

INPE-16594-TDI/1580

CLASSIFICAÇÃO DA COBERTURA DA TERRA E DO USO DO SOLO URBANO UTILIZANDO O SISTEMA INTERIMAGE E IMAGENS DO SENSOR QUICKBIRD

Tessio Novack

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, orientada pelos Dr. Hermann Johann Heinrich Kux, aprovada em 18 de agosto de 2009.

Registro do documento original: <http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m18@80/2009/08.31.21.23>

> INPE São José dos Campos 2009

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)



INPE-16594-TDI/1580

CLASSIFICAÇÃO DA COBERTURA DA TERRA E DO USO DO SOLO URBANO UTILIZANDO O SISTEMA INTERIMAGE E IMAGENS DO SENSOR QUICKBIRD

Tessio Novack

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, orientada pelos Dr. Hermann Johann Heinrich Kux, aprovada em 18 de agosto de 2009.

Registro do documento original: <http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m18@80/2009/08.31.21.23>

> INPE São José dos Campos 2009

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Novack, Tessio.

N85c

Classificação da cobertura da terra e do uso do solo urbano utilizando o sistema InterIMAGE e imagens do sensor Quick-Bird / Tessio Novack. – São José dos Campos : INPE, 2009. 214 p. ; (INPE-16594-TDI/1580)

Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2009. Orientador : Dr. Hermann Johann Heinrich Kux.

1. Classificação de imagens digitais. 2. Análise orientada a objeto. 3. Sistema InterIMAGE. 4. Uso do solo urbano. 5. Cobertura da terra urbana. I.Título.

CDU 528.854

Copyright © 2009 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 © 2009 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. Leila Maria Garcia Fonseca

.

Dr. Hermann Johann Heinrich Kux

Claudia Maria de Almeida

2-1

Presidente / INPE / SJCampos - SP

Orientador(a) / INPE / SJCampos - SP

U A DA

Membro da Banca / INPE / SJCampos - SP

Dra. Evlyn Marcia Leão de Moraes Novo

Dr. Raul Queiroz Feitosa

Dra.

Membro da Bança / INPE / SJCampos - SP

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

Aluno (a): Tessio Novack

São José dos Campos, 18 de agosto de 2009

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu orientador Dr. Hermann Kux e aos Drs.(as) Raul Queiroz Feitosa, Claudia Almeida e Leila Fonseca pela oportunidade de trabalho em conjunto.

Ao Rodrigo Ferreira, Thales Korting, Emiliano Castejon, Dário Borges e Gilson Costa pela ajuda prestada e trabalho dedicado.

À Fundação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo auxílio financeiro.

Ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) pela utilização de suas instalações.

À minha família pela confiança depositada em mim.

Aos colegas de instituto Wagner Azarias, Carolina Pinho, Marcos Adami e, em especial, minha namorada Giselle Trevisan pelo auxílio e idéias compartilhadas.

RESUMO

A abordagem da análise orientada a objeto é seguramente o estado da arte da classificação de imagens de sistemas sensores de alta resolução espacial para aplicações em áreas urbanas. No entanto, o custo das licenças de uso dos aplicativos comerciais disponíveis para este propósito é demasiadamente alto. O sistema de classificação de imagens por análise orientada a objeto InterIMAGE é um aplicativo de acesso livre e código aberto que possui uma concepção de análise da imagem altamente flexível e de muitas potencialidades. Este trabalho teve como objetivo a criação de um modelo de classificação da cobertura da terra e do uso do solo urbano utilizando o sistema de classificação InterIMAGE, operadores de processamento de imagens TerraAIDA e imagens do sensor QuickBird. A área de estudo desta pesquisa é a região do município de São Paulo (SP) onde está situada a favela de Paraisópolis. A classificação da cobertura da terra foi realizada utilizando um algoritmo genético para a calibração de parâmetros de segmentação e algoritmos de seleção de atributos e árvore de decisão para a descrição das classes. A classificação do uso do solo foi realizada com base em atributos relacionados à composição e estrutura dos objetos de cobertura da terra dentro das quadras. O modelo foi simulado e avaliado em três áreas-teste em um contexto regional mais amplo no sistema de classificação Definiens Developer e em seguida formatado para a concepção de análise do InterIMAGE e aplicado em quatro áreas-teste. As potencialidades e flexibilidades do sistema InterIMAGE foram exploradas através de mais de uma formatação do modelo de classificação da cobertura da terra. Operadores e atributos foram sugeridos, implementados e aplicados no contexto dos projetos InterIMAGE e TerraAIDA. As classificações de cobertura da terra e de uso do solo atingiram, em média, índices Kappa de acurácia de 0.66 e 0.75 respectivamente. O objetivo de auxílio no incremento do sistema e de elaboração de uma aplicação em área urbana com o InterIMAGE foram atingidos.

URBAN LAND COVER AND LAND USE CLASSIFICATION USING THE INTERIMAGE SYSTEM AND QUICKBIRD IMAGERY

ABSTRACT

The object-based image analysis approach is presently the state of art for the classification of high spatial resolution imagery, specially in urban areas. Nevertheless, the cost of licenses of commercial software packages for these tasks is very high. InterIMAGE is an open source knowledge-based classification system whose image analysis concept is highly flexible, offering great potential. It allows the use of data from different sources and resolutions and of image processing operators customized by the user. The objective of this work is to create an urban land use/land cover classification model, using the InterIMAGE classification system, TerraAIDA image processing operators and images from the high resolution sensor QuickBird. The area under study for this work is a section of the municipality of São Paulo (São Paulo State, Brazil), where "Paraisópolis", the second largest squatter settlement of the city is located. The peculiarity of this squatter settlement lies on the high socialeconomic standard of its surroundings and the fact that it has been reurbanized. The land cover classification was made using a genetic algorithm to calibrate the segmentation parameters and feature selection algorithms, as well as the C4.5 decision tree algorithm, for the description of classes. The land use classification was done based on features related to the composition and structure of land cover objects located within the blocks. The model was simulated and evaluated in three test sites in a larger regional context, using the Definiens Developer classification system, and afterwards reset to fit the analysis concept of InterIMAGE and applied on four test areas. The potential and flexibilities of the InterIMAGE system were explored by more than one setting of the land cover classification model. Operators and attributes were suggested, which were implemented and applied in the frame of both projects InterIMAGE and TerraAIDA. The land cover and land use classifications reached mean Kappa accuracy indices of 0.66 and 0.75 respectively. The objectives of this study which concern the refinement of the system and the elaboration of an application within an urban area with the InterIMAGE system were fully achieved.

SUMÁRIO

<u> Pág.</u>

LIST LIST LIST 1	A DE FIGURAS A DE TABELAS A DE SIGLAS E ABREVIATURAS INTRODUÇÃO	19
1.1 2	Organização do documento Fundamentação teórica	21 23
2.1 2.2 2.3 2.4 2.4.1 2.5 2.5.1	Classificação da cobertura da terra e do uso do solo Análise Orientada a Objeto Representação do conhecimento para a interpretação de imagens de SR Sistemas de classificação de imagens por AOO O sistema InterIMAGE/TerraAIDA Mineração de dados Seleção de Atributos	23 25 26 29 31 35 36
2.5.2	Árvores de decisão	38 44
Л	Area de estudo	41 10
4		43
4.1 12	Materials	49 51
4.2 121	Ortorretificação das imagens e edição dos dados vetoriais	52
422	Prusão das imagens	53
4.2.3	Classificação da cobertura da terra	54
4.2.3	8.1 Interpretação visual e definição das classes	55
4.2.3	3.2 Segmentação das imagens.	59
4.2.3	3.2.1 Calibração dos parâmetros de segmentação	59
4.2.3	3.2.2 Medida de discrepância	62
4.2.3	B.3 Coleta das amostras	63
4.2.3	8.4 Construção das redes hierárquicas	63
4.2.3	5.5 Mineração de dados para a classificação da cobertura da terra	66
4.2.3	3.5.1 Seleção de atributos	69
4.2.3	3.5.1.1 Seleção de atributos pelo algoritmo RELIEF-F	69 70
4.2.3	8.5.1.2 Seleção de atributos por Ganno de Informação	70
4.2.3	5.5.1.5 Seleção de atributos pelo algoritmo FCBF	/ I 72
4.2.3	5.5.1.4 Seleção de altibulos pelo algontino CFS	73
4.2.4	Classificação do uso do solo	76
4.2.4	1 Definição das classes de uso do solo	77
4.2.4	 2. Criação de relações semânticas entre classes 	82
4.2.4	.3 Geração e análise exploratória de atributos	83

4.2.4	.4 Descrição das classes	35	
4.2.5	Formatação do modelo para a concepção do sistema InterIMAGE	37 _1	
4.2.0	1 Matriz de erros	91 31	
4.2.6	.2 Comparação das classificações	95	
5	Resultados e Discussões	97	
5.1	Segmentação das imagens	97	
5.2	Escolha do modelo de classificação da cobertura da terra)7	
5.3	Descrição das classes de cobertura da terra11	1	
5.4	Descrição das classes de uso do solo11	5	
5.5	Modelo de classificação elaborado no sistema Definiens Developer	21	
5.5.1	Arvore de processos12	21	
5.5.2	Avaliação das classificações	25	
5.5.2	Avaliação das classificações de cobertura da terra	25	
5.5.Z	.2 Avaliação das classificações do uso do solo	16	
5.61	Modelos de classificação da cobertura da terra	16 ¹	
5.6.2	Modelo de classificação do uso do solo	52	
5.6.3	Avaliação das classificações	61	
5.6.3	.1 Avaliação das classificações da cobertura da terra	51	
5.6.3	.2 Avaliação das classificações do uso do solo17	74	
5.7	Comparação das classificações18	33	
6	CONCLUSOES18	87	
6.1	Trabalhos futuros19	92	
APÊI	NDICE A – Atributos usados na descrição das classes de cobertura da		
terra	20	7	
APEI	NDICE B – <i>Rankings</i> de atributos gerados pelos algoritmos de SA para a	l	
separação de algumas classes209			
APÊNDICE C – Funções de pertinência utilizadas na descrição das classes de			
cobe	rtura da terra21	3	

LISTA DE FIGURAS

Figure 4.1. Eluvograma dos passos matodológiaos do trabalho	<u>Pág.</u>
Figura 4.1 – Fluxografila dos passos inclouologicos do trabalito	52 56
definidas	30 56
Figura 4 3 - Representação gráfica da avaliação dos parâmetros de segmentação	60
Fonte: Adaptada de Costa et al. (2008).	60
Figura 4.4 – Representação gráfica da medida de discrepância RBSB	62
Fonte: Adaptada de Costa et al. (2008)	62
Figura 4.5 – Redes hierárquicas de classes elaboradas para a classificação de	64
cobertura da terra (continua).	64
Figura 4.5 – Conclusão.	65
Figura 4.6 – Representação gráfica da construção do modelo de classificação da	68
Figure 4.7 Examples des classes de use de sole definides	08 70
Figura 4.7 – Exemplos das classes de diso do solo definidas	
Figura 4.0 – Relações semanticas citadas entre as classes de cobertura da terra	05 70
pertinência.	87 87
Figura 4.11 – Exemplo de rede semântica para a classificação do uso do solo	90
Figura 4.12 – Desenho de amostras para a avaliação das classificações de cobertura	94
da terra	94
Figura 5.1 – Área-teste, segmentos de referência e resultados dos testes para a classe	99
de segmentação 'Telhados Grandes'	99
Figura 5.2 – Áreas-teste, segmentos de referência e menor discrepância obtida para a	102
segmentação de telhados médios e pequenos	102
Figura 5.3 – Áreas-teste, segmentos de referência e menor discrepância obtida para a	103
segmentação de telhados médios e pequenos	103
Figura 5.4 – Áreas-teste, segmentos de referência e menor discrepância obtida para a	106
classe de segmentação 'Áreas Vegetadas'	106
Figura 5.5 – Exemplos recorrentes de alta densidade e complexidade dos telhados	107
Figura 5.6 – Rede hierárquica utilizada para a descrição das classes de cobertura da	112
terra	112
Figura 5.7 – Análise visual dos atributos selecionados pelos algoritmos de seleção de	114
atributos	114
Figura 5.8 – Funções de pertinência fuzzy utilizadas na descrição das classes de uso	116
do solo	116
Figura 5.9 – Descrição da classe 'Indústrias e Serviços'.	119
Figura 5.10 – Descrição da classe 'Favelas'	120
Figura 5.11 – Árvore de processos do modelo de classificação no sistema Definiens	122
Developer	122
Figura 5.12 – Classificação da cobertura da terra no quadrante Q1 realizada com o	132
sistema Definiens Developer	132
Figura 5.13 – Classificação da cobertura da terra no quadrante Q2 realizada com o	133
sistema Definiens Developer	133
Figura 5.14 – Classificação da cobertura da terra no quadrante Q3 realizada com o siste	ma 134

Definiens Developer	134
Figura 5.15 – Exemplos de erros comuns nas classificações de cobertura da terra.	135
Figura 5.16 – Exemplos de erros comuns nas classificações de cobertura da terra	136
Figura 5.17 – Classificação do uso do solo no quadrante Q1 realizada com o sistema	143
Definiens Developer.	143
Figura 5.18 – Classificação do uso do solo no quadrante Q2 realizada com o sistema	144
Definiens Developer	144
Figura 5.19 – Classificação do uso do solo no quadrante Q3 realizada com o sistema	145
Definiens Developer	145
Figura 5.20 – Redes semânticas utilizadas nas diferentes estruturações do modelo de	146
cobertura da terra	146
Figura 5.21 – Regra BU inserida no nó 'Vegetação'.	148
Figura 5.22 – Regra BU inserida no nó 'Vermelhos'	149
Figura 5.23 – Regra BU inserida no nó 'Outras'	150
Figura 5.24 – Regra BU inserida no nó 'Quadras'	151
Figura 5.25 – Regra BU inserida no nó 'Quadras' do modelo M4.	152
Figura 5.26 – Rede semântica para a classificação do uso do solo no InterIMAGE	154
Figura 5.27 – Regra BU inserida no nó 'Residencial Horizontal de Alto Padrão'	156
Figura 5.28 – Regra de decisão inserida no nó 'Quadras'	158
Figura 5.29 – Classificação da cobertura da terra na área-teste A1 realizada com o	170
sistema InterIMAGE	170
Figura 5.30 – Classificação da cobertura da terra na área-teste A2 realizada com o	171
sistema InterIMAGE 5.37.	171
Figura 5.31 – Classificação da cobertura da terra na área A3 realizada com o sistema	172
InterIMAGE	172
Figura 5.32 – Classificação da cobertura da terra na área-teste A4 realizada com o	173
sistema InterIMAGE	173
Figura 5.33 – Classificação do uso do solo na área A1 realizada com o sistema	179
InterIMAGE	179
Figura 5.34 – Classificação do uso do solo na área A2 realizada com o sistema	180
InterIMAGE.	180
Figura 5.35 – Classificação do uso do solo na área A3 realizada com o sistema	181
InterIMAGE.	181
Figura 5.36 – Classificação do uso do solo na área A4 realizada com o sistema	182
InterIMAGE	182

LISTA DE TABELAS

<u>Pág.</u>

Tabela 4.1 – Resoluções das imagens do sensor QuickBird utilizadas	49
Tabela 4.2 - Métodos e interpoladores avaliados para a escolha do procedimento de fusão da	ıs
imagens	54
Tabela 4.3 – Parâmetros específicos do algoritmo genético.	61
Tabela 4.4 – Categorização de uma classificação a partir do valor do índice Kappa.	94
Fonte: Adaptada de Landis e Koch (1977).	94
Tabela 5.1 – Quadro geral dos testes executados e resultados obtidos na etapa de segmentaçã	ío.
	97
Tabela 5.2 – Parametrizações dos testes e resultados obtidos para a classe de segmentação	
'Telhados Grandes'.	98
Tabela 5.3 – Parametrização dos testes e resultados obtidos para a classe de segmentação	
'Telhados Pequenos e Médios'1	00
Tabela 5.4 – Parametrizações dos testes e resultados obtidos para a classe de segmentação	
'Áreas Vegetadas'1	04
Tabela 5.5 - Critérios de avaliação dos modelos de classificação de cobertura da terra 10	08
Tabela 5.6 – Os sete melhores atributos ranqueados pelos algoritmos de seleção de atributos	
para a classificação de 'Veg. Arbórea' e 'Veg. Rasteira ' 1	13
Tabela 5.7 – Matriz de erros da classificação de cobertura da terra no quadrante Q1 12	29
Tabela 5.8 – Matriz de erros da classificação de cobertura da terra no quadrante Q2 12	30
Tabela 5.9 - Matriz de erros da classificação de cobertura da terra no quadrante Q3 12	31
Tabela 5.10 - Matriz de erros da classificação do uso do solo no quadrante Q1 14	40
Tabela 5.11 - Matriz de erros da classificação do uso do solo no quadrante Q2 14	41
Tabela 5.12 - Matriz de erros da classificação do uso do solo no quadrante Q3 14	42
Tabela 5.13 - Ajustes de limiares realizados na formatação do modelo de classificação do us	ю
do solo com o sistema InterIMAGE 10	61
Tabela 5.14 - Matriz de erros da classificação da cobertura da terra na área-teste A1 10	66
Tabela 5.15 – Matriz de erros da classificação da cobertura da terra na área-teste A2 10	67
Tabela 5.16 - Matriz de erros da classificação da cobertura da terra na área-teste A3 10	68
Tabela 5.17 - Matriz de erros da classificação de cobertura da terra na área-teste A4 10	69
Tabela 5.18 - Matriz de erros da classificação do uso do solo na área-teste A1 1'	77
Tabela 5.19 - Matriz de erros da classificação do uso do solo na área-teste A2 1'	77
Tabela 5.20 - Matriz de erros da classificação do uso do solo na área-teste A3 1'	77
Tabela 5.21 – Matriz de erros da classificação do uso do solo na área-teste A4 1'	78
Tabela 5.22 – Índices KA, EG e variância do índice KA 18	83
Tabela 5.23 - Resultados dos testes estatísticos realizados para a avaliação da equivalência d	la
acurácia das classificações de cobertura da terra1	85

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AD	Árvore de decisão
AG	Algoritmo genético
AOO	Análise Orientada a Objeto
BU	Bottom-Up
CBF	Correlation-Based Filter
EG	Exatidão Global
EP	Exatidão do Produtor
EU	Exatidão do Usuário
FCBF	Fast Correlation-Based Filter
GI	Ganho de Informação
IS	Incerteza Simétrica
KA	Kappa Amostral
KC	Kappa por Classe
SA	Seleção de Atributos
SIG	Sistema de Informação Geográfica
TAC	Telhados de Amianto Claro
TAE	Telhados de Amianto Escuro
ТАМ	Telhados de Amianto Médio
TD	Top-Down
UCD	Uso Clubes Desportivos
UF	Uso Favelas
UIS	Uso Indústrias e Serviços
UMRS	Uso Misto Residências e Serviços
URHAP	Uso Residencial Horizontal de Alto Padrão
URHBP	Uso Residencial Horizontal de Baixo Padrão
URVAP	Uso Residencial Vertical de Alto Padrão
UTD	Uso Terrenos Desocupados
UVS	Uso Vertical de Serviços

1 INTRODUÇÃO

A partir da década de 1970, o Brasil, e mais geralmente os países em vias de desenvolvimento, têm sofrido um intenso processo de urbanização (SCARLATO, 2001). Atualmente, mais da metade da população mundial vive em áreas urbanas e no ano de 2030 esta porcentagem poderá atingir 60% (MOORE et al., 2003). Os países em vias de desenvolvimento são os mais sujeitos aos problemas da urbanização desordenada, pois serão responsáveis por grande parte desta população urbana mundial (KOTTER, 2004). No Brasil, segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, pelo menos 80% da população vive atualmente em áreas urbanas (IBGE, 2002). A cidade, portanto, é e será o lugar onde grande parte dos seres humanos vive suas vidas.

Harvey (1989) e Berman (1982) entendem que, no mundo moderno, moldamos a cidade a nossa imagem e, ao mesmo tempo, somos moldados pela resistência que a cidade oferece quando tentamos impor-lhe nossa forma pessoal. Portanto, a cidade é um reflexo da alma coletiva humana e está associada a muitos de nossos referenciais de como experimentamos a realidade. Sendo a vida na cidade definida por relações econômicas, sociais e culturais altamente dinâmicas e mutáveis ao longo do tempo, o espaço urbano acaba por se tornar objeto de um processo constante de produção, obsolescência, destruição e reprodução de seu espaço (BERMAN, 1982). Isto faz com que o planejamento urbano e, mais especificamente, o planejamento do espaço urbano, tenha o papel de suma importância de regulamentar e monitorar a construção e reconstrução do espaço urbano, prevenindo a cidade de alguns dos efeitos potencialmente desastrosos desta urbanização em rápido crescimento e em ritmo vertiginoso de mudança, interferindo assim diretamente em nossas vidas.

Neste contexto, o sensoriamento remoto (SR) é uma ferramenta muito pertinente e eficaz, pois pode prover informações em resolução espacial e temporal compatíveis com o processo dinâmico de mutação e expansão do espaço urbano (JENSEN, 2007; NIEBERGALL et al., 2007). Diversos agentes

19

e entidades públicas e privadas utilizam (ou poderiam utilizar) dados de SR, tais como: órgãos públicos de administração municipal encarregados do zoneamento e regulamentação do uso do solo; órgãos de segurança e de defesa civil responsáveis pela prevenção e mitigação de danos ambientais ou antrópicos; secretarias municipais e estaduais de transportes encarregadas da manutenção e expansão das redes de locomoção dentro da cidade; empresas públicas e privadas de infra-estrutura urbana (saneamento básico, telefonia, cabeamento etc.) que necessitam prever onde ocorrerão novas demandas; agentes e empreendedores imobiliários que agem conforme a lógica e as tendências mercadológicas, entre outros usuários e aplicações (JENSEN e HODGSON, 2004).

Contudo, a crescente disponibilidade de dados de sensoriamento remoto com resolução espacial capaz de viabilizar essa diversidade de aplicações (EHLERS, 2007) contrasta com a escassez e dificuldade de acesso a ferramentas eficazes de análise destes dados. Sistemas comerciais de análise de imagens por abordagem orientada a objetos como o eCognition e, mais recentemente, o *Definiens Developer* (DEFINIENS, 2007), são hoje o estado da arte deste campo de pesquisa e têm sido usados amplamente em aplicações urbanas. Entretanto, as principais desvantagens do uso destes sistemas são: o alto custo de suas licenças de uso, as limitações de sua concepção de análise da imagem (BÜCKNER et al., 2001) e o fato destes sistemas serem de código fechado, o que impede o usuário de incrementar o sistema e de conhecer exatamente o funcionamento dos algoritmos que o compõem. A comunidade científica, portanto, sente-se com a incumbência de desenvolver e democratizar sistemas mais flexíveis e potentes para a análise de imagens que possam ser utilizados de forma operacional na prática do planejamento urbano.

O sistema computacional de interpretação de imagens InterIMAGE (InterIMAGE, 2009) é um sistema de acesso livre e código aberto que possui uma concepção de análise da imagem altamente flexível e de muitas potencialidades, permitindo a inserção na análise de dados de diferentes fontes

20

e resoluções e de operadores de processamento de imagem customizados pelo usuário. Esta flexibilidade na interpretação automática de imagens e a gratuidade do acesso ao sistema fazem do InterIMAGE uma ferramenta muito pertinente para uma diversidade de aplicações.

Assim, o objetivo geral desta pesquisa é a elaboração de um modelo de mapeamento da cobertura da terra e de interpretação do uso do solo urbano por quadra, usando dados do sensor orbital de alta resolução espacial *QuickBird* (DigitalGlobe, 2008) e o sistema de interpretação de imagens InterIMAGE.

Para atender ao objetivo geral, os seguintes objetivos específicos foram definidos:

- a) Explorar conceitualmente e empiricamente dois sistemas inovadores de interpretação automática de imagens por análise orientada a objeto, a saber, o sistema *Definiens Developer* e o sistema InterIMAGE.
- b) Avaliar a aplicabilidade de algoritmos de aprendizado por máquina na calibração automática de parâmetros de segmentação e descrição automática das classes de cobertura da terra quanto a atributos e limiares.
- c) Representar em termos computacionais (regras, atributos e funções de pertinência) de forma clara, simples e eficaz o conhecimento e o raciocínio humano aplicado na interpretação automática do uso do solo urbano por quadra.

1.1 Organização do documento

Este documento está organizado em 6 Capítulos. No Capítulo 2, são abordados conceitos teóricos e trabalhos relacionados aos principais campos do conhecimento explorados nesta pesquisa. No Capítulo 3, é apresentada a

área de estudo e justificada a sua escolha para a pesquisa realizada. Os dados, aplicativos computacionais e a organização e descrição dos passos metodológicos aplicados ao longo do trabalho estão demonstrados no Capítulo 4. O Capítulo 5 apresenta, analisa e discute todos os resultados obtidos e as principais tomadas de decisão e, por último, as considerações finais e perspectivas para trabalhos futuros são apresentadas no Capítulo 6.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Classificação da cobertura da terra e do uso do solo

Muitos dos trabalhos que usam dados de sensoriamento remoto para a produção de mapas empregam legendas ambíguas em relação aos conceitos de cobertura da terra do e uso do solo.

Entende-se por cobertura da terra a caracterização dos objetos da superfície terrestre em termos de suas propriedades biofísicas, físicas e químicas que exibem uma relação própria de interação energia-matéria, ou seja, um padrão mais ou menos definido de reflectância (BARNSLEY et al., 2001; PRADO, 2009). Através de atributos espectrais, de textura, de forma e contexto, as técnicas de SR permitem a extração direta de informações e o mapeamento da cobertura da terra. A informação de cobertura da terra pode ser muito valiosa para diversos estudos e análises do ambiente urbano, tais como: mapeamento de áreas verdes para avaliação da qualidade ambiental e conforto (GRIMMOND, 2007); estudos de ilha de calor e do fluxo de energia para a caracterização da camada-limite urbana (VOOGT; OKE, 1997); espacialização da impermeabilidade como insumo à modelagem de escoamento superficial (SCHULTZ, 1988), dentre outras aplicações.

Já o uso do solo está associado às práticas sociais, econômicas e culturais que ocorrem naquela área (DI GREGÓRIO, 2005). Pode-se dizer que o uso do solo resulta de um tipo de atividade social com um tipo de edificação (DEÁK, 1985). Portanto, o solo admite uma variedade tão grande de usos quanto as atividades da própria sociedade. Isto faz com que categorias ou classes de uso do solo devam ser criadas principalmente com a finalidade de classificação das atividades e tipos de assentamento para efeito de sua regulação e controle através de leis de zoneamento, ou leis de uso do solo (DEÁK, 1985; DEÁK, 2001). Junto com a construção de infra-estruturas, as leis e a regulamentação do uso do solo constituem os principais meios de intervenção do Estado na organização espacial da cidade.

No município de São Paulo (SP), os mapas oficiais de uso do solo em área urbana são feitos por quadra a partir de dados do registro de cadastro imobiliário, melhorias em infra-estrutura e implantação de unidades habitacionais pelo poder público e de dados de tendência mercadológica (do mercado formal) de uma empresa de caráter oficial (PMSP, 2009a). A classificação do uso do solo por quadra é pertinente, pois este elemento de análise constitui o instituto jurídico pelo qual se realiza a primeira e mais importante etapa de construção do tecido urbano, que é a urbanização. As quadras definem a localização precisa das edificações que serão construídas nas mesmas, em conformidade com o plano diretor.

As técnicas de SR permitem a caracterização e classificação dos objetos do ponto de vista físico e espacial, mas apenas indiretamente, e com certo grau de subjetividade e imprecisão, possibilita a obtenção de informações sobre estas práticas sociais e dinâmicas que ocorrem no território e que caracterizam o uso do solo. Esta limitação se dá justamente pelo fato de o uso do solo envolver informações abstratas e também subjetivas e que não têm nenhuma expressão espacial ou espectral clara. Entretanto, segundo Santos (2003), a natureza do funcionamento da cidade, e mais geralmente do território, ocorre através de "fluxos e fixos", onde os fluxos são as dinâmicas de natureza social, cultural e, talvez especialmente econômica, e os fixos são as edificações e construções, conseqüências destes fluxos. Evidentemente, a relação entre fluxos e fixos é de intrínseca influência recíproca. Deduz-se daí que, através da informação de cobertura da terra (os fixos), podemos obter informações relacionadas à certos fluxos associados ao uso do solo (HOFMANN et al., 2008).

Segundo Jensen (2007), o mapeamento de uso e cobertura da terra em áreas urbanas para o Nível III e IV do *United States Geological Survey* (USGS), que corresponde semanticamente com as classes da PMSP, requer no mínimo uma resolução temporal de 3 a 5 anos, resolução espacial de 1 a 5 metros e resolução espectral da faixa do azul à do infravermelho próximo, o que torna o sensor do satélite *QuickBird-2* capaz de ser utilizado neste tipo de aplicação.

Algumas propostas de legendas e metodologias de mapeamento automático estritamente da cobertura da terra em cidades brasileiras a partir de sensores desta classe de resolução espacial e espectral podem ser encontradas em Pinho (2005), Pinho et al. (2007) e Araújo (2006; 2007). Quanto ao uso do solo, de forma similar à metodologia que se propõe nesta pesquisa, Hofmann et al., (2008) e Kux et al. (2009) conseguiram discernir quadras com ocupação informal através de uma metodologia de classificação em dois níveis, no qual o nível das quadras foi classificado quanto ao uso do solo com base em atributos relacionados à classificação de cobertura da terra no nível inferior.

Atualmente, as metodologias elaboradas para o mapeamento automático, seja da cobertura da terra ou do uso do solo utilizando imagens de sensoriamento remoto de alta resolução, baseiam-se, devido a uma série de potencialidades, no paradigma da análise orientada a objeto (AOO).

2.2 Análise Orientada a Objeto

A AOO é um paradigma de modelagem e classificação criado nos anos de 1980 com o objetivo de aproximar o mundo computacional do mundo real. A AOO organiza a análise utilizando-se de métodos que fazem parte do modo de pensar humano (RUMBAUGH et al., 1991). Estes métodos de organização baseiam-se em conceitos inerentes à nossa aprendizagem desde a infância, quais sejam: o Objeto, o Atributo, a Classe, os Membros, o Todo e as suas partes componentes (COAD ; YOURDON, 1992; FICHMAN e KEMERER, 1992).

Em termos computacionais, um objeto representa um ente do mundo real e possui um nome, atributos e operações associados. Um objeto é a instanciação de uma classe. Tudo o que se pode fazer com um objeto deve estar especificado em uma classe, a qual descreve as características e o comportamento dos objetos pertencentes a ela através de operações e mensagens (COAD ; YOURDON, 1992). Operações são métodos aplicados

sobre um objeto e que contêm controles e construções de procedimentos invocados por uma mensagem, ou seja, um pedido para que o objeto execute uma de suas operações. As mensagens definem os relacionamentos e interações que as classes têm entre si (COAD ; YOURDON, 1992).

A estrutura da distribuição de mensagens em uma AOO se materializa através do diagrama de classes. O diagrama de classes é essencialmente a estrutura da abstração de um problema do mundo real em termos de solução em uma AOO. Um diagrama de classes relaciona as classes entre si através de quatro diferentes tipos de relacionamentos: Associação, Generalização, Agregação, Dependência (COAD ; YOURDON, 1992; JACOBSON et al., 1992). A associação permite especificar que objetos de uma classe se comunicam com objetos de outra classe. A generalização é o relacionamento da herança de operações (código e estrutura de dados) de uma classe geral (superclasse) para uma classe específica (subclasse). A agregação é uma forma de representar que um objeto é em parte composto por outro, em uma relação todo-parte. A dependência indica que uma mudança no elemento independente afetará o elemento dependente (FICHMAN ; KEMERER, 1992; JACOBSON et al., 1992).

2.3 Representação do conhecimento para a interpretação de imagens de SR

A interpretação automática de imagens de sensoriamento remoto parte de uma contradição inexorável: ao mesmo tempo em que o objetivo é processar automaticamente o conhecimento sobre uma imagem, este mesmo conhecimento deve ser fornecido, formalizado e, em muitos casos, atualizado por um especialista humano (PAHL, 2008).

A AOO é atualmente a forma mais completa e integrada de se representar em termos computacionais o conhecimento de um especialista humano para a interpretação automática de imagens de SR. Nos sistemas de análise de imagens por abordagem orientada a objeto, a solução do problema, ou seja, a

interpretação da imagem, pode ser representada através de dois tipos de conhecimento: conhecimento implícito e conhecimento explícito (PAHL, 2008).

O conhecimento implícito é a construção procedural específica para a detecção de certa classe na imagem. No caso, tal construção procedural consiste em alguma rotina de processamento da imagem, envolvendo, normalmente, procedimentos de segmentação, seleção e classificação, ou álgebras e limiarização de imagens, ou ainda a aplicação de algum algoritmo customizado para a detecção de objetos específicos, como estradas ou prédios, por exemplo. Sabe-se o que o algoritmo faz, mas pode-se ou não saber como ele faz, pois se trata de um conhecimento codificado dentro de um programa. Este tipo de conhecimento se refere mais a uma tarefa específica realizada por um algoritmo do que a representação da solução do problema geral (PAHL, 2008). Pode-se associar, portanto o conhecimento implícito ao conceito de operação em AOO.

O conhecimento explícito representa as soluções alternativas para uma dada tarefa. Entre estas soluções, indicadas explicitamente através de um diagrama de classes, o sistema deve escolher a mais adequada por meio de alguma função. O conhecimento explícito, por sua vez, pode ser discriminado entre conhecimento declarativo e conhecimento de procedimento, dependendo dos tipos de mensagens transmitidas entre as classes (PAHL, 2008; COSTA, 2009). O conhecimento declarativo descreve as relações entre os objetos do mundo real, como em uma rede semântica. Utiliza-se para tanto de mensagens de associação e de agregação, além da generalização. Já o conhecimento de procedimento de procedimento de procedimento de intere de tergras aplicadas em alguma ordem seqüencial, como em uma rede hierárquica de atributos ou uma regra de decisão, por exemplo (PAHL, 2003).

Em sistemas de AOO de imagens de SR, o diagrama de classes, portanto, assume estas duas formas, as quais definem o conhecimento explícito: a rede hierárquica e a rede semântica. As redes hierárquicas se referem ao compartilhamento de operações entre classes genéricas e específicas com base em uma hierarquia. Por isto se utilizam da generalização como tipo de relacionamento entre as classes. Isto permite uma redução substancial de repetições na descrição das classes, assim como o refinamento do trabalho ao longo da análise (COAD ; YOURDON, 1992). A rede hierárquica fundamentalmente define como o problema geral será particionado em subproblemas com vistas a facilitar a resolução através de regras do tipo 'Se, Então' (RUMBAUGH et al., 1991). Já na rede semântica, as relações entre classes gerais e específicas podem ser tanto hierárquicas como topológicas (MOORE, 2000; BITTENCOURT, 2006).

A peculiaridade da aplicação de AOO para a interpretação de imagens de SR está no fato de a cena e, conseqüentemente, a imagem, ser uma entidade espacial, o que implica que as redes hierárquica e semântica serão estruturadas a partir da escala de análise da imagem. Sendo o conhecimento explícito o modelo teórico e conceitual de abstração e resolução do problema através de uma estrutura hierárquica de classes, os sistemas de AOO aplicado a imagens de SR podem se utilizar de duas abordagens básicas de seqüência da análise em relação à escala:

- solução de problemas parciais, que combinados fornecem a solução geral do problema. O trabalho assim avança do específico para o geral;
- tenta-se reconhecer as estruturas maiores de um problema e refinálas, na expectativa de que os problemas parciais em um certo momento serão tão pequenos que permitirão uma solução mais fácil ou mesmo desaparecerão.

Em termos práticos, isto significa que o processamento da imagem começará baseando-se na estrutura de conhecimento explícito de baixo para cima (abordagem específica) ou de cima pra baixo (abordagem generalista) em relação à escala.

Sistemas de interpretação de imagens baseados em AOO como o *Definiens Developer* e o InterIMAGE se utilizam destas formas de representação do conhecimento e estratégia de análise de diferentes maneiras, mas sob a mesma lógica subjacente. Ou seja, o conhecimento implícito está presente nos algoritmos de processamento de imagens (segmentação e classificação basicamente) e o conhecimento explícito se encontra na forma de redes semânticas e hierárquicas no caso do *Definiens Developer* e de redes semânticas e regras de decisão no InterIMAGE.

2.4 Sistemas de classificação de imagens por AOO

Sistemas de interpretação de imagens baseados em AOO são aqueles que dispõem de funcionalidades de representação do conhecimento humano baseadas nos princípios e conceitos da AOO (WITLOX, 2005). A interpretação de uma imagem nestes sistemas envolve três pilares básicos: (1) a estruturação das relações semânticas e de herança de atributos entre as classes, dada pela rede semântica e pela rede hierárquica respectivamente, (2) a geração de elementos de análise, os chamados objetos, geralmente gerados por um processo de segmentação e (3) a descrição das classes quanto a atributos, limiares, funções de pertinência *fuzzy* e regras de agregação dos valores de pertinência (BENZ et al., 2004).

A geração de objetos se refere ao procedimento de segmentação que consiste na obtenção das unidades elementares de análise. Sendo os segmentos polígonos, atributos não só espectrais que consideram estatísticas descritivas dos números digitais dos pixels de um objeto, mas também atributos de textura, de forma e de relações topológicas podem ser explorados na descrição das classes. Opcionalmente e/ou em complementação a segmentação, os objetos também podem ser gerados pela importação de dados de um Sistema de Informação Geográfica (SIG).

29

Quanto à descrição das classes, estes sistemas permitem a utilização de regras booleanas (CÂMARA et al., 2004) e de lógica *fuzzy* para a definição da pertinência dos objetos em relação às classes. Ou seja, cada atributo utilizado na descrição de uma classe pode conter uma limiarização booleana simples (0 ou 1) ou uma função *fuzzy* que atribui valores de pertinência entre 0 e 1 para os valores de um atributo (ZADEH, 1996). Muitos trabalhos examinaram a utilidade de funções *fuzzy* de pertinência na classificação e atestaram que a associação de uma entidade geográfica a várias classes em graus variáveis de pertinência diminui a perda de informação no processo de classificação (BURROUGH, 1989; WUEST ; ZHANG, 2009; SHACKELFORD, 2003).

Os valores de pertinência retornados pelas funções fuzzy de cada atributo que descreve uma classe podem ser agregados por diversos operadores de agregação, sendo eles: mínimo, máximo, média, produto e outros customizados (BENZ et al, 2004). Especialmente o "agregador" pertinência 'máximo' permite que mais de uma descrição para uma dada classe possa ser criada. Isto permite a descrição de individualidades dentro de um grupo homogêneo, ou seja, uma classe pode ser conceituada por uma pluralidade de descrições em termos de diferentes atributos e funções *fuzzy* de pertinência. Esta potencialidade, junto com o fato dos operadores de agregação de pertinências poderem ser organizados em uma rede estrutural em cascata, permite descrições múltiplas, flexíveis e complexas das classes, emulando em termos computacionais o mais fielmente possível as abstrações conceituais que um analista humano teria sobre as classes da aplicação de interesse.

Estas vantagens combinadas fazem com que a AOO ultrapasse as limitações de generalizações e reduções determinísticas, chegando-se assim o mais próximo possível de uma interpretação tipicamente humana de uma imagem de satélite para cada aplicação de interesse. Por isso, a abordagem baseada em conhecimento tem sido defendida como a mais adequada para a análise de dados de sensores com alta resolução espacial, especialmente em cenas de áreas urbanas onde a complexidade e heterogeneidade dos alvos e de suas

relações de contexto tornam as abordagens convencionais inviáveis, tanto pelos resultados imprecisos como pelo tempo de processamento (SCHIEWE ; TUFTE, 2007; LANG, 2008).

2.4.1 O sistema InterIMAGE

O InterIMAGE é um sistema de domínio público e código aberto para a interpretação de imagens baseado em conhecimento. Desenvolvido pelo Departamento de Engenharia Elétrica da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-Rio) e pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), o InterIMAGE baseia-se no sistema alemão GeoAIDA (BUCKNER et al., 2001), programa do qual herdou a estrutura de conhecimento, o design e os mecanismos de controle (COSTA et al., 2007; COSTA, 2009).

A estratégia de interpretação de uma imagem no InterIMAGE baseia-se numa rede semântica, que representa a relação semântica dos objetos que se espera encontrar na imagem bem como a descrição hierárquica da resolução do problema de sua interpretação. Cada nó da rede semântica representa um conceito do mundo real e cada arco representa a relação entre os nós.

A interpretação da imagem no InterIMAGE é feita em duas etapas: etapa *Top-Down* (TD) e a etapa *Bottom-Up* (BU). Na etapa TD, o sistema percorre a rede semântica de cima para baixo executando os chamados operadores holísticos. Os operadores holísticos são programas executáveis especializados na detecção de certo conceito da rede semântica. Para a detecção destes conceitos, os operadores holísticos utilizam tarefas de processamento de imagem, tais como segmentação, extração de atributos e classificação, ou simplesmente podem importar dados vetoriais provenientes de um SIG. Os operadores holísticos (ou operadores TD) atualmente estão sendo desenvolvidos pela equipe de programação do sistema InterIMAGE e pelo projeto TerraAIDA (INPE, 2009a). O projeto TerraAIDA tem por objetivo a construção e o suporte à construção por parte de usuários externos, de

operadores holísticos a serem utilizados no sistema InterIMAGE com base na biblioteca de algoritmos de processamento de imagens TerraLib (INPE, 2009b).

Quando um operador holístico é executado, ele gera uma lista de hipóteses também organizada em uma rede, cujos nós correspondem a regiões geográficas da imagem (Figura 2.1). Estas hipóteses se configuram em máscaras que serão processadas por operadores inseridos nos nós-filho do nó em questão. Nós sem operadores holísticos apenas passam as máscaras recebidas do nó pai. Este processo ocorre até se atingir os nós-folha da rede semântica. Aí, o processo se inverte e começa a etapa BU.



Figura 2.1 - Esquema de funcionamento de um operador holístico *Top-Down*. Fonte: Adaptada de Pahl (2008).

Fundamentalmente, a etapa BU é encarregada de três tarefas: (1) validar ou descartar as hipóteses (máscaras) geradas na etapa TD, (2) resolver possíveis conflitos espaciais entre as hipóteses e (3), se necessário, remodelar geometricamente as hipóteses. Na etapa BU, o sistema percorre a rede semântica de baixo para cima, inicialmente resolvendo os conflitos espaciais, decorrentes do fato de que, na etapa TD, dois ou mais nós podem ter sido associados a uma mesma região geográfica da cena. Esta solução pode

ocorrer de acordo com a definição pelo usuário, por uma das seguintes três formas: (1) atribuição supervisionada de pesos para cada conceito (ganha o conflito o conceito com maior peso), (2) seleção de hipóteses por regras e atribuição supervisionada de pesos para as hipóteses de cada conceito e (3) atribuição de pesos para as hipóteses de acordo com funções fuzzy de pertinência. O descarte de hipóteses ocorre quando sua região geográfica correspondente tem intersecção total com outra hipótese do qual perde o conflito espacial ou quando os nós-filho de um conceito associado a uma hipótese não geram nenhuma hipótese, impossibilitando a hipótese do nó-pai de ser validada estruturalmente. Note-se que uma hipótese também pode ser descartada quando hipóteses associadas aos seus nós-filho são descartadas na resolução de conflitos espaciais. Finalmente, a solução de conflitos espaciais e o descarte de hipóteses podem gerar remodelagens na forma geométrica das hipóteses do nível acima da rede semântica, acarretando a este nível pai um novo cenário de hipóteses e conflitos espaciais (número menor de ambos). Na etapa BU, cada nó é tratado pelo seu nó-pai, assim todos nós da rede semântica podem estar associados a operadores holísticos TD e a regras de decisão BU, exceto os nós-folha, que não contêm operadores BU.

As regras de decisão BU podem ser definidas pelo usuário através da edição de uma árvore estrutural de decisão na interface gráfica do programa ou podem ser programadas na linguagem Notação Reversa Polonesa no console de código do InterIMAGE.

Na etapa TD, o sistema é tão somente encarregado de gerenciar a execução de operadores holísticos que são programas externos. O sistema apenas gerencia a execução destes executáveis e transmite as máscaras (regiões geográficas) retornadas por eles através da rede semântica. Sendo programas executáveis externos programados em qualquer linguagem, os operadores holísticos TD podem processar qualquer tipo de imagem e em qualquer resolução, desde que estejam devidamente registradas. Isto atribui ao

InterIMAGE também a capacidade de análise de múltiplos sensores em um mesmo projeto.

A Figura 2.2 mostra o esquema geral de análise do InterIMAGE. Como insumos ao sistema, o usuário deve definir as imagens e vetores que serão tratados na análise, construir o modelo de conhecimento explícito representado pela rede semântica e inserir operadores TD e regras de decisão BU nos nós da rede semântica (quadros à esquerda e acima). Ao longo do processo de análise, o InterIMAGE gera uma rede de hipóteses decorrente da transmissão das máscaras na etapa TD e, através das regras de decisão que valida e descarta hipóteses, uma rede de instâncias na etapa BU. O resultado final é uma rede final de instâncias validadas e um mapa temático em tantos níveis quanto aqueles da rede semântica.



Figura 2.2 – Esquema representativo do processo de interpretação de uma cena no InterIMAGE. Fonte: Adaptada de Pahl (2008).
2.5 Mineração de dados

Mineração de dados, ou aprendizado por máquina, é a aplicação de algoritmos computacionais sobre uma base de dados com o intuito de abstrair conhecimentos novos e úteis. Estes algoritmos são fundamentados em técnicas que procuram, segundo determinados paradigmas, explorar os dados de forma a produzir modelos de conhecimento. Modelos de conhecimento expressam padrões de comportamento nos dados que podem ser extrapolados para a classificação ou tomada de decisão em dados diferentes dos usados na tarefa de aprendizado, formalizando assim um conhecimento real sobre certo fenômeno (WITTEN ; FRANK, 2005).

Muitos trabalhos demonstram o poder de desempenho de técnicas de aprendizado por máquina, em particular árvores de decisão e redes neurais, ao se trabalhar com dados de alta dimensionalidade (GAHEGAN, 2003). O interesse crescente em técnicas de aprendizado por máquina pode ser atribuído a muitos fatores, entre eles: por serem de natureza não-paramétrica, conseguem lidar bem com ruídos e ausência de dados com diferentes tipos de variáveis (nominal e numérica) (HASTIE et al., 2001; LAWRENCE ; WRIGHT, 2001); exigem poucos recursos computacionais mesmo com bancos de dados grandes e complexos (FOODY, 2003); os usuários podem detectar variáveis de maior importância relativa na contribuição para a acurácia da classificação (FOODY ; ARORA, 1997) e são flexíveis, podendo ser adaptados para o aumento de desempenho em problemas de diferentes natureza (GOPAL et al., 1999). Embora promissoras, estas constatações ainda não foram provadas de forma convincente no contexto da classificação de cobertura da terra por imagens de SR (ROGAN et al., 2008), mesmo havendo evidências de que algoritmos de aprendizado por máquina sejam mais acurados e eficientes em bancos de dados grandes do que métodos paramétricos convencionais, como o classificador de máxima-verossimilhança, por exemplo (KASISCHKE et al., 2004; OLTHOF et al., 2004).

A escolha de algoritmos de mineração de dados a serem aplicados deve levar em conta os tipos de variáveis envolvidas e a inteligibilidade do modelo de conhecimento gerado. Quanto à forma de aprendizado do algoritmo, este pode ser de dois tipos: (1) supervisionado, em que o modelo de conhecimento é abstraído a partir de um conjunto de treinamento e avaliado a partir do conjunto de teste e (2) não-supervisionado, em que não existe a informação de saída desejada, e os algoritmos partem dos dados procurando estabelecer relacionamento entre eles (WITTEN ; FRANK, 2005; GOLDSCHMIDT ; PASSOS, 2005).

Tarefas de mineração de dados normalmente envolvem as seguintes etapas: definição dos dados de referência, transformação dos dados (normalmente discretização e tratamento de valores ausentes), filtragem da informação, detecção de padrões nos dados e, finalmente, obtenção de conhecimento exportável (GOLDSCHMIDT; PASSOS, 2005).

Na geração de um modelo de conhecimento, diferentes algoritmos de mineração de dados podem ser combinados nas etapas de pré-processamento e processamento dos dados. A combinação dos algoritmos irá influenciar na qualidade do resultado final (GOLDSCHMIDT ; PASSOS, 2005). Uma combinação comum é a aplicação de um algoritmo de classificação, tais como árvore de decisão ou redes neurais, precedido por algum algoritmo de seleção de atributos (YU ; LIU, 2003; HALL, 1999; HALL, 2000). Em problemas complexos de diversas naturezas que envolvem busca e otimização de soluções, algoritmos genéticos têm sido utilizados amplamente e com sucesso.

2.5.1 Seleção de Atributos

Técnicas de seleção de atributos (SA) são usadas para a escolha de um subgrupo ótimo de atributos reduzido a partir do grupo original com base em heurísticas e critérios de avaliação (KOHAVI ; JOHN, 1997). Freqüentemente, a SA é feita antes da aplicação de algum algoritmo de aprendizado por máquina com o intuito de remover atributos irrelevantes e redundantes, aumentando

assim, através da redução da dimensionalidade, a eficiência, desempenho e acurácia de tarefas de aprendizado (BLUM ; LANGLEY, 1997; DASH ; LIU, 1997; KOHAVI ; JOHN, 1997).

Recentemente, tais técnicas tornaram-se pertinentes pelo grande aumento dos bancos de dados, tanto em linha quanto em colunas, sendo a existência de informação redundante e irrelevante fator que pode degradar significativamente o desempenho de algoritmos de aprendizado (HALL, 1999).

Algoritmos de SA podem ser divididos em seleção por filtro (*filter*) ou os chamados *Wrappers* (DAS, 2001; KOHAVI ; JOHN, 1997). Os algoritmos de seleção por filtro baseiam-se nas características gerais dos dados de treinamento (amostras) e não envolvem nenhum algoritmo de aprendizado. Já os *Wrappers* se utilizam de algum algoritmo de aprendizado para a seleção e usam seu desempenho para avaliar e determinar quais atributos serão selecionados. Portanto, os *wrappers*, além de computacionalmente mais custosos, tendem a dar preferência à seleção de atributos mais compatíveis com o algoritmo de aprendizado utilizado (LANGLEY, 1994).

Quando o número de atributos é muito grande, a seleção por filtro é a escolha mais adequada devido a sua eficiência computacional e menor tempo de processamento (YU ; LIU, 2003). Os algoritmos de SA por filtro podem ser divididos em dois grupos: aqueles que procuram um subgrupo ótimo de atributos e aqueles que avaliam individualmente os atributos e os graduam quanto à relevância deles em relação aos conceitos alvos (classes) (BLUM ; LANGLEY, 1997; KOHAVI ; JOHN, 1997). Esta relevância dos atributos para a separação das classes pode ser obtida por diferentes medidas e heurísticas.

Hall (1999) e Kohavi e John (1997) argumentam que na SA, não só a relevância deve ser considerada, mas também a redundância entre os atributos por também afetar a velocidade e a acurácia de algoritmos de aprendizado, devendo, portanto, ser eliminada.

37

Algoritmos de SA que procuram um subgrupo de atributos são guiados por alguma medida de avaliação de cada subgrupo. Um subgrupo ótimo (ou próximo de ótimo) é definido quando a operação do algoritmo acaba. Algumas medidas de avaliação de subgrupos como a medida de consistência (DASH et al., 2000) e a medida de correlação proposta por Hall (1999) são eficientes em remover tanto atributos irrelevantes quanto redundantes. A medida de consistência procura um subgrupo com o mínimo possível de atributos que tenham consistência equivalente ao grupo total de atributos para a resolução do problema. No entanto, o tempo de aplicação desta medida é exponencial em termos da dimensionalidade dos dados (YU ; LIU, 2003).

A medida de correlação, como o nome sugere, mede a correlação entre atributos e entre os atributos e as classes de interesse. Existem duas abordagens para medir a correlação entre duas variáveis. Uma é baseada na correlação linear clássica (coeficiente de correlação) (NETTER ; WASSERMAN, 1974), e a outra, na Teoria da Informação. A primeira exige que todas as variáveis sejam numéricas e pressupõe que a correlação entre as variáveis seja linear, o que nem sempre é verdade. Para problemas que exigem medir a correlação entre variáveis numéricas e nominais (como no caso entre atributos e classes de cobertura da terra) e que se deseje detectar possíveis correlações não-lineares, medidas baseadas na Teoria da Informação, como a entropia, devem ser usadas (YU ; LIU, 2003).

2.5.2 Árvores de decisão

Árvores de decisão (AD) se enquadram na categoria de algoritmos supervisionados de mineração de dados, ou seja, a aprendizagem do modelo é baseada em amostras de treinamentos, cuja informação da classe a qual pertence cada amostra é fornecida pelo usuário.

Alguns dos principais métodos de mineração de dados são baseados na construção de ADs a partir das bases de dados (WITTEN ; FRANK, 2005). Em geral, a construção de uma AD é realizada segundo alguma abordagem

38

recursiva de particionamento da base de dados (GOLDSCHMIDT ; PASSOS, 2005). Em uma AD, cada nó interno da árvore representa uma decisão sobre um atributo, que determina como os dados são particionados pelos seus nósfilho.

Inicialmente, a raiz da árvore contém toda a base de dados com exemplos misturados das várias classes. Um ponto de separação é escolhido como sendo a condição que melhor separa ou discrimina as classes. Tal ponto de separação é definido sobre um atributo e separa a base de dados em dois ou mais conjuntos que são associados cada um a um nó filho. Cada nó-filho, por sua vez, abrange um particionamento que será novamente particionado até que nos nós-folha da árvore os registros pertençam inteiramente ou predominantemente a uma mesma classe (FRIEDL ; BRODLEY 1997; GOLDSCHMIDT ; PASSOS, 2005).

Ao final, obtém-se uma estrutura hierárquica de regras em forma de limiarização de atributos, que pode ser aplicada sobre a base de dados completa para a realização da tarefa de classificação. Após a geração da árvore, pode-se "podá-la", ou seja, uma ou mais regras podem ser descartadas sem que se mude o grupo de amostras nos nós-folha. O resultado assim se torna simplificado em termos de regras de classificação (HUANG ; JENSEN, 1997; HASTIE et al., 2001).

Algoritmos de AD são preditivos, pois suas tarefas desempenham inferências nos dados com o intuito de fornecer previsões ou tendências gerais em outras bases de dados (HALL, 1999; QUINLAN, 1993). Além disto, a descrição do conhecimento gerado por estes algoritmos é inteligível, explícito e de fácil interpretação (LAWRENCE ; WRIGHT 2001).

ADs emergiram recentemente como uma alternativa interessante como método de classificação, podendo gerar resultados mais acurados do que redes neurais e classificação por máxima-verossimilhança, quando aplicadas a imagens multiespectrais de SR (MAHESH ; MATHER, 2003). ADs oferecem

vantagens em relação a outros métodos de classificação no sentido de poderem processar dados medidos em diferentes escalas e de não envolverem nenhuma suposição sobre a distribuição de freqüência dos dados. Além disto, árvores de decisão são rápidas de serem geradas, necessitando menos tempo de processamento em relação a redes neurais (MAHESH ; MATHER, 2003). Hansen et al. (1996), Wessels et al., (2004) e Rogan et al., (2008) são alguns dos poucos trabalhos que utilizaram ADs para mapeamento da cobertura da terra. No geral, os resultados de acurácia obtidos são de qualidade boa. Por outro lado, a desvantagem do uso de ADs é que quando são grandes demais, podem ser difíceis de serem atualizadas e podem conter regras excludentes e conflitantes entre si.

Dos algoritmos de classificação por AD, o C4.5 (QUINLAN, 1993) é talvez o mais aceito e utilizado pela comunidade científica, sendo também um dos mais tradicionais. O C4.5 procura abstrair ADs a partir de uma abordagem recursiva de particionamento da base de dados se utilizando, para tanto, de conceitos e medidas da Teoria da Informação (GOLDSCHMIDT ; PASSOS, 2005). Plataformas como Weka (WEKA, 2009) e o GeoDMA (GEODMA, 2009) possuem implementado o C4.5 e estão gratuitamente acessíveis através da Internet.

3 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo originalmente definida para esta pesquisa está delimitada pelas seguintes coordenadas geográficas: S 23° 38' 33", W 46° 24' 47", S 23° 35' 58" e W 46° 41' 35" W. Esta área de aproximadamente 25 km² compreende partes dos distritos de Vila Sônia, Vila Andrade, Morumbi, Santo Amaro e Itaim Bibi. A Figura 3.1 mostra a imagem da área de estudo adquirida pelo sensor *QuickBird* em 30.03.2002, e a Figura 3.2 apresenta o mapa de uso do solo elaborado pela PMSP (2009a) referente ao ano de 2007.

Observa-se na imagem do sensor *QuickBird* (Figura 3.1) a existência de diferentes padrões de urbanização que resultam em diferentes tipos de uso do solo (Figura 3.2). Ao todo, dezesseis classes de uso do solo ocorrem na área de estudo. As classes de uso do solo de maior predominância são 'Residencial Horizontal de Médio/Alto Padrão' e 'Residencial Vertical de Médio/Alto Padrão'. Encontram-se também muitas quadras de uso 'Indústrias e Armazéns', 'Terrenos Vagos', 'Residencial Horizontal de Baixo Padrão', 'Residencial + Comércio/Serviços' entre outras classes. Quanto à cobertura da terra, a área de estudo contém, em diferentes disposições espaciais, as principais classes de telhados, pavimentos e áreas impermeáveis encontradas nas cidades brasileiras.

Na parte centro-oeste da área em estudo, localiza-se a favela de Paraisópolis. Com aproximadamente 12.000 domicílios e alta densidade populacional (60.000 pessoas vivem em uma área de aproximadamente 1.000.000 m²), esta é a segunda maior favela da Região Metropolitana de São Paulo (SILVA et al., 2006). Paraisópolis é uma exceção à tendência de localização das favelas nas periferias do município de São Paulo, localizando-se, ao contrário, em uma das áreas mais ricas e valorizadas da cidade. A favela mantém fronteiras com condomínios horizontais e prediais de alto padrão econômico. A Figura 3.3 mostra fotografias tomadas da favela e dos tipos de residências em seu entorno imediato. Os locais de tomada das fotos são mostrados em pontos vermelhos na Figura 3.1 e os ângulos de visada aproximados exibidos na Figura 3.3.

O contraste com o entorno rico afeta significativamente os conteúdos sociais da favela. De fato, grande parte da população de Paraisópolis exerce alguma ocupação, em geral na informalidade e concentrada no comércio e na prestação de serviços (sobretudo domésticos) nas redondezas da favela (BALTRUSIS, 2000). Outra peculiaridade de Paraisópolis é que ela vem sendo alvo de intervenções contínuas por parte da Prefeitura, que objetiva transformála em bairro, e a existência de redes sociais de diversas naturezas. A existência destas redes sociais constatadas por pesquisa etnográfica, influencia fortemente nas dinâmicas sociais e espaciais de Paraisópolis. Estes vínculos — de parentesco, vizinhança, entre conterrâneos, com instituições religiosas e do Terceiro Setor — constituem uma força que ajuda os moradores da favela a se emanciparem da situação de vulnerabilidade, criando uma verdadeira estrutura de oportunidades. Por outro lado, novos moradores são atraídos a Paraisópolis pelo auxílio que estas redes sociais e projetos de reurbanização podem prover (ALMEIDA ; D'ANDREA, 2004). Em sua maioria, os novos domicílios da favela têm sido construídos na forma de "puxados", ou seja, extensões verticais da moradia, para acomodar o afluxo de parentes e agregados (ALMEIDA ; D'ANDREA, 2004). No entanto, há um projeto da PMSP para a construção de 11 prédios, com até 9 andares cada, em uma área conhecida como Fazendinha, gerando mil novas unidades habitacionais (PMSP, 2009b).

O SR pode monitorar as mudanças na cobertura e uso do solo e assim auxiliar no planejamento urbano da favela e seu entorno e na avaliação dos projetos de reurbanização de Paraisópolis. Neste sentido, a metodologia de classificação do uso do solo por quadra é pertinente, por estar de acordo com o mapeamento oficial feito pela Prefeitura e por ser perfeitamente aplicável no caso de Paraisópolis, pois segundo Saraiva e Marques (2004), a área onde está situada a favela foi previamente loteada em padrão cartesiano e mantida sob especulação imobiliária até que a favela se constituiu.



Figura 3.1 – Imagem do sensor QuickBird da área original de estudo.



Predominância de Uso



Garagens Equipamentos Públicos Escolas Terrenos Vagos Outros Sem Predominância Sem Informação

Figura 3.2 – Mapa oficial do uso do solo da área de estudo referente ao ano de 2007. Fonte: Adaptada de PMSP (2009). As peculiaridades da favela Paraisópolis e a existência de diferentes tipos de uso do solo nesta região foram as motivações para a escolha desta área de estudo. A diversidade de tipos de uso do solo constitui um desafio e um incentivo no que se refere à construção de um modelo de classificação do uso do solo utilizando o sistema InterIMAGE. O mesmo vale para a classificação de cobertura da terra. A presença na área de objetos das classes de cobertura da terra mais comuns em cidades brasileiras faz com que os atributos e operadores desenvolvidos e implementados no sistema InterIMAGE, para tornar possível esta aplicação, possam ser usados em um amplo leque de diferentes condições urbanas do país, utilizando os novos sistemas sensores multiespectrais com alta resolução espacial.





C - 259°

 $E - 260^{\circ}$

 $F - 205^{\circ}$



Figura 3.3 – Fotografias e ângulos de visada tomadas da área de estudo.

Apesar da intenção original deste estudo ter sido a aplicação do modelo de classificação de cobertura da terra e do uso do solo na área inteira usando tanto o sistema Definiens Developer como o InterIMAGE, por motivos da impossibilidade de processamento, a área de estudo precisou ser dividida em áreas-teste. O modelo de classificação elaborado no sistema Definiens Developer foi aplicado em três quadrantes da área original de estudo (Q1, Q2 e Q3). Quanto ao modelo de classificação elaborado no sistema InterIMAGE, este foi aplicado em quatro áreas-testes nomeadas A1, A2, A3 e A4. O tamanho definido em pixels das áreas-teste foi o maior possível (de 4000x4000 no caso do Definiens Developer e de aproximadamente 1500x1500 no caso do sistema InterIMAGE). As áreas foram definidas pelos critérios de máxima diversidade de classes de uso do solo e de interesse para o seu no mapeamento. Por isso, das quatro áreas-teste definidas para a aplicação do modelo de classificação elaborado no sistema InterIMAGE, duas contêm partes da favela Paraisópolis (A3 e A4). A Figura 3.4 mostra, na área de estudo original, a localização das áreas-teste de aplicação dos modelos de classificação elaborados nos sistemas Definiens Developer e InterIMAGE.



Figura 3.4 – Localização das áreas-teste de aplicação dos modelos de classificação.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

Este capítulo descreve os materiais utilizados e os passos metodológicos executados na realização deste trabalho.

4.1 Materiais

As seguintes imagens de SR e dados vetoriais foram utilizados na metodologia:

a) Imagens multiespectrais e pancromática do sensor QuickBird calibradas pelo sistema e obtidas em 31 de março de 2002, horário local de 13:20:08. O ângulo de visada do sensor indicado nos metadados das imagens é de 0°. As imagens foram gentilmente cedidas pela empresa IMAGEM e são do tipo *OrtoQuickPac –* 2AS. As especificações das resoluções das imagens estão na Tabela 4.1;

Tabela 4.1 – Resoluções das imagens do sensor QuickBird utilizadas.

Resolução Espacial Nominal (ao nadir)	Multiespectral: 2,44m		
	Pancromática: 0,61m		
Resolução Radiométrica	11 bits (2048 níveis de cinza) ¹		
	Pancromático: 0.45 – 0.90 μm		
Resolução Espectral	Banda 1: 0.45 – 0.52 μm (Azul)		
	Banda 2: 0.52 – 0.60 μm (Verde)		
	Banda 3: 0.63 – 0.69 μm (Vermelho)		
	Banda 4: 0.76 – 0.90 μm (Infravermelho próximo)		

¹ Convertido para 8 bits, pois o sistema InterIMAGE não processa imagens de maior resolução radiométrica.

 b) Banco de dados geográficos 'INFOLOCAL' do município de São Paulo, contendo os vetores das quadras urbanas em formato shapefile (PMSP, 2009b).

Os programas computacionais utilizados e suas respectivas finalidades estão descritos abaixo:

- a) ArcMap 9.2 Ajustes geométricos e topológicos dos dados vetoriais, cálculo e fatiamento do índice de incerteza das classificações feitas no sistema Definiens Professional 5.0, desenho de amostras para a etapa de avaliação das classificações feitas no InterIMAGE e elaboração dos mapas finais.
- b) Definiens Developer 7.0 (*Trial Version*) Testes e simulações dos modelos de classificação da cobertura da terra e de uso do solo.
- c) Definiens Professional 5.0 Exportação das amostras com os atributos, aplicação dos modelos de classificação e elaboração das matrizes de erros das classificações feitas neste sistema.
- d) ENVI 4.5 Ortorretificação e fusão das imagens, coleta das estatísticas das imagens para análise das fusões, navegação sobre a imagem para a definição das classes e elaboração das matrizes de confusão das classificações feitas no InterIMAGE.
- e) InterIMAGE 0.092 Geração dos modelos finais de classificação de cobertura da terra e de uso do solo.
- f) Segmentation Parameter Tunner Desenho de segmentos de referência para a avaliação das segmentações e calibração dos parâmetros de segmentação por algoritmo genético.
- g) Weka 4.5 Seleção de atributos e geração das árvores de decisão.

4.2 Metodologia

Todos os procedimentos metodológicos executados neste trabalho, assim como sua ordem seqüencial e organizacional estão expressos no fluxograma da Figura 4.1. Os passos principais da metodologia serão descritos detalhadamente nos tópicos mais adiantes deste capítulo.



Figura 4.1 – Fluxograma dos passos metodológicos do trabalho.

4.2.1 Ortorretificação das imagens e edição dos dados vetoriais

Como o objetivo principal desta pesquisa é a construção de um modelo de classificação da cobertura da terra e do uso do solo por quadra em apenas uma data, a ortorretificação pelo método rigoroso (ARAUJO, 2006) não foi absolutamente imprescindível. Por isso, o método de ortorretificação pelo modelo racional polinomial com parâmetros fornecidos pelos metadados da imagem foi aplicado. Este método, desenvolvido pela empresa *DigitalGlobe*, criadora do sensor QuickBird, e descrito por Grodecki (2003), permite a ortorretificação com ou sem pontos de controle e de maneira direta a partir do arquivo de extensão RCP (ARAUJO, 2006). Este arquivo contém o coeficiente matemático que estabelece a relação entre as coordenadas espaciais da imagem.

Somente após a ortorretificação das imagens utilizando o metadado de extensão RCP e a fusão das imagens descrita na seção seguinte, é que foram feitas a correção e o ajuste topológico dos vetores das quadras da área de estudo. Isto permitiu o registro espacial entre as imagens e os dados vetoriais.

4.2.2 Fusão das imagens

A etapa de fusão das imagens teve por objetivo combinar a informação espectral das bandas multiespectrais com a informação geométrica (espacial) mais detalhada da banda pancromática do sensor QuickBird. Métodos de fusão e interpoladores disponíveis no sistema ENVI 4.5 e na biblioteca de algoritmos TerraLib (TERRALIB, 2009) foram avaliados para a verificação do procedimento de fusão que menos deturpasse a informação multiespectral original. Os métodos e interpoladores avaliados estão na Tabela 4.2.

As medidas de avaliação utilizadas foram a diferença das médias das imagens de cada banda antes e depois do procedimento de fusão (idealmente zero) e a correlação entre as imagens de cada banda antes e depois do procedimento de fusão (idealmente um) (WALD et al., 1997).

Os critérios para a seleção dos procedimentos de fusão avaliados foram a acessibilidade do algoritmo e a capacidade de fusionar as quatro bandas espectrais de uma só vez. Por isso, métodos como os de Brovey (VRABEL, 1996) e IHS (GONZALES ; WOODS, 2000) não foram avaliados.

Tabela 4.2 – Métodos e	interpoladores	avaliados	para a	escolha	do proc	edimento) de
fusão das	imagens.						

Método	Interpolador
Principais Componentes (WELCH e EHLERS, 1987)	Vizinho-mais-Próximo
	Convolução Cúbica
	Bilinear
Gran-Schmidt (LABEN e BROWER, 1996)	Vizinho-mais-Próximo
	Convolução Cúbica
	Bilinear
Wavelet (GUARGUET et al., 1996)	-
Wavelet (VENTURA et al, 2002)	-

Dos oito procedimentos avaliados, o que menos alterou a informação multiespectral original foi a combinação do método de fusão por Principais Componentes com o uso do interpolador Vizinho-mais-Próximo e, por isso, foi aplicado na fusão das imagens utilizadas neste trabalho.

4.2.3 Classificação da cobertura da terra

A metodologia para a classificação da cobertura da terra foi concebida com vistas a inserir, o máximo possível, processos automáticos de tomada de decisões e de definições de parâmetros. Com a exceção da coleta e desenho das amostras, cada etapa do processo de classificação da cobertura da terra pode ser transportada de maneira direta a outras áreas de estudo, pois estão

baseadas em algoritmos de aprendizado por máquina e de mineração de dados.

4.2.3.1 Interpretação visual e definição das classes

A definição das classes de cobertura da terra foi feita a partir de duas etapas básicas. Inicialmente, foi realizada uma inspeção visual da imagem, seguida de uma visita a campo para a interpretação e reconhecimento dos alvos presentes na cena. Em seguida, a capacidade de distinção e classificação dos alvos pelo sensor multiespectral QuickBird foi levada em conta. Esta etapa está documentada no trabalho de Pinho et al. (2009a).

Esta última consideração foi fundamental, pois, por mais que o conhecimento empírico e o olho criterioso do intérprete consigam associar feições e tonalidades de cor na imagem a objetos e conceitos do mundo real, na prática, devido às limitações do sensor utilizado e do próprio SR na atualidade, nem sempre é possível a classificação automática de pequenas variações nos alvos. Por isso, algumas das classes definidas englobam certamente mais de um tipo de material e que se encontram em diferentes condições de preservação.

Ao todo, doze classes de cobertura da terra foram definidas. A Figura 4.2 mostra um exemplo visual de cada classe, a codificação dada a algumas delas na seqüência do texto, assim como a chave de interpretação, elaborada com os critérios propostos por Jensen (2007) e Florenzano (2002), que auxiliou no reconhecimento e definição das classes.

55



Vegetação Arbórea

- Cor verde escuro
- Forma irregular em aglomerações e circular em amostras individuais
- Tamanho variável
- Textura sempre rugosa

Vegetação Rasteira





Cor verde claro

- Forma irregular
- Tamanho variável
- Textura lisa e em alguns casos média
- Áreas desocupadas, jardins públicos e privados, campos de futebol e etc.

Solo Exposto

- Cor vermelha ou marrom
- Forma irregular
- Tamanho variável
- Textura média
- Áreas desocupadas e com vegetação

Sombras

- Cor negra
- Forma variável (dependente da forma do objeto causador da sombra)
- Tamanho entre 60 e 1800 m²
- Textura muito lisa
- Contexto de áreas vegetadas ou edificações de dois ou mais pisos

Figura 4.2 – Exemplos e chaves de interpretação das classes de cobertura da terra definidas (continua).



Piscinas

- Cor azul clara
- Forma quadrada ou retangular
- Tamanho entre 40 e 250 m²
- Textura lisa em objetos grandes e rugosa em objetos pequenos
- Contexto de clubes ou residências

Telhados de Cerâmica

- Cor vermelha ou rosa
- Forma quadrada ou retangular
- Tamanho de 100 a 800 m²
- Textura e rugosidade de lisa a média
- Aparecem isolados e em contexto de vegetação e piscinas em áreas de alto padrão socioeconômico mais alto ou amalgamados a outros tipos de telhados em áreas de padrão mais baixo.

Telhado de Amianto Claro e Concreto (TAC)



- Cor cinza claro
- Forma predominantemente retangular
- Tamanho entre 30 e 8000 m²
- Textura média
- Contexto de grandes telhados de indústrias e serviços, aparecendo também no arruamento interno das quadras.

Figura 4.2 – Continuação (continua).



Telhado de Amianto Escuro e Asfalto Novo (TAE)



- Cor cinza escuro ou tonalidade de grafite
 - Forma predominantemente retangular
- Tamanho entre 30 e 8000 m²
- Textura média
- Contexto de grandes telhados de indústrias, aparecendo também no arruamento interno das quadras.

Telhados Brilhantes em Geral

- Cor branca
 - Forma predominantemente retangular
 - Tamanho entre 30 e 8000 m²
 - Textura lisa
 - Contexto de grandes telhados de indústrias e serviços.

Coberturas Metálicas e Materiais Azulados

- Cor cinza escuro ou tonalidade de grafite
- Forma predominantemente retangular
- Tamanho entre 30 e 8000 m²
- Textura de lisa a média
- Contexto de grandes telhados de indústrias e serviços

Rio Pinheiros

- Cor negra
- Forma alongada
- Tamanho muito grande
- Textura muito lisa
- Contexto de vegetação rasteira em suas bordas e trilhas de solo exposto paralelas às margens

Figura 4.2 – Conclusão.





4.2.3.2 Segmentação das imagens

A segmentação consistiu na geração de objetos na imagem, ou seja, polígonos, que foram tidos como os elementos primitivos de toda a análise. Foi a partir dos atributos e da manipulação destes elementos de análise que o modelo de classificação atribuiu conceitos (classes) às áreas da imagem.

Para que os objetos de imagem fossem o mais representativo possível dos objetos do mundo real, a etapa de segmentação consistiu em um processo iterativo de avaliação dos segmentos e calibração de parâmetros.

O algoritmo proposto por Baatz e Shäpe (2000) foi usado em todas as segmentações realizadas neste trabalho. Este segmentador foi escolhido por sua velocidade de execução e capacidade de extração de objetos homogêneos em uma mesma escala.

4.2.3.2.1 Calibração dos parâmetros de segmentação

A calibração dos parâmetros de segmentação foi feita utilizando-se um algoritmo genético (AG) para a busca de vetores de parâmetros que gerassem a menor discrepância entre o resultado produzido pelo algoritmo de segmentação e os segmentos de referência obtidos de forma supervisionada (Figura 4.3). A medida de discrepância expressa quais vetores de parâmetros (indivíduos) são mais "evoluídos" e os seleciona para a reprodução de novos indivíduos nas gerações seguintes até que se chegue ao vetor de parâmetros ótimos (ou mais próximo de ótimo, pois não há garantia que os parâmetros ótimos possam ser obtidos por AG).



Figura 4.3 - Representação gráfica da avaliação dos parâmetros de segmentação. Fonte: Adaptada de Costa et al. (2008).

A seleção dos indivíduos que permaneceram de geração em geração foi feito pelo método da roleta, em que um indivíduo tem a probabilidade de permanecer na próxima geração proporcional a sua "aptidão", dada pela medida de discrepância (DAVIS, 1990; COSTA et al., 2008). A forma de reprodução dos indivíduos selecionados também é feita pelo mecanismo de roleta, onde cada operador genético (mutação e *crossover*) tem uma probabilidade predefinida de comandar a reprodução (DAVIS, 1990; COSTA et al., 2008).

Para evitar que as reproduções fiquem presas em um universo limitado de cromossomos, a probabilidade de aplicação dos operadores genéticos é interpolada ao longo das gerações, diminuindo a taxa de *crossover* e aumentando a de mutação. Na Tabela 4.3 constam os parâmetros do AG definidos para a geração de novos indivíduos.

% de Eliminação de Ind	0.8	
Taxa de Crossover	Inicial	0.65
	Final	0.45
Taxa de Mutação	Inicial	0.03
	Final	0.06

Tabela 4.3 – Parâmetros específicos do algoritmo genético.

Quanto aos parâmetros gerais do AG (número de experimentos, tamanho da população, número de gerações, domínio de cromossomos), estes foram condicionados pela capacidade de processamento do computador e pelo tempo, às vezes demasiado, de execução de cada experimento. Em outras palavras, o número de segmentos de referência, o tamanho da imagem para teste e os parâmetros do AG foram determinados pelos sucessos e insucessos dos experimentos.

Estes experimentos foram realizados no aplicativo SPT (Segmentation Parameter Tuner) disponível para download na Internet (PUC-Rio, 2008).

² Porcentagem dos indivíduos de menor aptidão que não se reproduzem para a formação da geração seguinte.

4.2.3.2.2 Medida de discrepância

Para a avaliação da qualidade das segmentações, foi utilizada a medida de discrepância *Reference Bounded Segments Booster* (RBSB) entre segmentos de referência desenhados manualmente sobre a imagem e os segmentos obtidos pelo algoritmo segmentador. Esta medida foi proposta por Costa et al. (2008). O objetivo foi o de obter um valor da medida RBSB o menor possível, significando discrepância mínima entre os segmentos de referência e o resultado das segmentações. A medida RBSB é calculada por:

$$RBSB(S,P) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \frac{\#(S_i - O(P)_i) + \#(O(P)_i - S_i)}{\#(S_i)}$$
(4.1)

em que S_i é o grupo de pixels pertencentes ao *i*-ésimo segmento dos segmentos de referência S, $O_i(P)$ é o grupo de pixels pertencentes ao segmento com maior intersecção com S_i entre os segmentos gerados utilizando-se uma parametrização P, #() é a função de cardinalidade, e n é o número de segmentos de referência S (Costa et al., 2008).

A Figura 4.4 representa graficamente os termos da medida de discrepância RBSB. A área sombreada corresponde ao numerador na Equação 4.1 e o polígono com o contorno sólido representa o denominador na Equação 4.1.



Figura 4.4 – Representação gráfica da medida de discrepância RBSB. Fonte: Adaptada de Costa et al. (2008).

4.2.3.3 Coleta das amostras

Após as segmentações da imagem com os parâmetros específicos para cada classe, efetuou-se a coleta de amostras para a construção do modelo de classificação da cobertura da terra. Para onze das doze classes (exceção feita à 'Rio Pinheiro'), foram coletadas trinta amostras cobrindo toda a variabilidade interna das classes quanto à cor, tonalidade, forma, textura e brilho. Esta etapa foi muito importante, pois foi com base nas amostras que a descrição das classes foi feita automaticamente por SA, funções *fuzzy* de pertinência e ADs.

4.2.3.4 Construção das redes hierárquicas

A rede hierárquica foi concebida para a representação da estratégia seqüencial e organizacional da classificação. Ela formaliza o modo pelo qual o problema geral, ou seja, a interpretação da cena, foi dividido em subproblemas com o intuito de facilitar a resolução. A estratégia seguida para a construção das redes hierárquicas foi a mesma seguida por Pinho (2005) e Araujo (2006), em que nos níveis superiores são alocadas as classes mais facilmente separáveis, deixando para os níveis inferiores as classes com maior confusão entre si.

Nos níveis superiores das redes construídas, os objetos foram divididos entre aqueles pertencentes às classes de maior separabilidade e os não pertencentes a tais classes. Assim, foi possível discernir classes de fácil separação em oposição a grupos de classes heterogêneas e/ou de grande confusão.

As redes geradas têm em comum a separação das classes 'Negros' e 'Vegetação' nos níveis superiores da rede hierárquica. Nos níveis inferiores, as redes diferem quanto a qual seria, em seguida, a classe mais separável. Experiências em trabalhos anteriores mostraram que as classes 'Telhados de Cerâmica', 'Telhados Brancos ou de Alumínio' e 'Piscinas' podem ser separadas de outras classes pelos atributos 'brilho' e 'razão da banda 3 (vermelho) pela banda 1 (azul)' (KUX et al., 2009; PINHO et al., 2009a). Estes experimentos inspiraram a geração de três diferentes redes hierárquicas testadas nas etapas posteriores (Figura 4.5).

No âmbito da classificação por processo, a rede hierárquica está implícita na ordem de detecção das classes e na definição dos domínios de classes que os processos, às vezes iterativos, de segmentação, manipulação dos segmentos e classificação, são aplicados ao longo do processo geral de interpretação. Podese entender a rede hierárquica na classificação por processo como a ordem seqüencial da classificação e a configuração dos domínios semânticos (de classes) para a extração de subclasses.

Apesar do objetivo não ter sido a transposição fiel da rede hierárquica do sistema Definiens para o sistema InterIMAGE enquanto conhecimento explícito, a rede hierárquica atende ao propósito de prover um grupo de regras ou expressões que definem a descrição das classes de interesse, localizadas nos nós-folha da rede hierárquica. Este grupo de regras foi posteriormente reestruturado e adaptado para a rede semântica do InterIMAGE.



Figura 4.5 – Redes hierárquicas de classes elaboradas para a classificação de cobertura da terra (continua).



Figura 4.5 - Conclusão.

As redes hierárquicas fizeram com que se tornasse necessário o agrupamento das amostras, conforme a estrutura da rede, para a realização das tarefas de classificação por algoritmos de mineração de dados. Por isso, tabelas para cada separação de classes da rede hierárquica foram criadas, em que as amostras foram rotuladas de acordo com as classes (ou grupo de classes) às quais pertenciam. Assim, nos níveis superiores da rede, as amostras de todas as classes foram rotuladas como 'Negros' ou 'Não-Negros' e, em seguida, como 'Vegetação' ou 'Não-Vegetação', e assim por diante ao longo da rede hierárquica. Obviamente, nos níveis inferiores, a base de dados conterá apenas as amostras das classes ou grupo de classes correspondentes e será bem menor.

4.2.3.5 Mineração de dados para a classificação da cobertura da terra

O sistema *Definiens Developer* possui centenas de atributos disponíveis para a descrição das classes, além da possibilidade de geração pelo usuário de um número indeterminado de atributos customizados. Neste trabalho, estavam disponíveis exatamente noventa e seis atributos espectrais, de forma e de textura para a descrição das classes de cobertura da terra. Estes noventa e seis atributos são aqueles que estavam implementados ou que havia a possibilidade de serem implementados no sistema InterIMAGE no decorrer da realização deste trabalho.

As técnicas de mineração de dados foram utilizadas com o intuito de indicar, entre os atributos disponíveis, aqueles mais pertinentes para a descrição das classes de cobertura da terra de forma automática e sem nenhuma subjetividade por parte do usuário na sua escolha e na definição dos limiares. Para isto, dois tipos de algoritmos foram utilizados: AD e SA.

ADs geram um particionamento hierárquico da base de dados até que nas partes finais (nós folha) restem apenas amostras de uma mesma classe. Este particionamento da base de dados fornece quais atributos e limiares usar na separação de duas ou mais classes. Já os métodos de SA foram usados com dois propósitos: (1) pré-processamento a geração das árvores de decisão, o que aumenta a acurácia destas devido à redução da dimensionalidade, e (2) como forma de se obter os atributos mais relevantes para a separação de duas ou mais classes através de classificação por funções de pertinência *fuzzy*.

Para o primeiro propósito da SA, foram utilizados algoritmos que selecionam um subgrupo de atributos otimamente reduzido e algoritmos que graduam os atributos em um *ranking*, sendo, neste caso, selecionados os quinze atributos melhores graduados para a geração da AD. Para o segundo propósito, somente algoritmos que graduam os atributos em um *ranking* foram utilizados. Os atributos melhores graduados nestes *rankings* tiveram suas funções *fuzzy* de pertinência às classes desenhadas automaticamente, com base nas amostras, através da ferramenta *Sample Editor* do sistema *Definiens Developer*.

A Figura 4.6 mostra a construção de um modelo hipotético de classificação da cobertura da terra da mesma forma como foram elaborados e posteriormente avaliados modelos de classificação da cobertura da terra. Para a classificação da imagem entre 'Vegetação' e 'Não-Vegetação' foi gerada uma AD (construída com atributos selecionados por algum algoritmo). Em seguida, os diferentes tipos de vegetação são classificados a partir de funções de pertinências associadas a atributos selecionados por algum dos algoritmos utilizados.



Figura 4.6 – Representação gráfica da construção do modelo de classificação da cobertura da terra.

Com o cruzamento de diferentes algoritmos de SA com diferentes redes hierárquicas, vários modelos de classificação podem ser criados tal que cada classificação da rede hierárquica será realizada por AD ou pelo uso de funções de pertinência *fuzzy* associadas a atributos selecionados. Pode-se desta forma obter a descrição das classes de cobertura da terra de forma automática e, teoricamente, com maior eficácia. A vantagem desta abordagem de construção do modelo de classificação é que ela é exportável e pode ser re-elaborada para outras redes hierárquicas e áreas de estudo.

A descrição e avaliação dos modelos gerados bem como a escolha do modelo final de classificação da cobertura da terra se encontra no capítulo dos resultados (Cap. 5).

4.2.3.5.1 Seleção de atributos

Ao todo, quatro métodos de SA foram utilizados para a redução da dimensionalidade antes da geração das ADs e para a obtenção dos atributos mais relevantes para a classificação por funções *fuzzy* de pertinência. Para a redução da dimensionalidade, foram utilizados os algoritmos CFS, FCBF e o RELIEF-F. Já para a seleção dos atributos mais relevantes para a classificação por funções *fuzzy* de pertinência, utilizamos o FCBF, o RELIEF-F e a medida Ganho de Informação (GI) entre os atributos selecionados pelo CFS. Estes algoritmos serão descritos nos tópicos seguintes.

4.2.3.5.1.1 Seleção de atributos pelo algoritmo RELIEF-F

O algoritmo de SA RELIEF-F, proposto por Kira e Rendell (1992) e estendido para capacidade de operação com mais de duas classes por Kononenko (1994), foi aplicado com o intuito de obtermos o *ranking* da relevância dos atributos para a separação das classes de cobertura da terra.

Este algoritmo atribui um valor de relevância para cada atributo, baseando-se nas amostras de treinamento. O algoritmo coleta aleatoriamente amostras do conjunto de treinamento e procura, para cada uma, as *k* amostras mais próximas no espaço de atributos da mesma classe da amostra aleatória e *k* amostras de cada uma das outras classes e as mais próximas no espaço de atributos da relevância de um atributo é definido por quão bem ele distingui o valor médio das *k* amostras da mesma classes, e as mais próximas no espaço de atributos da amostra coletada aleatoriamente, do valor médio das *k* amostras de cada uma das classes opostas e as mais próximas no espaço de atributos da amostra coletada aleatoriamente, do valor médio das *k* amostras de cada uma das classes opostas e as mais próximas no espaço de atributos da amostra aleatória. Um atributo receberá alta relevância se seu valor para a amostra coletada for igual ou muito similar aos das *k* amostras mais próximas da mesma classe e bastante diferente das *k* amostras mais próximas de cada uma das classes opostas (KONONENKO,

1994). O algoritmo RELIEF-F usa a diferença entre estas duas distâncias para fazer o *ranking* dos atributos da seguinte forma:

$$R[A] = R[A] - \frac{diff(A, R, H)}{m} + \sum_{C \neq classe(R)} \frac{[P(C) \times diff(A, R, M(C))]}{m}$$
(4.2)

em que R[A] é a relevância do atributo A, R é uma amostra tomada randomicamente, H representa as k amostras mais próximas da mesma classe de R, M(C) são as k amostras mais próximas de R pertencentes a cada uma das classes diferentes de R e, por fim, m é o número de amostras tomadas randomicamente para a avaliação de um atributo. A função *diff* calcula a diferença entre as amostras no espaço de atributos, e P(C) é a probabilidade *a priori* de cada classe.

Quanto à parametrização, *m* foi estabelecido como o número total disponível de amostras de treinamento, o número *k* de amostras mais próximas avaliadas foi de 10 e sem ponderação pela distância.

A procura de amostras mais próximas envolve o cálculo de distâncias, o que faz o RELIEF-F um tanto mais lento que os outros algoritmos de SA utilizados. Outra desvantagem é que o RELIEF-F não é capaz de detectar a redundância entre atributos, sendo, porém, bastante eficiente no *ranking* e, portanto, na seleção de atributos relevantes.

4.2.3.5.1.2 Seleção de atributos por Ganho de Informação

O algoritmo de SA por Ganho de Informação (GI), de todos os métodos de SA testados neste trabalho, é o mais simples. Isto porque o algoritmo é capaz apenas de gerar um *ranking* dos atributos mais correlacionados às classes de interesse baseando-se em uma medida simples de correlação e, assim como o RELIEF-F, sem considerar a possível redundância entre os atributos ranqueados. A medida de correlação que a seleção por GI se baseia é a
entropia entre duas variáveis. A entropia (*H*) de uma única variável Y considerada é dada por:

$$H(Y) = -\sum_{y \in Y} p(y) \log_2(p(y))$$
(4.3)

em que p(y) é a probabilidade de ocorrência de um valor y do atributo Y. Se os valores observados de Y forem particionados de acordo com os valores de uma segunda variável (no caso, alguma das classes de interesse) X, e a entropia de Y considerando-se as partições em Y induzidas por X for menor que a entropia unicamente de Y, então há correlação alta entre X e Y (QUINLAN, 1993). A entropia de Y considerando-se X é dada por:

$$H(Y|X) = -\sum_{x \in X} p(x) \sum_{y \in Y} p(y|x) \log_2(p(y|x))$$
(4.4)

O tanto que o valor da equação x decrescer em relação ao valor retornado pela equação x reflete o tanto de informação em X provida por Y. Assim, o ganho de informação entre duas variáveis será:

$$GI = H(Y) - H(Y|X) \tag{4.5}$$

De acordo com esta medida, um atributo Y é mais correlacionado com X se o GI de X dado Y for maior que de Z dado Y. O GI é uma medida que só pode ser obtida a partir de variáveis discretizadas. O método de discretização aplicado foi o proposto por Fayyad e Irani (1993) que está implementado na plataforma Weka.

4.2.3.5.1.3 Seleção de atributos pelo algoritmo FCBF

O método de avaliação de atributos por GI é uma forma simples, eficiente e de baixo custo para a seleção de atributos correlacionáveis com as classes de

interesse. No entanto, no GI há um viés em favor de atributos com mais valores e estes têm que ser normalizados para assegurar que eles sejam comparáveis. Por estes motivos, também foi testado o algoritmo de seleção de atributos *Fast Correlation-Based Filter* (FCBF). O FCBF é capaz de encontrar um grupo ranqueado de atributos com as maiores correlações com as classes de interesse e ao mesmo tempo com as menores redundâncias ou correlação entre si a um custo computacional menor do que os outros algoritmos de seleção de atributos como Algoritmos Genéticos, Procura Exaustiva, RELIEFF etc (YU ; LIU, 2003). O FCBF também usa uma medida de correlação baseada nos conceitos de entropia e de GI chamada Incerteza Simétrica (IS) (Press et al., 1988) definida por:

$$IS(X,Y) = 2\left[\frac{GI(X|Y)}{H(X) + H(Y)}\right]$$
(4.6).

Esta medida compensa o viés do GI para atributos com mais valores e normaliza os valores para o gradiente de 0 a 1, com o valor 1 indicando que o conhecimento do valor de um atributo prediz exatamente o valor do outro atributo, e o valor 0 indica que X e Y são completamente independentes.

A medida incerteza simétrica requer atributos nominais, mas pode ser aplicada em variáveis contínuas se os valores forem previamente devidamente discretizados. O método de discretização aplicado, assim como no cálculo do GI, foi o proposto por Fayyad e Irani (1993) implementado na plataforma Weka.

Para decidir se um atributo é relevante ou não, o FCBF define um limiar de IS, acima do qual um atributo deve ter para ser considerado relevante. Para detectar, entre este subgrupo, os atributos redundantes entre si, o algoritmo usa como referência os graus de correlação entre estes atributos e deles com as classes de interesse. A razão disto é o fenômeno comum de um atributo ser relevante para uma classe em certo nível acima do limiar definido como relevante e ser ao mesmo tempo correlacionável em um nível igual ou superior a outros atributos relevantes. Para resolver isto, o algoritmo procura os atributos predominantes. Atributos predominantes são aqueles que mantêm correlação com uma classe maior do que a correlação com qualquer outro atributo considerado relevante. Para um dado atributo A_i , podem existir atributos A_j com os quais A_i mantém correlação (IS) maior do que com as classes de interesse, considerados então atributos redundantes de A_i . Estes atributos redundantes em relação à A_i são separados em dois grupos: os que têm correlação com as classes de interesse de interesse de interesse (G_R –) e os que têm correlação com a classe de interesse maior do que A_i e a classe de interesse (G_R +) (YU ; LIU, 2003).

O algoritmo assim procura o grupo final de atributos através de três heurísticas:

- identificar o atributo com maior correlação com as classes de interesse e elimina todos os atributos redundantes em relação a este atributo;
- para os atributos com G_R + vazio mantém o atributo e elimina todos os atributos de G_R do atributo considerado;
- 3) para os atributos A_i com G_R + não-vazio analisa os atributos em G_R + primeiro antes de decidir se A_i será removido. Se nenhum dos atributos se tornarem predominante o algoritmo segue a heurística 2, caso contrário elimina somente A_i e decide sobre a eliminação dos atributos em G_R - de A_i baseado na análise dos outros atributos relevantes.

4.2.3.5.1.4 Seleção de atributos pelo algoritmo CFS

O algoritmo de SA proposto por Hall (1999) chamado Correlation-based Feature Selection (CFS) também foi utilizado como forma de obtenção de um subgrupo de atributos que fossem os mais correlacionados com as classes de interesse e de pouca redundância entre si. Este algoritmo seleciona um subgrupo de atributos, mas não estabelece um *ranking* destes. Por isso, este algoritmo foi utilizado como uma etapa precedente à geração das ADs e ao *ranking* de atributos pela medida GI, visto que o subgrupo selecionado pelo CFS não contém atributos redundantes entre si.

A heurística utilizada pelo CFS para avaliar a qualidade Q de um subgrupo *sg* de atributos é formalizada pela Equação 4.7:

$$Q_{sg} = \frac{kr_{ci}}{\sqrt{k + k(k-1)\overline{r_{ii}}}}$$
(4.7)

em que *k* é o número de atributos no subgrupo, $\overline{r_{ci}}$ é a correlação média dos atributos com a classe, e $\overline{r_{ii}}$ é a correlação média entre os atributos. Como medida de correlação, assim como no algoritmo FCBF, o CFS utiliza a IS após o processo de discretização pelo método de Fayyad e Irani (1993).

O CFS precisa de um método inteligente de busca para achar o melhor valor de Q_{sg} , visto que para *n* atributos podem existir n^2 subgrupos de atributos, tornando uma busca exaustiva impraticável em termos de tempo. O método de busca utilizado foi o chamado *Foward Best First* (FBF), em que o subgrupo começa com o atributo com maior Q_{sg} e, em seguida, individualmente, os atributos que mais aumentam Q_{sg} são inseridos no subgrupo até que nenhum atributo aumente mais a medida Q_{sg} . O FBF faz com que todo o espaço de atributos seja avaliado para a escolha do melhor subgrupo (WITTEN ; FRANK, 2005) e apresentou em Hall (2000) melhores resultados que outros métodos de busca utilizados com o CFS.

4.2.3.5.2 Árvores de decisão

Anteriormente a geração das ADs, três algoritmos de SA foram aplicados sobre a base dados. Foram eles os algoritmos CFS, FCBF e o RELIEF-F. No caso do RELIEF-F, os quinze atributos melhores graduados foram mantidos para a geração das ADs. Estes algoritmos foram utilizados para a redução da dimensionalidade, o que melhora o desempenho e a acurácia da AD.

As ADs foram geradas através do algoritmo C4.5 (QUINLAN, 1993). Dois terços das amostras foram separados para a geração das ADs e um terço para a avaliação da capacidade de predição das ADs através do índice Kappa. ADs com o número mínimo de amostras por folha de 2 e 5 foram geradas na esperança de se obterem ADs mais acuradas (no caso de dois) ou compactas (no caso de cinco). Estes números foram definidos tendo em mente o número de amostras por classe (trinta).

Há duas operações principais durante o processo de construção da AD: (1) avaliação dos pontos de separação de cada nó interno da AD; e (2) criação das partições usando o melhor ponto de separação de cada nó. Uma vez determinado o ponto de separação de cada nó, as partições podem ser criadas pela simples aplicação do critério de separação identificado.

Para a avaliação dos pontos de separação de cada nó da AD, as seguintes medidas são calculadas pelo C4.5:

a) cálculo da entropia do conjunto de treinamento dado pela Equação
4.8 para cada partição (nó) em questão da AD:

$$\inf o(S) = -\sum_{j=1}^{k} \frac{freq(C_j, S)}{|S|} \times \log_2\left(\frac{freq(C_j, S)}{|S|}\right) bits$$
(4.8)

em que *S* representa a partição da base de dados; $freq(C_j, S)$ representa o número de vezes em que a classe C_j acontece em *S*; |s| representa o número de casos do conjunto *S*, e *k* indica o número de classes distintas;

 b) cálculo da entropia de cada atributo x para cada partição (nó) da árvore, dado por:

$$\inf o_x(T) = \sum_{j=1}^n \frac{|T_i|}{|T|} \times \inf o(T_i)$$
(4.9)

em que T representa a quantidade de ocorrências na partição em análise, e T_i representa a quantidade de ocorrências de um valor de atributo contidas no conjunto T_i ;

 c) cálculo do atributo com maior ganho de informação para a partição em análise obtido por:

$$Ganho(X) = info(T) - info_x(T)$$
(4.10)

O processo de avaliação dos pontos de separação de atributos numéricos baseia-se em separações binárias dos valores dos atributos para as instâncias do conjunto de treinamento. Havendo *n* valores para um atributo, então n - 1 possibilidades de separação serão avaliadas. Por isso, em nosso caso, cada nó da AD será separado em dois nós filhos. Assim, as três medidas acima descritas definem o atributo e o ponto de partição para cada nó da AD. Em cada nova partição (nó filho), o processo se repete, até que nas folhas as classes de interesse estejam totalmente separadas.

4.2.4 Classificação do uso do solo

Enquanto a descrição das classes de cobertura da terra foi feita sem nenhuma subjetividade por parte do autor do modelo (exceção feita às etapas de coleta de amostras, elaboração das redes hierárquicas e escolha dos algoritmos de mineração de dados), a descrição das classes de uso do solo foi feita justamente tentando emular a subjetividade inerente à interpretação destas classes por um especialista humano. Isto está de acordo com o fato de a interpretação de cobertura da terra poder ser feita por atributos físicos e objetivos, enquanto o uso do solo é caracterizado por práticas culturais que se

materializam no espaço muitas vezes através de atributos e características que são incertas ou imprecisas, em outras palavras, subjetivas.

A classificação de uso do solo foi feita por quadra, tendo como base atributos relacionados à composição e estrutura geométrica dos objetos de cobertura da terra dentro das quadras. Ou seja, feita a classificação de cobertura da terra, o tipo de uso do solo dentro das quadras foi inferido a partir de regras, condições e funções de pertinência *fuzzy* relacionadas a atributos, principalmente, geométricos e de ocorrência dos objetos das classes de cobertura da terra dentro das quadras. Esta metodologia foi inspirada pelo trabalho de Hofmann et al. (2008) que definiu esta abordagem de classificação como baseada em ontologia e a aplicou na detecção de assentamentos informais no Rio de Janeiro.

A classificação, ou interpretação automática, do uso do solo foi obtida através de basicamente três etapas, sendo elas: (1) a definição das classes de uso do solo, (2) a geração e análise exploratória de atributos para a descrição das classes de uso do solo e (3) definição dos limiares e modelagem das funções de pertinência.

4.2.4.1 Definição das classes de uso do solo

A definição das classes de uso do solo foi feita a partir da inspeção e interpretação visual da imagem, tendo como base o mapa de uso do solo por quadra da área de estudo feito pela Prefeitura Municipal de São Paulo para o ano de 2005 (PMSP, 2009a). Considerou-se que algumas das classes presentes neste mapa não eram possíveis de serem classificadas automaticamente por SR, pelo fato de não possuírem nenhum indicativo ou atributo físico que as definissem ou caracterizassem.

Após este processo de interpretação visual e consulta ao mapa, as seguintes nove classes foram definidas e assim caracterizadas:

- a) Indústrias, Galpões e Serviços em Geral (UIS) Presença predominante de telhados claros e/ou escuros, com diferentes tonalidades de cinza e com área e forma grande e retangular, respectivamente. Há pouca ou nenhuma ocorrência de telhados de cerâmica e ausência absoluta ou baixa área relativa de vegetação.
- b) Favelas ou Assentamentos Informais (UF) Caracteriza-se pela existência de um grande número de telhados claros com área bem pequena. O mesmo procede para telhados escuros de amianto com diferentes tonalidades de cinza e formas bastante assimétricas. Na maioria dos casos, há muito pouca vegetação. Este tipo de uso destacase por possuir uma rugosidade e textura bastante características.
- c) Residencial Horizontal de Alto Padrão (URHAP) Destaca-se pela presença de telhados de cerâmica pulverizados pelo quarteirão, assim como de piscinas em grande quantidade e alta área relativa de vegetação arbórea e rasteira.
- d) Residencial Horizontal de Baixo Padrão (URBAP)– Caracteriza-se pela alta área relativa de telhados de cerâmica, muitas vezes amalgamados e que dão a impressão de um tipo de ocupação bastante densa. A área relativa de vegetação é baixa e, via de regra, não há piscinas neste tipo de quadra.
- e) Residencial Vertical de Alto Padrão (URVAP)- A existência deste tipo de uso é obvia pela existência de objetos grandes e retangulares (prédios), adjacentes a sombras também retangulares e grandes. Há, via de regra, um grande número de piscinas e alta área relativa de vegetação, principalmente arbórea.
- f) Serviços com Construções Verticais (USV) A existência deste tipo de uso é obvia pela existência de objetos grandes e retangulares (prédios), adjacentes a sombras também retangulares e grandes. A área relativa

de vegetação nestas quadras é baixa, e o aspecto da ocupação é relativamente mais denso.

- g) Misto Residencial-Serviço (UMRS) Esta é a classe talvez de maior subjetividade. Caracteriza-se por áreas relativas similares e igualmente predominantes de telhados de cerâmica e de telhados escuros de diferentes tonalidades. Possui um aspecto denso de ocupação e com pouca ou nenhuma área de vegetação.
- h) Terrenos Parcialmente Desocupados, Parques e Áreas Verdes (UTD) Este tipo de quadra é de fácil identificação, por possuir uma alta área relativa e/ou absoluta de vegetação. Podem também ocorrer nestas quadras manchas pulverizadas de solo exposto, usados como caminhos para a circulação.
- i) Clubes Desportivos (UCD) Destaca-se pela presença de piscinas com grandes áreas, assim como de quadras de tênis e campos de futebol em grande número. Existem também neste tipo de uso telhados grandes e retangulares similares a galpões, mas de uso certamente recreativos.

A Figura 4.7 exibe um exemplo na imagem de cada uma destas classes de uso do solo.



Indústrias, Galpões e Serviços em Geral

Figura 4.7 – Exemplos das classes de uso do solo definidas (continua).



Favelas ou Assentamentos Informais



Residencial Horizontal de Alto Padrão





Residencial Vertical de Alto Padrão

Figura 4.7 – Continuação (continua).



Residencial Horizontal de Baixo/Médio Padrão



Serviços com Construções Verticais



Uso Misto Residencial-Serviços

Figura 4.7 – Continuação (continua).



Terrenos Parcialmente Desocupados e Áreas Verdes



Clubes Desportivos

4.2.4.2 Criação de relações semânticas entre classes

Relações semânticas entre algumas classes de cobertura da terra foram estabelecidas previamente à etapa de criação de atributos que serviriam para a formalização do conhecimento humano na descrição das classes de uso do solo. A intenção foi a de que atributos relacionados aos objetos das classes abstratas geradas nesta etapa pudessem ser usados na identificação do tipo de uso do solo predominante dentro das quadras.

A Figura 4.8 mostra estas relações semânticas criadas. As classes 'Vegetação Arbórea' e 'Vegetação Rasteira' foram agregadas em uma superclasse 'Vegetação' (Figura 4.8a). Isto foi feito, pois diferentes tipos de uso do solo podem ser mais intuitivamente discernidos pela presença ou ausência de vegetação, independentemente da estrutura foliar, altura de dossel e etc. que esta se encontra.



Figura 4.8 – Relações semânticas criadas entre as classes de cobertura da terra.

Outra relação semântica criada foi a associação de objetos de diferentes tipos de telhados com tamanho acima de certo limiar à superclasse 'Telhados Grandes'. Assim, independentemente do material constituinte, telhados de tamanho grande passaram a pertencer semanticamente a esta classe. Mais geralmente, e independentemente do tamanho dos objetos, estes cinco tipos de telhados foram associados à superclasse 'Telhados Variados', que passou a envolver o conceito de diferentes tipos de telhados de colorações cinza, branco e azuis (Figura 4.8, b). O propósito de criação desta classe está associado a possibilidade de ser utilizada na descrição das classes de uso do solo não-residenciais.

4.2.4.3 Geração e análise exploratória de atributos

Todos os atributos gerados, avaliados e utilizados para a classificação do uso do solo são relacionados à classificação da cobertura da terra, mais exatamente, à composição e estrutura geométrica dos objetos das classes de cobertura da terra dentro das quadras urbanas. Os atributos gerados representam a chave de interpretação do uso do solo aplicada na etapa de interpretação visual. Alguns exemplos de atributos gerados seriam: retangularidade e compacidade máxima e média de telhados de diferentes tipos e da classe 'Sombra', área máxima e média de telhados de diferentes tipos e da classe 'Sombra', assimetria média de tipos de telhados, desvio padrão da assimetria, retangularidade, compacidade e área de diferentes tipos de telhados, número de objetos de certa classe de cobertura da terra dentro das quadras, existência de objetos de certa classe de cobertura da terra, área relativa e total dos objetos das classes de cobertura da terra etc.

Para que a escolha dos atributos e definição dos limiares fosse feita, foi necessário fazer uma análise exploratória dos atributos gerados. Esta análise foi feita de forma supervisionada através da ferramenta de espacialização de atributos *Feature View*, disponível no sistema *Definiens Developer*. Esta ferramenta relaciona o valor de um atributo de um objeto (no caso quadra) a uma tonalidade de cinza e permite ao mesmo tempo a obtenção do valor numérico deste atributo através da interface do programa. Isto permite a detecção de clusters e contrastes entre os objetos, portanto facilitando a escolha dos atributos mais pertinentes para cada classe, assim com a limiarização e, mais subjetivamente, a modelagem das funções *fuzzy* de pertinência. A Figura 4.9 mostra alguns exemplos da espacialização em tons de cinza de alguns destes atributos customizados gerados nesta etapa.



Figura 4.9 – Visualização de atributos em tons de cinza: (a) área média dos objetos da classe Telhados Brilhantes; (b) área total dos objetos da classe Telhados Brilhantes dividido pelo número de objetos desta classe; (c) existência de objetos classificados como Piscina e (d) área relativa de Vegetação.

4.2.4.4 Descrição das classes

A descrição das classes de uso do solo, como mencionado acima, foi guiada pela chave de interpretação elaborada. O objetivo foi emular, em termos de regras, funções de pertinência e estruturação hierárquica da agregação destes valores de pertinência, o conhecimento, avaliação e julgamentos envolvidos na interpretação visual do uso do solo. No entanto, esta emulação dos processos cognitivos humanos não só são difíceis de se representar, como pode envolver uma descrição de classe muito extensa e complexa. Uma estratégia auxiliar

que provou ser bastante eficaz é a oposição de uma classe em relação a outras. Exemplo: a classe 'Residencial Vertical de Alto Padrão' pode ser descrita como possuidora de alta área relativa de vegetação, número grande de piscinas e existência de sombras de tamanho grande. Entretanto, ainda assim pode haver confusão com outras classes e assim ocorrer erros na classificação. Para se evitar isto, foram inseridos na descrição das classes atributos e limiares correspondentes a características que elas não têm. Conforme o exemplo, a classe 'Residencial Vertical de Alto Padrão' possui o atributo de baixa área relativa de telhado de cerâmica, característica que não é desta classe, mas que a opõe em relação a outras, simplificando a descrição das classes e melhorando a classificação.

Assim, com base na chave de interpretação do uso do solo elaborada e utilizando a ferramenta *Feature View* de espacialização de atributos, as classes de uso do solo foram descritas através de um processo iterativo de classificação e edição das descrições. Ou seja, concomitantemente ao ajuste de limiares e às alterações na descrição das classes, as classificações-teste foram sendo realizadas e analisadas quanto ao comportamento das quadras urbanas em relação à pertinência às classes de uso solo. Em seguida, outras alterações e ajustes foram feitos e novamente a imagem foi re-classificada. Este processo de tentativa e erro foi conduzido até as descrições das classes e o resultado obtido serem julgados como satisfatoriamente bons.

A formalização do conhecimento foi feito sob a forma de regras utilizando funções de pertinência *fuzzy* e regras booleanas. Neste tipo de classificação, pode-se agregar de diferentes formas (mínimo, máximo, média, multiplicação) e em estrutura hierárquica valores de pertinência retornados pelas funções *fuzzy* e pelas seleções lógicas (Figura 4.10). Usando esta potencialidade e estratégia, as classes de uso do solo foram descritas de forma a serem coerentes com uma interpretação humana e ao mesmo tempo o mais simples possível.

86



4.10 – Exemplo de descrição de uma classe baseada em regras e funções de pertinência.

4.2.5 Formatação do modelo para a concepção do sistema InterIMAGE

Uma vez definido o modelo de classificação da cobertura da terra e feita a definição e descrição das classes de uso do solo, o modelo geral de interpretação foi convertido para a concepção de análise do InterIMAGE. A descrição detalhada de como foi realizada a conversão em termos de modelagem e descrição das classes está no capítulo de Resultados. Aqui serão mencionadas as considerações, testes e simulações feitos para que esta conversão fosse factível com o mínimo de empecilhos.

Durante as simulações e testes feitos no sistema *Definiens Developer*, a teoria de análise de imagens do InterIMAGE foi estudada, e a conversão do modelo entre os sistemas antevista e abstraída. Concomitante a isso, requisições de implementação de operadores e potencialidades no sistema foram sendo feitas pela equipe de aplicação do Projeto InterIMAGE/TerraAIDA. Cada nova

implementação no sistema foi testada não só nesta aplicação como também nas de Pinho et al. (2009b) e Costa et al. (2009).

Devido à diferença no modo de análise entre os sistemas, uma conversão fiel é teoricamente impossível. No sistema Definiens Developer, as associações semânticas e de herança de atributos entre as classes são feitas separadamente entre si e opcionalmente de forma implícita na configuração dos domínios de classe e de segmentos em que os algoritmos que compõem o processo de interpretação irão agir. Já no InterIMAGE, a rede de estruturação das classes é ao mesmo tempo hierárquica e semântica, visto que nos nós da semântica são inseridos rede operadores que geram máscaras correspondentes ao conceito do nó e que são transmitidas para serem processadas pelos seus nós-filho. Sendo a geração destas máscaras realizada por algum programa executável externo ao sistema, dois nós de um mesmo nível da rede gerarão máscaras (segmentos) de forma independente um do outro, ou seja, a forma geométrica de uma hipótese de um nó não será de forma alguma influenciada pela forma geométrica da hipótese de outro nó do mesmo nível da rede. Devido ao fato de esta independência entre as segmentações de um mesmo nível da rede semântica ser possível no InterIMAGE e não no Definiens Developer, tivemos que arcar com algumas imprevisibilidades nos resultados da conversão.

Outro fator considerado é que, no sistema *Definiens Developer*, a classificação de um nível baseada na classificação prévia de um nível inferior é feita de forma independente e flexível, ao passo que no InterIMAGE os dois níveis têm de estar necessariamente atrelados na rede semântica. Assim, escolheu-se converter o modelo de interpretação do *Definiens Developer* na forma de duas redes semânticas separadas no InterIMAGE: uma rede de cobertura da terra e outra de uso do solo. Isto resultou na necessidade de se implementar um operador de importação de resultados entre uma rede semântica e outra (operador *Import-MAP-INET*). O sistema InterIMAGE ganhou portanto uma

88

importante funcionalidade, que é a independência entre dois ou mais projetos de uma mesma área, mas que podem manter relações de resultados entre si.

A descrição das classes de cobertura da terra em termos de atributos, limiares e funções *fuzzy* de pertinência foi feita identicamente nos dois sistemas de classificação. Levou-se em conta a descrição final das classes de interesse no modelo elaborado no sistema Definiens Developer, que continha expressões herdadas de níveis superiores da rede hierárquica implícita na árvore de processos. De posse da informação das seleções lógicas e funções de pertinência que validam aquelas hipóteses obtidas no *Definiens Developer*, estas expressões puderam ser manipuladas e reestruturadas nas regras de decisão da etapa BU e nas seleções de segmentos da etapa TD no InterIMAGE.

As hipóteses validadas na classificação da cobertura da terra foram inseridas na rede semântica de interpretação do uso do solo através do operador de importação de resultados Import-MAP-INET. Nesta rede semântica, abaixo de cada nó de uma classe de uso do solo, foram inseridos nós-folha de classes de cobertura da terra correspondentes aos atributos que descrevem aquele tipo de uso. Por exemplo, sendo a classe 'Favela' descrita pelos atributos 'área relativa da classe vegetação', 'retangularidade média de telhados variados', 'área relativa da classe vegetação' e 'número de sombras grandes (de prédio)', os nós 'Vegetação', 'Telhado de Cerâmica', 'Telhados Variados' e 'Sombra' foram inseridos como filhos do nó 'Favela' na rede de uso do solo. O operador Import-MAP-INET permite importar, como hipótese de um nó, hipóteses validadas em mais de um nó de outra rede semântica. Assim, no exemplo acima, o nó 'Vegetação' recebe as hipóteses validadas de 'Arbórea' e 'Rasteira' da rede semântica de cobertura da terra. Da mesma forma, são importadas para o nó 'Telhados Variados' da rede de uso do solo as hipóteses validadas de 'Telhados Brilhantes', 'TAC', 'TAM', 'TAE' e 'Coberturas Metálicas' da rede de cobertura da terra. Portanto, este operador de importação dos resultados não

só possibilita certas construções, como também torna o modelo mais claro, simples e fácil de realizar manutenções.

Também para que o modelo de interpretação do uso do solo fosse possível de ser convertido, foi necessário a implementação por parte da equipe de programadores do Projeto InterIMAGE/TerraAIDA de duas outras funcionalidades. A primeira funcionalidade se refere à capacidade da regra de decisão BU, que anteriormente considerava apenas os atributos e hipóteses referentes aos nós-filho, poder considerar atributos relacionados aos nós-neto do nó no qual está inserida a regra. Considerando a rede de uso do solo na Figura 4.11, nota-se que o tipo de uso do solo que se dá em uma quadra será decidido pela regra BU do nó 'Quadras'. No entanto, esta regra de decisão precisará invocar atributos referentes aos netos deste nó. Por exemplo, a decisão no nó 'Quadra' se uma quadra é de 'URHAP', 'USV' ou 'URVAP' pode ser, entre outros atributos, determinada pela 'área relativa de 'Vegetação'' e 'compacidade média dos objetos de 'Sombra''. Estes atributos no InterIMAGE são calculados no nó-pai de 'Vegetação' e 'Sombra', após se validarem as instâncias destas classes, e devem ser passado para o nó-avô para este decidir qual do três usos possui maior pertinência aos objetos (no caso, quadras) em relação a estes atributos.



Figura 4.11 – Exemplo de rede semântica para a classificação do uso do solo.

A segunda funcionalidade se refere à forma como as hipóteses são validadas em uma regra BU. Inicialmente, uma vez que a regra BU validasse as hipóteses de determinada classe, o comando *global merge* tinha de ser inserido para que a decisão se concretizasse. No entanto, este comando fazia com que todos os as hipóteses que foram validadas se tornassem uma única instância. Portanto, atributos como 'compacidade média dos objetos de 'Sombra'' perdiam o sentido prático de serem calculados e utilizados. Assim, um novo comando nomeado *merge neighbours* foi implementado com o intuito de que as hipóteses disjuntas se tornassem instâncias diferentes e que hipóteses validadas que fossem vizinhas, ou seja, que mantêm borda em comum, se tornassem uma única instância. Ao longo do processo de implementação destas novas funcionalidades no sistema, testes e reparos foram realizados em um trabalho conjunto da equipe de programação com a equipe de aplicação.

Em termos puramente de descrição das classes, o modelo de interpretação do uso do solo foi convertido fielmente, copiando-se os limiares e formas das funções de pertinência *fuzzy*, assim como a estrutura em cascata dos operadores de agregação dos valores de pertinência retornados por estas funções.

4.2.6 Avaliação das classificações

4.2.6.1 Matriz de erros

A avaliação da acurácia das classificações de cobertura da terra e do uso do solo para cada área-teste foi feita a partir de matrizes de erros. Segundo Congalton e Green (1999), a matriz de erros, se elaborada corretamente, tem eficiência comprovada e expressa de forma explícita a confiabilidade do mapa para os planejadores que o utilizarão na tomada de decisões. Nessa matriz, as colunas usualmente representam os dados de referência (verdade assumida), e as linhas, a classificação obtida através de SR. Os erros de omissão (amostras de uma classe atribuídas erroneamente a outras) e de comissão

(amostras atribuídas erroneamente a uma classe) são expressos na matriz de erros para cada par de classes. Assim, várias medidas de exatidão podem ser calculadas a partir de uma matriz de erros.

Para a avaliação das classificações de cobertura da terra feitas no sistema *Definiens Developer*, as seguintes questões foram levadas em conta:

- a) Como a informação no mapa está distribuída?
- b) Qual é a unidade amostral adequada?
- c) Quantas amostras devem ser coletadas?
- d) Como as amostras devem ser coletadas?

A primeira questão foi respondida com base na proporção de cada classe na classificação (assumindo-se que esta é satisfatória). A unidade amostral adotada foram os segmentos obtidos nos procedimentos de segmentação e posteriormente classificados na classificação final. E para a determinação do número de amostras que devem ser coletadas, Congalton e Green (1999) sugerem a aplicação da seguinte fórmula:

$$n = B\Pi_i (1 - \Pi_i) / b^2$$
 (4.11)

em que *B* é obtido de uma tabela de distribuição qui-quadrada com um grau de liberdade e $1-\alpha/k$, sendo *k* o número de classes e $1-\alpha$ é o grau de confiança de que o número de amostras retornado representará a proporção das classes no mapa; Π_i é a proporção da classe com maior área no mapa, e *b* é o máximo erro admissível quanto ao número apropriado de amostras (em nosso caso adotado o valor 0,05, ou seja, 5%). Uma vez definido o número total de amostras para a elaboração da matriz de erro, este número foi dividido entre as classes de acordo com a área relativa destas no mapa. As amostras foram coletadas por toda a imagem de forma aleatória. Atendido os rigores para a elaboração correta de uma matriz de erros, vários índices de exatidão puderam ser calculados. Para a análise da exatidão global (EG) das classificações, foi calculada a razão entre as amostras classificadas corretamente e o número total de amostras coletadas. A acurácia da classificação para cada classe foi analisada a partir das medidas de exatidão do usuário (EU), dada pela razão entre o número de amostras de uma classe classificadas corretamente pelo número de amostras atribuídas a esta classe, e que indica a probabilidade de uma amostra realmente pertencer à sua classe atribuída, e da exatidão do produtor (EP), dada pela razão entre o número total de amostras de uma classe classificadas corretamente pelo número (EP), dada pela razão entre o número total de amostras coletadas para esta classe (LILLESAND et al. 1994; CONGALTON ; GREEN, 1999).

Outros dois índices de avaliação derivados da matriz de erros foram usados para a análise da acurácia global e por classe, sendo eles os coeficientes de concordância Kappa Amostral (KA) (CONGALTON ; GREEN, 1999) e o Kappa por Classe (KC) (ROSENFIELD ; FITZPATRICK-LINS, 1986). Pelo fato de incorporar em seu cálculo não só os elementos da diagonal principal, mas indiretamente toda a matriz de erros, o KA representa um valor mais confiável e menos otimista que a EG.

As classificações foram qualificadas tendo por base a categorização do KA proposta por Landis e Koch (1977) expressa na Tabela 4.4.

Valor do Kappa	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 - 1,0	Excelente

Tabela 4.4 – Categorização de uma classificação a partir do valor do índice Kappa.

Fonte: Adaptada de Landis e Koch (1977).

Estes índices foram utilizados também para a avaliação das classificações feitas no sistema InterIMAGE. No entanto, pelo fato de as áreas-teste de aplicação do modelo neste sistema serem bem menores, as amostras das classes de cobertura da terra foram coletadas diferentemente. Ao invés de coletar segmentos gerados pelo modelo e verificar o acerto ou erro na atribuição às classes, amostras dos objetos de cada classe foram desenhadas de acordo com a interpretação do intérprete de forma sortida e aleatória na imagem. Em seguida, estas amostras-verdade foram cruzadas pixel a pixel com as classificações de cobertura da terra feitas no InterIMAGE. A Figura 4.12 mostra exemplos desta coleta de amostras para avaliação das classes de cobertura da terra.



Figura 4.12 – Desenho de amostras para a avaliação das classificações de cobertura da terra.

Para a avaliação de todas as classificações de uso do solo, o mapa-verdade do uso do solo da região de estudo foi feito. Quadras com classificação duvidosa não foram mapeadas.

4.2.6.2 Comparação das classificações

A acurácia das classificações de cobertura da terra foi comparada entre os sistemas tendo como verdade as amostras desenhadas. A comparação foi feita por observação visual das classificações, por comparação qualitativa dos índices de acurácia e por comparação estatística.

Os parâmetros usados para a comparação estatística foram a EG e o KA. Para isso, foi necessário calcular a variância do índice KA (Var (KA)) como documentado por Hudson e Ramm (1987). Uma vez calculado os valores de KA e da Var (KA) de cada classificação gerada, o seguinte teste estatístico pôde ser aplicado para verificar se duas classificações têm KAs estatisticamente iguais ou não:

$$Z = \frac{|K1 - K2|}{\sqrt{Var(K_1) + Var(K_2)}}$$
(4.12)

em que *Z* é uma distribuição normal padrão, $K_1 e K_2$ são os KA calculados para as duas classificações e *Var(K*₁) e *Var(K*₂) são as variâncias estimadas de $K_1 e$ K_2 . As duas classificações terão acurácia estatisticamente iguais se $Z_{calc.} \leq Z_{\alpha/2}$

Para testar se duas classificações têm EG iguais, o seguinte teste sugerido por Zwillinger e Kokoska (2000) foi aplicado:

$$Z = \frac{p1 - p2}{\sqrt{pq(1/n1 + 1/n2)}}$$
(4.13)

em que

$$p = \frac{X1 + X2}{n1 + n2} \tag{4.14}$$

e q é a diferença entre p e 1. Duas classificações terão EG iguais se $|Z| \le z_{a/2}$.

Para a realização destes testes, foi calculado o centróide das amostras desenhadas e recalculadas as matrizes de erros. O intuito desta medida foi o de diminuir consideravelmente o número de amostras. A comparação pixel-apixel com as amostras desenhadas faz com que cada pixel seja uma amostra classificada correta ou incorretamente. Como o número de amostras será muito grande, a variância do Kappa será muito pequena, e o *n* muito grande. Assim, mesmo que os KAs e EGs sejam muito próximos, os testes aqui apresentados não assumirão equivalência de acurácia e exatidão.

O intuito da comparação estatística entre as classificações realizadas no *Definiens Developer* com as realizadas no InterIMAGE objetivou comprovar o sucesso na conversão do modelo de classificação entre os sistemas e estimar qual seria a acurácia de classificações feitas com o sistema InterIMAGE em outras áreas.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo, serão mostrados e discutidos os resultados obtidos nas principais etapas da metodologia.

5.1 Segmentação das imagens

Mesmo sendo possível aplicar uma parametrização do algoritmo segmentador para cada classe de cobertura da terra, tal estratégia implicaria um maior tempo de processamento e complexidade do modelo. Foram então definidas três classes de segmentação. Uma para a geração de objetos assimétricos e irregulares na forma, moldados mais por parâmetros espectrais, e outras duas para a geração de objetos compactos e retangulares. A primeira seria aplicada para a segmentação das áreas vegetadas, e as duas últimas para a segmentação de telhados pequenos a médios e de telhados grandes. O número de experimentos, áreas-teste diferentes, segmentos de referência e menor discrepância atingida para cada classe de segmentação encontra-se na Tabela 5.1.

Tabela 5.1 – Quadro	o geral	dos	testes	executados	е	resultados	obtidos	na	etapa	de
segme	entação).								

Classes de segmentação	N ^º de testes	N ^º de areas	N ^º de segmentos de referência	Menor discrepância
Telhados Pequenos e Médios	10	3	9	0,15
Telhados Grandes	4	1	3	0,06
Vegetação	9	2	8	0,24
Total	23	6	20	Média: 0,15

Com um número relativamente pequeno de testes (23), apesar do grande tempo dedicado a esta etapa, conseguimos em média uma discrepância mínima de 0,15 para vinte segmentos de referência obtidos em diferentes áreas da imagem. O número de testes para cada classe de segmentação e a definição dos universos de busca de cada teste variaram em função dos resultados obtidos ao longo do processo.

As Tabelas 5.2 a 5.4 mostram todos os experimentos realizados e os respectivos parâmetros e discrepância obtidos. Testes exploratórios dos parâmetros por tentativa e erro foram feitos concomitantemente aos testes de calibração por AG. Estes testes paralelos por tentativa e erro muitas vezes serviram de referência para a definição dos universos de busca do AG.

Para a classe de segmentação 'Telhados Grandes', guatro testes foram feitos, em que obtivemos o menor valor de discrepância (0,06). Os parâmetros do AG definidos foram bem moderados, ou seja, poucos experimentos e gerações e população pequena. Apenas no primeiro teste, o universo de busca dos parâmetros de cor e compacidade foi definido entre 0 e 1. Nos testes seguintes, os universos de busca foram definidos de forma que o algoritmo genético encontrasse valores maiores para os parâmetros de forma e compacidade, visto que telhados grandes possuem forma retangular. De fato, as parametrizações com menor discrepância (testes 3 e 4) possuem valores muito baixos para o parâmetro de cor e altos para o de compacidade (Tabela 5.2). O fato de o universo de busca do parâmetro de escala ser tão estreito no teste 4 foi devido aos resultados obtidos nos testes 1 e 2 e aos testes de tentativa e erro, que deram indícios de ser em torno de cem o valor mais adequado. Para esta classe, não usamos a funcionalidade de calibração dos pesos das bandas espectrais, sendo todos os testes feitos com peso um para as bandas do azul ao vermelho e zero para a banda do infravermelho próximo.

Tabela 5.2 – Parametrizações dos testes e resultados obtidos para a classe de segmentação 'Telhados Grandes'.

Parâmetros do AG										
Classe	Teste	Experimentos	Populações	Gerações						
	1	10	10	5						
Telhados	2	10	10	5						
Grandes	3	10	10	5						
	4	10	10	5						

Continua

Universo de Busca											
Classe	Teste	Escala (min.)	Escala (máx.)	Cor (min.)	Cor (máx.)	Compacida (min.)	de Compacidade (máx.)				
	1	50	100	0	1	0	1				
Telhados	2	75	125	0	0,5	0,5	1				
Grandes	3	30	200	0	0,5	0,5	1				
	4	99	107	0	0,5	0,5	1				
				Resulta	dos						
						Calib. de					
Classe	Teste	Escala	Cor	Compacie	dade	bandas	Discrepância				
	1	99	0,38	0,11		1, 1, 1, 0	0,37				
Telhados	2	105	0,21	0,55		1, 1, 1, 0	0,34				
Grandes	3	171	0,12	0,87		1, 1, 1, 0	0,14				
1	4	100	0,02	0,67		1, 1, 1, 0	0,06				

Tabela 5.2 – Conclusão.

A Figura 5.1 mostra a área de teste, os segmentos de referências desenhados manualmente e os resultados obtidos para esta classe de segmentação. De todas as classes de segmentação definidas, esta foi a que obteve o menor valor de discrepância (0,06) com o menor número de testes com o AG (4).

Área-teste e segmentos de referência:



Resultados e valores de discrepância:



Figura 5.1 – Área-teste, segmentos de referência e resultados dos testes para a classe de segmentação 'Telhados Grandes'.

Para a classe de segmentação 'Telhados Pequenos e Médios', três áreas da imagem foram selecionadas para a realização de dez testes de calibração dos parâmetros de segmentação por algoritmo genético. A discrepância mínima obtida nestes testes foi de 0,15 e a média de 0,30 (Tabela 5.3). Assim como para a classe de segmentação 'Telhados Grandes', não foram calibrados os pesos das bandas espectrais, sendo todos os testes feitos com peso um para as bandas do visível e zero para a banda do infravermelho-próximo.

Tabela 5.3 – Parametrização dos testes e resultados obtidos para a classe de segmentação 'Telhados Pequenos e Médios'.

Parâmetros do AG											
Classe	Teste	Experimentos	Populações	Gerações							
	10	5	10	10							
	9	5	20	10							
	8	10	10	15							
Talbadaa	7	10	15	10							
Teinados Módios o	6	10	20	10							
Pequenos	5	10	20	30							
requerios	4	5	10	10							
	3	5	10	10							
	2	5	10	10							
	1	5	10	10							

Universo de Busca											
Classe	Teste	Escala (min.)	Escala (máx.)	Cor (min.)	Cor (máx.)	Compacidade (min.)	Compacidade (máx.)				
	10	35	65	0	0,5	0,5	1				
	9	35	65	0	0,3	0,8	1				
	8	30	60	0	0,5	0,5	1				
Talbadaa	7	30	50	0	0,5	0,4	1				
Teinados Médios e	6	30	70	0	0,4	0,1	0,5				
Pequenos	5	35	60	0	0,4	0,5	1				
requerios	4	45	75	0	0,5	0,5	1				
	3	30	70	0	0,4	0,1	0,5				
	2	30	60	0	0,5	0,5	1				
	1	30	60	0,29	0,31	0,79	0,81				

Continua

Resultados										
Classe	Tosto	Fscala	Cor	Compacidade	Calib. de bandas	Discrenância				
010330	10	60	0.06	0.80		0.15				
	9	41	0,00	0,89	1, 1, 1, 0	0,19				
	8	57	0,11	0,62	1, 1, 1, 0	0,19				
	7	39	0,19	0,47	1, 1, 1, 0	0,27				
l elhados	6	57	0,25	0,43	1, 1, 1, 0	0,31				
Niedios e	5	59	0,15	0,54	1, 1, 1, 0	0,33				
requeitos	4	53	0,1	0,89	1, 1, 1, 0	0,33				
	3	59	0,15	0,24	1, 1, 1, 0	0,34				
	2	59	0,17	0,6	1, 1, 1, 0	0,36				
	1	40	0,3	0,8	1, 1, 1, 0	0,59				
					Média:	0,30				

Tabela 5.3 – Conclusão.

Nota-se pela Tabela 5.3 que os universos de busca dos parâmetros de cor e compacidade foram definidos em quase todos os dez testes para que o AG encontrasse valores menores que 0,5 para o parâmetro de cor e maiores que 0,5 para o parâmetro de compacidade. De fato, as parametrizações que geraram os menores valores de discrepância (testes 10, 9, 8 e 7) possuem valores muito baixos para o parâmetro de cor e altos para o de compacidade (Tabela 5.3). O teste 1 foi feito com o objetivo de se obter o valor de discrepância de uma parametrização que nos testes por tentativa e erro gerou resultados visualmente satisfatórios. Apesar de os valores de discrepância serem altos (Tabela 5.3 e Figura 5.2), esta parametrização foi considerada como uma das melhores para a segmentação de telhados pequenos e médios.

A Figura 5.2 mostra as áreas-teste em que estes testes foram aplicados, assim como os segmentos de referência e o resultado que gerou a menor discrepância para cada uma destas áreas.



Figura 5.2 – Áreas-teste, segmentos de referência e menor discrepância obtida para a segmentação de telhados médios e pequenos.

Grande parte dos testes foi realizada sobre a área-teste 1, por ser uma área menor, o que acarreta menor tempo de execução dos testes. Sobre as outras duas áreas, testes de calibração dos parâmetros por AG e por tentativa e erro foram empreendidos. Estas áreas representam os tipos de situações em que telhados médios e pequenos geralmente aparecem, ou seja, isoladamente e de forma espaçada entre si (área 2), ou amalgamados uns aos outros (área 3). Em seguida, os melhores parâmetros obtidos sobre cada uma das três áreas-teste foram aplicados sobre as outras duas áreas-teste, e a escolha da parametrização final para esta classe de segmentação se deu por uma análise

visual qualitativa destes resultados. As parametrizações e os respectivos segmentos e valor de discrepância estão expressos na Figura 5.3.



Figura 5.3 – Áreas-teste, segmentos de referência e menor discrepância obtida para a segmentação de telhados médios e pequenos.

Percebe-se que as parametrizações 1 e 7 são as únicas que nas três áreasteste geraram segmentos coerentes. A parametrização 8 gerou resultados ruins na área-teste 3, e a parametrização 10 gerou segmentos grandes demais para as áreas 2 e 3. Isto implica que, para a imagem inteira, uma das parametrizações que gera segmentos coerentes nas três situações deveria ser escolhida. Apesar de a parametrização obtida pelo teste 7 ter em média uma discrepância menor do que a parametrização obtida no teste 1, os segmentos gerados por esta parametrização, no geral, apresentaram boa concordância geométrica com as partes componentes dos telhados (diferentes angulações e situações de preservação e limpeza). Para a classe de segmentação 'Vegetação', nove testes foram feitos sobre duas áreas-teste, onde se atingiu a discrepância mínima de 0,24. A Tabela 5.4 mostra a configuração dos testes realizados, e a Figura 5.4 mostra as áreas-teste, os segmentos de referência e os resultados obtidos com as parametrizações que geraram a menor discrepância.

Tabela 5.4 – Parametrizações dos testes e resultados obtidos para a classe de segmentação 'Áreas Vegetadas'.

Parâmetros do AG											
Classe	Teste	Experimentos	Populações	Gerações							
	1	10	10	10							
	2	10	10	10							
	3	10	15	10							
Áraaa	4	10	10	5							
Areas	5	10	10	5							
vey.	6	10	15	25							
	7	10	20	30							
	8	10	20	30							
	9	5	5	10							

Universo de Busca

Classe	Teste	Escala (min.)	Escala (máx.)	Cor (min.)	Cor (máx.)	Compacidade (min.)	Compacidade (máx.)
	1	10	10	10	15	60	0
	2	10	10	10	15	30	0
	3	10	15	10	20	30	0
Áraaa	4	10	10	5	15	60	0,5
Veg	5	10	10	5	15	60	0,5
vey.	6	10	15	25	20	60	0,75
	7	10	20	30	24	50	0
	8	10	20	30	2	60	0
	9	5	5	10	24	26	0.49

Resultados

Classe	Teste	Escala	Cor	Compacidade	Calib. de bandas	Discrepância
	1	23	0,7	0,24	0,13, 0,17, 0,39, 0,29	0,47
	2	19	1	0,73	0,18, 0,06, 0,66, 0,09	0,49
	3	22	0,69	0,8	0,15, 0,23, 0,54, 0,12	0,49
Áraaa	4	44	0,89	0,08	1, 1, 1, 1	0,58
Veg	5	37	0,98	0,3	1, 1, 1, 1	0,59
vey.	6	45	0,89	0,29	1, 1, 1, 1	0,58
	7	49	0,22	0,94	1, 1, 1, 1	0,31
	8	21	0,25	0,61	0,24, 0,07, 0,41, 0,26	0,24
	9	24	0,5	0,09	0,23, 0,16, 0,49, 0,10	0,42

Os três primeiros testes foram feitos, alterando-se o universo de busca do parâmetro de escala e definindo-se como 0 e 1 o intervalo de busca dos parâmetros de cor e compacidade. Em seguida, o universo de busca destes parâmetros foi definido entre 0,5 e 1 para o parâmetro de cor, e entre 0 e 0,5 para o parâmetro de compacidade nos três testes seguintes, pois se buscava a segmentação de objetos irregulares na forma (moldados mais pela cor). Como esta ação não surtiu o efeito desejado, ou seja, o valor de discrepância aumentou ao invés de diminuir, voltou-se a restringir o universo de busca apenas do parâmetro de escala, deixando novamente entre 0 e 1 o universo de busca dos parâmetros de cor e compacidade nos testes 7 e 8. Desta vez, entretanto, aumentou-se o número de gerações e experimentos do teste, e as parametrizações geraram os melhores resultados (valores de discrepância de 0,31 e 0,24). Percebe-se que o fato de se habilitar a funcionalidade de calibração dos pesos das bandas espectrais no teste 8 fez o valor da discrepância diminuir em 0,07. No teste 9, testou-se uma parametrização que no sistema Definiens Developer apresentou bom resultado visual, só que habilitando a funcionalidade de calibração do peso das bandas em um teste com poucos experimentos, populações e indivíduos. A discrepância obtida neste teste é satisfatória (Tabela 5.4).



Figura 5.4 – Áreas-teste, segmentos de referência e menor discrepância obtida para a classe de segmentação 'Áreas Vegetadas'.

Ao final. para а segmentação de áreas vegetadas, escolheu-se a parametrização obtida no teste 8, que gerou o menor valor de discrepância (Tabela 5.4). Já para a segmentação de telhados pequenos, médios e grandes, decidiu-se aplicar a parametrização do teste 1 (Tabela 5.3), pois embora tenham-se obtido parametrizações que geraram valores menores de discrepância para estas classes de segmentação, quando aplicadas estas parametrizações sobre a imagem como um todo, segmentos não tão bons foram gerados em outras áreas que não as utilizadas nos testes. Assim, uma parametrização de segmentação, não do objeto inteiro, mas sim de suas partes componentes, pareceu ser mais adequada. A Figura 5.5 mostra fotografias de uma área complexa típica de cidades brasileiras. O fato de os telhados estarem amalgamados uns aos outros, porém exibindo diferentes tonalidades de cores e padrões espaciais, impossibilita a aplicação de parametrizações rígidas para estas classes. Logo, estas duas referidas parametrizações foram aplicadas para a segmentação das classes de cobertura da terra.


Figura 5.5 – Exemplos recorrentes de alta densidade e complexidade dos telhados.

5.2 Escolha do modelo de classificação da cobertura da terra

Considerando as três redes hierárquicas elaboradas e os três diferentes métodos de SA utilizados, nove modelos diferentes poderiam ser aplicados na classificação de cobertura da terra. Considerando também que as ADs que foram usadas em cada separação de classes da rede hierárquica podem ter tamanhos diferentes, dependendo do número mínimo de amostras por nófolha, o número de modelos de classificação utilizando apenas uma metodologia de mineração de dados dobrou para dezoito, pois árvores com no mínimo 2 e 5 amostras nos nós-folha foram criadas para cada modelo. Obviamente, combinações de métodos podem ser feitas na criação de modelos híbridos, o que torna impraticável a avaliação de todos os modelos possíveis. Portanto, estes dezoito modelos de classificação, variando quanto à rede hierárquica, o tamanho das ADs e o método de SA, foram avaliados.

Para fins de avaliação, os modelos foram executados da seguinte forma: para cada separação de classes da rede hierárquica, um dos algoritmos de SA foi aplicado precedentemente à classificação por AD através do algoritmo C4.5. Os critérios usados para a avaliação dos modelos foram: valor médio do índice Kappa de todas as classificações da rede hierárquica, número total de atributos utilizados pelas AD do modelo, número de atributos diferentes utilizados pelas

AD e o número total de nós de todas as AD do modelo. Estes critérios foram escolhidos considerando que o índice Kappa mede a acurácia alcançada do modelo, que o número mínimo de atributos e o número mínimo de atributos diferentes medem o custo de implementação do modelo, e o número de nós representa o tamanho e complexidade do modelo. Todos estes fatores tiveram de ser levados em conta na escolha do modelo a ser traduzido e incrementado no sistema InterIMAGE. A Tabela 5.5 exibe o *ranking* dos modelos para cada uma destas variáveis crescente ou decrescentemente conforme o interesse.

Model	o de clas	sificação	Critério	Modelo	de clas	sificação	Critério
SA	Rede	Núm. min. de amostras por folha	Ind. Kappa	SA	Rede	Núm. min. de amostras por folha	Núm. de atrib.
FCBF	3	2	0.9579	FCBF	2	5	7
FCBF	3	5	0.9556	FCBF	3	5	8
FCBF	1	2	0.9546	CFS	2	5	8
FCBF	2	2	0.9519	FCBF	3	2	9
FCBF	2	5	0.9452	FCBF	1	5	9
CFS	1	2	0.9441	RELIEF	2	5	9
CFS	1	5	0.9441	CFS	3	5	10
FCBF	1	5	0.9434	RELIEF	3	5	10
CFS	2	2	0.9398	FCBF	1	2	10
RELIEF	1	2	0.9391	CFS	1	2	10
CFS	2	5	0.9372	CFS	1	5	10
RELIEF	1	5	0.9353	FCBF	2	2	10
CFS	3	2	0.9347	CFS	3	2	11
RELIEF	3	2	0.9327	RELIEF	1	2	11
CFS	3	5	0.9326	RELIEF	1	5	11
RELIEF	3	5	0.9325	RELIEF	3	2	12
RELIEF	2	5	0.926	RELIEF	2	2	13
RELIEF	2	2	0.9254	CFS	2	2	13
		Média:	0.9406			Média:	10

Tabela 5.5 – Critérios de avaliação dos modelos de classificação de cobertura da terra.

Continua

Modelo	de clas	sificação	Critério	Modelo de	e classi	ficação	Critério
Seleção de atributos	Rede	Núm. min. de amostras por folha	Num. de atributos diferentes	Seleção de atributos	Rede	Núm. min. de amostras por folha	Núm. de nós
FCBF	3	5	6	FCBF	2	5	25
FCBF	2	5	7	CFS	2	5	25
FCBF	3	2	7	RELIEF	2	5	25
FCBF	1	5	7	FCBF	3	5	27
CFS	2	5	7	CFS	3	5	27
CFS	3	5	7	RELIEF	3	5	27
RELIEF	3	5	7	FCBF	1	5	28
RELIEF	2	5	7	CFS	1	2	28
FCBF	1	2	8	CFS	1	5	28
CFS	1	2	8	RELIEF	1	2	28
CFS	1	5	8	RELIEF	1	5	28
CFS	3	2	8	FCBF	3	2	31
FCBF	2	2	9	CFS	3	2	33
RELIEF	3	2	9	RELIEF	3	2	33
RELIEF	1	2	10	FCBF	1	2	34
RELIEF	1	5	10	FCBF	2	2	35
RELIEF	2	2	10	RELIEF	2	2	35
CFS	2	2	11	CFS	2	2	35
		Média:	8.1			Média:	29.5

Tabela 5.5 – Conclusão.

Pelo *ranking* do índice Kappa, percebe-se que modelos que utilizam algoritmos de SA que consideram não só a relevância dos atributos, mas também a redundância entre si, apresentaram os índices de acurácia mais altos. Destaca-se o fato de os cinco modelos com maior acurácia calculada sobre um terço das amostras terem como método de SA o FCBF. Todos os modelos com este algoritmo de SA possuem acurácia acima da média. Modelos que contêm o algoritmo RELIEF-F para a SA ocupam as piores posições neste *ranking*.

O ranking crescente dos modelos quanto ao número total de atributos mostra que o algoritmo FCBF é também o que mais reduz a dimensionalidade, pois foi utilizado nos modelos com menor número de atributos. Isto está de acordo com heurística de seleção do FCBF que elimina também atributos redundantes, o que diminui o grupo final de atributos disponíveis às ADs. Nota-se que quase todos os modelos que utilizam o algoritmo RELIEF-F contêm um número de atributos acima da média.

Como de esperado, os modelos com um número mínimo de cinco amostras por folha foram os mais compactos, apresentando ADs menores (menores números de nós) e utilizando menos atributos e atributos diferentes. Quanto ao número de nós, que representa o tamanho do modelo, percebe-se no *ranking* deste critério na Tabela 5.5 que a rede hierárquica 2 mostrou ser a mais compacta, pois os três primeiros modelos neste ranking estão estruturados conforme esta rede hierárquica. A rede 3 também mostrou ser aplicável, pois atinge os dois primeiros lugares no índice Kappa e ocupa boas posições nos outros critérios.

De forma geral, percebe-se que o modelo destacado na cor verde é o mais compacto, pois de todos os modelos é o que utiliza o menor número de atributos, o menor número de nós e apenas sete atributos diferentes utilizados pelas ADs. Este modelo também apresentou um bom índice Kappa calculado sob a validação cruzada das amostras (0,9452), ficando bem acima da média e ocupando a quinta posição no *ranking* deste critério de escolha.

O modelo destacado em laranja que aparece em primeiro no *ranking* do índice Kappa, sempre ocupa posições inferiores ao verde em outros critérios. Outro fator é que o número mínimo de amostras por nó folha de suas árvores de decisão é de dois, o que o torna o modelo maior e possivelmente mais complexo. Isto é evidenciado na tabela de número de nós, em que o modelo laranja tem 31 nós, enquanto o modelo verde possui apenas 25. A mesma coisa acontece para os modelos vermelho e vinho, que obtiveram índices

Kappa superiores ao modelo verde, mas aparecem bem atrás deste nos outros *rankings*.

O modelo amarelo também poderia ter sido escolhido, pois ocupa a segunda posição nos rankings do índice Kappa e de número de atributo, possui um número mínimo de amostras por folha das árvores de decisão de 5, além da peculiaridade de utilizar somente seis atributos diferentes.

Dos modelos que utilizam o algoritmo RELIEF-F para a seleção de atributos, aquele que é estruturado pela rede hierárquica 2 e que contém no mínimo cinco amostras por nó folha das ADs é o que gerou os melhores resultados pelos critérios de escolha. Apesar do índice Kappa baixo, este modelo apresenta valores abaixo da média em todos os outros critérios, o que o qualifica como um modelo que poderia ser aplicado também.

Por todas estas considerações, o modelo escolhido de classificação de cobertura da terra é o destacado em verde, cuja estrutura e seqüência da classificação são dadas pela rede 2 e que usa o método FCBF de SA previamente à geração de ADs com no mínimo cinco instâncias em cada folha.

5.3 Descrição das classes de cobertura da terra

A descrição das classes de interesse de cobertura da terra levou em conta a hierarquização dos atributos e a seqüência da classificação da rede hierárquica 2 (Figura 5.6). As fórmulas para o cálculo dos atributos utilizados estão no Anexo deste documento.

A classificação de 'Negros' foi feita realizando-se um fatiamento dos pixels com número digital menor do que 20 de uma imagem gerada, calculando-se, para cada pixel, a média dos números digitais das quatro bandas multiespectrais. Entre os objetos formados na imagem pelos pixels que atenderam a esta condição, aqueles com área maior do que 12.000 m² foram classificados como 'Rio Pinheiros' e os objetos restantes passaram a pertencer à classe 'Sombra'.

Estas foram as únicas classificações feitas de forma supervisionada, ou seja, de forma não-automática.



Figura 5.6 – Rede hierárquica utilizada para a descrição das classes de cobertura da terra.

Para a classificação de 'Vegetação' e 'Não-Vegetação', de acordo com o modelo de classificação escolhido (seção 5.2), aplicou-se o algoritmo de AD C4.5, precedido pela SA através do algoritmo FCBF, que determinou que fossem atribuídos à classe 'Vegetação' objetos com o atributo 'Ratio' da banda 4 com valor acima de 0,2988. Cabe mencionar que o FCBF selecionou apenas este atributo entre os noventa e seis disponíveis e que a AD gerada tem apenas um particionamento, o que corrobora a eficiência do FCBF.

Entre as áreas de vegetação, a descrição das classes 'Veg. Arbórea' e 'Veg. Rasteira' foi feita através das seguintes etapas: (1) submissão das amostras destas duas classes a um processo de seleção de atributos pelos métodos GI, RELIEF-F e FCBF; (2) inserção dos sete atributos melhores ranqueados por cada um destes algoritmos (Tabela 5.6) na ferramenta *Sample Editor* do sistema Definiens Developer; (3) geração das funções de pertinência *fuzzy* automaticamente com base nas amostras (Figura 5.7); (4) escolha dos atributos de acordo com os critérios qualitativos de separabilidade entre as amostras (menor área de intersecção entre as funções de pertinência) e custo de implementação dos atributos no InterIMAGE. Assim, foram escolhidos os atributos 'Média da banda 2', e 'Média da banda 3'. Os valores de pertinência retornados por estas funções foram agregados pelo operador 'mínimo'. As funções de pertinência *fuzzy* e limiares utilizados, assim como os *rankings* de atributos gerados por cada um dos algoritmos de SA, em todas as classificações ao longo da rede hierárquica, estão no Anexo deste documento.

Tabela 5.6 –	Os sete	melhores	atributos	ranqueados	pelos	algoritmos	de seleção	de
	atributos	s para a cl	assificaçã	o de 'Veg. A	rbórea	' e 'Veg. Ra	steira'.	

FCBF	Valor	RELIEF-F	Valor	InfoGain	Valor
Média da B3	0,912	B3/B1	0,19627	Média da B3	0,905
Min. valor do pixel na B3	0,57	Média da B3	0,16844	Média da B1	0,749
Média B1	0,518	Média da B2	0,15437	Média da B2	0,71
Área	0,411	Min. valor do pixel B3	0,13635	Min. valor do pixel na B3	0,541
Ratio da B2	0,402	Min. valor do pixel B2	0,13609	Brilho	0,452
GLCM Homogeneidade B3 (135°)	0,388	Brilho	0,12531	Min. valor do pixel na B2	0,447
GLCM Homogeneidade B2 (45°)	0,378	Área	0,11269	GLCM Homogeneidade B2 (45°)	0,435



5.7 – Análise visual dos atributos selecionados pelos algoritmos de seleção de atributos.

Este processo de escolha dos atributos e definição das funções de pertinência *fuzzy* aplicado para a descrição de 'Veg. Arbórea' e 'Veg. Rasteira' foi aplicado da mesma forma nas outras classificações por função de pertinência *fuzzy* ao longo da rede hierárquica.

Para a classificação de 'Telhados Brilhantes', foi gerada uma AD que definiu como pertencentes a esta classe os objetos não classificados como 'Vegetação' que possuíam o valor do atributo 'Brilho' acima de 208. Em seguida, novamente uma AD foi gerada para a classificação de 'Vermelhos' e 'Não-Vermelhos'. Passaram a pertencer àquela classe, os objetos com o atributo 'Ratio da banda 1' de 0,2035.

A separação entre objetos azulados e telhados e pavimentos de diferentes tonalidades de cinza foi feita através da geração de uma AD, assim como a classificação posterior de 'Piscinas' e 'Cobertura Metálica'. Foram classificados

como 'Escuros' objetos com o valor do atributo 'Ratio da banda 2' abaixo de 0,2964, ou objetos com valor acima deste e com o menor valor de um pixel do objeto na banda 1 menor que 115. Entre os objetos que não atenderam a estas condições ('Azulados'), aqueles com 'Ratio da banda 2' com valor menor que 0,3546 foram classificados como 'Coberturas Metálicas', e os restantes, como 'Piscinas'.

Para a classificação de telhados e recapeamentos acinzentados, pela confusão e intersecção natural entre estas classes, optou-se por utilizar funções de pertinência *fuzzy*. O método de escolha dos atributos e definição das funções empregadas foi o mesmo descrito para as classes 'Veg. Arbórea' e 'Veg. Rasteira'. Isso resultou no fato de que os atributos 'Brilho' e 'Média da banda 1', agregados pelo operador 'mínimo', foram utilizados na classificação destas três classes.

Da mesma forma, a separação entre telhados de cerâmica e solo exposto, pertencentes aos objetos classificados como 'Vermelhos', foi feita por funções de pertinência. Foram utilizados os atributos de textura 'GLCM Contraste' da banda 3 calculado para os ângulos de 90° e 135° pelo método de Haralick et al. (1973). Os valores de pertinência retornados por estes atributos foram agregados pela média.

5.4 Descrição das classes de uso do solo

As classes de uso do solo foram descritas em termos de funções de pertinência *fuzzy* e seleções lógicas (booleanas) de atributos relacionados ao comportamento geométrico e espacial dos objetos das classes de cobertura da terra dentro das quadras. As funções de pertinência *fuzzy* e booleana foram agregadas por diferentes operadores e, em alguns casos, em estrutura de cascata (hierárquica). Os operadores de agregação usados foram os de mínimo, máximo e média.

As quadras que continham piscinas com área maior do que 2.000 m² foram automaticamente atribuídas à classe 'Clubes Desportivos'. A classe 'Terrenos Desocupados' foi descrita como possuindo mais de 90 % de sua área coberta por vegetação. Quadras com mais de 12.000 m² de área de vegetação tiveram pertinência a esta classe definida pela função de pertinência *d* na Figura 5.8 e limiares de 0.6 a 1.0.

Apenas às quadras com objetos de 'Sombra' com área maior do que 200 m² e retangularidade acima de 0,7 foram atribuídas pertinências as classes 'Residencial Vertical de Alto Padrão' e 'Serviços Vertical' respectivamente com as funções *d* e *c* e limiares de 0,0 e 0,4 para o atributo porcentagem da área de vegetação. A premissa aqui usada foi a de que objetos grandes e retangulares classificados como sombra são forte indicativos da presença de edifícios multipavimentos, ou seja, prédios. Por isso, quadras assim detectadas como possuidoras de prédios tiveram pertinências a estas classes, definidas de acordo com a porcentagem de área de vegetação. Supõe-se que, na presença de muita vegetação, muito provavelmente o uso será residencial e, do contrário, o uso será de serviços, que podem ser dos mais variados.



Figura 5.8 – Funções de pertinência fuzzy utilizadas na descrição das classes de uso do solo.

Puderam ser consideradas quadras com uso 'Residencial Horizontal de Baixo Padrão', as quadras com porcentagem de área de 'Telhados de Cerâmica' acima de 0,3. Dentre estas quadras, a pertinência à referida classe foi dada pela função c na Figura 5.3, associada ao atributo 'área relativa de Vegetação'com limiares definidos de 0,0 a 0,5. A lógica subjacente a isto é a de que quanto maior a porcentagem de telhados feitos de cerâmica (comumente usados em residências) e menor a porcentagem de vegetação dentro da quadra, maior será a possibilidade desta quadra servir ao uso residencial por famílias de médio a baixo padrão econômico. Utilizando este mesmo raciocínio, a pertinência à classe 'Residencial Horizontal de Alto Padrão' foi atribuída às quadras de acordo com o valor mínimo de pertinência retornado pelas funções f, e e d (Figura 5.3) referentes respectivamente aos atributos 'número de objetos com área maior do que 200 m² classificados como Sombra', 'número de objetos classificados como Telhado de Cerâmica' e 'porcentagem da área classificada como Vegetação'. Nesta mesma ordem de atributos, os limiares definidos foram de 0 a 7, 0 a 20 e de 0 a 0,8. Portanto, espera-se que quadras com muita vegetação e telhados de cerâmica, normalmente de tamanhos grandes e bem separados uns dos outros, tenham maior possibilidade de servirem ao uso residencial por famílias com maior poder aquisitivo. O atributo 'número de objetos com área maior do que 200 m² classificados como Sombra' foi inserido com vistas a diminuir a confusão com a classe 'Residencial Vertical de Alto Padrão'. Isto foi necessário, pois quadras com este uso também foram caracterizadas como abundantes em vegetação e podem apresentar manchas de solo exposto classificadas erroneamente como 'Telhados de Cerâmica'.

O uso de caracterização mais abstrata e subjetiva 'Misto Residencial e de Serviços' foi descrito pelos atributos 'área relativa de Vegetação', 'porcentagem em área de Telhados de Cerâmica' e 'área relativa de Telhados Variados'. Ao primeiro atributo, atribuiu-se a função fuzzy de pertinência c da Figura 5.8, com os limiares de 0,0 a 0,3; ao segundo, atribuiu-se a função g da Figura 5.8, com os limiares de 0,0 a 0,7; e ao terceiro atributo, atribuiu-se a função h da Figura

5.8, com os limiares de 0,0 e 1,0. A agregação dos valores de pertinência a esta classe de uso do solo retornado por estas três funções foi feita da seguinte forma. Inicialmente, calculou-se a média entre os valores de pertinência retornados pelas funções g e h da Figura 5.3 relacionadas respectivamente aos atributos 'área relativa de Telhados de Cerâmica' e 'área relativa de Telhados Variados'. Em seguida, a pertinência final a esta classe de uso do solo foi dada pelo valor mínimo entre este valor médio calculado e o valor de pertinência retornado pela função c da Figura 5.3 para o atributo 'porcentagem em área de Vegetação'. Esta classe foi assim descrita, pois possui normalmente metade de sua área ocupada por telhados de cerâmica e outra metade ocupada por outros tipos de telhados. Verificou-se também na interpretação visual que uma característica congênita desta classe é a quase inexistência de vegetação, daí o fato do atributo relacionado a esta característica ser inserido.

As classes 'Favela' e 'Indústrias e Serviços' são as de descrição mais complexas. Isto porque as favelas são difíceis de serem caracterizadas mesmo por um intérprete humano, quanto mais por um sistema baseado em conhecimento. As indústrias, em termos da cor dos materiais constituintes dos telhados, são muito similares às favelas, por isso a descrição destas classes teve de ser mais extensa e envolveu mais tempo de trabalho.

As figuras de 5.9 a 5.10 mostram a descrição das classes 'Indústrias e Serviços' e 'Favela'. Nestas figuras, as caixas rosa indicam o operador de agregação de valores de pertinência. Abaixo de cada operador, estão escritos os atributos utilizados. Referente a cada atributo, está indicada pelas letras da Figura 5.8 a função de pertinência aplicada, assim como o limiar esquerdo e direito utilizados.

A seguinte lógica envolveu a descrição da classe 'Indústrias e Serviços'. Os seis atributos agregados pelo valor máximo de pertinência (mais internamente à hierarquia de agregações) representam o juízo de que se espera encontrar em quadras com uso industrial e armazéns uma área relativa predominante de 'Telhados Variados' ou ao menos telhados grandes e retangulares de algum

tipo de material exceto de cerâmica. Pelo fato de cada tipo de telhado apresentar um comportamento diferente quanto à retangularidade, foram inseridos atributos individuais para cada tipo de telhado contemplado pelas classes de cobertura da terra na descrição desta classe de uso do solo. Também internamente à hierarquia, e agregados pelo operador de máximo ('ou' em lógica booleana), os atributos 'máxima retangularidade de sombras maiores que 200 m², e 'inexistência de sombras maiores que 200 m², foram inseridos, pensando-se que caso este atributo retorne valor de pertinência 0, ou seja, caso sombra(s) maior(es) que este tamanho existam dentro de uma quadra com uso industrial, então aquele atributo e função fuzzy provavelmente retornarão um valor alto de pertinência. Em outras palavras, casos objeto(s) de 'Sombra' com tamanho grande sejam encontrado(s), espera-se que eles tenham retangularidade baixa, caso contrário, estas sombras indicariam a presença de prédios e outro tipo de uso seria atribuído à quadra em questão. Por último, os dois atributos mais externos à cascata representam as condições básicas para uma quadra ser de uso industrial que são: baixa ou nenhuma presença de 'Vegetação' e de 'Telhado de Cerâmica'.



Figura 5.9 - Descrição da classe 'Indústrias e Serviços'.

A descrição da classe 'Favelas' também possui a mesma regra inserida na descrição de 'Indústrias e Serviços', a saber, caso existam sombras grandes dentro da quadra, elas devem ter retangularidade baixa, do contrário, a quadra em questão receberá pertinência baixa a esta classe, pois a última agregação, assim como na descrição de 'Indústrias e Serviços', é feita pelo mínimo valor de pertinência. Mais internamente à hierarquia de agregação e agregados pelo valor mínimo, os atributos 'existência de Telhados Grandes' e 'retangularidade média de objetos de Telhados Grandes' denotam que, pelo fato de na classificação da cobertura da terra objetos adjacentes classificados como o mesmo tipo de telhado terem sido agregados, objetos grandes e de baixa retangularidade (assimétricos) devem ser encontrados em quadras com 'Favelas'. Caso nenhum objeto de 'Telhados Grandes' ter sido encontrado, espera-se que a quadra com 'Favelas' tenha alta área relativa de 'Telhados Variados' e baixa área relativa de 'Vegetação'. Assim como na classe 'Indústrias e Serviços', as condições básicas de baixa área relativa de 'Telhados de Cerâmica' e de 'Vegetação' devem ser atendidas.



Figura 5.10 – Descrição da classe 'Favelas'.

5.5 Modelo de classificação elaborado no sistema Definiens Developer

5.5.1 Árvore de processos

O modelo de interpretação elaborado no sistema *Definiens Developer* está estruturado na árvore de processos exibida na Figura 5.11. Na classificação da cobertura da terra, os universos de classes e a seqüência em que os algoritmos de segmentação e classificação foram empregados foram definidos de acordo com a rede hierárquica escolhida. Ou seja, ao invés de organizar hierarquicamente as classes através da interface do sistema e realizar uma única classificação geral respeitando esta hierarquia, foi necessário definir a hierarquia entre as classes através da seqüência das classificações e da definição dos universos de classes em que estas classificações foram realizadas. Isto foi imprescindível, pelo fato de mais de uma parametrização de segmentação e processos de agregação destes segmentos terem sido aplicadas no decorrer do processo de classificação de cobertura da terra.

A árvore de processos foi estruturada de modo a facilitar o entendimento do modelo de interpretação e a realização dos testes de cada etapa do processo. A este respeito, uma vez definido os domínios semânticos e de objetos e a descrição das classes, a estruturação da árvore de processos pode ser sempre reestruturada de modo a se tornar mais compacta e otimizada. No entanto, os resultados obtidos seriam os mesmos. Esta compactação pode ser vantajosa quando nenhuma manutenção e testes forem necessários e se deseja exportar a árvore de processos para a aplicação sobre outras áreas ou datas.

A primeira etapa do processo (linhas de 1 a 3) consiste na importação do vetor das quadras e sistema viário na análise. Isto no sistema *Definiens Developer* é entendido como uma segmentação seguida de classificação. No passo da segmentação, é dado um parâmetro de escala grande o suficiente (no caso, de 5000) para que os segmentos gerados coincidam exatamente com os vetores importados. O nível de segmentos (domínio de objetos) assim criado foi

chamado de 'Quadra'. Em seguida, para o discernimento entre quadras e ruas foi utilizando o atributo 'ID' dos vetores.



Figura 5.11 – Árvore de processos do modelo de classificação no sistema Definiens Developer.

Nas linhas de 5 a 10, é feita a classificação de 'Sombra' e do Rio Pinheiros. Primeiramente, uma segmentação em que cada pixel da imagem torna-se um segmento foi realizada. Assim, criou-se um segundo nível de segmentação abaixo de 'Quadra' chamado de 'Cobertura'. Os objetos com o atributo 'Brilho' (média das médias dos números digitais de um segmento) menor do que 20 foram classificados como 'Negros'. Esta etapa é equivalente ao fatiamento dos pixels com número digital menor do que 20 de uma imagem de brilho gerada externamente, sendo esta imagem de brilho gerada, calculando-se a soma dos ND das quatro bandas espectrais dividido por quatro. Pixels vizinhos que atendem a condição de 'Negros' são agregados em um único objeto na linha 8. Na linha 9, pôde-se então separar a classe 'Sombra' da classe 'Rio Pinheiros', atribuindo a esta classe os objetos com área superior a 12.000 m². Entre os objetos de 'Sombra', aqueles com área superior a 200 m² passam a pertencer à classe 'Sombra de Prédios' na linha 10. Estas foram as únicas classificações cuja descrição das classes foi definida de forma supervisionada pelo intérprete. Para que outros parâmetros de segmentação pudessem ser aplicados no decorrer do processo de interpretação, um plano de fundo foi criado, agregando-se os objetos (pixels neste caso) não classificados como 'Negros' e atribuindo-os a uma classe abstrata nomeada 'Background'. Os objetos pertencentes a esta classe foram em seguidas agregados (linhas 11 a 13). Sempre sobre 'Background', os procedimentos de segmentação e classificação para a detecção das outras classes de cobertura da terra foram aplicados ao longo do processo de classificação.

Sobre 'Não-Negros' (ou 'Background' no processo), foi aplicado o procedimento de segmentação de áreas vegetadas utilizando os parâmetros do teste 8 na Tabela 5.4. Na realidade, como os algoritmos de segmentação dos sistemas *Definiens Developer* e InterIMAGE, apesar de terem os mesmos parâmetros, gerarem resultados diferentes, simulamos a segmentação obtida no aplicativo SPT pelo algoritmo de Baatz e Shäpe (2000) (disponível no InterIMAGE) importando o vetor dos segmentos para o *Definiens Developer* em formato *Shäpefile*. Um parâmetro de escala exageradamente alto foi definido para que os objetos coincidissem rigorosamente. Em seguida (linha 16), as áreas com 'Vegetação' foram detectadas com o algoritmo de classificação por limiarização. Na linha seguinte, o algoritmo de classificação utilizando a descrição das classes foi aplicado sobre o universo de objetos da classe 'Vegetação' para distinção entre vegetação arbórea e rasteira. Por último, os objetos não classificados como 'Vegetação', ou seja, ainda pertencentes a 'Background', são agregados na linha 18.

A classificação dos diferentes tipos de telhados e pavimentos foi feita da seguinte forma. No universo de 'Background', foi aplicado o procedimento de segmentação, simulando novamente a segmentação realizada no SPT com parâmetros obtidos no teste 1 (Tabela 5.3). Aqui, vale documentar que foi a importação dos arquivos *Shäpefile* dos segmentos obtidos no SPT que impossibilitaram a aplicação da metodologia em áreas maiores que 4000 x 4000 pixels. Uma vez simulada a segmentação do SPT, os diferentes tipos de

telhados foram classificados na ordem definida pela rede hierárquica 2. 'Telhados Brilhantes', 'Vermelhos', e 'Escuros' são classificados nesta ordem pelo algoritmo de classificação, por limiar agindo no plano de fundo, ou seja, classe 'Background'. Na linha 24, os diferentes tipos e estados de telhados de amianto, cimento e concreto são classificados por suas descrições de classe. Em seguida, o algoritmo de classificação por descrição de classes é aplicado sobre o plano de fundo para a detecção de 'Coberturas Metálicas' e de 'Piscinas'.

Para a separação de 'Telhado de Cerâmica' e 'Solo Exposto', anteriormente à classificação por descrição de classes, foi aplicado o algoritmo de agregação de objetos adjacentes sobre a classe 'Vermelhos' (linha 27). Isto foi feito na esperança de que novas amostras coletadas de ambas as classes sobre estes objetos agregados pudessem, por atributos de forma e textura mais coerentes, determinar a descrição destas duas classes.

Nas linhas de 29 a 35, é utilizado o algoritmo de agregação de segmentos vizinhos pertencentes a uma mesma classe para todas as classes exceto 'Vegetação' e 'Telhados de Cerâmica'. Isto representa a transformação dos elementos de análise de objetos primitivos (sub-segmentos) para objetos reais em geometria e relação topológica. Assim, os segmentos passam a representar não mais partes componentes, mas objetos reais inteiros.

Na etapa seguinte do processo de interpretação (linhas 37 - 42), são feitas seleções de objetos das classes de telhados, exceto os de cerâmica com área superior a certo limiar (no caso, 1900 m²), para a composição de classes abstratas que, estruturadas semanticamente, seriam utilizadas na interpretação do uso do solo. Considerou-se que características como a existência de telhados grandes e retangulares e, por oposição, telhados pequenos e quando amalgamados, assimétricos, são evidências importantes dos tipos de uso do solo que ocorrem dentro das quadras.

124

Finalmente, a classificação do uso do solo é feita na linha 44 tendo como domínio de objetos o nível de segmentação 'Quadra', e como domínio de classes, a classe 'Quadras'.

5.5.2 Avaliação das classificações

A avaliação das classificações de cobertura da terra e de uso do solo foi feita por matriz de erros e por índice de incerteza. Os resultados serão apresentados para cada quadrante da área de estudo e data da imagem.

5.5.2.1 Avaliação das classificações de cobertura da terra

A Tabela 5.7 mostra a matriz de erros obtida na avaliação da classificação de cobertura da terra no quadrante Q1. Nota-se por esta tabela, que o índice KA e EG são altos. Pela categorização do KA de Landis e Koch (1977), esta classificação tem acurácia muito boa (entre 0,6 e 0,8). As classes 'Solo Exposto', 'TAM', 'TAE' e 'Coberturas Metálicas' são as únicas que apresentaram EU e/ou EP abaixo de 0,7 e Kappa por classe em torno de 0,55. Todas as outras classes apresentaram EU, EP e Kappa por classe superior a 0,7.

Relativamente poucas amostras de referência não foram classificadas. As classes 'Vegetação Arbórea' e 'Vegetação Rasteira' apresentam confusão quase que exclusivamente entre si nos dois anos. O fato da EU e EP destas classes estarem acima de 0,8 demonstra que as áreas com vegetação foram classificadas com muito sucesso pela metodologia proposta. As classes 'Sombra' e 'Telhados Brilhantes', como esperado, por serem de fácil classificação, apresentaram valores excelentes de EU, EP e Kappa por classe. Plausivelmente, os poucos erros de classificação, na maioria de comissão, foram atribuidos à classe 'TAE' no caso de 'Sombra', e às classes 'TAC' (por apresentar também brilho alto) e, curiosamente, 'Solo Exposto' no caso de 'Telhados Brilhantes'.

Quanto aos diferentes tipos de telhados de amianto e de materiais com tonalidades de cinza similares, a Tabela 5.7 monstra que a classe 'TAM' é a que apresenta maior confusão e, conseqüentemente, menor EU e EP entre estas três classes. Isto pode ser justificado pelo fato de, na realidade, não haver um limite claro e objetivo entre estas três classes. A classe 'TAE' apresentou erros de omissão exclusivamente com a classe 'TAM' e erros de comissão predominantemente com esta classe. A classe 'TAM' apresenta erros de omissão com 'TAE' e 'TAC' e em menor grau com 'Coberturas Metálicas', sendo os erros de comissão desta classe quase que exclusivamente atribuídos a 'TAE'. A classe 'TAC', que de todas as classes é a que têm maior número de erros, apresenta mais erros de omissão com 'Telhados Brilhantes' e erros de comissão atribuídos as classes 'TAM' e, em menor grau, 'Solo Exposto'. Apesar da confusão esperada entre estas classes de telhados de tonalidades de cinza, vemos que, se as considerarmos em conjunto, o índice de acerto fica em torno de 0,84.

Como em outros trabalhos de classificação da cobertura da terra urbana por SR (Pinho, 2005; Araujo, 2006), houve uma confusão significativa entre 'Telhado de Cerâmica' e 'Solo Exposto'. Esta classe confunde-se igualmente em erros de omissão com 'Telhado Cerâmica', 'TAC' e 'Telhados Brilhantes'. Também se verifica que 'Solo Exposto' apresenta confusão em erros de comissão exclusivamente com 'Telhado Cerâmica', sendo a recíproca também verdadeira (EU de 0,61 e 0,93). Notou-se também que a classe 'Telhado de Cerâmica' apresenta curiosamente uma confusão em erros de omissão com a classe 'Vegetação Rasteira'. A classificação de cobertura da terra no quadrante Q1 se encontra na Figura 5.12.

A Tabela 5.8 mostra a matriz de erros obtida na avaliação da classificação de cobertura da terra no quadrante Q2. Pela categorização do Kappa Global de Landis e Koch (1977), esta classificação tem acurácia excelente (0,86). Quanto aos índices Kappa por classe, EU e EP, vê-se que o desempenho geral desta classificação é muito bom, pois somente as classes 'Piscinas' e 'Telhados de

Cerâmica' tem EU abaixo de 0,7. A classe 'Solo Exposto' é a de pior acurácia. As classes 'Veg. Rasteira' e 'Veg. Arbórea' possuem erros de comissão guase que exclusivamente entre si; a exceção é entre 'Veg. Rasteira' e 'Telhados de Cerâmica'. A confusão entre estas duas classes pode se dar quando a grama está tão rala que o solo exposto subjacente pode levar à classificação como 'Telhado de Cerâmica', classe espectralmente muito semelhante a 'Solo Exposto'. Esta classe tem o comportamento de se confundir em erros de omissão com as classes 'TAC', 'TAM', 'Telhados Brilhantes' e 'Telhados de Cerâmica'. Já os erros de comissão de 'Solo Exposto' ocorre exclusivamente sobre a classe 'Telhado de Cerâmica'. Entre as classes de pavimentação e telhados de tonalidades de cinza, percebe-se que, assim como no quadrante Q1, a classe 'TAM' é a de menores índices EU e EP, e a classe 'TAC' é a de maiores índices EU e EP. A classe 'TAM' é a que se confunde em erros de comissão com o maior número de classes. A classe 'Cobertura Metálica' apresentou poucos erros de omissão. Os erros de comissão foram com as classes 'Veg. Rasteira', 'Piscinas' e 'TAE'. A classificação de cobertura da terra no quadrante Q2 se encontra na Figura 5.13.

A Tabela 5.9 mostra a matriz de erros obtida na avaliação da classificação de cobertura da terra no quadrante Q3. Esta classificação pode ser considerada de acurácia excelente pela categorização do KA de Landis e Koch (1977). Analisando-se os índices KC, EU e EP, nota-se que apenas a classe 'Solo Exposto' não obteve valor alto. O padrão de confusão exibido por esta classe é muito similar ao de Q2 e Q1, ou seja, os erros de comissão se dão, predominantemente, com 'Telhado de Cerâmica' e com 'TAC', e os erros de omissão se dão com 'TAC', 'Telhados Brilhantes' e 'Veg. Rasteira'.

Novamente, no quadrante Q3, vêem-se erros de comissão da classe 'Veg. Rasteira' com a classe 'Telhado de Cerâmica', porém, assim como nos quadrantes Q1 e Q2, o comportamento geral exibido pelas classes 'Veg. Rasteira' e 'Veg. Arbórea' é de confusão por omissão e comissão entre si. Entre as classes de telhados e pavimentos de tonalidades de cinza, nota-se que a confusão por erros de comissão e omissão se dá entre 'TAM' e 'TAC', sendo que 'TAE' apresenta erros de omissão com as classes 'Veg. Arbórea' e, curiosamente, com 'Coberturas Metálicas'. Percebe-se também que a classe 'Telhados Brilhantes' não apresentou nenhum erro de omissão, mas comete erros falso-positivos com 'Solo Exposto', 'TAC' e 'Telhado de Cerâmica', o que faz com que talvez seja necessário o aumento do limiar de brilho que descreve 'Telhados Brilhantes'. A classificação de cobertura da terra no quadrante Q3 se encontra na Figura 5.13.

Classes	Sombra de Prédio	Veg. Arb	Veg. Rast.	T.Brilh.	Cob. Met.	Piscinas	TAE	ТАМ	TAC	Solo Exp.	T. de Cer.	Soma
Sombra de Prédio	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9
Veg. Arbórea	0	125	14	0	0	0	0	0	0	0	0	139
Veg. Rasteira	0	23	140	0	0	0	0	0	0	0	4	167
T. Brilhantes	0	0	0	47	0	0	0	0	7	2	1	57
Coberturas Metálicas	0	0	1	0	5	3	0	2	0	0	0	11
Piscinas	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	9
TAE	1	0	0	0	0	0	29	9	0	0	0	39
ТАМ	0	0	0	0	0	0	14	31	1	0	0	46
TAC	0	0	1	1	4	0	0	10	49	2	0	67
Solo Exposto	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	5	13
Telhado de Cerâmica	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	27	29
Não-classificado	1	0	0	0	0	0	0	0	4	1	0	6
Soma	11	148	156	48	9	12	43	52	61	15	37	

Tabela 5.7 – Matriz de erros da classificação de cobertura da terra no quadrante Q1.

EP	0,818182	0,844595	0,897436	0,979167	0,555556	0,75	0,674419	0,596154	0,803279	0,533333	0,72973
EU	1	0,899281	0,838323	0,824561	0,454545	1	0,74359	0,673913	0,731343	0,615385	0,931034
кс	0,815375	0,796909	0,857134	0,976947	0,547141	0,746141	0,651457	0,56213	0,778173	0,522855	0,715808
EG	0,809122										
KA	0,770412										

Classes	Sombra de Prédio	Rio Pinh.	Veg. Arb.	Veg. Rast.	T. Brilh.	Cob. Met.	Piscinas	TAE	ТАМ	ТАС	Solo Exp.	T. de Cer.	Soma
Sombra de Prédio	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24
Rio Pinheiros	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3
Veg. Arbórea	0	0	155	7	0	0	0	2	0	0	0	0	164
Veg. Rasteira	0	0	6	102	0	0	0	0	0	0	0	7	115
T. Brilhantes	0	0	0	0	33	0	0	0	0	0	1	0	34
Cob. Metálicas	0	0	0	1	0	13	2	2	0	0	0	0	18
Piscinas	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	3
TAE	0	0	0	1	0	0	0	40	7	0	0	0	48
ТАМ	0	0	0	1	0	0	0	3	20	3	1	0	28
TAC	0	0	0	0	0	1	0	0	1	39	3	0	44
Solo Exposto	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	7	10
T. de Cerâmica	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	20	21
Não-classificado	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soma	24	3	161	112	33	14	5	47	28	42	9	34	
ED	1	1	0.062722	0.010714	1	0.029571	0.6	0.951064	0 71/296	0.029571	0 222222	0 500225	

EP	1	1	0,962733	0,910714	1	0,928571	0,6	0,851064	0,714286	0,928571	0,333333	0,588235
EU	1	1	0,945122	0,886957	0,970588	0,722222	1	0,833333	0,714286	0,886364	0,3	0,952381
кс	1	1	0,94517	0,884851	1	0,925969	0,597642	0,835657	0,697757	0,921856	0,320053	0,570624
EG	0,888672											
KA	0,864383											

Classes	Sombra de Prédio	Rio Pinh.	Veg. Arb.	Veg. Rast.	T. Brilh.	Cob. Met.	Piscinas	TAE	ТАМ	TAC	Solo Exp.	T. de Cer.	Soma
Sombra de Prédio	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22
Rio Pinheiros	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Veg. Arbórea	0	0	124	6	0	0	0	1	0	0	0	0	131
Veg. Rasteira	0	0	3	117	0	0	0	0	0	0	1	3	124
T. Brilhantes	0	0	0	0	27	0	0	0	0	1	1	0	29
Cob. Metálicas	0	0	0	0	0	8	1	2	1	0	0	0	12
Piscinas	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	3
TAE	0	0	0	0	0	0	0	29	0	0	0	0	29
ТАМ	0	0	0	0	0	0	0	0	30	3	0	0	33
TAC	0	0	0	0	0	1	0	0	10	38	3	0	52
Solo Exposto	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	5	12
T. de Cerâmica	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	21
Não-classificado	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Soma	23	1	127	123	27	9	4	32	41	42	12	29	
		I	Γ	Γ	Γ	Γ	I	Γ					1

EP	0,956522	1	0,976378	0,95122	1	0,888889	0,75	0,90625	0,731707	0,904762	0,583333	0,724138
EU	1	1	0,946565	0,943548	0,931034	0,666667	1	1	0,909091	0,730769	0,583333	1
КС	0,954387	1	0,96725	0,933737	1	0,885978	0,748394	0,900085	0,711447	0,892914	0,572416	0,711236
EG	0,908511											
KA	0,889189											

Cobertura da terra - 2002 (Q1)



Figura 5.12 – Classificação da cobertura da terra no quadrante Q1 realizada com o sistema Definiens Developer.



Cobertura da terra - 2002 (Q2)

Figura 5.13 – Classificação da cobertura da terra no quadrante Q2 realizada com o sistema Definiens Developer.



Cobertura da terra - 2002 (Q3)

5.14 – Classificação da cobertura da terra no quadrante Q3 realizada com o sistema Definiens Developer.

A Figura 5.15 mostra exemplos nas imagens de confusões recorrentes entre as classes de cobertura da terra. Na parte superior desta figura, é mostrado um exemplo em que objetos de vegetação arbórea foram classificados como vegetação rasteira por apresentarem alto brilho e, conseqüentemente, maiores valores da média da banda do verde e do vermelho, atributos que descrevem estas classes. Na parte inferior da figura, são mostrados dois erros comuns envolvendo a classe 'Solo Exposto'. No círculo mais acima, nota-se uma mancha de solo exposto de alto brilho classificada erroneamente como 'Telhados Brilhantes' e no circulo mais abaixo se pode notar como o campo de futebol de terra batida (solo exposto) recebe classificação de 'TAM', 'Veg. Rasteira' e 'Solo Exposto', justamente por se tratar de uma interface entre grama e solo exposto, o que torna o comportamento espectral destas áreas descaracterizado.



Figura 5.15 – Exemplos de erros comuns nas classificações de cobertura da terra.

A Figura 5.16 mostra casos de erros nas classificações decorrentes da complexidade da realidade e das limitações da resolução espectral do sensor utilizado. Na parte superior e inferior da figura, são destacados exemplos em que as diferenças de orientação dos telhados e da condição de limpeza e preservação ocasionam, tanto na segmentação como na classificação, a separação de um objeto do mundo real em mais de um objeto da imagem atribuídos a diferentes classes. Nas cidades com alto grau de densidade de construção como São Paulo, este tipo de erro ou limitação torna-se incontornável, quando se dispõe como dado apenas uma imagem multiespectral abrangendo do azul ao infravermelho. Por outro lado, estas diferentes condições de iluminação e preservação podem ser classificadas, ainda que de forma indesejada.



Figura 5.16 – Exemplos de erros comuns nas classificações de cobertura da terra.

5.5.2.2 Avaliação das classificações do uso do solo

A Tabela 5.10 exibe a matriz de confusão da classificação do uso do solo no quadrante Q1. Esta classificação pode ser considerada muito boa, conforme a categorização de Landis e Koch (1977), pois apresenta índice KA de 0,80 e EG de 0,84. No geral, o KC, a EU e EP das classes são muito boas, exceto pela classe 'UMRS', que apresentou EU de 0,53 e EP de 0,63. As classes 'UTD' e 'UCD', pelo fato de serem de fácil caracterização e baixa ocorrência, foram classificadas com índices altos de EU e EP, apesar de erros de comissão com a classe 'URHAP' terem baixado a EU de 'UTD' para 0,60. A classe 'UF', apesar de ter sido confundida por erros de omissão com o maior número de classes, apresentou EU máxima (1,0). A classe 'UMRS' possui relativamente muitos erros de comissão com a classe 'URHBP' e erros de omissão com a classe 'URHAP'. A classe 'URHBP' cometeu erros de omissão quase que exclusivamente com a classe 'UMRS', e a classe 'URHAP' cometeu erros de omissão somente com a classe 'UTD', o que é plausível dada a característica em comum de alta área relativa de 'Vegetação'. Entretanto, o número alto de erros de comissão com outras classes sugere que esta talvez seja a classe de maior confusão em uma análise global. A classe 'URVAP' apresentou poucos erros de comissão com outras classes. A Figura 5.17 exibe a classificação de uso do solo no quadrante Q1.

A Tabela 5.11 exibe a matriz de confusão da classificação do uso do solo no quadrante Q2. Esta classificação pode ser considerada muito boa, conforme a categorização de Landis e Koch (1977). Analisando-se os índices Kappa por classe, EU e EP, percebe-se que a confusão entre as classes foi maior nesta área em comparação com Q1. As classes 'UMRS' e 'USV' são as que apresentaram menor acurácia. A classe 'UMRS', apesar de apresentar poucos erros de comissão (EU de 0,66), foi confundida por erros de omissão com quatro classes bem distintas entre si: 'UIS', 'USV', 'URHAP' e 'URHBP'. Destas classes, esperava-se que apenas a última mostrasse confusão com 'UMRS', devido a semelhanças na composição e estrutura dos objetos que caracterizam

estes tipos de uso. No caso de 'USV', o valor baixo do Kappa por classe (0,49) provém do fato de esta classe apresentar muitos erros de omissão atribuídos, plausivelmente, às classes 'UIS' e 'URVAP'. Por outro lado, as classes 'UCD' e 'UTD', pela baixa ocorrência e fácil caracterização, foram classificadas com acurácia máxima. A classe 'URHAP', muito abundante no quadrante Q2, também foi bem classificada. Chama a atenção o fato das classes 'UIS' e 'URVAP' não apresentarem nenhum erro de omissão (EP de 1,0). Esta classe apresentou erros de comissão com a classe 'URHAP', devido ao fato de as duas classes terem sido descritas por área relativa de 'Vegetação' e de poderem existir manchas de solo exposto classificadas como telhados de cerâmica, o que pode atribuir uma quadra de 'URVAP' erroneamente a 'URHAP'. Já a classe 'UIS' apresenta erros de comissão aceitáveis com as classes 'UMRS', classe com a qual não partilha um limite claro, e 'USV'. A confusão entre estas três classes pode se dar pelo fato de as três apresentarem pouca ou nenhuma área de vegetação e alta área relativa de 'Telhados Variados'. A Figura 5.18 exibe a classificação de uso do solo no quadrante Q2.

A tabela 5.12 exibe a matriz de confusão das classificação do uso do solo no quadrante Q3. Ambas as classificações são consideradas muito boas pela categorização do KA de Landis e Koch (1977). Pelos índices KC, EU e EP, percebe-se que a classe 'USV' é a que obteve a menor acurácia nas duas classificações. Nas duas datas, ela se confunde por erros de omissão com as classes 'UIS' e 'UMRS', por possuir também pouca vegetação, e com 'URVAP', pois também possui sombras grandes e retangulares. Todas as outras classes nos dois anos de análise apresentaram valores satisfatórios dos índices de acurácia. O valor baixo do índice EU da classe 'URVAP' nestas duas classificações se deu pelos erros de comissão com as classes 'USV' e 'URHAP', pois possui com esta e aquela classe as características em comum respectivamente, de sombras grandes e retangulares, e de muita vegetação e eventuais manchas de solo exposto, que podem ser confundidas com telhados

de cerâmica. Neste quadrante, também houve confusão por omissão e comissão entre 'UMRS' e 'UIS', e entre 'URHBP' e 'UMRS', nas duas datas de análise. A Figura 5.19 exibe a classificação de uso do solo no quadrante Q3.

Classes	UCD	UTD	UF	UMRS	URHBP	URHAP	URVAP	Soma
UCD	1	0	0	0	0	0	0	1
UTD	0	3	0	0	0	2	0	5
UF	0	0	21	0	0	0	0	21
UMRS	0	0	1	7	5	0	0	13
URHBP	0	0	0	0	17	0	0	17
URHAP	0	0	2	4	0	38	1	45
URVAP	0	0	2	0	0	0	9	11
Não-classificado	0	0	0	0	0	0	0	0
Soma	1	3	26	11	22	40	10	

Tabela 5.10 – Matriz de erros da classificação do uso do solo no quadrante Q1.
--

EP	1	1	0,807692	0,636364	0,772727	0,95	0,9
EU	1	0,6	1	0,538462	1	0,844444	0,818182
кс	1	1	0,763796	0,589091	0,732481	0,916912	0,889216
EG	0,849558						
KA	0,803579						

Classes	UCD	UTD	UIS	UMRS	URHBP	URHAP	URVAP	USV	Soma
UCD	1	0	0	0	0	0	0	0	1
UTD	0	2	0	0	0	0	0	0	2
UIS	0	0	7	1	0	0	0	3	11
UMRS	0	0	0	4	1	0	0	1	6
URHBP	0	0	0	1	2	0	0	0	3
URHAP	0	0	0	1	0	36	0	1	38
URVAP	0	0	0	0	0	3	16	3	22
USV	0	0	0	1	0	0	0	10	11
Não-classificado	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soma	1	2	7	8	3	39	16	18	

EP	1	1	1	0,5	0,666667	0,923077	1	0,555556
EU	1	1	0,636364	0,666667	0,666667	0,947368	0,727273	0,909091
КС	1	1	1	0,465909	0,655678	0,870879	1	0,496653
EG	0,829787							
KA	0,774344							

Classes	UTD	UIS	UMRS	URHBP	URHAP	URVAP	USV	Soma
UTD	3	0	0	0	1	0	0	4
UIS	0	28	4	0	0	0	3	35
UMRS	0	0	18	4	0	0	2	24
URHBP	0	0	1	17	1	0	0	19
URHAP	1	3	1	0	21	0	1	27
URVAP	0	1	0	0	3	6	2	12
USV	0	1	3	0	0	1	3	8
Não-classificado	0	0	0	0	0	0	0	0
Soma	4	33	27	21	26	7	11	

Tabela 5.12 – Matriz de erros da classificação do uso do solo no quadrante Q3.

EP	0,75	0,848485	0,666667	0,809524	0,807692	0,857143	0,272727
EU	0,75	0,8	0,75	0,894737	0,777778	0,5	0,375
кс	0,742	0,79207	0,590476	0,776623	0,756787	0,842491	0,224643
EG	0,744186						
KA	0,685807						
Uso do solo - 2002 (Q1)



Figura 5.17 – Classificação do uso do solo no quadrante Q1 realizada com o sistema Definiens Developer.



Uso do solo - 2002 (Q2)

Figura 5.18 – Classificação do uso do solo no quadrante Q2 realizada com o sistema Definiens Developer.



Uso do solo - 2002 (Q3)

Figura 5.19 – Classificação do uso do solo no quadrante Q3 realizada com o sistema Definiens Developer.

5.6 Modelo de classificação elaborado no sistema InterIMAGE

Nesta seção, serão abordados os seguintes tópicos: (1) as estruturações do modelo de classificação da cobertura da terra; (2) a estruturação elaborada do modelo de interpretação do uso do solo e (3) a avaliação das classificações geradas.

5.6.1 Modelos de classificação da cobertura da terra

Para a classificação da cobertura da terra no InterIMAGE, quatro estruturações do modelo simulado no Definiens Developer foram elaboradas com vistas a explorar as flexibilidades e potencialidades do sistema InterIMAGE e também de verificar diferenças no tempo de processamento entre estas estruturações. Daqui em diante, estas diferentes estruturações do modelo de classificação de cobertura da terra serão chamadas de M1, M2, M3 e M4. A Figura 5.20 mostra as redes semânticas utilizadas por estes modelos.



Figura 5.20 – Redes semânticas utilizadas nas diferentes estruturações do modelo de cobertura da terra.

Utilizando a rede R1, o modelo M1 foi estruturado da seguinte forma. Na etapa TD, o nó 'Quadras' executa o operador de importação de arquivos *Shäpefile* '*Shäpefile_Import*' e repassa as máscaras geradas, no caso, as quadras

urbanas da área de estudo, para os nós do segundo nível da rede semântica. Os nós 'Vegetação', 'Vermelhos' e 'Outras classes' então recebem os polígonos das quadras e apenas repassam estas máscaras para serem trabalhadas pelos seus nós-filho. Isto é feito através do operador 'Dummy Top-Down'. No nó 'Sombra', o operador 'TerraAIDA_Arithmetic' seleciona os pixels com ND abaixo de 20 de uma imagem gerada, calculando-se a média das quatro bandas do sensor QuickBird. Nas classes-filha de 'Vegetação', 'Vermelhos' е 'Outras classes'. foi inserido 0 operador 'TerraAIDA_Baatz_Segmenter,' que segmenta as imagens pelo algoritmo de Baatz e Shäpe (2000) de acordo com os parâmetros definidos na seção 5.1. Finalizada esta etapa, inicia-se a etapa BU. Em todos os nós folhas foi inserido obrigatoriamente o operador BU 'Dummy Bottom-Up', que apenas repassa ao nó pai as hipóteses geradas pelos filhos. Como todos os nós-folha da rede semântica irão segmentar a imagem inteira, os nós 'Vegetação', 'Vermelhos' e 'Outras classes' terão de resolver conflitos espaciais por toda a imagem, e assim, dar início ao processo de validação das hipóteses, o que na prática corresponde à classificação da imagem. A regra de decisão inserida no nó 'Vegetação' está demonstrada na Figura 5.21. Na primeira e segunda linha, todas as hipóteses das classes-filha do correspondente nó-pai, no caso 'Veg. Arbórea' e 'Veg. Rasteira', tem a pertinência à sua classe definida como zero. Na linha quatro, é especificada qual classe será tratada inicialmente, e na linha cinco, é definida uma seleção lógica à qual as hipóteses (segmentos) têm de atender para serem consideradas da classe 'Veg. Arbórea'. Esta seleção lógica é a mesma aplicada à classe 'Veg. Rasteira' na linha 10 e corresponde a classificação de 'Vegetação' no modelo simulado no Definiens Developer, em que são selecionados os segmentos com o atributo 'Ratio da banda 4' maior do que 0,2988. As linhas de 6 a 8 e de 11 a 13 consistem em agregar pelo valor mínimo a pertinência retornada pelos conjuntos fuzzy dos atributos 'Média da banda 2' e 'Média da banda 3' de cada classe. A classe à qual o segmento ao final mantiver a maior pertinência será a classe atribuída ao segmento na linha 14.



Figura 5.21 - Regra BU inserida no nó 'Vegetação'.

A Figura 5.22 mostra a regra de decisão BU inserida no nó 'Vermelhos'. Nas linhas 2 e 3, são validadas todas as hipóteses da classe 'Solo Exposto', pois, na verdade, devido ao fato de as fórmulas de cálculo dos atributos de textura utilizados para a separação de 'Solo Exposto' e 'Telhados de Cerâmica' no modelo simulado no Definiens Developer não estarem documentadas com detalhes suficiente, exigiu-se a medida emergencial de importação do shapefile desta classe no nó 'Solo Exposto'. Assim, no nó 'Vermelhos' foi feita a validação automática das hipóteses de 'Solo Exposto'. Nas linhas 5 e 6, somente as hipóteses de 'Telhados de Cerâmica' que atendem à seleção lógica da divisão entre a 'Média da banda 3' pela 'Média da banda 1' com valor maior do que 1,5 receberam pertinência de 0,8. A lógica por trás desta regra é de que, havendo certeza de que todas as hipóteses de 'Solo Exposto' são instâncias, então basta que 'Telhados de Cerâmica' seja descrita da mesma forma que 'vermelhos' no modelo simulado no Definiens Developer. O fato de todas as hipóteses de 'Solo Exposto' manterem conflito espacial com 'Telhados de Cerâmica' é resolvido atribuindo pertinência maior àquela classe.



Figura 5.22 - Regra BU inserida no nó 'Vermelhos'.

A regra de decisão inserida no nó 'Outras classes' é exibida na Figura 5.23. As linhas 1 e 2 atribuem pertinência 0,0 a todas as classes. As linhas de 4 a 6 atribuem pertinência 1,0 aos segmentos de 'Telhados Brilhantes' com o valor do atributo 'Brilho' maior do que 208. As linhas de 8 a 12, de 17 a 21 e de 26 a 30 são seleções lógicas idênticas que correspondem à descrição da classe 'Escuros' no modelo simulado no Definiens Developer. Nessas linhas, são selecionadas as hipóteses com o atributo 'Ratio da banda 2' menor do que 0,2976, ou as hipóteses com este atributo maior que este valor e com o maior valor de ND dos pixels na banda 1 menor do que 116. Logicamente, continuará havendo conflito espacial entre todas as hipóteses restantes de 'TAE' (codificada como 'Escuro'), 'TAM' ('Cinza') e 'TAC' ('CinzaClaro'). Cada conflito espacial será ganho pela classe, cuja hipótese tiver maior valor de pertinência entre as três classes. A pertinência às classes é calculada pelas funções fuzzy inseridas nas linhas de 13 a 15, 22 a 24 e de 31 a 33 e agregadas pelo valor mínimo nos três casos. Os atributos das funções fuzzy, assim como os limiares, são os mesmos usados para a descrição das classes 'TAC', 'TAM' e 'TAE' no modelo simulado no Definiens Developer, ou seja, 'Média da banda 1' e 'Brilho'. As seleções lógicas que validam as hipóteses de 'Coberturas Metálicas' ('Azuis') são as complementares das seleções lógicas de 'Telhados Brilhantes', 'TAE', 'TAM' e 'TAC', o que elimina os conflitos espaciais com estas classes, e seleção das hipóteses com o valor do atributo 'Ratio da banda 2'

menor do que 0,355. Finalmente, são validadas as hipóteses de 'Piscinas' com 'Ratio da banda 2' maior do que 0,355, ou as hipóteses com este atributo menor do que este valor e área menor do que 80 m².



Figura 5.23 – Regra BU inserida no nó 'Outras'.

A Figura 5.24 demonstra a regra de decisão inserida no nó 'Quadra', com o objetivo de resolver os conflitos espaciais ainda restantes entre 'Vegetação', 'Vermelhos', 'Outras classes' e 'Sombra'. A lógica por trás desta regra é de dar prioridade, nos conflitos espaciais, às classes de acordo com a rede hierárquica que guiou a elaboração do modelo no *Definiens Developer*. Com isto, garantir-se-ía a máxima equivalência entre as classificações feitas pelo *Definiens Developer* e pelo InterIMAGE. Cabe mencionar que a equivalência total não é possível de ser alcançada, devido às diferenças na concepção de análise dos dois sistemas. Assim, como exibido na Figura 5.24, a ordem de prioridade dos conflitos espaciais é, de forma decrescente, a seguinte: 'Sombra', 'Vegetação', 'Vermelhos' e 'Outras classes'.



Figura 5.24 – Regra BU inserida no nó 'Quadras'.

O modelo M2 está estruturado pela rede semântica R2 e difere de M1 apenas quanto à posição do nó 'Piscinas' na rede e pelo fato de explorar mais amplamente a etapa TD. Nesta etapa, M2 está configurado de forma igual até os nós folhas. Enquanto estes nós em M1 apenas disparam o operador de segmentação e transmitem aos respectivos nós-pai todos os segmentos para que a etapa BU fizesse as seleções lógicas e resolvesse os conflitos espaciais, em M2 os nós-folha segmentam a imagem e fazem as seleções lógicas, transmitindo ao pai, portanto, um número bem menor de hipóteses. Assim, os nós 'Rasteira' e 'Arbórea', na etapa, BU transmitem a seu nó-pai apenas os segmentos com o valor do atributo 'Ratio da banda 4' maior do que 0,2988. De forma equivalente, os nós 'TAE', 'TAM' e 'TAC', transmitem a seu nó-pai apenas as hipóteses que atendem às seleções especificadas nas linhas de 8 a 12, de 17 a 21 e de 26 a 30 da Figura 5.23, respectivamente. Em M2, na etapa BU, os nós 'Vegetação', 'Vermelhos' e 'Telhados Variados' resolvem os conflitos espaciais ainda existentes através das mesmas funções fuzzy e agregadores utilizados em M1 ou através de prioridades atribuídas da mesma forma que em M1. Em seguida, no nó 'Quadras', a regra BU inserida é a mesma que em M1 (Figura 5.24), à exceção de que no lugar de 'Outras', está a classe 'Telhados Variados', e abaixo desta, em prioridade, está a classe 'Piscinas' com pertinência atribuída de 0,2.

O modelo M3, que também utiliza a rede R2, difere de M2 apenas pelo fato do operador de segmentação ser inserido, não em cada um dos nós-folha, mas no

segundo nível da rede, ou seja, nas classes 'Vegetação', 'Vermelhos' e 'Telhados Variados'. A idéia foi poupar o segmentador de rodar, no caso de 'Arbórea' e 'Rasteira', duas vezes e, no caso das classes-filha de 'Telhado Variados', cinco vezes com os mesmos parâmetros. No entanto, esta estratégia não se verificou viável, pois os nós-folha recebem um número muito grande hipóteses e, com isso, o sistema trava.

Por fim, o modelo M4 é idêntico a M1, porém no nó 'Quadras' na etapa BU, ao invés de determinar a ordem de prioridade nos conflitos espaciais, estes foram resolvidos por competição de valores de pertinência retornados pelos conjuntos *fuzzy* respectivos de cada classe. A Figura 5.25 mostra a regra de decisão aplicada no nó 'Quadras'. As linhas 2 e 3 determinam que a classe 'Sombra' vencerá qualquer conflito, o que significa que há confiança absoluta no mapeamento desta classe. Nas linhas seguintes, cada classe é associada a um conjunto *fuzzy*, de forma que vencerá um eventual conflito espacial a classe com o maior valor de pertinência. Os atributos associados aos conceitos são os mesmos associados a seus nós-filhos.



Figura 5.25 – Regra BU inserida no nó 'Quadras' do modelo M4.

5.6.2 Modelo de classificação do uso do solo

Em termos de descrição das classes, o modelo de interpretação do uso do solo elaborado no *Definiens Developer* foi transposto fielmente para o sistema InterIMAGE, exceto que neste sistema, substituiu-se o atributo '*Retangular Fit*' pelo atributo 'Compacidade', e foram feitas os devidos ajustes de parâmetros.

A Figura 5.26 mostra a rede semântica elaborada para a classificação do uso do solo no sistema InterIMAGE.

Na etapa TD, o nó 'Quadras' contém o operador *Import_Shäpefile*, que importa o vetor das quadras urbanas da área de estudo. Os nós-filho de 'Quadras', que são os nós das diferentes classes de uso do solo contempladas neste trabalho, assim como os nós-neto de 'Quadras', que não são nós-folha, contêm o operador *Dummy_Top-Down* que apenas transmite para baixo da rede as máscaras recebidas do nó-pai. Em seguida, todos os nós-folha contêm o operador de importação de resultados '*Import MAP-INET*', que gera como hipóteses do nó em questão as instâncias validadas pelo modelo de classificação da cobertura da terra. Assim, o nó 'Vegetação' importará as instâncias de 'Arbórea' e 'Rasteira' validadas no modelo de classificação da cobertura da terra. O mesmo ocorre para os nós 'Telhados Variados' e 'ITelhados Brilhantes' e 'Coberturas Metálicas', e assim por diante para os outros nós-folha.



Figura 5.26 - Rede semântica para a classificação do uso do solo no InterIMAGE.

A razão de alguns nós, como por exemplo 'Sombra' ou 'Telhados de Cerâmica', terem nós-filho 'ISombras' ou 'ITelhados de Cerâmica' é de que estes nós fazem a importação das instâncias validadas na classificação de cobertura da terra e seus nós-pai fazem apenas a agregação de instâncias vizinhas da mesma classe através do comando *merge neighbours*. Isto é necessário para que os nós das classes de uso do solo consigam calcular corretamente atributos como o número de objetos ou o máximo valor de compacidade entre os objetos de uma classe. Percebe-se também que, como nó-filho de cada nó das classes de uso do solo, foi inserido um nó chamado 'Resto'. A estes nós, estão associados o operador '*Dummy Top-Down*'. Assim, inicialmente, as

hipóteses deste nó terão exatamente a forma geométrica das quadras. Depois de validadas as hipóteses dos outros nós, pode-se, somando-se a área de todas as classes, obter-se a área da quadra. Esta medida serve para o cálculo do atributo 'área relativa' de objetos de certa classe por quadra.

Os nós das classes de uso do solo, portanto, farão na regra BU as seguintes tarefas: (a) validação das hipóteses dos nós-filho, visto que não haverá conflitos espaciais entre as hipóteses, por se tratarem de instâncias de outra classificação, (b) cálculo dos atributos utilizados na descrição da classe de uso do solo correspondente e (c) transmissão dos valores dos atributos calculados para o nó 'Quadras'. Este nó, que é o nó pai dos nós das classes de uso do solo, decidirá qual uso do solo se dá em cada quadra a partir da regra BU inserida neste nó.

A Figura 5.27 exibe um exemplo de regra de decisão, em que estes atributos são calculados em um nó de uma classe de uso do solo. Inicialmente, todas as hipóteses de todas as classes recebem pertinência de 1.0 (linhas 1 e 2), em seguida, nas linhas 4 e 5, as hipóteses da classe 'Resto' recebem pertinência 0,8, para que percam os conflitos espaciais com as hipóteses das outras classes, mas que sejam validadas em áreas em que não há hipóteses da outras classes. Na linha 7, é calculada a soma da área das hipóteses de 'Vegetação' dentro de cada quadra, e o valor é transmitido ao nó-pai deste nó. Este valor será dividido pela área total da quadra para o calculo da área relativa desta classe dentro de cada quadra na regra BU do nó 'Quadras'. Nas linhas 9 e 10, é feita a contagem das hipóteses de 'Sombra' com área maior do que 200 m², e na linha 12, é feita a contagem das hipóteses de 'Telhados de Cerâmica'.



Figura 5.27 - Regra BU inserida no nó 'Residencial Horizontal de Alto Padrão'.

As regras BU inseridas nos outros nós das classes de uso do solo são similares a esta. Ou seja, determina-se que nos conflitos espaciais (que só ocorrerão entre as hipóteses da classe 'Resto' com as hipóteses das outras classes), as hipóteses das classes 'Resto' serão descartadas (ou remodeladas) por terem sido atribuídos valor menor de pertinência. Em seguida calcula-se o valor dos atributos que serão utilizados na regra BU do nó 'Quadra' para a resolução dos conflitos espaciais que, pelo fato de os conflitos espaciais ocorrerem entre todas as classes de uso do solo em todas as quadras, representa a classificação do uso do solo dentro de cada quadra.

A Figura 5.28 exibe a regra de decisão BU inserida no nó 'Quadra'. Os comandos na cor azul-marinho se referem às funções de pertinência *fuzzy* e aos operadores de agregação destes valores de pertinência. Os comandos com contorno cor de vermelho e cor de azul se referem às seleções lógicas (booleanas) e ao cálculo de variáveis auxiliares respectivamente. A codificação 'sombra_prédio' se refere às hipóteses da classe 'Sombra' com área maior do

que 200 m², assim como os termos 'azulados_grandes', 'cinza_grandes', 'cinza_claro_grandes', 'escuro_grandes' e 'brilhantes_garndes' se referem respectivamente às hipóteses validadas das classes 'Cob. Metálica', 'TAM', 'TAC', 'TAE' e 'Telhados Brilhantes' com área maior do que 1900 m².

Nas linhas 3 e 4, todas as quadras com algum objeto da classe 'Piscinas' foram atribuídas pertinência máxima à classe 'Clubes Desportivos'. Esta foi a única classe cuja pertinência foi atribuída por seleção lógica e não por função de pertinência fuzzy. Nas linhas 7, 12, 16, 21, 27, 33, 40, 50 e 68, é calculada a área total das quadras, somando-se a área de todas as hipóteses das classesnetas do nó 'Quadra' que foram validadas pelos nós-filho deste nó (que representam as classes de uso do solo). Esta medida foi tomada no tratamento das classes de uso do solo que utilizam o atributo 'área relativa' de uma ou mais classes de cobertura da terra em sua descrição. Assim, nas linhas seguintes a estas, a área total das hipóteses destas classes de cobertura da terra validadas na regra BU inserida nos nós-filho do nó 'Quadra' é dividida pela área da quadra como um todo para o cálculo do atributo 'área relativa'. Um exemplo claro seria o tratamento da classe 'Misto Residencial e Serviços'. Inicialmente, é calculada a área das quadras (linha 40), em seguida, a área das classes de cobertura da terra utilizadas na descrição desta classe de uso do solo é dividida pela área das quadras, e, por último, são definidas as regras de agregação dos valores de pertinência retornados pelas funções fuzzy de pertinência associadas a estes atributos.

Nas linhas 15 e 20, percebe-se que a classe 'Terrenos Parcialmente Desocupados' recebe dois tratamentos nesta regra BU. Isto porque no topo da hierarquia de agregação dos valores de pertinência desta classe está inserido um operador 'ou', em outras palavras, isto significa que esta classe possui duas descrições.



Figura 5.28 – Regra de decisão inserida no nó 'Quadras' (continua).



- rel_area_telhado_variados = area_total_telhado_variados / area_quadra
- rel_area_vegetacao = area_total_vegetacao / area_quadra

Figura 5.28 - Continuação (continua).



Figura 5.28 - Conclusão.

Como o InterIMAGE ainda não dispõe do atributo '*Retangular Fit*' implementado, este atributo foi substituído inicialmente pelo atributo '*Squareness*'. No entanto, os resultados obtidos não foram satisfatórios. Por isso o atributo '*Retangular Fit*' foi substituído pelo atributo 'Compacidade'. As funções de pertinência *fuzzy* foram mantidas sem nenhuma alteração e os limiares foram ajustados conforme a Tabela 5.13, que mostra os limiares aplicados correspondentes às linhas da regra BU inserida no nó 'Quadras' (Figura 5.28).

Tabela 5.13 – Ajustes de limiares realizados na formatação do modelo de classificação do uso do solo com o sistema InterIMAGE.

Linha da regra BU	Limiares (esq. – dir.)	Linha da regra BU	Limiares (esq. – dir.)
6	0,0 - 3,0	69	0,0-6,0
11	0,0 - 3,0	70	0,0-6,0
66	0,0-4,0	73	0,0 - 3,0
67	0,0 - 1,4	90	0,0 - 3,0
68	0,0 - 5,2	92	0,0 - 7,2

5.6.3 Avaliação das classificações

5.6.3.1 Avaliação das classificações da cobertura da terra

A avaliação das classificações da cobertura da terra feita no InterIMAGE aplicando-se o modelo M1, é apresentada nas Tabelas 5.14 a 5.17 na forma de matriz de erros.

A matriz de erros da classificação de cobertura da terra na área A1 é mostrada na Tabela 5.14. O índice KG de 0,69 e o EG de 73% fazem com que esta classificação possa ser categorizada como muito boa de acordo com a tabela de categorização do índice Kappa de Landis e Koch (1977). Percebe-se pela Tabela 5.14, que quase todas as classes apresentam valores satisfatórios de EU e EP. As exceções serão discutidas a seguir.

A classe 'Veg. Arbórea' apresentou muitos pixels atribuídos erroneamente à classe 'Veg. Rasteira' (25% das amostras) e poucas amostras atribuídas à classe 'TAE' (3,65%). Por outro lado, esta classe apresentou muitos poucos erros falso-positivos, o que lhe conferiu um EU de 0,93. A classe 'Veg. Rasteira' quase não apresenta erros de omissão (EP de 0,94), mas apresenta erros de comissão com a classe 'Solo Exposto'. Mesmo assim, a EU desta classe é muito boa (0,85). Exceto por esta pequena confusão entre 'Veg. Rasteira' e 'Solo Exposto' e entre as classes de vegetação entre si, as áreas

vegetadas foram classificadas com sucesso, como os índices EU e EP destas classes expressam.

Entre as classes de telhados e pavimentos de diferentes tonalidades de cinza, a classe 'TAC' é a que apresentou maior EP (relativamente menos erros de omissão), mas a menor EU, por cometer erros de comissão em grande medida com as classes 'Solo Exposto' e 'T. Brilhantes'. A classe 'TAE', entre estas três classes, é a que apresentou melhor acurácia, pois somente com a classe 'Veg. Arbórea' demonstrou alguma confusão por erros de comissão, e com a classe 'TAM' por erros de omissão.

A classe 'Telhado de Cerâmica' mantém maior proporção de erros de omissão e comissão com a classe 'Solo Exposto', enquanto esta classe mantém maior proporção de erros de omissão com 'TAC' e de erros de comissão com 'Telhado de Cerâmica'. A classe 'T. Brilhantes' apresentou EU e EP abaixo do esperado, por ser uma classe de fácil separação. A maior confusão por omissão e comissão desta classe é com 'TAC' e 'Solo Exposto' respectivamente. Já a classe 'Sombra', como esperado, apresentou os maiores índices EP e EU. A Figura 5.29 exibe a classificação de cobertura da terra obtida aplicando-se o modelo M1 na área-teste A1.

A matriz de erros da classificação de cobertura da terra na área A2 é mostrada na Tabela 5.15. Os índices EG (63%) e KA (0,58) obtidos permitem, segundo a categorização de Landis e Koch (1977), admitir que a acurácia da classificação é boa. Pela análise dos índices EP e EU, percebe-se que apenas não são satisfatórios os valores de EU obtido pelas classes 'TAM', 'TAE' e 'Piscinas'. No caso das classes 'TAM' e 'TAE', isto se deu pela confusão por comissão das classes 'TAC' e 'Sombra' respectivamente. Quanto à classe 'Piscinas', que, aliás, apresentou EP bem alta, a confusão por comissão se dá com a classe 'Cob. Metálica'. Entre os valores do índice EP, o mais baixo é da classe 'Coberturas Metálicas', que teve amostras erroneamente atribuídas principalmente às classes 'TAC' e 'TAM', além de 'Piscinas'. A explicação para a classe 'Solo Exposto' ter apresentado valor zero de EP e EU é que na área A2 há poucos objetos, ainda que grandes em tamanho (como em áreas de construção) de solo exposto, que foram atribuídos a outras classes.

Entre as classes de áreas vegetadas, o maior número de erros é de comissão, no caso de 'Veg. Arbórea' com a classe 'Sombra', e no caso de 'Veg. Rasteira' com a classe 'Solo Exposto'. Em relação às classes 'TAC', 'TAM' e 'TAE', a maior parte dos erros de omissão se dão entre si. Quanto aos erros de comissão, muitas amostras da classe 'Solo Exposto' foram atribuídas às classes 'TAM' e principalmente 'TAC'. Outra confusão que se observou concerne à classe 'TAE', que apresenta o maior número de seus erros falsopositivos com a classe 'Sombra'.

Quanto à classe 'Telhado de Cerâmica', o maior número de erros de comissão se dá com a classe 'Solo Exposto'. No mais, a classe 'T. Brilhantes' apresenta o maior número de erros de omissão e comissão com a classe 'TAC', mas ainda sim mantém EP e EU acima de 0,8. A Figura 5.30 exibe a classificação de cobertura da terra obtida aplicando-se o modelo M1 na área-teste A2.

A matriz de erros da classificação de cobertura da terra na área A3 é mostrada na tabela 5.16. Assim como em A2, os índices EG (71%) e KA (0,66) obtidos permitem, segundo a categorização de Landis e Koch (1977), admitir que a acurácia da classificação é boa. Analisando-se os índices EP e EU, percebe-se que no geral as classes foram classificadas com boa acurácia, à exceção das classes 'Solo Exposto' e 'TAE'.

Entre as classes de áreas vegetadas, a confusão por omissão e comissão se dá predominantemente entre si. O mesmo vale para as classes 'TAE', 'TAM' e 'TAC', em que a maioria dos erros de classificação se dá também entre si. Este comportamento destas classes está mais sujeito de acontecer em áreas onde há a presença de favelas, pois a complexidade da área torna os segmentos, a classificação e a interpretação visual menos precisas. Como nas outras áreas-

teste, há erros de comissão das classes 'Veg. Rasteira' e 'TAC' com a classe 'Solo Exposto'. No caso de 'TAC', este fato é em grande parte responsável pela EU de 0,51. A classe 'Cobertura Metálica' também apresenta erros de comissão com a classe 'TAC', sendo responsável por 10% das amostras coletadas de 'TAC' que foram classificadas erroneamente.

A classe 'Telhados de Cerâmica' apresenta em torno de 23% das amostras coletadas desta classe atribuídas erroneamente a 'Solo Exposto'. Esses erros falso-positivos de 'Solo Exposto' ocasionaram em grande medida a obtenção de uma EU de 0,27 desta classe. A classe 'T. Brilhantes' apresenta um valor alto de EP (0,92), no entanto, devido a erros de comissão principalmente com a classe 'Solo Exposto', a EU obtida de 'T. Brilhantes' foi de 0,73. Quanto às classes 'Piscinas' e 'Cobertura Metálica', os erros de omissão e comissão também se dão predominantemente entre si. A Figura 5.31 exibe a classificação de cobertura da terra obtida aplicando-se o modelo M1 na área-teste A3.

A matriz de erros da classificação de cobertura da terra na área A4 é mostrada na Tabela 5.17. Das quatro áreas-teste, esta foi a classificação que obteve os maiores índices EG (74%) e KA (0,71). Pela categorização do índice Kappa de Landis e Koch (1977), esta classificação pode ser considerada muito boa. Pelas análises dos índices EU e EP, percebe-se que apenas EP da classe 'Telhados de Cerâmica' apresenta valor abaixo de 0,5. A classe 'Piscinas' curiosamente não teve nenhuma de suas amostras desenhadas classificadas corretamente. No entanto, pode se ver pela classificação exibida na Figura 5.32 que algumas piscinas foram classificadas corretamente.

Entre as classes de áreas vegetadas, os erros de comissão e omissão se dão, assim como nas outras áreas-teste, predominantemente entre si. No entanto, o grande número de pixels da classe 'Veg. Rasteira' atribuído à classe 'Veg. Arbórea' fez com que o valor da EU desta classe ficasse em 0,54. A classe 'Veg. Rasteira' curiosamente apresentou erros de comissão com a classe 'Telhados de Cerâmica'. Esta classe apresenta erros de comissão quase que exclusivamente com a classe 'Solo Exposto', e erros de omissão atribuídos predominantemente à classe 'Solo Exposto' e à 'Veg. Rasteira'. Das quatro áreas-teste, a área A4 é aquela em que a classe 'Solo Exposto' obteve os maiores valores de EU e EP.

Entre as classes de telhados e pavimentos de tonalidades de cinza, como nas outras áreas-teste a maioria dos erros de omissão e comissão se dão entre si, mais especificamente entre 'TAM' e 'TAE', e entre 'TAM' e 'TAC'. A classe 'TAC' apresenta também erros de comissão com as classes 'Piscinas' e 'Solo Exposto', e áreas da classe 'Sombra' foram erroneamente classificadas como 'TAE', fazendo com que a EP daquela classe ficasse em 0,57. Por outro lado, as classes 'Cobertura Metálica' e 'T. Brilhantes' apresentaram EP e EU acima de 0,9. A Figura 5.32 exibe a classificação de cobertura da terra obtida aplicando-se o modelo M1 na área-teste A4.

Classe	Veg. Arb.	Veg. Rast.	T. Brilh.	ТАМ	TAC	TAE	Sombra	T. Cer.	Cob. Met.	Solo Exp.	Total
Não-Classificado	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Veg. Arborea	2950	28	0	63	0	92	0	8	0	0	3141
Veg. Rasteira	1084	17136	0	16	0	23	0	0	0	1820	20079
T. Brilhantes	0	0	2780	0	0	0	0	0	38	659	3477
ТАМ	14	761	26	3064	266	572	0	122	6	452	5283
TAC	0	2	1237	94	9554	15	0	198	388	12412	23900
TAE	154	165	0	881	0	6033	96	129	133	87	7678
Sombra	11	0	0	9	0	9	7328	0	2	0	7359
T. Cerâmica	9	0	0	0	0	3	0	9034	0	2899	11945
Cobertura Metálica	0	0	0	0	114	0	0	0	9654	0	9768
Solo Exposto	0	0	0	0	0	0	0	1935	0	6167	8102
Total	4222	18092	4043	4127	9934	6747	7424	11426	10221	24496	100732

Tabela 5.14 – Matriz de erros da classificação da co	obertura da terra n	a área-teste A1.
--	---------------------	------------------

EU	0,939191	0,853429	0,79954	0,579973	0,399749	0,785751	0,995787	0,7563	0,988329	0,76117
EP	0,698721	0,947159	0,687608	0,742428	0,961748	0,894175	0,987069	0,790653	0,944526	0,251755
EG	73,16%									
KA	0,696									

Classe	Veg. Arb.	Veg. Rast.	T. Brilh.	ТАМ	TAC	TAE	Piscinas	Sombra	T. Cer.	Cob. Met.	Solo Exp.	Total
Não-Classificado	38	0	33	0	16	23	0	2	0	42	0	154
Veg. Arborea	6870	288	3	0	331	3	0	2933	1	297	28	10754
Veg. Rasteira	271	6474	2	0	200	2	0	153	8	2821	45	9976
T. Brilhantes	0	0	1394	9	145	0	18	3	53	0	6	1628
ТАМ	8	64	1	1327	2225	0	0	18	15	781	214	4653
TAC	24	38	276	72	4421	14	12	21	36	2005	996	7915
TAE	62	48	2	6	394	582	0	457	28	270	21	1870
Piscinas	0	81	2	0	23	0	887	0	0	0	1279	2272
Sombra	0	0	0	0	11	9	0	4624	0	4	0	4648
T. Cerâmica	447	0	0	0	4	0	0	3	3518	34	0	4006
Cobertura Metálica	0	0	0	0	0	0	0	14	1034	0	0	1048
Solo Exposto	0	0	0	0	221	0	0	0	0	0	3058	3279
Total	7720	6993	1713	1414	7991	633	917	8228	4693	6254	5647	52203

Tabela 5.15 – Matriz de erros da classificação da cobertura da terra na área-teste A2.

EP	0,889896	0,925783	0,813777	0,938472	0,553247	0,919431	0,967285	0,561983	0,749627	0	0,541526
EU	0,638832	0,648957	0,856265	0,285192	0,55856	0,31123	0,390405	0,994836	0,878183	0	0,932601
EG	63%										
KA	0,5881										

Classes	Veg. Arb	Veg. Rast	T. de Cer.	Solo Exp.	T. Brilh	Cob. Met.	ТАМ	TAC	TAE	Piscinas	Sombra	Total
Não-classificado	0	6	0	0	36	0	0	5	0	0	0	47
Veg. Arborea	12691	6518	22	6	7	7	79	2	69	0	68	19469
Veg. Rasteira	2365	22291	100	833	1	0	146	24	67	3	377	26207
T. Cerâmica	98	38	9123	1908	0	0	84	0	0	0	99	11350
Solo Exp.	0	1	2944	1120	0	0	0	0	0	0	0	4065
T. Brilhantes	0	18	26	1493	4283	0	5	22	0	0	1	5848
Cob. Metálica	0	0	0	0	0	3352	12	637	0	99	0	4100
ТАМ	11	15	45	174	5	0	11585	86	1300	27	9	13257
TAC	3	66	32	3065	118	0	1447	5052	0	71	7	9861
TAE	53	7	41	3	5	61	6315	17	4759	3	152	11416
Piscinas	0	0	0	0	158	221	0	0	0	1308	0	1687
Sombra	19	0	0	0	0	0	0	0	85	0	3299	3403
Total	15240	28960	12333	8602	4613	3641	19673	5845	6280	1511	4012	110710

Tabela 5.16 – Matriz de erros da classificação da cobertura da terra na área-teste A3.

EP	0,832743	0,769717	0,739723	0,130202	0,928463	0,920626	0,588878	0,864328	0,757803	0,865652	0,822283
EU	0,651857	0,850574	0,803789	0,275523	0,732387	0,817561	0,873878	0,512321	0,416871	0,775341	0,969439
EG	71%										
KA	0,6667										

Classes	Veg. Arb	Veg. Rast	T. de Cer.	Solo Exp.	T. Brilh.	Cob. Met.	Sombra	Piscinas	ТАМ	TAC	TAE	Total
Não-classificado	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Veg. Arborea	2803	2226	6	13	1	0	0	0	0	2	104	5155
Veg. Rasteira	205	11820	823	149	24	23	300	0	0	3	45	13392
T. de Cerâmica	0	0	1508	568	0	0	0	0	0	7	0	2083
Solo Exp.	0	0	2425	3884	0	0	0	0	0	1	4	6314
T. Brilhantes	0	0	4	7	2952	0	0	0	152	0	0	3115
Cob. Met.	0	0	0	0	1	6625	0	51	0	26	0	6703
Sombra	48	3	11	0	0	0	3976	0	0	0	7	4045
Piscinas	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ТАМ	0	50	5	0	1	54	0	0	5095	1015	1184	7404
TAC	0	7	65	880	36	33	0	493	431	3684	10	5639
TAE	5	12	0	0	0	0	2599	0	1051	895	4879	9441
Total	3061	14118	4847	5501	3015	6735	6875	544	6729	5633	6233	63291

EP	0,915714	0,837229	0,31112	0,706053	0,979104	0,983667	0,578327	0	0,75717	0,654003	0,782769
EU	0,543744	0,882616	0,723956	0,615141	0,947673	0,988363	0,982942	0	0,688142	0,653307	0,516788
EG	74,62%										
KA	0,7122										



Figura 5.29 – Classificação da cobertura da terra na área-teste A1 realizada com o sistema InterIMAGE.



Figura 5.30 – Classificação da cobertura da terra na área-teste A2 realizada com o sistema InterIMAGE 5.37.



Figura 5.31 – Classificação da cobertura da terra na área A3 realizada com o sistema InterIMAGE.



Figura 5.32 – Classificação da cobertura da terra na área-teste A4 realizada com o sistema InterIMAGE.

5.6.3.2 Avaliação das classificações do uso do solo

A Tabela 5.18 exibe a matriz de erro e os índices de acurácia da classificação do uso do solo na área-teste A1. O índice Kappa obtido de 0,70 e a EG de 0,77 corroboram que a classificação tem acurácia muito boa. No entanto, quatro quadras nitidamente de uso 'USV' não foram classificadas corretamente, sendo confundida com três classes bem diferentes entre si. Mesmo importando os arquivos *Shäpefile* da classificação de cobertura da terra obtida no *Definiens Developer*, a classificação da classe 'USV' no InterIMAGE não é igual ou similar àquela obtida na simulação feita no *Definiens Developer*. A razão disto ter acontecido ainda é desconhecida e será investigada conjuntamente pelas equipes de programação e aplicação na continuidade do projeto InterIMAGE/TerraAIDA.

Por outro lado, todas as outras classes foram classificadas de forma bem similar às classificações obtidas no sistema Definiens Developer. Pela Tabela 5.18, pode-se ver que a classe 'URHBP' apresentou índices de acurácia excelentes, apresentando apenas um erro de omissão atribuída à classe 'UMRS', o que é plausível, visto que estas classes possuem características em comum. A classe 'UIS' também obteve ótimos índices de acurácia, apresentando apenas um erro de comissão com a classe 'USV', e um erro de omissão com a classe 'URHAP', justamente em uma quadra de uso industrial mas com presença atípica de vegetação. A classe 'UMRS' não apresentou nenhum erro de omissão, mas apresenta erros falso-positivos com a classe 'USV' em duas das quatro quadras onde ocorre este tipo de uso do solo na área-teste A1. As classes 'URHAP' e 'URVAP', por terem baixa freqüência nesta área, não chegaram a influenciar significativamente os índices KG e EG. Apenas uma quadra possui uso 'URVAP' e não foi classificada corretamente, enquanto das cinco quadras atribuídas à classe 'URHAP', duas são erros falsopositivos com as classes 'UIS' e 'USV'. A Figura 5.33 exibe a classificação de uso do solo obtida na área-teste A1.

A Tabela 5.19 exibe a matriz de erro e os índices de acurácia da classificação do uso do solo na área-teste A2. Assim como na área-teste A1, esta índices KG EG classificação apresenta ótimos е (0.73 е 0.86. respectivamente). Os índices de acurácia por classe também são muito bons, tanto para a classe 'URHAP' quanto para 'URVAP'. Outro fator que corrobora o sucesso desta classificação é que nenhuma classe de uso do solo que não ocorre na área-teste A2 aparece nesta classificação. Ou seja, os erros de comissão e omissão são apenas entre as classes 'URHAP' e 'URVAP', que são os únicos tipos de uso do solo presentes nesta área e que possuem também características em comum, tais como a presença marcante de vegetação, a presença de objetos grandes da classe 'Sombra' (causados ou por árvores altas ou por edifícios) e de objetos classificados como 'Telhados de Cerâmica'.

A classe 'URHAP', das treze quadras em que esse tipo de uso ocorre, apresentou apenas dois erros de omissão e um erro de comissão, dando a esta classe os valores de 0,84 e 0,91 para os índices EP e EU, respectivamente. Já a classe 'URVAP' apresentou um erro de omissão e dois de comissão entre as onze quadras classificadas como pertencentes a esta classe. A Figura 5.34 exibe a classificação do uso do solo obtida na área-teste A2.

A Tabela 5.20 exibe a matriz de erro e os índices de acurácia da classificação do uso do solo na área-teste A3. Os índices KG e EG desta classificação são muito bons (0,75 e 0,97 respectivamente). Outro fator que corrobora a boa acurácia desta classificação é que embora todas as classes de uso do solo tenham sido consideradas na classificação, quase que nenhuma quadra foi atribuída a classes que não ocorrem na área-teste A3.

Percebe-se que as classes 'UMRS' e 'URVAP' apresentam valor zero dos índices EP, EU e KC. Isto porque duas quadras no canto noroeste da imagem teriam de ser classificadas como 'URVAP', sendo erroneamente uma das quadras atribuída à classe 'UMRS', e a outra à classe 'UF'. Estas duas quadras estão situadas na margem da imagem, o que deve ter dificultado a identificação correta do tipo de uso do solo ao qual elas deveriam ser classificadas. Isto, no entanto, não causou uma diminuição significativa dos índices KG e EG desta classificação. Cabe mencionar que algumas quadras nas margens da imagem não foram consideradas quando da construção da matriz de erros por possuírem grande parte de sua área original fora dos limites da imagem.

A classe 'UF' atingiu índices altos de EP e EU (1,0 e 0,76, respectivamente), pois não apresentou nenhum erro de omissão e apenas três erros de comissão, sendo um com a classe 'URVAP', e outros dois com a classe 'URHAP'. Enquanto a classe 'UF' apresentou valor máximo do índice EP, a classe 'URHAP' atingiu o valor máximo do índice EU. Em apenas duas quadras esta classe foi confundida em erros de omissão com a classe 'UF', o que lhe conferiu EP de 0,84. A figura 5.35 exibe a classificação obtida para a área-teste A3.

A Tabela 5.21 exibe a matriz de erro e os índices de acurácia da classificação do uso do solo na área-teste A4. Esta classificação apresentou os maiores valores dos índices KG (0,81) e EG (0,89) entre as quatro classificações de uso do solo feitas com o sistema InterIMAGE. Certamente, isto ocorreu devido ao fato de os tipos de uso do solo encontrados nesta área serem bastante diferentes entre si, o que facilitou a classificação. Percebe-se pela tabela 5.21 e pela Figura 5.36, que exibe a classificação do uso do solo obtida na área A4, que uma das quadras de uso 'URVAP' não foi classificada, mesmo empreendendo-se mais de uma tentativa.

As três quadras consideradas como pertencentes à classe 'UTD' foram classificadas corretamente, não apresentando esta classe nenhum erro de omissão ou comissão com as outras classes. As classes 'UF' e 'URVAP' atingiram ambas valores altos de EP e EU, sendo que a classe 'UF' apresentou apenas um erro de comissão e um erro de omissão, ambos com a classe 'URVAP'. Já esta classe apresenta um erro de comissão com a classe 'UF' e dois erros de omissão, sendo um com a classe 'UF' e outro justamente com a

quadra não-classificada. A Figura 5.36 exibe a classificação do uso do solo para a área A4.

Classes	URHBP	URHAP	UMSR	USV	UIS	URVAP	TOTAL
URHBP	7	0	0	0	0	0	7
URHAP	0	3	0	1	1	0	4
UMSR	1	0	8	2	0	1	11
USV	0	0	0	0	0	0	0
UIS	0	0	0	1	6	0	7
URVAP	0	0	0	0	0	0	0
TOTAL	8	3	8	4	7	1	31

Tabela 5.18 – Matriz de erros da classificação do uso do solo na área-teste A1.

EP	0,875	1	1	0	0,857143	0
EU	1	0,6	0,666667	0	0,857143	0
кс	1	0,557143	0,550725	0	0,815476	0
EG	77%					
KA	0,70					

Tabela 5.19 – Matriz de erros da classificação do uso do solo na área-teste A2.

Classes	RHAP	RVAP	TOTAL	EP	EU	КС
RHAP	11	1	12	0.84	0.91	0.80
RVAP	2	9	11	0.9	0.81	0.67
TOTAL	13	10	23			
EG	86%					
KA	0,73					

Tabela 5.20 – Matriz de erros da classificação do uso do solo na área-teste A3.

Classes	RHAP	UF	UMRS	RVAP	TOTAL	EP	EU	КС
RHAP	17	0	0	0	17	0,89	1	1,0
UF	2	10	0	1	13	1	0,76	0,65
UMRS	0	0	0	1	1	0	0	0,0
RVAP	0	0	0	0	0	0	0	0,0
TOTAL	19	10	0	2	31			

EG	87%
KA	0,75

Tabela 5.21 – Matriz de erros da classificação do uso do solo na área-teste A4.

	UF	RVAP	UTD	Não-Class.	TOTAL	EP	EU	КС
UF	14	1	0	0	15	0,93	0,93	0,85
RVAP	1	8	0	0	9	0,8	0,88	0,70
UTD	0	0	3	0	3	1	1	1
Não-Class.	0	1	0	0	1	0	0	0
TOTAL	15	10	3	0	28			

EG	89%
KA	0,81


Figura 5.33 – Classificação do uso do solo na área A1 realizada com o sistema InterIMAGE.



Figura 5.34 – Classificação do uso do solo na área A2 realizada com o sistema InterIMAGE.



Figura 5.35 – Classificação do uso do solo na área A3 realizada com o sistema InterIMAGE.



Figura 5.36 – Classificação do uso do solo na área A4 realizada com o sistema InterIMAGE.

5.7 Comparação das classificações

Para a avaliação da equivalência estatística da acurácia das classificações feitas por diferentes modelos e em diferentes sistemas, as amostras de validação desenhadas foram transformadas em centróides, e as matrizes de confusão refeitas. Como mostra a Tabela 5.22, os valores dos índices EG, KA e a variância do KA das classificações avaliadas aumentaram em todos os casos. A acurácia das classificações de cobertura da terra feitas pelo sistema *Definiens Developer* e pelo sistema InterIMAGE, aplicando-se os modelos M1 e M4 sobre as áreas-teste A1, A2, A3 e A4, foram comparadas através dos testes estatísticos demonstrados no Capítulo 4.

Quanto aos índices KA e EG calculados a partir das duas formas de avaliação, percebe-se que, na maioria dos casos (A1, A2 e A3), as classificações elaboradas com o sistema InterIMAGE, aplicando-se o modelo M1 apresentaram valores ligeiramente maiores que as classificações elaboradas com o sistema *Definiens Developer*. Nota-se também que o modelo M4, tendo como base as amostras desenhadas, não resultou em um aumento considerável da acurácia das classificações, sendo que na área A2, esta aumentou, e nas áreas-teste A4 e A1, esta diminuiu. Tendo como base o centróide das amostras de avaliação, nas áreas-teste A2, A3 e A4, observou-se um aumento do KA e da EG em relação aos outros modelos de classificação.

Tabela 5.22 – Índices KA, EG e variância do índice KA.

	Amo	ostras (desenl	hadas)	Amostras (centróides)			
				A1			
	Kappa	Var(Kappa)	EG		Kappa	Var(Kappa)	EG
InterIMAGE	0,69	1,2 ⁻⁶	73,16%		0,78	0,0034	80,70%
Definiens Developer	0,61	1,2 ⁻⁶	65,63%		0,74	0,0034	77,97%
InterIMAGE (M4)	0,62	1,2 ⁻⁶	66,62%		0,73	0,002	76,15%
				A2			
	Kappa	Var(Kappa)	EG		Kappa	Var(Kappa)	EG
InterIMAGE	0,58	9,6 ⁻⁷	63,51%		0,69	0,0043	73,21%
Definiens Developer	0,56	7,0 ⁻⁷	60,24%		0,68	0,0032	71,64%
InterIMAGE (M4)	0,67	1,0 ⁻⁶	70,66%		0,73	0,0039	76,79%
				A3			
	Kappa	Var(Kappa)	EG		Kappa	Var(Kappa)	EG
InterIMAGE	0,66	1,0 ⁻⁶	71,23%		0,74	0,0016	77,44%
Definiens Developer	0,62	8,3 ⁻⁷	68,18%		0,72	0,0017	75,78%
InterIMAGE (M4)	0,66	1,0 ⁻⁶	71,22%		0,75	0,0015	78,20%
				A4			
	Kappa	Var(Kappa)	EG		Kappa	Var(Kappa)	EG
InterIMAGE	0,71	1,3 ⁻⁶	74,62%		0,65	0,0044	70,49%
Definiens Developer	0,76	6,0 ⁻⁷	79,30%		0,76	0,0029	78,79%
InterIMAGE (M4)	0,63	1,3 ⁻⁶	67,24%		0,77	0,0032	80,33%

A Tabela 5.23 exibe o resultado dos testes estatísticos realizados para a comparação da acurácia das classificações, tendo como parâmetros o KA e a EG calculadas e tendo como base o centróide das amostras de validação desenhadas. Nota-se que a equivalência da acurácia é aceita para todos os pares de classificações nos dois testes realizados a um nível de significância de 0,05 (Z calculado menor do que 1,96). Adotando-se um nível de confiança de 0,1 (Z crítico de 1,65), não aceitaríamos a equivalência de acurácia, a partir do parâmetro KA, entre as classificações elaboradas no sistema Definiens Developer e no sistema InterIMAGE aplicando-se o modelo M1 na área-teste A4. Afora esta exceção, todos os outros pares de classificações podem ser considerados estatisticamente de mesma acurácia a um nível de significância de 0,1.

Tabela	5.23	_	Resultados	dos	testes	estatísticos	realizados	para	а	avaliação	da
			equivalência	a da a	acurácia	a das classifi	cações de c	obertu	ura	da terra.	

	Z Kappa			Z Binomial		
			A 1			
	Def. Dev.	InterIMAGE (M1)		Def. Dev.	InterIMAGE (M1)	
Definiens Developer						
InterIMAGE (M1)	0,455			0,499		
InterIMAGE (M4)	0.157	0.664		0.319	0.819	
()	-,	-,		-,	-,	
			A2			
	Def Dev	InterIMAGE (M1)		Def Dev	InterIMAGE (M1)	
Definiens Developer	2011 2011			2011 2011		
InterIMAGE (M1)	0 237			0 173		
InterIMAGE (M4)	0,207	0 443		0.407	0 604	
	0,122	0,440		0,407	0,004	
			٨3			
	Dof Dov	IntorIMACE (M1)	AJ	Dof Dov	InterIMAGE (M1)	
Definione Developer	Del. Dev.			Del. Dev.		
	0.005			0 554		
	0,225	0.450		0,551	0.004	
InterIMAGE (M4)	0,375	0,152		0,353	0,904	
			A 4			
	Def. Dev.	InterIMAGE (M1)		Def. Dev.	InterIMAGE (M1)	
Definiens Developer						
InterIMAGE (M1)	1,668			0,400		
InterIMAGE (M4)	0,354	1,314		0,256	0,656	

6 CONCLUSÕES

Este capítulo destaca as principais conclusões em face dos resultados obtidos e dos empecilhos encontrados no decorrer da realização deste trabalho. Serão também feitas algumas recomendações a respeito da continuidade e desenvolvimento desta pesquisa, visando tornar o InterIMAGE um sistema efetivamente operacional.

Sobre a segmentação das imagens:

- a) O uso de AG se mostrou viável para a calibração automática de parâmetros de segmentação. Vetores de parâmetros que resultaram em baixa discrepância com as amostras desenhadas foram obtidos. No entanto, as complexidades na distribuição espacial e as condições diversas de preservação e idade dos objetos das classes de telhado encontradas na área de estudo fizeram com que uma segmentação de parte dos objetos e não dos objetos inteiros garantisse maior precisão final da classificação e evitasse super-segmentações. Esta consideração deve ser levada em conta no desenho das amostras e na análise dos vetores de parâmetros extraídos por AG através dos valores de discrepância.
- b) Para que baixos valores de discrepância em relação às amostras desenhadas fossem obtidos, foi necessária a realização de mais de um teste com o AG e a definição de universos de busca de parâmetros de acordo com os resultados obtidos em testes anteriores. Isto foi necessário tanto pelo tempo de execução como pela alta probabilidade de insucesso de testes com muitas gerações e experimentos e com grandes populações. Por outro lado, o valor aplicado para estes parâmetros foram baixos demais.
- c) Recomenda-se concomitantemente à calibração dos parâmetros por AG, a realização de testes de vetores de parâmetros através de tentativa e erro. Isto ajuda tanto na descoberta dos parâmetros que

extraem o resultado desejado quanto na definição dos universos de busca de parâmetros do AG.

 d) A escolha final dos parâmetros deve ser feita por critérios qualitativos e após a aplicação dos vetores de parâmetros candidatos na imagem como um todo.

Sobre a utilização de algoritmos de AD e de SA para a descrição automática das classes:

- e) A inserção de AD para a determinação dos atributos e limiares na descrição das classes de cobertura da terra mostrou ser uma forma rápida e eficaz de classificação. Entre os métodos de SA utilizados, o FCBF é o que mais reduz a dimensionalidade e o que garante maior acurácia das ADs. As ADs geradas possuem poucos nós e se utilizam de atributos coerentes com os objetos classificados, não se verificando nesta aplicação a existência de regras conflitantes e de uso de atributos não relacionados de forma direta com as classes de cobertura da terra nas ADs;
- f) Em relação aos atributos ranqueados pelos algoritmos de SA, estes de modo geral diferem quanto à ordem, mas apenas ligeiramente quanto a quais atributos foram melhor ranqueados em relação à relevância e/ou redundância. Geralmente atributos espectrais que envolvem alguma estatística descritiva e/ou aritmética de bandas aparecem nas primeiras posições. Atributos de textura não foram os melhor ranqueados para a separação de classes de vegetação. Igualmente atributos geométricos não foram os melhor ranqueados para a separação de solo exposto e de telhados de cerâmica;

Sobre a descrição das classes de uso do solo:

- g) Para que a descrição das classes de uso do solo, usando funções de pertinência *fuzzy* e a estruturação hierárquica dos operadores de agregação dos valores de pertinência retornados por cada expressão, seja eficaz, é necessário o conhecimento da distribuição dos valores dos atributos para a definição dos limiares e modelamento das funções de pertinência. Neste sentido, o uso da ferramenta de espacialização e visualização de atributos *Feature View* do sistema *Definiens Developer* mostrou ser essencial, pois a acurácia das classificações de uso do solo depende de um ajuste fino dos parâmetros.
- h) Critérios e julgamentos tipicamente humanos de interpretação do uso do solo por quadra puderam ser representados com sucesso nos dois sistemas utilizados, na forma de atributos customizados e de estruturação hierárquica dos operadores de agregação dos valores de pertinência retornados pelas expressões.
- i) A descrição das classes de uso do solo pode ser sempre incrementada a ponto de representar a totalidade das características de cada classe de uso do solo. No entanto, para que a descrição das classes não fique extensa e complexa demais, e para que a manutenção e a exportação do modelo de classificação possam ser feitas facilmente. apenas expressões com atributos mais representativos de cada tipo de uso do solo devem ser criadas, simplificando ao máximo as descrições. Neste sentido, o uso de expressões que opõem uma classe em relação às outras permitiu melhor controle e acurácia dos resultados.

Sobre o sistema InterIMAGE:

189

- j) O uso do sistema InterIMAGE para a classificação da cobertura da terra e do uso do solo urbano com imagem multiespectral de alta resolução espacial mostrou ser perfeitamente viável. Em um tempo relativamente curto de processamento, o sistema gerou classificações complexas em imagens de em torno de 1500x1500 pixels. A única limitação atual do sistema concerne justamente ao limite máximo do número de pixels/segmentos que o InterIMAGE consegue trabalhar.
- k) Em um período de cerca de 15 meses, atributos e operadores foram sugeridos, implementados, testados e aplicados com sucesso, deixando o sistema InterIMAGE potente para aplicações não só em áreas urbanas como também em outras regiões. As potencialidades da concepção de análise da imagem deste sistema foram exploradas e documentadas, a saber, o uso de operadores holísticos TD, a utilização conjunta das etapas TD e BU na análise da imagem e a importação de dados vetoriais e de instâncias geradas em outras classificações.

Sobre a acurácia dos resultados:

- I) No geral, todas as classificações geradas de cobertura da terra podem ser consideradas de acurácia boa a muito boa. Com exceção de áreas de solo exposto, os objetos de cobertura da terra foram classificados satisfatoriamente, apresentando as classes de bons a excelentes índices de exatidão. Visualmente, todas as classificações podem ser avaliadas qualitativamente como muito boas, apresentando coerência espacial entre a distribuição das classes e coerência dos objetos na imagem.
- m) Quanto ao uso do solo, as classificações geradas têm acurácia de boa a excelente em todas as áreas-teste. A diversidade de tipos de

uso do solo, o tamanho variável das quadras e a dificuldade de se classificar o uso do solo de forma completamente automática utilizando apenas dados de SR limitaram a acurácia das classificações.

Sobre a aplicabilidade do método:

- n) A aplicabilidade do método depende da capacidade do sistema InterIMAGE poder ser utilizado em imagens de maior tamanho e em classificações que envolvam um número maior de segmentos. Afora esta ressalva, a metodologia proposta se mostrou eficaz e de boa acurácia, podendo ser aplicada de forma operacional para o mapeamento da cobertura da terra urbana e para o mapeamento do uso do solo por quadra, contanto que neste caso seja realizado um procedimento de correção de erros por foto-interpretação e com auxílio de dados cadastrais socioeconômicos.
- o) A estratégia de uso de uma rede hierárquica e da descrição automática das classes com base em algoritmos supervisionados de mineração de dados, mostrou ser uma forma eficaz e de pouca subjetividade de classificação da cobertura da terra. O fato de a metodologia proposta de classificação da cobertura da terra envolver, em grande medida, procedimentos automáticos, faz com que supostamente a metodologia seja exportável para outras áreas e datas, sendo necessário apenas a re-coleta de amostras.
- p) Informações derivadas das classificações geradas podem ser utilizadas de forma operacional. Alguns exemplos: estimativa de área verde e de área impermeável, tanto na imagem como um todo, quanto por quadra, detecção de áreas para recreação/lazer e para indústrias através da detecção de piscinas e galpões respectivamente.

191

6.1 Trabalhos futuros

Seguem abaixo recomendações e propostas para trabalhos futuros:

- a) Aprofundamento dos testes de representação do conhecimento humano para a interpretação do uso do solo através de funções *fuzzy* de pertinência, customização de atributos e estruturação hierárquica de operadores de agregação de valores de pertinência;
- b) Exploração dos atributos de relações contextuais que estão em fase de implementação e teste no sistema InterIMAGE. A inserção destes atributos na descrição das classes, tanto de cobertura da terra como de uso do solo, pode aumentar a acurácia e a estabilidade das classificações;
- c) Exploração de outros algoritmos de mineração de dados e aprendizado por máquina para a classificação automática da cobertura da terra, tais como redes bayesianas e redes neurais;
- d) Pesquisa e aplicação de outras formas de modelagem automática de funções de pertinência *fuzzy* a partir das amostras;
- e) Ortorretificação das imagens para a correção geométrica rigorosa. Corrigindo-se a planimetria da imagem, atributos geométricos podem ser usados com melhor desempenho e acarretam aumento de acurácia das classificações de cobertura da terra e uso do solo. Esta medida também permitirá o uso operacional dos mapas gerados;
- f) Aplicação da metodologia de classificação da cobertura da terra e uso do solo com o sistema InterIMAGE em outras datas e, na medida do possível, em áreas maiores. Isto permitirá uma avaliação mais consistente da possibilidade de exportação e operacionalização da metodologia;

- g) Inserção do operador multi-temporal desenvolvido por Costa (2009) para análise das mudanças na cobertura e uso do solo na favela de Paraisópolis e seu entorno e verificação se a acurácia aumenta com a inserção do operador-multitemporal e se são verificadas mudanças no uso e cobertura do solo;
- h) Aplicação da metodologia de classificação da cobertura da terra aqui proposta utilizando dados do satélite *Worldview-2* com o lançamento confirmado para o início de outubro deste ano. Este sistema imageador contará, além do canal pancromático, com oito bandas espectrais, alocadas nas faixas do amarelo e do infravermelho médio, que provavelmente permitirão uma maior acurácia final dos produtos gerados;
- i) Implementação da capacidade do InterIMAGE e dos operadores TerraAIDA para processarem imagens com mais de 8 bits. O sistema sensor *QuickBird* utilizado nesta pesquisa tem resolução radiométrica de 11 bits, portanto pode ser que a metodologia gere resultados mais acurados com imagens desta resolução radiométrica.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, R.; D'ANDREA, T. Pobreza e redes sociais em uma favela paulistana. **Novos Estudos**. n. 68. p. 92-106, 2004.

ARAÚJO, E. H. G. Análise multi-temporal de cenas do satélite QuickBird usando um novo paradigma de classificação de imagens e inferências espaciais. Estudo de caso: Belo Horizonte, MG. 2006. 175 p. (INPE-13956-TDI/1062). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2006. Disponível em: <<u>http://urlib.net/sid.inpe.br/MTC-m13@80/2006/07.24.19.43</u>>. Acesso em: 23 jul. 2009.

______. Análise urbanística de Belo Horizonte (MG) usando classificação orientada a objeto de imagens QuickBird e inferências espaciais. In: KUX, H. J. H.; BLASCHKE, T. (Ed.). **Sensoriamento Remoto e SIG avançados** - novos sistemas sensores, métodos inovadores. São Paulo, SP: Oficina de Textos Ltda, 2007. p. 286. ISBN 978-85-86238-57-4. (INPE), 2007.

BAATZ, M.; SCHÄPE, A. Multiresolution segmentation – an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In: STROBL, J., BLASCHKE, T. GRIESEBNER, G. (orgs.) **Angewandte geographische informationsverarbeitung XII**. Beiträge zum AGITSymposium Salzburg 2000. Wichmann Verlag, 2000. p. 12 – 23.

BALTRUSIS, N. A dinâmica no mercado imobiliário informal na Região Metropolitana de São Paulo, um estudo de caso nas favelas de Paraisópolis e Nova Conquista. 2000 Dissertação (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo), PUC-Campinas, Campinas, 2000.

BARNSLEY, M. J.; MOLLER-JENSEN, L.; BARR, S. L. Inferring urban land use by spatial and structural pattern recognition. In: DONNAY, J.; BARNSLEY, M. J.; LONGLEY, P. A. (Eds). **Remote sensing and urban analysis**. London: Taylor & Francis. 2001.cap. 7, p. 115- 144.

BENZ, U. C.; 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 and Remote Sensing**, v. 58, n. 3-4, p. 239-258, 2004.

BERMAN, M. All that is solid melts into air. 1.ed. New York: Simon and Schuster, 1982. 465 p. ISBN (978-85-359-1030-8).

BLUM, A.; LANGLEY, P. Selection of relevant features and examples in machine learning. **Artificial Intelligence**. v. 97, n.2, p. 245–271, 1997.

BITTENCOURT, G. **Inteligência artificial:** ferramentas e teorias. Florianópolis/SC: Editora da UFSC, 2006. 371 p.

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.

BURROUGH, P.A. Fuzzy mathematical methods for soil survey and land evaluation. **Journal of Soil Science**. v. 40, p. 477–492, 1989.

CÂMARA, G.; MOREIRA, F. R.; BARBOSA, C.; ALMEIDA FILHO, R.; BÔNISCH, S. Técnicas de inferência geográfica. In: CÂMARA, G.; DAVIS, C.; MONTEIRO, A.M.V. Introdução à ciência da geoinformação. São José dos Campos, SP: INPE, 2004. Cap. 9, p. 9-48.

CAMARGO, F. F. Análise orientada a objeto aplicada ao mapeamento de unidades geomorfológicas a partir de dados ASTER/TERRA. 2008. 171 p. (INPE-15253-TDI/1339). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) -Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2008. Disponível em: <<u>http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m17@80/2008/03.17.19.50</u>>. Acesso em: 31 jul. 2009.

COAD, P. YOURDON, E. **Análise baseada em objetos**. 2.ed. Rio de Janeiro: Campus, 1992. 225 p.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data** – principles and practices. Boca Raton: Lewis Publishers, 1999. 137 p. ISBN: 0-87371-986-7.

COSTA, G. A. O. P.; PINHO, C. M. D.; FEITOSA, R. Q.; ALMEIDA, C. M.; KUX, H. J. H.; FONSECA, L. M. G.; OLIVEIRA, D. A. B. INTERIMAGE: An Open Source Platform for Automatic Image Interpretation. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE GEOMÁTICA E V COLÓQUIO BRASILEIRO DE CIÊNCIAS GEODÉSICAS, 2., 2007, Presidente Prudente. **Proceedings...** Presidente Prudente: UNESP, 2007. CD-ROM. Disponível em: <<u>http://www2.fct.unesp.br/sbg-cbcg/</u>>. Acesso em: 24 jul. 2009.

COSTA, G. A. O. P.; FEITOSA, R. Q.; CAZES, T. B.; FEIJÓ, B. Genetic adaptation of segmentation parameters. In: BLASCHKE, T.; LANG, S.; HAY, G.J. (Eds.). **Object-based image analysis** – spatial concepts for knowledge-driven remote sensing applications. Berlin, Germany: Springer Velag, 2008. cap. 7.5, p.679-695.

COSTA, G. A. O. P. A knowledge-based approach for automatic interpretation of multidate remote sensing data. 2009. 149 p. Tese

(Doutorado em Engenharia Elétrica) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-Rio), Rio de Janeiro, 2009.

COSTA, G. A. O. P.; CAMARGO, F. F.; FEITOSA, R. Q.; ALMEIDA, C. M.; OLIVEIRA, D. A. B.; FONSECA, L. M. G.; KUX, H. J. H.; PINHO, C. M. D.; CASTEJON, E. F.; KORTING, T. S. Uso da plataforma cognitiva InterIMAGE para a identificação de unidades geomorfológicas. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14. (SBSR), 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 7773-7780. DVD, On-line. ISBN 978-85-17-00044-7. (INPE-16071-PRE/10680). Disponível em:

<<u>http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.18.12.47</u>>. Acesso em: 13 out. 2009.

DAS, S. Filters, wrappers and a boosting-based hybrid for feature selection. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON MACHINE LEARNING, 18, 2001, Williamstown, MA. **Proceedings...** Williamstown [s.n], 2001. p. 74–81.

DASH, M.; LIU, H. Feature selection for classifications. **Intelligent Data Analysis: An International Journal**, v.1, p.131–156, 1997.

DASH, M.; Liu, H.; MOTODA, H. Consistency based feature selection. In: PACIFIC ASIA CONFERENCE ON KNOWLEDGE DISCOVERY AND DATA MINING, 4., 2000, Kyoto. **Proceedings...** Kyoto: Springer-Verlag, 2000. p. 98– 109.

DAVIS, L. Handbook of genetic algorithms. New Your: VNR Comp. Library, 1990.

DEÁK, C. Rent theory and the price of urban land/ Spatial organization in a capitalist economy. 289 p. 1985. Tese (Doutorado em Filosofia) – Cambridge University, Cambridge, 1985.

_____, C. À busca das categorias da produção do espaço. 289 p. 2001. Tese (Doutorado em Filosofia) – Cambridge University, Cambridge, 1985. Disponível em:

http://www.usp.br/fau/docentes/depprojeto/c_deak/CD/3publ/01LD-categ/MC5esp.pdf. Acesso em: 16 jun. 2009.

DEFINIENS. **Definiens Developer User Guide**. Desenvolvido por Definiens®. Alemanha, 2003-2009. Disponível em: <<u>http://www.definiens-</u> <u>imaging.com/down/ecognition</u>>. Acesso em: 15 out. 2007.

DIGITALGLOBE. **QuickBird Imagery Products** – Products Guide. Desenvolvido por DigitalGlobe®. Estados Unidos da America, 2005-2009. Disponível em: <u>http://www.digitalglobe.com</u> Acesso em: 28 fev. 2008. DI GREGORIO, A. Land cover classification system (LCCS), version 2 – classification concepts and user manual. Rome: FAO, 2005. 208 p. ISBN 92-05-10-5327-8.

EASTMAN KODAK COMPANY. LABEN, C. A.; BROWER, B. V. Process for Enhancing the Spatial Resolution of Multispectral Imagery Using Pan-Sharpening, US Patent 6,011,875, 1996.

EHLERS, M. Sensoriamento Remoto para Usuários de SIG – Sistemas Sensores e Métodos: entre as Exigências do Usuário e a Realidade. In: BLASCHKE, T; KUX, H. J. H. (Ed.) **Sensoriamento Remoto e SIG Avançados**. 2ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2007. cap. 2, p. 18 – 29.

FAYYAD, U.; IRANI, K. Multi-interval discretization of continuous-valued attributes for classification learning. INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 13., 1993, Chambery. **Proceedings...** Chambery: Morgan Kaufmann, 1993. p.1022–1027.

FICHMAN, R.; KEMERER, C. Object-Oriented and Conventional Analysis and Design Methodologies: Comparison and Critique. **IEEE Computer**, v.25, n.10, p.22-39, October, 1992.

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

FOODY, G. M.; ARORA, M. K. Evaluation of some factors affecting the accuracy of classification by an artificial neural network. **International Journal of Remote Sensing**. v.18, p.799–810, 1997.

FOODY, G.M. Uncertainty, knowledge discovery and data mining in GIS. **Progress in Physical Geography**. v. 27, n.1, p.113–121, 2003.

FRIEDL, M.; BRODLEY, C. Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**. v. 61, n. 3, p.399–409, 1997.

GAHEGAN, M. Is inductive machine learning just another wild goose (or might it lay the golden egg)? **International Journal of Geographic Information Science**, v.17, n.1 p. 69–92, 2003.

GARGUET-DUPORT, B; GIREL, J; CHASSERY, J; PAUTOU, G. The use of multiresolution analysis and wavelets transform for merging SPOT panchromatic and multispectral image data. **Photogrametric Engineering & Remote Sensing**, 62 (9) pp. 1057-1066, 1996.

GEODMA – Geographical Data Mining Analysis. Desenvolvido por Thales Korting. Disponível em: <u>http://www.dpi.inpe.br/geodma/?lingua=portugues</u>. Acesso em: 4 ago. 2009.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento de imagens digitais**. São Paulo: Ed. Edgard Blücher, 2000. 509 p.

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

GOPAL, S.; WOODCOCK, C. E.; STRAHLER, A. H. Fuzzy neural network classification of global land-cover from a AVHRR data set. **Remote Sensing of Environment**. v. 67, p. 230–243, 1999.

GRIMMOND, S. Urbanization and global environmental change: local effects of urban warming. **Geographical Journal**, n. 173, p. 83–88, 2007.

GRODECKI, J.; DIAL, G. Block adjustment of high-resolution satellite images described by rational polynomials. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 69, n. 1, p. 59-68, Jan. 2003.

HALL, M. **Correlation based feature selection for machine learning**. Tese (Doutorado em Ciências da Computação) 1999, University of Waikato, Dept. of Computer Science, Waikato, 1999.

HALL, M. Correlation-based feature selection for discrete and numeric class machine learning. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON MACHINE LEARNING, 17., 2000, Stanford. **Proceedings...** Stanford: Stanford University, 2000. p. 359–366.

HANSEN, M.; DUBAYAH, R.; DEFRIES, R. Classification trees: an alternative to traditional land cover classifiers. **International Journal of Remote Sensing**. v. 17, n. 5, p. 1075–1081, 1996.

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

HARVEY, D. **Condição pós-moderna**. São Paulo (SP), Brasil: Edições Loyola, 17 (ed). 2008. 349p. ISBN: 978-85-15-00679-3.

HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R.; FRIEDMAN, J. **The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction**. New York: Springer–Verlag, 2001. 536 p.

HOFMANN, P.; STROBL, J.; BLASCHKE, T.; KUX, H.J.R. Detecting informal settlements from QuickBird data in Rio de Janeiro using an object-based

approach. In: BLASCHKE, T.; LANG, S.; HAY, G.J. (Eds.). **Object-based image analysis** – spatial concepts for knowledge-driven remote sensing applications. Berlin, Germany: Springer Verlag, 2008. cap. 6.1, p.531-553.

HUANG, X.; JENSEN, J.R. A machine-learning approach to automated knowledge-base building for remote sensing image analysis with GIS data. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**. v. 63, n. 10, p.1185-1194, 1997.

HUDSON, W. D.; RAMM, C. W. Correct formulation of the kappa coefficient of agreement. **Photogrammetric Engineering Remote Sensing**., v. 53, no. 4, p. 421–422, Apr. 1987.

IBGE. Fundação Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Censo demográfico de 2000**. Rio de Janeiro: IBGE, 2002. CD-ROM.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **TerraAIDA** – InterIMAGE Operators. Desenvolvido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (Divisão de Processamento de Imagens). São José dos Campos, 2009a. Disponível em: <u>http://www.dpi.inpe.br/terraaida/</u>. Acesso em: 28 jul. 2009.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **TerraLib**. Desenvolvido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (Divisão de Processamento de Imagens). São José dos Campos, 2009b. Disponível em: <u>http://www.dpi.inpe.br/terralib/</u>. Acesso em: 28 jul. 2009.

INTERIMAGE. **InterIMAGE** – Interpreting images freely. Desenvolvido por Laboratório de Visão Computacional da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, Brasil, 2009. Disponível em: <u>http://www.lvc.ele.pucrio.br/projects/interimage/.</u> Acesso em: 15 jul. 2009.

JACOBSON, I.; CHRISTERSON, M.; JONSSON, P.; ÖVERGAARD, G. **Object Oriented software engineering**: a use case driven approach. Wokingham: Addison-Wesley, 1992. 528p.

JENSEN, J.R; HODGSON, M.E. Remote sensing of selected biophysical variables and urban/suburban phenomena. In: BRUNN, S.; CUTTER, J.; HARRIGNTON, J. (Eds.). **Geography and technology.** Boston: Kluwer, 2004. cap. 6, p. 109-154.

JENSEN, J.R. **Remote sensing of environment:** An earth resources perspective. 2ed. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2007. 592 p. ISBN: 0-13-188950-8.

KASISCHKE, E. S.; GOETZ, S.; HANSEN, M.C.; OZDOGAN, M.; ROGAN, J.; USTIN, S. L. Temperate and boreal forests. In Ustin S. (ed.), **Manual of remote**

sensing volume 4: remote sensing for natural resource management and environmental monitoring. London: John Wiley & Sons, 2004. 848 p.

KIRA, K.; RENDELL, L.A. A Practical Approach to Feature Selection. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON MACHINE LEARNING,10., 1992, Aberdeen. **Proceedings...** Aberdeen: [s.n.], 1992. p. 249-256.

KONONENKO, I. Estimating attributes: Analysis and extension of RELIEF. EUROPEAN CONFERENCE ON MACHINE LEARNING, 1994. Catania **Proceedings...** Catania: Springer-Verlag, 1994. p. 171–182.

KOHAVI, R.; JOHN, G. Wrappers for feature subset selection. **Artificial intelligence, special issue on relevance**, v. 97, n.2, p. 273–324, 1997.

KÖTTER, T. Risks and opportunities of urbanization and megacities. In: THE FIG WORKING WEEK: THE OLYMPIC SPIRIT OF SURVEYING, 1., 2004, Athens, Greece, **Proceedings...** Athens: Greece, 2004. p. 9. Disponível em: <u>www.fig.net/pub/athens/papers/ps02_2_kotter.pdf</u>. Acesso em 18 fev. 2008.

KUX, H.J.H.; NOVACK, T.; FONSECA, L.G.M. Mapeamento de favelas usando classificação orientada a objeto – estudo de caso em Paraisópolis, São Paulo (SP). In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14. (SBSR), 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 715-721. 1 DVD. ISBN 978-85-17-00043-0.

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

LANG, S. Object-based image analysis for remote sensing applications: modeling reality – dealing with complexity. In: BLASCHKE, T.; LANG, S.; HAY, G.J. (Eds.). **Object-based image analysis** - spatial concepts for knowledgedriven remote sensing applications. Berlin, Germany: Springer-verlag, 2008. cap. 1.1, p.3 – 27.

LANGLEY, P. Selection of relevant features in machine learning. In: AAAI FALL SYMPOSIUM ON RELEVANCE, 1994, New Orleans , **Proceedings...** New Orleans: AAAI Press, 1994.

LAWRENCE, R. L.; WRIGHT, A. Rule-based classification systems using classification and regression tree (CART) analysis. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 67, n., 10, p.1137–1142, 2001.

LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W. **Remote sensing and image interpretation**. New York: John Wiley and Sons, 1994. 117 p.

MAHESH, P.; MATHER, P. M. An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. **Remote Sensing of Environment**, v. 86, n. 15, p. 554–565, 2003..

MICHALEWICZ, Z. Genetic algorithms + data structures = evolution programs. San Francisco: Springer Verlag, 1994.

MOORE, M; GOULD, P; KEARY, B. S. Global urbanization and impact on health. **International Journal of Hygiene and Environmental Health**, v. 206, p. 269- 278, 2003.

MOORE, T. Geospatial expert systems. In: OPENSHAW, S.; ABRAHART, R. J. (Ed.). **Geocomputation**. London: Taylor & Francis, 2000. cap. 6, p. 132 – 159.

NETTER, J.; WASSERMAM, W. **Applied linear statistical models**. Irwin, Homewood, 1974. 1369p.

NIEBERGALL, S.; LOEW, A.; MAUSER, W. Application of Very High-Resolution Satellite Imagery for Vulnerability Assessment in Mega Cities: A Case Study in Delhi/India. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**. v. 23, n. 28, p. 663-666, July 2007. Special issue on the 2007 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS`07).

OLTHOF, I.; KING, D. J.; LAUTENSCHLAGER, R. A. Mapping deciduous storm damage using Landsat and environmental data. **Remote Sensing of Environment**. v. 89, p. 484–496, 2004.

PAHL, M. Arquitetura de um sistema baseado em conhecimento para a interpretação de dados de sensoriamento remoto de múltiplos sensores. . 95 p. (INPE-15211-TAE/71). PhD Thesis - Universidade de Hannover, São José dos Campos. 2008. Disponível em: <<u>http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m17@80/2008/03.07.18.31</u>>. Acesso em: 24 jul. 2009

PINHO, C. M. D. Análise orientada a objetos de imagens de satélites de alta resolução espacial aplicada à classificação de cobertura do solo no espaço intra-urbano: o caso de São José dos Campos. 2005. 180 p. (INPE-14183-TDI/1095). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2005. Disponível em: <<u>http://urlib.net/sid.inpe.br/MTC-m13@80/2005/11.23.13.40</u>>. Acesso em: 23 jul. 2009.

PINHO, C. M. D.; KUX, H. J. H.; ALMEIDA, C. M. Elaboração de rede semântica para classificação de cobertura do solo de ambientes intra-urbanos: o caso de São José dos Campos - SP. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13. (SBSR), 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 637-644. CD-ROM; On-line. ISBN 978-85-17-00031-7. (INPE-16499-PRE/11075). Disponível em: <<u>http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.15.21.54.40</u>>. Acesso em: 13 out. 2009.

PINHO, C. M. D.; UMMUS, M. E.; NOVACK, T. Simulação do comportamento espectral de alvos urbanos em sensores multiespectrais. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14. (SBSR), 2009a, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 803-810. DVD, On-line. ISBN 978-85-17-00044-7. (INPE-15986-PRE/10595). Disponível em: <<u>http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.12.19.11</u>>. Acesso em: 04 ago. 2009.

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

<<u>http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.17.15.53</u>>. Acesso em: 13 out. 2009.

PRADO, F.A. **Sistema hierárquico de classificação para mapeamento da cobertura da terra nas escalas regional e urbana.** 2009. 167 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Cartográficas) – Universidade Estadual Paulista (UNESP), . Presidente Prudente, 2009.

PREFEITURA MUNICIPAL DA CIDADE DE SÃO PAULO (PMSP). **Município em Mapas**. São Paulo, 2002. Mapa. Disponível em: <u>http://www9.prefeitura.sp.gov.br/sempla/mm/</u>. Acesso em: 24 abr. 2009a.

PREFEITURA MUNICIPAL DA CIDADE DE SAO PAULO. **InfoLocal**, Disponível em: <u>http://infolocal.prefeitura.sp.gov.br/</u> Acesso em 19 abr. 2009b.

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO (PUC-RIO). **SPT - Segmentation Parameters Tunner**. Desenvolvido por: Laboratório de Visão Computacional da PUC-Rio, 2008 Disponível em <u>www.lvc.ele.puc-rio.br</u>. Acesso em 15 set. 2008.

QUINLAN, J.R. **C4.5: programs for machine learning**. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1993.

ROGAN, J.; FRANKLIN, J.; STOW, D.; MILLER, J.; WOODCOCK, C.; ROBERTS, D. Mapping land-cover modifications over large areas: a comparison of machine learning algorithms. **Remote Sensing of Environment**. v. 112, p. 2272-2282, 2008. 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.

RUMBAUGH, J.; BLAHA, M.; EDDY, F.; LORENSEN, W. **Object-oriented and design**. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1991. 500p.

SANTOS, M. **Economia espacial** – críticas e alternativas. São Paulo: Edusp, 2003. 208 p. ISBN (85-314-0773-7).

SARAIVA, C.; MARQUES, E. C. A dinâmica social das favelas da região metropolitana de São Paulo. Centro de Estudos da Metrópole (CEM), 2004. Disponível em: <u>http://www.centrodametropole.org.br/pdf/favelas_edu.pdf</u> Acessado em: 28 fev 2008.

SCARLATO, F.C. População e urbanização brasileira. In: ROSS, J.L.S. (org.), **Geografia do Brasil**. São Paulo: Edusp, 2001. cap. 7, p.381-400.

SCHIEWE, J. TUFTE, L. O potencial de procedimentos baseados em regiões para a avaliação integrada de dados de SIG e sensoriamento remoto. In: BLASCHKE, T; KUX, H. J. H. (Ed.) **Sensoriamento remoto e SIG avançados**. 2ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2007. cap. 17, p. 169 – 184.

SCHULTZ, G.A. Remote sensing in hydrology. **Journal of Hydrology**, v.100, p. 239-265, 1988.

SHACKELFORD, A.K., DAVIS, C.H. A hierarchical fuzzy classification approach for high-resolution multispectral data over urban areas. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**. n. 41, v. 9, p.1920–1932, 2003.

SILVA, E. N.; PESQUERO, C.; RIBEIRO, H.; ASSUNÇÃO, J. V. Qualidade do ar na favela Paraisópolis, SP, e possíveis implicações à saúde. **Revista do Departamento de Geografia**. v.18 p. 60-66, 2006.

VENTURA, F. N.; FONSECA, L. M. G.; SANTA ROSA, A. N. C. Remotely sensed image fusion using the wavelet transform. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING OF ENVIRONMENT, 29., 2002, Buenos Aires. **Proceedings...** Buenos Aires: IEEE, 2002.

VOOGT, J. A.; OKE, T. R. Complete urban surface temperatures. **Journal of Applied Meteorology**, n. 36, p. 1117–1132, 1997.

VRABEL, J. Multispectral imagery band sharpening study. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing.** v. 62, n. 9, p. 1075-1083, 1996.

WALD, L.; RANCHIN, T.; MANGOLINI, M. Fusion of satellite images of different spatial resolutions: assessing the quality of resulting images. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 63, n. 6, pp. 691-699, 1997.

WEKA. **Data Mining Software in Java.** Desenvolvido pela Universidade de Waikato. Disponível em: <u>http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/</u>. Acesso em 4 ago. 2009.

WELCH, R.; W. EHLERS. Merging Multiresolution SPOT HRV and Landsat TM Data. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 53 n.3, p. 301-303, 1987.

WESSELS, K. J.; DEFRIES, R. S.; DEMPEWOLF, J.; ANDERSON, L. O.; HANSEN, A. J.; POWELL, S. L. Mapping regional land-cover with MODIS data for biological conservation: Examples from the Greater Yellowstone Ecosystem, USA and Para State, Brazil. **Remote Sensing of Environment**, v. 92, p. 67–83, 2004.

WITLOX, F. Expert systems in land-use planning: an overview. **Expert Systems with Applications**, v. 29, n. 2, p. 437-445, 2005.

WITTEN, I.H.; FRANK, E. **Data mining** – practical machine learning tools and techniques (2.ed.). San Francisco: Morgan Kaufmann, 2005. 558 p. ISBN (0-12-088407-0).

WUEST, B. ZHANG, Y. Region based segmentation of QuickBird multispectral imagery through band ratios and fuzzy comparison. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**. n. 64, p. 55–64, 2009.

YU, L.; LIU, H. Feature selection for high-dimensional data: a fast correlationbased filter solution. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON MACHINE LEARNING (ICML-2003), 20., 2003, Washington. **Proceedings...** Washington DC: [s.n.], 2003. Disponível em:

http://www.hpl.hp.com/conferences/icml2003/papers/144.pdf_Acesso em: 03 ago.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. In: KLIR, G. J.; YUAN, B. (Org.). **Advances in fuzzy systems** - aplications and theory: "fuzzy sets, fuzzy logic and fuzzy systems". v. 6. Binghamton: World Scientific, 1996, p. 19 - 34.

ZWILLINGER, D.; KOKOSKA, S. **Standard probability and statistics tables and formulae**. London: Chapman & Hall, p. 480. 2000.

APÊNDICE A – Atributos usados na descrição das classes de cobertura da terra

- Média da banda [...] Média aritmética dos números digitais dos pixels de um segmento para a banda em questão.
- Ratio da banda [...] Média da banda em questão dividido pela soma das médias das outras bandas do sensor QuickBird, no caso.
- Brilho Soma das médias das bandas do sensor dividido pelo número de bandas do sensor
- Valor min. de um pixel da banda [...] Entre os pixels que compõem o segmento, aquele de menor valor para a banda em questão.
- Valor máx. de um pixel da banda [...] Entre os pixels que compõem o segmento, aquele de maior valor para a banda em questão.

APENDICE B – *Rankings* de atributos gerados pelos algoritmos de SA para a separação de algumas classes

Para a classificação de 'Vegetação Arbórea' e 'Vegetação Rasteira':

Algoritmo FCBF:

Ranked attributes:

i tai iito a	
0.912	Mean Layer 3
0.576	Min. pixel value Layer 3
0.518	Mean Layer 1
0.411	Area
0.402	Ratio Layer 2
0.388	GLCM Homogeneity Layer 3 (135°)
0.378	GLCM Homogeneity Layer 2 (45°)
0.348	GLCM Homogeneity Layer 2 (0°)
0.249	B3/B1
0.214	Min. pixel value Layer 4

•••

Algoritmo RELIEF-F:

Ranked attributes:

- 0.196 B3/B10.168 Mean Layer 30.154 Mean Layer 2
- 0.136 Min. pixel value Layer 3
- 0.136 Min. pixel value Layer 3
- 0.125 Brightness
- 0.112 Area
- 0.107 Max. pixel value Layer 4
- 0.101 Ratio Layer 2
- 0.092 GLCM Homogeneity Layer 2 (45°)
- 0.091 GLCM Homogeneity Layer 1 (45°)
- 0.091 Mean Layer 4

...

Algoritmo InfoGain (Ganho de Informação)

Ranked attributes:

- 0.90 Mean Layer 3
- 0.74 Mean Layer 1
- 0.71 Mean Layer 2
- 0.54 Min. pixel value Layer 3
- 0.45 Brightness
- 0.44 Min. pixel value Layer 2
- 0.43 GLCM Homogeneity Layer 4 (45°)
- 0.40 GLCM Homogeneity Layer 4 (90°)

••••

Para a classificação das classes 'TAC', 'TAM' e 'TAE'

Algoritmo FCBF:

Ranked attributes:

1 Mean Layer 3

Algoritmo RELIEF:

Ranked attributes:

0.264 0.263 0.263 0.257	Min. pixel value Layer 3 Min. pixel value Layer 2 Mean Layer 3 Mean Layer 2
0.256	Mean Layer 1
0.254	Brightness
0.235	Min. pixel value Layer 1
0.204	Mean Layer 4
0.199	Min. pixel value Layer 4
0.199	Max. pixel value Layer 1
0.198	Max. pixel value Layer 2
0.180	Max. pixel value Layer 3

•••

Algoritmo InfoGain (Ganho de Informação):

Ranked attributes:

1.570	Brightness
1.570	Mean Layer 3
1.570	Mean Layer 1
1.570	Mean Layer 2
1.161	Min. pixel value Layer 1
1.119	Mean Layer 4
1.103	Min. pixel value Layer 3
1.065	Min. pixel value Layer 2
1.002	Max. pixel value Layer 2
0.995	Max. pixel value Layer 3
0.974	Max. pixel value Layer 1
0.962	Min. pixel value Layer 4

...

Para a classificação das classes 'Telhados de Cerâmica' e 'Solo Exposto'

Algoritmo FCBF:

Ranked attributes:

- 1 GLDV Contrast Layer 2 (45°)
- 1 GLCM Contrast Layer 2 (all dir.)
- 1 GLCM Contrast Layer 2 (45°)

Algoritmo RELIEF-F:

Ranked attributes:

- 0.284 GLCM Correlation Layer 1 (45°)
- 0.253 GLCM Correlation Layer 2 (all dir.)
- 0.252 GLDV Contrast Layer 1 (45°)
- 0.252 GLCM Contrast Layer 1 (45°)
- 0.249 GLDV Contrast Layer 2 (45°)
- 0.249 GLCM Contrast Layer 2 (45°)
- 0.244 Ratio Layer 2
- 0.242 GLCM Correlation Layer 2 (45°)
- 0.237 GLCM Correlation Layer 1 (all dir.)
- 0.237 GLDV Entropy Layer 1 (45°)

...

Algoritmo InfoGain (Ganho de Informação):

Ranked attributes:

- 0.983 GLCM Correlation Layer 2 (all dir.)
- 0.983 GLCM Contrast Layer 2 (45°)
- 0.983 GLDV Contrast Layer 1 (45°)
- 0.983 GLDV Contrast Layer 2 (45°)
- 0.983 GLCM Contrast Layer 1 (45°)
- 0.983 GLCM Correlation Layer 1 (45°)
- 0.983 GLCM Correlation Layer 2 (45°)
- 0.983 GLCM Contrast Layer 2 (all dir.)
- 0.983 GLDV Contrast Layer 2 (all dir.)
- 0.823 GLDV Entropy Layer 1 (45°)
- 0.823 GLDV Entropy Layer 1 (all dir.)
- 0.823 GLCM Dissimilarity Layer 1 (45°)

•••

APÊNDICE C – Funções de pertinência utilizadas na descrição das classes de cobertura da terra



