pela antena. A polarização pode ser horizontal (H) ou vertical (V). O sinal radar pode ter quatro combinações tendo como base a forma de emissão e recebimento do sinal: as co-polarizações - HH e VV, e as polarizações cruzadas - HV e VH. Cada tipo de polarização fornecerá uma resposta diferenciada em relação ao alvo imageado.

2.2.2 Sensoriamento Remoto em Florestas Inundadas

Vários estudos demonstraram que dados de sensoriamento remoto, provenientes de satélites orbitais e técnicas de processamento digital de imagens, podem ser utilizados na delimitação de florestas inundadas ou não. Estudos utilizando Landsat Thematic Mapper (TM) mostram a capacidade de se estimar a quantidade de terras úmidas, em diversas regiões do globo (Coleman *et al.*, 1992).

De acordo com Asrar (1989), a aplicação de sensoriamento remoto para terras úmidas está concentrada em duas categorias. A primeira refere-se à extração de parâmetros biofísicos da vegetação, como observado nos estudos realizados por Gomes (2006). A segunda vertente concentra-se na delimitação e separação das terras inundadas em relação às não inundadas, assim como esta pesquisa.

Em se tratando de ambiente florestal úmido, à presença de um dossel, muitas vezes fechado, torna o inventário uma tarefa difícil (Johansen e Phinn, 2006). Em alguns casos, sensores óticos não possibilitam informações e monitoramentos completos em áreas do interior do dossel, exceto em condições onde os mesmos encontram-se, relativamente, abertos e com pouca cobertura de nuvens (Yamagata e Akiyama, 1998; Nagarajan e Collines, 1993; Sharma, 1996; Wilson, 1997). Por sua vez, imagens de radar, dependendo da resolução e dos parâmetros, possuem pouco sucesso na identificação de classes que se apresentam de forma estreita nas imagens (Kasischke *et al.*, 1997).

Vários pesquisadores desenvolveram métodos para a extração de informação sobre florestas inundadas, a partir de imagens óticas. Dai (1993) desenvolveu um modelo baseado nas características espectrais do corpo de água para extrair áreas inundadas de imagens Landsat TM. Por sua vez, Zhou *et al.* (1996) propôs a utilização de perfis radiométricos para a identificação automática de áreas inundadas em imagens NOAA.

Apesar da limitação quanto às condições atmosféricas e a cobertura do dossel, as imagens óticas possuem papel fundamental na delimitação de áreas inundadas cuja seção transversal apresenta-se estreita. Imagens provenientes de plataformas, como a IKONOS e Quickbird são cada vez mais utilizadas, devido à sua alta resolução espacial (1 e 0,6m de forma respectiva). Johansen e Phinn (2006) chegaram à conclusão de que as imagens de alta resolução são bastante úteis na delimitação de florestas inundadas. Contudo, os mesmos autores demonstram a dificuldade de se classificar, de forma automática e semi-automática, estas imagens, devido à confusão interclasses ocasionada pela alta resolução.

Por outro lado, sabe-se que o retorno do sinal radar é influenciado pelas propriedades físicas dos alvos (constante dielétrica, rugosidade da superfície e topografia), pelos parâmetros do SAR (banda e polarização) e pelo ângulo de incidência entre o instrumento e o alvo. Uma vantagem do radar sobre os sensores óticos, quando aplicado às terras úmidas, está na sua capacidade, dependendo da banda espectral escolhida, de penetrar (até um certo ponto) no dossel da vegetação. Tal fenômeno é produzido devido ao comprimento de onda do radar ser muito maior do que a faixa do visível e infra-vermelho.

O radar é capaz de extrair informações sobre galhos, troncos e até da superfície do solo, como no caso de coberturas vegetais inundadas. Além de distinguir os alvos pela diferença na constante dielétrica que, em casos de ambientes úmidos, está relacionada com a disponibilidade hídrica do solo (Kasischke *et al.*, 1997).

Devido à alta constante dielétrica existentes nas florestas inundadas e ao efeito de *double bounce*, estudos como os de Hess e Melack (1994), Townsend (2001) e Wang *et al.* (1995) provam a grande utilidade das imagens SAR na delimitação destes ambientes.

Além disto, a escolha da frequência, polarização e ângulo de incidência das imagens SAR consiste em uma etapa importante, em se tratando de ambientes úmidos. Em estudo realizado no delta do Peace-Athabasca - Canadá, Adam *et al.* (1998) demonstram evidências

da eficiente utilização de dados de banda C com a polarização HH para delimitar áreas de fluxo hídrico, mesmo sob o dossel florestal. Seguindo esta linha, Alencar-Silva e Maillard (2006) apresentam resultados satisfatórios na segmentação de imagens RADARSAT no intuito de delimitar as regiões de veredas em relação ao seu entorno.

A utilização de ângulos de incidências menores em imagens SAR reduz o percurso entre o radar e a vegetação, provocando uma maior penetração do sinal sobre a cobertura florestal. Por outro lado, ângulos de incidências maiores tendem a realçar a estrutura lateral da vegetação, devido ao fenômeno do *double bounce* (Horrit *et al.*, 2003).

Devido aos seus princípios físicos de aquisição, imagens de radar e óticas, fornecem informações complementares. O radar possibilita a aquisição de informação volumétrica do dossel (folhas, galhos e troncos), e da umidade do solo, o que é, muitas vezes, impossível através das imagens óticas. Por outro lado, imagens óticas permitem uma melhor diferenciação das classes de vegetação, que oferecem um comportamento espectral conhecido no visível e infravermelho ótico, dependendo das relações entre energia absorvida (fotossíntese e conteúdo em água) e refletida (estrutura molecular). A presença de ruído *speckle* é uma outra característica dos dados radar que dificulta a identificação de classes espectralmente parecidas. Sendo assim, a junção de informações óticas e de radar, levará a resultados mais eficientes e completos do que se trabalhadas de forma isoladas.

Capítulo 3

Metodologia

A metodologia adotada para o desenvolvimento desta pesquisa pode ser dividida em quatro etapas principais (Figura 3.1). Após a definição do problema, segue a primeira etapa relacionada à aquisição e ao pré-processamento das imagens radar e ótica. Esta etapa pode ser subdividida em: aquisição, realização das devidas correções geométricas e construção das regiões tampões nas imagens, utilizando o conhecimento espacial prévio.

A segunda etapa envolve os procedimentos de campo e laboratório: obtenção de dados para a elaboração dos perfis fitofisionômicos das veredas; amostragem de solos, para a compreensão do comportamento do retorno do sinal de radar em relação a variação da propriedade dielétrica do alvo; e realização de coletas botânicas, com o objetivo de caracterizar, ainda que de forma geral, as espécies do ambiente de vereda.

A próxima etapa está relacionada ao processamento digital de imagens - classificações das imagens radar e ótica. A classificação das imagens de radar pode ser subdividida em segmentação e atribuição de classes. O MAMSEG é o algoritmo escolhido para a realização deste processo. A classificação das imagens óticas, por sua vez, é feita através de algoritmo baseado no critério de Fisher. A última etapa refere-se à validação dos resultados obtidos.

3.1 Pré-Processamento

3.1.1 Aquisição das Imagens

Com o objetivo de se chegar a uma metodologia para delimitação e caracterização fisionômica, das veredas no cerrado, foram utilizadas imagens de radar, provenientes do satélite RADARSAT-1 e imagem ótica ASTER do satélite Terra/EOS AM-1.

Quatro imagens do RADARSAT-1 foram adquiridas através do convênio com a Agência Espacial Canadense (Figura 3.2). O RADARSAT-1 é um SAR orbital que opera na banda C, com frequência de 5.3 GHz (comprimento de onda de 5,6cm). Seu sensor é co-polarizado horizontalmente (HH) com uma incidência de ângulo variável (entre 10° e 60°), capaz de pro-

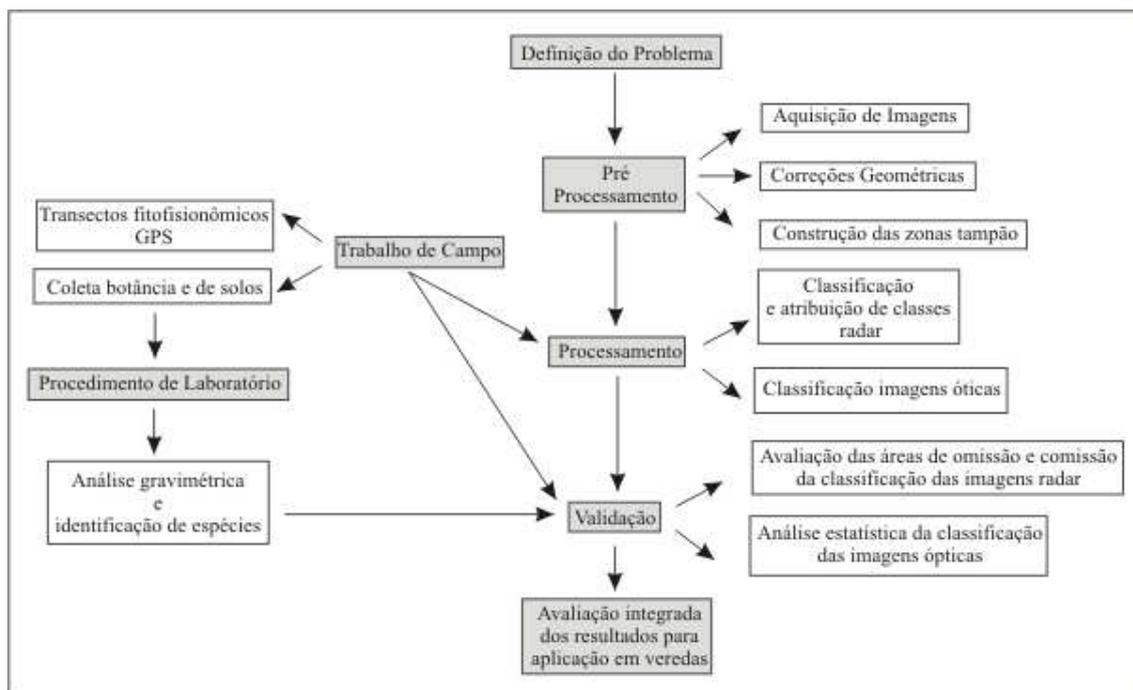


Figura 3.1: Fluxograma das etapas metodológicas da pesquisa

duzir imagens com resolução espacial de até 8m no “Modo Fino” e 100m no modo “Scansar” (RADARSAT Internacional, 2000).

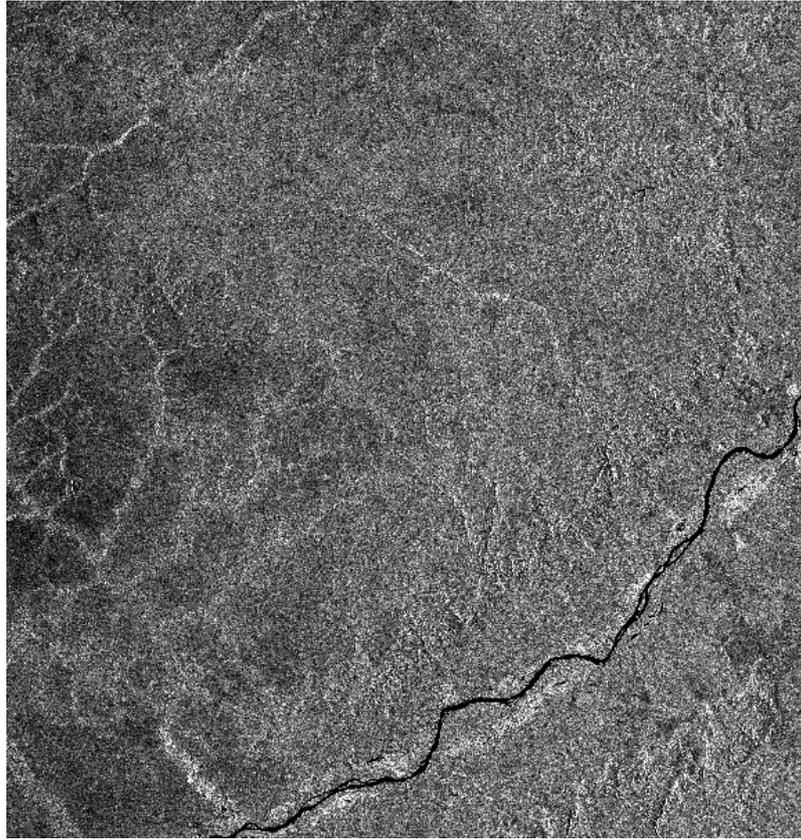
As imagens foram adquiridas no “Modo Padrão”, em dois períodos distintos, correspondendo a duas épocas distintas de regime pluviométrico: abril, fim da estação úmida, quando o solo está saturado, e setembro, fim da estação seca, quando o balanço hídrico atinge seu mínimo.

Para cada período foram adquiridas duas imagens de diferentes ângulos de incidência em relação ao nadir do terreno (Tabela 3.1): S2, com ângulo variando entre 24° e 31°, para o alcance mais próximo e mais afastado, respectivamente, e S6, com ângulos entre 41° e 46°. As imagens apresentam resolução espacial de 12,5m e resolução radiométrica de 16 bits.

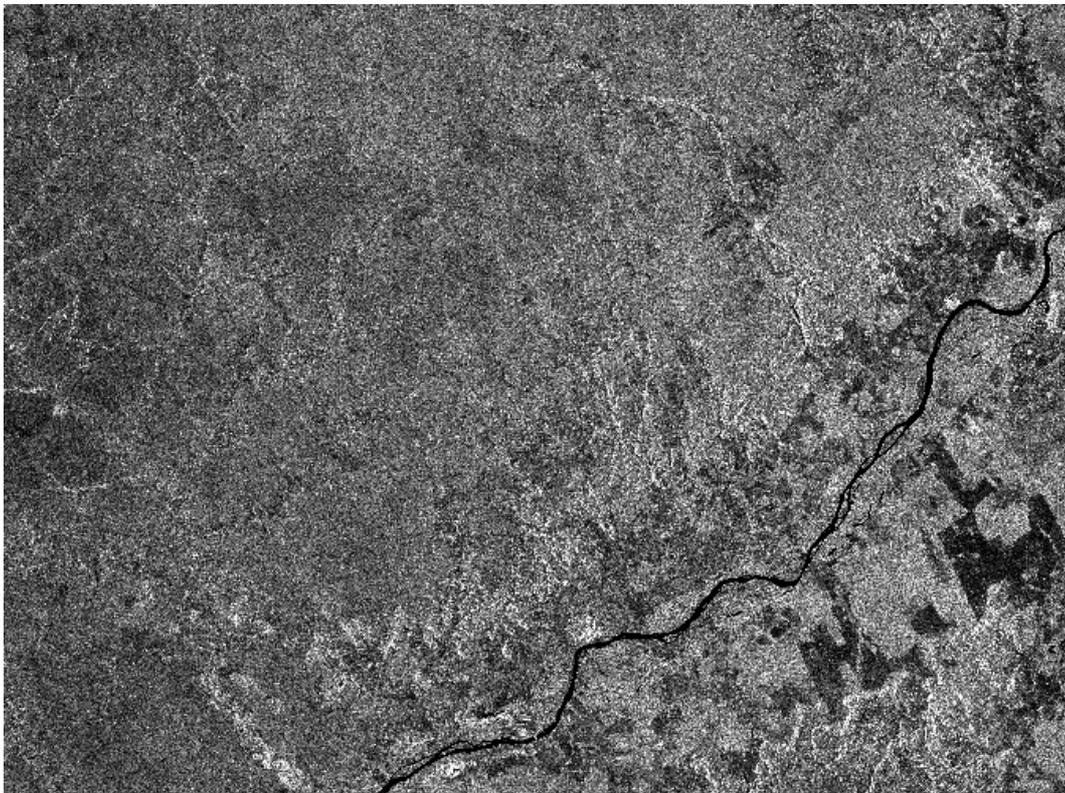
Tabela 3.1: Imagens RADARSAT-1 utilizadas.

Data de Aquisição	Modo	Ângulo de incidência	Resolução
02/04/2004	S2	24-31	12,5m
03/04/2004	S6	41-46	12,5m
17/09/2004	S2	24-31	12,5m
18/09/2004	S6	41-46	12,5m

As imagens, com tais características, foram escolhidas para determinar o melhor período e ângulo de incidência para a caracterização da estrutura e padrão das veredas. É esperado que as cenas S6 sejam mais afetadas pelo espalhamento volumétrico, e por consequência



(a)



(b)

Figura 3.2: Exemplos de imagens Radarsat-1 brutas utilizadas na pesquisa. (©CSA - <http://www.space.gc.ca>): (a) Abril S2; (b) Abril S6. Fonte: Radarsat Internacional, 2004

pela estrutura da vegetação, isto devido ao ângulo de incidência maior que ocasiona uma menor penetração no dossel da vegetação (Töyrä *et al.*, 2001) (Townsend, 2002). Já as cenas S2 tendem a ter uma melhor resposta a umidade do solo, devido ao fato de seu menor ângulo de incidência e por consequência maior penetração na estrutura de vereda (Paloscia, 2002).

O ASTER está acoplado ao satélite Terra/EOS AM-1, sendo o único sensor de alta resolução desta plataforma. Em operação desde 1999, esta plataforma é administrada em conjunto entre EUA e o Japão. O ASTER opera em 14 bandas de comprimentos de ondas, variando do visível até o infravermelho térmico, e fornece dados estereoscópicos (ERSDAC - Earth Remote Sensing Data Analysis Center, 2005).

O ASTER é composto por 3 subsistemas distintos: o VNIR (*Visible and Near Infrared*), o SWIR (*Short Wavelength Infrared*) e o TIR (*Thermal Infrared*). O VNIR possui 3 bandas no visível e no infra-vermelho próximo com resolução espacial de 15 m e radiométrica de 8 bits, sendo que a banda do infra-vermelho subdividi-se em nadir e visada lateral (3N, 3B), permitindo a aquisição de dados estereoscópicos. O SWIR (*Short Wavelength Infrared Imaging Radiometer*) possui 6 bandas no infravermelho médio e 30m de resolução espacial e o TIR (*Thermal Infrared*) com 5 bandas no infra-vermelho térmico, resolução espacial de 90 m e radiométrica de 12 bits (Abrams *et al.*, 2002).

A cena utilizada neste estudo foi adquirida em agosto 2006, período que apresenta boa condição atmosférica - cobertura de nuvens próxima a 0% (Figura: 3.3). Apenas uma imagem ótica, de um único período pluviométrico (déficit hídrico em agosto), foi adquirida, já que cenas nos períodos de maior pluviosidade tendem a ter maior concentração de nuvens, reduzindo sua utilidade.

Para a classificação das veredas apenas as bandas 1, 2 e 3N, correspondentes respectivamente às bandas verde, vermelha e infra-vermelha do sensor VNIR foram analisadas. A escolha destas bandas se deu por apresentarem resolução espacial mais adequada à região. As demais foram rejeitadas pelo fato de sua resolução inferior dificultar a classificação de ambiente com seção transversal pouco extensa, que é o caso das veredas (Tabela: 3.2).

Tabela 3.2: Imagem ASTER utilizada e características.

Data de aquisição	Instrumento/banda	Resolução Espacial	Resolução Radiométrica	Faixa espectral
21/08/2006	VNIR/1	15m	8 bits	0.52-0.60 μm
21/08/2006	VNIR/2	”	”	0.63-0.69 μm
21/08/2006	VNIR/3N	”	”	0.76-0.86 μm

A imagem ASTER foram adquiridas com o objetivo de caracterizar os diferentes estratos fisionômicos das veredas - gramíneas, arbusto e arbustos/árvores - além de outras classes associadas - cerrado e solo exposto. O ASTER foi escolhido porque as imagens de radar não possuem a capacidade de identificar tais estratos, devido aos seus parâmetros específicos.

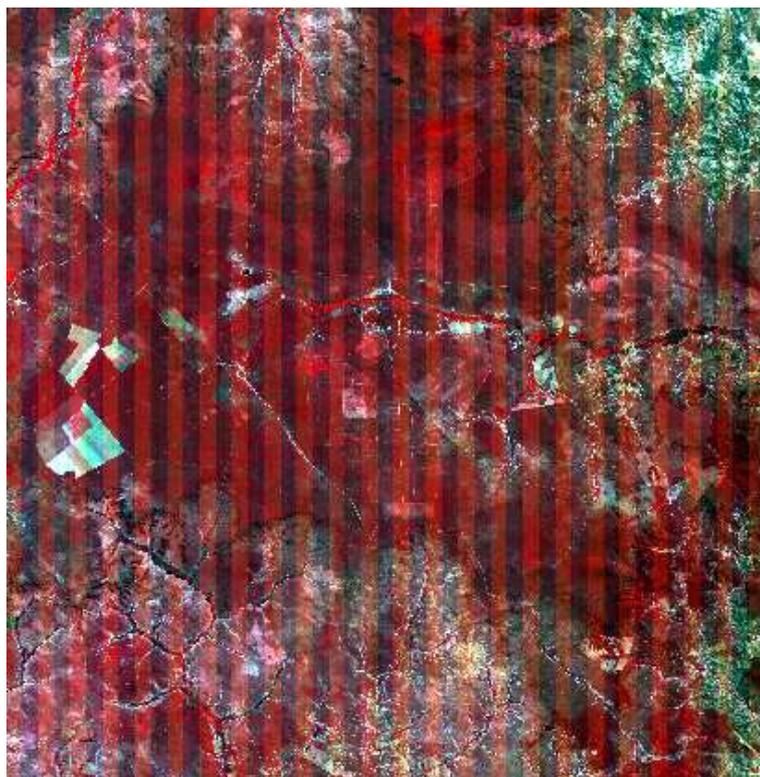


Figura 3.3: Cena ASTER bruta: RGB = 1,2,3. Fonte: NASA (2006)

Por outro lado pode-se considerar que a cena ASTER de média a alta resolução espacial (15m), o que contribui para o sucesso da classificação.

3.1.2 Correção Geométrica e Radiométrica

Em sensoriamento remoto, as cenas são adquiridas em diferentes escalas, geometrias, e condições atmosféricas. Por isso, sua utilização com a finalidade de extrair informações derivadas, requer certos procedimentos denominados de pré-processamento da imagem.

No processo de geração de imagens, suas formas podem sofrer distorções dependendo do sistema de projeção cartográfico utilizado. Tais distorções são usualmente denominadas de erros geométricas da imagem (Barrett e Curtis, 1982).

Uma etapa do pré-processamento consiste na correção destas distorções, ou, simplesmente, a correção geométrica. Para a correção geométrica é atribuído, para cada (*pixel*) de uma amostra da imagem, um par de coordenada (x;y) relacionado, geralmente, a um plano cartesiano (Jensen, 2005). Este plano cartesiano pode ser um sistema de projeção cartográfica conhecido. A correção geométrica permitirá a extração de informações da imagem, com uma certa exatidão, tais como: mensuração de distâncias e áreas; definição de direções, definição de pontos com precisão entre outros.

As quatro imagens de radar e a cena ASTER foram corrigidas geometricamente uti-

lizando o método de correção imagem-imagem (Jensen, 2005). Este procedimento baseou-se em uma imagem registrada Landsat ETM+ pancromática, com resolução de 15m, além de pontos de controle obtidos em campo com o auxílio de um GPS de navegação. Como o relevo é relativamente plano, erros ocasionados pela topografia do terreno foram desconsiderados. Os resultados da correção geométrica serão apresentados no capítulo de resultados.

As imagens de sensoriamento remoto também possuem distorções relacionadas ao sinal refletido e emitido pela superfície terrestre e captado pelo sensor. Estas distorções são de forma geral denominadas distorções radiométricas.

As distorções radiométricas ocorrem devido aos erros sistemáticos, ruídos inerentes ao sinal radar, padrão da antena e interferência da atmosfera e algumas podem ser corrigidas através de técnicas de processamento digital de imagem (Barrett e Curtis, 1982).

Por ser uma pesquisa empírica e indutiva, os dados radar não foram corrigidos de forma radiométrica, ou seja, não tiveram correção de ângulo de incidência (σ_0) e nem foram transformados em decibels (*db*).

Entretanto, as imagens ópticas foram corrigidas radiometricamente, com o intuito de diminuir os efeitos sistemáticos do sensor e melhorar a performance da classificação realizada. A correção radiométrica utilizada foi a do tipo “padrão”, de acordo com Arai e Tonooka (2005), realizada nas três bandas do VNIR, no software ENVI, versão 4.0 (©2003 Research Systems, Inc). Os resultados desta correção também podem ser observados no capítulo de resultados.

3.1.3 Construção das Zonas Tampão (*buffers*) e o conhecimento espacial prévio

As zonas tampão ou *buffers* foram produzidas a partir do conhecimento espacial de que a vereda é um ambiente úmido que segue a linha de drenagem na região tabular do cerrado.

Para a construção da zona tampão foram utilizadas as cartas topográficas do IBGE (IBGE, 1970a;b) como base cartográfica, sendo ambas disponíveis na escala 1:100.000.

Em um primeiro momento, trechos da rede de drenagem do Rio Peruaçu foram vetorizadas, em tela, com o auxílio de um programa do tipo CAD. Em seguida, através do software de SIG Arcmap (©1999-2004 ESRI Inc.) foi determinada uma região com 1000m de largura a partir de cada margem da rede hidrográfica, formando um polígono possuindo 2000m de extensão transversal (Figura 3.4).

Esta extensão foi escolhida por garantir, com margem de segurança, porções do cerrado e a totalidade das fisionomias das veredas. Sabe-se que este ambiente, na região de estudo, não possui mais de 1000m de seção transversal.

Em seguida, as áreas tampão foram usadas como máscara para eliminar regiões das cenas que estavam fora de seu perímetro. Este procedimento justifica-se porque as veredas

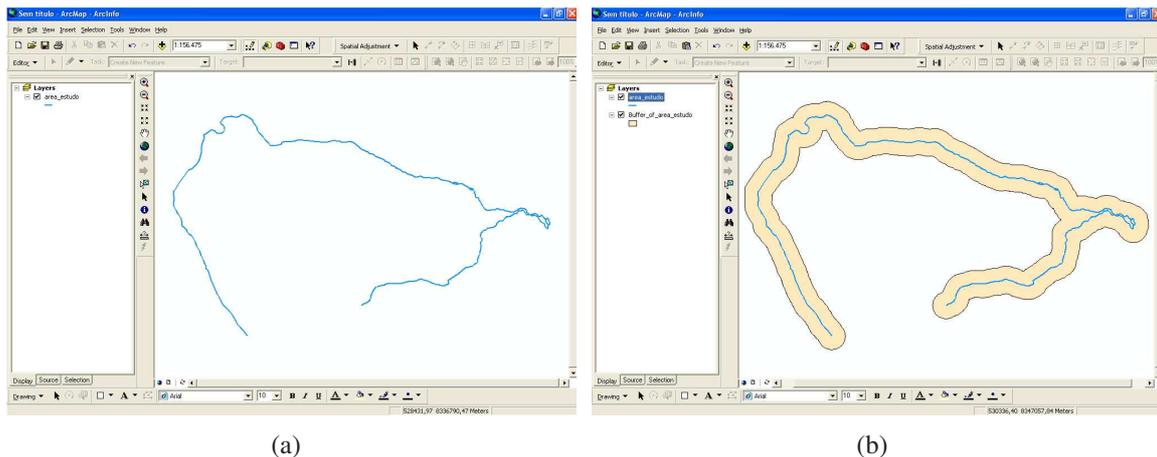


Figura 3.4: Etapas da construção da zona tampão em programa de SIG: (a) elaboração do arquivo vetorizado da porção do Peruaçu e afluente considerados na pesquisa (b) Aplicação da zona tampão de 2000m de extensão transversal.

estão sempre associadas ao curso de água, e também, como forma de diminuir a área de classificação das imagens de radar e óptica, reduzindo assim recurso computacional e otimizando o tempo e resultado.

3.2 Procedimentos de Campo

Os procedimentos de campo da pesquisa ocorreram em duas campanhas, em períodos de maior déficit hídrico. A primeira, ocorreu entre 24 a 30 de setembro de 2005 e a segunda, entre 16 e 19 de julho de 2006.

Para o desenvolvimento dos procedimentos de campo, evitou-se períodos de grande concentração pluviométrica, pois nesta condição, a quantidade de água no solo dificulta o acesso às veredas por via terrestre.

No primeiro trabalho de campo, além do reconhecimento da área de estudo, foram realizados 20 transectos fito-fisionômicos nas veredas, com a finalidade de se obter dados para análises preliminares de processamento e validação das imagens. Já no segundo campo, além da obtenção de mais 12 transectos fito-fisionômicos, foram realizadas amostras de solo e coletas botânicas.

3.2.1 Transectos Fito-fisionômicos

Na primeira e segunda campanha de campo foram realizados transectos fito-fisionômicos das veredas com o auxílio de um receptor GPS de navegação. Ao todo foram obtidos 24 transectos, 12 no primeiro e 12 no segundo campo.

Para a realização dos transectos foi preciso atravessar as veredas de forma transversal,

por via terrestre. A cada mudança fito-fisionômica da vereda e seu entorno (cerrado, estrato herbáceo, estrato arbustivo e estrato arbóreo) dois procedimentos eram executados. O primeiro era obter um ponto de coordenada utilizando-se o receptor GPS, e o segundo consistia em anotar em caderneta de campo a descrição visual da mudança da paisagem da vereda.

O local para realização de cada transecto foi aleatório. Os únicos critérios respeitados foram o de cobrir toda a extensão do alto Peruaçu e Córrego Forquilha, e de possuir um espaçamento mínimo de 500m de um para o outro, desde que fosse viável a travessia. Apesar das campanhas de campo terem sido realizadas no período seco, a maior parte das veredas apresentavam-se parcialmente inundada, o que dificultou o acesso terrestre.

Posteriormente os dados foram transferidos para o meio digital. Cada ponto de coordenada de cada transecto foi unido formando um vetor com vários segmentos. Cada segmento representava uma fito-fisionomia da vereda. As fito-fisionomias comuns foram agrupadas em códigos de cores.

Cada transecto possui dupla função. Para as imagens de radar, foram utilizados como forma de validar a segmentação realizada. Nestes casos, as áreas de omissão e comissão entre os transectos digitalizados e a segmentação de cada imagem foram mensurada e o resultado de sucesso e insucesso da matriz de confusão foi obtido em forma de porcentagem.

Para a imagem ótica, amostras de treinamento e de teste foram geradas a partir das informações de cada transecto, com a finalidade de proceder as classificações supervisionadas. Estas amostras foram baseadas apenas em áreas visitadas e contém entre 2 e 10 pixels cada.

3.2.2 Coleta e Análise de Solos

O padrão de retorno do sinal radar e, por conseqüência, a segmentação gerada, foram analisadas junto aos dados pedológicos, realizadas apenas no segundo campo. As análises pedológicas partiram do princípio de que o sinal radar é sensível à umidade contida no solo (Hall, 1998b).

A análise pelo método de umidade gravimétrica (EMBRAPA, 1997) fundamenta-se em determinar a umidade do solo a partir da diferença de pesos entre as amostras úmidas e as amostras secas. Os procedimentos de campo constitui na obtenção de 100 gramas de solo provenientes da camada superficial. Estas amostras foram armazenadas em sacos apropriados, vedados e identificados, de forma apropriada, para posterior procedimento de pesagem em laboratório.

A coleta foi realizada em quase todos os transectos do segundo campo, totalizando 31 amostras. Uma das amostras foi obtida na nascente do Rio Peruaçu, em uma região onde não foi realizado transecto. As amostras foram retiradas em estratos diversificados, respeitando

o critério de se obter, pelo menos, uma amostra mais úmida e outra menos úmida em cada transecto.

O procedimento em laboratório consistiu na pesagem de 50 gramas de cada amostra, em seu estado natural. Após esta etapa, as amostras foram colocadas em estufa a uma temperatura entre 105°C a 110°C, por um período de 24 horas. Ao término deste período, as amostras foram novamente pesadas e os resultados de umidade foram empregados na fórmula (3.1):

$$UmidadeGravimetrica = \frac{100(a - b)}{b} \quad (3.1)$$

onde **a**, corresponde o peso da amostra úmida e **b** corresponde o peso da amostra seca.

Qualquer evento pluviométrico, próximo ao período de coleta de amostra, poderia influenciar nos resultados. Por isto, foi tomada a precaução de se obter dados pluviométricos da região referentes ao período anterior a coleta das amostras pedológicas. Devido à ausência de uma estação meteorológica de coleta de dados sistemáticos na região de estudo, optou-se pela utilização de dados da estação mais próxima, localizada no município de Januária, apresentados na (Figura 3.5).

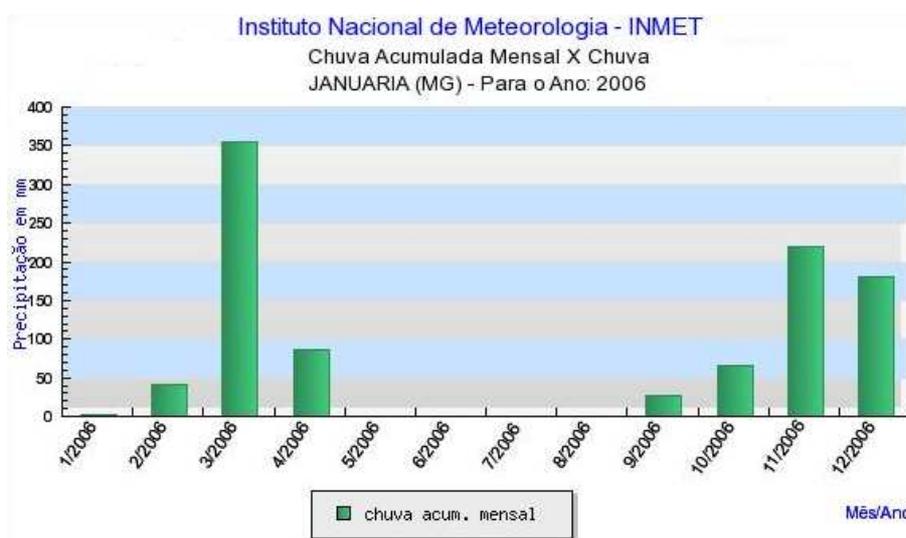


Figura 3.5: Precipitação total acumulada, (mm) por mês, no ano de 2006 para a estação de Januária/MG. Fonte: INMET, 2006.

O gráfico mostra a ausência de eventos pluviométricos entre os meses de maio e agosto de 2006. O solo foi coletado em julho. Para comparar os resultados obtidos, entre a segmentação das imagens de radar e a umidade gravimétrica, utilizou-se o teste *t* de Student (Bussab e Morettin, 2006). O teste *t*, neste caso, avalia a hipótese conhecida de que a média de umidade do conjunto de amostras do solo detectados pela segmentação seja maior que a média de umidade do conjunto de amostras do solo que não são detectados. Esta hipótese

está relacionada de forma direta com a tendência das áreas que possuem maior umidade serem detectadas pelo sinal radar.

Assim sendo, considerando na hipótese nula que as médias das duas populações são iguais, temos:

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 \quad (3.2)$$

contra a hipótese alternativa estipulando que as amostras detectadas (positivas) têm uma umidade gravimétrica maior que as amostras não detectadas (negativas):

$$H_A : \mu_1 > \mu_2 \quad (3.3)$$

O teste t de Student é um método que permite escolher a hipótese mais provável quando as amostras são pequenas (tipicamente menores que 30). A estatística do t é calculada da seguinte forma:

$$t_a = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{EP_{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)}} \quad (3.4)$$

onde \bar{x}_1 e \bar{x}_2 são as médias das amostras das populações μ_1 e μ_2 , e $EP_{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)}$ representa o erro padrão das populações em conjunto:

$$EP_{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)} = \sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}} \quad (3.5)$$

onde s_1^2 e s_2^2 são as variâncias respectivas das duas amostras e n_1 e n_2 seus tamanhos. A estatística t é então comparada com valores de significância na distribuição t de Student (e.g. 95%). Se o t calculado é maior que o valor escolhido na distribuição t de acordo com os graus de liberdade (podendo ser simplificado à menor amostra menos um), a hipótese nula pode ser rejeitada, senão, as médias deverão ser consideradas iguais.

3.2.3 Coleta Botânica

Para caracterizar as principais espécies botânicas das veredas da região de estudo foram coletados exemplares nos diferentes estratos das veredas. Optou-se por colher amostras de cada estrato fisionômico (herbáceo, região arbustiva e região arbórea), tendo como critério para a coleta os espécimes que possuíam maior recorrência nas veredas.

A coleta foi realizada retirando da planta a melhor estrutura possível para sua identificação. Algumas espécies apresentavam floração, enquanto outras, não. Para aquelas que não apresentavam floração, obteve-se parte da raiz (para exemplares de gramíneas) e parte do caule e folhas (para exemplares arbustivas e arbóreas). Cada espécime retirado era isolado e acondicionado em uma prensa de coleta botânica. A prensa possui a função de manter a estrutura natural da planta, para que a mesma não sofra avalias no período de transporte. Em uma

segunda etapa, a prensa foi colocada em uma estufa por um período de 48 horas, com o objetivo de desidratar a planta e facilitar sua identificação.

Todos os exemplares foram encaminhadas ao jardim botânico da Fundação Zoo-Botânica de Belo Horizonte. As identificações foram feitas por uma bióloga¹, funcionária da Fundação, até o nível taxonômico possível utilizando, para tanto, chaves analíticas e comparação feitas em herbário.

Algumas espécies foram identificadas pelo seu nome vulgar em campo, com a ajuda de um dos funcionários do PEVP. Posteriormente, os nomes científicos destas plantas foram pesquisados em livros botânicos específicos.

3.3 Classificação das Imagens Óticas

A classificação das imagens óticas consiste em atribuir uma observação a um grupo ou categoria pré-definido, a partir de uma série de regras (James, 1985). Em sensoriamento remoto, essas regras podem ser derivadas de amostras de medições espectrais efetuadas em uma ou várias bandas: a chamada classificação supervisionada.

A classificação supervisionada é o método mais utilizado para análises quantitativas nos dados de sensoriamento remoto (Richards, 1995). Para a realização deste método são utilizadas determinadas áreas de treinamento e de testes, informando ao sistema que certa quantidade de pixels pertence a um determinado grupo.

A área de treinamento consiste em um conjunto de pixels que são separados e informados ao sistema como sendo pertencentes a uma determinada classe (Barrett e Curtis, 1982). Por sua vez, um outro grupo é separado e informado ao sistema como sendo áreas de teste. A avaliação entre as áreas de treinamento e de teste possibilita a avaliação quantitativa da classificação (Asrar, 1989). Estas definições são feitas de forma direta pelo usuário através de várias fontes de informação: conhecimento prévio da região, mapas temáticos, ou pontos de controle obtidos em campo.

De acordo com McCoy (2005), o número de pixels para cada classe deve ser, pelo menos, 10 vezes maior que o número de bandas utilizadas, o que é suficiente para os processos estatísticos de classificação e validação dos resultados. Em seguida, o restante dos pixels da imagem são classificados, baseado nas estatísticas das áreas de treinamento (Jensen, 2005).

Nesta pesquisa, o processo de classificação consiste em atribuir uma das classes, da chave de classificação proposta, aos pixels contidos dentro da faixa da área tampão. A construção de um sistema de classificação deve levar em consideração a fonte de dados e o que se quer mapear, caso contrário, o processo de identificação de classes fica comprometido (Anderson *et al.*, 1976).

¹A bióloga Maria Guadalupe Carvalho Fernandes, funcionária da Fundação Zoo-Botânica foi a responsável pela identificação das espécies.

As classes utilizadas nesta pesquisa, têm o objetivo de identificar os estratos fisionômicos das veredas. Elas têm como base os parâmetros espacial e espectral da imagem ASTER e podem ser divididas em dois grupos. O primeiro, de vegetação, incluindo 4 classes: cerrado (sentido restrito), gramíneas, arbustivo e arbórea. O segundo grupo está relacionado ao uso do solo e contém apenas uma classe para a região de estudo: predominância de solo exposto.

A imagem ASTER foi classificada utilizando-se o software Multispec (©2006 Purdue Research Foundation, West Lafayette, IN), por meio do algoritmo de classificação supervisionada.

Os classificadores são frequentemente agrupados em paramétricos e não-paramétricos. Esses últimos têm a vantagem de não pressupor uma função de distribuição (*e.g.* de Gibbs ou de Gauss) e de ser menos restritivos em relação às amostras. O “critério de Fisher” foi escolhido pelo fato de ser não-paramétrico e por não exigir amostras distribuídas de forma aleatória (pois as condições do terreno não permitiam respeitar essa condição). O critério de Fisher projeta o espaço espectral em uma linha que melhor separa duas classes:

$$J(\omega) = \frac{\omega^t S_B \omega}{\omega^t S_W \omega} \quad (3.6)$$

onde S_B e S_W são as matrizes de espalhamento (“scatter”) inter- e intra-classe, respectivamente, e ω é a matriz de covariância $\omega = \Sigma_{1,2}^{-1}(\mu_1 - \mu_2)$, onde μ_1 e μ_2 são as médias das duas amostras consideradas. Um critério de Fisher é calculado para cada par de classes e o pixel é atribuído à classe com o menor J (Duda *et al.*, 2001).

Posteriormente, o sucesso da classificação é calculado construindo-se uma tabela de contingência, a partir de amostras reservadas para este fim. Normalmente, essa matriz é quadrada e compara o resultado da classificação obtido (vertical) com os dados de referência (horizontal). Adicionalmente, o índice Kappa ($\hat{\kappa}$) foi estimado, a fim de levar em conta a participação da simples sorte na atribuição das classes (Jensen, 2005).

3.4 Classificação das Imagens de Radar: segmentação e atribuição de classes

A classificação no contexto do *pattern recognition* (reconhecimento de padrão) é um dos ramos do processamento digital de imagem. Este método consiste em estabelecer a relação entre duas etapas distintas: a primeira relacionada a distribuição espacial dos objetos e a segunda consiste no processo de rotulação destes objetos.

A etapa de distribuição espacial dos objetos é denominada de segmentação. A segmentação, após o pré-processamento da imagem é responsável pela aquisição de informação, e subdivide uma imagem em suas partes ou objetos constituintes (Tso e Mather, 2001). A quanti-

dade de subdivisão dos objetos fica a critério do usuário, de acordo com suas necessidades. A segmentação é um processo fundamental no processamento digital de imagem com vasta aplicação em diversas áreas, entre elas, o sensoriamento remoto (Gonzalez e Woods, 2000).

A segunda etapa consiste no processo de *labeling*, ou, simplesmente, na atribuição de classes. Nesta etapa, as feições ou objetos segmentados recebem uma rotulação indicada pelo usuário (Tso e Mather, 2001).

Para delimitar as veredas de forma semi-automática, sem a necessidade de amostras de campo, o processo de segmentação e atribuição de classe foi utilizado com o intuito de se obter informações a respeito das áreas de veredas e não-veredas nas imagens de radar. Para realização desta tarefa optou-se por utilizar o algoritmo MAMSEG, por possuir resultados expressivos na segmentação dos diferentes tipos de gelo de mar, tendo como base, os parâmetros de textura, espessura e diferença de umidade (Deng e Clausi, 2003; Maillard *et al.*, 2005). Como forma de avaliar a eficácia do MAMSEG utilizou-se também o algoritmo K-means, devido à sua vasta aplicação em sensoriamento remoto (Tso e Mather, 2001),

3.4.1 O Algoritmo Segmentador K-means

O K-means consiste em um algoritmo, independente de parâmetros externos, muito utilizado no processo de segmentação de imagens (Duda e Hart, 1973). Este algoritmo está baseado na minimização de um índice que consiste na distância entre os valores espectrais de um grupo de pixel a sua respectiva média (Clusi, 2000).

Conforme Tou e Gonzalez (1974), a lógica deste algoritmo consiste em 4 etapas (Figura:3.6), assim descritas:

- De forma inicial, atribui-se médias aleatórias (K) a um conjunto de amostras dadas;
- Em seguida, todos os pixels da imagem são distribuídos a estas médias, tendo como parâmetro a menor distância entre o valor espectral dos pixels e as médias aleatórias;
- Em uma nova interação, uma constante é somada a média aleatória inicial, criando novas médias;
- Por fim, uma nova distribuição é realizada e os pixels da primeira distribuição são realocados, respeitando o mesmo critério da etapa inicial. O processo é encerrado quando se chega a uma interação onde a distribuição das médias de cada classe possui o menor desvio padrão.

Este algoritmo tornou-se bastante popular devido à sua rapidez e praticidade de processamento (Everitt, 1993). Por outro lado, a qualidade final do resultado depende do arranjo inicial de agrupamento das médias aleatórias, o que, em muitos casos, pode não condizer

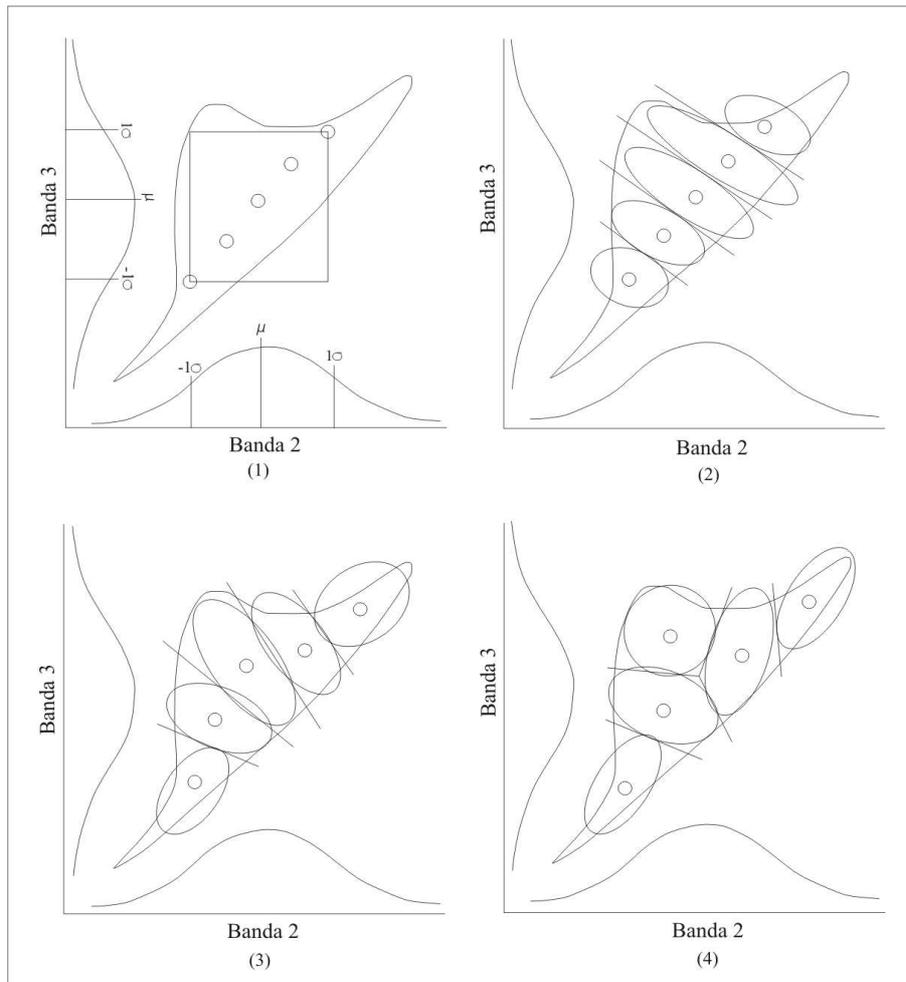


Figura 3.6: Etapas de segmentação do algoritmo K-means para as bandas 2 e 3 de uma imagem hipotética: 1 - distribuição da amostra, 2 - atribuição aleatória de média, 3 - interação e ajuste das médias, 4 - nova interação e otimização da distribuição dos pixels. Fonte: Adaptado de (Jensen, 2005).

com a natureza total da amostra (Töyrä *et al.*, 2001). Uma forma de minimizar este efeito, aproveitando-se da rapidez de processamento, é utilizar, várias vezes, o K-means na amostra desejada, para a obtenção da melhor segmentação esperada (Duda e Hart, 1973).

3.4.2 O Algoritmo Segmentador MAMSEG

O MAMSEG - *Modified Adaptive Markov Random Fields Segmentation* foi desenvolvido por Deng e Clausi (2005), baseado na implementação adaptada da teoria dos Campos Aleatórios de Markov - CAM.

A vantagem do modelo CAM é sua capacidade inerente de descrever o contexto espacial, a interação espacial local dos pixels vizinhos. Este modelo é mais apropriado quando os pixels vizinhos não são, em geral, estatisticamente independentes, mas espacialmente

correlacionados. O CAM assume que a probabilidade condicional de um pixel estar relacionado com o seu vizinho é igual a probabilidade condicional deste pixel estar relacionado com o restante da imagem. Isto faz com que cada pixel seja considerado dentro do seu contexto local de vizinhança como um processo independente, tornando mais fácil a modelagem matemática (Tso e Mather, 2001). Considerando este contexto, o modelo CAM mostrou ser útil na representação da variação e textura dos ruídos SAR (Krishnamachari e Chellappa, 1997).

Utilizando o quadro da regra de Bayes, a probabilidade condicional de um pixel pertencer à classe (ou segmento no caso não supervisionado) G_i é igual a:

$$P(G_i|x) = \frac{p(x|G_i)P(G_i)}{\sum_i [p(x|G_i)P(G_i)]} \quad (3.7)$$

onde $p(x|G_i)$ é a distribuição condicional do vetor x dado a classe/segmento G_i e $P(G_i)$ é a probabilidade *a priori* para a classe/segmento G_i . Suponha-se que a energia associada à probabilidade *a priori* é E_r e que E_f representa a energia do contexto espacial $p(x|G_i)$, então a formulação geral da energia para $P(G_i|x)$ é dada por Geman *et al.* (1990):

$$E = E_r + \alpha E_f \quad (3.8)$$

onde E_f é a formulação em termo de energia da distribuição *gaussiana* dos k vetores de feições f :

$$E_f = \sum_{s,m=Y_s} \left\{ \sum_{k=1}^K \left[\frac{(f_s^k - \mu_m^k)^2}{2(\sigma_m^k)^2} + \log(\sqrt{2\pi}\sigma_m^k) \right] \right\} \quad (3.9)$$

onde μ_m e σ_m são, respectivamente, a média e o desvio padrão do vetor m . E_r representa a energia das etiquetas (classes) na vizinhança do pixel analisado, baseado em um sistema de *cliques* que são pares de pixels vizinhos (Figuras 3.7 e 3.8):

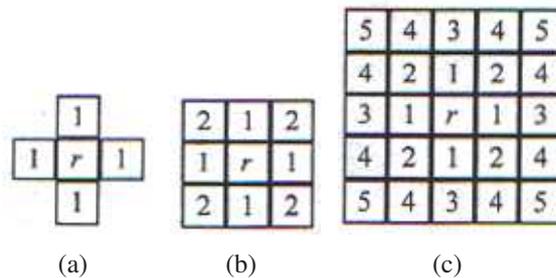


Figura 3.7: Ordem de vizinhança para um pixel (r). Os números no interior da matriz indicam a ordem hierarquizada de análise: (a) relação de vizinhança direta; (b) relação em uma matriz 3x3; (c) relação em uma matriz 5x5. Fonte: (Tso e Mather, 2001).

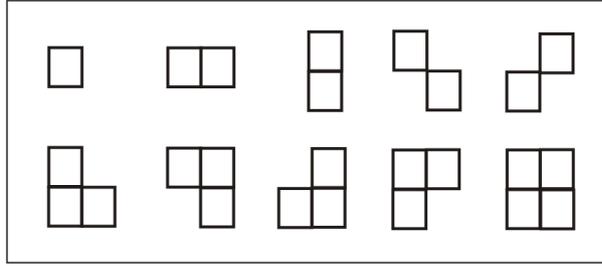


Figura 3.8: Disposição das cliques de análise em relação ao vizinho imediato. Fonte: (Deng e Clausi, 2005)

$$E_r = \sum_s \left[\beta \sum_{t \in N_s} \delta(y_s, y_t) \right] \quad (3.10)$$

onde y_s e y_t são a classe² do pixel s e t (dentro da *clique*), e $\delta(y_s, y_t) = -1$ se $y_s = y_t$ e $\delta(y_s, y_t) = 1$ se $y_s \neq y_t$. β é uma constante.

Na equação 3.8, α é um parâmetro que determina as proporções das contribuições relativas de E_r e E_f 's para E . A adaptação de Deng e Clausi (2005) faz variar essa relação α entre os parâmetros espectrais (globais) e espaciais (locais): no início da segmentação, o peso é principalmente global e, gradualmente, diminui para favorecer o parâmetro espacial local.

Três parâmetros devem ser especificados para a realização da segmentação: 1) o número de classes, 2) o número de iterações e 3) a máscara limitando a segmentação.

Com o objetivo de se extrair as regiões de veredas a classificação foi binária com as classes “vereda” e “não-vereda”. Apresentando os resultados prévios desta pesquisa, Alencar-Silva e Maillard (2006) utilizaram o número de iterações variando entre 50 e 120, com incrementos de 10. Chegou-se à conclusão de que o resultado tornava-se estável após 80 iterações, portanto, todos os resultados apresentados utilizaram 80 iterações. A máscara da área a ser segmentada foi construída a partir das regiões tampões realizadas na etapa de pré-processamento.

O objetivo deste algoritmo, aplicado nas regiões de veredas, foi segmentar (separar) as áreas de veredas em relação ao seu entorno, ou seja, o restante do cerrado (Figura 3.9).

3.5 Validação dos Resultados

A validação dos resultados em sensoriamento remoto é uma das principais etapas da análise dos dados. Contudo, até 25 anos atrás, todos os produtos gerados através de sensoriamento

²Na ausência de áreas de treinamento para determinar a classe dos pixels da *clique*, esses são inicialmente determinados aleatoriamente e estabilizam a medida que progridem as iterações.

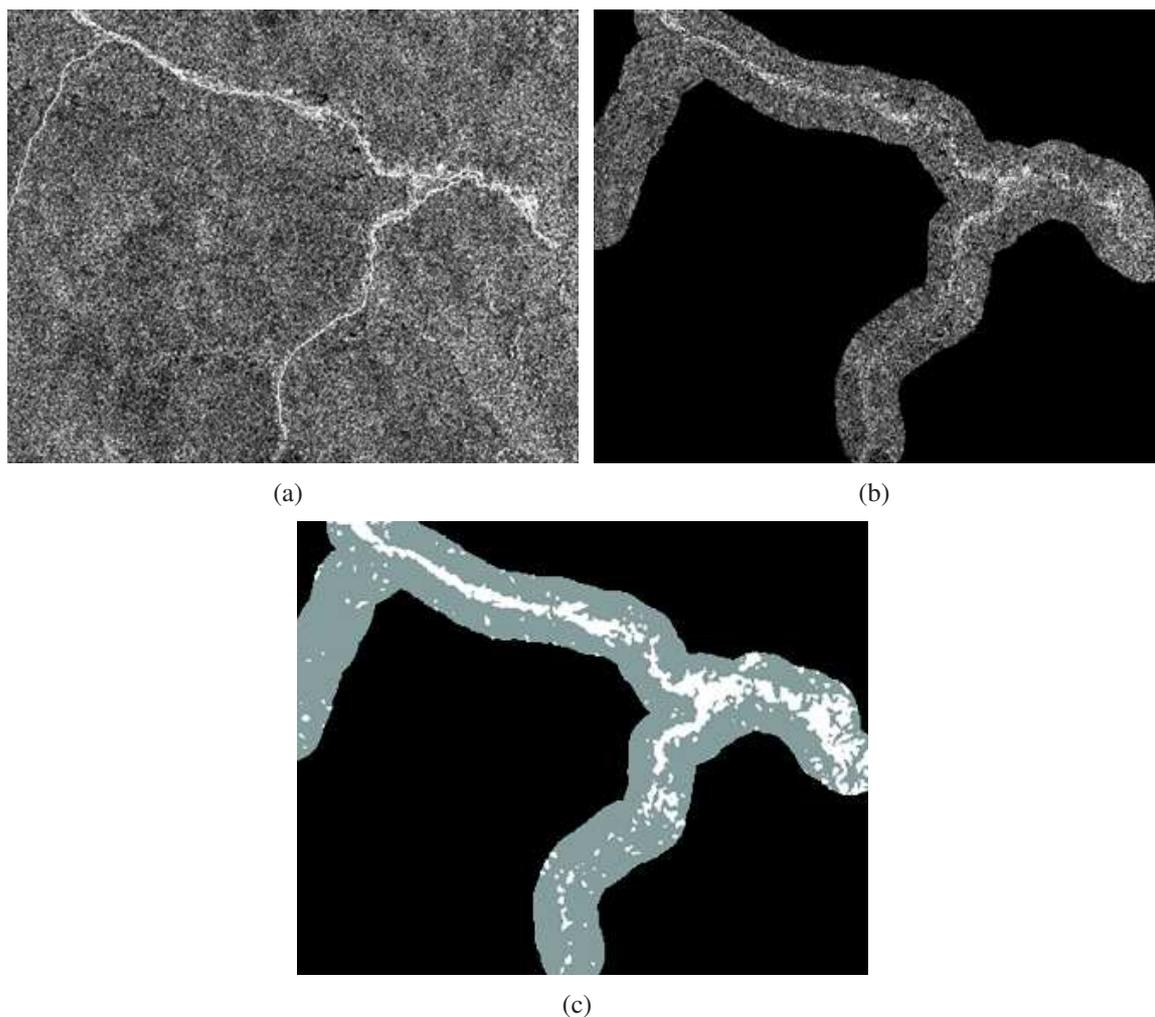


Figura 3.9: Etapas de segmentação das imagens de radar: (a) recorte imagem radar; (b) zona tampão de análise a partir da rede hidrográfica; (c) imagem segmentada pelo algoritmo MAMSEG.

remoto eram tidos como 100% corretos sem que os mesmos fossem checados ou validados (Congalton, 1991). A partir de então, começou a haver preocupação com a precisão dos dados gerados, uma vez que as informações derivadas do sensoriamento remoto tornaram-se crescentes na geração de modelos ambientais, em escala local, regional e até global. Tais informações devem ser precisas porque decisões são tomadas a partir delas (Jensen, 2005).

Partindo do princípio que as informações geradas possuem erros, Raney (1998) informa que os cientistas que utilizam o sensoriamento remoto devem reconhecer estes erros, tentar minimizá-los, ao máximo, e, o mais importante, informar aos usuários o quanto de confiabilidade, relacionada à precisão dos resultados, há no produto. Uma vez que estas fontes de erros são conhecidas, pode-se calcular os limites da utilização dos dados (Congalton e Green (eds.), 1998).

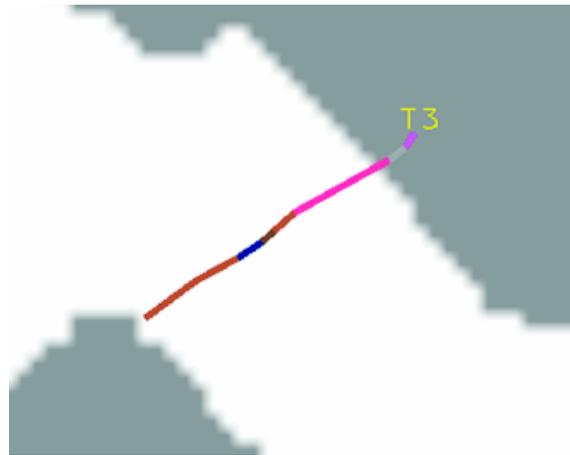
Este estudo utilizou-se de três formas quantitativas de análise dos resultados provenientes do processamento das imagens de radar e ótica. A validação qualitativa ocorreu através

de análise visual entre as áreas de veredas na imagem de radar bruta e o resultado obtido no processamento das mesmas. Com a comparação direta obteve-se resposta positiva ou negativa para o item “correspondência visual”, cujo quadro é apresentado na próxima seção.

Por sua vez, a análise quantitativa teve como base os vetores dos transectos fitofisionômicos, a matriz de confusão e o índice Kappa.

3.5.1 Validação Através dos Transectos Fitofisionômicos

Os transectos fitofisionômicos das veredas foram utilizados para validar a segmentação das imagens de radar. No processo de avaliação comparou-se as áreas de “vereda” e “não-vereda” dos transectos e dos resultados da segmentação MAMSEG. Esta avaliação deu-se em meio digital mensurando os erros de omissão e comissão. Cada imagem de radar segmentada foi avaliada de forma isolada utilizando todos os 24 transectos realizados em campo. Os dados foram agrupados em uma matriz de confusão (Figura 3.10).



(a)

		TRANSECTO	
		vereda	não-vereda
SEGMENTAÇÃO	vereda	validação	erro de comissão
	não-vereda	erro de omissão	validação

(b)

Figura 3.10: Validação do processamento das imagens de radar: (a) recorte mostrando transecto sobreposto à imagem segmentada, que em branco ilustra as regiões de vereda; (b) matriz de confusão do resultado entre a segmentação e o transecto fito-fisionômico de campo.

Apenas os campos de “validação”, ilustrados na tabela, foram selecionados para avaliar o sucesso da segmentação. Para isso, os valores em metros do cruzamento vereda/vereda e não-vereda/não-vereda foram transformados em porcentagem, tendo como base, a extensão total de cada transecto. O índice geral de validação foi calculado através da média ponderada entre os dois índices de sucesso (vereda/vereda e não-vereda/não-vereda).

3.5.2 Matriz de Confusão

Para Congalton (1991) a forma mais comum de representar os dados de validação em sensoriamento remoto é através da matriz de confusão. A matriz de confusão consiste em um arranjo de dados em linhas e colunas correspondendo às áreas de teste e treinamento.

Ao classificar uma imagem, dois grupos de amostras são separados e informados ao sistema. O primeiro consiste nas áreas que são designadas pelo usuário como pertencentes a uma determinada classe. Estas áreas são denominadas áreas de treinamento. O segundo está relacionado às áreas de teste, ou seja, as amostras que são separadas para a avaliação estatística de cada classe.

A matriz de confusão expressa, de forma quantitativa, a relação entre as amostras que pertencem a uma determinada categoria e sua relativa correspondência, encontrada na paisagem estudada (Jensen, 2005) (Figura 3.11).

	F	A	U	Total
F	10	3	3	16
A	2	11	1	14
U	2	2	9	13
Total	14	16	13	

Precisão do produtor (seta apontando para baixo na coluna Total)
 Precisão do usuário (seta apontando para a direita na linha Total)
 sucesso (seta apontando para a diagonal principal)
 $\sum \text{Diagonal} \times 100 / \text{total pixels}$

Figura 3.11: Exemplo de matriz de confusão

A análise estatística mais simples obtida a partir da matriz de confusão é a precisão geral da classificação que é expressa pela diagonal central da matriz (Congalton, 1988). Outras duas informações podem ser obtidas: a precisão do produtor e a precisão do usuário.

De acordo com Aronoff (1994), a precisão do produtor corresponde ao total de *pixels* de teste classificados com sucesso dentro de sua respectiva classe. Este processo permite avaliar o sucesso da classificação de cada amostra de referência, além dos erros de omissão contidos em cada classe.

Por outro lado, se o total de *pixels* classificados corretamente em uma classe for dividido pelo total dos classificados nesta mesma classe, temos a precisão do usuário. Neste processo é avaliada a categorização adequada dos *pixels*, em suas respectivas classes, além dos erros de comissão (Aronoff, 1994).

A matriz de confusão, referente à classificação da cena ASTER, é apresentada e comentada na seção de resultados.

3.5.3 Índice Kappa

Um outro método que é muito utilizado na avaliação dos resultados consiste na análise estatística utilizando o índice Kappa (Congalton, 1991).

$$\hat{\kappa} = \frac{N \sum_{i=1}^k x_{ii} - \sum_{i=1}^k (x_{i+} \times x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^k (x_{i+} \times x_{+i})} \quad (3.11)$$

onde $\hat{\kappa}$ é o número de linhas da matriz; x_{ii} é o número de observações na linha i e coluna i ; x_{i+} e x_{+i} são, respectivamente, o total marginal de linhas e colunas e N é o número total de observações (Bishop *et al.*, 1975).

Este índice é calculado para cada matriz de confusão e é uma medida geral de quanto a classificação possui correspondência com os dados de referência de campo, ou áreas de teste.

O Kappa avalia a precisão total da classificação incluindo, em suas estatísticas, a possibilidade de acerto, por mero acaso, na classificação de cada pixel (Jensen, 2005).

3.6 Área de Estudo

A área de estudo corresponde ao Parque Estadual Veredas do Peruaçu e seu entorno, ao longo do curso do rio Peruaçu, afluente da margem esquerda do rio São Francisco, na região norte de Minas Gerais, em uma área denominada *Chapadão das Gerais* (Figura 3.12).

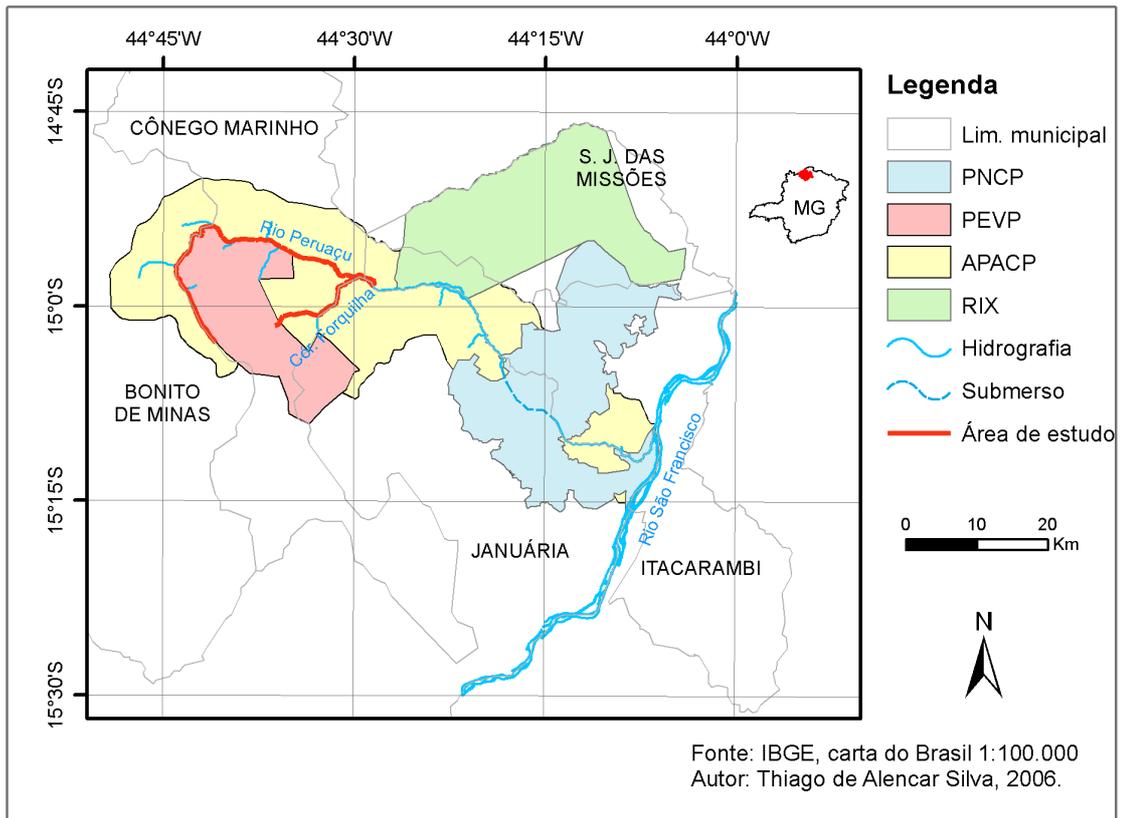
O rio Peruaçu atravessa os limites dos municípios de: Januária, Itacarambi, São João das Missões, Miravânia, Cônego Marinho e Bonito de Minas.

O alto curso do Peruaçu foi escolhido por apresentar condições particulares para o desenvolvimento da metodologia proposta. No vale, pode ser encontrada uma das poucas áreas bem preservadas no contexto do cerrado brasileiro, possuindo grandes áreas contínuas de veredas (cerca de 34km) em diferentes estágios de evolução. O rio Peruaçu atravessa também regiões de pecuária extensiva, o que proporciona a avaliação da metodologia em condições diferenciadas de conservação das veredas.

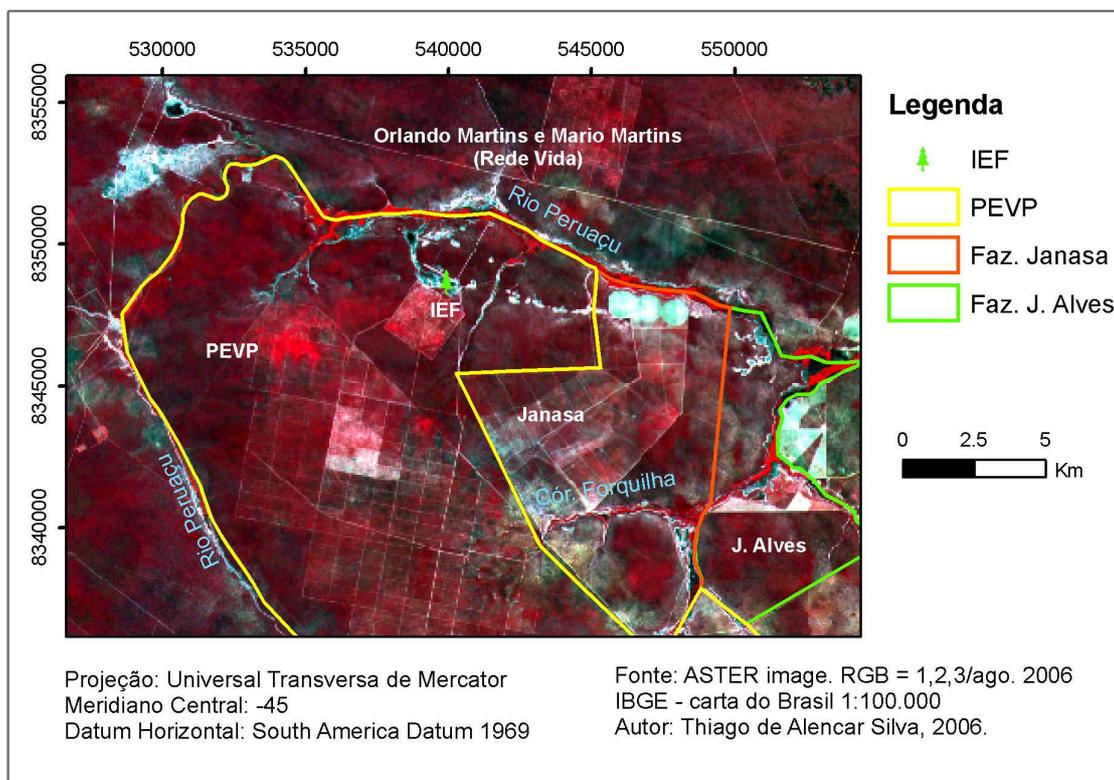
A região é caracterizada pela grande diversidade natural encontrada em uma área, relativamente pequena. O rio Peruaçu nasce na extensa região da chapada arenítica, corta as serras recobertas por importantes depósitos sedimentares do grupo Bambuí e possui sua foz sobre a depressão San-franciscana.

3.6.1 Contexto Ambiental

A preservação das veredas nesta região possui relação direta com um mosaico de unidades de conservação existente no norte de Minas Gerais, o que, de certa forma, impede o avanço da indústria madeireira e, principalmente, da pecuária.



(a)



(b)

Figura 3.12: Mapa de localização do rio Peruaçu e área de estudo. (a) mosaico de unidades conservação presentes no vale do Peruaçu. (b) Localização da área de estudo.

As unidades de conservação existentes no vale do rio Peruaçu são: a Área de Proteção Ambiental Cavernas do Peruaçu (APACP), o Parque Estadual Veredas do Peruaçu (PEVP) e o Parque Nacional Cavernas do Peruaçu (PNCP) (Figura 3.12).

A Área de Proteção Ambiental Cavernas do Peruaçu (APACV) foi criada pelo decreto federal nº 98.182/89 (Brasil, 1989), com o objetivo de proteger as inúmeras cavernas existentes na região. A APACV possui 147.000 ha, que corresponde a quase toda a bacia do rio Peruaçu, envolvendo grande parte do PNCP e quase a totalidade do PEVP. Esta unidade de conservação está sob a administração do IBAMA.

Após a criação da APACV, houve a preocupação com as nascentes do rio Peruaçu. Ao contrário das cavernas que estão localizadas em ambiente cárstico, as nascentes do rio estão na chapada arenítica, ou seja, em outra unidade geomorfológica.

Com o intuito de manter e conservar todo o ecossistema existente à montante, cuja qualidade e quantidade das águas era de grande importância para a área da APA, por manter as estruturas cársticas, foi criada mais uma unidade de conservação. Assim, em 27 de setembro de 1994, através do decreto estadual nº 36.070, foi criado o Parque Estadual Veredas do Peruaçu (PEVP), com o objetivo maior de proteger toda a fauna e flora das veredas da região (Minas Gerais, 1994).

O Parque Estadual possui uma área, aproximada, de 31500 ha e é administrado pelo Instituto Estadual de Florestas de Minas Gerais - IEF que mantém uma sede e quadro de funcionários permanente na região. O processo de constituição do parque estadual possui fases de contradição, no que se refere às políticas públicas adotadas.

Até a década de 80, o governo buscou o desenvolvimento nesta área através da concessão de incentivos públicos para atrair empresas para a região. As principais atividades desenvolvidas, na época, estavam ligadas à produção de carvão vegetal, derrubada da vegetação natural para a constituição de pastagens e cultivo de cana-de-açúcar para a geração de energia.

Os subsídios eram feitos através do estado, por intermédio da Fundação Rural de Minas Gerais, a Ruralminas, ou através de financiamentos de bancos e organismos criados para o desenvolvimento da região, tais quais o Banco do Nordeste e a Superintendência de Desenvolvimento do Sudeste - SUDENE. Com isto, no final da década de 70 e por toda a década de 80, diversas empresas se instalaram no Peruaçu que, até então, era habitado por comunidades tradicionais.

Na atual área do parque estadual, houve a derrubada da mata nativa de cerrado para a instalação de um grande projeto de cultivo de eucalipto que, em um primeiro momento, foi administrado pela empresa Perfil Ltda e, posteriormente, pela Peruaçu Florestal S.A, esta última ligada a uma siderúrgica. Devido à deficiências físicas do solo e à falta de interesse dos proprietários, estes projetos não tiveram êxito e os eucaliptos, que puderam ser aproveitados foram, retirados no início da década de 90, sendo o restante abandonado (Gomes, 2006).

Após este abandono, a vegetação entrou em estágio de regeneração que, hoje, se apresenta em várias fases. O entorno do parque continua sofrendo pressões variadas como a atividade pecuária, a utilização de fogo no intuito de aumentar as áreas de pastagens e a extração indiscriminada de madeira.

O Parque Nacional Cavernas do Peruaçu - PNCP foi a última unidade de conservação a ser criada na região, em 21 de setembro de 1999, através de decreto federal sem número (Brasil, 1999). O motivo da criação do parque nacional se assemelha ao da área de proteção ambiental, no que diz respeito à conservação do ambiente. Entretanto, com relação ao uso do solo, a APA está enquadrada em uma categoria de “uso sustentável”³, ou seja, é permitido certo uso do solo, sem desapropriações. O parque, por sua vez, se enquadra na categoria de “proteção integral”⁴, onde não é permitida qualquer tipo de atividade sendo previstas desapropriações (Brasil, 2000).

Contudo, verifica-se que a questão fundiária não está resolvida e grande parte do parque ainda pertence a um grupo multinacional. A área do parque é de 56.500 ha e está sob a administração do IBAMA, que mantém uma sede no distrito de Fabião, município de Itacarambi.

3.6.2 Contexto Geológico e Geomorfológico

O ambiente de veredas desenvolve-se nesta região devido aos condicionantes físicos necessários, os quais estão relacionados à: geomorfologia (superfície tabular), geologia (camadas de permeabilidade litológica diferenciada) e climatologia (períodos hidrológicos úmidos e secos), assim como ilustrado no bloco diagrama (Figura 3.13):

A geologia do vale do Peruaçu é descrita, de acordo com Mauro *et al.* (1982), no sentido montante-jusante, por: a) rochas magmáticas do embasamento pré-cambriano, como granito-gnaisses, que não afloram no vale; b) rochas carbonáticas do proterozóico superior, da formação Sete Lagoas e Lagoa do Jacaré, do Grupo Bambuí, como calcários e dolomitos; c) siltitos e margas, da formação Serra de Santa Helena, do grupo Bambuí; d) arenitos da formação Urucuaia, do mesozóico superior, os quais apresentam-se, em grande parte, intemperizados; e) coberturas detrítico-lateríticas, detríticas eluvionares em superfícies de aplainamento, localizados, sobretudo, na depressão Sanfranciscana e f) aluviões do período quaternário, que se encontram próximos e nos leitos dos rios.

Ainda de acordo com Mauro *et al.* (1982), o alto e médio curso do Peruaçu encontra-se na região geomorfológica do Planalto Divisor São Francisco / Tocantins, devido à diversidade

³Uso Sustentável: categoria de unidade de conservação que segundo o Brasil (2000) tem o objetivo de compatibilizar a conservação da natureza com o uso sustentável de parcela de seus recursos naturais.

⁴Proteção Integral: categoria de unidade de conservação que segundo o Brasil (2000) tem o objetivo de preservar a natureza, sendo admitido apenas o uso indireto de seus recursos naturais, com exceções previstas em lei.

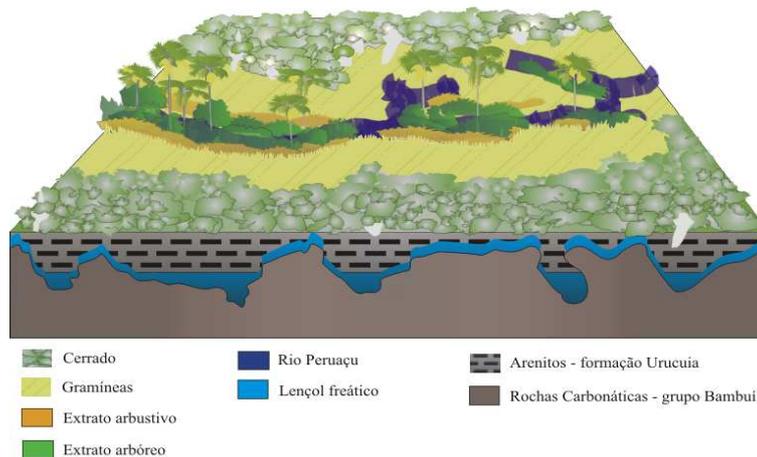


Figura 3.13: Bloco diagrama das características físicas das veredas do Peruaçu. Fonte: Thiago de Alencar Silva, 2006

geológica encontrada neste planalto. Pode-se dividir esta região em dois conjuntos. Aquele que se refere à área de estudo da pesquisa denomina-se Chapadão Central.

O Chapadão Central é envolvido, a leste, oeste e sul, por relevos cársticos. Em seu sentido oeste-leste, possui um relevo tabular mais regular, com inclinações de, aproximadamente, 5°. Os maiores desníveis são ocasionados pelas bordas assimétricas das veredas. Este relevo tabular é responsável pela deficiente drenagem na região, sendo que a maior parte das águas pluviais infiltram no solo sem escoamento superficial. O substrato dos vales, na região do chapadão geral, está situado no plano estrutural do contato entre os sedimentos da formação Urucuia e o grupo Bambuí, o que propicia o afloramento do lençol freático e, por consequência, a formação das veredas.

A rede de drenagem da região é formada por riachos, limitados, eventualmente, por margens inclinadas, evidenciando um controle estrutural. Este fato é observado através da orientação da drenagem, que possui uma direção regular no sentido SO-NE, apresentando padrões paralelos e sub-paralelos.

3.6.3 Contexto Climático

O clima no vale é considerado, segundo a classificação de Köppen, como sendo o Bwh (clima semi-árido, quente, com chuvas de verão), com médias mensais superiores a 25°C.

Devido a carência de uma estação meteorológica próxima a região de estudo, optou-se pela análise do regime pluviométrico a partir dos dados das normais climatológicas referentes à estação meteorológica do município de Januária (Figura 3.14), que dista, aproximadamente 54 km, (em linha reta) da sede do parque estadual (Ministério da Agricultura, 1969).

Ao observar o gráfico referente ao regime pluviométrico do município de Januária, chega-

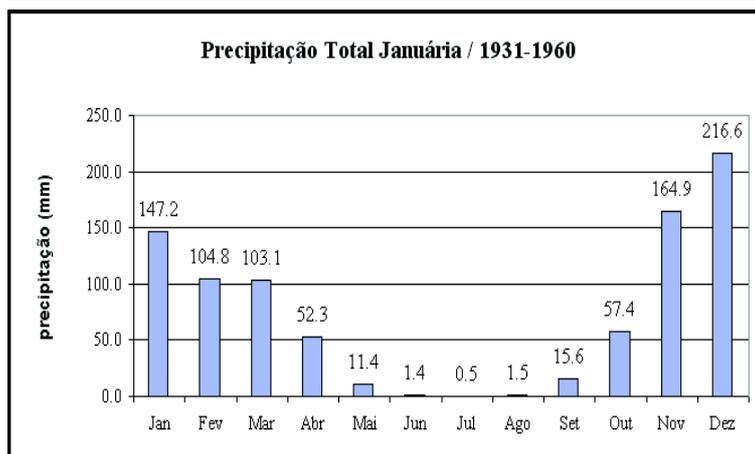


Figura 3.14: Regime Pluviométrico do município de Januária / 1931-1960. Fonte: (Ministério da Agricultura, 1969)

se à conclusão que a estação das chuvas inicia-se em outubro, com pico de precipitação em dezembro, e vai até o mês de março (período de maior excedente hídrico no solo). A partir deste mês, a precipitação decresce entre os meses de abril até setembro, com o máximo de déficit hídrico no mês de julho. Este é o período que a maioria dos pequenos córregos secam, cabendo, as veredas, a função de abastecimento hídrico da região.

De acordo com Nimer e Brandão (1989), a passagem da estação seca para a estação chuvosa é muito brusca e, geralmente, se verifica em outubro. Ainda, segundo os autores, a estação seca é mais longa e, geralmente, no seu final apresenta solos totalmente exauridos de umidade.

3.6.4 Contexto Vegetacional

Quanto à vegetação, nota-se a presença de diversas fisionomias do bioma cerrado na região (Gomes e Maillard, 2003), variando de campo cerrado até cerrado. Dentre elas, estão as veredas, com seus estratos inerentes, as quais fazem parte das formações ribeirinhas do cerrado.

A caracterização dos exemplares dominantes de cada estrato das veredas do Peruaçu foi feita através de coleta botânica realizada na segunda campanha de campo. Os espécimes com maior recorrência são apresentadas a seguir:

- O estrato herbáceo (Tabela 3.3). A fisionomia é homogênea e apresenta a maior variedade de exemplares nas veredas (Glein *et al.*, 2002). Além disto, este estrato é o que melhor indica o estado de conservação das veredas pois é nele que geralmente são realizadas pastagens naturais ou a construção de estradas. No Peruaçu pode ser observadas 3 principais espécime no estrato herbáceo: duas foi possível apenas a

Tabela 3.3: Espécimes dominantes no estrato de gramíneas das veredas do Peruaçu.

Família	Nome Científico	Nome Vulgar	Ilustração
Poaceae	não identificado	não identificado	
Poaceae	não identificado	não identificado	
Cyperaceae	<i>Rhynchospora globosa</i> Roem e Schult	Amarelão	

identificação da família Poaceae, a outra trata-se da Cyperaceae *Rhynchospora globosa* Roem e Schult, ou Amarelão.

- O estrato arbustivo (Tabela 3.4). Este estrato possui como espécime dominante a *Macairea radula* DC, ou Folha de Fogo, que apresenta-se em faixas paralelas ao curso d'água da vereda, entre o estrato herbáceo e o estrato arbustivo. A *Macairea radula* DC ocorre de forma isolada, associada a gramíneas ou a espécies de pteridófitas. A Folha de Fogo nas veredas desempenham a função de pioneiras para as espécies arbóreas (Glein *et al.*, 2002).
- O estrato arbóreo (Tabela 3.5). O estrato arbóreo apresenta diversas espécimes, destacando-se na parte central da vereda, de forma alinhada, a palmeira arbórea *Mauritia flexuosa* L.f. ou buriti. O buriti não forma dossel e nem sempre é o espécime que apresenta maior quantidade no estrato, estando quase sempre associado a outras espécies arbóreas, assim como ilustrado na tabela.

Tabela 3.4: Espécime dominante no estrato arbustivo das veredas do Peruaçu.

Família	Nome Científico	Nome Vulgar	Ilustração
Melastomataceae	<i>Macairea radula</i> DC.	Folha de Fogo ou Cabelinho de Fogo	

Tabela 3.5: Espécimes dominantes no estrato arbóreo das veredas do Peruaçu.

Família	Nome Científico	Nome Vulgar	Ilustração
Areaceae	<i>Mauritia flexuosa</i> L.f.	Buriti	
Cecropiaceae	<i>Cecropia pachystachya</i> Trécul.	Embaúba	
Annonaceae	<i>Xylopia brasiliensis</i> Spreng	Pindaíba Branca	
Família	Nome Científico	Nome Vulgar	Ilustração
Annonaceae	<i>Xylopia sericea</i> A. St.-Hil.	Pindaíba Preta	

Fabaceae	<i>Chamaecrista</i> sp	não identificado	
Asteraceae	<i>Vernonia polyanthes</i> Less.	Assapeixe ou Chamarrita	
Melastomataceae	<i>Miconia chamissois</i> Naudin	não identificado	
Rubiaceae	não identificado	não identificado	
Arecaceae	<i>Attalea geraensis</i> Barb. Rodr.	Palmeira Indaiá do Cerrado ou Coqueiro Indaiá	

O estrato arbóreo pode apresentar seção transversal variada dependendo do grau de desenvolvimento da vereda. Nas regiões menos extensas é comum o predomínio do Buriti, nas regiões mais extensas os exemplares de Buriti tendem a reduzir em quantidade prevalecendo as outras espécies arbóreas.

Capítulo 4

Resultados

O capítulo de resultados é dividido em seis partes. A primeira parte está relacionada à classificação dos tipos de veredas do Peruaçu. A segunda trata das correções geométricas e radiométricas efetuadas nas imagens de radar e ótica, com o intuito de se extrair informação das mesmas. Na terceira parte, são apresentados os resultados da segmentação e atribuição de classes para as imagens de radar, incluindo a avaliação visual qualitativa. Na quarta parte, são apresentados os resultados de umidade do solo, obtidos em laboratório, que foram utilizados para o entendimento da resposta do RADARSAT-1 ao ambiente úmido de vereda. A última parte refere-se aos resultados da classificação da imagem ótica. A última seção mostra como a integração dos resultados obtidos com uma imagem radar (delimitação) e a classificação das fisionomias vegetais a partir dos dados óticos (caracterização) poderia ser utilizada para o mapeamento das veredas.

4.1 Tipologia das Veredas do Peruaçu

As veredas do rio Peruaçu não apresentam o mesmo estado de evolução. Para o desenvolvimento desta pesquisa os 24 transectos realizados em campo foram agrupados em 3 tipos, tendo como base sua extensão, umidade dos solos e espécies dominantes. A localização de cada transecto pode ser observada na Figura 4.1.

Todos os transectos foram realizados utilizando um aparelho GPS cujos dados foram transformados em arquivos vetoriais. Cada feição da vereda, que foi observada em campo, além de estar em escala possui uma legenda própria. A representação esquemática de todos os transectos encontra-se nas Figuras 4.4 a 4.8 enquanto a legenda e escala são apresentados na Figura 4.2.

O primeiro tipo de transecto corresponde às “veredas de nascentes” ou “cabeceiras” (Figura 4.3), totalizando 10 transectos: 1, 2, 3, 4, 5, 20, 21, 22, 23 e 24. Estes transectos são os 5 primeiros e os cinco últimos da sequência realizada, correspondendo às áreas

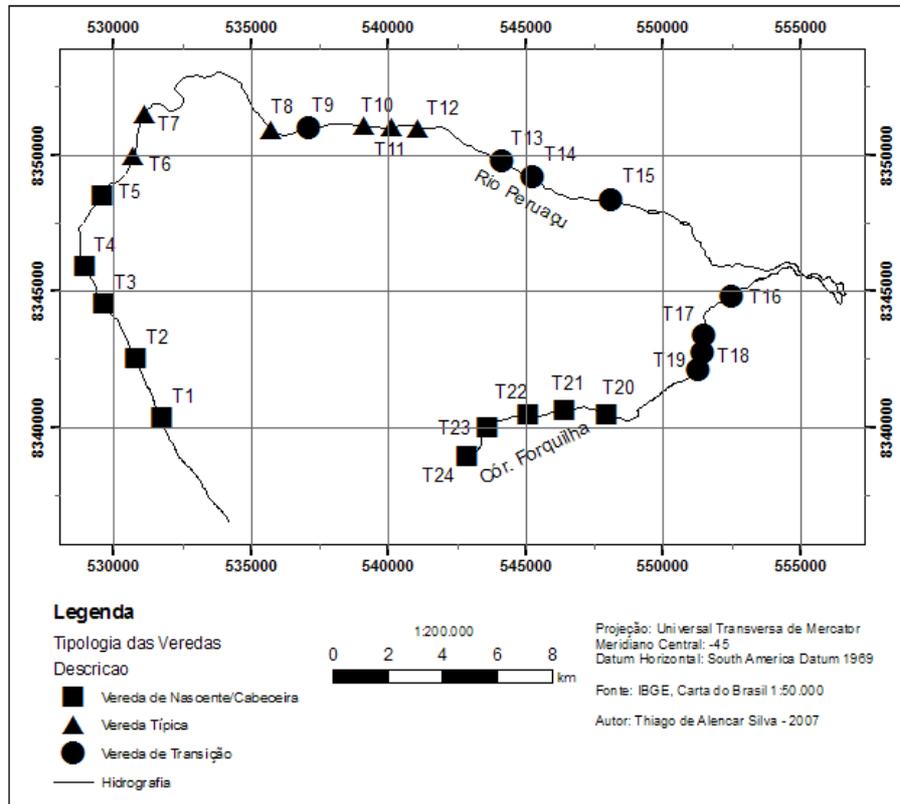


Figura 4.1: Mapa de localização das tipologias de vereda encontradas no rio Peruaçu e córrego Forquilha.

das nascentes do Rio Peruaçu e Córrego Forquilha. A Figura 4.4 mostra os transectos pertencentes à essa categoria.

Estas veredas são estreitas e não apresentam curso do rio definido e correspondem ao estágio inicial de evolução de uma vereda. Em relação aos demais tipos de veredas, apresentam um estrato arbóreo mais estreito e solos com menor teor de umidade e matéria orgânica. Os Buritis são menores e bem alinhados e a faixa de arbustos mais largas do que nos outros transectos.

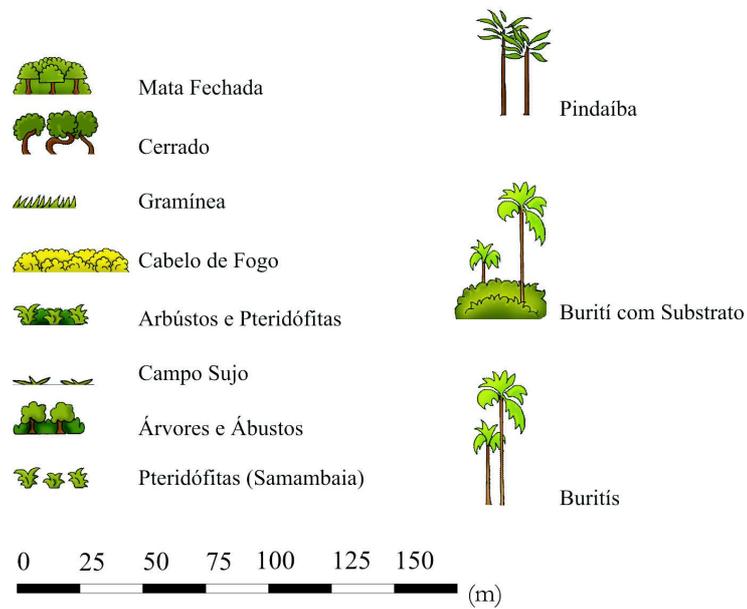


Figura 4.2: Legenda e escala dos transectos das figuras 4.4 a 4.8.



Figura 4.3: Vereda de nascente encontrada nas cabeceiras do rio Peruaçu e córrego Forquilha. A - Presença de Buritís jovens. Foto: Thiago de Alencar Silva - julho/2006.



Figura 4.4: Transectos 1 a 5 e 20 a 24 pertencente à classe “veredas de cabeceira”.



Figura 4.5: Veredas típicas encontradas nas cabeceiras do rio Peruaçu e córrego Forquilha. Fotos: Thiago de Alencar Silva - jul/2006.

O segundo grupo de transecto corresponde às “vereda típica”. Seis transectos fazem parte deste grupo, sendo eles: 6, 7, 8, 10, 11 e 12 (Figuras 4.5 e 4.6).

As veredas típicas possuem um estágio de evolução maior do que o primeiro tipo apresentando uma faixa arbustiva e arbórea mais larga, sendo possível identificar o curso hídrico nos períodos úmidos. O Buriti é o espécime com maior ocorrência no estrato arbustivo, estando localizado no ponto central da vereda de forma alinhada. A maior concentração de matéria-orgânica e umidade também ocorre na faixa dos Buritis, verificando o decréscimo de valor de ambos parâmetros na região de bordas das veredas, no contato com o cerrado.



Figura 4.6: Transectos 6 e 8 e 10 a 12 pertencente à classe “veredas típica”.



Figura 4.7: Veredas de transição encontradas nas cabeceiras do rio Peruaçu e córrego Forquilha. Fotos: Thiago de Alencar Silva - set/2005.

O terceiro e último grupo de transecto foi associado à “transição vereda/mata cilicar”, perfazendo 8 transectos, correspondente aos números: 9, 13, 14, 15, 16, 17, 18 e 19 (Figura 4.7 e 4.8).



Figura 4.8: Transectos 1 a 5 e 20 a 24 pertencente à classe “veredas de transição” (vereda / mata ciliar).

As veredas que correspondem a estes transectos possuem um grau ainda maior de evolução. Apresentam a faixa arbustiva mais estreita, quando comparada às veredas típicas, porém a faixa arbórea é bastante larga. Os Buritis diminuem de quantidade ou tornam-se totalmente ausentes. Pode-se notar também a falta de alinhamento entre eles. Outras espécies arbóreas, entre elas a Pindaíba tornam-se dominantes, inclusive com a formação de um dossel fechado. O entalhe do leito do rio é nítido durante todo o ano. O solo no estrato arbóreo apresenta-se com alto grau de umidade e matéria orgânica.

4.2 Correções das Imagens

Ambas as imagens radar e ótica foram corrigidas geometricamente, utilizando-se o método de correção imagem/imagem descrito anteriormente (figura 4.9 e 4.10).

A banda 8 (pancromática) de uma cena Landsat ETM+ de 2001, com resolução espacial de 15 metros, foi utilizada para a correção. Esta cena foi corrigida de forma prévia em estudo sobre a caracterização do cerrado, realizado por Maillard e Gomes (2003). Para a correção da cena, este estudo utilizou pontos de controle, obtidos em campo através de um receptor GPS, e pontos extraídos de cartas topográficas do IBGE na escala de 1:100.000.

Na correção geométrica, foi utilizada a interpolação bilinear que pondera os valores de quatro pixels adjacentes a um dado pixel na imagem sem correção. Após esta etapa um número digital resultante deste processo é atribuído ao pixel correspondente na imagem corrigida (Lillesand e Kiefer, 2000).

A projeção UTM foi escolhida, com parâmetros geodésicos de datum horizontal SAD69 (South America Datum - 1969) e fuso 23S.

O erro quadrado médio (RMSE) representa uma medida de acurácia entre cada ponto de controle inserido e os seus valores originais na imagem. O desvio entre estas duas variáveis é dado em *pixels*. Para obter o erro, em metros, deve-se considerar a resolução espacial da imagem (Ford e Zanelli, Ford e Zanelli). Os resultados podem ser observados na Tabela 4.1.

Tabela 4.1: RMS das imagens utilizadas no estudo

	Nº de pontos de controle utilizados	RMSE médio (m)
Radar		
Abril S2	15	21
Abril S6	11	31
Setembro S2	19	25
Setembro S6	15	26
Ótica		
ASTER/VNIR	8	13,5

O RMSE médio das imagens de radar foi de 2,0 pixels na resolução da imagem, ou seja,

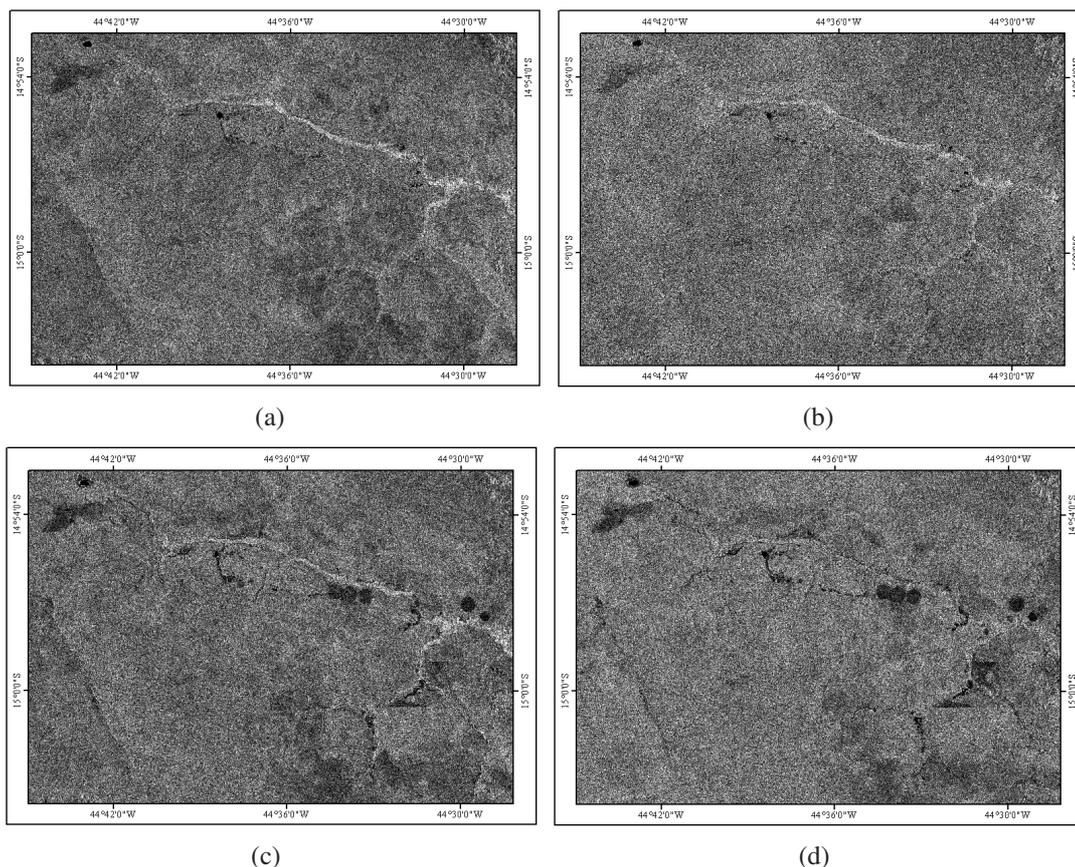


Figura 4.9: Recorte de imagens Radarsat-1 para a área de estudo com correção geométrica. (©CSA - <http://www.space.gc.ca>): (a) Abril S2; (b) Abril S6; (c) Setembro S2; (d) Setembro S6. Fonte: Radarsat Internacional (2004).

25m. No caso da única cena ótica, o RMSE foi inferior a 1,0 pixel, ou 13,5m.

Cabe ressaltar que os erros de precisão apresentados não são os reais, isto porque deve-se somar o RMSE da imagem Landsat ETM+ utilizada como base no processo de correção. O RMSE da correção da Landsat ETM+ foi de 1,0 *pixel* ou 15m.

A melhor precisão verificada na imagem ótica deve-se à sua nitidez quando comparada às imagens radar, cujo ruído *speckle* é inerente. Este ruído confere um aspecto granuloso às cenas, dificultando a identificação de pontos de controle.

4.3 Segmentação e Atribuição de Classes para as Imagens de Radar

Para o processo de segmentação e atribuição de classes foram utilizados 2 segmentadores diferentes: o K-means e o MAMSEG. O K-means foi utilizado como parâmetro de comparação para os resultados originados do MAMSEG.

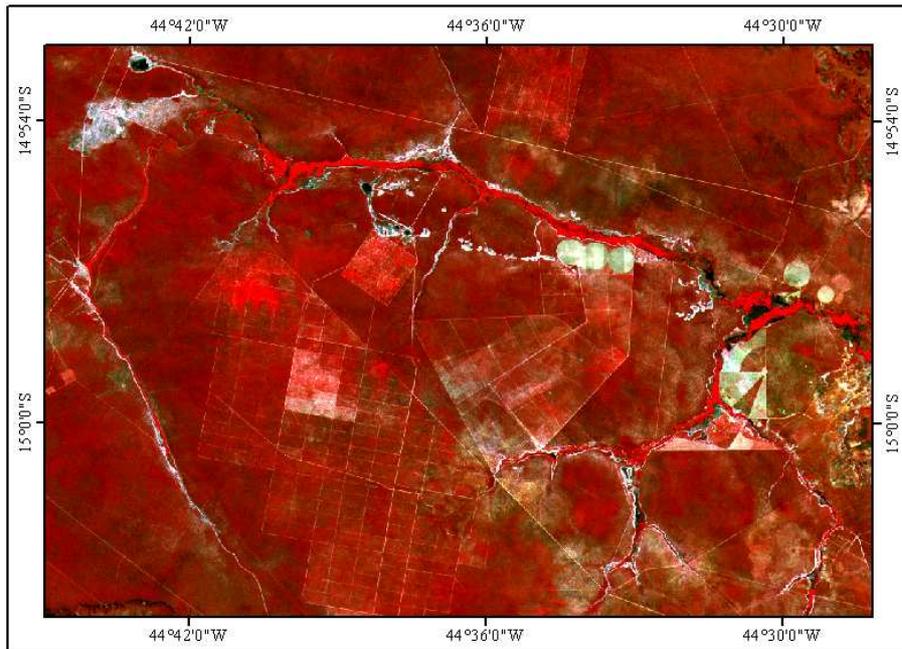


Figura 4.10: Recorte da imagem ASTER para a região de estudo com correção geométrica.

A segmentação das imagens, realizada pelos algoritmos K-means e MAMSEG ocorreram na plataforma operacional Matlab 6.5 (©1984-2002 The MathWorks, Inc.). Nos dois processamentos, duas classes foram escolhidas, tendo em vista o objetivo de determinar as áreas de veredas e não-veredas.

Amostras das 4 imagens de radar foram utilizadas para a aplicação do algoritmo K-means. Este procedimento foi adotado como forma de se avaliar a performance deste segmentador de forma rápida e poupando recursos computacionais.

Testes relacionados à variação do número de interações foram realizados. Diferentes variações, entre 10 a 500 interações, foram testadas, contudo, sem nenhum resultado aparente, à medida que as interações eram modificadas.

As imagens resultantes do K-means apresentaram muitas manchas, o que não difere muito das imagens de radar originais. Parte dos resultados podem ser observados na Figura 4.11:

Neste primeiro caso foi utilizada amostra da imagem do período úmido com menor ângulo de incidência - Abril/S2. A Figura 4.12 mostra um novo processamento feito através do algoritmo K-means utilizando imagem do período seco com maior ângulo de incidência - Setembro/S6.

O segmentador K-means neste caso também não foi capaz de separar as regiões de veredas e não-veredas mesmo alterando os parâmetros de imagem de radar (período hidrológico e ângulo de incidência).

O aparecimento de ruídos na segmentação proveniente deste algoritmo deve-se a sua ar-

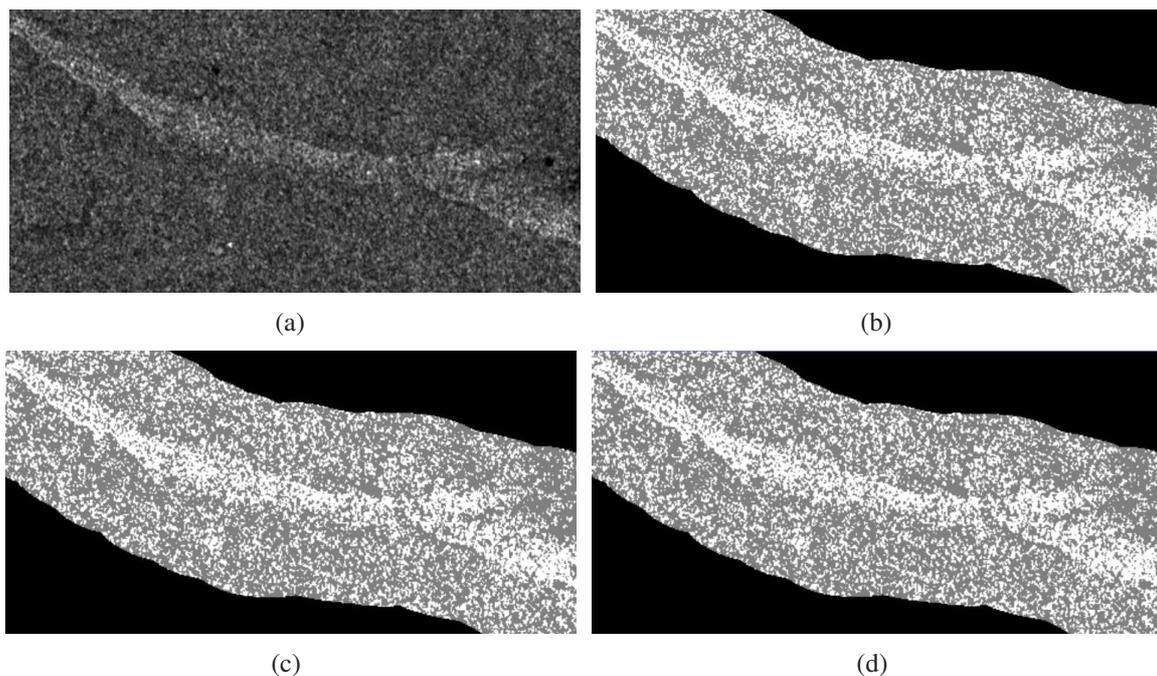


Figura 4.11: Resultado da segmentação K-means para amostra de Abril S2: (a) Amostra da imagem Radarsat-1 - Abril S2 (b) Segmentação K-means com 25 interações; (c) Segmentação K-means com 50 interações; (d) Segmentação K-means com 300 interações.

quietura de processamento. Este segmentador opera tendo como base apenas a componente radiométrica. Uma vez que as imagens de RADARSAT-1 possuem 16 bits de resolução radiométrica, ou 65536 tons de cinza, a variância do número digital dos pixels acaba por influenciar no resultado final da segmentação. Pode-se concluir que segmentadores que se baseiam apenas na tonalidade para realizar o processamento digital de imagem de radar, com os parâmetros já especificados, não apresentam bom desempenho.

Por outro lado, os resultados da segmentação MAMSEG, utilizando duas classes e oitenta interações, são apresentados na Figura (4.13). As regiões cinzas representam as veredas e as brancas o entorno, ou as áreas de não-vereda.

O conhecimento espacial prévio permitiu eliminar do resultado da segmentação todas as manchas isoladas que não eram contíguas à rede hidrográfica. Estas manchas foram, provavelmente, criadas devido a algumas regiões de maior umidade, como pequenos lagos e alagados que estão afastados do leito principal do rio Peruaçu.

As imagens segmentadas foram avaliadas através dos transectos obtidos na área de estudo. Apenas os campos (vereda/vereda) e (não-vereda/não-vereda) da matriz de confusão, já apresentada na Figura 3.10, foram utilizados, pois, possuem relação direta entre os dados coletados em campo e a segmentação. A matriz de confusão completa, com os resultados em metros, é apresentada no anexo (A). A seguir, a Tabela 4.2 ilustra os resultados resumidos, já em porcentagem.

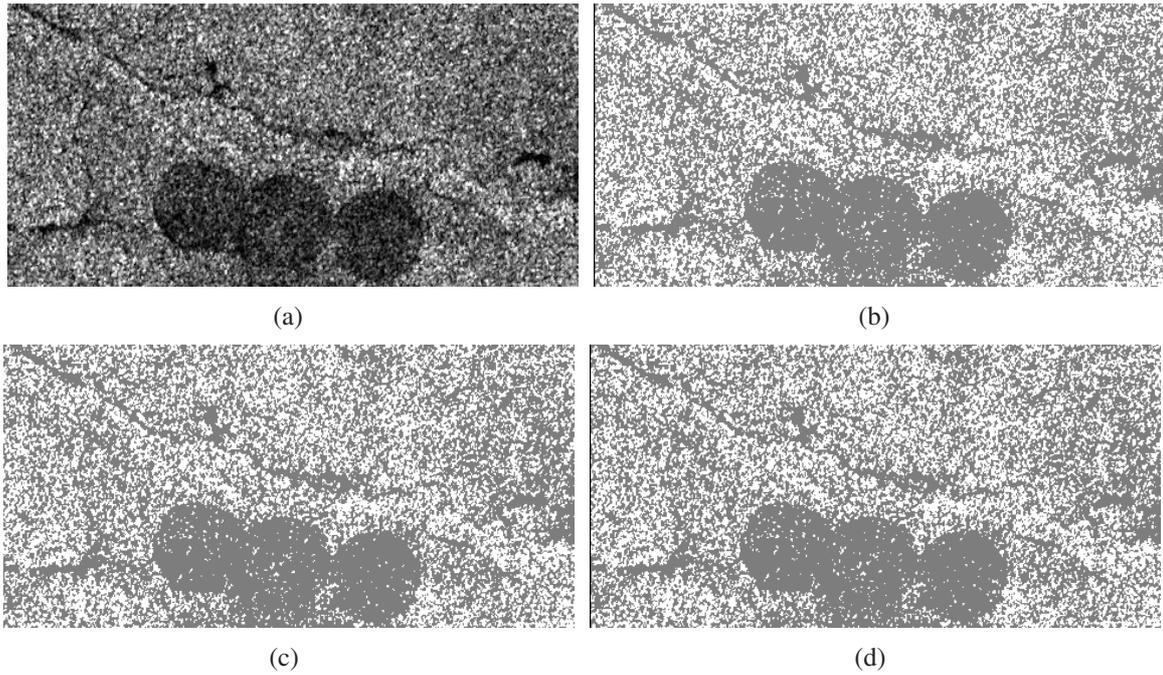
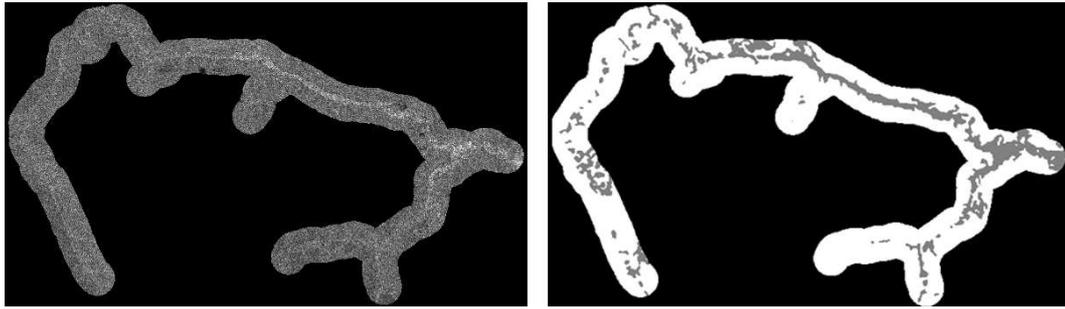


Figura 4.12: Resultado da segmentação K-means para amostra de Setembro S6: (a) Amostra da imagem Radarsat-1 - Setembro S6 (b) Segmentação K-means com 25 interações; (c) Segmentação K-means com 50 interações; (d) Segmentação K-means com 300 interações.

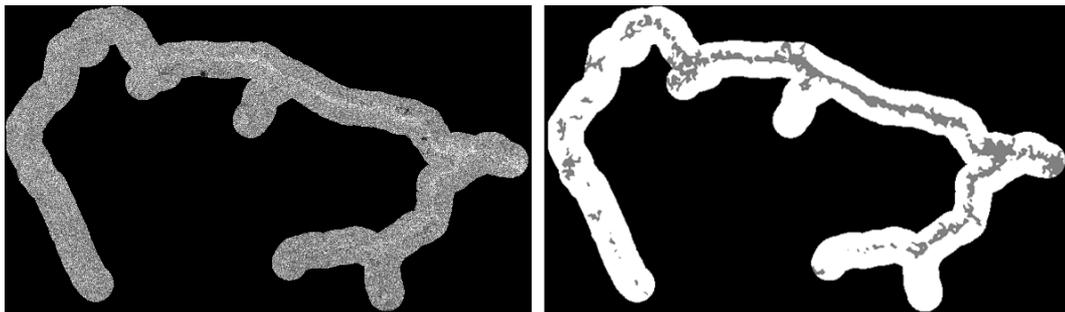
Com base nas áreas segmentadas e nos transectos de validação, a média geral de sucesso é de 48.88% e 58.58% para o pior resultado (setembro S6) e melhor resultado (abril S6) de forma respectiva, com uma diferença de 9.7% entre eles. Esta pequena diferença, a favor da cena abril S6, deve-se ao fato da maior umidade no ambiente, presente neste período, somado a um maior ângulo de incidência. Estas condições favorecem o *double bounce* entre as regiões de gramíneas e a estrutura lateral do estrato arbóreo da vereda, aumentando o retorno do sinal radar.

De forma geral, foi observada, na segmentação, uma grande correspondência com a interpretação visual das imagens de radar. O MAMSEG apresentou um resultado melhor em áreas que possuem maior contraste visual entre veredas e não-vereda, o que não pode ser observado nas cabeceiras do Peruaçu e Forquilha.

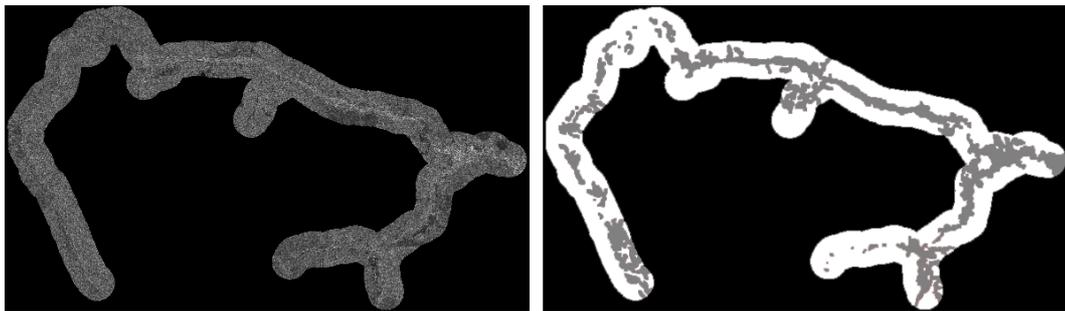
Com a exclusão dos transectos das nascentes do rio Peruaçu e do córrego Forquilha, ou seja, os 5 primeiros e os 5 últimos transectos na sequência da tabela (4.2), as médias sobem para 53.64% e 62.12%. O melhor resultado, nesta situação, é o de setembro S2, contudo, a diferença deste resultado para os de abril S2 e abril S6 não chega a 2%, para o de setembro S6, a diferença sobe 8%. Conclui-se que nesta situação os parâmetros de aquisição do RADARSAT-1 não são determinantes para a escolha da melhor imagem. Há apenas um aumento da média devido à exclusão dos transectos de nascentes, o que confirma a correspondência visual entre a segmentação e a imagem bruta.



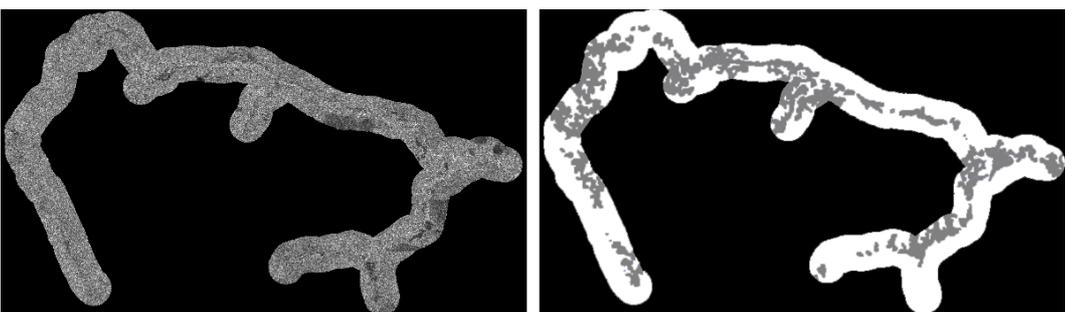
(a) Abril S2



(b) Abril S6



(c) Setembro S2



(d) Setembro S6

Figura 4.13: Imagens SAR (esquerda) e resultado da segmentação (direita) obtido pelo algoritmo MAMSEG para dois períodos e dois ângulos de incidência, utilizando 80 interações. As regiões em cinza nas imagens segmentadas correspondem às veredas.

Tabela 4.2: Resultado comparativo entre a segmentação realizada pelo MAMSEG e os transectos obtidos em campo. As porcentagens representam a proporção de cada transecto em correspondência com as segmentações.

Transecto	Extensão(m)	AbrS2(%)	AbrS6(%)	SetS2(%)	SetS6(%)	\bar{x} Transecto(%)
T1	232	30.14	30.14	18.09	30.14	27.13
T2	173	30.91	73.68	30.91	18.78	38.57
T3	193	48.75	48.75	73.31	48.75	54.89
T4	107	48.38	51.62	51.62	48.38	50.00
T5	94	51.60	51.60	51.60	51.60	51.60
\bar{x}		41.96	51.16	45.11	39.53	
T6	119	68.31	54.23	76.07	69.34	66.99
T7	123	44.77	55.25	63.37	31.94	48.83
T8	291	36.90	36.90	36.90	36.90	36.90
T9	454	96.65	91.83	82.66	79.75	87.72
T10	218	52.02	52.02	52.02	52.02	52.02
T11	510	61.95	83.97	49.23	34.64	57.45
T12	598	63.49	40.76	69.29	61.86	58.85
T13	270	70.35	66.46	62.59	58.67	64.52
T14	238	76.24	76.03	68.38	68.35	72.25
T15	194	67.45	66.03	48.61	22.60	51.17
T16	220	68.74	82.08	77.59	85.82	78.56
T17	187	35.69	17.28	33.94	34.80	30.43
T18	463	55.79	68.19	80.54	54.47	64.75
T19	338	42.02	76.58	68.43	59.86	61.72
\bar{x}		60.03	61.97	62.12	53.64	
T20	143	35.43	35.43	77.25	35.43	45.89
T21	170	39.86	67.14	39.86	53.67	50.13
T22	247	36.30	80.79	54.42	36.30	51.95
T23	181	62.06	62.06	62.06	62.06	62.06
T24	220	36.99	36.99	36.99	36.99	36.99
\bar{x}		42.13	56.48	54.12	44.89	
\bar{x} Imagem(%)		52.53	58.58	56.91	48.88	

Os resultados da segmentação para os transectos das nascentes do Peruaçu e do Forquilha mostraram resultados entre 39.53% a 51.16% e 44.89% a 56.48%, de forma respectiva. Para a região de cabeceira do Peruaçu, os piores resultados foram para setembro S6 e os melhores para abril S6, assim como o resultado geral.

A análise dos resultados das regiões de cabeceiras de veredas, que correspondem às áreas mais estreitas e de menor concentração de umidade mostra que, o principal fator para a intensidade do retorno do sinal radar está relacionada à constante dielétrica dos alvos, mais do que a variação do ângulo de incidência. No entanto, tendo-se como base apenas os ângulos de incidência, as imagens com ângulo de incidência maior (S6) possuem resultados melhores do que as com ângulos de incidência menor (S2). Isto porque, com ângulo de incidência menor, o sinal tende a penetrar mais nos alvos, extraindo padrão de umidade. Por sua vez, as imagens S6 tendem a ser mais influenciadas pela estrutura lateral da vegetação gerada pelo *double bounce*.

4.3.1 Análise Visual

Tendo como base que as veredas, no contexto do cerrado, são zonas de maior concentração de umidade, estas apresentam-se destacadas nas imagens brutas de radar, devido à sua

elevada constante dielétrica (Kasischke *et al.*, 1997). Sendo assim, após a segmentação os resultados de cada cena (abrilS2, abrilS6, setembroS2 e setembroS6) foram comparados, de forma direta, à sua imagem de radar bruta correspondente, tendo como referência as regiões de transectos realizados. Este procedimento foi útil no auxílio da escolha das interações a serem utilizadas no processo de segmentação dos algoritmos.

As análises visuais das imagens SAR brutas revelam que as imagens de setembro (estação seca) demonstram melhor contraste entre os vários elementos da cena. Em ambas as datas, as veredas apresentam um retorno relativamente alto do sinal radar, enquanto o restante do cerrado aparece relativamente escuro. Por outro lado, levando-se em consideração apenas as veredas nas imagens, o contraste maior é apresentado nas cenas de abril (período de excedente hídrico). Um outro aspecto a se destacar é que as cenas S2 tendem a realçar o contraste entre as veredas e o restante do cerrado, devido à sua capacidade de penetração na estrutura.

O segmentador K-menas não obteve bom desempenho ao processar imagens de radar sem a ocorrência de filtragem para a remoção do ruído Speckle. Para o MAMSEG, o resultado é ilustrado na Tabela 4.3.

Tabela 4.3: Análise visual da segmentação das imagens de radar.

	AbrS2	AbrS6	SetS2	SetS6
T1	-	-	-	-
T2	-	-	-	-
T3	-	-	-	-
T4	-	-	-	-
T5	-	-	-	-
T6	+	-	-	-
T7	+	-	-	-
T8	-	-	-	+
T9	+	+	+	+
T10	-	-	+	+
T11	+	+	+	+
T12	+	+	+	+
T13	+	+	+	+
T14	+	+	+	+
T15	+	+	+	+
T16	+	+	+	+
T17	-	+	+	+
T18	+	+	+	+
T19	-	+	+	+
T20	-	-	-	-
T21	-	-	-	-
T22	+	-	-	-
T23	-	-	-	-
T24	+	-	-	-

A tabela mostra a relação entre as imagens segmentadas e as imagens brutas por transecto. Ou seja, para cada transecto, a imagem segmentada foi comparada à sua imagem de radar bruta para verificar se havia correspondência entre elas. Se a imagem de radar bruta apresentasse regiões claras, em relação ao seu entorno, e se esta região fosse segmentada pelo MAMSEG o campo seria preenchido com o símbolo “+”, do contrário, utilizaria-se o símbolo “-”.

Os resultados demonstram uma menor correspondência para os transectos localizados nas nascentes do Peuaçu e Córrego Forquilha. Ou seja, os 5 primeiros e os 5 últimos transectos. Este resultado foi observado em todas as segmentações realizadas.

O fato de não ter sido possível identificar nas imagens brutas as veredas localizadas nas nascentes deve-se a três fatores: 1- a baixa umidade do solo desta região, o que ocasiona uma diminuição relativa da constante dielétrica e do retorno do sinal radar; 2- a menor extensão transversal das veredas de cabeceira, o que ocasiona menor retorno do sinal radar, devido, principalmente, à redução da área para que ocorra o *double bounce* e o espalhamento volumétrico e 3- a órbita do satélite, o sentido de emissão lateral de sinal e a interação com as áreas de cabeceiras, que estão no sentido sul-norte, o que ocasiona uma menor faixa de interação, por esta área estar perpendicular ao sentido do sinal. Se esta última afirmação for verdadeira, por outro lado, as veredas típicas e as de transição estão paralelas ao sinal radar o que possibilita um melhor retorno do sinal.

4.4 Influência da Umidade Gravimétrica na Segmentação

Os resultados obtidos, em laboratório, da umidade gravimétrica são demonstrados na Tabela 4.4. A primeira coluna da tabela refere-se às áreas onde foram retiradas as amostras e seus respectivos transectos. A porcentagem de umidade de cada amostra está ilustrada na segunda coluna.

Os maiores valores de umidade foram encontrados nas regiões de maior concentração de matéria orgânica, ou seja, nos estratos arbustivo e arbóreo. O valor médio, levando-se em conta apenas estas regiões, foi de 56,30%. Uma importante observação que foi feita é que a umidade, nos estratos, aumenta, gradativamente, no sentido montante/jusante do curso do rio Peruaçu e decresce no sentido jusante/montante no curso do córrego Forquilha.

A explicação para tal fato está na menor seção transversal do curso de água nas cabeceiras, devido à disponibilidade hídrica, o que ocasiona, também, uma menor quantidade de vegetação associada e uma menor produção de matéria orgânica. A matéria orgânica é responsável pela retenção de água nas camadas superficiais do solo.

Por outro lado, à medida que se caminha em direção à jusante, o leito do rio, a seção transversal das veredas e a produção de matéria orgânica aumentam, ocasionando uma maior concentração de umidade.

Tabela 4.4: Pontos de coleta de amostra de solos.

Área de Amostragem	Umidade Relativa (%)
Gramíneas T11 (início)	0.21
Gramíneas T2 (Folha de Fogo)	1.05
Cerrado T10	1.08
Gramínea T11 (término)	1.10
Gramíneas T23	2.08
Buritis Nascentes	2.19
Gramíneas T8 (término)	2.25
Gramíneas T3 (início)	3.58
Gramíneas T9 (início)	3.67
Gramíneas T3 (término)	4.67
Cerrado T12	5.40
Gramíneas T10	6.08
Cerrado T8	6.75
Gramíneas T9 (término)	7.91
Mata T9	9.05
Gramíneas T8 (início)	10.07
Gramíneas T12 (término)	12.64
Buritis T21	12.92
Buritis T3	28.54
Gramíneas T12 (início)	29.33
Buriti T12	40.13
Buritis T2	48.21
Cabelo de Fogo T22	60.56
Buritis T8	69.16
Buritis T10	79.76
Buritis Arbustos T12	83.51
Buriti T11	86.15
Buritis T23	87.46
Cabelo de Fogo T11	87.76
Alagado T12	92.76

Os menores valores de umidade concentraram-se nas regiões de cerrado e gramíneas, com média de, apenas 6,11%. Nestes estratos, além de não haver um substrato impermeável que ocasiona a retenção de água em região de solo arenoso, também não há a influência da flutuação do lençol freático.

Uma vez que o retorno do sinal radar possui relação direta com a umidade contida nos alvos, devido à constante dielétrica dos mesmos, é esperado que se obtenha melhores resultados de segmentação nas regiões de maior concentração de umidade. Com objetivo de confirmar esta premissa foi realizado o teste *t* de Student. Os resultados do teste *t* de Student, que relaciona os pontos de coleta de solo e análise gravimétrica com a segmentação, realizada pelo MAMSEG, podem ser observados na Tabela 4.5:

A primeira e a segunda coluna de dados da tabela correspondem às médias das duas

Tabela 4.5: Resultados do teste t de Student sobre a influência da umidade na detecção das veredas. A última coluna mostra o nível de significância para projeção da hipótese nula (H_0 : \bar{x} positiva = \bar{x} negativa), onde H_A representa a hipótese alternativa.

Imagem	\bar{x} positiva (%)	\bar{x} negativa (%)	S positivo	S negativo	t	H_A $\bar{x}_p > \bar{x}_n$
abrS2	40.87	26.57	40.86	31.34	0.89	0.80
abrS6	46.95	20.83	37.87	28.93	1.92	0.96
setS2	40.10	24.42	35.59	32.91	1.18	0.87
setS6	41.36	26.18	40.48	31.58	0.95	0.82

populações analisadas: 1 - grupo de solo que obteve correspondência com a segmentação (\bar{x} positiva (%)) e 2 - grupo de solo que não obteve correspondência com a segmentação (\bar{x} negativa (%)). A terceira e quarta coluna correspondem à variância destes dois mesmos grupos. O valor de t está contido na quinta coluna. A última coluna é ilustrado o grau de significância da hipótese alternativa.

Apenas para a segmentação resultante da imagem de abril S6 pode-se refutar a hipótese nula com grau de significância superior a 90%. Este fato pode ser explicado por 3 fatores: a variância para todas as imagens apresentaram valores elevados, as amostras são pequenas (menor do que 30 para cada população) e a distribuição não é gaussiana.

Por outro lado, quando comparadas as populações negativas de cada imagem, verificou-se que estas foram sempre inferiores às positivas, correspondendo às regiões de maior umidade segmentadas pelo MAMSEG. Este fato ocorreu para todas as imagens e não apenas para a imagem segmentada de abril S6, que apresentou resultado superior a 95%.

4.5 Classificação das Imagens Óticas

Vários testes preliminares de classificação da imagem ASTER foram efetuados utilizando diferentes combinações de bandas dos três instrumentos (VNIR, SWIR e TIR) do satélite. Contudo, devido à limitação da resolução espacial (SWIR - 30m e TIR - 90m), chegou-se à conclusão de que o sensor VNIR (15m) do ASTER é o que possui o melhor desempenho, em relação à aplicação em veredas. As veredas acompanham os cursos hídricos com uma seção transversal estreita, o que justifica a utilização do sensor de maior resolução espacial. Os dados obtidos em campo foram utilizados na definição de áreas de treinamento e de teste para cada classe fitofisionômica. Em um primeiro momento todos os pontos de campo foram aproveitados na classificação. A Figura 4.14 mostra os resultados para as seguintes classes: *cerrado*, *gramíneas*, *arbustivo*, *arbóreo*, *buritis* e *solo exposto*, utilizando apenas as amostras visitadas em campo. A matriz de confusão apresenta um resultado geral de classificação de 47,6%, e o índice Kappa, de 35,6% considerando apenas as áreas de teste (Tabela 4.6).

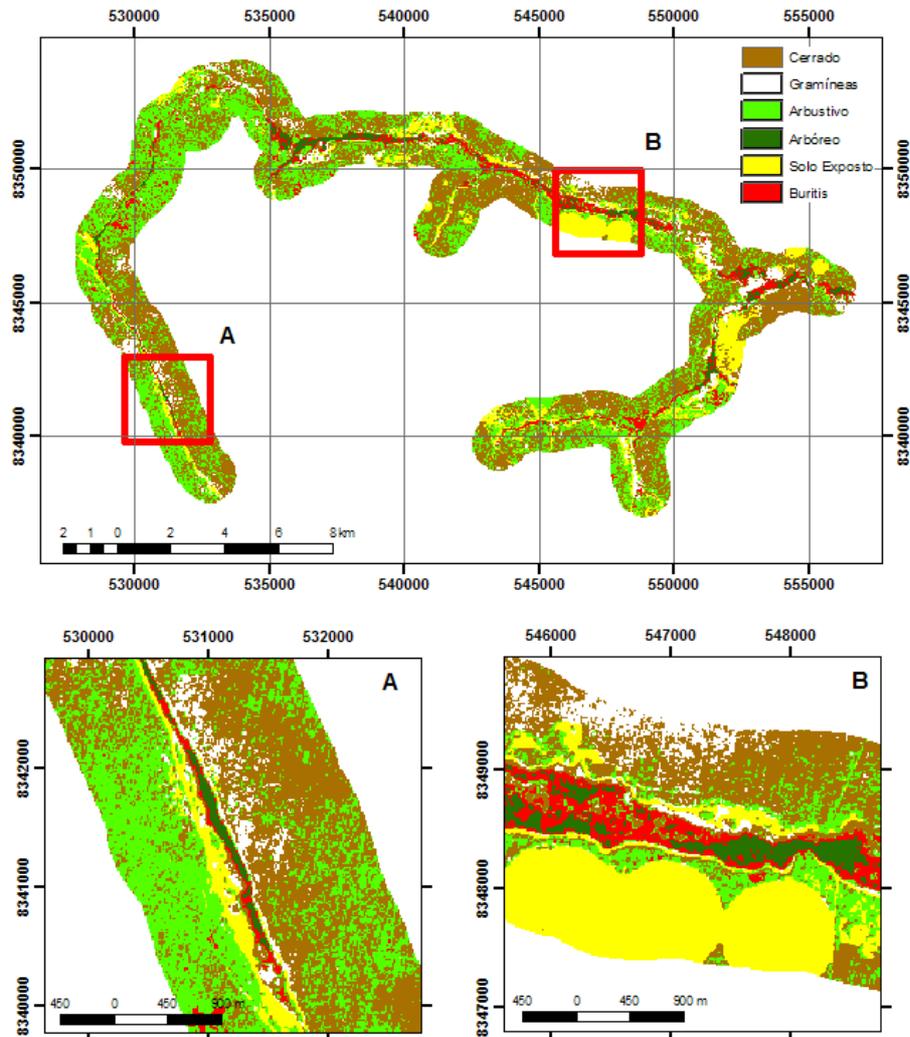


Figura 4.14: Resultado da classificação da imagem ASTER utilizando todas as amostras obtidas em campo. A - Detalhe da região de cabeceira da área de estudo e B - Detalhe na região dos pivôs abandonados.

Considerando que os buritis não são visualmente identificáveis, os resultados obtidos superaram as expectativas, permitindo a separação parcial (64.5 e 34.2 de precisão de produtor e usuário respectivamente) entre as comunidades específicas de buritis e o estrato arbóreo geral.

Ao analisar a figura pode-se observar que há confusão entre as classes *arbustivo* e *cerrado*. O que é confirmado pela matriz de confusão. O fato de que o cerrado, na região de estudo, possui estágios de regeneração diferenciados acaba por influenciar o resultado geral da classificação. Outro fator de confusão entre as classes é o número baixo de amostras dessa classe assim como é o caso da classe *solo exposto*.

A confusão entre as classes *cerrado* e *arbustivo* levou a gerar uma nova classificação. Neste novo processamento todas as amostras da classe *arbustivo* foram desconsideradas. O

Tabela 4.6: Matriz de confusão para a classificação da imagem ASTER utilizando todas as amostras visitadas em campo.

Classe	Amostra (n)	Produtor (%)	Cerrado	Gram.	Arbu.	Arbó.	Solo Exp.	Buritis
Cerrado	204	39.7	81	17	99	0	6	1
Gramíneas	63	69.8	9	44	6	0	4	0
Arbustivo	48	8.3	12	13	4	5	10	4
Arbóreo	176	52.8	2	0	9	93	0	72
Solo Exposto	16	56.3	3	2	2	0	9	0
Buritis	62	64.5	3	0	5	14	0	40
Total	569		110	76	125	112	29	117
Usuário (%)			73.6	57.9	3.2	83.0	31.0	34.2
Sucesso Total (271/569) = 47.6%			Estatística Kappa (x100) = 35.6%					

resultado desta nova classificação pode ser observado na Figura 4.15.

A nova classificação gerada mostra uma melhor definição visual entre as classes e um resultado geral de 73.5% (Kappa = 63.3%) e um aumento de mais de 25% em relação ao resultado anterior (Tabela 4.7). Certas regiões de cerrado foram confundidas com a classe Buriti, assim como observado no detalhe da região de cabeceira (Figura 4.15 A). Uma possível explicação para tal fato reside na presença de algumas regiões isoladas de maior umidade o que modifica as características fisionômicas das plantas ao nível local, influenciando na classificação.

Tabela 4.7: Matriz de confusão para a classificação da imagem ASTER utilizando amostras selecionadas sem a classe *arbustiva*.

Classe	Amostra (n)	Produtor (%)	Cerrado	Gramínea	Arbó.	Solo Exp.	Buritis
Cerrado	204	92.2	188	8	0	2	6
Gramíneas	63	74.6	15	47	0	0	1
Arbóreo	176	58.0	6	0	102	0	68
Solo Exposto	16	56.3	6	1	0	9	0
Buritis	62	59.7	5	0	20	0	37
Total	521		220	56	122	11	112
Usuário (%)			85.5	83.9	83.6	81.8	33.0
Sucesso Total (271/569) = 73.5%			Estatística Kappa (x100) = 63.3%				

Por fim as classes *arbórea* e *buritis* foram mescladas na tentativa de se obter um melhor resultado de classificação (Figura 4.16). Este novo procedimento gerou uma matriz de confusão com resultado geral de 83.1% e índice Kappa de 72.8% (Tabela 4.8).

Apesar de o resultado geral ter sido elevado, o menor número de amostras e a não separação entre dois estratos principais das veredas: arbóreo e arbustivo, superestimou esta classificação.

O sensor VNIR da imagem ASTER provou sua capacidade de identificar quase a totalidade dos estratos das veredas, tendo com base as classificações realizadas. Apenas a classe

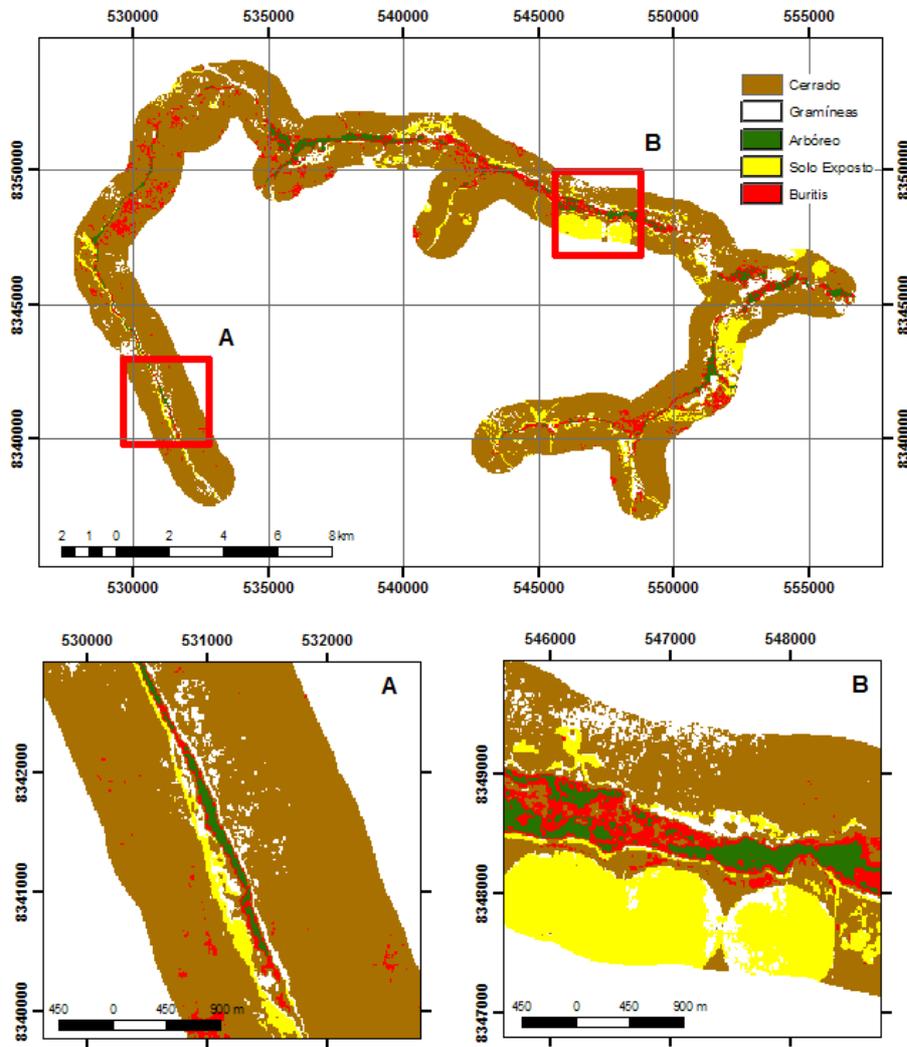


Figura 4.15: Resultado da classificação da imagem ASTER utilizando amostras selecionadas sem a classe arbustiva. A - Detalhe da região de cabeceira da área de estudo e B - Detalhe na região dos pivôs abandonados.

arbustiva não pode ser identificada devido sua confusão com classes de cerrado. Esta confusão deve-se ao fato de que na região de estudo o cerrado apresenta-se em diferentes graus de regeneração. Neste estudo os diferentes estágios de regeneração não foram considerados em campo, sendo obtidas apenas amostras para uma única classe de cerrado.

O melhor resultado para a caracterização dos diferentes estratos das veredas e seu entorno, através da imagem ASTER, utilizou as seguintes classes: *cerrado*, *solo exposto*, *gramínea*, *arbóreo* e *buriti*.

A capacidade do VNIR para identificar os estratos das veredas deve-se a sua melhor resolução espacial, quando comparado com os outros instrumentos ASTER. A utilização deste produto justifica-se por ser uma imagem considerada de resolução fina e bom desempenho, levando em consideração a relação custo \times benefício.

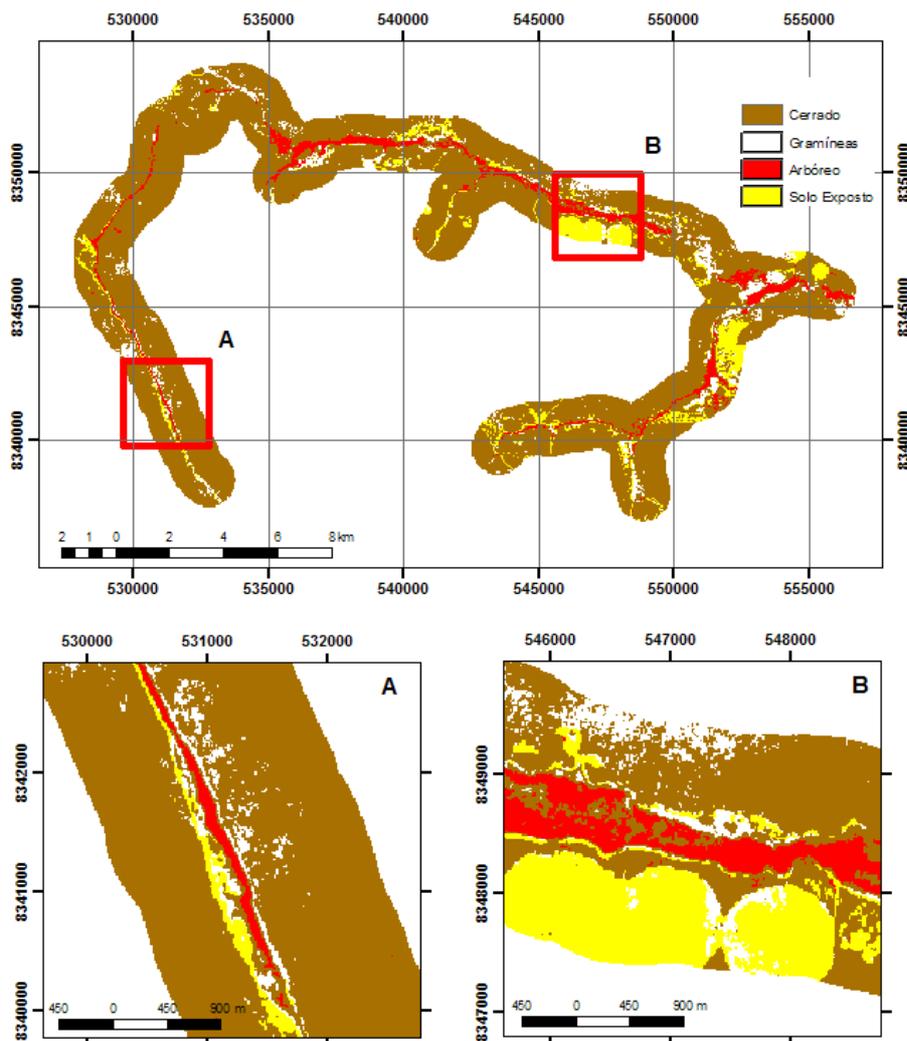


Figura 4.16: Resultado da classificação da imagem ASTER utilizando amostras selecionadas com as classes arbustiva e arbórea mescladas. A - Detalhe da região de cabeceira da área de estudo e B - Detalhe na região dos pivôs abandonados.

Tabela 4.8: Matriz de confusão para a classificação da imagem ASTER utilizando todas as classes visitadas em campo.

Classe	Amostra (n)	Produtor (%)	Cerrado	Gramínea	Arbó.	Solo Exp.
Cerrado	204	93.6	191	11	0	2
Gramíneas	63	74.6	16	47	0	0
Arbóreo	276	77.5	47	14	214	1
Solo Exposto	12	75.0	3	0	0	9
Total	555		257	72	214	12
Usuário (%)			74.3	65.3	100.0	75.5
Sucesso Total (461/555) = 83.1%			Estatística Kappa (x100) = 72.8%			

Em trabalhos futuros, imagens de maior resolução espacial ou fotografias aéreas tendem a melhorar o desempenho da classificação no que se refere ao correto delineamento e separação da classe arbustiva e até à identificação de buritis isolados.

4.6 Integração da Segmentação Radar e Classificação Ótica

A segmentação das imagens de radar e a classificação da imagem ótica foram sobrepostas para uma análise conjunta dos resultados. Três considerações devem ser feitas antes desta análise. Em primeiro lugar foram utilizadas as imagens resultantes da segmentação radar da cena de abril S6 e a imagem da classificação ASTER, a qual utilizou as seguintes classes: *cerrado, solo exposto, gramínea, arbóreo e buriti*. Estes dois resultados foram escolhidos por possuir, entre todos os outros, o melhor desempenho final: segmentação abril S6 - 48.58% de confiabilidade, e classificação sem a classe arbustiva - 73.5% de confiabilidade. A segunda consideração diz respeito a resolução espacial das imagens. Enquanto a segmentação radar possui uma resolução espacial de 12.5m, a classificação da imagem ótica detém 15.0m de resolução. Esta diferença de resolução ocasiona deslocamento entre as imagens. Por último o resultado final da correção geométrica da imagem radar e ótica, mesmo estando bem próximos, também ocasionam deslocamentos, que devem ser levado em consideração, devido a pequena seção transversal das veredas e o nível de detalhe trabalhado.

Em um primeiro momento foram sobrepostas a imagem segmentada e a imagem classificada utilizando as manchas segmentadas como vereda pelo MAMSEG como máscara na classificação pelo critério de Fisher da imagem ASTER. O resultado pode ser visto na Figura 4.17.

A primeira observação que pode ser feita diz respeito as regiões de cabeceiras. A segmentação apresenta-se fragmentada e irregular nesta área devido a baixa umidade do solo e por consequência um retorno menor do sinal radar. A junção do resultado da classificação mostra que muitas destas manchas estão localizadas em áreas de cerrado sentido restrito.

Uma segunda configuração pode ser observada em regiões de veredas típicas e de transição, onde a umidade contida no solo é mais elevada. Nesta área as manchas da segmentação apresentam-se contínuas e em conformidade com a classificação da imagem ASTER. No entanto, algumas áreas de cerrado também aparecem dentro das manchas segmentadas, além de que o estrato herbáceo não é bem representado. Este último fato pode ter duas possíveis explicações. A primeira está relacionada ao deslocamento entre as duas imagens resultantes: radar e ótica. A segunda refere-se a umidade do solo contida no estrato herbáceo. Por ser uma zona de contato com o cerrado, a umidade contida no solo possui uma variação natural, tendo períodos de maior e menor umidade, o que influencia na segmentação da imagem radar.

Para uma melhor visualização dos resultados uma nova imagem foi elaborada. Nesta

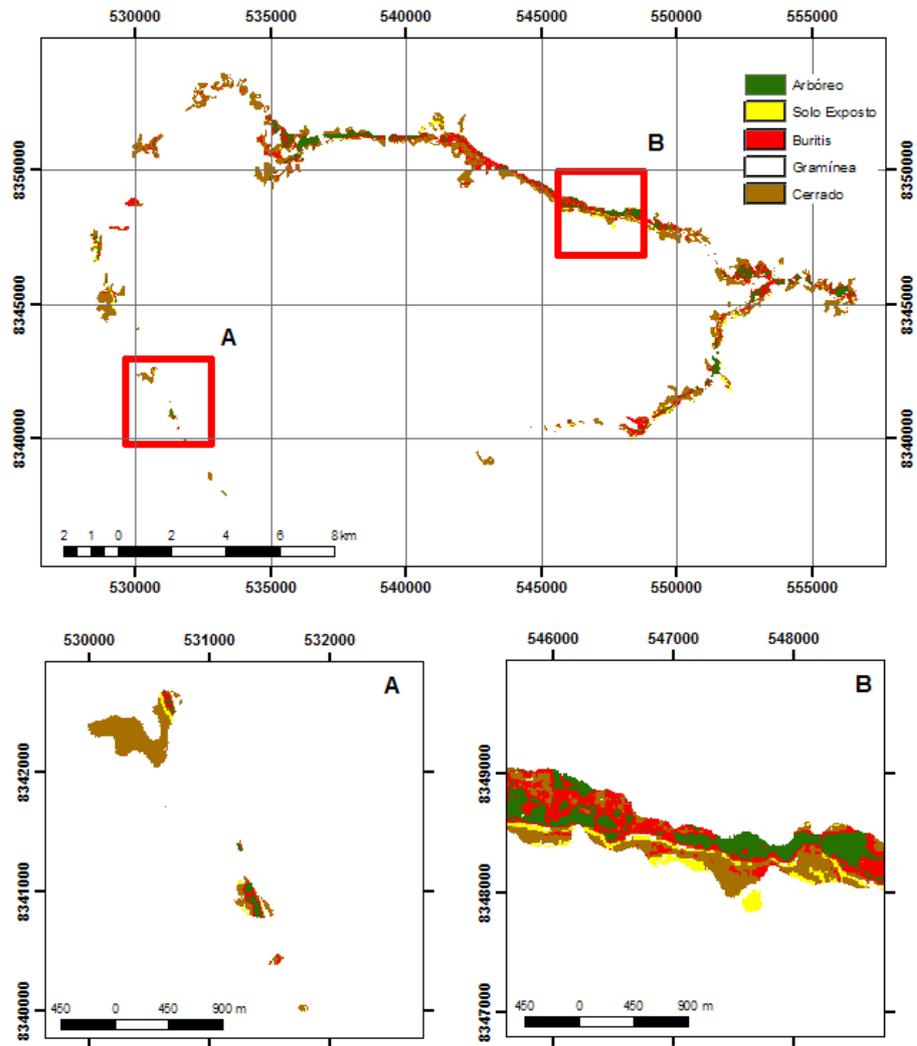


Figura 4.17: Integração entre o resultado de classificação e segmentação. As manchas segmentadas como vereda pelo MAMSEG foram utilizadas como máscara na classificação pelo critério de Fisher da imagem ASTER. A - Detalhe da região de cabeceira e B - Detalhe na região dos pivôs abandonados.

segunda imagem as manchas de segmentação foram utilizadas como máscara para ocultar o resultado da classificação da imagem ASTER. O restante da classificação que está fora da região segmentada é mostrado na Figura 4.18:

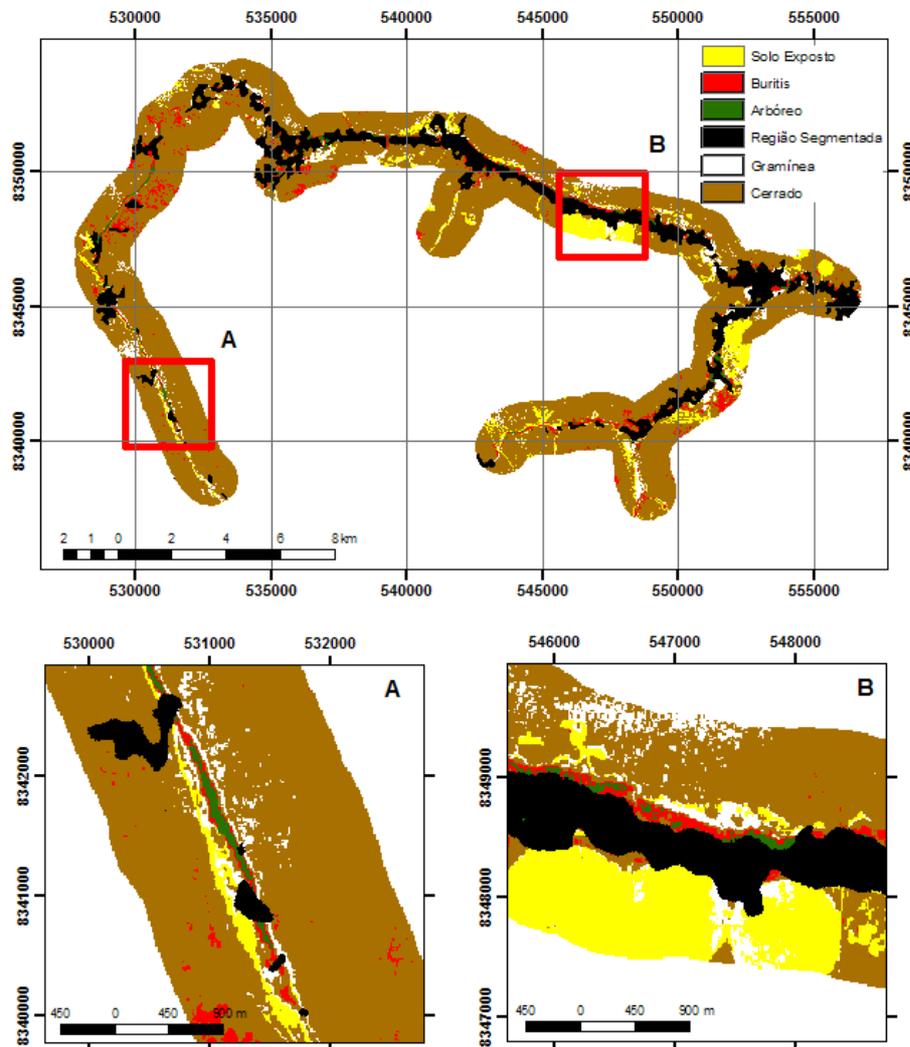


Figura 4.18: Integração entre o resultado de classificação e segmentação. As manchas segmentadas como vereda pelo MAMSEG foram utilizadas como máscara para ocultar a classificação pelo critério de Fisher da imagem ASTER. A - Detalhe da região de cabeceira e B - Detalhe na região dos pivôs abandonados.

Ao analisar a figura pode-se observar que, para as regiões de vereda de cabeceira, a classificação da imagem ótica alcançou um resultado melhor quando comparada com a segmentação radar. Este fato é explicado mais uma vez pela baixa umidade do solo contida nesta região o que influencia diretamente no espalhamento do sinal radar. No setor de veredas típicas e de transição, a segmentação da imagem radar é coerente com a classificação da imagem ótica. Nestas tipologias de vereda, a maior parte da classe *cerrado* e *solo exposto*, ou seja áreas de *não-vereda*, apresentam-se fora da região segmentada.

O resultado da segmentação radar e da classificação da imagem ótica são influenciados por fatores diferentes. Enquanto a segmentação está relacionada a umidade contida no solo a classificação está relacionada com a propriedade espectral dos alvos. As imagens óticas obtiveram resultado geral melhor do que a segmentação radar, principalmente nas regiões de veredas de cabeceiras. Contudo, para a realização do processo de classificação supervisionada há a necessidade de coleta de dados primários, que em muitos casos necessitam de realização de trabalhos de campo.

Por sua vez a segmentação radar apresentou relação direta com as regiões de maior umidade. O menor percentual de sucesso na segmentação quando comparado com o resultado da classificação deve-se a menor umidade nas regiões de veredas de cabeceiras. Esta menor umidade influencia em um menor retorno do espalhamento do sinal radar. No entanto, mesmo com um percentual de sucesso menor, é importante salientar que a segmentação é feita de forma semi-automática. Na segmentação semi-automática é definido apenas a zona tampão e o número de classes desejados, não havendo a necessidade de dados de campo.

Capítulo 5

Considerações Finais

Esta pesquisa teve como objetivo geral a elaboração de uma proposta metodológica para delimitar e caracterizar o ambiente de vereda no contexto do cerrado. Para isto foi adotada duas abordagens: a segmentação e atribuição de classes de imagens radar e a classificação de imagem ótica. A abordagem da segmentação e atribuição de classes foi escolhida por ocorrer de forma semi-automática, não necessitando de dados de campo. Por sua vez a abordagem da classificação de imagem ótica (de média resolução) foi adotada, com o intuito de caracterizar os diferentes estratos das veredas, o que não foi possível com as imagens radar.

No decorrer deste estudo, técnicas de sensoriamento remoto e processamento digital de imagem mostraram-se eficientes na elaboração de um inventariado do ambiente de vereda. Esta abordagem abre a possibilidade de se delimitar e classificar extensas regiões de veredas, de forma contínua e menos dispendiosa. Nesta pesquisa, além de dados orbitais, duas campanhas de campo foram necessárias. Transectos nas veredas, em região de difícil acesso foram realizados como forma de avaliar os resultados de processamento das imagens. Um cuidado especial foi dispensado a esta etapa por se entender a importância da validação dos resultados na constituição de uma proposta metodológica.

Apesar de sua reconhecida importância ecológica, a vereda ainda não possui uma definição que seja unânime no meio científico. Isto porque estudos isolados levam em consideração apenas determinados aspectos físicos para definir este ecossistema. Por isso, um primeiro esforço desta pesquisa foi direcionado no sentido de se adotar uma definição para o termo vereda.

Além desta definição, ao contrário do que se esperava, pode-se observar que as veredas não eram homogêneas ao longo do curso do rio Peruaçu e córrego Forquilha. Sendo assim, esta pesquisa dividiu as veredas da região do Peruaçu em três tipos: *veredas de nascente ou cabeceira*, *vereda típica* e *vereda de transição*. Esta divisão foi necessária para explicar as diferentes respostas do processamento das imagens radar e ótica. Cabe ressaltar que a elaboração destas tipologias ocorreu através de observações de campo com o intuito apenas de se compreender os resultados dos processamentos realizados nesta pesquisa. Estudos

futuros com metodologia mais criteriosa e aplicada a esta finalidade deverão avaliar e rever os conceitos propostos neste estudo.

Os resultados do processamento radar confirmaram a capacidade do MAMSEG em distinguir as áreas de veredas e de cerrado (não-vereda). O MAMSEG obteve resultados superiores a outro segmentador utilizado como comparação: o K-means. Mesmo obtendo sucesso geral de 60% pode-se observar que o MAMSEG possui a vantagem de trabalhar com imagens de radar brutas, sem a necessidade de remoção do ruído *speckle*, além de não necessitar de dados de campo. Por este motivo o processo de identificação das veredas, através de segmentação realizada pelo MAMSEG, pode ser aplicada de forma rápida, contínua e simples a grandes extensões deste ambiente, garantindo assim seu acompanhamento e preservação.

Uma vantagem do MAMSEG em relação ao K-means é ter sua estrutura baseada nos Campos Aleatórios de Markov. Este segmentador não trabalha apenas com a componente radiométrica das imagens, incluindo no seu processamento, a variável espacial. Cada *pixel* é analisado de forma independente dentro do seu contexto de vizinhança. Por este motivo a segmentação realizada pelo MAMSEG possui relação direta com o aspecto visual das imagens de radar bruta. Os melhores resultados de processamento ocorreram em regiões da imagem onde as veredas podiam ser identificadas visualmente.

Três fatores podem, em parte, explicar e atenuar o baixo sucesso da segmentação radar pelo MAMSEG. O primeiro diz respeito aos deslocamentos originados pelo difícil processo de correção geométrica das imagens radar. Este fato ocorre devido a variância do número digital dos *pixels* o que torna difícil a tarefa de identificar pontos de controle para a correção. O segundo está relacionado aos baixos valores de umidade em algumas veredas. Como o sinal radar possui relação direta com a constante dielétrica dos alvos, áreas de menor umidade possuem menor retorno do sinal e como consequência menor destaque na cena. Por último a própria relação entre a órbita do satélite e a disposição geográfica das veredas que pode favorecer ou desfavorecer a ocorrência do *double bounce*.

Em relação aos parâmetros radar testados neste estudo: ângulo de incidência (S2 e S6) e períodos hidrológicos (abril - período de excedente hídrico; setembro - período de déficit hídrico), não houve nenhum com destaque expressivo a ponto de ser o principal fator na identificação das veredas. A diferença entre o pior e melhor resultado geral da segmentação radar não alcançou 10%. No entanto, pode-se observar que a segmentação feita pelo MAMSEG sofre maior influência da umidade contida nas veredas do que em relação ao ângulo de incidência radar. Este fato confirma-se quando é analisado os resultados das *veredas típicas* e de *transição* em relação às *veredas de cabeceira*. Neste caso o sucesso da segmentação no primeiro grupo é 5% maior do que no segundo. Outra evidência que confirma a maior relação entre a segmentação e a umidade contida no solo foi observada com as análises gravimétricas realizadas e posterior aplicação do teste *t* de Student.

Um importante fator identificado neste estudo para o incremento do sinal radar em regiões de vereda foi o efeito do *double bounce*. Este fenômeno possibilitou identificar as veredas com a dupla reflexão entre o estrato herbáceo e a estrutura lateral do estrato arbustivo e arbóreo. Este fato provavelmente explica o porquê da cena de abril S6 ter obtido o melhor resultado entre as imagens testadas.

Para caracterização, a imagem ótica ASTER obteve resultado satisfatório na classificação dos diferentes estratos das veredas e seu entorno, com 75% de resultado de confiabilidade para a classificação que utilizou as classes: *cerrado*, *solo exposto*, *gramíneas*, *arbórea* e *buritis*. Quando mesclada as classes *arbórea* e *buritis* o resultado aumenta para 83%. No entanto, o sensor VNIR do ASTER foi capaz de diferenciar agrupamentos arbóreos (classe arbórea) de agrupamentos de Buritis (classe buritis). Por esta razão a classificação que utiliza estas duas classes de forma isolada foi escolhida por ser a que melhor representa os principais estratos das veredas. Cabe ressaltar que a imagem ASTER pode ser considerada um produto de média resolução espacial, por isso, os resultados obtidos são satisfatórios tendo como base a relação custo e benefício.

A integração entre a segmentação das imagens de radar e a classificação das imagens óticas aumenta a capacidade de extração de informação das veredas. Isto ocorre porque certos parâmetros são identificados por um tipo de produto e não pelo outro. Em outras palavras, o radar extrai informações de umidade sob a cobertura vegetal, além de imagear sob condições atmosféricas adversas, o que não pode ser feito com as imagens óticas. Por sua vez as imagens óticas, devido a seus parâmetros de resolução radiométrica e geométrica, são melhores na identificação de várias classes, assim como os diversos estratos das veredas.

Por fim, este estudo possui seu mérito em propor, de forma original, uma abordagem metodológica para a identificação e caracterização fisionômica das veredas. Estudos futuros poderão testar e indicar novos parâmetros de radar, no que se refere à frequência, polarização e ângulo de incidência, que possam obter melhores resultados na identificação das veredas. Além disto, imagens com melhor resolução espacial e novas abordagens de classificação, tais quais a utilização de técnicas de textura, tendem a fornecer melhor desempenho na identificação das classes das veredas, inclusive na diferenciação entre os estratos arbustivos e arbóreos.

Referências Bibliográficas

- Abrams, M., S. Hook, e B. Ramachandram (2002). *ASTER User Handbook* (2nd ed.). Jet Propulsion Laboratory / California Institute of Technology, 145p.
- Ab'saber, A. N. (2001). *Matas Ciliares: conservação e recuperação. O Suporte geocológico das florestas beiradeiras (Ciliares)*. São Paulo (SP): Editora da Universidade de São Paulo, 193p.
- Achá-Panoso, L. (1978). *Levantamento de Reconhecimento Detalhado dos Solos da Área sob Influência do Reservatório de Três Marias, Minas Gerais*. EMBRAPA/EPAMIG, 45p.
- Adam, S., J. Wiebe, M. Collins, e A. Pietroniro (1998). Radarsat flood mapping in the peace-athabasca delta. *Canadian Journal of Remote Sensing* 24(1), 69–79.
- Alencar-Silva, T. e P. Maillard (2006). Delineation of palm swamps using segmentation of radarsat data and spatial knowledge. In *Proceedings of the ISPRS Annual Conference, Enschede, Netherland, p. 1-6*.
- Anderson, J. R., E. E. Hardy, J. T. Roach, e R. E. Witmer (1976). *A Land Use and Land Cover Classification System for Use with Remote Sensing Data*. Washington, D.C.: 1-28, p.
- Angely, J. (1959). *Dicionário de Botânica* (2 ed.). sn. 372p.
- Arai, K. e H. Tonooka (2005). Radiometric performance evaluation of aster vnir, swir, and tir. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 43(12), 2725–2732.
- Aronoff, S. (1994). *Remote sensing thematic accuracy assessment: a compendium. The map accuracy report: a user's view*. Bethesda, Maryland: American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, p. 253-256.
- ASPRS (2004). *Manual of remote sensing: Remote Sensing for Natural Resource Management and Environmental Monitoring* (3rd ed.), Volume 4. New York, NY: (American Society for Photogrammetry and Remote Sensing) John Wiley and Sons, 736 p.

- Asrar, G. (1989). *Theory and Applications of Optical Remote Sensing*. John Wiley and Sons 734p.
- Barrett, E. C. e L. F. Curtis (1982). *Introduction to Environmental Remote Sensing* (2nd ed.). Chapman and Hall Ltda, 247p.
- Biodiversitas (2005). *Biodiversidade em Minas Gerais: um atlas para sua conservação*. Fundação Biodiversitas, 256p.
- Bishop, Y., S. Fienberg, e P. Holland (1975). *Discrete Multivariate Analysis - Theory and Practice*. MIT Press, Cambridge, 575 p.
- Boaventura, R. S. (1981). *2º Plano de Desenvolvimento Integrado do Noroeste Mineiro: recursos naturais, Características Geomorfológicas*. Belo Horizonte: 67p.
- Boaventura, R. S. (1988). *Anais do 2º encontro latino-americano: relação ser humano-ambiente. Preservação das veredas - síntese*. Belo Horizonte: 122p.
- Bonn, F. e G. Rochon (1992). *Précis de Télédétection: Principes et Méthodes*, Volume 1. Presses de l'Université du Québec. 485 p.
- Brasil (1965). *Lei federal nº 4771, de 15 de setembro de 1965*. Diário Oficial da República Federativa do Brasil.
- Brasil (1989). *Decreto-lei nº 98.182, de 26 de setembro de 1989*. Diário Oficial da República Federativa do Brasil.
- Brasil (1999). *Decreto-lei s/n, de 21 de julho de 1999*. Diário Oficial da República Federativa do Brasil.
- Brasil (2000). *Decreto-lei nº 9.985, de 18 de julho de 2000*. Diário Oficial da República Federativa do Brasil.
- Bussab, W. O. e P. A. Morettin (2006). *Estatística Básica* (5 ed.). Editora Saraiva. 526 p.
- Castro, J. P. C. (1980). As veredas e sua proteção jurídica. *Fundação João Pinheiro - Análise e Conjuntura* 10(5-6), 321–333.
- Clausi, D. A. (2000). Comparison and fusion of co-occurrence, Gabor and MRF texture features for classification of SAR sea-ice imagery. *Atmosphere-Ocean* 39(3), 183–194.
- Coleman, T., R. Fletcher, e W. Clerke (1992). *Remote sensing and natural resource management. Spectral differentiation of wetland habitats within the Conecuh National Forest*. (1st ed.), Volume 1. Bethesda, Maryland: American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 345p.

- Congalton, R. e Green (eds.) (1998). *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. Lewis Publishers, 150p.
- Congalton, R. G. (1988). A comparison of sampling schemes used in generating error matrices for assessing the accuracy of maps generated from remotely sensed data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 54(5), 593–600.
- Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment* 37(1), 35–46.
- Dai, C. D. (1993). Puyang river flood analysis with tm. *Environmental Remote Sensing Journal* 8(3), 205–211.
- Deng, H. e D. A. Claudi (2005). Unsupervised segmentation of synthetic aperture radar sea ice imagery using a novel Markov random field models. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing* 43(3), 528–538.
- Deng, H. W. e D. A. Claudi (2003). Advanced Gaussian MRF rotation-invariant texture features for classification of remote sensing imagery. *Proceedings of IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 2003, Madison, USA II*, 685–690.
- Duda, R., P. Hart, e D. Stork (2001). *Pattern Classification* (2nd ed.). John Wiley & Sons, Inc. 654 p.
- Duda, R. O. e P. E. Hart (1973). *Pattern Classification and Scene Analysis*. A Wiley-Interscience Publication, 278p.
- Eiten, G. (1994). *Cerrado: caracterização, ocupação e perspectivas. Vegetação do Cerrado* (2ed. ed.). Brasília: 198p.
- Elhaï, H. (1968). *Biogéographie*. Armand Colin. 404p.
- EMBRAPA (1997). *Manual de Métodos de Análise de Solo* (2ª ed.). Rio de Janeiro: Centro Nacional de Pesquisa de Solos, 45p.
- ERSDAC - Earth Remote Sensing Data Analysis Center (2005). *ASTER*. ERSDAC.
- Everitt, B. S. (1993). *Cluster Analysis* (3th ed.). John Wiley and Sons Inc. 170p.
- Ferreira, I. L., L. H. F. Souza, e S. C. Rodrigues (2005). Mapeamento geomorfológico de detalhe. o estudo de áreas amostrais no triângulo mineiro e na bacia hidrográfica do alto paranaíba - mg e suas implicações no planejamento ambiental. *Anais do X Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada*, 254p.

- Ford, G. E. e C. I. Zanelli. *Remote sensing thematic accuracy assessment: a compendium. Analysis and quantification of errors in the geometric correction of satellite images.* Bethesda: American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 310p.
- Franklin, S. E. (2001). *Remote Sensing for Sustainable Forest Management.* Boca Raton, FLA: 407, p.
- Freeman, A. (1998). A three-component scattering model for polarimetric sar data. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing* 36(3), 963–973.
- Geman, D., S. Geman, C. Graffigne, e P. Dong (1990). Boundary detection by constrained optimization. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* 12(7), 609–628.
- Glein, M. A., A. A. A. Barbosa, A. A. Arantes, e A. F. Amaral (2002). Composição florística de veredas no município de uberlândia, mg. *Revista Brasileira de Botânica* 25(4), 475–493.
- Gomes, M. F. (2006). Estimativa da estrutura do cerrado a partir de dados de multisensores e de dados históricos. Master's thesis, Instituto de Geociências - Universidade Federal de Minas Gerais.
- Gomes, M. F. e P. Maillard (2003). Mapeamento fitogeográfico das unidades de conservação do peruçu utilizando dados do sensor ETM de LANDSAT: uma abordagem multiespectral e textural. In *Proceedings of the XI Brazilian Symposium on Remote Sensing, Belo Horizonte, MG, Brazil, 2850p.*
- Gonzalez, R. C. e R. E. Woods (2000). *Processamento de Imagens Digitais.* Editora Edgard Blücher. 509 p.
- Hall, D. (1998a). *Manual of remote sensing. Radar Fundamentals Technical Perspective* (3rd ed.), Volume 2. New York, NY: John Wiley and Sons, 786.
- Hall, D. (1998b). *Manual of remote sensing. Remote sensing of snow and ice using imaging radar* (3rd ed.), Volume 2. New York, NY: John Wiley and Sons, 786p.
- Henriques, R. P. B. (2003). O futuro ameaçado do cerrado brasileiro. *Ciência Hoje* 33(135), 20–27.
- Hess, L. L. e J. M. Melack (1994). Mapping wetland hydrology and vegetation with synthetic aperture radar. *International Journal of Ecology and Environmental Sciences* 20(1), 197–205.
- Hord, R. M. (1986). *Remote Sensing: methods and applications.* John Wiley & Sons. 362 p.

- Horrit, M. S., D. C. Mason, D. M. Cobby, I. J. Davenport, e P. D. Bates (2003). Waterline mapping in flooded vegetation from airborne sar imagery. *Remote Sensing of Environment* 85(3), 271–281.
- IBGE (1970a). *Carta do Brasil 1:100.000: folha Catolé - SD-23-Z-C-I*. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE.
- IBGE (1970b). *Carta do Brasil 1:100.000: folha Serra dos Tropeiros - SD-23-Z-A-IV*. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE.
- IBGE (2002). *Vocabulário básico de recursos naturais e meio ambiente*. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, Brasília: 146p.
- James, M. (1985). *Classification Algorithms*. John Wiley and Sons, London, U.K. 211 p.
- Jensen, J. R. (2005). *Introductory Digital Image Processing* (3rd ed.). Pearson Prentice Hall, New Jersey. 526 p.
- Johansen, K. e S. Phinn (2006). Mapping structural parameters and species composition of riparian using ikonos and landsat etm+ data in australian tropical savannahs. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 72(1), 71–80.
- Kasischke, E. S., J. M. Melack, e M. C. Dobson (1997). The use of imaging radars for ecological applications - a review. *Remote Sensing and Environment* 2(59), 141–156.
- Krishnamachari, S. e R. Chellappa (1997). Multiresolution Gauss-Markov random field models for texture segmentation. *IEEE Trans. Image Processing* 6(2), 251–267.
- Lillesand, T. M. e R. W. Kiefer (2000). *Remote Sensing and Image Interpretation* (4th ed.). John Wiley and Sons, 727p.
- Maillard, P., D. A. Clausi, e H. Deng (2005). Operational map-guided classification of sar sea ice imagery. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing* 43(12), 2940–2951.
- Maillard, P. e M. F. Gomes (2003). Classification of semiarid vegetation in Brazil: evaluating texture, classifiers and feature selection methods. In *Proceedings of the ASPRS Annual Conference, Anchorage, Alaska, 1-12p*.
- Mauro, C. A., M. Dantas, e F. A. Roso (1982). *Projeto RADAM Brasil: levantamento de recursos naturais*. *Geomorfologia* (1 ed.). Brasil: Ministério de Minas e Energia, Brasília, 765p.
- McCoy, R. M. (2005). *Field Methods in Remote Sensing*. The Guilford Press, New York/London, 159p.

- Melo, D. R. (1992). As veredas nos planaltos do noroeste mineiro; caracterização pedológica e os aspectos morfológicos e evolutivos. Master's thesis, Universidade Estadual Paulista.
- Minas Gerais (1986). *Lei estadual nº 9.375*. Diário Oficial do Estado de Minas Gerais.
- Minas Gerais (1994). *Decreto-lei nº 36.070, de 27 de setembro de 1994*. Diário Oficial do Estado de Minas Gerais.
- Ministério da Agricultura (1969). *Normais Climatológicas (MG, ES, RJ, Guanabara)*. Ministério da Agricultura, Rio de Janeiro, vol. III, 45p.
- Nagarajan, R. G. T. e W. G. Collines (1993). Identification of flood prone regions of rapti river temporal remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing* 14(7), 1297–1303.
- Nimer, E. e A. M. P. M. Brandão (1989). *Balanço Hídrico e Clima da Região dos Cerrados*. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE, Brasília, 94p.
- Novo, E. M. L. (1998). *Sensoriamento Remoto*. Edgard Blücher Ltda, 81p.
- Palme, U., J.C.Mura, E.M.L.M.Novo, J.V.Soares, e H.J.H.Kux (1996). Sensoriamento remoto por radares. *Anais do VIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, 247–329.
- Paloscia, S. (2002). A summary of experimental results to assess the contribution of sar form mapping vegetation biomass and soils moisture. *Canadian Journal of Remote Sensing* 28(2), 246–261.
- RADARSAT Internacional (2000). *D4: RADARSAT: data products specifications*. RADARSAT Internacional.
- Raney, R. (1998). *Manual of Remote Sensing. Radar fundamentals: technical perspective* (3rd ed.), Volume 2. New York, NY: John Wiley and Sons.
- Ribeiro, J. F. e B. M. T. Walter (1998). *Cerrado: ambiente e flora. Fitofisionomias do Bioma Cerrado* (1st ed.). Planaltina, 556p.
- Richards, J. A. (1995). *Remote sensing digital image analysis: an introduction* (2 ed.). Springer-Verlag / Berlin, 375p.
- Rizzini, C. T. (1997). *Tratado de Fitogeografia do Brasil* (2nd ed.). Rio de Janeiro: Âmbito Cultural Edições Ltda. 747 p.
- Sabins Jr., F. F. (1987). *Remote Sensing: principles and interpretation*. W. H. Freeman and Company, 436p.

- Santos, N. A. P. (2006). Uma abordagem metodológica para determinar a influência do uso e da cobertura do solo como fonte de poluição difusa na alteração da qualidade de Água na bacia do rio das velhas. Master's thesis, Instituto de Geociências - Universidade Federal de Minas Gerais.
- Sharma, P. S. (1996). Flood management using remote sensing technology: the punjab (india) experience. *International Journal of Remote Sensing* 17(17), 3511–3521.
- Tierno, J. C. (1958). *Dicionário Botânico*. Editora J. F. Lopes. 1299p.
- Tou, J. T. e R. C. Gonzalez (1974). *Pattern Recognition Principles*. Addison-Wesley Publishing Company, Massachusetts, 377 p.
- Townsend, P. A. (2001). Mapping seasonal flooding in forested wetlands using multi-temporal radarsat sar. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 67(7), 857–864.
- Townsend, P. A. (2002). Estimating forest structure in wetlands using multitemporal sar. *Remote Sensing of Environment* 79, 288–304.
- Töyrä, J., A. Pietroniro, e L. W. Martz (2001). Multisensor hydrologic assessment of a freshwater wetland. *Remote Sensing of Environment* 75(2), 162–173.
- Tso, B. e P. Mather (2001). *Classification Methods for Remotely Sensed Data*. London: Taylor and Francis, 242p.
- Vianna, M. B. (1987). *Programa de Preservação de Veredas na Área de Influência da UHE de Miranda*. Universidade Federal de Minas Gerais.
- Wang, Y., F. W. Davis, J. M. Melack, E. S. Kasischke, e N. L. Christensen (1995). The effects of changes in forest biomass on radar backscatter from tree canopies. *International Journal of Remote Sensing* 16.
- Wilson, P. A. (1997). Rule-based classification of water in landsat mss images using the variance filter. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 63(5), 485–491.
- Yamagata, Y. e T. Akiyama (1998). Flood damage analysis using multi-temporal landsat thematic mapper data. *International Journal of Remote Sensing* 9(3), 503–514.
- Zhou, C. H., Y. Y. Du, e J. C. Luo (1996). A description model based on knowledge for automatically recognizing water body from noaa avhrr. *Journal of Natural Disasters* 5(3), 100–108.

Apêndice A

Matrizes de Confusão do Resultado da Segmentação das Imagens RADARSAT

Abril S6 - Segmentação de 80 Interações																		
Seg.	T1	V	N	T2	V	N	T3	V	N	T4	V	N	T5	V	N	T6	V	N
	V	0,00	0,00	V	96,32	22,18	V	0,00	0,00	V	106,69	100,00	V	0,00	0,00	V	118,46	100,00
	N	231,79	100,00	N	23,44	31,4	N	98,93	94,12	N	0,00	0,00	N	93,80	100,00	N	0,00	0,00
Total (m)		231,79	100,00		119,76	53,58		98,93	94,12		106,69	100,00		93,80	100,00		118,46	100,00
Sucesso (%)		0,00	100,00		80,43	58,60		0,00	100,00		100,00	0,00		0,00	100,00		100,00	0,00
Média	50,00	69,52			50,00			50,00			50,00			50,00				
Seg.	T7	V	N	T8	V	N	T9	V	N	T10	V	N	T11	V	N	T12	V	N
	V	73,41	50,00	V	0,00	0,00	V	401,77	0,00	V	0,00	0,00	V	385,78	43,90	V	155,95	0,00
	N	49,96	50,00	N	183,52	107,30	N	37,08	15,23	N	104,53	113,35	N	37,84	42,52	N	354,47	87,93
Total (m)		123,37	100,00		183,52	107,30		438,85	15,23		104,53	113,35		423,62	86,42		510,42	87,93
Sucesso (%)		59,50	50,00		0,00	100,00		91,55	100,00		0,00	100,00		91,07	49,20		30,55	100,00
Média	54,75	50,00			95,78			50,00			70,13			65,28				
Seg.	T13	V	N	T14	V	N	T15	V	N	T16	V	N	T17	V	N	T18	V	N
	V	196,18	50,00	V	207,07	50,00	V	194,39	100,00	V	219,87	57,33	V	0,00	50,34	V	283,91	0,00
	N	74,22	50,00	N	31,05	50	N	0,00	0,00	N	0,00	42,67	N	187,36	49,66	N	179,12	100,00
Total (m)		270,40	100,00		238,12	100,00		194,39	100,00		219,87	100,00		187,36	100,00		463,03	100,00
Sucesso (%)		72,55	50,00		86,96	50,00		100,00	0,00		100,00	42,67		0,00	49,66		61,32	100,00
Média	61,28	68,48			50,00			71,34			24,83			80,66				
Seg.	T19	V	N	T20	V	N	T21	V	N	T22	V	N	T23	V	N	T24	V	N
	V	249,02	13,74	V	0,00	0,00	V	90,18	43,72	V	109,83	0,00	V	0,00	0,00	V	0,00	0,00
	N	88,80	86,26	N	92,13	50,55	N	12,25	24,18	N	47,43	89,62	N	68,77	112,49	N	138,88	81,53
Total (m)		337,82	100,00		92,13	50,55		102,43	67,90		157,26	89,62		68,77	112,49		138,88	81,53
Sucesso (%)		73,71	86,26		0,00	100,00		88,04	35,61		69,84	100,00		0,00	100,00		0,00	100,00
Média	79,99	50,00			61,83			84,92			50,00			50,00				

Setembro S2 - Segmentação de 80 Interações																		
Seg.	T1	V	N	T2	V	N	T3	V	N	T4	V	N	T5	V	N	T6	V	N
	V	10,02	50,00	V	0,00	0,00	V	88,29	40,88	V	106,69	100,00	V	0,00	0,00	V	116,19	50,00
	N	221,77	50,00	N	119,76	53,58	N	10,64	53,24	N	0,00	0,00	N	93,80	100,00	N	2,27	50,00
Total (m)		231,79	100,00		119,76	53,58		98,93	94,12		106,69	100,00		93,80	100,00		118,46	100,00
Sucesso (%)		4,32	50,00		0,00	100,00		89,24	56,57		100,00	0,00		0,00	100,00		98,08	50,00
Média	27,16			50,00			72,91			50,00			50,00			74,04		
Seg.	T7	V	N	T8	V	N	T9	V	N	T10	V	N	T11	V	N	T12	V	N
	V	63,17	21,62	V	0,00	0,00	V	375,34	15,23	V	0,00	0,00	V	208,53	43,88	V	366,51	39,84
	N	60,20	78,38	N	183,52	107,30	N	63,51	0,00	N	104,53	113,35	N	215,09	42,54	N	143,91	48,09
Total (m)		123,37	100,00		183,52	107,30		438,85	15,23		104,53	113,35		423,62	86,42		510,42	87,93
Sucesso (%)		51,20	78,38		0,00	100,00		85,53	0,00		0,00	100,00		49,23	49,22		71,81	54,69
Média	64,79			50,00			42,76			50,00			49,23			63,25		
Seg.	T13	V	N	T14	V	N	T15	V	N	T16	V	N	T17	V	N	T18	V	N
	V	181,82	50,00	V	181,21	50,00	V	93,10	50,00	V	219,87	71,67	V	73,93	76,40	V	383,34	29,87
	N	88,58	50,00	N	56,91	50	N	101,29	50,00	N	0,00	28,33	N	113,43	23,60	N	79,69	70,13
Total (m)		270,40	100,00		238,12	100,00		194,39	100,00		219,87	100,00		187,36	100,00		463,03	100,00
Sucesso (%)		67,24	50,00		76,10	50,00		47,89	50,00		100,00	28,33		39,46	23,60		82,79	70,13
Média	58,62			63,05			48,95			64,17			31,53			76,46		
Seg.	T19	V	N	T20	V	N	T21	V	N	T22	V	N	T23	V	N	T24	V	N
	V	249,58	50,00	V	92,13	32,46	V	0,00	0,00	V	59,15	14,42	V	0,00	0,00	V	0,00	0,00
	N	88,24	50,00	N	0,00	18,09	N	102,43	67,90	N	98,11	75,20	N	68,77	112,49	N	138,88	81,53
Total (m)		337,82	100,00		92,13	50,55		102,43	67,90		157,26	89,62		68,77	112,49		138,88	81,53
Sucesso (%)		73,88	50,00		100,00	35,79		0,00	100,00		37,61	83,91		0,00	100,00		0,00	100,00
Média	61,94			67,89			50,00			60,76			50,00			50,00		

Setembro S6 - Segmentação de 80 Interações																		
Seg.	T1	V	N	T2	V	N	T3	V	N	T4	V	N	T5	V	N	T6	V	N
	V	0,00	0,00	V	101,48	50,00												
	N	231,79	100,00	N	231,79	53,58	N	98,93	94,12	N	106,69	100	N	93,80	100,00	N	16,98	50,00
Total (m)		231,79	100,00		231,79	53,58		98,93	94,12		106,69	100,00		93,80	100,00		118,46	100,00
Sucesso (%)		0,00	100,00		0,00	100,00		0,00	100,00		0,00	100,00		0,00	100,00		85,67	50,00
Média	50,00			50,00			50,00			50,00			50,00			67,83		
Seg.	T7	V	N	T8	V	N	T9	V	N	T10	V	N	T11	V	N	T12	V	N
	V	0,00	28,65	V	0,00	0,00	V	362,12	15,23	V	0,00	0,00	V	176,70	86,42	V	289,88	7,70
	N	123,37	71,35	N	183,52	107,30	N	76,73	0,00	N	104,53	113,35	N	246,92	0,00	N	220,54	80,23
Total (m)		123,37	100,00		183,52	107,30		438,85	15,23		104,53	113,35		423,62	86,42		510,42	87,93
Sucesso (%)		0,00	71,35		0,00	100,00		82,52	0,00		0,00	100,00		41,71	0,00		56,79	91,24
Média	35,68			50,00			41,26			50,00			20,86			74,02		
Seg.	T13	V	N	T14	V	N	T15	V	N	T16	V	N	T17	V	N	T18	V	N
	V	167,32	50,00	V	131,10	0,00	V	16,52	50,00	V	213,56	39,05	V	0,00	0,00	V	206,71	0,00
	N	103,08	50,00	N	107,02	100	N	177,87	50,00	N	6,31	60,95	N	187,36	100,00	N	256,32	100,00
Total (m)		270,40	100,00		238,12	100,00		194,39	100,00		219,87	100,00		187,36	100,00		463,03	100,00
Sucesso (%)		61,88	50,00		55,06	100,00		8,50	50,00		97,13	60,95		0,00	100,00		44,64	100,00
Média	55,94			77,53			29,25			79,04			50,00			72,32		
Seg.	T19	V	N	T20	V	N	T21	V	N	T22	V	N	T23	V	N	T24	V	N
	V	162,10	0,00	V	0,00	0,00	V	47,63	24,12	V	0,00	0,00	V	0,00	0,00	V	0,00	0,00
	N	175,72	100,00	N	92,13	50,55	N	54,80	43,78	N	157,26	89,62	N	68,77	112,49	N	138,88	81,53
Total (m)		337,82	100,00		92,13	50,55		102,43	67,90		157,26	89,62		68,77	112,49		138,88	81,53
Sucesso (%)		47,98	100,00		0,00	100,00		46,50	64,48		0,00	100,00		0,00	100,00		0,00	100,00
Média	73,99			50,00			55,49			50,00			50,00			50,00		