



Ministério da
Ciência e Tecnologia



INPE-14183-TDI/1095

**ANÁLISE ORIENTADA A OBJETOS DE IMAGENS DE
SATÉLITES DE ALTA RESOLUÇÃO ESPACIAL
APLICADA À CLASSIFICAÇÃO DE COBERTURA DO
SOLO NO ESPAÇO INTRA-URBANO: O CASO DE SÃO
JOSÉ DOS CAMPOS - SP**

Carolina Moutinho Duque de Pinho

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto,
orientada pelos Drs. Hermann Johann Heinrich Kux, e Cláudia Maria de Almeida,
aprovada em 23 de setembro de 2005

Registro do documento original:

<<http://urlib.net/sid.inpe.br/MTC-m13@80/2005/11.23.13.40>>

INPE
São José dos Campos
2006

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

Gabinete do Diretor (GB)

Serviço de Informação e Documentação (SID)

Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970

São José dos Campos - SP - Brasil

Tel.:(012) 3945-6911/6923

Fax: (012) 3945-6919

E-mail: pubtc@sid.inpe.br

CONSELHO DE EDITORAÇÃO:

Presidente:

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

Membros:

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

Dr. Haroldo Fraga de Campos Velho - Centro de Tecnologias Especiais (CTE)

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

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

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

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

BIBLIOTECA DIGITAL:

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

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

Jefferson Andrade Ancelmo - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Simone A. Del-Ducca Barbedo - Serviço de Informação e Documentação (SID)

REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:

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

Marilúcia Santos Melo Cid - Serviço de Informação e Documentação (SID)

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

EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:

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



Ministério da
Ciência e Tecnologia



INPE-14183-TDI/1095

**ANÁLISE ORIENTADA A OBJETOS DE IMAGENS DE
SATÉLITES DE ALTA RESOLUÇÃO ESPACIAL
APLICADA À CLASSIFICAÇÃO DE COBERTURA DO
SOLO NO ESPAÇO INTRA-URBANO: O CASO DE SÃO
JOSÉ DOS CAMPOS - SP**

Carolina Moutinho Duque de Pinho

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto,
orientada pelos Drs. Hermann Johann Heinrich Kux, e Cláudia Maria de Almeida,
aprovada em 23 de setembro de 2005

Registro do documento original:

<<http://urlib.net/sid.inpe.br/MTC-m13@80/2005/11.23.13.40>>

INPE
São José dos Campos
2006

Pinho, Carolina Moutinho Duque de.

P13an Análise orientada a objetos de imagens de satélites de alta resolução espacial aplicada à classificação de cobertura do solo no espaço intra-urbano: o caso de São José dos Campos - SP / Carolina Moutinho Duque de Pinho. – São José dos Campos : INPE, 2006.

180 p. ; (INPE-14183-TDI/1095)

Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2005.

Orientadores : Drs. Hermann Johann Heinrich Kux, e Cláudia Maria de Almeida.

1. Sensoriamento remoto. 2. Planejamento urbano. 3. Classificação de imagens. 4. Análise de imagens. 5. Imagens de alta resolução. I. Título.

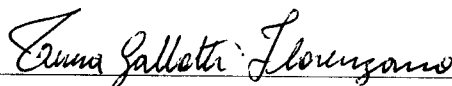
CDU 528.711.7:631

Copyright © 2006 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 © 2006 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.

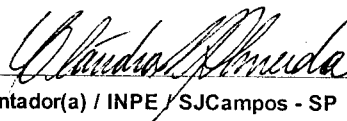
Aprovado (a) pela Banca Examinadora
em cumprimento ao requisito exigido para
obtenção do Título de Mestre em
Sensoriamento Remoto

Dra. Teresa Gallotti Florenzano



Presidente / INPE / SJCampos - SP

Dra. Claudia Maria de Almeida



Orientador(a) / INPE / SJCampos - SP

Dr. Hermann Johann Heinrich Kux



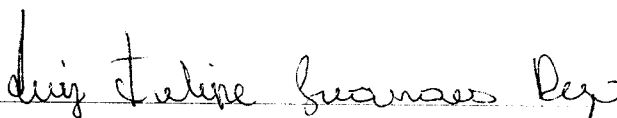
Orientador(a) / INPE / SJCampos - SP

Dra. Leila Maria Garcia Fonseca



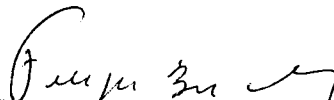
Membro da Banca / INPE / SJCampos - SP

Dr. Luiz Felipe Guanaes Rego



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

Dr. Alzir Felipe Buffara Antunes



Convidado(a) / UFPR / Curitiba - PR

Aluno (a): Carolina Moutinho Duque de Pinho

São José dos Campos, 23 de setembro de 2005

“A verdadeira origem da descoberta consiste em não procurar novas paisagens, mas em ter novos olhos”.

MARCEL PROUST

*A meus pais, Paulo e Sheila, que me ensinaram a sonhar.
E ao meu companheiro, Cláudio, que escolhi para sonhar junto comigo.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todas as pessoas e instituições que me apoiaram durante a realização deste trabalho, em especial:

À Fundação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo auxílio financeiro, pelas viagens a congressos nacionais.

Ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), pela oportunidade de estudos e utilização de suas instalações.

Aos meus orientadores Dr. Hermann Johann Heinrich Kux e Dra. Cláudia Maria de Almeida, pela confiança depositada, compreensão e atenção dispensadas.

À Dra Evlyn Marcia Leão de Moraes Novo, coordenadora da pós-graduação, pelo constante empenho em nos fornecer todas as condições necessárias para a realização dos nossos trabalhos.

Ao Dr. Camilo Daleles Rennó, pelas pacientes explicações sobre estatística e fundamentos do sensoriamento remoto.

À Dra. Teresa Florenzano, pelas sugestões ao meu trabalho, seus valiosos conselhos e pelas caronas até São Paulo.

Às empresas Intersat e Gisplan, pelo fornecimento das imagens utilizadas neste trabalho.

Aos meus companheiros de jornada e amigos da turma de 2003, pelas horas que dividimos estudando para as provas, discutindo sobre nossos trabalhos e até mesmo tomando uma cerveja na ADC. A vida em São José dos Campos foi muito mais feliz com a existência de vocês. Muito obrigada, Beth, Flávia, Andréia, Veraldo, Paulina, Roberta, Ana Carolina, Luciana, Eloy, André, Fabrício, Thiago, Alê, Rogério e Daniela.

Aos meus queridos professores do Departamento de Geografia da Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), Olga Maria Schild Becker, Paulo Menezes e Carla Madureira que sempre acreditaram em mim e me incentivaram a ingressar no curso de mestrado.

Aos meus amigos cariocas pela amizade e apoio que me deram nas horas mais difíceis: Léo Veneno, Batata, Manoel, Aline, Pedro Diogo, Alessandra, Delaine, Graça, Natasha, Cláudia Nogueira, Mônica Richter e Daniele.

À minha sogra, que sempre veio me socorrer nos momentos onde o volume de estudo não me permitiu cuidar das coisas práticas do dia-a-dia.

À minha família, em especial meu marido, meus pais, minha irmã e minha tia Regina, que confiou em mim e nas minhas escolhas, sempre me apoiando e torcendo pelo meu sucesso.

RESUMO

A recente evolução no incremento da resolução espacial em dados de sistemas sensores orbitais ampliou sobremaneira a capacidade de discriminação dos alvos terrestres. Uma das áreas de aplicação privilegiadas com este tipo de imagem é o sensoriamento remoto de áreas urbanas, que apesar de já dispor de fontes de informação com alta resolução espacial (fotografias aéreas), ressentia-se com a inexistência de um tipo de dado que reunisse alta resolução espacial com alta resolução radiométrica e temporal. A combinação destas duas características permite a detecção dos elementos que compõem o espaço intra-urbano e, por conseguinte, apresenta grande aplicabilidade para mapeamentos de cobertura e uso do solo intra-urbano com o auxílio de classificadores automáticos. Entretanto, a aplicação de técnicas de classificação automática às imagens provenientes dos novos sistemas sensores orbitais de elevada resolução espacial (IKONOS II e QuickBird) tem encontrado muitas dificuldades, pois além do aumento da resolução espacial e radiométrica, essas imagens apresentam também um aumento de ruído e de variabilidade espectral intra e inter-classes. Assim sendo, os classificadores que utilizam métodos “pixel-a-pixel” são limitados para classificar este tipo de imagens, pois trabalham apenas com informações espectrais, o que no caso da escala intra-urbana não é suficiente para discriminar as feições de interesse. A distinção de feições urbanas neste tipo de imagens torna-se possível através da incorporação de outros atributos/informações, como forma, tamanho e contexto na classificação. Os classificadores que utilizam uma abordagem orientada a objetos podem ser uma alternativa para suplantar a limitação dos classificadores “pixel-a-pixel”, visto que utilizam informações topológicas (vizinhança, contexto) e geométricas (forma e tamanho) no processo de classificação. Este trabalho tem como objetivo explorar a análise orientada a objetos na classificação de cobertura do solo intra-urbano, a partir de imagens orbitais de alta resolução espacial, utilizando imagens IKONOS II e Quickbird do município de São José dos Campos – SP. Para tanto, foram realizados dois experimentos: (a) Experimento I, conduzido em um ambiente intra-urbano complexo; e, (b) Experimento II, realizado em um ambiente intra-urbano reduzido. No Experimento I, criou-se um esquema de classificação que foi aplicado a toda a área de estudo selecionada, utilizando as imagens dos dois sensores, Quickbird e IKONOS II. Os resultados das duas classificações foram avaliados e comparados, com o objetivo de se identificar qual sensor apresenta o melhor desempenho em um contexto de alta complexidade e heterogeneidade. No experimento II o objetivo foi avaliar a influência do tipo de ocupação do solo urbano no desempenho da classificação de cobertura do solo. Para isto foram selecionados cinco bairros de São José dos Campos com padrões espaciais distintos.

OBJECT-ORIENTED ANALYSIS OF HIGH SPATIAL RESOLUTION SENSOR IMAGES FOR INTRA-URBAN LAND COVER CLASSIFICATION: THE CASE OF SÃO JOSÉ DOS CAMPOS – SP, BRAZIL

ABSTRACT

The latest advances in the spatial resolution of orbital sensor systems have effectively increased our capacity to discriminate Earth surface targets. One of the application fields mostly favoured by this new type of sensor data is the remote sensing of urban areas. Although urban remote sensing already disposed of information sources with high spatial resolution (aerial photos), this application field could not rely so far on a data type that offered high spatial resolution and at the same time high radiometric and temporal resolutions. The merging of these characteristics enables the detection of intra-urban targets, and hence, proves to be suitable for mapping urban and intra-urban land cover with the aid of automatic classifiers. At purpose, the application of automatic classification routines to high spatial resolution images has been facing many challenges, for such images present remarkable noise as well as high intra- and inter-classes spectral variability. In this sense, pixel-per-pixel classifiers have shown to be limited for this kind of classification, since they can basically handle spectral information, what is widely acknowledged as insufficient to distinguish features on the intra-urban scale. An alternative to this shortcoming is the incorporation of other types of attributes to the classification process, like shape, size and contextual information. In this way, the object-oriented classifiers arise as an effective option to conventional pixel-per-pixel classifiers, once they make use of topologic information (neighbourhood, context) and geometric information (shape and size) as well. This scientific research is committed to explore the object-oriented approach in the intra-urban land cover classification of high spatial resolution images (*IKONOS II* and *QuickBird*) for the municipality of São José dos Campos – SP, Brazil. With this end, two experiments have been conducted: (a) Experiment I, carried out for a complex intra-urban setting; and, (b) Experiment II, accomplished for a smaller intra-urban area. In the first experiment, a classification scheme has been conceived and further applied to the whole study area, using both sensor images. The classification results have undergone comparison and evaluation analyses, aiming to assess which sensor presents the best performance in such a highly complex and heterogeneous environment. The goal of Experiment II was to evaluate the influence of urban occupation on the performance of land cover classification. For that, five districts of Sao José dos Campos with different spatial patterns were selected.

SUMÁRIO

	Pág.
LISTA DE FIGURAS	18
LISTA DE TABELAS	22
LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS	24
CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO	23
1.1 Organização da Dissertação.....	25
CAPÍTULO 2 - FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	27
2.1 O Espaço Intra-urbano.....	27
2.2 Os Satélites Quickbird e IKONOS II	28
2.3 Classificação de Cobertura do Solo no Espaço Intra-Urbano	32
2.4 Sistemas de Interpretação de Imagens Baseados em Conhecimento	40
2.5 Análise de Imagens Orienta a Objetos	41
2.5.1 Abordagem Orientada a Objetos	41
2.5.2 Orientação a Objetos Aplicada à Análise de Imagens.....	43
2.5.3 Segmentação Multiresolução.....	44
2.5.4 Estruturação de Classe em Redes	50
2.5.5 Classificação	52
CAPÍTULO 3 - ÁREA DE ESTUDO	55
3.1 O Município de São José dos Campos	55
3.2 Área de Estudo	60
CAPÍTULO 4 - MATERIAL E MÉTODOS	65
4.1 Material.....	65
4.1.1 Programas utilizados	66
4.2 Metodologia.....	66
4.2.1 Seleção da Área de Estudo	68
4.2.1.1 Preparação dos Dados.....	69
4.2.1.2 Fusão de Imagens	69
4.2.1.3 Registro e Edição das Bases Digitais	70
4.2.1.4 Elaboração de máscaras.....	72
4.2.1.5 Transformação IHS	73
4.2.1.6 Definição e Caracterização das Classes.....	74
4.2.2 Segmentação	78
4.2.2.1 Elaboração da Rede Hierárquica	81
4.2.2.2 Definição de atributos e regras de pertinência.....	82
4.2.3 Avaliação da Classificação.....	84
4.2.3.1 Matriz de Confusão e Coeficiente de Concordância <i>Kappa</i>	84
4.2.3.2 Análise de Incertezas	89
CAPÍTULO 5	93
RESULTADOS E DISCUSSÕES	93

5.1 Experimento I – Ambiente Intra-Urbano Complexo	93
5.1.1 Segmentação	93
5.1.2 Estruturação da Rede Hierárquica	99
5.1.3 Apresentação e Avaliação dos Resultados	107
5.2 Experimento II - Ambiente Intra-Urbano Reduzido.....	125
5.2.1 Segmentação	130
5.2.2 Avaliação das Classificações.....	132
5.2.2.1 Jardim Renata	134
5.2.2.2 Cidade Jardim.....	136
5.2.2.3 Jardim Apolo	139
5.2.2.4 Vila Acácias.....	142
5.2.2.5 Vila Letônia	146
5.3 Considerações Finais	149
CAPÍTULO 6 - CONCLUSÕES	151
6.1 Recomendações para Trabalhos Futuros	152
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	155
GLOSSÁRIO	162
APÊNDICE A - REGRAS DE CLASSIFICAÇÃO E ATRIBUTOS	164

LISTA DE FIGURAS

2.1-	Comparação entre as faixas de cobertura das bandas multiespectrais dos satélites Quickbird e IKONOS II.....	31
2.2 -	Comparação entre amostras de pixel de um mesmo telhado em uma imagem Quickbird fusionada.....	38
2.3 -	Comparação entre a imagem sintética fusionada e o resultado de uma classificação de cobertura do solo utilizando o algoritmo MAXVER. Detalhe do bairro Esplanada em São José dos Campos.....	38
2.4 -	Detalhes de imagem Quickbird fusionada de São José dos Campos.....	39
2.6 -	Quadro comparativo dos atributos de compacidade e suavidade entre objetos hipotéticos. Os <i>pixels</i> estão representados na cor magenta, o perímetro dos objetos em azul e o perímetro do <i>bounding box</i> em verde.	47
2.7 -	Resumo dos parâmetros e pesos da segmentação multiresolução.	48
2.8 -	Relacionamento do objeto “edificação de cobertura metálica” (no Nível II de segmentação) com seu super-objeto “quadra” (no Nível III) e com seus sub-objetos do Nível I.....	49
2.9 -	Operação de dissolução de bordas entre objetos vizinhos pertencentes a aos grupos construídos, Vegetação (em verde) e Cerâmica (em vermelho). Os retângulos representam os objetos, e as linhas pretas horizontais que ligam uns aos outros representam a relação de vizinhança.	52
2.10 -	Comparação entre funções as booleana e Fuzzy.....	54
3.1 -	Localização da área de estudo em relação à área urbana e de expansão urbana do município de São José dos Campos.....	56
3.2 -	Área urbana e de expansão urbana de São José dos Campos.....	57
3.3 -	Total da receita municipal e ICMS Total Arrecadado no município de São José dos Campos.....	59
3.4 -	Pontos de referência e zoneamento urbano na área de estudo.....	60
4.1 -	Diagrama esquemático dos procedimentos metodológicos utilizados.	67
4.2 -	Área de estudo e faixa de sobreposição das imagens Quickbird e IKONOS II.	68
4.3 -	Comparação entre a imagem original e a imagem sintética fusionada.....	70
4.4 -	Comparação entre o posicionamento relativo do vetor de quadras, antes e depois do procedimento de edição vetorial.....	72
4.5 -	Seqüência dos procedimentos de recortes aplicados às imagens IKONOS II....	73
4.6 -	Comparação entre os resultados de uma segmentação, onde foram associados pesos diferenciados aos parâmetros de cor e forma.....	80
4.7 -	Rede hierárquica inicial.	82
4.8 -	Histogramas de média dos objetos da banda 1, 2, 3 e 4 e Brilho para as classes Sombra (em preto) e Concreto/ Amianto Escuro (em Azul).....	82
4.9 -	Gráfico de Dispersão das classes sombra (em preto), Asfalto (verde) e Concreto / Amianto escuro (azul). Os pontos representam os objetos classificados, enquanto as bolinhas representam as amostras de treinamento.	83
4.10 -	Comparação entre a imagem original (a) e a espacialização do atributo média dos objetos do canal H.(b).....	83

4.11 - Representação matemática da matriz de confusão.....	84
5.1 - Relacionamento espacial entre um objeto do Nível I (em vermelho) e seus super objetos nos Níveis II e III (em amarelo).....	96
5.2 - Detalhe da segmentação da Imagem IKONOS II para os Níveis II (a), e I (b), sobre composição colorida RGB - 4,3,2.....	97
5.3 - Redes Hierárquicas dos Níveis 3 e 2.....	99
5.4 - Primeira Rede Hierárquica do Nível I.....	100
5.5 - Espacialização do atributo 3/1.....	101
5.6 - Segunda Rede Hierárquica do Nível I.....	102
5.7 - Terceira Rede Hierárquica do Nível I.....	103
5.8 - Quarta Rede Hierárquica do Nível I.....	104
5.9 - Histograma do atributo “média dos objetos na banda 3”.....	105
5.10 - Rede Hierárquica Final.....	106
5.11 - Rede do tipo Grupos para o Nível I de classificação.....	107
5.12 - Classificação de cobertura do solo da imagem IKONOS II.....	109
5.13 - Função de pertinência fuzzy da classe Vegetação Rasteira para o atributo “média dos objetos do canal Matiz”.....	111
5.14 - Distinção entre Vegetação Rasteira e Solo Nu.....	113
5.15 - Variação de classes de cobertura em telhados de Cobertura Metálica com forma arredondada.....	115
5.16 - Classificação de cobertura do solo da imagem Quickbird.....	117
5.17 - Comparação entre o comportamento das classificações aplicadas sobre as imagens IKONOS II (em vermelho) e Quickbird (em azul).....	118
5.18 - Funções de pertinência das classes Solo Exposto Escuro, Cerâmica Escura, Cerâmica Clara e Solo Exposto Claro para a classificação das imagens IKONOS II e Quickbird.....	120
5.19 - Mapas do grau de instabilidade da classificação e tabela com o número de objetos segundo classes de grau de instabilidade.....	121
5.20 - Histogramas com as funções de pertinência <i>fuzzy</i> das classes Asfalto (em preto) e Concreto / Amianto Escuro (em azul).....	122
5.21 - Localização dos bairros selecionados para o Experimento II sobre a imagem Quickbird da área de estudo.....	125
5.22 - Detalhe da imagem Quickbird fusionada do bairro Jardim Renata.....	126
5.23 - Detalhe da imagem Quickbird fusionada do bairro Vila Letônia.....	127
5.24 - Detalhe da imagem Quickbird fusionada do bairro Cidade Jardim.....	128
5.25 - Detalhe da imagem Quickbird fusionada do bairro Jardim Apolo.....	129
5.26 - Detalhe da imagem Quickbird fusionada do bairro Vila Acácias.....	130
5.27 - Exemplo da estratégia de segmentação adotada para os bairros Jardim Renata, Cidade Jardim e Jardim Apolo, com ênfase para o objeto piscina assinalado com círculo vermelho em todas as s.....	131
5.28 - Quadro-síntese dos resultados do bairro Jardim Renata.....	135
5.29 - Quadro-síntese dos resultados do bairro Cidade Jardim.....	138
5.30 - Quadro-síntese dos resultados do bairro Jardim Apolo.....	140
5.31 - Funções de pertinência <i>fuzzy</i> para as classes Vegetação Arbórea (histograma em preto) e Vegetação Rasteira (histograma em azul), segundo imagens classificadas, IKONOS II (a) e Quickbird (b).....	141

5.32 - Quadro-síntese dos resultados do bairro Vila Acácias	144
5.33 - Quadro-síntese dos resultados do bairro Vila Letônia	147
A.1 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento I - Imagem IKONOS II.	165
A.2 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento I - Imagem Quickbird.....	166
A.3 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Jardim Renata - Imagem IKONOS II.....	167
A.4 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Jardim Renata - Imagem Quickbird.	168
A.5 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Cidade Jardim - Imagem IKONOS II.....	169
A.6 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Cidade Jardim - Quickbird.	170
A.7 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Jardim Apolo - Imagem IKONOS II.	171
A.8 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Jardim Apolo - Imagem Quickbird.....	172
A.9 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Vila Acácias - Imagem IKONOS II.	173
A.10 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Vila Acácias - Imagem Quickbird.....	174
A.11 -Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Vila Letônia - Imagem IKONOS II.....	175
A.12 -Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Vila Letônia - Imagem Quickbird	176

LISTA DE TABELAS

2.1 -	Categorização de sistemas sensores segundo a resolução espacial.	29
2.2-	Resumo das especificações dos satélites / sensores Quickbird e IKONOS II... 31	31
2.3 -	Comparação entre os níveis hierárquicos propostos por Anderson e Jensen	33
2.4-	Resoluções necessárias para a classificação de cobertura e uso do solo no espaço intra-urbano.....	34
2.5 -	Quadro resumo com os tipos de atributos disponíveis no programa <i>e-Cognition</i>	53
3.1 -	Evolução populacional de São José dos Campos: 1940 - 2000.....	59
4.1 -	Chaves de interpretação das classes de cobertura do solo de interesse	75
4.2 -	Descrição dos níveis de segmentação do Experimento I.....	78
4.3 -	Qualidade da classificação segundo intervalos do coeficiente de concordância <i>Kappa</i>	87
4.4 -	Qualidade da classificação segundo o grau de instabilidade.....	90
5.1 -	Parâmetros de escala, forma e compacidade; número de objetos e tempo de processamento segundo nível de segmentação.....	94
5.2 -	Tamanho das imagens IKONOS II e Quickbird segundo nº de linhas e colunas, nº de pixels, tamanho em bytes e área em km ²	95
5.3 -	Matriz de confusão da classificação da imagem IKONOS II.....	110
5.4 -	Matriz de confusão da classificação da imagem Quickbird.....	119
5.5 -	Porcentagem de objetos da classificação da Imagem Quickbird, segundo classes de cobertura do solo por faixas de Grau de Instabilidade e coeficiente de concordância <i>Kappa</i>	123
5.6 -	Porcentagem de objetos da classificação da imagem IKONOS II, segundo classes de cobertura do solo por faixas de Grau de Instabilidade e coeficiente de concordância <i>Kappa</i>	123
5.7 -	Coefficiente de concordância <i>Kappa</i> , exatidão global e estatística z, segundo área classificada por tipo de imagem utilizada.....	133
5.8 -	Porcentagem de objetos classificados segundo categorias do grau de instabilidade.....	134
5.9 -	Porcentagem de objetos da imagem IKONOS II, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância <i>Kappa</i> . Jardim Renata.....	135
5.10 -	Porcentagem de objetos da imagem Quickbird, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância <i>Kappa</i> . Jardim Renata.....	136
5.11 -	Porcentagem de objetos da imagem IKONOS II, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância <i>Kappa</i> . Cidade Jardim.....	139
5.12 -	Porcentagem de objetos da imagem Quickbird, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância <i>Kappa</i> . Cidade Jardim.....	139

5.13 - Porcentagem de objetos da imagem IKONOS II, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância <i>Kappa</i> . Jardim Apolo.	142
5.14 - Porcentagem de objetos da imagem Quickbird, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância <i>Kappa</i> . Jardim Apolo.	142
5.15 - Porcentagem de objetos da imagem IKONOS II, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância <i>Kappa</i> . Vila Acácias.	146
5.16 - Porcentagem de objetos da imagem Quickbird, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância <i>Kappa</i> . Vila Acácias.	146
5.17 - Porcentagem de objetos da imagem IKONOS II, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância <i>Kappa</i> . Vila Letônia.	148
5.18 - Porcentagem de objetos da imagem Quickbird, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância <i>Kappa</i> . Vila Letônia.	149

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ADS	- Airborne Digital Sensor
AVHRR	- Advanced Very High Resolution Radiometer
AVIRIS	- Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer
CBERS	- China-Brazil Earth Resources Satellite
CCD	- Charge Coupled Device
CTA	- Centro Técnico Aeroespacial
DGPS	- Deferential Global Positining System
DN	- Digital Number
DSM	- Sigital Surface Model
ENGESA	- Engenheiros Especializados S/A
ERTS	- Earth Resource Technology Satellite
ETM	- Enhanced Thematic Mapper
HRG	- High Resolution Geometric
HRSC	- High Resolution Stereo Camera
HRV	- High Resolution Visible
ICMS	- Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Prestação de Serviços
IRMSS	- Infrared Multispectral Scanner
IRS	- Indian Remote Sensing
IVM	- Infravermelho médio
IVP	- Infravermelho próximo
MAXVER	- Máxima Verossimilhança
MDT	- Modelo Digital de Terreno

MODIS	- Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MSS	- Multispectral Scanner
Mult.	- Multiespectral
NASA	- National Aeronautics and Space Administration
ND	- Número Digital
NDVI	- Normalised Difference Vegetation Index
NOAA	- National Atmospheric and Oceanic Administration
Pan	- Pancromática
PMSJC	- Prefeitura Municipal de São José dos Campos
RADAR	- Radio Detection and Ranging
RAM	- Random-Access Memory
SEADE	- Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados
SJC	- São José dos Campos
SWIR	- Short-wave infrared
V	- Vermelho
WFI	- Wide Field Imager
ZM	- Zona Mista
ZR	- Zona Residencial

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

A Constituição de 1988 foi um marco para gestão urbana brasileira na medida em que transferiu aos municípios a prestação de alguns serviços públicos como saúde, transporte público, saneamento básico e trânsito (Borges, 2000). Esta descentralização concedeu maior autonomia político-administrativa, mas ao mesmo tempo aumentou o volume de atribuições do poder público municipal. Este novo escopo de responsabilidades exigiu que o poder público municipal se munisse de um conjunto de informações que pudessem caracterizar quais são as demandas de serviços e onde se localizam estas demandas.

O reconhecimento de padrões de mudanças no uso e cobertura do solo pode fornecer elementos para responder a estas questões. Por exemplo, a partir da identificação de uma área que está sofrendo intensa verticalização, é possível planejar mudanças no padrão de atendimento do transporte público em função da previsão do aumento do número de passageiros. Este procedimento pode ser feito por meio da análise multitemporal de mapas de uso e cobertura do solo intra-urbano. A elaboração destes mapas exige dados detalhados, precisos e que possam ser atualizados continuamente.

Uma das fontes mais tradicionais de dados para a confecção de mapas de uso e cobertura do solo são as imagens orbitais de sensoriamento remoto. Entretanto, as imagens disponíveis até meados da década de 1990 não possuíam resolução espacial suficiente para discriminar os alvos dentro do ambiente intra-urbano. Desta forma, estudos detalhados sobre o ambiente intra-urbano só possuíam como fonte de dados de sensoriamento remoto as fotografias aéreas, as quais possuem alta resolução espacial.

O lançamento de satélites com sensores de alta resolução espacial, IKONOS II em 1999 e o Quickbird em 2001, representou um momento de grande inovação para o sensoriamento remoto do espaço intra-urbano. Já estavam então disponíveis fontes de

informação com alta resolução espacial (as aerofotos), e também com alta resolução temporal (os satélites da série Landsat, com 16 dias). Contudo, não havia ainda um tipo de dado que reunisse as duas vantagens em um só produto, como no caso das imagens IKONOS II e Quickbird (com resoluções espaciais entre 0,6 m a 4,0m e temporais entre 1,5 a 3 dias).

A extração de informações destas imagens para a geração de mapas de uso e cobertura do solo pode ser realizada por meio de procedimentos de interpretação visual ou por métodos de classificação automática de imagens. No contexto de mapeamento do uso e cobertura do solo de uma cidade inteira, a adoção da interpretação visual torna o procedimento demorado e caro, visto que mobiliza uma grande quantidade de mão-de-obra especializada. A utilização de técnicas automáticas para a extração de informações é, portanto, uma opção viável para a classificação de uso e cobertura do solo intra-urbano em larga escala.

Por um outro lado, a utilização deste tipo de imagens impõe novos desafios para a classificação automática de uso e cobertura do solo intra-urbano. As tradicionais classificações pixel-a-pixel tornam-se limitadas em imagens que captam detalhes de cenas muito heterogêneas (áreas urbanas) e com grande variação interna das classes (ex.: classes de tipos de telhados que respondem de forma diferenciada a variações no ângulo de incidência solar e na orientação de suas faces) (Neubert e Meinel, 2005; Schiewe e Tufte, 2005). Além disso, estas imagens possuem baixa resolução espectral (apenas quatro bandas: azul, verde, vermelho e infravermelho próximo), o que dificulta a distinção de uma série de alvos urbanos que possuem comportamento semelhante nos comprimentos de onda do visível, como é o caso de ruas pavimentadas com asfalto e edificações com cobertura de amianto escuro.

Surge, portanto, a necessidade de exploração de métodos alternativos que não se limitem apenas a atributos espectrais. Entre estes métodos, destaca-se a análise orientada a objetos, que permite a inserção do conhecimento do analista e a utilização de parâmetros de cor, forma, textura e contexto na classificação de imagens.

Neste contexto, este trabalho parte da seguinte hipótese:

A introdução do conhecimento no processo de classificação pode ajudar a suplantar as dificuldades na extração de informação de imagens de resolução espacial muito alta.

O objetivo deste trabalho é explorar a análise de imagens orientada a objetos na classificação de cobertura do solo intra-urbano, a partir de imagens orbitais de alta resolução espacial – IKONOS II e Quickbird – do município de São José dos Campos – SP.

Para atender a este objetivo geral, os seguintes objetivos específicos foram propostos:

- 1) Comparar a qualidade das classificações geradas a partir das imagens dos dois sensores.
- 2) Identificar os atributos específicos que caracterizam cada classe de cobertura.
- 3) Analisar o comportamento da exatidão temática deste tipo de classificação em dois tipos de ambientes intra-urbanos: com maior complexidade (Experimento I, realizado sobre uma área teste do município que reunia diferentes tipos de ocupação do solo) e com menor complexidade (Experimento II no qual foram selecionados cinco bairros distintos com padrões de ocupação interna homogêneos).
- 4) Analisar a influência do tipo de padrão de ocupação (e conseqüentemente o grau de homogeneidade do tamanho, forma, tipos de cobertura e arranjo dos objetos) no resultado da análise orientada a objetos em áreas intra-urbanas.

1.1 Organização da Dissertação

Este documento está estruturado em seis Capítulos. No Capítulo 2, aborda-se a fundamentação teórica desta pesquisa, com o objetivo de oferecer um embasamento científico sobre as principais temáticas e conceitos relacionados ao âmbito deste trabalho. Os seguintes tópicos foram tratados: conceito de espaço intra-urbano, breve

descrição dos sensores utilizados, implicações da classificação de cobertura do solo no espaço intra-urbano, e por fim, análise de imagens orientada a objetos.

No Capítulo seguinte, apresenta-se uma descrição da área de estudo, onde são focalizados aspectos relacionados à configuração do espaço intra-urbano de São José dos Campos - SP. A metodologia de trabalho adotada é descrita detalhadamente no Capítulo 4. No Capítulo 5, são apresentados e avaliados os resultados das classificações. Finalmente, no Capítulo 6, são tecidas as considerações finais e apresentadas perspectivas para trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 O Espaço Intra-urbano

O objeto de estudo desta pesquisa é o espaço urbano. Entendido não como uma totalidade, mas sim como o espaço urbano do cotidiano, onde as pessoas trabalham, estudam, habitam, ou seja, o espaço da cidade. Portanto, a adoção da expressão espaço intra-urbano não é uma questão apenas de definição da escala geográfica do estudo, mas antes de tudo uma questão conceitual. Há diferenças significativas entre o emprego das expressões “espaço urbano” e “espaço intra-urbano”.

A expressão “espaço intra-urbano” designa apenas o que é essencialmente urbano, ou seja, o espaço cotidiano, “*estruturado pelas condições de deslocamento do ser humano, seja enquanto portador de força de trabalho seja enquanto consumidor*” (Villaça, 1998). Segundo o mesmo autor, a expressão espaço urbano deveria ser utilizada somente para designar o espaço da cidade. No entanto, o uso desta expressão é muito comprometido com a componente urbana no espaço regional. Isto porque o processo de urbanização brasileiro e a formação da rede urbana têm papel muito importante na estruturação do espaço regional brasileiro (Villaça, 1998). Assim, expressões como espaço urbano, estrutura urbana e reestruturação urbana acabam sendo utilizadas amplamente em estudos regionais, descaracterizando o significado original da expressão. A definição do termo espaço intra-urbano é necessária então, para diferenciar o espaço urbano “real” (o da cidade) do espaço urbano “regional”.

Corrêa (1999) é um dos poucos autores que se refere ao espaço urbano com o espaço da cidade. Segundo este autor, o espaço urbano é um complexo conjunto de usos da terra, portanto, um espaço fragmentado. Cada fração do espaço mantém relações espaciais com as demais frações que se articulam através de fluxos de veículos, pessoas, informações e dinheiro. Estas relações integram, mesmo que com intensidade e

maneiras diferentes, as diversas partes da cidade, unindo-as em um conjunto articulado. Assim, o espaço urbano é simultaneamente fragmentado e articulado (Corrêa, 1999).

O mesmo autor ainda insere duas outras características ao espaço urbano: reflexo das relações sociais e condicionante da sociedade. É reflexo, pois espelha a sociedade de classes capitalista através da diferenciação de áreas residenciais. É condicionante devido ao papel das obras executadas pelo homem na reprodução das condições de produção e relações de produção. O papel de condicionante pode ser exemplificado através da decisão de localização de uma indústria em função da existência de uma boa infraestrutura de serviços públicos (água, telecomunicações, transporte, eletricidade...) em um determinado sítio.

Apesar do conceito de Corrêa (1999) também se referir ao espaço da cidade, optou-se pelo de Villaça (1998), que utiliza um termo mais preciso para identificá-lo.

2.2 Os Satélites Quickbird e IKONOS II

O uso de sensores orbitais de alta resolução espacial foi limitado, durante muito tempo, apenas para aplicações militares (Jacobsen, 2003). Contudo, com o final da Guerra Fria estes sensores ganharam versões comerciais a bordo de satélites, como IKONOS II, Quickbird e Orbview. A disponibilização das imagens destes sensores no final do século XX abriu um novo horizonte para aplicações de sensoriamento remoto de áreas urbanas (Donnay et.al., 2001; Pinho e Kux, 2004; Pinho et.al., 2005), pois estes sensores reúnem a alta resolução espacial das fotografias aéreas e sensores aerotransportados, com a alta resolução temporal de sensores orbitais. Além disso, estes novos sensores também possuem alta resolução radiométrica (11bits), o que possibilita uma maior distinção entre os alvos urbanos.

Até meados da década de 1990, era comum referir-se a imagens pancromáticas do Spot 4 (10 m de resolução) como imagens de alta resolução espacial. Com o lançamento dos novos sensores orbitais e aerotransportados de alta resolução espacial, houve a necessidade de se redefinir o que seriam sensores de alta resolução. Ehlers (2005) propuseram uma nova classificação de imagens de sensoriamento remoto segundo a

resolução espacial. Em sua classificação, as imagens pancromáticas dos sensores a bordo dos satélites IKONOS II, Quickbird e Orbview são denominadas como de resolução espacial muito alta, enquanto as imagens pancromáticas do SPOT 4 perdem o status de alta resolução e passam a ser classificadas como de média resolução(Tabela 2.1).

TABELA 2.1 – Categorização de sistemas sensores segundo a resolução espacial.

Resolução (m)	Resolução	Satélite / Sistema Sensor
< 1,0	Ultra Alta	Aertransportado: HRSC-A ADS-40 Satélite: IKONOS II (pan) Quickbird (pan) Orbview (pan)
> 1,0 – 4,0	Muito Alta	Satélites: IKONOS II (mult.) Quickbird (mult.) Orbview (mult.) Spot 5 (pan.)
> 4,0 – 10	Alta	Satélites: Spot 5 (sensor HRG – mult.) IRS (pan) Spot 4 (pancromática)
>10 – 50	Média	Satélites: IRS (mult.) Landsat (ETM ⁺ - mult. e pan) CBERS (CCD – mult. e pan) TERRA (ASTER – mult.)
> 50 – 250	Baixa	Satélites: Landsat MSS CBERS (IRMSS) TERRA (MODIS – Vermelho e IVP)
> 250	Muito Baixa	Satélites: NOAA (AVHRR) Meteosat CBERS (WFI) TERRA (MODIS) SPOT (Vegetation)

FONTE: Adaptada, Ehlers (2005).

Nota: mult. = multiespectral e pan = pancromática

O IKONOS II foi o primeiro satélite comercial munido de um sensor capaz de produzir imagens com 1m de resolução espacial (Space Imaging, 1999). Foi lançado em 24 de setembro de 1999, a bordo do veículo *Athena II Rocket* a partir da base norte-americana de *Vandenberg Air Force Base*. O Quickbird foi posto em órbita no dia 18 de outubro de 2001, a partir da mesma base aérea, porém, a bordo do veículo lançador *Boeing DELTA II*.

Os dois satélites possuem muitas semelhanças. Ambos estão equipados com câmeras KODAK similares, tanto que inicialmente foram projetados para possuir uma resolução espacial de 0,82m. Entretanto, na época de lançamento do IKONOS II, o governo americano proibiu a distribuição de imagens com menos de 1,0 m de resolução espacial. Assim sendo, a empresa responsável pela distribuição das imagens IKONOS II, a Space Imaging, só disponibiliza produtos processados para a resolução de 1,0 m. Quando o Quickbird foi lançado, esta restrição do governo americano não existia mais. Assim, a Digital Globe, empresa responsável pelas imagens Quickbird, modificou a altitude da órbita de 680 km para 450 km, fato que resultou em uma resolução de 0,61 m (Jacobsen, 2003).

O sistema de varredura dos dois satélites é do tipo *pushbroom linear array* (varredura eletrônica em fileira linear), equipado com detectores do tipo *Charge Coupled Device* (CCD)¹. Ambos tm a capacidade de realizar visadas off-nadir e adquirir pares de imagens no modo estéreo ao longo de suas órbitas. O posicionamento das bandas multiespectrais também é bastante semelhante, com pequenas diferenças de cobertura (Figura 2.1). As maiores diferenças residem no número de detectores (o Quickbird possui um número maior) e na altitude de órbita, que influencia na resolução espacial e na largura do campo de visada.

Na Tabela 2.2, apresenta-se um resumo das especificações de ambos satélites.

¹ Para maiores detalhes sobre as especificações e vantagens dos detectores do tipo CCD, vide Lillesand e Kiefer (1994).

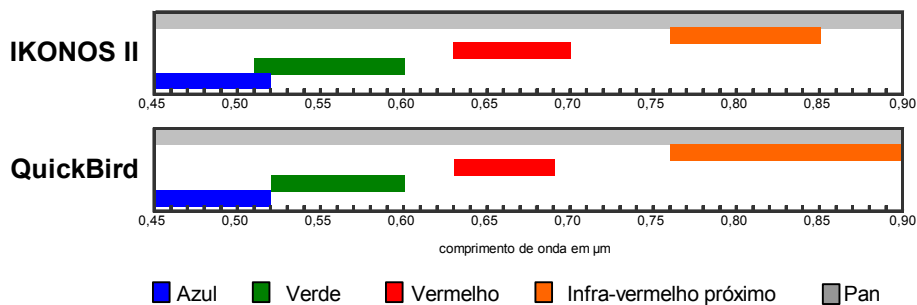


FIGURA 2.1- Comparação entre as faixas de cobertura das bandas multiespectrais dos satélites Quickbird e IKONOS II.

TABELA 2.2- Resumo das especificações dos satélites / sensores Quickbird e IKONOS II.

Características	IKONOS II	Quickbird
Data de lançamento	24 de setembro de 1999	18 de outubro de 2001
Tempo de operação esperado	7 anos	5 anos
Órbita	98,1° sol-síncrona	92,2° sol-síncrona
Velocidade da órbita	7,5 km/s	7,1 km/s
Tempo de uma órbita	98 min.	93,4 min.
Altitude	681 km	450 km
Resolução espacial	Pan: 1,0 m Mult.: 4,0 m	Pan: 0,61 m Mult.: 2,44 m
Número de detectores	13.800	27.552
Campo de visada (<i>Swath</i>)	11,3 km no nadir	16,5 km no nadir
Hora em que passa pelo Equador	10:30 h	10:30 h
Tempo de revisita (dependendo da latitude)	3,0 dias	1 – 3,5 dias
Resolução radiométrica	11 bits	11 bits
Bandas	Pan: 0,45 – 0,90 μm Azul: 0,45 – 0,52 μm Verde: 0,51 – 0,60 μm Vermelho: 0,63 – 0,70 μm IVP: 0,76 – 0,85 μm	Pan: 0,45 – 0,90 μm Azul: 0,45 – 0,52 μm Verde: 0,52 – 0,60 μm Vermelho: 0,63 – 0,69 μm IVP: 0,76 – 0,90 μm

FONTE: Space Imaging (1999) e Digital Globe (2005).

2.3 Classificação de Cobertura do Solo no Espaço Intra-Urbano

Segundo Novo (1989), há uma distinção entre cobertura e uso da terra. O primeiro termo refere-se ao tipo de revestimento, e o segundo, à utilização cultural da terra. Jensen e Cowen (1999) empregam uma definição bastante coerente com a de Novo (1989), afirmando que o uso do solo relaciona-se ao modo como a terra é utilizada, e a cobertura, aos materiais biofísicos encontrados sobre a superfície.

O sensoriamento remoto é uma importante ferramenta na produção de mapas de uso e cobertura do solo. Já em meados da década de 1970, poucos anos depois do lançamento do primeiro satélite de recursos naturais², Anderson et al. (1979) criaram um sistema hierarquizado de classificação de cobertura e uso do solo para a utilização com dados de sensores remotos nos Estados Unidos.

O referido sistema foi organizado em quatro níveis hierárquicos, que tinham como critérios definidores a escala de mapeamento e o tipo de sensor que poderia ser utilizado. Neste trabalho, os autores só especificaram as classes de uso para os dois primeiros níveis, pois acreditavam que apenas nos níveis de escala pequena, inferior a 1:80.000, seria possível uma padronização de classes. Para os mesmos autores, a classificação em níveis mais detalhados estaria sujeita às especificidades da paisagem da área mapeada e dos propósitos da instituição que estivesse produzindo o mapa.

A classificação criada por Anderson et al (1979) é bastante utilizada no Brasil, sendo adaptada em função da evolução dos sensores existentes e das necessidades dos usuários. Na Tabela 2.1, observa-se a hierarquização proposta por Anderson et al. (1979) e uma adaptação feita por Jensen (2000), considerando os sensores disponíveis no momento. Na mesma tabela observa-se que no Nível I de classificação estão presentes todas as classes de cobertura e uso do solo propostas por Anderson (1979). Já nos níveis subseqüentes há apenas o desdobramento das classes: Terra Urbana ou Construída, residencial e residencial unifamiliar.

² O primeiro satélite de imageamento de recursos naturais foi o ERTS-1 (*Earth Resource Technology Satellite*, lançado pela NASA em 23/07/1972 Segundo Jensen (2000).

TABELA 2.3 – Comparação entre os níveis hierárquicos propostos por Anderson (1979) e Jensen (2000).

Nível de Classificação	Classes de cobertura e uso do solo	Características dos Dados de Sensoriamento Remoto	
		Anderson (1979)	Jensen(2000)
I	1. Terra Urbana ou construída 2. Terra Agrícola 3. Pastagem 4. Terra Florestal 5. Água 6. Terra Úmida 7. Terra Árida 8. Tundra 9. Neve ou Gelo Perene	Landsat MSS (79 m)	Landsat MSS (79 m). Thematic Mapper (30 m). Indian LISS (72 m; 36.25 m; 23.5 m), SPOT HRV XS (20 m) RADARSAT (100 m), aerofoto nas escalas de 1:120.000 a 1:240.0000.
	1.1 Residencial 1.2 Comercial e Serviços 1.3 Industrial 1.4 Transportes, Comunicações e Utilidades 1.5 Complexos Industriais e comerciais 1.6 Terra Urbana ou construída Mista 1.7 Terra Urbana Diversas ou construída	Aerofotos de grande altitude, a 12.400 m ou mais (escala menor que 1:80.000)	Landsat 7 ETM ⁺ pan (15 m), SPOT HRV pan (10 m), SPOT HRV XS (20 m), Indian IRS pan (5.8 m), IKONOS II pan (1 m) e multiespectral (4m), RADARSAT (11 x 9m), aerofotos nas escalas de 1:60.000 a 1:120.000.
III	1.1.1 Residencial Unifamiliar 1.1.2 Residencial Multifamiliar	Aerofotos de altitude média tomadas entre 3.100 a 12.400 m (escala 1:20.000 a 1:80.000)	Índia IRS pan (5.8 m), IKONOS II pan (1m), aerofotos analógicas ou digitais na escalas de 1:20.000 a 1:60.000 (1- 3m).
IV	1.1.1.1 Casa, barco, cabana e tenda. 1.1.1.2 Trailer	Aerofotos de baixa altitude tomadas a menos de 3.1000m (escala maior que 1:20.000)	IKONOS pan (1 m), Quickbird pan (0,6 m), aerofotos analógicas ou digitais nas escalas de 1:6.000 a 1: 20.000 (0,25m – 1m).

FONTE: Adaptado de Anderson (1979) e Jensen (2000).

Jensen e Cowen (1999) destacam que o emprego de sensoriamento remoto para o estudo de áreas urbanas deve incorporar o que denominam como “atributos urbanos”, que são as características de resolução temporal, espacial e espectral.

A resolução temporal pode ser dividida em três tipos: o tempo de duração do ciclo de desenvolvimento de um determinado fenômeno urbano, como por exemplo, a consolidação de uma área residencial; o tempo de revisita de um determinado sensor; e por fim, a periodicidade necessária para a atualização de um determinado tipo de informação.

Quando se avalia o atributo resolução espacial, é importante relacionar o tamanho dos alvos de interesse, a resolução espacial do sensor e a escala de mapeamento, para escolher corretamente o sensor a ser utilizado. A resolução espacial do sistema sensor deve ser metade do tamanho do menor alvo de interesse (Cowen et al., 1995 *apud* Jensen e Cowen, 1999).

Jensen e Cowen (1999) consideram que a resolução espacial é mais importante que a espectral, em estudos que buscam o reconhecimento de feições urbanas. Para estes, a resolução espectral existente atualmente nos sensores de resolução espacial muito alta (azul, verde, vermelho e infravermelho próximo) é suficiente. A Tabela 2.4 contém as resoluções necessárias para a classificação de uso e cobertura do solo urbano, segundo avaliação dos mesmos autores.

TABELA 2.4- Resoluções necessárias para a classificação de cobertura e uso do solo no espaço intra-urbano.

Atributos	Resolução Mínima Necessária		
	Temporal	Espacial	Espectral
L1 Nível I	5 – 10 anos	20 – 100 m	V – IVP – IVM – Radar
L2 Nível II	5 – 10 anos	5 – 20 m	V – IVP – IVM – Radar
L3 Nível III	3 – 5 anos	1- 5 m	Pan – V – IVP – IVM
L4 Nível IV	1 – 3 anos	0,25 – 1 m	Pan

FONTE: adaptado de Jensen (2000).

Nota: V significa espectro visível; IVP, infra-vermelho próximo; e IVM, infra-vermelho médio.

Analisando a Tabela 2.4, conclui-se que as imagens dos sensores utilizados nesta pesquisa, (Quickbird e IKONOS II) possuem as resoluções necessárias para a discriminação de classes de cobertura do solo no Nível IV. Entretanto, alguns trabalhos científicos (Herold et.al. 2002, 2003a, 2004 e Noronha et al. 2002) afirmam que a resolução espectral (número, largura e posição de bandas no espectro eletromagnético) dos atuais sensores orbitais de resolução espacial muito alta não é adequada para diferenciar as classes de cobertura no espaço intra-urbano em procedimentos de classificação automática.

Herold et al. (2003a) realizaram um experimento com o objetivo de detectar quais as bandas do espectro eletromagnético mais adequadas para diferenciar tipos de cobertura no ambiente intra-urbano. Neste trabalho, os autores criaram uma biblioteca espectral de alvos urbanos a partir da coleta de dados em campo com espectroradiômetro. As assinaturas espectrais dos alvos urbanos apresentaram, de forma geral, um aumento da reflectância diretamente proporcional ao comprimento de onda, com importantes diferenciações de forma em estreitas regiões do espectro visível (devido a grande variação de cores das classes de cobertura no espaço intra-urbano), e na região do infravermelho de ondas curtas³ (onde há feições de absorção que são resultado da composição química dos materiais constituintes dos tipos de cobertura).

Neste mesmo trabalho, Herold et al. (2003a) simularam duas novas configurações para imagens IKONOS II a partir da combinação de canais de uma imagem AVIRIS⁴. Na primeira simulação, as quatro bandas largas multiespectrais do visível foram substituídas por cinco bandas na mesma região, mas que apresentavam largura mais estreita (~498 nm, ~538 nm, ~580 nm, ~640nm e ~740 nm). Na segunda, as bandas multiespectrais da imagem IKONOS II foram mantidas e duas bandas na região do infravermelho de ondas curtas (~1710 nm e ~2330 nm) foram adicionadas. Em seguida,

³ Região específica do espectro eletromagnético. A definição deste intervalo não é muito precisa, variando de autor para autor, mas em geral, esta região é atribuída a intervalos de 1,0 a 3,0 m. Meneses et al. (2001) identifica o intervalo entre 1,1 a 2,5 m como sendo a região de infravermelho de ondas curtas. Em inglês, esta região é conhecida como SWIR (*short-wave infrared*).

⁴ O sensor AVIRIS (*Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer*) é um sensor hiperspectral aerotransportado com 224 bandas, distribuídas no intervalo de 400 nm a 2.500 nm, com 10 nm de resolução espectral em cada uma delas (Jensen, 2000).

classificaram-se os tipos de cobertura do solo a partir das duas imagens simuladas e da imagem IKONOS II original. O resultado das classificações indicou que ambas simulações produziram resultados superiores ao da imagem original, sendo que a segunda combinação (IKONOS II + infravermelho de ondas curtas) teve o melhor desempenho. Desta forma, concluiu-se que a resolução espectral das imagens IKONOS II deveria ser modificada, incluindo bandas na região do infravermelho de ondas curtas e redimensionando e realocando as bandas do espectro visível.

Apenas a melhoria da resolução espectral dos atuais sensores de resolução espacial muito alta não garante uma classificação de cobertura do solo com altos níveis de exatidão temática para ambientes intra-urbanos. Herold et al. (2003a e 2004) apontam outros obstáculos na caracterização espectral de alvos urbanos:

- 1) Algumas classes de cobertura do solo não são separáveis a partir de suas características espectrais (intervalo entre 350 nm e 2400 nm), pois possuem comportamento espectral muito semelhante. É o caso, por exemplo, de rodovias asfaltadas e alguns tipos de cobertura de telhados (telhas de asfalto, de concreto etc.).
- 2) A existência de materiais que não se comportam como superfícies lambertianas⁵, ou seja, a quantidade de energia refletida por estes materiais varia com o ângulo de iluminação solar e com o posicionamento do sensor (ângulo de elevação e azimute) em relação ao alvo. Desta forma, a associação de um determinado material a um comportamento espectral específico torna-se muitas vezes inviável, como é no caso de coberturas de alumínio que não são lambertianas (Meister, 2002 citado por Herold et al., 2004).
- 3) A idade diferenciada dos materiais de cobertura também influencia no comportamento espectral. Herold et al.(2004) propõem um índice de avaliação de idade e condições de conservação de vias asfaltadas baseado no

⁵ Superfícies lambertinas são aquelas que refletem energia uniformemente em todas as direções (Lillesand e Kiefer, 1994).

comportamento espectral das vias, o qual foi caracterizado com o uso de medidas com espectroradiômetro em campo.

A resolução espacial muito alta (1,0 – 0,6 m) dos sensores IKONOS II e Quickbird possibilita a identificação de uma série de objetos no espaço urbano que antes só eram distinguíveis a partir de fotografias aéreas e de sensores aerotransportados em baixa altitude. No entanto, a resolução espacial muito alta também introduz novos problemas para a extração automática e semi-automática de informações a partir destas imagens. O principal deles é que os objetos de interesse no ambiente intra-urbano (edifícios, casas, quadras esportivas, piscinas etc.) são maiores do que os pixels da imagem, resultando numa grande variabilidade interna no número digital (ND)⁶ dos pixels dentro de uma mesma classe. Por exemplo, um mesmo telhado de uma casa, que a princípio é composto por um só tipo de material (telha cerâmica), pode apresentar valores de pixel muito diferenciados em virtude da diferença de iluminação. Na Figura 2.2, observa-se o telhado do prédio do Sanatório Vicentino Aranha (localizado em uma área vizinha ao Centro de São José dos Campos) e os diferentes valores de pixel para cada um dos pontos selecionados.



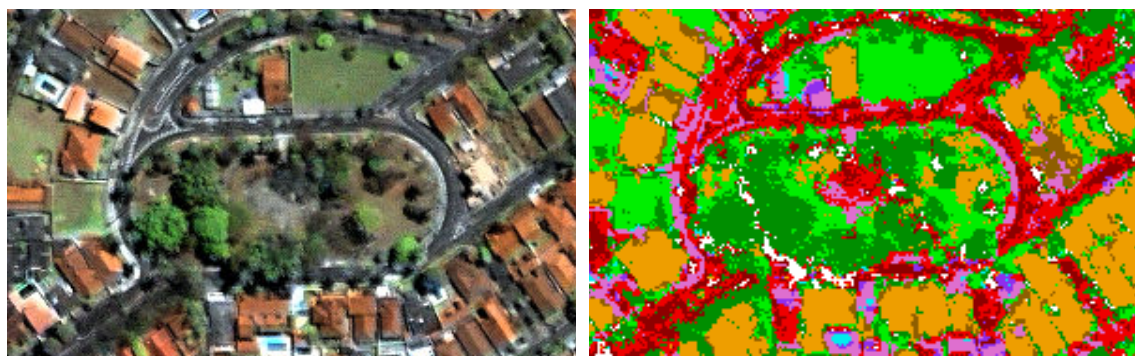
⁶ Segundo Schowengerdt (1997), o sensor mede a quantidade de radiância (Watts por unidade de área, por ângulo sólido e comprimento de onda) refletida ou emitida pelos alvos na superfície da Terra. A radiância medida pelo sensor é convertida em sinal elétrico, o qual é quantizado para valores inteiros, Número Digital (*Digital Number* - DN). Nas imagens de sensoriamento remoto, os pixels registram valores de ND e não de radiância.



FIGURA 2.2 - Comparação entre amostras de pixel de um mesmo telhado em uma imagem Quickbird fusionada.

Nota: No eixo x, estão representadas as bandas do Quickbird, e no eixo Y os valores de número digital para cada ponto selecionado.

Diante da grande variabilidade interna das classes, os tradicionais classificadores pixel-a-pixel apresentam uma eficiência reduzida em imagens de resolução espacial muito alta, especialmente em ambientes intra-urbanos (Schiewe, 2002; Schiewe e Tuffe, 2005; Neubert e Meinel, 2005). Como a classificação baseia-se exclusivamente em atributos espectrais de pixels individuais, o mapa temático resultante apresenta um aspecto granulado (Figura 2.3).



(a) Imagem IKONOS II fusionada

b) Resultado de uma Classificação MAXVER

FIGURA 2.3 - Comparação entre a imagem sintética fusionada e o resultado de uma classificação de cobertura do solo utilizando o algoritmo MAXVER.

Detalhe do bairro Esplanada em São José dos Campos.

FONTE: Pinho e Feitosa, (2003).

Uma alternativa para superar este problema é utilizar técnicas de classificação de imagens baseadas em regiões (Blaschke e Strobl, 2001; Pinho e Kux, 2004; Pinho et al., 2005). Nestas classificações, é realizado inicialmente um processo de segmentação, que

consiste em agrupar pixels vizinhos em regiões (ou segmentos) baseando-se em algum critério de similaridade, como textura ou valores de número digital (Neubert e Meinel, 2005). Em seguida, classificam-se as regiões resultantes. Este tipo de abordagem apresentou melhores resultados do que as tradicionais abordagens pixel-a-pixel quando aplicadas em imagens de resolução espacial muito alta (Antunes, 2003; Rego, 2003; Rego e Koch, 2003).

Outro problema introduzido pela resolução espacial muito alta é a detecção de alvos indesejáveis no ambiente urbano, como é o caso de veículos estacionados (que possuem uma existência transitória na imagem), de faixas de pedestres (que não interessam para a classificação de cobertura e que se confundem com outras classes de cobertura) e de veículos em movimento que produzem cores fictícias (Ehlers, 2005). Na Figura 2.4, estes problemas são apresentados a partir de detalhes de uma imagem Quickbird fusionada.

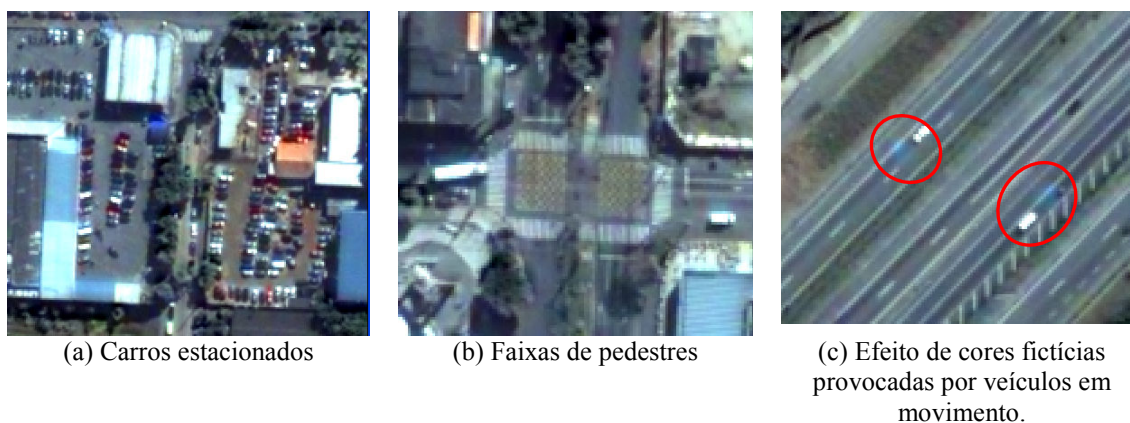


FIGURA 2.4 - Detalhes de imagem Quickbird fusionada de São José dos Campos.

Enquanto procedimentos automáticos e semi-automáticos de classificação de imagens encontram uma série de barreiras para distinguir classes de cobertura do solo em ambientes intra-urbanos a partir de imagens de alta resolução espacial, um foto-intérprete distinguiria estas classes facilmente a partir dos elementos de foto-interpretação, como cor, textura, tamanho, forma, padrão, localização e contexto. Portanto, a inserção destes elementos, ou seja, do conhecimento do intérprete, no processo de classificação automática consiste em uma alternativa promissora para a distinção de alvos urbanos (Bauer e Steinnocher, 2001; Hofmann, 2001a; Hofmann,

2001b, Meinel et al., 2001). Os sistemas de interpretação automática que permitem a inserção do conhecimento são conhecidos como sistemas baseados em conhecimento.

2.4 Sistemas de Interpretação de Imagens Baseados em Conhecimento

Sistemas baseados em conhecimento são aqueles que modelam em um ambiente computacional o conhecimento do foto-intérprete emulando a sua capacidade de combinar dados de diferentes fontes e formatos na análise de imagens de sensores remotos (Feitosa et al., 2005). A utilização destes sistemas abre um novo horizonte para a extração automática de informações de imagem de sensores remotos. Enquanto algoritmos de classificação têm como objetivo distinguir grupos de pixels com características semelhantes, os quais muitas vezes não se traduzem em objetos reais, na abordagem baseada em conhecimento o objetivo é identificar objetos que têm uma existência concreta no mundo real e que expressam características de cor, forma, textura padrão e contexto na imagem analisada.

O funcionamento destes sistemas baseia-se na introdução do conhecimento do analista a respeito da cena, ou seja, é uma formalização da “visão” de um determinado indivíduo sobre uma cena específica. Assim, o resultado da classificação é um reflexo do conhecimento (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 cena⁷. Sob esta perspectiva, o conceito de paisagem, categoria utilizada tradicionalmente em ciências como a geografia e a ecologia, apresenta um papel central neste tipo de análise de imagens. A paisagem é definida por Cosgrove (1998), como uma “maneira de ver”, de interpretar e harmonizar o mundo externo em uma “cena” em uma unidade visual. Segundo Rosendahl (1998), a paisagem apresenta um conjunto de formas criadas pela natureza e pela ação humana que se interagem. Segundo a mesma autora, a paisagem possui

⁷ Em sua Tese de Doutorado Antunes (2003) comprovou que o resultado da classificação é influenciado pelo analista que a estrutura. Neste trabalho, dentre outros experimentos, é feita uma da 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. Conclui-se que as diferenças variam desde a definição das classes de interesse até como o conhecimento é estruturado.

também uma dimensão espacial, ou seja, um determinado tipo de paisagem só ocorre em determinada área.

Neste contexto, os sistemas baseados em conhecimento constituem-se em uma importante ferramenta para profissionais de diversas áreas que utilizam a categoria paisagem como unidade de análise de imagens de sensoriamento remoto (geomorfólogos, geógrafos, ecólogos etc...).

A utilização destes sistemas na extração de informações em imagens de sensoriamento remoto não é tão recente quanto se imagina. Segundo Bock e Lessing (2000), há vários sistemas baseados em conhecimento que já vem sendo utilizados na interpretação de fotografias aéreas e em imagens orbitais de média resolução espacial há algum tempo: o SPAM (McKcown et al., 1985); SIGMA (Matsuyama e Hwang, 1990); MESSIE (Clémente et al., 1993); ERNEST (Niemann et al., 1990); AIDA (Liedtke, 1997) e a extensão deste último, o geoAIDA (Bückner et al., 2001). Estes sistemas integram, em combinações variadas, os seguintes itens: algoritmos de segmentação, estruturação de classes na forma de redes semânticas, classificação baseada em regras e a possibilidade de integração de imagens multisensores e/ou dados vetoriais.

O primeiro programa comercial que implementou um sistema de interpretação de imagens baseado em conhecimento foi o e-Cognition (Definiens, 2003), o qual foi utilizado neste trabalho.

2.5 Análise de Imagens Orientada a Objetos

2.5.1 Abordagem Orientada a Objetos

Na abordagem orientada a objetos, um problema ou aplicação é representado por uma coleção de objetos que possuem características próprias e interagem entre si (Rumbaugh et al., 1994). Objetos são conceitos, abstrações definidas em um determinado domínio de uma aplicação (Rumbaugh et al., 1994). Assim, no domínio do espaço intra-urbano, na aplicação de classificação de cobertura do solo, telha cerâmica é um objeto. Outra característica importante dos objetos é que possuem identidade, sendo distinguíveis pela

sua própria existência e não pelas propriedades que possuem. Desta forma, mesmo que dois objetos “prédios” tenham características idênticas, eles continuam sendo únicos, pois um pode ser demolido, enquanto o outro não.

Os objetos agrupam dentro de sua definição dados (atributos) e métodos (comportamento) (Yourdon, 1994). Ou seja, cada objeto sabe quais são suas especificações (tamanho, cor, tipo etc.) e também sabe como reagir a uma instrução (uma instrução de “mova-se” é executada de maneiras diferentes por um objeto “carro” e por um objeto “pessoa”).

Os objetos com características em comum são agrupados em classes, e estas são organizadas em forma de rede hierárquica, onde as classes de um nível inferior (subclasses) herdam as características da classe do nível superior (superclasse). Na Figura 2.5, há um exemplo de uma rede hierárquica representando classes de vegetação em ambientes intra-urbanos a partir da interpretação de uma imagem de resolução espacial muito alta. Nesta rede hierárquica, os objetos das subclasses Arbórea, Arbustiva e Rasteira herdam o atributo NDVI⁸ alto da superclasse Vegetação.

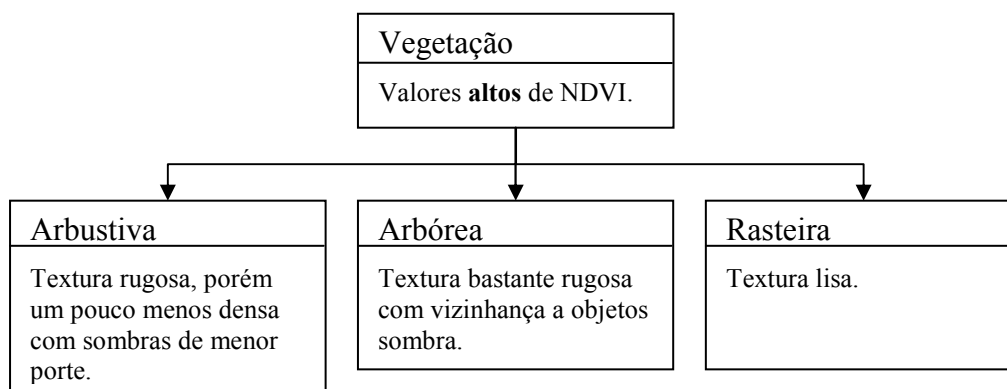


FIGURA 2.5 – Rede hierárquica de tipos de vegetação intra-urbana.

⁸ *Normalised Difference Vegetation Index* (Índice de Vegetação Normalizado) é um índice de vegetação que é calculado a partir da reflectância (ρ - razão entre o fluxo radiante refletido pelo incidente em uma superfície) das bandas do vermelho e do infravermelho próximo. Este índice é calculado pela seguinte equação: $NDVI = (\rho_{\text{infravermelho próximo}} - \rho_{\text{vermelho}}) / (\rho_{\text{infravermelho próximo}} + \rho_{\text{vermelho}})$ (Jensen, 2000).

2.5.2 Orientação a Objetos Aplicada à Análise de Imagens

A utilização do conceito de objeto é peça chave neste tipo de análise de imagens, pois parte-se do princípio de que a informação semântica necessária para a interpretação de uma imagem não está presente no pixel, e sim em objetos da imagem e nas relações existentes entre eles (Definiens, 2003). Estes objetos são os segmentos, os quais são gerados a partir de um procedimento de segmentação.

Há ainda outras premissas importantes na análise orientada a objetos (Definiens, 2003), a saber:

- 1) A caracterização dos objetos da imagem não pode limitar-se apenas a atributos espectrais, pois estes muitas vezes não conseguem delimitar objetos complexos como, por exemplo, o telhado de uma casa que possui grande variedade espectral dentro dos seus limites. Por isso, é necessária também a utilização de outros atributos como: forma, tamanho, textura, padrão e contexto. Em outras palavras, é necessário inserir o conhecimento do analista no sistema de interpretação da imagem.
- 2) Os objetos de interesse a serem extraídos de uma determinada cena podem estar associados a diferentes níveis de abstração (diferentes escalas), e estes níveis devem estar representados no sistema de análise. Assim, em uma cena de um ambiente intra-urbano, existem pequenas residências familiares que se relacionam a um nível mais detalhado de escala, e áreas industriais com grandes construções, que se relacionam a uma escala mais grosseira.
- 3) A descrição do espaço de atributos de uma determinada classe pode ser imprecisa, o que introduz incertezas na associação de um objeto a determinada classe. Esta incerteza precisa ser modelada, pois ela é parte do resultado da classificação (Benz et al., 2004).

A materialização destas premissas é dada pelos procedimentos de segmentação multiresolução e estruturação das classes em rede hierárquica. A segmentação multiresolução é responsável pela geração dos objetos da imagem em diferentes escalas de detalhamento. Na estruturação das classes em rede hierárquica, os objetos e seus relacionamentos são modelados por regras de classificação. Estas regras de classificação podem utilizar funções *fuzzy* de pertinência, que modelam a incerteza associada às classes.

2.5.3 Segmentação Multiresolução

A segmentação multiresolução aplica a abordagem de crescimento de regiões, que é um processo de segmentação interativo, no qual regiões adjacentes são agrupadas segundo algum critério de similaridade estabelecido pelo algoritmo utilizado. A diferença entre os valores dos atributos de duas regiões é calculada e testada em relação a um limiar máximo de similaridade fornecido pelo usuário; se o valor verificado for menor que o limiar estabelecido, as regiões são agrupadas. Este processo continua até que toda a imagem seja segmentada (Fonseca et al., 2000). Além do limiar de similaridade, o usuário também estabelece um limite mínimo de tamanho dos objetos.

Na segmentação multiresolução, o critério de similaridade é construído a partir do conceito de heterogeneidade interna das regiões. A heterogeneidade constitui-se da diferença entre o atributo de uma possível região e a soma dos valores deste mesmo atributo para as regiões que a formam. Na segmentação em questão, são calculadas as heterogeneidades para os atributos de cor e forma (que são ponderados pelo tamanho dos objetos). A soma ponderada (pesos fornecidos pelo usuário) destas duas heterogeneidades forma o critério de similaridade f que é expresso por (Definiens, 2003):

$$f = w \cdot h_{cor} + (1-w) \cdot h_{forma} \quad (2.1)$$

onde,

w = Peso atribuído ao atributo cor no processo de segmentação variando de 0 a 1.

h_{cor} = Heterogeneidade de cor.
 h_{forma} = Heterogeneidade de forma.

A cor constitui-se de uma soma ponderada dos desvios padrões de cada banda para uma determinada região. O peso de cada banda é estabelecido pelo usuário e varia de 0 a 1. A formulação da cor é a seguinte:

$$cor = \sum_c w_c \cdot \sigma_c \quad (2.2)$$

onde,

w = Peso atribuído a cada banda multiespectral.
 σ = Desvio padrão.
 c = Nomenclatura para cada banda.

A heterogeneidade de cor é dada pela seguinte expressão:

$$h_{cor} = \sum_c w_c (n_{união} \cdot \sigma_c^{união} - (n_{obj1} \cdot \sigma_c^{obj1} + n_{obj2} \cdot \sigma_c^{obj2})) \quad (2.3)$$

onde,

$n_{união}$ = Número de *pixels* do possível objeto a ser formado.
 $\sigma_c^{união}$ = Desvio padrão do possível objeto a ser formado para cada banda c .
 n_{obj1} = Número de *pixels* do objeto 1.
 σ_c^{obj1} = Desvio padrão do objeto 1 para cada banda c .
 n_{obj2} = Número de *pixels* do objeto 2.
 σ_c^{obj2} = Desvio padrão do objeto 2 para cada banda c .

A forma é um atributo composto, formado por outros dois: compacidade e suavidade. O primeiro é a razão entre o perímetro de um objeto pela raiz quadrada do número de *pixels* do mesmo, sendo expresso por:

$$cp = \frac{l}{\sqrt{n}} \quad (2.4)$$

onde,

l = Perímetro do objeto.

n = Tamanho do objeto em número de *pixels*.

A suavidade é a razão entre o perímetro do objeto e o perímetro do *bounding box*, ou seja, do retângulo envolvente paralelo às bordas da imagem com menor comprimento possível.

$$sv = \frac{l}{b} \tag{2.5}$$

onde,

l = Perímetro do objeto.

b = Perímetro do *bounding Box*.

Na Figura 2.6, observa-se a relação entre objetos hipotéticos, todos formados com 16 pixels de resolução 1m, e valores de compacidade e suavidade. A partir da análise desta figura, conclui-se que a compacidade é um atributo que representa o quão agrupados os pixels de um determinado objeto estão. A suavidade representa o grau de irregularidade do contorno de um objeto. Por intermédio desta tabela, conclui-se também que quanto mais compacto um objeto e mais suave a sua borda, menor serão os valores de *cp* e *sv*.






















Objeto	representação gráfica de l	representação gráfica de b	l (m)	b (m)	n (nº de pixels)	Área (m ²)	Compacidade	Suavidade
			16	16	16	16	4,000	1,000
			26	22	16	16	6,500	1,182
			20	20	16	16	5,000	1,000
			24	22	16	16	6,000	1,09
			30	26	16	16	7,500	1,154
			34	24	16	16	8,500	1,417
			50	36	16	16	12,500	1,389

FIGURA 2.6 – Quadro comparativo dos atributos de compacidade e suavidade entre objetos hipotéticos. Os *pixels* estão representados na cor magenta, o perímetro dos objetos em azul e o perímetro do *bounding box* em verde.

A heterogeneidade de forma é uma soma ponderada das heterogeneidades de compacidade e suavidade, onde o peso é estabelecido pelo o usuário.

$$h_{forma} = w_{cp} \cdot h_{cp} + (1 - w_{cp})h_{sv} \quad (2.6)$$

onde,

w_{cp} = Peso atribuído à compacidade variando de 0 a 1.

h_{cp} = Heterogeneidade para compacidade.

h_{sv} = Heterogeneidade para a suavidade.

A heterogeneidade para a compacidade é dada pela expressão:

$$h_{cp} = n_{união} \cdot cp_{união} - (n_{obj1} \cdot cp_{obj1} + n_{obj2} \cdot cp_{obj2}) \quad (2.7)$$

onde,

$cp_{união}$ = Compacidade do possível objeto a ser formado para cada banda c.

cp_{obj1} = Compacidade do objeto1 para cada banda c.

cp_{obj2} = Compacidade do objeto 2 para cada banda c.

A heterogeneidade para suavidade é formulada por:

$$h_{sv} = n_{união} \cdot sv_{união} - (n_{obj1} \cdot sv_{obj1} + n_{obj2} \cdot sv_{obj2}) \quad (2.8)$$

onde,

$sv_{união}$ = Compacidade do possível objeto a ser formado para cada banda c.

sv_{obj1} = Compacidade do objeto1 para cada banda c.

sv_{obj2} = Compacidade do objeto 2 para cada banda c.

Após o cálculo de f , este é comparado com o limiar definido pelo usuário. Se o seu valor for menor que o quadrado do limiar, os dois objetos são fundidos. Na segmentação multiresolução, o limiar de similaridade é denominado escala, pois como todos os parâmetros utilizados na segmentação são ponderados pelos tamanhos dos objetos, o valor de escala influencia no tamanho final destes.

No procedimento de segmentação em questão, o usuário precisa definir quatro parâmetros: fator de escala, pesos para cada uma das bandas espectrais, pesos para cor e forma e pesos para suavidade e compacidade (Figura 2.7).

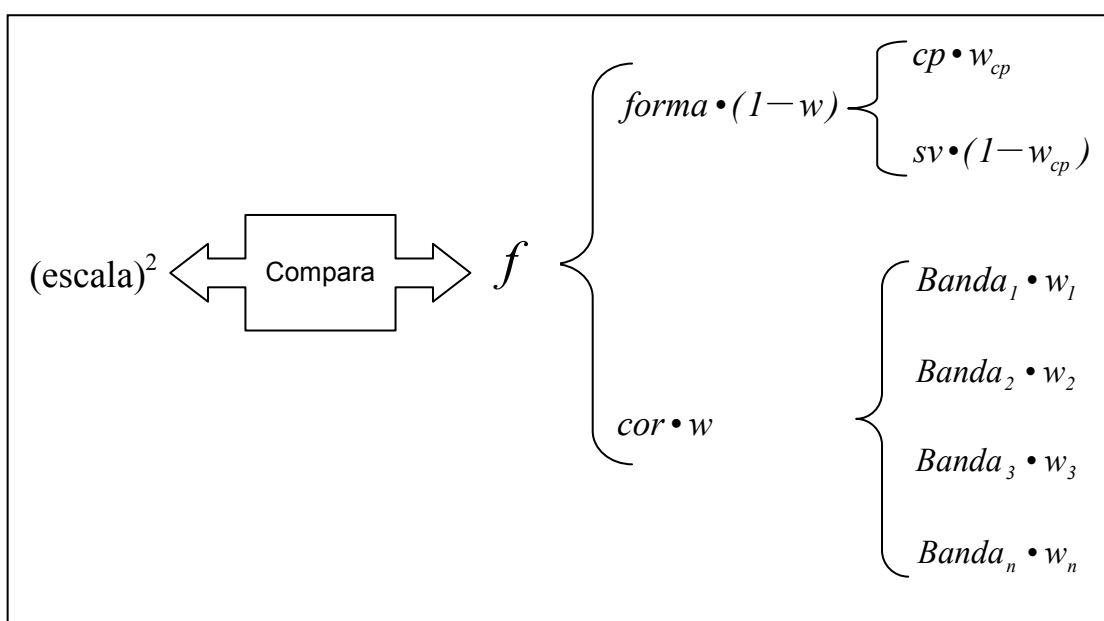


FIGURA 2.7 – Resumo dos parâmetros e pesos da segmentação multiresolução.

Além de sua especificidade em relação à construção do critério de similaridade, a principal característica da segmentação multiresolução é a possibilidade de segmentar uma mesma imagem em níveis de escala diferenciados que se relacionam entre si, formando uma rede hierárquica de objetos (Baatz, M.; Schäpe, A., 2000). Desta forma, cria-se a concepção de super-objetos e sub-objetos. Os primeiros são os objetos localizados em um nível superior, que agregam objetos de um nível inferior. Na rede hierárquica formada, cada objeto “sabe” a que super-objeto pertence no nível superior, “reconhece” seus sub-objetos no nível inferior e “conhece” seus vizinhos no nível

hierárquico onde está contido (Benz et al., 2004). Este tipo de informação topológica pode ser utilizada na classificação dos objetos e constitui-se em uma das maiores vantagens apresentadas pela análise de imagens orientada a objetos.

Além da informação topológica, a relação entre os super e sub-objetos gera atributos de textura que podem ser utilizados na classificação. Hofmann (2001c) utilizou o tamanho médio dos sub-objetos como um atributo textural para diferenciar tipos de áreas residenciais.

Na Figura 2.6, observa-se o relacionamento do objeto “edificação de cobertura metálica” com seus super e sub-objetos, caracterizando-se um exemplo do resultado de uma segmentação multiresolução.

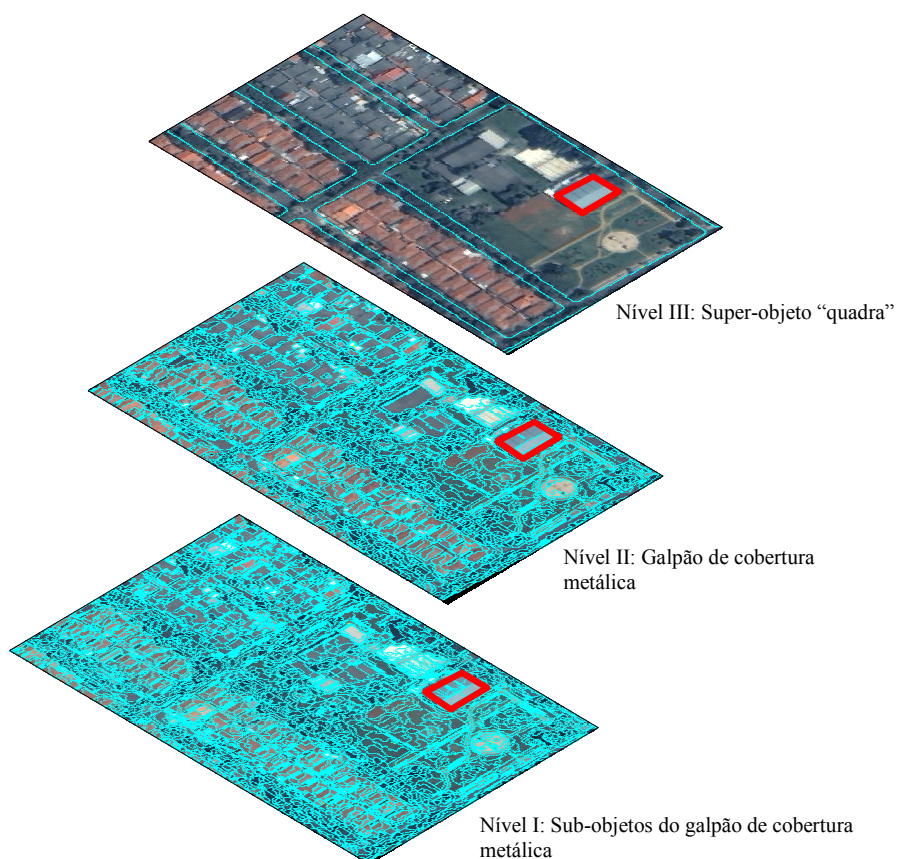


FIGURA 2.8 – Relacionamento do objeto “edificação de cobertura metálica” (no Nível II de segmentação) com seu super-objeto “quadra” (no Nível III) e com seus sub-objetos do Nível I.

Outra importante especificidade desta segmentação, é a possibilidade de se utilizar informações temáticas (seja na forma de arquivos vetoriais ou raster) no procedimento de segmentação. O Nível III da figura acima constitui um exemplo desta funcionalidade, pois foi utilizado um arquivo de quadras vetoriais para segmentar este nível.

Para cada nível de segmentação são estabelecidos, independentemente, os parâmetros de segmentação, tal como os arquivos que serão utilizados no processamento. Assim, objetos de níveis distintos podem ser caracterizados por tamanhos, dados e parâmetros diferenciados. A Figura 2.6 é um bom exemplo desta situação. A segmentação do Nível II tinha como objetivo reconhecer os contornos das quadras. Como este tipo de objeto possui grande heterogeneidade espectral e uma forma bem definida, foi associado a este nível um maior peso para forma e utilizou-se um arquivo vetorial de quadras na segmentação. Já os níveis inferiores tinham que individualizar tipos de cobertura do solo diferenciados e, desta forma, a informação espectral tem maior importância na definição destes objetos. Assim sendo, a cor recebeu maior peso para estes dois níveis.

Na segmentação multiresolução, é possível utilizar duas estratégias para gerar a rede hierárquica de objetos: *Bottom-up* (de baixo para cima), onde a segmentação começa por um nível mais detalhado de objetos que são agregados em objetos maiores conforme o nível hierárquico; e *Top-down* (de cima para baixo), onde o processo inicia com objetos grandes que são subdivididos até obter-se o nível de escala mais detalhado. Segundo Hofmann e Reinhardt (2000), o contorno dos objetos é influenciado pela estratégia adotada. Assim, quando se inicia a segmentação a partir do nível mais detalhado, o contorno dos super-objetos do nível superior será resultado da soma dos objetos deste nível. Segundo o mesmo autor, a escolha da abordagem de segmentação é uma importante etapa na análise de imagens orientada a objetos.

2.5.4 Estruturação de Classe em Redes

Segundo Hofmann e Reinhardt (2000), as classes podem ser estruturadas em três tipos de redes hierárquicas na abordagem orientada a objetos:

- 1) Hierarquia com hereditariedade → as classes de interesse são agrupadas segundo características comuns, sendo que as sub-classes (ou classes filhas) herdam as características das super-classes (ou classes mães). Este tipo de rede modela o relacionamento entre os atributos físicos entre dos objetos (cor, forma, textura etc.) Assim, no caso da Figura 2.5, onde as classes Vegetação Arbórea e Vegetação Rasteira herdam o atributo NDVI alto da sua classe mãe Vegetação, constitui exemplo deste tipo de rede.
- 2) Hierarquia de grupos → Este tipo de hierarquia refere-se às relações semânticas entre as classes. Classes com diferentes características físicas, mas com significado semântico coerente, podem ser agrupadas em uma única classe mãe. Um exemplo, deste tipo de hierarquia é o agrupamento de diferentes classes de cobertura do solo, que possuem características físicas distintas, em duas classes semânticas: superfícies permeáveis (corpos d'água, solo exposto, vegetação) e superfícies impermeáveis (rodovias, estacionamentos e edificações).
- 3) Grupos estruturados → Este tipo de hierarquia, ao contrário das outras duas, não é utilizada no processo de segmentação. Sua função é agrupar classes de objetos que passarão pelo processo de segmentação baseado em classificação. Neste procedimento, os objetos primitivos oriundos da primeira etapa de classificação tem seus limites modificados, gerando objetos de interesse (Benz et al., 2004), ou seja, este tipo de hierarquia é utilizada na operação de refinamento dos objetos.

A segmentação baseada em classificação permite realizar várias operações de refinamento dos objetos, dentre elas pode-se destacar a dissolução de limites entre objetos vizinhos que pertencem a um mesmo nível hierárquico (Figura 2.9).

No exemplo de uma aplicação onde são classificados tipos de cobertura de telhados, as classes Telha Cerâmica Clara e Telha Cerâmica Escura são criadas para representarem o mesmo tipo de material. Isto porque este tipo de cobertura apresenta-se na imagem com tonalidades distintas devido à diferença da idade dos materiais (telhas mais velhas geralmente são mais escuras) e de efeitos de iluminação (dependendo da orientação das

faces do telhado). Neste contexto, um mesmo telhado pode ser composto por um segmento da classe Telha Cerâmica Clara vizinho a um outro da classe Telha Cerâmica Escura. Portanto, estes dois objetos podem ser fundidos em um único objeto da classe Cerâmica.

Na Figura 2.9, observa-se um exemplo de operação de dissolução de bordas baseada na existência de dois grupos construídos: grupo I, Vegetação (Veg.), no qual são fundidos objetos vizinhos das classes Vegetação Arbórea (Arb.) e Rasteira (Rast.); e grupo II, Cerâmica, onde são agrupados objetos das Classes Telha Cerâmica Clara (CL) e Escura (Esc.).

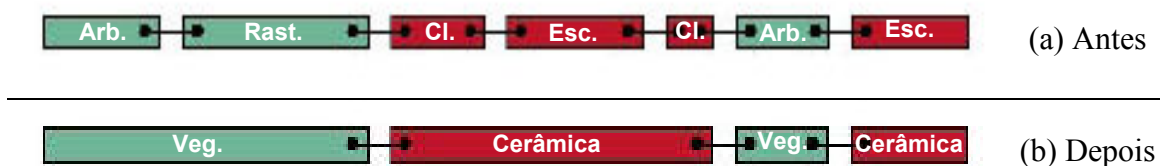


FIGURA 2.9 – Operação de dissolução de bordas entre objetos vizinhos pertencentes a aos grupos construídos, Vegetação (em verde) e Cerâmica (em vermelho). Os retângulos representam os objetos, e as linhas pretas horizontais que ligam uns aos outros representam a relação de vizinhança.

FONTE: Adaptado de Definiens (2003).

2.5.5 Classificação

Depois de definidos os objetos (segmentação) e as hierarquias, o processo de classificação dos objetos é efetuado por meio de regras de decisão. Dois fatores devem ser levados em consideração neste processo: quais atributos serão utilizados para diferenciar cada classe e qual tipo de regra de decisão será adotada para cada classe. Na Tabela 2.5, é apresentado um resumo dos tipos de atributos que são disponibilizados pelo programa *e-Cognition*. Além dos atributos mencionados nesta Tabela, também é possível a criação de atributos personalizados a partir de atributos existentes. Desse modo, é possível criar atributos baseados em razão de nadas, por exemplo.

TABELA 2.5 – Quadro resumo com os tipos de atributos disponíveis no programa *e-Cognition*.

Grupo de Atributos	Sub-Grupo	Atributos
Atributos dos Objetos	Valores das bandas	Média, desvio padrão
	Forma	Tamanho, comprimento, relação área/perímetro
	Textura	Haralick ou baseada nos sub-objetos (média do tamanho dos sub-objetos)
	Hierarquia – indica a que nível uma classe está associada	-
	Atributos temáticos – provenientes de layers temáticos	Tipos de uso do solo
Atributos Relacionados a Classes	Relações com os objetos vizinhos	Distância de um objeto em relação a outro de uma determinada classe
	Relação com sub-objetos	Área total dos sub-objetos de uma determinada classe
	Relação com super-objetos	Existência de uma classe específica de super-objetos
	Pertinência a	Valor da função de pertinência <i>fuzzy</i> de cada objeto
	Classificado como	Classe para a qual um objeto foi classificado
	Valor de classificação de	Valor de pertinência para uma classe específica
Atributos Globais	Relacionados com a cena globalmente	Média total de uma determinada banda
	Relacionados com uma classe globalmente	Área total de todos os objetos de uma determinada classe em todos os níveis
	Similaridade a uma determinada classe	Define que a descrição de uma classe é idêntica a de uma outra determinada classe

FONTE: Definiens (2003).

O programa em questão disponibiliza dois tipos de regra de decisão: Vizinho mais Próximo⁹ (*Nearest Neighbor*) e as Funções de Pertinência *Fuzzy* (*Fuzzy Membership Functions*).

A regra de decisão adotada nesta dissertação baseou-se em Funções de pertinência *Fuzzy* para associar os objetos às classes. Assim, desaparece a tradicional noção determinística de que um objeto pertence ou não pertence a uma determinada classe.

⁹ Para maiores detalhes sobre o funcionamento do algoritmo Vizinho mais Próximo, vide o Capítulo *Thematic Classification* de Schowengerdt (1997: 394-475p.).

Utilizando regras *fuzzy*, um objeto pode estar associado a várias classes com diferentes graus de pertinência. O grau de pertinência varia de 0 (não pertence) a 1 (pertence), e a classe considerada é aquela cujo grau de pertinência é maior (Antunes, 2003). Por exemplo, um objeto pode apresentar o grau de pertinência 0,8 para Telha Cerâmica e 0,6 para a classe Solo Exposto. Neste caso, o objeto seria classificado como Telha Cerâmica.

Na Figura 2.10 observam-se dois tipos de função de pertinência. À esquerda está representada uma função booleana na qual um determinado objeto é classificado como pertencente à classe em questão quando ele tem o valor de atributo maior ou igual a um número específico. Já na figura à direita o grau de pertinência é representado por uma aproximação de uma função gaussiana. Os objetos que possuem valores de atributos próximo ao centro da curva terão graus de pertinência altos enquanto os objetos com valores mais próximos às extremidades da curva possuíram graus de pertinência baixos.

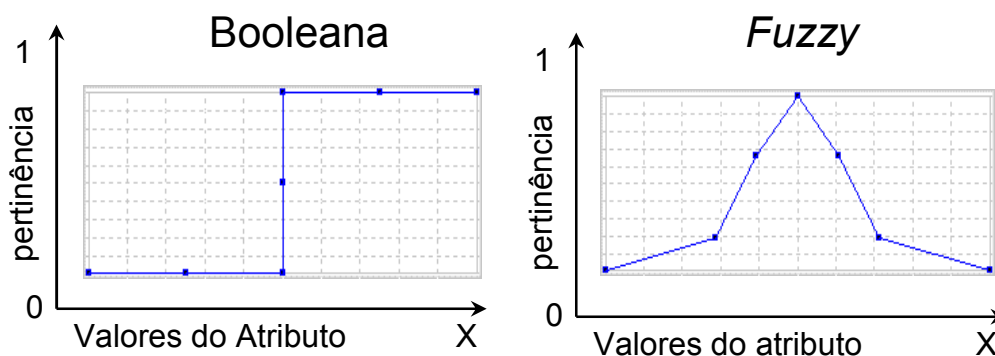


FIGURA 2.10 – Comparação entre funções as booleana e Fuzzy.

CAPÍTULO 3

ÁREA DE ESTUDO

Este Capítulo apresenta a área de estudo onde foram realizados os experimentos do presente trabalho. A primeira Seção deste Capítulo é uma breve descrição do município de São José dos Campos. Esta descrição centrou-se no relacionamento entre a expansão da mancha urbana e os ciclos econômicos pelos quais o município passou durante os séculos XIX e XX. A segunda Seção é uma descrição mais detalhada da área de estudo selecionada, enfocando a ocupação e uso do solo dos bairros da área de estudo.

3.1 O Município de São José dos Campos

O município de São José dos Campos localiza-se no Estado de São Paulo, na região do Médio Vale do Rio Paraíba do Sul, entre as duas maiores regiões metropolitanas do Brasil: São Paulo e Rio de Janeiro. Seu território abrange uma área de 1.099,60 km², situando-se entre as coordenadas o 46° 06' s 23° 18' e o 45° 40' s 22° 49' (PMSJC, 1994). É considerado um município de porte médio com população de 539.313 habitantes, dos quais 532.717 (98,78 %) residem na área urbana (PMSJC, 2005). Na Figura 3.1, observa-se a área de estudo selecionada, que compreende uma fração da área urbana, e outra, de expansão urbana do município.

A ocupação e uso do solo urbano do município foram marcadamente influenciados por condicionantes naturais e antrópicos. Dentre os aspectos naturais, destacam-se o rio Paraíba do Sul e o relevo. O primeiro, com sua extensa várzea, possibilitou a instalação de atividade agrícola às suas margens, ao passo que o segundo atuou como fator limitante à ocupação, visto que 70% da área do município está localizada na região de serras e picos ao norte do rio Paraíba do Sul, e apenas 30%, na área de planalto, que é onde se concentra a maior parte da população (PMSJC, 1994).

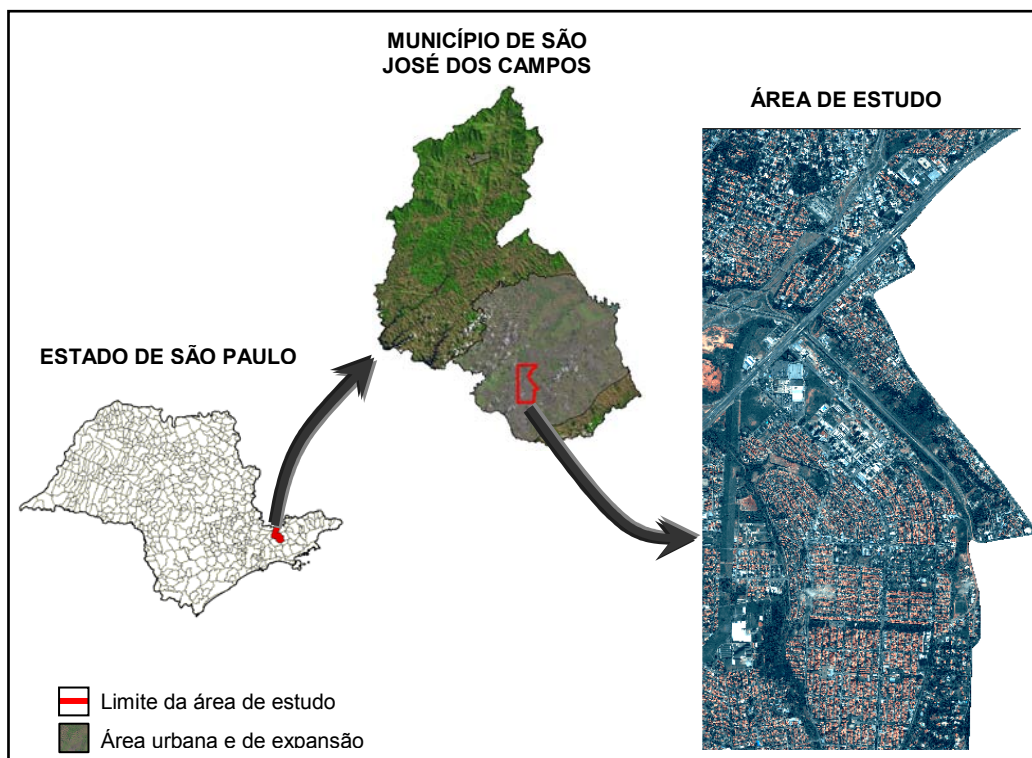


FIGURA 3.1 - Localização da área de estudo em relação à área urbana e de expansão urbana do município de São José dos Campos.
 FONTE: Adaptada, PMSJC (2003).

A Ferrovia, a rodovia Presidente Dutra, o Centro Técnico Aeroespacial (CTA) e a Petrobrás também atuaram como agentes definidores da forma da mancha urbana de São José dos Campos, direcionando ou criando áreas de restrição à expansão do tecido urbano. Na Figura 3.2, observa-se a importância destes condicionantes antrópicos na mancha urbana de São José dos Campos. O posicionamento dos fatores condicionantes ajuda a explicar o “desenho” da mancha urbana. Entretanto, para entender a distribuição espacial dos diferentes tipos de uso do solo, é necessário resgatar um pouco da história do município.

Até a década de 1920, São José dos Campos teve sua economia centrada na atividade agrícola, participando dos dois ciclos econômicos da região do Vale do Paraíba: o do algodão e do café. O último cultivo foi o mais importante, chegando a mobilizar 88% dos lavradores em meados do século XIX (Lessa, 2001). Neste período, havia apenas um tímido núcleo urbano às margens do Banhado e da ferrovia (proximidades da Igreja Matriz), o qual permaneceu estagnado até o início do século XX (Dias, 2000).

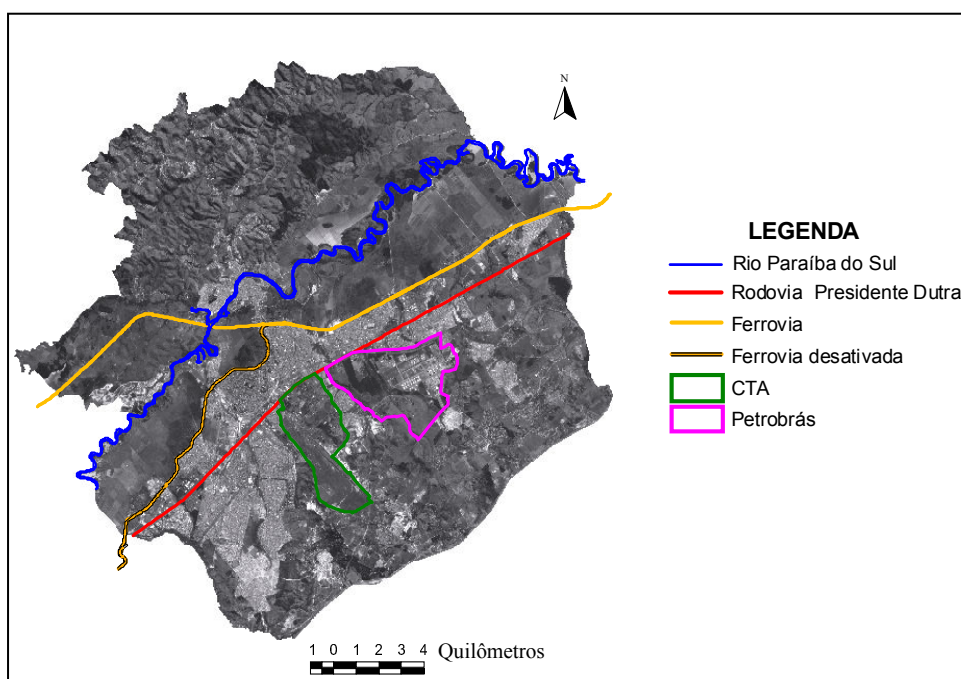


FIGURA 3.2 – Área urbana e de expansão urbana de São José dos Campos.
 FONTE: Adaptado de PMSJC (2003).

O início do século XX é marcado pelo declínio da atividade agrícola no município¹⁰ e pelo início concomitante da primeira fase do processo de industrialização bem como da fase sanatorial. Esta primeira fase da industrialização (1920 - 1950) foi impulsionada pela Lei nº 4 de 13 de maio de 1920, que concedia desde incentivos fiscais até doação de terrenos às indústrias que se instalassem no município (Chuster, 1999). Neste período, instalaram-se várias indústrias nas áreas periféricas ao núcleo original e na parte norte da cidade (bairro de Santana). A construção da Rodovia Washington Luiz (Estrada Velha Rio - São Paulo) em 1928 foi outro fator que estimulou a atividade industrial nesta fase, sendo a primeira ligação rodoviária de grande distância do país (Chuster, 1999).

A fase sanatorial foi consolidada com um decreto estadual promulgado em 1935, que elevou a cidade à condição de Estância Hidromineral. Entretanto, desde o início do século XX, o município já era procurado para a cura da tuberculose. Nos anos 20,

¹⁰ A atividade cafeeira entra em declínio no Vale do Paraíba no final do último quarto do século XIX, em decorrência do esgotamento dos solos e de processos erosivos. Em busca de terras mais férteis, a produção de café avança na direção oeste do Estado de São Paulo (Pilleti, 1996). São José dos Campos só viverá a crise do café mais tardiamente, no início do século XX (Lessa, 2001).

implantaram-se hotéis e pensões na área central da cidade e grandes sanatórios na parte oeste do núcleo central (Chuster, 1999).

O desenvolvimento das atividades industrial e sanatorial trouxe novas demandas para a área urbana do município. Era necessário prover moradia para os tuberculosos em uma área distante do centro, onde se localizavam as residências. Também era preciso projetar uma área para receber os trabalhadores da indústria que migravam da área rural ou de outros municípios. Além disso, era preciso definir uma zona industrial (PMSJC, 1994). Estas demandas estimularam a criação da primeira lei de zoneamento de São José dos Campos, promulgada em 1938, que dividia a cidade em quatro zonas: Industrial, Comercial, Sanatorial e Residencial (Dias, 2000). As zonas residencial e comercial se localizavam no núcleo central da cidade; a industrial, no atual bairro de Santana ao norte do centro, e a sanatorial, ao sul do centro da cidade.

Na década de 1950, a fase sanatorial já havia terminado com a introdução da estreptomicina no Brasil, em 1947, que teve atuação eficiente no tratamento da tuberculose. Iniciava-se uma nova fase industrial que marcou o município nas décadas de 1950 e 1960 com a construção da Rodovia Presidente Dutra, a consolidação do CTA e a implantação de grandes indústrias (Dias, 2000). Esta industrialização impulsionou o processo de urbanização do município que, pela primeira vez em 1950 (Tabela 3.1), registrou população urbana maior do que a rural (Dias, 2000).

Na década de 1970 e início de 1980, o desenvolvimento industrial continuou em ritmo acelerado com a instalação de novas indústrias do setor químico (Refinaria Henrique Lage. Petrobrás), do setor bélico (Engenheiros Especializados S/A - ENGESA e Avibrás) e do setor aeronáutico (Embraer). O município também recebeu empresas de outros setores, como a Philips e a Hitachi. (Chuster, 1999; Souza, 2003). Surgem novos postos de trabalho que continuam atraindo mais mão-de-obra. O crescimento populacional permanece acentuado (Tabela 3.1), e consolidam-se novas áreas de expansão: a região oeste, para as classes média e alta (Fernandes e Kurkdjian, 2003), e as regiões leste e sul, que abrigavam população pobre em favelas e loteamentos periféricos (Rosa Filho, 2002 citado por Feitosa, 2005).

TABELA 3.1 – Evolução populacional de São José dos Campos: 1940 – 2000.

Ano	População			Crescimento Populacional	
	Total	Urbana	Rural	Período	%
1940	36.279	14.474	21.805	1940 - 1950	23,5%
1950	44.804	26.600	18.204	1950 - 1960	73,0%
1960	77.533	56.882	20.651	1960 - 1970	91,3%
1970	148.332	132.482	15.850	1970 - 1980	93,8%
1980	287.513	276901	10.612	1980 - 1991	53,9%
1991	442.370	425.515	16.855	1991 - 2000	21,9%
2000	539.313	532.717	6.596	-	-

FONTE: (PMSJC, 2005).

No final dos anos 80, o município foi atingido por uma grave crise econômica, resultado do declínio da indústria bélica e da abertura comercial promovida pelo governo Collor (Cursino e Matta, 2003). Frente à crise, há uma busca por novas atividades econômicas, e os setores de serviços e comércio crescem. Surgem, assim, de shoppings centers e hipermercados. (Souza, 2003). Neste período o ritmo de urbanização diminui (Tabela 3.1).

Em meados da década de 1990, ocorre uma recuperação da atividade industrial no município, que se reflete nos aumentos da arrecadação total da prefeitura e do Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Prestação de Serviços - ICMS (Figura 3.4).

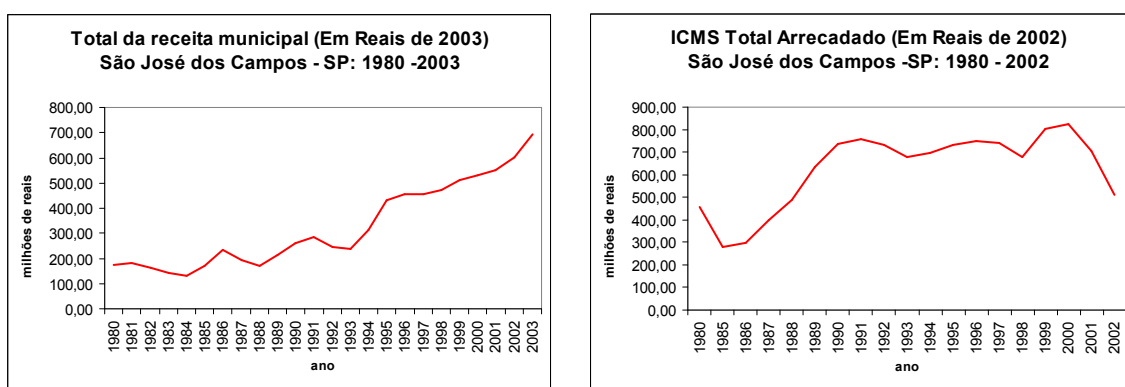
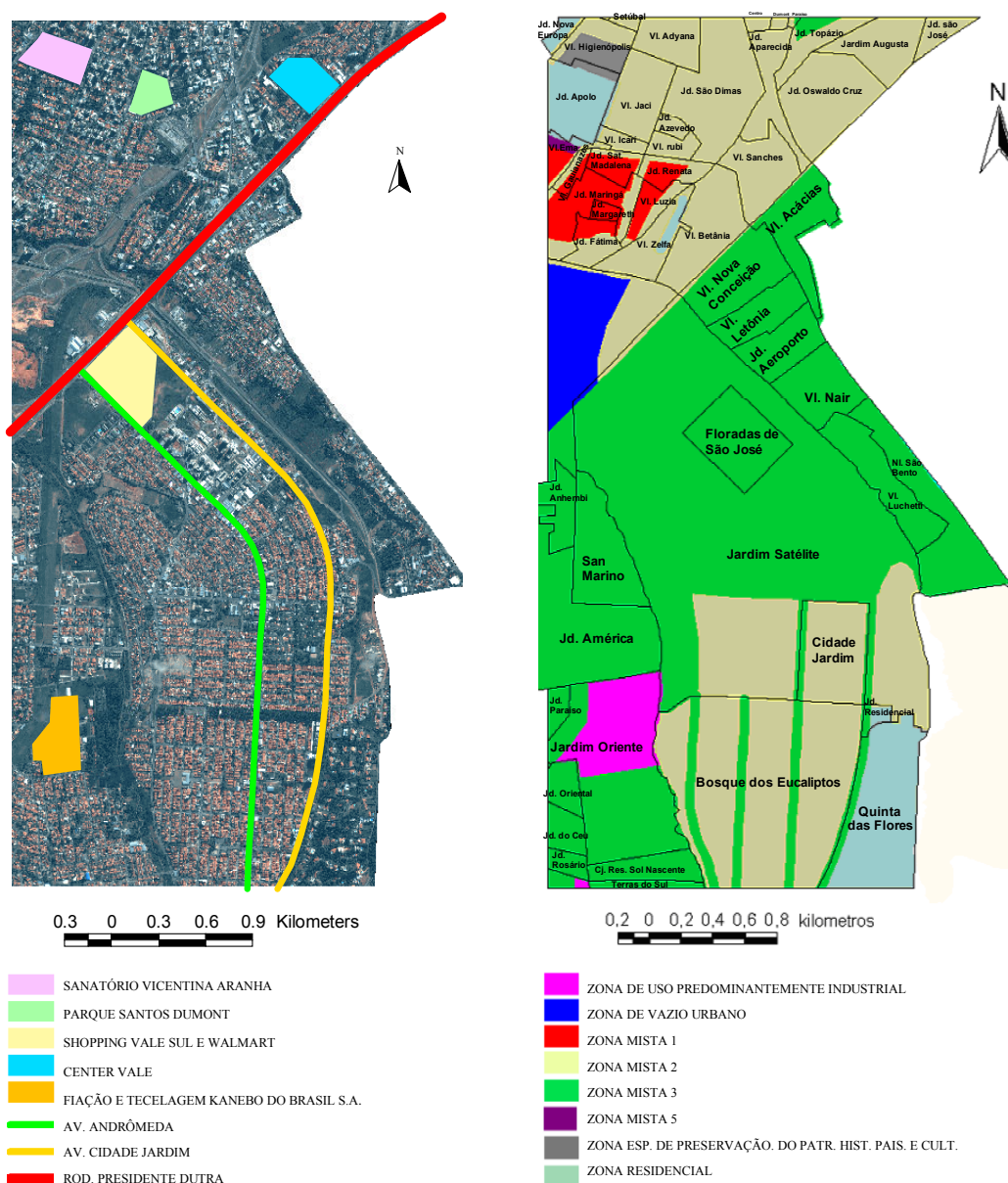


FIGURA 3.3 – Total da receita municipal e ICMS Total Arrecadado no município de São José dos Campos.

FONTE: Adaptado de SEADE (2005).

3.2 Área de Estudo

A área de estudo selecionada compreende frações de duas zonas da cidade: a oeste, mais precisamente a região adjacente ao centro da cidade e a zona sul, porção mais próxima da Rodovia Presidente Dutra (Figura 3.5a). A zona oeste concentra boa parte da população de alta renda do município, com bairros planejados e arborizados. Nesta região, há quatro tipos diferenciados de ocupação:



a) Área de estudo com os principais pontos de referência.

b) Área de estudo segundo ZONEAMENTO urbano de SJC (Lei Complementar no 165/97 de 15 de dezembro de 1997).

FIGURA 3.4 - Pontos de referência e zoneamento urbano na área de estudo.

FONTE: Adaptado, PMSJC (2003).

- 1) Residencial unifamiliar → representada pelo bairro de alto padrão Jardim Apolo, que se caracteriza por ruas largas, pavimentadas e bem arborizadas. Apresenta construções predominantemente horizontais, com homogeneidade no material dos telhados, em geral, telha cerâmica. Praticamente, todas as casas possuem jardins, varandas, piscinas e garagens (Souza, 2003). Esta área corresponde à ZR – Zona Residencial, estabelecida pela lei de zoneamento municipal (Figura 3.5).
- 2) Área densamente ocupada com boa infra-estrutura → agrupa os bairros da zona oeste adjacente ao centro da cidade. Vila Adyana e Jardim São Dimas são exemplos de bairros deste grupo. Esta área é densamente ocupada, com boa infra-estrutura de equipamentos urbanos, traçado viário regular, vias pavimentadas e bem arborizadas. As construções são verticais e horizontais, com variedade quanto ao tamanho, forma e tipo de cobertura (Souza, 2003). É delimitada pela prefeitura como Zona Mista 2 (ZM2), o que significa permissão para um maior adensamento e a coexistência de ocupações residenciais, comerciais e de serviços. Segundo Souza (2003), esta região está passando por intenso processo de verticalização, que se concretiza pelo lançamento de novos condomínios de apartamentos e substituição da ocupação horizontal pela vertical.
- 3) Área de construções horizontais com limitada infra-estrutura → São bairros consolidados com traçado viário regular, ruas pavimentadas e arborizadas. As construções são predominantemente horizontais, com homogeneidade nos materiais de cobertura (telha cerâmica na maioria dos casos). Os lotes residenciais desta área possuem tamanho médio de 250m², sendo que quase todas as residências possuem acabamento externo, espaço para jardins e garagens (Souza, 2003). Diante da infra-estrutura local limitada, foi definida nesta área uma Zona Mista 1, onde são permitidos os usos residencial, comercial e de serviços, mas onde o adensamento é controlado. Pertencem a esta zona: Vila Ema, Jardim Renata, Jardim Fátima, Vila Luzia, Vila Guaianazes, Jardim Margareth e Jardim Santa Madalena (Figura 3.5b).

- 4) Área de Preservação do Patrimônio Histórico, que consiste no edifício do Sanatório Vicentina Aranha (FIGURA 3.5a).

Na zona sul, os bairros apresentam traçado viário e terrenos regulares, com casas padronizadas (Jardim Satélite, Cidade Jardim e Bosque dos Eucaliptos). Há nesta área um subcentro com serviços especializados, que atualmente se expande em direção à Rodovia Presidente Dutra, próximo ao Shopping Vale Sul (FIGURA 3.5a), onde vem ocorrendo um intenso processo de verticalização (Souza, 2003). Analisando-se a Figura 3.5, é possível observar três tipos distintos de ocupação:

- 1) Ocupação industrial → esta corresponde à área da Fiação e Tecelagem Kanebo do Brasil S.A., que foi definida como Zona de Uso Predominantemente Industrial no bairro Jardim Oriente.
- 1) Área Residencial de Alto Padrão → Nesta área, está localizado o Condomínio Quinta das Flores, que possui padrão de adensamento esparso com ruas largas, pavimentadas e bem arborizadas. Predominam construções horizontais de grande porte, com homogeneidade nos tipos de cobertura (geralmente telha cerâmica). Os lotes variam entre 1.000m² e 3.000m², e em praticamente todos, há a existência de piscinas (Souza, 2003). Este condomínio, assim como o Jardim Apolo, foi enquadrado como Zona Residencial pela Lei de Zoneamento.
- 2) Área Mista com ocupação predominantemente horizontal → Esta área se caracteriza pelo traçado viário regular, ruas largas e pavimentadas, com construções predominantemente horizontais e com homogeneidade do material dos telhados (em geral, telha cerâmica). Entretanto, uma análise mais detalhada permite a identificação de três sub-áreas distintas, a saber:
 - a. Ocupação por população de baixa renda → Jardim Satélite (excetuando-se os setores deste bairro compreendidos entre os bairros Cidade Jardim e Floradas de São José, e entre as Avenidas Cassiopéia e Perseu), Vila Nova Conceição, Vila Letônia, Jardim Aeroporto e Vila Nair. Esta sub-área caracteriza-se por ruas pouco arborizadas e por lotes de ocupação

heterogênea, de dimensões entre 125m² e 250m². Há, ainda, um número significativo de casas geminadas nesta sub-área (Souza, 2003).

- b. Ocupação por população de renda média e renda → Jardim América, Jardim Ipiranga, Jardim Oriental, Jardim Rosário, Conjunto Residencial Sol Nascente, parte sul do Jardim Oriente, Bosque dos Eucaliptos a oeste na Avenida Andrômeda, e Jardim Satélite, entre as Avenidas Cassiopéia e Perseu. As ruas são arborizadas. Os lotes possuem tamanho médio de 250m², sendo ocupados por apenas uma residência, possuindo maioria deles recuo (Souza, 2003).
- c. Ocupação por população de renda média e alta → Área entre as Avenidas Andrômeda e Cidade Jardim (Bairro Cidade Jardim, e parte dos bairros Jardim Satélite e Bosque dos Eucaliptos). É bastante similar ao grupo anterior, mas se distingue deste pela existência de alguns sobrados e pela faixa de renda da população, que é superior (Souza, 2003).

Nesta faixa da região sul, a lei de zoneamento estabeleceu apenas duas zonas - ZM2 e a ZM3. Estas zonas constituem-se *“de áreas dotadas de infra-estrutura, com tendência à intensificação da urbanização, na qual se permite maior adensamento, para melhor e maior otimização da infra-estrutura existente e ocupação dos terrenos ociosos, admitindo-se o uso residencial, o uso compatível com o uso residencial, uso sujeito a controle e uso industrial compatível com o uso residencial”* Lei Complementar no 165/97 de 15 de dezembro de 1997.

As duas zonas possuem definições quase idênticas, diferenciando-se apenas na expressão “uso sujeito a controle”. A ZM2 está sujeita apenas a **controle**, enquanto a ZM3 está sujeita a **controle especial**. Não foi especificado nesta legislação a que tipos de controle estão submetidas estas zonas no texto da lei. Entretanto, quando se confronta o zoneamento com as áreas de ocupação do solo que a ZM3 reúne, percebe-se que são áreas ocupadas por população de média e alta renda, enquanto a ZM2 reúne a população de renda média e baixa. Desta forma, evidencia-se uma maior preocupação

por parte do poder municipal em preservar e controlar as áreas ocupadas pelas camadas de renda mais alta da população.

CAPÍTULO 4

MATERIAL E MÉTODOS

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

4.1 Material

Foram utilizados os seguintes dados e programas para a realização deste trabalho:

- 1) Duas imagens Quickbird; uma pancromática, com 0,60 m de resolução espacial e outra, multiespectral, com 2,40 m de resolução e quatro bandas (azul, verde, vermelho e infravermelho próximo). As imagens são do tipo *ORStandard2A*, obtidas em 17 de maio de 2004, com ângulo *off-nadir* de 7,0° e resolução radiométrica de 16 bits (embora os pixels só estejam distribuídos ao longo de apenas 11 bits).
- 2) Duas imagens IKONOS II; uma pancromática, com 1,0 m de resolução espacial, e outra, multiespectral com 4,0 m de resolução e quatro bandas (azul, verde, vermelho e infravermelho próximo). As imagens são do tipo *Standard Geometrically Corrected* obtidas em 13 de março de 2001, com resolução radiométrica de 11 bits e tendo sido adquiridas com ângulo de incidência de 4,85°.
- 3) Banco de dados Cidade Viva (PMSJC, 2003), utilizado para a caracterização da área de estudo e para extração das bases digitais de bairros e quadras utilizadas no trabalho.

4.1.1 Programas utilizados

- 1) Spring 4.1 → Para a visualização do banco de dados Cidade Viva (PMSJC, 2003), e exportação dos planos de informações vetoriais: bairros e quadras.
- 2) AutoCad Map 2000 → Para a edição vetorial das bases de bairros e quadras.
- 3) Envi 4.0 → Para a realização das etapas de pré-processamento e transformações sobre as imagens.
- 4) e-Cognition 4.1 → Para análise de imagens orientada a objetos.

4.2 Metodologia

A principal hipótese deste trabalho é que a introdução do conhecimento no processo de classificação pode ajudar a suplantar as dificuldades na extração de informação de imagens de resolução espacial muito alta, permitindo a diferenciação entre os alvos urbanos. A fim de testar a validade desta hipótese, foram realizados dois experimentos: (a) Experimento I, conduzido em um ambiente intra-urbano complexo; e, (b) Experimento II, realizado em um ambiente intra-urbano reduzido.

No Experimento I, criou-se um esquema de classificação que foi aplicado a toda a área de estudo selecionada, utilizando as imagens dos dois sensores, Quickbird e IKONOS II. Os resultados das duas classificações foram avaliados, e comparados com o objetivo de se identificar qual sensor tem o melhor desempenho em uma área tão heterogênea.

No Experimento II, o objetivo foi analisar a influência do tipo de padrão de ocupação (e conseqüentemente o grau de homogeneidade do tamanho, forma, tipos de cobertura e arranjo dos objetos) no resultado da análise orientada a objetos em áreas intra-urbanas. Desta forma, selecionaram-se cinco bairros da cidade de São José dos Campos, a saber: Jardim Apolo, Jardim Renata, Cidade Jardim, Vila Acácias e Vila Letônia. Para cada bairro selecionado, foram aplicados esquemas de classificação e parâmetros de segmentação específicos. Também se compararam neste experimento, os desempenhos dos dois sensores.

A preparação e elaboração destes dois experimentos foram realizadas em quatro etapas: seleção da área de estudo, preparação dos dados, classificação e avaliação da classificação. Na Figura 4.1, estão representadas todas as etapas, assim como os procedimentos metodológicos usados em cada uma delas.

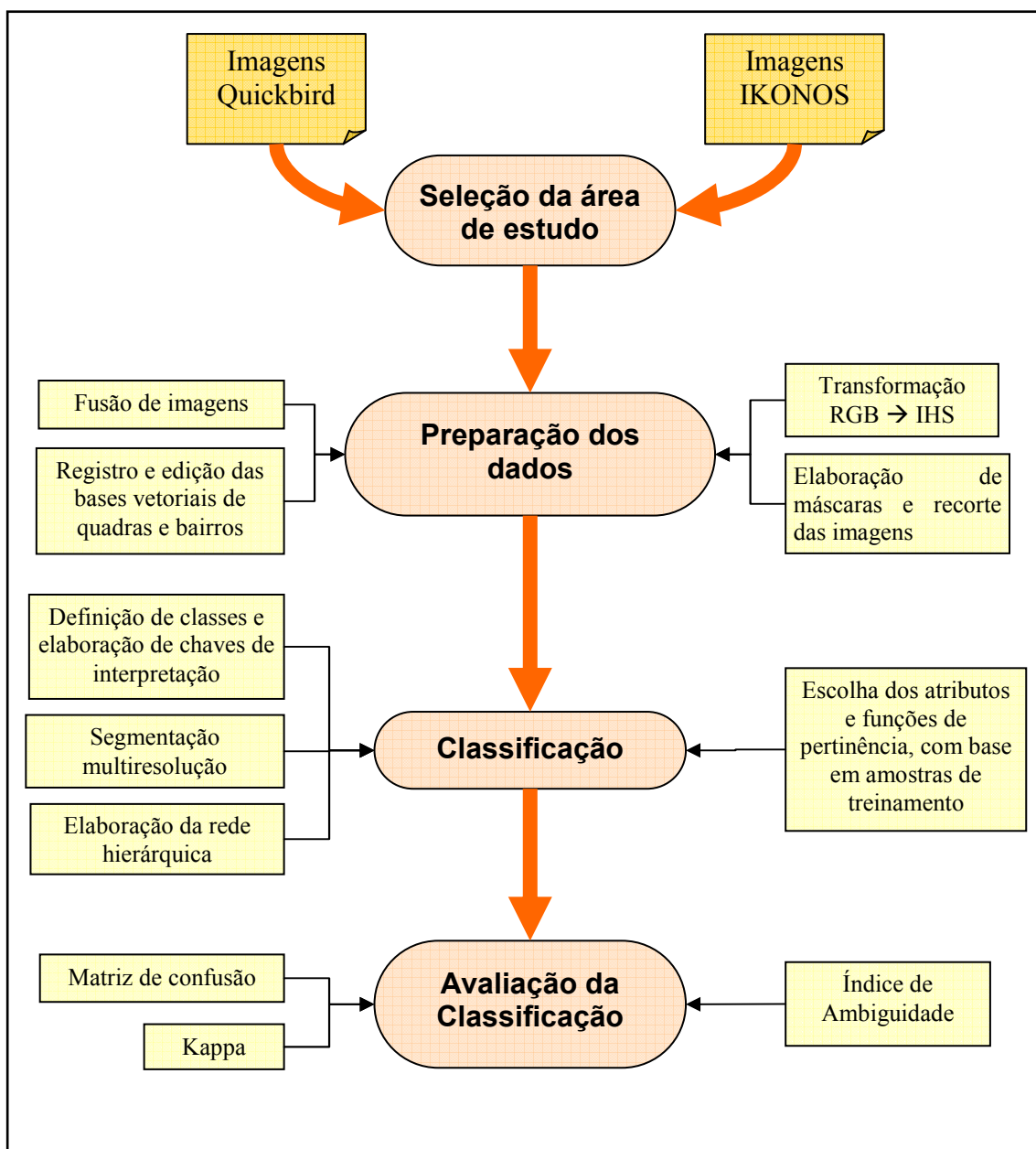


FIGURA 4.1 – Diagrama esquemático dos procedimentos metodológicos utilizados.

4.2.1 Seleção da Área de Estudo

As imagens utilizadas neste trabalho apresentam diferenças quanto às áreas de cobertura. Desta forma, a definição da área de estudo foi restringida pela faixa de sobreposição das imagens (Figura 4.2).

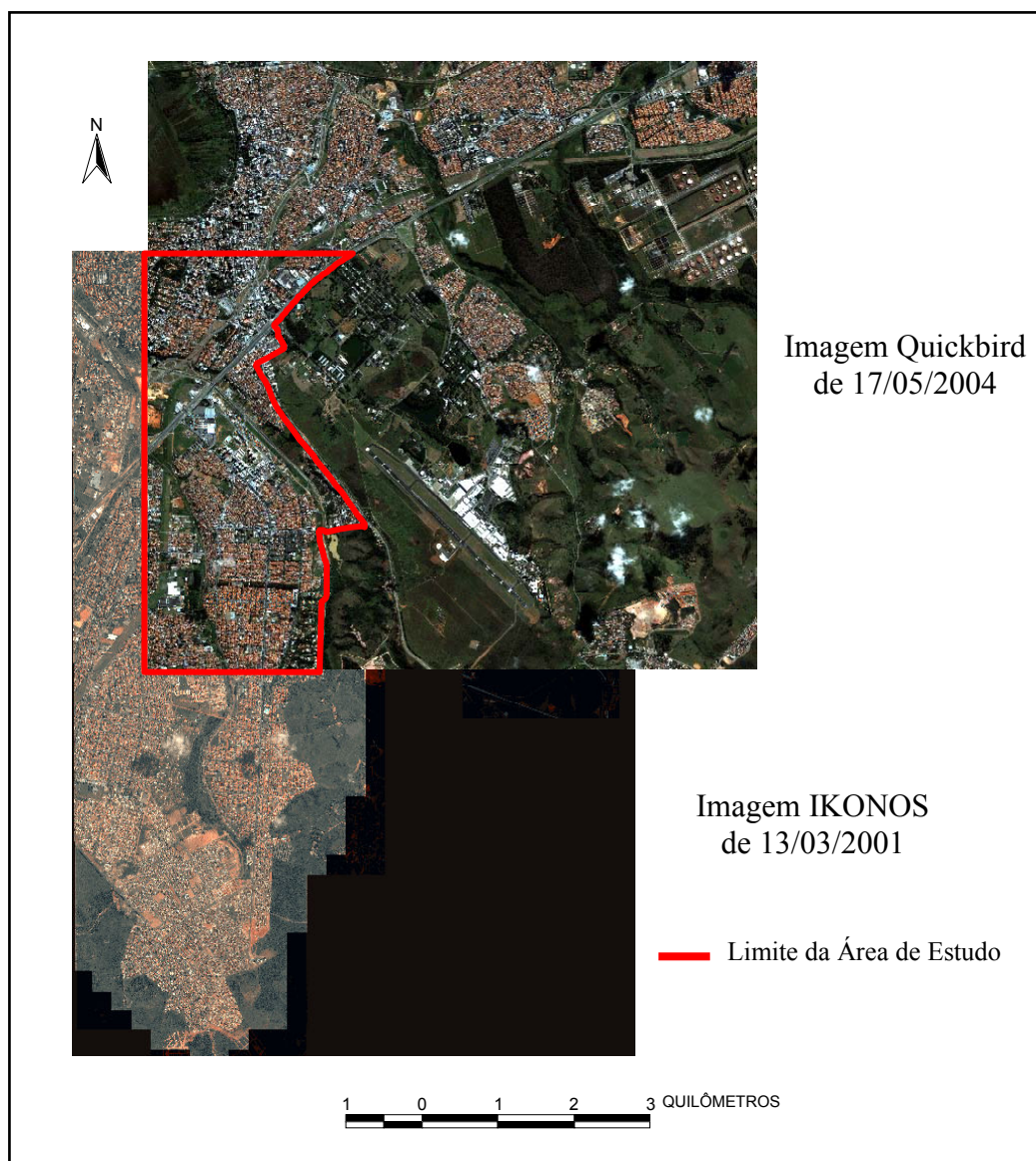


FIGURA 4.2 - Área de estudo e faixa de sobreposição das imagens Quickbird e IKONOS II.

Outro fator determinante na definição da área de estudo foi o grande tamanho das imagens (Quickbird fusionada= 1,3Gb e IKONOS II fusionada= 600Mg), que ao serem

processadas, consumiam muitos recursos computacionais (espaço em disco, processador e memória RAM). Além disso, outros critérios também foram considerados para a delimitação da área de estudo:

- 1) Evitou-se incluir áreas com densa cobertura de nuvens e/ou sombras de nuvens, mas apesar disso, restaram algumas nuvens e sombras que foram eliminadas das imagens.
- 2) Excluíram-se áreas com extensas coberturas de vegetação e pouca ocupação urbana, como o CTA e a área de reflorestamento da Petrobrás. Isto, porque este tipo de padrão espacial não interessa para os objetivos deste trabalho.
- 3) Procurou-se incluir áreas com padrões de ocupação diferenciados (áreas residenciais horizontais com casas pequenas, áreas verticalizadas etc...), para que houvesse a inclusão de todos os tipos possíveis de classes de cobertura do solo, como também variações no tamanho e formas das feições.

4.2.1.1 Preparação dos Dados

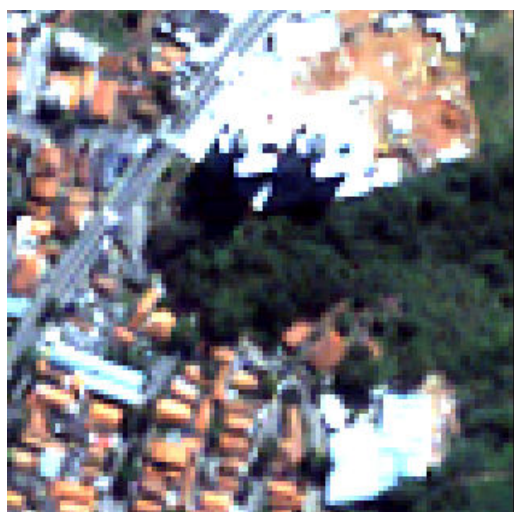
4.2.1.2 Fusão de Imagens

Fusão de imagens é a operação de processamento que combina imagens diferentes com o objetivo de se obter um produto sintético final de melhor qualidade (Wald, 1998). A expressão “melhor qualidade” depende da finalidade da pesquisa. No caso das imagens dos sensores orbitais de resolução espacial muito alta, o termo “melhor qualidade” refere-se a uma imagem que reúna a informação espectral das bandas multiespectrais com a resolução espacial muito alta da banda pancromática. Como a finalidade deste trabalho é classificar tipos de cobertura do solo no ambiente intra-urbano, um produto final que reunisse resolução espacial muito alta e a informação espectral facilitaria a identificação e a distinção dos alvos urbanos. Desta forma, o procedimento de fusão foi aplicado às imagens Quickbird e IKONOS II.

Diante da existência de várias técnicas de fusão disponíveis em programas de processamento digital de imagens, surgiu um questionamento importante: qual técnica

de fusão teria o melhor desempenho quanto à transferência de detalhes e conservação do conteúdo espectral? Com o objetivo de responder a esta questão, Pinho et. al. (2005) avaliaram o desempenho de algumas técnicas de fusão (IHS, *Brovey*, Principais Componentes, *Gram-Schmidt* e *CN Spectral Sharpening*¹¹ sobre a mesma imagem Quickbird utilizada neste trabalho. A conclusão deste estudo apontou que a técnica de fusão Principais Componentes aplicada às quatro bandas multiespectrais produziu os melhores resultados. Assim, o método de fusão utilizado neste trabalho foi o de Principais Componentes.

Na Figura 4.3, observa-se uma pequena seção da cidade de São José dos Campos. À esquerda, está a imagem multiespectral original Quickbird, e à direita, a imagem sintética fusionada.



(a) Imagem original.



(b) Imagem sintética gerada pelo método Principais Componentes.

FIGURA 4.3 – Comparação entre a imagem original e a imagem sintética fusionada.

4.2.1.3 Registro e Edição das Bases Digitais

A discussão sobre qual modelo de correção geométrica deveria ser adotada para as imagens mencionadas foi levantada quando se identificou a necessidade de sobreposição de dois pares de informação:

¹¹ Para maiores detalhes sobre as técnicas de fusão citadas vide Pinho et. al. (2005) e Sulsoft (2004).

- 1) Imagens IKONOS II e Quickbird deveriam ter o mesmo posicionamento, para que fosse possível a delimitação e extração da área teste. Esta sobreposição não necessitava de uma precisão geométrica muito apurada, pois se pretendia apenas selecionar aproximadamente a mesma área, para que os resultados das classificações pudessem ser comparados. Assim, optou-se por realizar uma operação de registro¹² de imagens, tendo como referência a imagem Quickbird fusionada, a qual já estava posicionada dentro da cidade. Isto, porque esta imagem é do tipo *Ortho Ready Standard*¹³ e já possui correção geométrica (com exceção das deformações do ângulo de visada e dos efeitos topográficos).
- 2) Os arquivos vetoriais de quadras e bairros (escala 1:2.000) e as imagens deveriam apresentar um bom ajuste entre si, pois os primeiros seriam utilizados no processo de segmentação das imagens. Os trabalhos de Toutin e Cheng (2000), Pinheiro (2003), Okida et. al. (2003) e Silva e Vergara (2005), apontam que o método de correção que produz os resultados mais precisos para imagens de resolução espacial muito alta é a ortorretificação utilizando o Modelo Rigoroso¹⁴.

Para que este modelo fosse aplicado sobre as imagens em questão, haveria a necessidade de geração de um Modelo Digital de Terreno (MDT) em escala compatível e pontos de controle com alta precisão, os quais são obtidos com o *Differential Global Positioning System* (DGPS). A geração destes dados, a avaliação da sua precisão e o processamento da ortorretificação tomariam muito tempo (previu-se gastar de três a quatro meses), o que reduziria significativamente o tempo utilizado para o restante do trabalho. O fato das imagens dos dois sensores já possuírem algum grau de correção geométrica aplicada pelos próprios fornecedores, tampouco garantiria resultados precisos para a escala desejada.

¹² Registro é a operação de alinhamento de uma imagem sobre outra imagem de uma mesma área (Schowengerdt, 1997). Neste tipo de correção, são utilizados pontos de controle nas duas imagens.

¹³ Para maiores detalhes sobre os níveis de processamento das imagens Quickbird vide Digital Globe (2005).

¹⁴ Para maiores detalhes sobre ortorretificação e correção geométrica vide Pinheiro (2003).

Devido a estas limitações, optou-se por fazer uma edição vetorial das bases de quadras e bairros da área teste, tendo-se como referência as imagens Quickbird e IKONOS II. Os vetores das quadras e bairros foram exportados para o AutoCAD Map, onde foram editados. A Figura 4.4 apresenta o alinhamento entre a imagem Quickbird e a base de quadras, antes e depois do processo de edição.



(a) Imagem Quickbird fusionada do bairro Bosque dos Eucaliptos, com vetor de quadras, **antes** da edição.



(b) Imagem Quickbird fusionada do bairro Bosque dos Eucaliptos, com vetor de quadras, **depois** da edição.

FIGURA 4.4 – Comparação entre o posicionamento relativo do vetor de quadras, antes e depois do procedimento de edição vetorial.

4.2.1.4 Elaboração de máscaras

Nesta etapa, foram recortadas as áreas de estudo para o Experimento I, eliminados os setores com nuvens e sombra de nuvens, e recortados os bairros para o Experimento II. Os limites das áreas a serem recortadas foram desenhados no AutoCAD Map sobre as imagens, exportados em formato *shapefile*, e importados para o Envi, onde foi feito o recorte das imagens.

Os setores com nuvens e sombra de nuvens localizavam-se em áreas distintas das imagens Quickbird e Ikonos. A fim de evitar imprecisões no momento de comparação dos resultados das duas, optou-se por remover estes setores das imagens.

Na Figura 4.5, observa-se a seqüência de máscaras que foram aplicadas à imagem IKONOS II fusionada.

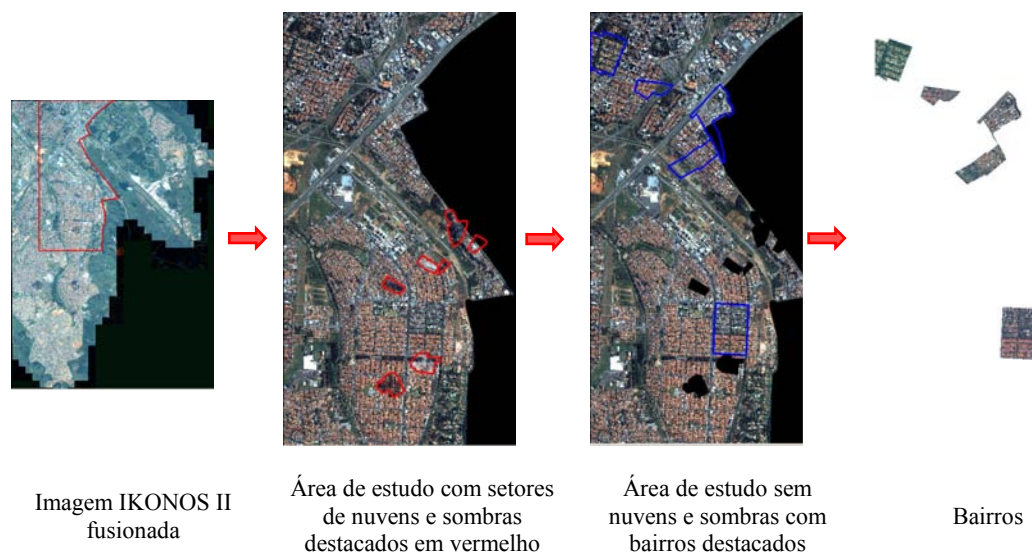


FIGURA 4.5 – Seqüência dos procedimentos de recortes aplicados às imagens IKONOS II.

4.2.1.5 Transformação IHS

IHS¹⁵ é um modelo de representação de cores que utiliza os conceitos de Matiz (H - *Hue*), Saturação (S - *Saturation*) e Intensidade (I - *Intensity*). A Matiz é o comprimento de onda médio definindo, portanto, a cor do objeto. A Saturação expressa o intervalo de comprimentos de onda ao redor do comprimento de onda predominante, ou seja, é uma medida do grau de mistura de uma cor com as outras. A Intensidade é o total de energia envolvida em todos os comprimentos de onda, sendo responsável pela percepção do brilho (Fonseca et. al., 2000).

Esta transformação possui duas vantagens em relação ao RGB¹⁶. Primeiramente, sua descrição dele para a formação de cores aproxima-se da percepção humana das cores. Além disso, os canais IHS podem ser manipulados separadamente, sendo possível aumentar ou diminuir a quantidade de brilho de uma imagem, por exemplo, pela manipulação do canal Intensidade (Crôsta, 1992). Outras aplicações desta

¹⁵ Para maiores detalhes sobre o sistema IHS e suas aplicações vide Mather (1999), Crôsta (1992) e Fonseca et. al. (2000).

¹⁶ No sistema RGB as cores são resultado da combinação das três cores primárias: vermelho (R - *red*), verde (G - *green*) e azul (B - *blue*). Sua representação se dá em um sistema de coordenadas tridimensional, onde cada eixo representa a proporção de cor primária na formação de uma determinada cor. Para maiores informações vide Jensen (2000), Crosta (1992) e Lillesand e Kiefer, (1994).

transformação são os procedimentos de fusão e realce de contraste (Lillesand e Kiefer, 1994).



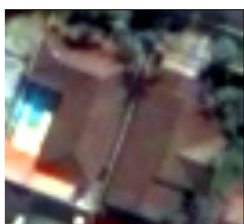

Como a informação espectral básica contida neste tipo de imagem é a cor (os dados possuem apenas três bandas no visível e uma no infravermelho próximo) e muitos alvos urbanos possuem cores muito similares, a utilização de informações de brilho, saturação e matiz dos objetos pode auxiliar na distinção dos mesmos. Domingos et al. (2005) utilizou o canal matiz de uma composição colorida falsa cor para gerar uma máscara de vegetação da área intra-urbana de São Jose dos Campos a partir de imagens IKONOS II.

4.2.1.6 Definição e Caracterização das Classes

A seleção e caracterização das classes de interesse foram realizadas com base na interpretação visual da imagem Quickbird fusionada, procurando identificar os principais materiais aplicados nas vias pavimentadas, nas coberturas das construções e também os principais tipos de cobertura de feições naturais, como vegetação, por exemplo. A caracterização das classes foi auxiliada pela elaboração de chaves de interpretação¹⁷ para cada uma das classes. Nestas chaves foram analisados os elementos de interpretação: cor, tamanho, forma, localização e textura. Na Tabela 4.1, são apresentadas as classes selecionadas e as suas chaves de interpretação:

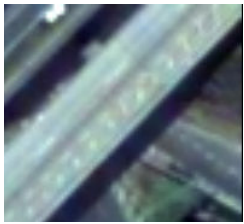


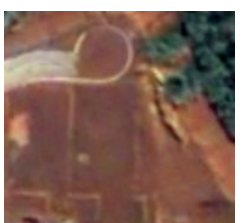
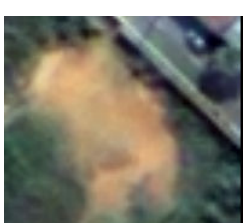
¹⁷ Também conhecida como chave de identificação, serve para organizar todo o material utilizado no reconhecimento dos objetos e na interpretação de seus significados (NOVO, 1989).

TABELA 4.1 – Chaves de interpretação das classes de cobertura do solo de interesse.

Classe	Amostra	Cor (RGB-3,2,1)	Cor (RGB-4, 3, 2)	Localização/ Contexto	Forma, Tamanho e Textura
Vegetação Arbórea		Verde (variando de verde escuro até verde médio)	Vermelho vibrante com algumas variações no tom.	Localiza-se dentro de quadras, mas suas copas cobrem parcialmente ou totalmente algumas ruas.	Possui textura rugosa, com variação no tamanho dos elementos texturais, dependendo do tipo de árvore.
Vegetação Rasteira		Variações diversas de verde	Variações diversas de vermelho	Localiza-se dentro de quadras.	Textura de pouco rugosa (áreas de capim) a lisa (grama cuidada).
Telha Cerâmica Clara		Variações de laranja	Amarelo limão	Localiza-se dentro de quadras.	Tamanhos variáveis, porém com forma preferencialmente retangular.
Telha Cerâmica Escura		Variações de marrom escuro	Verde escuro levemente amarelado	Localiza-se dentro de quadras.	Tamanhos variáveis, porém com forma preferencialmente retangular.
Concreto ou Amianto Escuro		Cinza escuro	Cinza escuro	Ocorre como cobertura de edificações. Localiza-se dentro das quadras.	Tamanhos variáveis, porém com forma preferencialmente retangular.




(continua)

TABELA 4.1 – (continuação)

Concreto ou Amianto Médio		Cinza médio	Cinza azulado	Ocorre em pontes, alguns tipos de pavimentação e coberturas.	Tamanhos variáveis, porém com forma preferencialmente retangular.
Concreto ou Amianto Claro		Branca	Cyan claro	Ocorre em coberturas de edificações, portanto dentro das quadras.	Tamanhos variáveis, porém com forma preferencialmente retangular.
Asfalto		Cinza escuro	Cinza escuro azulado	Ocorre em ruas pavimentadas e em estacionamentos	Forma retangular quase quadrada (estacionamentos) e retangular alongada (ruas).
Solo Exposto Escuro		Varia de laranja escuro até marrom.	Verde amarelado	Está localizado dentro de quadras em novos loteamentos; ou terrenos inutilizados.	Forma, textura e tamanhos variados.
Solo Exposto Claro		Varia de Laranja claro até amarelo	Verde limão	Está localizado dentro de quadras em novos loteamentos, em terrenos inutilizados; ou ainda em ruas não pavimentadas.	Forma, textura e tamanhos variados.

(continua)

TABELA 4.1 – (continuação)

Sombra		Praticamen- -te preta	Praticamen- -te preta	Vizinha a edificações, árvores e pontes.	Textura lisa, forma e tamanhos variáveis.
Piscina		Cyan	Azul escuro	Dentro das quadras, vizinhas a prédios e casas.	Tamanho variável, textura lisa e forma predominantemen- te retangular.
Cobertura Metálica		Azul claro	Azul escuro	Dentro das quadras em área comerciais ou industriais.	Textura lisa, forma retangular e tamanho variável.

(conclusão)

Observando-se a tabela acima se nota a ausência da classe água. Esta se justifica, pois no processo de classificação não foi possível identificá-la corretamente, pois era confundida com outras três classes: Asfalto, Concreto / Amianto Escuro e Sombra. Como só havia um representante desta classe (o Córrego Senhorinha à esquerda do limite dos bairros Jardim Satélite e Bosque dos Eucaliptos) e de dimensões reduzidas (sua largura média era de apenas 4,5m) optou-se por suprimir esta classe. Em um procedimento normal de elaboração de mapa de cobertura do solo os erros gerados pela omissão desta classe seriam facilmente editados manualmente, pois se trata de uma área muito pequena.

É importante frisar que estas classes foram definidas para o Experimento I. Para o Experimento II, foram selecionadas, dentre estas classes, aquelas que ocorrem em cada bairro.

4.2.2 Segmentação

Nesta etapa, definiram-se os níveis e a estratégia de segmentação (*bottom up* ou *top-down*) que seriam utilizados em cada experimento, assim como conduziram-se os testes dos parâmetros de escala, cor e forma, apropriados a cada nível.

No Experimento I, onde foi classificada toda a área teste, criaram-se quatro níveis de segmentação. Para cada um deles definiram-se quais seriam os objetos de interesse, a quais objetivos devem atender, quais arquivos devem ser utilizados na segmentação e qual dos parâmetros (cor ou forma) têm maior peso na segmentação (Tabela 4.2).

TABELA 4.2 – Descrição dos níveis de segmentação do Experimento I.

Nível	Objetos de Interesse	Objetivo	Arquivos utilizados	Parâmetro priorizado
IV	Bairros	Gerar indicadores urbanos por bairros.	Base de bairros	Forma
III	Quadras Ruas	Servir como base para regras restritivas para a ocorrência de determinadas classes.	Base de bairros Base de quadras	Forma
II	Grandes classes de cobertura do solo: Vegetação Área Construída Solo Exposto Sombra	Gerar mapa de vegetação em escala mais grosseira e restringir a existência de algumas classes do Nível I.	Base de bairros Base de quadras Quatro canais multiespectrais da imagem fusionada	Cor
I	Classes de cobertura do solo: Vegetação Arbórea Vegetação Rasteira Piscina Asfalto Solo Exposto Telha Cerâmica Clara etc...	Mapear as Classes de cobertura do solo em escala detalhada.	Base de bairros Base de quadras Quatro canais multiespectrais da imagem fusionada	Cor

O Nível IV agrega todos os objetos dos níveis inferiores. Desta forma, é possível analisar uma série de dados agrupados pela unidade espacial bairro. Por exemplo, é possível mapear o grau de arborização dos bairros a partir da quantificação da área arborizada, dada pelos objetos da classe Vegetação Arbórea do Nível I. A definição deste nível teve como objetivo gerar dados para a criação de indicadores urbanos. A classificação dos outros níveis inferiores não é influenciada pela sua existência.

O Nível III foi criado para restringir a existência de algumas classes, baseado no fato de que algumas classes só ocorrem dentro das quadras ou nas ruas. Um exemplo de restrição é o caso das classes de Telha Cerâmica, que se localizam apenas dentro das quadras. Este nível também pode ser utilizado para relacionar padrões de textura das quadras com a sua ocupação. Assim, uma quadra com edificações pequenas, formas irregulares, com pouca vegetação pode ser associada à ocupação de baixa renda.

O objetivo do Nível II era mapear a classe Vegetação em um nível um pouco mais grosseiro e servir como restrição para o Nível I. Assim, um objeto só poderia ser classificado como Vegetação Arbórea se ele fosse sub-objeto de algum super-objeto da classe Vegetação no Nível II.

O Nível I teve como objetivo identificar as classes de cobertura do solo em escala detalhada. A definição dos parâmetros de segmentação neste nível foi a tarefa mais delicada desta etapa do trabalho, pois era necessário construir objetos que representassem todos os tipos de cobertura mas deveria-se tomar cuidado para não gerar um número excessivo de objetos.

Quanto ao parâmetro priorizado na segmentação; nos Níveis IV e III, foi atribuído maior peso ao parâmetro forma. Isto foi devido ao fato de que os limites dos objetos destes níveis já estavam previamente definidos pelos vetores de bairros e quadras que foram utilizados no processo de segmentação. Já os Níveis I e II tiveram maior peso atribuído ao parâmetro cor, pois o conteúdo espectral é mais importante para distinguir classes de cobertura que o de forma. Um bom exemplo para se justificar os pesos dados aos parâmetros de cor e forma para cada um dos níveis é o de duas casas geminadas do mesmo tamanho, porém com telhados diferentes. Um peso grande para forma, aplicado

a esta situação, resultaria em um único objeto. Para que houvesse a separação das duas casas, dever-se-ia atribuir um peso maior ao parâmetro cor.

Na Figura 4.6, observam-se os resultados do procedimento de segmentação aplicado a uma imagem hipotética. O valor de escala é o mesmo, mas foram aplicados pesos diferenciados à cor e à forma.

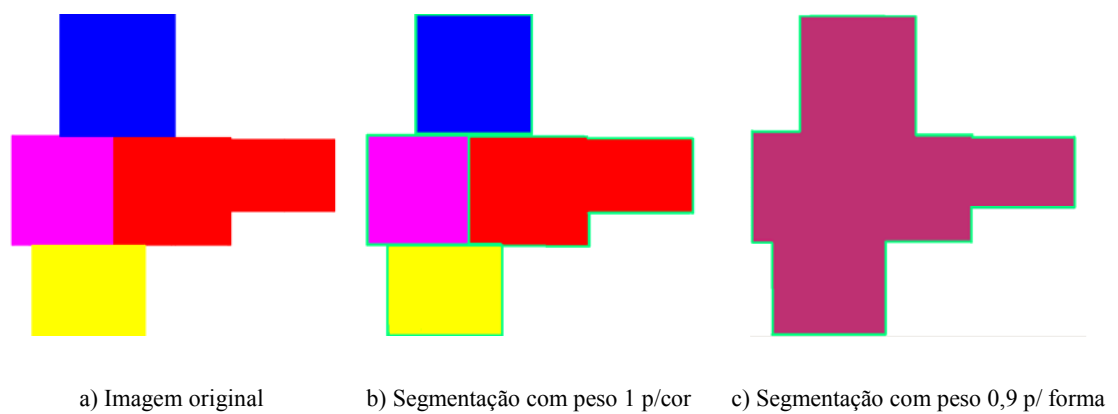


FIGURA 4.6 - Comparação entre os resultados de uma segmentação, onde foram associados pesos diferenciados aos parâmetros de cor e forma.

A estratégia de segmentação adotada para o Experimento I foi do tipo *bottom-up*, ou seja, os objetos do Nível I foram agregados sucessivamente até formarem os objetos do Nível IV. Esta estratégia foi adotada, pois, segundo Hofmann (2001a) o sentido do processo de segmentação (*bottom-up* ou *top-down*) afeta os limites dos objetos, sendo prudente começar a segmentação pelo nível onde estão os objetos de interesse.

Após a definição dos níveis de segmentação, testaram-se os parâmetros para cada nível, realizando-se várias segmentações para a área teste de cada imagem. Os resultados das segmentações passaram por uma inspeção visual, a fim de se verificar a coerência entre os objetos gerados e os objetos desejados. Foram escolhidos os parâmetros que produziram segmentos que melhor reconheceram os objetos de interesse.

No caso do Experimento II, foram definidos previamente apenas dois níveis de segmentação: o Nível II, quadras e ruas, e o Nível I, classes de cobertura do solo. Entretanto, cada bairro deste experimento apresentava um padrão de ocupação diferenciado, o que conseqüentemente resulta em tamanhos de objetos e classes distintas

entre um bairro e outro. Assim, a estratégia de segmentação, os níveis de segmentação e os valores dos parâmetros (escala, cor e forma) variaram de um bairro para outro.

4.2.2.1 Elaboração da Rede Hierárquica

Nesta etapa, o primeiro passo foi definir uma rede hierárquica inicial (Figura 4.7) a ser aplicada à imagem IKONOS II do Experimento I. A elaboração desta rede hierárquica seguiu a estratégia das chaves de eliminação¹⁸ para as classes mais facilmente distinguíveis pelos atributos espectrais: Vegetação (caracterizada por valores de ND altos nas bandas 3 e 4) e Sombra (baixo brilho). Na seqüência, as outras classes foram definidas por relações de especialização, baseadas nos atributos analisados das chaves de classificação.

Em seguida, esta rede foi testada através do comportamento das classes para os descritores selecionados. Como muitas classes apresentavam comportamento parecido para um determinado atributo, elas foram agrupadas em super-classes. Por um outro lado, outras pertencentes a uma determinada super-classe não tinham nada em comum com a classe-mãe, e por isso, foram recolocadas em outra super-classe. Em outras palavras, durante o procedimento de análise do comportamento das classes, a rede hierárquica passou por diversas mudanças até chegar à estrutura final.

Após a conclusão da estrutura final, a rede hierárquica foi aplicada à imagem Quickbird do Experimento I e foi adaptada para os Bairros do Experimento II.

¹⁸ É um tipo de chave de interpretação, em que o analista elimina passo a passo os atributos e condições de um nível mais geral até o mais específico, no qual está a classificação de seu objeto (Lillesand e Kiefer, 1994).

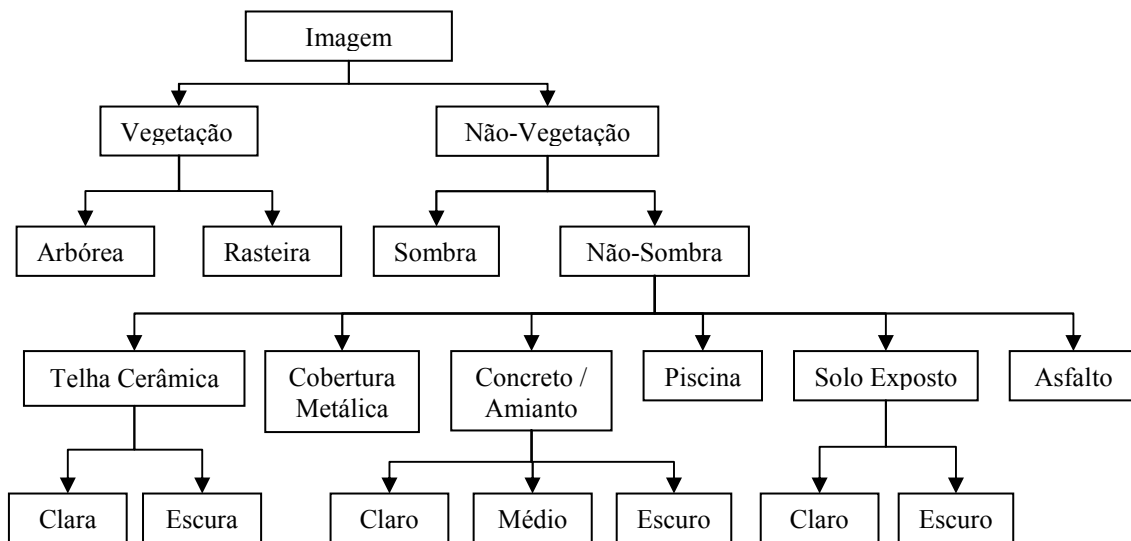


FIGURA 4.7 – Rede hierárquica inicial.

4.2.2.2 Definição de atributos e regras de pertinência

A definição de atributos e regras de pertinência realizou-se da seguinte maneira: inicialmente foram selecionadas algumas amostras de treinamento para cada uma das classes. Em seguida, o comportamento destas amostras em relação aos atributos foi analisado com o uso de histogramas (Figura 4.8), gráficos de dispersão (Figura 4.9) e espacialização de atributos (Figura 4.10). Como existe um grande número de descritores disponíveis no programa utilizado (mais de cem), foram priorizados os atributos identificados pela chave de interpretação elaborada na fase anterior.

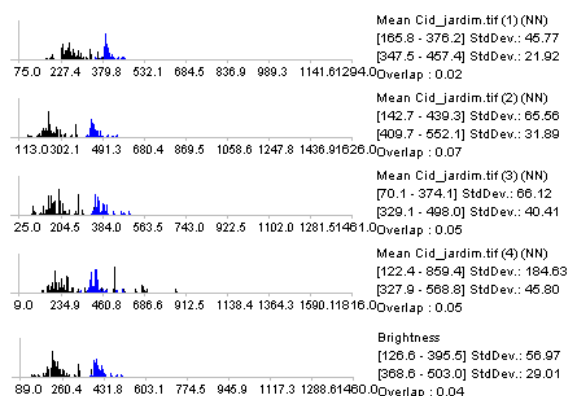


FIGURA 4.8 - Histogramas de média dos objetos da banda 1, 2, 3 e 4 e Brilho para as classes Sombra (em preto) e Concreto/ Amianto Escuro (em Azul).

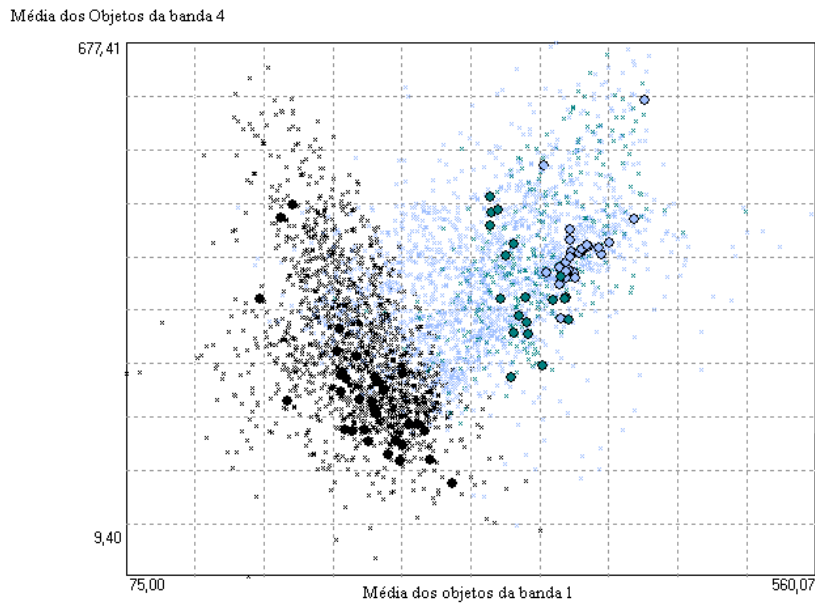
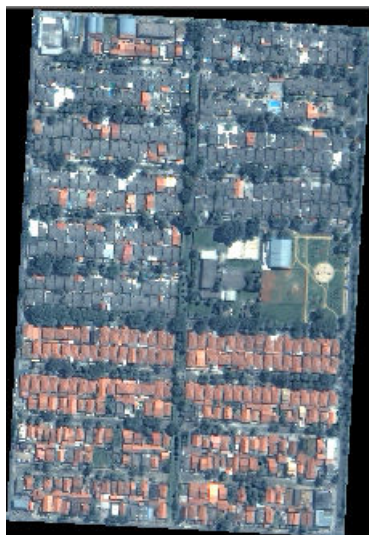


FIGURA 4.9 – Gráfico de Dispersão das classes sombra (em preto), Asfalto (verde) e Concreto / Amianto escuro (azul). Os pontos representam os objetos classificados, enquanto as bolinhas representam as amostras de treinamento.



(a) Imagem IKONOS II fusionada do bairro Cidade Jardim.



(b) Espacialização do atributo média dos objetos da banda H (Matiz da transformação IHS aplicada a uma composição colorida verdadeira).

FIGURA 4.10 – Comparação entre a imagem original (a) e a espacialização do atributo média dos objetos do canal H.(b).

4.2.3 Avaliação da Classificação

Nesta etapa, foram utilizadas duas técnicas de avaliação: a matriz de confusão com o cálculo do coeficiente de concordância *Kappa*, e a análise de incertezas da classificação com o cálculo do índice de instabilidade.

Segundo Rennó et al. (1999), a matriz de confusão serve para avaliar os erros do resultado final da classificação (o mapa temático) em relação aos dados de referência (verdade de campo, amostras de teste ou outro mapa). Por um outro lado, a incerteza está relacionada às dúvidas surgidas durante o processo de classificação, no momento da atribuição do pixel ou objeto a uma determinada classe. Em outras palavras, a matriz de confusão serve para avaliar a qualidade do mapa, e a incerteza para avaliar a qualidade do processo de classificação.

4.2.3.1 Matriz de Confusão e Coeficiente de Concordância *Kappa*

A matriz de confusão apresenta os resultados de uma classificação comparados com aos dados de referência. A matriz é quadrada, portanto com igual número de colunas e linhas. As colunas representam os dados de referência, enquanto as linhas indicam a classificação gerada a partir dos dados de sensoriamento remoto (Congalton e Green, 1999; Lillesand e Kiefer, 1994). Na Figura 4.11, há uma representação matemática da matriz de confusão.

		+i = colunas (referência)			Total da linha
		1	2	k	x_{i+}
i+ = linhas (classificação)	1	x_{11}	x_{12}	x_{1k}	x_{1+}
	2	x_{21}	x_{22}	x_{2k}	x_{2+}
	k	x_{k1}	x_{k2}	x_{kk}	x_{k+}
Total da coluna	x_{+i}	x_{+1}	x_{+2}	x_{+k}	N

FIGURA 4.11 - Representação matemática da matriz de confusão.

FONTE: Congalton e Green (1999).

Segundo Congalton e Green (1999), a matriz de confusão é um bom método para avaliar a qualidade da classificação, pois descreve a exatidão de cada classe com seus

erros de comissão (quando um elemento é incluído em uma classe à qual ele não pertence) e omissão (quando um elemento é excluído da classe à qual pertence). A partir da matriz de confusão, é possível calcular algumas medidas descritivas como a exatidão global, do usuário, do produtor.

A exatidão global (eg) é a razão entre a soma de todos os elementos classificados corretamente pelo número total de elementos. Esta medida é calculada pela expressão:

$$eg = \frac{\sum_{i=1}^r x_{ii}}{N}, \quad (4.1)$$

onde:

x_{ii} = Elementos da diagonal principal

r = Número de classes

N = Número total de amostras

A exatidão do usuário (eu) é expressa pela razão do número de elementos classificados corretamente em uma classe pelo número total de elementos classificados na mesma. Esta medida reflete os erros de comissão da classificação e indica a probabilidade de um elemento classificado em uma determinada categoria realmente pertencer à mesma (Lillesand e Kiefer, 1994). É calculada segundo a expressão:

$$eu = \frac{x_{ii}}{x_{i+}}, \quad (4.2)$$

onde:

x_{ii} = Número de elementos classificados corretamente

x_{i+} = Total de elementos classificados para uma categoria i

A exatidão do produtor (ep) é a razão entre o número de elementos classificados corretamente em uma determinada categoria pelo número de elementos de referência amostrados para a mesma categoria (Lillesand e Kiefer, 1994). Esta medida reflete os erros de omissão da classificação sendo expressa por:

$$ep = \frac{x_{ii}}{x_{+i}}, \quad (4.3)$$

onde:

- x_{ii} = Número de elementos classificados corretamente
- x_{+i} = Total de elementos de referência amostrados para uma categoria i

Outra medida bastante conhecida e também calculada a partir da matriz de confusão é o coeficiente de concordância *Kappa*. Segundo Congalton e Green (1999), este coeficiente é baseado na diferença entre concordância observada (diagonal principal da matriz de confusão com a concordância entre a classificação e os dados de referência) e a chance de concordância entre os dados de referência e uma classificação aleatória (produto entre os totais marginais da matriz). O cálculo do *Kappa* é expresso por:

$$\hat{K} = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})}, \quad (4.4)$$

onde:

- 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
- N = Número total de amostras

Há também o *Kappa* por classe que foi criado por (Rosenfield & Fitzpatrick-Lins, 1986), com a finalidade de comparar a exatidão entre duas classes em classificações distintas. É expresso pela fórmula:

$$\hat{K} = \frac{Nx_{ii}}{Nx_{+i}} \frac{(x_{i+} \cdot x_{+i})}{(x_{i+} \cdot x_{+i})}, \quad (4.5)$$

Landis e Koch (1977) propuseram uma escala de avaliação onde intervalos de valores do coeficiente *Kappa* são atribuídos à qualidade da classificação. Esta escala está exposta na Tabela 4.3.

TABELA 4.3 – Qualidade da classificação segundo intervalos do coeficiente de concordância *Kappa*

Valor do <i>Kappa</i>	Qualidade da Classificação
< 0,00	Péssima
0,00 – 0,20	Ruim
0,20 – 0,40	Razoável
0,40 – 0,60	Boa
0,60 – 0,80	Muito Boa
0,80 – 1,00	Excelente

FONTE: Adaptado de Landis e Koch (1977).

Com o cálculo da variância do coeficiente *Kappa* também é possível realizarem-se dois testes de significância a partir de estatísticas Z. O primeiro fornece a informação se a classificação realizada é melhor do que uma classificação aleatória. E o segundo permite determinar se a diferença entre duas matrizes de confusão é significativa.

A variância do Kappa é expressa por:

$$VAR(\hat{K}) = \frac{1}{N} \left[\frac{\theta_1(1-\theta_1)}{(1-\theta_2)^2} + \frac{2(1-\theta_1)(2\theta_1\theta_2 - \theta_3)}{(1-\theta_2)^3} + \frac{(1-\theta_1)^2(\theta_4 - 4\theta_2^2)}{(1-\theta_2)^4} \right], \quad (4.6)$$

onde:

$$\theta_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^r x_{ii} \quad (4.7)$$

$$\theta_2 = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^r x_{i+} x_{+i} \quad (4.8)$$

$$\theta_3 = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^r x_{ii} (x_{i+} + x_{+i}) \quad (4.9)$$

$$\theta_4 = \frac{1}{N^3} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r x_{ij} (x_{j+} + x_{+i})^2 \quad (4.10)$$

O teste estatístico que indica a significância da classificação a partir de uma Matriz de Confusão é expresso por:

$$Z = \frac{\hat{K}_1}{\sqrt{\text{vâr}(\hat{K}_1)}}, \quad (4.11)$$

onde, Z é uma distribuição padrão, normalmente distribuída. Dada a hipótese nula $H_0: K_1 = 0$ (ou seja, a classificação é pior do que uma amostragem aleatória), e a alternativa $H_1: K_1 \neq 0$, H_0 é rejeitada se $Z \geq Z_{\alpha/2}$, onde $\alpha/2$ é o intervalo de confiança para um teste Z bi-lateral com grau de liberdade infinito.

O teste que verifica se a diferença entre duas matrizes é significativa é expresso por:

$$Z = \frac{|\hat{K}_1 - \hat{K}_2|}{\sqrt{\text{vâr}(\hat{K}_1) + \text{vâr}(\hat{K}_2)}}, \quad (4.12)$$

onde Z é uma distribuição padrão e normalmente distribuída. Dada a hipótese nula $H_0: (K_1 - K_2) = 0$ (não há diferença entre as matrizes comparadas), e a alternativa $H_1: (K_1 - K_2) \neq 0$, H_0 é rejeitada se $Z \geq Z_{\alpha/2}$.

A avaliação da qualidade do resultado das classificações foi realizada da seguinte forma:

- 1) Elaboração de uma amostra aleatória estratificada (com setenta amostras por classe para o Experimento I e vinte para o Experimento II), tomando como unidade amostral os polígonos do Nível I de segmentação.

- 2) Interpretação visual das amostras, descartando-se os polígonos que representaram dúvidas em suas classificações.
- 3) Elaboração da matriz de confusão.
- 4) Cálculo do coeficiente *Kappa* e realização do teste de significância da classificação com intervalo de confiança de 95%.
- 5) Cálculo das medidas de exatidão global, do usuário e do produtor.
- 6) Realização do teste de significância para determinar se a diferença entre as matrizes das classificações das imagens Quickbird e IKONOS II eram significativamente diferentes. Este teste Foi realizado para um intervalo de confiança de 95%.

4.2.3.2 Análise de Incertezas

Quando se utiliza lógica *fuzzy* em procedimentos de classificação, um mesmo objeto pode estar associado a várias classes ao mesmo tempo com graus distintos de pertinência, o que implica afirmar que o resultado da classificação pode não ser único (Laba et. al., 2002). Desta forma, há incerteza na classificação, e o grau desta, não pode ser avaliado por procedimentos padrões como a matriz de confusão (Foody, 2002). Alguns autores já propuseram avaliações alternativas, como Woodcock e Gopal, (2000) e Antunes (2003).

Neste trabalho, foi utilizado o grau de instabilidade proposto por Antunes (2003). A construção deste parâmetro parte do princípio de que um objeto O_i qualquer está associado à classe de maior pertinência. Entretanto, é possível que este mesmo objeto também possua uma pertinência alta para uma outra classe, indicando um alto grau de instabilidade para este objeto. Desta forma, o índice de instabilidade (i_a) é descrito pela proximidade dos graus de pertinência de um objeto entre duas ou mais classes (Antunes, 2003 e 2005).

A instabilidade de um objeto pode ser determinada a partir da razão da diferença dos dois maiores graus de pertinência pelo maior grau de pertinência. O i_a é expresso por:

$$i_a = (b_{c1} - b_{c2}) / b_{c1}, \quad (4.13)$$

onde:

b_{c1} = maior grau de pertinência para uma classe c_i qualquer;

b_{c2} = segundo maior grau de pertinência para uma classe c_j qualquer;

$c_i \neq c_j$

Os valores de i_a variam de 0 a 1. O valor 1 indica que não há incerteza na associação de um objeto a determinada categoria, e o valor nulo indica total incerteza.

A qualidade da classificação pode ser avaliada a partir dos intervalos de ocorrência dos graus de instabilidade (Tabela 4.4).

TABELA 4.4 – Qualidade da classificação segundo o grau de instabilidade.

i_a - Grau de Instabilidade	Qualidade
$i_a = 0$	Inaceitável
$0,01 \leq i_a \leq 0,30$	Ambígua
$0,31 \leq i_a \leq 0,50$	Aceitável
$0,51 \leq i_a \leq 0,80$	Boa
$0,81 \leq i_a \leq 1,00$	Muito Boa

FONTE: Adaptado de Antunes (2003).

A qualidade dos procedimentos de classificação dos Experimentos I e II foi avaliada quanto ao grau de incerteza associado aos objetos e às classes. Esta incerteza foi medida pelo índice de instabilidade. Foram calculados i_a ¹⁹ para todos os objetos de uma determinada classificação. Com estes valores, foram gerados dois produtos: grau de instabilidade por classes e mapas de instabilidade. O primeiro produto é a contagem do número de objetos de uma determinada classe em cada uma das faixas de categorização do grau de instabilidade. Se mais de 20% dos objetos de uma determinada classe

¹⁹ Foi possível calcular o i_a para todos os objetos, pois o programa utilizado para a classificação, o e-Cognition, oferece a funcionalidade de exportar os objetos resultantes da classificação juntamente com a informação dos três maiores graus de pertinência.

possuem grau de instabilidade inaceitável ou ambíguo esta classe é denominada instável. O segundo produto é um mapa com a instabilidade dos objetos segundo as classes de qualidade da Tabela 4.4. O uso destes mapas permite uma visualização da distribuição espacial das incertezas.

CAPÍTULO 5

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste Capítulo, são apresentados os resultados dos dois experimentos realizados. Na Seção 5.1, é apresentado o Experimento I, conduzido em um ambiente intra-urbano complexo, onde são expressos os resultados das etapas de segmentação, elaboração da rede hierárquica e são comparados os produtos das classificações dos dois sensores. Na Seção 5.2, o Experimento II, realizado em um ambiente intra-urbano reduzido, é apresentado dando ênfase à comparação do desempenho das classificações dos dois sensores. Na Seção 5.3, são tecidas algumas considerações sobre as limitações e perspectivas deste trabalho.

As regras de classificação e o conjunto de atributos adotados para cada um dos experimentos são detalhados no apêndice, a fim de tornar a leitura deste documento mais ágil.

5.1 Experimento I – Ambiente Intra-Urbano Complexo

5.1.1 Segmentação

Nesta etapa, foram testados os parâmetros de segmentação para as duas imagens, assim como foi comparado o tempo utilizado para segmentar cada uma delas. Na Tabela 5.1, observam-se os parâmetros de segmentação utilizados e o tempo de processamento para segmentar cada um dos níveis. Destacam-se nesta tabela dois fatos interessantes: a diferença entre os parâmetros de escala entre as duas imagens e os tempos de processamento.

Cada nível de segmentação possui uma escala de representação associada, ou seja, um tamanho médio de objetos a ser extraído. Assim seria natural que os parâmetros de segmentação utilizados fossem iguais para as duas imagens. Entretanto, a resolução

espacial das duas imagens é bem diferente (uma é quase o dobro da outra), exigindo parâmetros de escala diferenciados.

TABELA 5.1 – Parâmetros de escala, forma e compacidade; número de objetos e tempo de processamento segundo nível de segmentação.

	IKONOS II	Quickbird
Nível I: Classes de Cobertura	<p>Escala:15 Forma:0.3 Compacidade:0.5 Tempo: 37 min. N° de Objetos: 457.517</p>	<p>Escala:20 Forma:0.3 Compacidade:0.5 Tempo: 2h 03 min N° de Objetos: 439.849</p>
Nível II: Vegetação e Não Vegetação	<p>Escala:40 Forma:0.3 Compacidade:0.5 Tempo: 4 min. N° de Objetos: 89.191</p>	<p>Escala:50 Forma:0.3 Compacidade:0.5 Tempo: 10 min N° de Objetos: 103.174</p>
Nível III: Quadras e Ruas	<p>Escala:1000 Forma:0.9 Compacidade:0.5 Tempo: 09 min. N° de Objetos: 5.352</p>	<p>Escala:1000 Forma:0.9 Compacidade:0.5 Tempo: 17 min. N° de Objetos: 5.964</p>
Nível IV: Bairros	<p>Escala:50000 Forma:0.9 Compacidade:0.5 Tempo: 10 min. N° de Objetos: 1.438</p>	<p>Escala:50000 Forma:0.9 Compacidade:0.5 Tempo: 11 min. N° de Objetos: 2.359</p>

Quanto ao tempo de processamento, observam-se duas tendências. A primeira refere-se à grande diferença de tempo entre a segmentação do Nível I e a dos demais níveis. Isto ocorreu porque o tamanho esperado dos objetos deste nível era realmente muito pequeno, o que resultou em um grande número de objetos. Além disso, a estratégia de segmentação adotada foi a *Bottom-up* (começando do nível mais fino até o mais grosseiro), portanto todos os outros níveis foram criados a partir da agregação de segmentos já existentes no Nível I, o que torna o processo mais veloz. A outra tendência observada refere-se aos tempos diferenciados de processamento entre as duas imagens.

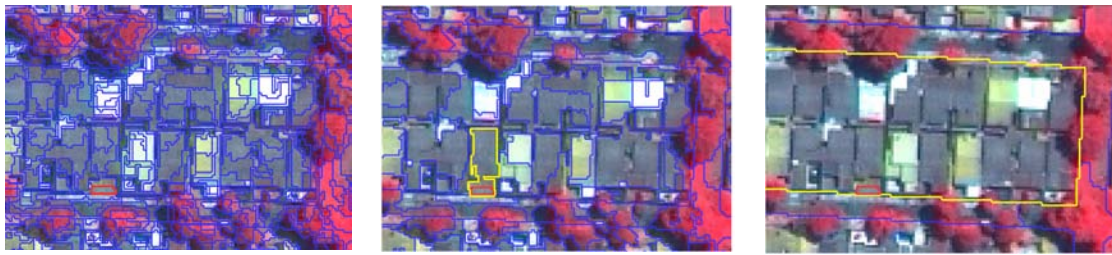
As segmentações das imagens Quickbird consumiram mais tempo do que as segmentações das imagens IKONOS II. Isto porque a diferença de tamanho de pixel entre as duas imagens resulta em uma quantidade de informação maior a ser trabalhada na imagem Quickbird (nº de pixels é 2,77 vezes maior que na imagem IKONOS II), o que onera o tempo de processamento. Na Tabela 5.2, é apresentado um resumo das características de tamanho das duas imagens.

TABELA 5.2 – Tamanho das imagens IKONOS II e Quickbird segundo nº de linhas e colunas, nº de pixels, tamanho em bytes e área em km².

	IKONOS II	Quickbird	Nº de vezes que Quickbird > IKONOS II
Tamanho do Pixel (m)	1,0	0,6	1,66
Nº de colunas	2.939	4.898	1,66
Nº de linhas	5.491	9.156	1,66
Número total de pixels	16.138.049	44.846.088	2,77
Tamanho do arquivo (bytes)	129.280.486	359.062.078	2,77
Área da imagem ²⁰ em km ²	16,14	16,14	1,00
Área do polígono referente à área teste	12,01	12,01	1,00

Como as bases vetoriais de quadras e bairros foram utilizadas como arquivos auxiliares em todos os níveis de segmentação, todos os objetos resultantes respeitam as bordas das quadras e dos bairros. Este fato permitiu a criação de regras de classificação baseadas na localização de um determinado objeto dentro ou fora de uma quadra (super-objeto de um nível hierárquico superior). Por exemplo, na classe cobertura metálica foi introduzida uma restrição a qual só permitia a existência desta classe se o objeto estivesse localizado dentro de uma quadra. Na Figura 5.1, observa-se o relacionamento do limite de um objeto com os limites de seus super-objetos, sendo que todos são coerentes com as bordas das quadras.

²⁰ O programa utilizado para recortar as imagens, Envi 4.0, não gera imagens com limites irregulares, apenas imagens retangulares. Como o polígono da área de estudo possui uma forma irregular, toda a área que estava fora da área de estudo foi completada com pixels de valor nulo. Desta forma, a imagem da área de estudo é maior que o polígono utilizado para defini-la.



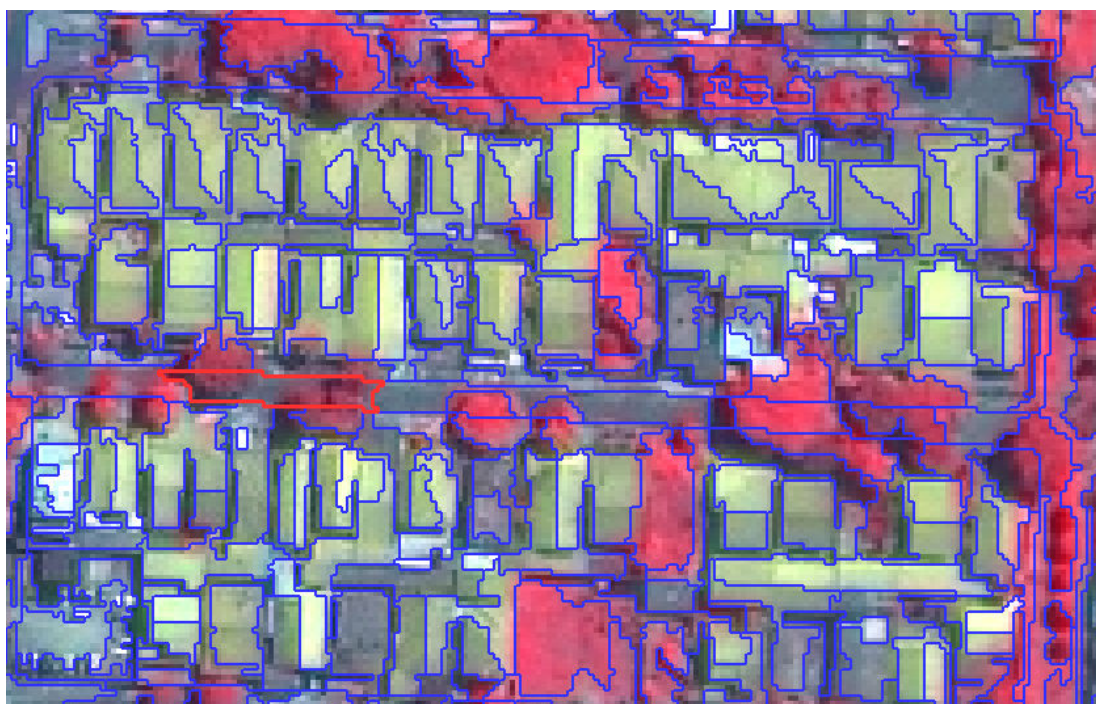
(a) Segmentação Nível I (b) Segmentação Nível II (c) Segmentação Nível III

FIGURA 5.1 – Relacionamento espacial entre um objeto do Nível I (em vermelho) e seus super objetos nos Níveis II e III (em amarelo).

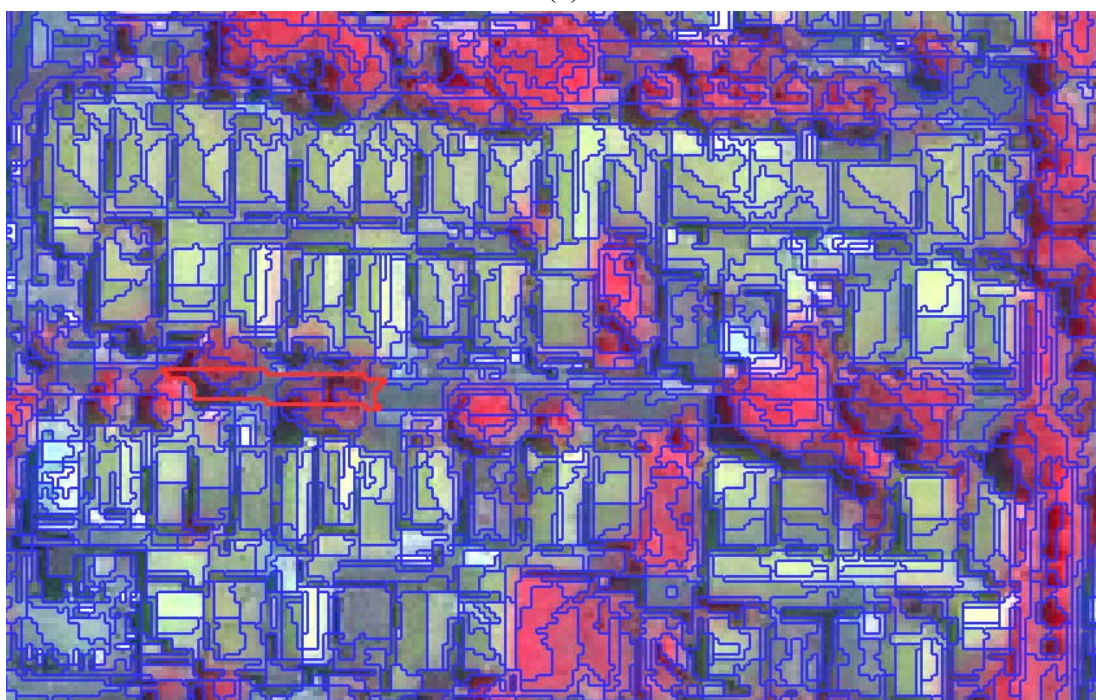
Avaliando-se a qualidade das segmentações quanto à adequação do “desenho” dos segmentos em relação aos objetos de interesse desejados em cada nível, concluiu-se que os Níveis III (quadras) e IV (bairros) tiveram bons resultados. Isto porque a segmentação destes dois níveis foi baseada em arquivos vetoriais editados externamente, os quais definiam os limites das quadras e dos bairros.

Comparando-se os resultados das segmentações dos Níveis II e I, percebeu-se que o Nível II, que inicialmente foi planejado apenas para mapear vegetação em um nível mais grosseiro, apresentou de maneira geral melhores resultados de delimitação das classes de cobertura do solo que o Nível I, o qual apresentou uma sobre-segmentação. Na Figura 5.2, observa-se um detalhe do bairro Cidade Jardim da Imagem IKONOS II segmentada nos Níveis I e II. Observando-se a Figura 5.2 a (segmentação no Nível II), nota-se que, de maneira geral, os segmentos possuem limites coerentes com os alvos (edificações, ruas pavimentadas, árvores, jardins e sombra). Pode-se igualmente observar a representação da forma dos objetos, a qual é um importante atributo na distinção de classes em ambientes intra-urbanos (em uma possível confusão entre telha cerâmica e solo exposto, a forma retangular do telhado poderia ser utilizada para separar as duas classes). Chegou-se a cogitar a possibilidade de se realizar a classificação de cobertura do solo sobre a segmentação do Nível II. Entretanto, quando se analisa este resultado com mais atenção, percebe-se que há misturas de tipos de cobertura em alguns segmentos. O segmento que está com seu limite em vermelho (Figura 5.2 a), por exemplo, é composto por frações de árvores, asfalto e sombra. Quando se compara esta mesma área assinalada com a segmentação do Nível I (Figura 5.2 b), conclui-se que esta

última, apesar da sobre-segmentação, foi mais para a separação de tipos de cobertura do solo.



(a)



(b)

FIGURA 5.2 – Detalhe da segmentação da Imagem IKONOS II para os Níveis II (a), e I (b), sobre composição colorida RGB - 4,3,2.

Estes “segmentos misturados” ocorreram em maior número em áreas onde havia edificações pequenas (menores que 85 m²), com irregularidades de forma e tamanho e também com materiais de cobertura variados (exemplo: bairro Vila Letônia). Nas áreas com edificações mais bem “comportadas” (homogeneidade de materiais, forma e tamanho), este tipo de ocorrência foi muito menor.

Da análise destes dois níveis de segmentação, surgiu um importante questionamento: deve-se optar por uma segmentação (Nível II) que represente melhor as formas, mas que tenha um grau de confusão razoável entre tipos de coberturas em áreas “mal comportadas” (como a Vila Letônia, por exemplo)? Ou deve-se optar por uma segmentação mais detalhada, onde a confusão entre tipos de cobertura é mínima, mas que ao mesmo tempo não preserva as formas dos alvos do ambiente intra-urbano? Partindo-se da composição da área de estudo, que é bastante heterogênea, com bastante recorrência de áreas “mal comportadas”, preferiu-se trabalhar com a segmentação do Nível I para classificação de cobertura, a fim de se evitar o problema dos “segmentos misturados”.

A escolha pelo Nível I implicou a priorização de atributos derivados de informação espectral (média, desvio padrão, brilho etc...) e contextual (proximidade a vizinhos, relação entre sub e super-objetos) em detrimento dos atributos de forma.

Neste contexto de “segmentos misturados”, o Nível II teve suas funções reduzidas. Como os segmentos do Nível II muitas vezes não são capazes de individualizar corretamente os alvos de vegetação (Figura 5.2 a), decidiu-se não utilizá-lo, para restringir a ocorrência das classes de Vegetação no Nível I. Assim, este nível foi mantido apenas para gerar o mapa de vegetação em uma escala mais grosseira, onde este tipo de mistura pode ser admitido como efeito de operação de generalização cartográfica.

Este tipo de problema traz à tona a dificuldade de se estabelecer um padrão único de parâmetros de segmentação para aplicações de extração de informação em ambientes intra-urbanos, pois estes são muito complexos. O procedimento ideal seria trabalhar com parâmetros regionalizados de acordo com o padrão espacial de tipos de cobertura

(forma, tamanho, arranjo e tipo de materiais). Estes padrões poderiam ser identificados de maneira manual (foto-interpretação), ou automaticamente por algum algoritmo de reconhecimento de padrões.

5.1.2 Estruturação da Rede Hierárquica

No procedimento de segmentação foram criados quatro níveis. O nível mais grosseiro, o Nível IV, foi utilizado apenas para agregar a informação das classes de cobertura do solo do por bairros. Assim poder-se-ia estimar, por exemplo, a área de vegetação arbórea por bairro. Desta forma, este nível não passou por nenhum procedimento de classificação e por isso não foi elaborada rede hierárquica para ele. Os outros três níveis, III, II e I, foram criados para a extração de informações específicas (Nível III, Quadras e Ruas; Nível II, Vegetação em escala grosseira e Nível I classes de cobertura do solo) e por isso foram classificados. Assim, criaram-se redes hierárquicas específicas para cada um deles. No Nível III, foram classificadas as classes quadras e ruas, as quais serviram como regra de restrição para algumas classes de cobertura do solo. A rede hierárquica deste nível possui apenas estas duas classes (Figura 5.3). Já no Nível II, foram classificadas três grandes classes de cobertura com objetivo de se obter um mapa de Vegetação em escala mais grosseira. A rede hierárquica deste nível é simples, apresentando a seguinte estrutura: os objetos da imagem são divididos inicialmente entre as classes Vegetação e Não-Vegetação, sendo esta última subdividida em Área construída + Solo Exposto e Sombra (Figura 5.3).

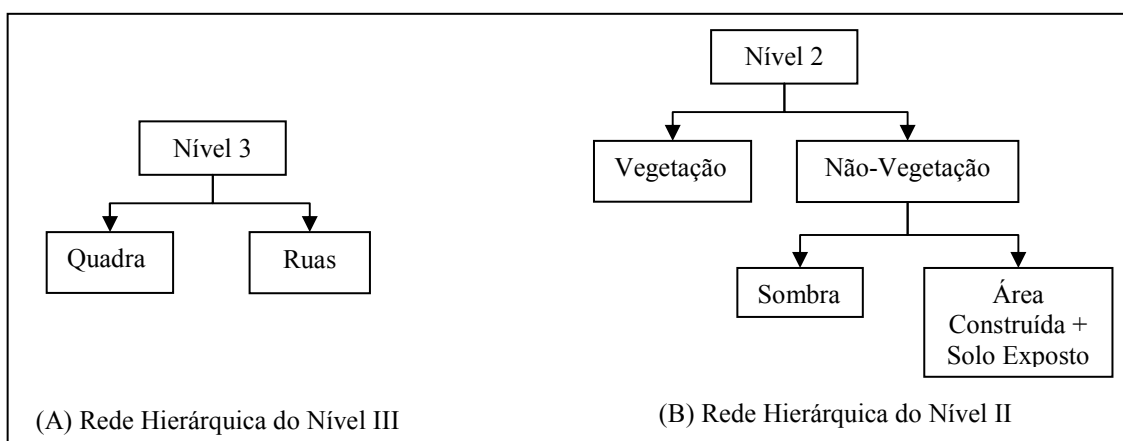


FIGURA 5.3 – Redes Hierárquicas dos Níveis 3 e 2.

A rede hierárquica do Nível I, onde foram classificados os tipos de cobertura do solo, constitui-se na rede mais complexa. A sua estrutura final é resultado de muitos testes e modificações, que começaram a partir da rede hierárquica proposta na Seção 4.3.2.1 (Figura 5.4) deste documento. A rede passou por cinco versões até chegar à sua estrutura final. Esta Seção do texto é dedicada à descrição deste processo de testes, indicando as mudanças pelas quais a rede do Nível I passou, assim como os motivos que as sustentaram.

Todo o processo de construção da rede hierárquica do Nível I foi realizado sobre a imagem IKONOS II. Após a finalização e validação da rede, esta foi transferida para a imagem Quickbird, onde passou por pequenos ajustes (alteração dos intervalos de funções de pertinência *fuzzy* e alteração de alguns atributos), a fim de adaptá-la às características da imagem em questão.

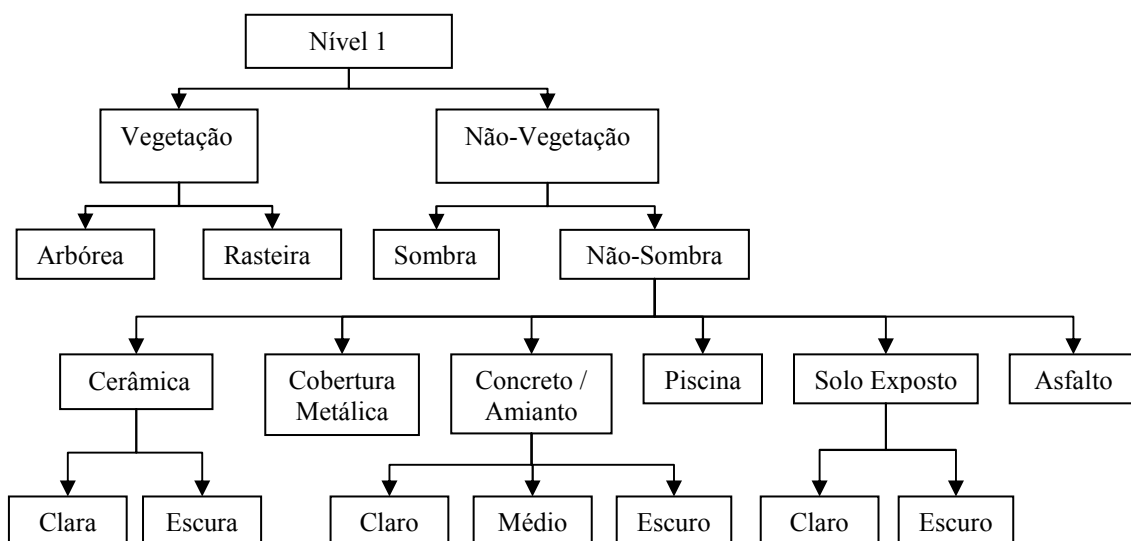
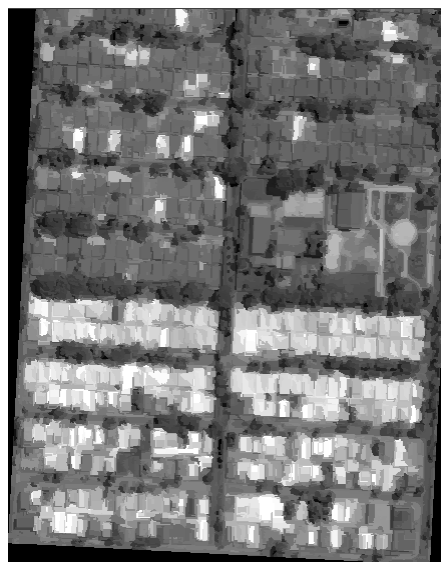


FIGURA 5.4 – Primeira Rede Hierárquica do Nível I.

A primeira rede hierárquica foi testada (Figura 5.4), e verificou-se que algumas classes filhas da superclasse Não-Sombra possuíam comportamentos muito parecidos e, por isso, foram agrupadas em três novas superclasses:

- 1) Escuros, englobando as classes Concreto / Amianto Escuro e Asfalto, as quais possuíam Número Digitais (ND) baixos para todas as bandas.
- 2) Vermelhos, que reuniu as classes Telha Cerâmica e Solo Exposto, que tinham em comum altos valores de ND na banda do vermelho e valores muito baixos de ND para a banda do azul. A fim de se caracterizar este comportamento específico, foi criado o atributo 3/1, que se constitui na razão da média dos objetos da banda 3 pela banda 1. Na Figura 5.5, observa-se este atributo espacializado. Os valores de 3/1 são representados por uma escala de ND, onde os objetos mais claros correspondem aos valores altos, e os mais escuros, a valores baixos. Comparando-se as duas figuras, A e B, percebe-se que as edificações com Telha Cerâmica e as áreas com Solo Exposto possuem valores mais altos que o restante dos alvos da imagem em questão.
- 3) Outros, que juntou as outras classes restantes: Concreto / Amianto Médio, Piscina, Cobertura Metálica e Concreto / Amianto Claro.



a) Imagem Quickbird fusionada do bairro Cidade Jardim.

b) Espacialização do descritor 3/1 (razão entre média dos objetos da banda 3 e da banda 1). Os valores mais altos estão associados à cor branca.

FIGURA 5.5 – Espacialização do atributo 3/1.

Além da criação destas novas superclasses, a classe Concreto / Amianto Claro foi redefinida. A sua principal característica é a cor branca (ou seja, alta reflectância em todas as bandas do visível, o que resulta em alto brilho). Além de coberturas de concreto claro, algumas coberturas metálicas e alguns veículos estacionados também possuem a cor branca. Desta forma, redefiniu-se o escopo desta classe para a identificação de objetos com alto brilho, e esta foi renomeada para Objetos de Alto Brilho.

As modificações realizadas sobre a primeira rede hierárquica (Rede I) resultaram em uma nova rede (Rede Hierárquica II), que é apresentada na Figura 5.6.

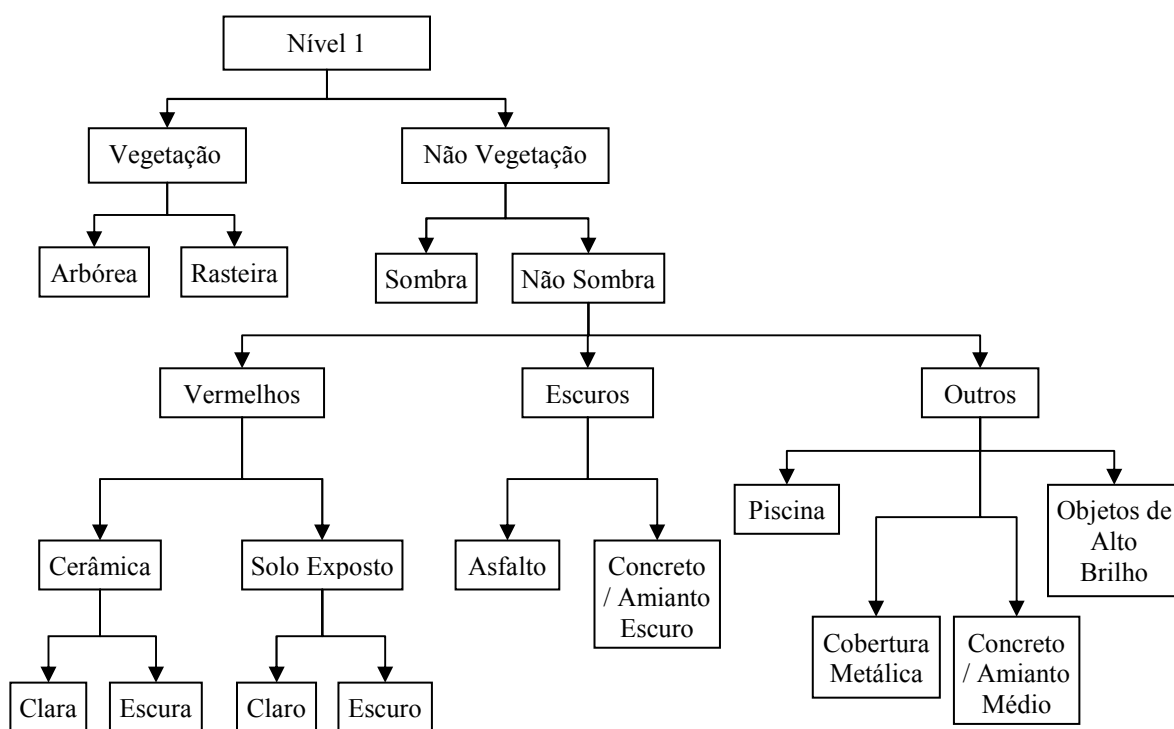


FIGURA 5.6 – Segunda Rede Hierárquica do Nível I.

Esta rede também foi testada, e verificaram-se ainda alguns pontos deficientes na mesma. O primeiro ponto foi a distinção entre a Classe Concreto / Amianto Médio e as outras classes da superclasse Outros. Não se identificou nenhum atributo que fosse capaz de discriminá-la de suas classes irmãs. Contudo, observou-se que a classe em

questão possuía um comportamento bastante parecido ao do atributo 3/1 em relação à superclasse Vermelhos. Em vista disso, ela foi inserida a nesta superclasse.

Houve ainda mais uma mudança na Rede II; deslocou-se a posição da classe Objetos de Alto Brilho e da Vermelhos para alguns níveis acima. Como as duas apresentavam comportamento bem diferenciado em relação a todas as outras classes, optou-se por transformá-las em superclasses de eliminação, como por exemplo Vegetação e Não Vegetação. Desta forma, nesta nova rede, Não-sombra dividiu-se em Objetos de Alto Brilho e Não-Brilhantes, e esta última, em Vermelhos e Não-Vermelhos. Escuros e Outros se tornaram classes filhas de Não-Vermelhos. Estas modificações são observadas na Rede Hierárquica III, que está representada na Figura 5.7.

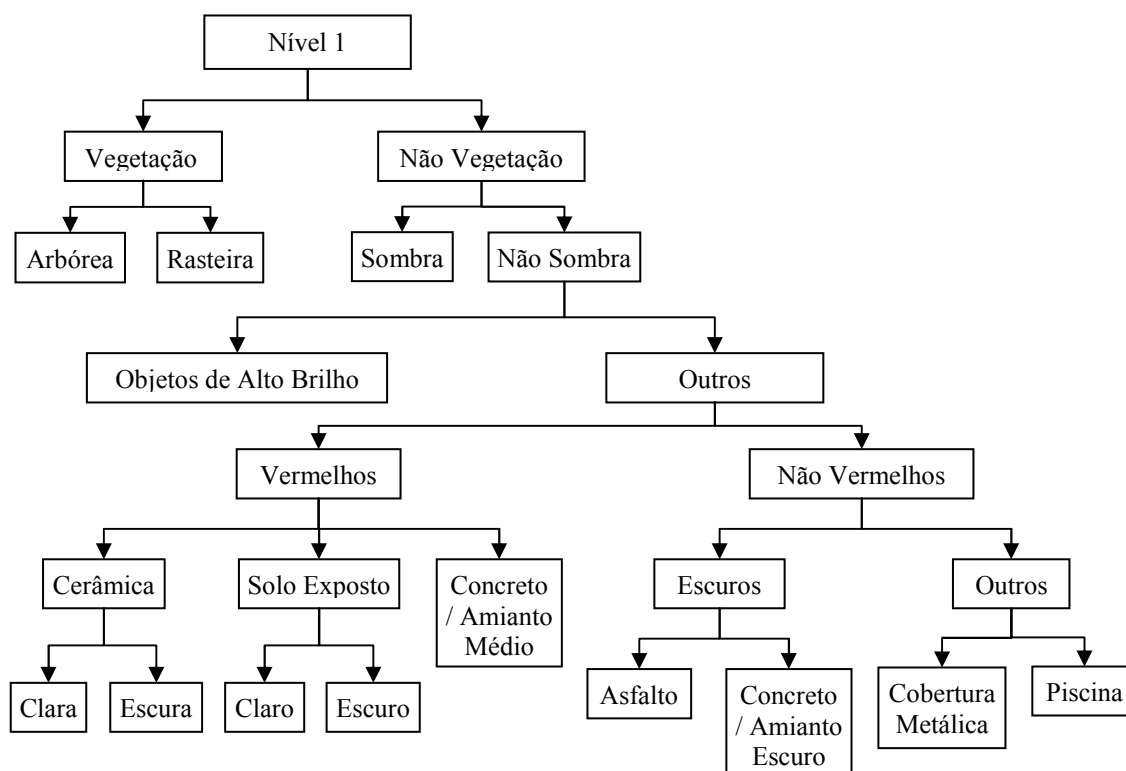


FIGURA 5.7 – Terceira Rede Hierárquica do Nível I.

Após o teste da Rede Hierárquica III, percebeu-se que as classes Escuros e Cobertura Metálica tinham em comum histogramas com baixos valores em relação ao atributo 3/1, enquanto a classe Piscina tinha valores mais altos localizados em uma faixa específica e bem definida no histograma. Diante deste contexto, optou-se por agrupar as classes

Escuros e Cobertura Metálica na superclasse Azulados. Como na superclasse Outros ficaria somente a classe Piscina, decidiu-se eliminá-la e deslocar Piscina a um nível acima na hierarquia. Na Figura 5.8, é apresentada a nova rede (Rede IV), com as modificações mencionadas.

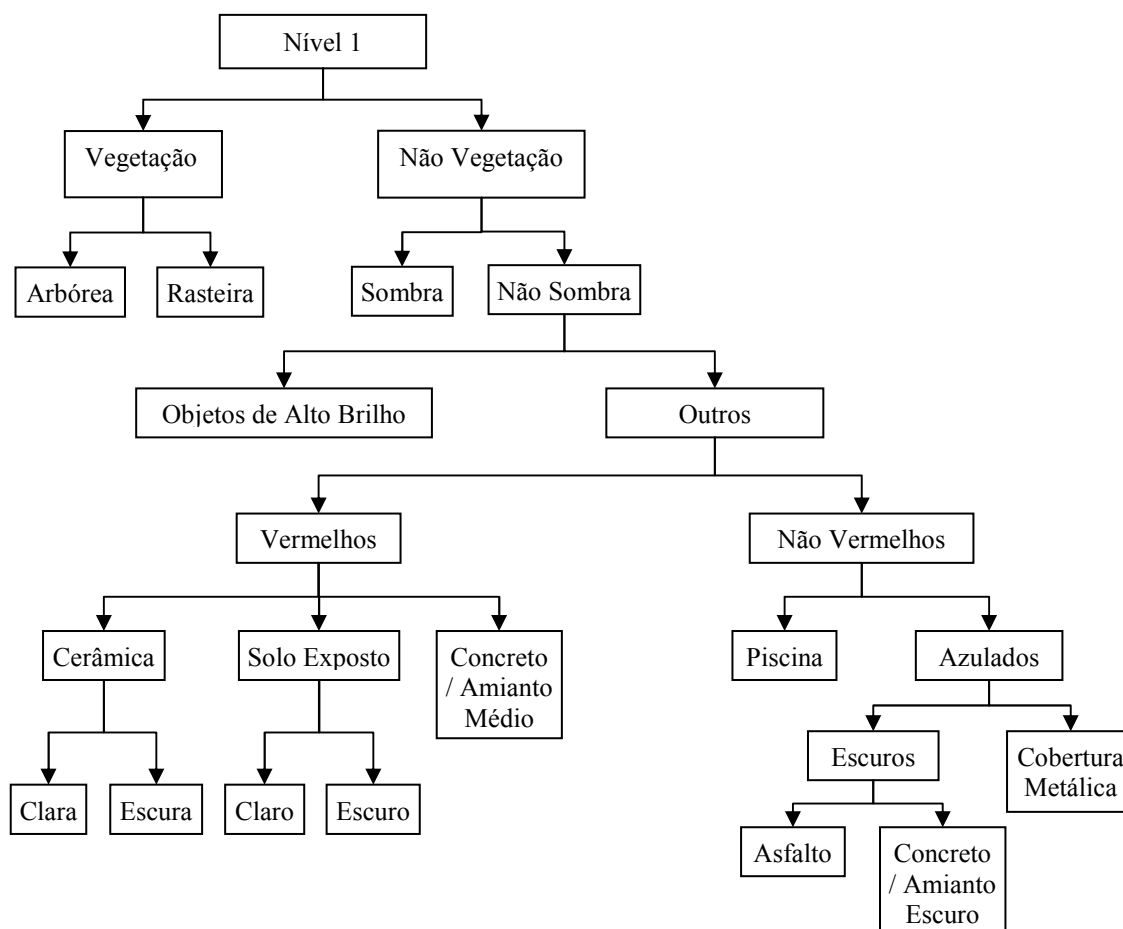


FIGURA 5.8 – Quarta Rede Hierárquica do Nível I.

Como ocorreu com as outras redes, a Rede IV também foi testada, e o resultado do teste foi a constatação da necessidade de se ajustar a organização da superclasse Vermelhos em função do comportamento observado para as classes filhas de Cerâmica e Solo Exposto, as quais não apresentavam características semelhantes entre si. Ao mesmo tempo, percebeu-se que para o atributo “média dos objetos da banda 3”, havia uma boa diferenciação entre as classes claras (Cerâmica Clara + Solo Exposto Claro) e escuras (Cerâmica Escura e Solo Exposto Escuro), onde cada um dos pares ocupou uma faixa

específica e bem definida do histograma do atributo em questão (Figura 5.9). Desta forma, as superclasses Cerâmica e Solo Exposto foram substituídas por Marrom e Vermelho Claro. A superclasse Marrom agregou as classes Cerâmica Escura e Solo Exposto Escuro, e a Vermelho Claro, as classes Cerâmica Clara e Solo Exposto Claro (Figura 5.10).

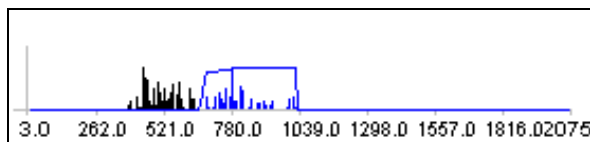


FIGURA 5.9 - Histograma do atributo “média dos objetos na banda 3”.

Obs.: Em preto, valores para a superclasse Marrom, e em azul, para Vermelho Claro.

Ainda no teste desta rede, verificou-se que havia mistura entre as classes Asfalto e Concreto / Amianto Escuro, em funções de suas características espectrais semelhantes. Partindo-se do princípio de que só haveria edificações com cobertura de Concreto / Amianto Escuro dentro das quadras, e que os objetos da classe Asfalto estariam restritos às ruas, a utilização de regras de classificação que traduzissem estas restrições espaciais poderia resolver o problema de mistura das classes. Porém, estas regras não podem ser aplicadas à classe Asfalto, pois há estacionamentos na área de estudo que são pavimentados com asfalto. Desta forma, a relação com os super-objetos do Nível III só foi estabelecida para a classe Concreto / Amianto Escuro, subdividindo-a em duas novas classes: **Erro Asfalto**, objetos classificados como Concreto / Amianto Escuro e que pertenciam a super-objetos da classe Ruas; e **Concreto Amianto Escuro de Fato**, todos os outros objetos classificados como Concreto / Amianto Escuro. Estas alterações foram as últimas, sendo a Rede V, a versão final da Rede Hierárquica aplicada ao Nível I (Figura 5.10). Em **negrito** as classes de cobertura do solo que foram mapeadas.

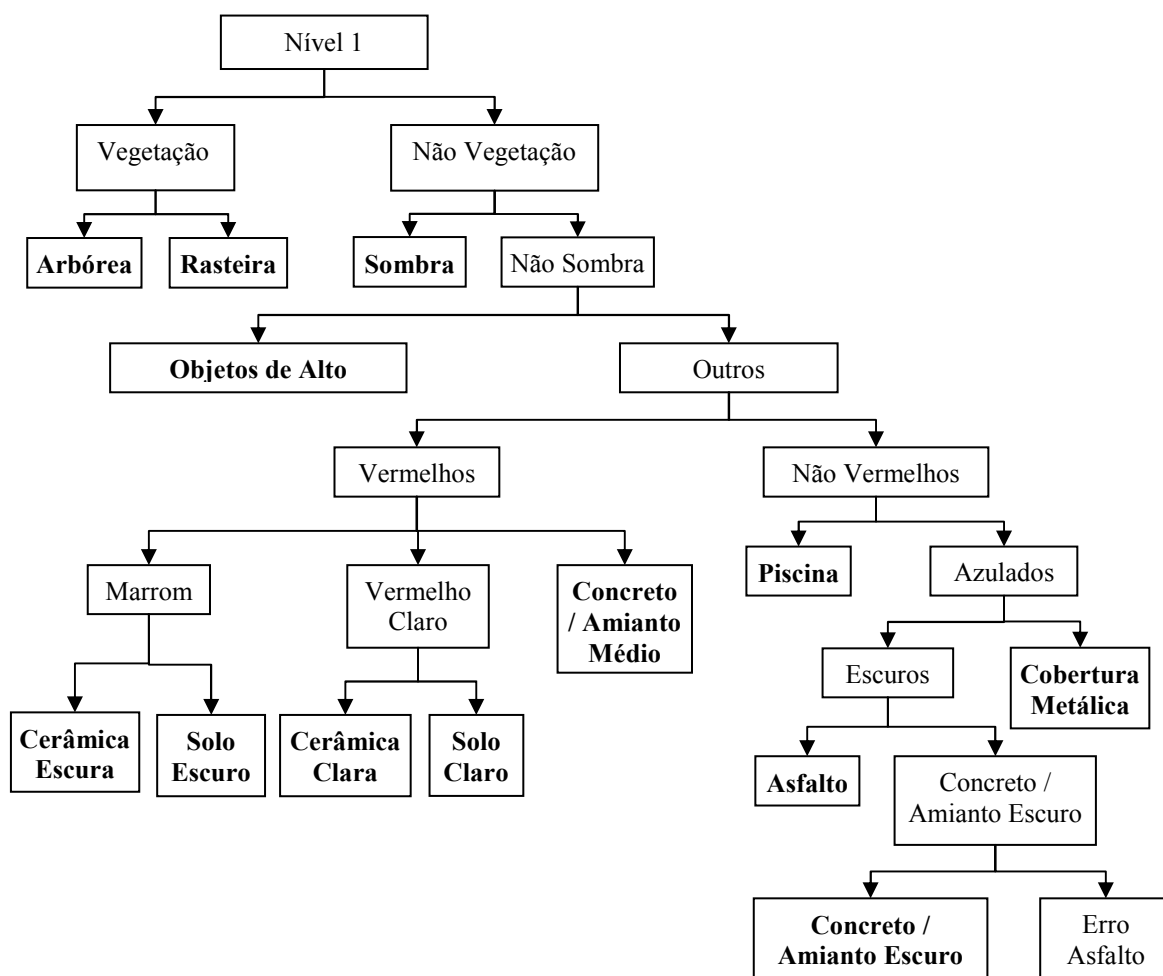


FIGURA 5.10 – Rede Hierárquica Final.

Além das redes hierárquicas, para cada nível de classificação, também foi elaborada uma rede do tipo Grupo, para o Nível I de classificação (Figura 5.11). Esta rede foi criada para atender a dois objetivos. O primeiro era agrupar em classes únicas tipos de cobertura que foram classificadas separadamente devido a suas diferenças quanto aos atributos espectrais ou quanto a restrições espaciais. Desta forma, Cerâmica Clara e Cerâmica Escura formaram a classe Cerâmica; Solo Exposto Claro e Escuro, a classe Solo Exposto; Erro Asfalto e Asfalto foram agrupadas na classe Pavimentação Asfáltica. O segundo objetivo era gerar uma classificação de impermeabilização do solo, onde as classes de cobertura (com exceção da classe Sombra) fossem agrupadas em superfícies permeáveis e superfícies impermeáveis.

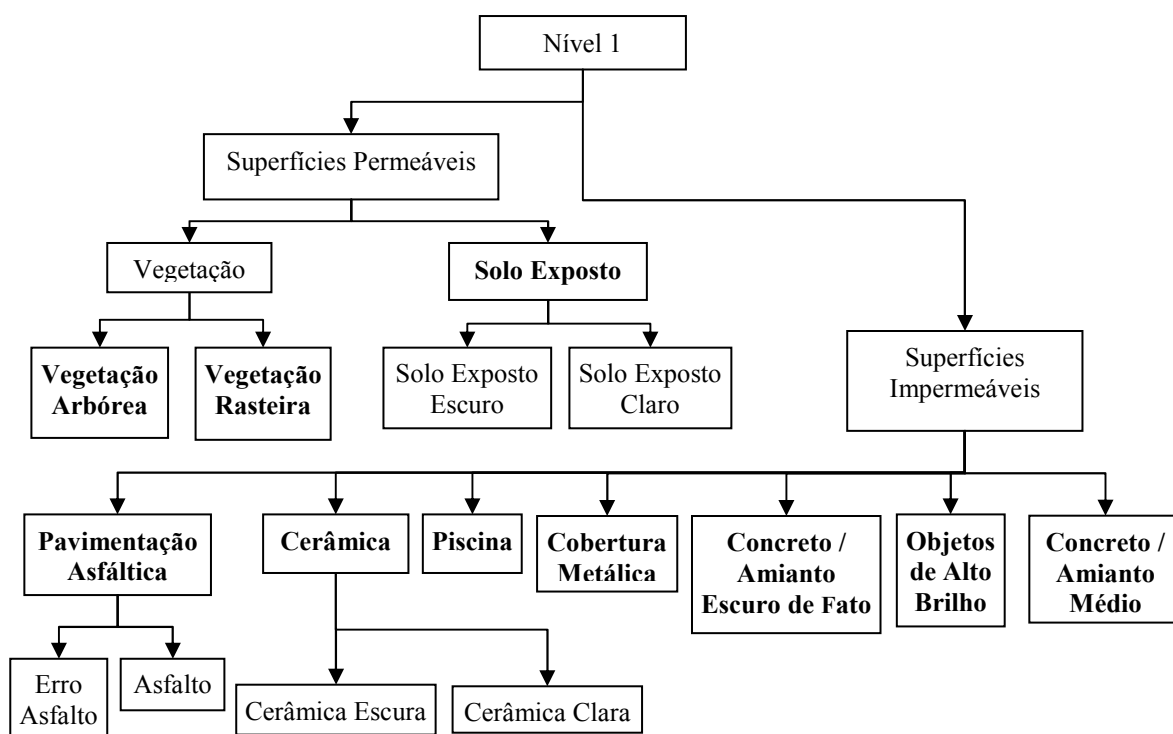


FIGURA 5.11 – Rede do tipo Grupos para o Nível I de classificação.

5.1.3 Apresentação e Avaliação dos Resultados

Nesta Seção, são apresentados, avaliados e comparados os resultados das classificações das duas imagens no Nível I. Inicialmente, é verificado se o resultado da classificação é significativamente melhor do que uma classificação aleatória (teste descrito no Item 4.2.4.1). Em seguida, é realizada uma análise visual, onde se compara o resultado da classificação com a imagem original, visando-se verificar se a identificação das classes pela hierarquia proposta foi coerente com a existência das mesmas na realidade. Após esta inspeção visual, compara-se a exatidão temática da classificação entre as duas imagens (a partir da matriz de confusão de cada uma delas e da realização do teste que verifica se há diferenças significativas entre os resultados das classificações). Finalmente, avalia-se o desempenho do procedimento de classificação por meio do grau de instabilidade, que é apresentado por classes e na forma de mapas.

Na Figura 5.12, observa-se o resultado da classificação da imagem IKONOS II. A partir de uma primeira análise visual, percebe-se que houve confusão entre as classes

Cerâmica e Solo Exposto (a área assinalada com círculo vermelho é Solo Exposto, mas grande parte dela foi classificada como Cerâmica). O restante das classes aparenta ter um comportamento bem coerente quando se analisa o resultado da classificação de forma geral.

A classificação foi significativamente melhor do que uma classificação aleatória com $z=25,93$ (se $z > 1,96$, o resultado é melhor que uma classificação aleatória), com exatidão global de 57,98 % e coeficiente *Kappa* de 0,54. Segundo Landis e Koch (1997), a classificação obtida pode ser considerada de boa qualidade, pois possui *Kappa* entre 0,40 e 0,60.

Analisando-se a matriz de confusão (Tabela 5.3), o desempenho da classe Piscina é o que mais chama atenção, com valores altos de *Kappa* (0,98) e exatidões do produtor e usuário (ambos também com 0,98). Este comportamento é devido a sua caracterização única em relação aos outros alvos no ambiente intra-urbano: a cor *cyan* de alto brilho que não se repete em outros alvos. Herold et al. (2003b) já haviam observado este fato quando realizaram classificação de cobertura do solo em ambiente intra-urbano utilizando imagens AVIRIS.

As classes Objetos de Alto Brilho, Vegetação Arbórea e Vegetação Rasteira também se destacam por seus bons resultados, todas elas possuem *Kappa* por classe maior que 0,60, indicando um resultado muito bom. A classe Brilhante apresenta alguma confusão com as classes Concreto / Amianto Médio, Cobertura Metálica e Solo Exposto. A mistura com estas duas últimas classes é justificada pelo atributo que foi escolhido para caracterizar a classe Objetos de Alto Brilho, o alto brilho (brilho = média aritmética de todas as bandas multiespectrais), que em alguns objetos das referidas classes pode atingir valores bem elevados.

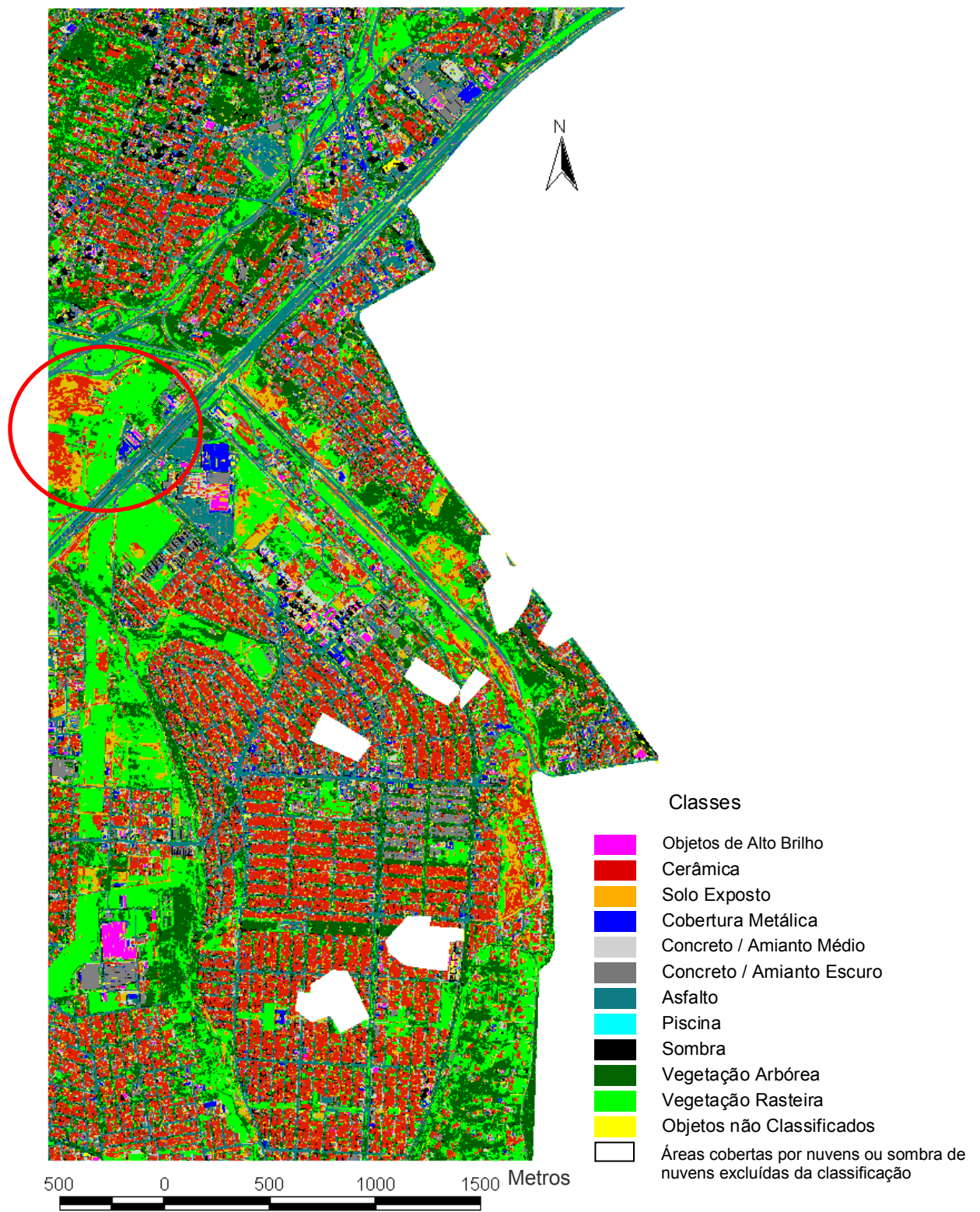


FIGURA 5.12 – Classificação de cobertura do solo da imagem IKONOS II.

TABELA 5.3 – Matriz de confusão da classificação da imagem IKONOS II.

Polígonos de Referência Polígonos Classificados	Objetos de Alto Brilho	Cerâmica	Solo Exp.	Cob. Metálica	Conc. Médio	Conc./ Amianto Escuro.	Asfalto	Piscina	Sombra	Veg. Arbórea	Veg. Rasteira	Total
Objetos de Alto Brilho	54	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	56
Cerâmica	0	39	8	0	2	6	1	0	8	0	0	64
Solo Exp.	6	15	23	0	5	0	2	0	3	1	0	55
Cob. Metálica	5	0	0	10	24	3	2	1	2	0	1	48
Conc. Médio	8	5	4	1	32	1	2	0	1	0	0	54
Conc./ Amianto Escuro	1	1	5	0	18	19	8	0	7	3	1	63
Asfalto	1	0	0	4	14	7	32	0	6	0	0	64
Piscina	0	0	0	1	0	0	0	62	0	0	0	63
Sombra	1	0	0	0	0	0	0	0	67	0	0	68
Veg. Arbórea	0	1	3	0	0	5	4	0	16	28	7	64
Veg. Rasteira	0	1	13	0	1	3	2	0	15	11	19	65
Total	76	62	56	16	98	44	53	63	125	43	28	664
Exatidão do Produtor	0,711	0,629	0,411	0,625	0,327	0,432	0,604	0,984	0,536	0,651	0,679	
Exatidão do Usuário	0,964	0,609	0,418	0,208	0,593	0,302	0,500	0,984	0,985	0,438	0,292	
Kappa por Classe	0,684	0,589	0,357	0,596	0,267	0,372	0,562	0,982	0,483	0,614	0,644	

As duas classes de vegetação apresentam valores baixos de exatidão do usuário (0,44 para Arbórea e 0,29 para Rasteira). Estes valores são justificados por três tipos de erros: erros de comissão entre as duas classes em questão, inclusão de objetos da classe sombra em ambas classes de vegetação, e especificamente no caso da classe Vegetação Rasteira, a inclusão de vários objetos da classe Solo Exposto. A confusão entre as duas classes de vegetação é justificada pela dificuldade de se identificar um atributo de natureza espectral que as diferencie. No caso da classificação em questão, foi utilizado o atributo “média dos objetos do canal matiz” (*Hue* - H da transformação RGB → IHS) que apresentou alguma sobreposição entre as classes (Figura 5.13). Uma possibilidade para suplantiar esta dificuldade é a utilização de atributos texturais, já que as duas classes em questão apresentam texturas bem diferenciadas. As medidas texturais de Haralick²¹ estão implementadas no programa e-Cognition e poderiam ser utilizadas na caracterização destas classes. Entretanto, o cálculo destas medidas se mostrou inviável no contexto deste experimento, pois exigia muitos recursos computacionais (memória e processador).

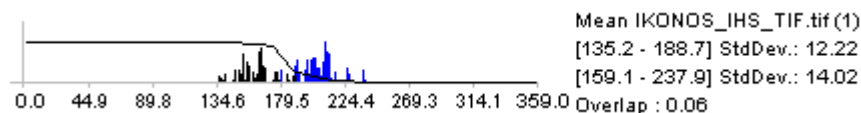


FIGURA 5.13 – Função de pertinência fuzzy da classe Vegetação Rasteira para o atributo “média dos objetos do canal Matiz”.

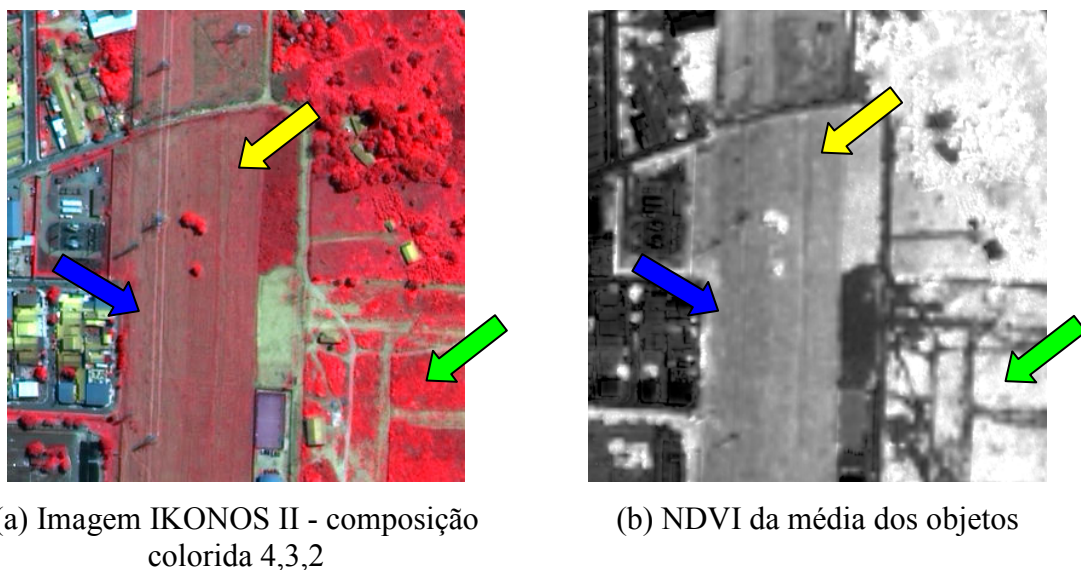
Nota: Em preto, histograma da classe Vegetação Rasteira, e em azul, da Classe Vegetação Arbórea.

A superclasse Vegetação foi caracterizada a partir de uma função de pertinência que utilizava o atributo customizado “NDVI da média dos objetos” (NDVI calculado a partir dos atributos “média dos objetos das bandas 3 e 4”). Como a imagem utilizada tem resolução radiométrica de 11 bits, algumas áreas que visualmente são identificadas como sombra, possuíam valores altos de NDVI, pois eram áreas com cobertura vegetal sombreadas. Desta forma, polígonos de referência que foram classificados como Sombra na interpretação visual, foram classificados como Vegetação, devido aos valores altos de NDVI, na classificação automática.

²¹ Maiores detalhes sobre as medidas texturais de Haralick, vide Haralick et al. (1973) e Definiens (2003).

A inclusão de objetos do tipo Solo Exposto na classe Vegetação Rasteira foi resultado da dificuldade em se estabelecer um limite de transição de valores de NDVI entre áreas cobertas por Vegetação Rasteira “rala” e áreas de solo nu (classificados como Solo Exposto). Na Figura 5.14, observam-se três áreas distintas de Vegetação Rasteira, onde a seta verde aponta para uma área com vegetação rasteira mais densa, com altos valores de “NDVI da média dos objetos”; a seta amarela aponta um local com vegetação mais rala e alguma exposição de solo nu, e a azul indica uma área com vegetação mais rala ainda. Na classificação de vegetação, consideraram-se as tipologias semelhantes às indicadas pela seta amarela como vegetação, e às apontadas pela seta azul, como Solo Exposto. Analisando a figura em questão, percebe-se que estas tipologias são muito semelhantes e de difícil distinção.

As classes Cerâmica, Cobertura Metálica, Pavimentação Asfáltica e Sombra constituem um grupo com valores de *Kappa* entre 0,40 a 0,60, o que caracteriza um bom desempenho na classificação. Deste grupo, quem apresenta comportamento mais interessante é a classe Sombra, que possui o menor *Kappa* (0,48), com exatidão do produtor de 0,54 e exatidão do usuário de 0,98. O valor obtido para a exatidão do produtor é em parte explicado pela já mencionada confusão com as classes de Vegetação. Devido ao grande número de polígonos de referência (125) e a distribuição dos erros de omissão por todas as classes (com exceção para Piscina e Objetos de Alto Brilho que possuem característica de brilho opostas às da classe Sombra), é possível que as amostras de referência tenham sido interpretadas de maneira errônea, já que visualmente é difícil determinar o quanto deve ser “escuro” um objeto para ser classificado como sombra. Outro indício que pode indicar este problema de interpretação é o valor alto para exatidão do usuário, o que sugere a eficiência da regra de classificação adotada para especificar a classe Sombra (o atributo escolhido foi o baixo brilho).



(a) Imagem IKONOS II - composição colorida 4,3,2

(b) NDVI da média dos objetos

FIGURA 5.14 – Distinção entre Vegetação Rasteira e Solo Nu.

Ainda dentro deste mesmo grupo, a classe Cerâmica possui valores de *Kappa* (0,59) e exatidões do produtor (0,63) e usuário (0,61) bastante equilibrados, sendo que o principal destaque para esta classe é a confusão com a classe Solo Exposto (15 dos 62 polígonos de referência foram classificados como solo exposto). Este mesmo tipo de mistura também foi encontrado no trabalho de Thomas et al. (2003). Esta dificuldade de distinção entre as duas classes é em virtude da predominância de argila na composição tanto das telhas cerâmicas quanto do solo exposto, o que produz uma resposta espectral muito semelhante por parte desses alvos. Uma alternativa para superar esta dificuldade é utilizar a informação de altura das edificações para diferenciar objetos de coberturas cerâmicas daqueles de solo exposto. Esta informação pode ser obtida a partir de Modelos Digitais de Superfície (DSM – *Digital Surface Model*) que são muito utilizados em extração de informação em áreas intra-urbanas (Hofmann, 2001c; Hoffmann e Vegt, 2001; Schiewe et al., 2003; Schiewe, 2002; Centeno e Miqueles, 2004; Miqueles e Centeno, 2005; Möller, 2005; Walter, 2005).

A classe Pavimentação Asfáltica, assim como a Cerâmica, apresenta valores de exatidão bastante coerentes entre si (*Kappa*= 0,56; exatidões do produtor e do consumidor iguais a respectivamente 0,60 e 0,50). Observando esta classe, conclui-se que esta é confundida, principalmente, com a classe Concreto / Amianto Escuro (8 dos 53

polígonos de referência são classificados como Conc. / Amianto Escuro). A confusão entre estas classes também poderia ser resolvida com a introdução do DSM, já que Concreto / Amianto Escuro é um material de cobertura de edificações e, portanto, possui o atributo altura diferente da Pavimentação Asfáltica. Outro fator que chama atenção é a inclusão de elementos da classe Concreto / Amianto Médio nesta classe. Nas áreas asfaltadas, existem feições como faixas de divisão de pista e faixas de pedestres, as quais possuem a cor similar aos objetos da classe Concreto / Amianto Médio. Dependendo da composição dos segmentos que representam estas feições, ora elas são classificadas como Concreto / Amianto Médio, ora como Asfalto.

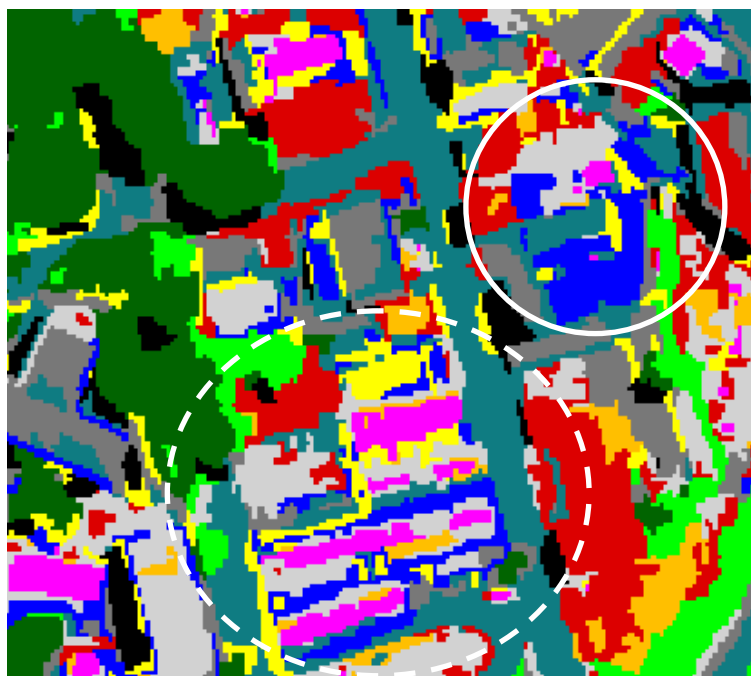
A última classe deste grupo é a Cobertura Metálica ($Kappa=0,60$; exatidões do produtor e usuário respectivamente iguais a 0,63 e 0,21). A principal característica desta classe é a baixíssima exatidão do usuário devida à grande inclusão de objetos de várias classes, principalmente da Concreto / Amianto Médio (24 polígonos) e Objetos de Alto Brilho (5 polígonos). Este tipo de comportamento ocorre, pois apesar da cor predominante desta classe ser o azul, há ainda uma variação de cores dentro desta classe (azul, cinza e branco). Esta variação se dá pela conjugação da geometria de alguns telhados, que é arredondada (como em ginásios esportivos e alguns galpões), com o fato deste tipo de material não ser uma superfície lambertiana. Assim, dependendo da forma e da posição do telhado, este apresentará uma cor diferente na imagem. Na Figura 5.15, observa-se que em um mesmo conjunto de telhados de cobertura metálica com forma arredondada (assinalados com um círculo branco tracejado), são classificados como sendo de vários tipos de cobertura. Na mesma figura, identificam-se telhados de cobertura metálica com geometria mais plana e cor azul (destacados com círculo branco de linha contínua), os quais são classificados corretamente.

O último grupo de classes é formado pelas classes Concreto / Amianto Médio, Solo Exposto e Concreto / Amianto Escuro, as quais possuem valores de $Kappa$ por classe baixos, 0,27, 0,36, e 0,37, respectivamente. A classe Concreto / Amianto Médio foi a que produziu o pior resultado, confundindo-se com as classes Cobertura Metálica (pelos motivos que já foram mencionados anteriormente), Concreto / Amianto Escuro e

Pavimentação Asfáltica (estas classes têm em comum com Concreto Amianto / Médio a cor cinza, e o que as diferencia é a quantidade de brilho em cada uma delas).



(a) Detalhe da Imagem IKONOS II



(b) Detalhe da Classificação.

Classes	
■	Objetos de Alto Brilho
■	Cerâmica
■	Solo Exposto
■	Cobertura Metálica
■	Concreto / Amianto Médio
■	Concreto / Amianto Escuro
■	Asfalto
■	Piscina
■	Sombra
■	Vegetação Arbórea
■	Vegetação Rasteira
■	Objetos não Classificados

FIGURA 5.15 – Variação de classes de cobertura em telhados de Cobertura Metálica com forma arredondada.

A classe Solo Exposto, como já foi mencionado anteriormente na análise de outras classes, confunde-se principalmente com Cerâmica e Vegetação Rasteira. Na classe Concreto / Amianto Escuro, há misturas com Pavimentação Asfáltica (devido à similaridade de cor); Cerâmica (em função da existência de alguns telhados velhos de telha cerâmica que apresentam cor muito escura) e Vegetação Arbórea (por causa da cobertura de musgo acumulada em alguns telhados de amianto, que possui valores de NDVI compatíveis com a superclasse Vegetação).

Na Figura 5.16, é apresentado o resultado da classificação da imagem Quickbird. Analisando-se visualmente, esta figura, observa-se que, como no caso da imagem IKONOS II, também houve confusão entre as classes Cerâmica e Solo Exposto (área assinalada com círculo vermelho é solo exposto, mas uma parte dela foi classificada como cerâmica), porém em uma proporção menor. O restante das classes apresenta, aparentemente, um comportamento bem coerente.

A classificação foi significativamente melhor do que uma classificação aleatória com $z=26,70$ (se $z \geq 1,96$, o resultado é melhor que uma classificação aleatória a 95% de significância), com exatidão global de 0,61 e coeficiente *Kappa* de 0,57. Tal como a classificação anterior, esta também é considerada boa, segundo Landis e Koch (1977).

Comparando-se estes resultados com aqueles alcançados pela imagem IKONOS II, conclui-se que não há diferença significativa entre a qualidade das classificações dos dois sensores. Foi realizado o teste Z para verificar se havia diferenças significativas entre as duas classificações, e obteve-se o valor de $z=1,01$, o que em um teste de 95% de significância, indica que não houve diferença significativa entre as matrizes de confusão.

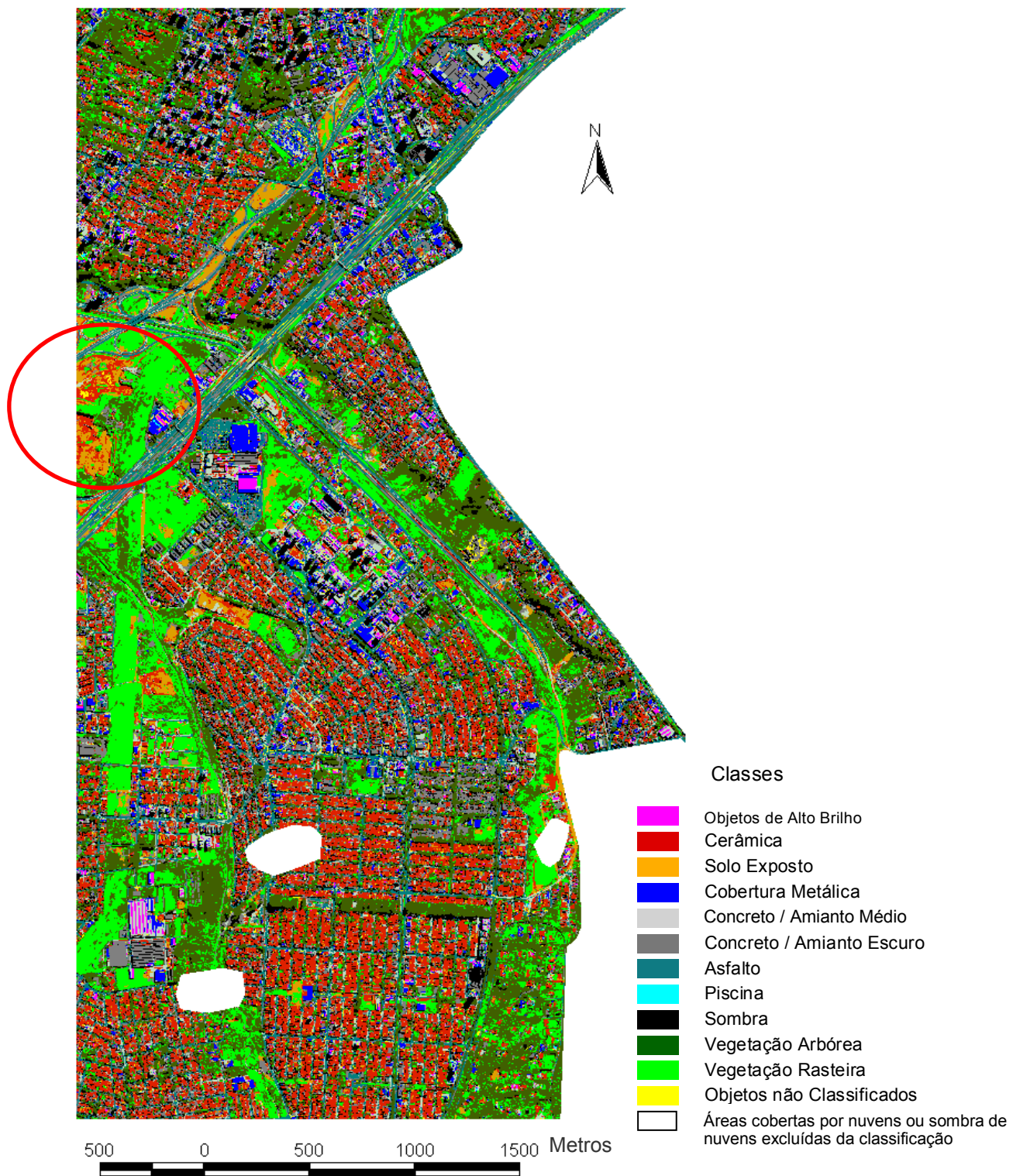


FIGURA 5.16 – Classificação de cobertura do solo da imagem Quickbird.

O comportamento das classes para a classificação da imagem Quickbird, de modo geral, foi muito similar ao da imagem IKONOS II. Entretanto, quando se examinam os resultados classe a classe, constata-se que na maioria delas, a classificação da imagem Quickbird obteve valores de *Kappa* por classe e exatidão do produtor maiores que na imagem IKONOS II. Apenas as classes Cerâmica, Vegetação Arbórea e Sombra constituíram-se em exceções para esta afirmação, sendo que apenas a primeira apresentou diferença maior que 0,10 (Figura 5.17 a).

Em relação à exatidão do usuário (Figura 5.17 c), a tendência da imagem Quickbird produzir melhores resultados por classe se mantém, apenas excetuando-se as classes Concreto / Amianto Médio (que incluiu vários objetos da classe Objetos de Alto Brilho), Piscina (que incluiu objetos das classes Cobertura Metálica e Sombra) e Sombra (inclusão de objetos das classes Concreto / Amianto Escuro e Vegetação Arbórea), conforme Tabela 5.4.

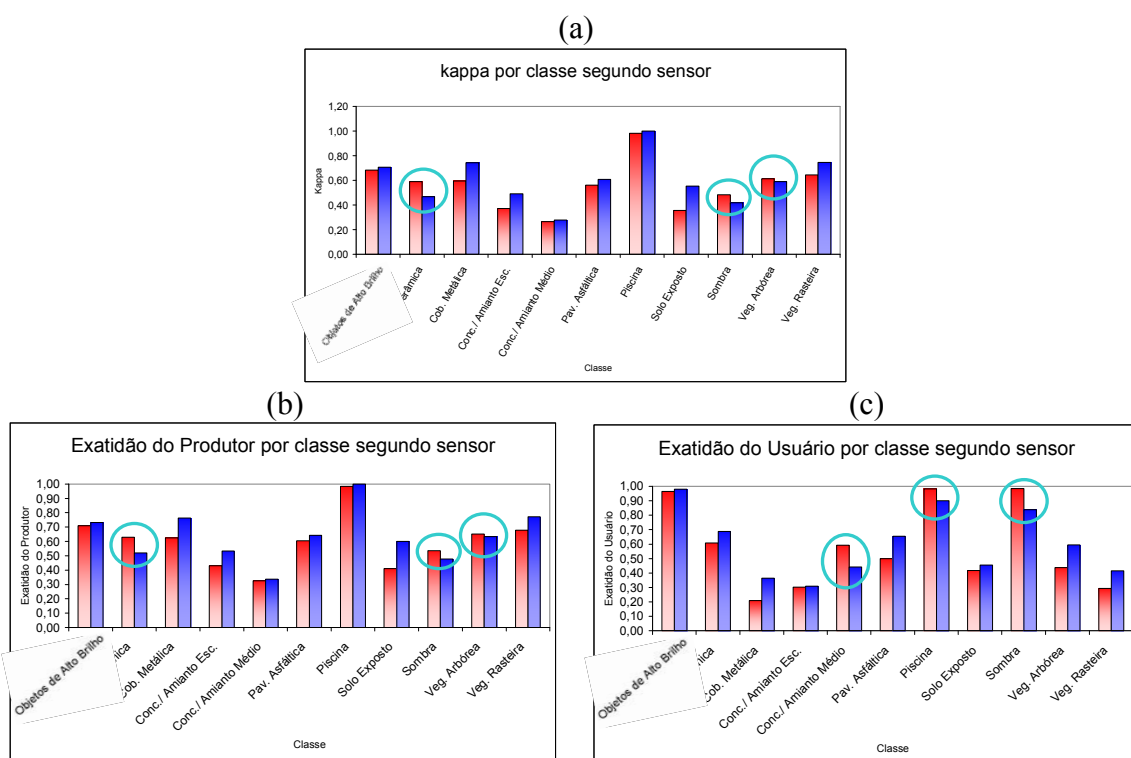


FIGURA 5.17 – Comparação entre o comportamento das classificações aplicadas sobre as imagens IKONOS II (em vermelho) e Quickbird (em azul).

TABELA 5.4 - Matriz de confusão da classificação da imagem Quickbird.

Polígonos de Referência \ Polígonos Classificados	Objetos de Alto Brilho	Cerâmica	Solo Exp.	Cob. Metálica	Conc. Médio	Conc./ Amianto Esc.	Asfalto	Piscina	Sombra	Veg. Arbórea	Veg. Rasteira	Total
Objetos de Alto Brilho	49	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	50
Cerâmica	0	42	6	0	6	1	0	0	6	0	0	61
Solo Exp.	0	26	30	0	5	1	3	0	0	0	1	66
Cob. Metálica	3	1	0	16	13	4	1	0	6	0	0	44
Conc. Médio	14	3	2	0	23	1	6	0	3	0	0	52
Conc./ Amianto Esc.	0	5	3	0	6	16	9	0	11	1	1	52
Asfalto	0	0	0	1	11	3	36	0	3	1	0	55
Piscina	0	0	0	4	0	0	0	54	2	0	0	60
Sombra	0	1	0	0	0	4	0	0	52	5	0	62
Veg. Arbórea	0	0	2	0	0	0	1	0	17	38	6	64
Veg. Rasteira	1	2	7	0	4	0	0	0	9	15	27	65
Total	67	81	50	21	68	30	56	54	109	60	35	631
Acurácia do Produtor	0,73	0,52	0,60	0,76	0,34	0,53	0,64	1,00	0,48	0,63	0,77	
Acurácia do Usuário	0,98	0,69	0,45	0,36	0,44	0,31	0,65	0,90	0,84	0,59	0,42	
Kappa por Classe	0,71	0,47	0,55	0,74	0,28	0,49	0,61	1,00	0,42	0,59	0,75	

Dentre as classes que foram exceção ao comportamento de melhores resultados da imagem Quickbird, destaca-se a Cerâmica. Analisando-se a matriz de confusão (Tabela 5.4) percebe-se que a classe Cerâmica apresentou menores valores de *Kappa* e de exatidão do produtor do que na imagem IKONOS II. Isto porque houve um aumento de confusão com a classe Solo Exposto. O desempenho desta classe na imagem Quickbird foi pior, porque havia mais sobreposição dos atributos entre as classes Solo Exposto Escuro X Cerâmica Escura e Solo Exposto Claro x Cerâmica Clara. Na Figura 5.18, são comparadas as funções de pertinência para cada uma das classes e sensores, onde é possível observar uma maior sobreposição dos histogramas dos atributos da imagem Quickbird do que na imagem IKONOS II.

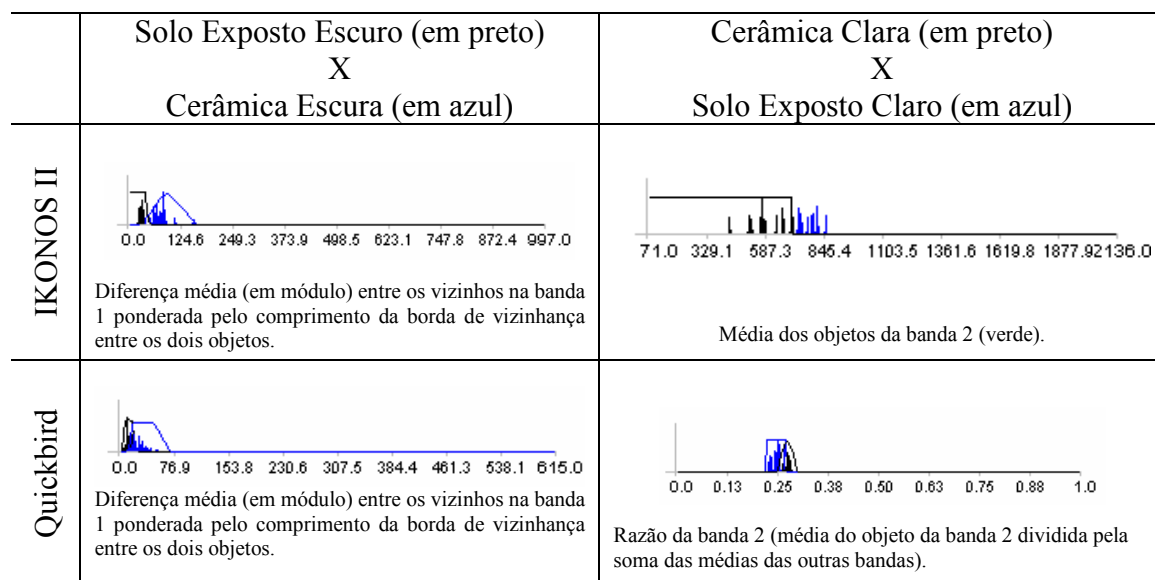
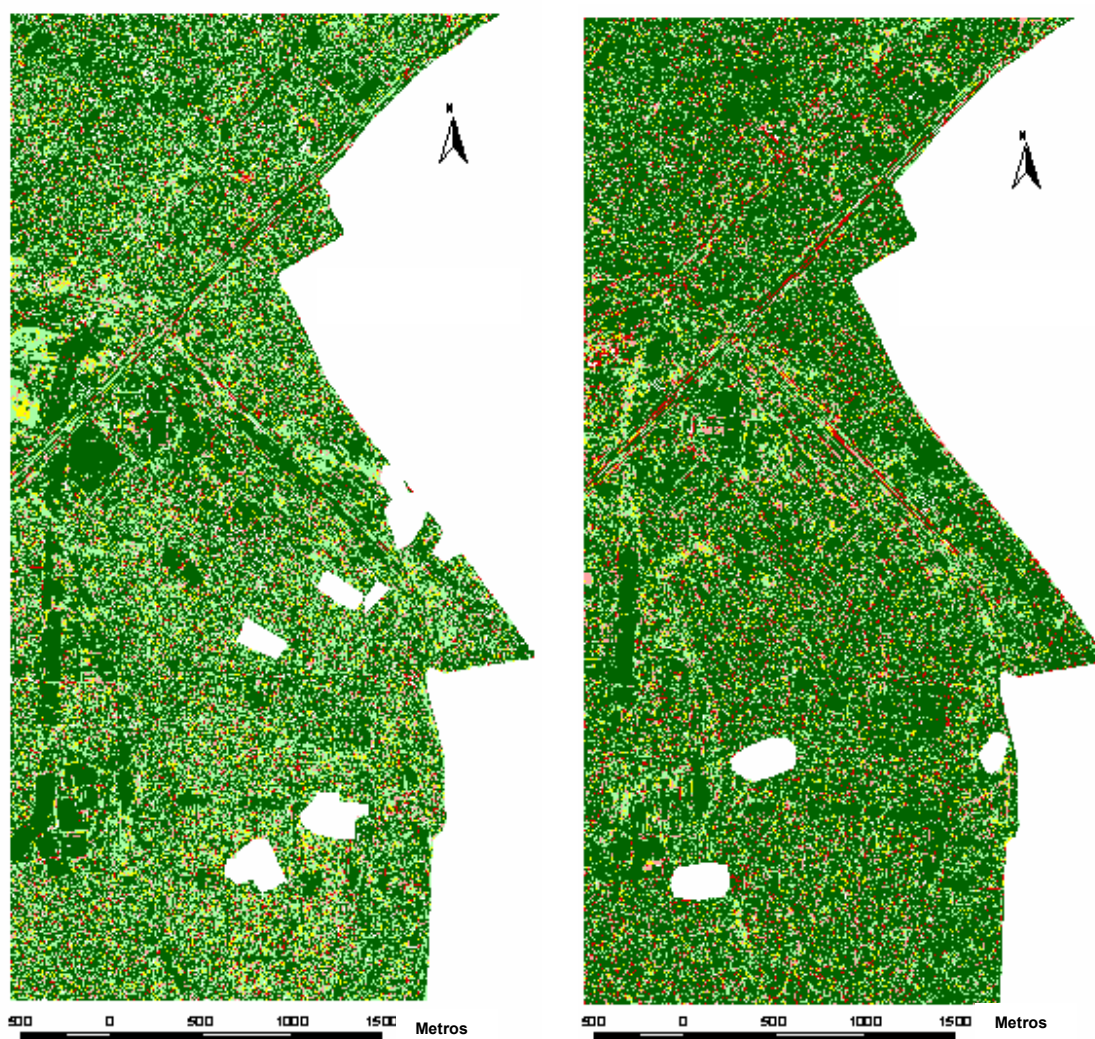


FIGURA 5.18 – Funções de pertinência das classes Solo Exposto Escuro, Cerâmica Escura, Cerâmica Clara e Solo Exposto Claro para a classificação das imagens IKONOS II e Quickbird.

Na Figura 5.19, são apresentados os mapas de instabilidade das duas classificações, onde se observa que o resultado da imagem Quickbird é melhor, pois apresenta uma maior porcentagem de objetos de instabilidade com categoria muito bom (70,42%) do que na imagem IKONOS II, com 58,61%.

IKONOS II







Quickbird



Número de objetos segundo classes do Grau de Instabilidade

	IKONOS II		Quickbird	
	Nº de objetos	%	Nº de objetos	%
Não Classificadas	19.402	4,32%	11.757	2,70%
Inaceitável	17.126	3,82%	17.002	3,90%
Ambígua	25.400	5,66%	24.868	5,71%
Aceitável	24.286	5,41%	17.987	4,13%
Boa	99.571	22,18%	57.324	13,15%
Muito Boa	263.059	58,61%	306.942	70,42%
Total	448.844	100,00%	435.880	100,00%

Legenda

	0,00	→ Inaceitável
	0,01 a 0,30	→ Ambíguo
	0,31 a 0,50	→ Aceitável
	0,51 a 0,80	→ Bom
	0,81 a 1,00	→ Muito Bom
	Áreas Cobertas por nuvens ou sombra de nuvens excluídas da classificação	

Metros

FIGURA 5.19 - Mapas do grau de instabilidade da classificação e tabela com o número de objetos segundo classes de grau de instabilidade.

A distribuição espacial dos objetos da categoria de instabilidade muito bom é uniforme ao longo da área de estudo da imagem Quickbird, enquanto que na imagem IKONOS II, os objetos destas classes se concentram apenas em áreas de extensa cobertura de Vegetação.

Outro ponto a destacar é que os objetos pertencentes às classes inaceitável e ambíguo se distribuem homoganeamente pelo mapa de instabilidade da imagem IKONOS II. Já na imagem Quickbird, há um claro padrão preferencial de localização destes objetos em ruas, rodovias e em áreas de contato com estas feições. Estes locais estão geralmente associados à existência da classe de cobertura do solo Asfalto, que na classificação da imagem Quickbird possui um caráter instável²², já que quase 22% dos seus objetos possuem grau de instabilidade inaceitável ou ambíguo (Tabela 5.5). A instabilidade desta classe pode ser explicada pela sobreposição entre as classes Asfalto e Concreto / Amianto Escuro nos atributos “NDVI da média dos objetos” e “média dos objetos do canal Intensidade” (proveniente da transformação IHS), os quais foram utilizados na regra de classificação das duas classes (Figura 5.20). Apesar de ser instável, mais de 70% dos objetos da classe Asfalto possuem grau de instabilidade bom ou muito bom, o que valida a utilização desta classe (Tabela 5.5).

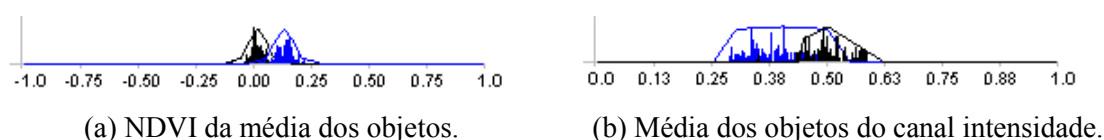


FIGURA 5.20 – Histogramas com as funções de pertinência *fuzzy* das classes Asfalto (em preto) e Concreto / Amianto Escuro (em azul).

Analisando-se as TABELAS 5.5 e 5.6, observa-se que de maneira geral, as classes da imagem Quickbird possuem maior porcentagem de objetos com grau de instabilidade bom e muito bom, excetuando-se apenas as classes Piscina (porcentagem igual), Solo

²² A instabilidade das classes foi calculada inicialmente a partir da média do grau de instabilidade de todos os objetos de uma determinada classe. Em seguida, calculou-se o desvio padrão do grau de instabilidade para cada uma das classes, produzindo-se desvios muito altos, o que tornava as médias pouco representativas. Tentou-se então trabalhar com a medida de mediana, mas novamente o resultado não foi bom; todas as classes apresentaram medianas altas, indicando um alto grau de instabilidade. Desta

Exposto e Asfalto (estas últimas classificadas como instáveis na imagem Quickbird). Isto é uma indicação de que a classificação da imagem Quickbird possui maior estabilidade do que a da imagem IKONOS II.

TABELA 5.5 – Porcentagem de objetos da classificação da Imagem Quickbird, segundo classes de cobertura do solo por faixas de Grau de Instabilidade e coeficiente de concordância *Kappa*.

Classes de Cobertura do solo	Grau de Instabilidade					Nº de objetos por classe	Tipo de Classe	<i>Kappa</i> por classe
	Inaceitável 0,00	Ambíguo 0,01 a 0,30	Aceitável 0,31 a 0,50	Bom 0,51 a 0,80	Muito Bom 0,81 a 1,00			
Objetos de Alto Brilho	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	9.480	Estável	0,71
Cerâmica	4,16%	8,61%	5,47%	12,53%	69,23%	88.850	Estável	0,47
Solo Exposto	30,43%	14,33%	8,16%	16,79%	30,29%	7.950	Instável	0,55
Cob. Metálica	0,33%	4,75%	4,73%	9,64%	80,55%	14.989	Estável	0,74
Conc./ Amianto Médio	3,55%	16,83%	9,39%	14,96%	55,27%	42.487	Instável	0,28
Conc./ Amianto Escuro	9,69%	3,10%	2,83%	8,51%	75,88%	46.478	Estável	0,49
Asfalto	14,73%	6,79%	6,23%	21,45%	50,80%	30.915	Instável	0,61
Piscina	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	547	Estável	1,00
Sombra	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	36.926	Estável	0,42
Vegetação Arbórea	0,14%	2,31%	2,32%	21,72%	73,51%	100.646	Estável	0,59
Vegetação Rasteira	0,30%	5,23%	4,92%	10,27%	79,28%	44.855	Estável	0,75

TABELA 5.6 - Porcentagem de objetos da classificação da imagem IKONOS II, segundo classes de cobertura do solo por faixas de Grau de Instabilidade e coeficiente de concordância *Kappa*.

Classes de Cobertura do solo	Grau de Instabilidade					Nº de objetos por classe	Tipo de Classe	<i>Kappa</i> por classe
	Inaceitável 0,00	Ambíguo 0,01 a 0,30	Aceitável 0,31 a 0,50	Bom 0,51 a 0,80	Muito Bom 0,81 a 1,00			
Objetos de Alto Brilho	0,01%	0,03%	0,00%	0,04%	99,92%	10.489	Estável	0,68
Cerâmica	4,53%	11,39%	8,09%	27,74%	48,26%	116.794	Estável	0,59
Solo Exposto	15,55%	21,21%	4,63%	19,06%	39,54%	22.561	Instável	0,36
Cob. Metálica	0,86%	7,62%	7,16%	13,47%	70,88%	11.230	Estável	0,60
Conc./ Amianto Médio	7,10%	23,92%	9,59%	11,76%	47,63%	36.546	Instável	0,27
Conc./ Amianto Escuro	5,43%	8,69%	3,34%	13,37%	69,17%	43.481	Estável	0,37
Asfalto	4,75%	8,98%	4,15%	31,31%	50,80%	47.426	Estável	0,56
Piscina	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	523	Estável	0,98
Sombra	0,01%	0,25%	0,30%	0,49%	98,94%	13.357	Estável	0,48
Vegetação Arbórea	1,04%	6,72%	6,10%	0,00%	86,14%	50.726	Estável	0,61
Vegetação Rasteira	0,85%	5,88%	5,13%	0,00%	88,13%	57.100	Estável	0,64

O comportamento da classe Concreto / Amianto Médio é o que mais se destaca nas duas tabelas, pois a mesma é categorizada como uma classe instável e apresenta o pior coeficiente de concordância *Kappa* nas duas classificações efetuadas. Assim, identifica-

forma, optou-se por trabalhar com a quantidade de objetos em cada categoria de grau de estabilidade, o que se mostrou mais factível no contexto desta pesquisa.

se a necessidade de uma possível redefinição do escopo desta classe e/ou refinamento das regras de decisão utilizadas na sua caracterização.

As classes Objetos de Alto Brilho, Sombra e Piscina apresentam a maior porcentagem de objetos (entorno de 100%) categorizados com grau de instabilidade muito bom. No caso das classes Objetos de Alto Brilho e Sombra, este comportamento é explicado por estas serem modeladas por regras de classificação booleanas, o que elimina a ambigüidade da classificação destas classes. Entretanto, estas classes possuem características distintas quanto ao coeficiente *Kappa*. A classe Objetos de Alto Brilho possui valores altos, indicando seu bom desempenho em ambas classificações, e a Sombra, valores baixos (está entre os mais baixos nas duas classificações), o que materializa a sua confusão com as classes de Vegetação, Concreto / Amianto Escuro e Cerâmica.

A classe Piscina, que também possui o maior valor de *Kappa* para as duas classificações, diferencia-se neste grupo, pois sua regra de classificação é *fuzzy*. Assim, a alta estabilidade e o alto valor de *Kappa* desta classe são explicados pela sua grande distinção com todas as outras classes, como já foi mencionado anteriormente.

A classe Solo Exposto destaca-se na classificação IKONOS II por ser instável e, ao mesmo tempo, possuir valores de *Kappa* baixos. Estas características refletem a dificuldade em se distinguir Solo Exposto das classes Cerâmica (composição química semelhante, e portanto, comportamento espectral parecido para os sensores utilizados) e Vegetação Rasteira (dificuldade em estabelecer o limiar que diferencia vegetação rala de solo nu).

Outra importante constatação deste experimento é que não há uma relação direta entre estabilidade e exatidão temática de uma determinada classe. Isto porque a instabilidade de uma determinada classe não depende apenas das confusões que esta possa estabelecer com as demais classes. A instabilidade é influenciada, sobretudo, pelo tipo de função de pertinência *fuzzy* que é utilizado.

5.2 Experimento II - Ambiente Intra-Urbano Reduzido

Nesta Seção, são apresentados os resultados das classificações dos cinco bairros selecionados, que assim como no Experimento I, foram realizadas sobre as imagens IKONOS II e Quickbird. Além disso, é feita uma comparação entre a qualidade da classificação (exatidão temática e grau de instabilidade das classes) das duas imagens.

A seleção dos bairros foi conduzida de forma a contemplar tipos diferenciados de padrão de ocupação urbana (e conseqüentemente, de graus de homogeneidade do tamanho, forma, tipos de cobertura e arranjo dos objetos). Foram selecionados os bairros Jardim Renata, Cidade Jardim, Jardim Apolo, Vila Acácias e Vila Letônia (Figura 5.21).

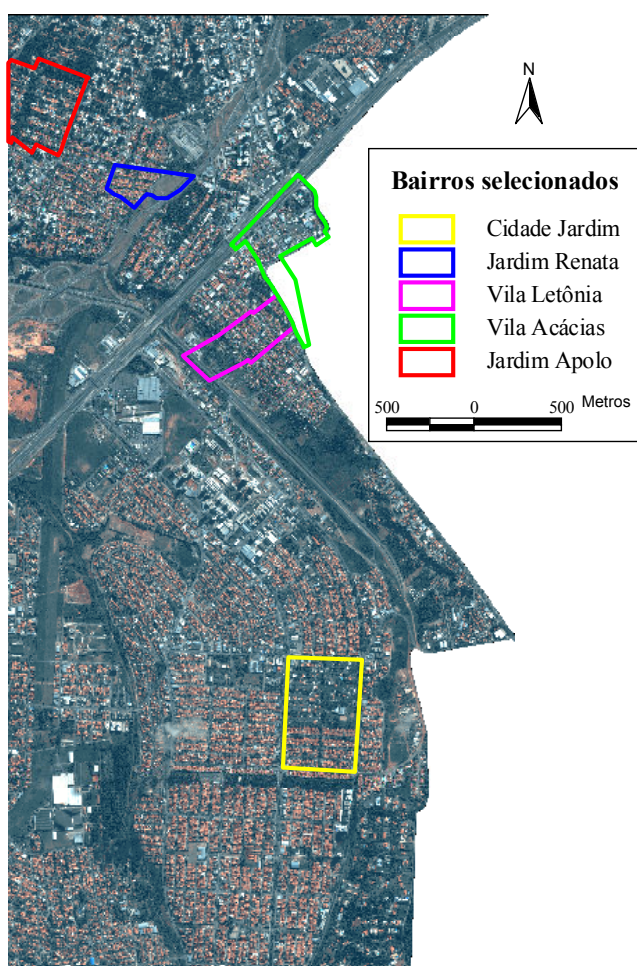


FIGURA 5.21 – Localização dos bairros selecionados para o Experimento II sobre a imagem Quickbird da área de estudo.

O bairro Jardim Renata é predominantemente residencial, com ruas pavimentadas e pouco arborizadas. As edificações são horizontais, com cobertura de telha cerâmica (aparentemente com o mesmo nível de conservação) e possuem uma certa homogeneidade quanto aos atributos de tamanho (100 a 150 m²) e forma (retangular) (vide Figura 5.22).

Vila Letônia é um bairro com construções horizontais e com ruas asfaltadas e pouco arborizadas. Sua principal característica é o arranjo de suas edificações, que não possuem recuos e nem algum padrão de organização. Há também heterogeneidade de tamanhos e formas das edificações (Figura 5.23).

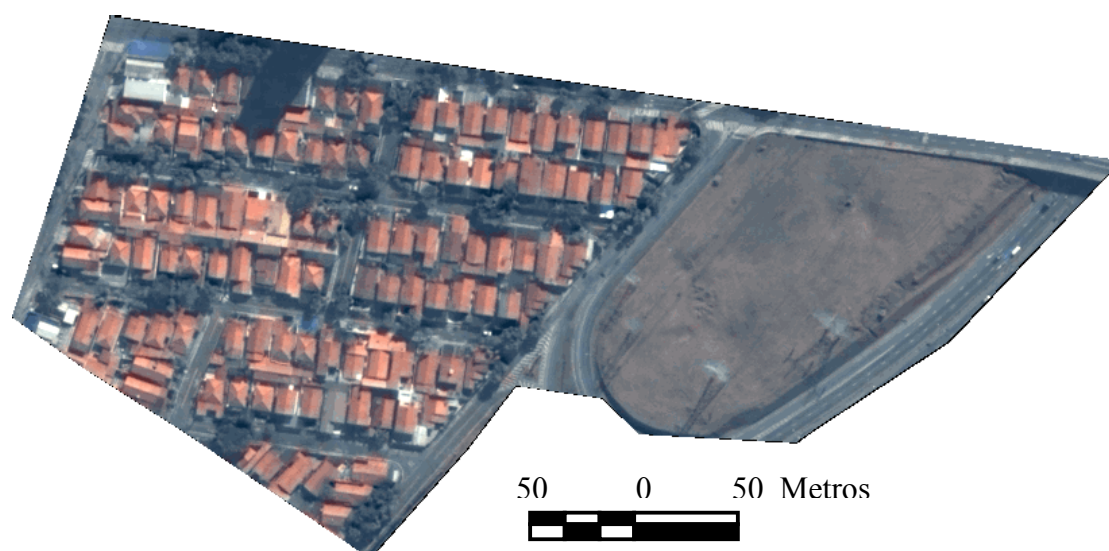


FIGURA 5.22 – Detalhe da imagem Quickbird fusionada do bairro Jardim Renata.

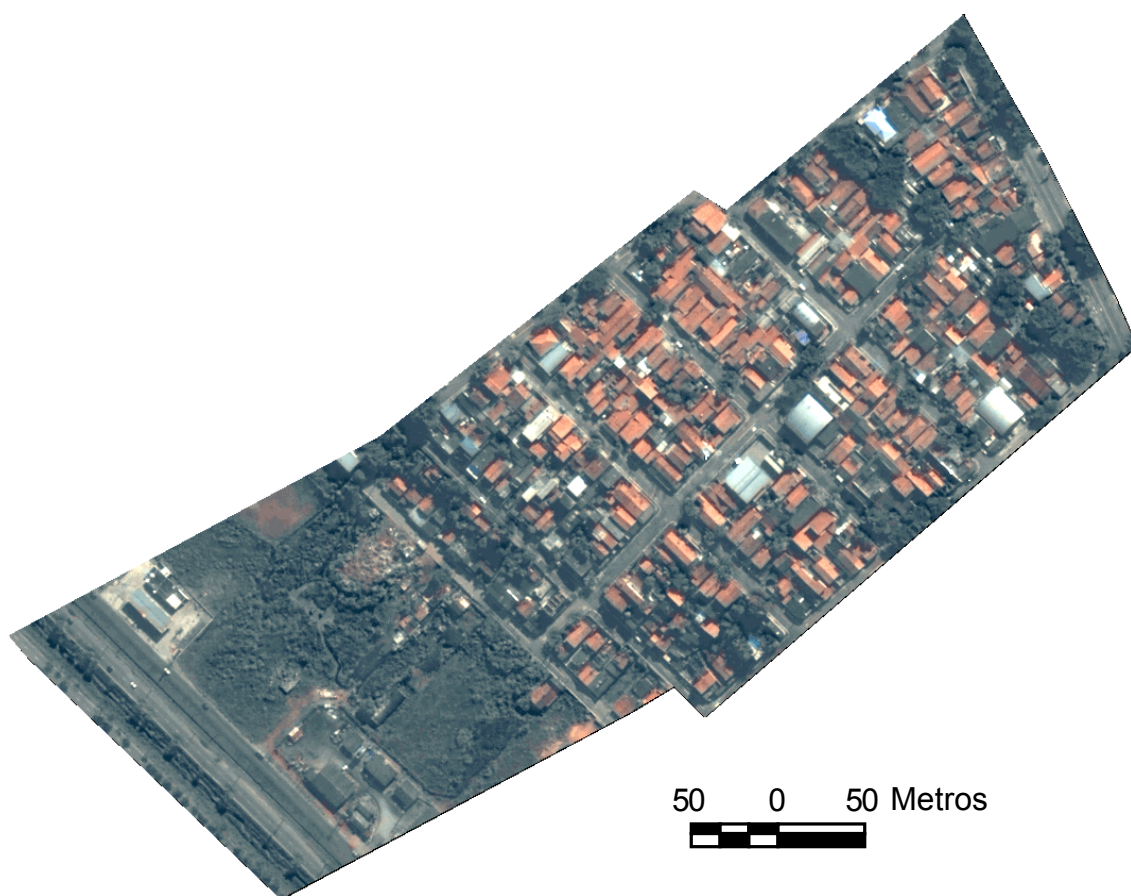


FIGURA 5.23 - Detalhe da imagem Quickbird fusionada do bairro Vila Letônia.

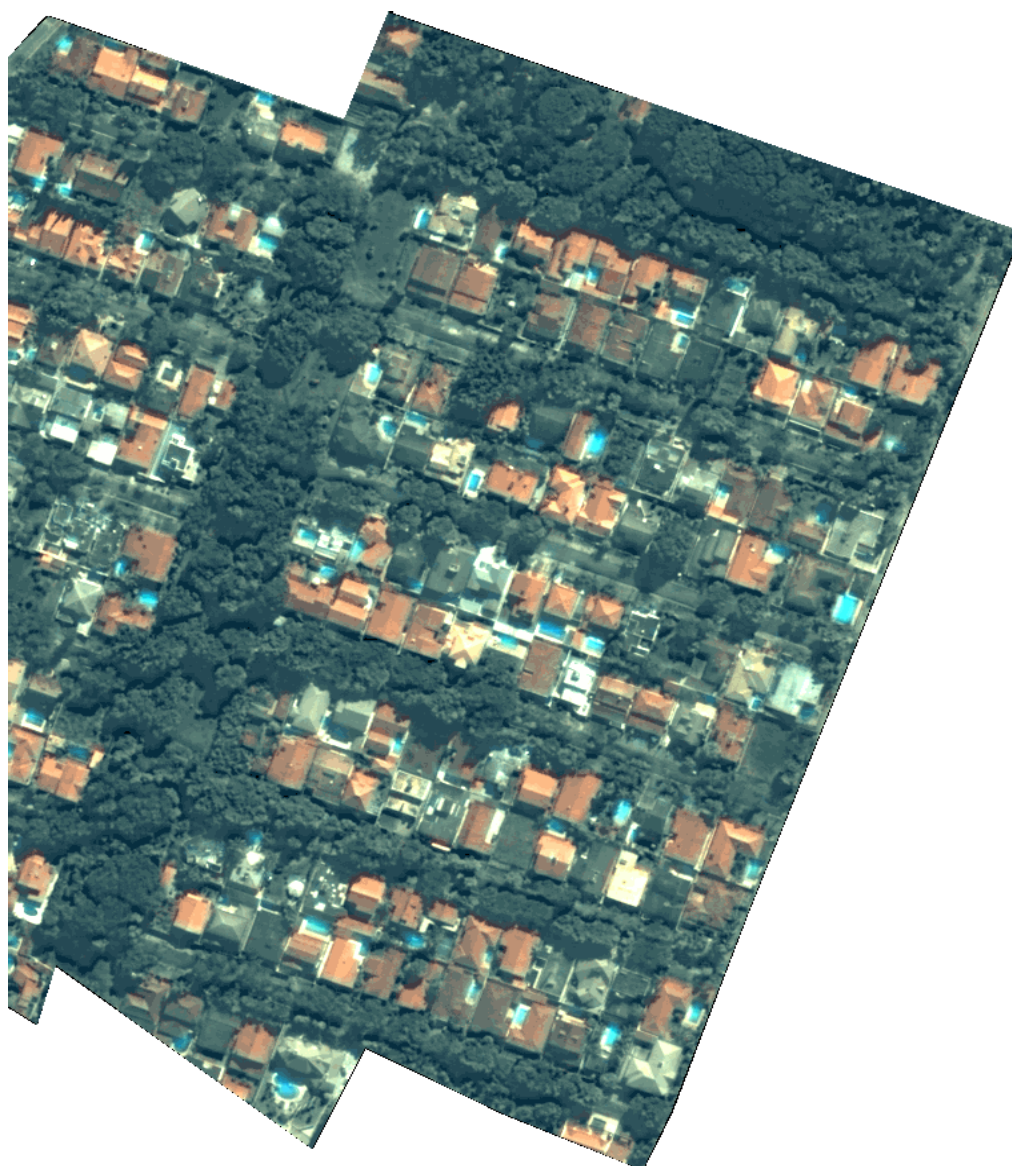
O bairro Cidade Jardim possui ruas pavimentadas e arborizadas. As construções são horizontais, com homogeneidade de tamanho (variando de 200 a 250m²) e material de cobertura. Na parte norte da imagem, basicamente todos os telhados são de Concreto / Amianto Escuro; já na área sul, o material que prevalece é a telha cerâmica. O que chama mais atenção neste bairro é o arranjo das edificações (reduzido afastamento lateral e distribuição retangular das construções) e a regularidade de forma, tamanho e material de cobertura das edificações (Figura 5.24).



50 0 50 Metros

FIGURA 5.24 - Detalhe da imagem Quickbird fusionada do bairro Cidade Jardim.

Jardim Apolo é um bairro residencial de alto padrão, com ruas pavimentadas e bem arborizadas, edificações horizontais e com cobertura predominantemente de telha cerâmica (com idades distintas refletidas por cores diferenciadas) e a presença de jardins e piscina em praticamente todas as residências (Figura 5.25).



50 0 50 Metros

FIGURA 5.25 – Detalhe da imagem Quickbird fusionada do bairro Jardim Apolo.

Vila Acácias tem como principal característica a presença de vários galpões, de tamanhos variados, com cobertura de alumínio. É um bairro com construções horizontais, ruas pavimentadas e pouco arborizadas, à exceção da fração leste da imagem, que possui uma concentração de árvores. Outro destaque é a irregularidade de tamanhos, formas e arranjo das edificações (Figura 5.26).



FIGURA 5.26 - Detalhe da imagem Quickbird fusionada do bairro Vila Acácias.

5.2.1 Segmentação

Após uma primeira inspeção visual sobre as imagens, concluiu-se que nos bairros Jardim Renata, Cidade Jardim e Jardim Apolo há uma certa homogeneidade de tamanho dos objetos a serem extraídos (tipos de cobertura das edificações). Entretanto, existem algumas classes de objetos menores que só podem ser detectados em um nível mais fino

de detalhes (objetos de Alto Brilho, Piscinas, pequenas sombras e detalhes da superclasse Vegetação). Como não seria possível identificar estes dois grupos de objetos em um mesmo nível de segmentação, optou-se por trabalhar com dois níveis: Nível I, objetos pequenos, e Nível II, objetos de interesse. Após uma primeira classificação destes dois níveis, os objetos do Nível I foram agregados ao Nível II em uma operação de segmentação que produz espécies de “furos”, por assim dizer, nos objetos de um determinado nível hierárquico a partir da junção com objetos de um nível inferior. Na Figura 5.27, observa-se o exemplo deste procedimento em um detalhe da imagem Quickbird do bairro Jardim Apolo.

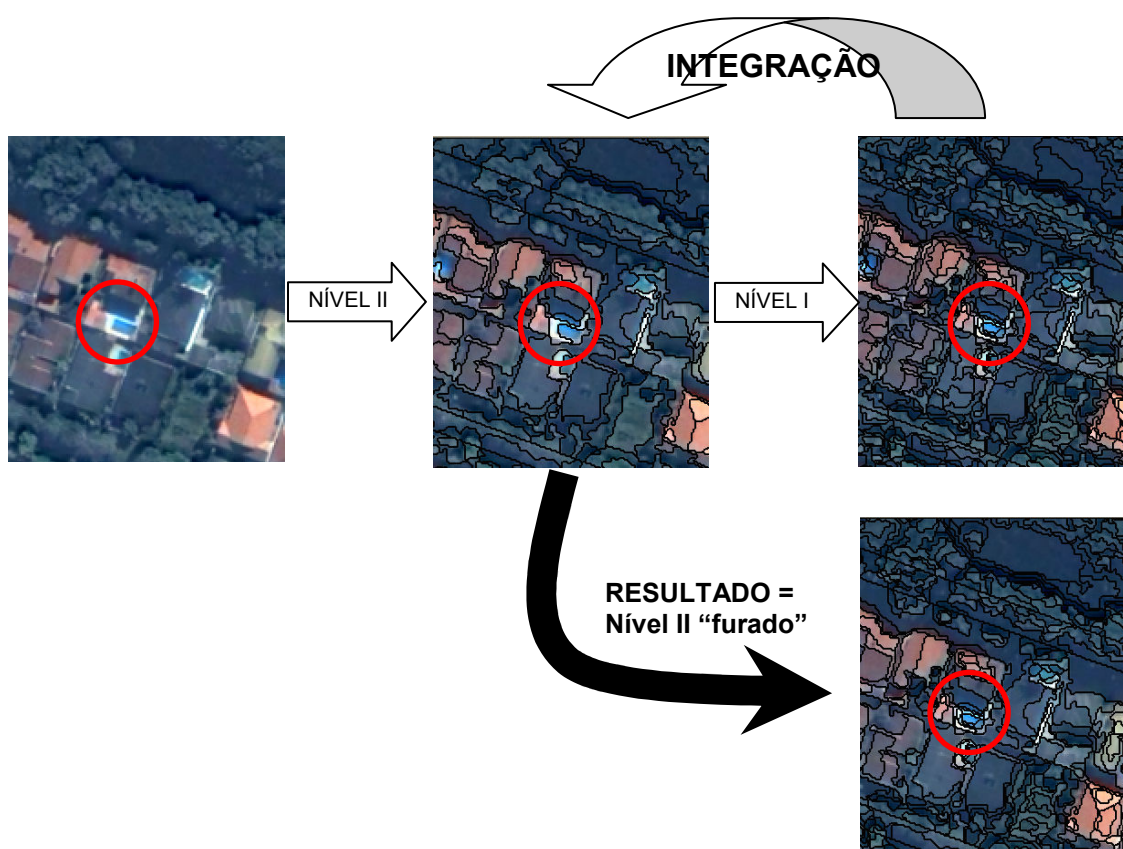


FIGURA 5.27 – Exemplo da estratégia de segmentação adotada para os bairros Jardim Renata, Cidade Jardim e Jardim Apolo, com ênfase para o objeto piscina assinalado com círculo vermelho em todas as figuras.

Além dos dois níveis mencionados, também foi criado um Nível III, o mais grosseiro de todos, onde foram delimitadas as quadras. Este último nível foi utilizado como restrição espacial para as classes Concreto / Amianto Escuro e Pavimentação Asfáltica. O Nível IV (contendo os bairros do experimento I) não foi utilizado em nenhuma das

segmentações deste experimento, pois se tratava do nível no qual a imagem era dividida em bairros. Como as áreas a serem classificadas eram bairros individualizados, este nível de segmentação perdeu todo o significado.

Nos outros dois bairros, foi adotado um esquema de segmentação similar ao do Experimento I, já que nestes bairros não havia um tamanho médio de objetos, o que tornou o problema de delimitação de seus objetos bastante parecido com o do Experimento I.

Cabe ainda ressaltar que, em cada uma das imagens dos bairros, foram aplicados parâmetros de segmentação diferentes, os quais foram selecionados com base em testes.

5.2.2 Avaliação das Classificações

A partir da avaliação da exatidão temática dos resultados, constatou-se que a elaboração de esquemas de classificação e segmentação específicos para cada tipo de padrão espacial de ocupação produz melhores resultados do que a aplicação de um esquema geral para toda a área. Esta afirmação é baseada na comparação dos valores de *Kappa* e exatidão global entre a classificação de toda a área de estudo e cada um dos bairros. Na Tabela 5.7, observa-se que todos os bairros, à exceção de Vila Letônia, possuem maiores valores de *Kappa* e exatidão global do que para toda a área de estudo. Isto significa uma mudança no padrão de qualidade da classificação. Enquanto a classificação de toda a área de estudo foi denominada de boa qualidade (*Kappa* entre 0,40 e 0,60), os bairros Jardim Renata, Cidade Jardim e Jardim Apolo possuem resultados de muito boa qualidade (0,60 a 0,80). O bairro Vila Acácias também registrou bons resultados, mas devido à complexidade de sua estrutura interna (vários tipos de cobertura com tamanhos e arranjos diferenciados), não atingiu a qualidade dos três bairros mencionados.

O comportamento distinto da Vila Letônia pode ser atribuído à dificuldade em se definir os limites dos objetos neste bairro. Isto porque há muitos objetos pequenos (edificações menores que 50m²), que estão praticamente colados uns aos outros, com materiais de cobertura distintos, porém de cores semelhantes (telha cerâmica velha e Concreto /

Amianto Escuro). Em outras palavras, este bairro é uma área muito difícil de ser classificada.

TABELA 5.7 – Coeficiente de concordância Kappa, exatidão global e estatística z, segundo área classificada por tipo de imagem utilizada.

Áreas Classificadas	IKONOS II		Quickbird		Estatística z IKONOS II x Quickbird
	<i>Kappa</i>	Exatidão Global	<i>Kappa</i>	Exatidão Global	
Toda Área de Estudo	0,537	0,580	0,567	0,607	1,00
Jardim Renata	0,671	0,712	0,759	0,789	1,56
Cidade Jardim	0,657	0,690	0,737	0,764	1,60
Jardim Apolo	0,629	0,671	0,635	0,676	0,11
Vila Acácias	0,578	0,619	0,582	0,621	0,06
Vila Letônia	0,455	0,510	0,502	0,553	0,85

Um fator que se destaca na Tabela 5.7 é que para todos os bairros da imagem Quickbird os resultados foram ligeiramente melhores do que para imagem IKONOS II. No entanto, a diferença entre as matrizes de confusão das duas imagens não se mostrou significativa (a 95% de significância, ou seja, o valor de z deveria ser maior que 1,96) para nenhum dos bairros. Neste contexto, destacam-se os bairros Jardim Renata e Cidade Jardim, que apesar de não passarem no teste, assim como os outros bairros, obtiveram valores para estatística z mais próximos ao valor desejado de 1,96. Observa-se também na Tabela 5.7, que há uma hierarquia de valores de *Kappa* e exatidão global entre os bairros, a qual é recorrente nas duas imagens. Assim, os bairros Jardim Renata e Cidade Jardim constituem a dupla com melhores resultados, seguidos por Jardim Apolo, Vila Acácias e Vila Letônia.

Na Tabela 5.8, é apresentado o total de objetos de cada bairro categorizados segundo o grau de instabilidade. Observando-se estes dados, detecta-se que há uma porcentagem maior de objetos na categoria muito bom para a imagem Quickbird. Entretanto, esta diferença começa alta para os bairros Jardim Renata, Cidade Jardim e Jardim Apolo, e torna-se bem pequena para os bairros Vila Acácias e Vila Letônia. Assim sendo, conclui-se que a estabilidade da classificação é maior para imagens Quickbird do que para imagens IKONOS II, quando a área a ser classificada possui um padrão espacial mais homogêneo.

TABELA 5.8 – Porcentagem de objetos classificados segundo categorias do grau de instabilidade.

		Jardim Renata	Cidade Jardim	Jardim Apolo	Vila Acácias	Vila Letônia
IKONOS II	Inaceitável	10,51%	2,28%	4,13%	0,56%	3,59%
	Ambíguo	41,91%	13,91%	11,44%	7,79%	7,59%
	Aceitável	10,60%	12,08%	11,13%	8,22%	7,66%
	Bom	11,08%	20,28%	21,88%	21,35%	28,77%
	Muito Bom	25,90%	51,46%	51,44%	62,08%	52,39%
	Total	2274	8471	1600	3747	5902
Quickbird	Inaceitável	0,78%	0,10%	0,14%	1,49%	0,74%
	Ambíguo	5,54%	1,49%	3,78%	8,04%	8,97%
	Aceitável	5,83%	1,43%	3,70%	7,97%	8,31%
	Bom	13,39%	16,29%	8,88%	16,71%	22,22%
	Muito Bom	74,46%	80,69%	83,49%	65,79%	59,75%
	Total	2815	7199	6398	5858	9026

As imagens, classificações e mapas de instabilidade foram agrupados em quadros sintéticos e a avaliação da qualidade da classificação é realizada por meio da análise de tabelas que sintetizam a instabilidade das classes e a exatidão temática das mesmas (esta representada pelo *Kappa* por classe).

5.2.2.1 Jardim Renata

Este bairro foi o que apresentou melhores resultados para as classificações de ambas imagens IKONOS II e Quickbird, com coeficientes *Kappa* de 0,671 e 0,759 respectivamente, o que qualifica estas classificações como muito boas (Landis e Koch, 1977). Este resultado deve-se a dois fatores: o primeiro refere-se à geometria da cena, onde os objetos possuem homogeneidade quanto a forma, tamanho e padrão de localização, facilitando a delimitação dos objetos na fase de segmentação. O segundo fator diz respeito ao menor número de classes de cobertura existentes neste bairro, que exclui uma importante classe “problema”: Solo Exposto (a qual apresenta confusão com Cerâmica e Vegetação Rasteira, como foi visto no Experimento I). Na Figura 5.28, observam-se os resultados das classificações. Há algumas diferenças nas detecções das classes de Vegetação (na imagem IKONOS II, a Vegetação Arbórea é melhor identificada, mas há a sobre-estimação desta na área gramada à esquerda das quadras), Concreto / Amianto Médio e Pavimentação Asfáltica. Estas duas aparecem de formas diferentes na parte superior direita das imagens, onde um viaduto aparece em cinza na

imagem IKONOS II e, por isso, é classificado como Concreto / Amianto Médio; sendo que este aparece na Imagem Quickbird com a cor do asfalto e, portanto, é classificado como tal. Contudo, o resultado mais relevante deste bairro é a grande diferença entre os graus de instabilidade dos objetos das duas imagens. Esta diferença é observada no mapa de instabilidade e nas TABELAS 5.9 e 5.10.

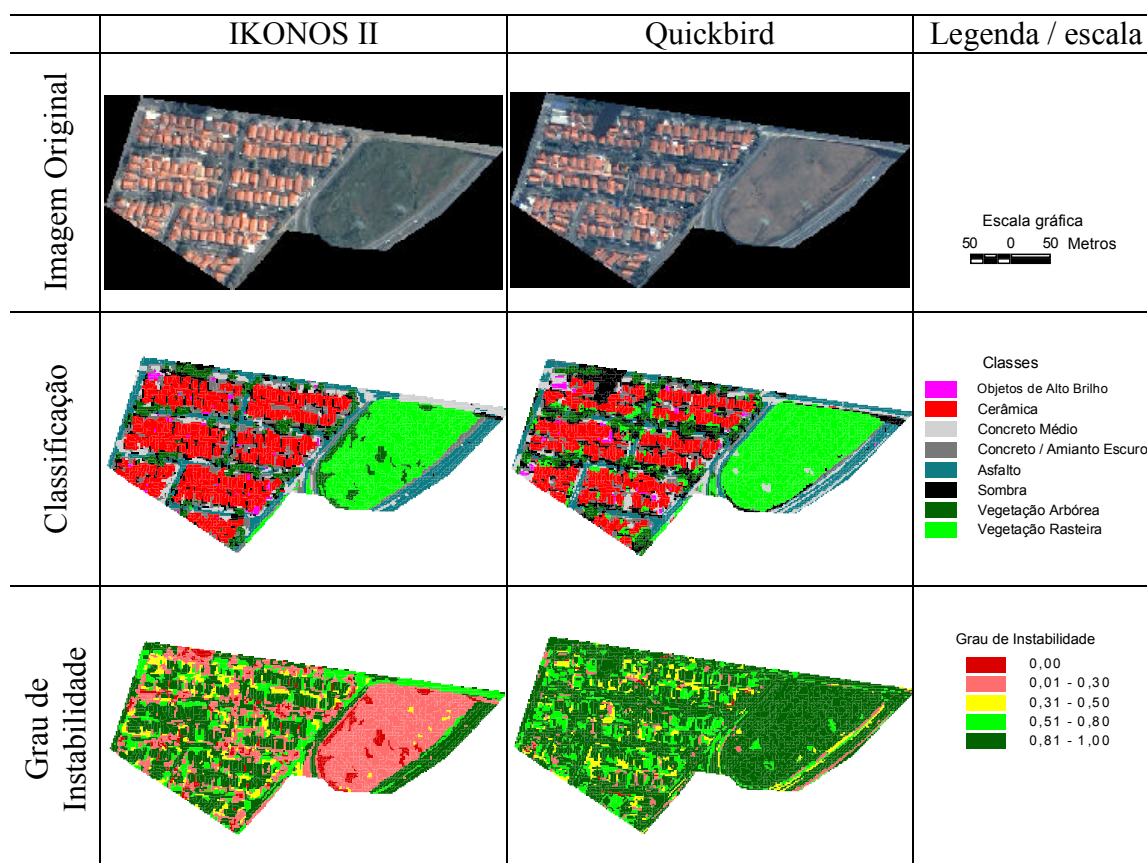


FIGURA 5.28 – Quadro-síntese dos resultados do bairro Jardim Renata.

TABELA 5.9 - Porcentagem de objetos da imagem IKONOS II, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância *Kappa*. Jardim Renata.

Classes de Cobertura do solo	Grau de Instabilidade					Nº de objetos por Classe	Tipo de Classe	<i>Kappa por classe</i>
	Inaceitável 0,00	Ambíguo 0,01 a 0,30	Aceitável 0,31 a 0,50	Bom 0,51 a 0,80	Muito Bom 0,81 a 1,00			
Objetos de Alto Brilho	0,00%	27,50%	72,50%	0,00%	0,00%	80	Instável	0,63
Cerâmica	0,39%	8,75%	6,23%	16,34%	68,29%	514	Estável	0,70
Concreto / Amianto Médio	0,71%	12,77%	12,06%	55,32%	19,15%	141	Estável	0,56
Concreto / Amianto Escuro	2,31%	19,91%	16,20%	27,78%	33,80%	216	Instável	1,00
Pavimentação Asfáltica	0,56%	1,69%	3,37%	16,85%	77,53%	178	Estável	0,76
Sombra	10,49%	72,93%	16,59%	0,00%	0,00%	410	Instável	0,73
Vegetação Arbórea	44,50%	51,75%	3,75%	0,00%	0,00%	400	Instável	0,52
Vegetação Rasteira	2,69%	94,33%	2,99%	0,00%	0,00%	335	Instável	0,76

TABELA 5.10 - Porcentagem de objetos da imagem Quickbird, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância *Kappa*. Jardim Renata.

Classes de Cobertura do solo	Grau de Instabilidade					Nº de objetos por Classe	Tipo de Classe	<i>Kappa por classe</i>
	Inaceitável 0,00	Ambíguo 0,01 a 0,30	Aceitável 0,31 a 0,50	Bom 0,51 a 0,80	Muito Bom 0,81 a 1,00			
Objetos de Alto Brilho	16,05%	48,15%	35,80%	0,00%	0,00%	81	Instável	0,73
Cerâmica	0,40%	6,59%	10,98%	35,73%	46,31%	501	Estável	0,80
Concreto / Amianto Médio	0,00%	8,99%	9,55%	26,97%	54,49%	178	Estável	0,73
Concreto / Amianto Escuro	1,74%	11,74%	9,57%	23,91%	53,04%	230	Estável	0,76
Pavimentação Asfáltica	0,00%	4,80%	8,80%	14,40%	72,00%	125	Estável	0,76
Sombra	0,33%	2,66%	2,50%	6,16%	88,35%	601	Estável	0,82
Vegetação Arbórea	0,21%	1,69%	2,54%	3,38%	92,18%	473	Estável	0,67
Vegetação Rasteira	0,00%	1,76%	0,48%	3,83%	93,93%	626	Estável	0,77

Ainda quanto à instabilidade, observa-se que apenas as classes Cerâmica, Concreto / Amianto Médio e Pavimentação Asfáltica constituem-se em classes estáveis na classificação IKONOS II (Tabela 5.9), enquanto que na imagem Quickbird, todas as classes são estáveis, à exceção apenas da classe Objetos de Alto Brilho (Tabela 5.10). Outro fato interessante é que o *Kappa* por classe da classificação proveniente da imagem Quickbird é maior do que na imagem IKONOS II para todas as classes, à exceção da Classe Cerâmica. Estes valores observados indicam que a classificação sobre a imagem Quickbird obteve melhores resultados do que a IKONOS II no bairro Jardim Renata.

5.2.2.2 Cidade Jardim

O bairro Cidade Jardim foi o que obteve a segunda maior exatidão temática, com valores de *Kappa* de 0,657 e 0,737 para as imagens IKONOS II e Quickbird respectivamente, o que também qualifica estas classificações como muito boas. Ao contrário do bairro anterior, que possui apenas oito classes de cobertura do solo, Cidade Jardim possui todas as onze classes que foram definidas para o Experimento I. Assim, o bom resultado alcançado por ambas classificações é devido ao padrão dos objetos da cena, que possuem tamanho e forma homogêneos, além de estarem organizados segundo um arranjo espacial bem definido. Em outras palavras, estas características permitiram uma segmentação eficiente dos objetos, a qual influenciou no bom resultado da classificação. Benz et al. (2004) e Schiwe (2002) também observaram em seus trabalhos que bons resultados na classificação dependem de uma boa segmentação, que

reconheça os limites dos objetos de interesse de forma coerente com os objetos no mundo real.

Observando-se os resultados das classificações (Figura 5.29), percebe-se que o fato que mais chama a atenção neste bairro é a diferença nos graus de instabilidade entre as duas imagens. A partir do mapa de instabilidade, percebe-se que a imagem Quickbird apresenta um padrão de maior estabilidade que a imagem IKONOS II.

A estabilidade maior da classificação proveniente da imagem Quickbird também é observada nas TABELAS 5.11 e 5.12. Todas as classes mostraram-se mais estáveis na imagem Quickbird do que na IKONOS II (à exceção da classe Objetos de Alto Brilho), pois a proporção de objetos categorizados com grau de instabilidade bom e muito bom foi maior na primeira do que na segunda imagem.

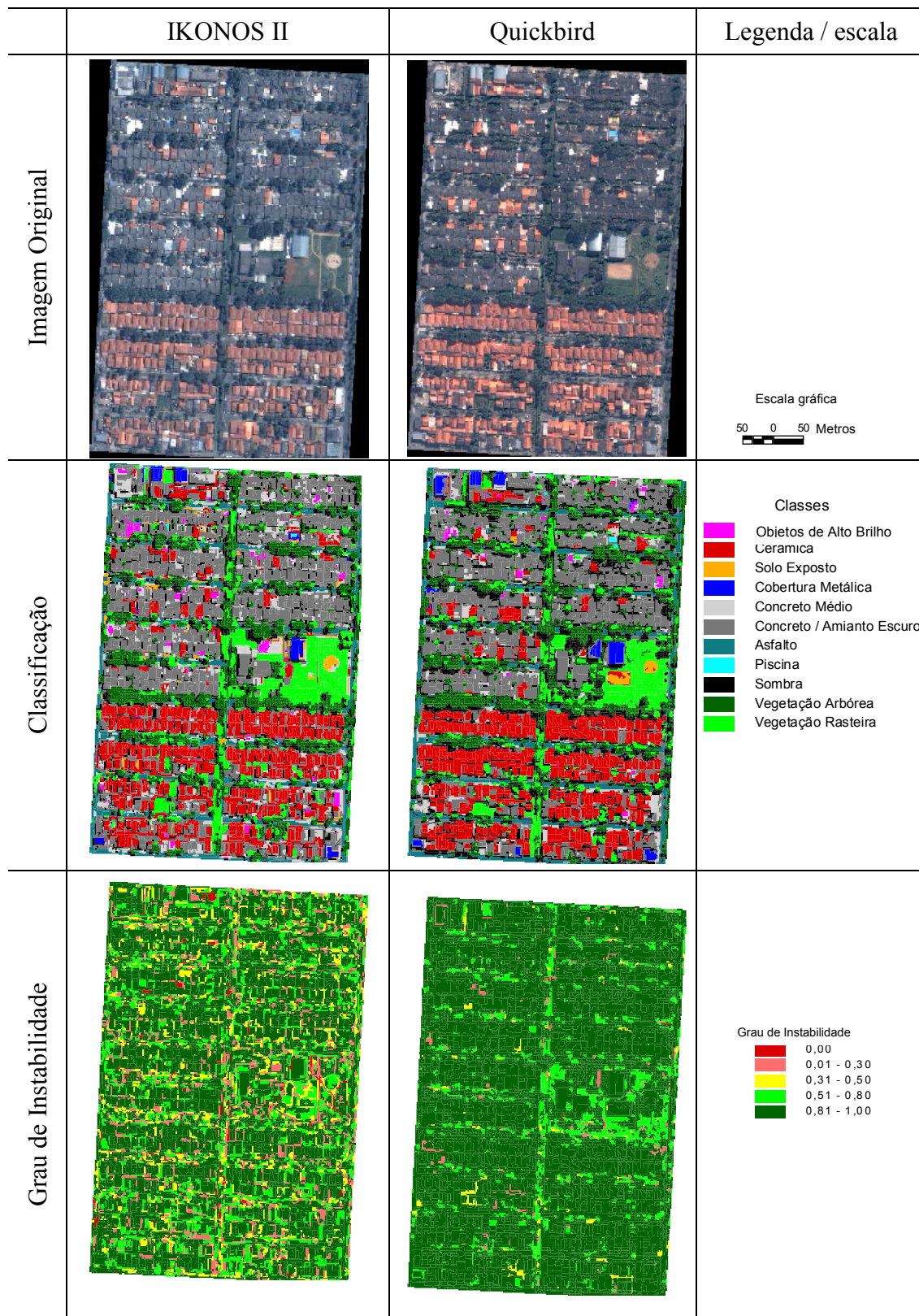


FIGURA 5.29 – Quadro-síntese dos resultados do bairro Cidade Jardim.

TABELA 5.11 - Porcentagem de objetos da imagem IKONOS II, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância *Kappa*. Cidade Jardim.

Classes de Cobertura do solo	Grau de Instabilidade					Nº de objetos por Classe	Tipo de Classe	<i>Kappa por classe</i>
	Inaceitável 0,00	Ambíguo 0,01 a 0,30	Aceitável 0,31 a 0,50	Bom 0,51 a 0,80	Muito Bom 0,81 a 1,00			
Objetos de Alto Brilho	0,77%	6,15%	12,31%	15,38%	65,38%	130	Estável	0,82
Cerâmica	0,42%	4,24%	3,67%	12,85%	78,81%	708	Estável	0,89
Solo Exposto	0,00%	4,11%	12,33%	35,62%	47,95%	73	Estável	1,00
Cobertura Metálica	0,00%	10,53%	7,89%	7,89%	73,68%	38	Estável	0,91
Concreto / Amianto Médio	0,93%	5,26%	4,33%	18,11%	71,36%	646	Estável	0,31
Concreto / Amianto Escuro	0,56%	12,00%	12,11%	15,66%	59,66%	1775	Estável	0,68
Pavimentação Asfáltica	0,89%	13,02%	9,76%	19,23%	57,10%	338	Estável	0,79
Piscina	0,00%	14,29%	14,29%	0,00%	71,43%	7	Estável	0,70
Sombra	0,56%	11,47%	11,78%	25,29%	50,89%	1621	Estável	0,53
Vegetação Arbórea	0,45%	15,97%	16,27%	24,63%	42,67%	1985	Estável	0,57
Vegetação Rasteira	13,22%	29,39%	15,48%	19,04%	22,87%	1150	Instável	0,82

TABELA 5.12 - Porcentagem de objetos da imagem Quickbird, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância *Kappa*. Cidade Jardim.

Classes de Cobertura do solo	Grau de Instabilidade					Nº de objetos por Classe	Tipo de Classe	<i>Kappa por classe</i>
	Inaceitável 0,00	Ambíguo 0,01 a 0,30	Aceitável 0,31 a 0,50	Bom 0,51 a 0,80	Muito Bom 0,81 a 1,00			
Objetos de Alto Brilho	0,00%	11,43%	8,57%	20,00%	60,00%	35	Estável	0,77
Cerâmica	0,00%	2,71%	2,03%	5,08%	90,19%	591	Estável	0,84
Solo Exposto	0,00%	20,00%	0,00%	0,00%	80,00%	5	Instável	1,00
Cobertura Metálica	0,00%	8,33%	0,00%	20,83%	70,83%	24	Estável	1,00
Concreto / Amianto Médio	0,00%	1,69%	1,69%	5,06%	91,56%	237	Estável	0,57
Concreto / Amianto Escuro	0,00%	0,00%	0,00%	0,27%	99,73%	747	Estável	0,56
Pavimentação Asfáltica	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	256	Estável	0,78
Piscina	0,00%	0,00%	12,50%	0,00%	87,50%	8	Estável	0,85
Sombra	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	1911	Estável	0,67
Vegetação Arbórea	0,18%	1,67%	1,90%	23,84%	72,42%	2215	Estável	0,59
Vegetação Rasteira	0,26%	3,68%	3,50%	50,34%	42,22%	1170	Estável	0,83

5.2.2.3 Jardim Apolo

Na seqüência dos bairros, o Jardim Apolo foi o terceiro com melhores resultados na exatidão temática, com valores de *Kappa* de 0,629 e 0,635 para as imagens IKONOS II e Quickbird, respectivamente. Desta forma, os resultados deste bairro também são categorizados como muito bons (*Kappa* entre 0,60 e 0,80).

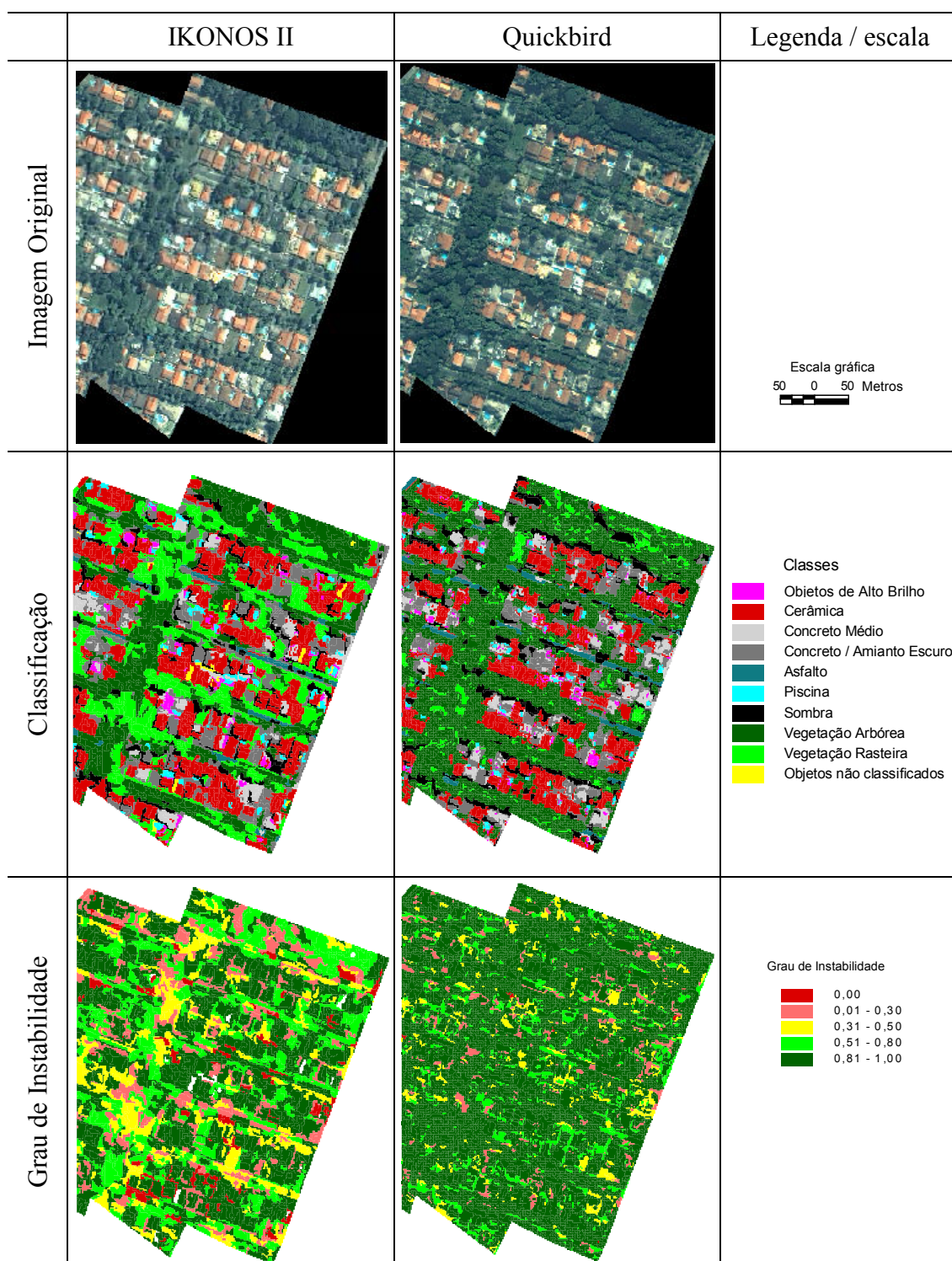


FIGURA 5.30 – Quadro-síntese dos resultados do bairro Jardim Apolo.

Analisando-se o quadro-síntese do bairro em questão (Figura 5.30), nota-se que o comportamento das classes Vegetação Rasteira e Vegetação Arbórea nas duas imagens se destaca. Isto porque na imagem IKONOS II, grande parte dos objetos que deveriam

ser classificados como Vegetação Arbórea são categorizados como Rasteira. Este erro é justificado pela dificuldade encontrada em se selecionar um atributo que tivesse um comportamento bem distinto entre as duas classes na imagem IKONOS II. O atributo escolhido para esta imagem foi a “média dos objetos no canal matiz”, que apesar de representar a melhor alternativa dentre todos os outros atributos, não permitiu modelar uma função de pertinência eficiente para si mesmo. Já na imagem Quickbird, selecionou-se o atributo “desvio padrão dos objetos da banda 3”, para o qual foi modelada uma função de pertinência *fuzzy*, que definiu com mais qualidade a diferença entre as duas classes (Figura 5.31).

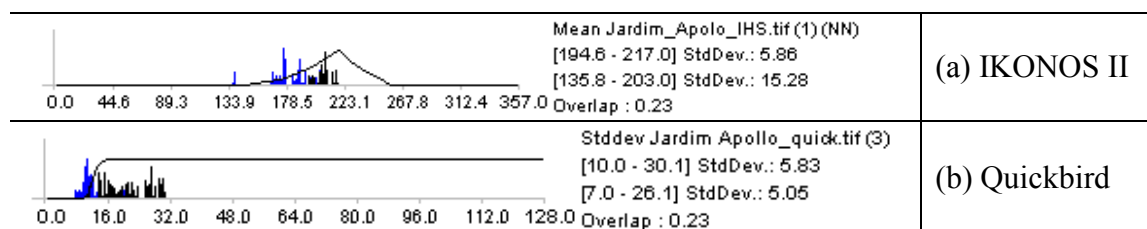


FIGURA 5.31 – Funções de pertinência *fuzzy* para as classes Vegetação Arbórea (histograma em preto) e Vegetação Rasteira (histograma em azul), segundo imagens classificadas, IKONOS II (a) e Quickbird (b).

A dificuldade de distinção entre as classes de vegetação na imagem IKONOS II também se refletiu nos baixos valores de *Kappa* (0,39 para Vegetação Arbórea e 0,44 para Vegetação Rasteira) e instabilidade destas classes (Tabela 5.13). Como este bairro é muito arborizado (aproximadamente 38% dos objetos pertencem às classes de vegetação), a instabilidade destas classes influencia muito a instabilidade total do resultado final. Na Figura 5.30, observa-se no mapa de instabilidade uma grande diferença entre as duas imagens, onde as áreas cobertas por vegetação apresentam menores graus de instabilidade na imagem IKONOS II do que na Quickbird.

A diferença entre a instabilidade das duas imagens não ocorreu apenas nas classes de vegetação; verificou-se também que as classes Concreto / Amianto Médio, Pavimentação Asfáltica e Sombra também se caracterizaram como classes instáveis na imagem IKONOS II, ao passo que na imagem Quickbird todas as classes foram estáveis

(Tabelas 5.13 e 5.14). Mais uma vez, o produto da classificação Quickbird mostrou-se mais estável que da IKONOS II.

TABELA 5.13 - Porcentagem de objetos da imagem IKONOS II, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância *Kappa*. Jardim Apolo.

Classes de Cobertura do solo	Grau de Instabilidade					Nº de objetos por Classe	Tipo de Classe	<i>Kappa por classe</i>
	Inaceitável 0,00	Ambíguo 0,01 a 0,30	Aceitável 0,31 a 0,50	Bom 0,51 a 0,80	Muito Bom 0,81 a 1,00			
Objetos de Alto Brilho	0,00%	0,00%	0,00%	4,92%	95,08%	61	Estável	0,80
Cerâmica	2,95%	3,63%	3,85%	7,71%	81,86%	441	Estável	0,56
Concreto / Amianto Médio	18,07%	18,07%	20,48%	31,33%	12,05%	83	Instável	0,59
Concreto / Amianto Escuro	4,76%	9,52%	8,99%	16,93%	59,79%	189	Estável	0,72
Pavimentação Asfáltica	7,41%	14,81%	14,81%	33,33%	29,63%	27	Instável	0,86
Piscina	0,00%	5,08%	0,00%	13,56%	81,36%	59	Estável	1,00
Sombra	6,11%	19,08%	6,87%	16,03%	51,91%	131	Instável	0,53
Vegetação Arbórea	2,93%	17,59%	18,57%	36,16%	24,76%	307	Instável	0,39
Vegetação Rasteira	3,31%	15,89%	18,87%	35,10%	26,82%	302	Instável (+/-)	0,44

Nota: A classe Vegetação Rasteira foi classificada como +/- instável em função da porcentagem de objetos presentes nas categorias inaceitável e ambíguo (19,21%), valor muito próximo ao limite estabelecido para caracterizá-la como instável (20,0%).

TABELA 5.14 - Porcentagem de objetos da imagem Quickbird, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância *Kappa*. Jardim Apolo.

Classes de Cobertura do solo	Grau de Instabilidade					Nº de objetos por Classe	Tipo de Classe	<i>Kappa por classe</i>
	Inaceitável 0,00	Ambíguo 0,01 a 0,30	Aceitável 0,31 a 0,50	Bom 0,51 a 0,80	Muito Bom 0,81 a 1,00			
Objetos de Alto Brilho	0,00%	3,67%	4,08%	8,57%	83,67%	245	Estável	0,68
Cerâmica	0,11%	3,43%	3,65%	9,39%	83,43%	905	Estável	0,76
Concreto / Amianto Médio	0,49%	6,40%	6,90%	32,76%	53,45%	406	Estável	0,70
Concreto / Amianto Escuro	0,24%	8,98%	9,71%	12,62%	68,45%	412	Estável	0,49
Pavimentação Asfáltica	0,00%	9,33%	8,00%	14,67%	68,00%	75	Estável	0,85
Piscina	0,72%	5,80%	7,25%	20,29%	65,94%	138	Estável	0,88
Sombra	0,99%	11,88%	8,91%	23,27%	54,95%	202	Estável	0,40
Vegetação Arbórea	0,03%	1,87%	1,79%	3,71%	92,61%	3584	Estável	0,52
Vegetação Rasteira	0,23%	7,66%	6,50%	13,46%	72,16%	431	Estável	0,63

5.2.2.4 Vila Acácias

Este bairro foi o que apresentou resultados de exatidão temática mais parecidos com os resultados do Experimento I. Quando se compararam os valores do coeficiente de concordância *Kappa* entre os produtos da classificação de toda a área teste e os produtos do bairro em questão, verificou-se que havia apenas uma pequena diferença entre eles.

Enquanto que na classificação da área teste obtiveram-se os valores de 0,537 e 0,567 para as imagens IKONOS II e Quickbird respectivamente, na classificação do bairro em questão, os valores de *Kappa* foram de 0,578 e 0,582, respectivamente. Este comportamento pode ser explicado pela ausência de um padrão único de ocupação deste bairro, assim como é observado na área de estudo. Assim, observa-se a existência de três padrões: edificações com cobertura de Telha Cerâmica e Concreto / Amianto Escuro de tamanhos diferenciados e aglomeradas de maneira irregular (canto inferior esquerdo da imagem); construção isolada de tamanho grande em uma área arborizada (canto superior direito) e diversas combinações entre galpões de cobertura metálica, edificações menores e áreas de estacionamento (no restante da imagem). A conjugação destes padrões resulta em uma grande heterogeneidade de tipos de cobertura do solo, tamanho e forma dos objetos. Em outras palavras, este bairro constitui-se quase que em uma síntese da área teste do Experimento I, e por isso apresenta resultados tão semelhantes de exatidão temática.

Comparando-se o resultado da classificação das duas imagens (Figura 5.32), percebe-se que há grande confusão entre as classes Solo Exposto e Cerâmica na imagem IKONOS II, enquanto que na imagem Quickbird este efeito é menor. Este problema também é confirmado pelo valor do *Kappa* por classe para Solo Exposto, que é de 0,39 na imagem IKONOS II, e 0,70 na Quickbird (TABELAS 5.15 e 5.16).

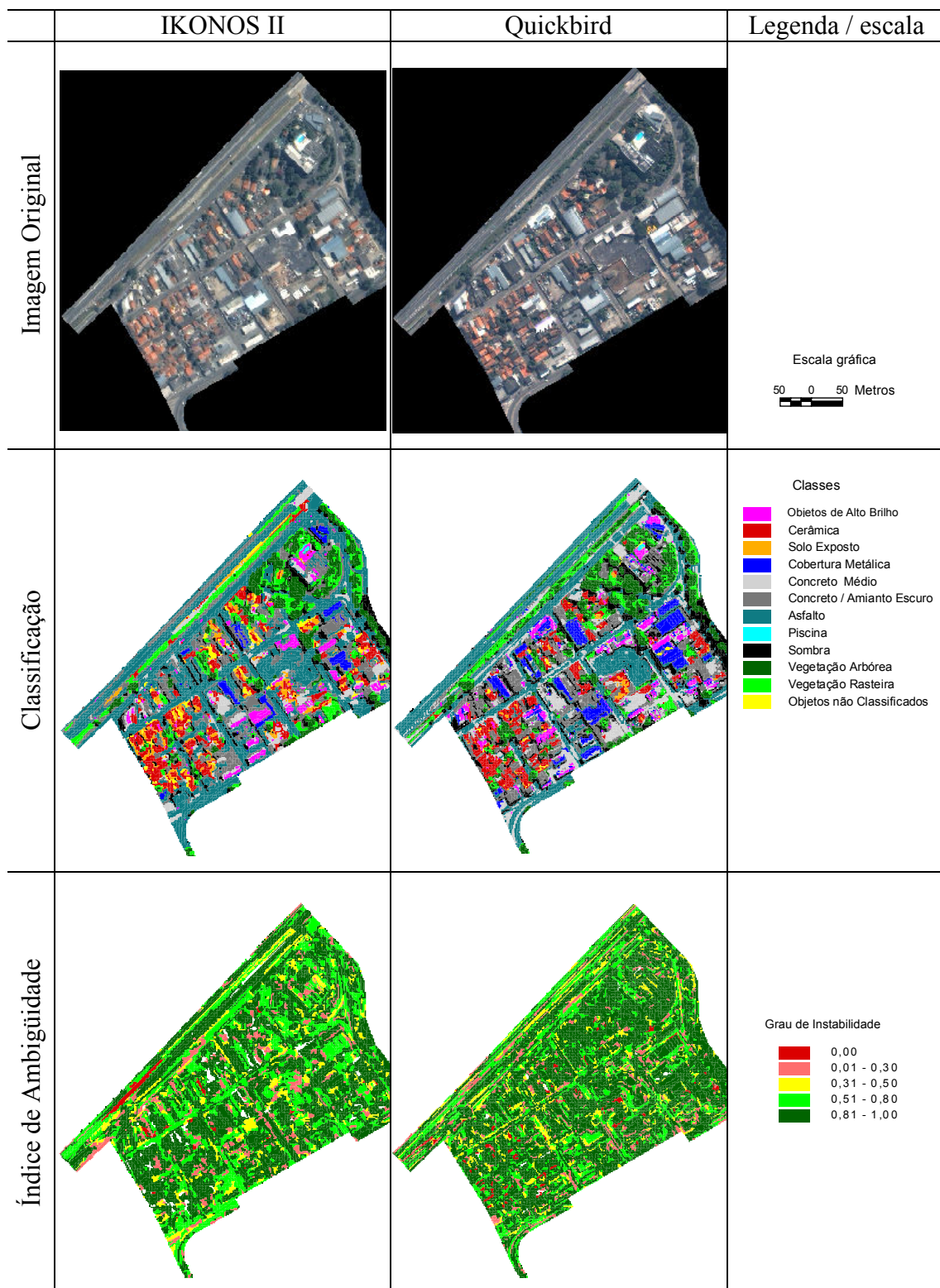


FIGURA 5.32 – Quadro-síntese dos resultados do bairro Vila Acácias.

Outra diferença perceptível entre as duas classificações é quanto ao desempenho das classes de Vegetação. Na imagem IKONOS II, boa parte dos objetos que deveriam ser classificados como Vegetação Arbórea foram categorizados como Vegetação Rasteira, enquanto que na imagem Quickbird esta confusão é menor. Além da identificação visual deste problema, os valores de *Kappa* para Vegetação Rasteira em ambas imagens também caracterizam este comportamento, com 0,63 para a imagem IKONOS II, e 0,78 para a imagem Quickbird.

A mistura entre as classes Cobertura Metálica e Objetos de Alto Brilho também é diferenciada nas duas imagens. Na imagem Quickbird, várias edificações com cobertura do tipo Brilhante (cor branca e brilho elevado) são classificadas como Cobertura Metálica, ao passo que na imagem IKONOS II este tipo de confusão é bem menor. Este comportamento é comprovado pelos valores de *Kappa* das referidas classes para as duas imagens. Na imagem IKONOS II, são observados os valores de 0,70 e 0,91 para as classes Objetos de Alto Brilho e Cobertura Metálica, respectivamente. Na imagem Quickbird, estes valores são menores, 0,60 e 0,65 para as classes Objetos de Alto Brilho e Cobertura Metálica respectivamente.

Este problema entre estas duas classes na imagem Quickbird não pode ser considerado efetivamente como um erro, pois os objetos da imagem Quickbird que foram classificados como Objetos de Alto Brilho são na realidade edificações com telhados de Cobertura Metálica, só que de coloração diferenciada da cor padrão desta classe (azulado). Assim, o que houve na verdade foi uma diferenciação na classe Cobertura Metálica em cada uma das imagens. Na imagem IKONOS II, a referida classe identificou apenas os telhados com Cobertura Metálica de cor azul, enquanto que na imagem Quickbird todos os objetos com Cobertura Metálica foram identificados (com as cores azul ou branca).

Quanto à avaliação da instabilidade das classes, observa-se que todas são categorizadas como estáveis para ambas imagens (TABELAS 5.15 e 5.16). Entretanto, observa-se que há uma diferenciação na proporção de objetos existentes nas categorias de grau de instabilidade entre as duas imagens. Na imagem Quickbird, a maioria das classes possui

uma proporção maior de objetos na categoria de grau de instabilidade muito bom (TABELAS 5.15 e 5.16). Apenas as classes Objetos de Alto Brilho, Cerâmica, Solo Exposto e Cobertura Metálica fogem a este padrão, apresentando maior quantidade de objetos nesta categoria para a imagem IKONOS II. Este comportamento também é facilmente identificado nos mapas de instabilidade da Figura 5.32.

TABELA 5.15 - Porcentagem de objetos da imagem IKONOS II, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância *Kappa*. Vila Acácias.

Classes de Cobertura do solo	Grau de Instabilidade					Nº de objetos por Classe	Tipo de Classe	<i>Kappa por classe</i>
	Inaceitável 0,00	Ambíguo 0,01 a 0,30	Aceitável 0,31 a 0,50	Bom 0,51 a 0,80	Muito Bom 0,81 a 1,00			
Objetos de Alto Brilho	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	280	Estável	0,70
Cerâmica	0,31%	0,63%	0,63%	0,31%	98,11%	318	Estável	0,52
Solo Exposto	0,00%	2,40%	0,80%	0,80%	96,00%	125	Estável	0,39
Cobertura Metálica	0,00%	0,00%	6,25%	4,17%	89,58%	48	Estável	0,91
Concreto / Amianto Médio	1,07%	11,39%	11,39%	17,79%	58,36%	281	Estável	0,38
Concreto / Amianto Escuro	1,36%	11,04%	11,04%	28,14%	48,41%	661	Estável	0,28
Pavimentação Asfáltica	0,55%	11,83%	13,22%	37,06%	37,34%	1082	Estável	0,57
Piscina	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	4	Estável	1,00
Sombra	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	290	Estável	0,81
Vegetação Arbórea	0,26%	8,14%	9,71%	19,95%	61,94%	381	Estável	0,54
Vegetação Rasteira	0,36%	8,30%	6,14%	29,96%	55,23%	277	Estável	0,63

TABELA 5.16 - Porcentagem de objetos da imagem Quickbird, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância *Kappa*. Vila Acácias.

Classes de Cobertura do solo	Grau de Instabilidade					Nº de objetos por Classe	Tipo de Classe	<i>Kappa por classe</i>
	Inaceitável 0,00	Ambíguo 0,01 a 0,30	Aceitável 0,31 a 0,50	Bom 0,51 a 0,80	Muito Bom 0,81 a 1,00			
Objetos de Alto Brilho	0,41%	5,88%	8,32%	13,59%	71,81%	493	Estável	0,60
Cerâmica	14,35%	0,91%	1,59%	2,28%	80,87%	439	Estável	0,44
Solo Exposto	0,00%	0,00%	0,00%	3,39%	96,61%	59	Estável	0,70
Cobertura Metálica	0,00%	6,77%	5,81%	12,58%	74,84%	310	Estável	0,65
Concreto / Amianto Médio	0,22%	6,75%	7,84%	17,43%	67,76%	918	Estável	0,56
Concreto / Amianto Escuro	1,10%	11,01%	7,38%	18,50%	62,00%	908	Estável	0,50
Pavimentação Asfáltica	0,67%	12,62%	13,10%	33,04%	40,56%	1038	Estável	0,59
Piscina	0,00%	12,50%	12,50%	12,50%	62,50%	8	Estável	1,00
Sombra	0,19%	14,10%	15,62%	13,71%	56,38%	525	Estável	0,55
Vegetação Arbórea	0,12%	3,35%	2,27%	8,13%	86,12%	836	Estável	0,51
Vegetação Rasteira	0,31%	6,48%	7,41%	15,12%	70,68%	324	Estável	0,78

5.2.2.5 Vila Letônia

A principal característica observada nos resultados das classificações do bairro Vila Letônia é que sua exatidão temática, *Kappa* de 0,455 para a imagem IKONOS II, e 0,502 para a imagem Quickbird, está abaixo dos valores observados em toda área de estudo (0,537 e 0,567, para imagens IKONOS II e Quickbird, respectivamente). Este

fato pode ser explicado pela configuração deste bairro, que possui objetos muito pequenos e aglomerados, dificultando a sua distinção.

A partir da comparação das duas imagens, observa-se que há uma diferença significativa na ocorrência das classes de cobertura do solo Vegetação e Solo Exposto na parte inferior esquerda das imagens. Uma parte da imagem Quickbird (do ano de 2004) que anteriormente era de Solo Exposto, na imagem IKONOS II (2004) passou a ser coberta por Vegetação Rasteira (Figura 5.33).

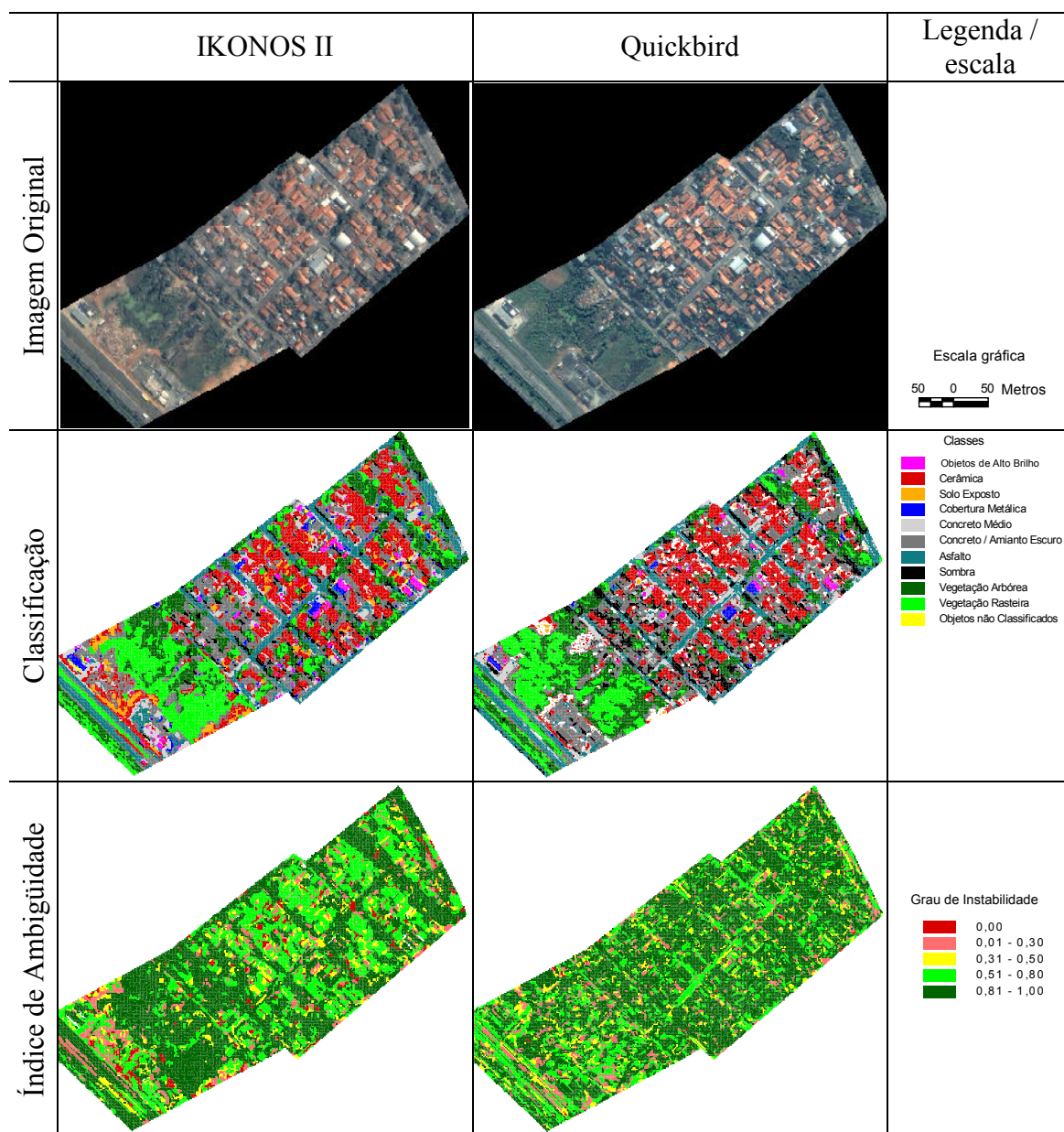


FIGURA 5.33 – Quadro-síntese dos resultados do bairro Vila Letônia.

A avaliação da instabilidade das classificações mostrou que ambas imagens produziram classes estáveis (TABELAS 5.17 e 5.18). Entretanto, quando se examina os mapas de instabilidades das duas imagens (Figura 5.32), percebe-se que na imagem IKONOS II, os objetos que possuem maior grau de instabilidade (entre 0,81 e 1,00) estão localizados nas ruas ou pertencem às classes de Vegetação, enquanto os objetos com menores valores de instabilidade (grau de instabilidade inferior a 0,50) estão localizados no interior das quadras. Na imagem Quickbird, observa-se uma inversão deste padrão. As ruas deste bairro são todas asfaltadas e, portanto, a diferença entre a instabilidade das duas classificações é explicada pela instabilidade da classe Pavimentação Asfáltica nas duas imagens (TABELAS 5.17 e 5.18). Quando se compara o valor desta classe entre as duas classificações, verifica-se que há um aumento na proporção de objetos categorizados com grau de instabilidade muito bom da imagem IKONOS II em relação à Quickbird. O mesmo comportamento também é observado para as classes de Vegetação. Já a mudança no padrão de instabilidade das quadras é explicado pelas características de instabilidade das classes Cerâmica, Concreto / Amianto Médio e Solo Exposto, que são as principais componentes das quadras. Estas classes possuem maiores proporções de objetos categorizados com grau de instabilidade muito bom para a imagem Quickbird do que para a imagem IKONOS II.

TABELA 5.17 - Porcentagem de objetos da imagem IKONOS II, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância *Kappa*. Vila Letônia.

Classes de Cobertura do solo	Grau de Instabilidade					Nº de objetos por Classe	Tipo de Classe	<i>Kappa por classe</i>
	Inaceitável 0,00	Ambíguo 0,01 a 0,30	Aceitável 0,31 a 0,50	Bom 0,51 a 0,80	Muito Bom 0,81 a 1,00			
Objetos de Alto Brilho	0,85%	14,04%	14,89%	14,47%	55,74%	235	Estável	0,42
Cerâmica	3,69%	8,84%	12,68%	74,02%	0,77%	1301	Estável	0,36
Solo Exposto	41,58%	13,86%	6,93%	37,62%	0,00%	101	Instável	0,75
Cobertura Metálica	6,40%	4,65%	9,30%	13,37%	66,28%	172	Estável	0,59
Concreto / Amianto Médio	0,79%	9,82%	10,81%	78,59%	0,00%	509	Estável	0,17
Concreto / Amianto Escuro	3,96%	12,07%	9,12%	5,35%	69,49%	1085	Estável	0,35
Pavimentação Asfáltica	8,55%	11,27%	6,73%	9,45%	64,00%	550	Estável	0,56
Sombra	0,00%	0,00%	0,77%	1,15%	98,08%	261	Estável	0,44
Vegetação Arbórea	0,98%	2,17%	2,49%	9,10%	85,27%	923	Estável	0,57
Vegetação Rasteira	0,78%	1,96%	1,70%	5,62%	89,93%	765	Estável	0,56

TABELA 5.18 - Porcentagem de objetos da imagem Quickbird, segundo classes de cobertura do solo por faixas de grau de instabilidade e coeficiente de concordância *Kappa*. Vila Letônia.

Classes de Cobertura do solo	Grau de Instabilidade					Nº de objetos por Classe	Tipo de Classe	<i>Kappa por classe</i>
	Inaceitável 0,00	Ambíguo 0,01 a 0,30	Aceitável 0,31 a 0,50	Bom 0,51 a 0,80	Muito Bom 0,81 a 1,00			
Objetos de Alto Brilho	6,28%	9,66%	12,56%	21,74%	49,76%	207	Estável	0,83
Cerâmica	0,36%	5,51%	5,87%	15,14%	73,12%	1942	Estável	0,44
Solo Exposto	0,84%	8,99%	8,43%	26,12%	55,62%	356	Estável	0,63
Cobertura Metálica	0,00%	9,43%	13,21%	39,62%	37,74%	53	Estável	0,91
Concreto / Amianto Médio	0,54%	15,32%	13,84%	38,71%	31,59%	744	Estável	0,44
Concreto / Amianto Escuro	0,16%	7,50%	6,63%	20,59%	65,12%	1826	Estável	0,24
Pavimentação Asfáltica	1,83%	13,15%	10,96%	36,26%	37,81%	1095	Estável	0,65
Sombra	0,18%	1,60%	2,31%	3,20%	92,70%	562	Estável	0,40
Vegetação Arbórea	0,81%	10,87%	8,44%	17,96%	61,92%	1481	Estável	0,25
Vegetação Rasteira	0,53%	10,66%	11,97%	27,37%	49,47%	760	Estável	0,80

5.3 Considerações Finais

Neste Capítulo, foram apresentados os resultados de dois experimentos, nos quais foram comparados o desempenho de imagens IKONOS II e Quickbird na classificação de cobertura do solo no ambiente intra-urbano utilizando análise de imagens orientada a objetos.

Em uma primeira análise, poder-se-ia afirmar que não há diferenças entre a qualidade da classificação entre as duas imagens. Os testes realizados sobre as matrizes de confusão provenientes das classificações das duas imagens mostraram que não havia diferenças significativas entre elas nos dois experimentos realizados. Entretanto, quando se analisa o grau de instabilidade, percebe-se que as classificações provenientes das imagens Quickbird são mais estáveis.

A partir de uma inspeção visual detalhada nos resultados de todas as classificações, percebeu-se que os objetos com piores graus de instabilidade (inaceitável e ambíguo) eram objetos pequenos localizados em áreas de transição entre dois tipos de cobertura do solo. Estes objetos têm como característica agregar pixels de classes diferentes, tornando sua distinção complicada. A geração deste tipo de objetos é influenciada por dois fatores. O primeiro é a resolução espacial, que quanto maior for, melhor serão definidas as bordas dos objetos e, portanto, menor a probabilidade da formação deste tipo de objetos. Assim, as classificações provenientes da imagem Quickbird são mais

estáveis, pois devido à sua resolução espacial, possuem um número menor deste tipo de objetos quando comparadas às das imagens IKONOS II. O segundo fator está relacionado às características dos alvos. Áreas com objetos muito pequenos, bem próximos entre si (“grudados”) e com arranjo irregular (áreas “mal comportadas”) dificultam a individualização dos segmentos, mesmo em imagens com resolução mais alta, como é o caso da Quickbird. Este fato explica o resultado do grau de instabilidade observado para os bairros, que apresentou diferenças grandes de instabilidade entre as imagens Quickbird e IKONOS II, em favor da primeira, para os bairros de padrão espacial “bem comportado” (Jardim Renata, Cidade Jardim e Jardim Apolo), e diferenças mínimas para os bairros com padrão “mal comportado” (Vila Acácias e Vila Letônia).

Diante das constatações feitas, pode-se afirmar que comportamento do grau de instabilidade relaciona-se com a qualidade da delimitação dos objetos no processo de segmentação.

CAPÍTULO 6

CONCLUSÕES

O objetivo principal deste trabalho foi explorar a análise de imagens orientada a objetos na classificação de cobertura do solo no espaço intra-urbano a partir de imagens orbitais de resolução espacial muito alta (entre 1 e 4 m). A partir da análise dos resultados das classificações, verifica-se que este tipo de abordagem apresenta um bom potencial na classificação de cobertura do solo urbano a partir de imagens orbitais de alta resolução espacial. A utilização da segmentação multiresolução é uma nova abordagem, possibilitando utilizar informações a respeito do relacionamento entre objetos de diferentes escalas. A utilização da representação do conhecimento em redes hierárquicas permite o estabelecimento de relações de hereditariedade entre as classes e também o agrupamento de classes com aspectos físicos distintos, mas com semântica coerente (por exemplo, classes de cobertura de edificações podem ser agrupadas em uma única classe área de construída).

Em relação à exatidão temática obtida a partir das imagens IKONOS II e Quickbird, concluíram-se que ambas fornecem produtos com boa qualidade (*Kappa* variando em torno de 0,50). Com a resolução espacial quase duas vezes melhor que a imagem IKONOS II, esperava-se que o resultado das classificações obtidas a partir da imagem Quickbird fornecesse exatidão temática superior. Entretanto, verificou-se que as diferenças entre as exatidões temáticas das duas imagens não foram significativas. Considerando os recursos computacionais utilizados para o processamento das imagens Quickbird (maior resolução, maior quantidade de informação), as imagens IKONOS II apresentam-se com uma alternativa mais operacional para este tipo de trabalho.

Contudo, se for considerado o grau de instabilidade para a escolha do sensor adequado, os dados do sensor o Quickbird despontam como os mais vantajosos, por apresentar em todos os experimentos realizados classificações mais estáveis que as imagens IKONOS

II. Analisando-se detalhadamente os mapas de instabilidade, percebeu-se que há uma relação direta entre a exatidão com a qual são definidos os limites de um objeto e o grau de instabilidade do mesmo. Assim, a maior resolução espacial do Quickbird produziu segmentos mais fiéis e, portanto, classificações mais estáveis. Esta relação também reflete os resultados de instabilidade apresentados no experimento dos bairros, onde a diferença da instabilidade entre os dois sistemas sensores decresce em função do aumento da complexidade dos padrões de ocupação observados.

Quanto à caracterização das classes, observou-se que três tipos de informação foram essenciais na distinção dos objetos:

- 1) Informação contextual, a qual foi introduzida em algumas classes, a exemplo das restrições espaciais impostas às classes Erro Asfalto e Concreto / Amianto Escuro, baseadas no contexto de localização dos objetos, conforme situação interna ou externa às quadras.
- 2) Atributos espectrais (média, desvio padrão e outros), calculados a partir dos canais IHS e que foram utilizados para descrever várias classes.
- 3) Os atributos customizados que foram criados para distinguir vegetação (NDVI da média dos objetos) e objetos avermelhados do restante das classes (3/1 Razão entre a média dos objetos das bandas 3 e 1).

Quanto à utilização dos dados gerados nesta pesquisa, pode-se afirmar que o mapeamento de classes de cobertura do solo no espaço intra-urbano pode subsidiar a criação de uma série de outras informações, como, por exemplo, mapas de impermeabilização e arborização, como os apresentados última Seção do Capítulo 5.

6.1 Recomendações para Trabalhos Futuros

A partir da análise das limitações observadas neste trabalho, sugerem-se as seguintes recomendações:

- 1) Ortorectificar as imagens antes dos procedimentos de pré-processamento e classificação para que os resultados do experimento tenham exatidão conhecida. Assim, o mapa temático resultante poderia ser integrado a um banco de dados municipal e desta forma ser útil a estudos de planejamento e gestão urbanas.
- 2) As classes Concreto / Amianto Médio e Cobertura Metálica precisam ter seus escopos redefinidos. A primeira, por ter apresentado os piores resultados de exatidão temática e de instabilidade. A segunda, por não englobar todos os tipos de cobertura metálica existentes no espaço intra-urbano. Esta classe foi elaborada a partir das características das telhas de alumínio, muito embora existam outros tipos de cobertura metálica, como o aço, por exemplo, que não foram descritas por esta classe, e por esse motivo, foram classificadas erroneamente.
- 3) A opção por detalhamento no momento da segmentação implicou a perda de atributos de forma que são importantes na distinção de muitos alvos urbanos. Em trabalhos futuros, seria interessante trabalhar com objetos mais representativos da forma dos alvos urbanos (no caso do Experimento I, a título de exemplo, uma opção seria a de se trabalhar com o Nível II de segmentação). Para tanto, deve-se aprofundar mais a exploração dos recursos da ferramenta de segmentação baseada em classificação, a fim de se melhorar os limites dos objetos. Com a introdução de atributos de forma e tamanho, é possível que se alcancem melhores resultados de exatidão temática.
- 4) A diferenciação das classes de Vegetação Arbórea e Rasteira não foi muito eficiente a partir de atributos espectrais. Entretanto, estas classes possuem texturas bem distintas e definidas. Em face disso, deve-se prever a utilização de atributos provenientes da matriz de co-ocorrência de ND, proposta por Haralick et al. (1973) e implementada no programa *e-Cognition*.
- 5) No transcorrer da fase de definição de atributos e regras de pertinência *fuzzy*, observou-se que várias classes possuem comportamento espectral semelhante (ex: Concreto / Amianto Escuro e Pavimentação Asfáltica) para as bandas

existentes nas imagens dos dois sensores utilizados. Todavia, não se pode afirmar que esta semelhança é constante em todo o espectro eletromagnético, pois não existe ainda uma biblioteca espectral de alvos urbanos a partir de materiais de construção utilizados nas áreas urbanas brasileiras. Assim, seria necessária a elaboração desta biblioteca espectral para um melhor conhecimento das características de “nossos alvos urbanos”. Apenas uma iniciativa neste sentido foi realizada com o trabalho de Sousa e Kux (2005), onde são coletadas amostras de curvas espectrais de alguns tipos de telhados presentes em São José dos Campos – SP.

- 6) A integração de dados de altura dos objetos às imagens multiespectrais utilizadas neste trabalho poderia ajudar na distinção das classes de cobertura das edificações (Cerâmica e Concreto / Amianto Escuro), as quais possuem altura média maior que as classes que se localizam ao nível do terreno (Solo Exposto e Pavimentação Asfáltica). Esses dados de altura seriam gerados a partir de Modelos Digitais de Superfície (*Digital Surface Models - DSM*) com alta resolução espacial. Estes modelos são obtidos a partir de três tipos de sensores aerotransportados: *Laser scanning*, RADAR e sensores ópticos multiespectrais com visada multiangular.
- 7) No Experimento II verificou-se que a exatidão no resultado das classificações variou em função da complexidade do arranjo urbano de cada bairro selecionado. Quanto mais complexo a estrutura do bairro menor a exatidão temática da classificação. Assim, recomenda-se estabelecer esquemas específicos de classificação para cada tipo de ocupação urbana para se obter maiores exatidões temáticas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Anderson, J. R.; Hardy, E. E.; Roach, J. T.; Witmer, R. E. **Sistema de classificação do uso da terra e do revestimento do solo para utilização com dados de sensores remotos**. Tradução: Strang, H. Rio de Janeiro: IBGE, 1979. 80 p.
- Antunes, A. F. B. **Classificação de ambiente ciliar baseada em orientação a objeto em imagens de alta resolução espacial**. 2003. 146p. Tese (Doutorado em Ciências Geodésicas) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba. 2003.
- Antunes, A. F. B.; Lingnau, C. Determinação da acurácia temática de dados oriundos da classificação digital de objetos por meio de lógica fuzzy. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 3451 -3459. 1 CD-ROM.
- Baatz, M.; Schäpe, A. Multiresolution segmentation – an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In: STROBL, J., BLASCHKE, T. *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII. Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 2000*. Karlsruhe. Herbert Wichmann Verlag, 2000. p. 12 – 23. Disponível em: <http://www.definiens.com/pdf/publications/baatz_FP_12.pdf>. Acesso em: 23 maio 2003.
- 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.
- Benz, U.; Hofmann, P.; Willhauck, G.; Lingenfelder, I.; Heynen, M. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, v. 58, n. 3-4, p. 239-258, Jan. 2003.
- Blaschke, T.; J. Strobl. What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. **Zeitschrift für Geoinformationssysteme**, v. 6, p. 12-17. 2001.
- Bock, M.; and Lessing, R. Remote Sensing, Formation of Objects and Determination of Quality, In: Internationales Symposium "Informatik für den Umweltschutz" der Gesellschaft für Informatik (GI), 14, 2000, Bonn. **Proceedings...** Marburg: Metropolis Verlag, 2000. p. 581-594. Disponível em: <<http://enviroinfo.isep.at/UI%20200/BockM300700.el.hsp.pdf>>. Acesso em: 23 maio 2003.
- Borges, K. A. V. A gestão urbana e as tecnologias de informação e comunicação. **Informática Pública**, v. 2, n. 2, p. 17-24, dez. 2000.
- Bückner, J.; Stahlhut, O.; Pahl, M.; Liedtke., C.-E. GEOAIDA - A knowledge based automatic image data analyser for remote sensing data. In: International ICSC Congress on Computational Intelligence: Methods & Applications, 2., 2001, Bangor, Wales, , United Kingdom. **Proceedings...** Millet, Alberta: ICSC, 2001. p.19-22.

- 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, Turkey. **Proceedings...** Istanbul: ISPRS, 2004. p. 589 - 692.
- Chuster, V. **O Zoneamento em São José dos Campos: 1971 a 1997.** 1999. 231p. Dissertação (Mestrado em Planejamento Urbano e Regional) - Instituto de Pesquisas e Desenvolvimento da Universidade do Vale do Paraíba, São José dos Campos, 1999.
- Clément, V.; Giraudon, G.; Houzelle, S.; Sandakly, F. Interpretation of remotely sensed images in a context of multisensor fusion using a multispecialist architecture. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 31, n. 4, p. 779-791, Jul. 1993.
- Congalton, R. G.; Green, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices.** New York: Lewis Publishers, 1999. 136 p.
- Corrêa, R. L. **O espaço urbano.** São Paulo: Editora Ática, 1999. 94 p.
- Cosgrove, D. A geografia está em toda parte: Cultura e simbolismo nas paisagens humanas. In: Corrêa, R. L. & Rozendahl, Z. (orgs.). **Paisagem, Tempo e Cultura.** Rio de Janeiro: Eduerj, 1998. cap. 5, p.92-123.
- Crósta, A. P. **Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto.** Campinas, SP, Brasil: IG-UNICAMP, 1992. v. 1. 170 p.
- Cursino, C.; Matta, R. **São José Hoje.** São José dos Campos: JAC Editora, 2003. 73 p.
- Definiens. **eCognition: User Guide 3.** Germany, 2003, 480 p. Disponível em: <<http://www.definiens-imaging.com/down/ecognition>>. Acesso em: 15 out. 2003.
- Dias, A.; **Um tempo na vida de São José dos Campos.** São José dos Campos, SP: JAC Gráfica e Editora, 2000. 191 p.
- Digital Globe. **Quickbird Imagery Products: User Guide.** United States. 2005. 78p. Disponível em: <<http://www.digitalglobe.com/downloads/QuickBird%20Standard%20Products%20-%20Product%20Guide.pdf>>. Acesso em: 20 jan. 2005.
- Domingos, P. L. H.; Fonseca, L. M. G.; Monteiro, A. M. V. Extração de vegetação intra-urbana de imagens de alta resolução In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. 12, 2005. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos p. 3739 - 3746. CD-ROM. ISBN 85-17-00018-8.
- Donnay, J. P.; Barnsley, M. J.; Longley, P. A. Remote Sensing and Urban Analysis. In: Donnay, J. P.; Barnsley, M. J.; Longley, P.(ed.) **A. Remote Sensing and Urban Analysis.** London: New Fater Lane, 2001. Cap. 1, p. 3 - 18.
- Ehlers, M. Sensoriamento remoto para usuários de SIG – sistemas e métodos: as exigências e a realidade. In: Blaschke, T. e Kux, H. (ed.) **Sensoriamento Remoto e SIG Avançados.** São Paulo: Oficina de Textos, 2005. Cap. 2, p. 20 - 32.
- Feitosa, F. F. **Índices espaciais para mensurar a segregação residencial: o caso de São José dos Campos (SP).** 2005. 169 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2005.

Feitosa, R. Q.; Mattos, C.; Santos, R. V. 1; 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., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 4065 - 4072. 1 CD-ROM.

Fernandes, M. T. M.; Kurkdjian, M. L. N. O. Estudo da macro-segregação residencial na cidade de São José dos Campos. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto 11, 2003, Belo Horizonte. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2003. p. 1781 - 1783. 1 CD-ROM.

Fonseca, L. G. M. et al. **Apostila de Processamento Digital de Imagens**. INPE. Junho, 2000.

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

Haralick, R. M., Shanmugan, K. and Dinstein, I., "Textural Features for Image Classification", **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v. 3, n. 6, p. 610-621. Nov. 1973.

Herold, M.; Roberts, D.; Gardner, M.; P. Dennison. 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. June 2004.

Herold, M., Gardner, M. & Roberts, D. A. Spectral Resolution Requirements for Mapping Urban Areas, **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, n. 9, p. 1907-1919, Sept. 2003a.

Herold, M., Liu X. & Clarke, K. C., Spatial metrics and image texture for mapping urban land use. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 69, n. 9, p. 991-1001. Sept. 2003b.

Herold, M.; Gardner, M., Hadley, B. and 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, Turkey. **Proceedings...** Maryland: ASPRS, 2002.

Hoffmann, A.; Vegt, J. W. V. New sensor systems and new classification methods: laser and digital camera-data meet object-oriented strategies. **GeoBIT/GIS**, n. 6, p. 18-23, June, 2001.

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 Remote Sensing of Urban Areas, 2., 2001, Regensburg, Germany. **Proceedings...** Regensburg, Germany: Institut für Geographie an der Universität Regensburg, 2001(a). p. 107 - 118.

Hofmann, P. Detecting urban features from IKONOS data using an object-oriented approach. In: Annual Conference of the Remote Sensing & Photogrammetry Society, 1., 2001, London. **Proceedings...** London: Remote Sensing & Photogrammetry Society, 2001(b). p. 28-33.

- Hofmann, P. Detecting buildings and roads from IKONOS data using additional elevation information. **GeoBIT/GIS**, n. 6, p. 28-33, June 2001(c).
- Jacobsen K.: Geometric Potential of IKONOS- and QuickBird-Images. **GeoBIT/GIS**, 9/2003, p. 33–39, 2003.
- Jensen, J. R.; Cowen, D. C. Remote sensing of urban/suburban infrastructure and socio-economic attributes. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 65, n. 5, p. 611-622. May 1999.
- Jensen, J. R.; **Remote sensing of the Environment an Earth perspective**. New Jersey: Prentice Hall Upper Saddle River, 2000. 544 p.
- Laba, M. et al. Conventional and fuzzy accuracy assessment of New York gap analysis project land cover map. **Remote Sensing of Environment**. v.81, n. 2-3, p.443-455. Aug. 2002.
- Landis, J. R.; Koch, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, n. 1, p. 159-174. 1977.
- Lessa, S. N. **São José dos Campos o planejamento e a construção do Pólo Regional do Vale do Paraíba**. 2001. 210p. Tese (Doutorado em História) - Universidade Estadual de Campinas - Instituto de Filosofia e Ciências Humanas, Campinas. 2001.
- Liedtke, C.-E. AIDA: a system for the knowledge based interpretation of remote sensing data. In: International Airborne Remote Sensing Conference & Exhibit, 3., 1997, Copenhagen, Denmark. **Proceedings...** Copenhagen, Denmark, 1997. p. 313-320.
- Lillesand, T. M.; Kiefer, R. W. **Remote sensing and image interpretantion**. New York: John Wiley and Sons, 1994. 117 p.
- Mather, P. M. **Computer processing of remotely-sensed images: an introduction**. Chichester: John Wiley & Sons, 1999. 292 p.
- Matsuyama, T.; Hwang, V. **SIGMA, a knowledge-based aerial image understanding system**. New York: Plenum, 1990. 296p.
- Meinel, G.; Neubert, M.; J. Reder. 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., 2001, Regensburg. **Proceedings...** Regensburg, Germany: Institut für Geographie an der Universität Regensburg Selbstverlag, 2001. p. 196 - 205.
- Meneses, P. R. ; Novo, E. M. L. M. ; Madeira Netto, J. S. ; Galvão, L. S. ; Ponzoni, F. J. ; Ferreira, L. G. **Sensoriamento remoto: reflectância dos alvos naturais**. Brasil: Editora UnB, 2001. 262 p.
- Miqueles, N.; Centeno, J. Extração de edificações em ambientes urbanos utilizando imagem de alta resolução e dados do laser scanner In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 4155 - 4162. CD-ROM.

- Möller, M. Estudo de qualidade e aplicações práticas de dados de scanner de altíssima resolução. In: Blaschke, T. e Kux, H. (ed.) **Sensoriamento Remoto e SIG Avançados**. São Paulo: Oficina de Textos, 2005. Cap. 2, p. 211 - 224.
- Neubert, M.; Meinel, G. Análise de dados do satélite IKONOS baseada em segmentação - Utilização do software de análise de dados e-Cognition para diferentes áreas-testes. In: Blaschke, T. e Kux, H. (ed.) **Sensoriamento Remoto e SIG Avançados**. São Paulo: Oficina de Textos, 2005. Cap. 11, p. 115 - 124.
- Niemann, H; Sagerer, G.; Schröder, S.; Ernest, F.K. A semantic network system for pattern understanding. **IEEE Transactions PAMI**, v. 12, n. 9, p. 883-905, Sep. 1990.
- Noronha, V., Herold, M., Gardner, M. and 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. Disponível em: http://www.geogr.uni-jena.de/~c5hema/pub/pecora_noronha_herold_final.pdf. Acesso em Dez. 2004.
- Novo, E. M. L. M. **Sensoriamento remoto princípios e aplicações**. São Paulo: Edgard Blücher, 1989. 306 p.
- Pilleti, N. A hora e a vez do Café. In: Pilletti, **A História do Brasil**. São Paulo - SP: Editora Ática, 1996. Cap. 16, p. 166 - 173.
- Pinheiro, E.S. **Avaliação de imagens QUICKBIRD na análise geográfica de um setor da Mata Atlântica do Rio Grande do Sul**. 2003. 165 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2003.
- Pinho, C. M. D.; Feitosa, F. F. **Aplicação de técnicas de classificação automática para a distinção de alvos urbanos em imagens IKONOS**. São José dos Campos: INPE, dez. 2003. 42 p. (Trabalho final da disciplina Processamento Digital de Imagens).
- Pinho, C.M., Kux, H. Dados do Quickbird para subsidiar o planejamento urbano: uma proposta metodológica, município de São José dos Campos, SP, Brasil. In: Simposio Latinoamericano sobre Percepción Remota y Sistemas de Información Espacial, 11., 2004, Santiago. **Anais...** Santiago: SELPER, 2004. CD-ROM.
- Pinho, C. M. D, Feitosa, F. F. e Kux, H. Classificação automática de cobertura do solo urbano em imagem IKONOS: Comparação entre a abordagem pixel-a-pixel e orientada a objetos. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. 12, 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 4217 - 4224. CD-ROM.
- Pinho, C. M. D.; Rennó, C. D., Kux, H. Avaliação de técnicas de fusão aplicadas à imagem Quickbird. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. 12, 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 4225 – 4232. CD-ROM.
- PMSJC - Prefeitura Municipal de São José dos Campos. **Cidade Viva**. [CD-ROM], São José dos Campos, 2003.

- PMSJC - Prefeitura Municipal de São José dos Campos. **Plano Diretor de Desenvolvimento Integrado**. Secretaria de Planejamento e Meio Ambiente, 1994. Disponível em: <http://www.sjc.sp.gov.br/downloads/legislacao/caderno_tecnico_pl_diretor.pdf>. Acesso em: set. 2005.
- PMSJC - Prefeitura Municipal de São José dos Campos; **Dados Gerais**. 2005. Disponível em: <http://www.sjc.sp.gov.br/html/cid_sjcdados.htm>. Acesso em: fev. 2005.
- Okida, R. Luiz, S., Oliveira, C. G. de; Avaliação da Precisão de Orto-Imagens IKONOS In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. 11., 2003, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2003. Artigos p. 285 - 282. CD-ROM.
- Rego, L. F. G.; **Automatic land-cover classification derived from high-resolution IKONOS satellite image in the urban atlantic forest in Rio de Janeiro, Brasil by means of an objects-oriented approach**. 2003. 193p. Tese (Forstwissenschaftlichen Fakultät). Albert-Ludwigs-Universität.2003
- Rego, F. G.; Koch, B. Automatic Classification of land cover with high resolution data of Rio de Janeiro city Brazil: comparison between pixel and object classification. In: International Symposium Remote Sensing of Urban Areas, 4., 2003, Regensburg. **Proceeding...** Regensburg: University of Regensburg , 2003. p. 153 – 157.
- Rennó, C. D.; Sant'anna, S. J. S. ; Freitas, C. C . Avaliação das incertezas nas classificações de máxima verossimilhança e contextual de modas condicionais iterativas. In: GISBRASIL'99, 1999, Salvador. **Anais...**1999.
- Rosenfield, G. H.; Fitzpatrick-Lins, K.; A Coefficient of Agreement as a Measure of Thematic Classification Accuracy. - **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 52, n. 2, p. 223 – 227. 1986.
- Schiewe, J. e Tufte, L. O potencial de procedimentos baseados em Regiões para a avaliação integrada de dados de SIG e Sensoriamento Remoto. In: Blaschke, T. e Kux, H. (ed.) **Sensoriamento Remoto e SIG Avançados**. São Paulo: Oficina de Textos, 2005. Cap. 5, p. 51 - 60.
- Schiewe, J., Segmentation of high-resolution remotely sensed data - Concepts, applications and problems. In: Joint International Symposium on Geospatial Theory, Processing and Applications, 2002, Ottawa. **Proceedings...**Canada, 2002.
- Schiewe, J., Tufte, L. Ehlers, M., Potential and problems of multi-scale segmentation methods in remote sensing. **GeoBIT/GIS** n. 6, p. 34-39, June 2001.
- Schiewe, J. Multi-sensoral data processing for urban landscape modelling: New merits and new problems. In: Remote Sensing of Urban Areas, 4., 2003, Regensburg. **Anais...** Regensburg: ISPRS, 2003. p.164-169.
- SEADE - Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados; **Informação dos Municípios Paulistas**. 2005. Disponível em: <<http://www.seade.gov.br/produtos/imp/>>. Acesso em: mar. 2005.

Silva, W. B. e Vergara, O. R.; Avaliação da qualidade geométrica de imagens IKONOS ortorretificadas utilizando-se a transformação polinomial racional .In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 2581 - 2588. CD-ROM.

Souza, I. M. **Análise da estrutura do Espaço intra-urbano para estimativa populacional intercensitária utilizando dados orbitais de alta resolução espacial. São José dos Campos.** 2003. 100 p. Dissertação (Mestrado em Planejamento Urbano e Regional) - Instituto de Pesquisa e Desenvolvimento da Universidade do Vale do Paraíba, São José dos Campos. 2003.

Sousa, R. C. A.; Kux, H.: Comportamento Espectral e Alvos Urbanos: simulação com as bandas espectrais do satélite CBERS In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 1099- 1006. CD-ROM.

Space Imaging, **IKONOS imagery products and product guide.** United States, 1999. 20p. Disponível em:
<<http://www.spaceimaging.com/aboutus/satellites/IKONOS/ikonos.html>> Acesso em: maio 2003.

Sulsoft, **Guia do Envi em Português.** Brasil, 2004. 200p. Disponível em:
<<http://www.envi.com.br/>>. Acesso em: set. 2004.

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, Feb. 2003.

Villaça, F. **Espaço Intra-urbano no Brasil.** São Paulo: Studio Nobel: FAPESP: Lincoln Institute, 1998. 373 p.

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

Walter, V. Object-based classification of integrated multispectral and Lidar data for change detection and quality control in urban areas. In: International Symposium Remote Sensing of Urban Areas, 5., 2005, Tempe. **Proceedings...**United States: ISPRS, 2005.

Woodcock, C.E.; Gopal, S. Fuzzy set theory and thematic maps: Accuracy assessment and area estimation, **International Journal of GIS**, v.14, n. 2, p. 53-172. 2000.

Yourdon, E. **Object-Oriented Systems Design: an integrated approach.** New Jersey: Prentice-Hall. 1994.

GLOSSÁRIO

*** $(4*3)/1000$** valor médio da banda 4 multiplicado pelo valor médio da banda 3 dividido por 1000

Soma de todas as médias soma do valor médio de todas as bandas multiespectrais

3/1 razão entre a média da banda 3 e da banda 1

Brilho média aritmética dos valores médios de todas as bandas

Compactness produto do comprimento pela largura do objeto dividido pelo número de pixels do mesmo

Desvio padrão da banda i desvio padrão da banda i para o objeto

Diferença entre a média do objeto e de seu super-objeto da banda i diferença entre os valores de média do objeto e do super-objeto que o contém, para a banda i

Diferença entre as médias do objeto e de toda cena para a banda i diferença entre os valores de média do objeto e da cena como um todo para a banda i

Diferença entre o desvio padrão do objeto e do seu super objeto para a banda i diferença entre os valores de desvio padrão do objeto e do super-objeto que o contém, para a banda i

Diferença média absoluta entre os objetos vizinhos da banda i módulo da diferença média ponderada entre o objeto e seus vizinhos (a ponderação é feita pelo comprimento da borda comum dos objetos) para uma determinada banda i

* Atributos customizados, criados para os experimentos em questão.

Diferença média entre os vizinhos mais brilhantes da banda i diferença média entre o valor de média do objeto e seus vizinhos mais brilhantes (objetos com valor médio da banda i maior que o valor médio do objeto) para a banda i

Max. Diff. diferença entre o maior e o menor valor de média de todas as bandas multiespectrais.

Média da banda i valor médio da banda i para o objeto

NDVI da média dos objetos NDVI calculado a partir das Médias das bandas 3 e 4

Razão da banda i valor médio da banda i dividido pela soma das médias de todas as outras bandas multiespectrais

Razão em relação à cena da banda i razão entre o valor médio de um objeto e o valor médio de toda a cena para a banda i

Valor Máximo da banda i maior valor de pixel do objeto para a banda i

APÊNDICE A

REGRAS DE CLASSIFICAÇÃO E ATRIBUTOS

Nesta Seção são apresentadas as redes hierárquicas aplicadas a classificação de cobertura do solo (Nível I de segmentação) de cada um dos experimentos, detalhando-se as regras de classificação e atributos utilizados para cada classe. Nestas redes cada classe é representada por um retângulo, o qual é dividido em duas partes. Na parte superior foi colocado o nome da classe e na parte inferior as regras de classificação e atributos. O relacionamento de hereditariedade entre as classes é representado por setas com linhas contínuas. Os retângulos com linhas mais grossas e textos em negrito representam as classes de interesse dos experimentos.

Os resultados são apresentados tanto para classificações realizadas a partir de dados dos sensores IKONOS II como para Quickbird. O princípio geral adotado foi sempre trabalhar com a mesma rede hierárquica para as imagens dos dois sensores. Entretanto na replicação dos esquemas de classificação criados a partir de imagens IKONOS II em imagens Quickbird percebeu-se que algumas classes não ficavam bem caracterizadas. Assim, algumas classes tiveram suas regras de classificação e atributos adaptados para um melhor desempenho. Estas modificações são destacadas na cor azul nas redes hierárquicas aplicadas às imagens Quickbird.

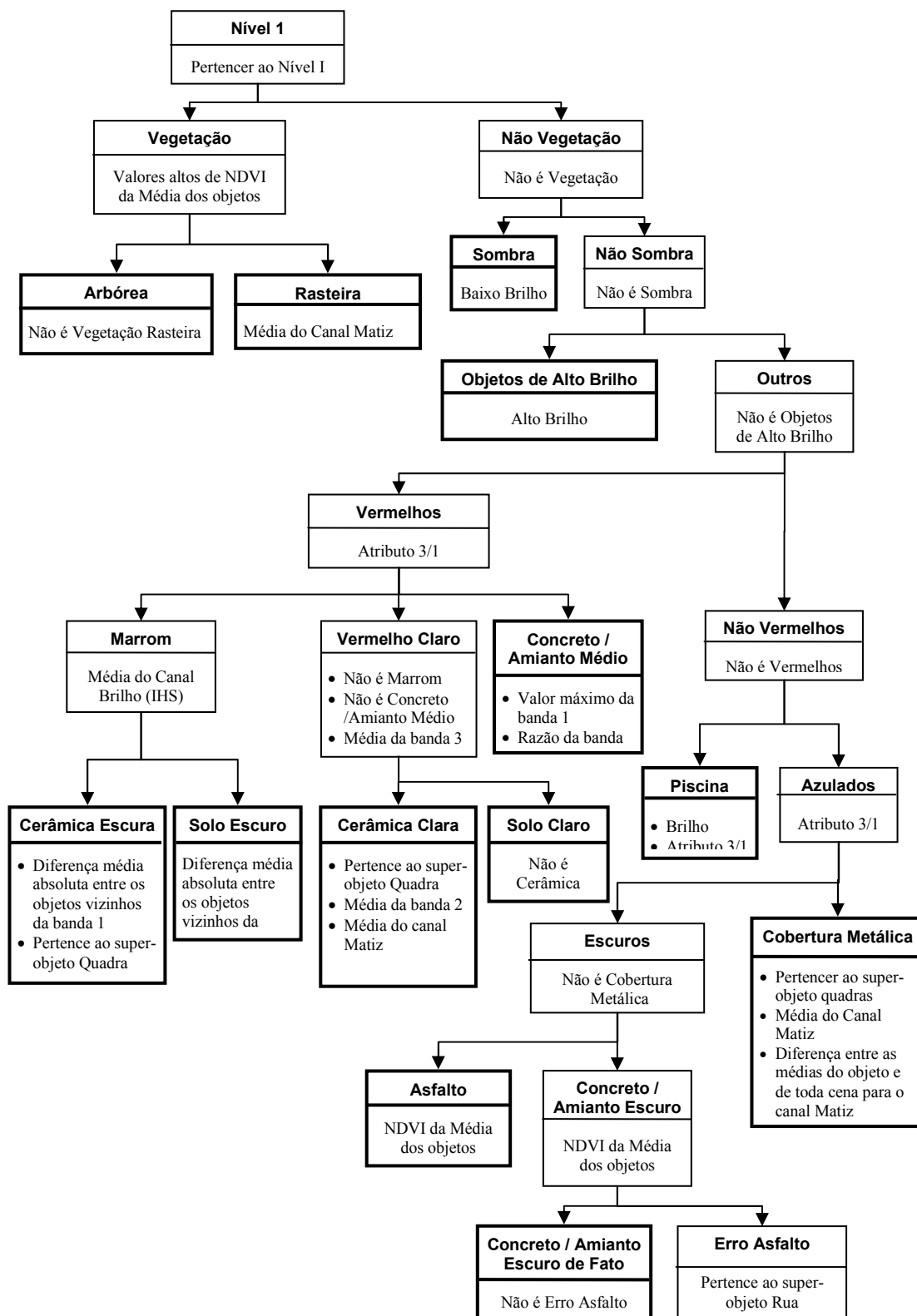


FIGURA A.1 – Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento I – Imagem IKONOS II.

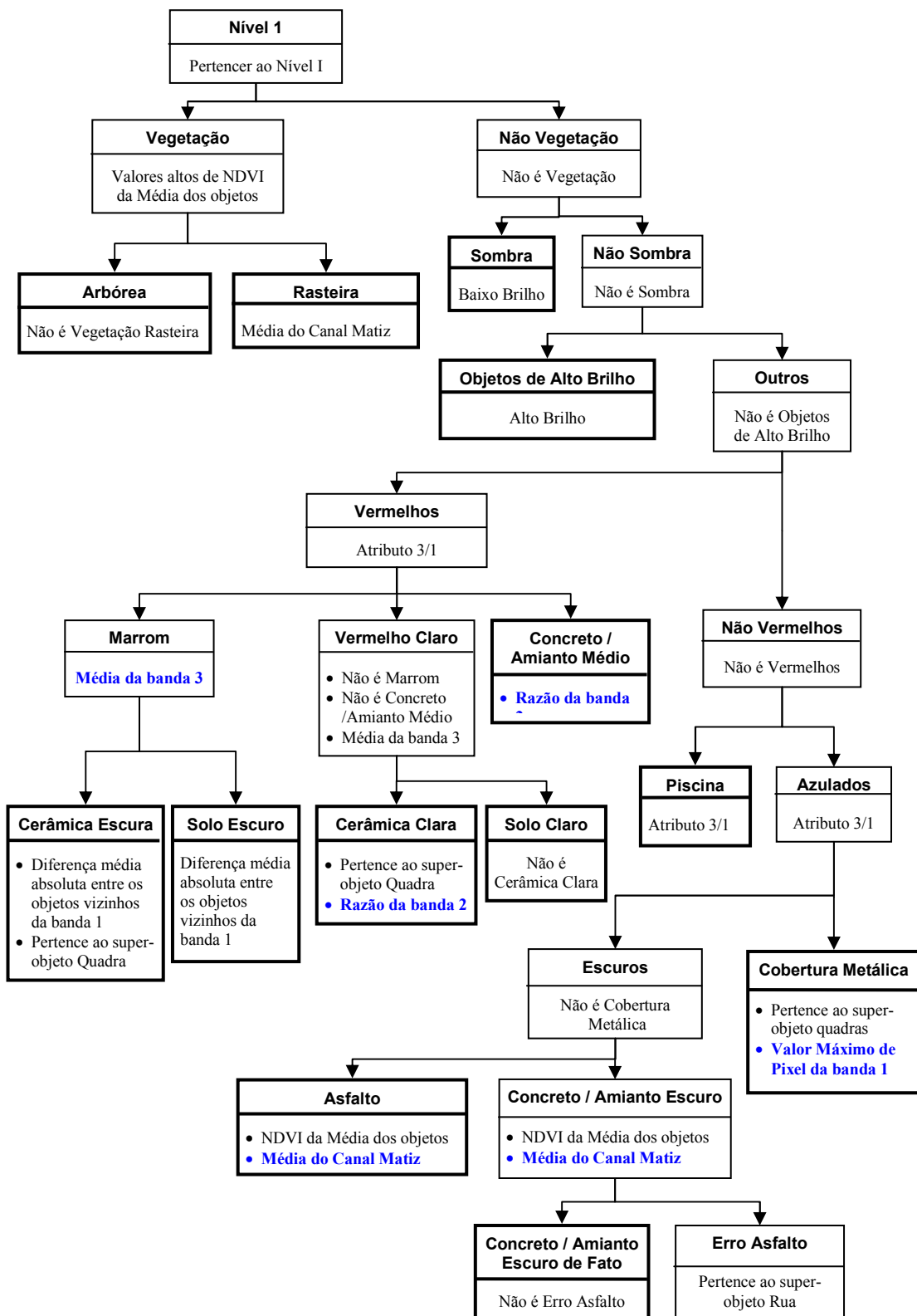


FIGURA A.2 – Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento I – Imagem Quickbird.

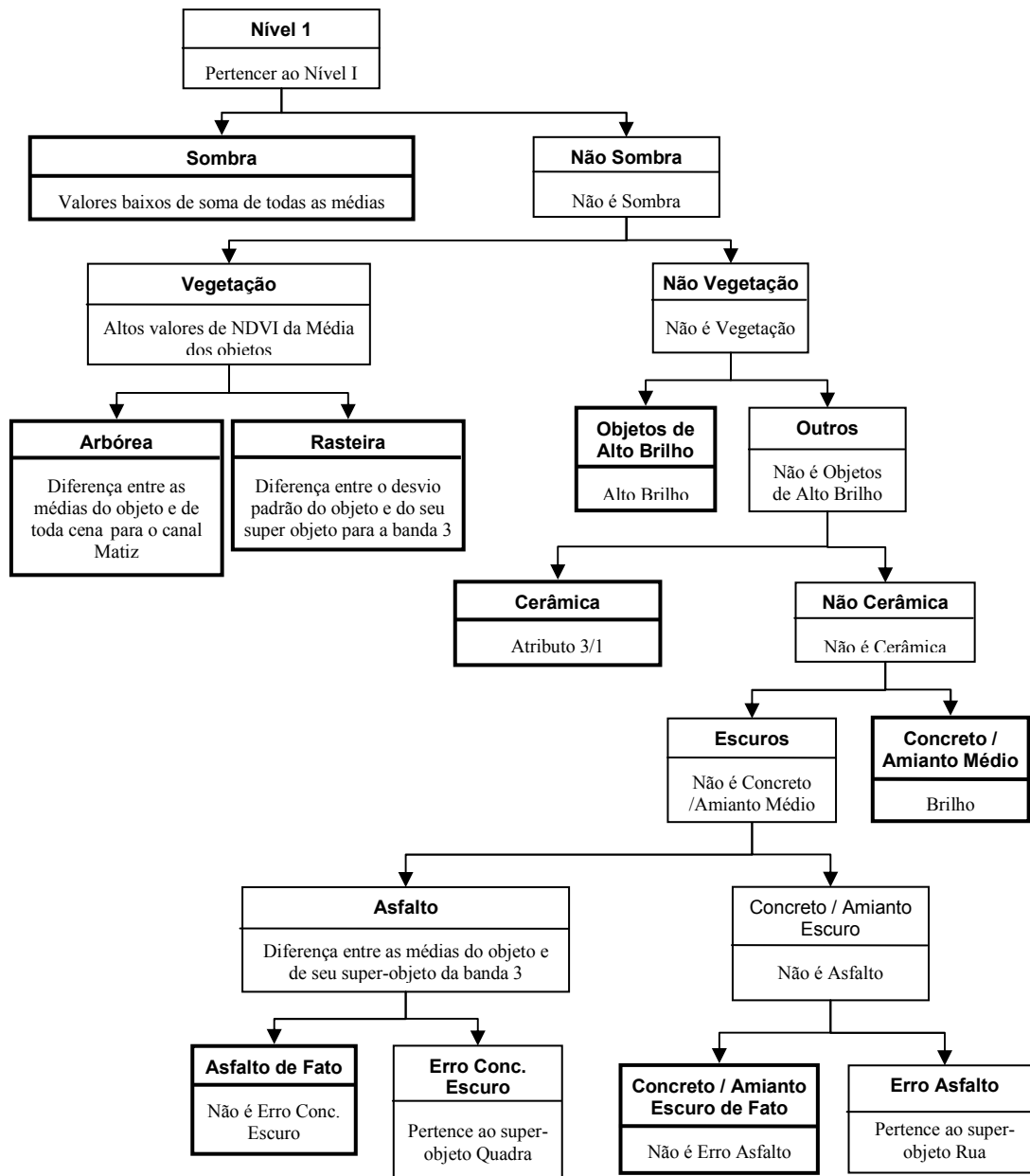


FIGURA A.3 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro **Jardim Renata** – Imagem IKONOS II.

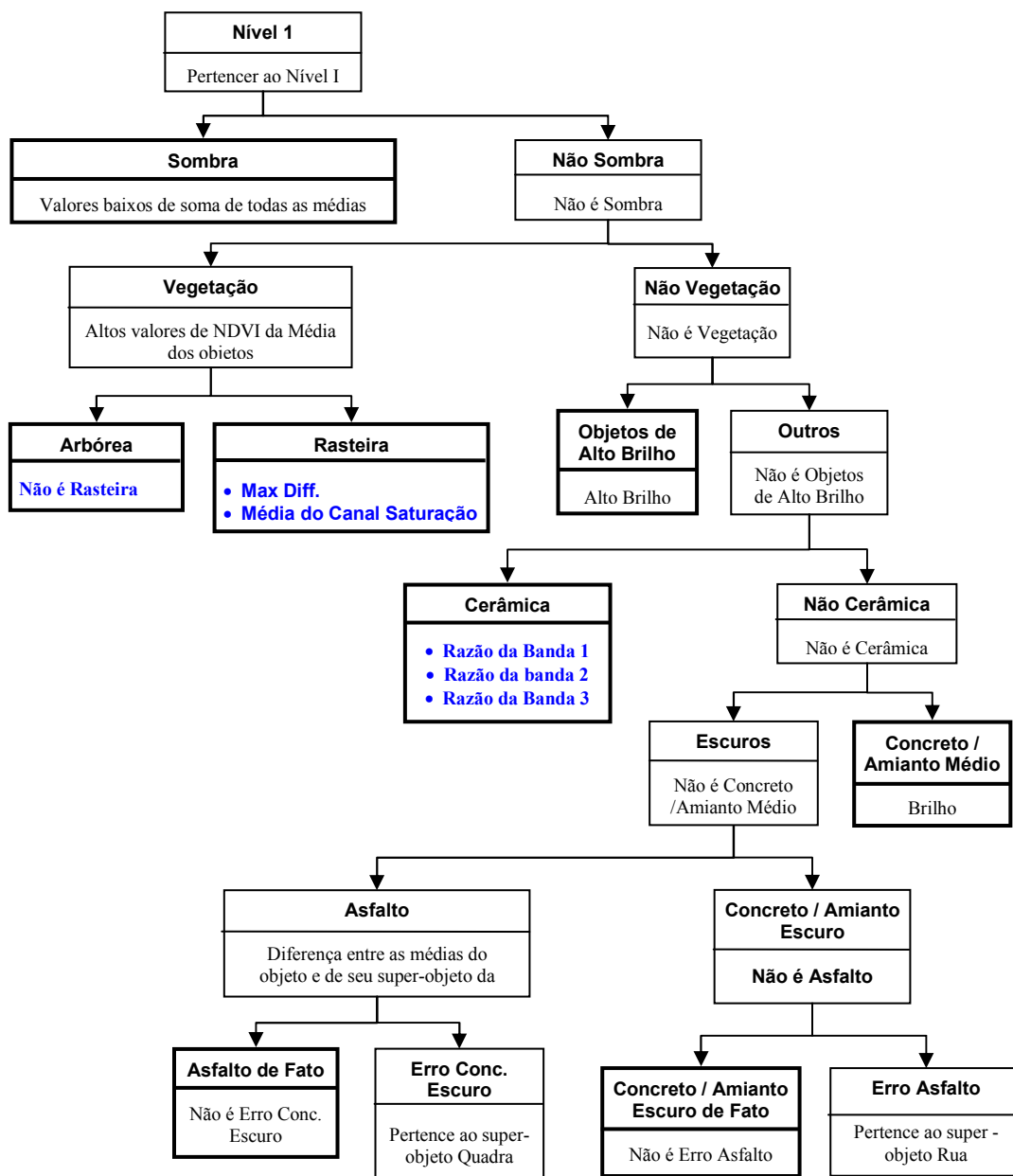


FIGURA A.4 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro **Jardim Renata** – Imagem Quickbird.

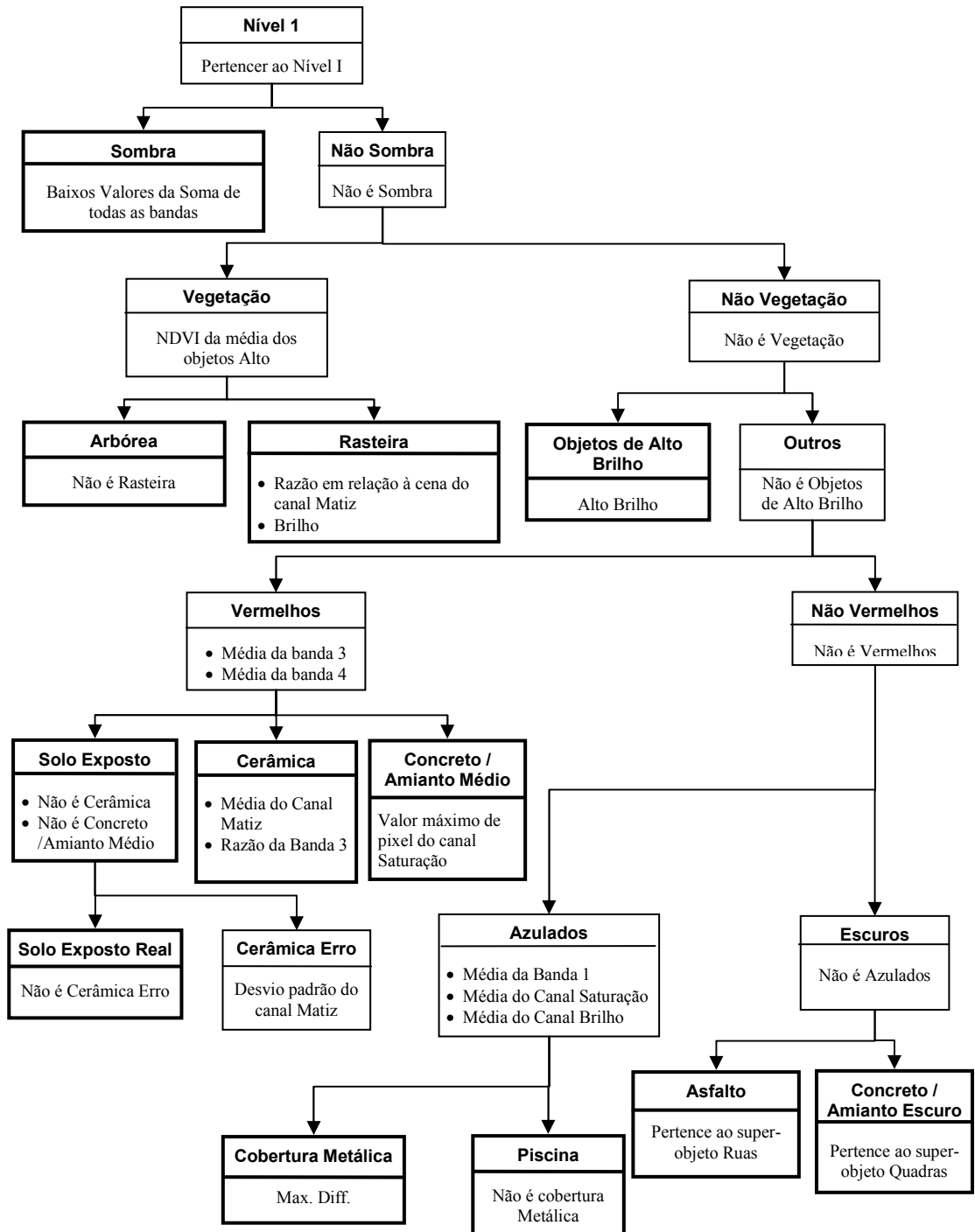


FIGURA A.5 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro **Cidade Jardim** – Imagem IKONOS II.

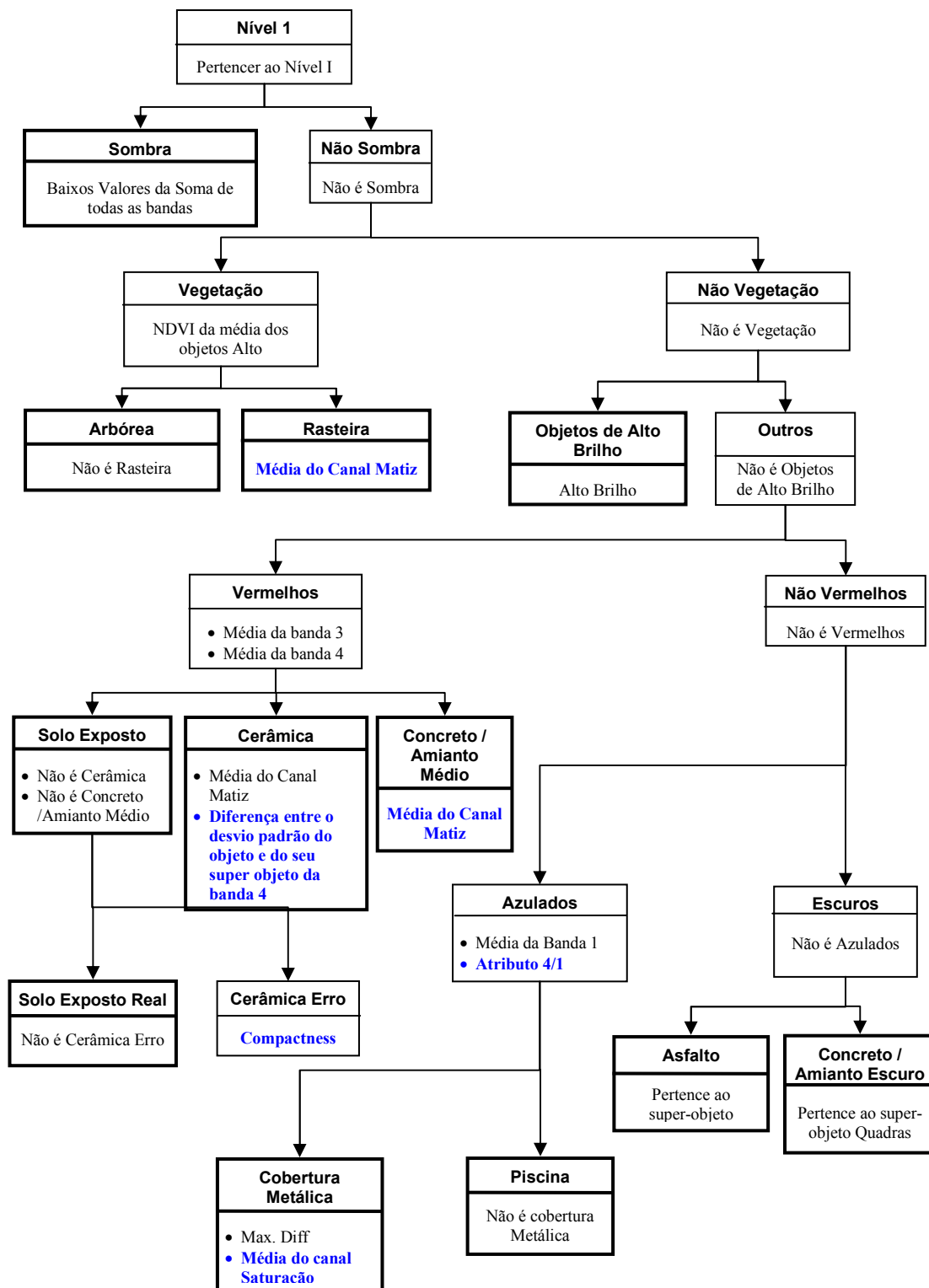


FIGURA A.6 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Cidade Jardim – Quickbird.

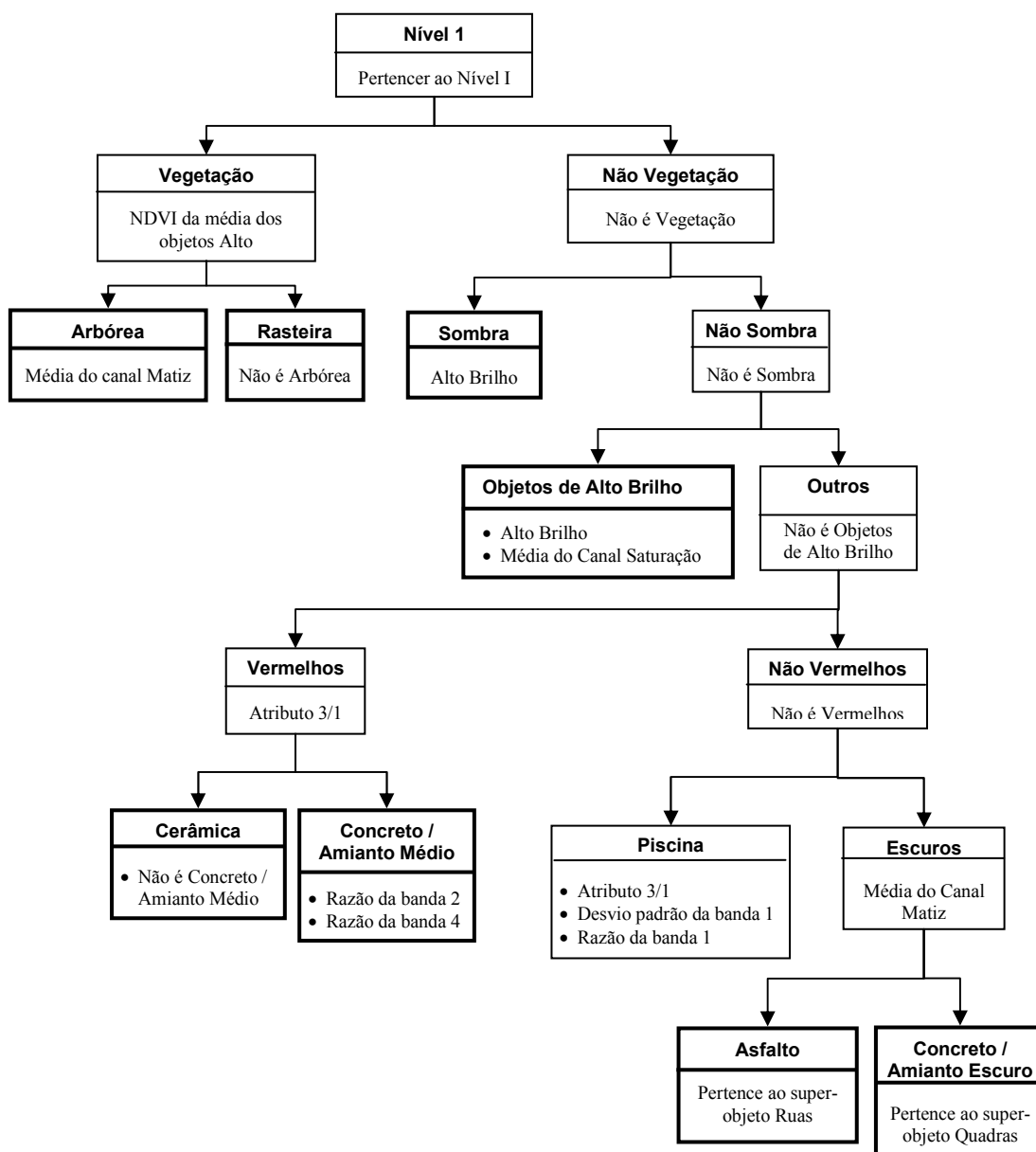


FIGURA A.7 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Jardim Apolo – Imagem IKONOS II.

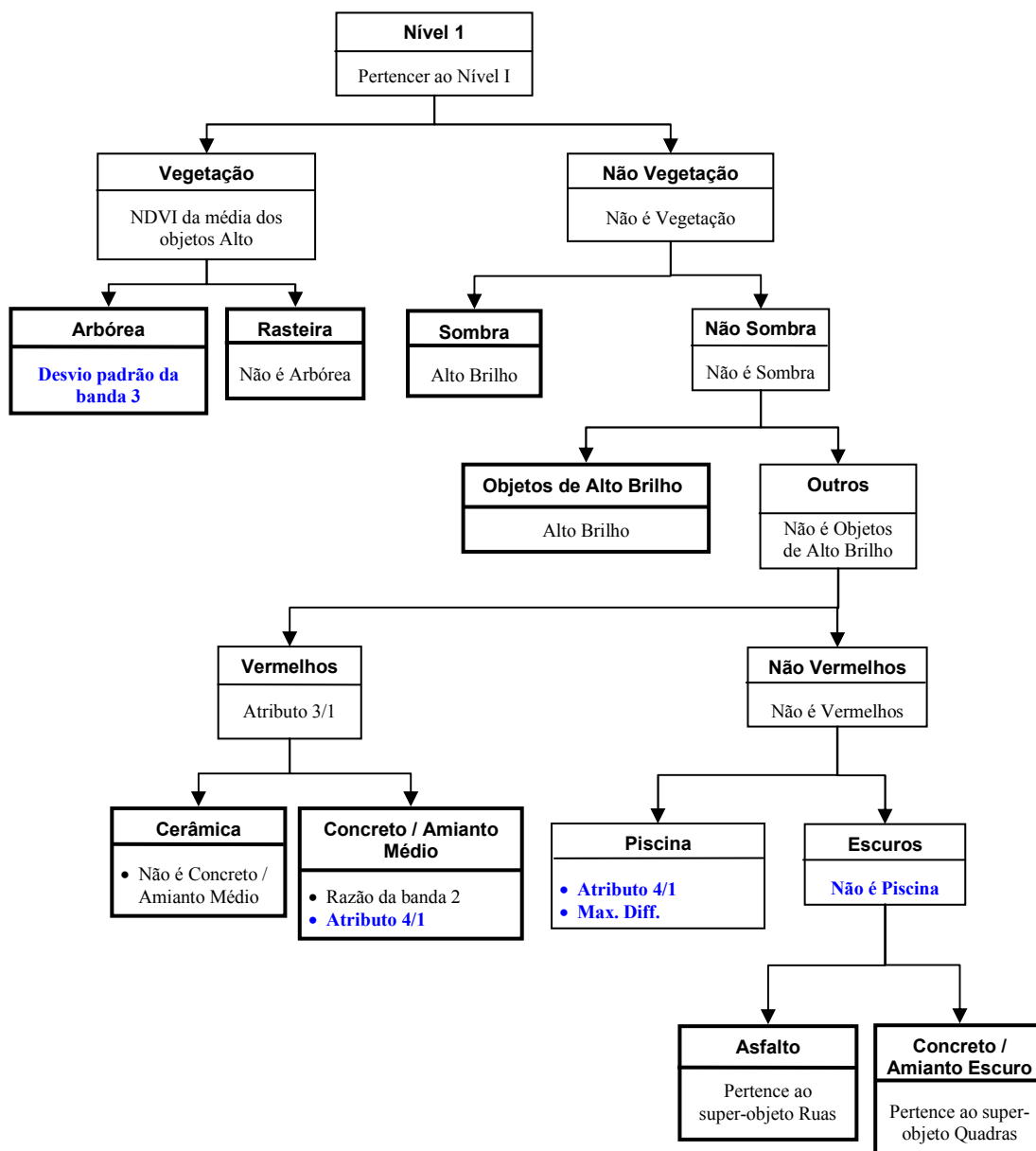


FIGURA A.8 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Jardim Apolo – Imagem Quickbird.

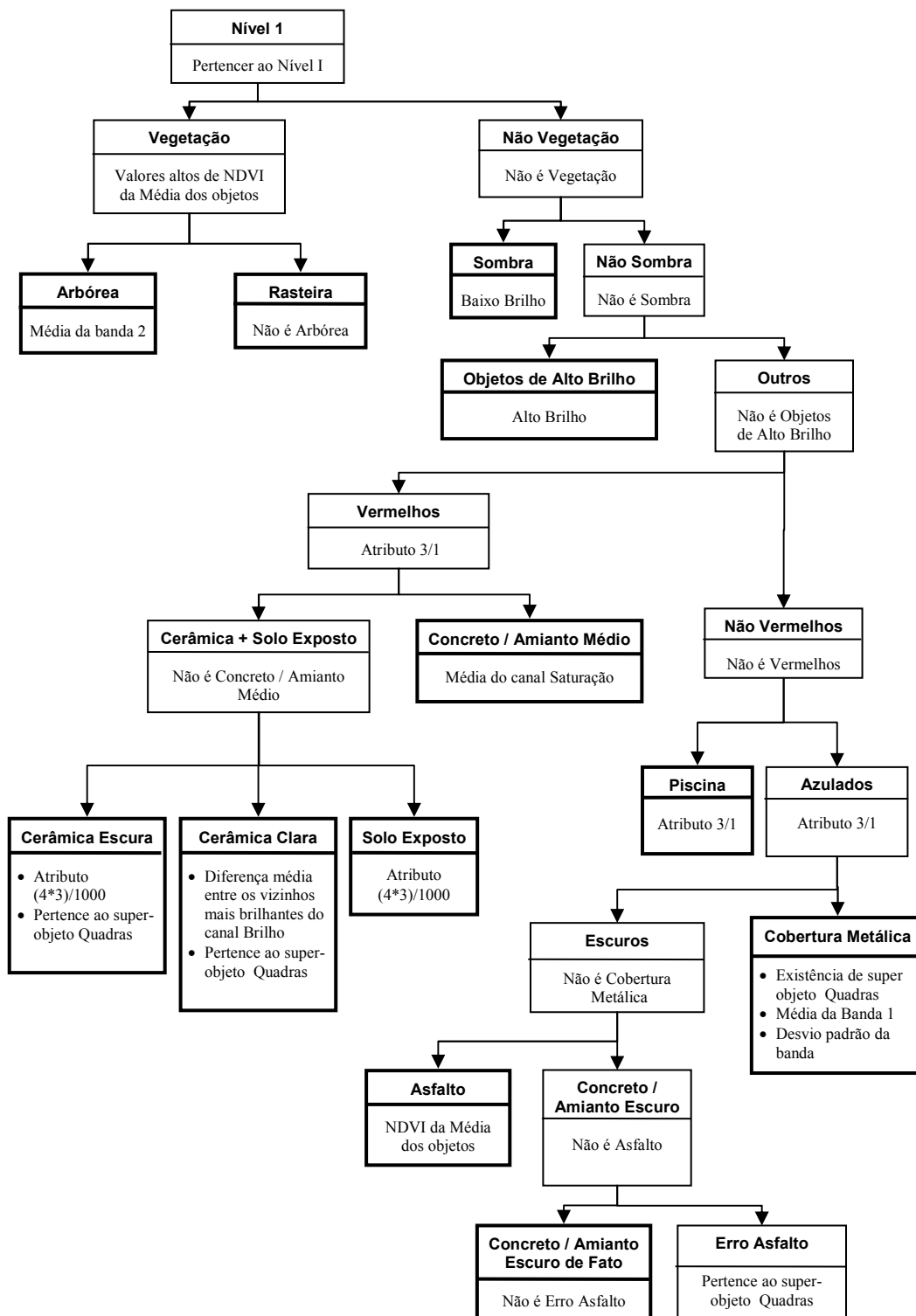


FIGURA A.9 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Vila Acácias – Imagem IKONOS II.

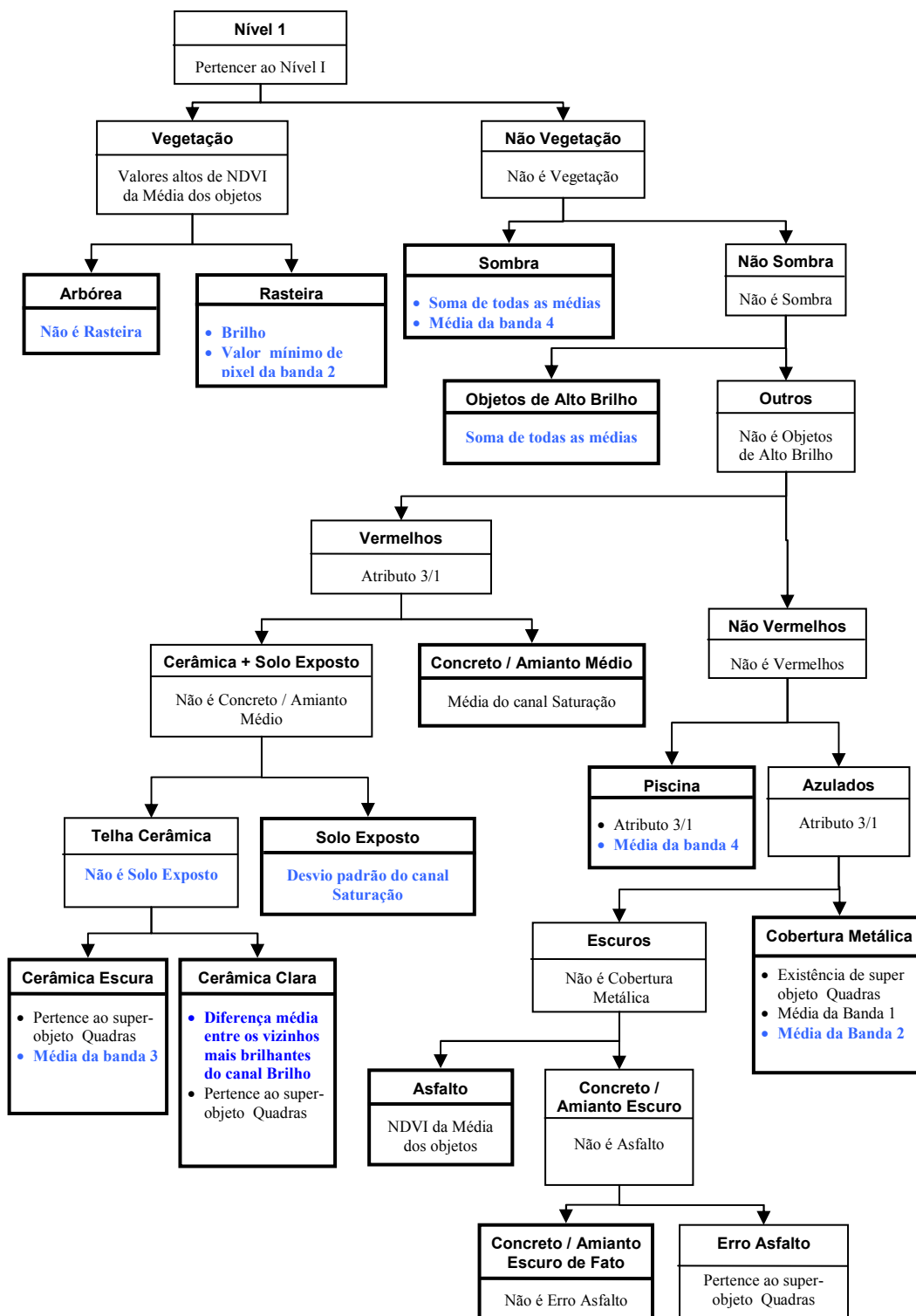


FIGURA A.10 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Vila Acácias – Imagem Quickbird.

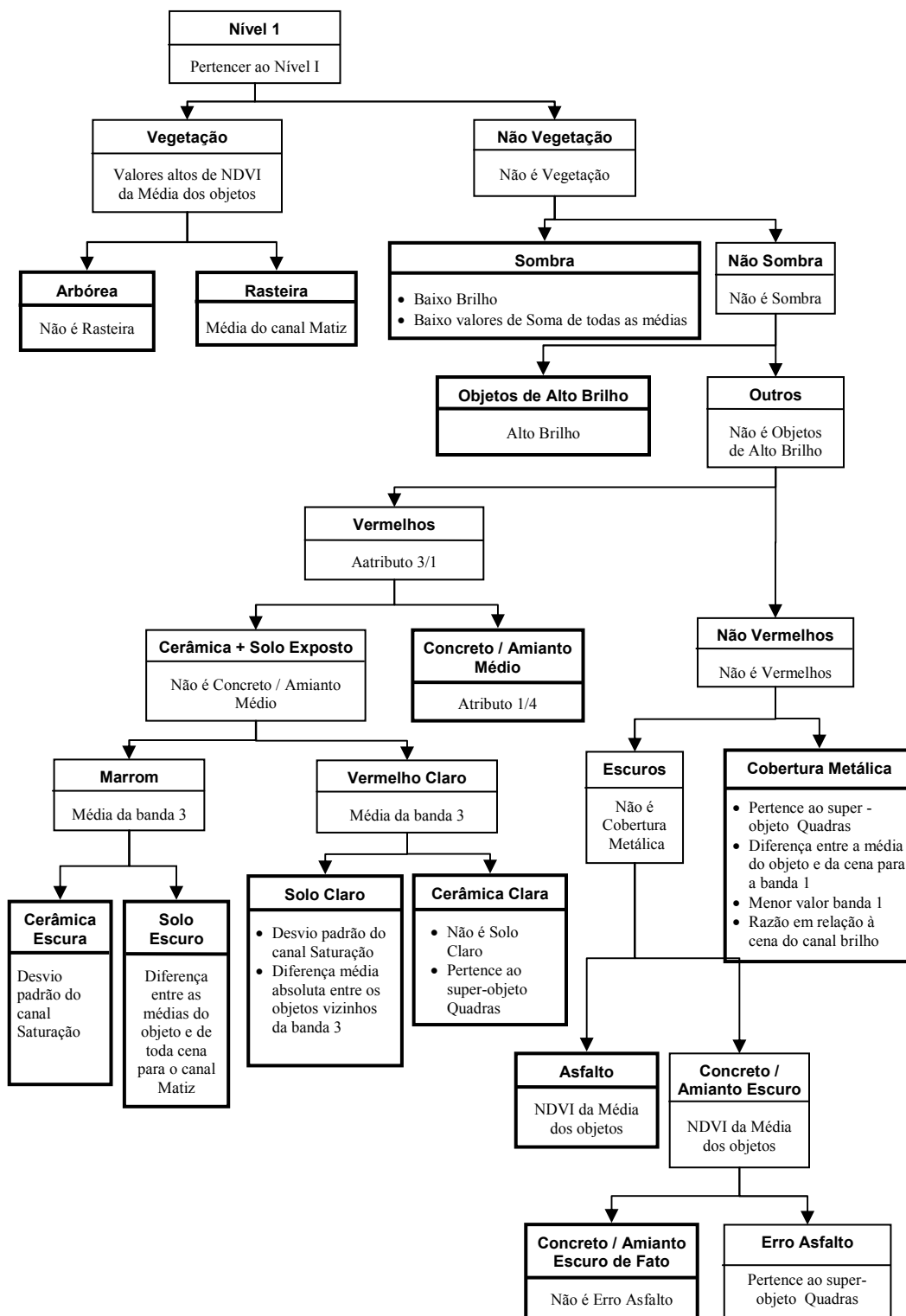


FIGURA A.11 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Vila Letônia – Imagem IKONOS II.

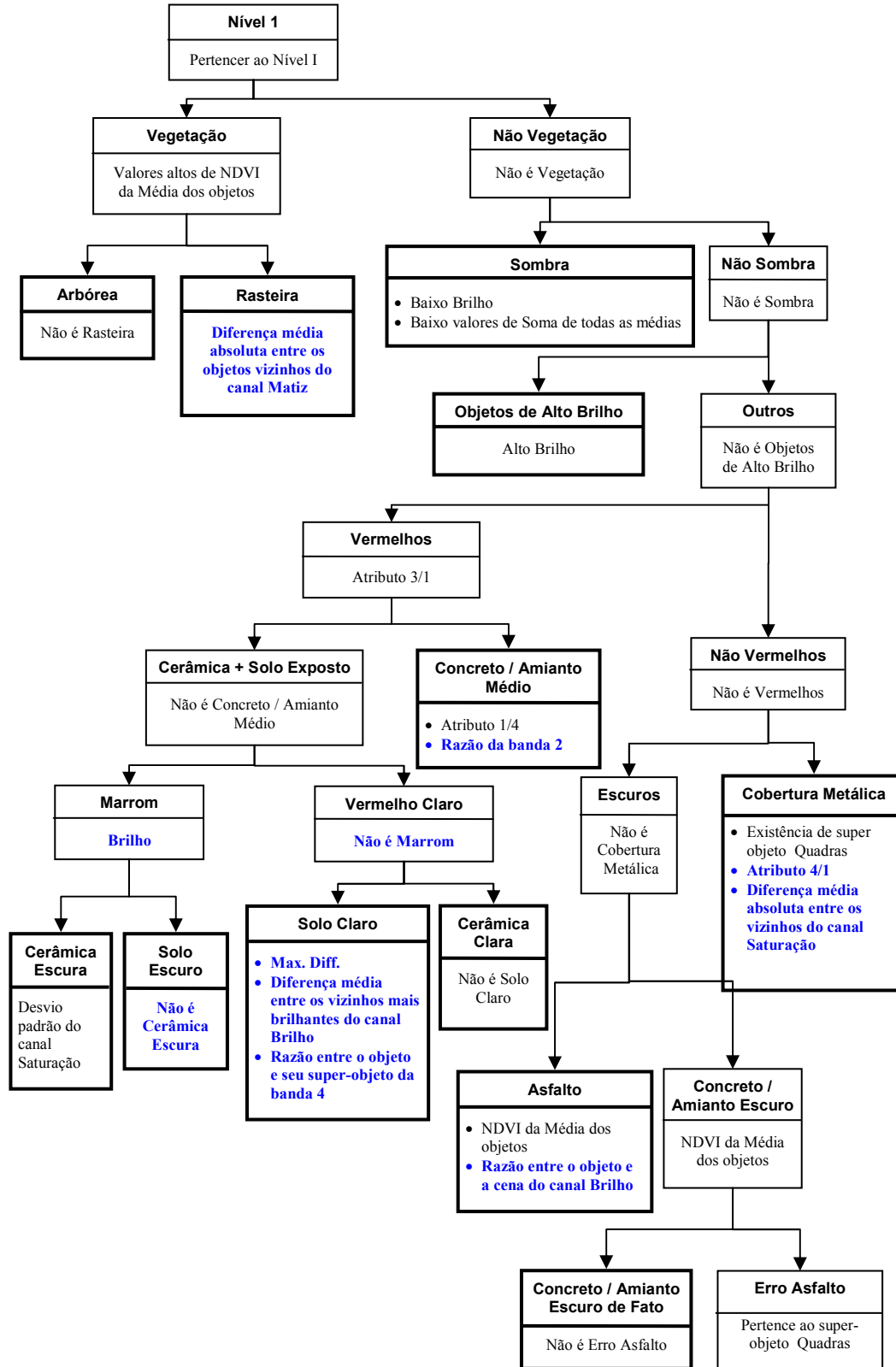


FIGURA A.12 - Regras de classificação e atributos utilizados na caracterização das classes do Experimento II - bairro Vila Letônia – Imagem Quickbird

PUBLICAÇÕES TÉCNICO-CIENTÍFICAS EDITADAS PELO INPE

Teses e Dissertações (TDI)

Teses e Dissertações apresentadas nos Cursos de Pós-Graduação do INPE.

Manuais Técnicos (MAN)

São publicações de caráter técnico que incluem normas, procedimentos, instruções e orientações.

Notas Técnico-Científicas (NTC)

Incluem resultados preliminares de pesquisa, descrição de equipamentos, descrição e ou documentação de programa de computador, descrição de sistemas e experimentos, apresentação de testes, dados, atlas, e documentação de projetos de engenharia.

Relatórios de Pesquisa (RPQ)

Reportam resultados ou progressos de pesquisas tanto de natureza técnica quanto científica, cujo nível seja compatível com o de uma publicação em periódico nacional ou internacional.

Propostas e Relatórios de Projetos (PRP)

São propostas de projetos técnico-científicos e relatórios de acompanhamento de projetos, atividades e convênios.

Publicações Didáticas (PUD)

Incluem apostilas, notas de aula e manuais didáticos.

Publicações Seriadas

São os seriados técnico-científicos: boletins, periódicos, anuários e anais de eventos (simpósios e congressos). Constam destas publicações o Internacional Standard Serial Number (ISSN), que é um código único e definitivo para identificação de títulos de seriados.

Programas de Computador (PDC)

São a seqüência de instruções ou códigos, expressos em uma linguagem de programação compilada ou interpretada, a ser executada por um computador para alcançar um determinado objetivo. São aceitos tanto programas fonte quanto executáveis.

Pré-publicações (PRE)

Todos os artigos publicados em periódicos, anais e como capítulos de livros.