



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA, INOVAÇÕES E COMUNICAÇÕES  
**INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS**

sid.inpe.br/mtc-m19@80/2010/08.03.12.52.20-TDI

## **AVALIAÇÃO DAS IMAGENS WORLDVIEW-II PARA O MAPEAMENTO DA COBERTURA DO SOLO URBANO UTILIZANDO O SISTEMA INTERIMAGE**

Bárbara Maria Giacom Ribeiro

Dissertação de Mestrado do  
Curso de Pós-Graduação em  
Sensoriamento Remoto, orientada  
pelos Drs. Leila Maria Garcia  
Fonseca, e Hermann Johann  
Heinrich Kux, aprovada em 26 de  
agosto de 2010.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3826JHA>>

INPE  
São José dos Campos  
2010

**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:**

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

**Membros:**

Dr<sup>a</sup> Inez Staciarini Batista - Coordenação Ciências Espaciais e Atmosféricas (CEA)

Dr<sup>a</sup> Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação

Dr<sup>a</sup> Regina Célia dos Santos Alvalá - Centro de Ciência do Sistema Terrestre (CST)

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

Dr. Ralf Gielow - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPT)

Dr. Wilson Yamaguti - Coordenação Engenharia e Tecnologia Espacial (ETE)

Dr. Horácio Hideki Yanasse - Centro de Tecnologias Especiais (CTE)

**BIBLIOTECA DIGITAL:**

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

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

Deicy Farabello - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPT)

**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:**

Vivéca Sant´Ana Lemos - Serviço de Informação e Documentação (SID)



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA, INOVAÇÕES E COMUNICAÇÕES  
**INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS**

sid.inpe.br/mtc-m19@80/2010/08.03.12.52.20-TDI

## **AVALIAÇÃO DAS IMAGENS WORLDVIEW-II PARA O MAPEAMENTO DA COBERTURA DO SOLO URBANO UTILIZANDO O SISTEMA INTERIMAGE**

Bárbara Maria Giacom Ribeiro

Dissertação de Mestrado do  
Curso de Pós-Graduação em  
Sensoriamento Remoto, orientada  
pelos Drs. Leila Maria Garcia  
Fonseca, e Hermann Johann  
Heinrich Kux, aprovada em 26 de  
agosto de 2010.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3826JHA>>

INPE  
São José dos Campos  
2010

Ribeiro, Bárbara Maria Giacom.  
R35a      Avaliação das imagens Worldview-II para o mapeamento da  
cobertura do solo urbano utilizando o sistema InterIMAGE / Bár-  
bara Maria Giacom Ribeiro. – São José dos Campos : INPE, 2010.  
xxvi+151 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.

Orientadores : Drs. Leila Maria Garcia Fonseca, e Hermann  
Johann Heinrich Kux.

1. Sensoriamento remoto. 2. Geographic Object-Based Image  
Analysis (GEOBIA). 3. InterIMAGE. 4. Imagem de alta resolução.  
5. Cobertura do solo urbano. I. Título.

CDU 528.854(1-21) (815)

---

Copyright © 2010 do MCT/INPE. Nenhuma parte desta publicação pode ser reproduzida, armazenada em um sistema de recuperação, ou transmitida sob qualquer forma ou por qualquer meio, eletrônico, mecânico, fotográfico, reprográfico, de microfilmagem ou outros, sem a permissão escrita do INPE, com exceção de qualquer material fornecido especificamente com o propósito de ser entrado e executado num sistema computacional, para o uso exclusivo do leitor da obra.

Copyright © 2010 by MCT/INPE. No part of this publication may be reproduced, stored in a retrieval system, or transmitted in any form or by any means, electronic, mechanical, photocopying, recording, microfilming, or otherwise, without written permission from INPE, with the exception of any material supplied specifically for the purpose of being entered and executed on a computer system, for exclusive use of the reader of the work.

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

**Dra. Evelyne Marcia Leão de Moraes Novo**



---

Presidente / INPE / SJC Campos - SP

**Dr. Hermann Johann Heinrich Kux**



---

Orientador(a) / INPE / SJC Campos - SP

**Dra. Leila Maria Garcia Fonseca**



---

Orientador(a) / INPE / SJC Campos - SP

**Dra. Claudia Maria de Almeida**



---

Membro da Banca / INPE / SJC Campos - SP

**Dr. Raul Queiroz Feitosa**



---

Convidado(a) / PUC- RIO / Rio de Janeiro - RJ

**Aluno (a): Bárbara Maria Giacom Ribeiro**

**São José dos Campos, 26 de agosto de 2010**



*“The land is the simplest form of architecture. It is man in possession of his earth.*

*It is the only true record of him where his possession of earth is concerned.*

*While he was true to earth, his architecture was creative”.*

*Frank Lloyd Wright*





*A meus pais, Vitor e Cristina, pelo apoio  
incondicional na realização dos meus sonhos...*



## AGRADECIMENTOS

Aos meus orientadores, Dra. Leila Maria Garcia Fonseca e Dr. Hermann Johann Heinrich Kux, pela confiança depositada, orientação, paciência e incentivo na realização deste Mestrado.

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

Ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, pela oportunidade de estudos e utilização de suas instalações, e acima de tudo, pelas enriquecedoras experiências proporcionadas durante o Curso de Mestrado.

À empresa Digital Globe, na pessoa do Dr. Kumar Navulur, pela cessão das imagens WorldView-II, e de Giandri Machado, pela cessão das imagens QuickBird-II.

À equipe do Laboratório de Visão Computacional da PUC-RJ, por todo empenho no desenvolvimento do InterIMAGE, em especial, ao Dr. Raul Queiroz Feitosa.

Ao Prof. Paulo César Gurgel de Albuquerque, pela ajuda nos trabalhos de campo.

A todos aqueles que direta ou indiretamente contribuíram com o desenvolvimento deste trabalho, em especial, aos amigos Cléber Gonzales de Oliveira, Emiliano Ferreira Castejon, Thales Sehn Korting, Giovanni de Araújo Boggione e Carolina Moutinho Duque de Pinho.

Aos meus amigos do INPE, pela força e incentivo nos momentos difíceis, e descontração nos momentos alegres. Aos professores Elisabete Caria de Moraes e Antônio Miguel Vieira Monteiro, por mostrarem toda a diversão que existe por trás da pesquisa científica.

À querida turma PG-SER 2008, companheira de jornada, estudos e comemorações, em especial, Renata Fernandes Figueira Nascimento, Clódís de Oliveira Andrades Filho, Ludmila Roque Ferraz Pacheco, Matheus Alves Vieira e Érika Akemi Saito, pelo companheirismo ao longo destes trinta meses.

Aos amigos joseenses e "paulistanos", por entenderem minhas ausências e vibrarem com minhas (raras) presenças.

A minha família, pai, mãe e irmã, por sempre acreditarem em mim e nunca me deixar desistir.

A todas as pessoas que torceram por mim. Muito Obrigada!



## RESUMO

A aquisição de informações detalhadas e atualizadas sobre o tecido urbano é estratégica para o planejamento e a gestão do território. O mapeamento da cobertura do solo urbano por meio de imagens de sensoriamento remoto tem sido amplamente explorado, principalmente com a disponibilidade de imagens de alta resolução e de técnicas de processamento baseadas em objeto. Este estudo utiliza o sistema InterIMAGE e imagens do sensor orbital WorldView-II para a classificação da cobertura do solo de cinco áreas-teste próximas ao Trecho Oeste do Rodoanel Mário Covas, na Região Metropolitana de São Paulo, duas tecnologias novas e ainda pouco exploradas nos estudos urbanos. A hipótese deste trabalho é que a melhoria da resolução espectral das imagens WorldView-II pode facilitar a identificação de alvos urbanos, e conseqüentemente aprimorar a classificação da cobertura do solo. A avaliação do efeito da melhoria da resolução espectral do sistema WorldView-II é realizada por meio da sua simulação a partir de imagens do satélite QuickBird-II. Os conjuntos de imagens (original e simulado) foram ortorretificados e fusionados previamente à análise exploratória. O modelo de classificação foi construído de acordo com a estratégia de análise de imagens do InterIMAGE, um sistema de interpretação de imagens baseado em conhecimento, que possui código aberto e é de uso e distribuição livre e gratuita. Neste sistema, o conhecimento humano é representado por uma rede semântica construída com regras definidas pelo usuário e com base nos paradigmas da análise de imagens baseada em objetos. A segmentação e a classificação são baseadas em objetos, e as regras de decisão são compostas por atributos espectrais e geométricos. A metodologia proposta mostrou-se eficiente para mapear a cobertura do solo em áreas urbanas complexas, e as classificações finais atingiram valores de exatidão global superiores a 83% e índices *Kappa* superiores a 0,81. Os conflitos típicos deste tipo de classificação foram resolvidos, com boa identificação de quinze classes de cobertura do solo. O objetivo de avaliar o mapeamento da cobertura do solo a partir de imagens WorldView-II foi atingido, e os resultados demonstram a aplicabilidade do InterIMAGE na extração de informações atualizadas sobre o ambiente urbano.



## EVALUATION OF WORLDVIEW-II IMAGES FOR URBAN LAND COVER MAPPING USING THE INTERIMAGE SYSTEM

### ABSTRACT

The acquisition of updated and detailed information on urban land cover is strategic for urban planning and management in present times. Mapping of urban land cover using remote sensing technology has been widely explored, especially with the recent availability of high resolution images and object-based processing techniques. This study uses the InterIMAGE system and WorldView-II orbital sensor imagery, two technologies which are new and still little explored in urban studies, to classify land cover in five test-sites near to the western section of Rodoanel Mário Covas, a ring-roads that surrounds the metropolitan area of São Paulo, Brazil. The work hypothesis is: the spectral resolution increase of WorldView-II imagery, compared to previous sensor systems, can improve the identification of urban targets, and consequently, improve the land cover classification. To evaluate the effects of the increase on spectral resolution of WorldView-II system images, we simulated an image based on data from the QuickBird-II sensor. The image sets (original and simulated) were orthorectified and pan-sharpened previously to the exploratory analysis. The classification model was built according to InterIMAGE's image analysis strategy. InterIMAGE is an open source and free access framework for knowledge-based image classification. Within this system, human knowledge is represented as a semantic net built with user-defined rules based on the paradigms of object-oriented image analysis. The segmentation and classification are object-based, and the decision rules were composed by spectral and geometrical attributes. The proposed methodology is efficient to map the land cover in complex urban areas and the final classification achieved an overall accuracy of 83% and a *Kappa* Accuracy Index of 0.81. The typical classification conflicts were solved, with a good identification of fifteen land cover classes. The proposed objective of land cover mapping was achieved with good results, showing the applicability of InterIMAGE to explore high resolution satellite data and update information from urban land cover classes.





## LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
Figura 2.1 – Bandas pancromáticas e multiespectrais dos sensores QuickBird-II e WorldView-II.....	11
Figura 2.2 – Espectros obtidos em laboratório para as amostras de telhas e solos..	12
Figura 2.3 – Perfis espectrais de <i>pixels</i> de telhado de cerâmica (3 a 8) e solo exposto (1 e 2).....	13
Figura 2.4 – Exemplos de imagens com diferentes geometrias de visada (seção da área-teste A).....	16
Figura 2.5 – Rede semântica do estudo de Novack (2009) desenvolvida no InterIMAGE.....	24
Figura 2.6 – Exemplo de rede semântica. ....	25
Figura 2.7 – Esquema representativo do processo de interpretação de uma cena no InterIMAGE. ....	28
Figura 2.8 – Exemplo de rede semântica. ....	30
Figura 3.1 – Localização do Rodoanel Mário Covas na Região Metropolitana de São Paulo. Em azul está demarcada a área de estudo.....	32
Figura 3.2 – Localização das cinco áreas-teste.....	34
Figura 3.3 – Diagrama de blocos dos passos metodológicos.....	37
Figura 3.4 – Curvas espectrais: respostas espectrais normalizadas das bandas dos sensores: (a) QuickBird-II, (b) WorldView-II.....	39
Figura 3.5 – Contribuição de cada banda do sensor WorldView-II para gerar as quatro bandas do QuickBird-II.....	40
Figura 3.6 – Recortes da imagem multiespectral original do sensor QuickBird-II (a) e da imagem multiespectral simulada QuickBird-II (b), na composição colorida R(3) G(2) B(1). ....	42
Figura 3.7 – Exemplo de rede hierárquica para classificação das imagens com as classes utilizadas neste estudo.....	47
Figura 3.8 – (a) Rede com poucos níveis e muitos nós-folha e (b) rede com mais níveis e menos nós-folha por cada nível. ....	51
Figura 3.9 – Exemplo de boa segmentação.....	53
Figura 3.10 – Visualização do atributo "razão da banda 1" (sensor WorldView-II) em níveis de cinza. Os segmentos mais escuros correspondem às classes Solo Exposto e Telha Cerâmica.....	54

Figura 4.1 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem WorldView-II para a área-teste A. ....	58
Figura 4.2 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem QuickBird-II-simulada para a área-teste A.....	59
Figura 4.3 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem WorldView-II -simulada para a área-teste B. ....	60
Figura 4.4 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem QuickBird-II-simulada para a área-teste B.....	61
Figura 4.5 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem WorldView-II -simulada para a área-teste C. ....	62
Figura 4.6 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem QuickBird-II-simulada para a área-teste C.....	63
Figura 4.7 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem WorldView-II -simulada para a área-teste D. ....	64
Figura 4.8 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem QuickBird-II-simulada para a área-teste D. ....	65
Figura 4.9 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem WorldView-II -simulada para a área-teste E.....	66
Figura 4.10 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem QuickBird-II-simulada para a área-teste E.....	67
Figura 4.11 – Gráfico dos índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura do solo da área-teste A. ....	69
Figura 4.12 – Gráfico dos índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura do solo da área-teste B. ....	70
Figura 4.13 – Gráfico dos índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura do solo da área-teste C. ....	70
Figura 4.14 – Gráfico dos índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura do solo da área-teste D. ....	71
Figura 4.15 – Gráfico dos índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura do solo da área-teste E. ....	71
Figura 4.16 – Gráficos dos índices (a) <i>Kappa</i> -condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Vegetação Rasteira.....	72
Figura 4.17 – Seção da área-teste D com três densidades de vegetação rasteira.....	74
Figura 4.18 – Seção da área-teste D mostrando erros de classificação de vegetação rasteira.....	74

Figura 4.19 – Gráficos dos índices (a) <i>Kappa</i> -condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Vegetação Arbórea.....	75
Figura 4.20 – Cobertura vegetal e sombreamento em uma seção da área-teste E....	76
Figura 4.21 – Gráficos dos índices (a) <i>Kappa</i> -condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Solo Exposto. ....	77
Figura 4.22 – Gráficos dos índices (a) <i>Kappa</i> -condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Telha Cerâmica. ....	78
Figura 4.23 – Gráficos dos índices (a) <i>Kappa</i> -condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Telha Metálica. ....	79
Figura 4.24 – Telhados metálicos planos e arredondados da área-teste B. ....	79
Figura 4.25 – Telhados metálicos planos da área-teste E. ....	80
Figura 4.26 – Gráficos dos índices (a) <i>Kappa</i> -condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Cobertura em Cimento Claro. ....	81
Figura 4.27 – Seção da área-teste A onde ocorrem confusões entre alvos da classe Telha Metálica e Cobertura de Cimento Claro e Médio.....	82
Figura 4.28 – Gráficos dos índices (a) <i>Kappa</i> -condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Cobertura de Cimento Médio. ....	83
Figura 4.29 – Coberturas em cimento médio – lajes planas de concreto (em vermelho). ....	83
Figura 4.30 – Seção da área-teste C onde ocorrem confusões entre alvos da classe Telha Cerâmica e Cobertura em Cimento Médio.....	84
Figura 4.31 – Gráficos dos índices (a) <i>Kappa</i> -condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Cobertura de Cimento Escuro.....	85
Figura 4.32 – Cobertura de telhas de cimento escurecido presentes na área-teste E. ....	86
Figura 4.33 – Seção da imagem WorldView-II – composição R(5) G(3) B(2) mostrando as telhas de cimento pigmentado (Movimento Habitacional Casa Para Todos, Osasco).....	87
Figura 4.34 – Gráficos dos índices (a) <i>Kappa</i> -condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Asfalto. ....	88
Figura 4.35 – Gráficos dos índices (a) <i>Kappa</i> -condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Sombra. ....	89
Figura 4.36 – Gráficos dos índices (a) <i>Kappa</i> -condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Córrego.....	90
Figura 4.37 – ADPM Osasco: área de recreação externa com piso em pedra natural. ....	90

Figura A.1 – Distribuição dos pontos coletados em campo para a Área 1.....	111
Figura A.2 – Distribuição dos pontos coletados em campo para a Área 2.....	112
Figura E.1 – Segmentação de quadras e ruas utilizando <i>TerraAIDA_shapefile_import.</i>	129
Figura E.2 – Estrutura típica das redes semânticas utilizadas nas classificações.....	130
Figura E.3 – Regras de decisão para a classe Vegetação Rasteira na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste B.....	131
Figura E.4 – Regras de decisão para a classe Vegetação Arbórea na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste B.....	131
Figura E.5 – Regras de decisão para a classe Solo Exposto na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste D. ....	132
Figura E.6 – Regras de decisão para a classe Telha Cerâmica na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste A. ....	132
Figura E.7 – Regras de decisão para a classe Telha Metálica na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste D. ....	132
Figura E.8 – Regras de decisão para a classe Cobertura em Cimento Claro na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste A.....	133
Figura E.9 – Regras de decisão para a classe Cobertura em Cimento Médio na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste C.....	133
Figura E.10 – Regras de decisão para a classe Cobertura em Cimento Escuro na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste B.....	134
Figura E.11 – Regras de decisão para a classe Telha de Cimento Pigmentada na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste B.....	134
Figura E.12 – Regras de decisão para a classe Cobertura em PVC na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste A.....	134
Figura E.13 – Regras de decisão para a classe Sombra na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste C.....	135
Figura E.14 – Regras de decisão para a classe Asfalto na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste E. ....	136
Figura E.15 – Regras de decisão para a classe Córrego na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste E. ....	136

Figura E.16 – Regras de decisão para a classe Piso em Pedra Natural na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste E. .... 137

Figura E.17 – Regras de decisão para a classe Piscina na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste E. .... 137



## LISTA DE TABELAS

	<u>Pág.</u>
Tabela 3.1 – Porcentagem da contribuição das bandas multiespectrais do sensor WorldView-II para gerar as bandas do Quickbird-II. ....	40
Tabela 3.2 – <i>RMSE</i> das orto-imagens de cada área-teste. ....	45
Tabela 4.1 – Exatidão global, índice <i>Kappa</i> e variância do índice <i>Kappa</i> para as classificações realizadas nas cinco áreas-teste. ....	68
Tabela A.1 – Resultados do processamento dos dados levantados em campo. ....	112
Tabela B.1 – Dados dos pontos de controle ( <i>GCPs</i> ) utilizados na ortorretificação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada – Área 1. ....	115
Tabela B.2 – Dados dos pontos de validação ( <i>ICPs</i> ) da Área 1, imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada. ....	116
Tabela B.3 – Validação planimétrica das orto-imagens da Área 1, imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada. ....	116
Tabela B.4 – Dados dos pontos de controle ( <i>GCPs</i> ) utilizados na ortorretificação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada – Área 2. ....	117
Tabela B.5 – Dados dos pontos de validação ( <i>ICPs</i> ) da Área 2, imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada. ....	117
Tabela B.6 – Validação planimétrica das orto-imagens da Área 2, imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada. ....	118
Tabela C.1 – Classes de cobertura do solo. ....	119
Tabela D.1 – Parâmetros utilizados para segmentação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada da área-teste A. ....	125
Tabela D.2 – Parâmetros utilizados para segmentação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada da área-teste B. ....	126
Tabela D.3 – Parâmetros utilizados para segmentação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada da área-teste C. ....	126
Tabela D.4 – Parâmetros utilizados para segmentação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada da área-teste D. ....	127
Tabela D.5 – Parâmetros utilizados para segmentação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada da área-teste E. ....	127
Tabela F.1 – Teste Z para cada classificação das cinco áreas-teste. ....	141

Tabela F.2 – Matriz de confusão da classificação da imagem WorldView-II da área-teste A. ....	142
Tabela F.3 – Índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem WorldView-II da área-teste A.....	142
Tabela F.4 – Matriz de confusão da classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste A. ....	143
Tabela F.5 – Índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste A.....	143
Tabela F.6 – Matriz de confusão da classificação da imagem WorldView-II da área-teste B. ....	144
Tabela F.7 – Índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem WorldView-II da área-teste B.....	144
Tabela F.8 – Matriz de confusão da classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste B. ....	145
Tabela F.9 – Índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste B.....	145
Tabela F.10 – Matriz de confusão da classificação da imagem WorldView-II da área-teste C. ....	146
Tabela F.11 – Índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem WorldView-II da área-teste C. ....	146
Tabela F.12 – Matriz de confusão da classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste C.....	147
Tabela F.13 – Índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste C. ....	147
Tabela F.14 – Matriz de confusão da classificação da imagem WorldView-II da área-teste D. ....	148
Tabela F.15 – Índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem WorldView-II da área-teste D.....	148
Tabela F.16 – Matriz de confusão da classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste D.....	149
Tabela F.17 – Índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste D.....	149
Tabela F.18 – Matriz de confusão da classificação da imagem WorldView-II da área-teste E.....	150
Tabela F.19 – Índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem WorldView-II da área-teste E. ....	150



Tabela F.20 – Matriz de confusão da classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste E.....	151
Tabela F.21 – Índices <i>Kappa</i> -condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste E. ....	151



## SUMÁRIO

	<u>Pág.</u>
<b>1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>1</b>
<b>2 MAPEAMENTO DA COBERTURA DO SOLO URBANO: REVISÃO .....</b>	<b>5</b>
2.1 O sensoriamento remoto em áreas urbanas .....	5
2.1.1 Imagens de alta resolução espacial.....	9
2.1.1.1 Sensores QuickBird-II e WorldView-II .....	10
2.1.2 Discriminação espectral de alvos urbanos.....	11
2.1.3 Condições de coleta da imagem .....	14
2.2 GEOBIA - Análise Geográfica de Imagens Baseada em Objeto.....	17
2.3 Sistemas de interpretação de imagens baseados em conhecimento .....	19
2.4 InterIMAGE.....	21
2.4.1 Rede Semântica.....	23
2.4.2 Operadores.....	26
2.4.3 Etapas <i>Top-down</i> e <i>Bottom-up</i> .....	27
<b>3 METODOLOGIA.....</b>	<b>31</b>
3.1 Área de estudo .....	31
3.1.1 Áreas-Teste.....	33
3.2 Materiais .....	35
3.3 Processamentos .....	36
3.3.1 Preparação dos Dados.....	38
3.3.1.1 Simulação de bandas.....	38
3.3.1.2 Fusão .....	42
3.3.1.3 Ortorectificação .....	43
3.3.2 Mapeamento da Cobertura do Solo .....	45
3.3.2.1 Definição das classes de cobertura do solo .....	46
3.3.2.2 Construção da rede hierárquica.....	49
3.3.2.3 Segmentação .....	51
3.3.2.4 Análise exploratória .....	53
3.3.2.5 Modelo de classificação .....	54
3.3.3 Avaliação das classificações .....	55
<b>4 RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>57</b>
4.1 Mapas temáticos.....	57
4.2 Distinção entre classes de cobertura do solo .....	68

4.2.1	Vegetação Rasteira.....	72
4.2.2	Vegetação Arbórea.....	75
4.2.3	Solo Exposto .....	76
4.2.4	Telha Cerâmica .....	77
4.2.5	Telha Metálica .....	79
4.2.6	Cobertura em Cimento Claro .....	81
4.2.7	Cobertura em Cimento Médio .....	82
4.2.8	Cobertura em Cimento Escuro .....	84
4.2.9	Telha de Cimento Pigmentada .....	86
4.2.10	Cobertura em PVC.....	87
4.2.11	Asfalto .....	87
4.2.12	Sombra .....	88
4.2.13	Córrego.....	89
4.2.14	Piso em Pedra Natural.....	90
4.2.15	Piscina.....	91
<b>5</b>	<b>CONCLUSÕES.....</b>	<b>93</b>
	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>97</b>
<b>APÊNDICE A</b>	<b>– TRABALHO DE CAMPO .....</b>	<b>111</b>
<b>APÊNDICE B</b>	<b>– VALIDAÇÃO DA ORTORRETIFICAÇÃO .....</b>	<b>115</b>
<b>APÊNDICE C</b>	<b>– CLASSES DE COBERTURA DO SOLO .....</b>	<b>119</b>
<b>APÊNDICE D</b>	<b>– PARÂMETROS DE SEGMENTAÇÃO .....</b>	<b>125</b>
<b>APÊNDICE E</b>	<b>– PARÂMETROS DE CLASSIFICAÇÃO.....</b>	<b>129</b>
<b>APÊNDICE F</b>	<b>– AVALIAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES.....</b>	<b>139</b>

## 1 INTRODUÇÃO

O ambiente urbano tem figurado constantemente como objeto de estudo em diversas áreas do conhecimento humano nas últimas décadas. O rápido aumento populacional constitui um dos maiores problemas para o planejamento e controle do crescimento urbano. Segundo Santos (2004), a tendência do mundo atual é uma aceleração cada vez maior dos processos de transformação da paisagem, tornando-se de vital importância compreender sua dinâmica.

Uma maneira de compreender a dinâmica das cidades se dá por meio do estudo da cobertura do solo. Conhecendo-se a cobertura do solo, tornam-se possíveis análises sobre a configuração do espaço urbano e seus processos de ocupação e urbanização. Neste contexto, o sensoriamento remoto apresenta-se como uma maneira eficiente para obtenção de informações acerca da cobertura do solo, observada sua capacidade de aquisição sinóptica de dados de grandes áreas no terreno com um nível de detalhamento adequado aos estudos urbanos.

O avanço das tecnologias de sensoriamento remoto e a maior disponibilidade de sistemas sensores expandiram o leque de aplicações de imagens digitais, devido, principalmente, à significativa melhoria nas resoluções espacial, temporal e radiométrica dos sistemas sensores (EHLERS, 2007). Estes avanços explicam a crescente utilização destes produtos em estudos urbanos, e as potencialidades do sensoriamento remoto têm sido demonstradas e confirmadas nas mais diferentes aplicações, conforme pode ser observado em Blaschke e Kux (2007), Blaschke (2010), entre outros.

Contudo, os atuais sensores orbitais de alta resolução espacial possuem limitação quanto à resolução espectral (quantidade, largura e posição de bandas no espectro eletromagnético). Este fator compromete a diferenciação das classes de cobertura do solo em estudos urbanos utilizando procedimentos de classificação automática (HEROLD et al., 2002; 2003; 2004; MOREIRA, 2008; NORONHA et al., 2002).

Com o lançamento do sensor WorldView-II, em outubro de 2009, abriram-se novas perspectivas para o estudo de propriedades espectrais dos alvos urbanos. Este é o primeiro sensor orbital de alta resolução espacial (0,46 m na banda pancromática e 1,84 m nas bandas multiespectrais) que possui oito bandas multiespectrais (cinco bandas localizadas na faixa do espectro eletromagnético visível e três na faixa do infravermelho próximo).

Neste cenário, o detalhamento propiciado pela melhoria das resoluções espacial e espectral, juntamente com o aprimoramento das técnicas de processamento de imagens, tem possibilitado a análise e o mapeamento da cobertura do solo em um nível nunca realizado anteriormente com imagens orbitais.

As limitações dos estudos em áreas urbanas concernem não somente à disponibilidade de dados de qualidade e a preços acessíveis, como também às metodologias para manipulação das imagens de alta resolução. Os sistemas de análise de imagens do tipo OBIA (*Object-Based Image Analysis*) têm sido utilizados com bastante freqüência em aplicações de classificação de uso e cobertura de ambientes urbanos quando se utilizam dados de alta resolução espacial. Entretanto, a grande maioria destes sistemas é comercial, o que resulta em dois problemas: 1) geralmente os preços são elevados; 2) não são facilmente adaptáveis às necessidades específicas de cada aplicação, ou seja, são sistemas fechados, sem possibilidade de customização.

A fim de contribuir com um sistema *open source* que proporcione alta capacidade de customização e de ampliação de ferramentas, a PUC-RJ e o INPE estão desenvolvendo um sistema de interpretação de imagens baseado em conhecimento, InterIMAGE, que possui código aberto e é de uso e distribuição livre e gratuita (COSTA et al., 2008).

Neste contexto, este trabalho tem como objetivo avaliar o desempenho das imagens do sensor WorldView-II para o mapeamento da cobertura do solo em áreas urbanas usando o *software* livre InterIMAGE. Como área de estudo, foram selecionadas cinco áreas-teste junto ao Trecho Oeste do Rodoanel Mário Covas, na Região Metropolitana

de São Paulo. Para efeito de comparação, são utilizadas as imagens de alta resolução espacial do sensor QuickBird-II.

A hipótese deste trabalho é que a melhoria da resolução espectral das imagens WorldView-II, em relação às outras imagens de alta resolução espacial disponíveis, pode facilitar a identificação de alvos urbanos, e conseqüentemente aprimorar a classificação da cobertura do solo.

A avaliação do efeito da melhoria da resolução espectral do sistema WorldView-II é realizada por meio da sua simulação a partir de imagens do satélite QuickBird-II. Considerando-se que não existem imagens destes dois sensores adquiridas na mesma data para a área de estudo selecionada, criou-se uma imagem simulada QuickBird-II utilizando a imagem WorldView-II. Desta forma, assegura-se que os dados sob comparação possuem as mesmas condições geométricas e atmosféricas de imageamento.

Este documento está organizado em cinco capítulos. Em Mapeamento da Cobertura Do Solo Urbano: Revisão, são abordados conceitos teóricos e trabalhos relacionados aos principais campos do conhecimento explorados nesta pesquisa. Em Metodologia, é apresentada a área de estudo e demonstrados os dados, aplicativos computacionais e a organização e descrição dos passos metodológicos aplicados ao longo do trabalho. Em Resultados e Discussão, apresenta-se, analisa-se e discute-se os resultados obtidos. Por último, Conclusões reúne as considerações finais e perspectivas para trabalhos futuros.





## **2 MAPEAMENTO DA COBERTURA DO SOLO URBANO: REVISÃO**

De grande importância para o planejamento e monitoramento urbano, o mapeamento em grandes escalas pode ser realizado por meio de imagens de sensoriamento remoto, que isoladamente facilitam a atualização de bases cadastrais e, quando associadas a outras fontes de dados, como mapas temáticos, por exemplo, possibilitam, principalmente em áreas urbanas, o monitoramento da dinâmica espaço-temporal, a detecção de áreas de ocupação irregular, o estabelecimento de novas áreas para construções, estudos de impermeabilização do solo, dentre outros (ANTUNES; CORTESE, 2007; KUX; ARAÚJO, 2008).

Além de dados sócio-econômicos, pode-se elencar como uma das principais informações para a gestão das cidades o uso e a ocupação do solo. Em urbanismo, o uso do solo diz respeito ao modo como um terreno está sendo utilizado, como por exemplo, uso residencial, comercial, etc. A ocupação do solo traduz a dimensão da construção sobre o terreno. Estes instrumentos compõem os índices urbanísticos utilizados pelas prefeituras municipais para a gestão de suas áreas urbanas, bem como para o planejamento da expansão urbana (PRESIDÊNCIA DA REPÚBLICA, 2001).

O uso do solo é um conceito abstrato, uma mistura de fatores culturais e econômicos, a maioria dos quais não pode ser diretamente determinada através do sensoriamento remoto (BARNSELY et al., 2001). Por sua vez, a cobertura do solo estabelece relações diretas com a radiância espectral detectada, pois se refere aos aspectos físicos da superfície, e é traduzida em classes como "vegetação rasteira", "concreto", "água", entre outros (JENSEN; COWEN, 1999; NOVO, 2007).

### **2.1 O sensoriamento remoto em áreas urbanas**

A aquisição de informações acerca da ocupação urbana por meio de levantamentos *in-loco* é onerosa temporal e financeiramente, além de prover dados pontuais e relativos ao período de estudo específico. Como alternativa, o sensoriamento remoto constitui um instrumento pertinente e eficaz para pesquisas urbanas, por possibilitar uma visão

sinóptica do território, fornecendo dados em resoluções espaciais e temporais adequadas ao estudo urbano e compatíveis com a dinâmica de transformação da paisagem (JENSEN, 2009; LANG; BLASCHKE, 2009).

O mapeamento da cobertura do solo urbano por meio de imagens de sensoriamento remoto tem sido amplamente explorado, a partir da década de 1970, utilizando então dados com resolução espacial menos refinada do que aquela disponível nos sistemas sensores atualmente. Estudos empregando dados de sensores de baixa e média resolução espacial, como aqueles a bordo dos satélites da série Landsat, abordavam questões relativas à expansão do território urbano. A escala mais adequada de representação destes dados (1:100.000) exigia uma generalização da informação representada, de modo que os produtos apresentavam maior aplicabilidade em estudos regionais.

Em termos de estudos urbanos, nesta época realizaram-se pesquisas sobre as manchas urbanas e monitoramento de expansão urbana (LINDGREN, 1975; FORESTI et al., 1980; NIERO et al., 1982), estimativa de população (FORESTI, 1977; LO; WELCH, 1977), análise de impactos ambientais da ocupação urbana (PAUL et al., 1975), das redes regionais de cidades e do uso urbano em relação a outros usos do solo (DUEKER; HORTON, 1972; FORESTI et al., 1973).

Na década de 1980, com a disponibilidade de imagens dos sensores TM (satélite Landsat) e HRV (satélite SPOT), o detalhamento das cenas e do conteúdo informativo dos produtos foram ampliados, o que possibilitou a realização de estudos com escalas mais refinadas (1:50.000 e 1:25.000) e mais compatíveis com o planejamento municipal.

Desta forma, nos estudos de áreas urbanas, torna-se possível a discriminação de classes amplas de uso do solo urbano, com detecção de indústrias, *shopping centers*, parques urbanos e áreas residenciais de diferentes densidades (BARNESLEY; BARR, 1996; TANAKA et al., 1999).

Os dados de sensoriamento remoto, associados a dados sócio-econômicos, passam a integrar análises sobre uso e ocupação do solo, considerando a legislação vigente e

aspectos do meio físico (NELLIS et al., 1977; HENDERSON; XIA, 1997). Foram realizados estudos sobre a cobertura vegetal natural na escala dos municípios, com integração dos dados relativos às áreas de expansão urbana, identificando ocupações irregulares em áreas de várzeas, em áreas de risco de deslizamento (áreas íngremes), em áreas inundáveis, etc. (JACQUIN et al., 2008; LU; WENG, 2006; NÓBREGA et al., 2006) Os dados multitemporais provenientes de análises sobre imagens orbitais passam a subsidiar de maneira eficiente a gestão municipal (HOWARTH; BOASSON, 1983; KURKDJIAN et al., 2000).

A partir do final da década de 1990, são lançados os sensores de alta resolução espacial, iniciando com o Ikonos-II (1999), QuickBird-II (2001) e SPOT-5 (2002). As novas imagens permitem a realização de estudos de áreas urbanas de modo semelhante àquela realizada através das fotografias aéreas, nas escalas de 1:10.000 a 1:5.000. As análises possibilitam considerar as dimensões do lote e identificar mais classes de cobertura do solo urbano.

Ainda nos anos 2000, são lançados os satélites OrbView-III (2003), CBERS-2B (2007), GeoEye (2008), WorldView-II (2009), entre outros. Estes sistemas sensores são importantes para a análise da complexidade espacial do fenômeno urbano, e auxiliam na redução da limitação do uso de sensoriamento remoto orbital para o estudo deste ambiente (MARCELHAS E SOUZA et al., 2003).

Os produtos digitais da nova geração de sensores permitem discriminar melhor os alvos na superfície terrestre, identificando com maior detalhe os elementos que compõem os espaços urbanos (GONÇALVES et al., 2005). O campo de aplicações amplia-se consideravelmente e passa a envolver mapeamentos do uso do solo urbano em classes mais detalhadas, bem como detecção de loteamentos clandestinos, estimativas populacionais por bairro, estimativa de áreas impermeabilizadas, vazios urbanos e densidade da área construída, entre outros (DURIEUX et al., 2008; HOFMANN et al., 2008; MARCHESI et al., 2006; YUAN; BAUER, 2007; ZHOU; TROY, 2008). O conjunto de informações permite a elaboração de propostas para a

regularização urbanística de áreas ocupadas irregularmente, mapeamento da segregação social, identificação de zonas para investimento ou incentivo, assim como para a restrição de certos usos do solo, identificação e estudo de áreas de interesse ambiental, etc. (BURCHELL; MUKHERJI, 2003; HOFMANN, 2001; HOFMANN; REINHARDT, 2000; STURM et al., 2003; WENG, 2007).

Além do maior detalhamento sobre a categorização dos alvos urbanos, a nova geração de sensores permite também a reconstrução tri-dimensional da volumetria urbana. Com o lançamento do satélite SPOT, é introduzida a capacidade de estereoscopia, pois a câmera pode ser rotacionada, o que permite o imageamento da mesma região no terreno a partir de outra órbita (BRITO; COELHO, 2002). Posteriormente, a extração de informações a partir de imagens de um mesmo local, adquiridas sob ângulos diferentes de imageamento foi facilitada com os produtos dos sistemas Ikonos-II, GeoEye-1, WorldView-I e II, que são capazes de gerar estéreo-pares na mesma órbita.

No fim dos anos 1990, surge também a tecnologia LiDAR (*Light Detection And Ranging*), utilizada inicialmente para mapeamento do terreno em planícies de inundação e em zonas com risco de terremotos (McGAUGHEY, 2010). Segundo SONG et al. (2002), dada sua alta precisão vertical, o LiDAR passou a ser utilizado de maneira expressiva na geração de Modelos Digitais de Superfície (MDS), na extração de edificações e na modelagem tri-dimensional de cidades, e colateralmente, na classificação de cobertura do solo (BRENNAN; WEBSTER, 2006; BRITO et al., 2008; HAALA; BRENNER, 1996; KRAUß et al., 2008; MAAS, 1999; SONG et al., 2002; TOMÁS, 2010; ZHOU; TROY, 2008). Além dos dados de altura dos objetos da cena, o LiDAR fornece também a intensidade do sinal de retorno, o que pode auxiliar na caracterização materiais constituintes dos objetos.

Os métodos de processamento digital destes dados também são aprimorados nas décadas de 1990 e 2000 (BENEDIKTSSON et al., 2003; CORCORAN; WINSTANLEY, 2008; MOLLER-JENSEN, 1990; RIDD; LIU, 1998; SOLBERG et al., 1990; WENTZ et al., 2008; ZHANG, 1996). A melhoria da resolução espacial, principalmente, passa a exigir um

novo tipo de processamento além da observação dos *pixels* de forma unitária. Os classificadores que utilizam métodos *pixel-a-pixel* são limitados para classificar tais imagens, pois trabalham apenas com informações espectrais, o que não é suficiente para discriminar as feições de interesse em escala intra-urbana.

Ao invés de classificar os *pixels* individualmente quanto às suas características espectrais, os novos procedimentos consideram a delimitação de objetos com características espectrais (ou radiométricas) homogêneas como base para o processamento posterior. A classificação passa a considerar informações extraídas desses objetos, como resposta espectral média, variância, dimensões, forma e textura (BLASCHKE; STROBL, 2001).

As imagens hiperespectrais, provenientes de sensores aerotransportados ou orbitais, também passam a ser aplicadas em estudos urbanos, e juntamente com o aprimoramento das técnicas de processamento de imagens de alta resolução espectral, possibilitam a realização de pesquisas sobre as propriedades espectrais dos alvos urbanos (BEN-DOR et al., 2001; CHEN; HEPNER, 2001; CSATHÓ et al., 2003; HEIDEN et al., 2001; HEROLD et al., 2003, 2004; LACHÉRADE et al., 2005; MOREIRA, 2008; ROESSNER et al., 2001; SEGL et al., 2003).

### **2.1.1 Imagens de alta resolução espacial**

As áreas urbanas são formadas por alvos de dimensões reduzidas (WELCH, 1982) e de grande heterogeneidade espacial e espectral (CHEN; HEPNER, 2001; HEROLD et al., 2004), o que demanda um conjunto de dados que resolvam as confusões na identificação de objetos de uma imagem contemplando ambos os aspectos.

É amplamente reconhecido que os avanços nas tecnologias dos sensores, particularmente aqueles relacionados à resolução espacial, têm auxiliado na melhor adequação do sensoriamento remoto aos estudos detalhados da superfície terrestre (BLASCHKE, 2010). Com o constante aprimoramento dos sistemas sensores, a capacidade de monitoramento de mudanças em áreas urbanas também cresce. Os

estudos mais recentes demonstram que a melhoria da resolução espacial das imagens aumenta a capacidade de análise de áreas urbanas.

Segundo Jensen e Cowen (1999), na identificação de feições urbanas, a resolução espacial é mais importante que a espectral, e a resolução espectral (faixas do azul, verde, vermelho e infravermelho próximo) existente atualmente nos sensores de alta resolução espacial é suficiente para tais pesquisas.

Alguns estudos, entretanto, ainda exigem um maior refinamento das características espectrais dos instrumentos, como, por exemplo, os que buscam identificar a natureza e a composição dos materiais da cena. Sensores hiperespectrais aerotransportados têm sido utilizados em estudos de áreas urbanas, como por exemplo, o sensor aerotransportado HSS (*Hyperspectral Scanner System*) (MOREIRA, 2008; MOREIRA et al., 2005).

#### **2.1.1.1 Sensores QuickBird-II e WorldView-II**

A alta resolução espacial do sensor QuickBird-II possibilitou, a partir de outubro de 2001, a identificação de uma série de objetos no espaço urbano que outrora eram distinguíveis somente a partir de fotografias aéreas adquiridas por sensores aerotransportados em baixa altitude (EHLERS, 2007). Além disso, este sensor possui resolução radiométrica de 11 *bits* (2048 níveis de cinza), que associada à alta resolução espacial melhora consideravelmente o poder de distinção entre alvos urbanos.

Em outubro de 2009, foi lançado o sensor orbital WorldView-II, o primeiro sistema de alta resolução espacial (0,46 m<sup>1</sup> na banda pancromática e 1,84 m nas bandas multiespectrais) que possui oito bandas multiespectrais: *Coastal, Blue, Green, Yellow, Red, Red-Edge, Near Infra-Red 1 (NIR-1)* e *Near Infra-Red 2 (NIR-2)*. A Figura 2.1 mostra a localização e limites das bandas pancromáticas e multiespectrais dos sensores QuickBird-II e WorldView-II.

---

<sup>1</sup> A distribuição e o uso de imagens com resolução inferior a 0,50 m na banda pancromática e 2,00 m nas bandas multiespectrais estão sujeitos à aprovação do Governo dos Estados Unidos (DIGITAL GLOBE, 2010a).

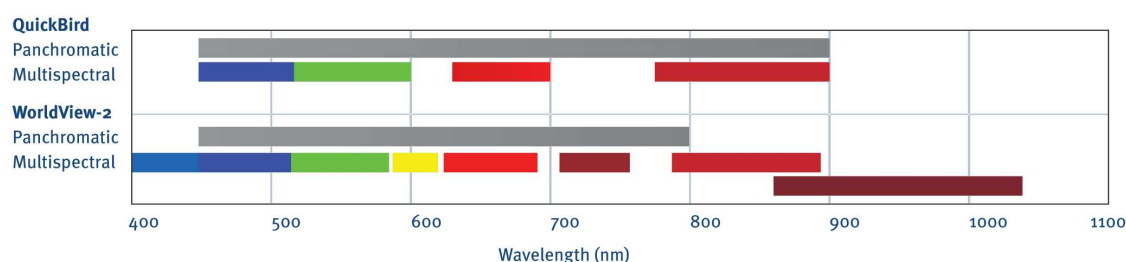


Figura 2.1 – Bandas pancromáticas e multiespectrais dos sensores QuickBird-II e WorldView-II.

Fonte: Adaptado de DIGITAL GLOBE (2010b).

Assim como o QuickBird-II (DIGITAL GLOBE, 2009), o sensor WorldView-II também possui resolução radiométrica de 11 *bits*. Todavia, ao apresentar mais quatro bandas espectrais além das tradicionais azul, verde, vermelho e infravermelho próximo, amplia-se o poder de caracterização e separação dos alvos investigados. Por exemplo, a banda *Red-Edge* é centralizada estrategicamente em 725 nm, no início da porção de alta refletividade da resposta da vegetação, fornecendo dados importantes para seu estudo (DIGITAL GLOBE, 2010a).

### 2.1.2 Discriminação espectral de alvos urbanos

As áreas urbanas apresentam considerável dificuldade de mapeamento em consequência da grande quantidade de assinaturas espectrais dos seus elementos constituintes. Esta dificuldade muitas vezes está associada à composição química dos alvos, que dada sua semelhança e à resolução espectral dos sensores de alta resolução disponíveis atualmente, torna os objetos de classes diferentes indiscerníveis em classificações que utilizam somente atributos espectrais.

Neste sentido, apenas a melhoria da resolução espectral dos atuais sensores de alta resolução espacial não garante uma classificação de cobertura do solo com altos níveis de exatidão temática para ambientes intra-urbanos. Alguns obstáculos são apontados na caracterização espectral de alvos urbanos usando imagens de alta resolução espacial:

1) Algumas classes de cobertura do solo possuem comportamento espectral muito semelhante, não sendo discerníveis somente a partir de suas características espectrais.

É o caso, por exemplo, de rodovias asfaltadas e coberturas de cimento (telhas e lajes planas) (BEN-DOR et al., 2001; CLARK et al., 2001; MOREIRA, 2008), ou de solo exposto e telhas cerâmicas (HEROLD et al., 2004).

A Figura 2.2 exhibe espectros obtidos em laboratório para as amostras de telhas e solos e sua relação com as bandas espectrais do sensor WorldView-II.

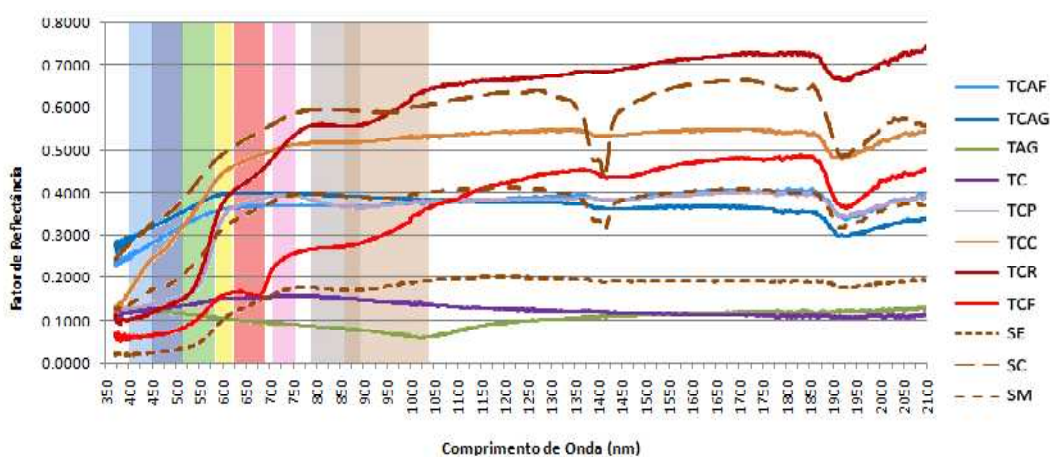


Figura 2.2 – Espectros obtidos em laboratório para as amostras de telhas e solos. Telhas: TCAF: telha de cimento-amiante (ondulação fina), TCAG: telha de cimento-amiante (ondulação grossa), TAG: telha de aço galvanizado, TC: telha de cimento, TCP: telha de cimento pintada, TCC: telha cerâmica clara, TCR: telha cerâmica romana, TCF: telha cerâmica francesa. Amostras de solo: SL: solo claro, constituído de Plintossolo, SE: solo escuro – composto de Terra Roxa Estruturada Eutrófica. SM: solo misto – mistura dos solos claro e escuro. As faixas verticais correspondem às oito bandas espectrais do sensor WorldView-II.

Fonte: Adaptado de Pinho et al. (2009b).

2) Presença de materiais que não se comportam como superfícies lambertianas, de modo que a quantidade de energia refletida varia com o ângulo de iluminação solar e com o posicionamento do sensor (ângulo de elevação e azimute) em relação ao alvo. Isto impede a associação de um determinado material a um comportamento espectral específico, como ocorre no caso de coberturas de alumínio (MEISTER, 2000).

3) Os objetos de interesse no ambiente intra-urbano (edifícios, casas, quadras esportivas, piscinas, etc.) são maiores do que os *pixels* da imagem, resultando em uma grande variabilidade interna do número digital dos *pixels* dentro de uma mesma classe (HEROLD et al., 2002; 2004; MEINEL et al., 2001; SCHIEWE; TUFTE, 2005).



4) A idade diferenciada e o estado de conservação dos materiais de cobertura também influencia no comportamento espectral (HEROLD et al., 2003), bem como a presença de elementos que aderem aos materiais ao longo do tempo, como poluição, musgos, líquens, entre outros (BASSANI et al., 2007; CLARK et al., 2001).

Na Figura 2.3, observam-se as diferentes respostas espectrais para os *pixels* coletados em telhados cerâmicos. As diferenças nos perfis podem ser atribuídas à presença de elementos estranhos às telhas, como líquens, poluição depositada, dejetos de aves, entre outros. A figura também mostra perfis de *pixels* coletados em áreas de solo exposto, e verificam-se a grande semelhança de variabilidade destes perfis e aqueles relativos às telhas cerâmicas.

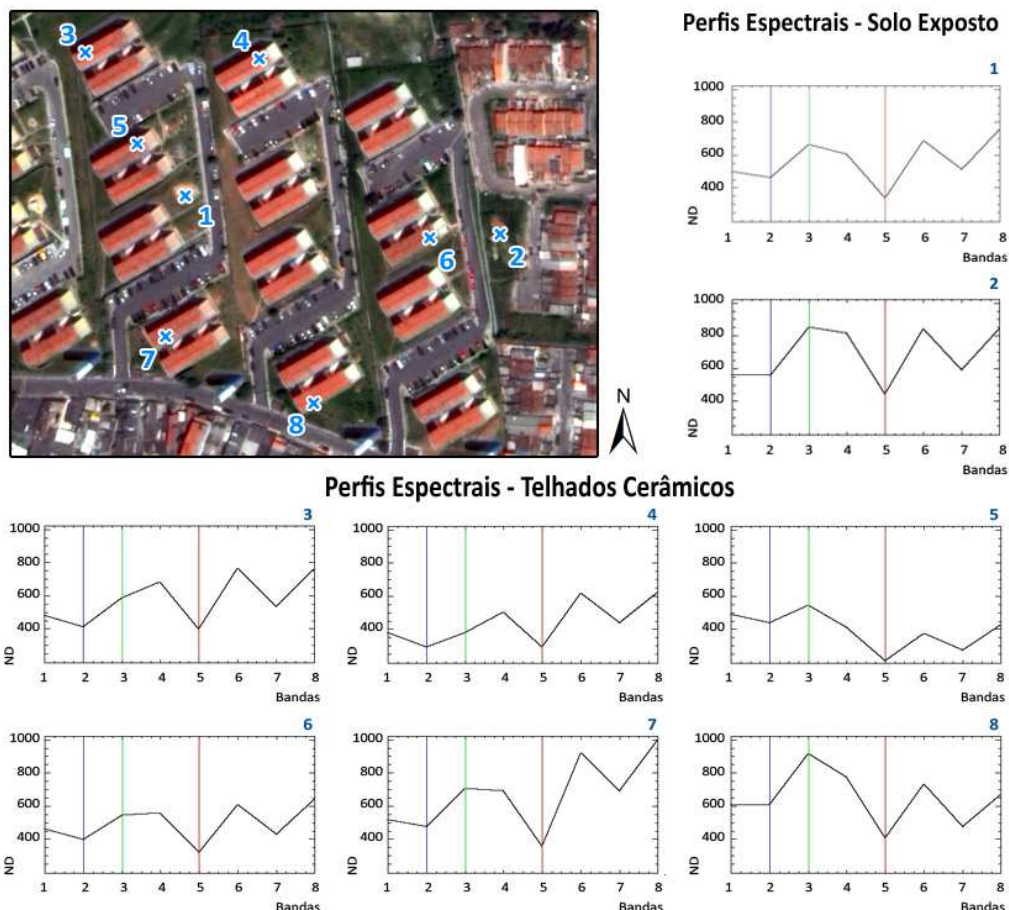


Figura 2.3 – Perfis espectrais de *pixels* de telhado de cerâmica (3 a 8) e solo exposto (1 e 2) coletados na imagem WorldView-II – composição R(5) G(3) B(2). No eixo *x*, estão representadas as bandas do sensor WorldView-II, e no eixo *y*, os valores de número digital para cada ponto selecionado.

Diversos estudos têm apontado como principal meta para trabalhos futuros a utilização de dados auxiliares que aumentem o poder de discriminação das classes de cobertura do solo que usualmente são alvos de confusão nas classificações, seja pelos métodos baseados em *pixels* ou objetos. Experimentos realizados por Araújo (2006), Novack (2009) e Pinho (2005), entre outros, apontam como principais confusões aquelas que ocorrem entre as classes de telhas de cerâmica e solo exposto, asfalto e telhas de cimento amianto escuro, vegetação arbórea e rasteira.

Para a solução destes conflitos devidos ao comportamento espectral semelhante dos objetos em questão, uma opção é o uso de atributos espaciais de forma e contexto e atributos de textura (SU et al., 2008) em sistemas baseados em conhecimento (BAUER; STEINNOCHER, 2001; MEINEL et al., 2001).

Outra opção é o uso de dados altimétricos de alta precisão obtidos por *laser* aerotransportado, uma vez que estas classes apresentam diferentes altitudes em relação ao terreno. A informação de MDS a partir de dados LiDAR é utilizada para a extração de informação em áreas urbanas de modo geral e oferece grande potencial de exploração para aumentar a acurácia em mapeamentos temáticos urbanos, inclusive possibilitando melhor separação de alvos em classificações de cobertura do solo (CENTENO; MIQUELES, 2004; CENTENO; MITISHITA, 2007; HODGSON et al., 2003; KRESSLER; STEINNOCHER, 2006; LEONARDI, 2010; MALLET et al., 2006; MÖLLER, 2007). Todavia, esta metodologia apresenta dificuldades devido aos altos custos envolvidos com a realização de um levantamento com LiDAR e pela baixa difusão das ferramentas de processamento destes dados.

### **2.1.3 Condições de coleta da imagem**

As imagens coletadas por sensores orbitais, apesar de fornecerem muitas informações essenciais aos estudos desenvolvidos nas mais diversas áreas do conhecimento, consistem em fontes de dados muito instáveis, variando no tempo e espaço e sendo muito dependentes das condições geométricas e de iluminação (MEISTER, 2000;

THUNIG et al., 2010). Além da alta resolução espacial e da boa resolução espectral, aspectos que podem interferir na identificação e interpretação dos alvos urbanos são a correção atmosférica da imagem, necessária para a obtenção da reflectância de superfície, e as geometrias de iluminação e de visada.

Diversos estudos do ambiente urbano utilizam dados multitemporais, multissensores e multirresolução. Contudo, o uso de imagens de sensoriamento remoto coletadas sob diferentes condições atmosféricas e geométricas, pode comprometer diretamente as análises em áreas urbanas, nos casos em que os alvos possuem dimensões reduzidas e apresentam grande semelhança espectral (WELCH, 1982; CHEN; HEPNER, 2001; HEROLD et al., 2004, LACHÉRADE et al., 2008). Ainda que exista atualmente uma grande disponibilidade de sistemas sensores adequados a estudos urbanos, é grande a dificuldade de obtenção de um par de imagens de uma mesma área que possua a mesma geometria de visada e de iluminação solar, a fim de se trabalhar com dados em que a única variável seja a característica espacial.

A Figura 2.4 ilustra um exemplo de imagens de alta resolução espacial com geometrias de visada e de iluminação solar diferentes. Os desenhos esquemáticos representam a geometria de visada e de iluminação solar das imagens QuickBird-II e WorldView-II. A diferença na geometria de visada dos sensores deve-se, principalmente, ao fato de o imageamento relacionar-se à mesma área em solo, porém, a partir de órbitas diferentes. A visibilidade das laterais dos edifícios é menor na imagem QuickBird-II (Figura 2.4c), pois esta encontra-se mais ao nadir, em comparação com a imagem WorldView-II (Figura 2.4d), sendo que os ângulos de elevação dos satélites são  $64,5^\circ$  e  $70,9^\circ$ , respectivamente. As posições diferentes das sombras dos edifícios são explicadas pelos ângulos solares diferentes, decorrentes das distintas datas de coleta de cada imagem, sendo a imagem QuickBird-II de março/2009 e a WorldView-II de dezembro/2009.

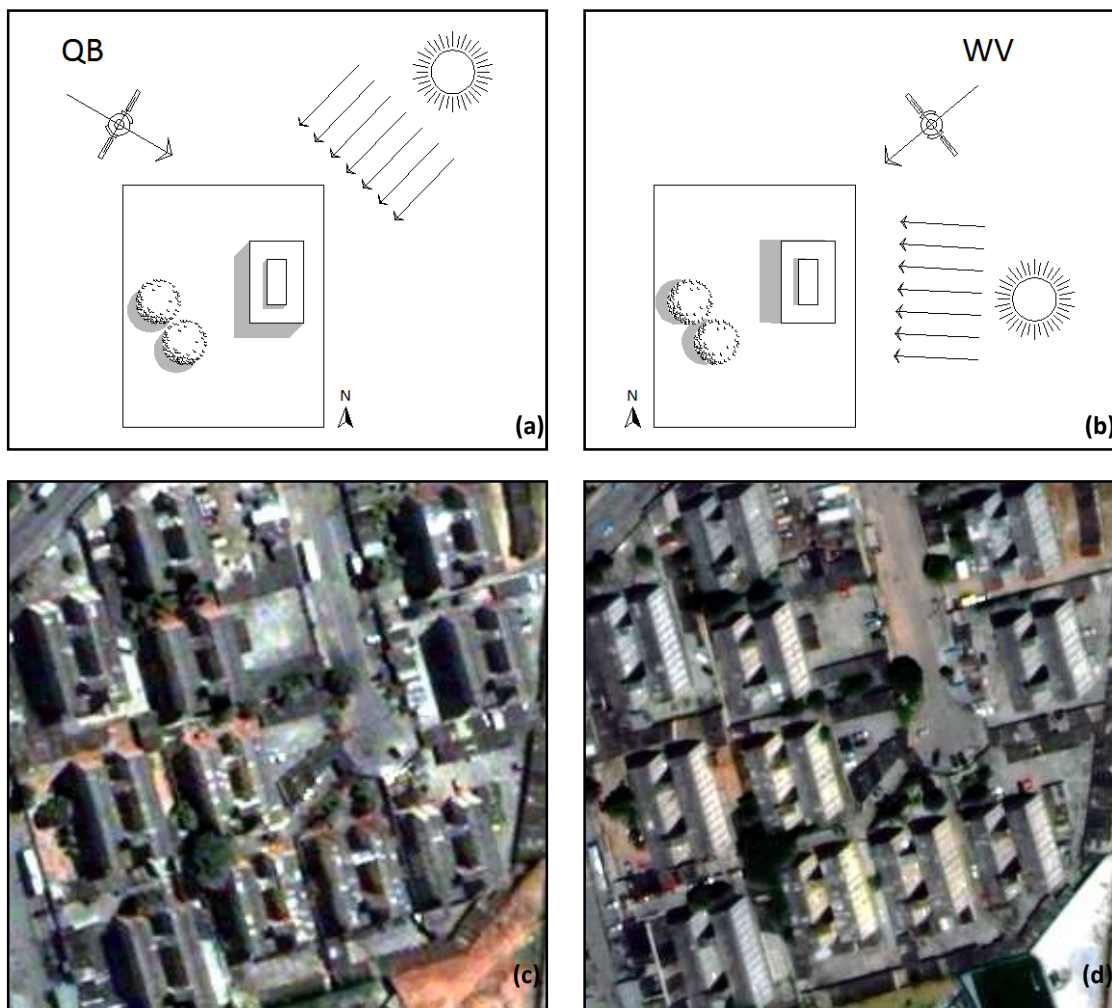


Figura 2.4 – Exemplos de imagens com diferentes geometrias de visada (seção da área-teste A). Os desenhos esquemáticos em (a) e (b) representam a geometria de visada e de iluminação solar das imagens QuickBird-II (c) e WorldView-II (d). A diferença na geometria de visada dos sensores deve-se, principalmente, ao fato do imageamento relacionar-se à mesma área em solo, porém, a partir de órbitas diferentes.

Em se tratando de datas diferentes, no caso da utilização de imagens adquiridas em distintas estações do ano, os dados estão sujeitos não só a ângulos de iluminação solar diferentes, mas também a diferentes condições meteorológicas.

As imprecisões na cartografia urbana, decorrentes das disparidades temporais entre diferentes sensores, podem ser amenizadas através de um registro espacial exato, com verificações de campo adequadas.

Uma boa correção atmosférica permite resgatar adequadamente a reflectância da

superfície com o conjunto de imagens radiância e, dessa forma, possibilita sua comparação, ou com os dados de superfície ou com aqueles de outras imagens corrigidas, desde que tenham sido adquiridas nas mesmas condições de iluminação e de visada.

## **2.2 GEOBIA - Análise Geográfica de Imagens Baseada em Objeto**

As imagens de sensoriamento remoto precisam ser convertidas em informações tangíveis de uso com outros conjuntos de dados, geralmente nos ambientes de Sistemas de Informações Geográficas (SIGs). Enquanto o tamanho do *pixel* permaneceu maior que os objetos de interesse, ou ainda, com dimensões de mesma grandeza, os métodos de análise e processamento de imagens baseados em *pixel* eram os mais adequados aos mais diversos estudos (BLASCHKE, 2010). Contudo, com o aumento da resolução espacial das imagens, abordagens alternativas passaram a ser adotadas para análises das imagens, por meio, principalmente, da derivação de objetos compostos por muitos *pixels*. Apesar de as técnicas de segmentação estarem em uso desde a década de 1970 (HARALICK; SHAPIRO, 1985), foi a partir do lançamento da nova geração de sensores (anos 2000) que as técnicas de análise de imagens baseadas em objetos entraram em uso (BLASCHKE, 2010). A classificação passa a considerar informações extraídas desses objetos, como resposta espectral média, variância, dimensões, forma e textura.

As análises de imagens de sensoriamento remoto baseadas em objeto até recentemente utilizavam o termo OBIA (*Object-Based Image Analysis*) para definição deste conceito (BLASCHKE, 2010). A discussão sobre este assunto pode ser encontrada em Castilla et al. (2008), Hay e Castilla (2008), Lang (2008), Lang e Blaschke (2006), entre outros. Hay e Castilla (2008) definem GEOBIA (*Geographic Object-Based Image Analysis*) como uma subdisciplina da Ciência da Geoinformação dedicada ao desenvolvimento de métodos automatizados para particionar imagens de sensoriamento remoto em objetos que possuam significado, e avaliar suas

características através das escalas espacial, espectral e temporal, de modo a gerar novas informações geográficas em formato adequado para uso nos SIGs.

Objetos são conceitos, abstrações definidas em um determinado domínio de uma aplicação (RUMBAUGH et al., 2006). Na análise baseada em objeto, um problema ou aplicação é representado por uma coleção de objetos que possuem características próprias e interagem entre si. Desta forma, no domínio do espaço intra-urbano, na aplicação de classificação de cobertura do solo, a classe "cerâmica clara", por exemplo, refere-se ao conjunto de objetos (telhas/telhados cerâmicos) que obedecem às regras definidas para caracterização da classe (por exemplo: ser vermelho, com brilho médio a alto, e formato retangular).

Outra característica importante dos objetos é que possuem identidade, sendo distinguíveis pela sua própria existência e não pelas propriedades que possuem. Deste modo, ainda que dois objetos "edifício" possuam características idênticas, eles permanecem únicos, consistindo em dois elementos independentes (PINHO et al., 2007). Esses objetos podem então permanecer discriminados ou ser agrupados em uma categoria mais ampla, conforme o estudo em desenvolvimento.

Em outra instância, a classificação passa a ser influenciada não apenas pelas características dos objetos anteriormente definidas, mas também pelo contexto. As informações contextuais descrevem como um objeto de interesse pode ser afetado pelos objetos vizinhos, associando-se informações do ambiente ao elemento.

Na maior parte dos casos, a análise de imagens limita-se a extrair as estruturas relevantes de interesse em uma imagem e à sua contagem e medição. Neste sentido, a qualidade da segmentação nas primeiras etapas do processo influencia diretamente no desempenho da metodologia. A segmentação acurada de unidades relevantes, no entanto, consiste, muitas vezes, em uma tarefa desafiadora. O uso de métodos de segmentação em múltiplas resoluções melhora o desempenho da segmentação e conseqüentemente os resultados da classificação (BAATZ; SCHÄPE, 2000; HAY; CASTILLA, 2006;).

As abordagens baseadas em objeto são iniciadas com objetos primitivos, ou seja, subsegmentos que ainda não representam um objeto e que serão agrupados, segundo regras definidas, sendo processados através de muitos passos iterativos, até que os objetos de interesse sejam criados. Neste processo, dois tipos de conhecimento interagem entre si de maneira complementar: o conhecimento explícito e o implícito. Somente quando ambos os tipos de conhecimento se combinam, torna-se possível o processamento específico de diferentes classes de objetos.

Diversos trabalhos têm sido desenvolvidos para o mapeamento de cobertura e uso do solo, usando a abordagem baseada em objeto. Uma extensa revisão bibliográfica sobre as mais diversas áreas de aplicação da GEOBIA pode ser encontrada em Blaschke (2010). Dentre os trabalhos de maior relevância para esta pesquisa, realizados em áreas urbanas do território brasileiro, pode-se citar Almeida et al. (2007), Araújo (2006), Hofmann et al. (2008), Novack (2009), Pinho (2005) e Souza et al. (2007).

### **2.3 Sistemas de interpretação de imagens baseados em conhecimento**

Os sistemas de interpretação de imagens baseados em conhecimento modelam, em ambiente computacional, o conhecimento do intérprete e emulam sua capacidade de combinar dados de diferentes fontes e diferentes formatos na avaliação de imagens de sensoriamento remoto (FEITOSA et al., 2005). Estes sistemas integram, em linhas gerais, algoritmos de segmentação, estruturação de classes na forma de redes semânticas, classificação baseada em regras e a possibilidade de integração de imagens multissensores e dados vetoriais (PINHO, 2005).

A análise de imagens por abordagem baseada em objeto é intrinsecamente ligada ao conhecimento, sendo que a solução do problema, ou seja, a interpretação da imagem, pode ser representada através do conhecimento implícito e do explícito (PAHL, 2008).

O conhecimento implícito está contido diretamente no código de um programa e descreve um rígido plano de procedimento. Trata-se da construção procedural específica para a análise da imagem e consiste em alguma rotina de processamento,

envolvendo algoritmos que desempenham, por exemplo, procedimentos de segmentação, seleção, classificação, álgebras, etc. Por se tratar de um conhecimento codificado dentro de um programa, sabe-se *o que* o algoritmo faz, porém, pode-se ou não saber *como* ele o faz (PAHL, 2008).

O conhecimento explícito divide-se em declarativo e de procedimento, dependendo dos tipos de mensagens transmitidas entre as classes (COSTA, 2009; PAHL, 2008). O conhecimento declarativo descreve as relações entre os objetos do mundo real, como em uma rede semântica. Utiliza-se para tanto de mensagens de associação, agregação e generalização. Já o conhecimento de procedimento fornece uma relação direta de como resolver um problema através de regras aplicadas em alguma ordem seqüencial, como em uma rede hierárquica de atributos ou uma regra de decisão, por exemplo (PAHL, 2008).

Ou seja, o conhecimento implícito está presente nos algoritmos de processamento de imagens (segmentação e classificação basicamente) e o conhecimento explícito se encontra na forma de redes semânticas e regras de decisão no InterIMAGE (NOVACK, 2009).

Marpu (2009) faz uma revisão interessante sobre as teorias da percepção humana, iniciando com a teoria da *Gestalt* (em 1879), e relacionando estas teorias à OBIA. O autor demonstra como é tênue a linha que separa a grande semelhança da percepção humana e da programação computacional e as grandes divergências entre o raciocínio humano e os algoritmos de processamento de dados.

Com relação aos sistemas de interpretação de imagens baseados em conhecimento, faz-se necessário ressaltar a importância do intérprete em todo o processo de análise dos dados. Como o funcionamento destes sistemas baseia-se na introdução do conhecimento do analista a respeito da cena, sendo uma formalização da visão de um determinado indivíduo sobre uma imagem específica, o resultado da classificação passa a ser um reflexo do conhecimento (incluindo informações coletadas *a priori* sobre a área a ser classificada) e da capacidade de compreensão do analista



(fortemente influenciada por sua formação profissional e experiência) a respeito de uma determinada área de estudo. Antunes (2003) faz uma comparação dos resultados de duas classificações de uma mesma cena (utilizando a abordagem baseada em conhecimento), onde cada uma delas é realizada por um analista, e conclui que as diferenças variam desde a definição das classes de interesse até como o conhecimento é estruturado.

## 2.4 InterIMAGE

No âmbito de desenvolvimento de métodos de análise do ambiente urbano em sensoriamento remoto, insere-se o projeto do *software* livre InterIMAGE (INTERIMAGE, 2010). Este projeto é resultado da cooperação entre o Laboratório de Visão Computacional do Departamento de Engenharia Elétrica da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (LVC-DEE/PUC-RJ), a Divisão de Sensoriamento Remoto - DSR e a Divisão de Processamento de Imagens - DPI, do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, e a Universidade Leibniz de Hannover (Alemanha). O novo aplicativo para a interpretação de imagens, que é de domínio público e possui código aberto, é baseado no *software* livre GeoAIDA (TNT – Instituto para Tecnologia da Informação, Universidade de Hannover; BÜCKNER et al., 2001), do qual herdou a estrutura de conhecimento, o *design* e os mecanismos de controle (COSTA et al., 2007). Uma nova interface gráfica, operadores de processamento digital de imagens e funcionalidades de processamento e representação do conhecimento foram incluídos.

O *software* GeoAIDA consiste em um desenvolvimento do AIDA (*Automatic Image Data Analyser*) (LIEDTKE et al., 1997), que utiliza redes semânticas para a representação explícita do conhecimento prévio dos objetos presentes na imagem, as quais detêm propriedades e relações dos diferentes nós, facultando o uso de operadores holísticos em todos os níveis da rede semântica, aumentando assim o grau de liberdade relativo à sua hierarquia de níveis (BÜCKNER et al., 2001; LIEDTKE et al., 2001). Desta forma, é possível extrair regiões da imagem de maneira abstrata, sem a necessidade de executar o reconhecimento detalhado dos componentes destas

regiões. Este sistema é capaz de incorporar os operadores holísticos aos nós da rede, tratando a imagem de forma estrutural nos casos em que estes operadores sejam impossibilitados de atuar. O sistema é flexível à classificação de imagens multissensores, por sua capacidade de controle holístico e simultânea análise estrutural. A principal vantagem destes métodos é a redução do custo computacional envolvido na interpretação da imagem.

Em termos de estratégia de interpretação, o InterIMAGE possui arquitetura flexível, combinando uma análise comandada por modelo (etapas *top-down*), seguida de uma análise comandada por dados (etapas *bottom-up*). Isto representa uma melhoria na eficiência computacional, em comparação com *softwares* que seguem uma estratégia puramente comandada por dados, como é o caso do Definiens Developer. Desta forma, o InterIMAGE extrapola os horizontes do Definiens Developer ao desempenhar classificação orientada a objeto e baseada em conhecimento, permitindo a implementação de habilidades multitemporais e, num futuro breve, funções automáticas de extração de conhecimento (COSTA et al., 2007; COSTA et al., 2009).

Recentemente, a versão Windows do sistema foi criada (versão 0.9X), atuando com diversos operadores para extração de objetos e interface para a edição de regras *fuzzy*. Os operadores do InterIMAGE são implementados usando a biblioteca TerraLib. Segundo Costa et al. (2010), o sistema suporta, atualmente, qualquer algoritmo de processamento de imagens que esteja integrado à biblioteca TerraLib como operador *top-down*. Como operador *bottom-up* encontrava-se disponível apenas o *bottom-up* Genérico, operador de desempate de hipóteses baseado em regras de decisão (COSTA et al., 2007). Uma adaptação foi realizada no InterIMAGE versão 0.95, que passou a contar com o operador *TerraAIDA Bottom-Up Export*, para exportação em formato vetorial (tipo *shapefile*) dos resultados.

A versão 1.15-beta do InterIMAGE está disponível em <http://www.lvc.ele.puc-rio.br/projects/interimage/>. Esta versão conta com diversos operadores para extração de objetos, como o segmentador de Baatz, o segmentador *Checkerboard*, o

classificador por árvores de decisão, o importador de arquivos vetoriais, entre outros (COSTA et al., 2010). O InterIMAGE possui um repositório de operadores desenvolvido pela equipe de projeto, disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/terraaida> (TERRAIDA, 2010).

A comunicação entre projetos distintos pode ser realizada por meio de operadores de importação de resultados (no formato InterIMAGE) e exportação de resultados (em formato vetorial - *shapefile*). A nova interface também conta com ambientes de coleta e edição de amostras (*Samples Editor*), edição de polígonos (*Shapefile Editor*) e visualização de espaço de atributos (*Analysis Manager*).

Em relação às versões 0.9X, foram implementadas melhorias na visualização das imagens, sendo possível visualizar os dados e os resultados parciais das análises na própria interface do InterIMAGE. Também foi centralizada a entrada de dados no projeto, não sendo mais necessário inserir dados nos operadores.

A versão 1.15-beta também já conta com atributos topológicos que podem ser utilizados nas regras de decisão dos operadores *top-down* e *bottom-up* (NOVACK et al., 2010).

A seguir, os principais conceitos e a estratégia de análise do sistema InterIMAGE são descritos com mais detalhes. A documentação completa pode ser acessada em: <http://wiki.dpi.inpe.br/doku.php?id=interimage> .

#### **2.4.1 Rede Semântica**

Uma rede semântica é uma forma de representação do conhecimento definida como um grafo direcionado, no qual os vértices (ou “nós”) representam objetos, conceitos, idéias, acontecimentos ou fatos; e as arestas (ou “arcos”) representam relações semânticas entre os nós (PAHL, 2008). A rede semântica é uma forma de representação gráfica do conhecimento utilizado para a interpretação de uma imagem e fornece uma estrutura de relação entre os objetos de uma cena (PAHL, 2008).

A estratégia de classificação implementada no InterIMAGE é baseada em um modelo de conhecimento estruturado sob forma de rede semântica definida pelo usuário (COSTA et al., 2007). A Figura 2.5 exibe um exemplo de rede semântica no ambiente InterIMAGE (versão 0.92). Os nós encontram-se à esquerda da tela, e à direita está a interface relacionada aos arcos da rede, onde os operadores e regras de decisão utilizados na análise são definidos.

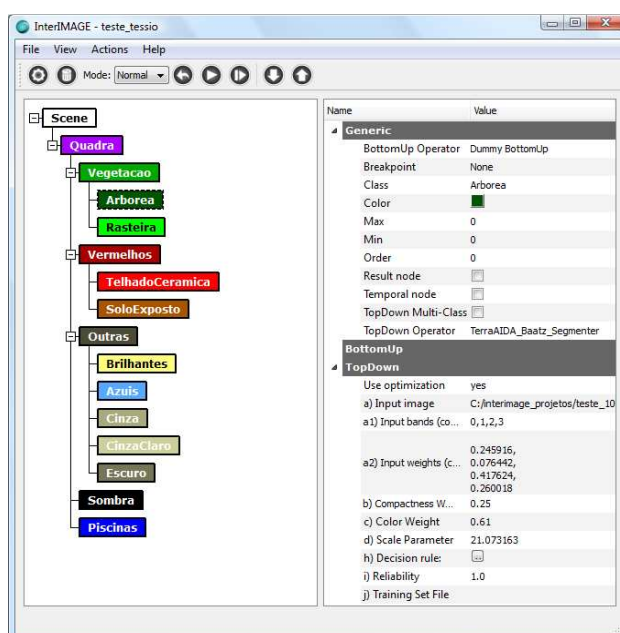


Figura 2.5 – Rede semântica do estudo de Novack (2009) desenvolvida no InterIMAGE.

O operador é um programa executável responsável por efetuar a análise de uma determinada região na imagem e repassar o resultado para os nós a ele conectados (COSTA et al., 2008).

Segundo Costa et al. (2008), na maioria dos sistemas que utilizam redes semânticas para a representação do conhecimento, somente os nós-folhas da rede podem ser associados a operadores de processamento de imagens. Essa abordagem pode resultar em um grande custo computacional, uma vez que todos os objetos da imagem devem ser necessariamente avaliados por todos os operadores selecionados na análise.

No InterIMAGE, para reduzir este problema, operadores holísticos (LIEDTKE et al., 1997), que permitem que a conexão de dados possa ocorrer em qualquer nó da rede

semântica, são utilizados. Estes operadores (também chamados de operadores *top-down*) identificam os objetos correspondentes aos conceitos representados pelos nós da rede semântica, independentemente da identificação de seus componentes estruturais (de nível semântico mais baixo), associados aos nós descendentes da rede semântica (COSTA et al., 2008). Para a detecção dos conceitos, os operadores holísticos realizam basicamente três tarefas de processamento de imagem, a saber: (1) segmentação ou importação de dados vetoriais provenientes de um SIG, (2) extração de atributos e (3) classificação (COSTA et al., 2010; NOVACK et al., 2010).

A tarefa básica dos operadores holísticos no InterIMAGE consiste em realizar uma classificação preliminar da imagem em grupos de regiões, e assim definir quais das etapas subseqüentes do processo de interpretação serão aplicadas a cada grupo. Desta forma, nem todas as etapas seguintes serão aplicadas a todos os objetos da imagem, o que contribui para uma melhor eficiência computacional. Por meio de sua interpretação estrutural, as regiões produzidas, ou hipóteses de regiões, serão processadas por operadores anexados em cada nó do nível inferior correspondente na rede semântica, validando ou descartando os resultados do operador holístico.

Os nós sem operadores holísticos devem ser necessariamente reconhecidos estruturalmente a partir dos seus sub-nós. Na rede semântica do InterIMAGE, pode haver nós em que ao menos um de seus sub-nós deve ter sua hipótese validada (este é o caso do nó "Região" na rede semântica da Figura 2.6). Esta semântica é definida por regras de decisão conectadas a cada nó da rede (COSTA et al., 2007; PAHL, 2008).

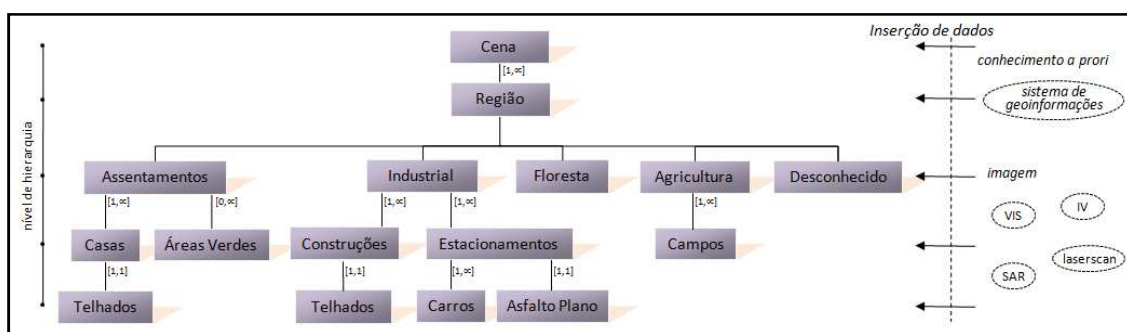


Figura 2.6 – Exemplo de rede semântica.

Fonte: Adaptado de Bückner et al. (2001).

No InterIMAGE, a representação do conhecimento é separada do processo de análise, pois os operadores holísticos podem segmentar a imagem em qualquer nível da rede semântica, o que permite que os dados para a análise sejam independentes da rede. Os operadores também podem processar diferentes tipos de dados para cada nó da rede semântica, sendo possível, por exemplo, que dados de um SIG e dados de diferentes sensores sejam integrados na análise (COSTA et al., 2007; PAHL, 2008).

#### **2.4.2 Operadores**

A cada nó da rede semântica está vinculado um operador, um programa executável responsável por efetuar a análise de uma região definida de uma imagem e repassar o resultado para os nós a ele conectados. Um operador pode ser implementado na forma de um programa externo, trazendo flexibilidade ao sistema, além de possibilitar colaboração de terceiros para a criação de novos operadores, que podem ser independentes entre si e independentes do restante do sistema (COSTA et al., 2008).

Além dos operadores que criam hipóteses e as validam, resolvendo conflitos entre candidatos a objetos, também estão implementados os operadores *Dummy*, que repassam as informações adiante. No caso do operador *Dummy Top-down*, nenhuma hipótese é criada, apenas são repassadas para um nó-filho as hipóteses recebidas do nó-pai (COSTA et al., 2010). O operador *Dummy Bottom-up*, da mesma forma, repassa ao nó-pai os objetos já validados na etapa *bottom-up* anterior.

Os operadores têm a função de extração de objetos que se espera encontrar na cena analisada, por meio de segmentação da imagem. O problema de diferentes operadores poderem gerar interpretações diferentes para uma mesma região da cena é resolvido por conhecimentos adicionais inseridos nos nós da rede semântica para analisar a competição entre as diferentes interpretações. Os operadores podem ser acionados na etapa *Top-down* ou *Bottom-up* (COSTA et al., 2007; CASTEJÓN, 2006).

### 2.4.3 Etapas *Top-down* e *Bottom-up*

O processo de interpretação de uma imagem pode ser dividido em duas etapas: na primeira, a rede semântica, pré-definida pelo usuário, é passada ao sistema juntamente com as imagens, e a partir daí, várias hipóteses são formadas sobre a existência de objetos na cena; na segunda etapa, todas as hipóteses são testadas e a descrição simbólica do conteúdo da cena é gerada e apresentada em uma interface gráfica de usuário (COSTA et al., 2007).

No InterIMAGE, as etapas deste processo de interpretação de imagens chamam-se *top-down* (“de cima para baixo”) e *bottom-up* (“de baixo para cima”). A etapa *top-down* percorre a estrutura hierárquica da rede semântica e dispara os operadores holísticos de cada nó, formando assim uma rede de hipóteses, cujos nós são sub-regiões da imagem candidatas ao conceito (classe) de nó. Esta etapa é baseada no modelo (rede semântica) (COSTA et al., 2007; OLIVEIRA et al., 2008).

Na etapa *top-down*, o sistema é encarregado de gerenciar a execução de operadores holísticos, que são programas externos ao InterIMAGE. Desta forma, o sistema gerencia a execução destes executáveis e transmite as máscaras (regiões geográficas) produzidas por eles através da rede semântica. Sendo programas executáveis externos programados em qualquer linguagem, os operadores holísticos *top-down* podem processar qualquer tipo de imagem e em qualquer resolução, desde que estejam devidamente registradas. Isto atribui ao InterIMAGE também a capacidade de análise de múltiplos sensores em um mesmo projeto (COSTA et al., 2007).

O agrupamento das hipóteses e a validação ou refutação das sub-regiões geradas na etapa *top-down* é tarefa dos operadores *bottom-up*, baseados em dados (hipóteses de regiões para os conceitos). Estes operadores também realizam a solução de conflitos, uma vez que a etapa *top-down* pode gerar polígonos geograficamente coincidentes para nós distintos, e se necessário, remodelam geometricamente as hipóteses.

A Figura 2.7 mostra o esquema de representação de análise no InterIMAGE. Os insumos do sistema são compostos pelos dados de entrada (imagens, vetores, modelos digitais de elevação, entre outros) e pelo modelo de conhecimento explícito, representado pela rede semântica. Operadores *top-down* e *bottom-up* são inseridos nos nós da rede semântica, juntamente com as respectivas regras de decisão. No processo de análise, o InterIMAGE transmite, ao longo da rede, máscaras criadas nas etapas *top-down*, gerando conjuntos de hipóteses de objetos. Estas hipóteses são avaliadas pelos operadores *bottom-up*, conforme definido em suas regras de decisão, que então validam ou descartam as hipóteses. Ao fim desta etapa, os resultados são uma rede de instâncias validadas e um mapa temático, sendo que ambos possuem os mesmos níveis que a rede semântica inicialmente construída pelo analista.

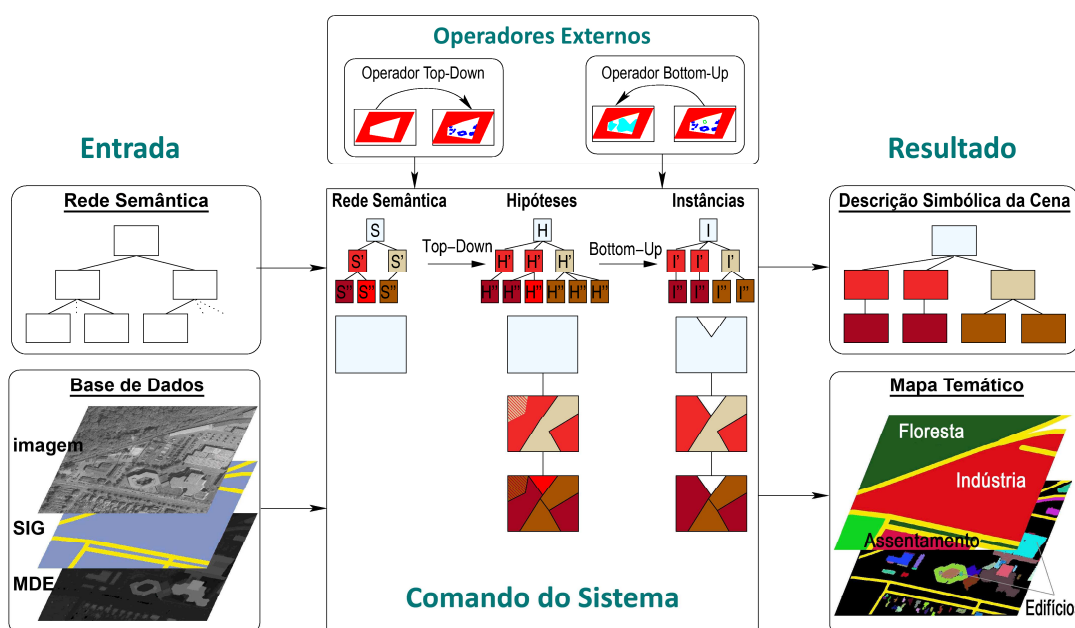


Figura 2.7 – Esquema representativo do processo de interpretação de uma cena no InterIMAGE.

Fonte: Adaptada de Pahl (2008).

A solução de conflitos entre hipóteses ocorre conforme definido pelo analista. De forma mais simples, pela atribuição supervisionada de pesos para cada conceito, sendo que o conceito com maior peso prevalece sobre os demais. A atribuição de pesos pode ser subsequente à seleção de hipóteses por regras de decisão. Por fim, existe também



a possibilidade de atribuição de pesos para as hipóteses de acordo com funções *fuzzy* (COSTA et al., 2007).

No caso de duas hipóteses, referentes a polígonos de tamanhos diferentes, possuírem conflito espacial, e aquela com maior região geográfica perder o conflito, a área fora da intersecção com a hipótese "vencedora" ficará vazia, não-classificada. Esta área remanescente estará então "disponível" para ser classificada segundo regras de operadores *bottom-up* dos nós-pais subseqüentes.

A rede de instanciações final é resultante da análise *bottom-up*: ao alcançarem o topo da rede semântica, o sistema retorna as imagens rotuladas, geradas nas etapas *bottom-up*, para os diferentes níveis da rede semântica (COSTA et al., 2007; COSTA et al., 2008).

A Figura 2.8 mostra a representação da rede semântica elaborada no InterIMAGE para o experimento de Pinho et al. (2009a). Cada caixa representa um nó, na rede, um conceito, e no âmbito do estudo, uma classe. Em vermelho, estão as regras que foram convertidas em operadores *top-down*, e em azul, as que foram convertidas em regras do operador *Bottom-up* Genérico.

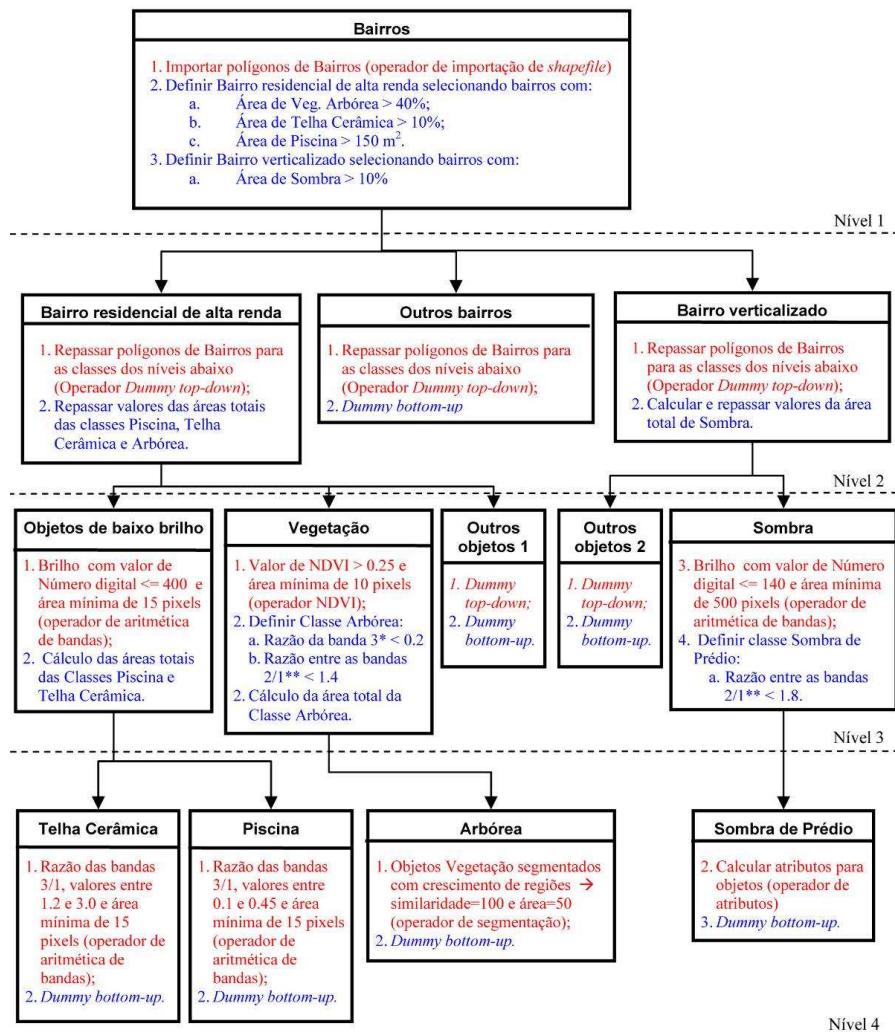


Figura 2.8 – Exemplo de rede semântica.

Cada nó possui regras associadas a operadores *top-down* (em vermelho), e a operadores *bottom-up* (em azul).

Fonte: Pinho et al. (2009a).

### **3 METODOLOGIA**

Neste capítulo é apresentada a metodologia desenvolvida para este trabalho, assim como os recursos materiais (imagens, bases cartográficas digitais e programas) utilizados para a realização dos experimentos.

#### **3.1 Área de estudo**

A Região Metropolitana de São Paulo tem apresentado desequilíbrio no seu crescimento demográfico, segundo o Levantamento Censitário de 2000 (IBGE, 2001). Enquanto as zonas centrais dos principais municípios da região, incluindo São Paulo, Guarulhos, ABC e Osasco, perderam população residente no período entre os anos de 1991 e 2000, existem áreas localizadas principalmente nas franjas urbanas que cresceram a taxas extremamente elevadas no mesmo período. A fração mais consolidada da metrópole cai de 6,7 milhões para 6,0 milhões de habitantes, enquanto que as demais áreas crescem de 7,7 milhões para 10,3 milhões.

De uma forma geral, a partir de 1980, é possível identificar um acentuado crescimento do número de empreendimentos de grande porte em todo o país, construídos para comportar uma grande diversidade de atividades e serviços. Esses empreendimentos atraem um grande número de usuários e, conseqüentemente, de viagens, gerando mudanças no ambiente urbano. Os impactos relacionados a tais empreendimentos apresentam-se de maneira bastante ampla no ambiente urbano, alterando principalmente os padrões, as ocupações e a valorização do solo, sobretudo na área de influência direta do empreendimento. O mapeamento, identificação e posterior análise dessas alterações são de extrema relevância para o planejamento urbano e de transportes, podendo subsidiar os órgãos competentes no processo de tomada de decisão sobre a gestão do território.

Atualmente, encontra-se em execução o segundo trecho do Rodoanel Mário Covas (SP-21), uma rodovia de acesso restrito que contornará a Região Metropolitana de São Paulo, em um distanciamento de 20 a 40 km do centro da capital paulista. A sua

extensão total será de 183 km, interligando os grandes corredores de acesso à metrópole: as rodovias-tronco Régis Bittencourt, Raposo Tavares, Castello Branco, Anhangüera, Bandeirantes, Fernão Dias, Dutra, Ayrton Senna, Anchieta e Imigrantes (Figura 3.1) (SET; FESPSP, 2004).

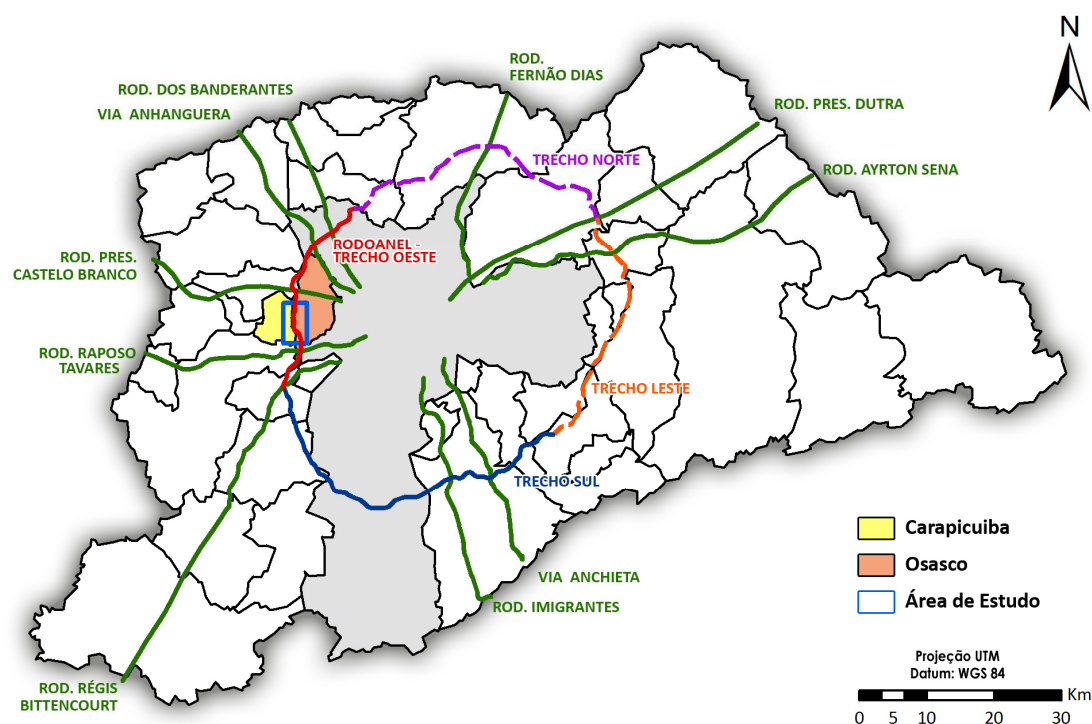


Figura 3.1 – Localização do Rodoanel Mário Covas na Região Metropolitana de São Paulo. Em azul está demarcada a área de estudo.

Fonte: Adaptado de InfoLocal – DEINFO - SEMPLA (2002).

O Trecho Oeste do empreendimento inicia-se na Estrada Velha de Campinas, na zona norte de São Paulo, e segue até a Rodovia Régis Bittencourt, no município de Embu, cortando as rodovias Bandeirantes, Anhangüera, Castello Branco e Raposo Tavares. Mais especificamente, este trecho tem por objetivo desviar o tráfego de veículos na porção final da Marginal Tietê e Marginal Pinheiros, facilitando o deslocamento entre as rodovias mencionadas. Também se buscou aliviar o trânsito em outras avenidas que cruzam a região oeste da Capital, tais como a Corifeu de Azevedo Marques e a Francisco Morato (SET; FESPSP, 2004).

Além de ter sido planejado como uma rodovia de acesso restrito, previu-se também, no contexto mais amplo do Rodoanel, envolver todo o traçado por largas faixas não-ocupadas ou preenchidas por áreas verdes, principalmente nas proximidades de áreas residenciais, visando evitar a ocupação das áreas lindeiras. Não obstante, a simples presença do projeto do Rodoanel tem provocado um intenso movimento de especulação imobiliária nessas regiões (STM, 2005).

Apesar de o projeto apresentar diretrizes operacionais para a redução dos diversos modos de impacto que serão gerados, muitos estudos têm sido realizados contestando a qualidade do projeto, incluindo questões quanto à sua localização, forma mais adequada, largura das vias, impactos que serão gerados no meio ambiente e nas suas comunidades periféricas, etc. A ausência de mecanismos para garantir que o projeto do Rodoanel não se descaracterize ao longo dos anos e, conseqüentemente, estimule o adensamento populacional e a especulação imobiliária no seu entorno é uma das principais preocupações daqueles que criticam o empreendimento (LABHAB, 2005).

### **3.1.1 Áreas-Teste**

A área de estudo situa-se na região noroeste da Região Metropolitana de São Paulo (Figura 3.1). Esta área está dividida em cinco áreas-teste, conforme ilustrado pela (Figura 3.2). As áreas-teste possuem 160.000 m<sup>2</sup> de área, sendo que as dimensões de 800 × 800 *pixels* (imagem WorldView-II) decorrem da limitação de processamento do *software* InterIMAGE (versão 0.95).

A escolha preliminar da área de estudo baseou-se na proximidade ao Rodoanel Mário Covas (Trecho Oeste) em que se contemplasse a maior diversidade de usos e coberturas do solo.

As áreas-teste foram delimitadas de modo que, em conjunto, contivessem uma grande diversidade de alvos urbanos, como piscinas, vegetação rasteira e arbórea, diferentes tipos de telhados (diferentes materiais de cobertura), edifícios com gabaritos de altura diversos, galpões industriais, etc.

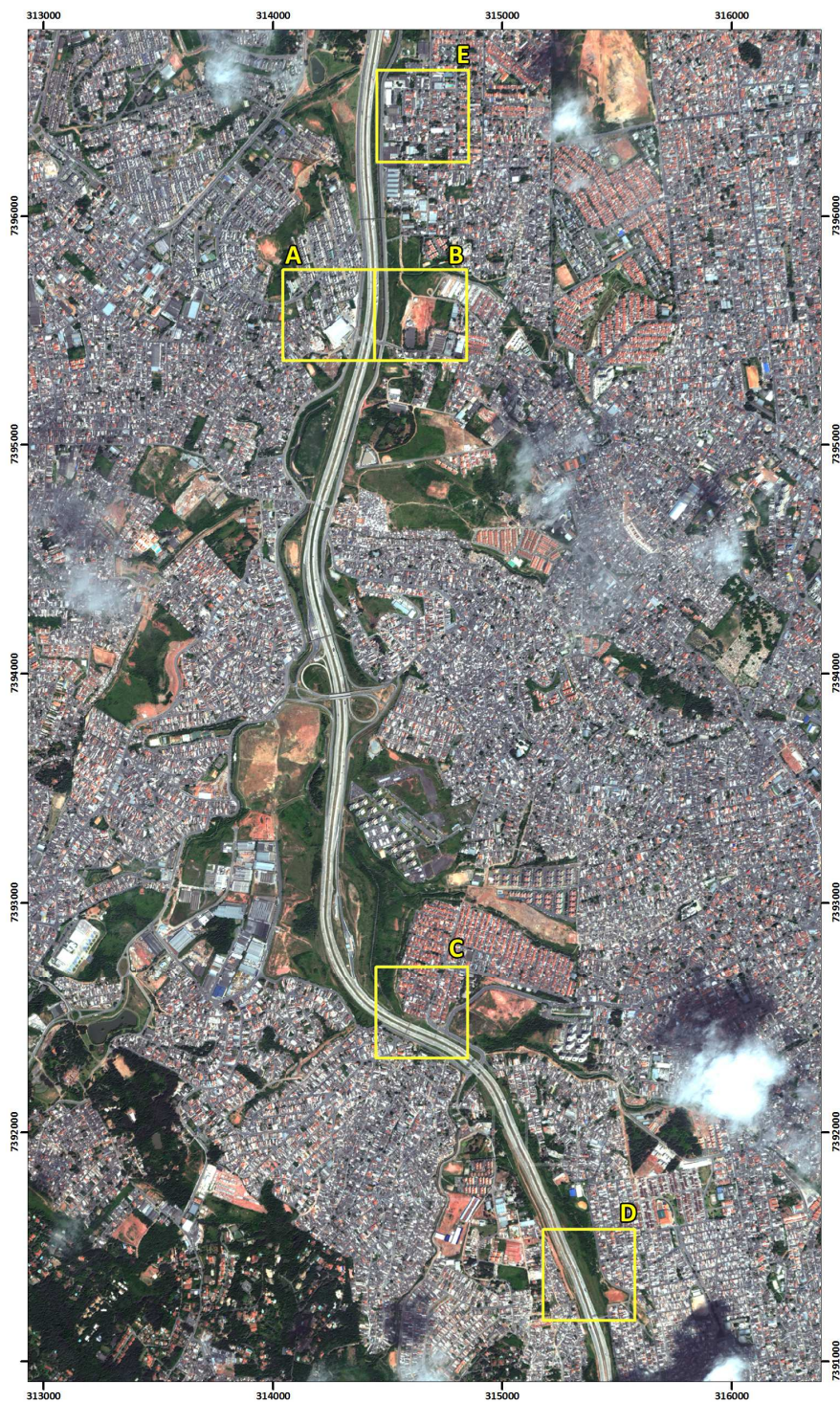


Imagem:  
 WorldView II (Digital Globe Inc., 2010)  
 Catalog ID: 2040010051C9CC00 [06-12-2009]

Composição: R(5) G(3) B(2)  
 \*Imagem fusionada - res. espacial = 0,50m



Projeção UTM (Universal Transversa de Mercator)  
 Datum: WGS 84



Figura 3.2 – Localização das cinco áreas-teste.

### 3.2 Materiais

Foram utilizados os seguintes dados para a realização deste trabalho:

- 1) Duas imagens do sensor WorldView-II: uma pancromática, com resolução espacial de 0,50 m, e outra multiespectral, com resolução espacial de 2,00 m e oito bandas espectrais (*coastal, blue, green, yellow, red, red-edge, near infra-red 1 e near infra-red 2*). As imagens são do tipo *OrthoRectified3*, obtidas em 6 de dezembro de 2009, com ângulo *off-nadir* 22,2° e resolução radiométrica de 11 *bits*.
- 2) Duas imagens do sensor QuickBird-II: uma pancromática, com resolução espacial de 0,61 m, e outra multiespectral, com resolução espacial de 2,44 m e quatro bandas (azul, verde, vermelho e infravermelho próximo). As imagens são do tipo *Standard2A*, obtidas em 26 de março de 2009, com ângulo *off-nadir* 18,2° e resolução radiométrica de 11 *bits*.
- 3) Equipamento GPS Topcon's HiPer®-L1 (TOPCON, 2004) para coleta dos pontos de controle em campo (*GCPs – Ground Control Points*).
- 4) Pontos de controle coletados em campo com equipamentos GPS geodésicos.
- 5) Curvas de nível obtidas em formato vetorial, com equidistância de um metro, para a área correspondente ao município de Osasco (SHDU, 2005a).
- 6) Arquivos *raster* do Levantamento Aerofotogramétrico (EMPLASA, 1996), na escala 1:10.000, para a área correspondente ao município de Carapicuíba (folhas: SF-23-Y-C-VI-I-NE-A e SF-23-Y-C-VI-I-NE-C).
- 7) Arquivos vetoriais das quadras e arruamentos para os municípios de Osasco e Carapicuíba (SHDU, 2005b).

Os programas utilizados foram:

- 1) MatLab 7.9 (MATHWORKS INC., 2009), para simulação das bandas espectrais do QuickBird-II através das bandas espectrais do WorldView-II.
- 1) ENVI 4.7 (ITT, 2009), para fusão e recorte das imagens.
- 2) PCI Geomatics 10.3.1 (PCI GEOMATICS, 2010), para ortorretificação das imagens.
- 3) InterIMAGE v0.95 (LVC – PUC-RJ, 2010), para classificação das imagens.

### **3.3 Processamentos**

Para avaliar se a resolução espectral do sistema WorldView-II contribui para a melhoria da discriminação entre os objetos urbanos, uma imagem multiespectral do QuickBird-II foi utilizada para comparar os resultados da classificação. Como os dados dos dois sistemas foram adquiridos em condições de imageamento diferentes, em tempos diferentes e também possuem resolução espacial diferente, foi proposta, neste trabalho, a simulação das bandas espectrais da imagem QuickBird-II a partir da imagem multiespectral WorldView-II, a qual será chamada de imagem QuickBird-II-simulada. A imagem QuickBird-II-simulada possui a mesma resolução espacial da imagem WorldView-II e as mesmas condições de aquisição de imageamento, tornando confiável a avaliação do efeito da resolução espectral por meio da comparação entre os mapas temáticos gerados a partir das imagens Worldview-II e QuickBird-II-simulada.

As imagens WorldView-II original (com 8 bandas espectrais) e QuickBird-II-simulada (com 4 bandas espectrais) foram fusionadas e ortorretificadas, e então classificadas utilizando o *software* InterIMAGE.

Os passos metodológicos realizados estão resumidos no diagrama de blocos da Figura 3.3, e a descrição das etapas de processamento segue nos itens subseqüentes.



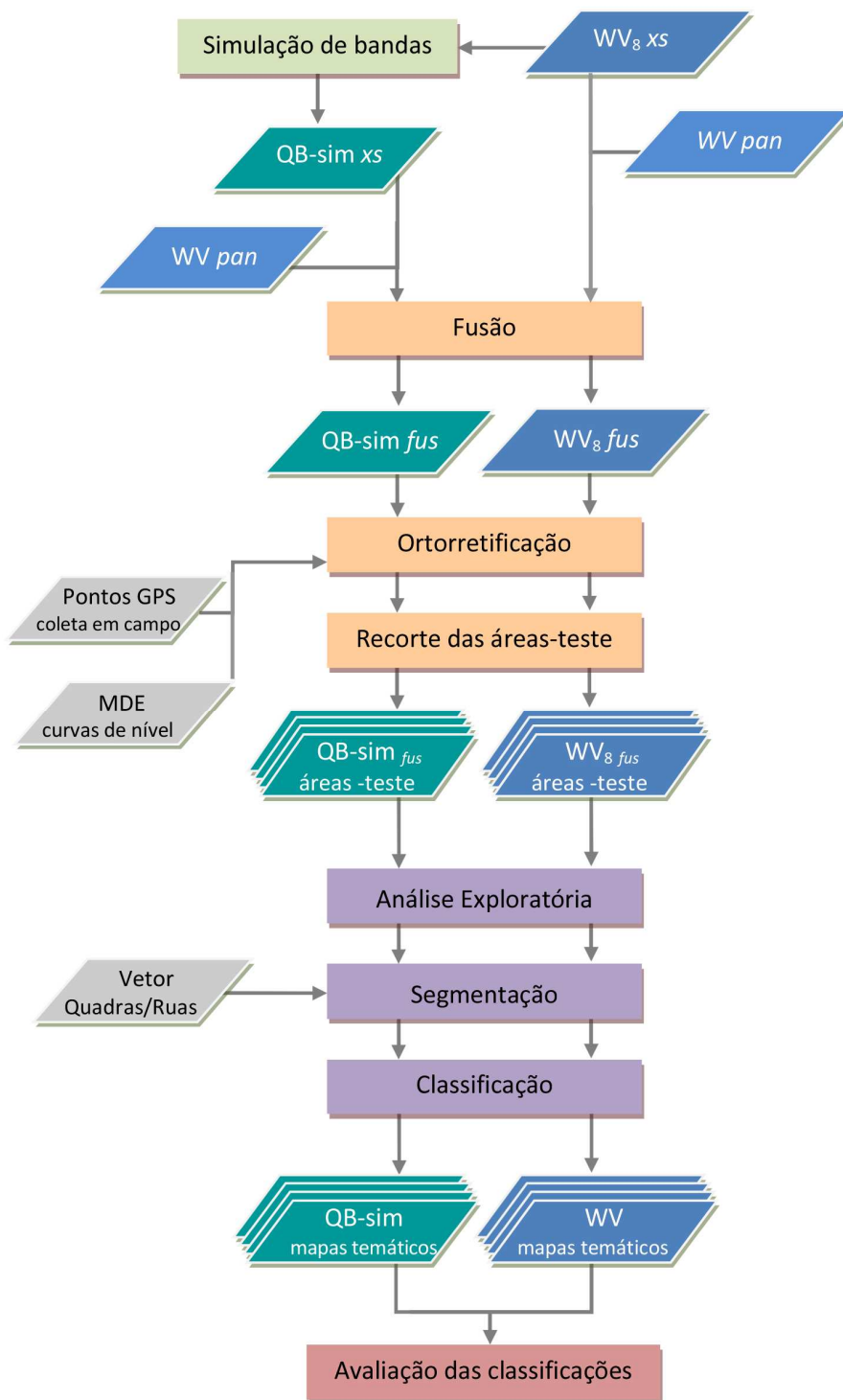


Figura 3.3 – Diagrama de blocos dos passos metodológicos.

### **3.3.1 Preparação dos Dados**

A fase de preparação dos dados comumente refere-se à restauração da imagem, na qual são aplicadas operações para a correção de imperfeições geométricas, radiométricas e/ou ruídos que aparecem no processo de aquisição da imagem (SCHOWENGERDT, 2007).

Segundo Mather (2005) e Moran et al. (1990), em estudos relacionados com a discriminação entre alvos, as correções radiométrica e atmosférica são desnecessárias para sensores de alta resolução espacial, principalmente quando se trata de estudos urbanos, considerando que as imagens de alta resolução geralmente possuem boa qualidade radiométrica e geométrica. Testes realizados com imagens do sensor QuickBird-II indicaram que as imagens com e sem correção radiométrica apresentam valores de radiância muito semelhantes, quando as imagens não possuem distorções significativas tais como ruídos, efeito de borramento, etc. (ARAÚJO et al., 2007; BOGGIONE et al., 2010; RIBEIRO et al., 2009) . Desta forma, esta etapa não constitui parte dos procedimentos de pré-processamento desenvolvidos nesta pesquisa.

#### **3.3.1.1 Simulação de bandas**

A efetividade do uso de imagens de sensoriamento remoto em análises comparativas é comprovada nos mais diversos estudos, contudo existe a dificuldade de aquisição de imagens da mesma cena e no mesmo instante de tempo, a partir de diferentes sensores. Embora os instrumentos possuam diferenças quanto à sensibilidade espectral, de modo que as imagens simuladas não possam refletir fielmente as funções radiantes dos sensores simulados, a simulação de imagens mostra-se como uma alternativa para a comparação de dados, ao assegurar que as imagens possuirão as mesmas condições geométricas e atmosféricas de aquisição (BOGGIONE et al., 2003; CHEN et al., 2008; MASCARENHAS et al., 1991; SANTOS, 1992; ZETIAN et al., 2000).

Esta seção descreve o procedimento usado para simulação das bandas espectrais do sensor QuickBird-II a partir das bandas espectrais do sensor WorldView-II.

A metodologia para a simulação de bandas espectrais da imagem QuickBird-II adotada neste trabalho é baseada no procedimento descrito em Mascarenhas et al. (1991). Segundo estes autores, a simulação de uma banda a partir de outras bandas é possível somente se existir uma considerável sobreposição espectral entre a banda que se deseja simular e as bandas usadas para realizar a simulação. O método utiliza as curvas espectrais dos sensores como entrada e o procedimento consiste basicamente na soma ponderada destas curvas, onde os pesos da ponderação definem a contribuição de cada banda. A Figura 3.4 mostra as curvas espectrais referentes às respostas dos sensores a bordo dos satélites QuickBird-II e WorldView-II.

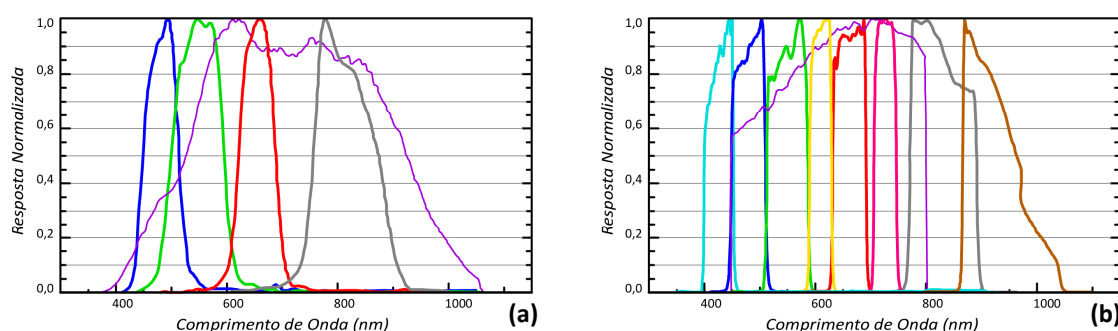


Figura 3.4 – Curvas espectrais: respostas espectrais normalizadas das bandas dos sensores: (a) QuickBird-II, (b) WorldView-II.

Fonte: Adaptado de (a) Padwick et al. (2010) e (b) Digital Globe (2010a).

Este método considera que a área da curva de reflectância de cada banda a ser simulada seja igual à soma das áreas das curvas de reflectância das bandas que preenchem o mesmo intervalo espectral.

As curvas espectrais das bandas do WorldView-II são discretizadas para calcular as respectivas áreas contidas em cada uma das bandas a serem simuladas (QuickBird-II: *Blue*, *Green*, *Red* e *NIR*), para o posterior cálculo da porcentagem de contribuição de cada banda, conforme Tabela 3.1.

Tabela 3.1 – Porcentagem da contribuição das bandas multiespectrais do sensor WorldView-II para gerar as bandas do Quickbird-II.

Bandas	World View-II	COASTAL	BLUE	GREEN	YELLOW	RED	REDEGE	NIR 1	NIR 2
Quick Bird-II	Comp. onda (nm)	400 - 450	450 - 510	510 - 580	585 - 625	630 - 690	705 - 745	770 - 895	860 - 1040
BLUE	450 - 520	9 %	74 %	14 %	-	-	-	-	-
GREEN	520 - 600	-	-	14 %	66 %	9 %	-	-	-
RED	630 - 690	-	-	-	16 %	73 %	2 %	-	-
NIR	760 - 900	-	-	-	-	-	4 %	75 %	7 %

Na Figura 3.5, estão representadas as bandas WorldView-II utilizadas na simulação da nova imagem. A área sob cada curva espectral do sistema WorldView-II define a porcentagem de contribuição (coeficiente de ponderação) desta banda para gerar cada banda do QuickBird-II. Neste caso, cada banda espectral do QuickBird-II é gerada a partir de três bandas espectrais do WorldView-II, como mostra a Tabela 3.1, que apresentam sobreposição em relação às bandas do QuickBird-II a serem simuladas.

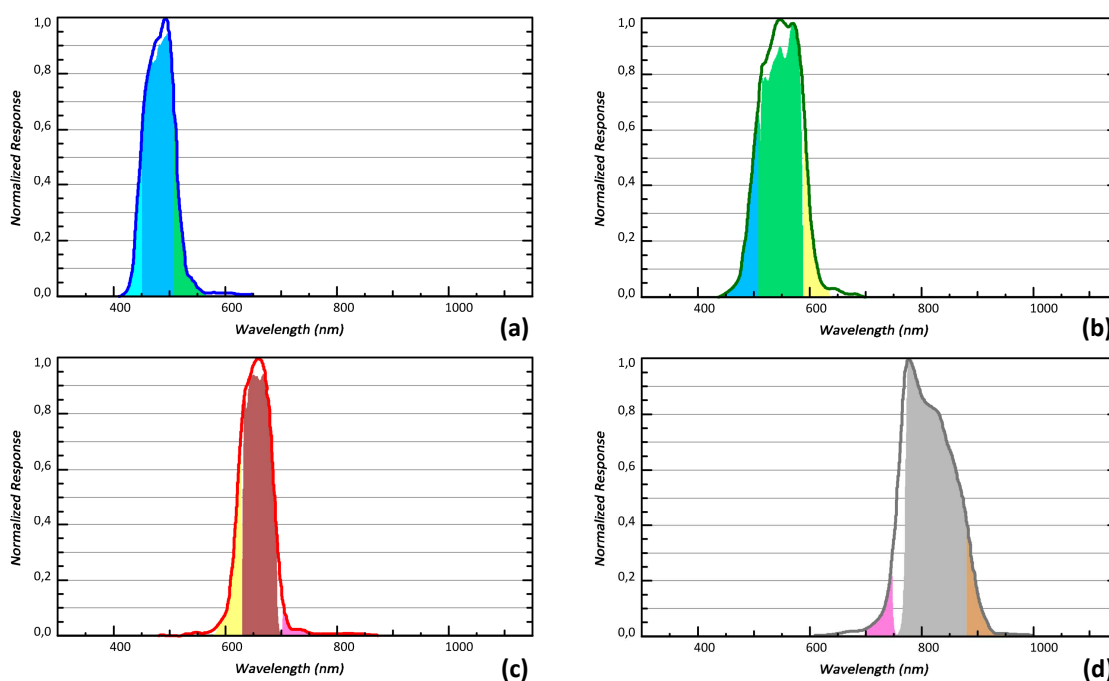


Figura 3.5 – Contribuição de cada banda do sensor WorldView-II para gerar as quatro bandas do QuickBird-II.

Para o cálculo da banda (a) *Blue*, foram utilizadas: *Coastal*, *Blue* e *Green*; (b) banda *Green*: *Blue*, *Green* e *Yellow*; (c) banda *Red*: *Yellow*, *Red* e *Red-Edge*; (d) e para a banda *NIR*: *Red-Edge*, *NIR-1* e *NIR-2*.

Fonte: Adaptado de (a) Padwick et al. (2010) e (b) Digital Globe (2010a).

A simulação de cada banda do sensor QuickBird-II foi realizada da seguinte forma: (adaptado de Mascarenhas et al. (1991)):

$$S_i = \frac{1}{A_{S_i}} \left( \sum_{j=1}^n A_{b_j} ND_j + \frac{1}{n} A_{v_i} \sum_{j=1}^n ND_j \right) \quad (1)$$

em que:

$S_i$ : banda a ser simulada (QuickBird-II).

$j$ : bandas de ajuste (WorldView-II).

$A_{S_i}$ : área sob a curva espectral da banda a ser simulada (QuickBird-II).

$A_{b_j}$ : área sob a curva espectral da banda de ajuste (WorldView-II).

$n$ : número de bandas de ajuste utilizadas na simulação da nova banda; neste caso,  $n = 3$ .

$A_{v_i}$ : área de não-sobreposição da curva espectral da banda simulada por nenhuma curva espectral da banda de ajuste.

$ND_j$ : nível digital das bandas de ajuste.

A rotina foi implementada no *software* Matlab 7.9 (MATHWORKS INC., 2009) e cada banda do QuickBird-II foi simulada por meio da combinação linear das bandas do sensor WorldView-II determinando-se, assim, o valor de nível de cinza de cada *pixel* da banda simulada.

As novas bandas QuickBird-II simuladas foram analisadas visualmente e comparadas às bandas originais do sensor QuickBird-II. A avaliação visual mostrou uma grande semelhança entre os dados comparados, conforme ilustrado Figura 3.6. Pode-se observar que a imagem QuickBird-II original apresenta uma aparência mais borrada do que a imagem simulada devido à diferença na resolução espacial. A imagem QuickBird-II-simulada possui a mesma resolução espacial do sistema WorldView-II. Algumas diferenças espectrais observadas, entre as imagens QuickBird-II original e QuickBird-II-simulada, devem-se às diferenças nas condições de aquisição das imagens incluindo a época do ano em que foram coletadas.

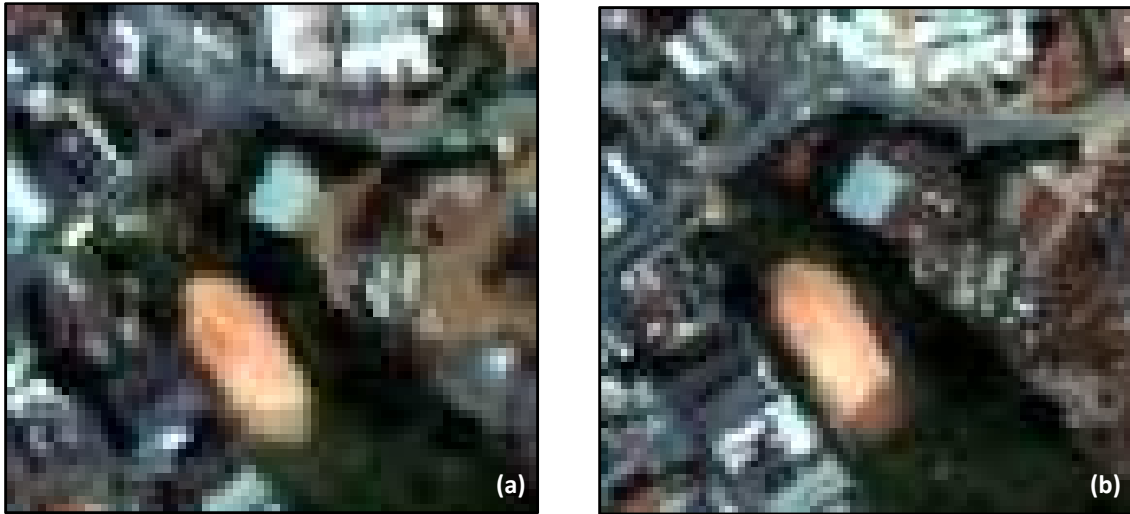


Figura 3.6 – Recortes da imagem multiespectral original do sensor QuickBird-II (a) e da imagem multiespectral simulada QuickBird-II (b), na composição colorida R(3) G(2) B(1).

### 3.3.1.2 Fusão

Em sensoriamento remoto, a fusão de imagens realizada no domínio espectral tem o objetivo de aumentar a resolução espacial das bandas multiespectrais, inserindo a informação espacial mais detalhada da banda pancromática (SCHOWENGERDT, 2007). O método de fusão por Principais Componentes (CHAVEZ et al., 1991), conforme demonstrado na literatura, é o que tem apresentado os melhores resultados para fusão de bandas de sensores de alta resolução espacial, como o QuickBird-II (PINHO et al., 2005; NOVACK, 2009) e o WorldView-II (PADWICK et al., 2010). Além de não possuir limitação pelo número de bandas a serem fusionadas, possui boa capacidade de transferência de detalhes da imagem pancromática para a imagem sintética, e, além disso, preserva a informação espectral da imagem multiespectral original (ZHANG, 2004).

As fusões das imagens pancromáticas e multiespectrais foram realizadas utilizando o programa ENVI 4.7 (ITT, 2009) e aplicando o método de fusão por Principais Componentes. As imagens sintéticas resultantes possuem resolução espacial de 0,50 m, a mesma da banda pancromática do WorldView-II.

O satélite WorldView-II adquire as imagens pancromática e multiespectral simultaneamente, de modo que existe correspondência espacial entre cada *pixel* das imagens (DIGITAL GLOBE, 2010). Desta forma, procedeu-se primeiramente com a fusão das bandas pancromática e multiespectrais antes de realizar a ortorretificação, para facilitar a identificação de pontos de controle na imagem já fusionada.

### **3.3.1.3 Ortorretificação**

O processo de ortorretificação consiste na correção de diversas distorções geométricas existentes em imagens adquiridas por sensores remotos. Segundo Toutin (2004), imagens brutas possuem distorções geométricas significativas que impossibilitam sua sobreposição direta com dados de origem cartográfica em um SIG. Resumidamente, estas distorções são decorrentes da posição do satélite, do sensor, da superfície física da Terra (relevo e curvatura) e da projeção cartográfica (TOUTIN, 2004).

As distorções geométricas presentes nas imagens de sensoriamento remoto requerem modelos e funções matemáticas para a correção destas distorções. Estes modelos podem ser empíricos (como os 2D e 3D polinomiais e o 3D racional) ou rigorosos (modelos 2D e 3D físicos e determinísticos) (TOUTIN, 2004).

As ortorretificações das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada foram realizadas utilizando-se o método polinomial racional 3D. Embora a ferramenta utilizada (OrthoEngine - PCI Geomatics v10.3.1) já disponibilizasse o modelo rigoroso para a ortorretificação de imagens WorldView-II, a licença de uso deste módulo não foi adquirida pelo INPE.

Os GCPs utilizados na ortorretificação das imagens foram obtidos a partir de levantamento de campo realizado em Novembro de 2009 com o emprego de equipamentos GPS (*Global Positioning System*), de dupla frequência, o TOPCON Hiper L1. Foram coletados 72 pontos no método relativo estático. Os pontos coletados em campo foram processados em escritório, tomando como estação base de referência para o processamento a Estação Poli (ID: 93800), localizada na Escola Politécnica da

USP, São Paulo (IBGE, 2008). O conjunto de pontos processados resultante apresentou os erros máximos da ordem de 27,5 cm para planimetria e 43,3 cm em altitude geométrica. Os resultados do processamento dos dados levantados em campo são apresentados no APÊNDICE A.

O trabalho de campo foi realizado com apoio de imagens QuickBird-II (de 26 de março de 2009), para a seleção e coleta dos *GCPs*. Foram planejados 72 pontos para serem levantados em campo e posterior identificação nas imagens WorldView-II, que ainda não haviam sido adquiridas. Entretanto, somente 68 foram reconhecidos nas imagens WorldView-II, pois quatro pontos localizavam-se em áreas em que não puderam ser identificados (áreas de sombra de nuvens e alvos urbanos removidos).

O Modelo Digital de Elevação (MDE) utilizado na ortorretificação das imagens foi gerado a partir de dados altimétricos fornecidos pela Secretaria de Habitação e Desenvolvimento Urbano da Prefeitura Municipal de Osasco e pela Secretaria de Planejamento Urbano da Prefeitura do Município de Carapicuíba. Para isto, foi utilizado o aplicativo OrthoEngine do *software* PCI Geomatics v10.3.1, com interpolação por convolução cúbica, resultando em um produto com espaçamento de *pixel* de 1 metro.

Para a ortorretificação, foram utilizados 32 *GCPs*, sendo 16 para cada área de estudo. Para a validação das orto-imagens, foram utilizados 36 pontos independentes de verificação (*ICPs - Independent Check Points*), sendo 18 para cada área de estudo. A partir desses *ICPs* foram calculados os valores do *RMSE (Root Mean Square Error – Erro Médio Quadrático)* obtidos para cada imagem.

Uma vez que a imagem QuickBird-II-simulada foi derivada da imagem WorldView-II, com manutenção das características espaciais, os *GCPs* utilizados na ortorretificação destas imagens foram os mesmos, resultando nos mesmos valores de *RMSE* na validação dos produtos. Os valores do *RMSE* (em metros) de cada componente planimétrica (E e N) das imagens ortorretificadas, são apresentados na Tabela 3.2.



Tabela 3.2 – *RMSE* das orto-imagens de cada área-teste.

Orto-imagem	Área de Estudo	<i>RMSE</i> (m)	
		E	N
WorldView-II e QuickBird-II-simulada	Área 1	1,152	1,074
WorldView-II e QuickBird-II-simulada	Área 2	1,177	1,115

Para verificar a possível tendência em determinada componente planimétrica (E, N) e a classificação planimétrica das orto-imagens geradas segundo o PEC Nacional, foram realizadas análises de tendência e precisão seguindo a metodologia proposta por Galo e Camargo (1994). Para isto, foram aplicados os testes estatísticos de *t-student* e *Qui-quadrado*, respectivamente. Os resultados destes testes mostraram que as imagens relativas à Área 2 estão livres de tendência; a Área 1 apresentou tendência em duas direções, sendo que a média dos resíduos encontrados foi de -61 cm na componente E e -46,1 cm na componente N, para ambas as imagens (WorldView-II e QuickBird-II-simulada). As imagens (Áreas 1 e 2) atendem à precisão para o PEC (Padrão de Exatidão Cartográfica, Brasil – BRASIL-CONCAR, 1984) planimétrico "Classe A" para a escala 1:5000. Os resultados da validação das imagens ortorretificadas encontram-se no APÊNDICE B.

### 3.3.2 Mapeamento da Cobertura do Solo

Dado o objetivo deste trabalho, que é avaliar o desempenho das imagens do sensor WorldView-II para o mapeamento da cobertura do solo em áreas urbanas utilizando o InterIMAGE, um *software* baseado em conhecimento, acaba-se por emular a subjetividade inerente à interpretação das classes de cobertura do solo urbano por um especialista humano, uma vez que a elaboração das redes hierárquicas e a determinação dos atributos e parâmetros para discriminação entre as classes foram realizadas considerando que a interpretação da cobertura do solo pudesse ser feita por atributos físicos e objetivos reconhecíveis por um intérprete.

A etapa de mapeamento da cobertura do solo foi realizada utilizando o *software* InterIMAGE v0.95 (LVC – PUC-RJ, 2010). Projetos independentes foram criados para

cada área-teste, usando os dados preparados nas etapas anteriores e as bases vetoriais de ruas e quadras.

### **3.3.2.1 Definição das classes de cobertura do solo**

Seguindo a metodologia adotada por Araujo (2006), Hofmann (2001), Hofmann e Reinhardt (2000), Hofmann et al. (2008), Novack (2009), Pinho (2005), entre outros, para definição das classes de cobertura do solo com base em análise visual das imagens QuickBird-II, para este estudo, as classes de cobertura do solo também foram definidas com base na análise visual da imagem, neste caso, WorldView-II. Uma visita a campo para reconhecimento da área de estudo também foi realizada para auxiliar na interpretação visual e na identificação dos alvos presentes na cena.

Nesta etapa, a capacidade de distinção dos alvos urbanos pelo sensor WorldView-II também foi levada em consideração. Por mais que o conhecimento empírico permita ao intérprete associar feições e tonalidades de cor na imagem a objetos do mundo real, na prática, existem limitações relativas aos sensores utilizados e aos métodos de processamento de imagens disponíveis.

Geralmente, em estudos de área urbana, não é possível discernir objetos de comportamento espectral muito semelhante, mesmo usando atributos de forma e contexto na classificação. Um dos fatores que dificulta o processo de classificação é o estado de conservação dos objetos.

Devido a esses fatores, foi realizada a generalização de algumas classes, para que passassem a abranger mais de um tipo de material (por exemplo, a classe Telha Cerâmica abrange os diversos tipos de telhas cerâmicas: romana, francesa, clara, escura, entre outros) ou materiais em diferentes estados de conservação.

A Figura 3.7 mostra um exemplo de como as classes e os níveis foram definidos para as classificações realizadas neste trabalho.

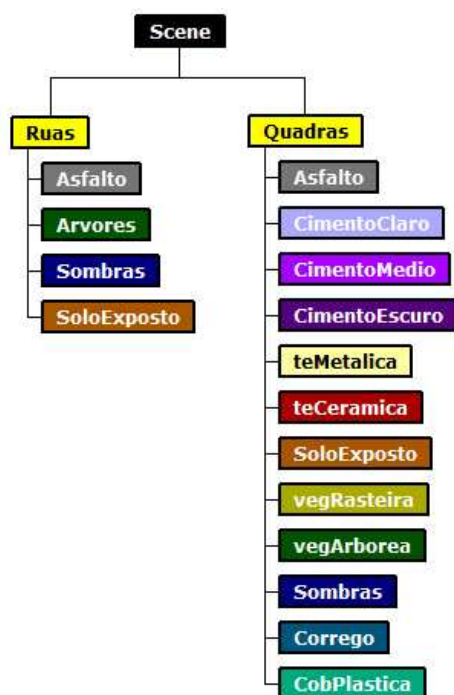


Figura 3.7 – Exemplo de rede hierárquica para classificação das imagens com as classes utilizadas neste estudo.

Os telhados de aço galvanizado e alumínio limpos são diferenciados devido às bandas de absorção na região do infra-vermelho próximo, sendo em 830 nm a do aço, e em 1030 nm a do alumínio (MOREIRA, 2008). Estas bandas de absorção localizam-se, respectivamente, nas bandas NIR-1 e NIR-2 do sensor WorldView-II. Entretanto, o envelhecimento do material, juntamente com a oxidação e deposição de substâncias provenientes da atmosfera, aproximam seus comportamentos espectrais, dificultando a distinção do tipo de cobertura metálica sem o uso de um sensor hiperespectral. Por isso, estes dois tipos de cobertura foram agrupados na classe Telha Metálica.

As classes Cobertura em Cimento Claro, Médio e Escuro foram criadas de modo a agrupar os objetos compostos principalmente por cimento. Dentre os alvos urbanos cuja composição é dominada pelo cimento, podem-se citar: telhas de fibrocimento com e sem amianto, telhas de cimento pigmentado, coberturas de lajes planas de concreto e pavimentação em concreto. Segundo Moreira (2008), os materiais à base de cimento apresentam características espectrais mais homogêneas que os metais. Estes materiais não apresentam feições de absorção características que permitam

distingui-los entre si, ainda que ocorra redução na reflectância, principalmente na região do visível, ao longo do processo de envelhecimento. O uso de dados hiperespectrais permite diferenciá-los, uma vez que os objetos com amianto possuem em sua composição uma tênue feição de absorção em 2330 nm (BASSANI et al., 2007; CLARK et al., 2001). Contudo, como as bandas dos sensores utilizados neste estudo não abrangem esta região do espectro, a discriminação das telhas de fibrocimento com e sem amianto não foi possível.

A diferenciação dos objetos de cimento em claro, médio e escuro foi feita unicamente pelo brilho observado nas imagens. Esta diferenciação, entretanto, pode fornecer informações importantes quanto ao uso do material. Por exemplo, pavimentos de concreto geralmente são mais claros que telhas de fibrocimento envelhecidas. Desta forma, para as áreas de estudo em questão, estes pavimentos foram classificados como Cobertura em Cimento Claro ou Cobertura em Cimento Médio, dependendo de sua tonalidade.

Observou-se também que os telhados residenciais de fibrocimento (com ou sem amianto) possuem brilho baixo, e na sua maioria, foram classificados como Cobertura em Cimento Escuro.

As Telhas em Cimento Pigmentado, por sua vez, apresentam um comportamento espectral diferente dos demais elementos de concreto, assemelhando-se mais ao comportamento espectral das Telhas Metálicas e das Coberturas em Cimento Claro. Isto se deve ao tipo de pigmentação utilizado. Estes tipos de telha encontrados na área de estudo (área-teste B) possuem a coloração cinza-claro. Moreira (2008) utilizou em sua pesquisa telhas de cimento pigmentadas na cor pêssego, e observou a semelhança de seu comportamento espectral com as telhas de cerâmica clara e lona em PVC bege.

A classe Telha Cerâmica reúne todos os tipos de telhas cerâmicas encontradas na área de estudo, sejam claras ou escuras e de diferentes formatos (francesa, romana, portuguesa ou colonial). Este agrupamento foi realizado levando em consideração seus comportamentos espectrais semelhantes e seus significados. Embora as telhas

cerâmicas coloniais (mais claras) sejam muito utilizadas em residências de baixo padrão econômico, também é comum o seu uso em residências de altíssimo padrão econômico. E assim como ocorre com as telhas de fibrocimento e coberturas de laje plana de concreto, a proliferação de líquens reduz a reflectância desses materiais.

Em relação aos objetos "vermelhos", a questão crucial é a separação de telhas cerâmicas e áreas de solo exposto, pois, embora possuam composições muito semelhantes, semanticamente são significativamente diferentes. Enquanto as telhas cerâmicas representam uma construção, o solo exposto indica uma área desocupada e não-impermeabilizada. A distinção destas classes de cobertura, no entanto, encontra dificuldades em estudos que utilizam sensores com poucas e largas bandas espectrais, uma vez que as telhas cerâmicas preservam quase fielmente os espectros dos seus materiais de origem.

Além das classes Telha Metálica, Cobertura em Cimento Claro, Médio e Escuro, Telha de Cimento Pigmentado, Telha Cerâmica e Solo Exposto, foram definidas neste estudo as classes: Vegetação Rasteira e Arbórea, Asfalto, Piso em Pedra Natural, Piscina, Cobertura em PVC (*PolyVinyl Chloride* - Cloreto de Polivinila), Córrego e Sombra.

O APÊNDICE C mostra uma tabela com exemplos dessas classes de cobertura e as respectivas chaves de interpretação, conforme proposto por Florenzano (2002).

### **3.3.2.2 Construção da rede hierárquica**

No InterIMAGE, a rede de estruturação das classes é ao mesmo tempo hierárquica e semântica (COSTA et al., 2007). Nos nós-pais, são inseridos operadores que geram segmentos correspondentes ao conceito do nó e que são transmitidos para serem processados pelos seus nós-filhos. Esses nós-filhos podem possuir seus próprios operadores para uma nova segmentação ou não.

A rede hierárquica foi concebida para representar a estratégia seqüencial e organizacional da classificação. No âmbito da classificação por processo, esta rede

formaliza o modo como a interpretação da cena é dividida em subproblemas de resolução mais simples. A estratégia seguida para a construção das redes hierárquicas baseou-se nos estudos de Araujo (2006), Novack (2009) e Pinho (2005), em que os níveis superiores são alocadas para as classes mais facilmente separáveis, deixando para os níveis inferiores as classes com maior confusão entre si. Entretanto, as redes aqui desenvolvidas possuem um nível inferior grande, em que se encontram todos os nós-folhas, e somente dois nós-pais (Quadras e Ruas).

O procedimento de construção da rede hierárquica levou em consideração, principalmente, o custo computacional, optando-se, desta forma, por uma rede com poucos níveis e muitos nós-folhas (por exemplo, Solo Exposto, Telha Cerâmica, Asfalto, Cimento, Sombra) com o mesmo nó-pai (Quadras). Da maneira como foi elaborada, a rede não possui nós intermediários (por exemplo, vegetação, vermelhos, brilhantes, cinzas) como ocorre nos trabalhos de Araujo (2006), Novack (2009) e Pinho (2005).

A Figura 3.8 ilustra as duas abordagens de estruturação da rede hierárquica.

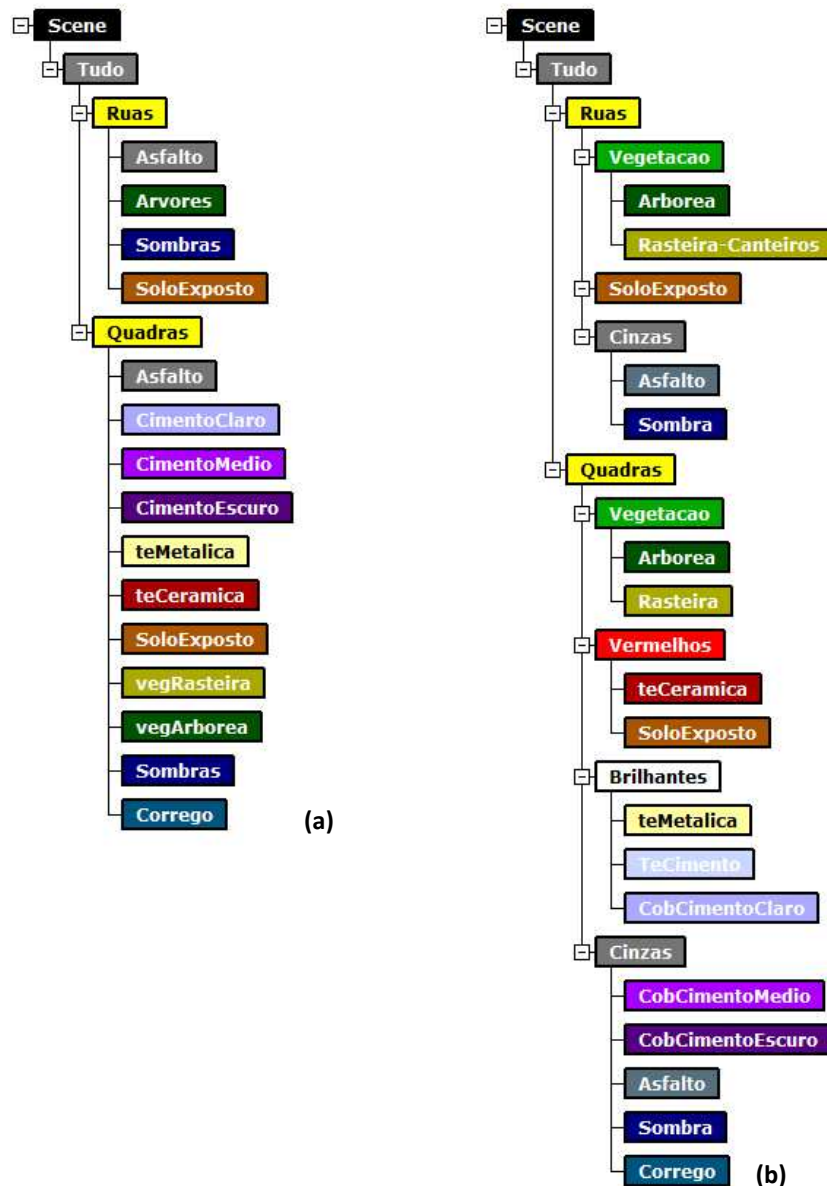


Figura 3.8 – (a) Rede com poucos níveis e muitos nós-folha e (b) rede com mais níveis e menos nós-folha por cada nível.

### 3.3.2.3 Segmentação

A segmentação pode ser definida como o processo de agrupamento de *pixels* de uma imagem em regiões, de modo que os elementos pertencentes a cada região sejam similares em relação a uma ou mais propriedades (PAL; PAL, 1993). Os métodos de segmentação baseados em objetos, além das características espectrais, consideram também informações espaciais, como forma e contexto (JENSEN, 2005).

Visto que a segmentação divide a imagem em segmentos (polígonos) que são os menores elementos sobre os quais se desenvolve a análise, uma boa segmentação deve gerar polígonos que correspondam, o máximo possível, a objetos da cena real, levando em consideração as limitações impostas principalmente pela imagem utilizada.

No âmbito do InterIMAGE, as segmentações de um mesmo nível da rede semântica são independentes, pois são geradas por programas executáveis que operam nos nós da rede de modo externo ao sistema.

Para que os segmentos obtidos no processo de segmentação tivessem uma boa correspondência com os objetos de cena, a etapa de segmentação foi realizada de maneira interativa, avaliando os segmentos gerados e calibrando os parâmetros para gerar uma segmentação adequada à aplicação.

O primeiro nível de segmentação separou quadras de ruas, utilizando o segmentador *TerraAida\_Shapefile\_Import* e os dados vetoriais com os limites das quadras de cada área-teste. O segundo nível de segmentação utilizou o segmentador *TerraAida\_Baatz\_Segmenter*, que apresenta um bom desempenho quanto à velocidade de execução e capacidade de extração de objetos homogêneos em uma mesma escala (BAATZ; SCHÄPE, 2000).

O algoritmo de segmentação proposto por BAATZ e SCHÄPE (2000) utiliza os parâmetros de fator de escala, cor, forma, compacidade, suavidade. 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 de forma são complementares e indicam o quanto das informações cor e forma é usado no processo de segmentação. O parâmetro de forma é dividido em compacidade e suavidade, sendo que um alto valor de compacidade conduz a segmentos menores e mais compactos, ao passo que um alto valor de suavidade conduz a segmentos otimizados para terem bordas suaves.



O segundo nível da rede hierárquica é onde se encontram as classes de materiais que recobrem o solo propriamente ditas. Desta forma, a segmentação deveria separar bem estes objetos. De modo geral, optou-se pela super-segmentação, que resulta em mais segmentos para um mesmo alvo, mas que não inclui partes de alvos distintos dentro de um segmento. A Figura 3.9 mostra uma imagem cuja segmentação, observado o propósito do projeto, é considerada adequada. Os melhores parâmetros foram definidos por meio de testes, e são mostrados no APÊNDICE D.

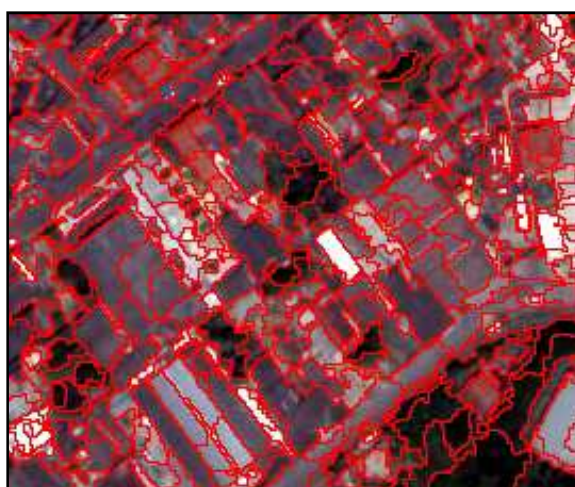


Figura 3.9 – Exemplo de boa segmentação.

#### **3.3.2.4 Análise exploratória**

Após a identificação das classes de cobertura e definição dos parâmetros de segmentação, avaliou-se o comportamento de cada classe em relação aos atributos disponíveis para a classificação. Esta análise foi realizada de forma supervisionada, visualizando-se os atributos espacializados em níveis de cinza (Figura 3.10). Desta forma, além de se ter o valor de todos os atributos de cada objeto sob forma de tabela, é possível também visualizar os valores de um dado atributo relacionando-os a tonalidades de cinza. Isto facilita a detecção de agrupamentos de objetos com tons de cinza semelhantes e/ou diferentes, permitindo a escolha dos atributos e respectivos limiares mais pertinentes para a separação de cada classe.



Figura 3.10 – Visualização do atributo "razão da banda 1" (sensor WorldView-II) em níveis de cinza. Os segmentos mais escuros correspondem às classes Solo Exposto e Telha Cerâmica.

As análises foram realizadas de forma independente para cada projeto, levando em consideração os objetos presentes em cada área-teste e seu comportamento espectral na área-teste em questão. Isto se deve ao fato de as áreas escolhidas não possuírem as mesmas classes de cobertura do solo. Desta forma, por exemplo, a separação de alvos da classe Sombra é mais fácil quando não existe na cena alvos da classe Córrego, observado que estas classes são caracterizadas principalmente pelo baixo brilho de seus objetos.

### 3.3.2.5 Modelo de classificação

No conceito do *software* InterIMAGE, a classificação de uma imagem ocorre de por meio de duas abordagens: *top-down* e/ou *bottom-up*.

Neste estudo, levando-se em conta a utilização de dados vetoriais para a separação de quadras e ruas, a estratégia que resultou em melhor desempenho computacional foi a que explora de modo mais amplo a etapa *top-down*. Nesta estratégia, os nós-folhas segmentam a imagem e fazem as seleções lógicas, transmitindo ao nó-pai um número reduzido de hipóteses.

Uma vez que a segmentação na etapa *top-down* dos nós-folhas gerou agrupamentos de hipóteses em sub-regiões para cada classe de cobertura do solo, a classificação dos objetos ocorreu nas etapas *bottom-up*, por meio da resolução de conflitos entre as classes. O operador utilizado foi o *Generic\_BottomUp* e os conflitos foram resolvidos por meio de atribuição de valores de pertinência a cada uma das classes, priorizando-se aquelas cujos atributos utilizados as definiam melhor, com menos erros de omissão e comissão.

No APÊNDICE E é apresetado como foram estruturadas as redes semânticas para os projetos.

### **3.3.3 Avaliação das classificações**

A cobertura do solo consiste em um dado susceptível a mudanças muito rápidas. Por exemplo, um telhado pequeno de telha cerâmica pode ser construído em um dia, ou um terreno desocupado pode ser capinado e ter a vegetação rasteira removida, restando solo exposto. Neste caso então, portanto, não existe um mapa de referência, nem tampouco é possível adquirir uma verdade de campo.

Desta forma, os mapas temáticos foram avaliados em relação ao dado de referência que traduzisse o conhecimento do especialista sobre aquela área. Por meio da interpretação das imagens originais WorldView-II e QuickBird-II, determinou-se a que classe pertenciam cada uma das amostras aleatórias coletadas para cada área-teste, sem que o especialista tivesse contato com os mapas temáticos produzidos nas classificações.

Com o intuito de verificar a acurácia dos resultados obtidos na classificação da cobertura do solo, 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. O *Kappa-condicional* ("*Kappa-classe*") foi proposto por Rosenfield e Fitzpatrick-Lins, (1986) com a finalidade de comparar a exatidão entre duas classes em classificações distintas.

A maioria dos métodos quantitativos de avaliação de classificações utiliza a matriz de confusão como ponto inicial das medidas de acurácia (STORY; COLGALTON, 1986; FOODY, 2002). A partir da matriz de confusão, calculam-se também medidas descritivas, como a exatidão global, do usuário e do produtor.

A variância do índice *Kappa* permite a realização de dois testes de significância a partir de estatísticas Z. O primeiro teste diz se a classificação realizada é melhor do que uma classificação aleatória. O segundo permite determinar se a diferença entre duas matrizes de confusão é significativa.

Os testes de significância da classificação e o teste de significância para determinar se a diferença entre os mapas temáticos resultantes das classificações das imagens QuickBird-II-simulada e WorldView-II eram significativamente diferentes foram realizados, considerando-se um nível de significância de 5%.

As estatísticas utilizadas para avaliação das classificações são apresentadas no APÊNDICE F. Os dados calculados e índices obtidos encontram-se nas Tabelas F.1 a F.21.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo, são apresentados, avaliados e comparados os resultados das classificações da cobertura do solo das cinco áreas-teste, a partir das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada.

Inicialmente, realizou-se uma análise visual dos mapas temáticos em comparação com a imagem original, para verificar se a identificação das classes pela hierarquia proposta é coerente com sua existência na realidade.

A seguir, verificou-se se os resultados das classificações realizadas no InterIMAGE são significativamente melhores do que uma classificação aleatória. As classificações para cada área-teste, a partir das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada, são avaliadas, por meio do teste *Z*, quanto à significância de suas diferenças.

Além da inspeção visual, a qualidade das classificações foi verificada por meio da matriz de confusão, índice *Kappa* e exatidão global.

A distinção entre as classes de cobertura do solo também foi avaliada por meio do índice *Kappa*-condicional e exatidões do usuário e do produtor.

### 4.1 Mapas temáticos

Os dez mapas temáticos, gerados pela classificação das imagens QuickBird-II-simulada e WorldView-II para as cinco áreas-teste, são mostrados nas Figura 4.1 a 4.10. Pode-se observar pela análise visual que os mapas temáticos resultantes das classificações das imagens WorldView-II apresentam melhores resultados, em comparação com os mapas temáticos produzidos a partir das imagens QuickBird-II-simuladas.

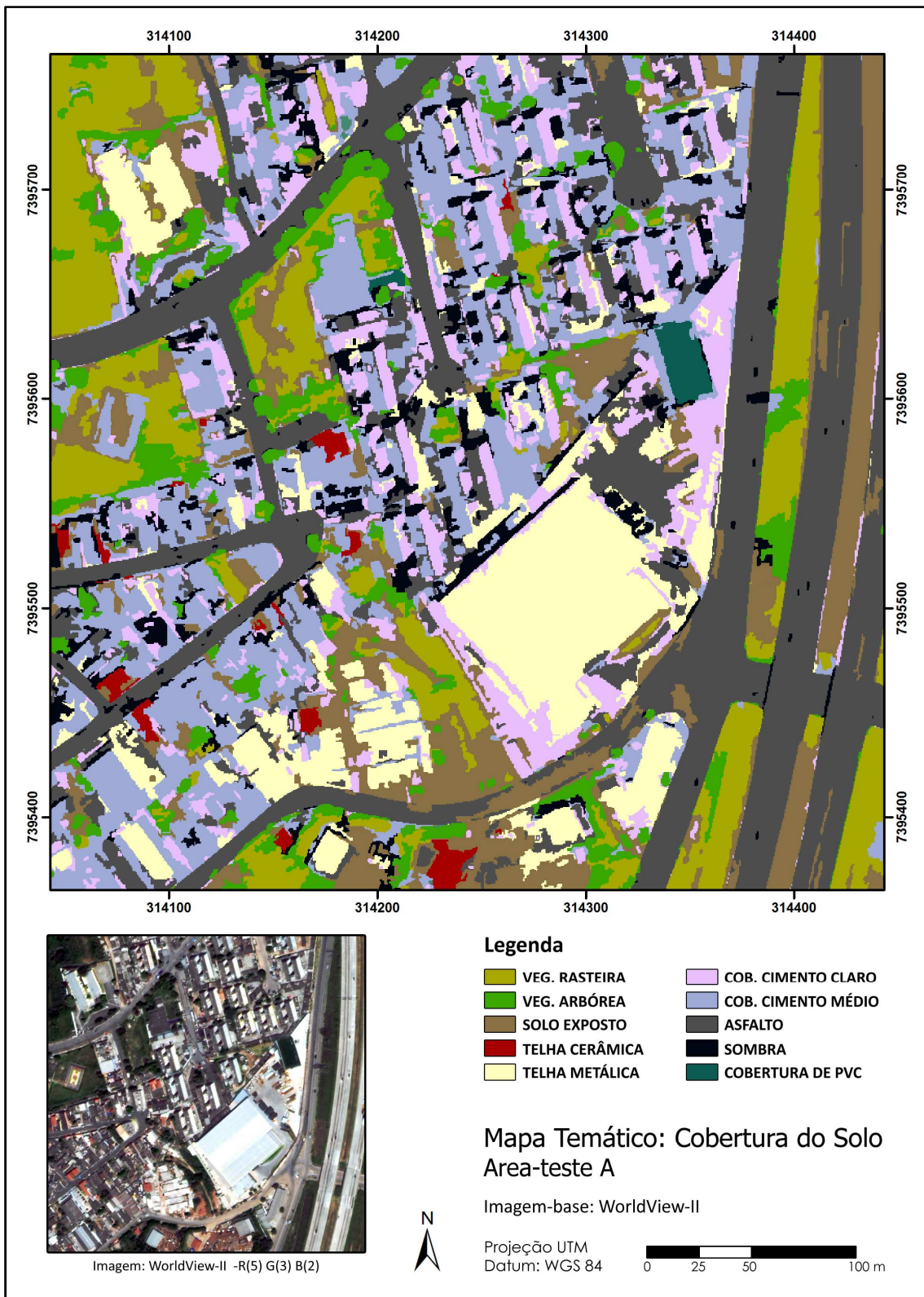


Figura 4.1 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem WorldView-II para a área-teste A.



Figura 4.2 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem QuickBird-II-simulada para a área-teste A.

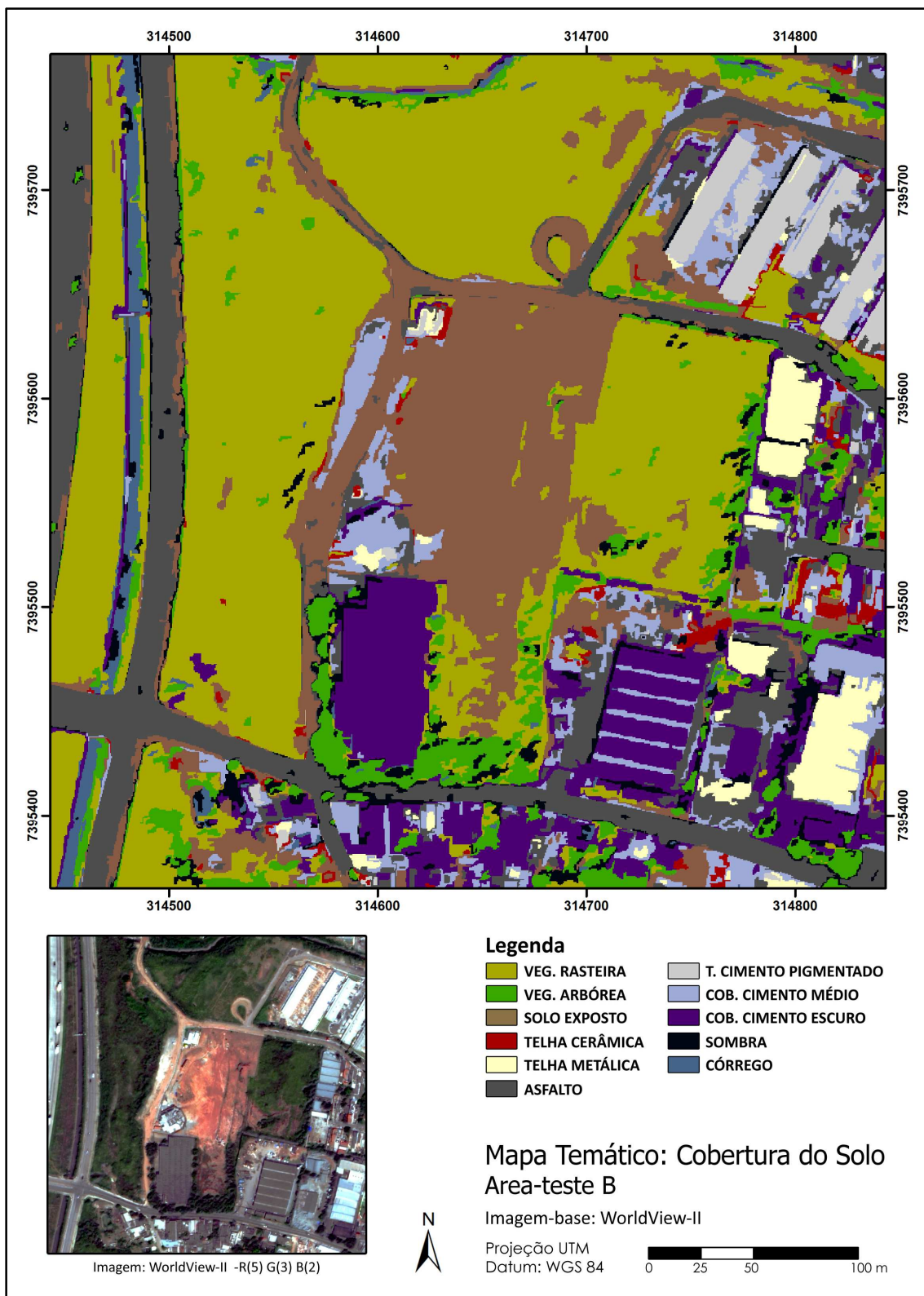


Figura 4.3 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem WorldView-II -simulada para a área-teste B.



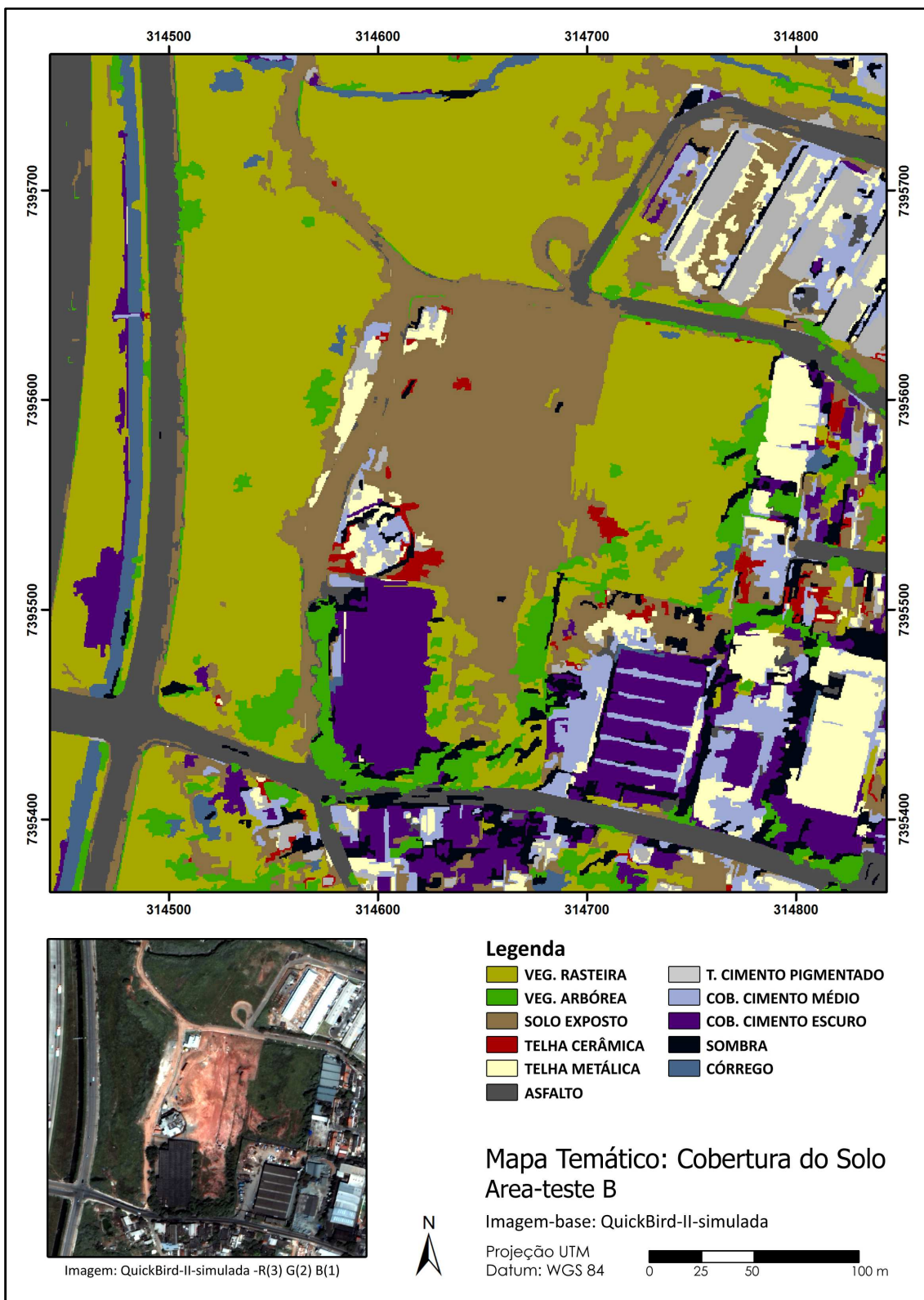


Figura 4.4 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem QuickBird-II-simulada para a área-teste B.

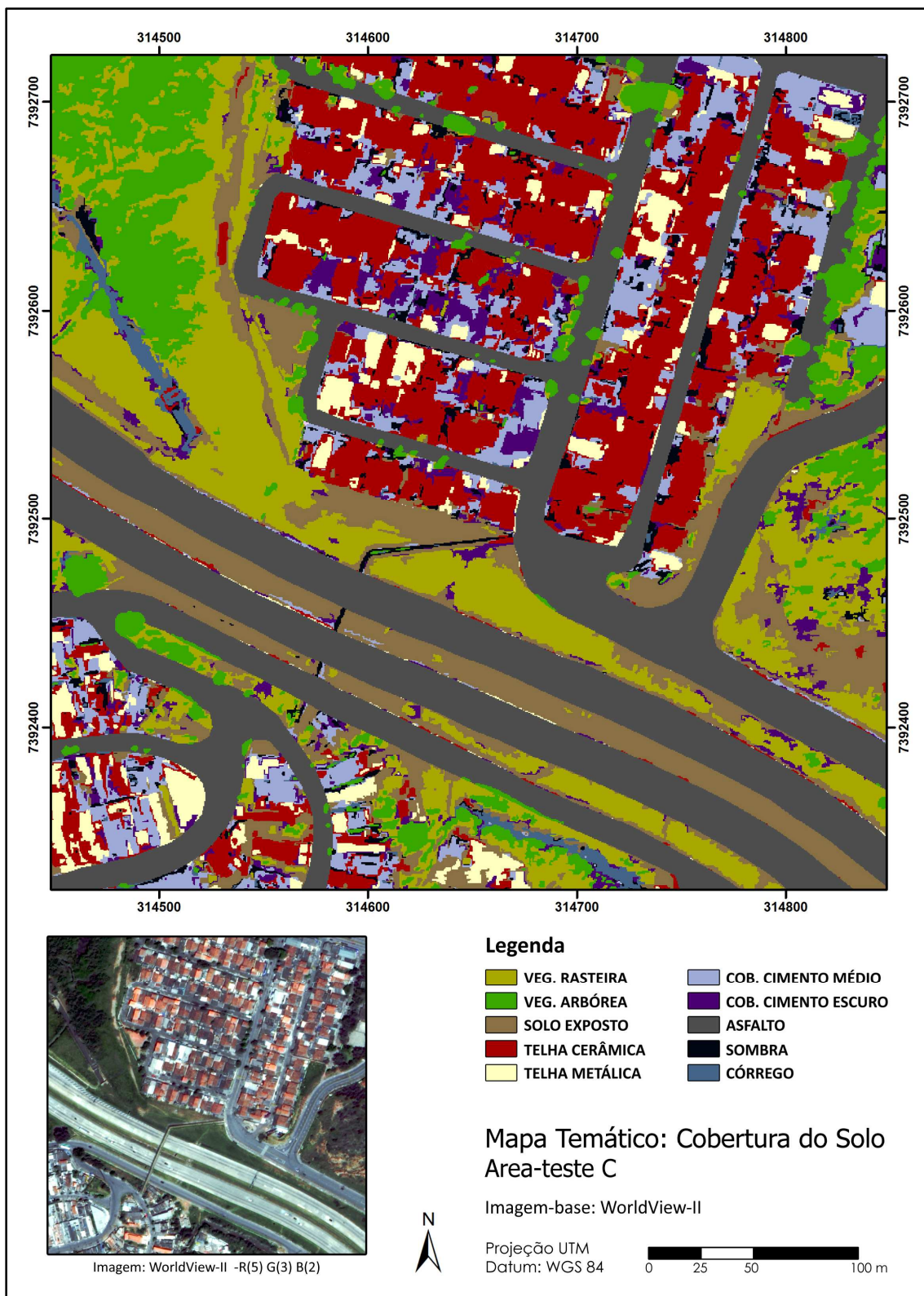


Figura 4.5 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem WorldView-II -simulada para a área-teste C.

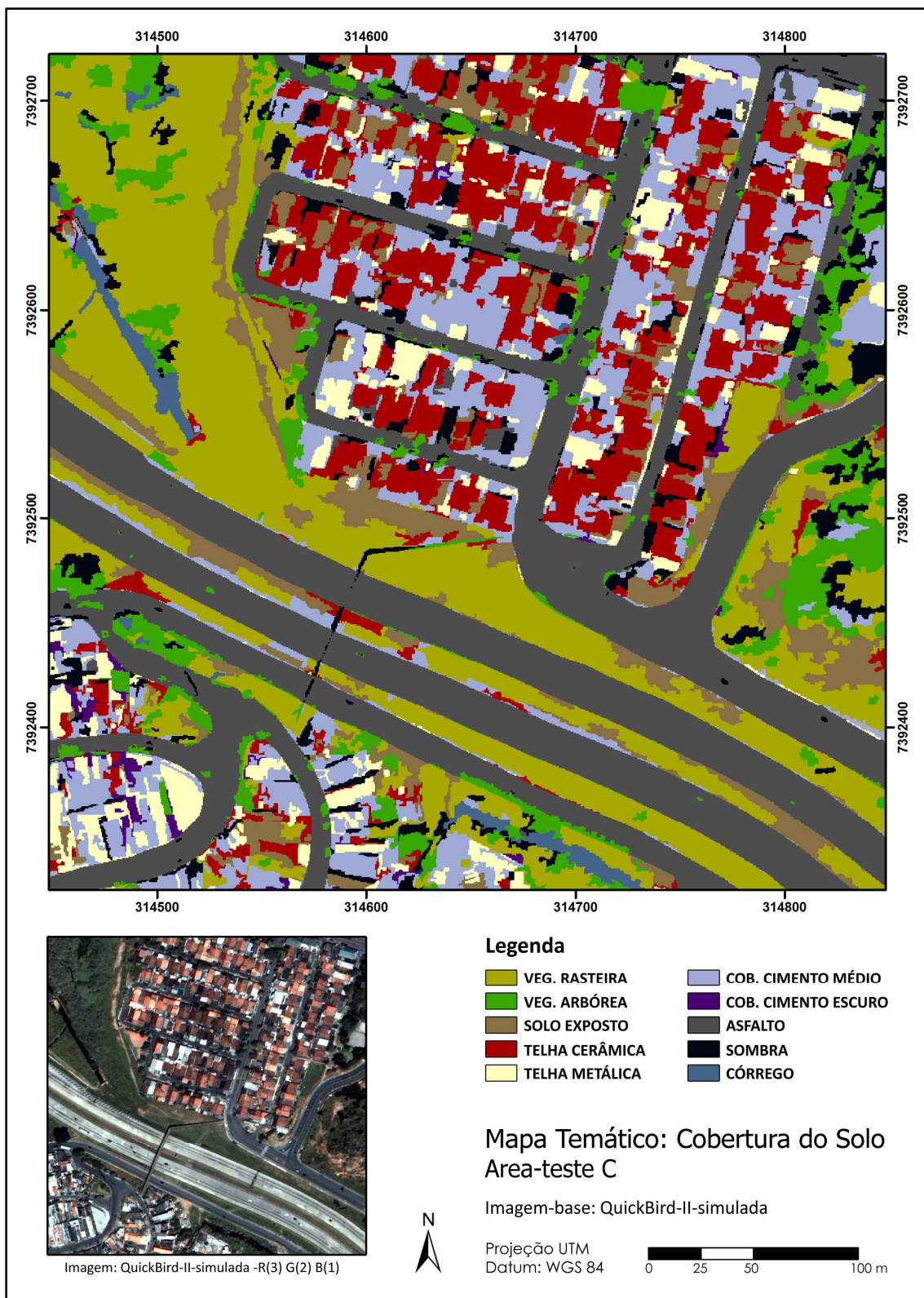


Figura 4.6 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem QuickBird-II-simulada para a área-teste C.

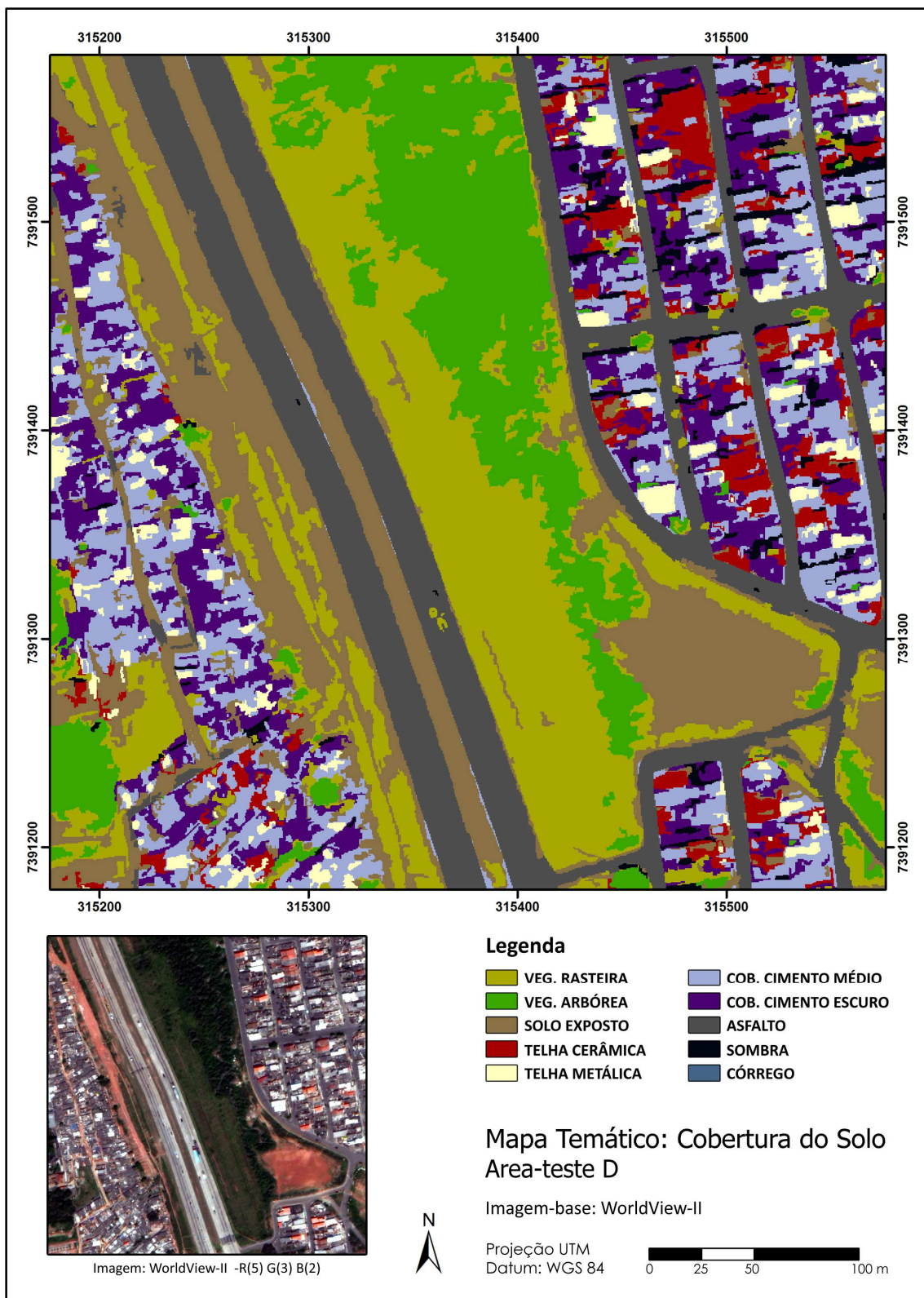


Figura 4.7 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem WorldView-II -simulada para a área-teste D.

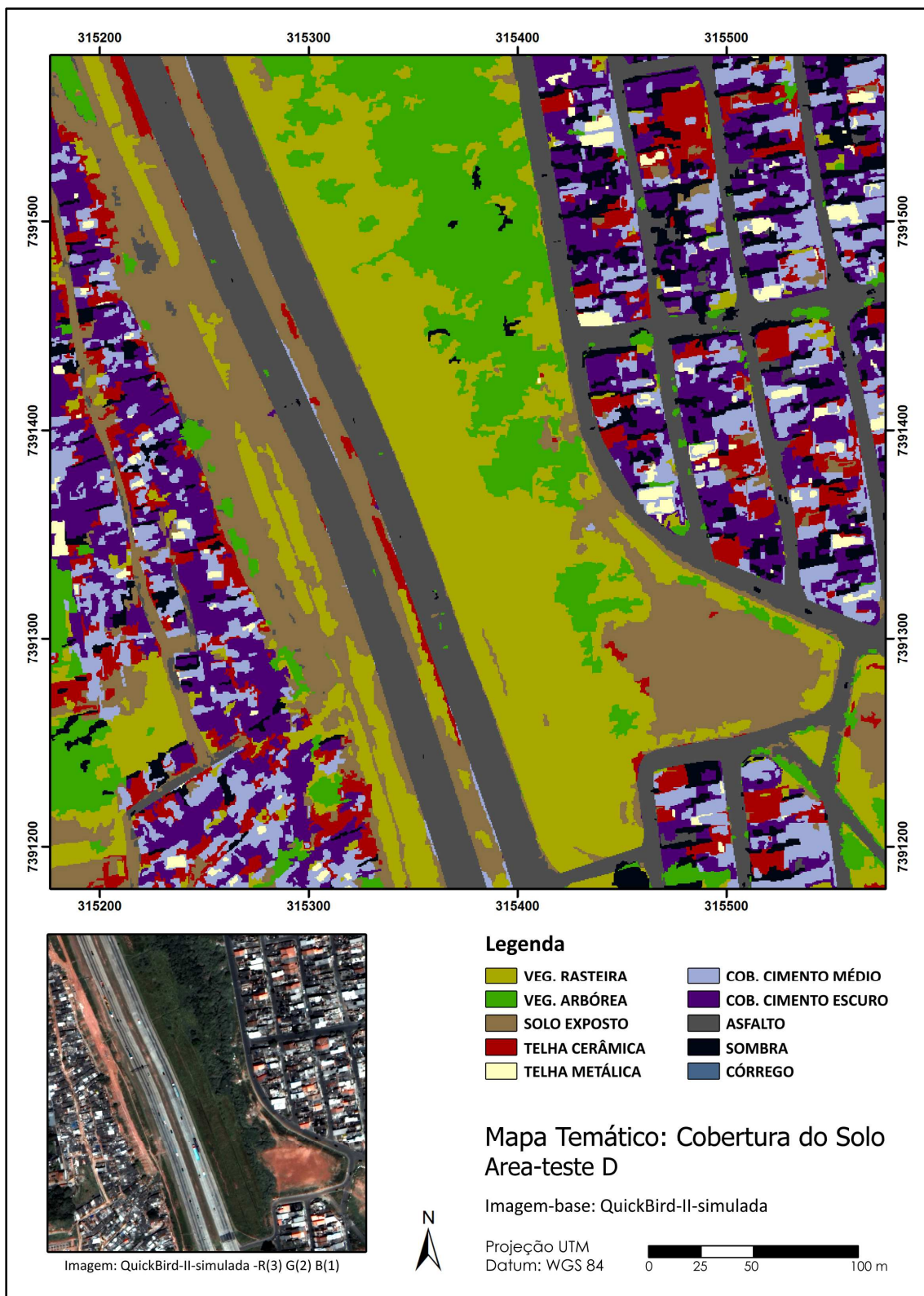


Figura 4.8 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem QuickBird-II-simulada para a área-teste D.

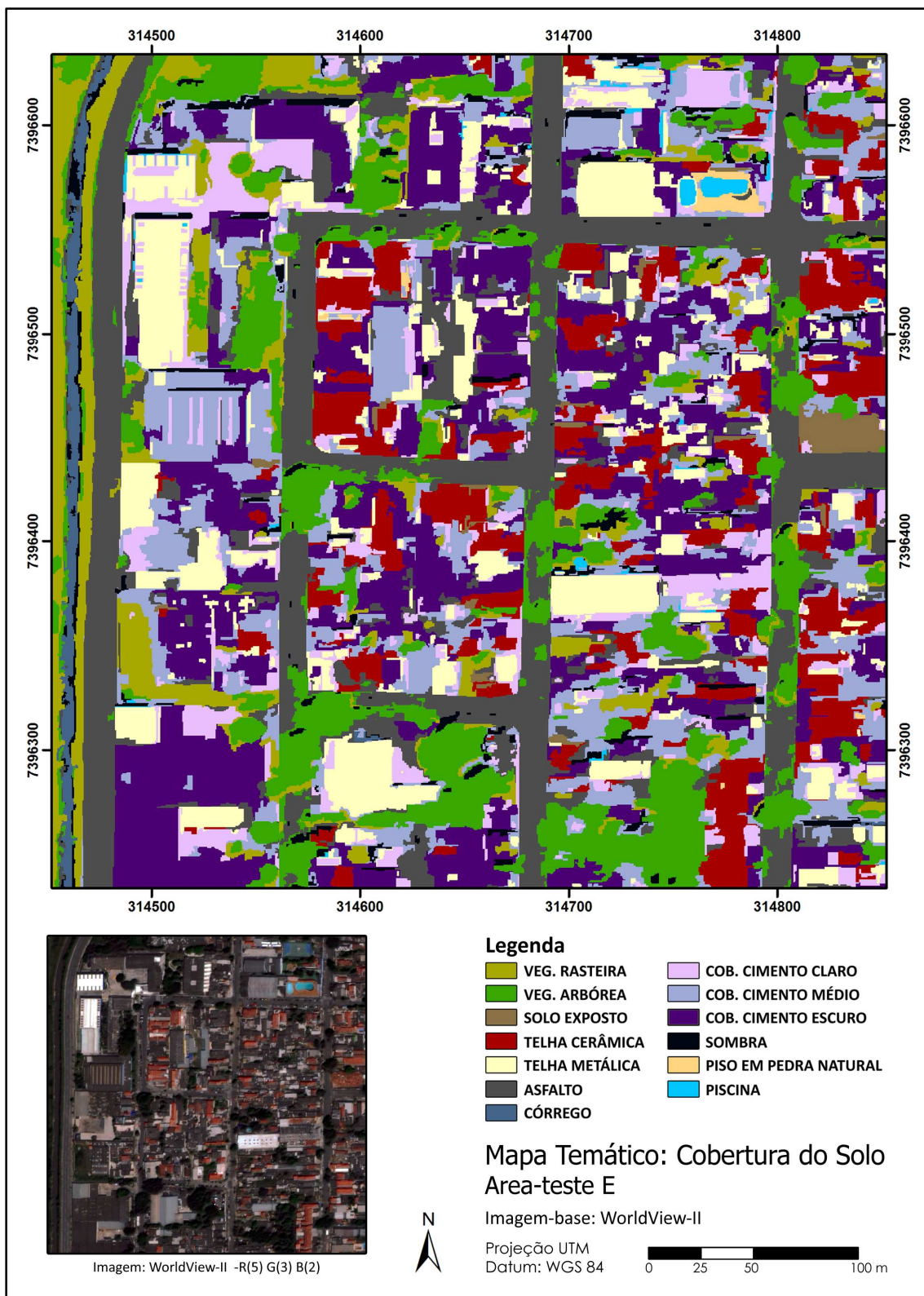


Figura 4.9 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem WorldView-II -simulada para a área-teste E.

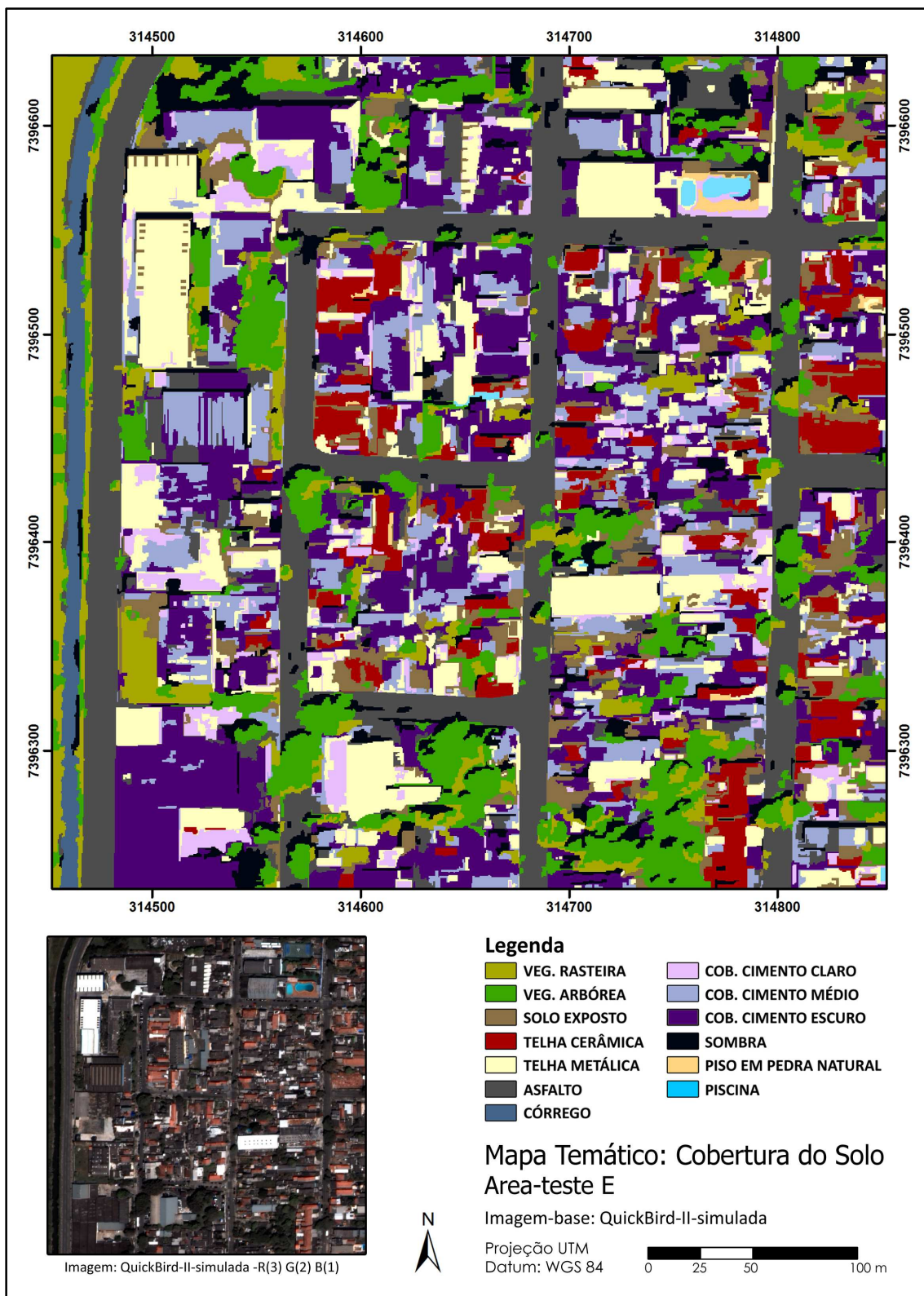


Figura 4.10 – Mapa temático resultante da classificação da cobertura do solo a partir da imagem QuickBird-II-simulada para a área-teste E.

A avaliação estatística dos resultados indicou que os resultados das dez classificações são significativamente melhores do que uma classificação aleatória. A Tabela F.1 mostra os resultados destes testes.

Os testes *Z* realizados para verificar se havia diferença significativa entre as duas classificações para cada área-teste mostraram que os mapas temáticos produzidos a partir de imagens WorldView-II são significativamente diferentes daqueles resultantes das imagens QuickBird-II-simuladas (com nível de significância de 5%).

Os valores de exatidão global e índice *Kappa* das classificações das imagens WorldView-II foram superiores aos valores obtidos pelas classificações das imagens QuickBird-II-simuladas. A Tabela 4.1 apresenta os resultados de exatidão global, índice *Kappa*, variância do índice *Kappa* e teste *Z* para todas as classificações realizadas neste estudo.

Tabela 4.1 – Exatidão global, índice *Kappa* e variância do índice *Kappa* para as classificações realizadas nas cinco áreas-teste.

ÁREA-TESTE	IMAGEM	Exatidão Global	Índice <i>Kappa</i>	Variância - <i>Kappa</i>	Teste <i>Z</i>
A	WorldView-II	0,8387097	0,8133641	0,0006446	3,303842
A	QuickBird-II - simulada	0,7275862	0,6835023	0,0009004	
B	WorldView-II	0,8772563	0,8523986	0,0005457	5,147755
B	QuickBird-II - simulada	0,7041199	0,6447914	0,0010808	
C	WorldView-II	0,9025271	0,8862267	0,0004266	6,939494
C	QuickBird-II - simulada	0,6775362	0,6234075	0,0010077	
D	WorldView-II	0,8777778	0,8585445	0,0005245	5,457806
D	QuickBird-II - simulada	0,6925926	0,6449901	0,0010065	
E	WorldView-II	0,8344595	0,8160441	0,0005730	5,191385
E	QuickBird-II - simulada	0,6514085	0,6125992	0,0009627	

As avaliações apresentadas foram realizadas com base nas matrizes de confusão de cada área-teste, que são apresentadas no APÊNDICE F.

#### 4.2 Distinção entre classes de cobertura do solo

Pode-se observar, pelas análises mencionadas anteriormente, que a inclusão das quatro novas bandas do sensor WorldView-II permitiu a redução da confusão entre



classes, o que é muito comum em classificações de imagens de alta resolução. Isto foi verificado por meio da comparação entre os mapas temáticos gerados a partir das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simuladas, que apresentam resoluções espectrais, espaciais e radiométricas similares.

Os gráficos nas Figuras 4.11 a 4.15 apresentam os valores obtidos para os índices *Kappa*-condicional das classes de cobertura do solo de cada área-teste. Nos gráficos, a barra da esquerda refere-se à classificação das imagens QuickBird-II-simuladas e a da direita, para cada classe, refere-se às do WorldView-II.

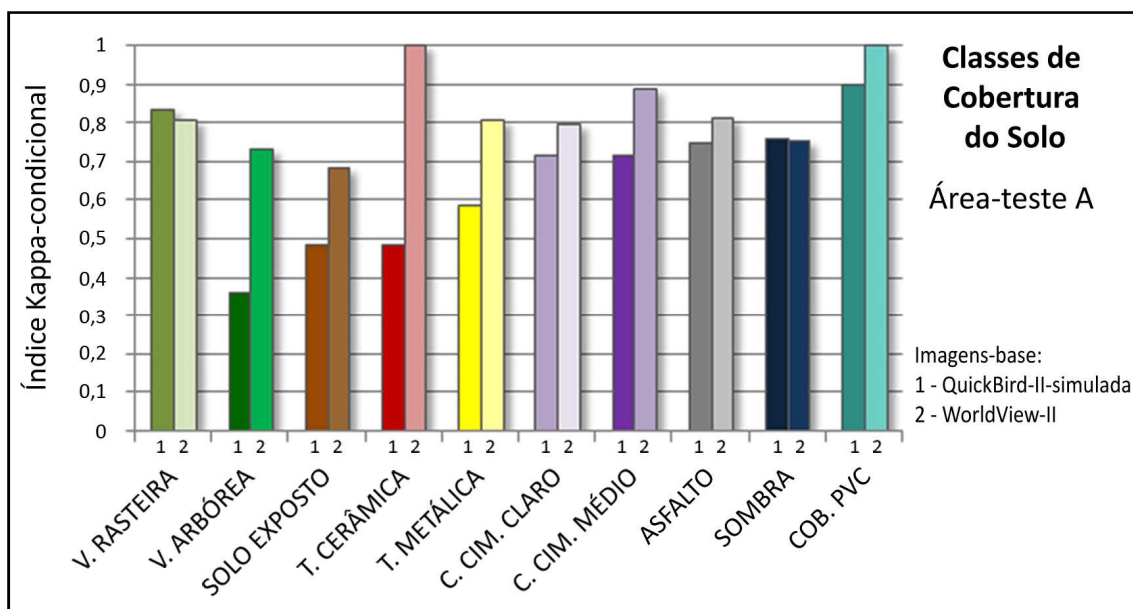


Figura 4.11 – Gráfico dos índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo da área-teste A.

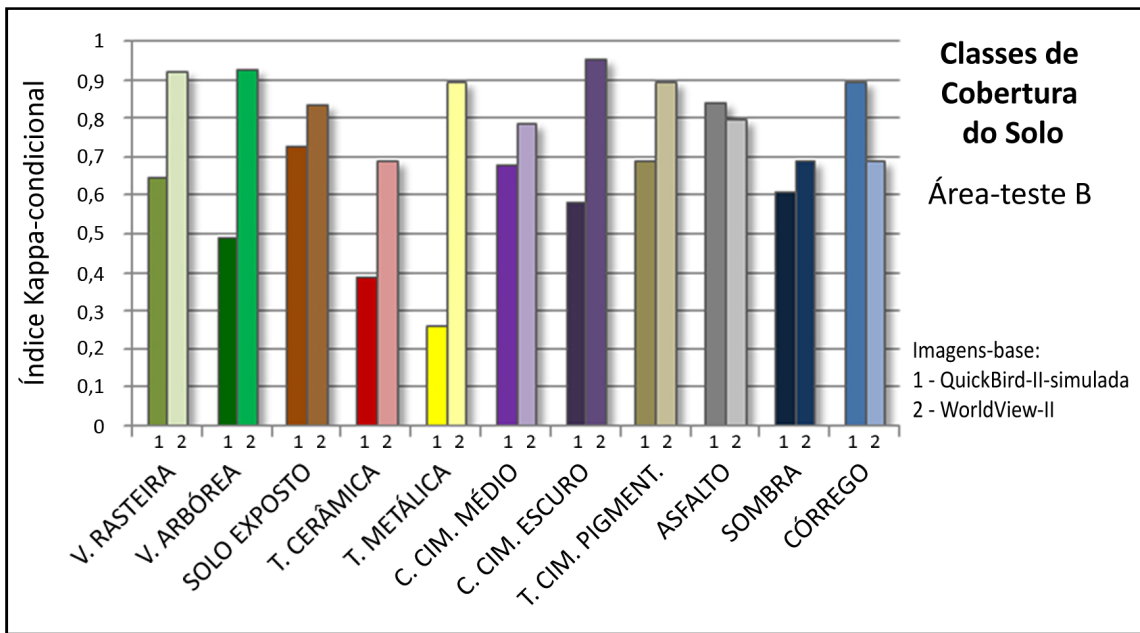


Figura 4.12 – Gráfico dos índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo da área-teste B.

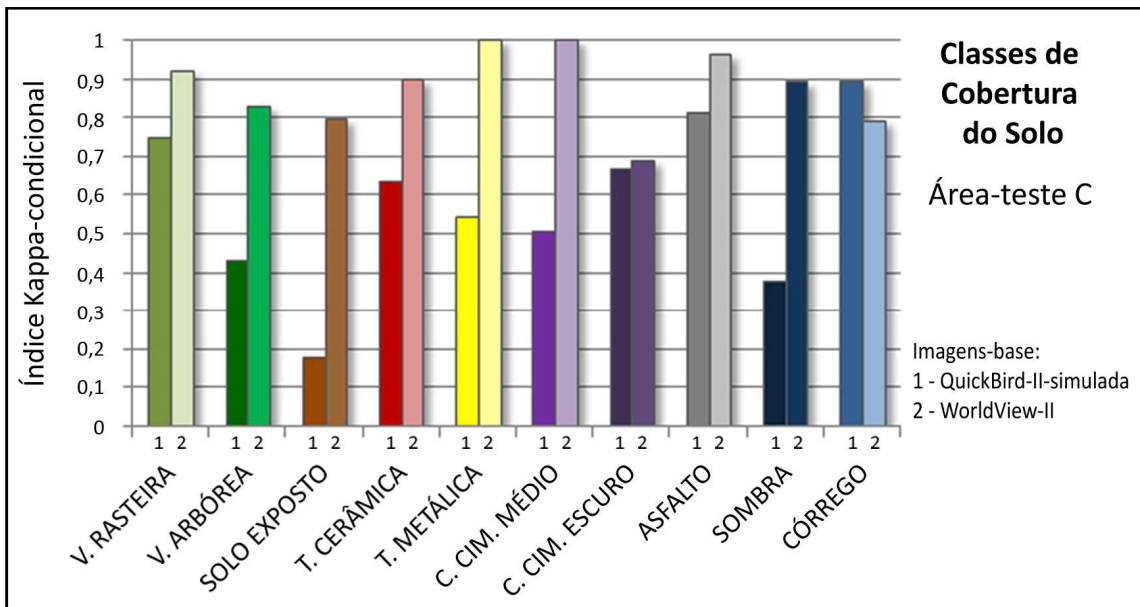


Figura 4.13 – Gráfico dos índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo da área-teste C.

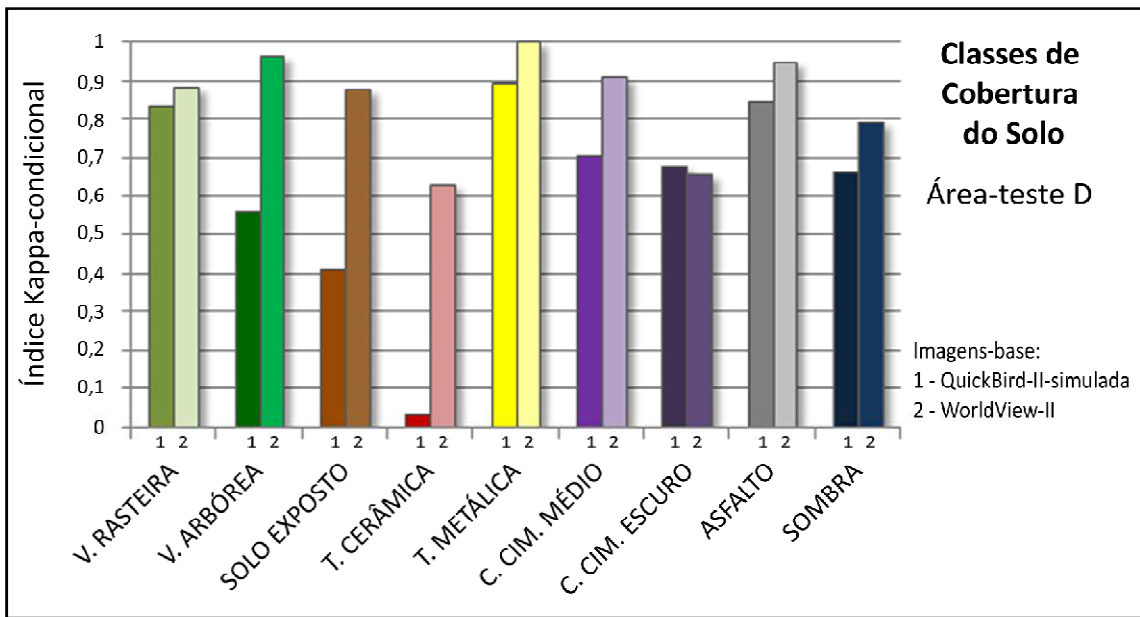


Figura 4.14 – Gráfico dos índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo da área-teste D.

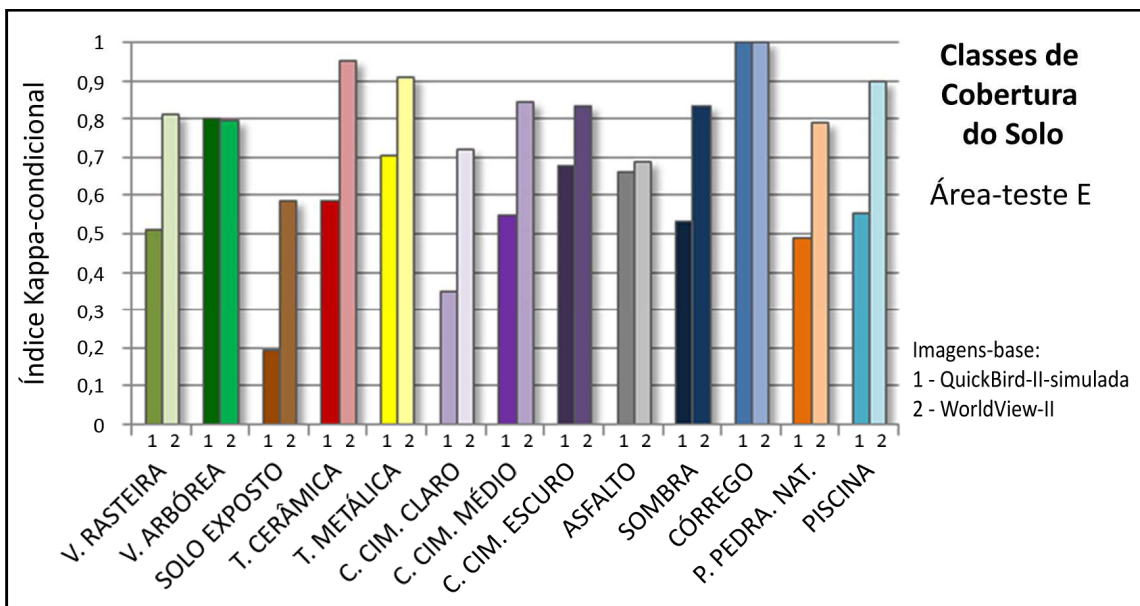


Figura 4.15 – Gráfico dos índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo da área-teste E.

De um modo geral, os valores obtidos para o índice *Kappa*-condicional foram sempre maiores nas classificações das imagens WorldView-II, sendo que os resultados só foram melhores nas imagens QuickBird-II-simuladas no caso das classes Córrego (áreas-teste B e C), Vegetação Rasteira (área-teste A), Asfalto (áreas-teste B) e Cobertura em

Cimento Escuro (área-teste D). Entretanto, a diferença de valores desses índices para os resultados obtidos com cada uma das imagens é pequena para estes casos.

Embora os resultados apontem que as classificações das imagens WorldView-II obtiveram melhores índices globais e por classes, é importante realizar uma melhor análise do comportamento de cada classe de cobertura do solo nas cinco áreas-teste escolhidas para este estudo. Desta forma, cada uma das quinze classes é analisada buscando, na medida do possível, explicar os resultados obtidos.

#### 4.2.1 Vegetação Rasteira

A classe Vegetação Rasteira apresentou boa separabilidade para ambas as imagens WorldView-II e QuickBird-II-simuladas. Com exceção da área-teste A, os resultados obtidos com as imagens WorldView-II atingiram altos índices *Kappa*-condicional.

Os maiores erros de omissão e comissão ocorrem na área-teste E, na classificação da imagem QuickBird-II-simulada, o que pode ser explicado pela menor quantidade de objetos desta classe nesta área-teste.

A

Figura 4.16 mostra os índices *Kappa*-condicional, a exatidão do usuário e do produtor obtidos para os mapas temáticos das cinco áreas-teste para a classe Vegetação Rasteira.

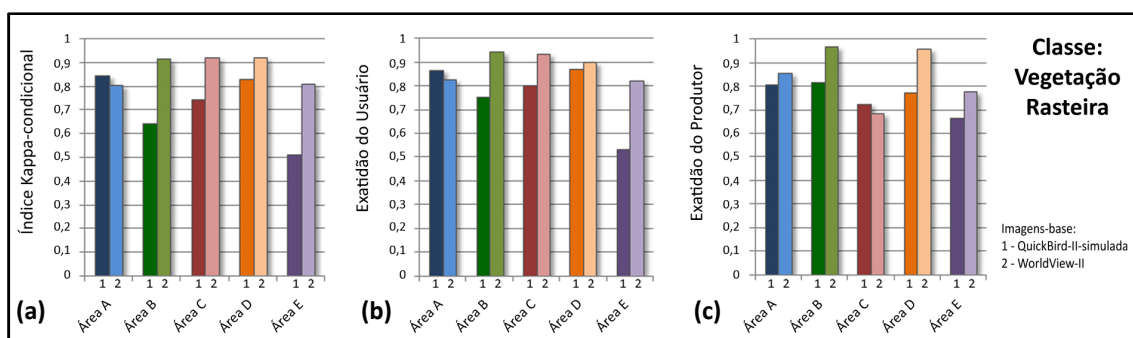


Figura 4.16 – Gráficos dos índices (a) *Kappa*-condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Vegetação Rasteira.

As principais confusões envolvendo a classe Vegetação Rasteira foram observadas com as classes Vegetação Arbórea e Solo Exposto. No primeiro caso, a confusão é comum e foi apontada em outros estudos de classificação da cobertura do solo em áreas urbanas (ARAÚJO, 2006; NOVACK, 2009; PINHO, 2005; THOMAS et al., 2003). Esta confusão deve-se ao comportamento espectral muito semelhante dos alvos dessas duas classes e aos atributos utilizados para sua identificação (principalmente NDVI<sup>2</sup>). As matrizes de confusão dos dez mapas temáticos (ver APÊNDICE F) mostram que as confusões entre as classes de vegetação estão mais presentes nas classificações das imagens QuickBird-II-simuladas.

Uma possibilidade para solucionar esta confusão é a utilização de atributos texturais, já que as duas classes em questão apresentam texturas diferentes, devido à presença de sombras na classe Vegetação Arbórea. As medidas texturais de Haralick (HARALICK et al., 1973) estão implementadas no sistema InterIMAGE (versão 1.15-beta) e podem ser utilizadas no futuro para uma melhor caracterização destas classes.

Os erros na separação entre Vegetação Rasteira e Solo Exposto são devidos, especialmente, à menor concentração hídrica da vegetação, dado o tempo mais seco observado na época da coleta das imagens WorldView-II (6 de dezembro de 2009). Considerando que recebem pouca ou nenhuma manutenção com regularidade (irrigação artificial), acredita-se que o aspecto seco de gramíneas e arbustos foi o principal causador da confusão com Solo Exposto, uma vez que a resposta da vegetação rasteira, estando esta mais rala, recebe contribuição da resposta do solo.

A densidade da vegetação rasteira e arbustiva também pode ser apontada como elemento de confusão para o classificador. A Figura 4.17 mostra uma seção da área-teste D em que ocorrem três tipos de vegetação rasteira, com diferentes densidades:

---

<sup>2</sup> NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*): o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada envolve em seu cálculo as bandas da faixa espectral do vermelho e infravermelho, conforme proposto por Rouse et al. (1974). Este índice permite identificar a presença de vegetação e possibilita realizar inferências sobre a biomassa verde, teor de clorofila na vegetação e ainda vigor e crescimento da vegetação verde (JENSEN, 2009).

(3) vegetação rasteira mais densa, com altos valores de NDVI, (2) vegetação rasteira mais rala, com aspecto menos verde, e (1) vegetação bastante rala e áreas de solo nu, passível de confusão com solo exposto. Os diferentes tipos vegetais são espectralmente muito semelhantes e de difícil distinção. No contexto deste estudo, não foram considerados graves os erros de classificação entre solo exposto e vegetação rasteira em situações como aquela apresentada na Figura 4.17.



Figura 4.17 – Seção da área-teste D com três densidades de vegetação rasteira. Em (1) muito rala, (2) média densidade e (3) alta densidade. Imagem: WorldView-II, composição R(5) G(3) B(2).

A Figura 4.18 mostra alguns erros de classificação entre as classes de cobertura do solo Vegetação Rasteira e Solo Exposto. A classificação da vegetação rasteira como Solo Exposto deve-se, neste caso, à somatória dos dois fatores anteriormente mencionados: aspecto seco e ralo da gramínea.

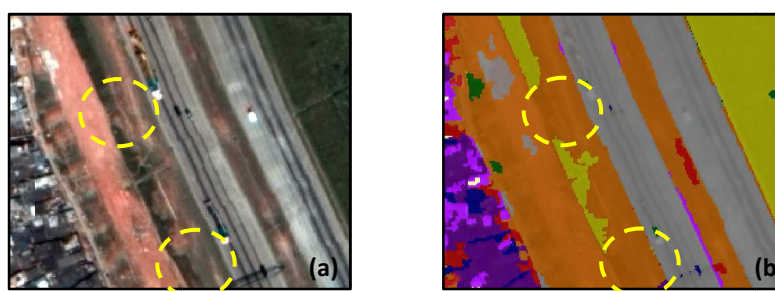


Figura 4.18 – Seção da área-teste D mostrando erros de classificação de vegetação rasteira. Em (a) imagem QuickBird-II-simulada, composição R(3) G(2) B(1); em (b) mapa temático com confusão entre as classes Vegetação Rasteira e Solo Exposto.

Da mesma forma, alguns erros de classificação entre as classes Solo Exposto e Vegetação Rasteira, em comparação com a classe Telha Cerâmica, também foram observados.

#### 4.2.2 Vegetação Arbórea

Os alvos da classe Vegetação Arbórea foram bem identificados nas classificações das imagens WorldView-II. As classificações das imagens QuickBird-II-simuladas das áreas-teste A, B, C e D apresentaram baixos valores de índice *Kappa*-condicional, exatidão do usuário e do produtor. A área-teste E obteve maior índice *Kappa*-condicional e menos erros por comissão na classificação da imagem QuickBird-II-simulada, em comparação com a WorldView-II, apresentando, contudo, maior erro por omissão.

A Figura 4.19 mostra os índices *Kappa*-condicional, a exatidão do usuário e do produtor obtidos para os mapas temáticos das cinco áreas-teste.

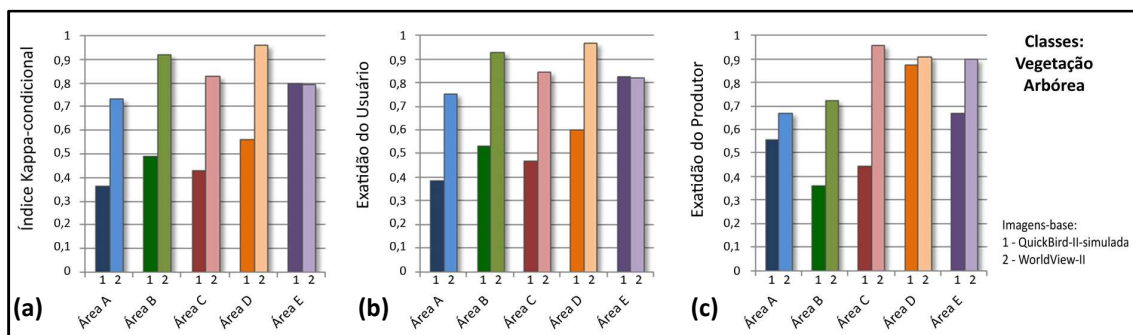


Figura 4.19 – Gráficos dos índices (a) *Kappa*-condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Vegetação Arbórea.

Nas classificações das imagens QuickBird-II-simuladas, observou-se também confusão entre as classes Vegetação Arbórea e Sombra. Com relação às imagens WorldView-II, este tipo de confusão ocorreu somente na área-teste A. Devido ao fato de a identificação de alvos vegetais utilizar principalmente atributos relacionados às bandas espectrais do vermelho e do infra-vermelho próximo, com destaque para o NDVI, certas áreas que visualmente são identificadas como sombras, de fato possuem valores altos na banda do infra-vermelho próximo, por se tratarem de áreas com cobertura vegetal sombreadas.

As imagens da Figura 4.20 mostram as diferentes condições de detecção de sombras e vegetação arbórea por meio da combinação das informações das bandas espectrais disponíveis. A Figura 4.20c representa melhor as áreas realmente sem informação

devido à ausência de resposta espectral, enquanto que a interpretação da Figura 4.20a resultaria em super-estimação da área sombreada.



Figura 4.20 – Cobertura vegetal e sombreamento em uma seção da área-teste E.

(a) e (b) imagem QuickBird-II-simulada – composições coloridas R(3) G(2) B(1) e R(4) G(3) B(2), respectivamente; (c) imagem WorldView-II – composição colorida R(7) G(4) B(3).

Na classificação de vegetação arbórea nas cinco áreas-teste foram usados atributos relacionados às bandas *Yellow* e *Red-Edge*, que não estão presentes na imagem QuickBird-II-simulada. Isto explica a melhor discriminação deste alvo na classificação das imagens WorldView II.

### 4.2.3 Solo Exposto

Geralmente, a separação da classe Solo Exposto em relação a telhados cerâmicos e vegetação rasteira rala ou seca é muito difícil, pois apresentam respostas espectrais similares. Os valores de índice *Kappa*-condicional para esta classe costumam girar em torno de 0,55 (NOVACK, 2009; PINHO, 2005).

A classe Solo Exposto, todavia, obteve índices *Kappa*-condicional de valores mais altos nas classificações utilizando as imagens WorldView-II, conforme demonstra a

Figura 4.21a. A exatidão do usuário também atingiu valores satisfatórios, e destaca-se a exatidão do produtor, que indica pouquíssimos erros de omissão nesta classe.



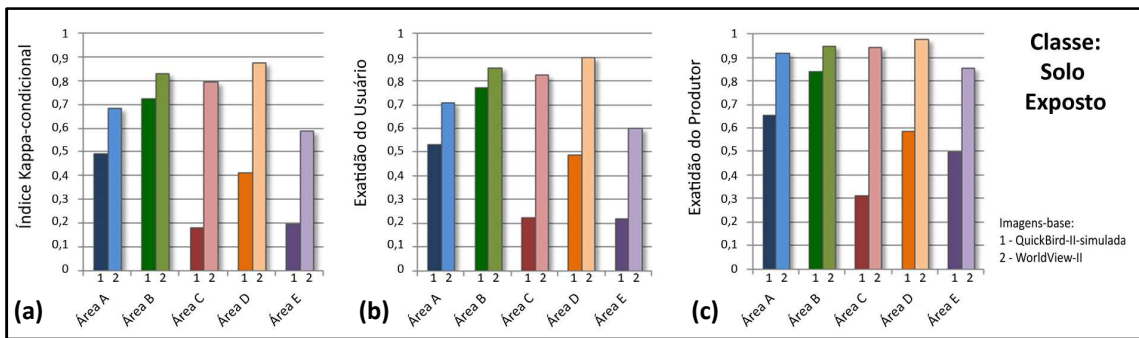


Figura 4.21 – Gráficos dos índices (a) *Kappa*-condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Solo Exposto.

Nas áreas-teste C e E (imagens QuickBird-II-simuladas), foram observados muitos erros de classificação com relação às classes Vegetação Rasteira e Telha Cerâmica, o que resultou em valores muito baixos para os índices de acurácia por classe. Nas áreas C e E, localizam-se as maiores concentrações de telhados cerâmicos dentre as áreas-teste. As classificações das imagens WorldView-II utilizaram atributos relacionados às bandas *Yellow* e *Red-Edge* para obter maior separabilidade entre os alvos conflitantes.

#### 4.2.4 Telha Cerâmica

De um modo geral, a classe Telha Cerâmica foi bem identificada por meio da classificação das imagens WorldView-II para as cinco áreas-teste, em comparação com os resultados obtidos a partir das imagens QuickBird-II-simuladas.

Os índices *Kappa*-condicional e a exatidão do usuário foram maiores para as áreas-teste A, C e E, onde há maior quantidade de alvos desta classe. As áreas-teste B e D apresentaram valores menores para estas medidas de acurácia para a classe Telha Cerâmica. No entanto, estes valores ainda são superiores aos obtidos na classificação das imagens QuickBird-II-simulada. A exatidão do produtor indicou poucos erros de comissão no caso dos produtos das classificações WorldView-II.

A

Figura 4.22 mostra os índices *Kappa*-condicional, a exatidão do usuário e do produtor obtidos para os mapas temáticos das cinco áreas-teste.

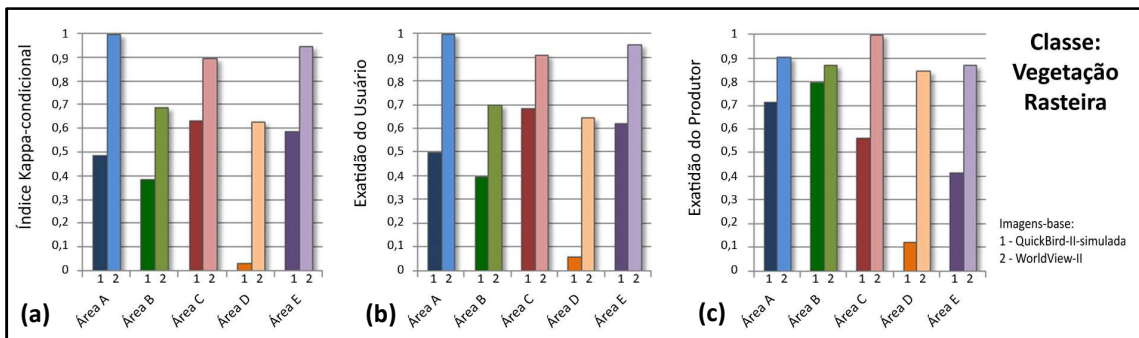


Figura 4.22 – Gráficos dos índices (a) *Kappa*-condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Telha Cerâmica.

As confusões envolvendo a classe de cobertura do solo Telha Cerâmica ocorrem principalmente com a classe Solo Exposto, e em menor quantidade, com a classe Cobertura em Cimento Médio.

No primeiro caso, a dificuldade de distinção entre as duas classes deve-se à predominância de argila na composição das telhas cerâmicas e do solo exposto. Considerando-se que os alvos destas classes produzem respostas espectrais muito semelhantes, uma alternativa para superar esta dificuldade é utilizar a informação de altura das edificações.

Contudo, o uso de bandas espectrais adicionais melhorou o resultado das classificações de telhados cerâmicos. Com o uso das imagens WorldView-II, a distinção de objetos de Telha Cerâmica daqueles de Solo Exposto foi devido ao uso de atributos relativos às bandas *Yellow*, *Red-Edge* e *NIR-2*.

Os erros de classificação dos objetos de Cobertura em Cimento Médio que foram atribuídos à classe Telha Cerâmica são decorrentes de elementos estranhos ao telhado cerâmico, mas que alteram seu comportamento espectral, como deposição de partículas poluentes da atmosfera, proliferação de líquens, entre outros. A confusão entre estas classes foi observada principalmente nos mapas temáticos das áreas-teste B, C e D, resultados da classificação das imagens QuickBird-II-simuladas.

#### 4.2.5 Telha Metálica

A classe Telha Metálica foi facilmente identificada nas imagens WorldView-II, tendo obtido valores altos de índices *Kappa*-condicional, exatidão do usuário e do produtor, conforme ilustra a

Figura 4.23. As classificações das imagens QuickBird-II-simuladas para as cinco áreas atingiram valores menores de acurácia por classe.

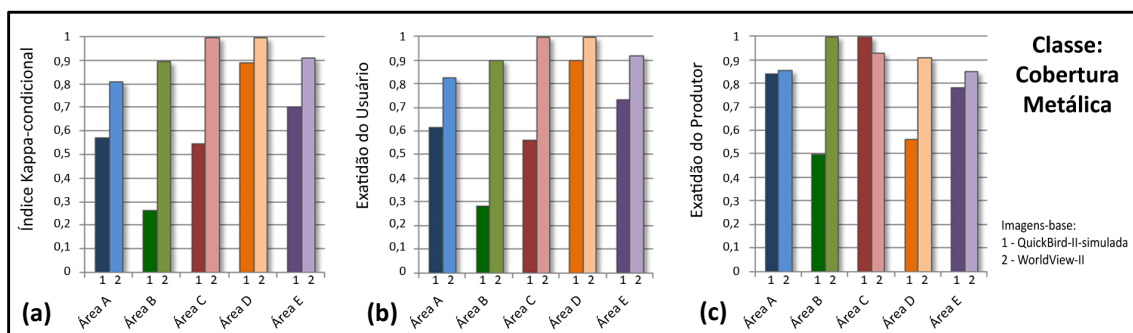


Figura 4.23 – Gráficos dos índices (a) *Kappa*-condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Telha Metálica.

Dentre as classificações das imagens QuickBird-II-simuladas, destaca-se a área-teste B, que possui menor quantidade de objetos desta classe de cobertura, e que obteve os menores valores de índice *Kappa*-condicional e exatidão do usuário. Os erros de comissão envolvem principalmente a classe Cobertura em Cimento Médio (ver Tabela F.18). A Figura 4.24 mostra exemplos de telhados metálicos planos e arredondados da área-teste B, onde ocorreram erros e acertos de classificação.

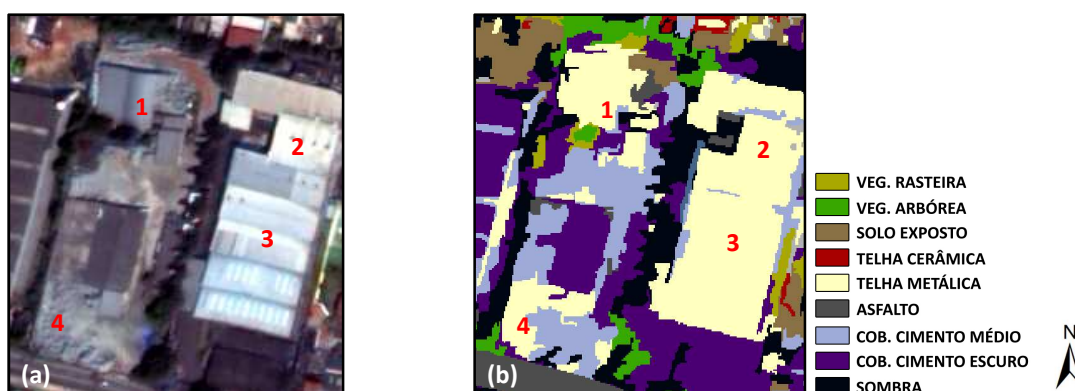


Figura 4.24 – Telhados metálicos planos e arredondados da área-teste B.

Em (a), seção da imagem QuickBird-II-simulada – composição R(3) G(2) B(1); em (b), classificação da cobertura do solo da imagem em (a). Em (1) e (2), telhados

metálicos curvos; em (3) telhados metálicos planos; em (4), piso em concreto classificado erroneamente como Telha Metálica.

As maiores confusões com a classe Telha Metálica ocorrem com as classes de materiais de cobertura acinzentados, especialmente com as classes Cobertura em Cimento Claro e Médio. Isto se deve ao fato de os alvos metálicos serem constituídos de diferentes metais, com cores diferentes, geometrias diferentes (planos ou arredondados), e conseqüentemente, respostas espectrais diferentes. As cores predominantes são azul, cinza e branco, embora possam apresentar aspecto mais escuro devido ao envelhecimento e oxidação do material, deposição de substâncias (poluição, dejetos de aves, etc.) e geometria da cobertura (oposta à iluminação solar e/ou ao ângulo de visada do sensor).

A Figura 4.25 mostra exemplos de telhados metálicos planos da área-teste E.



Figura 4.25 – Telhados metálicos planos da área-teste E.

(a) foto adquirida a partir de ponto mais elevado, mostrando a fachada e parte dos telhados das edificações; (b) feições de cada telhado metálico em uma seção da imagem WorldView-II – composição R(5) G(3) B(2).

Fonte: (a) Silva (2009).

#### 4.2.6 Cobertura em Cimento Claro

Conforme descrito na seção 3.3.2.1, as classes Cobertura em Cimento Claro, Médio e Escuro foram criadas de modo a agrupar os objetos compostos principalmente por cimento, e a separação dos alvos baseou-se unicamente no brilho observado nas imagens. A classe Cobertura em Cimento Claro ocorre somente nas áreas-teste A e E.

As classificações da área-teste A, com as imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada, apresentaram valores próximos quanto aos índices *Kappa*-condicional, exatidão do usuário e do produtor para a classe Cobertura em Cimento Claro. A área-teste E obteve valores de índices *Kappa*-condicional e exatidão do usuário inferiores, sendo expressivos os erros de omissão da classificação da imagem QuickBird-II-simulada. Os gráficos da Figura 4.26 mostram os índices calculados.

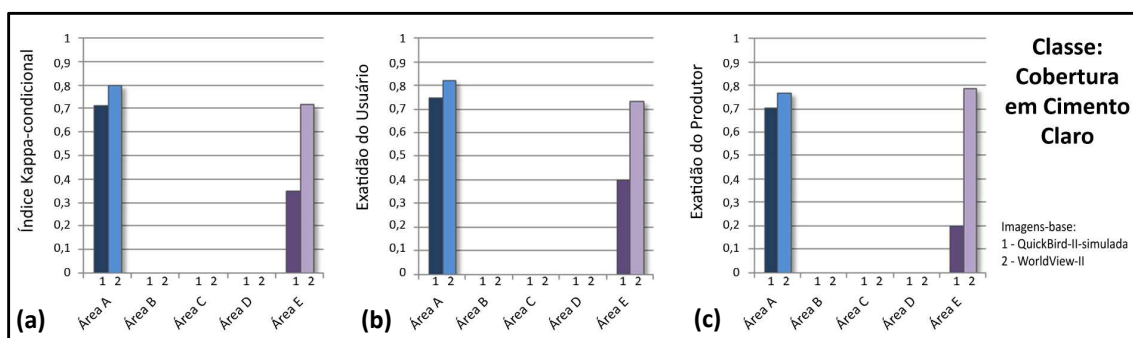


Figura 4.26 – Gráficos dos índices (a) *Kappa*-condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Cobertura em Cimento Claro.

As matrizes de confusão para as classificações das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada das áreas-teste A e E (Tabelas F.2, F.4, F.18 e F.20) mostram que as confusões com relação à classe Cobertura em Cimento Claro envolvem principalmente a classe Telha Metálica.

A Figura 4.27 mostra um exemplo de telhados em cimento claro, da área-teste A, e suas classificações a partir da imagem WorldView-II e QuickBird-II-simulada.

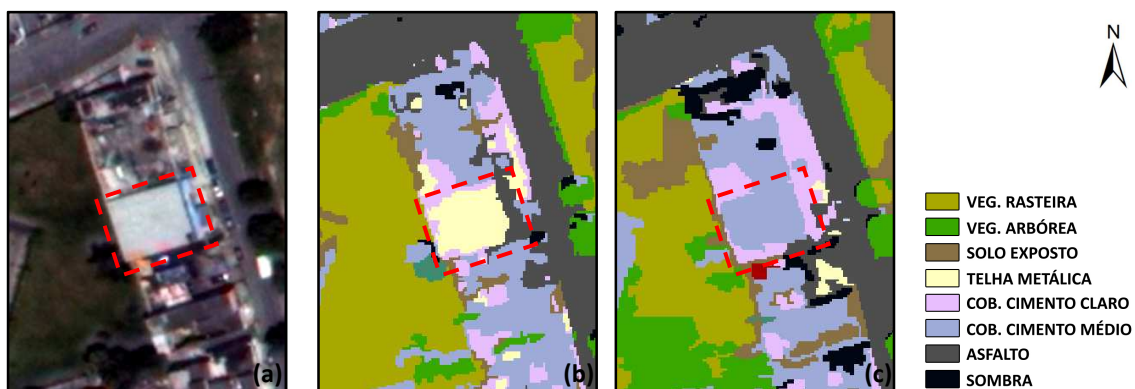


Figura 4.27 – Seção da área-teste A onde ocorrem confusões entre alvos da classe Telha Metálica e Cobertura de Cimento Claro e Médio.

(a) imagem WorldView-II – composição R(5) G(3) B(2); (b) classificação da imagem QuickBird-II-simulada; (c) classificação da imagem WorldView-II. A laje plana em concreto (a), demarcada em vermelho, foi classificada como Telha Metálica em (b) e como Cobertura em Cimento Médio em (c).

#### 4.2.7 Cobertura em Cimento Médio

A classe Cobertura em Cimento Médio, de um modo geral, foi bem identificada por meio da classificação das imagens WorldView-II para as cinco áreas-teste, em comparação com os resultados obtidos a partir das imagens QuickBird-II-simulada.

A Figura 4.28 mostra os índices *Kappa*-condicional, a exatidão do usuário e do produtor obtidos para os mapas temáticos das cinco áreas-teste.

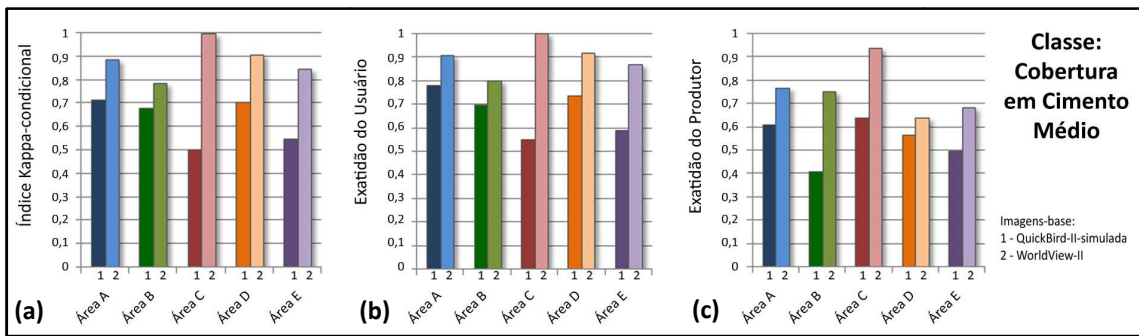


Figura 4.28 – Gráficos dos índices (a) *Kappa*-condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Cobertura de Cimento Médio.

A análise das matrizes de confusão (ver APÊNDICE F) mostra que os erros de comissão relacionam-se, principalmente, às classes Cobertura em Cimento Claro e Escuro, enquanto que os erros de omissão mais frequentemente observados envolvem a classe Asfalto.

A Figura 4.29 mostra exemplos de telhados de cimento presentes na área-teste A.

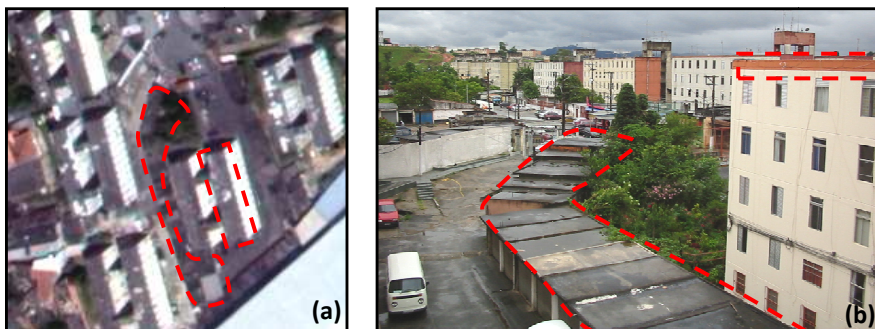


Figura 4.29 – Coberturas em cimento médio – lajes planas de concreto (em vermelho).  
(a) seção da área-teste A, imagem WorldView-II – composição R(5) G(3) B(2);  
(b) foto de depósitos residenciais junto ao COHAB-5.

Fonte: (b) Silva (2007).

Nas classificações da imagem QuickBird-II-simulada das áreas-teste C e D, confusões com a classe Telha Cerâmica são constatadas, o que pode ser explicado pela idade e estado de conservação dos telhados cerâmicos que apresentam cor muito escura. A Figura 4.30 exemplifica este tipo de confusão na classificação.

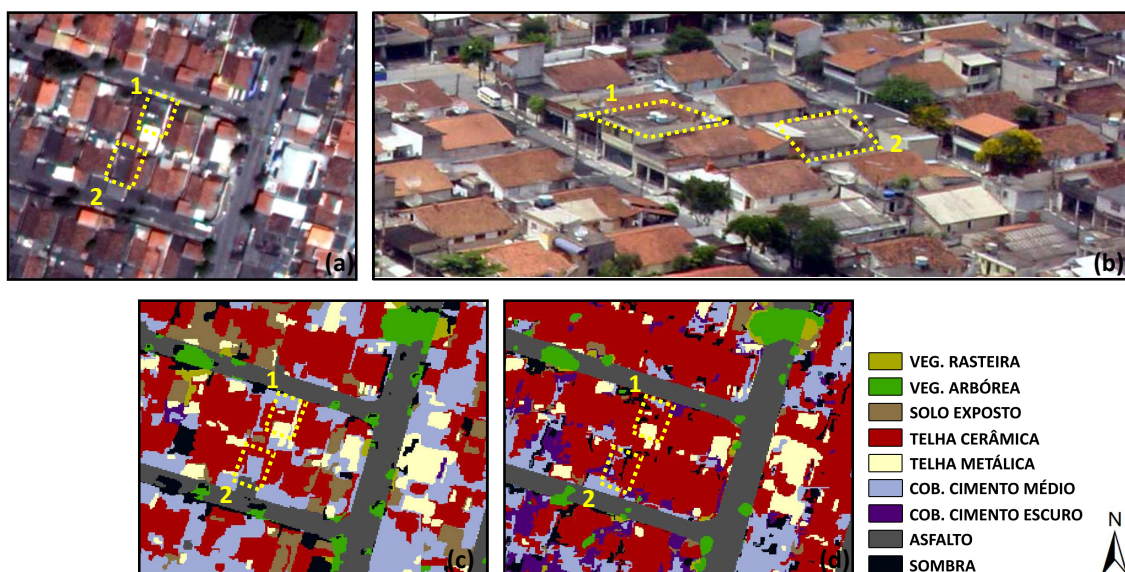


Figura 4.30 – Seção da área-teste C onde ocorrem confusões entre alvos da classe Telha Cerâmica e Cobertura em Cimento Médio.

(a) imagem WorldView-II – composição R(5) G(3) B(2); (b) fotografia da Vila dos Metalúrgicos; (c) classificação da imagem QuickBird-II-simulada; (d) classificação da imagem WorldView-II. A laje plana em concreto (1) e o telhado de fibrocimento (2) foram parcialmente classificados como Telha Cerâmica em (b) e (c).

Fonte: (b) Martins (2007).

#### 4.2.8 Cobertura em Cimento Escuro

A classe Cobertura em Cimento Escuro está presente nas áreas-teste B, C, D e E. Esta classe abrange alvos urbanos compostos principalmente por cimento e que possuem menos brilho do que os objetos das classes Cobertura em Cimento Claro e Médio. Pode-se citar as telhas de fibrocimento (com ou sem amianto) e lajes planas de concreto, sendo que tais materiais apresentam-se escurecidos devido ao envelhecimento e à aderência de substâncias estranhas à sua composição (poluição depositada, líquens, entre outros).

De modo geral, para as oito classificações em que ocorre a classe Cobertura em Cimento Escuro, observa-se que os erros de comissão relacionam-se principalmente à classe Cobertura em Cimento Médio, enquanto que os erros de omissão mais freqüentemente observados envolvem as classes Asfalto e Sombras (ver APÊNDICE F).



As classificações das imagens WorldView-II para as áreas-teste B e E apresentaram melhores valores quanto ao índice *Kappa*-condicional e exatidão do usuário, em comparação com as classificações das imagens QuickBird-II-simulada. Para as áreas-teste C e D, estes índices apresentaram valores muito próximos, conforme ilustra a Figura 4.31.

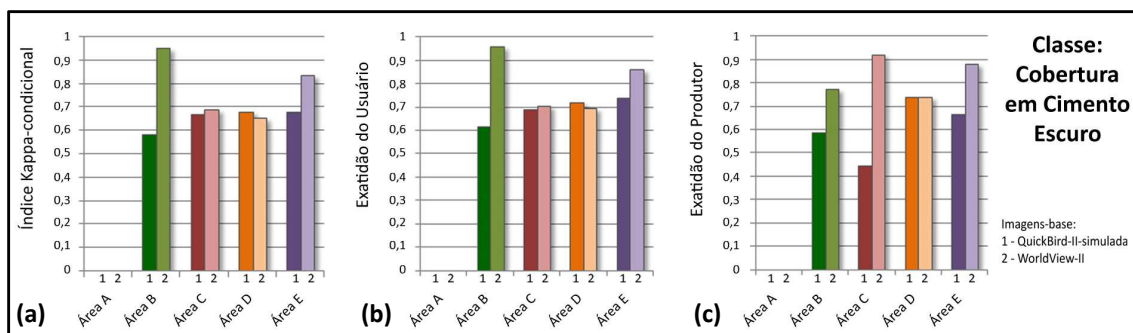


Figura 4.31 – Gráficos dos índices (a) *Kappa*-condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Cobertura de Cimento Escuro.

A Figura 4.32 mostra exemplos de telhados de cimento presentes na área-teste E e as classificações baseadas nas imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada.



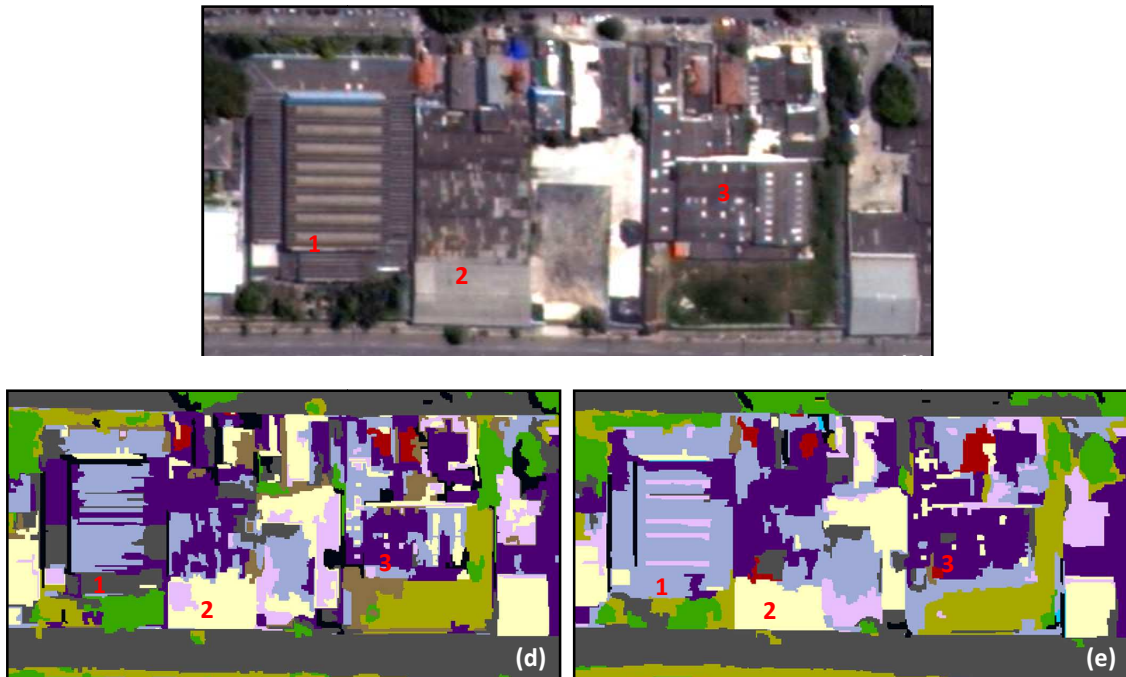


Figura 4.32 – Cobertura de telhas de cimento escurecido presentes na área-teste E. (a) fotografia de prédio do Instituto São Pio X; (b) fotografia de galpões; (c) imagem WorldView-II – composição R(5) G(3) B(2); (d) classificação da imagem QuickBird-II-simulada; (e) classificação da imagem WorldView-II. A telha de cimento (perfil W) (1) foi classificada como Asfalto, Cobertura em Cimento Médio e Escuro em (d), e como Cobertura em Cimento Médio e Escuro em (e). O telhado metálico (2) foi parcialmente classificado como Cobertura em Cimento Claro em (d). As telhas de cimento (perfil ondulado) foram classificadas como Cobertura em Cimento Médio e Escuro em (d) e (e).

Fontes: (a) Brant (2009a), (b) Brant (2009b).

#### 4.2.9 Telha de Cimento Pigmentada

A classe Telha de Cimento Pigmentada está presente somente na área-teste B, sendo do tipo com coloração cinza-claro (Figura 4.33). A identificação deste tipo de alvo apresentou melhores resultados na classificação da imagem WorldView-II, em comparação com a imagem QuickBird-II-simulada. A análise das Tabelas F.4 a F.7 mostra que os erros de classificação envolveram as classes de cobertura do solo de brilho mais alto, a saber: Telha Metálica e Cobertura em Cimento Claro.



Figura 4.33 – Seção da imagem WorldView-II – composição R(5) G(3) B(2) mostrando as telhas de cimento pigmentado (Movimento Habitacional Casa Para Todos, Osasco).

#### 4.2.10 Cobertura em PVC

A classe Cobertura em PVC está presente somente na área-teste A, e corresponde a dois objetos em cena: um toldo no acesso à Escola Municipal Tico-Tico e uma cobertura no pátio da Distribuidora de Ferro e Aço - Udiaço, ambos no município Carapicuíba.

As Tabelas F.2 a F.5 mostram que a classe Cobertura em PVC quando classificada a partir da imagem WorldView-II, apresenta melhores resultados em termos de separabilidade, em comparação com os resultados obtidos com a imagem QuickBird-II-simulada. Entretanto, os resultados do índice *Kappa*-condicional encontrados para cada uma das classificações, foi 1,00 e 0,89, respectivamente, o que demonstra a facilidade de identificação deste material.

#### 4.2.11 Asfalto

A discriminação da classe Asfalto obteve bons resultados na classificação. Com exceção da área-teste E, as classificações das imagens WorldView-II obtiveram valores de índice *Kappa*-condicional acima de 0,80; e para as imagens QuickBird-II-simuladas, valores acima de 0,70.

A Figura 4.34 relaciona os índices *Kappa*-condicional, a exatidão do usuário e do produtor obtidos para os mapas temáticos das cinco áreas-teste.

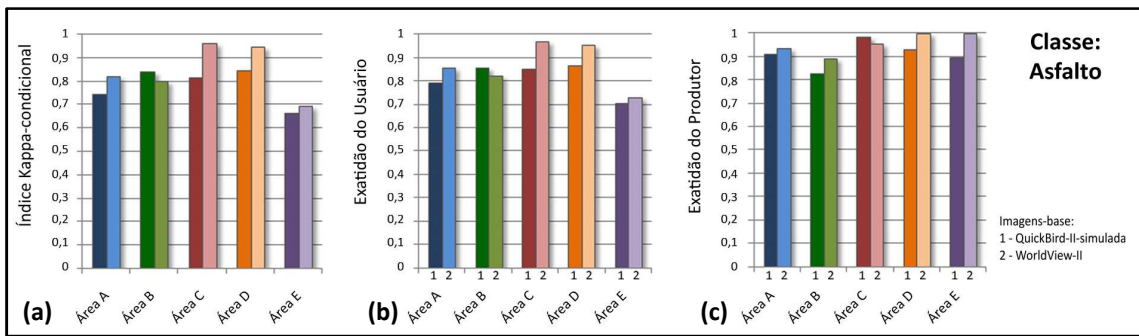


Figura 4.34 – Gráficos dos índices (a) *Kappa*-condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Asfalto.

Os dez mapas temáticos possuem poucos erros de omissão, o que pode ser explicado pelo uso de um atributo de contexto: ao inserir o arquivo vetorial de quadras e ruas na classificação das cenas, restringe-se a detecção de alvos da classe Asfalto no interior das quadras.

Os erros de comissão devem-se à classificação de áreas escuras das imagens (no interior das quadras), referentes a objetos das classes Cobertura em Cimento Escuro e Sombra.

#### 4.2.12 Sombra

A classe Sombra apresentou melhores índices *Kappa*-condicional e exatidão do usuário nas classificações das imagens WorldView-II, com exceção da área-teste A, em que os valores destes índices foram ligeiramente maiores para as classificações das imagens QuickBird-II-simuladas. Em relação à exatidão do produtor, as classificações das imagens WorldView-II para áreas-testes A, B, C e D apresentaram maiores valores, entretanto a situação oposta foi observada para a área-teste E. A Figura 4.35 ilustra os resultados obtidos para estes índices.

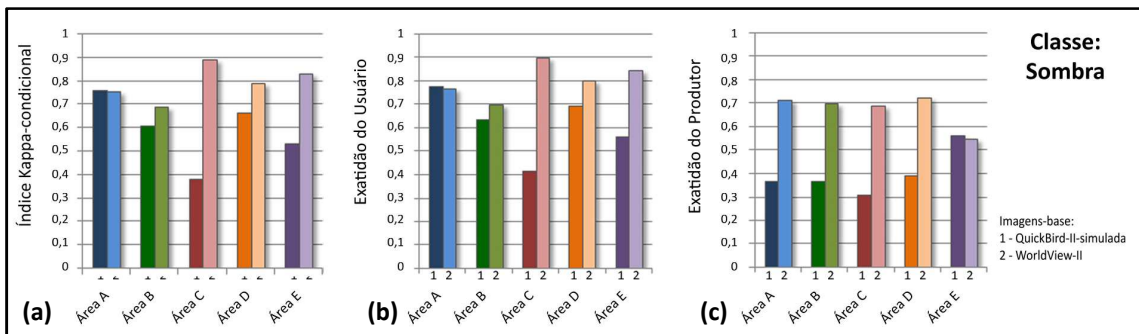


Figura 4.35 – Gráficos dos índices (a) *Kappa*-condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Sombra.

Nos dez mapas temáticos, os erros de comissão relacionam-se principalmente às classes cujos objetos apresentam menor brilho, como Asfalto, Cobertura em Cimento Escuro e Córrego. Já os erros por omissão envolvem as classes Vegetação Rasteira e Arbórea, Solo Exposto, Telha Cerâmica, Cobertura em Cimento Claro, Médio e Escuro, Cobertura em PVC, Asfalto e Córrego (ver Apêndice F). Isto se deve ao fato destas classes de cobertura possuírem alguns alvos mais escuros do que aqueles considerados típicos e nos quais se basearam as classificações. Note-se que as classes de brilho muito intenso, Telha Metálica e Telha de Cimento Pigmentada, não apresentaram confusões com a classe Sombra.

Considerando-se que as imagens utilizadas não foram adquiridas pelo sensor WorldView-II com visada ao nadir, as áreas sombreadas não correspondem à ausência completa de resposta espectral do alvo. Desta forma, os objetos que um intérprete humano consideraria pertencente à classe Sombra, são passíveis de serem classificados nas demais classes de cobertura do solo.

#### 4.2.13 Córrego

A classe Córrego refere-se ao córrego Carapicuíba presente nas áreas-teste B, C e E. Ao contrário do observado nas demais classes de cobertura do solo deste estudo, as classificações utilizando as imagens QuickBird-II-simulada resultaram em maiores valores de *Kappa*-condicional e exatidão do usuário. Entretanto, apresentaram menores exatidões do produtor (

Figura 4.36).

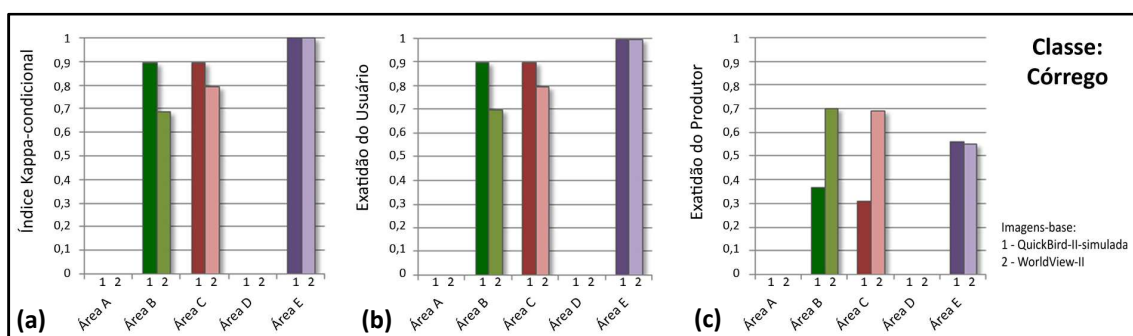


Figura 4.36 – Gráficos dos índices (a) *Kappa*-condicional, (b) exatidão do usuário e (c) do produtor para a classe Córrego.

#### 4.2.14 Piso em Pedra Natural

A classe Piso em Pedra Natural está presente somente na área-teste E. Trata-se de um piso presente em um clube desportivo (Associação Desportiva da Polícia Militar – ADPM, Vila Quitaúna, Osasco). Neste caso, o material deste alvo é pedra Miracema, comumente utilizada para pisos de áreas de piscina. A Figura 4.37, adquirida no aplicativo Google Earth, exibe a imagem do clube com maior detalhe espacial.



Figura 4.37 – ADPM Osasco: área de recreação externa com piso em pedra natural.

Fonte: Google Earth v5.1, imagem: GeoEye, de 15-12-2008.

Esta classe de cobertura foi bem identificada na classificação das imagens WorldView-II, não apresentando muita confusão com nenhuma outra classe de cobertura do solo. Embora visualmente a coloração da pedra seja similar a alguns tons de telhado cerâmico ou solo exposto, obrigando um intérprete humano a utilizar (ainda que inconscientemente) regras semânticas para sua discriminação, o classificador

apresentou um bom desempenho na sua identificação utilizando somente atributos espectrais.

A classe Piso em Pedra Natural apresentou valores altos do índice *Kappa*-condicional, exatidão do usuário e do produtor, para as classificações com as imagens WorldView-II. Todavia, erros de comissão em áreas de telhado cerâmico foram observados na classificação das imagens QuickBird II simuladas. O índice *Kappa*-condicional e a exatidão do usuário também tiveram valores mais baixos, em comparação com a classificação das imagens WorldView-II (Tabelas F.18 a F.21).

#### **4.2.15 Piscina**

Da mesma forma que a classe de cobertura anterior, a classe Piscina só está presente na área-teste E. Foram detectadas três unidades de pequenas dimensões (piscinas em residências) e duas unidades de grandes dimensões, localizadas na ADPM (conforme ilustrado pela Figura 4.37).

A classe Piscina apresentou um bom desempenho em termos de índice *Kappa*-condicional, exatidão do usuário e do produtor, para as classificações com ambas as imagens, WorldView-II e QuickBird-II-simulada (Tabelas F.18 a F.21). Diversos estudos já comprovaram a facilidade da detecção deste tipo de alvo, como pode ser observado em Herold et al. (2003), Novack (2009), Pinho (2005), entre outros.





## 5 CONCLUSÕES

O objetivo principal deste trabalho foi avaliar o desempenho das imagens do sensor WorldView-II para o mapeamento da cobertura do solo em áreas urbanas utilizando o *software* InterIMAGE, explorando as potencialidades da análise de imagens baseada em objetos para este fim.

Procurou-se investigar também se o uso de imagens WorldView-II para o mapeamento de cobertura de solo urbano melhora a discriminação entre os alvos, em relação ao uso de imagens QuickBird-II, que possuem resolução espacial e espectral inferiores ao do sistema WorldView-II. Esta hipótese foi testada por meio da avaliação comparativa das classificações das imagens WorldView-II e das imagens simuladas do sensor QuickBird-II.

A avaliação dos resultados corroborou com a validação da hipótese deste trabalho. Os mapas temáticos resultantes da classificação das imagens WorldView-II obtiveram índices de acurácia maiores em comparação com aqueles obtidos por meio das imagens QuickBird-II-simulada. Para as cinco áreas-teste, os índices *Kappa* foram superiores a 0,81 com o uso das imagens WorldView-II, enquanto que com o uso das imagens QuickBird-II-simulada, os valores ficaram compreendidos entre 0,61 e 0,68.

Observou-se, também, a redução de confusões entre classes que ocorrem comumente nas classificações de imagens QuickBird-II. Neste ponto, merecem destaque as classes Telha Cerâmica e Solo Exposto, que, conforme a literatura, não apresentam boa separabilidade nas classificações de cobertura do solo urbano que utilizam somente imagens orbitais de alta resolução espacial. Os resultados obtidos para estas classes foram melhores nas classificações das imagens WorldView-II, em relação aos resultados obtidos por meio das imagens QuickBird-II-simuladas. Isto pode ser atribuído, principalmente, ao uso das bandas *Yellow* e *Red-Edge* na discriminação destas classes nas classificações das imagens WorldView-II. A banda *Yellow*, de modo especial, esteve presente nas regras de decisão para separação de todas as classes de cobertura do solo deste trabalho.

De um modo geral, a análise da separabilidade das classes de cobertura do solo mostrou que, com exceção da classe Córrego, as outras quatorze classes foram melhor discriminadas nas classificações das imagens WorldView-II. Os valores obtidos para os indicadores de acurácia por classe foram maiores nas classificações das imagens QuickBird-II-simuladas, em relação àqueles obtidos por meio das imagens WorldView-II, somente no caso das classes Córrego (áreas-teste B e C), Vegetação Rasteira (área-teste A), Asfalto (áreas-teste B) e Cobertura em Cimento Escuro (área-teste D). Contudo, a diferença de valores dos índices obtidos nestes casos foi pequena.

Desta forma, conclui-se que as novas bandas espectrais do sensor WorldView-II auxiliam na discriminação de alvos típicos de áreas urbanas, melhorando a classificação da cobertura do solo de um modo geral.

Em relação à metodologia utilizada, o uso do sistema InterIMAGE para a classificação da cobertura do solo urbano mostrou-se eficiente, provando ser uma boa alternativa, livre e gratuita, para análises de imagens baseadas em objeto.

Algumas limitações e sugestões de melhoria para o estudo realizado neste trabalho são descritas abaixo:

- 1) No caso de trabalhos futuros utilizarem um mapa de referência para cruzamento espacial de informações, deve-se eliminar a tendência encontrada na ortorretificação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada para a área de estudo 1.
- 2) A opção por uma abordagem de super-segmentação resultou na geração de objetos menores do que aqueles existentes na cena, o que implicou na perda de atributos de forma que poderiam reduzir algumas confusões entre classes de cobertura do solo. Neste sentido, recomenda-se uma melhor exploração dos recursos de segmentação disponíveis no *software* InterIMAGE.

3) A análise exploratória dos atributos e limiares foi realizada manualmente neste estudo, o que representa um ônus muito grande em termos de tempo dispensado nesta etapa da pesquisa. Sugere-se, desta forma, o uso de ferramentas para mineração dos dados disponíveis para classificação, tendo em vista a grande disponibilidade de atributos no InterIMAGE e a possibilidade de criação de atributos customizados, conforme as necessidades de cada usuário.

4) Recomenda-se também a exploração de atributos de textura, implementados no *software* InterIMAGE conforme definidos por Haralick (HARALICK et al., 1973). Estes atributos podem ser utilizados na resolução de conflitos entre classes cujos objetos possuam características espectrais semelhantes, como por exemplo, alvos de vegetação rasteira e arbórea.

5) Os atributos contextuais já estão implementados no *software* InterIMAGE (v1.15-beta). A exploração destes atributos para a descrição das classes de cobertura do solo pode melhorar o resultado das classificações, como, por exemplo, o uso do atributo relativo aos segmentos vizinhos para a definição da classe Sombra.

6) Considerando que já se encontra disponível uma versão mais recente do *software* InterIMAGE (v1.15-beta) do que aquela utilizada neste trabalho (v0.95), que novas funcionalidades foram adicionadas e que os problemas quanto ao volume de dados foram resolvidos, recomenda-se a exploração dos novos recursos oferecidos e o uso de imagens de maiores dimensões para obtenção de melhores resultados e comprovação da operacionalidade do sistema.



## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, C. M.; SOUZA, I. M. E.; ALVES, C. D.; PINHO, C. M. D.; PEREIRA, M. N.; FEITOSA, R. Q. Multilevel object-oriented classification of Quickbird images for urban population estimates. In: ACM INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON ADVANCES IN GEOGRAPHIC INFORMATION SYSTEMS (ACM GIS 2007), 15., 2007, Seattle, Washington, EUA. **Proceedings...** Miami, Flórida, EUA: University of Florida, 2007.

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

ANTUNES, A. F. B.; CORTESE, S. C. Determinação de áreas de ocupação irregulares por meio de análise orientada a objetos. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13. (SBSR), 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 481-487. CD-ROM, On-line. ISBN 978-85-17-00031-7. Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/10.31.14.10>>. Acesso em: 29 set 2008.

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: 29 mar 2008.

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 2008.

BAATZ, M. And where does it come from? In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON OBJECT-BASED IMAGE ANALYSIS, 1. (OBIA'06), 4-5 jul 2006, Salzburg, Áustria. **Proceedings...** ISPRS Commission VI, WG VI/4. Viena: IAPRS, 2006. (CD-ROM)

BAATZ, M.; SCHÄPE, A. Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale 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](http://www.ecognition.cc/download/baatz_schaepe.pdf)>. Acesso em: 20 maio 2008.

BARNESLEY, M. J.; BARR, S. L. Inferring urban land use from satellite sensor images using kernel-based spatial reclassification. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 2, n. 8, p. 949-958, 1996.

BARNESLEY, M. J.; MOLLER-JENSEN, L.; BARR, S. L. Inferring urban land use through spatial and structural pattern recognition. In: DONNAY, J. P.; BARNESLEY, M. J.; LONGLEY, P. A. (eds) **Remote Sensing and Urban Analysis - GISDATA 9**. Londres: Taylor and Francis, 2001. p. 115-144.

BASSANI, C.; CAVALLI, R. M.; CAVALCANTE, F.; CUOMO, V.; PALOMBO, A.; PASCUCCI, S.; PIGNATTI, S. Deterioration status of asbestos-cement roofing sheets assessed by analyzing hyperspectral data. **Remote Sensing of Environment**, v. 109, n. 3, p. 361-378, 2007.

BAUER, M. T.; STEINNOCHER, K. Per-parcel land use classification in urban areas applying a rule based technique. **GeoBIT/GIS**, n. 6, p. 24-27, 2001.

BEN-DOR, E.; LEVIN, N.; SAARONI H. A spectral based recognition of the urban environment using the visible and near-infrared spectral region (0.4-1.1 m): a case study over Tel-Aviv. **International Journal of Remote Sensing**, v. 22, n. 11, p. 2193-2218, 2001.

BENEDIKTSSON, J. A.; PESARESI, M.; ARNASON, K. Classification and feature extraction for remote sensing images from urban areas based on morphological transformations. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, n. 9, p. 1940-1949, 2003.

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.; STROBL, J. What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. **GeoBIT-GIS**, n. 6, p. 12-17, 2001.

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.

BOGGIONE, G. A.; PIRES, E. G.; SANTOS, P. A.; FONSECA, L. M. G. Simulation of Panchromatic band by spectral combination of multispectral ETM+ bands. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING OF ENVIRONMENT, 30. (ISRSE) – Information for Risk Management and Sustainable Development, 10-14 nov 2003, Honolulu, Hawaii, EUA. **Proceedings...** 2003. CD-ROM.

BRANT, A. L. Photo of Bairro Quitaúna. **Panoramio**. 17 ago 2009. Disponível em: <<http://www.panoramio.com/photo/25764832.jpg>>. (2009a)

BRANT, A. L. Photo of Bairro Quitaúna visto do Rodanel. **Panoramio**. 6 ago 2009. Disponível em: <<http://www.panoramio.com/photo/25313904.jpg>>. (2009b)

BRASIL. CONCAR. IBGE. **Decreto nº 89.817, de 20 de junho de 1984**. Normas Cartográficas. Estabelece as instruções reguladoras das Normas Técnicas da Cartografia Nacional. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, 22 de junho de 1984. Disponível em: <<http://www.concar.ibge.gov.br/detalheDocumentos.aspx?cod=8>>

BRENNAN, R.; WEBSTER, T. L. Object-oriented land cover classification of LiDAR-derived surfaces. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 32, n. 2, p. 162-172, 2006.

BRITO, J. L. N. S.; JACOBSEN, K., S. M. T.; AMORIM, S.; MOTA, G. L. A.; HEIPKE, C.; FEITOSA, R. Q. Monitoring of height changing in poor areas of urban settlements from multi-time, multiscale and multi-platform remotely sensed data. In: CONGRESS THE INTERNATIONAL SOCIETY FOR PHOTOGRAMMETRY AND REMOTE SENSING, 21., 2008, Beijing, China. **Proceedings...** 2008. CD-ROM.

BRITO, J.; COELHO, L. **Fotogrametria digital**. Instituto Militar de Engenharia, Rio de Janeiro, 2002. Disponível em: <<http://www.efoto.eng.uerj.br/ebookpt.html>>

BÜCKNER, J.; PAHL, M.; STAHLHUT, O.; LIEDTKE, C.-E. GeoAIDA - A knowledge based automatic image data analyzer for remote sensing data. In: ICSC CONGRESS ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE METHODS AND APPLICATIONS (CIMA), 19-21 jun 2001, Bangor - Wales, UK. **Proceedings...** 2001. CD-ROM.

BURCHELL, R.; MUKHERJI, S. Conventional Development Versus Managed Growth: The Costs of Sprawl. **American Journal of Public Health**, v.93, n.9, p.1534-1540, set 2003.

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](http://www.dpi.inpe.br/terraaida/documentos/referencias/integracao_geoaida_proposta_w2000_20061222.doc)>. Acesso em: 21 dez 2008.

CASTILLA, G.; HAY, G. J.; RUIZ, J. R. Size-constrained region merging (SCRM): An automated delineation tool for assisted photointerpretation. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v.74, n. 4, p. 409-419, 2008.

CENTENO, J.; MIQUELES, A. Extraction of buildings in Brazilian urban environments using high resolution remote sensing imagery and laser scanner data. In: ISPRS CONGRESS, 20., 2004, Istanbul, Turquia. **Proceedings...** Istanbul: ISPRS, 2004. p. 589 - 692.

CENTENO, J. A. S.; MITISHITA, E. A. Laser scanner aerotransportado no estudo de áreas urbanas. In: ALMEIDA, C. M.; CAMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V. **Geoinformação em urbanismo: cidade real x cidade virtual**. São Paulo: Oficina de Textos, 2007. 366 p.

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.

CHEN, J.; HEPNER, G. F. Investigation of imaging spectroscopy for discriminating urban land covers and surface materials. In: AVIRIS Workshop, 10., 2001, Pasadena. **Proceedings...** Pasadena: Jet Propulsion Laboratory, p. 81-83, 2001. (JPL Publ. n. 02-1).

CHEN, F.; NIU, Z.; SUN, G. Y.; WANG, C. Y.; TENG, J. Using low-spectral resolution images to acquire simulated hyperspectral images. **International Journal of Remote Sensing**, v. 29, n. 10, p. 2963-2980, 2008.

CLARK, R.N. ; GREEN, R.O.; SWAYZE, G.A.; MEEKER, G.; SUTLEY, S.; HOEFEN, T.D.; LIVO, K. E.; PLUMLEE, G.; PAVRI, B.; SARTURE, C.; WILSON, S.; HAGEMAN, P.; LAMOTHE, P.; VANCE, J.S.; BOARDMAN, J.; BROWNFIELD, I.; GENT, C.; MORATH, L.C.; TAGGART, J.; THEODORAKOS, P.M.; ADAMS, M. Environmental studies of World Trade Center area after the September 11, 2001 attack. **U.S. Geological Survey Open File Report (OFR-01-0429)**. 2001. Disponível em: <<http://pubs.usgs.gov/of/2001/ofr-01-0429>>.

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

CONGALTON, R. G.; GREEN, R. **Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices**. Boca Raton: Lewis Publishers, 1999. 137 p.

CORCORAN, P.; WINSTANLEY, A. Using texture to tackle the problem of scale in land-cover classification. In: BLASCHKE, T.; LANG, S.; HAY, G. (eds.), **Object Based Image Analysis - Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications**. Berlin: Springer-Verlag, 2008. 817 p. Cap. 2.1, p. 113-132.

COSTA, G. A. O. P.; FEITOSA, R. Q.; FONSECA, L. M. G.; OLIVEIRA, D.; FERREIRA, R. S.; CASTEJON, E. F. Knowledge-based interpretation of remote sensing data with the InterIMAGE system: major characteristics and recent developments. In: GEOGRAPHIC OBJECT BASED IMAGE ANALYSIS (GEOBIA), 29 jun - 2 jul 2010, Ghent, Bélgica. **International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, vol. XXXVIII-4/C7. Ghent: Ghent University, 2010. CD-ROM.

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 2008.

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. InterIMAGE: Uma plataforma cognitiva open source para a interpretação automática de imagens digitais. **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 60, v. 4, p. 331-337, dez 2008. Disponível em: <[http://www.rbc.ufrj.br/\\_pdf\\_60\\_2008/60\\_04\\_3.pdf](http://www.rbc.ufrj.br/_pdf_60_2008/60_04_3.pdf)>. Acesso em: 4 fev 2009.

CSATHÓ, B.; SCHENK, T.; SHIN, S.; SEO, S. Spectral interpretation based on multisensor fusion for urban mapping. In: GRSS/ISPRS Joint Workshop on Data Fusion and Remote Sensing Over Urban Areas, 2., mai 2003, Berlim, Alemanha. **Proceeding...** p. 8-11. 2003. CD-ROM.

DEFINIENS Imaging GMBH. **Definiens Developer 7 - Reference Book**. München, Alemanha: Definiens (The Imaging Intelligence Company), 2007. 195 p.

DEINFO - SEMPLA – Departamento de Informação - Secretaria Municipal do Planejamento, Prefeitura do Município de São Paulo. **INFOLOCAL: Sistema de Informação para o Planejamento Local**. Banco de dados. 2002. Disponível em <<http://www.infolocal.prefeitura.sp.gov.br>>

DIGITAL GLOBE. **QuickBird imagery products – products guide**. 2008. Disponível em: <[http://www.digitalglobe.com/file.php/589/QuickBird\\_Imagery\\_Products-Product\\_Guide.pdf](http://www.digitalglobe.com/file.php/589/QuickBird_Imagery_Products-Product_Guide.pdf)> Acessado em: 21 jan 2009.

DIGITAL GLOBE. **Spectral Response for DigitalGlobe WorldView 1 and WorldView 2 Earth Imaging Instruments**. 2010a. Disponível em: <[http://www.digitalglobe.com/downloads/spacecraft/WV1\\_WV2\\_SpectralResponse.pdf](http://www.digitalglobe.com/downloads/spacecraft/WV1_WV2_SpectralResponse.pdf)> Acessado em: 12 fev 2010.

DIGITAL GLOBE. **WhitePaper - The Benefits of the 8 Spectral Bands of WorldView-2**. Março, 2010b. Disponível em: <[http://worldview2.digitalglobe.com/docs/WorldView-2\\_8-Band\\_Applications\\_White\\_paper.pdf](http://worldview2.digitalglobe.com/docs/WorldView-2_8-Band_Applications_White_paper.pdf)> Acessado em: 5 maio 2010.

DUEKER, K. J.; HORTON, F. E. Urban-change detection systems: remote-sensing inputs. **Photogrammetria**, v. 28, n. 3, p. 89-106, 1972.

DURIEUX, L.; LAGABRIELLE, E.; NELSON, A. A method for monitoring building construction in urban sprawl areas using object-based analysis of SPOT 5 images and existing GIS data. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, n. 63, p. 399-408, mai 2008.

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.

EMPLASA – Empresa Paulista de Planejamento Metropolitano S. A. Levantamento Aerofotogramétrico. Folhas: SF-23-Y-C-VI-I-NE-A, Carapicuíba; SF-23-Y-C-VI-I-NE-C, Aldeinha de Carapicuíba; escala 1:10.000. 1996.



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: 29 jan 2008.

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

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

FORESTI, C. Population and urban growth estimates using Landsat data. In: SIMPOSIO INTERNACIONAL DE PERCEPCION REMOTA APLICADA A DEMOGRAFIA Y USO ACTUAL DA LA TIERRA, 1977, La Paz, Bolívia. **Memoria...** La Paz: Sociedad de Especialistas Latinoamericanos en Percepción Remota (SELPER), 1977. p. 151-171. (INPE-1151-PE/103).

FORESTI, C.; CAMARGO, J. C. G.; PINTO, S. A. F. **Preliminary studies of region around Brasilia using ERTS-1 images**. Relatório Técnico – RPE, 1973.

FORESTI, C.; OLIVEIRA, M. L. N.; NIERO, M.; PARREIRA, E. M. M. F. O uso da técnica de registro de imagens para o monitoramento do crescimento urbano. **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 39, dez 1980.

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

GONÇALVES, C. D. A. B.; PEREIRA, M. N.; MARCELHAS E SOUZA, Í. Uso de imagens CBERS para mapeamento de uso do solo urbano como subsídio ao planejamento. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12. (SBSR), 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 969-978. CD-ROM, On-line. ISBN 85-17-00018-8. (INPE-12619-PRE/7912). Disponível em: <<http://urlib.net/ltid.inpe.br/sbsr/2004/11.18.10.30>>. Acesso em: 19 jan 2009.

GOOGLE EARTH. **Google Earth, v5.1**. Disponível em: <<http://earth.google.com/>>. Acesso: 12 jul 2010.

HAALA, N.; BRENNER, C. Extraction of buildings and trees in urban environments. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 54, p. 130-137, 1999.

HARALICK, R. M.; SHANMUGAN, K.; DINSTEN, I. Textural features for image classification. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v. 3, n. 6, p. 610-621, nov 1973.

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. (eds.), **Object Based Image Analysis - Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications**. Berlin: Springer-Verlag, 2008. 817 p. Cap. 1.4, p. 93-112.

HEIDEN, U.; ROESSNER, S.; SEGL, K., KAUFMANN, H. Analysis of spectral signatures of urban surfaces for their area-wide identification using hyperspectral HyMap data. In: IEEE-ISPRS JOINT WORKSHOP ON REMOTE SENSING AND DATA FUSION OVER URBAN AREAS, 8-9 nov 2001, Roma, Itália. **Proceedings...** p. 173-177. 2001. CD-ROM.

HENDERSON, F. M.; XIA, Z.-G. SAR applications in human settlement detection, population estimation and urban land use pattern analysis - A status report. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 35, n. 1, p. 79-85, 1997.

HEROLD, M.; GARDNER, M.; HADLEY, B.; ROBERTS, D. The spectral dimension in urban land cover mapping from high-resolution optical remote sensing data. In: SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING OF URBAN AREAS, 3., 2002, Istanbul, Turquia. **Proceedings...** Maryland: ASPRS, 2002.

HEROLD, M.; GARDNER, M.; ROBERTS, D. Spectral resolution requirements for mapping urban areas. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, n. 9, p. 1907-1919, 2003.

HEROLD, M.; ROBERTS, D. A.; GARDNER, M.; DENNISON, P. Spectrometry for urban area remote sensing - Development and analysis of a spectral library from 350 to 2400 nm. **Remote Sensing of Environment**, v. 91, n. 3-4, p. 304-319, 2004.

HODGSON, M. E.; JENSEN, J. R.; TULLIS, J. A.; RIORDAN, K. D.; ARCHER, C. M. Synergistic use of LiDAR and color aerial photography for mapping urban parcel imperviousness. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 69, n. 9, p. 973-980, 2003.

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.

HOFMANN, P.; REINHARDT, W. The extraction of GIS features from high resolution imagery using advanced methods based on additional contextual information – first experiences. In: CONGRESS OF THE ISPRS, 21., GEO INFORMATION FOR ALL, 16-23 jul 2000, Amsterdam, Holanda. **International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, vol. XXXIII/B4. Amsterdam: IRPRS, 2000. p.376-383.

HOFMANN, P.; STROBL, J.; KUX, H. J. H. Detecting informal settlements from quickbird data in rio de janeiro using an object based approach. In: BLASCHKE, T.; LANG, S.; HAY, G. J. (Eds.) **Object-Based Image Analysis – Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications**. Berlim: Springer-Verlag, 2008. 817 p. Cap. 6.1, p. 531-553.

HOWARTH, P. J.; BOASSON, E. Landsat digital enhancements for change detection in urban environments. **Remote Sensing of Environment**, v. 13, n. 2, p. 149-160, 1983.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, Diretoria de Geociências, Coordenação de Geodésia. **RBMC - Rede Brasileira de Monitoramento Contínuo. Relatório de Informação de Estação: Estação Politécnica - POLI**. Rio de Janeiro, 2008. Disponível em: <ftp://geoftp.ibge.gov.br/RBMC/relatorio/ Descritivo\_POLI.pdf>

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Censo demográfico 2000 - Resultados do universo**. Rio de Janeiro, 2001. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/censo2000/default.shtm> Acesso em: nov 2008.

INTERIMAGE. **InterIMAGE - Interpreting Images Freely**. Disponível em: <<http://www.lvc.ele.pucrio.br/projects/interimage/>> 2010.

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

JACQUIN, A.; MISAKOVA, L.; GAY, M. A hybrid object-based classification approach for mapping urban sprawl in periurban environment. **Landscape and Urban Planning**, v. 84, n. 2, p. 152-165, fev 2008.

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*.

JENSEN, J. R.; COWEN, D. C. Remote sensing of urban/suburban infrastructure and socioeconomic attributes. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 65, n. 5, p. 611-622, mai 1999.

KRAUß, T.; LEHNER, M.; REINARTZ, P. Generation of coarse 3D models of urban areas from high resolution stereo satellite images. **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**. Beijing: ISPRS, 2008. v. 37 (B1). p. 1091-1098.

KRESSLER, F. P.; STEINNOCHER, K. Image data and LIDAR – An ideal combination matched by object-oriented analysis. In: In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON OBJECT-BASED IMAGE ANALYSIS, 1. (OBIA'06), 4-5 jul 2006, Salzburg, Áustria. **Proceedings...** ISPRS Commission VI, WG VI/4. Viena: IAPRS, 2006. Disponível em: <[http://www.isprs.org/proceedings/XXXVI/4-C42/Papers/08\\_Automated%20classification%20Lidar/OBIA2006\\_Kressler\\_Steinnocher.pdf](http://www.isprs.org/proceedings/XXXVI/4-C42/Papers/08_Automated%20classification%20Lidar/OBIA2006_Kressler_Steinnocher.pdf)> Acesso em: 6 dez 2008.

KURKDJIAN, M. L. N. O.; VALERIO FILHO, M.; PEREIRA, M. N.; DIAS, L. A. V. Urban Sustainability Using Orbital Remote Sensing Data and Geoprocessing Techniques. In: ISPRS Congress, 19., 16-22 jul 2000, Amsterdam, Holanda. **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**. Amsterdam: ISPRS, 2000. v. 33(B6). p. 728-732.

KUX, H. J. H.; ARAÚJO, E. H. G. Object-based Image Analysis using QuickBird satellite images and GIS data, case study Belo Horizonte (Brazil). In: BLASCHKE, T.; LANG, S.; HAY, G. J. (Eds.) **Object-Based Image Analysis – Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications**. Berlim: Springer-Verlag, 2008. 817 p. Cap. 6.3, p. 571-588.

LABHAB – LABORATÓRIO DE HABITAÇÃO E ASSENTAMENTOS HUMANOS DA FAU-USP. **Impactos urbanísticos do Trecho Oeste do Rodoanel Mario Covas**. São Paulo: FUPAM, 2005.

LACHÉRADE, S.; MIESCH, C.; BOLDO, D.; BRIOTTET, X.; VALORGE, C.; LE MEN, H. ICARE: A physically-based model to correct atmospheric and geometric effects from high spatial and spectral remote sensing images over 3D urban areas. **Journal of Meteorology and Atmospheric Physics**. v. 102, n. 3-4, p. 209-222, dez 2008.

LACHÉRADE, S.; MIESCH, C.; LEMAÎTRE, F.; BRIOTTET, X.; LE MEN, H.; BOLDO, D.; VALORGE, C. Analysis of the spectral variability of urban materials for classification - A case of study over Toulouse (France). **International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**. v. 36 (Part 8/W27), Tempe, EUA, mar 2005.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, n. 1, p. 159-174, mar 1977.

LANG, S. Object-based image analysis for remote sensing applications: Modeling reality, dealing with complexity. In: BLASCHKE, T.; LANG, S.; HAY, G. (eds.), **Object Based Image Analysis - Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications.**, Berlin: Springer-Verlag, 2008. 817 p. Cap. 1.1, p. 1-25.

LANG, S.; BLASCHKE, T. **Análise da paisagem com SIG.** Tradução: KUX, H. J. H. São Paulo: Oficina de Textos, 2009. 424 p. Tradução de *Landschaftsanalyse mit GIS*.

LANG, S.; BLASCHKE, T. Bridging remote sensing and GIS - what are the main supportive pillars?. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON OBJECT-BASED IMAGE ANALYSIS, 1. (OBIA'06), 4-5 jul 2006, Salzburg, Áustria. **Proceedings...** ISPRS Commission VI, WG VI/4. Viena: IAPRS, 2006. Disponível em: <[http://ispace.researchstudio.at/downloads/2006/159\\_full.pdf](http://ispace.researchstudio.at/downloads/2006/159_full.pdf)> Acesso em: 7 dez 2008.

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 2010.

LIEDTKE, C. E.; BÜCKNER, J.; GRAU, O.; GROWE, S.; TÖNJES, R. AIDA: a system for the knowledge based interpretation of remote sensing data. In: INTERNATIONAL AIRBORNE REMOTE SENSING CONFERENCE & EXHIBIT, 3., 7-10 jul 1997, Copenhagen, Dinamarca. **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: 6 out 2008.

LIEDTKE, C. E.; BÜCKNER, J.; PAHL, M.; STAHLHUT, O. Knowledge Based system for the interpretation of complex scenes. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON AUTOMATIC EXTRACTION OF MAN-MADE OBJECTS FROM AERIAL AND SPACE IMAGES, 3., 10-15 jun 2001, Centro Stefano Franscini, Monte Verità - Ascona, Suíça. **Proceedings...** Zurich: Institute of Geodesy and Photogrammetry, e Communication Technology Laboratory, Computer Vision Group, 2001. Disponível em: <<ftp://ftp.tnt.uni-hannover.de/pub/papers/2001/AS2001-CELJBMPOS.pdf>> Acesso em: 6 out 2008.

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.

LINDGREN, D. T. Applications of remote sensing to monitoring of urban-growth. **Review of Public Data Use**, v. 3, n. 3, p. 2-6, 1975.

LO, C. P.; WELCH, R. Chinese urban population estimates. **Annals of the Association of American Geographers**, v. 67, n. 2, p. 246-253, 1977.

LU, D.; WENG, Q. Spectral mixture analysis of ASTER images for examining the relationship between urban thermal features and biophysical descriptors in Indianapolis, Indiana, USA. **Remote Sensing of Environment**, v. 104, n. 2, p. 157-167, 2006.

LVC - PUC-RJ – Laboratório de Visão Computacional, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. **InterIMAGE v0.95.** Versão híbrida do *software release* 0.94 de 4 de maio de 2010 (não mais disponível em: <[www.lvc.ele.puc-rio.br/InterIMAGE\\_Barbara\\_shape\\_resolvido.zip](http://www.lvc.ele.puc-rio.br/InterIMAGE_Barbara_shape_resolvido.zip)>), com operadores TerraAIDA de 25 de maio de 2010 (disponíveis em: <[http://www.dpi.inpe.br/terraaida/downloads/Windows\\_32bits\\_binaries/betas/TerraAIDA\\_Operators\\_Win32\\_201005251417.zip](http://www.dpi.inpe.br/terraaida/downloads/Windows_32bits_binaries/betas/TerraAIDA_Operators_Win32_201005251417.zip)>).

MAAS, H. G. The potential of height texture measures for the segmentation of airborne laser scanner data. In: INTERNATIONAL AIRBORNE REMOTE SENSING CONFERENCE & EXHIBITION, 4., – 21<sup>st</sup> Canadian Symposium on Remote Sensing, 21-24 jun 1999, Ottawa, Ontário, Canadá. **Proceedings...** 1999. p. 154-161.

MALLET, C.; SOERTEL, U.; BRETAR, f. Analysis of full-waveform LiDAR data for classification of urban areas. In: ISPRS Technical Commission III Symposium - Photogrammetric Computer Vision (PCV-2006), 20-22 set 2006, Bonn, Alemanha. **International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, vol. XXXVIII/C3. Bonn: IAPRS, 2006. Disponível em: <[http://www.isprs.org/proceedings/XXXVII/congress/3\\_pdf/12.pdf](http://www.isprs.org/proceedings/XXXVII/congress/3_pdf/12.pdf)>.

MARCELHAS E SOUZA, Í.; PEREIRA, M. N.; FONSECA, L. M. G.; KURKDJIAN, M. L. N. O. Mapeamento do uso do solo urbano através da classificação por regiões baseada em medidas texturais. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 11. (SBSR), 2003, Belo Horizonte. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2003. p. 1967 - 1968. CD-ROM. ISBN 85-17-00017-X. (INPE-16180-PRE/10783). Disponível em: <<http://urlib.net/ltid.inpe.br/sbsr/2002/11.14.15.20>>. Acesso em: 19 jan 2009.

MARCHESI, A.; COLOMBO, R.; VALENTINI, P. Application of high spatial resolution satellite imagery for urban environment mapping. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON OBJECT-BASED IMAGE ANALYSIS, 1. (OBIA'06), 4-5 jul 2006, Salzburg, Áustria. **Proceedings...** ISPRS Commission VI, WG VI/4. Viena: IAPRS, 2006. Disponível em: <[http://www.isprs.org/proceedings/XXXVI/4-C42/Papers/16\\_Automated%20classification%20IC%20II%20-%20Settlements%20&%20Infrastructure/OBIA2006\\_Marchesi\\_Colombo\\_Valentini.pdf](http://www.isprs.org/proceedings/XXXVI/4-C42/Papers/16_Automated%20classification%20IC%20II%20-%20Settlements%20&%20Infrastructure/OBIA2006_Marchesi_Colombo_Valentini.pdf)> Acesso em: 6 dez 2008.

MARPU, P. R. **Geographic Object-based Image Analysis**. 121 p. Tese (Doktor-Ingenieur em Geociências e Geo-Engenharia e Mineração). Freiberg University of Mining and Technology, Freiberg, Alemanha, 2009.

MARTINS, C. Photo of Conjunto dos metalurgicos. **Panoramio**. 19 dez 2007. Disponível em: <<http://www.panoramio.com/photo/6569011.jpg>>.

MASCARENHAS, N. D. A.; BANON, G. J. F.; FONSECA, L. M. G. Simulation of a Panchromatic band by spectral linear combination of multispectral bands. In: INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM (IGARSS'91) – Remote Sensing: Global Monitoring for Earth Management, 3-6 jun 1991, Espoo, Finlândia. **Proceedings...** New York: IEEE, 1991. p. 321-324.

MATHWORKS INC. **MATLAB, Version 7.9 (R2009b)**. Natick, Massachusetts, EUA, 2009.

MATHER, P. M. **Computer Processing of Remotely-Sensed Images: An Introduction**. 3<sup>rd</sup> ed. Chichester: John Wiley & Sons, 2005. 3242 p.

McGAUGHEY, R. J. **FUSION/LDV: Software for LIDAR data analysis and visualization**. July 2010 – FUSION Version 2.90. USDA Forest Service, Pacific Northwest Research Station. 2010. Disponível em: <[http://forsys.cfr.washington.edu/fusion/FUSION\\_manual.pdf](http://forsys.cfr.washington.edu/fusion/FUSION_manual.pdf)>

MEINEL, G.; NEUBERT, M.; REDER, J. The potential use of very high resolution satellite data for urban areas: First experiences with IKONOS data, their classification and application in urban planning and environmental monitoring. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM REMOTE SENSING OF URBAN AREAS, 2., 22-23 jun 2001, Regensburg, Alemanha. **Proceedings...** Regensburg: Institut für Geographie an der Universität Regensburg Selbstverlag, 2001. p. 196 - 205.

MEISTER, G. **Bidirectional Reflectance of Urban Surfaces**. 186 p. Tese (Doutorado em Física). Institut für Experimentalphysik, University of Hamburg, II, Alemanha, 2000. Disponível em: <<http://www.sub.uni-hamburg.de/opus/volltexte/2000/253/pdf/Diss.pdf>>

MOLLER-JENSEN, L. Knowledge-based classification of an urban area using texture and context information in landsat TM imagery. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 56, n. 6, 1990.

- MÖLLER, M. Estudo de qualidade e aplicações práticas de dados de scanner de altíssima resolução. 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. 21, p. 277-240.
- MORAN, M. S.; JACKSON, R. D.; HART, G. H.; SLATER, P. S.; BARTELL, R. J.; BIGGAR, S. F.; GELLMAN, D. I.; SLATER, R. P. Obtaining surface reflectance factors from atmospheric and view angle corrected SPOT-1 HRV data. **Remote Sensing of Environment**, v. 32, n. 2-3, p. 203-214, mai-jun 1990.
- 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 2009.
- MOREIRA, R. C.; CASTRO, R. M.; ESPOSITO, E. S. C.; LUCCA, E. V. D. Sensor hiperespectral HSS: sumário das características técnicas. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12. (SBSR), 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 4517-4524. CD-ROM, On-line. ISBN 85-17-00018-8. (INPE-12780-PRE/8070). Disponível em: <<http://urlib.net/ltid.inpe.br/sbsr/2004/11.03.16.58>>. Acesso em: 01 abr 2010.
- NELLIS, M. D.; BUSSING, C. E.; NKAMBWE, M.; COLEMAN, T. L. *Urban land use and morphology in a developing country using SPOT HRV data: Gaborone, Botswana*. **Geocarto International**, v. 12, n. 1, p. 91-97, 1997.
- NIERO, M.; LOMBARDO, M. A.; FORESTI, C. The use of Landsat data to monitor the urban growth of Sao Paulo Metropolitan area. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING OF ENVIRONMENT (ISRSE), 16., 1982. Buenos Aires. **Proceedings...** Michigan, EUA: ERIM, 1982.
- NÓBREGA, R. A. A.; O'HARA, C. G.; OLSON, G.; KIM, S.; VIJAYARAJ, V.; QUINTANILHA, J. A.; BARROS, M. T. L. Extracting and classifying bare soil erosion risk areas in a urban basin using object-based technologies, high resolution imagery and elevation data. In: GEOGRAPHIC INFORMATION SYSTEM AND WATER RESOURCES IV - AWRA SPRING SPECIALTY CONFERENCE, 2006, Houston, Texas. **Proceedings...** Disponível em: <[http://www.hpc.msstate.edu/publications/docs/2006/05/4024AWRA\\_2006.pdf](http://www.hpc.msstate.edu/publications/docs/2006/05/4024AWRA_2006.pdf)>
- NORONHA, V.; HEROLD, M.; GARDNER, M.; ROBERTS, D. A. Spectrometry and hyperspectral remote sensing for road centerline extraction and evaluation of pavement condition. In: PECORA CONFERENCE, 2002, Denver. **Proceedings...** Denver, 2002.
- 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). INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2009. Disponível em: <<http://mtc-m18.sid.inpe.br/rep/sid.inpe.br/mct-m18@80/2009/08.31.21.23>>. Acesso em: 7 dez 2009.
- NOVACK, T.; KUX, H. J. H.; FEITOSA, R. Q.; COSTA, G. A. O. P. Per block urban land use interpretation using optical VHR data and the knowledge-based system InterIMAGE. In: GEOGRAPHIC OBJECT BASED IMAGE ANALYSIS (GEOBIA), 29 jun - 2 jul 2010, Ghent, Bélgica. **International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, vol. XXXVIII-4/C7. Ghent: Ghent University, 2010. CD-ROM.
- NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações**. São Paulo: Edgard Blücher, 2007. 308 p.

OLIVEIRA, D. A. B.; COSTA, G. A. O. P.; FEITOSA, R. Q.; CASTEJÓN, E. F.; FONSECA, L. M. G. InterIMAGE: An Open Source Knowledge Based Framework for Automatic Interpretation of Remote Sensing Data. In: GEOBIA 2008 - PIXELS, OBJECTS, INTELLIGENCE - GEOGRAPHIC OBJECT BASED IMAGE ANALYSIS FOR THE 21<sup>st</sup> CENTURY, 5-8 ago 2008, Calgary, Alberta, Canadá. **International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, vol. XXXVIII-4/C1. Calgary: University of Calgary, 2008. Disponível em: <[http://www.isprs.org/commission4/geobia2008/Sessions/Session11/6715\\_Costa\\_proc\\_pap.pdf](http://www.isprs.org/commission4/geobia2008/Sessions/Session11/6715_Costa_proc_pap.pdf)> Acesso em: 22 jan 2008.

PADWICK, C.; DESKEVICH, M.; PACIFICI, F.; SMALLWOOD, S. WorldView-2 Pan-Sharpening. ASPRS 2010 Annual Conference, 26-30 abr 2010, San Diego, California, EUA. **Proceedings...**

PAHL, M. **Arquitetura de um sistema baseado em conhecimento para a interpretação de dados de sensoriamento remoto de múltiplos sensores**. 2003. Dissertação (Doktor-Ingenieur em Eletro-Técnica e Tecnologia de Informação). Universidade de Hannover, Hannover, Alemanha, 2003. Tradução: KUX, H. J. H.; FEITOSA, R. Q. 2008. 93 p. INPE-15211-TAE/71. INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2005. Disponível em: <<http://mtc-m17.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtc17%4080/2008/03.07.18.31/doc/publicacao.pdf>>. Acesso em: 25 mar 2008.

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

PAUL, C. K.; LANDINI, A. J.; DIEGERT, C. Remote-sensing applications for urban planning LUMIS Project. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 41, n. 6, p. 781-781, 1975.

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 intraurbano: o caso de São José dos Campos**. 2005. 180 p. INPE-14183-TDI/1095. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto). INPE - 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: 29 set 2008.

PINHO, C. M. D.; CASTEJON, E. F.; KORTING, T. S.; OLIVEIRA, D. A. B.; COSTA, G. A. O. P.; FONSECA, L. M. G.; FEITOSA, R. Q. Caracterização de bairros urbanos em imagens de alta resolução espacial utilizando sistema de classificação baseado em conhecimento. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14. (SBSR), 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 7885-7892. DVD, On-line. ISBN 978-85-17-00044-7. (INPE-15985-PRE/10594). Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.17.15.53>>. Acesso em: 19 mar 2009.

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: 29 set 2008.

PINHO, C. M. D.; RENNÓ, C. D.; KUX, H. J. H. Avaliação de técnicas de fusão aplicadas à imagem Quickbird. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12. (SBSR), 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 4225-4232. CD-ROM, On-line. ISBN 85-17-00018-8. (INPE-12768-PRE/8058). Disponível em: <<http://urlib.net/ltid.inpe.br/sbsr/2004/11.22.20.14>>. Acesso em: 19 jan 2009.

PINHO, C. M. D.; UMMUS, M. E.; NOVACK, T. Simulação do comportamento espectral de alvos urbanos em sensores multiespectrais. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14. (SBSR), 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 803-810. DVD, On-line. ISBN 978-85-17-00044-7. (INPE-15986-PRE/10595). Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.12.19.11>>. Acesso em: 17 mar 2009.

PRESIDÊNCIA DA REPÚBLICA. Casa Civil. Subchefia para Assuntos Jurídicos. **Estatuto da Cidade. Lei nº 10.257, de 10 de julho de 2001.** Disponível em: <[https://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/Leis/LEIS\\_2001/L10257.htm](https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/Leis/LEIS_2001/L10257.htm)>. Acesso em: 9 jan 2009.

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>>.

RIDD, M.K.; LIU, J. A comparison of four algorithms for change detection in an urban environment. **Remote Sensing of the Environment**. v. 63, p. 95-100, 1998.

ROESSNER, S.; SEGL, K.; HEIDEN, U.; KAUFMANN, H. Automated differentiation of urban surfaces based on airborne hyperspectral imagery. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 39, n. 7, p. 1525-1532, 2001.

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.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: EARTH RESOURCES TECHNOLOGY SATELLITE SYMPOSIUM, 3., 1973, Washington. **Proceedings...** Washington: NASA, 1974. v.1, p. 309-317.

RUMBAUGH, J.; BLAHA, M.; PREMERLANI, W.; EDDY, F.; LORENSEN, W. **Modelagem e projetos baseados em objetos**. 2ª ed. Rio de Janeiro: Campus, 2006. 520 p.

SANTOS, M. **A natureza do espaço: técnica e tempo, razão e emoção**. 4ª ed. São Paulo: Editora EDUSP, 2004. 384 p.

SANTOS, A. C. **Simulação de imagens de sensores com largo campo de visada a partir de imagens de sensores com menor campo de visada - O caso SSR/TM**. 1992. 142 p. (INPE-5378-TDI/473). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 1992. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/iris@1912/2005/07.19.22.58.34>>. Acesso em: 23 jan 2010.

SCHIEWE, J.; TUFTE, L., 2005. O potencial de procedimentos baseados em regiões para a avaliação integrada de dados de SIG e Sensoriamento Remoto. 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. 5, p. 56-65.

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

SEGL, K.; HEIDEN, U.; ROESSNER, S.; KAUFMANN, H. Fusion of spectral and shape features for identification of urban surface cover types using reflective and thermal hyperspectral data. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 58, p. 99-112, 2003.



SET – Secretaria de Estado dos Transportes; FESPSP – Fundação Escola de Sociologia e Política de São Paulo. **Programa Rodoanel – Avaliação Ambiental Estratégica**. Jul 2004. 240 p.

SHDU – Secretaria de Habitação e Desenvolvimento Urbano, Prefeitura Municipal de Osasco. **Arquivos vetoriais de curvas de nível**. 2005a.

SHDU – Secretaria de Habitação e Desenvolvimento Urbano, Prefeitura Municipal de Osasco. **Arquivos vetoriais de quadras e arruamentos**. 2005b.

SILVA, C. Photo of Cohab 5 - R: Bias Forte. **Panoramio**. 15 nov 2007. Disponível em: <<http://www.panoramio.com/photo/5925378.jpg>>.

SILVA, C. Photo of Rodoanel. **Panoramio**. 23 mai 2009. Disponível em: <<http://www.panoramio.com/photo/22650709.jpg>>.

SOLBERG, R.; FISKUM, S.; GIFFEN, M. C. Detection of urban areas by interference filtering. In: REMOTE SENSING FOR THE NINETIES – ANNUAL INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM (IGARSS), 10., 1990. Washington, DC. **Proceedings...** Washington, DC: IGARSS, 1990. p. 20-24.

SONG J.-H.; HAN, S.-H.; YU, K.; KIM, Y.-I. Assessing the possibility of land-cover classification using LiDAR intensity data. In: ISPRS TECHNICAL COMMISSION III SYMPOSIUM - PHOTOGRAMMETRIC COMPUTER VISION (PCV-2002), 9-13 set 2002, Graz, Áustria. **International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, vol. XXXIV-4/C3. Graz: IAPRS, 2002. Disponível em: <<http://www.isprs.org/proceedings/XXXIV/part3/papers/paper128.pdf>>

SOUZA, I. M.; DURAND, C.; ALMEIDA, C. M.; PINHO, C. M. D. Caracterização socioeconômica do espaço residencial construído utilizando imagens de alta resolução espacial utilizando análise orientada a objeto / *Socioeconomic characterization of residential built-up areas using high resolution images and object-oriented analysis*. **Geografia**, v. 16, n. 1, p. 119-142, jan.-jul. 2007. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m18@80/2008/08.06.20.53>>.

STM – Secretaria dos Transportes Metropolitanos. São Paulo (Estado). **Revisão do Plano Integrado dos Transportes Urbanos para 2020 - Pitu 2025**. São Paulo, abr 2005.

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

STURM, U.; ANTUNES, A. F.; LINGNAU, C.; BÄHR, H-P. Análise da ocupação em áreas de preservação permanente (APP) na área urbana do município de Matinhos utilizando a imagem IKONOS II. In: COLÓQUIO BRASILEIRO DE CIÊNCIAS GEODÉSICAS, 6., 2003, Curitiba, Paraná. **Anais...** Curitiba, UFPR, 2003. p. 1-15. Disponível em: <[http://geodesia.ufsc.br/Geodesiaonline/arquivo/GeoColoq\\_2003/artigos/T122.pdf](http://geodesia.ufsc.br/Geodesiaonline/arquivo/GeoColoq_2003/artigos/T122.pdf)> Acesso em: 27 ago. 2008.

SU, W.; LI, J., CHEN, Y.; LIU, Z.; ZHANG, J.; LOW, T. M.; SUPPIAH, I.; HASHIM, S. A. M. Textural and local spatial statistics for the object-oriented classification of urban areas using high resolution imagery. **International Journal of Remote Sensing** v. 29, n. 11, p. 3105-3117, 2008.

TANAKA, S.; TAKASAKI, K.; YAMANOKUCHI, T.; KAMEDA, K. RADARSAT and TM data fusion for urban structure analysis. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 25, n. 1, 1999.

TERRAIDA. **TerraAIDA - InterIMAGE Operators**. 2010. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/terraida>>

TOPCON Corp. **Topcon's HiPer®-L1 - Product Brochure**. Livermore, Califórnia, EUA, 2004. Disponível em: <[http://www.topconpositioning.com/uploads/tx\\_ttopconproducts/HiPerL1\\_Broch\\_REVC.pdf](http://www.topconpositioning.com/uploads/tx_ttopconproducts/HiPerL1_Broch_REVC.pdf)>

THOMAS, N.; HENDRIX, C.; CONGALTON, R. G. A comparison of urban mapping methods using high-resolution digital imagery. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 69, n. 9, p. 963-972, fev 2003.

THUNIG, H.; WOLF, N.; NAUMANN, S.; SIEGMUND, A.; JURGENS, C. Automated LULC classification of VHR optical satellite data in the context of urban planning. In: GEOGRAPHIC OBJECT BASED IMAGE ANALYSIS (GEOBIA), 29 jun - 2 jul 2010, Ghent, Bélgica. **International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, vol. XXXVIII-4/C7. Ghent: Ghent University, 2010. CD-ROM.

TOMÁS, L. R. **Inferência populacional urbana baseada no volume de edificações residenciais usando imagens IKONOS-II e dados LiDAR**. 2010. 128 p. (INPE-16712-TDI/1651). Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2010. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m19@80/2010/03.18.18.21>>. Acesso em: 14 jun 2010.

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.

WELCH, R. Spatial resolution requirements for urban studies. **International Journal of Remote Sensing**, v. 3, n. 2, p. 139-146, 1982.

WENG, Y. C. Spatiotemporal changes of landscape pattern in response to urbanization. **Landscape and Urban Planning**. v. 81, n.4, p. 341-353, jul 2007.

WENTZ, E. A.; NELSON, D.; RAHMAN, A.; STEFANOV, W. L.; Roy, S. S. Expert system classification of urban land use/cover for Delhi, India. **International Journal of Remote Sensing**, v. 29, n. 15, p. 4405-4427, 2008.

YUAN, F.; BAUER, M. E. Comparison of impervious surface area and normalized difference vegetation index as indicators of surface urban heat island effects in Landsat imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 106, n. 3, p. 375-386, 2007.

ZETIAN, Y.; XINGFA, G.; XIANLIN, L.; ZHIMIN, W. Analysis of spectral characteristics among different sensors by use of simulated RS images. **Geo-Spatial Information Science**, v. 3, n. 2, p. 35-40, jun 2000.

ZHANG, Y. J. A survey on evaluation methods for image segmentation. **Pattern Recognition**. v. 29, n. 8, p. 1335-1346, 1996.

ZHANG, Y. J. Understanding image fusion. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 70, n. 6, p. 657-661, 2004.

ZHOU, W.; TROY, A. An object-oriented approach for analyzing and characterizing urban landscape at the parcel level. **International Journal of Remote Sensing**, v. 29, n. 11, p. 3119-3135, 2008.

## APÊNDICE A – TRABALHO DE CAMPO

O trabalho de campo foi realizado tendo imagens QuickBird-II como base para coleta dos *GCPs*. Dos 72 pontos coletados, 68 foram identificados nas imagens WorldView-II, sendo que quatro pontos localizavam-se em áreas em que não puderam ser aproveitados (áreas de sombra de nuvens e objetos urbanos removidos).

As Figuras A.1 e A.2 mostram a distribuição dos 68 pontos coletados em campo. A Tabela A.1 exhibe os resultados do processamento dos dados levantados em campo. Os pontos que não foram utilizados são os de ID 31, 32, 36 e 45.

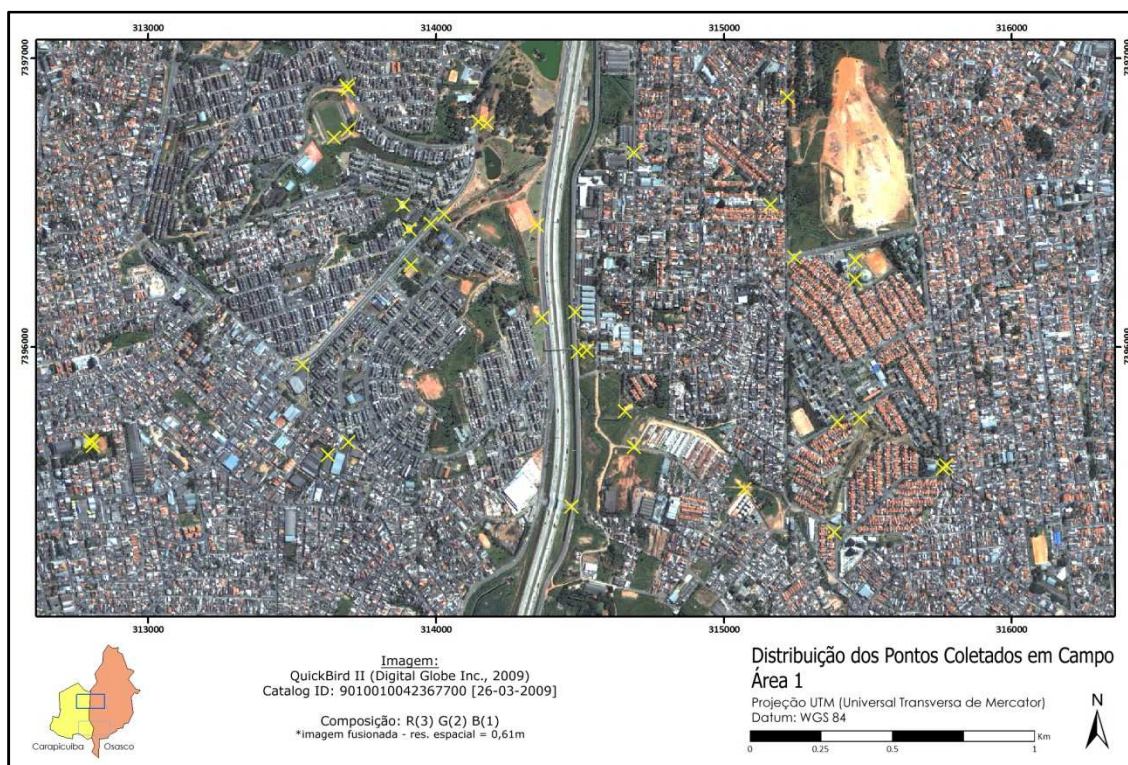


Figura A.1 – Distribuição dos pontos coletados em campo para a Área 1.

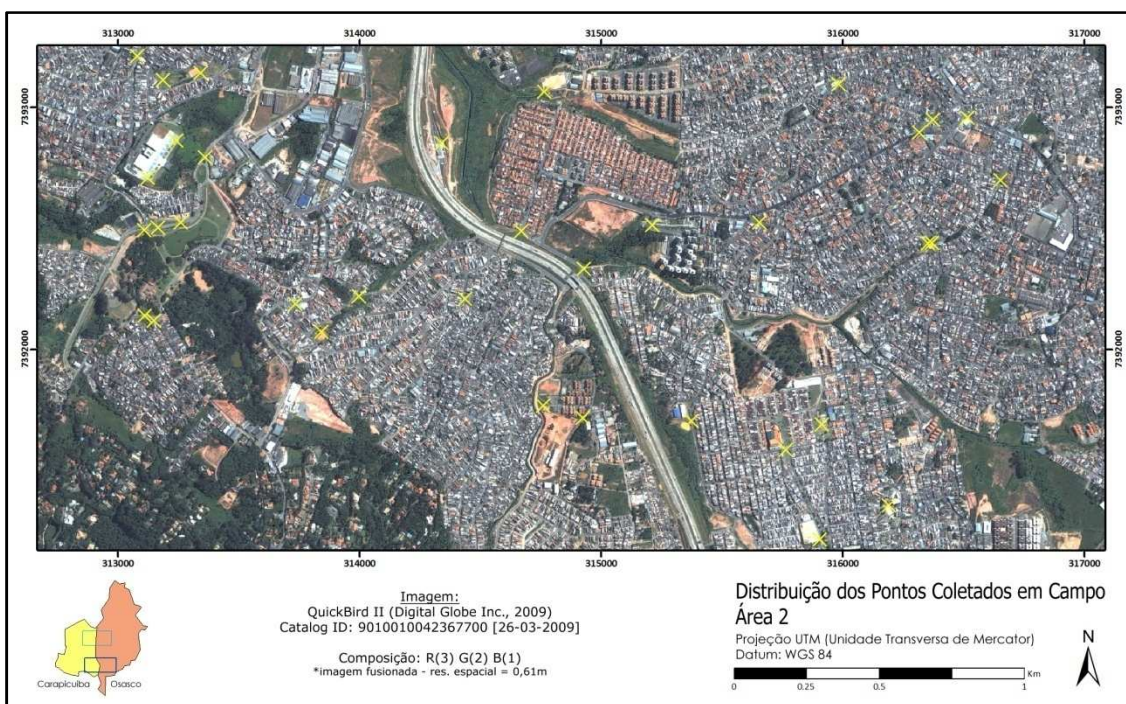


Figura A.2 – Distribuição dos pontos coletados em campo para a Área 2.

Tabela A.1 – Resultados do processamento dos dados levantados em campo.

ID	Nome	Coordenadas (m)			Precisão (m)		Tempo Coleta	Dilution of Precision			RMS
		X	Y	Z	Horiz.	Vert.		PDOP	HDOP	VDOP	
01	1117a_Q4G0-POLI	315456,767	7396233,490	751,89	0,016	0,021	00:22:30	3,022	1,715	2,489	0,026
02	1117b_Q4G0-POLI	315458,211	7396300,087	751,526	0,007	0,011	00:21:30	2,073	0,995	1,819	0,013
03	1117c_Q4G0-POLI	315245,285	7396310,657	758,153	0,007	0,014	00:21:00	2,528	1,071	2,29	0,015
04	1117d_Q4G0-POLI	315161,657	7396492,555	738,232	0,005	0,009	00:21:30	1,917	0,963	1,657	0,010
05	1117e_Q4G0-POLI	315221,264	7396866,470	752,428	0,010	0,017	00:21:00	2,127	1,124	1,806	0,020
06	1117f_Q4G0-POLI	314687,569	7396673,697	730,732	0,004	0,009	00:26:45	2,941	1,357	2,609	0,010
07	1117g_Q4G0-POLI	314657,082	7395777,569	725,08	0,029	0,077	00:22:45	8,532	2,630	8,117	0,082
08	1117h_Q4G0-POLI	314688,540	7395653,437	728,391	0,006	0,014	00:20:45	2,797	1,127	2,56	0,015
09	1118a_Q4G0-POLI	315395,672	7395741,495	766,511	0,010	0,025	00:26:00	2,481	0,887	2,317	0,027
10	1118b_Q4G0-POLI	315473,904	7395753,107	767,545	0,004	0,014	00:22:00	2,797	0,884	2,654	0,014
11	1118c_Q4G0-POLI	315773,144	7395589,376	778,476	0,019	0,046	00:20:45	3,485	1,312	3,229	0,050
12	1118d_Q4G0-POLI	315760,744	7395579,692	776,509	0,005	0,011	00:20:45	3,413	1,402	3,111	0,012
13	1118e_Q4G0-POLI	315383,598	7395357,828	734,290	0,047	0,056	00:21:00	3,024	1,784	2,442	0,073
14	1118f_Q4G0-POLI	315071,874	7395507,645	728,097	0,006	0,012	00:21:45	2,616	1,170	2,34	0,014
15	1118g_Q4G0-POLI	314471,489	7395446,649	721,221	0,023	0,043	00:21:45	2,187	1,150	1,860	0,048
16	1118h_Q4G0-POLI	314523,904	7395988,536	724,620	0,021	0,046	00:21:00	3,282	1,430	2,954	0,050
17	1118j_Q4G0-POLI	314351,751	7396422,106	725,885	0,018	0,044	00:21:30	2,827	1,132	2,591	0,047
18	1118k_Q4G0-POLI	314367,498	7396102,287	720,115	0,018	0,035	00:20:45	3,161	1,455	2,807	0,039
19	1118l_Q4G0-POLI	313696,672	7395670,964	763,613	0,021	0,040	00:21:00	2,416	1,063	2,169	0,045
20	1118m_Q4G0-POLI	313625,107	7395625,922	763,457	0,033	0,062	00:22:30	2,596	1,141	2,332	0,070
21	1119a_E03K-POLI	314148,282	7396781,078	727,663	0,007	0,009	00:20:45	3,330	1,996	2,665	0,011
22	1119b_E03K-POLI	314178,161	7396775,589	728,092	0,005	0,011	00:21:00	2,216	1,042	1,955	0,012
23	1119c_E03K-POLI	313983,525	7396427,045	727,540	0,007	0,022	00:21:30	2,906	0,897	2,764	0,023
24	1119d_E03K-POLI	314028,180	7396460,421	727,347	0,008	0,035	00:22:00	2,934	0,897	2,793	0,036
25	1119e_E03K-POLI	313884,975	7396492,450	732,354	0,007	0,017	00:22:00	3,887	1,456	3,605	0,018
26	1119f_E03K-POLI	313907,721	7396407,827	726,975	0,008	0,019	00:26:30	5,558	2,055	5,165	0,021

27	1119g_E03K-POLI	313913,260	7396283,819	737,320	0,003	0,006	00:21:15	2,385	1,077	2,128	0,007
28	1119h_E03K-POLI	313536,011	7395938,082	731,940	0,194	0,433	00:21:00	2,585	1,09	2,344	0,475
29	1119i_E03K-POLI	314492,807	7395983,352	719,691	0,005	0,008	00:30:45	2,178	1,148	1,85	0,009
30	1119j_E03K-POLI	314484,401	7396121,726	718,896	0,012	0,020	00:32:15	2,565	1,279	2,223	0,023
31	1120a_E03K-POLI	313694,021	7396894,532	780,564	0,013	0,026	00:25:45	2,124	1,049	1,847	0,029
32	1120b_E03K-POLI	313689,594	7396904,882	780,937	0,007	0,021	00:27:30	2,580	0,879	2,425	0,023
33	1120c_E03K-POLI	313693,766	7396752,759	765,127	0,013	0,037	00:28:30	3,334	1,265	3,085	0,040
34	1120d_E03K-POLI	312808,971	7395657,955	802,120	0,006	0,011	00:31:45	2,519	1,208	2,211	0,012
35	1120e_E03K-POLI	312805,906	7395672,207	802,132	0,004	0,008	00:31:15	2,156	1,006	1,907	0,009
36	1120f_E03K-POLI	312800,664	7395675,802	793,293	0,020	0,041	00:32:00	2,473	1,07	2,229	0,045
37	1124a_E03K-POLI	315211,761	7392514,582	782,388	0,005	0,010	00:23:00	2,593	1,286	2,252	0,011
38	1124b_E03K-POLI	315654,981	7392524,158	787,068	0,008	0,015	00:22:15	2,061	0,985	1,81	0,017
39	1124c_E03K-POLI	316318,510	7392896,140	811,199	0,021	0,051	00:22:15	2,52	1,069	2,282	0,055
40	1124d_E03K-POLI	316375,016	7392948,520	804,698	0,010	0,017	00:21:30	1,929	0,964	1,671	0,019
41	1124e_E03K-POLI	316516,934	7392957,449	813,130	0,009	0,014	00:26:45	2,125	1,123	1,804	0,016
42	1124f_E03K-POLI	315984,073	7393095,593	764,073	0,275	0,321	00:22:00	3,431	1,459	3,106	0,422
43	1124g_E03K-POLI	313646,019	7396725,712	765,368	0,008	0,016	00:31:45	2,846	1,237	2,563	0,018
44	1125a_E03K-POLI	314763,511	-2606934,861	744,934	0,010	0,022	00:22:15	2,378	0,900	2,202	0,024
45	1125a_Q4G0-POLI	315905,058	-2608785,026	795,647	0,035	0,096	00:23:15	5,287	1,841	4,956	0,102
46	1125b_E03K-POLI	314670,791	-2607510,697	751,479	0,019	0,055	00:22:00	2,510	0,895	2,346	0,058
47	1125b_Q4G0-POLI	316191,703	-2608644,248	782,595	0,028	0,086	00:22:00	4,075	1,410	3,824	0,091
48	1125c_E03K-POLI	314927,766	-2607665,979	744,941	0,005	0,011	00:22:00	3,947	1,468	3,664	0,012
49	1125c_Q4G0-POLI	315373,422	-2608295,104	761,446	0,024	0,047	00:23:45	2,842	1,301	2,527	0,053
50	1125d_E03K-POLI	316653,196	-2607300,036	783,059	0,005	0,010	00:27:15	3,533	1,593	3,153	0,012
51	1125d_Q4G0-POLI	314339,777	-2607147,505	750,707	0,012	0,026	00:27:30	2,506	1,098	2,253	0,028
52	1125e_E03K-POLI	316354,181	-2607561,706	762,720	0,010	0,017	00:21:45	2,025	0,977	1,773	0,020
53	1125f_E03K-POLI	316371,051	-2607559,879	762,606	0,028	0,058	00:22:00	2,707	1,117	2,466	0,064
54	1125g_E03K-POLI	315914,929	-2608309,121	773,016	0,004	0,006	00:23:15	2,230	1,145	1,914	0,007
55	1125h_E03K-POLI	315764,595	-2608413,575	798,501	0,009	0,015	00:22:00	2,061	1,094	1,747	0,017
56	1126a_Q4G0-POLI	313340,900	7393142,775	745,586	0,012	0,032	00:28:00	2,415	0,907	2,238	0,034
57	1126b_Q4G0-POLI	313186,184	7393113,143	761,188	0,016	0,052	00:27:15	3,045	0,901	2,909	0,054
58	1126c_Q4G0-POLI	313079,414	7393212,087	780,748	0,004	0,011	00:27:30	3,059	1,169	2,826	0,012
59	1126d_Q4G0-POLI	313241,443	7392863,055	784,443	0,010	0,020	00:32:00	2,799	1,526	2,346	0,022
60	1126e_Q4G0-POLI	313123,832	7392709,297	784,844	0,003	0,009	00:30:30	2,141	1,003	1,891	0,009
61	1126f_Q4G0-POLI	313107,872	7392493,529	743,915	0,022	0,057	00:26:30	2,358	1,052	2,110	0,061
62	1126g_Q4G0-POLI	313165,017	7392503,580	744,274	0,005	0,008	00:28:00	2,133	1,123	1,814	0,010
63	1126h_Q4G0-POLI	313260,651	7392525,901	746,130	0,031	0,074	00:28:30	2,200	1,153	1,873	0,081
64	1126i_Q4G0-POLI	313361,376	7392793,048	741,281	0,010	0,033	00:32:45	13,01	3,485	12,53	0,035
65	1126j_Q4G0-POLI	313110,553	7392139,949	760,631	0,035	0,087	00:26:45	2,394	1,128	2,112	0,094
66	1126k_Q4G0-POLI	313149,148	7392120,332	768,212	0,019	0,033	00:28:00	2,924	1,346	2,596	0,038
67	1127a_Q4G0-POLI	313997,648	7392220,532	753,510	0,004	0,011	00:28:15	2,527	0,885	2,367	0,011
68	1127b_Q4G0-POLI	313842,541	7392072,669	766,775	0,003	0,008	00:27:45	2,820	0,892	2,675	0,009
69	1127c_Q4G0-POLI	313735,617	7392187,669	785,922	0,004	0,009	00:35:00	3,632	1,386	3,357	0,010
70	1127d_Q4G0-POLI	314437,434	7392210,540	757,673	0,004	0,011	00:41:45	6,027	2,127	5,639	0,012
71	1127e_Q4G0-POLI	314924,428	7391718,038	763,557	0,017	0,038	00:27:00	2,978	1,340	2,660	0,042
72	1127f_Q4G0-POLI	314759,934	7391768,968	745,383	0,070	0,168	00:27:15	2,572	1,079	2,335	0,182



## APÊNDICE B – VALIDAÇÃO DA ORTORRETIFICAÇÃO

As imagens QuickBird-II-simuladas foram derivadas das imagens WorldView-II, com manutenção das características espaciais. Desta forma, os *GCPs* utilizados na ortorretificação das imagens foram os mesmos.

Os *GCPs* utilizados para ortorretificação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada, Área de estudo 1, encontram-se na Tabela B.1. A Tabela B.2 apresenta os dados relativos à validação da ortorretificação. A Tabela B.3 apresenta os resultados da validação planimétrica destas orto-imagens.

Tabela B.1 – Dados dos pontos de controle (*GCPs*) utilizados na ortorretificação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada – Área 1.

Ponto ID	Resíduos			Coordenadas no Terreno			Coordenadas Medidas nas Orto-imagens	
	Total	dE	dN	Er	Nr	h	Ei	Ni
17	3,808	2,727	2,658	314351,751	7396422,106	728,93	314354,480	7396424,760
16	2,200	-1,825	-1,228	314523,904	7395988,536	727,67	314522,080	7395987,310
24	1,814	-0,264	-1,795	314028,180	7396460,421	730,41	314027,920	7396458,630
22	1,729	-1,709	-0,262	314178,161	7396775,589	731,15	314176,450	7396775,330
03	1,311	1,172	0,588	315245,285	7396310,657	761,20	315246,460	7396311,250
26	1,200	1,177	0,233	313907,721	7396407,827	730,03	313908,900	7396408,060
01	0,900	-0,631	-0,641	315456,767	7396233,490	754,94	315456,140	7396232,850
28	0,760	0,180	0,738	313536,011	7395938,082	735,00	313536,190	7395938,820
18	0,707	-0,705	0,051	314367,498	7396102,287	723,16	314366,790	7396102,340
12	0,690	-0,672	0,156	315760,744	7395579,692	779,56	315760,070	7395579,850
13	0,566	0,548	0,142	315383,598	7395357,828	737,34	315384,150	7395357,970
19	0,480	-0,335	-0,344	313696,672	7395670,964	766,66	313696,340	7395670,620
10	0,432	0,432	0,005	315473,904	7395753,107	770,60	315474,340	7395753,110
06	0,337	-0,282	-0,184	314687,569	7396673,697	733,78	314687,290	7396673,510
07	0,278	0,066	-0,270	314657,082	7395777,569	728,13	314657,150	7395777,300
15	0,195	0,121	0,153	314471,489	7395446,649	724,27	314471,610	7395446,800
MÉDIA	0,000	0,000	0,000					
DESVIO PADRÃO	1,463	1,113	0,949					

Tabela B.2 – Dados dos pontos de validação (ICPs) da Área 1, imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada.

Ponto ID	Resíduos			Coordenadas no Terreno			Coordenadas Medidas nas Orto-imagens	
	Total	dE	Ei	Ni	Nr	h	Ei	Ni
35	2,979	-2,636	-1,389	312805,906	7395672,207	796,35	312803,270	7395670,820
33	2,896	-0,072	-2,895	313693,766	7396752,759	768,19	313693,690	7396749,860
20	2,111	-1,623	-1,350	313625,107	7395625,922	766,51	313623,480	7395624,570
34	1,979	-1,953	-0,317	312808,971	7395657,955	796,35	312807,020	7395657,640
02	1,907	-1,880	0,323	315458,211	7396300,087	754,58	315456,330	7396300,410
43	1,904	-0,034	-1,903	313646,019	7396725,712	768,43	313645,980	7396723,810
05	1,639	-1,402	0,848	315221,264	7396866,470	755,48	315219,860	7396867,320
08	1,300	0,884	0,953	314688,540	7395653,437	731,44	314689,420	7395654,390
29	1,290	-1,244	-0,339	314492,807	7395983,352	722,74	314491,560	7395983,010
27	1,223	0,340	-1,175	313913,260	7396283,819	740,38	313913,600	7396282,640
25	1,162	-0,291	-1,125	313884,975	7396492,450	735,41	313884,680	7396491,330
30	1,088	-1,082	0,115	314484,401	7396121,726	721,95	314483,320	7396121,840
14	0,843	0,821	0,194	315071,874	7395507,645	731,15	315072,690	7395507,840
11	0,503	-0,484	0,138	315773,144	7395589,376	781,53	315772,660	7395589,510
23	0,480	-0,173	-0,448	313983,525	7396427,045	730,60	313983,350	7396426,600
21	0,457	0,377	-0,258	314148,282	7396781,078	730,72	314148,660	7396780,820
04	0,439	-0,433	0,069	315161,657	7396492,555	741,28	315161,220	7396492,620
09	0,282	-0,090	0,267	315395,672	7395741,495	769,56	315395,580	7395741,760

Tabela B.3 – Validação planimétrica das orto-imagens da Área 1, imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada.

	Resíduos		
	Total	dE	dN
MÉDIA	0,764	-0,610	-0,461
DESVIO PADRÃO	1,417	1,005	0,998
VALOR MÍNIMO		-2,636	-2,895
VALOR MÁXIMO		0,884	0,953
RMSE	1,575	1,152	1,074

Os GCPs utilizados na construção do modelo para ortorretificação da imagem WorldView-II, Área de estudo 2, encontram-se na Tabela B.4. A Tabela B.5 apresenta os dados relativos à validação da ortorretificação. A Tabela B.6 apresenta os resultados da validação planimétrica das orto-imagens.



Tabela B.4 – Dados dos pontos de controle (GCPs) utilizados na ortorretificação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada – Área 2.

Ponto ID	Resíduos			Coordenadas no Terreno			Coordenadas Medidas nas Orto-imagens	
	Total	dE	dN	Er	Nr	h	Ei	Ni
60	1,9	-1,422	-1,259	313123,832	7392709,297	787,89	313122,41	7392708,04
68	1,793	1,787	0,147	313842,541	7392072,669	769,83	313844,33	7392072,82
72	1,63	-1,583	-0,388	314759,934	7391768,968	748,43	314758,35	7391768,58
38	1,298	-1,233	-0,407	315654,981	7392524,158	790,12	315653,75	7392523,75
39	1,12	0,703	0,871	316318,51	7392896,140	814,25	316319,21	7392897,01
58	0,949	0,794	0,52	313079,414	7393212,087	783,80	313080,21	7393212,61
66	0,794	0,069	0,791	313149,148	7392120,332	771,26	313149,22	7392121,12
64	0,782	-0,431	0,652	313361,376	7392793,048	744,33	313360,94	7392793,70
48	0,76	0,685	0,329	314927,766	7392334,021	747,99	314928,45	7392334,35
44	0,687	-0,028	-0,686	314763,511	7393065,139	747,98	314763,48	7393064,45
41	0,644	-0,439	-0,471	316516,934	7392957,449	816,18	316516,49	7392956,98
54	0,605	0,529	0,294	315914,929	7391690,879	776,07	315915,46	7391691,17
70	0,549	0,247	-0,49	314437,434	7392210,540	760,72	314437,68	7392210,05
52	0,441	0,236	0,372	316354,181	7392438,294	765,77	316354,42	7392438,67
49	0,283	-0,05	-0,279	315373,422	7391704,896	764,50	315373,37	7391704,62
51	0,136	0,136	0,004	314339,777	7392852,495	753,76	314339,91	7392852,50
MÉDIA	0,000	0,000	0,000					
DESVIO PADRÃO	1,064	0,881	0,597					

Tabela B.5 – Dados dos pontos de validação (ICPs) da Área 2, imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada.

Ponto ID	Resíduos			Coordenadas no Terreno			Coordenadas Medidas nas Orto-imagens	
	Total	dE	Ei	Ni	Nr	h	Ei	Ni
62	3,193	-2,990	-1,119	313165,017	7392503,580	747,32	313162,030	7392502,460
55	2,843	-1,018	-2,655	315764,595	7391586,425	801,55	315763,580	7391583,770
69	2,210	1,968	-1,006	313735,617	7392187,669	788,97	313737,580	7392186,660
40	2,082	1,585	1,350	316375,016	7392948,520	807,75	316376,600	7392949,870
59	2,021	-0,898	-1,811	313241,443	7392863,055	787,49	313240,550	7392861,240
56	1,852	0,188	1,842	313340,900	7393142,775	748,64	313341,090	7393144,620
61	1,583	-1,516	0,458	313107,872	7392493,529	746,97	313106,360	7392493,990
63	1,435	-1,212	0,769	313260,651	7392525,901	749,18	313259,440	7392526,670
65	1,365	-0,137	1,358	313110,553	7392139,949	763,68	313110,420	7392141,310
37	1,277	-1,271	-0,115	315211,761	7392514,582	785,44	315210,490	7392514,470
71	0,985	0,688	0,705	314924,428	7391718,038	766,61	314925,120	7391718,740
46	0,813	-0,548	-0,600	314670,791	7392489,303	754,53	314670,240	7392488,700
53	0,737	-0,679	0,286	316371,051	7392440,121	765,66	316370,370	7392440,410
50	0,733	-0,364	0,637	316653,196	7392699,964	786,11	316652,830	7392700,600
47	0,698	0,363	-0,596	316191,703	7391355,752	785,64	316192,070	7391355,160
57	0,638	-0,596	0,228	313186,184	7393113,143	764,24	313185,590	7393113,370
67	0,620	0,620	0,024	313997,648	7392220,532	756,56	313998,270	7392220,560
42	0,518	-0,404	-0,324	315984,073	7393095,593	767,12	315983,670	7393095,270

Tabela B.6 – Validação planimétrica das orto-imagens da Área 2, imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada.

	Resíduos		
	Total	dE	dN
MÉDIA	0,347	-0,346	-0,032
DESVIO PADRÃO	1,630	1,160	1,145
VALOR MÍNIMO		-2,990	-2,655
VALOR MÁXIMO		1,968	1,842
RMSE	1,621	1,177	1,115

## APÊNDICE C – CLASSES DE COBERTURA DO SOLO

A Tabela C.1 relaciona as classes de cobertura do solo adotadas neste estudo com exemplos encontrados no terreno, representados por recortes da imagem WorldView-II, e as chaves de interpretação para cada tipo de alvo, conforme proposto por Florenzano (2002).

As chaves de interpretação foram desenvolvidas de acordo com o conhecimento de um intérprete humano. Buscou-se caracterizar cada classe de modo completo, embora, nem todas as características relacionadas a cada classe sejam passíveis de uso pelo classificador utilizado.



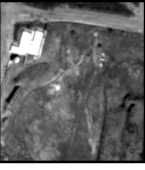
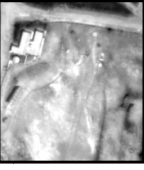

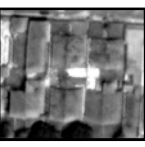
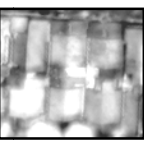
Os elementos de interpretação utilizados foram: tonalidade, cor, forma, tamanho, textura, sombra, padrão, adjacências e localização geográfica, considerando-se a composição colorida R(5) G(3) B(2) para as características relativas às cores dos alvos.

Tabela C.1 – Classes de cobertura do solo.

Classe	Imagem WorldView-II R(5) G(3) B(2)	Características de interesse
Vegetação Rasteira	 <p>B3 – Green      B8 – NIR-2</p>	<p>Cor: Verde claro a médio.</p> <p>Tom: Muito claro a branco nas bandas <i>NIR-1</i> e <i>2</i>; cinza claro na banda <i>Red-Edge</i>; tons escuros nas bandas do visível (<i>Coastal, Blue, Green, Yellow, Red</i>).</p> <p>Forma: Irregular; alongada (canteiros centrais); retangular (jardins privados, campos de futebol).</p> <p>Tamanho: Variável.</p> <p>Textura: Lisa (gramados) a pouco rugosa (capim, arbustos).</p> <p>Sombra: Não há.</p> <p>Padrão: Não há.</p> <p>Adjacências: Variável.</p> <p>Localização: Dentro de quadras, em canteiros centrais e rotatórias de ruas; jardins públicos e privados, campos de futebol, etc.</p>

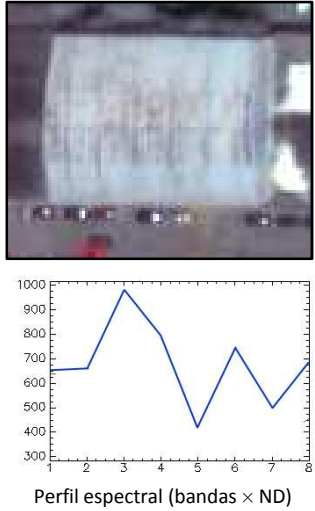
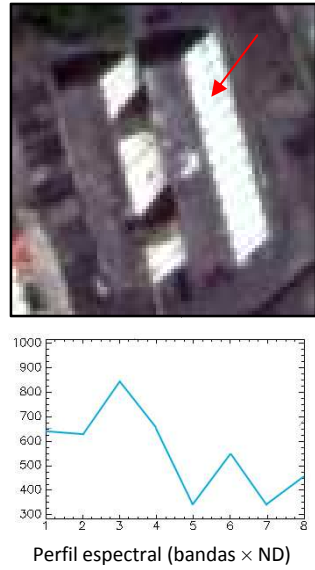

(continua)

Tabela C.1 – Classes de cobertura do solo (continuação).

Classe	Imagem WorldView-II R(5) G(3) B(2)	Características de interesse
Vegetação Arbórea		<p>Cor: Verde médio a escuro.</p> <p>Tom: Muito claro a branco nas bandas <i>NIR-1</i> e <i>2</i>; cinza claro na banda <i>Red-Edge</i>; tons escuros nas bandas do visível (<i>Coastal, Blue, Green, Yellow, Red</i>).</p> <p>Forma: Irregular; circular (árvores isoladas).</p> <p>Tamanho: Variável.</p> <p>Textura: Rugosa (devido à sombra).</p> <p>Sombra: Sombra estreita, a noroeste do objeto.</p> <p>Padrão: Variável.</p> <p>Adjacências: Vegetação rasteira (aglomerações de árvores); asfalto (unidades isoladas).</p> <p>Localização: Dentro de quadras, mas suas copas cobrem parcial ou totalmente algumas ruas.</p>
Solo Exposto	   <p>B2 – Blue      B4 – Yellow</p>	<p>Cor: Laranja claro a marrom escuro (cores avermelhadas).</p> <p>Tom: Muito claro a branco nas bandas <i>Yellow, Red</i> e <i>Red-Edge</i>; tons médios a escuros nas bandas <i>Coastal, Blue, Green, NIR-1</i> e <i>2</i>.</p> <p>Forma: Irregular; alongada (em ruas não pavimentadas); retangular (quadras de terra de futebol).</p> <p>Tamanho: Variável.</p> <p>Textura: Lisa (quadras de terra, terrenos terraplanados, ruas não pavimentadas) a pouco rugosa (áreas desocupadas, terrenos não terraplanados).</p> <p>Sombra: Não há.</p> <p>Padrão: Não há.</p> <p>Adjacências: Variável.</p> <p>Localização: Dentro de quadras, em terrenos desocupados, áreas em construção; ou em ruas não pavimentadas.</p>
Telha Cerâmica	   <p>B1 – Coastal      B8 – NIR-2</p>	<p>Cor: Laranja médio a marrom escuro (cores avermelhadas).</p> <p>Tom: Muito claro nas bandas <i>NIR-1</i> e <i>2</i>; claro nas bandas <i>Yellow, Red</i> e <i>Red-Edge</i>; tons médios a escuros nas bandas <i>Coastal, Blue, Green</i>.</p> <p>Forma: Retangular (unidades isoladas).</p> <p>Tamanho: 150 a 300 m<sup>2</sup> (unidades isoladas).</p> <p>Textura: Lisa a pouco rugosa (mescla de telhas escuras e claras).</p> <p>Sombra: Estreita, a noroeste do alvo.</p> <p>Padrão: Não há.</p> <p>Adjacências: Classes: Telha Cerâmica, Asfalto, Cobertura em Cimento Médio, Sombras.</p> <p>Localização: Dentro de quadras.</p>


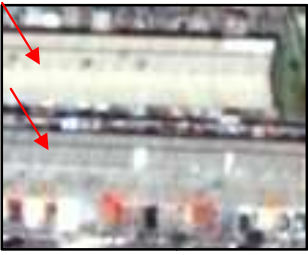

(continua)

Tabela C.1 – Classes de cobertura do solo (continuação).

Classe	Imagem WorldView-II R(5) G(3) B(2)	Características de interesse
Telha Metálica	 <p>Perfil espectral (bandas × ND)</p>	<p>Cor: Azul claro a branco; cinza claro (azulado).</p> <p>Tom: Mais brilhante na banda <i>Green</i>; claro nas bandas <i>Coastal</i>, <i>Blue</i> e <i>Yellow</i>; tons médios de cinza na banda <i>Red-Edge</i>; escuros nas bandas <i>Red</i>, <i>NIR-1</i> e 2.</p> <p>Intensidade: brilho muito superior se comparado à classe Cobertura em Cimento Claro.</p> <p>Forma: Retangular (predominantemente).</p> <p>Tamanho: Variável.</p> <p>Textura: Lisa a pouco rugosa.</p> <p>Sombra: Sombra estreita, a noroeste do objeto; pode ajudar a indicar se a cobertura é arredondada ou plana.</p> <p>Padrão: Variável.</p> <p>Adjacências: Variável.</p> <p>Localização: Dentro de quadras.</p>
Cobertura em Cimento Claro	 <p>Perfil espectral (bandas × ND)</p>	<p>Cor: Cinza claro a branco.</p> <p>Tom: Mais brilhante na banda <i>Green</i>; claro nas bandas <i>Coastal</i>, <i>Blue</i> e <i>Yellow</i>; tons médios de cinza na banda <i>Red-Edge</i>; escuros nas bandas <i>Red</i>, <i>NIR-1</i> e 2.</p> <p>Intensidade: brilho muito inferior se comparado à classe Telha Metálica.</p> <p>Forma: Retangular (coberturas); trapezoidal (laterais de edifícios).</p> <p>Tamanho: Variável.</p> <p>Textura: Lisa (coberturas) a pouco rugosa (laterais de edifícios / sombras = janelas).</p> <p>Sombra: Sombra a noroeste do objeto; pode ajudar a indicar se se trata de lateral de prédio.</p> <p>Padrão: Repetição observada na área-teste A (fachadas de edifícios).</p> <p>Adjacências: Variável.</p> <p>Localização: Dentro de quadras.</p>
Cobertura em Cimento Médio	 <p>Perfil espectral (bandas × ND)</p>	<p>Cor: Cinza médio.</p> <p>Tom: Mais brilhante na banda <i>Coastal</i> e <i>Green</i>; claro na banda <i>Blue</i>; tons médios de cinza nas bandas <i>Yellow</i>, <i>Red-Edge</i> e <i>NIR-2</i>; escuros nas bandas <i>Red</i> e <i>NIR-1</i>.</p> <p>Intensidade: brilho muito inferior se comparado à classe Cobertura em Cimento Claro.</p> <p>Forma: Retangular (predominantemente).</p> <p>Tamanho: Variável.</p> <p>Textura: Lisa (laje plana) a pouco rugosa (telhas de fibrocimento de perfil ondulado).</p> <p>Sombra: Sombra estreita, a noroeste do objeto;</p> <p>Padrão: Não há.</p> <p>Adjacências: Variável.</p> <p>Localização: Dentro de quadras.</p>

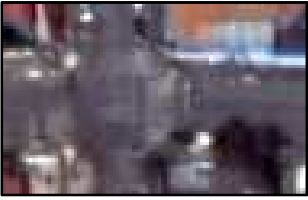

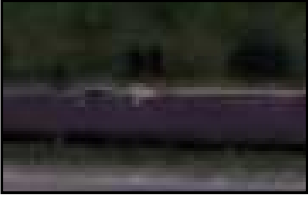
(continua)

Tabela C.1 – Classes de cobertura do solo (continuação).

Classe	Imagem WorldView-II R(5) G(3) B(2)	Características de interesse
Cobertura em Cimento Escuro		<p>Cor: Cinza escuro. Tom: Mais brilhante na banda <i>Coastal</i> e <i>Green</i>; claro na banda <i>Blue</i>; tons médios de cinza nas bandas <i>Yellow</i>, <i>Red-Edge</i> e <i>NIR-2</i>; escuros nas bandas <i>Red</i> e <i>NIR-1</i>. Intensidade: brilho muito superior se comparado à classe Cobertura em Cimento Médio.</p> <p>Forma: Retangular (predominantemente). Tamanho: Variável. Textura: Lisa a pouco rugosa. Sombra: Sombra estreita, a noroeste do objeto. Padrão: Variável. Adjacências: Variável. Localização: Dentro de quadras, como cobertura de edificações.</p>
Telha de Cimento Pigmentada		<p>Cor: Cinza claro. Tom: Mais brilhante na banda <i>Green</i> e <i>Yellow</i>; claro nas bandas <i>Coastal</i>, <i>Blue</i> e <i>Red-Edge</i>; escuros nas bandas <i>Red</i> e <i>NIR-1</i> e <i>NIR-2</i>.</p> <p>Forma: Retangular. Tamanho: 150 a 200 m<sup>2</sup> (unidades isoladas). Textura: Lisa. Sombra: Sombra estreita, a noroeste do objeto. Padrão: Repetição – conjunto habitacional. Adjacências: Classes: Asfalto, Vegetação Rasteira, Cobertura em Cimento Médio. Localização: Dentro de quadras, como cobertura de edificações.</p>
Cobertura em PVC		<p>Cor: Verde e azul escuro Tom: Muito brilhante na banda <i>NIR-2</i>; claro nas bandas <i>Coastal</i> e <i>Green Yellow</i>; tons médios de cinza na banda <i>Blue</i>; escuros nas bandas <i>Red</i>, <i>Red-Edge</i> e <i>NIR-1</i>.</p> <p>Forma: Retangular. Tamanho: 90 e 1000 m<sup>2</sup> (unidades isoladas). Textura: Lisa. Sombra: Sombra estreita, a noroeste do objeto. Padrão: Não há. Adjacências: Variável. Localização: Dentro de quadras, como cobertura de edificações ou cobertura sobre passagem de pedestres.</p>

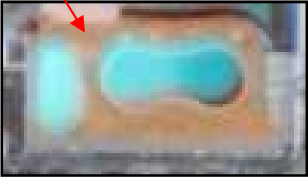
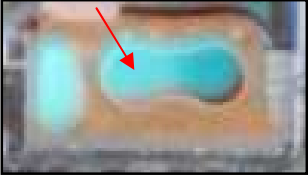

(continua)

Tabela C.1 – Classes de cobertura do solo (continuação).

Classe	Imagem WorldView-II R(5) G(3) B(2)	Características de interesse
Asfalto		<p>Cor: Cinza escuro.  Tom: Mais brilhante na banda <i>Green</i>; claro na banda <i>Coastal</i>; tons claros nas bandas <i>Blue</i> e <i>Yellow</i>; tons médios de cinza na banda <i>Red-Edge</i>; escuros nas bandas <i>Red</i>, <i>NIR-1</i> e <i>2</i>.  Forma: Alongada (ruas); retangular (estacionamentos).  Tamanho: Variável.  Textura: Lisa a pouco rugosa.  Sombra: Não há (ruas); estreita, a noroeste (viadutos).  Padrão: Variável.  Adjacências: Variável.  Localização: Ocorre em ruas pavimentadas e em estacionamentos; ruas internas (conjuntos residenciais).</p>
Sombra		<p>Cor: Preta.  Tom: Os tons dependem da superfície sob a sombra.  Forma: Variável.  Tamanho: Variável.  Textura: Lisa.  Sombra: Não há.  Padrão: Variável.  Adjacências: Variável.  Localização: Ocorre em toda a cena, pois a imagem não foi coletada com sensor e sol ao nadir.</p>
Córrego		<p>Cor: Cinza muito escuro a preto.  Tom: Mais claros nas bandas <i>Coastal</i>, <i>Blue</i> e <i>Green</i>; tons médios na banda <i>Yellow</i>; tons muito escuros nas bandas <i>Red</i>, <i>Red-Edge</i>, <i>NIR-1</i> e <i>2</i>.  Forma: Alongada.  Tamanho: Grande.  Textura: Lisa.  Sombra: Estreita, a noroeste.  Padrão: Variável.  Adjacências: Vegetação Rasteira em suas bordas e trilhas de Solo Exposto paralelas às margens.  Localização: Ocorre junto ao Rodoanel, com orientação Norte-Sul, nas áreas-teste A, B, C e E.</p>

(continua)

Tabela C.1 – Classes de cobertura do solo (continuação).

Classe	Imagem WorldView-II R(5) G(3) B(2)	Características de interesse
<p>Piso em Pedra Natural</p>		<p>Cor: Bege escuro.                      Tom: Mais brilhante nas banda <i>Green</i>, <i>Yellow</i> e <i>Red-Edge</i>; tons claros nas bandas e; tons médios de cinza nas bandas <i>Coastal</i>, <i>Blue</i> e <i>NIR-2</i>; escuros nas bandas <i>Red</i> e <i>NIR-1</i>.                      Forma: Retangular, "furada" pelos objetos da classe Piscina.                      Tamanho: 800 m<sup>2</sup>.                      Textura: Lisa.                      Sombra: Não há.                      Padrão: Ocorre somente uma vez.                      Adjacências: -                      Localização: Dentro de quadra, junto a objetos da classe Piscina.</p>
<p>Piscina</p>	 	<p>Cor: Azul ciano.                      Tom: Muito brilhante na banda <i>Green</i>; brilhante nas bandas <i>Coastal</i> e <i>Blue</i>; tons médios de cinza na banda <i>Yellow</i>; escuros nas bandas <i>Red</i>, <i>Red-Edge</i>, <i>NIR-1</i> e <i>2</i>.                      Forma: Retangular (junto a residências); amebóides (clube ADPM).                      Tamanho: 10 a 20 m<sup>2</sup> (residências); 200 m<sup>2</sup> (clube).                      Textura: Lisa.                      Sombra: Não há.                      Padrão: Não há.                      Adjacências: -                      Localização: Dentro de quadra.</p>



## APÊNDICE D – PARÂMETROS DE SEGMENTAÇÃO

O primeiro nível de segmentação separou quadras de ruas, utilizando o segmentador *TerraAida\_Shapefile\_Import* e os dados vetoriais com os limites das quadras de cada área-teste. O segundo nível de segmentação (onde se localizam as classes de cobertura do solo propriamente ditas) utilizou o segmentador *TerraAida\_Baatz\_Segmenter* (BAATZ; SCHÄPE, 2000). Este algoritmo usa o conceito de crescimento de regiões, sendo ajustado pela definição, por parte do analista, do parâmetro de escala, dos pesos de cada banda espectral da imagem a ser segmentada, dos pesos de cor e de compacidade.

As Tabelas D.1 a D.5 mostram os parâmetros utilizados para segmentação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada de cada área-teste. Na coluna "Pesos: Bandas", estão inseridos os pesos relativos às oito bandas do sensor WorldView-II (*Coastal, Blue, Green, Yellow, Red, Red-Edge, Near Infra-Red 1 e Near Infra-Red-2*) e às quatro bandas das imagens QuickBird-II-simuladas (*Blue, Green, Red, e Near Infra-Red*), respectivamente.

Tabela D.1 – Parâmetros utilizados para segmentação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada da área-teste A.

Área-teste: A		WorldView-II				QuickBird-II-simulada			
Nível -1	Nível - 2 Classes	Pesos: Bandas	Peso: Compacidade	Peso: Cor	Escala	Pesos: Bandas	Peso: Compacidade	Peso: Cor	Escala
QUADRAS	VEG. RASTEIRA	1;1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	15	1;1;1;1	0.8	0.3	15
	VEG. ARBÓREA	1;1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	15	1;1;1;1	0.8	0.3	15
	SOLO EXPOSTO	1;1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	15
	TELHA CERÂMICA	1;1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	15
	TELHA METÁLICA	1;1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	15
	COB.CIM.CLARO	1;1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	15
	COB.CIM.MÉDIO	1;1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	15
	ASFALTO	1;1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	15
	SOMBRA	1;1;1;1;1;1;1;1	0.1	0.4	10	1;1;1;1	0.2	0.8	10
COBERTURA PVC	1;1;1;1;1;1;1;1	0.2	0.1	20	1;1;1;1	0.8	0.3	15	
RUAS	VEG. ARBÓREA	1;1;1;1;1;1;1;1	0.5	0.8	3	1;1;1;1	0.8	0.3	3
	SOLO EXPOSTO	1;1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	15
	ASFALTO	1;1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	15
	SOMBRA	1;1;1;1;1;1;1;1	0.5	0.8	5	1;1;1;1	0.2	0.8	2

Tabela D.2 – Parâmetros utilizados para segmentação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada da área-teste B.

Área-teste: B		WorldView-II				QuickBird-II-simulada			
Nível -1	Nível - 2 Classes	Pesos: Bandas	Peso: Compacidade	Peso: Cor	Escala	Pesos: Bandas	Peso: Compacidade	Peso: Cor	Escala
QUADRAS	VEG. RASTEIRA	0;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	20
	VEG. ARBÓREA	0;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	10	1;1;1;1	0.8	0.3	20
	SOLO EXPOSTO	0;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	20
	TELHA CERÂMICA	0;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	20
	TELHA METÁLICA	0;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	20
	COB.CIM.MÉDIO	0;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	20
	COB.CIM.ESCURO	0;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	20
	ASFALTO	0;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	20
	SOMBRA	0;1;1;1;1;1;1	0.1	0.4	10	1;1;1;1	0.2	0.8	10
RUAS	CÓRREGO	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	10	1;1;1;1	0.8	0.3	10
	VEG. ARBÓREA	1;1;1;1;1;1;1	0.5	0.8	3	1;1;1;1	0.8	0.3	3
	SOLO EXPOSTO	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	20
	ASFALTO	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.4	20	1;1;1;1	0.8	0.3	20
	SOMBRA	1;1;1;1;1;1;1	0.5	0.8	5	1;1;1;1	0.2	0.8	10

Tabela D.3 – Parâmetros utilizados para segmentação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada da área-teste C.

Área-teste: C		WorldView-II				QuickBird-II-simulada			
Nível -1	Nível - 2 Classes	Pesos: Bandas	Peso: Compacidade	Peso: Cor	Escala	Pesos: Bandas	Peso: Compacidade	Peso: Cor	Escala
QUADRAS	VEG. RASTEIRA	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.8	10	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	VEG. ARBÓREA	1;1;1;1;1;1;1	0.5	0.8	3	1;1;1;1	0.9	0.3	5
	SOLO EXPOSTO	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.8	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	TELHA CERÂMICA	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.8	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	TELHA METÁLICA	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.8	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	COB.CIM.MÉDIO	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.8	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	COB.CIM.ESCURO	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.8	20	1;1;1;1	0.9	0.3	10
	SOMBRA	1;1;1;1;1;1;1	0.1	1	5	1;1;1;1	0.1	0.9	2
	CÓRREGO	1;1;1;1;1;1;1	0.1	1	10	1;1;1;1	0.9	0.3	20
RUAS	VEG. ARBÓREA	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.8	5	1;1;1;1	0.9	0.3	3
	ASFALTO	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.2	10	1;1;1;1	0.8	0.2	10
	SOMBRA	1;1;1;1;1;1;1	0.1	1	5	1;1;1;1	0.1	0.9	2

Tabela D.4 – Parâmetros utilizados para segmentação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada da área-teste D.

Área-teste: D		WorldView-II				QuickBird-II-simulada			
Nível -1	Nível - 2 Classes	Pesos: Bandas	Peso: Compacidade	Peso: Cor	Escala	Pesos: Bandas	Peso: Compacidade	Peso: Cor	Escala
QUADRAS	VEG. RASTEIRA	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.4	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	VEG. ARBÓREA	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.4	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	SOLO EXPOSTO	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.4	20	1;1;1;1	0.9	0.3	10
	TELHA CERÂMICA	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.4	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	TELHA METÁLICA	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.4	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	COB.CIM.MÉDIO	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.4	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	COB.CIM.ESCURO	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.4	20	1;1;1;1	0.9	0.3	10
SOMBRA	1;1;1;1;1;1;1	0.1	0.8	10	1;1;1;1	0.1	0.9	2	
RUAS	VEG. ARBÓREA	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.4	4	1;1;1;1	0.9	0.3	3
	SOLO EXPOSTO	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.4	20	1;1;1;1	0.9	0.3	10
	ASFALTO	1;1;1;1;1;1;1	0.8	0.4	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	SOMBRA	1;1;1;1;1;1;1	0.1	0.8	5	1;1;1;1	0.1	0.9	5

Tabela D.5 – Parâmetros utilizados para segmentação das imagens WorldView-II e QuickBird-II-simulada da área-teste E.

Área-teste: E		WorldView-II				QuickBird-II-simulada			
Nível -1	Nível - 2 Classes	Pesos: Bandas	Peso: Compacidade	Peso: Cor	Escala	Pesos: Bandas	Peso: Compacidade	Peso: Cor	Escala
QUADRAS	VEG. RASTEIRA	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.3	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	VEG. ARBÓREA	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.3	20	1;1;1;1	0.9	0.3	10
	SOLO EXPOSTO	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.3	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	TELHA CERÂMICA	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.3	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	TELHA METÁLICA	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.3	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	COB. CIM. CLARO	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.3	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	COB. CIM. MÉDIO	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.3	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	COB. CIM. ESCURO	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.3	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	ASFALTO	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.3	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	SOMBRA	1;1;1;1;1;1;1	0.1	0.8	10	1;1;1;1	0.1	0.8	5
	CÓRREGO	1;1;1;1;1;1;1	0.1	0.8	10	1;1;1;1	0.1	0.8	10
	P. PEDRA NATURAL	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.3	10	1;1;1;1	0.9	0.3	10
PISCINA	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.3	10	1;1;1;1	0.9	0.3	10	
RUAS	VEG. RASTEIRA	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.3	20	1;1;1;1	0.9	0.3	20
	VEG. ARBÓREA	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.3	5	1;1;1;1	0.9	0.3	5
	ASFALTO	1;1;1;1;1;1;1	0.9	0.3	10	1;1;1;1	0.9	0.3	10
	SOMBRA	1;1;1;1;1;1;1	0.1	0.8	5	1;1;1;1	0.1	0.9	5



## APÊNDICE E – PARÂMETROS DE CLASSIFICAÇÃO

Os projetos para a classificação da cobertura do solo de cada área-teste foram estruturados da seguinte forma: primeiramente, a imagem de entrada é dividida em Quadras e Ruas com o uso do importador de *shapefile*, conforme ilustra a Figura E.1.

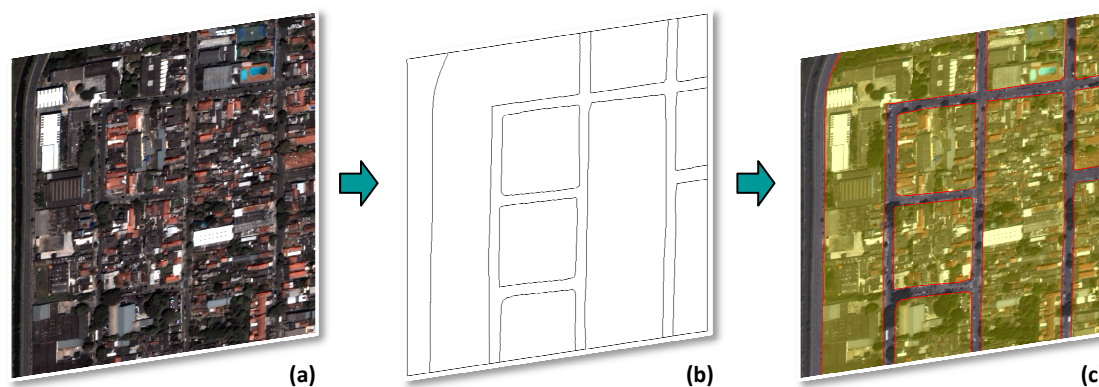


Figura E.1 – Segmentação de quadras e ruas utilizando *TerraAIDA\_shapefile\_import*.

Em (a) os dados de entrada, (b) (em formato *shapefile*) com limites das quadras e ruas e (c) resultado da segmentação, sendo em amarelo os objetos Quadras, em cinza, Ruas, e as bordas vermelhas, os limites de cada segmento.

Em seguida, a máscara de Ruas é repassada aos seus nós-filhos, que realizarão a segmentação e a geração de hipóteses para cada classe de cobertura do solo. O mesmo ocorre com os nós-filhos de Quadras.

A segmentação nos nós-folhas (por exemplo, Vegetação Arbórea, Asfalto, etc.) é realizada utilizando o *TerraAIDA\_Baatz\_segmenter*. No momento da segmentação, já são geradas as hipóteses de objetos, conforme as regras de decisão estabelecidas pelo analista.

A Figura E.2 mostra como foram estruturadas as redes semânticas para os projetos. Em verde, estão as etapas *bottom-up*, e em azul, as *top-down*.

As regras de decisão para cada classe foram definidas por meio da análise exploratória interativa dos atributos e limiares. As Figuras E.3 a E.1000 mostram exemplos de regras de decisão aplicadas aos operadores top-down para cada uma das quinze classes de cobertura do solo utilizadas neste trabalho.

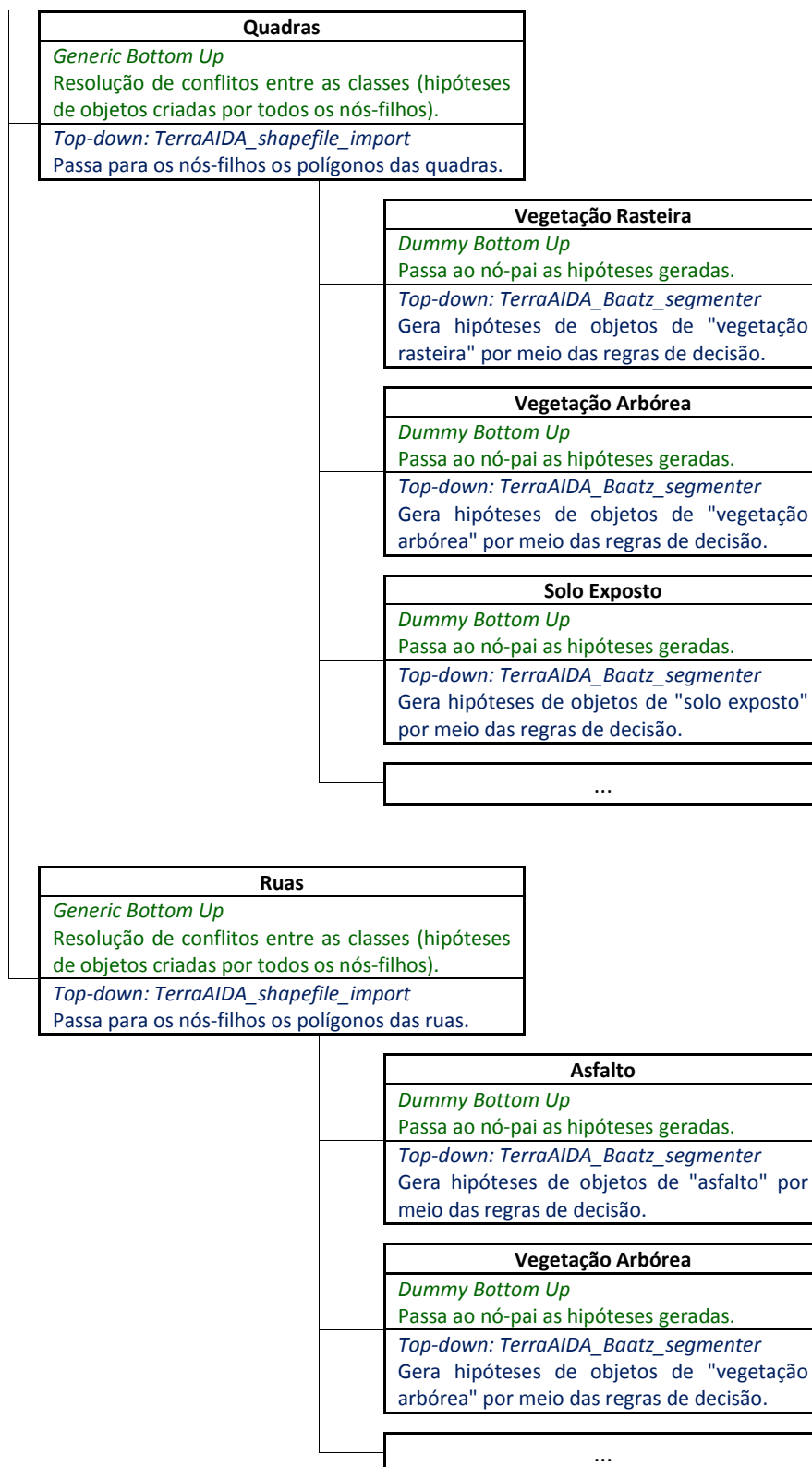


Figura E.2 – Estrutura típica das redes semânticas utilizadas nas classificações. Cada nó possui regras associadas a operadores *top-down* (em azul), e a operadores *bottom-up* (em verde).

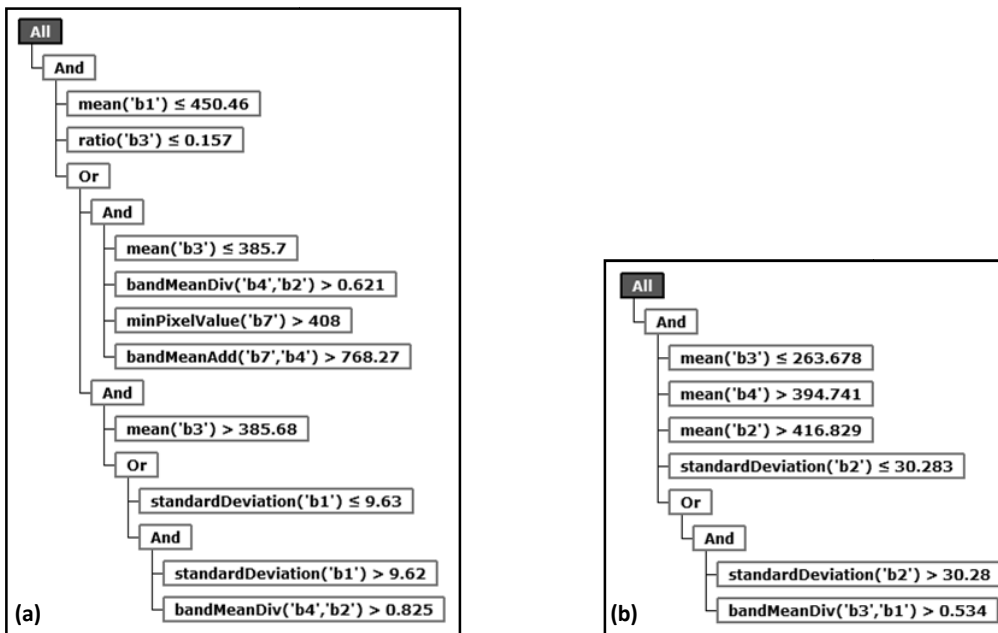


Figura E.3 – Regras de decisão para a classe Vegetação Rasteira na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste B.

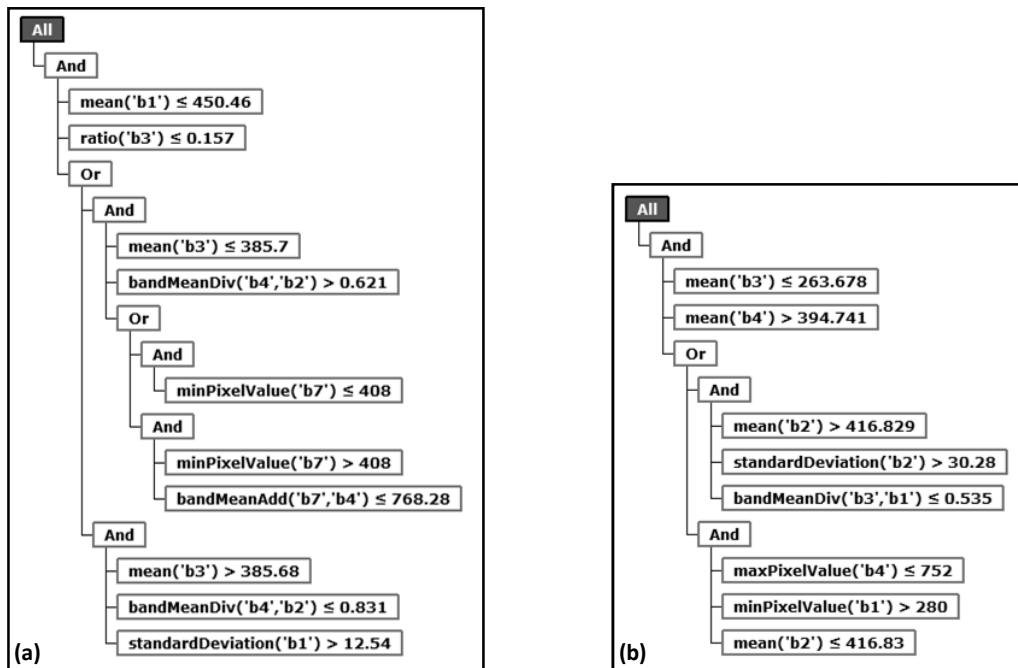


Figura E.4 – Regras de decisão para a classe Vegetação Arbórea na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste B.

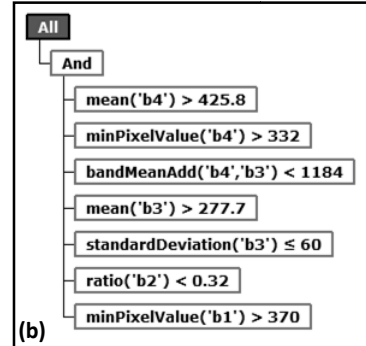
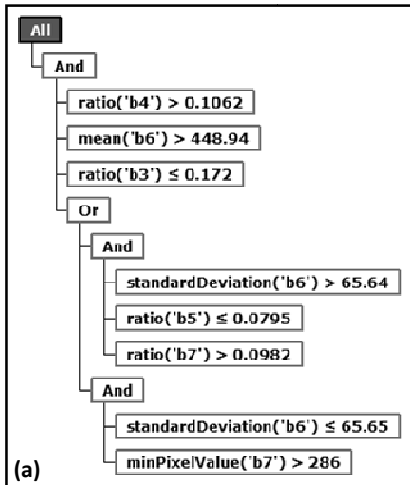


Figura E.5 – Regras de decisão para a classe Solo Exposto na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste D.

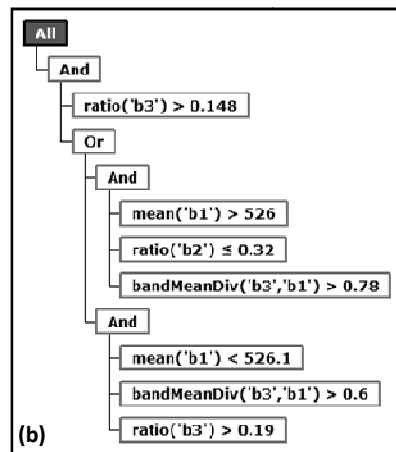
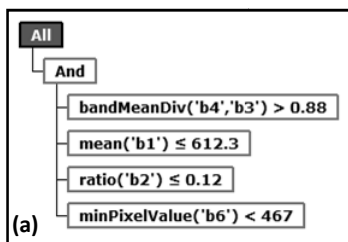


Figura E.6 – Regras de decisão para a classe Telha Cerâmica na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste A.

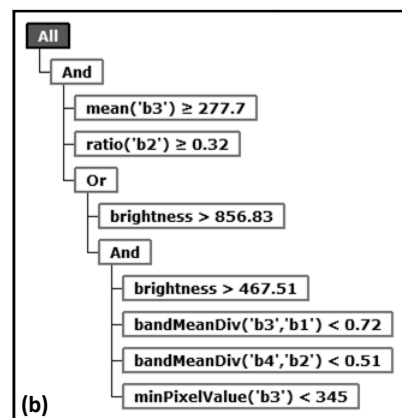
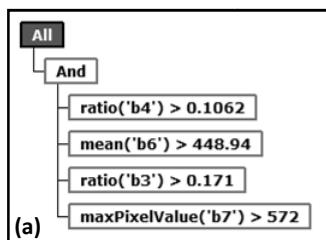


Figura E.7 – Regras de decisão para a classe Telha Metálica na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste D.



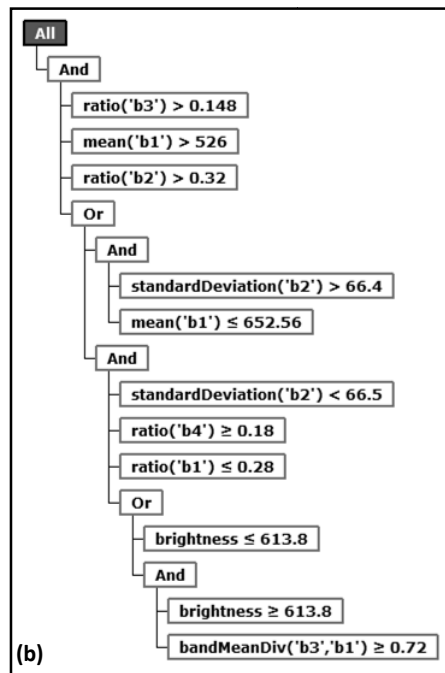
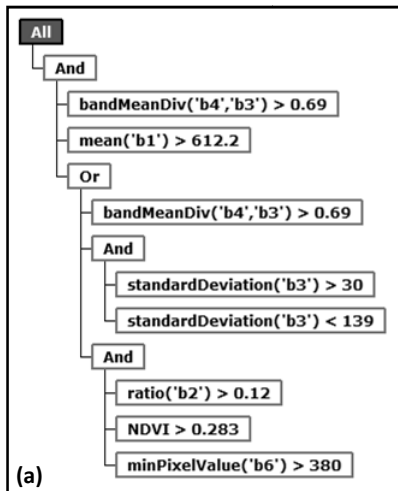


Figura E.8 – Regras de decisão para a classe Cobertura em Cimento Claro na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste A.

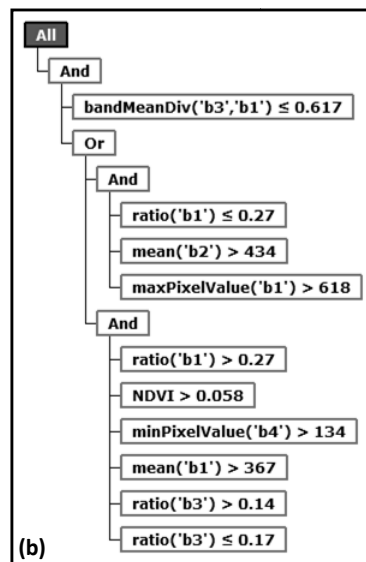
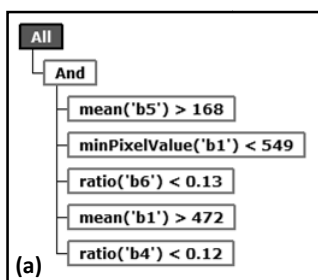


Figura E.9 – Regras de decisão para a classe Cobertura em Cimento Médio na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste C.

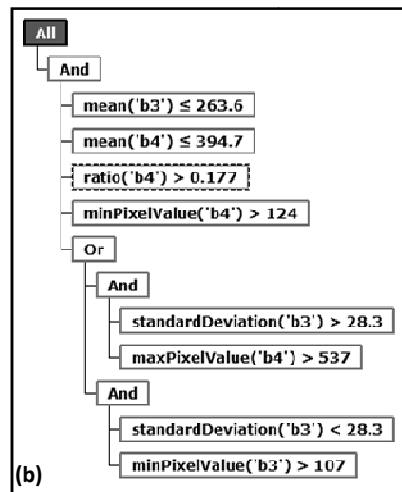
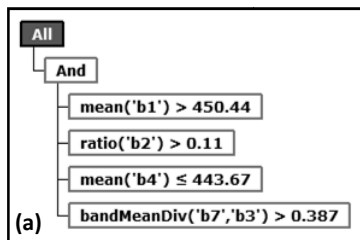


Figura E.10 – Regras de decisão para a classe Cobertura em Cimento Escuro na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste B.

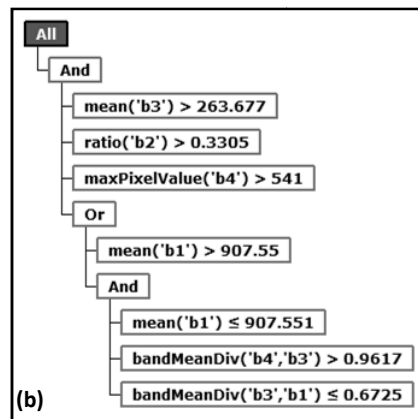
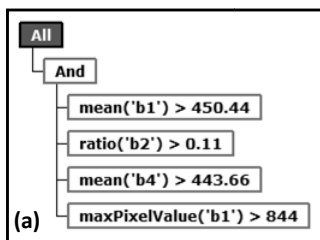


Figura E.11 – Regras de decisão para a classe Telha de Cimento Pigmentada na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste B.

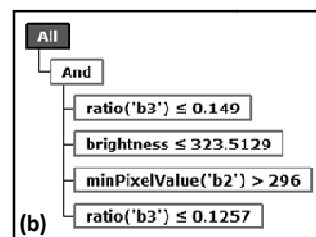
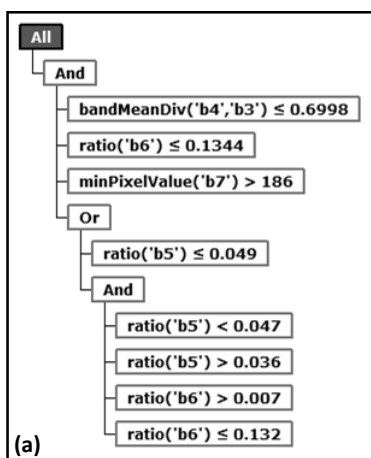


Figura E.12 – Regras de decisão para a classe Cobertura em PVC na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste A.

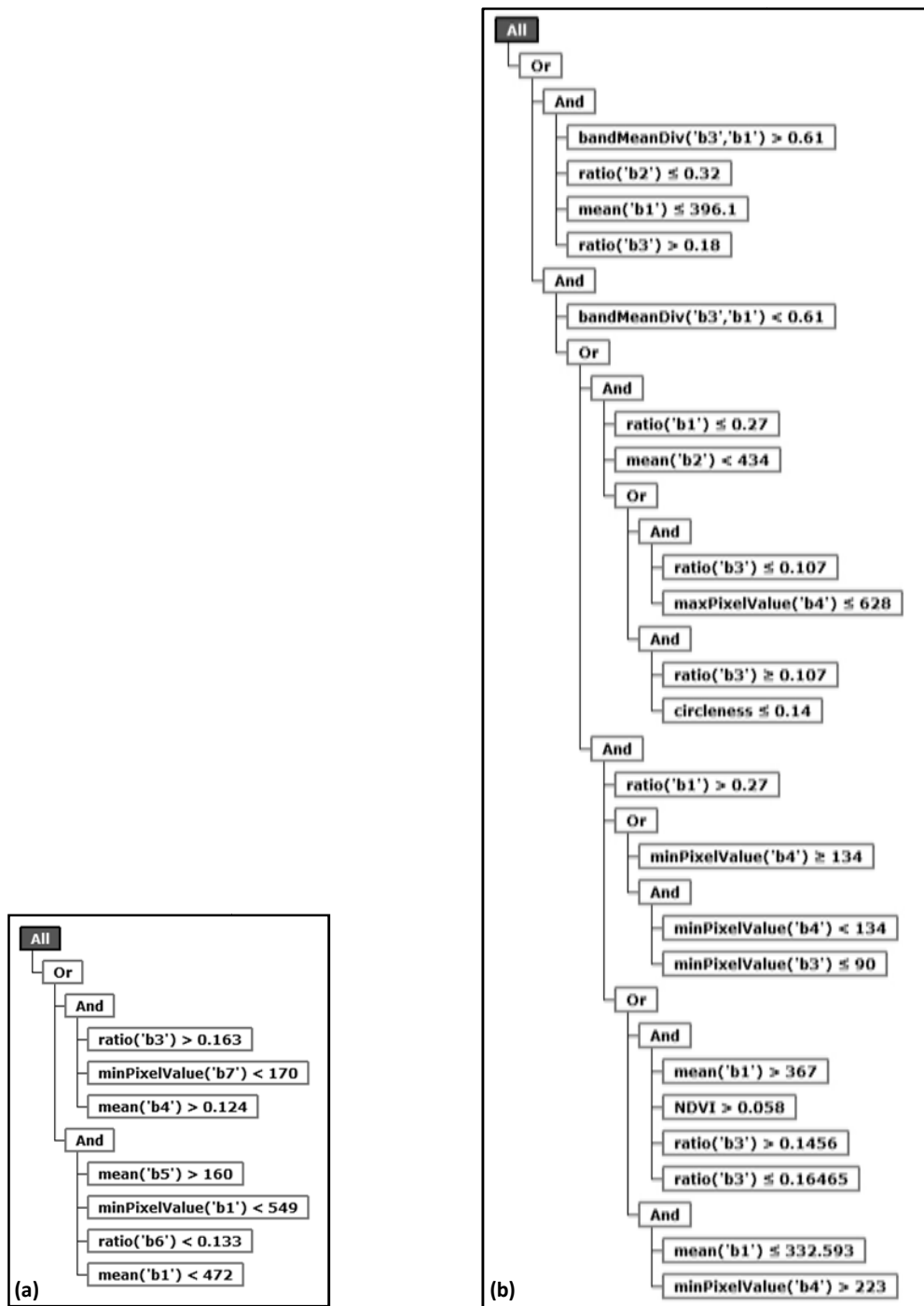


Figura E.13 – Regras de decisão para a classe Sombra na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste C.

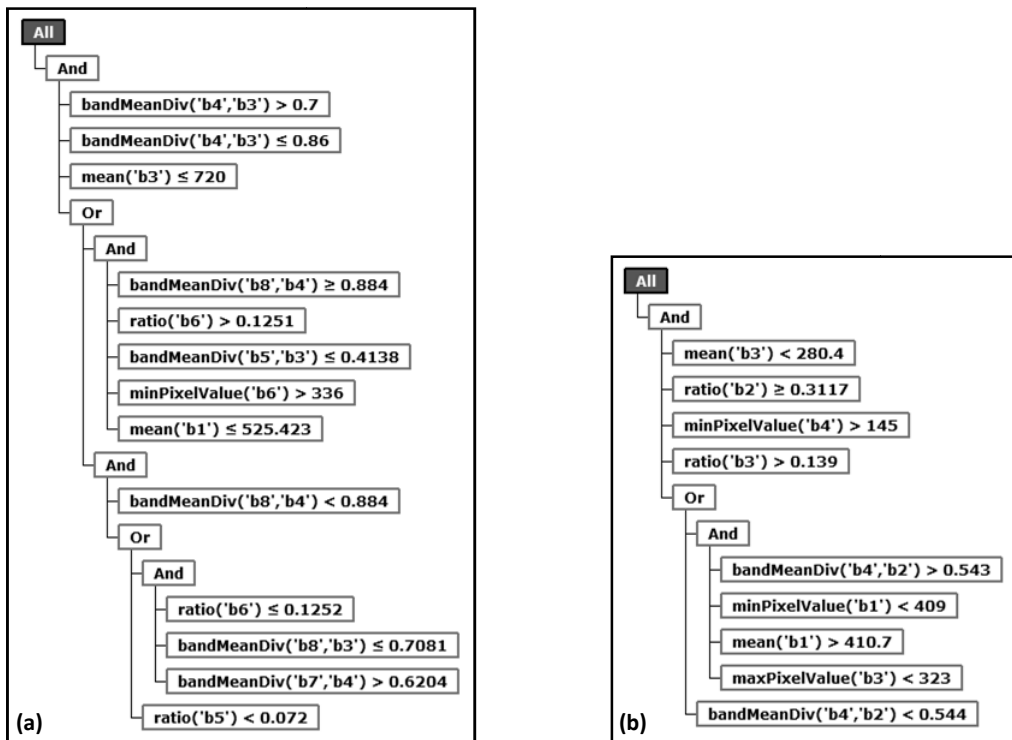


Figura E.14 – Regras de decisão para a classe Asfalto na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste E.

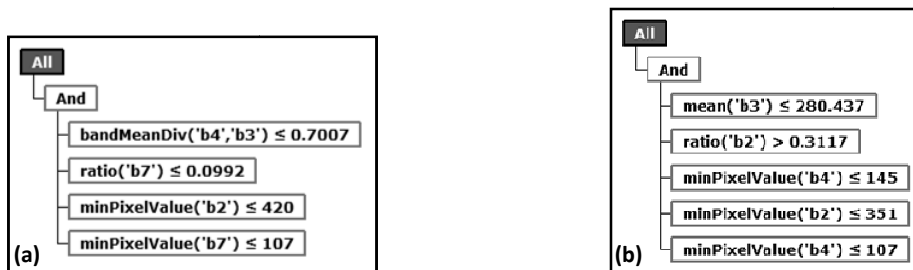


Figura E.15 – Regras de decisão para a classe Córrego na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste E.

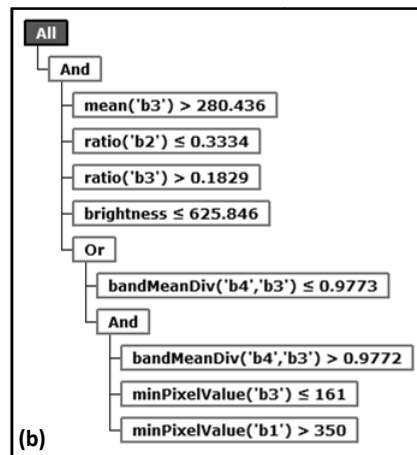
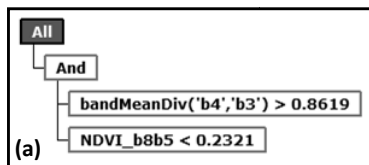


Figura E.16 – Regras de decisão para a classe Piso em Pedra Natural na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste E.

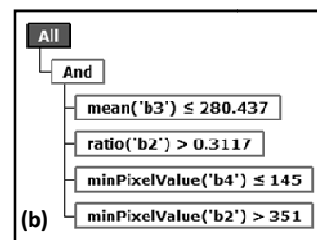
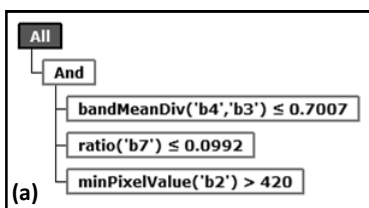


Figura E.17 – Regras de decisão para a classe Piscina na classificação das imagens (a) WorldView-II e (b) QuickBird-II-simulada, da área-teste E.



## **APÊNDICE F – AVALIAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES**

A matriz de confusão é comumente utilizada para avaliar os erros do resultado final de uma classificação em relação aos dados de referência (CONGALTON; GREEN, 1999; LILLESAND et al., 2008). Segundo Congalton e Green (1999), este é um método para 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, calculam-se também medidas descritivas, como a exatidão global, do usuário e do produtor.

A exatidão global é uma das medidas mais simples, sendo calculada pela razão entre a soma de todos os elementos classificados corretamente e o número total de elementos da matriz.

As acurácias das categorias individuais são calculadas através da exatidão do usuário e do produtor.

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. Esta medida reflete os erros de comissão da classificação e indica a probabilidade de um elemento classificado em uma determinada classe realmente pertencer à mesma (LILLESAND et al., 2008).

A exatidão do produtor é a razão entre o número de elementos classificados corretamente em uma determinada 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.

### **Índice *Kappa* e *Kappa*-condicional**

A estatística *Kappa*, introduzida por Cohen (1960), é uma medida largamente utilizada da acurácia de classificação. Este índice reflete a proporção de acerto após a

eliminação do acerto por acaso (ROSENFELD; FITZPATRICK-LINS, 1986) e é calculado a partir da matriz de confusão, com base na diferença entre concordância observada (diagonal principal da matriz de confusão com a exatidão global) e a chance de concordância entre os dados de referência e uma classificação aleatória (produto entre os totais marginais da matriz) (CONGALTON; GREEN, 1999). Pelo fato de incorporar em seu cálculo não só os elementos da diagonal principal, mas indiretamente toda a matriz de confusão, o índice *Kappa* representa um valor mais confiável e menos otimista do que a exatidão global. O índice *Kappa* é expresso pela seguinte fórmula:

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

em que:

$N$  : número total de amostras.

$r$  : número de classes.

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

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

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

O *Kappa*-condicional ("*Kappa*-classe") foi proposto por Rosenfield e Fitzpatrick-Lins, (1986) com a finalidade de comparar a exatidão entre duas classes em classificações distintas. É expresso pela fórmula:

$$\hat{K} = \frac{(N \times x_{ii}) - (x_{i+} \times x_{+i})}{(N \times x_{i+}) - (x_{i+} \times x_{+i})} \quad (3)$$

em que:

$N$  : número total de amostras.

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

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

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

A variância do índice *Kappa* permite a realização de dois testes de significância a partir de estatísticas  $Z$ . O primeiro teste diz se a classificação realizada é melhor do que uma classificação aleatória. O segundo permite determinar se a diferença entre duas



matrizes de confusão é significativa. Estes testes foram realizados considerando-se um nível de significância de 5%. Para os dois testes, os valores resultantes maiores que 1,96 confirmam as hipóteses de diferença significativa entre as classificações.

A Tabela F.1 mostra os resultados do teste *Z* que indicou que os resultados das dez classificações são significativamente melhores do que uma classificação aleatória.

Tabela F.1 – Teste *Z* para cada classificação das cinco áreas-teste.

ÁREA-TESTE	IMAGEM	Teste <i>Z</i>
A	WorldView-II	32,03700
A	QuickBird-II - simulada	22,77811
B	WorldView-II	36,48984
B	QuickBird-II - simulada	19,61313
C	WorldView-II	42,90686
C	QuickBird-II - simulada	19,63796
D	WorldView-II	37,48854
D	QuickBird-II - simulada	20,33000
E	WorldView-II	34,08972
E	QuickBird-II - simulada	19,74339

A Tabela F.2 exhibe a matriz de confusão relativa à classificação da imagem WorldView-II da área-teste A. A Tabela F.3 contém os índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo.

Tabela F.2 – Matriz de confusão da classificação da imagem WorldView-II da área-teste A.

Área-teste: A	VEG. RASTEIRA	VEG. ARBÓREA	SOLO EXPOSTO	TELHA CERÂMICA	TELHA METÁLICA	C. CIMENTO CLARO	C. CIMENTO MÉDIO	ASFALTO	SOMBRA	COBERTURA PVC	TOTAL	EXATIDÃO DO USUÁRIO
V. RASTEIRA	24	5	0	0	0	0	0	0	0	0	29	0,8275
V. ARBÓREA	0	12	1	0	0	0	0	0	3	0	16	0,750
SOLO EXP.	3	0	22	1	0	0	2	2	1	0	31	0,7096
T. CERÂMICA	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	10	1
T. METÁLICA	0	0	0	0	24	4	0	1	0	0	29	0,8275
C.CIM.CLARO	0	0	0	0	2	23	2	1	0	0	28	0,8214
C.CIM.MÉDIO	0	1	0	0	1	1	39	0	0	1	43	0,9069
ASFALTO	0	0	0	0	1	2	7	60	0	0	70	0,8571
SOMBRA	1	0	1	0	0	0	1	0	10	0	13	0,7692
COB. PVC	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	10	1
TOTAL	28	18	24	11	28	30	51	64	14	11	279	
EXATIDÃO DO PRODUTOR	0,8571	0,6667	0,9167	0,9091	0,8571	0,7667	0,7647	0,9375	0,7143	0,9091		

Tabela F.3 – Índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem WorldView-II da área-teste A.

Classe	Kappa Condicional	Variância
VEGETAÇÃO RASTEIRA	0,808353	0,005851710
VEGETAÇÃO ARBÓREA	0,732759	0,012998072
SOLO EXPOSTO	0,682353	0,007428665
TELHA CERÂMICA	1,000000	0
TELHA METÁLICA	0,808353	0,005851710
COBERTURA DE CIMENTO CLARO	0,799914	0,006330233
COBERTURA DE CIMENTO MÉDIO	0,886169	0,002845341
ASFALTO	0,814618	0,002708349
SOMBRA	0,757039	0,014804365
COBERTURA DE PVC	1,000000	0

A Tabela F.4 exibe a matriz de confusão relativa à classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste A. A Tabela F.5 contém os índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo.

Tabela F.4 – Matriz de confusão da classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste A.

Área-teste: A	VEG. RASTEIRA	VEG. ARBÓREA	SOLO EXPOSTO	TELHA CERÂMICA	TELHA METÁLICA	C. CIMENTO CLARO	C. CIMENTO MÉDIO	ASFALTO	SOMBRA	COBERTURA PVC	TOTAL	EXATIDÃO DO USUÁRIO
V. RASTEIRA	38	3	0	0	0	0	2	0	1	0	44	0,8636
V. ARBÓREA	4	5	0	0	0	0	2	0	2	0	13	0,3846
SOLO EXP.	3	0	17	1	0	2	7	1	1	0	32	0,5312
T. CERÂMICA	0	0	5	5	0	0	0	0	0	0	10	0,5000
T. METÁLICA	0	0	0	0	16	8	1	1	0	0	26	0,6153
C.CIM.CLARO	0	0	2	0	2	24	3	0	1	0	32	0,7500
C.CIM.MÉDIO	1	1	2	1	1	0	39	1	4	0	50	0,7800
ASFALTO	1	0	0	0	0	0	10	51	2	0	64	0,7968
SOMBRA	0	0	0	0	0	0	0	2	7	0	9	0,7777
COB. PVC	0	0	0	0	0	0	0	0	1	9	10	0,9000
TOTAL	47	9	26	7	19	34	64	56	19	9	290	
EXATIDÃO DO PRODUTOR	0,8085	0,5556	0,6538	0,7143	0,8421	0,7059	0,6094	0,9107	0,3684	1		

Tabela F.5 – Índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste A.

Classe	Kappa Condicional	Variância
VEGETAÇÃO RASTEIRA	0,837262	0,003641478
VEGETAÇÃO ARBÓREA	0,364906	0,018331984
SOLO EXPOSTO	0,485085	0,008413241
TELHA CERÂMICA	0,487633	0,025346802
TELHA METÁLICA	0,588419	0,009696165
COBERTURA DE CIMENTO CLARO	0,716797	0,007085912
COBERTURA DE CIMENTO MÉDIO	0,717699	0,005178737
ASFALTO	0,748264	0,003505206
SOMBRA	0,762198	0,021680727
COBERTURA DE PVC	0,896797	0,009518695

A Tabela F.6 exibe a matriz de confusão relativa à classificação da imagem WorldView-II da área-teste B. A Tabela F.7 contém os índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo.

Tabela F.6 – Matriz de confusão da classificação da imagem WorldView-II da área-teste B.

Área-teste: B  Imagem: WV	VEG. RASTEIRA	VEG. ARBÓREA	SOLO EXPOSTO	TELHA CERÂMICA	TELHA METÁLICA	C. CIMENTO MÉDIO	C. CIMENTO ESCURO	T. CIMENTO PIGMENTADA	ASFALTO	SOMBRA	CÓRREGO	TOTAL	EXATIDÃO DO USUÁRIO
V. RASTEIRA	86	4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	91	0,945
V. ARBÓREA	1	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0,928
SOLO EXP.	1	0	36	1	0	0	1	0	2	1	0	42	0,857
T. CERÂMICA	0	0	1	7	0	2	0	0	0	0	0	10	0,700
T. METÁLICA	0	0	0	0	9	0	0	1	0	0	0	10	0,900
C.CIM.MÉDIO	0	0	0	0	0	12	1	1	1	0	0	15	0,800
C.CIM.ESC.	0	0	0	0	0	0	24	0	1	0	0	25	0,960
T. CIM. PIG.	0	0	0	0	0	1	0	9	0	0	0	10	0,900
ASFALTO	0	0	0	0	0	1	5	0	33	1	0	40	0,825
SOMBRA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	3	10	0,700
CÓRREGO	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	7	10	0,700
TOTAL	89	18	38	8	9	16	31	11	37	10	10	277	
EXATIDÃO DO PRODUTOR	0,966	0,722	0,947	0,875	1	0,750	0,774	0,818	0,891	0,700	0,700		

Tabela F.7 – Índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem WorldView-II da área-teste B.

Classe	Kappa Condicional	Variância
VEGETAÇÃO RASTEIRA	0,919044	0,001184072
VEGETAÇÃO ARBÓREA	0,923607	0,005378620
SOLO EXPOSTO	0,834429	0,003735347
TELHA CERÂMICA	0,691078	0,002178121
TELHA METÁLICA	0,896642	0,009544172
COBERTURA DE CIMENTO MÉDIO	0,787739	0,011748317
COBERTURA DE CIMENTO ESCURO	0,954959	0,001932603
T. CIMENTO PIGMENTADA	0,895865	0,009687989
ASFALTO	0,798021	0,004550286
SOMBRA	0,688764	0,022107668
CÓRREGO	0,688764	0,022107668

A Tabela F.8 exibe a matriz de confusão relativa à classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste B. A Tabela F.9 contém os índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo.

Tabela F.8 – Matriz de confusão da classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste B.

Área-teste: B	VEG. RASTEIRA	VEG. ARBÓREA	SOLO EXPOSTO	TELHA CERÂMICA	TELHA METÁLICA	C. CIMENTO MÉDIO	C. CIMENTO ESCURO	T. CIMENTO PIGMENTADA	ASFALTO	SOMBRA	CÓRREGO	TOTAL	EXATIDÃO DO USUÁRIO
V. RASTEIRA	68	12	0	1	0	0	0	0	3	5	1	90	0,755
V. ARBÓREA	6	8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	15	0,533
SOLO EXP.	4	0	37	0	1	0	4	0	2	0	0	48	0,770
T. CERÂMICA	0	0	4	4	0	1	0	0	0	1	0	10	0,400
T. METÁLICA	0	0	1	0	4	8	0	1	0	0	0	14	0,285
C.CIM.MÉDIO	0	0	1	0	2	7	0	0	0	0	0	10	0,700
C.CIM.ESC.	5	0	0	0	0	0	13	0	0	3	0	21	0,619
T. CIM. PIG.	0	0	1	0	1	0	1	7	0	0	0	10	0,700
ASFALTO	0	0	0	0	0	0	3	0	24	1	0	28	0,857
SOMBRA	0	2	0	0	0	1	1	0	0	7	0	11	0,636
CÓRREGO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	9	10	0,900
TOTAL	83	22	44	5	8	17	22	8	29	19	10	267	
EXATIDÃO DO PRODUTOR	0,819	0,364	0,841	0,800	0,500	0,412	0,591	0,875	0,828	0,368	0,900		

Tabela F.9 – Índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste B.

Classe	Kappa Condicional	Variância
VEGETAÇÃO RASTEIRA	0,645290	0,003500335
VEGETAÇÃO ARBÓREA	0,491429	0,018667191
SOLO EXPOSTO	0,725617	0,004810900
TELHA CERÂMICA	0,388550	0,002380990
TELHA METÁLICA	0,263651	0,014358149
COBERTURA DE CIMENTO MÉDIO	0,679600	0,023404374
COBERTURA DE CIMENTO ESCURO	0,584840	0,012524199
T. CIMENTO PIGMENTADA	0,690734	0,021811394
ASFALTO	0,839736	0,005330558
SOMBRA	0,608504	0,023641082
CÓRREGO	0,896109	0,009639993

A Tabela F.10 exibe a matriz de confusão relativa à classificação da imagem WorldView-II da área-teste C. A Tabela F.11 contém os índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo.

Tabela F.10 – Matriz de confusão da classificação da imagem WorldView-II da área-teste C.

Área-teste: C  Imagem: WV	VEG. RASTEIRA	VEG. ARBÓREA	SOLO EXPOSTO	TELHA CERÂMICA	TELHA METÁLICA	C. CIMENTO MÉDIO	C. CIMENTO ESCURO	ASFALTO	SOMBRA	CÓRREGO	TOTAL	EXATIDÃO DO USUÁRIO
V. RASTEIRA	28	0	0	0	0	0	0	2	0	0	30	0,933
V. ARBÓREA	4	22	0	0	0	0	0	0	0	0	26	0,846
SOLO EXP.	7	0	33	0	0	0	0	0	0	0	40	0,825
T. CERÂMICA	0	0	1	42	1	1	0	0	1	0	46	0,913
T. METÁLICA	0	0	0	0	13	0	0	0	0	0	13	1,000
C.CIM.MÉDIO	0	0	0	0	0	15	0	0	0	0	15	1,000
C.CIM. ESC.	2	1	0	0	0	0	12	1	1	0	17	0,706
ASFALTO	0	0	1	0	0	0	0	68	0	1	70	0,971
SOMBRA	0	0	0	0	0	0	1	0	9	0	10	0,900
CÓRREGO	0	0	0	0	0	0	0	0	2	8	10	0,800
TOTAL	41	23	35	42	14	16	13	71	13	9	277	
EXATIDÃO DO PRODUTOR	0,683	0,957	0,943	1,000	0,929	0,938	0,923	0,958	0,692	0,889		

Tabela F.11 – Índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem WorldView-II da área-teste C.

Classe	Kappa Condicional	Variância
VEGETAÇÃO RASTEIRA	0,921751	0,002812737
VEGETAÇÃO ARBÓREA	0,832223	0,005776284
SOLO EXPOSTO	0,799690	0,004476284
TELHA CERÂMICA	0,897502	0,002323200
TELHA METÁLICA	1,000000	0
COBERTURA DE CIMENTO MÉDIO	1,000000	0
COBERTURA DE CIMENTO ESCURO	0,691399	0,012952511
ASFALTO	0,961581	0,000704834
SOMBRA	0,895076	0,009835082
CÓRREGO	0,793284	0,016842737

A Tabela F.12 exibe a matriz de confusão relativa à classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste C. A Tabela F.13 contém os índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo.

Tabela F.12 – Matriz de confusão da classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste C.

Área-teste: C Imagem: QB - sim	VEG. RASTEIRA	VEG. ARBÓREA	SOLO EXPOSTO	TELHA CERÂMICA	TELHA METÁLICA	C. CIMENTO MÉDIO	C. CIMENTO ESCURO	ASFALTO	SOMBRA	CÓRREGO	TOTAL	EXATIDÃO DO USUÁRIO
V. RASTEIRA	45	8	3	0	0	0	0	0	0	0	56	0,804
V. ARBÓREA	7	8	1	0	0	0	0	0	1	0	17	0,471
SOLO EXP.	7	0	5	10	0	0	0	0	0	0	22	0,227
T. CERÂMICA	0	0	4	22	0	4	0	1	1	0	32	0,688
T. METÁLICA	0	0	0	0	9	3	1	0	3	0	16	0,563
C.CIM.MÉDIO	2	0	0	4	0	16	4	0	3	0	29	0,552
C.CIM. ESC.	0	0	1	1	0	2	9	0	0	0	13	0,692
ASFALTO	0	0	2	0	0	0	5	59	3	0	69	0,855
SOMBRA	0	2	0	2	0	0	1	0	5	2	12	0,417
CÓRREGO	1	0	0	0	0	0	0	0	0	9	10	0,900
TOTAL	62	18	16	39	9	25	20	60	16	11	276	
EXATIDÃO DO PRODUTOR	0,726	0,444	0,313	0,564	1,000	0,640	0,450	0,983	0,313	0,818		

Tabela F.13 – Índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste C.

Classe	Kappa Condicional	Variância
VEGETAÇÃO RASTEIRA	0,746662	0,004273854
VEGETAÇÃO ARBÓREA	0,433653	0,015682208
SOLO EXPOSTO	0,179720	0,007969136
TELHA CERÂMICA	0,636076	0,008415883
TELHA METÁLICA	0,547753	0,015598453
COBERTURA DE CIMENTO MÉDIO	0,507075	0,009331448
COBERTURA DE CIMENTO ESCURO	0,668269	0,018482255
ASFALTO	0,814815	0,002695348
SOMBRA	0,380769	0,02168071
CÓRREGO	0,895849	0,009690628

A Tabela F.14 exibe a matriz de confusão relativa à classificação da imagem WorldView-II da área-teste D. A Tabela F.15 contém os índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo.

Tabela F.14 – Matriz de confusão da classificação da imagem WorldView-II da área-teste D.

Área-teste: D  Imagem: WV	VEG. RASTEIRA	VEG. ARBÓREA	SOLO EXPOSTO	TELHA CERÂMICA	TELHA METÁLICA	C. CIMENTO MÉDIO	C. CIMENTO ESCURO	ASFALTO	SOMBRA	TOTAL	EXATIDÃO DO USUÁRIO
V. RASTEIRA	46	3	1	0	0	1	0	0	0	51	0,902
V. ARBÓREA	1	29	0	0	0	0	0	0	0	30	0,967
SOLO EXP.	1	0	44	0	0	1	2	0	1	49	0,898
T. CERÂMICA	0	0	0	11	0	3	3	0	0	17	0,6470
T. METÁLICA	0	0	0	0	10	0	0	0	0	10	1,000
C.CIM.MÉDIO	0	0	0	2	0	23	0	0	0	25	0,920
C.CIM. ESC.	0	0	0	0	0	8	23	0	2	33	0,697
ASFALTO	0	0	0	0	1	0	1	43	0	45	0,956
SOMBRA	0	0	0	0	0	0	2	0	8	10	0,800
TOTAL	48	32	45	10	11	36	34	43	11	270	
EXATIDÃO DO PRODUTOR	0,958	0,906	0,977	0,846	0,909	0,638	0,741	1	0,727		

Tabela F.15 – Índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem WorldView-II da área-teste D.

Classe	Kappa Condicional	Variância
VEGETAÇÃO RASTEIRA	0,880763	0,002460571
VEGETAÇÃO ARBÓREA	0,962185	0,001371414
SOLO EXPOSTO	0,877551	0,002584184
TELHA CERÂMICA	0,629206	0,014160615
TELHA METÁLICA	1,000000	0
COBERTURA DE CIMENTO MÉDIO	0,907692	0,003857381
COBERTURA DE CIMENTO ESCURO	0,657665	0,007540819
ASFALTO	0,947137	0,001313604
SOMBRA	0,791506	0,017126232



A Tabela F.16 exibe a matriz de confusão relativa à classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste D. A Tabela F.17 contém os índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo.

Tabela F.16 – Matriz de confusão da classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste D.

Área-teste: D  Imagem: QB - sim	VEG. RASTEIRA	VEG. ARBÓREA	SOLO EXPOSTO	TELHA CERÂMICA	TELHA METÁLICA	C. CIMENTO MÉDIO	C. CIMENTO ESCURO	ASFALTO	SOMBRA	TOTAL	EXATIDÃO DO USUÁRIO
V. RASTEIRA	47	2	2	0	0	2	1	0	0	54	0,8703
V. ARBÓREA	3	21	0	0	0	0	0	1	10	35	0,6000
SOLO EXP.	11	0	20	7	2	0	0	1	0	41	0,4878
T. CERÂMICA	0	0	10	1	0	4	0	1	0	16	0,0625
T. METÁLICA	0	0	0	0	9	1	0	0	0	10	0,9000
C.CIM.MÉDIO	0	0	0	0	5	17	1	0	0	23	0,7391
C.CIM. ESC.	0	1	1	0	0	4	23	0	3	32	0,7187
ASFALTO	0	0	1	0	0	2	2	40	1	46	0,8695
SOMBRA	0	0	0	0	0	0	4	0	9	13	0,6923
TOTAL	61	24	34	8	16	30	31	43	23	270	
EXATIDÃO DO PRODUTOR	0,7705	0,875	0,5882	0,125	0,5625	0,5667	0,7419	0,9302	0,3913		

Tabela F.17 – Índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste D.

Classe	Kappa Condicional	Variância
VEGETAÇÃO RASTEIRA	0,832536	0,003283719
VEGETAÇÃO ARBÓREA	0,560976	0,007389827
SOLO EXPOSTO	0,414014	0,006740007
TELHA CERÂMICA	0,033874	0,003549398
TELHA METÁLICA	0,893701	0,010092131
COBERTURA DE CIMENTO MÉDIO	0,706522	0,010119522
COBERTURA DE CIMENTO ESCURO	0,682270	0,007503478
ASFALTO	0,844857	0,003320781
SOMBRA	0,663656	0,018984556

A Tabela F.18 exibe a matriz de confusão relativa à classificação da imagem WorldView-II da área-teste E. A Tabela F.19 contém os índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo.

Tabela F.18 – Matriz de confusão da classificação da imagem WorldView-II da área-teste E.

Área-teste: E  Imagem: WV	VEG. RASTEIRA	VEG. ARBÓREA	SOLO EXPOSTO	TELHA CERÂMICA	TELHA METÁLICA	C. CIMENTO CLARO	C. CIMENTO MÉDIO	C. CIMENTO ESCURO	ASFALTO	SOMBRA	CÓRREGO	PISO - PEDRA NATURAL	PISCINA	TOTAL	EXATIDÃO DO USUÁRIO
V. RASTEIRA	14	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	17	0,82
V. ARBÓREA	1	27	1	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	33	0,81
SOLO EXP.	0	0	6	1	0	0	2	0	0	1	0	0	0	10	0,60
T. CERÂMICA	0	0	0	21	0	0	0	0	0	1	0	0	0	22	0,95
T. METÁLICA	0	0	0	0	23	2	0	0	0	0	0	0	0	25	0,92
C.CIM. CLARO	0	0	0	1	2	11	0	1	0	0	0	0	0	15	0,73
C.CIM.MÉDIO	1	1	0	0	0	0	26	0	0	2	0	0	0	30	0,86
C.CIM. ESC.	0	2	0	0	0	0	3	44	0	2	0	0	0	51	0,86
ASFALTO	1	0	0	0	0	1	2	4	35	2	3	0	0	48	0,72
SOMBRA	1	0	0	0	0	0	0	0	0	11	1	0	0	13	0,84
CÓRREGO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12	0	0	12	1,00
P.PEDRA NAT.	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	8	0	10	0,80
PISCINA	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	9	10	0,90
TOTAL	18	30	7	24	27	14	38	50	35	20	16	8	9	296	
EXATIDÃO DO PRODUTOR	0,77	0,90	0,85	0,87	0,85	0,78	0,68	0,88	1,00	0,55	0,75	1,00	1,00		

Tabela F.19 – Índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem WorldView-II da área-teste E.

Classe	Kappa Condicional	Variância
VEGETAÇÃO RASTEIRA	0,812103	0,009490171
VEGETAÇÃO ARBÓREA	0,797676	0,005345821
SOLO EXPOSTO	0,590311	0,024493512
TELHA CERÂMICA	0,950535	0,002319147
TELHA METÁLICA	0,911970	0,00351427
COBERTURA DE CIMENTO CLARO	0,720095	0,013969288
COBERTURA DE CIMENTO MÉDIO	0,847028	0,004924498
COBERTURA DE CIMENTO ESCURO	0,834848	0,003189072
ASFALTO	0,692848	0,004807242
SOMBRA	0,835006	0,011357235
CÓRREGO	1,000000	0
PISO EM PEDRA NATURAL	0,794444	0,01667046
PISCINA	0,896864	0,009507724

A Tabela F.20 exibe a matriz de confusão relativa à classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste E. A Tabela F.21 contém os índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo.

Tabela F.20 – Matriz de confusão da classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste E.

Área-teste: E  Imagem: QB - sim	VEG. RASTEIRA	VEG. ARBÓREA	SOLO EXPOSTO	TELHA CERÂMICA	TELHA METÁLICA	C. CIMENTO CLARO	C. CIMENTO MÉDIO	C. CIMENTO ESCURO	ASFALTO	SOMBRA	CÓRREGO	PISO - PEDRA NATURAL	PISCINA	TOTAL	EXATIDÃO DO USUÁRIO
V. RASTEIRA	8	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	0,53
V. ARBÓREA	2	24	0	0	0	0	0	0	2	1	0	0	0	29	0,83
SOLO EXP.	0	0	4	8	1	0	5	0	0	0	0	0	0	18	0,22
T. CERÂMICA	0	0	4	10	0	0	1	0	0	1	0	0	0	16	0,63
T. METÁLICA	0	0	0	0	22	8	0	0	0	0	0	0	0	30	0,73
C.CIM. CLARO	0	0	0	0	4	4	0	1	0	0	0	0	1	10	0,40
C.CIM.MÉDIO	0	0	0	0	1	2	13	5	1	0	0	0	0	22	0,59
C.CIM. ESC.	0	2	0	2	0	0	2	34	1	5	0	0	0	46	0,74
ASFALTO	2	1	0	0	0	0	5	6	34	0	0	0	0	48	0,71
SOMBRA	0	2	0	0	0	0	0	5	0	9	0	0	0	16	0,56
CÓRREGO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	10	1,00
P.PEDRA NAT.	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	5	1	10	0,50
PISCINA	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	8	14	0,57
TOTAL	12	36	8	24	28	20	26	51	36	16	10	5	10	282	
EXATIDÃO DO PRODUTOR	0,67	0,67	0,50	0,42	0,79	0,20	0,50	0,67	0,89	0,56	1,00	1,00	0,80		

Tabela F.21 – Índices *Kappa*-condicional para as classes de cobertura do solo relativa à classificação da imagem QuickBird-II-simulada da área-teste E.

Classe	Kappa Condicional	Variância
VEGETAÇÃO RASTEIRA	0,512745	0,01719477
VEGETAÇÃO ARBÓREA	0,802558	0,00621213
SOLO EXPOSTO	0,199678	0,00920085
TELHA CERÂMICA	0,590385	0,01672545
TELHA METÁLICA	0,704167	0,00755472
COBERTURA DE CIMENTO CLARO	0,354545	0,02662277
COBERTURA DE CIMENTO MÉDIO	0,549683	0,01245726
COBERTURA DE CIMENTO ESCURO	0,682030	0,00566393
ASFALTO	0,663279	0,00514526
SOMBRA	0,536381	0,01641510
CÓRREGO	1,000000	0
PISO EM PEDRA NATURAL	0,491039	0,02499197
PISCINA	0,555787	0,01799516