



Ministério da
**Ciência, Tecnologia
e Inovação**



sid.inpe.br/mtc-m19/2013/04.09.12.17-TDI

CLASSIFICAÇÃO DA COBERTURA DA TERRA DO MUNICÍPIO DE RAPOSA (MA) COM IMAGENS WORLDVIEW-2 UTILIZANDO O APLICATIVO INTERIMAGE E MINERAÇÃO DE DADOS

Graziela Thaís Meneghetti

Dissertação de Mestrado do Curso
de Pós-Graduação em Sensoria-
mento Remoto, orientada pelo Dr.
Hermann Johann Heinrich Kux,
aprovada em 30 de abril de 2013.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3DSF9PP>>

INPE
São José dos Campos
2013

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

Gabinete do Diretor (GB)

Serviço de Informação e Documentação (SID)

Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970

São José dos Campos - SP - Brasil

Tel.:(012) 3208-6923/6921

Fax: (012) 3208-6919

E-mail: pubtc@sid.inpe.br

CONSELHO DE EDITORAÇÃO E PRESERVAÇÃO DA PRODUÇÃO INTELLECTUAL DO INPE (RE/DIR-204):**Presidente:**

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Membros:

Dr. Antonio Fernando Bertachini de Almeida Prado - Coordenação Engenharia e Tecnologia Espacial (ETE)

Dr^a Inez Staciarini Batista - Coordenação Ciências Espaciais e Atmosféricas (CEA)

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação Observação da Terra (OBT)

Dr. Germano de Souza Kienbaum - Centro de Tecnologias Especiais (CTE)

Dr. Manoel Alonso Gan - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPT)

Dr^a Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação

Dr. Plínio Carlos Alvalá - Centro de Ciência do Sistema Terrestre (CST)

BIBLIOTECA DIGITAL:

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação de Observação da Terra (OBT)

REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Yolanda Ribeiro da Silva Souza - Serviço de Informação e Documentação (SID)

EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:

Maria Tereza Smith de Brito - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Luciana Manacero - Serviço de Informação e Documentação (SID)



Ministério da
**Ciência, Tecnologia
e Inovação**



sid.inpe.br/mtc-m19/2013/04.09.12.17-TDI

CLASSIFICAÇÃO DA COBERTURA DA TERRA DO MUNICÍPIO DE RAPOSA (MA) COM IMAGENS WORLDVIEW-2 UTILIZANDO O APLICATIVO INTERIMAGE E MINERAÇÃO DE DADOS

Graziela Thaís Meneghetti

Dissertação de Mestrado do Curso
de Pós-Graduação em Sensoria-
mento Remoto, orientada pelo Dr.
Hermann Johann Heinrich Kux,
aprovada em 30 de abril de 2013.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3DSF9PP>>

INPE
São José dos Campos
2013

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

M525c Meneghetti, Graziela Thaís.
Classificação da cobertura da terra do município de Raposa (MA) com imagens Worldview-2 utilizando o aplicativo interimage e mineração de dados / Graziela Thaís Meneghetti. – São José dos Campos : INPE, 2013.
xxii + 92 p. ; (sid.inpe.br/mtc-m19/2013/04.09.12.17-TDI)

Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2013.
Orientador : Dr. Hermann Johann Heinrich Kux.

1. WorldView-2 2. mineração de dados 3. GEOBIA. I.Título.

CDU 528.854(812.1)



Esta obra foi licenciada sob uma Licença [Creative Commons Atribuição-NãoComercial 3.0 Não Adaptada](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 3.0 Unported License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

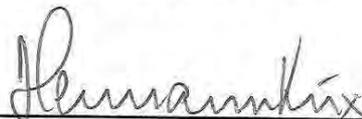
Aprovado (a) pela Banca Examinadora
em cumprimento ao requisito exigido para
obtenção do Título de **Mestre** em
Sensoriamento Remoto

Dra. Cláudia Maria de Almeida



Presidente / INPE / SJC Campos - SP

Dr. Hermann Johann Heinrich Kux



Orientador(a) / INPE / SJC Campos - SP

Dra. Teresa Gallotti Florenzano



Membro da Banca / INPE / SJC Campos - SP

Dr. Antônio Cordeiro Feitosa



Convidado(a) / UFMA / Maranhão - MA

Este trabalho foi aprovado por:

maioria simples

unanimidade

Aluno (a): **Graziela Thaís Meneghetti**

São José dos Campos, 30 de Abril de 2013

Quando eu olho para trás e penso em todas aquelas preocupações, lembro-me da história de um velho homem que disse em seu leito de morte: "eu tive muitos problemas em minha vida, a maioria dos quais nunca aconteceram".

Winston Churchill

*A meus pais,
Valtir (in memoriam) e Conceição.*

Agradecimentos

Agradeço a todas as pessoas que contribuíram direta ou indiretamente para a realização deste mestrado, mesmo que porventura não tenham sido citadas nesta lista.

Ao meu orientador Dr. Hermann Johann Heinrich Kux, pelo incentivo e confiança depositada.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPq, pelo apoio financeiro à execução desta pesquisa.

Ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, pela utilização de sua estrutura, oportunidade de estudo e enriquecedora experiência ao longo do curso de mestrado em Sensoriamento Remoto.

À equipe do Laboratório de Visão Computacional da PUC-RJ, por todo o empenho e ajuda no desenvolvimento do InterIMAGE, em especial ao Dr. Gilson Costa.

À professora Cláudia Almeida, pela disposição em me receber em sua sala com conversas sempre esclarecedoras.

Ao Prof. Paulo César Gurgel de Albuquerque, pela ajuda e ensinamentos durante os trabalhos de campo, além das boas risadas, conversas e conselhos.

Ao Professor Antônio Cordeiro Feitosa e sua esposa Márcia, por toda receptividade, assistência e infraestrutura fornecida durante os trabalhos de campo.

Às pessoas que me auxiliaram nos momentos de dúvidas e dificuldades, Ulisses Denache Vieira Souza, Cléber Gonzales de Oliveira, Thales Sehn Korting, Emiliano Ferreira Castejón, Thiago Batista e, em especial, à Bárbara Maria Giacom Ribeiro, sempre paciente e disposta a me motivar e ensinar.

Aos colegas de turma PGSER 2011, do SIGMA e em especial à Fernanda Batista, Felipe Marques, Carina Rodrigues, Daniela Anjos, Juliano Cruz, Sílvia Palotti Polizel, Veronika Leitold e Nathalia Suemi Saito, pela força e incentivo nos momentos difíceis e também pelos maravilhosos momentos de descontração.

Ao Rafael Damiaty Ferreira, por suas grandes contribuições em minha vida acadêmica e pela retomada de uma importante amizade.

Agradeço também às meninas que dividiram apartamento e suas vidas comigo ao longo desses dois anos, Larissa Patrício Valério e Daniela Faggiani Dias.

A meus pais Valtir (*in memoriam*) e Conceição, por toda compreensão, apoio e amor incondicional sempre! À minha avó Benedita e minha tia Luciane, sempre presentes em minha vida.

Aos meus amigos de Piracicaba pelos longos anos de amizade e por entenderem meus momentos de ausência, em especial à Nathalia Toretta Moraes e Mariana Valadares.

A todos que torceram por mim, muito obrigada!

RESUMO

As áreas costeiras são caracterizadas como locais sensíveis devido a sua dinâmica natural, presença de dunas, praias, estuários e mangues. Com a disponibilidade de imagens de alta resolução e métodos de análise baseados em objeto, as técnicas de Sensoriamento Remoto são ferramentas importantes para o monitoramento desses ambientes. Neste trabalho, utilizou-se o InterIMAGE, sistema de interpretação de imagens baseado em conhecimento, em imagens de alta resolução espacial do sensor WorldView-2 e técnicas de Mineração de Dados, visando à extração de informações de cobertura da terra. A metodologia foi aplicada em áreas-testes do município de Raposa, setor nordeste da Ilha do Maranhão, escolhidas a partir da heterogeneidade de alvos presentes na cena e do contato entre dunas e manguezais, uma vez que este ambiente costeiro tem sofrido grande pressão devido ao crescimento populacional e soterramento pelas dunas. O objetivo desta pesquisa é elaborar, a partir do *software* livre InterIMAGE, um modelo de conhecimento e de técnicas de Mineração de Dados que, aplicados em imagens do sensor WorldView-2, permitam avaliar a utilização das bandas adicionais desse sistema sensor em áreas costeiras, além de realizar a classificação da cobertura da terra, facilitando assim a tomada de decisões para a gestão do território.

**LAND COVER CLASSIFICATION OF RAPOSA (MA) MUNICIPALITY USING
WORLDVIEW-II IMAGES THE INTERIMAGE APPLICATION AND DATA
MINING**

ABSTRACT

Coastal areas are characterized as sensitive sites due to their dynamics, the presence of dunes, beaches, estuaries and mangroves. With the availability of high-resolution images and object-based image analysis (OBIA) methods, remote sensing techniques can be very beneficial to monitor these sites. This work proposes the use of the knowledge-based InterIMAGE interpretation system on high spatial resolution images from the WorldView-2 sensor, considering data mining techniques to extract land cover information. The proposed methodology was applied in test areas in the surrounding of Raposa city in the northeastern sector of Maranhão Island. This study area was chosen due to its heterogeneity of targets and to the dune - mangroves interface. The mangroves are suffering a great pressure due to population growth and to the progressive dune advancement over them. The objective of this research is to elaborate a knowledge model considering data mining techniques applied to WorldView-2 images. An evaluation on the use of the additional new bands system was made, which shall facilitate decision-making for land management.

LISTA DE FIGURAS

| | <u>Pág.</u> |
|---|-------------|
| Figura 2.1 - Respostas espectrais das bandas do sensor WorldView-2. | 7 |
| Figura 2.2 - Modelo conceitual da classificação baseada em objeto..... | 9 |
| Figura 2.3 - Processo de interpretação de uma cena no InterIMAGE..... | 15 |
| Figura 2.4 - Processo de Mineração de Dados | 17 |
| Figura 2.5 - Exemplo de árvore de decisão utilizada por Carvalho (2011)..... | 18 |
| Figura 3.1 - Mapa de localização da área de estudo..... | 19 |
| Figura 3.2 - Mapa de localização das áreas-testes..... | 22 |
| Figura 3.3 - Área-teste A e B, respectivamente..... | 24 |
| Figura 4.1 - Fluxograma metodológico..... | 27 |
| Figura 4.2 - Fusão Gram-Schmidt..... | 29 |
| Figura 4.3 - Exemplos de feições (a), (b) e (c) escolhidas para a implantação e aquisição de pontos com o GPS. | 32 |
| Figura 4.4 - Fluxograma metodológico do processo de ortorretificação..... | 33 |
| Figura 4.5 - Localização geográfica dos 42 pontos de controle na área de estudo. | 34 |
| Figura 4.6 - Distribuição espacial dos pontos de controle (em azul) e de teste (em vermelho) para a ortorretificação da imagem WorldView-2..... | 35 |
| Figura 4.7 - a) Imagem do <i>Google Earth</i> em perspectiva vertical. b) Imagem do módulo <i>Street View</i> em perspectiva horizontal..... | 40 |
| Figura 4.8 - Ordem sequencial de análise de interpretação da imagem. | 42 |
| Figura 4.9 - Exemplo de uma boa segmentação..... | 47 |
| Figura 5.1 - Mapa temático de cobertura da terra da área-teste A..... | 54 |
| Figura 5.2 - Mapa temático de cobertura da terra da área-teste B..... | 55 |

| | |
|--|----|
| Figura 5.3 - Gráfico dos índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura da terra da área-teste A. | 56 |
| Figura 5.4 - Gráfico dos índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura da terra da área-teste B. | 56 |
| Figura B.1 - a) Rede semântica com poucos níveis e muitos nó-folhas. b) Rede semântica com mais níveis e menos nós-folhas por cada nível. c) Rede semântica utilizada em uma área-teste deste trabalho. | 75 |
| Figura D.1 - Árvores de decisão para classificação dos alvos (a) Água, (b) Alvos de Cimento Escuros, (c) Asfalto e (d) Piscina. | 79 |
| Figura D.2 - Árvores de decisão para classificação dos alvos (a) Solo Exposto, (b) Pedra Natural, (c) Sombra e (d) Areia. | 80 |
| Figura D.3 - Árvores de decisão para classificação dos alvos (a) Vegetação Arbórea, (b) Telhado Metálico, (c) Vegetação Rasteira e (d) Telha Cerâmica. | 81 |
| Figura D.4 - Árvores de decisão para classificação dos alvos (a) Alvos de Cimento Claros e (b) Canal de Maré..... | 82 |
| Figura D.5 - Árvores de decisão para classificação dos alvos (a) Canal de Maré, (b) Água, (c) Duna Úmida e (d) Vegetação Rasteira..... | 83 |
| Figura D.6 - Árvore de decisão para classificação dos alvos (a) Águas oceânicas, (b) Mangue, (c) Solo Exposto e (d) Duna..... | 84 |
| Figura D.7 - Árvore de decisão para classificação do alvo Banco de Areia. | 85 |
| Figura E.1 - Valores de pertinência das classes nas áreas-testes A e B, respectivamente. | 87 |
| Figura E.2 - a) Rede semântica utilizada na área-teste B e seus respectivos operadores. b1) Rede semântica utiliza na área-teste A e sua posterior simplificação. b2) Respectivos operadores. | 88 |

LISTA DE TABELAS

| | <u>Pág.</u> |
|---|-------------|
| Tabela 4.1 - Estatística de validação da imagem WorldView-2..... | 36 |
| Tabela 4.2 - Resultados para a análise de tendência e precisão da ortoimagem. | 37 |
| Tabela 4.3 - Classificação da ortoimagem nas Classes A, B e C do PEC. | 38 |
| Tabela 5.1 - Estatísticas das classificações da cobertura de terra para as áreas- testes..... | 56 |
| Tabela A.1 - Dados dos pontos de validação (ICPs)..... | 73 |
| Tabela C.1 - Parâmetros utilizados para segmentação da área-teste A. | 77 |
| Tabela C.2 - Parâmetros utilizados para segmentação da área-teste B. | 77 |
| Tabela F.1 - Matriz de confusão da classificação da área-teste A. | 91 |
| Tabela F.2 - Índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura da terra relativa à classificação da área-teste A. | 91 |
| Tabela F.3 - Matriz de confusão da classificação da área-teste B. | 92 |
| Tabela F.4 - Índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura da terra relativas à classificação da área-teste B. | 92 |

LISTA DE QUADROS

| | <u>Pág.</u> |
|--|--------------------|
| Quadro 2.1 - Características do satélite WorldView-2..... | 6 |
| Quadro 4.1 - Chaves de interpretação das classes de cobertura da terra de interesse..... | 42 |

SUMÁRIO

| | <u>Pág.</u> |
|--|-------------|
| 1. INTRODUÇÃO | 1 |
| 2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA | 5 |
| 2.1 Sensoriamento Remoto de alta resolução espacial | 5 |
| 2.2 O satélite WorldView-2 | 6 |
| 2.3 Análise de imagens baseada em objetos geográficos | 8 |
| 2.4 Sistemas de interpretação de imagens baseados em conhecimento..... | 10 |
| 2.5 InterIMAGE..... | 12 |
| 2.5.1 Rede semântica | 13 |
| 2.5.2 Operadores | 13 |
| 2.5.3 Etapas <i>Top-down</i> e <i>Bottom-up</i> | 14 |
| 2.5.4 Mineração de Dados (<i>Data Mining</i>)..... | 15 |
| 2.5.5 Árvores de decisão..... | 18 |
| 3. ÁREA DE ESTUDO | 19 |
| 3.1 Localização e caracterização | 19 |
| 3.2 Áreas-testes | 22 |
| 4. MATERIAL E MÉTODOS | 25 |
| 4.1 Material..... | 25 |
| 4.1.1 Softwares | 25 |
| 4.1.2 Equipamentos | 26 |
| 4.2 Métodos..... | 27 |
| 4.2.1 Preparação dos dados | 28 |
| 4.2.1.1 Fusão das imagens | 28 |
| 4.2.1.2 Ortorretificação..... | 30 |
| 4.2.2 Classificação da cobertura da terra..... | 38 |

| | | |
|-----------|--|-----------|
| 4.2.2.1 | Definição e caracterização das classes de cobertura da terra | 39 |
| 4.2.2.2 | Elaboração da rede semântica..... | 45 |
| 4.2.2.3 | Segmentação | 46 |
| 4.2.2.4 | Mineração de Dados | 48 |
| 4.2.3 | Modelo de classificação | 48 |
| 4.2.4 | Avaliação da Classificação..... | 50 |
| 5. | RESULTADOS E DISCUSSÃO | 53 |
| 5.1 | Classificações da cobertura da terra | 53 |
| 6. | CONCLUSÕES | 59 |
| 6.1 | Recomendações para trabalhos futuros..... | 60 |
| | REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 63 |
| | APÊNDICE A - VALIDAÇÃO DA ORTORRETIFICAÇÃO | 73 |
| | APÊNDICE B - REDE SEMÂNTICA..... | 75 |
| | APÊNDICE C - PARÂMETROS DE SEGMENTAÇÃO | 77 |
| | APÊNDICE D - PARÂMETROS DE CLASSIFICAÇÃO | 79 |
| | APÊNDICE E - MODELO DE CLASSIFICAÇÃO | 87 |
| | APÊNDICE F - AVALIAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES | 89 |

1. INTRODUÇÃO

Os recursos naturais e o meio ambiente terrestre sofrem alterações em resposta à evolução natural e às ações humanas, sendo muitas dessas mudanças responsáveis por processos de degradação ambiental. A partir da elaboração e atualização contínua de mapas, é possível identificar fragilidades e definir diretrizes e ações que auxiliem na gestão do território, visando à sua sustentabilidade, fundamental para a proteção dos ecossistemas bem como para o bem-estar da sociedade.

Dentre os ambientes terrestres, as áreas costeiras sempre foram consideradas de grande interesse pela população devido à facilidade de relacionamento entre povos de diferentes continentes, acesso a recursos naturais, além de sua localização estratégica (FEITOSA, 1996). Tais ambientes são sensíveis pela presença de dunas, praias, estuários e mangues, e têm ganhado atenção para a manutenção de seu equilíbrio em decorrência da intervenção humana, exigindo análises e estudos mais detalhados.

A Ilha do Maranhão vem experimentando um rápido crescimento econômico e populacional devido à instalação de grandes indústrias. Tal crescimento acarreta sérios problemas sociais e econômicos, além do comprometimento dos ecossistemas locais (RANGEL, 2000). O setor nordeste da ilha é de grande fragilidade ambiental devido à presença dos manguezais, que têm sido gradativamente degradados pela crescimento urbana e pelo avanço natural das dunas, resultante da influência dos ventos alísios.

Os produtos de sensoriamento remoto possuem grande importância para o planejamento urbano e monitoramento terrestre. A utilização de dados de sistemas sensores orbitais permite a aquisição regular de informações sobre extensas áreas com alto detalhamento. Considerando a alteração da paisagem da Ilha do Maranhão, onde se localiza a área de estudo, é importante a constante atualização de informações ambientais, visando ao acompanhamento de mudanças.

O aumento da resolução espacial nem sempre foi acompanhado pelo aumento na resolução espectral das imagens adquiridas pelos sensores disponíveis nos novos satélites, dificultando a distinção de alvos que apresentam comportamento espectral semelhante (PINHO, 2005). Com o lançamento do satélite WorldView-2, abriram-se novas perspectivas para estudos de propriedades espectrais de alvos. Por se tratar do primeiro satélite de alta resolução espacial com oito bandas espectrais (RIBEIRO, 2010; SOUZA, 2012), tornou-se possível a realização de análises e mapeamentos da cobertura da terra em níveis de detalhe e precisão nunca antes realizados com imagens orbitais.

Devido às melhorias técnicas na aquisição de imagens orbitais, as metodologias para a sua análise também foram aprimoradas. Assim, surgiu a classificação orientada a objeto, posteriormente renomeada para classificação baseada em objeto, em inglês OBIA (*Object-Based Image Analysis*), um novo paradigma para a análise de imagens, que tem sido aplicado com frequência na classificação de imagens (RIBEIRO, 2010).

A maioria dos *softwares* de OBIA são comerciais, o que implica alto custo de aquisição e a impossibilidade de sua customização. Como alternativa para os usuários, foi desenvolvido um novo sistema de interpretação de imagens de código aberto e gratuito, denominado InterIMAGE (COSTA et al., 2008). Este sistema é resultado de uma parceria entre a Divisão de Sensoriamento Remoto (DSR) e a Divisão de Processamento de Imagens (DPI) do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), o Depto. de Engenharia Elétrica da PUC-Rio e a Universidade de Hannover (Alemanha).

1.1 Objetivo geral

O objetivo deste trabalho é desenvolver um modelo de conhecimento para o mapeamento da cobertura da terra no município de Raposa (MA), utilizando imagens do sensor WorldView-2, classificação baseada em objeto e técnicas de Mineração de Dados .

1.2 Objetivos específicos

Para alcançar o objetivo geral, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- Avaliar a exatidão do processo de ortorretificação.
- Elaborar um modelo de conhecimento para a classificação da cobertura da terra para a área de estudo em questão.
- Analisar o desempenho e o potencial do aplicativo InterIMAGE e sugerir alterações que possam otimizar o *software*.
- Avaliar a qualidade do resultado da classificação.

É importante ressaltar que este estudo faz parte de um projeto maior, coordenado pelo Núcleo de Estudos e Pesquisas Ambientais (NEPA) da Universidade Federal do Maranhão (UFMA). Tal estudo visa ao mapeamento detalhado de uso e cobertura da terra da Ilha do Maranhão, para que possa servir de base à tomada de decisões no âmbito do planejamento urbano e regional.

1.3 Organização da dissertação

Este documento está organizado em seis capítulos:

- O Capítulo 1 se refere à introdução do trabalho.
- O Capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica que aborda os principais temas e conceitos relacionados a este trabalho, como imagens de alta resolução espacial, análise de imagens baseada em objeto e técnicas de Mineração de Dados.
- O Capítulo 3 apresenta a descrição da área de estudo e a caracterização das áreas-testes.

- O Capítulo 4 descreve os materiais e métodos utilizados nesta pesquisa, ou seja, os aplicativos computacionais, equipamentos e os procedimentos metodológicos.
- No Capítulo 5, são apresentados, analisados e discutidos os resultados obtidos na classificação e sua avaliação da cobertura da terra.
- O Capítulo 6 reúne as conclusões e recomendações para trabalhos futuros.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Sensoriamento Remoto de alta resolução espacial

A partir do início deste século, houve um grande avanço tecnológico na área de sensores, com o lançamento de sistemas orbitais de alta resolução. Assim, os estudos da superfície terrestre puderam ser mais detalhados com imagens de alta resolução que permitiram melhor discriminação entre os alvos, beneficiando a capacidade de monitoramento de mudanças e possibilitando uma grande expansão nas aplicações com os novos produtos disponibilizados (EHLERS, 2007).

As informações obtidas a partir das imagens de alta resolução são imprescindíveis para a gestão urbana e têm sido utilizadas para dar suporte a entidades públicas ou privadas para a tomada de decisão, visando ao planejamento de ações, prevenção de desastres e ainda à mitigação de danos ambientais (BLASCHKE; KUX, 2007).

Em 1999, o Ikonos-2 foi o primeiro satélite a proporcionar imagens de alta resolução para uso comercial. Com sensores que operam no visível e infravermelho próximo, obtêm-se imagens pancromáticas e multiespectrais com resolução espacial de 1 m e 4 m respectivamente (SPACE IMAGING, 1999).

Com o insucesso do lançamento do QuickBird-1, seu sucessor, QuickBird-2 foi colocado em órbita em outubro de 2001. O satélite continua em operação até o presente, oferecendo imagens comerciais de alta resolução espacial com dados de 61 cm de resolução espacial no modo pancromático, e 2,4 m no modo multiespectral (JACOBSEN, 2003).

O satélite GeoEye lançado em setembro de 2008 fornece imagens com 41 cm de resolução espacial na banda pancromática e 1,6 m nas multiespectrais (DIGITAL GLOBE, 2009).

Em 2007, a empresa DIGITALGLOBE lançou o satélite WorldView-1. Considerado extremamente ágil se comparado aos demais satélites do

mercado, o WorldView-1 permitiu a coleta de imagens pancromáticas de resolução submétrica.

Posteriormente, em 2009, o WorldView-2 foi lançado e revolucionou o sistema de aquisição de imagens de alta resolução ao imagear uma área de 975.000 km² por dia.

2.2 O satélite WorldView-2

O sistema orbital Worldview-2 possui resolução espacial de 0,46 m na banda pancromática e 1,84 m nas bandas multiespectrais, além de uma resolução radiométrica de 11 *bits* (DIGITAL GLOBE, 2009). A Quadro 2.1 apresenta informações sobre as características do satélite WorldView-2 e sua carga útil.

Quadro 2.1: Características do satélite WorldView-2.

| Missão | WorldView |
|-----------------------------------|--|
| Instituição Responsável | Digital Globe |
| País/Região | Estados Unidos |
| Satélite | WorldView-2 |
| Lançamento | 08/10/2009 |
| Local de Lançamento | Vandenberg Air Force Base |
| Veículo Lançador | Delta 76920 |
| Situação Atual | Ativo |
| Órbita | Heliossíncrona |
| Altitude | 770 km |
| Inclinação | +/- 45° off-nadir |
| Tempo de duração de órbita | 100 min |
| Horário de passagem | 10:30 am |
| Período de Revisita | 1,1 dias no nadir 3,7 dias a 20° off-nadir |
| Tempo de vida projetado | 7,25 anos |
| Instrumentos Sensores | PAN, MS |

Fonte: EMBRAPA, 2009.

Ehlers (2007) propôs uma categorização dos sistemas sensores em função da resolução espacial. Segundo ele, sensores que apresentam uma resolução maior que 1 m são classificados como “Ultra Alta”; entre 1 a 4 m: “Muito Alta”, entre 4 a 10 m: “Alta”; entre 10 a 50 m: “Média”; entre 50 a 250 m: “Baixa”, e

maior que 250 m: “Muito Baixa”. Assim, o WorldView-2 se enquadraria na categoria de “Ultra Alta”.

O WorldView-2 possui como diferencial a disponibilidade de oito bandas espectrais estreitas que alcançam das faixas do azul até o infravermelho próximo. Além das quatro bandas multiespectrais clássicas (*Red, Blue, Green e Near-infrared-1*), seu sistema sensor possui quatro novas bandas (*Coastal, Yellow, Red Edge e Near-infrared-2*), que proporcionam melhor capacidade de discriminação e análise dos alvos (DIGITAL GLOBE, 2010a). As bandas espectrais do WorldView-2 e suas respectivas respostas espectrais estão apresentadas na Figura 2.1.

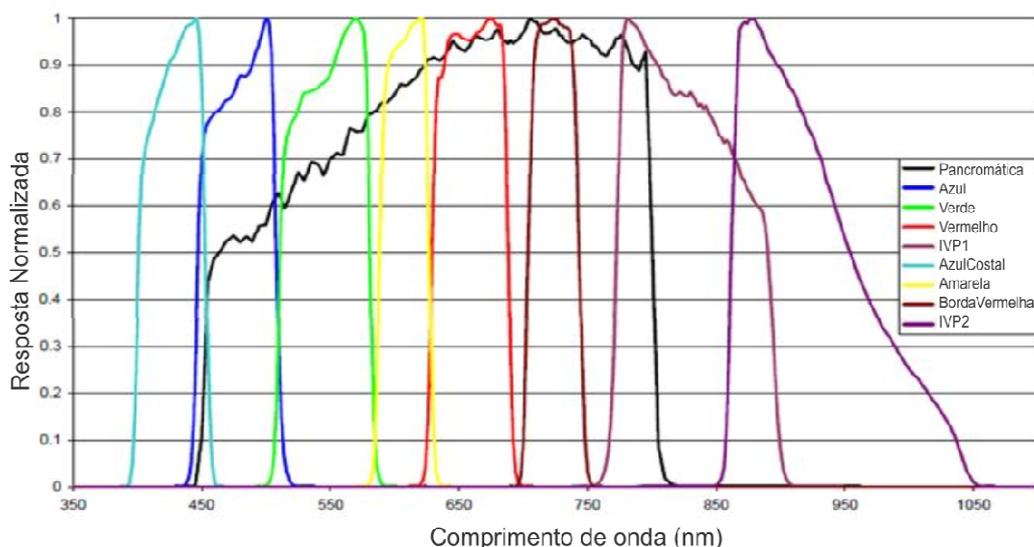


Figura 2.1 - Respostas espectrais das bandas do sensor WorldView-2.

Fonte: Padwick et al.,(2010).

Com características bem distintas, as bandas adicionais citadas anteriormente possuem diversas aplicações. A banda *Coastal*, por exemplo, possui grande influência do espalhamento atmosférico, apresenta potencial no desenvolvimento de técnicas de correção atmosférica e para estudos batimétricos, devido à pouca absorção pela água.

A banda *Red Edge* permite identificar o vigor vegetativo das plantas e auxiliar no processo de classificação. A banda *Near-infrared-2* sobrepõe-se à banda *Near-infrared-1*, entretanto possui menos influência atmosférica, permitindo estudos de biomassa da vegetação (DIGITAL GLOBE, 2009).

2.3 Análise de imagens baseada em objetos geográficos

Enquanto os *pixels* possuíam tamanho maior ou igual aos objetos de interesse, os métodos de análise e processamento de imagens baseados em *pixel* eram considerados satisfatórios. Contudo, com o refinamento da resolução espacial dos sensores, os objetos passaram a ser constituídos por conjuntos de *pixels*, sendo necessário o desenvolvimento de novas técnicas para satisfazer os desafios da interpretação de imagens (BLASCHKE, 2010).

Embora as técnicas de segmentação já fossem utilizadas desde a década de 1970 (HARALICK; SHAPIRO, 1985), foi a partir do lançamento da geração de sensores de alta resolução nos anos 2000 que entraram em uso as técnicas de análise de imagens baseadas em objetos (BLASCHKE, 2010).

As imagens de alta resolução representam objetos formados por meio de um conjunto de pixels, propiciando ampla variabilidade interna de números digitais dentro de uma mesma classe. Assim, as novas técnicas de classificação passaram a considerar não somente os níveis de cinza, mas também a forma dos objetos e suas relações de vizinhança (SCHIEWE; TUFTE, 2007), a partir do conhecimento a priori por parte do intérprete e atributos como textura. Portanto, a partir do final da década de 1990 foram desenvolvidos os classificadores orientados a objeto, posteriormente renomeados como classificadores baseados em objeto - GEOBIA (Geographic Object-Based Image Analysis), que podem se utilizar da lógica *fuzzy* (lógica "nebulosa") e possuem recursos que permitem a introdução do conhecimento do especialista.

Segundo Hay e Castilla (2008), GEOBIA é uma subdisciplina da Ciência da Informação Geográfica dedicada ao desenvolvimento de métodos automatizados que visam transformar as imagens de Sensoriamento Remoto

em objetos, de forma a avaliar suas características por meio de escalas espaciais, espectrais e temporais, com o intuito de gerar novas informações geográficas em SIG (Sistema de Informação Geográfica).

A utilização do conceito de “objeto” é a peça-chave neste tipo de análise de imagens, uma vez que a informação semântica que conduzirá a interpretação de uma imagem não está presente apenas no *pixel*, mas também nos objetos e nas relações existentes entre eles (DEFINIENS, 2007).

Segundo Pinho et al. (2007), na análise baseada em objeto, estes possuem identidade, sendo distinguíveis por sua própria existência, suas características e por suas interações, e não apenas pelas propriedades que possuem. Desta forma, mesmo que dois objetos representem um mesmo alvo na superfície terrestre, possuindo características idênticas como cor, forma e contexto, permanecem únicos, consistindo em dois elementos independentes.

Antunes (2003) propõe um modelo conceitual de classificação baseado em objeto que sintetiza os conceitos utilizados neste tipo de classificação, como demonstrado na Figura 2.2.

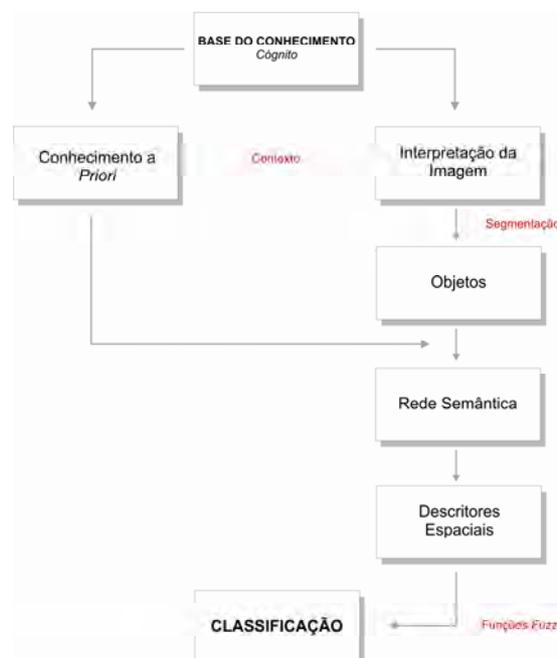


Figura 2.2 - Modelo conceitual da classificação baseada em objeto.
Fonte: Antunes (2003).

De acordo com Herold et al. (2002) e Andrade et al. (2003), análises que utilizam atributos como forma, tamanho, textura, padrão e contexto produzem melhores resultados que análises que consideram apenas informações espectrais. Dessa forma, a partir da crescente utilização das novas técnicas de classificação, observou-se uma grande evolução na qualidade da extração automática de informação de imagens de sensores remotos de alta resolução espacial (BLASCHKE et al., 2000; BLASCHKE; KUX, 2007).

2.4 Sistemas de interpretação de imagens baseados em conhecimento

A utilização destes sistemas na extração de informações em imagens de Sensoriamento Remoto não é tão recente quanto se imagina. Segundo Bock e Lessing (2000), existem diversos sistemas baseados em conhecimento, sendo utilizados na interpretação de fotografias aéreas e imagens orbitais de média resolução nos últimos anos.

Sistemas de interpretação de imagens baseados em conhecimento modelam em um ambiente computacional o conhecimento do fotointérprete, emulando a sua capacidade de combinar dados de diferentes fontes e formatos na análise de imagens de sensores remotos (FEITOSA et al., 2005).

A análise de imagens baseada em objeto é intrinsecamente ligada ao conhecimento, sendo que a interpretação da imagem pode ser representada tanto através de conhecimento implícito como explícito (PAHL, 2008). Segundo Novack (2009), o conhecimento implícito se encontra nos algoritmos de processamento de imagens (segmentação e classificação), e o conhecimento explícito na forma de redes semânticas e regras de decisão no âmbito do InterIMAGE.

No processo de classificação, os algoritmos distinguem grupos de *pixels* com características semelhantes, sem traduzi-los em objetos reais. Entretanto, a abordagem baseada em conhecimento tem como finalidade identificar objetos com uma existência concreta no mundo real, expressos através de

características como cor, forma, textura e contexto na imagem analisada (PINHO, 2005).

A utilização de métodos estatísticos tradicionais em análise de imagens digitais demonstram limitações em estudos de áreas urbanas, uma vez que tais áreas são formadas por alvos de alta complexidade. Assim, Bückner et al. (2001) ressaltaram a importância da avaliação desses resultados por um analista humano, visto que os resultados obtidos podem conter inconsistências.

Segundo Pinho (2005), estes sistemas baseiam-se na utilização do conhecimento do analista a respeito da cena. Assim, o resultado da classificação demonstra o conhecimento (informações coletadas *a priori* sobre a área a ser classificada) e a capacidade de compreensão do analista (fortemente influenciada por sua formação profissional e experiência) a respeito de uma determinada cena.

Benz et al. (2004) destacam que os principais requisitos para o processo de extração de informações nesses sistemas são: i) compreensão das características do sensor, ii) compreensão das escalas de análise adequadas e sua combinação, iii) identificação de contexto típico e dependências hierárquicas e iv) consideração das incertezas inerentes de todo o sistema de extração de informação, iniciando-se pelo sensor e culminando com conceitos *fuzzy* para as informações solicitadas.

Dessa forma, tais sistemas são geralmente caracterizados por integrarem algoritmos de segmentação, estruturação de classes na forma de redes semânticas, classificação baseada em regras e a possibilidade de integração de imagens multissensores com dados vetoriais.

O *software* mais utilizado para classificar imagens é o eCognition (BAATZ; SCHAPE, 2008). Este programa é baseado em um fluxo de trabalho definido pelo usuário, onde os objetos são modelados de acordo com o conhecimento do intérprete, sendo posteriormente classificados a partir de classes de interesse pré-definidas (LANG et al., 2007). Considerado um *software* estável,

de alto desempenho e de documentação completa, sua versão mais recente possui módulo de Mineração de Dados com árvores de decisão para classificação.

O ENVI Feature Extraction (International Telephone & Telegraph EXELIS, 2008) também é um *software* para análise de imagens baseada em objeto. Sua classificação é realizada através de um processo simples, no qual diferentes categorias de atributos podem ser exploradas: espacial, textural, espectral, e aquelas baseadas em razão de banda topológicas e de relacionamento semântico entre classes.

Uma alternativa de livre acesso é o *software* InterIMAGE, que possui código aberto e operadores básicos incluindo procedimentos de processamento de imagem, tais, como segmentação, limiarização e filtragem. Neste *software* o intérprete também pode construir as redes semânticas manualmente.

2.5 InterIMAGE

O InterIMAGE é um *software* livre baseado em conhecimento para interpretação automática de imagens de Sensoriamento Remoto, desenvolvido em parceria entre a PUC-RJ, o INPE (DSR e DPI) e a Universidade de Hannover (Alemanha) (RIBEIRO, 2010).

A concepção de análise de imagem do InterIMAGE (2013) baseia-se em um modelo de conhecimento denominado GeoAIDA, estruturado anteriormente pela Universidade Leibniz em Hannover (Alemanha) (BÜCKNER et al., 2001), do qual herdou, além da estrutura de conhecimento, o design e os mecanismos de controle (COSTA et al., 2007).

Em termos de estratégia de interpretação, o InterIMAGE possui uma arquitetura flexível, combinando análise comandada por modelo (etapas *top-down*) e dados (etapas *bottom-up*), representando uma melhoria na eficiência computacional, em comparação com *softwares* que seguem uma estratégia puramente comandada por dados, como é o caso do eCognition. Desta maneira, ele executa a classificação baseada em objetos de imagens

multissensores de forma flexível, com redução de tempo e custo computacional (RIBEIRO, 2010).

2.5.1 Rede semântica

A rede semântica é uma forma de representação do conhecimento definida por Pahl (2008) como um grafo direcionado, no qual os vértices ("nós") representam objetos, conceitos, ideias; e as arestas ("arcos") representam as relações semânticas entre os nós. Segundo este autor, a rede semântica é uma representação gráfica do conhecimento utilizado na interpretação de uma imagem que demonstra a estrutura de relação entre os objetos de uma cena.

Segundo Costa et al. (2008), a maioria dos sistemas que utilizam redes semânticas para a representação do conhecimento permite que os operadores de processamento de imagens sejam associados apenas aos nós-folhas, com grande custo computacional, uma vez que todos os objetos da imagem devem ser avaliados por todos os operadores presentes na análise. Entretanto, no InterIMAGE, esse problema é amenizado com a presença de operadores holísticos que permitem que os dados sejam conectados em qualquer nó da rede semântica (LIEDTKE et al., 1997).

Os operadores holísticos realizam três tarefas, a saber: i) segmentação ou importação de dados vetoriais derivados de um SIG, ii) extração de atributos e iii) classificação. Assim, os operadores holísticos no InterIMAGE realizam uma classificação prévia da imagem em grupos de regiões para definir quais etapas subsequentes do processo de interpretação serão aplicadas. Devido a sua interpretação estrutural, as regiões produzidas (hipóteses) serão processadas por operadores anexados em cada nó da rede semântica, validando ou descartando os resultados (RIBEIRO, 2010).

2.5.2 Operadores

Cada nó da rede semântica possui um operador vinculado, um programa executável responsável por efetuar a análise de uma região em uma imagem e por repassar o resultado aos nós conectados a ele. Além dos operadores que

criam hipóteses e as validam, resolvendo conflitos entre possíveis objetos, também são implementados os operadores *Dummy*, que repassam a informação adiante. No caso do operador *Dummy Top-down* (TD), nenhuma hipótese é criada, as informações são apenas repassadas de nó-pai para nó-filho. O mesmo acontece com o operador *Dummy Bottom-up* (BU), que repassa ao nó-pai as instâncias já validadas anteriormente (COSTA et. al., 2010).

A utilização de diversos operadores pode gerar interpretações diferentes para uma mesma região da cena, problema que pode ser resolvido por conhecimentos adicionais inseridos aos nós da rede semântica, de maneira a analisar a competição entre as diferentes interpretações. Tais operadores podem ser acionados tanto na etapa *Top-down* quanto na *Bottom-up* (COSTA et al., 2007; CASTEJÓN, 2006).

2.5.3 Etapas *Top-down* e *Bottom-up*

O processo de interpretação de imagem é realizado em duas etapas: na primeira, denominada *Top-Down*, a rede semântica é pré-definida pelo usuário, sendo estabelecidas as hipóteses sobre a existência de objetos em cena. Assim, o sistema percorre a rede semântica de cima para baixo disparando os operadores holísticos, caracterizados como programas executáveis especializados na detecção de uma classe. Para isso, são realizados processamentos na imagem, tais como segmentação, extração de atributos e classificação (KUX et al., 2011).

Na segunda etapa, *Bottom-up*, o sistema percorre a rede semântica no sentido contrário, de baixo para cima. As hipóteses são avaliadas, e gera-se a descrição simbólica do conteúdo da cena (COSTA et al., 2008). Assim, são resolvidos os conflitos espaciais entre hipóteses, e o sistema pode aceitá-las parcial ou totalmente, transformando-as posteriormente em instâncias (hipóteses validadas) (KUX et al., 2011).

A Figura 2.3 apresenta esquematicamente o processo de classificação pelo sistema InterIMAGE. Na entrada do sistema, o usuário deve fornecer os dados

a serem utilizados na análise (dados *raster* ou vetoriais), um modelo de conhecimento, ou seja, uma rede semântica, além de inserir os operadores holísticos TD e as regras BU aos nós da rede semântica. No comando do sistema, são criadas as classes presentes na cena através do processo *Top-Down*, sendo tais hipóteses avaliadas pelos operadores *Bottom-Up* e transformadas em instâncias. Ao final do processo, os resultados obtidos pelo usuário correspondem a um mapa temático e à descrição simbólica da cena (NOVACK; KUX, 2010).

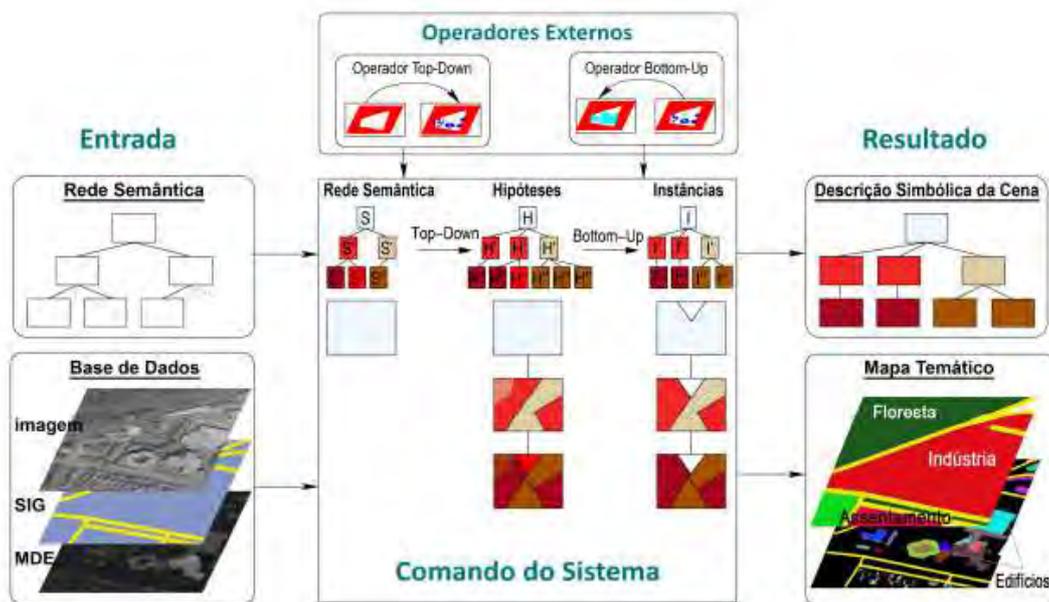


Figura 2.3 - Processo de interpretação de uma cena no InterIMAGE.
 Fonte: Pahl. (2008), adaptada por Ribeiro. (2010).

2.5.4 Mineração de Dados (*Data Mining*)

A Mineração de Dados se refere a uma aplicação de algoritmos computacionais sobre uma base de dados com o intuito de extrair conhecimento. Segundo Han e Kamber (2001), o termo Mineração de Dados é comumente considerado como sinônimo de Descoberta de Conhecimento em Banco de Dados (DCBD) ou *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), embora este último seja um processo mais amplo. O DCBD consiste em identificar padrões válidos, previamente desconhecidos e potencialmente úteis,

visando melhorar a compreensão de um problema ou facilitar uma tomada de decisão (FAYYAD et al., 1996).

A Mineração de Dados é uma etapa na DCBD responsável por selecionar os métodos a serem utilizados para a localização de padrões nos dados. Em seguida, ocorre a busca pelos padrões de interesse juntamente com o melhor ajuste dos parâmetros do algoritmo, visando executar a tarefa em questão (SILVA, 2006).

Na seleção de algoritmos de Mineração de Dados, é importante conhecer os tipos de variáveis envolvidas e a inteligibilidade do modelo de conhecimento gerado, a fim de definir a forma de aprendizado do algoritmo. Os algoritmos podem ser de dois tipos: i) supervisionado, quando o modelo de conhecimento é abstraído a partir de um conjunto de treinamento e avaliado a partir do conjunto de teste; e ii) não supervisionado, quando não existe a informação de saída desejada e os algoritmos procuram estabelecer relacionamento entre os próprios dados (GOLDSCHMIDT; PASSOS, 2005).

O processo de Mineração de Dados em imagens é realizado em várias etapas. Assim, é possível obter, em cada passo, requisitos e informações que serão fundamentais para o estágio subsequente, respeitando a contextualização dos dados, a dependência do domínio e superando potenciais ambiguidades das informações. Nesse contexto, Zhang et al. (2002) propõem o processo de Mineração de Dados em uma configuração mais apropriada ao domínio do Sensoriamento Remoto, conforme ilustrado na Figura 2.4.

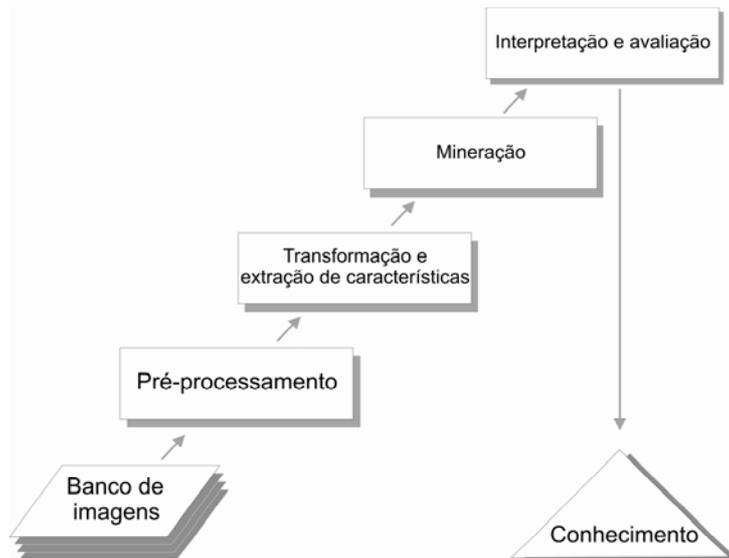


Figura 2.4 - Processo de Mineração de Dados
 Fonte: Adaptado de Zhang et al. (2002).

Carvalho (2011) utilizou a Mineração de Dados por árvores de decisão para mapear a cobertura e o uso do solo de um setor da Zona Oeste do município de São Paulo (SP) com imagens WorldView-2, demonstrando ser esta uma ferramenta rápida e eficaz para a classificação de imagens, além de possuir fácil aplicação e interpretação. Leonardi (2010) utilizou uma metodologia empregando conjuntamente abordagens cognitivas (rede semântica, lógica *fuzzy*, análise orientada a objeto) e Mineração de Dados para realizar a classificação da cobertura do solo urbano em uma porção do município de Uberlândia (MG) a partir de dados ópticos orbitais e laser aerotransportado.

Segundo Korting et al. (2008), as ferramentas de Mineração de Dados podem aumentar o potencial de análises e aplicações de dados de Sensoriamento Remoto, já que estes representam uma grande heterogeneidade de alvos de difícil distinção e, por essa razão, exigem técnicas mais apuradas para a extração de informações. Assim, a Mineração de Dados permite a classificação de imagens de maneira rápida, em comparação à análise manual (KORTING, 2012).

Os métodos de seleção de atributos tornaram-se muito atraentes para pesquisas na área de Sensoriamento Remoto, na medida em que grande número de atributos espectrais, de textura e geométricos podem ser utilizados em rotinas para a classificação por análise baseada em objeto (NOVACK et al., 2011a).

2.5.5 Árvores de decisão

De acordo com Han e Kamber (2001), a árvore de decisão é um fluxograma, estruturado como uma árvore, em que cada nó interno denota um teste em um atributo, cada ramo representa um resultado do teste e cada nó-filho possui um rótulo da classe.

Para a construção de uma árvore de decisão, é necessário um conjunto de amostras de treinamento, com as quais o usuário define previamente as classes. Assim, a árvore deve ser estruturada de forma que cada nó interno possua como rótulo o nome de um dos atributos previsores, no qual os ramos que saem do nó interno são rotulados com valores do atributo daquele nó, e a folha recebe como rótulo o nome da classe (NOVACK et al., 2011a). Essa estrutura é exemplificada na Figura 2.5.

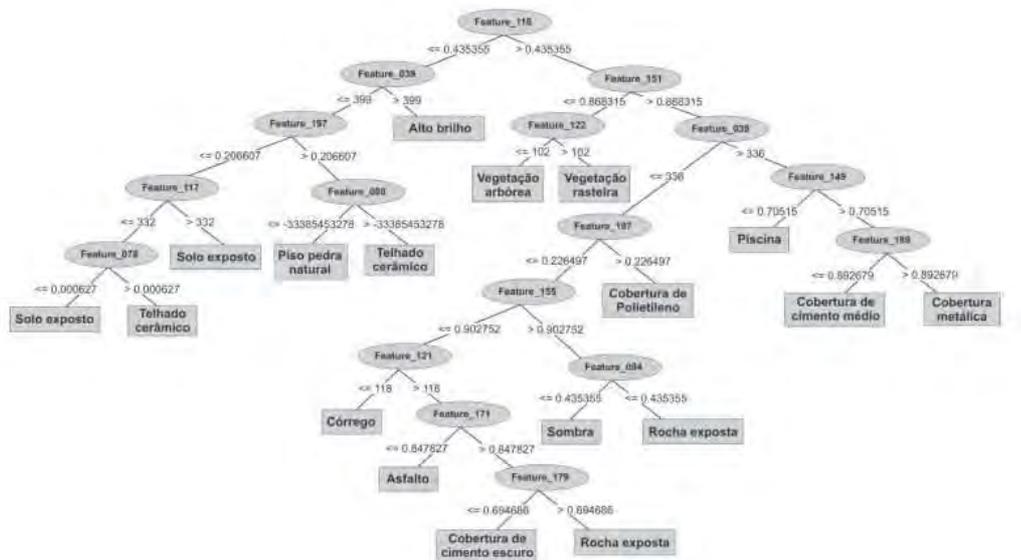


Figura 2.5 - Exemplo de árvore de decisão utilizada por Carvalho (2011).

3. ÁREA DE ESTUDO

3.1 Localização e caracterização

A Ilha do Maranhão está localizada ao norte deste estado, contida no Golfão Maranhense, e é formada por quatro municípios: São Luís (capital), São José de Ribamar, Paço do Lumiar e Raposa. Neste último está situada a área de estudo deste trabalho, conforme indicado na Figura 3.1.

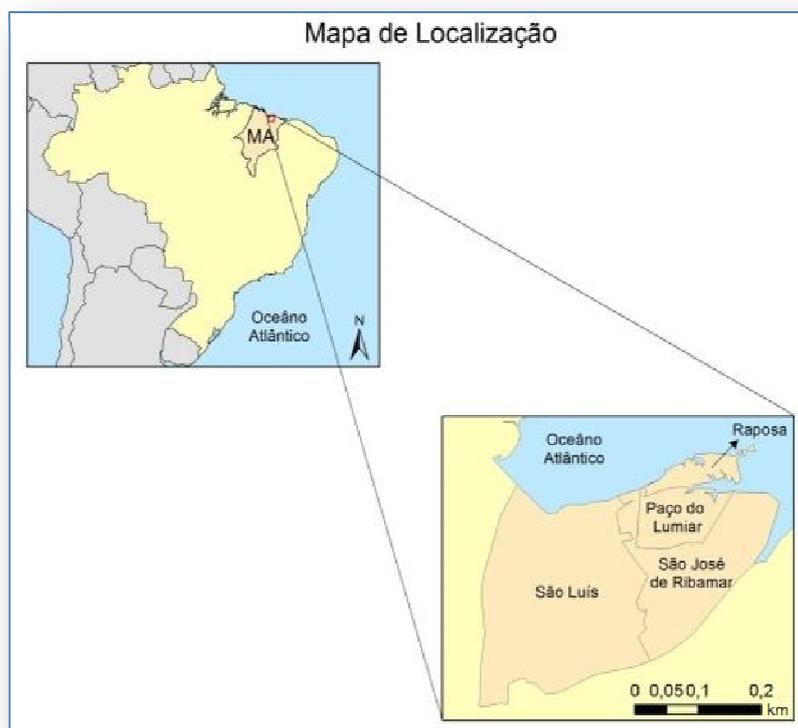


Figura 3.1 - Mapa de localização da área de estudo.

O município de Raposa originou-se nos anos de 1950, devido à permanência neste local de migrantes cearenses, principalmente pescadores. Criado em 10 de novembro de 1994 de acordo com a Lei Estadual nº 6.132/94, Raposa foi posteriormente implantada em Janeiro de 1997, ao se desmembrar do município de Paço do Lumiar (RANGEL, 2000).

Visando atender aos anseios de um novo modelo de divisão político-administrativa, o surgimento do município ocorreu sem qualquer planejamento urbano, social ou ambiental, impulsionando o crescimento da área rural e urbana por meio de ocupações desordenadas.

Distante do centro de São Luís em 28 km, o município de Raposa está localizado no extremo nordeste da Ilha do Maranhão. Segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE (2010), a cidade possui aproximadamente 26 mil habitantes e 64 km² de extensão, sendo o município limitado pelas coordenadas S 02°21' a S 02°32' e W 44°00' a W 44°12'.

Raposa possui uma das maiores colônias de pescadores do estado do Maranhão, sendo a pesca a principal atividade econômica do município. A cidade possui também algumas indústrias artesanais de confecções e poucas microempresas de prestação de serviços, podendo ser considerada uma cidade-dormitório de São Luís.

O município é caracterizado por um intenso processo de alteração da paisagem natural. Segundo Feitosa (1997), a paisagem costeira da região é composta por extensas baixadas litorâneas, com formações de praias arenosas, dunas móveis, paleodunas, manguezais, marismas e depósitos de vasas modelados por uma extensa rede de canais, comumente preenchidos pela preamar.

Raposa apresenta um clima tropical úmido com precipitação pluviométrica anual entre 1.600 mm e 2.000 mm. A temperatura média anual é superior a 27°C, e os meses mais quentes estão entre setembro e novembro, com temperatura média próxima a 32°C (MARANHÃO, 2002). Os meses mais chuvosos são março e abril, e o período seco vai de setembro a novembro.

Geologicamente, esta área é constituída por rochas sedimentares (arenitos róseos, pouco consolidados, com leitos de argila e caulim), da Formação Itapecuru, composta por arenitos finos e argilosos, com estratificações

cruzadas, da Série Barreiras, formada por sedimentos clásticos mal selecionados, variando de siltitos a conglomerados.

A Ilha do Maranhão é configurada geomorfologicamente como um platô suavemente ondulado de 25 a 58 metros de altitude em direção ao litoral, onde há feições como mangues, praias, dunas e planícies de maré (MARANHÃO, 1998a).

No município de Raposa, o ecossistema de mangues é relativamente homogêneo e ocupa uma faixa extensa de terras inundáveis pelas marés ao longo do litoral e embocaduras dos rios. Este ecossistema compreende estratificações vegetais em diferentes fases de maturação e amplo poder de regeneração. No interior, os manguezais são constituídos por florestas arbóreas fechadas e homogêneas com árvores de até 20 m de altura (MARANHÃO, 1998a). Nessa região, é marcante a presença de espécies como: *Rhizophora mangle*, L.; *Laguncularia racemosa*, G.; *Avicennia schaweriana*, L.; e *Avicennia germinans*, L. (BRASIL, 1991).

Além dos manguezais, essa região conta com a presença de restingas, cuja função principal é a fixação da areia quando submetida à incidência de ventos (MARANHÃO, 1998b).

Na área de estudo, há solos halomórficos, caracterizados pela presença de sais. Esses solos são constituídos por sedimentos não-consolidados e formados por matéria orgânica proveniente da deposição de detritos do mangue e da intensa biodiversidade de crustáceos (BRASIL, 1973). Há também a predominância de areias quartzosas marinhas, que se caracterizam como solos sem horizontes genéticos definidos, baixa fertilidade natural e elevada acidez (FEITOSA, 1996).

Na região do Golfão Maranhense, as correntes de maré podem atingir uma velocidade de até 7 m/s, e sua amplitude possui valores que variam de 4 a 7 m e decrescem em sentido ao Golfão (MARANHÃO, 1998b).

O município de Raposa é a principal aglomeração urbana no nordeste da Ilha. O seu crescimento populacional, intensificado a partir do crescimento da capital, impulsionou o avanço da cidade em direção ao manguezal, localizado na porção oeste da região. Por essa razão, o ecossistema de mangue tem sofrido degradação devido ao crescimento populacional e ao soterramento do mesmo pelo avanço das dunas, resultante da incidência dos ventos alísios.

Os mangues são sistemas abertos, devido ao constante fluxo de água, sedimentos e nutrientes. Trata-se de ecossistemas complexos e considerados os mais produtivos e ricos do planeta (MENQUINI, 2004). O ambiente de mangue é de extrema importância para a região, sendo importante a realização de estudos mais detalhados no mesmo (MOCHEL; PONZONI, 2007).

3.2 Áreas-testes

A área de estudo está localizada no extremo nordeste da Ilha do Maranhão, limitada pelas coordenadas S 02°21' a S 02°32' e W 44°00' a W 44°12', como observado na Figura 3.1. Para viabilização dos processamentos das imagens e melhor discriminação das classes de cobertura da terra, a área de estudo está dividida em duas áreas-testes, conforme ilustrado pela Figura 3.2.



Figura 3.2 - Mapa de localização das áreas-testes.
Fonte: Digital Globe (2010b).

A quantidade de alvos diversificados na cena, capazes de serem distinguidos pelo sensor, foi fator importante para a escolha das áreas-testes. Além dos alvos costumeiramente presentes em estudos urbanos, como por exemplo, piscinas, vegetação arbórea e rasteira, telhados, solo exposto, dentre outros, a área em questão possui alvos característicos de região litorânea, como mangue, dunas e canais de maré.

Para delimitar as duas áreas-testes deste estudo, foram considerados aspectos como disponibilidade de dados e facilidade de acesso para trabalho de campo, bem como a maior diversidade possível de classes de cobertura da terra de interesse para o mapeamento.

A área-teste A, apresentada na Figura 3.3 (a) tem alta heterogeneidade de alvos por ser um setor urbanizado, na qual é possível a identificação de classes como asfalto, piscinas, telhados, água, solo exposto, entre outras. Esta área é bastante diferenciada em relação a estudos de classificação de áreas urbanas tradicionais, pois além de possuir feições típicas do litoral, é uma área urbanizada que não possui fábricas, shoppings, prédios, indústrias e grandes avenidas, por exemplo. A área urbanizada do município de Raposa possui uma configuração diferenciada, com quadras irregulares e pouca impermeabilização do solo por meio de asfalto ou cimento.

A área-teste B, apresentada na Figura 3.3 (b), possui um ambiente natural pouco alterado e inabitado. Essa área possui vegetação de mangues, areia (dunas), água e restingas. Observa-se o contato das dunas com o manguezal e seu avanço devido à influência dos ventos alísios.

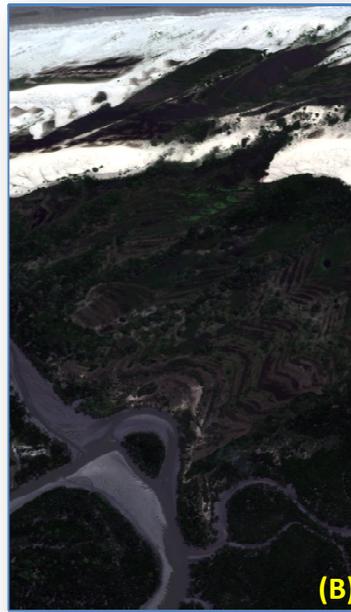


Figura 3.3 - Área-teste A e B, respectivamente.
Fonte: Digital Globe (2010b).

4. MATERIAL E MÉTODOS

Neste capítulo são descritos os dados, *softwares* e equipamentos utilizados, bem como os procedimentos metodológicos empregados para a execução deste trabalho.

4.1 Material

- Imagem WorldView-2 do tipo *ORStandard2A*; bandas pancromática e multiespectrais (*Coastal Blue, Blue, Green, Yellow, Red, Red Edge, Near-Infrared-1 e Near-Infrared-2*), com 0,5 m e 2,0 m de resolução espacial, respectivamente, e resolução radiométrica de 11 *bits* (DIGITALGLOBE, 2010c), obtida em 10 de junho de 2010.
- Pontos de controle coletados em campo com receptor GNSS de uma e duas frequências, utilizando os métodos estático relativo e cinemático (*Stop and go*).
- Dados altimétricos em escala 1:10.000 para a área correspondente ao município de Raposa, disponibilizados pelo Laboratório de Cartografia e Geoprocessamento da Universidade Federal do Maranhão – UFMA.
- Limites territoriais do município de Raposa, no formato ESRI *Shapefile* (shp) fornecidos pelo Laboratório de Cartografia e Geoprocessamento da Universidade Federal do Maranhão – UFMA.

4.1.1 Softwares

- Spring 5.1: Para a conversão, edição e ajustes topológicos dos dados vetoriais e elaboração do Modelo Digital de Elevação (MDE).
- ArcGIS 10.0 (ESRI, 2011): Edição de dados vetoriais.
- ENVI 4.7 (ITT, 2009): Utilizado na realização da fusão e recorte das imagens.

- PCI Geomática Ortho Engine 10.3 (PCI GEOMATICS, 2010): Ortorectificação das imagens.
- Spectrum Survey: Para o pós-processamento dos dados coletados pelo receptor GNSS em campo.
- Sokkia Planning 4.21: Para a configuração do receptor Sokkia.
- Mapgeo 2010 1.0: Este aplicativo, disponibilizado pelo IBGE, foi utilizado para realizar a determinação da ondulação geoidal de cada ponto implantado.
- PCCDU: Utilizado na configuração do receptor Topcon HiPer L1/L2.
- Topcon Tools V8: Usado para descarga dos dados observados do receptor Topcon HiPer L1/L2 e posterior processamento.
- ProGrid 1.1: Utilizado na conversão das coordenadas geográficas para UTM.
- InterIMAGE 1.35 (LVC - PUC-RJ, 2013): Utilizado na classificação das imagens.

4.1.2 Equipamentos

- Receptor GNSS SOKKIA – Modelo: Stratus – Implantação de pontos utilizados no processo de ortorectificação.
- Receptor GNSS Topcon – Modelo: HiPer – Utilizado para observação e coleta de dados dos pontos, implantado como base para o levantamento.
- Receptores GPS Garmin – Modelo: 12XL – Para localização dos pontos pré-definidos, cálculo das distâncias entre os pontos e a base, além da determinação do tempo de observação.

4.2 Métodos

A sequência e organização dos procedimentos metodológicos executados neste trabalho estão contidas no fluxograma da Figura 4.1. Os passos metodológicos relativos aos processamentos e avaliações realizadas durante o estudo estão descritos nas seções seguintes.

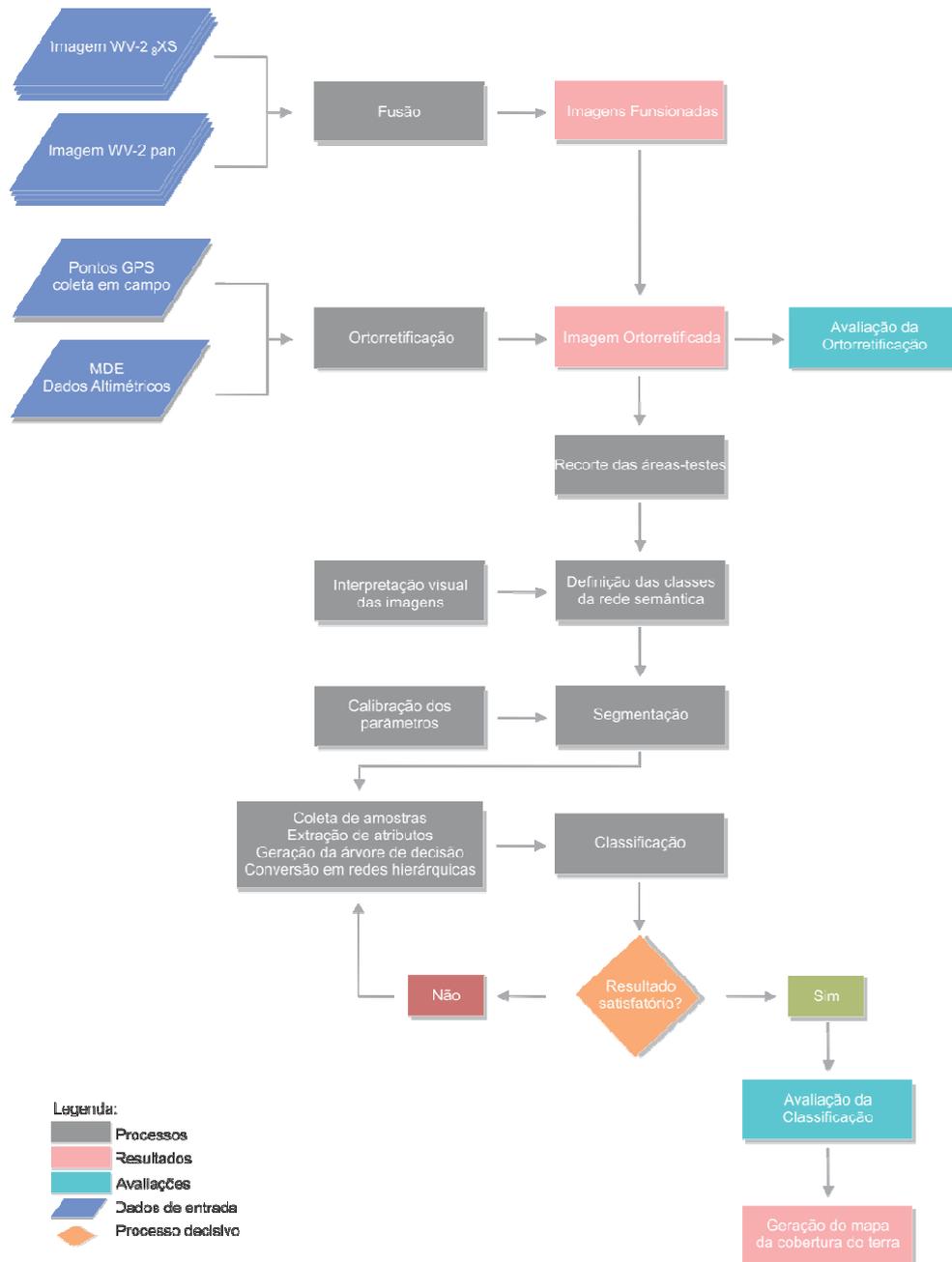


Figura 4.1 - Fluxograma metodológico.

4.2.1 Preparação dos dados

Segundo Schowengerdt (2007), a preparação de dados está relacionada à restauração da imagem, na qual são aplicadas operações visando à correção de imperfeições geométricas, radiométricas e/ou ruídos advindos do processo de aquisição da imagem.

Mather (2005) afirma que em estudos que visam à discriminação de alvos, as correções radiométricas e atmosféricas são desnecessárias em produtos obtidos por satélites de alta resolução uma vez que apresentam boa qualidade radiométrica.

Estudos realizados por Araújo et al. (2007), Boggione et al. (2010) e Ribeiro et al. (2009), com imagens do sensor QuickBird-2 indicaram que imagens com e sem correção radiométrica apresentam valores de radiância semelhantes, em casos nos quais as imagens não apresentam distorções significativas como ruídos, efeitos de borramentos, entre outros. Por isso, esta etapa não constitui parte dos procedimentos de pré-processamento desenvolvidos nesta pesquisa.

Com base nos estudos de Araújo (2006), Ribeiro (2010), Carvalho (2011) e Souza (2012), foram realizados os seguintes procedimentos: i) fusão das imagens, combinando a informação espectral das bandas multiespectrais com a informação geométrica da banda pancromática; ii) coleta e pós-processamento dos pontos de controle (*Ground Control Points - GCPs*) coletados em campo utilizando equipamento adequado (DGPS - *Differential Global Positioning System*); iii) elaboração do modelo digital de elevação (MDE); iv) ortorretificação da imagem, corrigindo as distorções geométricas através do aplicativo *OrthoEngine* e, posteriormente, validação da ortorretificação.

4.2.1.1 Fusão das imagens

A Fusão de imagens é uma operação de processamento que combina imagens diferentes com o objetivo de se obter um produto final de melhor qualidade (WALD, 1998). A expressão “melhor qualidade” depende da objetivo da

pesquisa. No caso deste trabalho, o termo “melhor qualidade” refere-se a uma imagem que reúna a informação espectral das bandas multiespectrais com a resolução espacial da banda pancromática.

Embora o método de fusão por Componentes Principais (CHAVEZ et al., 1991), tenha sido amplamente utilizado em estudos, como, por exemplo, em de Ribeiro (2010), Carvalho (2011) e Souza (2012), apresentando bons resultados para fusão de bandas de sensores de alta resolução espacial, neste estudo utilizou-se a fusão *Gram-Schmidt* (LABEN; BROWER, 2000). Padwick et al. (2010) afirmam que uma boa fusão é caracterizada por exibir excelente qualidade espacial e conservação das cores da imagem multiespectral original. Estes autores demonstram neste trabalho que a fusão *Gram-Schmidt* apresenta maior nitidez, além de melhor qualidade espectral se comparada à fusão por Componentes Principais.

A partir do conjunto de imagens utilizado neste trabalho, foram realizados testes e observou-se visualmente que a fusão por Componentes Principais apresentou grande dificuldade para a distinção dos alvos, optando-se, por isso pela fusão *Gram-Schmidt*. A Figura 4.2 a seguir demonstra a fusão *Gram-Schmidt*.



Figura 4.2 - Fusão Gram-Schmidt.

A fusão *Gram-Schmidt*, assim como a fusão por Componentes Principais, é uma operação com vetores com o objetivo de torná-los ortogonais. O processo é iniciado com a simulação de uma banda pancromática a partir das bandas multiespectrais de baixa resolução espacial. Em sequência, uma transformação de *Gram-Schmidt* é aplicada à banda pancromática simulada e às bandas multiespectrais, em que a pancromática simulada é empregada como a primeira banda. Assim, a primeira banda *Gram-Schmidt* é trocada pela banda pancromática de alta resolução e uma transformação inversa é aplicada para formar a imagem sintética de saída (RSI, 2003).

As fusões de imagens pancromáticas com multiespectrais foram realizadas utilizando o programa ENVI 4.7 (ITT, 2009). As imagens resultantes do processo de fusão apresentam resolução espacial de 0,5 m.

O satélite WorldView-2 adquire simultaneamente as imagens pancromática e multiespectrais (oito bandas), proporcionando a correspondência espacial de cada *pixel* entre as imagens (DIGITALGLOBE, 2010a). Assim, realizou-se inicialmente a fusão da banda pancromática com as bandas multiespectrais antes de se realizar a ortorretificação, para facilitar a identificação dos pontos de controle na imagem fusionada.

4.2.1.2 Ortorretificação

Para utilizar o potencial geométrico e radiométrico das imagens de alta resolução espacial, é necessário que elas sejam ortorretificadas. Este processo consiste na eliminação das distorções introduzidas pela variação da atitude do sensor durante a tomada de imagens, além da correção das distorções devido à elevação do terreno, fazendo com que a imagem seja representada em perspectiva ortogonal (SCHOWENGERDT, 2007).

Segundo Toutin (2004), sem a eliminação das distorções geométricas das imagens, elas não podem ser utilizadas diretamente como insumos da base cartográfica em um Sistema de Informações Geográficas (SIG). Tais distorções geométricas são corrigidas pela aplicação de modelos e funções matemáticas,

tais como modelos empíricos 2D/3D (polinomiais 2D/3D ou funções racionais 3D), modelo rigoroso ou físico 2D/3D e modelos determinísticos.

Considerando que os dados WorldView-2 disponíveis para este trabalho se encontram no nível *Ortho Ready Standard2A*, a ortorretificação das imagens foi realizada utilizando o modelo rigoroso, cujo aplicativo usado (*OrthoEngine – PCI Geomatics v10.3.2*) dispõe de um módulo específico para a correção dessas imagens.

Segundo PCI GEOMATICS (2007), a qualidade da correção geométrica é altamente dependente da quantidade, exatidão e distribuição dos pontos de controle (GCPs - *Ground Control Points*) e também do modelo matemático escolhido. Os GCPs devem ser feições bem definidas e de fácil reconhecimento no terreno e na imagem, e precisam estar distribuídos uniformemente e, preferencialmente, cobrirem toda a variação altimétrica do terreno (TOUTIN, 2004). Por isso, o planejamento do trabalho de campo é de suma importância, bem como o reconhecimento da área a ser estudada (MONICO, 2000).

Para a ortorretificação das imagens, foram utilizados GCPs obtidos a partir de levantamento de campo. Este procedimento foi realizado nas seguintes etapas:

- Reconhecimento da área de estudo de 27 a 30 de outubro de 2011.
- Treinamento durante o mês de abril de 2012 para utilização dos equipamentos e aprimoramento das etapas de campo.
- Impressão em papel das imagens WorldView-2 que auxiliou na busca das áreas e feições de fácil visualização para a seleção e coleta dos GCPs (marcações em calçadas, quinas de muros, cruzamento de estradas e ruas, entre outros).
- Realização de jornada de campo no período de 20 de maio a 02 de junho de 2012, com implantação e determinação das coordenadas de pontos.

- Os pontos coletados em campo foram processados em escritório, tendo como base de referência para o processamento a Estação UEMA (SALU), instalada nas dependências da Universidade Estadual do Maranhão. Durante esta etapa do trabalho, foi elaborado o histórico do levantamento, preenchendo-se um relatório descritivo de cada ponto implantado, contendo informações como: nome do projeto, identificador do ponto (ID), nome atribuído ao ponto, equipamento utilizado, data, hora, croqui da localização, condições meteorológicas, observações sobre possíveis obstáculos próximos ao ponto. Foram realizados registros de fotos com as indicações do Norte, Leste, Sul e Oeste.

Na escolha dos pontos, procurou-se por feições que fossem de fácil visualização na imagem e que não estivessem próximos a árvores ou outros obstáculos que obstruíssem ou pudessem prejudicar a recepção dos dados. Alguns exemplos de pontos escolhidos durante o levantamento de campo se encontram na Figura 4.3.



Figura 4.3 - Exemplos de feições (a), (b) e (c) escolhidas para a implantação e aquisição de pontos com o GPS.

Para a implantação dos pontos de controle e a determinação de suas coordenadas, foram empregados dois receptores GNSS; um Sokkia, modelo Stratus, na função de *rover* (móvel) e um Topcon HiPer, como base. O método empregado nesta etapa do trabalho foi o estático relativo.

O processo de ortorretificação é apresentado na Figura 4.4. As etapas deste procedimento compreenderam a implantação dos pontos GCPs, a geração do modelo digital de elevação, a fusão, ortorretificação e a avaliação deste processo.

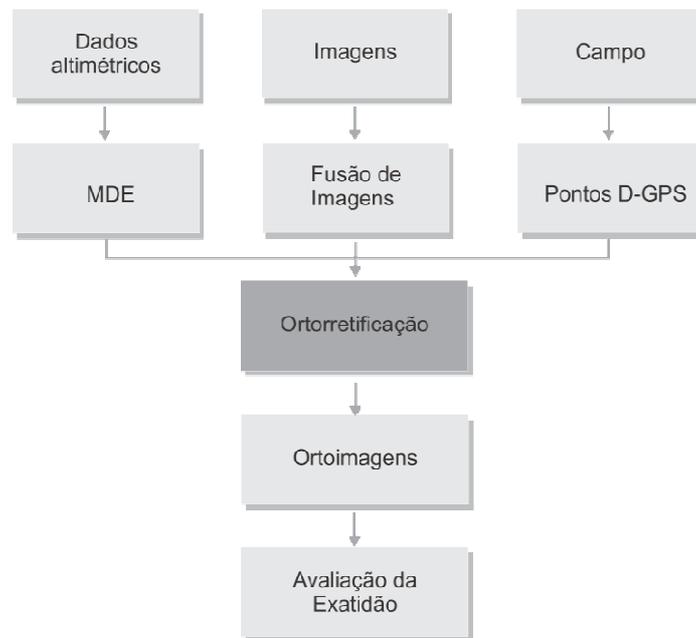


Figura 4.4 - Fluxograma metodológico do processo de ortorretificação.

Neste processo, é possível ortorretificar a imagem fusionada, porém, ao selecionar a imagem, é necessário indicar os metadados contendo as informações de efemérides do satélite que se perdem ao realizar a fusão. Por isso, este procedimento foi realizado com o software ENVI 4.7 antes da ortorretificação, e adotou-se o nome do arquivo referente à banda pancromática como sendo o nome do arquivo de imagem resultante. Dessa maneira, preservaram-se as informações da imagem e permitiu-se melhorar a localização dos pontos na imagem pela imagem fusionada.

O Modelo Digital de Elevação (MDE) é considerado importante para o processo de ortorretificação. O MDE utilizado neste trabalho foi gerado a partir de dados altimétricos (escala 1:10.000) disponibilizados pelo Laboratório de Geoprocessamento da UFMA. Os arquivos obtidos estavam em formato vetorial ESRI *Shapefile* (shp), facilitando a importação para o *software* ArcGIS

10.0, onde foram realizadas edições e ajustes e posterior conversão de dados das informações relativas à projeção e datum. Posteriormente, com os dados editados, o MDE foi criado por meio de *krigeagem* utilizando-se o *software* Spring 5.1.

Para a realização da ortorretificação da imagem, foram implantados 42 pontos de controle. Na escolha dos pontos de controle, observou-se a distribuição espacial dos pontos na área, procurando-se garantir a qualidade do produto cartográfico final. A distribuição dos pontos se encontra na Figura 4.5.

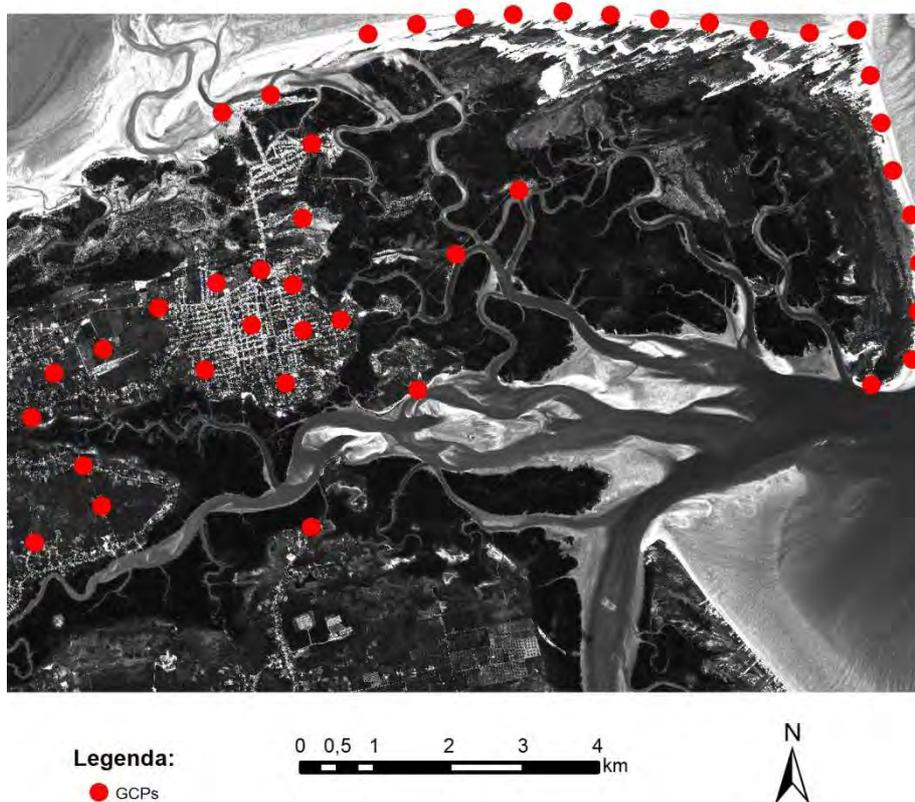


Figura 4.5 - Localização geográfica dos 42 pontos de controle na área de estudo.

A área de estudo é constituída por um setor urbano, grandes extensões de mangue e praia. Na área urbana, foram coletados 23 pontos pelo método estático relativo, e na área de manguezal, foram adquiridos 19 pontos e utilizado o método *Stop and Go* relativo.

As áreas de mangue e praia apresentam constante alteração e não permitem encontrar pontos comuns que possam ser identificados na imagem e no terreno. Dessa maneira, percorreu-se uma trajetória pré-definida na imagem com pontos sendo implantados a cada 650 m neste setor. Devido à necessidade de ortorretificar essa área da imagem, porém frente à dificuldade de localização e a precisão dos pontos, os mesmos entraram no processo de ortorretificação. É importante ressaltar que os pontos coletados nesta área, foram inseridos no sistema de ortorretificação com pesos menores do que os pontos implantados na área urbana, de forma a evitar grandes distorções da imagem.

Dessa forma, para a ortorretificação, foram utilizados os 42 GCPs apresentados na Figura 4.6, sendo 25 GCPs (*Ground Control Points*) e 17 pontos independentes de verificação (ICPs – *Independent Check Points*). Os ICPs foram utilizados para calcular os valores da Raíz Quadrada do Erro Médio Quadrático (*Root Mean Square Error – RMSE*) que indica a qualidade estatística da ortorretificação.

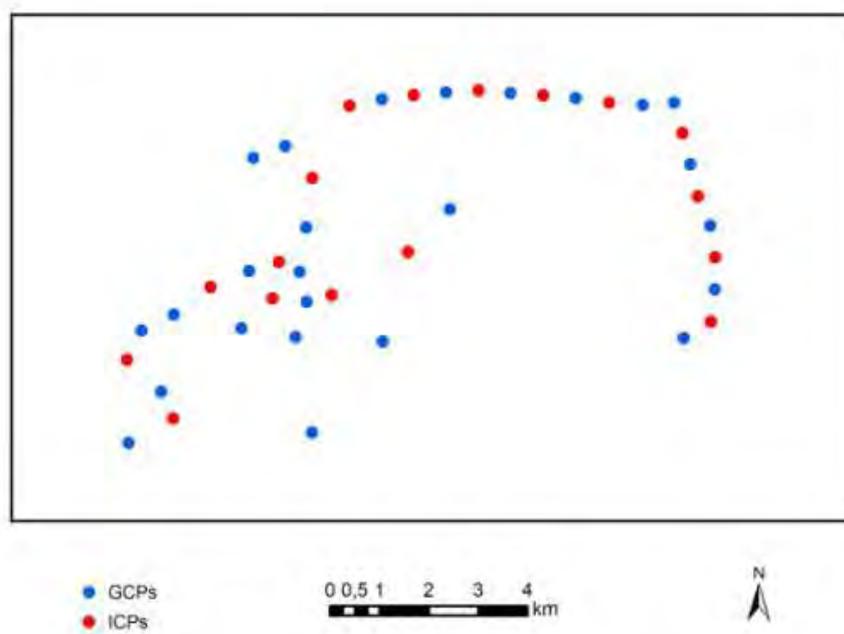


Figura 4.6 - Distribuição espacial dos pontos de controle (em azul) e de teste (em vermelho) para a ortorretificação da imagem WorldView-2.

Os pontos coletados em campo foram processados, tendo como estação-base de referência o ponto localizado nas dependências do hotel 'Fazendinha', que teve suas coordenadas transportadas a partir da Estação UEMA (SALU), instalada na Universidade Estadual do Maranhão (UEMA).

Antes de proceder à ortorretificação das imagens no módulo *OrthoEngine* do software PCI Geomatics 10.3, as altitudes geométricas (referidas ao elipsoide), obtidas pelo levantamento, foram convertidas em altitudes ortométricas (referidas ao nível médio do mar) pelo software MAPGEO 2010 v.1.0. Esta transformação é necessária para que as altitudes sejam referidas ao geoide. Posteriormente, realizou-se a conversão das coordenadas geográficas para UTM pelo programa PROGRID.

A imagem orbital teve sua exatidão avaliada com base nas Instruções Reguladoras das Normas Técnicas da Cartografia Nacional, estabelecidas pelo Decreto-Lei nº 89.817 de 20 de junho de 1984, que define o Padrão de Exatidão Cartográfica (PEC) (BRASIL, 1984).

Para a avaliação foram calculadas as estatísticas amostrais, apresentadas na Tabela 4.1, para cada componente (E e N), a saber: erro mínimo, erro máximo, média, desvio padrão e a raiz do erro médio quadrático em função das discrepâncias entre coordenadas homólogas obtidas no terreno e nas ortoimagens. Os resultados destas estatísticas serviram de base para as análises de tendência e precisão e estão disponíveis na Tabela 4.2.

Tabela 4.1 - Estatística de validação da imagem WorldView-2.

| | dE | dN |
|--------------------------|---------------|---------------|
| ERRO MÍNIMO (m) = | -0,770 | -0,430 |
| ERRO MÁXIMO (m) = | 0,880 | 2,240 |
| MÉDIA (m) = | 0,112 | 0,131 |
| DESVPAD (m) = | 0,409 | 0,646 |
| RMSE (m) = | 0,266 | 0,412 |

Para verificar a possível tendência em determinada componente planimétrica (E e N) e a classificação planimétrica das ortoimagens geradas segundo o PEC

Nacional, foram realizadas análises de tendência e precisão segundo a metodologia proposta por Galo e Camargo (1994).

Dessa forma, foram aplicados testes estatísticos *t-student* e *qui-quadrado*, respectivamente. Os resultados desses testes mostram que a imagem apresenta tendência em duas direções, sendo 0,11 m (11 cm) na componente E e 0,13 m (13 cm) na componente N. Essa tendência pode ser explicada devido à maior imprecisão dos pontos do litoral mencionada anteriormente.

Tabela 4.2 - Resultados para a análise de tendência e precisão da ortoimagem.

| Teste Estatístico | Componente E (m) | Componente N (m) |
|---|------------------|------------------|
| \bar{x} | 0,112 | 0,131 |
| \bar{s} | 0,409 | 0,646 |
| $t_{amostral}$ | 1,495 | 1,107 |
| $t_{(16;5\%)}$ | 1,699 | 1,699 |
| $t_{amostral} < t_{(16;5\%)}$ | Verdadeiro | Verdadeiro |
| $\chi^2_{amostral} (Classe A)$ | 4,322 | 10,769 |
| $\chi^2_{(16;10\%)}$ | 39,087 | 39,087 |
| $\chi^2_{amostral} \leq \chi^2_{(16;10\%)}$ | Verdadeiro | Verdadeiro |

Segundo o Padrão de Exatidão Cartográfica, 90% dos pontos bem definidos em uma carta não deverão apresentar erro superior ao erro estipulado. Neste trabalho, o erro de identificação especificado foi de 1 m. O tamanho dos pixels da imagem é 0,5 m e assim, é importante considerar a dificuldade em determinar a localização exata de um ponto na imagem. Visto que o ponto pode estar presente no *pixel* esperado ou localizado na vizinhança dos quatro pixels ao redor, projetou-se um erro de identificação do ponto no terreno de 1 m.

As 17 amostras foram avaliadas como referentes a este erro, sendo que apenas um ponto apresentou erro maior que 1 m. Dessa maneira, pode-se afirmar que a imagem atende aos requisitos do PEC na escala 1:3.333 - Classe A. Na Tabela 4.3, consta a classificação da imagem em relação às classes A, B e C.

Tabela 4.3 - Classificação da ortoimagem nas Classes A, B e C do PEC.

| Resolução da imagem (m) | Precisão da identificação do ponto no terreno (mm) | Condição | Escala | Análise dos PECs | | |
|-------------------------|--|------------------------|---------|------------------|----|-----------|
| 0,5 | 1000 | classe A - ep = 0,3mm | 3333,33 | 1000 | mm | aceito |
| | | | 2000,00 | 600 | | reprovado |
| | | | 1000,00 | 300 | | reprovado |
| | | classe B - ep = 0,5 mm | 3333,33 | 1667 | mm | aceito |
| | | | 2000,00 | 1000 | | reprovado |
| | | | 1000,00 | 500 | | reprovado |
| | | classe C- ep = 0,6 mm | 3333,33 | 2000 | mm | aceito |
| | | | 2000,00 | 1200 | | reprovado |
| | | | 1666,00 | 1000 | | reprovado |
| | | | 1000,00 | 600 | | reprovado |

A escala 1/3.333,33 foi determinada considerando o deslocamento máximo calculado na ortorretificação e o valor do PEC - classe A definido na norma. As escalas 1:2.000 e 1:1.000 foram impostas considerando a possibilidade de utilizá-las no projeto a partir das especificações propostas para o mapeamento.

A precisão encontrada na implantação dos pontos de controle foi suficiente para se obter uma boa correção nas imagens e uma análise estatística confiável, permitindo a utilização da imagem nas etapas subsequentes de trabalho.

Embora os pontos da área de praia (trajetória) tenham sido obtidos com menor precisão e utilizados com menor peso no processo de ortorretificação, além de terem introduzido tendência, esse procedimento foi aceitável e também necessário diante da dificuldade de implantação desses pontos no local.

4.2.2 Classificação da cobertura da terra

Após a ortorretificação das imagens, efetuou-se a classificação da cobertura da terra utilizando a abordagem de análise de imagens baseada em objetos geográficos (GEOBIA). Para isso utilizou-se o *software* InterIMAGE 1.35, no qual foram organizados projetos independentes para cada área-teste.

Carvalho (2011) e Ribeiro (2010) utilizaram imagens do WorldView-2 para classificar a cobertura do solo urbano. Souza (2012), entretanto, baseou seu estudo em área urbana com feições típicas de áreas costeiras, classificando alvos bastante distintos de uma área urbana tradicional não analisados em trabalhos anteriores. Assim, este trabalho, com uma proposta semelhante ao estudo de Souza (2012), classifica uma área urbana costeira, com pouca impermeabilização da terra por materiais como cimento ou asfalto, considerando alvos não comuns aos centros urbanos tradicionais e também uma área natural e pouco alterada antropicamente.

Os procedimentos realizados na classificação das imagens foram: i) definição e caracterização das classes de cobertura da terra; ii) construção das redes semânticas hierárquicas; iii) segmentação da imagem; iv) coleta de amostras e extração de atributos; v) Mineração de Dados; vi) classificação da imagem; vii) avaliação da classificação.

4.2.2.1 Definição e caracterização das classes de cobertura da terra

Para a definição das classes de cobertura utilizou-se a metodologia baseada na análise visual das imagens WorldView-2 adotada por Carvalho (2011), Ribeiro (2010), Souza (2012), e com imagens QuickBird-2 por Hofmann (2001), Araújo (2006), Pinho (2005) e Novack (2009).

O trabalho de campo realizado permitiu não apenas a coleta de pontos utilizados na ortorretificação, mas também o reconhecimento da área, o que auxiliou na interpretação e identificação visual de feições e alvos presentes na cena. Algumas áreas da imagem puderam ser observadas através do *software* GoogleEarth (GOOGLE EARTH, 2012), conforme realizado por Carvalho (2011). Infelizmente, o módulo *Street View*, que permite a visualização do local em uma perspectiva horizontal, não estava disponível na maior parte município de Raposa, sendo possível observar apenas pequenas áreas da imagem. A Figura 4.7 apresenta a principal via do município de Raposa vista a partir de imagens do *Google Earth* e do módulo *Street View*.



Figura 4.7 - a) Imagem do *Google Earth* em perspectiva vertical. b) Imagem do módulo *Street View* em perspectiva horizontal.
Fonte: Google Earth (2013).

Mesmo com a experiência empírica do intérprete em reconhecer feições, nem sempre a qualidade das imagens e os métodos de processamento de imagens disponíveis permitem a identificação de alvos. Na prática, algumas tonalidades de cor não são bem distinguíveis trazendo limitações em determinados casos.

Segundo Ribeiro (2010), em alguns casos não é possível diferenciar objetos com comportamento espectral muito semelhante e em estados de conservação distintos, mesmo com a utilização de atributos de forma e contexto na classificação. Dessa maneira, a autora agrupou algumas classes abrangendo mais de um tipo de material.

Assim como nos experimentos feitos por Ribeiro (2010), os telhados de aço galvanizado e alumínio limpos foram agrupados na classe "Telha Metálica" neste trabalho. Embora sejam diferenciados devidos à banda de absorção na região do infravermelho próximo, sendo 830 nm para o aço, e 1.030 nm para o alumínio (MOREIRA, 2008), o envelhecimento do material e a oxidação aproximam o comportamento espectral desses materiais.

A classe "Telha Cerâmica" agrupa as telhas claras, escuras e em diversos formatos como: francesa, romana, portuguesa ou colonial. Esse agrupamento ocorreu devido aos comportamentos espectrais semelhantes entre os diferentes tipos de telha.

A classe de cobertura "Alvos de Cimento Claros" foi criada para agrupar objetos compostos por cimento, como cobertura de lajes planas e pavimentos que se utilizam de argamassa cimento. A discriminação desses alvos foi feita unicamente pelo brilho observado nas imagens.

Os alvos compostos por telhas de fibrocimento com ou sem amianto, ou concreto muito escurecido devido ao envelhecimento do material foram agrupados na classe "Alvos de Cimento Escuros".

Devido a dificuldade de classificação de alguns alvos foi necessária a criação de dois rótulos. A classe "Duna úmida", por exemplo, foi criada devido a dificuldade de distinção do alvo "Duna", pelo contato das águas do mar com a areia da duna ou então devido a deposição de água da chuva. A presença de água na duna alterava a resposta espectral do alvo dificultando sua classificação. Uma distinção semelhante acontece com o alvo "Água", que se refere a águas doces e continentais e "Águas oceânicas", que se refere a água do mar ou água presente nos canais de maré. Este alvo apresenta uma coloração mais clara que o alvo "Água" dificultando sua classificação e justificando a necessidade dessas duas classes.

As imagens de Sensoriamento Remoto são interpretadas por meio dos elementos básicos de análise e interpretação (tonalidade/cor, textura, tamanho, forma, sombra, altura, padrão e localização) possibilitando a extração de informações dos objetos, áreas ou fenômenos (FLORENZANO, 2002). Assim, na Figura 4.8, Jensen (2009) apresenta a ordem sequencial dos elementos de interpretação da imagem.



Figura 4.8 - Ordem sequencial de análise de interpretação da imagem.
 Fonte: Adaptado de Jensen (2009).

Com base nos critérios de Florenzano (2002) e Jensen (2009) e nos exemplos de Araujo (2006), Ribeiro (2010), Carvalho (2011) e Souza (2012), foram definidas 19 classes de cobertura da terra encontradas nas duas áreas-testes, conforme apresentado no Quadro 4.1. Como mencionado anteriormente, as classes de cobertura encontradas neste estudo são diferentes das classes encontradas em estudos de centros urbanos já estudados pelos autores mencionados, por se tratar de uma área urbana costeira e natural.

Quadro 4.1 - Chaves de interpretação das classes de cobertura da terra de interesse.

| Classe | Amostra | Cor (RGB532) | Localização/Contexto | Forma, Tamanho e Textura |
|--------------------------|---------|-----------------------------|--|--|
| Piscina | | Azul claro a ciano. | Dentro das quadras, vizinhas às residências. | Forma retangular e textura lisa. |
| Solo Exposto | | Amarelo claro a laranja. | Ruas não pavimentadas, terrenos. | Forma irregular em terrenos, alongada em ruas não pavimentadas, tamanho variável e textura lisa. |
| Vegetação Arbórea | | Verde escuro a verde médio. | Dentro de quadras ou áreas preservadas. | Forma irregular, tamanho variável, textura rugosa. Presença de sombras. |

Quadro 4.1 - Continuação

| | | | | |
|--------------------------------|---|--|--|--|
| Vegetação Rasteira |  | Verde claro a verde médio. | Dentro de quadras ou áreas desocupadas. | Textura lisa a pouca rugosa, forma e tamanhos variados. |
| Sombra |  | Escura tendendo a preto. | Vizinha às edificações e árvores. | Textura lisa, forma e tamanhos variados. |
| Telhado Cerâmico |  | Variações de tons de vermelho e laranja. | Dentro de quadras. Presença de outros tipos de telhado ao redor. | Textura lisa a levemente rugosa, forma retangular e tamanhos variados. |
| Asfalto |  | Cinza escuro. | Presença em ruas pavimentadas. | Continua tamanhos variados. |
| Água |  | Cinza escuro a preto. | Áreas inundadas pela maré e tanques de criação de pesca. | Textura lisa, formato e tamanhos variados. |
| Areia |  | Amarelo a branco. | Próximas a vegetação. | Textura lisa, forma e tamanhos variados. |
| Alvos de Cimento Claros |  | Cinza claro a branco. | Dentro de quadras, telhados comerciais ou de serviços. | Forma predominantemente retangular, textura lisa ou pouco rugosa, tamanhos variados. |
| Telha Metálica |  | Tons de azul claro a branco. Podem apresentar leves tons de cinza. | Dentro de quadras, telhados comerciais ou de serviços. | Textura lisa ou pouco rugosa, forma retangular e tamanhos variados. |

Quadro 4.1 - Conclusão

| | | | | |
|---------------------------------|---|-----------------------------|---|---|
| Alvos de Cimento Escuros |  | Cinza escuro. | Dentro de quadras, em geral demonstrando moradias de baixo padrão socioeconômico ou telhados comerciais ou de serviços. | Textura lisa ou pouco rugosa, forma retangular e tamanhos variados. |
| Pedra Natural |  | Amarelo a branco. | Dentro de quadras e próxima a piscinas. | Textura lisa, formato retangular, tamanho médio. |
| Dunas |  | Amarelo claro a branco. | Próximas à praia; em geral, possuem vegetação ou mangue ao redor. | Textura lisa, forma irregular e tamanhos variados. |
| Banco de Areia |  | Cinza claro a escuro. | Próximas a canal de maré e água. | Continua |
| Canal de Maré |  | Cinza muito escuro. | Possui vegetação, mangue e água em suas proximidades. | Forma alongada, tamanho grande e textura lisa. |
| Mangue |  | Verde médio a verde escuro. | Localizado próximo aos canais de maré. | Textura rugosa, forma irregular e tamanhos variados. |
| Duna Úmida |  | Bege a cinza claro. | Localizada nas dunas. | Textura lisa, forma e tamanho variados. |
| Solo Úmido |  | Cinza escuro. | Localizado próximo a áreas de vegetação. | Textura lisa a pouco rugosa, tamanho e forma variados. |

4.2.2.2 Elaboração da rede semântica

No âmbito do InterIMAGE, a rede de estruturação das classes é ao mesmo tempo hierárquica e semântica (COSTA et al., 2007). Assim, os operadores são inseridos no nó-pai, que geram segmentos correspondentes ao conceito do nó, posteriormente transmitidos e processados por seus nós-filhos.

A rede hierárquica no InterIMAGE tem o objetivo de representar a estratégia sequencial e organizacional da classificação. O processo de classificação a partir de uma hierarquia subdivide a interpretação da cena em subproblemas de resoluções mais simples. A estratégia utilizada para a construção das redes hierárquicas deste estudo baseou-se em Araújo (2006), Novack (2009), Pinho (2005), Ribeiro (2010) e Souza (2012), em que os níveis superiores possuem as classes mais facilmente separáveis, deixando nos níveis inferiores as classes com maior confusão entre si. É importante ressaltar que o desenvolvimento das redes deste trabalho foi realizado de uma forma distinta, como explicado a seguir.

O processo de construção da rede hierárquica com poucos níveis e muitos nós-folhas como utilizado por Ribeiro (2010) e Souza (2012) foi levado em consideração devido ao custo computacional facilitado. Entretanto, neste trabalho, foi usada uma metodologia distinta, exigindo maior quantidade de níveis hierárquicos. A hierarquia presente na rede semântica elaborada é meramente operacional e não conceitual.

Já que a utilização da Mineração de Dados permite apenas um nível de segmentação na rede semântica, optou-se por criar uma nova metodologia para a classificação de imagens utilizando o algoritmo C4.5 do sistema InterIMAGE. Assim sendo, foi construída uma rede, no qual para cada classe foi implantado o algoritmo C4.5 agregando seus parâmetros particulares de segmentação (RIBEIRO, 2013 - Comunicação Pessoal). A rede hierárquica criada para a área-teste A é apresentada no Apêndice B.

4.2.2.3 Segmentação

A segmentação é um processo de agrupamento de *pixels* de uma imagem em regiões, de maneira que os elementos pertencentes a cada região sejam similares em relação a uma ou mais propriedades (PA; PAL, 1993). Segundo Jensen (2005), os métodos de segmentação baseados em objeto consideram além das características espectrais, informações espaciais, como forma e contexto.

Segundo Carvalho (2011), o processo de segmentação é considerado o estágio inicial para a análise e classificação da imagem, pois a partir dela os objetos da imagem são gerados e seus atributos definidos. Assim, são necessários cuidados com a segmentação de imagem, uma vez que o resultado desta etapa do trabalho repercute positiva ou negativamente nas seguintes (ARAÚJO, 2006).

Neste contexto, uma segmentação é considerada “boa” quando gera polígonos que correspondam o máximo possível a objetos da cena real, levando em consideração as limitações impostas pela imagem utilizada (RIBEIRO, 2010).

Nesta etapa do trabalho, buscou-se extrair os objetos da cena mais representativamente possível, ou seja, adquirir uma geometria mais semelhante possível àquela dos objetos reais. Desta maneira, foram realizados vários testes de segmentação e avaliações visuais dos objetos, que visaram encontrar os parâmetros mais adequados à classificação dos ambientes em questão.

Os estudos realizados por Ribeiro (2010), Carvalho (2011) e Souza (2012) utilizaram dois níveis de segmentação, em que o primeiro nível separava quadras e ruas pelo emprego do segmentador *TerraAida_Shapefile_Import* através de dados vetoriais, como os limites de quadras. O segundo nível de segmentação realizado nesses trabalhos usou o segmentador *TerraAida_Baatz_Segmenter*.

Neste trabalho, a área-teste A, diferentemente dos estudos realizados anteriormente, apresenta uma área urbana costeira, com pouca impermeabilização (utilização de materiais como cimento e asfalto) e com limites de quadras pouco definidos. A área-teste B caracteriza-se pela presença de áreas naturais e inalteradas antropicamente. Desta maneira, optou-se apenas pela utilização do segmentador *TerraAida_Baatz_Segmenter*.

Este algoritmo, proposto por Baatz e Schäpe (2000), utiliza o conceito de crescimento de regiões, no qual os parâmetros de escala, cor, compacidade e pesos de cada banda espectral da imagem são ajustados pelo analista. O fator de escala controla a máxima heterogeneidade permitida por segmento, de modo que fatores de escala maiores permitem a geração de segmentos maiores. Os parâmetros de cor e forma são complementares e indicam o quanto dessas informações são usadas no processo de segmentação. O parâmetro de forma é ainda dividido em compacidade e suavidade, sendo que altos valores de compacidade conduzem a segmentos mais compactos e menores, e um alto valor de suavidade conduz a segmentos otimizados e bordas suaves.

De modo geral, neste trabalho, optou-se pela supersegmentação, que resulta em mais segmentos para um mesmo alvo, mas não inclui partes de alvos distintos dentro de um segmento. A Figura 4.10 mostra a segmentação de uma seção da área-teste A definida a partir de testes realizados, considerando os parâmetros disponíveis no Apêndice C.



Figura 4.9 - Exemplo de uma boa segmentação.

4.2.2.4 Mineração de Dados

As técnicas de Mineração de Dados definem quais atributos, dentre os disponíveis no conjunto de imagens utilizadas são mais relevantes para descrever as classes de cobertura da terra de forma automática.

Pinho et al. (2008), Novack (2009), Leonardi (2010), Vieira (2010) e Carvalho (2011) utilizaram na Mineração de Dados o algoritmo J48 disponível no *software* WEKA (renomeado a partir do C4.5). Para priorizar a utilização de uma mesma plataforma (*software*), optou-se por utilizar o algoritmo C4.5 já implementado no próprio InterIMAGE. É importante ressaltar que a configuração desse sistema não permite a interferência do usuário na definição dos parâmetros da árvore de decisão conforme realizado no WEKA. As árvores geradas nessa etapa do trabalho estão disponíveis no Apêndice D e apresentam tamanho pequeno, pouca complexidade e pouca repetição de atributos.

4.2.3 Modelo de classificação

Neste trabalho, a extração dos atributos foi realizada em etapas, sendo extraídos cinco atributos por vez, através da ferramenta *Samples Editor* do InterIMAGE, até que a extração de todos os atributos necessários fosse realizada. Neste procedimento, calibraram-se os parâmetros da segmentação da referida classe, utilizando o operador *TA_Baatz_Segmenter*, e no processo de exportação, foram escolhidos os atributos. Esse procedimento gerou muitos arquivos de tabelas, cada qual com cinco atributos, conforme mencionado, que foram posteriormente unidos pelo *software* ArcGIS 10.0. É importante ressaltar que não foi viável a realização de extração dos atributos de textura nesse processo.

Para a realização da Mineração de Dados, foi necessária a coleta de amostras. Visto que a metodologia escolhida utiliza um parâmetro de segmentação para cada classe, era necessário, neste processo, coletar amostras da referida classe e de todos os outros alvos. Assim, na classe Arbórea, por exemplo,

coletaram-se amostras desta referida classe, e posteriormente, muitas outras amostras de diversos alvos presentes na cena, como água, vegetação rasteira, asfalto e solo rotuladas como 'nada'.

Essas amostras foram exportadas sem qualquer informação de atributos e por isso, posteriormente, foram unidas às tabelas mencionadas anteriormente pelo *software* ArcGIS 10.0, antes de serem importadas através da implantação do algoritmo C4.5 ao nó da rede.

Assim, a rede hierárquica deste trabalho possui um nó rotulado como Tudo, ao qual estão associados todos os outros nós da rede. Este nó maior não possui nenhum operador associado a ele, tendo em seu processo *Top-Down* o operador *Dummy_TopDown* associado, e no processo *Bottom-Up*, o operador *Dummy BottomUp*. É importante ressaltar que este nó possui uma regra de decisão, onde os conflitos são resolvidos por meio da atribuição de valores de pertinência a cada uma das classes, priorizando aquelas cujas classificações definiram melhor os objetos, com menos erros de omissão ou comissão. Assim, a regra de decisão contou com valores de pertinência (*membership*) para cada classe, disponíveis no Apêndice E.

Abaixo do nó Tudo, um nó-pai com o nome da classe a ser classificada é seguido de um nó-filho com o mesmo nome onde é implantado o operador *TA_C45_Classifier*, que possui um conjunto de amostras da referida classe e da classe "nada". A rede semântica utilizada bem como os operadores associados, estão disponíveis no Apêndice E. A rede semântica é então formada pela repetição desta estrutura, na qual todas as classes no processo *Bottom-up*, tiveram o operador *Dummy BottomUp* associado.

No final da rede, há uma classe "Resto" sem qualquer operador associado, responsável pela classificação do que não foi classificado por nenhum dos algoritmos C4.5 implantados nos nós acima. Esta classe foi criada apenas para que a imagem não ficasse com pequenas partes não classificadas, e poucos representativas, devido a pouca quantidade de objetos classificados como tal.

A classificação da área-teste A, por sua vez, teve de ser adaptada. Por possuir 15 classes, esta área-teste gerava uma quantidade muito grande de objetos no processo de classificação, não permitindo que fosse gerado um resultado final. Assim, disparou-se o minerador em cada classe individualmente, exportou-se o resultado de cada classificação independente, e posteriormente a rede foi refeita de forma simplificada. Em cada nó da rede, implantou-se o operador *ShapeFile_Import* para importar os resultados da classificação já obtidos pela rede anterior. Dessa maneira, por meio dos valores de pertinência dos *memberships* colocados na regra de decisão do processo *Bottom-up* do nó Tudo, foi possível realizar a classificação. Esse procedimento foi uma alternativa garantindo o mesmo resultado, porém diminuindo a quantidade de objetos gerada no processo. A simplificação da rede semântica pode ser observada no Apêndice E.

4.2.4 Avaliação da Classificação

A cobertura da terra é um dado susceptível a mudanças, uma vez que o material de um telhado pode ser substituído ou uma área com vegetação pode ter sua vegetação retirada, transformando-se em solo exposto, por exemplo. Desta maneira, não é possível existir um mapa de referência ou verdade de campo absoluta (RIBEIRO, 2010).

Assim, os mapas temáticos produzidos neste trabalho foram avaliados em relação aos dados de referência que traduzissem o conhecimento do especialista. Por meio da interpretação visual da imagem WorldView-2, determinou-se a que classe pertenciam cada uma das amostras aleatórias coletadas para cada área-teste, sem que o especialista tivesse contato prévio com os mapas temáticos produzidos pelas classificações.

Para verificar a acurácia dos resultados obtidos na classificação da cobertura da terra, foram construídas matrizes de confusão e calculados os índices *Kappa* (COHEN, 1960) e *Kappa-condicional* (ROSENFELD; FITZPATRICK-LINS, 1986) para os mapas temáticos de cada área-teste.

A maioria dos métodos quantitativos de avaliação de classificações utiliza a matriz de confusão como ponto inicial das medidas de acurácia (STORY; COLGALTON, 1986). A partir da matriz de confusão, calculam-se também as medidas descritivas, como exatidão global, do usuário e do produtor.

As estatísticas utilizadas para a avaliação das classificações estão apresentadas no Apêndice F.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste Capítulo são apresentados e avaliados os resultados das classificações de cobertura da terra das duas áreas-testes, a partir das imagens WorldView-2.

Inicialmente, realizou-se uma análise visual dos mapas temáticos com base na imagem original, para verificar se a identificação das classes propostas é coerente com sua existência na realidade. Além da inspeção visual, a qualidade da classificação foi verificada por meio da matriz de confusão, índice *Kappa* e exatidão global. A distinção entre as classes de cobertura da terra também foi avaliada por meio do índice *Kappa*-condicional e exatidões do usuário e do produtor.

5.1 Classificações da cobertura da terra

Os mapas temáticos, gerados pela classificação das imagens WorldView-2 para as duas áreas-testes, são apresentados nas Figuras 5.1 e 5.2.

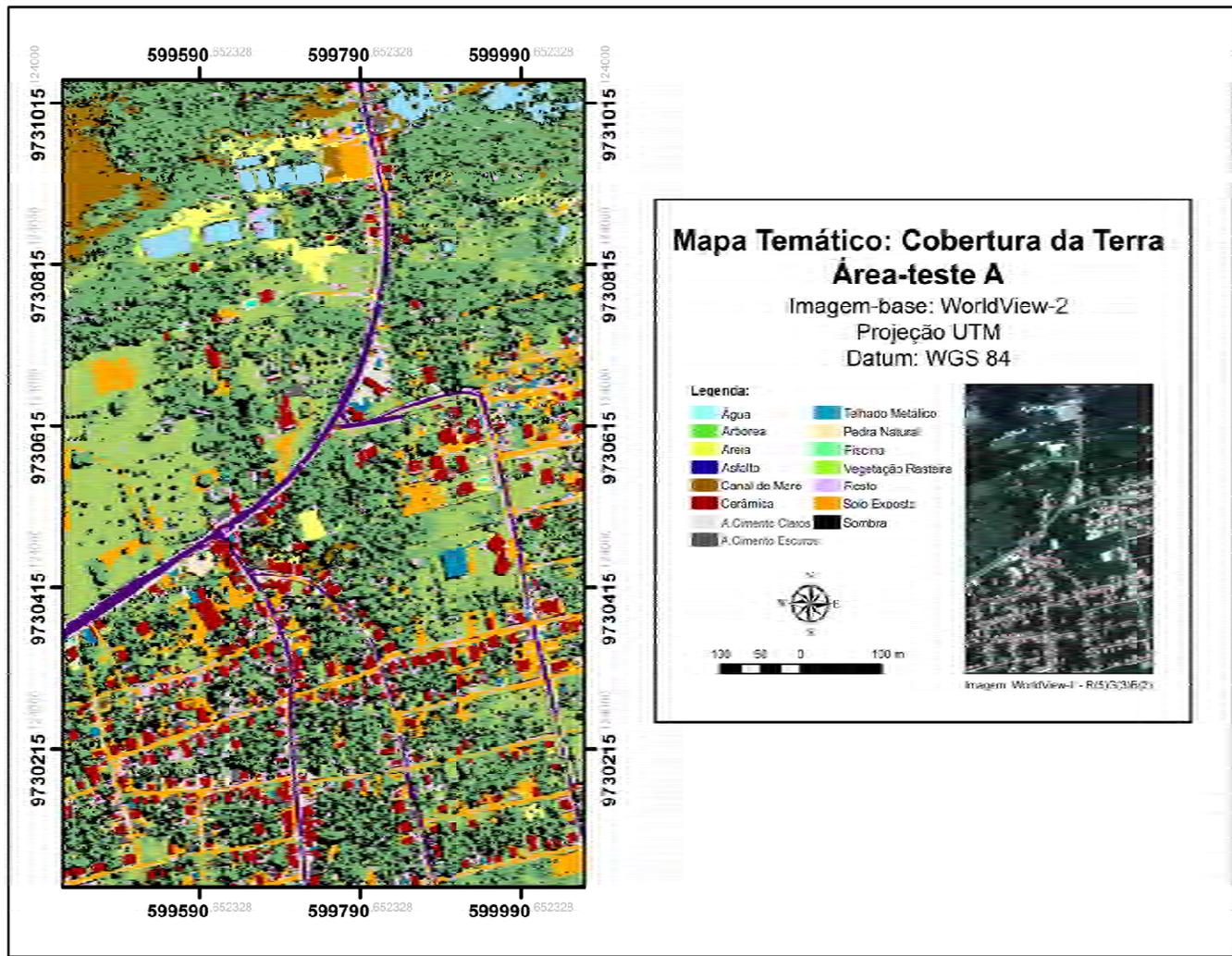


Figura 5.1 - Mapa temático de cobertura da terra da área-teste A.

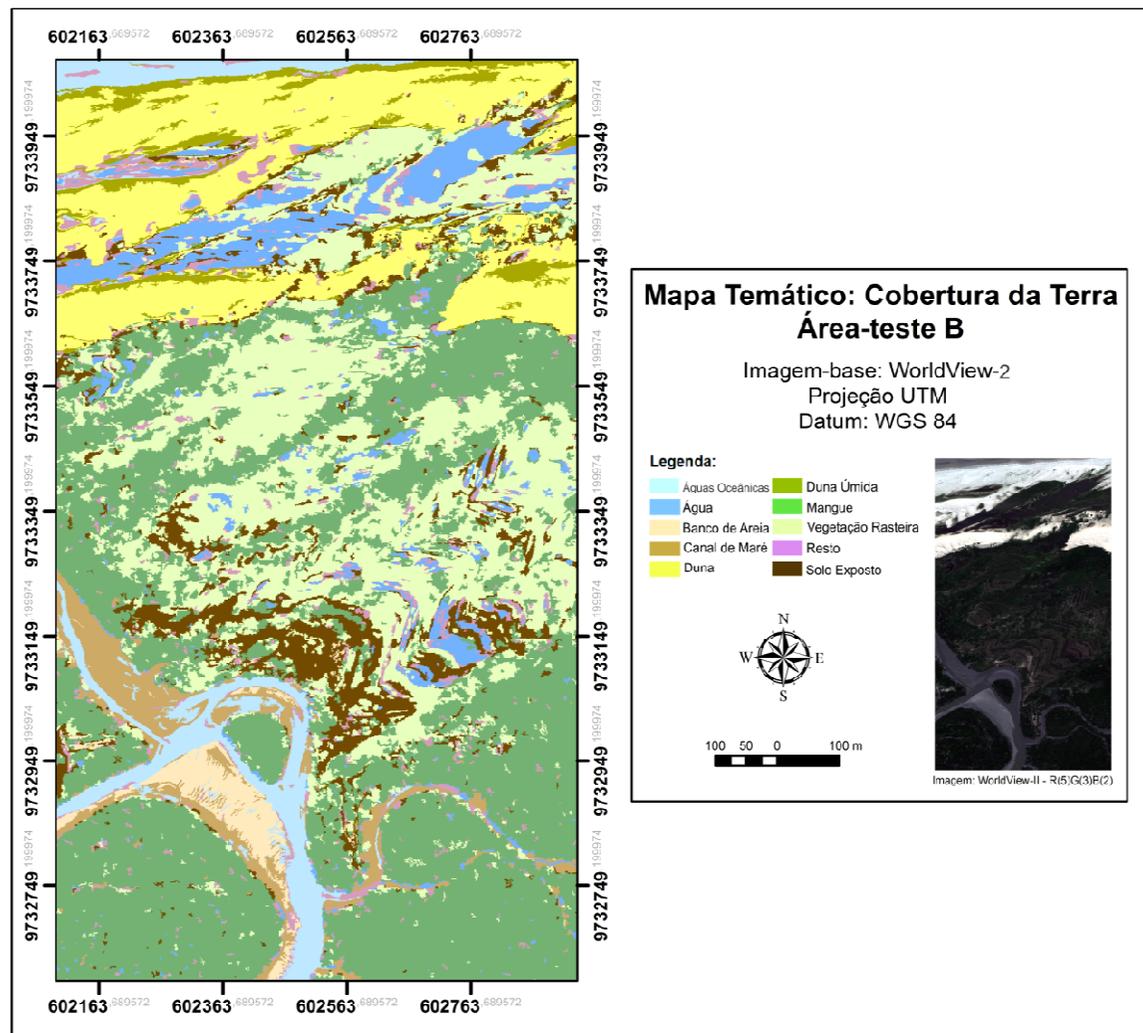


Figura 5.2 - Mapa temático de cobertura da terra da área-teste B.

Observou-se pela análise visual que os mapas temáticos resultantes das classificações das imagens WorldView-2 apresentaram bons resultados.

A Tabela 5.1 apresenta os resultados de exatidão global, índice *Kappa* e variância do índice *Kappa* para as classificações realizadas neste estudo. Os gráficos das Figuras 5.3 e 5.4, apresentam os valores obtidos para o índice *Kappa*-condicional das classes de cobertura da terra para cada área-teste de estudo.

Tabela 5.1 - Estatísticas das classificações da cobertura de terra para as áreas-testes.

| Área-teste | Índice Kappa | Variância Kappa | Exatidão Global |
|------------|--------------|-----------------|-----------------|
| A | 0,8453 | 0,0004543 | 0,8757 |
| B | 0,9247 | 0,0003812 | 0,9417 |

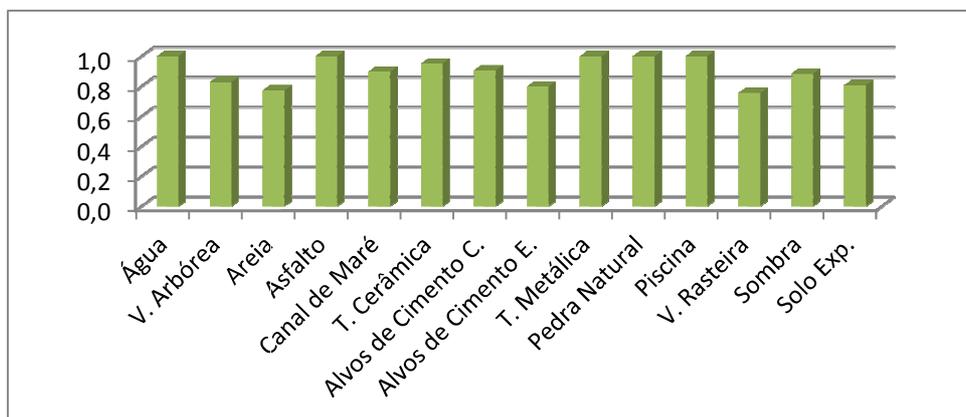


Figura 5.3 - Gráfico dos índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura da terra da área-teste A.

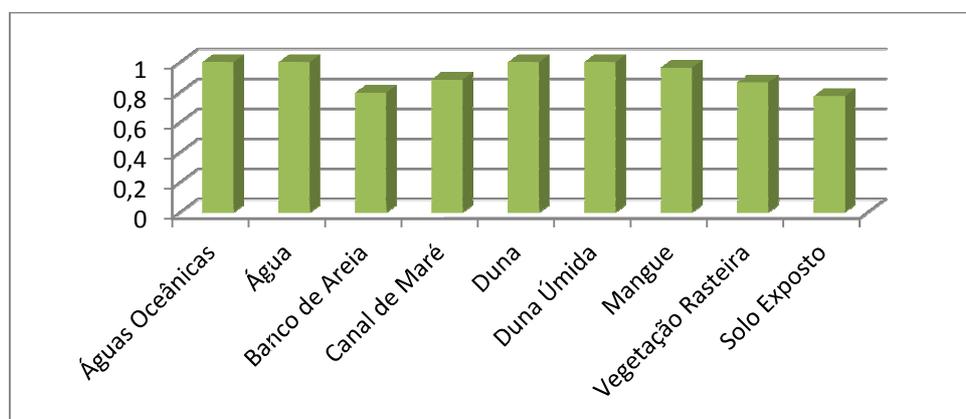


Figura 5.4 - Gráfico dos índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura da terra da área-teste B.

As avaliações apresentadas foram realizadas com base nas matrizes de confusão de cada área-teste, disponíveis no Apêndice F.

De maneira geral, ambas as áreas-testes foram classificadas satisfatoriamente. A área-teste B possui duas classes para distinção de corpos d'água. Isso ocorreu devido a dificuldade de classificação desses objetos com cores distintas. A classe rotulada como Água se refere aos corpos d'água dentro de porções de terra com cores tendendo ao preto. A classe rotulada como Águas Oceânicas abarca a água do mar e a água presente em canais de maré que apresentam cor cinza claro. Ambas as classes demonstraram boa separabilidade nas áreas-teste A e B, com alto valores de *Kappa* condicional, exatidão do usuário e produtor.

As classes Vegetação Arbórea e Mangue também apresentaram boa separabilidade com *Kappas*-condicionais de 0,82 e 0,96 respectivamente. As principais confusões envolvendo essas classes ocorrem entre as classes Vegetação Rasteira, Solo Exposto e Sombra. A distinção entre as classes Vegetação Rasteira e Vegetação Arbórea é dificultada por possuírem comportamento espectral semelhante. No caso da classe Solo Exposto, essa confusão ocorre devido a existência de áreas com gramíneas ralas, ou ainda, em alguns casos, devido ao aspecto seco de algumas vegetações que podem fornecer uma contribuição espectral maior do solo. Áreas identificadas como Sombra possuem altos valores na banda do infravermelho próximo por se tratar de região de cobertura vegetal sombreada.

A classe Banco de Areia na área B apresentou confusão com a classe Canal de Maré devido à predominância de areia na composição de ambas as classes. A classe Canal de Maré, por sua vez, apresentou erros de classificação com a classe Asfalto devido à cor semelhante entre elas, e também com a classe Telha Cerâmica, devido à predominância de argila na fabricação das telhas.

A área-teste B também possui duas classes para a discriminação de dunas. Isso ocorre devido ao contato da duna com corpos d'água, o que altera a resposta espectral do alvo e dificulta a classificação desses objetos, sendo necessária a criação de duas classes distintas denominadas de "Dunas" e

"Duna úmida". Essas classes foram bem classificadas, apresentando altos índices tanto de *Kappa*-condicional como de exatidões do usuário e produtor. A classe Areia presente na área-teste A apresentou confusão com a classe Solo Exposto, visto que nesta área o solo exposto tende a ser mais arenoso.

Os objetos classificados como Asfalto apresentaram boa discriminação, com erros entre as classes escuras da imagem, como Sombra ou Canal de Maré. As classes Telha Metálica, Pedra Natural e Piscina não apresentaram confusão na classificação, resultando em altos valores de exatidão do usuário, produtor e *Kappa*-condicional.

As principais confusões envolvendo a classe Vegetação Rasteira foram observadas com as classes Solo exposto, Sombra e Vegetação Arbórea ou Mangue, como no caso da área-teste B. Como mencionado anteriormente, a dificuldade de distinção entre vegetação rasteira e arbórea ocorre devido ao comportamento espectral semelhante dessas classes. A classe Solo Exposto apresenta confusão devido à existência de áreas com gramíneas ralas, que podem fornecer uma contribuição espectral maior do solo. As classes de Sombra, por sua vez, possuem altos valores na banda do infravermelho próximo por serem áreas de cobertura vegetal sombreada.

Erros entre as mesmas classes foram encontrados na classificação de Solo exposto, que apresentou *Kappa*-condicional de 0,80 e 0,77 nas áreas-testes A e B, respectivamente.

A classe Sombra apresentou erros, sendo confundida com Asfalto, devido ao tom escuro na imagem, ou Vegetação, devido aos altos valores na banda do infravermelho próximo em áreas de cobertura vegetal sombreada.

As confusões na classificação de Telha Cerâmica envolvem a classe Canal de Maré, devido à predominância de argila na composição de ambas as classes. Os erros de classificação dos Alvos de Cimento Escuros que foram atribuídos à classe Vegetação Arbórea são decorrentes de elementos estranhos aos telhados, que alteram seu comportamento, como, por exemplo, líquens, partículas poluentes da atmosfera, entre outros.

6. CONCLUSÕES

O principal objetivo deste trabalho foi avaliar o desempenho das imagens do sensor WorldView-2 através de técnicas de Mineração de Dados para o mapeamento da cobertura da terra em áreas costeiras, utilizando o *software* InterIMAGE, explorando as potencialidades da análise baseada em objetos geográficos.

A avaliação do uso do Modelo Rigoroso para a ortorretificação das imagens comprovou a eficiência do modelo e a importância da realização de trabalhos de campo para a coleta de pontos de controle, bem como o uso de um Modelo Digital de Elevação refinado. A ortoimagem gerada a partir do modelo utilizado atendeu aos requisitos do PEC na escala 1:2.000 - Classe A.

Criou-se um novo modelo de conhecimento, no qual elaborou-se uma rede semântica com uso dos algoritmos C4.5 de Mineração de Dados do próprio InterIMAGE. Essa metodologia teve grande contribuição, pois permitiu a associação da Mineração de Dados a diversos níveis de segmentação de forma nunca antes realizada. O modelo foi avaliado comparando-se os mapas temáticos gerados com a interpretação visual da imagem original.

A implementação desse modelo permitiu a associação de Mineração de Dados e parâmetros de segmentação refinados para cada classe, garantindo ótimos resultados de classificação.

A técnica de Mineração de Dados por árvores de decisão demonstrou ser consideravelmente adequada ao objetivo principal deste trabalho, ou seja, a classificação da cobertura da terra, uma vez que foi de fácil aplicação e interpretação. A Mineração de Dados por árvores de decisão otimizou o processo de classificação da imagem, ao auxiliar na escolha dos atributos mais adequados.

Quanto ao uso do sistema InterIMAGE para a classificação da cobertura da terra em áreas costeiras, esse *software* demonstrou ser eficiente e uma alternativa livre e gratuita para análises de imagens baseadas em objeto. Neste

trabalho, foram utilizadas várias versões do InterIMAGE (versão 1.29 a 1.35). e sugeridas alterações que beneficiassem os usuários das versões futuras.

De um modo geral, as classes de cobertura da terra apresentaram boa separabilidade. Foram obtidos altos índices de acurácia dos mapas temáticos resultantes da classificação de imagens WorldView-2. Para as áreas-testes em questão, os índices *Kappa* foram de 0,84 e 0,92 para as áreas A e B, respectivamente.

As novas bandas espectrais do sensor WorldView-2 auxiliaram na discriminação de alvos típicos de áreas costeiras, como dunas, mangues e canais de maré, aprimorando a classificação da cobertura da terra. Na avaliação dos modelos, é possível observar que as bandas *Near Infrared-2*, *Coastal Blue* e *Red Edge* permitiram a discriminação de várias classes.

Para a área teste B da classificação de cobertura da terra, o uso da banda *Coastal* foi importante, visto que auxiliou na classificação de Cobertura Metálica, Alvos de Cimento Escuros e Solo Exposto.

A banda *Red-Edge* contribuiu nas regras que permitiram a separação dos manguezais na área-teste B. A banda *Near-Infrared-2* foi inserida nas árvores de decisão da maioria das classes de cobertura deste trabalho.

É importante ressaltar que os atributos de textura não foram utilizados neste trabalho devido a não viabilidade de extração dos mesmos, embora certamente possam trazer grandes contribuições para a classificação da cobertura da terra, em especial para a área de mangue.

6.1 Recomendações para trabalhos futuros

- Otimização das ferramentas de extração de atributos do InterIMAGE, visando facilitar a exportação e manuseio dos atributos.
- Explorar os atributos de textura e vizinhança já implementados no InterIMAGE.

- Ortorretificação das imagens a partir da construção de um modelo de terreno baseado em pares estereoscópicos.
- Customização do sistema para outras áreas litorâneas e uso de imagens de dimensões maiores.
- Aplicar o modelo de conhecimento formatado neste trabalho para cenas com datas diferentes, realizando uma análise multi temporal.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANDRADE, A. F.; BOTELHO, M. F.; CENTENO, J. A. S. Classificação de imagens de alta resolução integrando variáveis espectrais e forma utilizando redes neurais artificiais. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 11. (SBSR), 2003, Belo Horizonte. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2003. p. 265-272. CD-ROM, Online. ISBN 85-17-00017-X. Disponível em: <<http://urlib.net/ltid.inpe.br/sbsr/2002/11.14.14.55>>. Acesso em: 04 fev. 2012.

ANTUNES, A. F. B. **Classificação de ambiente ciliar baseada em orientação a objeto em imagens de alta resolução espacial**. 2003. 146p. Tese (Doutorado em Ciências Geodésicas) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba. 2003.

ARAÚJO, E. H. G. **Análise multi-temporal de cenas do satélite Quickbird usando um novo paradigma de classificação de imagens e inferências espaciais: estudo de caso Belo Horizonte (MG)**. 2006. 159 p. INPE-13956-TDI/1062. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto). INPE -Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2006. Disponível em: <<http://mtc-m17.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/MTC-m13%4080/2006/07.24.19.43/doc/publicacao.pdf>>. Acesso em: 30 abril 2012

ARAÚJO, E. H. G.; IBANEZ, D. M.; FONSECA, L. M. G.; KUX, H. J. H. Método de correção do efeito flare em imagens do satélite Quickbird. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13. (SBSR), 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 5561-5568. CD-ROM; On-line. ISBN 978-85-17-00031-7. (INPE-16252-PRE/10832). Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.09.11.50>>. Acesso em: 29 set 2012.

BAATZ, M.; HOFFMANN, C.; WILLHAUCK, G. Progressing from object-based to object-oriented image analysis. **Object-Based Image Analysis**, p. 29, 2008. Disponível em: <<http://books.google.com.br/books?id=5ktbsV-aSBAC>>. Acesso em: 29 set 2012.

BAATZ, M.; SCHÄPE, A. Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multiscale image segmentation. In: ANGEWANDTE GEOGRAPHISCHE INFORMATIONSVERARBEITUNG, 12. (AGIT Symposium), Salzburg, Áustria, 2000. **Proceedings...** Karlsruhe, Alemanha: Herbert Wichmann Verlag, 2000. p. 12-23. Disponível em: <http://www.ecognition.cc/download/baatz_schaepe.pdf>. Acesso em: 20 maio 2012.

BENZ, U. C., P. HOFMANN, G. WILLHAUCK, I. LINGENFELDER, M. HEYEN. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, v. 58, p. 239–58, 2004.

BLASCHKE, T. Object based image analysis for remote sensing. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, n. 65, p. 2-16, ago 2010.

BLASCHKE, T.; KUX, H. J. H. **Sensoriamento remoto e SIG avançados - novos sistemas sensores: métodos inovadores**. São Paulo: Oficina de Textos, 2007. 2ª ed. 303 p.

BLASCHKE, T.; LANG, L.; LORUP, E.; STROBL, J.; ZEIL, P. Object-oriented image processing in an integrated GIS/Remote sensing environment and perspectives for environmental applications. In: CREMERS, A.; GERVE, K. (eds.). **Environmental information for planning, politics and the public**. Metropolis: Verlag, Marburg, 2000. v. 2, p. 555-570.

BRASIL. Departamento Nacional de Produção Mineral. **Projeto Radam**. Folha SA. 23 São Luís e parte da Folha SA. 24 Fortaleza. Rio de Janeiro, v. 3, 1973.

_____. **Decreto n. 89.817, de 20 de junho de 1984**. Dispõe sobre as instruções reguladoras das normas técnicas da cartografia nacional. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, 22 de junho de 1984.

_____. Instituto Brasileiro de Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis. Secretaria de Estado do Meio Ambiente e Turismo do Maranhão. **Diagnóstico dos problemas ambientais do Estado do Maranhão**. São Luís: LITHOGRAF, 1991. 65 p.

BOCK, M.; LESSING, R. Remote sensing, formation of objects and determination of quality, In: INTERNATIONALES SYMPOSIUM "INFORMATIK FÜR DEN UMWELTSCHUTZ" DER GESELLSCHAFT FÜR INFORMATIK (GI), 14, 2000, Bonn. **Proceedings...** Marburg: Metropolis Verlag, 2000. p. 581-594.

BOGGIONE, G. A.; FONSECA, L. M. G.; CARVALHO, L. A. S.; PONZONI, F. J. Image restoration and its impact on radiometric measurements. In: IEEE INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, 20. (IGARSS), 25-30 jul 2010, Honolulu, Hawaii, EUA. **Proceedings...** 2010. CD-ROM

BÜCKNER, J.; STAHLHUT, O.; PAHL, M.; LIEDTKE., C.-E. GeoAIDA - A knowledge based automatic image data analyser for remote sensing data. In: INTERNATIONAL ICSC CONGRESS ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE: METHODS & APPLICATIONS, 2. 2001, Bangor, Wales, United Kingdom. **Proceedings...** Millet, Alberta: ICSC, 2001. p.19-22.

CARVALHO, M. V. **A. Classificação da cobertura e uso do solo com imagens Worldview-2 utilizando mineração de dados e análise baseada em objetos**. 2011. 201 p. (sid.inpe.br/mtc-m19/2011/09.05.20.27-TDI). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2011. Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3ACT3BL>>. Acesso em: 03 fev. 2012.

CASTEJÓN, E. F. **Integração GeoAIDA / TerraLib – proposta inicial**. 2006. 10 p. Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/terraaida/documentos/referencias/integracao_geoaida_proposta_w2000_20061222.doc>. Acesso em: 21 dez 2012.

CHAVEZ, P. S.; SIDES, S. C.; ANDERSON, J. A. Comparison of three difference methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT panchromatic. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 57, n. 3, p. 295-303, mar 1991.

CONGALTON, R. G.; GREEN, R. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. Boca Raton: Lewis Publishers, 1999. 137 p.

COHEN, J.A. Coefficient of agreement for nominal scales. **Educational and Psychological Measurement**, n. 20, p. 37-46, 1960.

COSTA, G.; FEITOSA, R.; FONSECA, L.; OLIVEIRA, D.; FERREIRA, R.; CASTEJON, E. Knowledge-based interpretation of remote sensing data with the interimage system: major characteristics and recent developments. In: ADDINK, E.; Van Coillie, F. (Ed.). **Proceedings...** Gent, Belgium: ISPRS Working Groups, 2010. Disponível em: <<http://geobia.ugent.be/>>. Acesso em: 20 set 2011.

COSTA, G. A. O. P.; PINHO, C. M. D.; FEITOSA, R. Q.; ALMEIDA, C. M.; KUX, H. J. H.; FONSECA, L. M. G.; OLIVEIRA, D. A. B. INTERIMAGE: an open source platform for automatic image interpretation. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE GEOMÁTICA E V COLÓQUIO BRASILEIRO DE CIÊNCIAS GEODÉSICAS, 2., UNESP - Presidente Prudente. **Anais...** Presidente Prudente: UNESP, 2007. 2ª ed. p. 735-739. 2007. Disponível em: <<http://www2.fct.unesp.br/sbg-cbcg/>>. Acesso em: 21 out 2012.

COSTA, G.A.O.P. ; PINHO, C.M.D. ; FEITOSA, R.Q. ; ALMEIDA, C.M.; KUX, H.J.H. ; FONSECA, L.M.G.; OLIVEIRA, D.A.B. INTERIMAGE: uma plataforma cognitiva open source para a interpretação automática de imagens digitais. **RBC. Revista Brasileira de Cartografia**, v. 60, p. 331-337, 2008.

DEFINIENS Imaging GMBH. **Definiens developer 7 - reference book**. München, Alemanha: Definiens (The Imaging Intelligence Company), 2007. 195 p.

DIGITAL GLOBE. **WhitePaper** – the benefits of the 8 spectral bands of WorldView-II. Agosto, 2009. Disponível em:<http://Worldview2.digitalglobe.com/docs/Worldview-2_8Band_Applications_Whitepaper.pdf>. Acesso em: 20 Dez. 2012.

DIGITAL GLOBE. **Radiometric use of WorldView-2 imagery**. Novembro, 2010a. Disponível em: <http://www.digitalglobe.com/downloads/Radiometric_Use_of_WorldView-2_Imagery.pdf>. Acesso em: 04 Jan. 2012.

DIGITAL GLOBE. Imagem WorldView-2. Julho, 2010b.

DIGITAL GLOBE. **WhitePaper** - the benefits of the 8 spectral bands of worldview-2. março, 2010c. disponível em:

<http://worldview2.digitalglobe.com/docs/WorldView-2_8-Band_Applications_White_paper.pdf> Acessado em: 5 maio 2010.

EHLERS, M. Sensoriamento remoto para usuários de SIG – Sistemas sensores e métodos: entre as exigências do usuário e a realidade. In: BLASCHKE, T.; KUX, H. (eds.) **Sensoriamento remoto e SIG avançados** - novos sistemas sensores: métodos inovadores. São Paulo: Oficina de Textos, 2007. 2ª ed. 303 p. Cap. 2, p. 19-38.

EMBRAPA. **Sistemas orbitais de monitoramento e gestão territorial**. Campinas: Embrapa Monitoramento por Satélite, 2009. Disponível em: <<http://www.sat.cnpm.embrapa.br>>. Acesso em: 30 Jan. 2012.

ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE (ESRI). **ArcGIS Professional GIS for the desktop**. Version 10. Software. 2011.

FAYYAD, U.; PIATESKY-SHAPIO, G.; SMYTH, P.; UTHURUSAMY, R. **Advances in knowledge discovery and Data mining**. Cambridge: MIT Press, 1996. 560 p.

FEITOSA, A.C. **Dinâmica dos processos geomorfológicos da área costeira a nordeste da Ilha do Maranhão**. Rio Claro. 249 p. Tese (Doutorado em Geografia) – UNESP: Instituto de Geociências e Ciências Exatas, 1996.

FEITOSA, A. C. Morfodinâmica da área costeira a nordeste da ilha do Maranhão. In: VII Simpósio de Quantificação em Geociências, 1997, Rio Claro. VII Simpósio de Quantificação em Geociências, Rio Claro, São Paulo. **Anais...** Rio Claro: UNESP, v. 1: 45-47. 1997

FEITOSA, R. Q.; MATTOS, C.; SANTOS, R. V.; REGO, L. F. G.; PEREIRA, A. A. C. Impacto de técnicas baseadas em conhecimento na análise de imagens de média resolução para mapeamento do desflorestamento na Amazônia. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12. (SBSR), 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 4065-4072. CD-ROM, On-line. ISBN 85-17-00018-8. Disponível em: <<http://urlib.net/ltid.inpe.br/sbsr/2004/11.16.18.14>>. Acesso em: 15 fev. 2012.

FLORENZANO, T. G. **Imagens de satélite para estudos ambientais**. São Paulo, SP: Oficina de Textos, 2002. 97 p.

GALO, M.; CAMARGO, P. O. Utilização do GPS no controle de qualidade de carta. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CADASTRO TÉCNICO MULTIFINALI-TÁRIO, 1. (COBRAC), 7- 10 ago 1994, Florianópolis Brasil. **Anais...** Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina, 1994. Tomo II, p. 41-48.

GOOGLE EARTH. **Google Earth**. 2012. Disponível em: <<http://www.google.com.br/intl/pt-BR/earth/index.html>>. Acesso em: 30, 06, 2012.

GOLDSCHMIDT, R.; PASSOS, E. **Data mining** - um guia prático. Rio de Janeiro: Elsevier, 2005. 257 p. ISBN (85-352-1877-7).

HAN, J.; KAMBER, M. **Data mining: concepts and techniques**. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.

HARALICK, R. M.; SHAPIRO, L. Survey: Image segmentation techniques. **Computer Vision, Graphics, and Image Processing**, v. 29, p. 100-132, 1985.

HAY, G.J.; CASTILLA, G. Geographic Object-based Image Analysis (GEOBIA): a new name for a new discipline. In: BLASCHKE, T.; LANG, S.; HAY, G.J. (Eds) **Object-based image analysis- spatial concepts for knowledge-driven remote sensing applications**. Berlin: Springer-Verlag, 2008.

HEROLD, M.; SCEPAN, J.; MÜLLER, A.; GÜNTHER, S. Object-oriented mapping and analysis of urban land 22nd use/cover using IKONOS data. In: EARSEL SYMPOSIUM GEOINFORMATION FOR EUROPEAN-WIDE INTEGRATION, 4-6 jun 2002, Prague, República Tcheca. **Proceedings...**, Praga: Mill Press, 2002. Disponível em: <http://www.eo.uniena.de/~c5hema/pub/earsel_herold_mueller_guenther_scepan.pdf>. Acesso em: 3 fev. 2012.

HOFMANN, P. Detecting informal settlements from IKONOS image data using methods of object oriented image analysis - an example from Cape Town (South Africa). In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING OF URBAN AREAS, 2., 2001, Regensburg, Alemanha. **Proceedings...** Regensburg, Alemanha: Institut für Geographie an der Universität Regensburg, 2001. p. 107 -118. 2001. CD-ROM.

FUNDAÇÃO INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Censo demográfico de 2010**. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/cidadesat/link.php?codmun=210945>>. Acesso em: 03 Fev. 2012.

INTERNATIONAL TELEPHONE & TELEGRAPH EXELIS. **ENVI feature extraction module user's guide**. Gilching, Germany: Exelis Visual Information Solutions, 2008. 78 p. 2, 10

INTERIMAGE. **InterIMAGE** – interpreting images freely. Desenvolvido por Laboratório de Visão Computacional da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, Brasil, 2013. Disponível em: <<http://www.lvc.ele.pucRio.br/projects/interimage>> Acesso em: 10 fev. 2013.

ITT VISUAL INFORMATION SOLUTIONS. **ENVI 4.7**, version 4.7. Boulder, Colorado, EUA, 2009.

JACOBSEN, K. **Geometric Potential of IKONOS** - and QuickBird-Images. GeoBIT/GIS, 9/2003, p. 33–39, 2003.

JENSEN, J. R. **Introductory digital image processing a remote sensing perspective**. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-hall, 2005. 3ª ed. 526 p.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. Tradução: EPIPHANIO, J. C. N. São José dos Campos:

Parêntese, 2009. 598 p . Tradução de *Remote sensing of the environment: an Earth resource perspective*.

KORTING, T. S. **GeoDMA**: a toolbox integrating data mining with object-based and multi-temporal analysis of satellite remotely sensed imagery. 2012. 119 p. (sid.inpe.br/mtc-m19/2012/07.31.18.22-TDI). Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2012. Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3CCH86S>>. Acesso em: 02 fev. 2013.

KORTING, T. S.; FONSECA, L. M. G.; ESCADA, M. I. S.; SILVA, F. C.; SILVA, M. P. S. GeoDMA - a novel system for spatial Data mining. In: DATA MINING WORKSHOPS, 2008. ICDMW '08. IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE, 2008, Pisa, Italy. **Proceedings...** Pisa: IEEE, 2008.

KUX, H. J. H.; NOVACK, T.; FERREIRA, R.; OLIVEIRA, D. A.; RIBEIRO, B. M. G. Classificação da cobertura do solo urbano usando imagens ópticas de altíssima resolução e o sistema InterIMAGE baseado em conhecimento. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 15. (SBSR), 2011, Curitiba. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 822-829. DVD, Internet. ISBN 978-85-17-00056-0 (Internet), 978-85-17-00057-7 (DVD). Disponível em: <<http://urlib.net/3ERPFQRTRW/39UGE8S>>. Acesso em: 28 fev. 2012.

LABEN, C. A., BROWER, B. V., 2000. **Process for enhancing the spatial resolution of multispectral imagery using pan-sharpening**. United States Patent No. 6011875.

LANG, S.; TIEDE, D.; DEVELOPER, D. **Definiens Developer**. GIS Business 9,p., 2007.

LEONARDI, F. **Abordagens cognitivas e mineração de dados aplicadas a dados ópticos orbitais e de laser para a classificação de cobertura do solo urbano**. 2010. 162 p. INPE-16708-TDI/1648. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto). INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2010. Disponível em: <<http://sid.inpe.br/mtc-m19@80/2010/03.17.11.42>>. Acesso em: 30 mai 2012.

LIEDTKE, C. E.; BÜCKNER, J.; GRAU, O.; GROWE, S.; TÖNJES, R. AIDA: a system for the knowledge based interpretation of remote sensing data. In: 3rd International Airborne Remote Sensing Conference & Exhibit, 7-10 July 1997, Copenhagen, Denmark. **Proceedings...** Willow Run, ERIM -Environmental Research Institute of Michigan, AGU, 1997. p. 313-320. Disponível em: <ftp://ftp.tnt.uni-hannover.de/pub/papers/1997/IARSC-CELJBOGSGRT.pdf>. Acesso em: 10 dez 2011.

LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. W. **Remote sensing and image interpretation**. New York, NY: John Wiley & Sons, 2008. 6ª ed. 756 p.

LVC - PUC-RJ – Laboratório de Visão Computacional, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. **InterIMAGE v1.35**. Disponível em:

<<http://www.lvc.ele.puc-rio.br/projects/interimage/download/files/InterIMAGE%20Setup%201.35%20Win7.exe>>. Acesso em: 20 mar 2013.

MARANHÃO, Secretaria de Estado do Meio Ambiente e Recursos Hídricos. Coordenadoria de Programas Especiais. Programa Estadual de Gerenciamento Costeiro. Macrozoneamento do Golfão Maranhense. **Diagnóstico ambiental da microrregião da aglomeração urbana de São Luís e dos Municípios de Alcântara, Bacabeira, e Rosário**: estudo de geomorfologia litorânea. São Luís, SEMA/MMA/PNMA, 1998a. 66 p.

_____. **Diagnóstico ambiental da microrregião da aglomeração urbana de São Luís e dos Municípios de Alcântara, Bacabeira, e Rosário: diagnóstico sócio-ambiental**. São Luís, SEMA/MMA/PNMA, 1998b. 66 p.

MARANHÃO. Universidade Estadual do Maranhão. **Atlas do Maranhão**. 2. ed. São Luís: UEMA/LABGEO, 2002.

MATHER, P. M. **Computer Processing of remotely-sensed images: an introduction**. 3. ed. Chichester: John Wiley & Sons, 2005. 3242 p.

MENQUINI, A. **Análise geoambiental da Baixada Santista da Ponta de Itaipu ao Maciço de Itatins (SP)**. Dissertação (Mestrado em Geociências e Meio Ambiente). Instituto de Geociências e Ciências Exatas, Universidade Estadual Paulista, Rio Claro, São Paulo, 2004.

MOCHEL, F. R.; PONZONI, F. J. Spectral characterization of mangrove leaves in the Brazilian Amazonian coast: Turiaçu bay, Maranhão State. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 79, n. 4, p. 1-10, Outubro 2007. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m17@80/2007/10.02.17.24>>. Acesso em: 03 fev. 2012.

MONICO, J. F. G. **Posicionamento pelo NAVSTAR-GPS: descrição, fundamentos e aplicações**. São Paulo, UNESP, 2000. 287 p.

MOREIRA, R. C. **Estudo espectral de alvos urbanos com imagens do sensor HSS (Hyperspectral Scanner System)**. 237p. INPE-15339-TDI/1375. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) – INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2008. Disponível em: <<http://mtc-m18.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtc-m18@80/2008/07.03.20.00/doc/publicacao.pdf>> Acesso em: 18 ago 2012.

NOVACK, T. **Classificação da cobertura da terra e do uso do solo urbano utilizando o sistema InterIMAGE e imagens do sensor QuickBird**. 2009. 214 p. (INPE-16594-TDI/1580). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2009. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m18@80/2009/08.31.21.23>>. Acesso em: 05 jan. 2012.

NOVACK, T.; ESCH, T.; KUX, H.J.H.; STILLA, U. Machine learning comparison between WorldView-2 and QuickBird-2 simulated imagery

regarding object-based urban land cover classification. **Remote Sensing**, v. 3, p. 2263-2282, 2011a.

NOVACK, T.; KUX, H. J. H. Urban land cover and land use classification of an informal settlement area using the open-source knowledge-based system InterIMAGE. **Journal of Spatial Science**, v. 55, n. 1, p. 23 -41, June 2010.

NOVACK, T.; RIBEIRO, B. M. G.; KUX, H. J. H. Análise dos dados do satélite WorldView-2 para a discriminação de alvos urbanos semelhantes com base em algoritmos de seleção de atributos. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 15. (SBSR), 2011b, Curitiba. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 7815-7821. DVD, Internet. ISBN 978-85-17-00056-0 (Internet), 978-85-17-00057-7 (DVD). Disponível em: <<http://urlib.net/3ERPFQRTRW/3A2L5KH>>. Acesso em: 28 jan. 2012.

PADWICK, C.; DESKEVICH, M.; PACIFICI, F. SMALLWOOD, Scott. Worldview-2 Pan Sharpening. In: ASPRS 2010 ANNUAL CONFERENCE, 2010, San Diego, California. **Proceedings...** San Diego: ASPRD, 2010.

PAHL, M. **Arquitetura de um sistema baseado em conhecimento para a interpretação de dados de sensoriamento remoto de múltiplos sensores**. 2008. 95 p. (INPE-15211-TAE/71). PhD Thesis - Universidade de Hannover, [S.I.] . Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m17@80/2008/03.07.18.31>>. Acesso em: 16 fev. 2012.

PAL, N.; PAL, S. A review on image segmentation techniques. **Pattern Recognition**, v. 26, n. 9, p. 1277-1294, 1993.

PCI GEOMATICS. **Geomatica OrthoEngine v10.3 tutorial orthorectifying WV-1 and WV-2 data rigorous and RPC modeling**, 2007. Disponível em: <http://www.pcigeomatics.com/support/tutorials/pdf/Geomatica_v103_OrthoEngine_Tutorial_Worldview_1_and_2_v1.2.pdf> Acesso em: 20 jul. 2012.

PCI GEOMATICS ENTERPRISES INC. **PCI Geomatica-10**, version 10.3.1. Richmond Hill, Ontário, Canadá, 2010.

PINHO, C. M. D. **Análise orientada a objetos de imagens de satélites de alta resolução espacial aplicada à classificação de cobertura do solo no espaço intra-urbano: o caso de São José dos Campos-SP**. 2005. 178 p. (INPE-14183-TDI/1095). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2005. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/MTC-m13@80/2005/11.23.13.40>>. Acesso em: 28 fev. 2012.

PINHO, C. M. D.; KUX, H. J. H.; ALMEIDA, C. M. Elaboração de rede semântica para classificação de cobertura do solo de ambientes intra-urbanos: o caso de São José dos Campos - SP. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13. (SBSR), 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 637-644. CD-ROM; On-line. ISBN 978-85-17-00031-7. (INPE-16499-PRE/11075). Disponível em:

<<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.15.21.54.40>>. Acesso em: 08 fev. 2012.

PINHO, C. M. D. ; SILVA, F. C. ; FONSECA, L. M. G. ; MONTEIRO, A. M. V. Urban land cover classification from high-resolution images using the C4.5 algorithm. In: CONGRESS OF THE INTERNATIONAL SOCIETY FOR PHOTOGRAMMETRY AND REMOTE SENSING, 21., 2008, Pequim. **Proceedings...** Pequim, 2008.

RANGEL, M. E. S. **Contribuição dos dados integrados dos sistemas sensores TM/Landsat-5 e ERS-1/SAR para o estudo de uso e cobertura da terra no nordeste da Ilha do Maranhão.** 2000. 112 p. (INPE-10032-TDI/883). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2000. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/jeferson/2003/10.09.13.18>>. Acesso em: 28 fev. 2012.

RIBEIRO, B. M. G. **Avaliação das imagens WorldView-II para o mapeamento da cobertura do solo urbano utilizando o sistema InterIMAGE.** 2010. 177 p. (sid.inpe.br/mtc-m19@80/2010/08.03.12.52.20-TDI). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2010. Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3826JHA>>. Acesso em: 07 fev. 2012.

RIBEIRO, B.M.G. **Definição de metodologia utilizando diversos parâmetros de segmentação e mineração de dados no InterIMAGE.** (Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS, Porto Alegre, 2013). Comunicação Pessoal.

RIBEIRO, B. M. G.; KUCK, T. N.; FONSECA, L. M. G.; KUX, H. J. H.; ALVES, D. S. Avaliação da influência do efeito atmosférico na identificação do estado de conservação da cobertura vegetal intra-urbana em imagens de alta resolução espacial. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14. (SBSR), 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 827-834. DVD, On-line. ISBN 978-85-17-00044-7. (INPE-15996-PRE/10605). Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.12.18.47>>. Acesso em: 15 nov 2012.

ROSENFELD, G. H.; FITZPATRICK-LINS, K. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 52, n. 2, p. 223-227, 1986.

RSI (Research Systems, Inc). **ENVI user's guide.** ENVI Version 4.0 September, 2003.

SCHIEWE, J.; TUFTE, L. O potencial de procedimentos baseados em regiões para a avaliação integrada de dados de SIG e sensoriamento remoto. In: BLASCHKE, T.; KUX, H. (Orgs.). **Sensoriamento remoto e SIG avançados.** São Paulo: Editora Oficina de Textos, 2007. Cap. 05, p.56-65.

SCHOWENGERDT, R. A. **Remote sensing: models and methods for image processing**. 3rd ed. San Diego, USA: Academic Press, 2007. 515 p

SILVA, M. P. S. **Mineração de padrões de mudanças em imagens de sensoriamento remoto**. 2006. 128 p. (INPE-14429-TDI/1130). Tese (Doutorado em Computação Aplicada) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2006. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/MTC-m13@80/2006/02.14.17.12>>. Acesso em: 10 fev. 2012.

SOUZA, U. D. V. **Classificação da cobertura e do uso do solo urbano de São Luís (MA), com imagens worldview-2 utilizando mineração de dados e o sistema interimage**. 2012. 132 p. (sid.inpe.br/mtc-m19/2012/10.17.17.34-TDI). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2012. Disponível em:<<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3CR8EL8>>. Acesso em: 02 nov 2012.

SPACE IMAGING. **IKONOS imagery products and product guide**. United States, 1999. 20p. Disponível em: <<http://www.spaceimaging.com/aboutus/satellites/IKONOS/ikonos.html>> Acesso em: 10 outubro 2012.

STORY, M.; CONGALTON, R. G. Accuracy assessment: A user's perspective. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 52, n. 3, p. 397-399. Mar 1986.

TOUTIN, T. Review article: geometric processing of remote sensing images: models, Algorithms and Methods. **International Journal of Remote Sensing**, v. 25, n. 10, p. 1893-1924, mai 2004.

VIEIRA, M. A. **Análise de imagem orientada a objeto e mineração de dados aplicadas ao mapeamento da cultura da cana-de-açúcar**. 2010. 110 p. (sid.inpe.br/mtc-m19@80/2010/04.08.17.43-TDI). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2010. Disponível em: <http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/37A6SQ8>>. Acesso em: 30 ago. 2011.

WALD, L. Data Fusion: A conceptual approach for an efficient exploitation of remote sensing images. In: EARSel Conference on 'Fusion of Earth Data', 1998, Sophia, Antipolis, France. **Proceedings...** Sophia, Antipolis, France, 1998. p. 17 - 23.

ZHANG, J.; HSU, W.; LEE, M. Image mining: trends and developments. **Journal of Intelligent Information**, n. Special Issue on Multimedia Data Mining, 2002.

APÊNDICE A - VALIDAÇÃO DA ORTORRETIFICAÇÃO

A Tabela A.1 exibe o resultado dos pontos GPS pós-processados após a etapa de campo e utilizados como ICPs na validação da ortorretificação.

Tabela A.1 - Dados dos pontos de validação (ICPs).

| Ponto ID | Coordenadas Medidas na Orto-imagem | | Coordenadas no Terreno | | Discrepâncias | |
|----------|------------------------------------|------------|------------------------|------------|---------------|--------|
| | ESTE | NORTE | ESTE | NORTE | dE | dN |
| 05 | 600840,06 | 9729939,24 | 600840,24 | 9729940,14 | 0,180 | 0,900 |
| 06 | 602389,54 | 9730823 | 602389,71 | 9730825,24 | 0,170 | 2,240 |
| 19 | 597624,04 | 9727420,21 | 597624,61 | 9727420,01 | 0,570 | -0,200 |
| 22 | 596688,21 | 9728615,64 | 596688,82 | 9728616,15 | 0,610 | 0,510 |
| 27 | 600453,35 | 9732331,52 | 600453,6 | 9732331,2 | 0,250 | -0,320 |
| 30 | 599771,47 | 9730617,53 | 599771,03 | 9730617,69 | -0,440 | 0,160 |
| 32 | 598386,55 | 9730102,47 | 598386,83 | 9730102,14 | 0,280 | -0,330 |
| 36 | 599642,12 | 9729870,48 | 599641,35 | 9729870,78 | -0,770 | 0,300 |
| 1001 | 608533,78 | 9729398,5 | 608533,8 | 9729398,25 | 0,020 | -0,250 |
| 1003 | 608620,98 | 9730711,66 | 608620,72 | 9730711,27 | -0,260 | -0,390 |
| 1005 | 608268,04 | 9731959,63 | 608268,11 | 9731959,65 | 0,070 | 0,020 |
| 1007 | 607961,12 | 9733254,9 | 607961,06 | 9733254,99 | -0,060 | 0,090 |
| 1010 | 606470,9 | 9733874,67 | 606470,61 | 9733874,43 | -0,290 | -0,240 |
| 1012 | 605129,66 | 9734017,86 | 605129,97 | 9734017,77 | 0,310 | -0,090 |
| 1014 | 603827,55 | 9734119,96 | 603827,97 | 9734120,17 | 0,420 | 0,210 |
| 1016 | 602510,56 | 9734030,04 | 602511,44 | 9734029,61 | 0,880 | -0,430 |
| 1018 | 601205,58 | 9733811,74 | 601205,54 | 9733811,78 | -0,040 | 0,040 |

APÊNDICE B - REDE SEMÂNTICA

A Figura B.1 apresenta diversos tipos de rede semântica utilizados tradicionalmente em outros trabalhos e em uma área-teste deste trabalho.

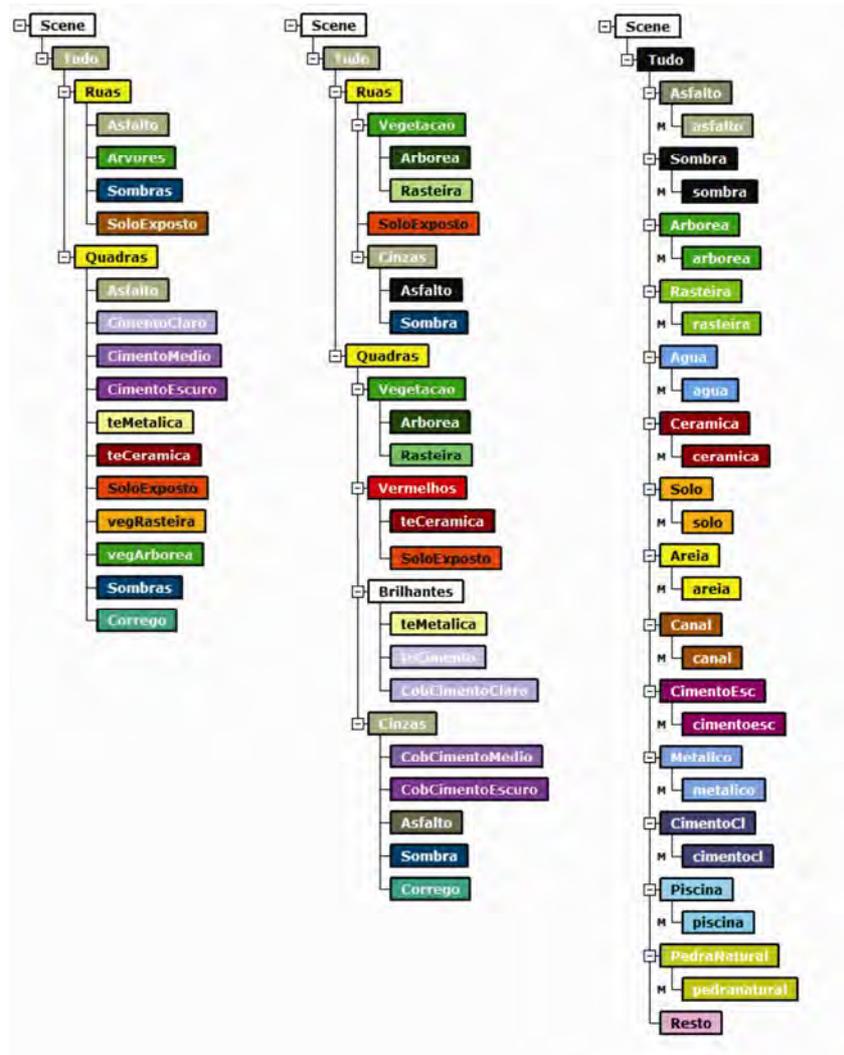


Figura B.1 - a) Rede semântica com poucos níveis e muitos nó-folhas. b) Rede semântica com mais níveis e menos nós-folhas por cada nível. c) Rede semântica utilizada em uma área-teste deste trabalho.

APÊNDICE C - PARÂMETROS DE SEGMENTAÇÃO

As Tabelas C.1 e C.2 demonstram os parâmetros utilizados para a segmentação das imagens WorldView-2 em cada área-teste. Na coluna "Peso: Bandas", estão inseridos os pesos relativos às oito bandas do sensor (*Coastal, Blue, Green, Yellow, Red, Red-Edge, Near Infra-Red1, Near Infra-Red 2*).

Tabela C.1 - Parâmetros utilizados para segmentação da área-teste A.

| Classes | Peso: Banda | Peso: Compacidade | Peso: Cor | Peso: Escala |
|--------------------|---------------|-------------------|-----------|--------------|
| Vegetação Arbórea | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.9 | 0.3 | 45 |
| Vegetação Rasteira | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.9 | 0.3 | 45 |
| Canal de Maré | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.1 | 0.6 | 45 |
| Telha Cerâmica | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.8 | 0.4 | 60 |
| Cimento Escuro | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.8 | 0.4 | 60 |
| Cimento Claro | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.9 | 0.5 | 50 |
| Telha Metálica | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.8 | 0.4 | 60 |
| Solo Exposto | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.8 | 0.7 | 60 |
| Areia | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.8 | 0.7 | 60 |
| Sombra | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.2 | 0.8 | 50 |
| Água | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.1 | 0.6 | 60 |
| Piscina | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.9 | 0.3 | 45 |
| Asfalto | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.9 | 0.5 | 50 |
| Pedra Natural | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.9 | 0.3 | 45 |

Tabela C.2 - Parâmetros utilizados para segmentação da área-teste B.

| Classes | Peso: Banda | Peso: Compacidade | Peso: Cor | Peso: Escala |
|----------------|---------------|-------------------|-----------|--------------|
| Canal de Maré | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.1 | 0.6 | 60 |
| Mangue | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.9 | 0.3 | 60 |
| Duna | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.5 | 0.3 | 80 |
| Restinga | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.9 | 0.3 | 60 |
| Banco de Areia | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.1 | 0.6 | 60 |
| Água | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.1 | 0.6 | 60 |
| Solo Exposto | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.8 | 0.7 | 60 |
| Duna Úmida | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.5 | 0.3 | 80 |
| Água do Mar | 1;1;1;1;1;1;1 | 0.1 | 0.6 | 60 |

APÊNDICE D - PARÂMETROS DE CLASSIFICAÇÃO

As Figuras D.1, D.2, D.3 e D.4 demonstram as árvores de decisão criadas para a classificação para a área-teste A.

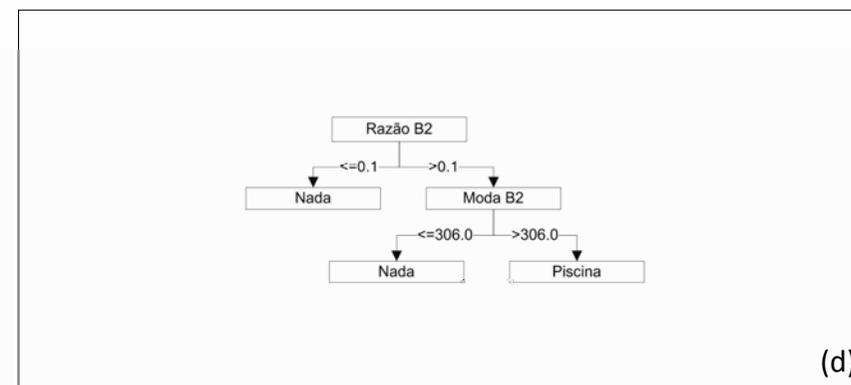
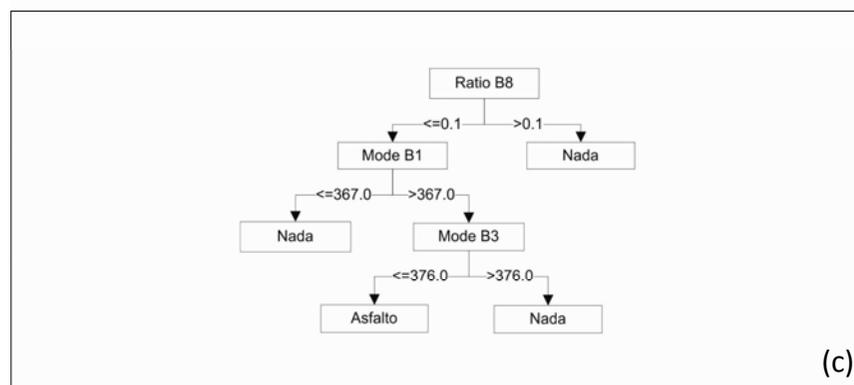
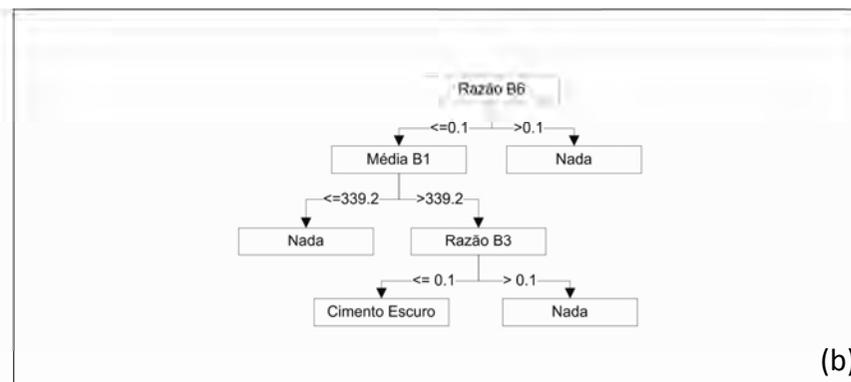
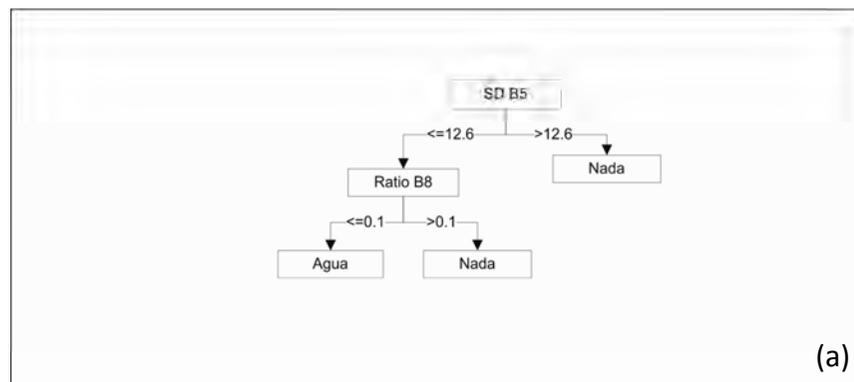


Figura D.1 - Árvores de decisão para classificação dos alvos (a) Água, (b) Alvos de Cimento Escuros, (c) Asfalto e (d) Piscina.

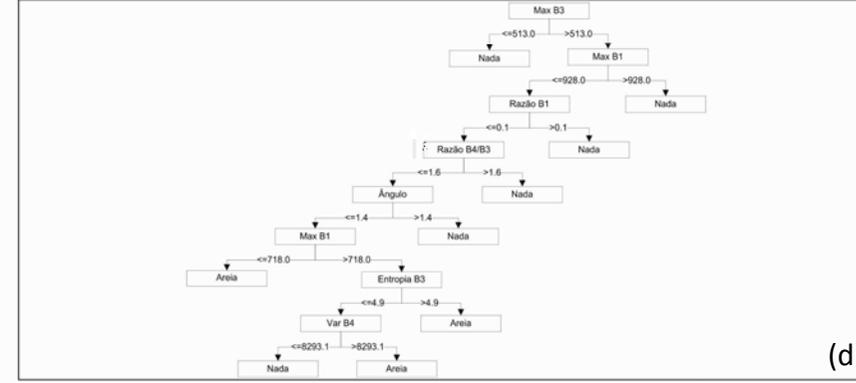
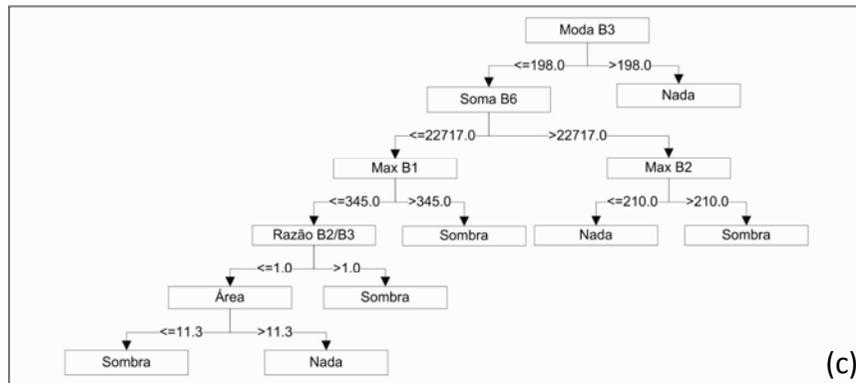
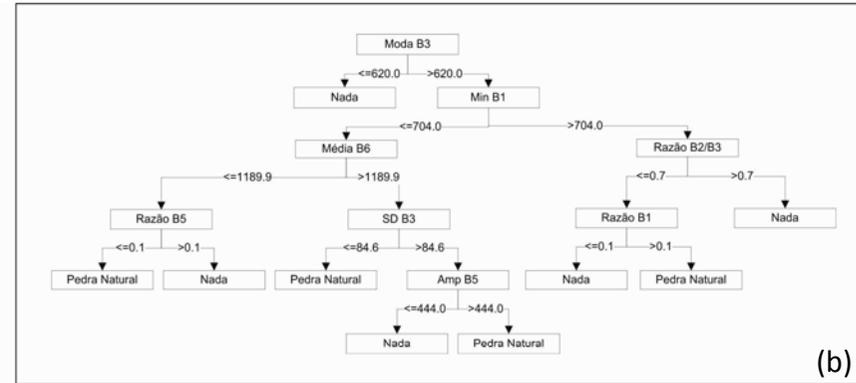
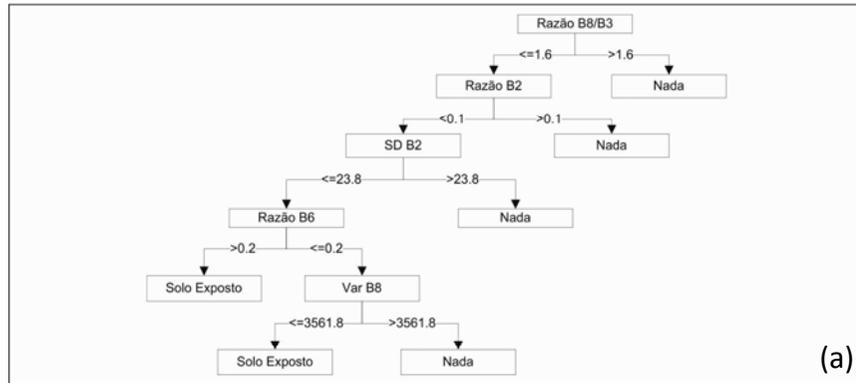
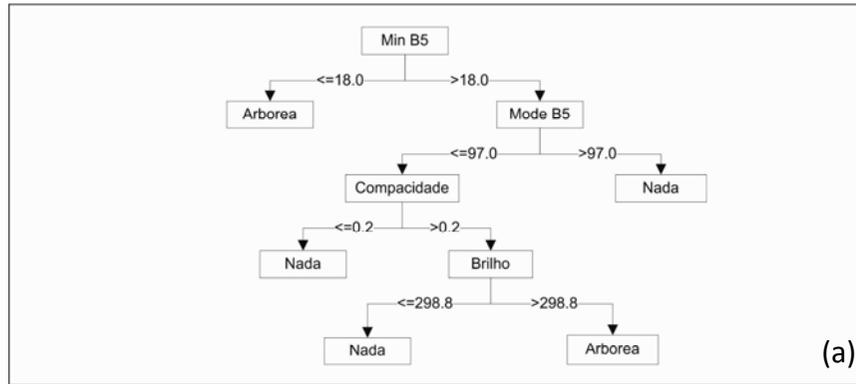
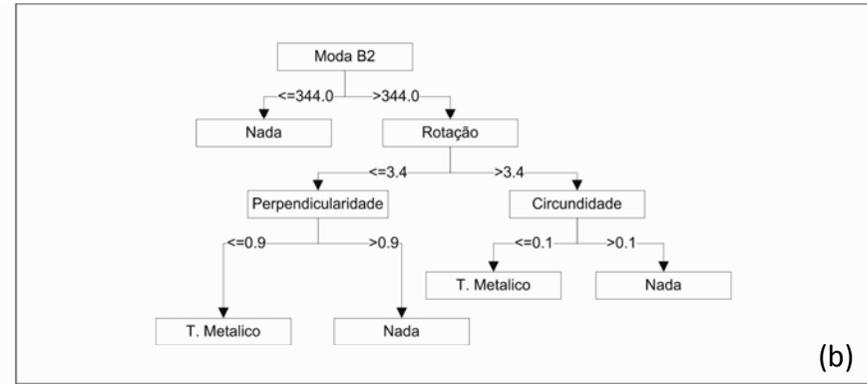


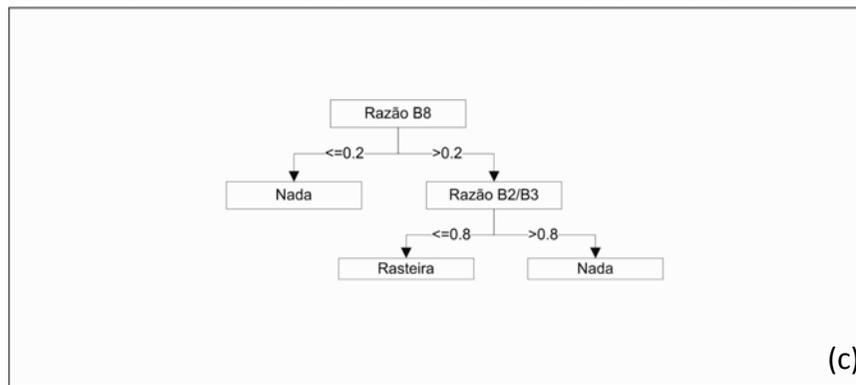
Figura D.2 - Árvores de decisão para classificação dos alvos (a) Solo Exposto, (b) Pedra Natural, (c) Sombra e (d) Areia.



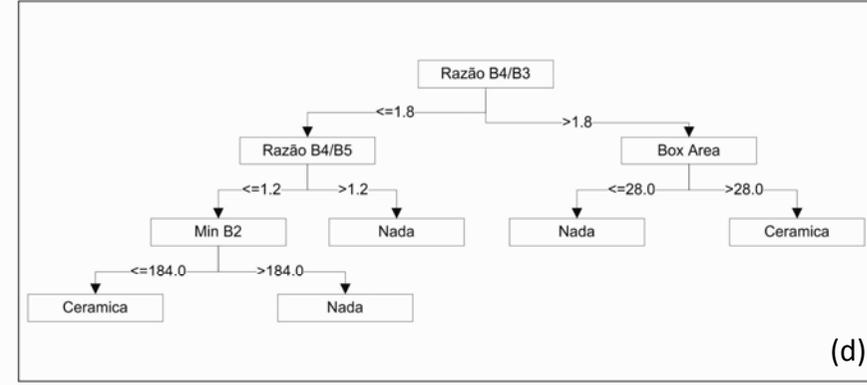
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura D.3 - Árvores de decisão para classificação dos alvos (a) Vegetação Arbórea, (b) Telhado Metálico, (c) Vegetação Rasteira e (d) Telha Cerâmica.

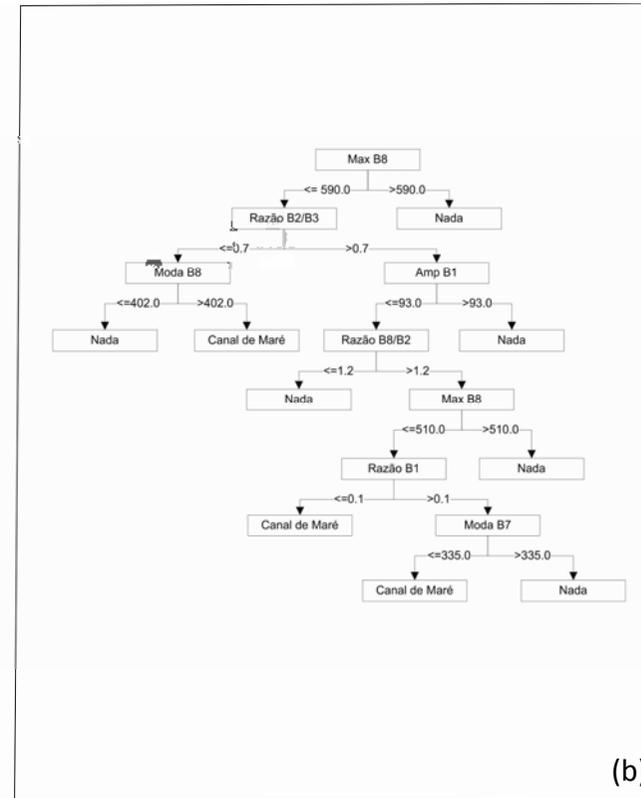
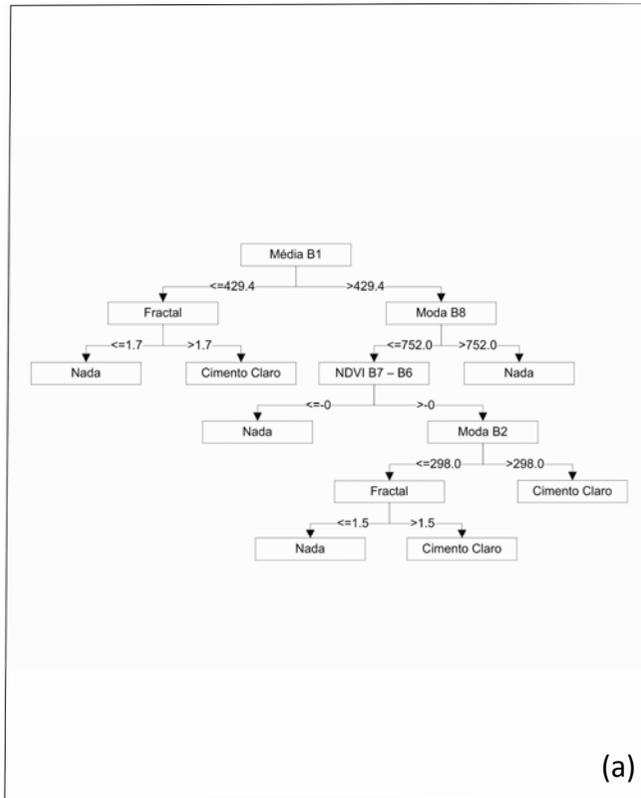


Figura D.4 - Árvores de decisão para classificação dos alvos (a) Alvos de Cimento Claros e (b) Canal de Maré

As Figuras D.5, D.6 e D.7 demonstram as árvores de decisão criadas para a classificação da área-teste B.

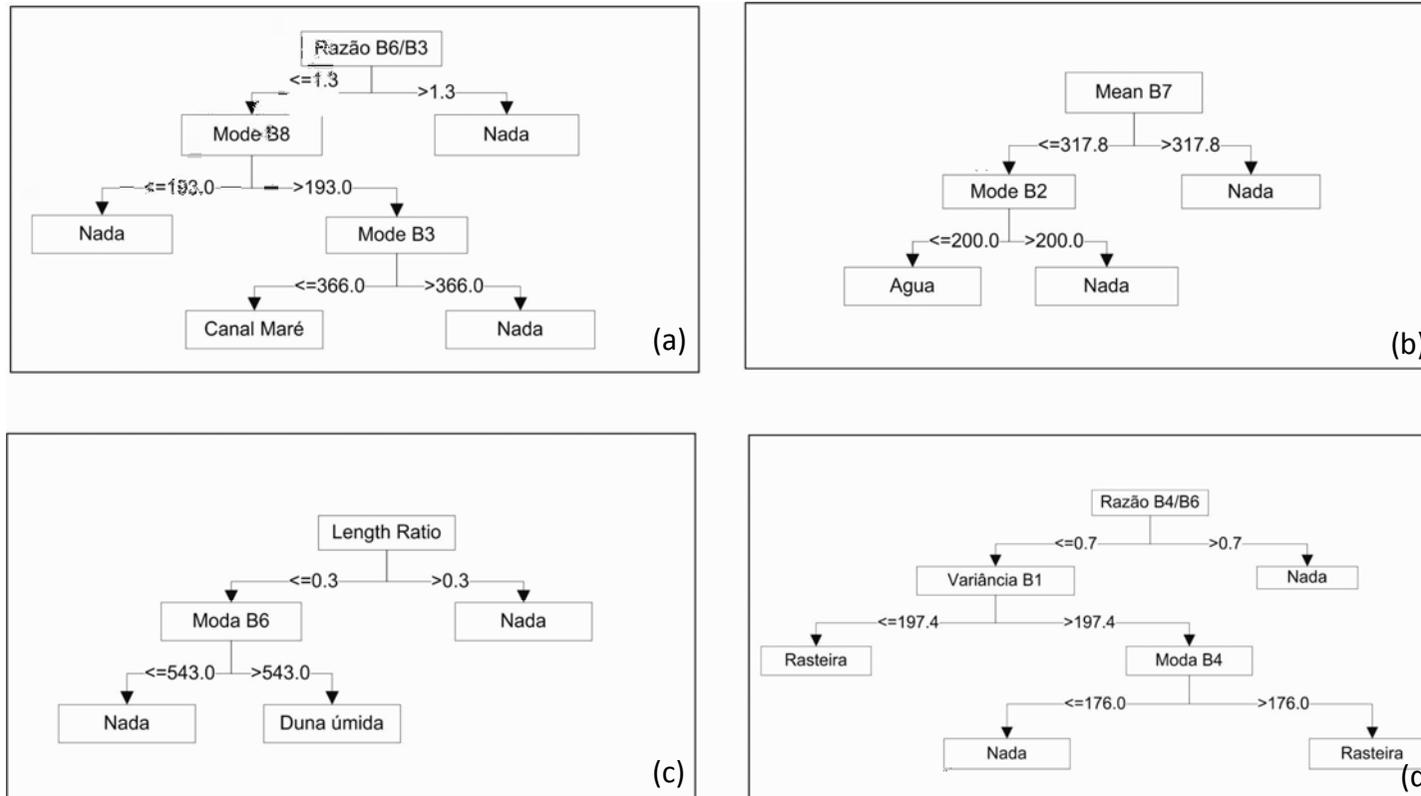


Figura D.5 - Árvores de decisão para classificação dos alvos (a) Canal de Maré, (b) Água, (c) Duna Úmida e (d) Vegetação Rasteira.

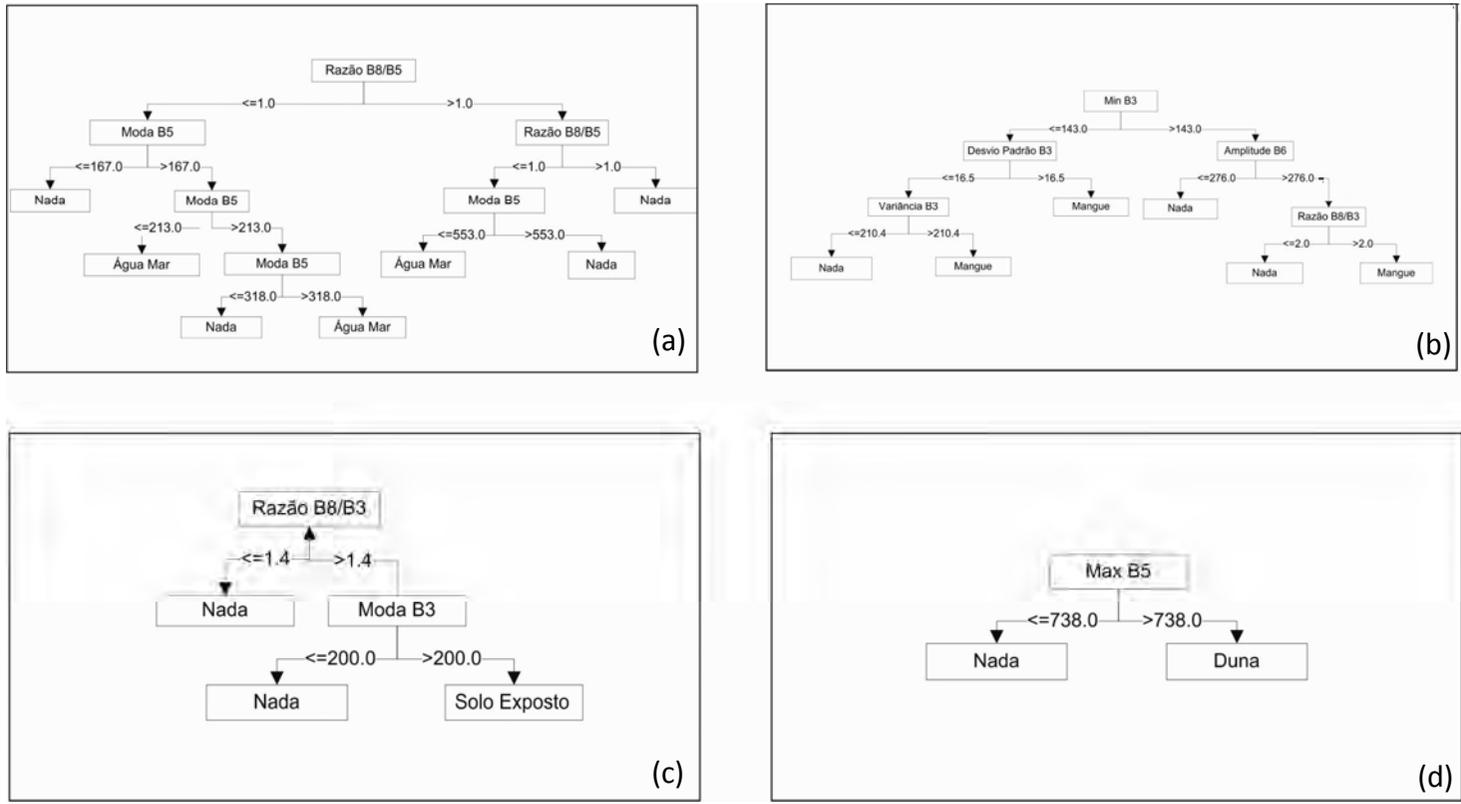


Figura D.6 - Árvore de decisão para classificação dos alvos (a) Águas oceânicas, (b) Mangue, (c) Solo Exposto e (d) Duna.

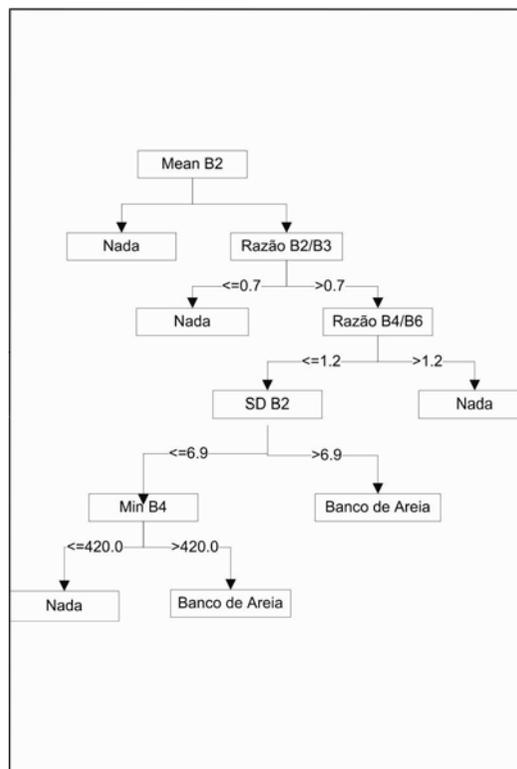


Figura D.7 - Árvore de decisão para classificação do alvo Banco de Areia.

APÊNDICE E - MODELO DE CLASSIFICAÇÃO

A Figura E.1 demonstra a atribuição de valores de pertinência a cada uma das classes em ambas as áreas testes.



Figura E.1 - Valores de pertinência das classes nas áreas-testes A e B, respectivamente.

A Figura E.2 apresenta a rede semântica utilizada na área-teste B e os respectivos operadores utilizados em cada nó. A figura mostra igualmente a rede semântica utilizada na área-teste A e sua posterior simplificação.

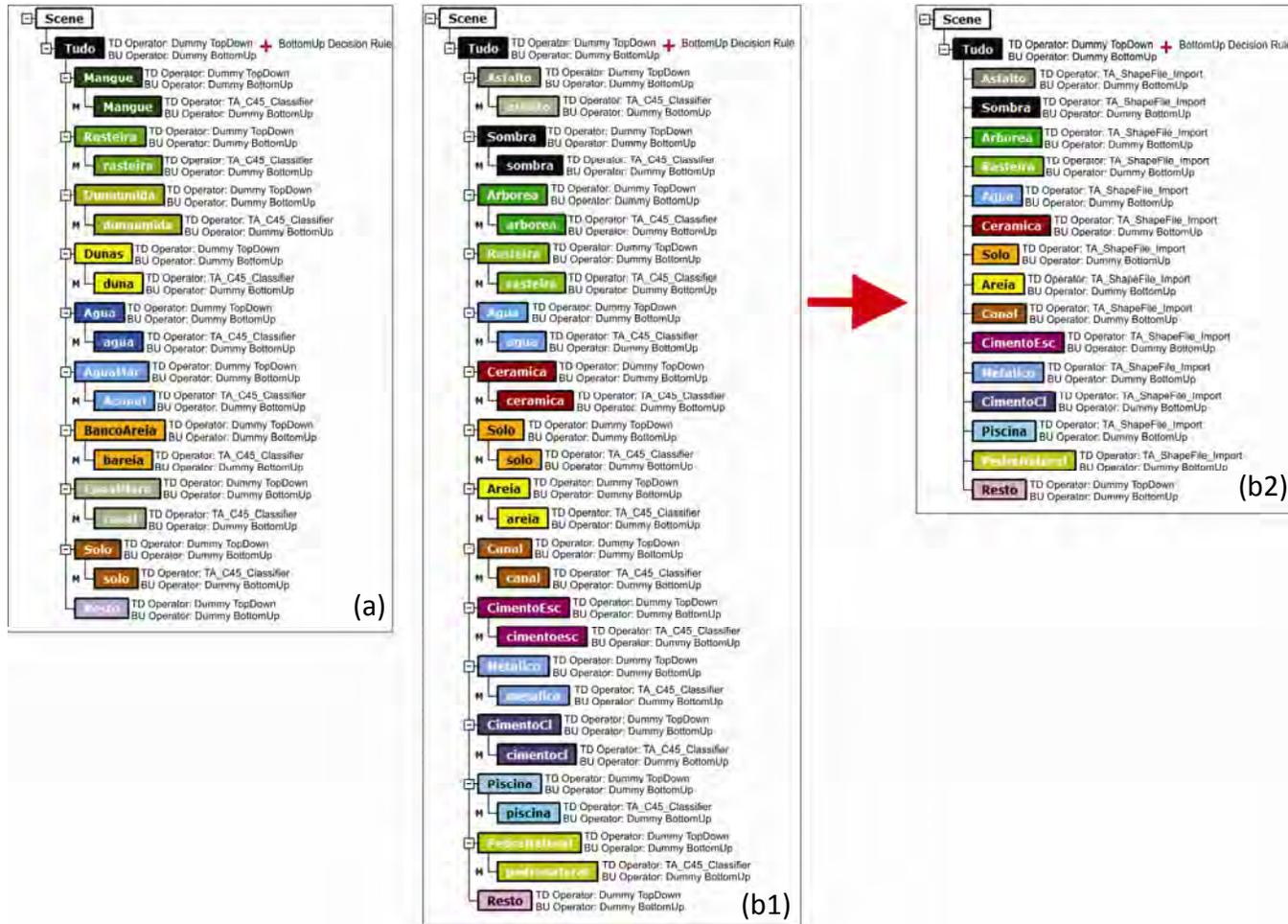


Figura E.2 - a) Rede semântica utilizada na área-teste B e seus respectivos operadores. b1) Rede semântica utilizada na área-teste A e sua posterior simplificação. b2) Respetivos operadores.

APÊNDICE F - AVALIAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES

A matriz de confusão é frequentemente utilizada para avaliar os erros do resultado final de uma classificação em relação aos dados de referência (CONGALTON; GREEN, 1999). Este método permite avaliar a qualidade da classificação, pois descreve a exatidão de cada classe com seus erros de comissão (amostras de uma classe atribuídas erroneamente a outras) e omissão (amostras atribuídas erroneamente a uma classe). A partir da matriz de confusão é possível calcular a exatidão global, do usuário e do produtor.

A exatidão global é a razão entre a soma de todos os elementos classificados corretamente pelo número total de elementos. A exatidão do usuário é a razão entre o número de elementos classificados corretamente em uma classe e o número total de elementos classificados nesta classe (LILLESAND et al., 2008). Esta medida reflete os erros de comissão da classificação.

A exatidão do produtor é definida pela razão entre os números de elementos classificados corretamente em uma classe e o número de elementos de referência amostrados para a mesma classe (LILLESAND et al., 2008). Esta medida reflete os erros de omissão da classificação.

Segundo Congalton e Green (1999), o coeficiente *Kappa* consiste na diferença entre a concordância observada (diagonal principal da matriz de confusão com a concordância entre os dados de referência) e a chance de concordância entre os dados de referência (produto entre os totais marginais da matriz). O índice *Kappa* é expresso pela seguinte fórmula:

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

em que:

N : número total de amostras.

r : número de classes.

x_{ii} : número total de elementos classificados corretamente.

x_{i+} : total de elementos classificados para uma categoria i .

x_{+1} : total de elementos de referência amostrados para uma categoria i .

O *Kappa*-condicional permite avaliar uma determinada classe (ROSENFELD; FITZPATRICK-LINS, 1986) e é expresso por:

$$\hat{K} = \frac{(N \times x_{ii}) - (x_{i+} \times x_{+i})}{(N \times x_{i+}) - (x_{i+} \times x_{+i})} \quad (2)$$

em que:

N : número total de amostras.

x_{ii} : número total de elementos classificados corretamente.

x_{i+} : total de elementos classificados para uma categoria i .

x_{+1} : total de elementos de referência amostrados para uma categoria i .

A Tabela E.1 exibe a matriz de confusão relativa à classificação da área-teste A. A Tabela E.2 contém os índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura da terra.

Tabela F.1 - Matriz de confusão da classificação da área-teste A.

| Classificação | Referência | | | | | | | | | | | | | | | |
|-----------------------|------------|------------|-------|---------|---------------|-------------|------------|------------|-------------|---------------|---------|-------------|--------|-----------|--------|----------------------|
| | Água | V. Arbórea | Areia | Asfalto | Canal de Maré | T. Cerâmica | Cimento C. | Cimento E. | T. Metálica | Pedra Natural | Piscina | V. Rasteira | Sombra | Solo Exp. | TOTAL: | Exatidão do Usuário: |
| Água | 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 1 |
| V. Arbórea | 0 | 107 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 6 | 0 | 121 | 0,88 |
| Areia | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 9 | 0,77 |
| Asfalto | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 1 |
| Canal de Maré | 0 | 0 | 0 | 1 | 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0,9 |
| T. Cerâmica | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 21 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 22 | 0,95 |
| Cimento C. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 11 | 0,909 |
| Cimento E. | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0,8 |
| T. Metálica | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 1 |
| Pedra Natural | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 1 |
| Piscina | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 2 | 1 |
| V. Rasteira | 0 | 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 61 | 2 | 2 | 76 | 0,80 |
| Sombra | 0 | 5 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 68 | 1 | 75 | 0,90 |
| Solo Exp. | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 23 | 28 | 0,82 |
| TOTAL: | 7 | 125 | 8 | 9 | 11 | 21 | 10 | 4 | 3 | 2 | 2 | 73 | 76 | 27 | 378 | |
| Exatidão do Produtor: | 1 | 0,85 | 0,87 | 0,77 | 0,81 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0,83 | 0,89 | 0,85 | | |

Tabela F.2 - Índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura da terra relativa à classificação da área-teste A.

| Classe | Kappa Condicional | Variância |
|--------------------|-------------------|-------------|
| Água | 1,0000 | 0 |
| Vegetação Arbórea | 0,8271 | 0,00171771 |
| Areia | 0,7730 | 0,019830086 |
| Asfalto | 1,0000 | 0 |
| Canal de Maré | 0,8970 | 0,009496406 |
| Telha Cerâmica | 0,9519 | 0,002199023 |
| Cimento Claro | 0,9066 | 0,007884564 |
| Cimento Escuro | 0,7979 | 0,032514506 |
| Telha Metálica | 1,0000 | 0 |
| Pedra Natural | 1,0000 | 0 |
| Piscina | 1,0000 | 0 |
| Vegetação Rasteira | 0,7554 | 0,002924555 |
| Sombra | 0,8832 | 0,001694778 |
| Solo Exposto | 0,8077 | 0,005910085 |

A Tabela F.3 exibe a matriz de confusão relativa à classificação da área-teste B. A Tabela F.4 contém os índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura da terra.

Tabela F.3 - Matriz de confusão da classificação da área-teste B.

| Área-teste B | | Referência | | | | | | | | | |
|-----------------------|----|-------------|------|----------------|---------------|------|------------|--------|---------------|--------------|-------|
| | | Água do Mar | Água | Banco de Areia | Canal de Maré | Duna | Duna Úmida | Mangue | Veg. Rasteira | Solo Exposto | TOTAL |
| Água do Mar | 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11 | 1 |
| Água | 0 | 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12 | 1 |
| Banco de Areia | 0 | 0 | 4 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0,8 |
| Canal de Maré | 0 | 1 | 0 | 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0,88 |
| Duna | 0 | 0 | 0 | 0 | 31 | 0 | 0 | 0 | 0 | 31 | 1 |
| Duna Úmida | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 | 0 | 7 | 1 |
| Mangue | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 86 | 2 | 0 | 88 | 0,97 |
| Veg. Rasteira | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 52 | 3 | 58 | 0,89 |
| Solo Exposto | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 2 | 15 | 19 | 0,78 |
| TOTAL | 11 | 13 | 4 | 9 | 31 | 7 | 91 | 56 | 18 | 240 | |
| Exatidão do Produtor: | 1 | 0,92 | 1 | 0,89 | 1 | 1 | 0,94 | 0,92 | 0,83 | | |

Tabela F.4 - Índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura da terra relativas à classificação da área-teste B.

| Classe | Kappa Condicional | Variância |
|--------------------|-------------------|-----------|
| Água do Mar | 1,0000 | 0 |
| Água | 1,0000 | 0 |
| Banco de Areia | 0,7966 | 0,0328164 |
| Canal de Maré | 0,8846 | 0,0117453 |
| Duna | 1,0000 | 0 |
| Duna Úmida | 1,0000 | 0 |
| Mangue | 0,9634 | 0,0006407 |
| Vegetação Rasteira | 0,8651 | 0,0025662 |
| Solo Exposto | 0,7724 | 0,0098728 |