

Estimativa da área impermeável dentro da bacia hidrográfica do Arroio Dilúvio (Porto Alegre/RS) através de técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento

Cesar Augusto Alves

**Porto Alegre
2004**

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
CENTRO ESTADUAL DE PESQUISAS EM SENSORIAMENTO REMOTO
E METEOROLOGIA - CEPSRM
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SENSORIAMENTO REMOTO MESTRADO

Estimativa da área impermeável dentro da bacia hidrográfica do Arroio Dilúvio (Porto Alegre/RS) através de técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento.

Cesar Augusto Alves
Geógrafo

Orientador: Prof. Dr. Franz Rainer Semmelmann

Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Sensoriamento Remoto, área de concentração Sensoriamento Remoto Aplicado a Recursos Naturais e ao Meio Ambiente.

Porto Alegre, RS
Dezembro de 2004

Agradecimentos

Á Deus que me deu a vida e o privilégio de estudar em um país de tão poucas oportunidades.

Ao Centro Estadual de Processamento e Sensoriamento Remoto, pela oportunidade da realização deste trabalho.

Ao Prof. Dr. Franz Semmelmann, pelo incentivo e auxílio na realização do trabalho.

Ao Instituto de Pesquisas Hidráulicas, meu local de trabalho, que me concedeu horários para que pudesse desenvolver este trabalho.

Ao Prof. Dr. Jorge Ducati, pela compreensão em atender as minhas solicitações.

Á prof. Dra. Dejanira pela ajuda na utilização do software Envi.

Ao Prof. Dr. Sergio pela ajuda no processamento das coordenadas obtidas com GPS.

Ao meu colega de curso Raphael do Patrocínio pela orientação no uso do GPS.

Á empresa GEOTEC pela cedência das imagens fusionadas QuickBird.

Ao pessoal da biblioteca do IBGE que me ajudaram de maneira atenciosa na busca das informações censitárias.

Ao prof. Alfonso Rizzo, pelas valiosas sugestões.

Aos professores Marcos Leão e Lawson Beltrame, pelo apoio que me possibilitou a realizar este trabalho.

Aos meus colegas de trabalho Tatiane, Matias e Luis Carlos pelo apoio e incentivo.

Aos amigos do CEPSSRM, Magdalena, Laurindo e Mônica que sempre me atenderam de forma atenciosa e prestativa.

A minha esposa Lisângela e a minha filha Laura que entenderam a minha ausência, e sempre estiveram comigo me apoiando na realização deste trabalho.

A todos aqueles que de alguma forma me ajudaram na realização deste trabalho.

Sinopse

Neste trabalho foram realizadas classificações utilizando-se as bandas 1 a 5 e 7 dos sensores Landsat 5 TM (1987) e Landsat 7 ETM+ (2000). A caracterização espectral dos materiais foi realizada em laboratório utilizando um espectrorradiômetro, e através das bandas 1 a 5 e 7 dos sensores Landsat 5 TM (1987) e Landsat 7 ETM+ (2000). A transformação dos dados multiespectrais de imagens de sensoriamento remoto é uma maneira de reduzir o volume de dados através da identificação de classes de interesse numa imagem digital. No intuito de verificar condições de melhoramento na classificação de alvos urbanos em imagens digitais, identificados por procedimentos já conhecidos, como a classificação pela Máxima Verossimilhança, escolheu-se um classificador baseado na lógica *fuzzy*. O classificador utilizado foi o *Fuzzy Set Membership classification - Fuzclass*, que faz parte de um conjunto de classificadores não-rígidos disponíveis no programa *Idrisi 3.2*. Uma vez que informações sobre o desempenho de produtos deste classificador em áreas urbanas são escassas, foram conduzidos ensaios de comparação de resultados obtidos por este classificador com a verdade terrestre, representada por uma imagem de alta resolução espacial do satélite QuickBird. As áreas teste selecionadas desta imagem atendem ao critério de inalterância das condições de ocupação para o intervalo temporal considerado. A comparação feita, permite concluir que o classificador apresenta limitações na classificação de áreas urbanas devido ao comportamento espectral semelhante dos materiais que fazem parte dessa cobertura. A utilização de uma classe única para identificar áreas impermeáveis foi a solução adotada para contornar este óbice. O emprego de áreas teste possibilitou acertar a escolha do grau de possibilidade de presença da classe no *pixel* (PPCP). Uma comparação entre os resultados apresentados na classificação de áreas impermeáveis, com base nos classificadores Máxima Verossimilhança e *Fuzclass*, demonstrou um desempenho melhor do classificador *fuzzy*, em função do nível de PPCP ajustado durante a análise comparativa Landsat e Quickbird nas áreas teste. Um procedimento alternativo de estimativa de áreas impermeáveis em bacias urbanas é apresentado no final.

ABSTRACT

In this study LANDSAT 5 TM (1987) and LANDSAT 7 ETM+ (2000) images were classified, using spectral bands 1 to 5 and 7. Spectral characteristics of surface - impermeabilizing materials were obtained using a laboratory spectro-radiometer and targets of the above digital images. In Remote Sensing the transformation of multi-spectral data is a procedure to reduce data by identifying classes of special interest in a digital image. In this study a classification based on fuzzy logic, the Fuzzy Class Membership classification – Fuzclass- was employed with a view to verify conditions to improve the classification in digital images of targets representing the urban environment obtained by such procedures as maximum likelihood – MaxVer. Fuzclass is a module of the software Idrisi 32. As information on the performance of this program in urban areas is still very scarce, a comparison of the classification results via the Fuzzclass program with ground conditions – as presented in a high resolution image of the satellite QuickBird (2003) – was conducted. The test areas selected for this purpose were chosen to assure that ground conditions as to urban build-up remained unchanged for the time period considered. This comparison showed that the use of separate classes of such surface sealing materials as asphalt, concrete etc. in urban areas is of limited use as spectral data of these materials show great similarity. In contrast the image classification based on a single impermeable area class yielded improved consistency of results, as a function of the possibility of the presence of a determined class in a given pixel (PPCP). Comparing the results of MaxVer and Fuzzclass classifications served to show the improvement of the latter, due to the adjustment of PPCP levels performed in the test areas. An alternative procedure for the estimation of the extension of impermeabilized surface areas in urban settings is presented for sub-divisions of the Arroio Dilúvio watershed, in Porto Alegre, R.S., Brazil.

Sumário

1 .	Introdução	01
2.	Revisão bibliográfica	05
2.1.	Desenvolvimento do trabalho.....	05
2.2.	Conceitos de bacias urbanas	06
2.2.1.	Impermeabilização em bacias hidrográficas	06
2.2.2.	Crescimento populacional e urbanização	07
2.2.3.	Legislação de controle da impermeabilização do solo	11
2.3.	Modelagens utilizadas na identificação de áreas impermeáveis	11
2.4.	Sensoriamento remoto	15
2.4.1.	Princípios de sensoriamento remoto	15
2.4.2.	Comportamento espectral em coberturas urbanas	19
2.5.	Satélites utilizados na identificação das coberturas urbanas	20
2.5.1.	Utilização de satélites Landsat	20
2.5.2.	Satélite Landsat 5 TM	21
2.5.3.	Satélite Landsat 7 ETM+	23
2.5.4.	Satélite Quickbird	23
2.5.5.	Sensoriamento remoto e planejamento urbano	25
3.	Classificação de imagens digitais	28
3.1.	Métodos de classificação.....	28
3.2.	Classificação de áreas urbanas	33
4.	Materiais e métodos	38
4.1.	Localização da área de estudo	38
4.2.	Características da área de estudo	39
4.2.1	Geologia	39
4.2.2	Geomorfologia	39
4.2.3	Bacia hidrográfica do arroio Dilúvio	40
4.3.	Materiais utilizados	42
4.3.1.	Imagens orbitais	42

4.3.2	Equipamento utilizado em laboratório.....	42
4.3.3	Equipamento utilizado em campo	42
4.3.4	Informações utilizadas para análise censitária	42
4.3.5	Programas utilizados no trabalho	42
4.4	Fluxograma das etapas da metodologia adotada	43
4.5	Metodologia	44
4.5.1.	Classificação das imagens digitais através da Máxima Verossimilhança	44
4.5.2.	Caracterização espectral dos materiais impermeáveis em laboratório	45
4.5.3.	Obtenção de <i>pixels</i> puros	45
4.5.4.	Caracterização espectral dos materiais de amostragem	50
4.5.5.	Classificador Fuzclass (<i>Fuzz y Set Membership Classification</i>)... 50	
4.5.6.	Classificação por tipo de material de cobertura impermeável	52
4.5.7	Classificação utilizando uma classe única para área impermeável	52
4.5.8	Avaliação da classificação <i>fuzzy</i> utilizando imagens do satélite QuickBird	53
4.5.9	Comparação dos resultados das classificações MAXVER e FUZCLASS, para avaliação das áreas impermeáveis dentro da bacia do arroio Dilúvio	57
4.5.10	Utilização de dados censitários para identificar áreas impermeáveis em subbacias do arroio Dilúvio	57
5.	Resultados e discussão	64
5.1	Classificação das imagens Landsat pela Máxima Verossimilhança	64
5.2	Estimativa do aumento da área impermeável na bacia do arroio Dilúvio utilizando a classificação pela Máxima Verossimilhança	66
5.3	Caracterização espectral dos materiais de cobertura urbana, através das bandas do satélite Landsat 7 ETM+ do ano de 2000	68

5.4	Caracterização espectral dos materiais de cobertura, através das bandas do satélite Landsat 5 TM do ano de 1987	70
5.5	Classificação das imagens Landsat utilizando o classificador <i>fuzzy</i> para identificação dos materiais das coberturas impermeáveis.....	71
5.6	Utilização de recortes da imagem do satélite QuickBird para avaliar os resultados da classificação <i>fuzzy</i> para os materiais das coberturas impermeáveis	75
5.7	Classificação da imagem Landsat 7 ETM+ do ano de 2000 utilizando o classificador <i>fuzzy</i> para identificação de uma classe única para área impermeável	78
5.8	Utilização de recortes da imagem do satélite QuickBird para avaliar os resultados da classificação <i>fuzzy</i> para a classe única impermeável	80
5.9	Identificação das áreas impermeáveis na bacia do arroio Dilúvio no ano de 2000 através da classificação <i>fuzzy</i>	84
5.10	Comparação dos resultados das classificações MAXVER e FUZCLASS, para avaliação das áreas impermeáveis dentro da bacia do arroio Dilúvio	85
5.11	Identificação das áreas impermeáveis nas subbacias do arroio Dilúvio, utilizando dados censitários	87
5.12	Comparação entre os resultados da classificação <i>fuzzy</i> e o método que utiliza dados censitários para estimar áreas impermeáveis	89
6.	Conclusões e recomendações.....	92
7.	Bibliografia	95
8.	Anexos	100

LISTA DE TABELAS

2.2.2.1	População residente nas capitais brasileiras em 1872, 1890, 1900 e 1910	08
2.2.2.2	Crescimento da população urbana brasileira	09
2.3.1	Relação entre densidade habitacional e área impermeável	12
2.5.2.1	Intervalos espectrais e resolução espacial das bandas do sensor TM	21
2.5.2.2	Potencial de aplicação das imagens Landsat – TM	22
2.5.3.1	Intervalos espectrais e resolução espacial nas bandas dos sensores TM e ETM+	23
2.5.4.1	Intervalo espectral e resolução espacial das bandas do sensor QuickBird	24
4.5.3.1	Coordenadas dos pontos determinadas em campo com GPS	47
4.5.3.2	Pontos escolhidos para a caracterização espectral dos materiais impermeáveis	49
4.5.10.1	Densidade de população por hectare por bairro, com base no censo de 2000.....	59
5.8.1	<i>Cross-tabulation</i> para área teste 1, (intervalo de PPCP de 0,82 a 0,99), imagem Landsat 7 ETM+ (2000)	82
5.8.2	<i>Cross-tabulation</i> para área teste 2, (intervalo de PPCP de 0,82 a 0,99), imagem Landsat 7 ETM+ (2000)	84

LISTA DE FIGURAS

2.2.2.1	Municípios que fazem parte da região metropolitana de Porto Alegre	10
2.3.1	Diagrama vegetação – impermeável – solo, proposto por Ridd (1995)	13
2.4.1.1	Espectro eletromagnético	15
2.4.1.2	Mecanismos de interação entre energia eletromagnética e materiais	17
2.4.1.3	Funcionamento de um sensor remoto passivo	18
2.4.2.1	Comportamentos espectrais de alguns alvos característicos de áreas urbanas	19
3.2.1	Representação de um <i>pixel</i> mistura em uma imagem Landsat	35
4.1.1	Área de estudo, bacia do arroio Dilúvio, Porto Alegre, RS, Brasil	38
4.2.2.1	Geomorfologia da área de estudo	40
4.4.1	Fluxograma das etapas da metodologia adotada	43
4.5.3.1	Localização dos pontos coletados nas saídas de campo com GPS, inseridos na imagem Landsat do ano de 2000 (fusão das bandas 3, 4 e 5 com a banda pancromática).....	48
4.5.8.1	Localização das imagens de controle 1 e 2 dentro da cidade de Porto Alegre	54
4.5.8.2	Área 1: recorte da imagem QuickBird fusionada	55
4.5.8.3	Área 2: recorte da imagem QuickBird fusionada	56
4.5.10.1	Mapa com a divisão dos bairros de Porto Alegre (SMOV) sobrepostos pela bacia hidrográfica do arroio Dilúvio	60
4.5.10.2	Mapa com as principais subbacias do arroio Dilúvio	61
4.5.10.3	Tendência geral da relação população – impermeabilidade	61
5.1.1	Imagem Landsat 5 TM, classificada pela Máxima Verossimilhança, ano de 1987, mês de agosto, inverno (época de chuvas)	65
5.1.2	Imagem Landsat 7 ETM+, classificada pela Máxima Verossimilhança, ano de 2000, mês de fevereiro, verão	65
5.2.1	Identificação da classe “urbano” na bacia do arroio Dilúvio, no ano de 1987	66

5.2.2	Identificação da classe “urbano” na bacia do arroio Dilúvio, no ano de 2000	66
5.2.3	Cruzamento das áreas impermeáveis, classificadas pela MAXVER, nas imagens Landsat 5 TM (1987) e Landsat 7 ETM+ (2000)	67
5.3.1	Comportamento espectral dos materiais impermeáveis nas bandas 1 a 5 e 7 do Landsat 7 ETM+ (2000), valor da média em cada banda	68
5.3.2	Distribuição dos números digitais em cada banda (1 a 5 e 7) do Landsat 7 ETM+, mês de fevereiro do ano de 2000 (verão), valores da média, máxima e mínima	69
5.4.1	Comportamento espectral dos materiais impermeáveis nas bandas 1 a 5 e 7 do Landsat 5 TM, mês de agosto de 1987 (inverno), valores da média, máximo e mínimo em cada banda	70
5.5.1	Imagens resultantes da classificação <i>fuzzy</i> , através do módulo <i>Fuzclass</i> do programa <i>Idrisi 32</i> , para os materiais impermeáveis (2000)	73
5.5.2	Imagens resultantes da classificação <i>fuzzy</i> , através do módulo <i>Fuzclass</i> do programa <i>Idrisi 32</i> , para os materiais impermeáveis (1987)	74
5.6.1	Cruzamento entre as imagens: Landsat 7 ETM+ (classificada) e QuickBird (interpretada visualmente) para identificação da classe asfalto na área 1.....	76
5.6.2	Cruzamento entre as imagens: Landsat 7 ETM+ (classificada) e QuickBird (interpretada visualmente) para identificação da classe asfalto na área 2	77
5.7.1	Imagens resultantes da classificação <i>fuzzy</i> através do módulo <i>Fuzclass</i> do programa <i>Idrisi 32</i> , utilizando as bandas 1 a 5 e 7 do sensor Landsat 7 ETM+, mês de fevereiro do ano de 2000, para as classes: a) impermeável; b) solo exposto; c) água; d) vegetação	79
5.8.1	Cruzamento entre as imagens: Landsat 7 ETM+ (classificada) e QuickBird (interpretada visualmente) para identificação das classes permeável e impermeável na área 1	81
5.8.2	Cruzamento entre as imagens: Landsat 7 ETM+ (classificada) e QuickBird (interpretada visualmente) para identificação das classes permeável e impermeável na área 2	83

5.9.1	Classificação <i>fuzzy</i> para área impermeável na bacia do arroio Dilúvio no ano de 2000	85
5.10.1	Classificação MAXVER para área impermeável na bacia do arroio Dilúvio no ano de 2000	86
5.10.2	Comparação dos resultados da classificação MAXVER com a classificação FUZCLASS (intervalo de PPCP de 0,82 a 0,99) na imagem Landsat 7 ETM+ do ano de 2000, na bacia hidrográfica do arroio Dilúvio, para identificar áreas impermeabilizadas	87
5.11.1	Áreas impermeáveis nas subbacias do arroio Dilúvio no ano de 2000, estimadas utilizando-se os dados censitários (IBGE)	88
5.12.1	Comparação entre os resultados da estimativa de áreas impermeáveis utilizando os dados censitários e a classificação <i>fuzzy</i> com intervalo de PPCP de 0,82 a 0,99 dentro da bacia do arroio Dilúvio	90

LISTA DE ABREVIATURAS

ABRH	- Associação Brasileira de Recursos Hídricos
AVHRR	- Advanced Very High Resolution Radiometer
BPM	- Batalhão de Polícia Militar
CBERS	- China Brazil Earth Resources Satellite
CCD	- Charge Coupled Device
CEEE	- Companhia Estadual de Energia Elétrica
CEPSRM	- Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia
CORAG	- Companhia Rio-grandense de Artes Gráficas
DF	- Distrito Federal
DGPS	- Differential Global Positioning System
ENVI	- Environment for Vizualizing Images
EPATUR	- Empresa Porto-alegrense de Turismo
ERTS	- Earth Resources Technology Satellites
ESEF	- Escola Superior de Educação Física
ETM	- Enhanced Thematic Mapper
FASE	- Federação de Órgãos para a Assistência Social e Educacional
FCM	- Fuzzy C-médias
FUZCLASS	- Fuzzy Set Membership Classification
FGTAS	- Fundação Gaúcha do Trabalho e Ação Social
GPS	- Global Positioning System
IBGE	- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IPH	- Instituto de Pesquisas Hidráulicas
IPPUR	- Instituto de Pesquisa de Planejamento Urbano
IPTU	- Imposto Predial e Territorial Urbano
MAXVER	- Máxima Verossimilhança
MT	- Mato Grosso
NASA	- National Aeronautics and Space Administration
ND	- Número Digital

PDDUA	- Plano Diretor de Desenvolvimento Urbano Ambiental
PPCP	- Possibilidade de Presença da Classe no Pixel
RMPA	- Região Metropolitana de Porto Alegre
RS	- Rio Grande do Sul
SENAI	- Serviço Nacional de Aprendizagem Industrial
SITIM	- Sistema de Tratamento de Imagens
SMOV	- Secretaria Municipal de Obras de Viação
SPOT	- Satellite Pour l'Observation de la Terre
TM	- Thematic Mapper
UFRGS	- Universidade Federal do Rio Grande do Sul
UFRJ	- Universidade Federal do Rio de Janeiro
USA	- United States of America
UTM	- Universal Transverse de Mercator

1. Introdução

O processo de urbanização no Brasil vem acompanhando o crescimento da população. Segundo dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), em 1950 a população rural era de 63,84% e a população urbana era 36,16%, respectivamente. Atualmente a população urbana está em torno de 80% e a perspectiva é que esse valor aumente ainda mais. A concentração de grande parcela da população do país em áreas urbanas faz com que em muitas vezes a ocupação do solo e do espaço urbano seja realizada de forma desordenada.

As migrações e o crescimento populacional, e as aglomerações em torno dos centros urbanos, acarretam, entre outras modificações, a transformação na cobertura do solo. Esse solo que em seu estado natural permitia a infiltração da água, neste outro momento apresenta-se como uma superfície impermeável, trazendo como consequência um aumento na quantidade e na velocidade do escoamento superficial da água da chuva. Com isso, os sistemas de drenagem pluvial, que antes suportavam uma determinada carga de escoamento, não conseguem mais dar vazão à todo o volume de água que chega pela superfície, causando, entre outros problemas, as enchentes urbanas.

Os órgãos responsáveis pelo planejamento urbano incluem em seus levantamentos os estudos hidrológicos. Nesses estudos são apresentadas novas soluções para a drenagem urbana. Os estudos hidrológicos de bacias urbanas precisam ser continuamente atualizados em seus parâmetros, para que possam acompanhar o desenvolvimento da cidade. Um dos parâmetros mais importantes para esses estudos é a área impermeável existente dentro da bacia hidrográfica a ser estudada.

Neste trabalho, a proposta para identificação de áreas impermeabilizadas é feita através da utilização de sensores orbitais, especificamente através do uso de imagens Landsat 7 ETM+ e Landsat 5 TM. O uso de imagens Landsat para o planejamento territorial e urbano sempre esteve associado às suas principais características: o

período de revisita, a sua média resolução espacial, e a sua acessibilidade. Além disso, o preço destas imagens é um fator importante, já que muitas vezes este é um fator limitante na escolha do sensor a ser utilizado, principalmente em municípios de pequeno porte.

A classificação de imagens digitais multiespectrais, entre outros procedimentos analíticos, permite identificar os diferentes alvos da superfície do solo através do comportamento espectral dos mesmos, e com isso separá-los em classes definidas pelo usuário. A semelhança no comportamento espectral dos materiais que compõem a superfície urbana é uma dificuldade encontrada neste tipo de classificação. A caracterização espectral de materiais considerados impermeáveis e que fazem parte da cobertura do solo, é realizada neste estudo em um primeiro momento utilizando-se um espectrorradiômetro e na sequência através das bandas 1 a 5 e 7 dos satélites Landsat 5 TM e Landsat 7 ETM+.

As classificações espectrais de imagens mais usuais utilizam modelos booleanos, onde certo *pixel* pertence ou não a determinada classe; um exemplo deste tipo de classificação é a Máxima Verossimilhança, uma das técnicas utilizadas neste trabalho.

Um problema encontrado para classificar áreas urbanas é a quantidade de informações espectrais encontradas dentro de um único *pixel*. Como em áreas urbanas as diferentes classes na imagem ocorrem intercaladas e em áreas pequenas, o resultado é caracterizado pela ocorrência simultânea de diferentes classes espectrais. A esse *pixel* que apresenta várias classes chamamos de *pixel* mistura.

O classificador empregado na presente investigação para tentar melhorar o desempenho na identificação da verdade terrestre, através da decomposição do *pixel* mistura, é baseado na teoria *fuzzy*. É um módulo do programa *Idrisi 32* chamado *Fuzclass* (*Fuzzy Set Membership classification*), que produz um conjunto de imagens (uma para cada classe) que expressa a pertinência de cada classe em cada *pixel*.

O trabalho apresenta as classificações realizadas, onde foi avaliado o comportamento do classificador em duas situações. A primeira consiste na classificação de cada um dos diferentes materiais considerados impermeáveis: asfalto, concreto, fibrocimento, telha de barro e zinco; a outra com a adoção de uma classe única para áreas impermeáveis. A utilização da classe única foi a situação que apresentou resultados mais significativos.

Para colher indicações qualitativas sobre o significado dos resultados apresentados pelo classificador *fuzzy*, foi aprofundado o exame do desempenho da “leitura” em duas

áreas teste. Confrontaram-se os *pixels* que foram interpretados visualmente na imagem de alta resolução espacial do satélite QuickBird com os *pixels* classificados na imagem Landsat através do classificador *fuzzy*. Para esta comparação enfocaram-se alvos da superfície impermeabilizada, inalterados em seus contornos geométricos nas imagens, representando as condições destes alvos em 1987, 2000 e 2003, respectivamente.

Uma metodologia alternativa para a identificação de áreas impermeáveis em bacias hidrográficas, utilizando-se dados censitários é apresentada no final.

2 . Revisão bibliográfica

2.1. Desenvolvimento do trabalho

A fundamentação teórica nessa pesquisa procura mostrar a importância da identificação das áreas impermeáveis para o planejamento urbano, juntamente com as causas que proporcionaram o crescimento dessas áreas, e os métodos atualmente utilizados para sua identificação.

A utilização de bacias hidrográficas como unidade de estudo tem se tornado comum em trabalhos que envolvam pesquisas ambientais e de planejamento urbano. Para compreender os diferentes processos que ocorrem após a interceptação da água da chuva dentro de uma bacia hidrográfica é necessário apresentar, de forma resumida, alguns conceitos. Esses conceitos junto com a relação existente entre impermeabilização do solo e a urbanização são apresentados no item **2.2**.

Os modelos matemáticos para simulação do comportamento hidrológico de uma bacia urbana necessitam de informações sobre a cobertura do solo. Essas informações são obtidas através de parâmetros, um dos mais importantes é a porcentagem de impermeabilidade ou fração de áreas impermeáveis na bacia (Campana, 1992; Germano *et al*, 2000; Tucci e Collischonn, 2000). Na tentativa de identificar superfícies impermeáveis em áreas urbanas, várias metodologias foram desenvolvidas, algumas delas são apresentadas no item **2.3**, dando-se destaque aqueles baseados em tecnologias de sensoriamento remoto e geoprocessamento.

Segundo Novo (1989), sensoriamento remoto é a utilização de sensores para a aquisição de informações sobre objetos ou fenômenos sem que haja contato direto entre eles. O funcionamento dos sensores remotos, os conceitos básicos sobre sensoriamento remoto e comportamento espectral das superfícies urbanas são apresentados no item **2.4**.

Os avanços tecnológicos nos sensores remotos têm trazido melhorias significativas nas resoluções espacial, radiométrica e espectral dos dados orbitais. Com isto, os produtos digitais cada vez mais são capazes de discriminar os alvos na superfície terrestre, principalmente devido à melhoria na resolução espacial. A utilização de satélites de alta resolução espacial ainda é um privilégio de poucos usuários, devido ao seu alto custo. Com isso o sistema de satélites da série Landsat ainda é o mais utilizado, apesar de relativamente ter uma baixa resolução espacial mas apresentando uma boa resolução espectral, e com um preço acessível para a maioria dos usuários. Este assunto é tratado no item **2.5**.

2.2. Conceitos de Bacias Urbanas

2.2.1. Impermeabilização em bacias hidrográficas

Segundo Villela e Mattos (1978) e outros autores, a bacia hidrográfica é uma área definida topograficamente, drenada por um curso d'água ou um sistema conectado de cursos d'água tal que toda a vazão efluente seja descarregada através de uma simples saída.

Em áreas urbanas um dos fatores mais notáveis da modificação no comportamento hidrológico é a contribuição das áreas impermeáveis nas enchentes. Em situações anteriores de ocupação do solo, quando esse apresenta uma situação de cobertura natural, a bacia hidrográfica apresenta um determinado tipo de comportamento de drenagem das águas da chuva. Quando esta mesma área é caracterizada pela ocupação antrópica, muitas das superfícies tendem a ser menos permeáveis, acarretando um aumento no escoamento superficial da água da chuva.

Conforme Villela e Mattos (1978) o escoamento superficial, é um segmento do ciclo hidrológico, e tem sua origem na precipitação. Do volume precipitado que atinge a superfície do solo, parte é retida em depressões do terreno, parte é evaporada, e outra parte se infiltra. O restante escoar pela superfície logo que a intensidade da precipitação supere a capacidade de infiltração no solo e que os espaços das superfícies retentoras tenham sido preenchidos. O volume escoado é, então, um resíduo do volume precipitado e a relação entre os dois é o que se denomina coeficiente de deflúvio ou coeficiente Runnoff .

A urbanização acarreta significativas mudanças no escoamento superficial: a quantidade de água que infiltrava passa a escoar pelos canais e condutos, devido a impermeabilização da superfície do solo, através de telhados, ruas, calçadas, etc. Em bacias

onde a superfície do solo está em seu estado natural a infiltração depende de fatores como tipo de solo, grau de umidade do solo, cobertura vegetal, etc. Denomina-se infiltração ao fenômeno de penetração da água nas camadas de solo próximas à superfície do terreno, movendo-se para baixo, através de vazios, sob a ação da gravidade, até atingir uma camada-suporte, que a retém, formando então a água no solo e sub-solo.

Segundo Tucci (1995) as enchentes urbanas, em geral, ocorrem em bacias de pequeno porte, de alguns quilômetros quadrados. As exceções que ocorrem nas grandes bacias se devem a combinação da drenagem de vários canais de macrodrenagem, que são influenciados pela distribuição temporal e espacial das precipitações máximas.

De acordo com Campana e Tucci (1994) as bacias urbanas necessitam ser planejadas com seu desenvolvimento futuro levado em consideração. Contudo, a falta de planejamento adequado e as irregularidades numa ocupação descontrolada tornam esta tarefa bastante difícil.

Geralmente a urbanização em bacias hidrográficas ocorre de jusante para montante, acompanhando a via de drenagem, devido às características do relevo. Com isso os impactos das enchentes aparecem quando o sistema de condutos e canais existente não dá suporte ao escoamento que vem da implantação de novos loteamentos.

Conforme Tucci (1995) quando um loteamento é projetado, os municípios exigem apenas que o projeto de esgotos pluviais seja eficiente no sentido de drenar a água do loteamento. A consequência deste enfoque que não leva em conta o efeito cumulativo do impacto dos diferentes loteamentos é um aumento da ocorrência de enchentes a jusante, onde estão localizadas as áreas construídas mais antigas.

2.2.2. Crescimento populacional e urbanização

O crescimento da população brasileira, aconteceu de maneira rápida e com expressiva mudança na sua estrutura. Entre as décadas de 40 e 60, as taxas de mortalidade brasileira declinaram rapidamente, com o avanço da medicina e com a melhoria das condições sanitárias. As taxas de fecundidade mantiveram-se constantes, ocasionando um amplo crescimento populacional, com uma distribuição etária caracteristicamente jovem, conforme Moreira (1995).

Na procura de melhores condições de vida, grande parte da população rural tende a migrar para os centros urbanos, onde existem as melhores oportunidades de emprego e perspectivas de futuro. Essa tendência de concentração populacional nos centros urbanos faz com que diversas capitais brasileiras se tornem metrópoles, entre elas Porto Alegre. Em 1900, a maioria da população brasileira ainda era rural, com poucas pessoas residindo nas áreas urbanas. Os dados históricos do IBGE (tabela 2.2.2.1), nos anos de 1872, 1890, 1900 e 1910 mostram que a população residente nas capitais dos estados nestas datas ainda era pequena. No ano de 1900 a população nas capitais era de 1.912.336 habitantes, e a população total era 17.438.434, sendo que a capital com maior número de habitantes era o Rio de Janeiro (Distrito Federal em 1900) com 691 565 habitantes.

Capital	POPULAÇÃO RESIDENTE NAS CAPITAIS DOS ESTADOS NOS ANOS DE 1872, 1890, 1900 E 1910.			
	1872	1890	1900	1910
Aracaju	9,559	16,336	21,132	27,336
Belém .	61,997	50,064	96,560	190,000
Belo Horizonte	—	—	13,472	35,000
Curitiba	12,651	24,553	49,755	60,800
Cuiabá	35,987	17,815	34,393	30,691
Distrito Federal	274,972	522,651	691,565	870,475
Florianópolis	25,709	30,687	32,229	38,585
Fortaleza	42,458	40,902	48,369	65,816
Goiás	19,159	17,181	13,475	15,815
Maceió.	27,703	31,498	36,427	61,281
Manaus	29,334	38,720	50,300	64,614
Natal.	20,392	13,725	16,056	27,032
Niterói	47,548	34,269	53,433	80,000
Paraíba	24,714	18,645	28,793	43,652
Porto Alegre	43,998	52,421	73,674	130,227
Recife	116,671	111,556	113,106	193,429
São Luiz	31,604	29,308	36,798	53,484
São Paulo	31,385	64,934	239,820	346,410
Salvador	129,109	174,412	205,813	318,931
Teresina	21,692	31,523	45,316	48,614
Vitória	16,157	16,887	11,850	18,371

FONTE — Anuario estatístico do Brazil 1908-1912. Rio de Janeiro: Directoria Geral de Estatística, v. 1-3, 1916-1927

Tabela 2.2.2.1. População residente nas capitais brasileiras em 1872, 1890, 1900 e 1910. (IBGE, dados históricos).

O crescimento da população urbana brasileira (tabela 2.2.2.2) começou a se intensificar a partir de 1950, com o desenvolvimento da industrialização, ocasionando movimentos migratórios e concentração da população nos centros urbanos.

População							
Brasil							
Total	<u>2000</u>	<u>1996</u>	<u>1991</u>	<u>1980</u>	<u>1970</u>	<u>1960</u>	<u>1950</u>
Urbana	137.953.959	123.076.831	110.990.990	80.437.327	52.097.260	32.004.817	18.782.891
Rural	31.845.211	33.993.332	35.834.485	38.573.725	41.037.586	38.987.526	33.161.506
Percentual							
Urbana	81,25	78,36	75,59	67,59	55,94	45,08	36,16
Rural	18,75	21,64	24,41	32,41	44,06	54,92	63,84
Notas: 1 - Para 1950: População presente 2 - Para 1960 até 1980: População recenseada 3 - Para 1991 até 2000: População residente 4 - Para 1950 até 1960: Os dados referentes ao nível Brasil incluem a população da região da Serra dos Aimorés, área de litígio entre Minas Gerais e Espírito Santo							
Fonte: Censo Demográfico							

Tabela 2.2.2.2. Crescimento da população urbana brasileira (IBGE, 2000).

Entre as décadas de 50 e 70 a cidade de Porto Alegre sofreu os efeitos do crescimento vegetativo da população (natalidade > mortalidade), mas junto existiu um outro incremento significativo que ocorreu através da migração de pessoas do interior que procuravam um mínimo de condições de vida. (SMOV /1994).

O crescimento populacional, fez com que surgissem aglomerações urbanas em torno da capital. Com isso surgiu a Região Metropolitana de Porto Alegre (RMPA), composta pelos municípios de Porto Alegre, Canoas, Sapucaia, São Leopoldo, Esteio, Novo Hamburgo, Gravataí, Cachoeirinha, Alvorada, Viamão, Guaíba.

Com a valorização dos imóveis em Porto Alegre, as cidades que estão no entorno começam a receber um grande número de novos moradores, que buscam melhores preços para adquirir imóveis. A partir de 1954, quando passou a vigorar a Lei nº 1233/54, que fixou normas para aprovação dos loteamentos em Porto Alegre, os municípios vizinhos que não apresentavam nenhuma restrição legal, sofreram violenta taxa de crescimento, como é o caso de Viamão: 24% ao ano (SMOV/1994). Conforme Moreira (1995) em 1991 as

Regiões Metropolitanas congregam 28,8% da população brasileira e 38% da população urbana nacional.

A expansão da cidade de Porto Alegre se deu a partir do centro, para várias direções em forma de leque, a partir de estradas que ligavam o centro a áreas de aglomeração urbana. De 1955 em diante percebe-se uma nova tendência de ocupação urbana na direção de duas tradicionais nucleações: Viamão e Gravataí, mas com uma descontinuidade marcante, as aglomerações fogem para municípios vizinhos sem provocar o crescimento de suas sedes, loteamentos baratos permanecem ligados aos limites políticos da capital, mas deixando apreciáveis vazios (SMOV/1994). Atualmente fazem parte da Região Metropolitana de Porto Alegre, 31 municípios (figura 2.2.2.1).



Fig. 2.2.2.1 – Municípios que fazem parte da região metropolitana de Porto Alegre.
Fonte: IPPUR/UFRJ-FASE (2003).

2.2.3. Legislação de controle da impermeabilização do solo

Prejuízos causados pela impermeabilização do solo são apresentados em várias capitais brasileiras, e a relação existente entre a impermeabilização e as enchentes urbanas já são conhecidas. A legislação que regulamenta o uso do solo é municipal, e em cada município existe uma legislação específica definida pelo Plano Diretor Urbano, mas na maioria das vezes esse plano não aborda o tema drenagem urbana. Conforme Tucci (2002) a cidade de Belo Horizonte foi precursora na elaboração de legislação a respeito deste assunto, no seu Plano de Desenvolvimento Urbano de 1996 previu que toda a área prevista como permeável poderia ser impermeável, desde que compensada por uma detenção de 30 l/m² de área impermeabilizada. Em Porto Alegre o Plano Diretor de Desenvolvimento Urbano e Ambiental (PDDUA) que se tornou lei no início do ano 2000, incluiu artigos relativos a drenagem urbana. O plano especifica a necessidade de redução da vazão devido a urbanização para as áreas críticas através de detenção e remete a regulamentação ao Departamento de Esgotos Pluviais. O detalhamento desta regulamentação está em curso, mas todos os projetos de novos empreendimentos são obrigados atualmente a manter as vazões pré-existentes. Um exemplo de regulamentação do controle da drenagem urbana, pode ser visto no anexo I, onde é apresentada uma proposta da Associação Brasileira de Recursos Hídricos (ABRH) para a regulamentação no município de Porto Alegre.

Mas mesmo existindo uma legislação, em diversas cidades, muitas vezes essas leis não são cumpridas. Por exemplo em um artigo publicado em março/2003 no jornal o Estado de São Paulo:

“São Paulo - A relação entre a impermeabilização do solo e as enchentes nos grandes centros urbanos é um fator bem conhecido pelo poder público, embora as medidas mitigadoras do problema sejam tímidas. Leis sobre o assunto existem em muitos municípios em todo o País, a maior parte indicando percentuais de terrenos que devem permanecer com piso drenante, para permitir a infiltração da água de chuva. Mas, nas cidades mais densas, onde os problemas com enchentes também costumam ser maiores, a legislação quase não é cumprida. Com uma taxa de impermeabilização estimada em quase 45%, São Paulo é um bom exemplo de local onde o cimento e o asfalto vêm (literalmente) ganhando terreno, e de braçada”.

2.3. Modelagens utilizadas na identificação de áreas impermeáveis

A identificação de áreas impermeáveis já foi foco de estudo em diversos trabalhos, para a identificação dessas áreas, vários métodos já foram propostos. Segundo Campana (1992) um procedimento comum para a estimação de áreas impermeáveis é definir vários

tipos de uso e cobertura do solo a partir de um mapa, fotografia aérea ou imagem de satélite e atribuir um valor de impermeabilidade média para cada feição com base em algum critério.

Campana e Tucci (1994) apresentaram uma equação relacionando faixas de densidade habitacional e a percentagem de áreas impermeáveis da bacia. Esta relação é apresentada na tabela 2.3.1. As limitações desta relação são as seguintes: (a) aplicável a bacias com área superior a 2 Km² ; (b) não distingue o tipo de ocupação urbana, portanto admite uma ocupação média de áreas residenciais e comerciais com predominância dos primeiros; (c) não deve ser aplicado quando existe relevo acidentado, onde a distribuição pode variar muito.

Densidade Habitacional (hab/ha)	Fração de área impermeável (%)
25	11,3
40	26,7
60	36,7
80	46,6
100	49,0
120	53,4
140	57,2
160	60,4
180	63,2
200	65,8

Tabela 2.3.1. Relação entre densidade habitacional e área impermeável conforme Campana e Tucci (1994)

Outro procedimento é proposto por Ridd (1995) que utiliza um diagrama específico, para determinar a fração de área impermeável em uma área urbana. Esse diagrama é composto pelas componentes vegetação – superfície impermeável – solo (fig. 2). A quantificação dessas três parcelas (percentual) é dada em relação ao tipo de ocupação do solo. Este diagrama foi construído a partir de um projeto piloto em Salt Lake City, e tem como base 770 pontos, colhidos ao longo de dois eixos partindo do centro da cidade. Em cada ponto foi determinado o estado da composição da superfície: impermeável, vegetação e solo exposto, e com isso estabeleceu-se um índice de impermeabilização do solo.

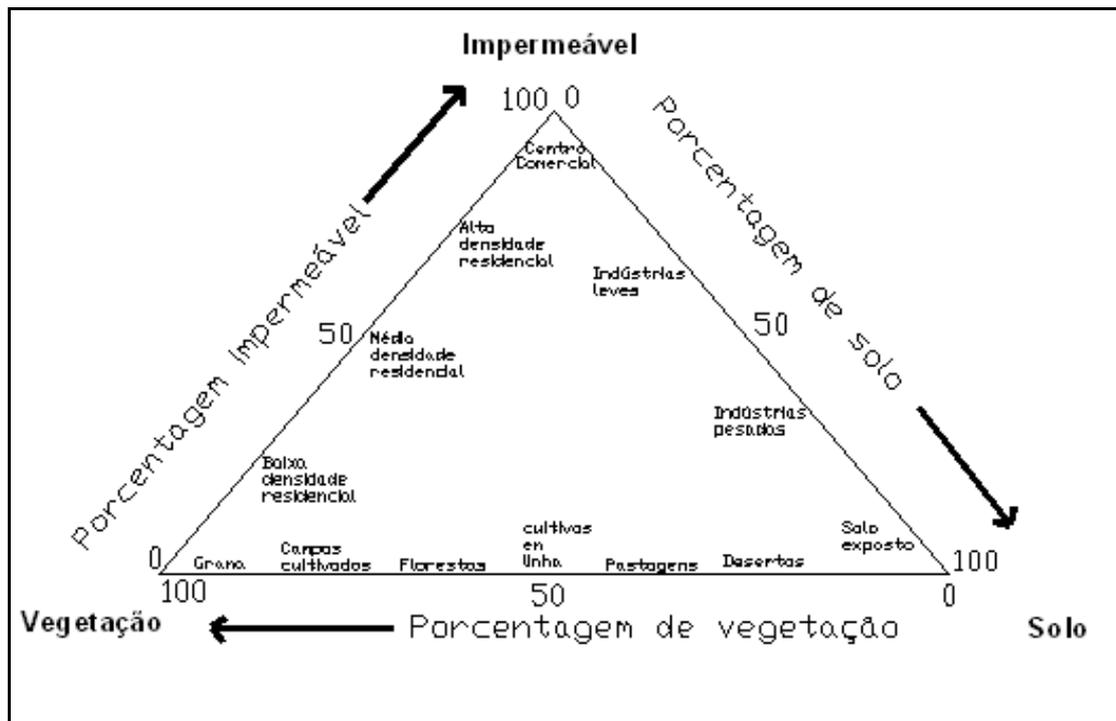


Figura 2.3.1. Diagrama Vegetação-Impermeável-Solo conforme Ridd (1995).

Metodologias para identificar áreas impermeáveis, utilizando técnicas de sensoriamento remoto e imagens multiespectrais, são muito utilizadas, e apresentam resultados aceitáveis. Campana, Haertel e Tucci (1992), apresentaram uma metodologia para estimar a fração de áreas impermeáveis em uma sub-bacia do arroio Dilúvio em Porto Alegre, RS. O algoritmo que foi utilizado na classificação da imagem é baseado na representação *fuzzy* e foi implementado em linguagem C no sistema de tratamento de imagens SITIM-150. As bandas multiespectrais 2 e 3 do satélite SPOT (escolhido pela sua melhor resolução espacial em relação ao sistema Landsat) foram escolhidas para a classificação.

O algoritmo *Fuzclass*, módulo de classificação *fuzzy* do programa Idrisi 32, foi utilizado por Ranjbar *et al* (2004) para classificar feições geológicas na área de Sar Cheshmeh na zona vulcânica central iraniana, no Irã. Utilizando amostras puras de cada feição geológica, foi possível identificar as classes: rochas alteradas e não alteradas da área de estudo.

Civco e Hurd (1997), mapearam as superfícies impermeáveis no estado de Connecticut, utilizando redes neurais artificiais e imagens do satélite Landsat TM, essa quantificação ocorreu a nível de subpixel. A rede neural artificial foi calibrada utilizando-se fotografias aéreas escaneadas e digitalizadas. Foi estimada a composição percentual no pixel para 10 classes de cobertura solo, sendo que cinco (5) classes de diferentes coberturas impermeáveis.

Wu e Murray (2003) utilizando o modelo linear de mistura espectral e dados do sensor Landsat Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+), estimaram para a região metropolitana de Columbus, Ohio, *U.S.A.*, a distribuição de áreas impermeáveis, bem como de vegetação e solo exposto. Quatro componentes foram selecionadas para o modelo heterogêneo de cobertura do solo urbano: baixo albedo, alto albedo, vegetação e solo. A fração de área impermeável foi estimada pela análise das componentes alto e baixo albedo.

Gonçalves *et al* (2003) realizaram uma caracterização espectral das classes cobertura florestal e urbano, nas bandas espectrais das imagens IKONOS. Caracterizaram quatro (4) tipos de classes de uso do solo: coberturas de edifícios (telha vermelha, telha negra, chapa de zinco, fibrocimento), pavimentos (alcatrão rua, alcatrão parque, calçada, saibro, empedrado, terra batida), vegetação (pinheiros, eucaliptos, eucaliptos novos, relva, árvores urbanas) e sombra. Utilizaram essa caracterização na identificação dos diferentes tipos de coberturas dos edifícios, pavimentos e vegetação. Por fim, classificaram o uso do solo pelo método da análise de imagem orientada por objetos, implementado no programa Ecognition.

A utilização de informações de satélites com diferentes resoluções, para a comparação dos resultados obtidos na identificação de diferentes feições de interesse, é um método ainda em estudo. Amaral & Mantovani (1998) apresentaram uma metodologia para identificar áreas desmatadas no Pantanal/MT, a partir de dados de imagens AVHRR/NOAA. Na detecção utilizaram os canais 2 (0.72 – 1.1 μm) e 3 (3.5 – 3.9 μm) de uma imagem AVHRR/NOAA de 15/09/90. A imagem foi inicialmente corrigida geométricamente, registrada em mapa, e classificada com o algoritmo Maxver. A avaliação da classificação baseou-se no mapeamento realizado com imagens Landsat TM de 1990/91.

Baptista (2003), fez uma análise comparativa entre os dados obtidos pelo sensor CCD do satélite sino-brasileiro CBERS e os dados obtidos pelo sistema Landsat 7 ETM+

para a região de Brasília/DF. Para tal utilizou a função desenvolvida por David Gorodetzky, chamada de *quick_diff_stats* e a regressão linear entre as imagens implementada no programa *Idrisi 32*.

2.4. Sensoriamento remoto

2.4.1 Princípios de sensoriamento remoto

Segundo Novo (1989), sensoriamento remoto é a utilização de sensores para a aquisição de informações sobre objetos ou fenômenos sem que haja contato direto entre eles. O avanço tecnológico dos sensores e a qualidade dos produtos gerados pelos mesmos, fazem com que atualmente o uso do sensoriamento remoto para adquirir informações a respeito da superfície terrestre seja cada vez mais utilizado.

A energia utilizada para se obter informações a respeito da cobertura do solo é a energia eletromagnética. A radiação eletromagnética é uma forma de energia que se movimenta à velocidade da luz, e apresenta simultaneamente aspectos de caráter ondulatório e corpuscular, não necessitando de um meio material para se propagar, e possui duas componentes, uma elétrica e uma magnética, orientadas perpendicularmente na direção de propagação. Os diferentes intervalos de radiação eletromagnética ou ondas eletromagnéticas são representados no espectro eletromagnético (fig. 2.4.1.1).

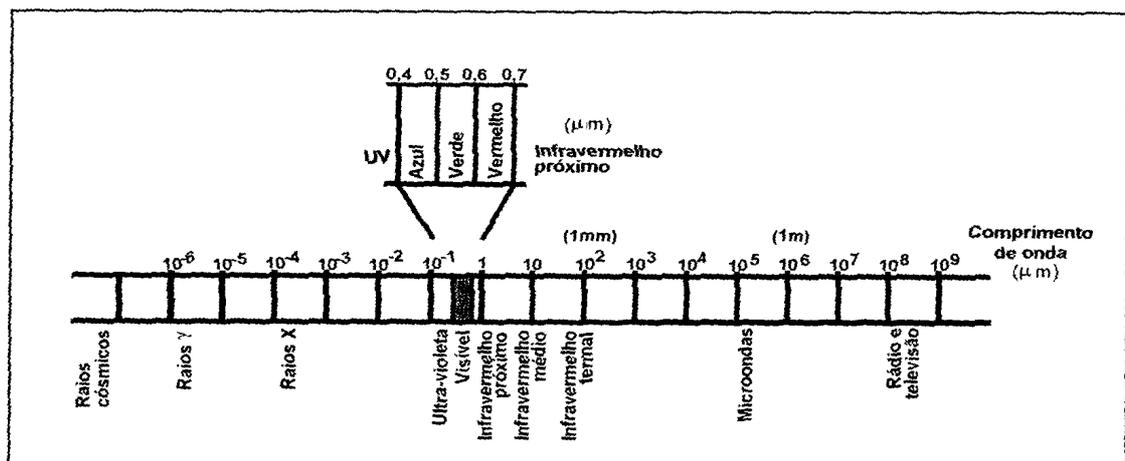


Fig. 2.4.1.1. Espectro eletromagnético (Eastman, 1998)

Quando um fluxo de radiação eletromagnética atinge um objeto ela pode ser absorvida, refletida ou transmitida (fig. 2.4.1.2), e através destas interações, apresentar informações importantes sobre as características do mesmo. A lei de conservação de energia permite escrever que:

$$\Phi_i = \Phi_r + \Phi_a + \Phi_t$$

Onde:

Φ_i = fluxo incidente

Φ_r = fluxo refletido

Φ_a = fluxo absorvido

Φ_t = fluxo transmitido

A partir daí temos:

a) Reflectância (ρ): é a relação entre o fluxo refletido (Φ_r) e o fluxo incidente (Φ_i).

$$\rho = \Phi_r / \Phi_i$$

b) Absortância (α): é a relação entre o fluxo absorvido (Φ_a) e o fluxo incidente (Φ_i).

$$\alpha = \Phi_a / \Phi_i$$

c) Transmitância (τ): é a relação do fluxo transmitido (Φ_t) e o fluxo incidente (Φ_i).

$$\tau = \Phi_t / \Phi_i$$

Normalizando em relação ao fluxo incidente temos:

$$1 = \rho + \alpha + \tau$$

Essa resposta ao fluxo de radiação eletromagnética pode ser descrita através de curvas que representam o comportamento espectral dos alvos terrestres, a essa descrição chamamos assinatura espectral.

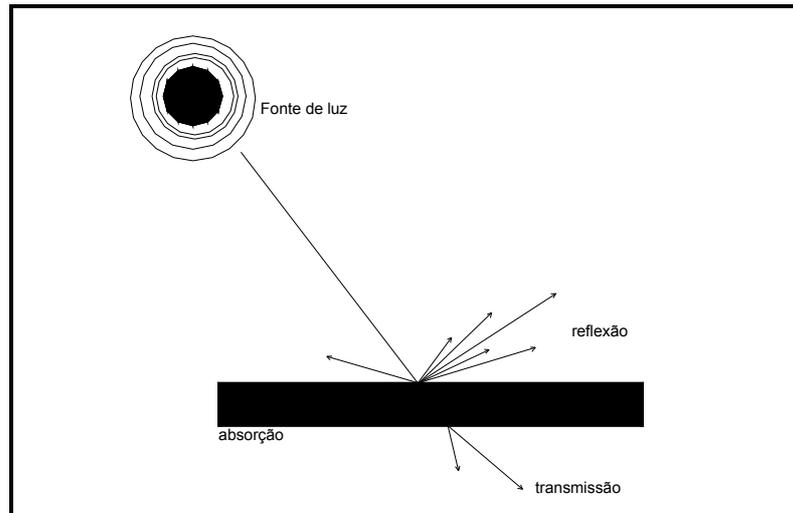


Figura 2.4.1.2. Mecanismo de interação entre energia eletromagnética e materiais (Eastman, 1998).

A radiação eletromagnética que descreve o comportamento espectral dos alvos terrestres, é captada por sensores remotos. O sensor remoto gera uma imagem constituída por uma matriz de dados (para cada banda espectral), onde as linhas e colunas definem as coordenadas espaciais dos pontos imageados, e cada ponto tem a uma área mínima denominada *pixel* (*picture element*). Cada *pixel* representa em valores de níveis de cinza o valor médio da energia refletida e/ou emitida pelos alvos terrestres.

As imagens da superfície terrestre são adquiridas por sensores transportados em aviões ou em plataformas espaciais e são apresentadas em formato digital; espacialmente o dado é composto por células chamadas de *pixels*, e radiométricamente ele é quantificado em níveis de cinza que correspondem à valores de reflectância (vide Richards, 1999).

Os sensores podem ser classificados em passivos ou ativos. Os passivos são aqueles em que o sensor capta a energia originada de uma fonte externa ao sistema sensor e os ativos são aqueles que emitem sua própria radiação. A maioria dos sensores são passivos, e sua principal fonte de energia é o sol que é captada depois de haver interagido com a superfície e atmosfera da Terra (fig. 2.4.1.3).

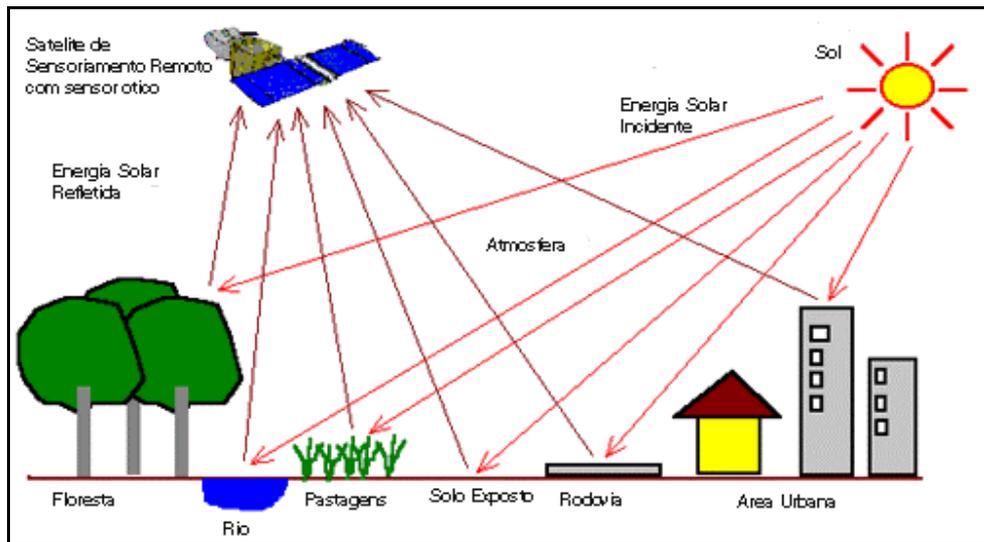


Fig. 2.4.1.3 Funcionamento de um sensor remoto passivo.

Os sensores remotos apresentam as seguintes resoluções:

Resolução espacial: é definida pela capacidade do sistema sensor em distinguir objetos na superfície terrestre; é uma medida da menor separação angular ou linear entre dois objetos. Por exemplo, uma resolução de 20 metros implica que objetos distanciados entre si a menos que 20 metros, em geral não serão discriminados pelo sistema.

Resolução espectral: é o número de bandas espectrais de um sistema sensor e pela largura do intervalo de comprimento de onda coberto por cada banda. Quanto maior o número de bandas e menor a largura do intervalo, maior é a resolução espectral de um sensor.

Resolução radiométrica: é a capacidade do sensor em escalonar os níveis de cinza, está associada à sensibilidade do sensor em distinguir níveis de intensidade do sinal de retorno. Ela é dada pelo número de valores digitais que representam os níveis de cinza, quanto maior o número de valores, maior é a resolução radiométrica.

Resolução temporal: é a repetitividade de observação do sensor numa mesma área da superfície terrestre. O Landsat por exemplo possui uma repetitividade de 16 dias, ou seja, a cada 16 dias passa imageando sobre uma mesma área.

2.4.2 Comportamento espectral em coberturas urbanas

Entende-se por comportamento espectral a forma com que o objeto (alvo) modifica o espectro de energia que incide sobre ele conforme Campana (1992). Em áreas urbanas os materiais mais comumente encontrados são asfalto, concreto, vidro, telha de amianto, telha de barro, zinco e vegetação (canteiros e árvores em ruas). O comportamento espectral de alguns materiais constituintes de áreas urbanas, é apresentado por Campana (1992) no item análise dos comportamentos espectrais dos componentes da mistura (fig 2.4.2.1).

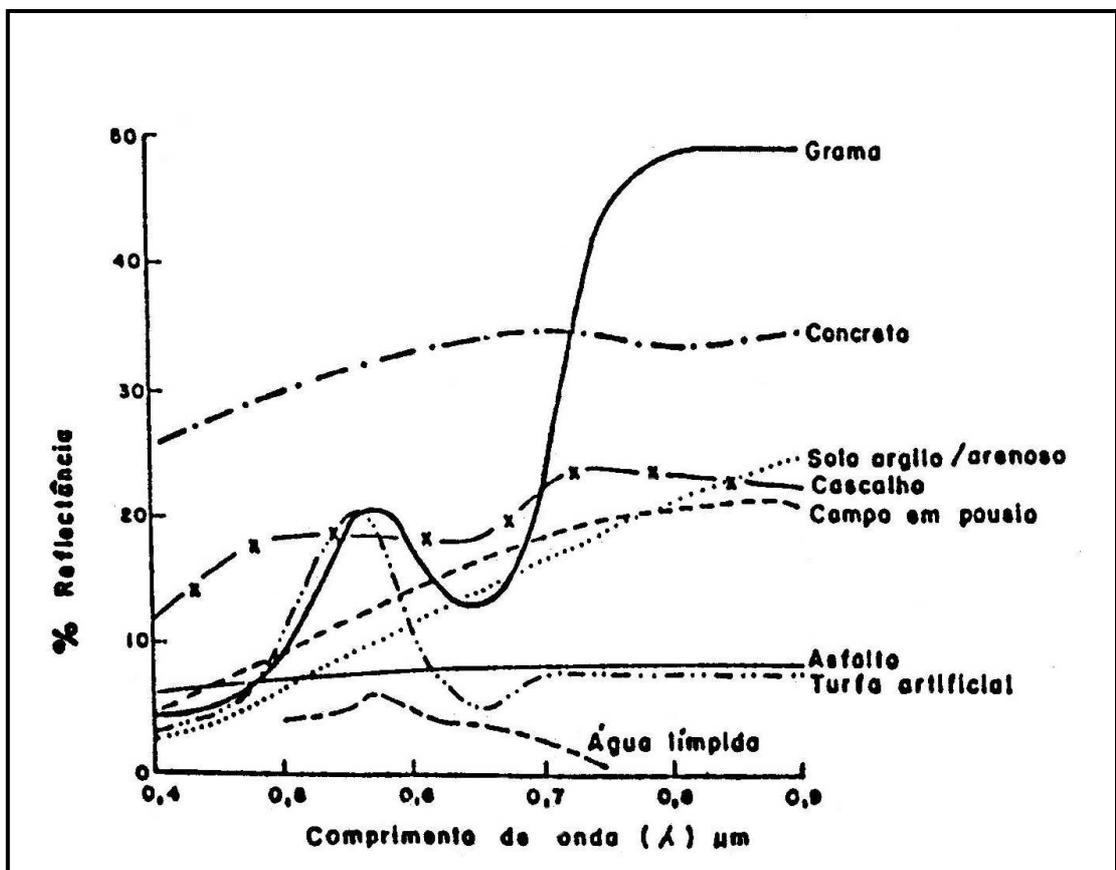


Fig. 2.4.2.1. Comportamentos espectrais de alguns alvos característicos de áreas urbanas conforme JENSEN (1983), em Campana (1992).

A resposta espectral dos materiais da superfície é afetada por componentes, que juntas ou separadas, dificultam a leitura do sensor, as principais são: cobertura de nuvens, direção de incidência do sol (sombras), o estado de conservação do material.

2.5 Satélites utilizados na identificação das coberturas urbanas

2.5.1 Utilização de satélites Landsat

As aplicações do satélite Landsat para o planejamento territorial e urbano sempre estiveram associadas as suas principais características: o curto período de revisita, sua média resolução espacial, e a sua acessibilidade comercial. Em trabalhos onde é necessário o uso de imagens digitais de satélites, o custo é um fator importante. Na análise da cobertura do solo em áreas urbanas deve-se privilegiar a resolução espacial ou espectral do sensor. Embora já existam satélites com alta resolução espacial, o seu custo ainda é muito elevado para a maioria dos usuários. Por isso a utilização das imagens Landsat ainda é uma alternativa muito usada. O preço de uma cena completa (185 Km X 185 Km) em 16.04.2004, conforme valores da empresa Engesat, é R\$ 1.000,00 (www.engesat.com.br).

Com a disponibilidade do Landsat 7 ETM+ houve um aumento significativo na resolução espacial conduzido pela introdução da banda 8 pancromática (*pixel* de 15 m) que melhorou significativamente o potencial dessas imagens no planejamento do espaço geográfico, principalmente para a geração de bases de dados e atualização cartográfica. Entre os usos imediatos da banda pancromática com 15 metros de resolução combinada com as informações espectrais das outras 6 bandas do Landsat 7, estão a atualização de arruamentos, identificação de vetores de expansão, tendência evolutivas (séries temporais), expansão urbana, etc (Intersat, 2003).

Neste trabalho utilizamos imagens dos sensores Landsat 5 TM (ano de 1987) e Landsat 7 ETM+ (ano de 2000) para identificar áreas impermeáveis dentro de uma bacia hidrográfica urbana. A escolha das imagens Landsat para essa avaliação aconteceu porque este satélite está em órbita a vários anos e pode-se fazer avaliações temporais com intervalos maiores. Embora ele tenha uma média resolução espacial, a sua resolução espectral é boa, o que permite avaliações utilizando classificadores baseados em dados espectrais. A sua disponibilidade também foi um fator de escolha, visto que imagens de datas anteriores já podem ser adquiridas pela internet gratuitamente.

2.5.2 Satélite Landsat 5 TM

O satélite Landsat 5 foi colocado em órbita em 1º de março de 1984, ele faz parte do programa espacial da *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) que começou em 23 de julho de 1972 com o lançamento do satélite ERTS 1 (*Earth Resources Technology Satellites*). Sua órbita é heliosincrone, ou seja, sincronizada com o sol, passando na mesma hora (09:45 am) em qualquer ponto observado, se encontra a uma altitude de 705 Km e tem um período de 98,9 minutos, dando 14 voltas diariamente ao redor da Terra. Sua repetitividade de imageamento é de 16 dias e a área abrangida no imageamento é uma faixa de 185 km, recortada em cenas de 185 km x 185 km . Nele está acoplado o sensor *Thematic Mapper* (TM) que captura dados em 7 bandas espectrais, especificadas na tabela 2.5.2.1.

Thematic Mapper - TM							
Bandas	1	2	3	4	5	6 IR Termal	7
Faixa(μm)	0,45 – 0,52	0,52 – 0,60	0,63 – 0,69	0,76 – 0,90	1,55 – 1,75	10,42 – 12,50	2,08 – 2,35
Resolução(m)	30	30	30	30	30	120	30

Tabela 2.5.2.1. Intervalos espectrais e resolução espacial das bandas do sensor TM (Engesat, 2003).

As bandas 1,2,3 ficam na região do visível e correspondem as cores azul, verde, vermelho respectivamente. A banda 4 corresponde ao infravermelho próximo, a banda 5 corresponde ao infravermelho médio, a banda 6 ao infravermelho termal e a banda 7 ao infravermelho médio. Sua resolução radiométrica é de 8 bits (2^8), o que significa o registro de imagens em 256 níveis de cinza. As principais aplicações das imagens Landsat – TM são apresentadas na tabela 4.

Imagens do satélite Landsat 5 TM são recebidas desde 1984 até hoje (2004), e no momento é único satélite da série Landsat que está ainda enviando corretamente informações da Terra. As aplicações de suas bandas podem ser vistas na tabela 2.5.2.2.

Banda	Intervalo espectral (µm)	Principais características e aplicações das bandas TM do satélite LANDSAT-5
1	(0,45 - 0,52)	Apresenta grande penetração em corpos de água, com elevada transparência, permitindo estudos batimétricos. Sofre absorção pela clorofila e pigmentos fotossintéticos auxiliares (carotenóides). Apresenta sensibilidade a plumas de fumaça oriundas de queimadas ou atividade industrial. Pode apresentar atenuação pela atmosfera.
2	(0,52 - 0,60)	Apresenta grande sensibilidade à presença de sedimentos em suspensão, possibilitando sua análise em termos de quantidade e qualidade. Boa penetração em corpos de água.
3	(0,63 - 0,69)	A vegetação verde, densa e uniforme, apresenta grande absorção, ficando escura, permitindo bom contraste entre as áreas ocupadas com vegetação (ex.: solo exposto, estradas e áreas urbanas). Apresenta bom contraste entre diferentes tipos de cobertura vegetal (ex.: campo, cerrado e floresta). Permite análise da vanação litológica em regiões com pouca cobertura vegetal. Permite o mapeamento da drenagem através da visualização da mata galeria e entalhe dos cursos dos rios em regiões com pouca cobertura vegetal. É a banda mais utilizada para delimitar a mancha urbana, incluindo identificação de novos loteamentos. Permite a identificação de áreas agrícolas.
4	(0,76 - 0,90)	Os corpos de água absorvem muita energia nesta banda e ficam escuros, permitindo o mapeamento da rede de drenagem e delineamento de corpos de água. A vegetação verde, densa e uniforme, reflete muita energia nesta banda, aparecendo bem clara nas imagens. Apresenta sensibilidade à rugosidade da copa das florestas (dossel florestal). Apresenta sensibilidade à morfologia do terreno, permitindo a obtenção de informações sobre Geomorfologia, Solos e Geologia. Serve para análise e mapeamento de feições geológicas e estruturais. Serve para separar e mapear áreas ocupadas com pinus e eucalipto. Serve para mapear áreas ocupadas com vegetação que foram queimadas. Permite a visualização de áreas ocupadas com macrófitas aquáticas (ex.: aguapé). Permite a identificação de áreas agrícolas.
5	(1,55 - 1,75)	Apresenta sensibilidade ao teor de umidade das plantas, servindo para observar estresse na vegetação, causado por desequilíbrio hídrico. Esta banda sofre perturbações em caso de ocorrer excesso de chuva antes da obtenção da cena pelo satélite.
6	(10,4 - 12,5)	Apresenta sensibilidade aos fenômenos relativos aos contrastes térmicos, servindo para detectar propriedades termais de rochas, solos, vegetação e água.
7	(2,08 - 2,35)	Apresenta sensibilidade à morfologia do terreno, permitindo obter informações sobre Geomorfologia, Solos e Geologia. Esta banda serve para identificar minerais com íons hidroxilas. Potencialmente favorável à discriminação de produtos de alteração hidrotermal.

Tabela 2.5.2.2. Potencial de aplicação das imagens Landsat – TM (Engesat, 2003)

2.5.3 Satélite Landsat 7 ETM+

O Landsat 7 é o mais recente satélite em operação do programa Landsat. Foi lançado em 15 de abril de 1999. Sua órbita é heliosíncrona, com horário de passagem entre 10:00 e 10:15 a.m., tem um período de aproximadamente 99 minutos e sua repetitividade é de 16 dias e tem a mesma área imageada do Landsat 5 (185 X185 km por cena). O Landsat 7 está equipado com o sensor *Enhanced Thematic Mapper Plus* referido sob o termo ETM+, é uma nova geração do sensor TM. Os intervalos espectrais do captados pelo sensor ETM+ tem pequenas modificações em relação ao sensor TM (tabela 2.5.3.1), mas esse novo sensor apresenta uma nova banda espectral, banda 8 (pancromática) com resolução espacial de 15 m, que pode ser fusionada com as outras bandas. Houve também uma melhora na resolução espacial da banda termal (banda 6) passando de 120 m para 60 m.

Thematic Mapper - TM								
Bandas	1	2	3	4	5	6 IR Termal	7	8
Faixa (μm)	0,45 – 0,52	0,52 – 0,60	0,63 – 0,69	0,76 – 0,90	1,55 – 1,75	10,42 – 12,50	2,08 – 2,35	X
Resolução(m)	30	30	30	30	30	120	30	X
Enhanced Thematic Mapper – ETM+								
Bandas	1	2	3	4	5	6 IR Termal	7	8
Faixa (μm)	0,45 – 0,52	0,52 – 0,61	0,63 – 0,69	0,78 – 0,90	1,55 – 1,75	10,42 – 12,50	2,08 – 2,35	0,52 – 0,90
Resolução(m)	30	30	30	30	30	60	30	15

Tabela 2.5.3.1. Intervalos espectrais e resolução espacial nas bandas dos sensores TM e ETM+ (Engesat, 2003).

2.5.4 Satélite Quickbird

O satélite QuickBird faz parte de uma nova geração de satélites com alta resolução espacial. Em novembro de 2000, a empresa *EarthWatch* lançou o satélite QuickBird I, da área de lançamentos de Plesetsk, na Rússia. O QuickBird I não conseguiu alcançar sua órbita. Em setembro de 2001 a empresa *EarthWatch* tornou-se a empresa *DigitalGlobe*, que planejou lançar e operar o satélite QuickBird II. Unindo-se com a companhia *Ball Aerospace*, a empresa *DigitalGlobe* contratou os serviços da *Eastman Kodak Company* e a empresa *Fokker Space B.V.* para o projeto, desenvolvimento e fabricação dos componentes e da espaçonave do QuickBird. Em outubro de 2001 o satélite QuickBird II, foi posto em órbita, partindo da base norte-americana *Vandenberg Air Force*

Base localizada na Califórnia por meio do veículo de lançamento Boeing Delta II. Sua órbita é heliosincrone, com horário de passagem às 10:30 a.m., a altitude de sua órbita é 450 km e tem um período de 98 minutos. Seu tempo de revisita é de 1 a 3.5 dias dependendo da latitude. A largura do imageamento é de 16,5 X 16,5 km (nadir). A sua resolução radiométrica é de 11 bits (2048 níveis de cinza), e tem como sua maior vantagem a resolução espacial de 2,44 m (nadir) e 2,88 (25° *off-nadir*) nas bandas multiespectrais, e de 0,61 m (nadir) e 0,72 m (25° *off-nadir*) na banda pancromática (Tabela 2.5.4.1).

Quickbird Satellite Sensor					
<i>Bandas</i>	<i>1 (azul)</i>	<i>2 (verde)</i>	<i>3 (vermelho)</i>	<i>4 (infravermelho próximo)</i>	<i>Pancromática</i>
<i>Faixa (μm)</i>	0,45 – 0,52	0,52 – 0,60	0,63 – 0,69	0,76 – 0,90	0,45 – 0,90
<i>Resolução(m)</i>	2,44	2,44	2,44	2,44	0,61

Tabela 2.5.4.1. Intervalo espectral e resolução espacial das bandas do sensor QuickBird.

O satélite possui sensores do tipo *Charge Coupled Device* (CCD), que realizam varredura eletrônica em fileira linear (*pushbroom linear array*) flexíveis para visadas *off-nadir* até 30°, ao longo da trajetória imageada (*along-track*) conforme Petrie (2002) em Pinheiro (2003). A visada *off-nadir* permite a cobertura mais freqüente do terreno e que possibilita uma exploração estereoscópica parcial das imagens.

Este satélite possui como sua maior qualidade, a resolução espacial de 0,61 m na banda pancromática, possibilitando a discriminação dos elementos que compõem uma cena, porém apresenta uma baixa resolução espectral. No ambiente urbano, a limitação espectral deste produto pode ser superada aproveitando-se ao máximo a qualidade da resolução espacial, uma vez que os objetos presentes na paisagem urbana são mais facilmente identificados através da resolução espacial das imagens.

Segundo informações apresentadas na página eletrônica da empresa intersat (2004), o satélite QuickBird pode ter as seguintes aplicações em áreas urbanas:

- Planejamento urbano e suporte ao plano diretor.
- Identificação das tendências de expansão urbana.
- Identificação e planificação de áreas verdes.

- Classificação de áreas urbanas segundo densidade e tipo de edificação.
- Planificação de áreas de crescimento.
- Identificação de mudanças devido a desastres naturais.
- Identificação de ocupações clandestinas.
- Suporte ao sistema de tributação imobiliária (IPTU).

A resolução espacial das imagens desse satélite, para estudos em áreas urbanas, é de grande importância, mas o preço dessa informação ainda é muito alto. Para a compra de uma imagem QuickBird, a área mínima que pode ser adquirida é 49 Km², e o valor a ser pago é em torno de 80 reais o Km².

2.5.5 Sensoriamento remoto e planejamento urbano

O planejamento urbano frequentemente utiliza ferramentas de sensoriamento remoto para obter informações a respeito da ocupação do solo. Grande parte das informações, ainda é obtida através de fotografias aéreas pancromáticas. A área de interesse é selecionada na fotografia e suas informações são processadas por empresas especializadas conforme Carlson (2003).

Os satélites ainda não são os principais produtos utilizados pelos planejadores urbanos, muitas vezes pelo desconhecimento de seu potencial. Segundo Carlson as razões alegadas para não se usar esta tecnologia, são as seguintes:

- a) Planejadores urbanos estão sobrecarregados com decisões a serem tomadas e não tem tempo para investigar o uso de imagens de satélite;
- b) Não conhecem os usos e as capacidades dos satélites;
- c) Muitos escritórios de planejamento cobram um adicional para utilizar imagens de satélite, pois alegam a necessidade de adquirir novos softwares e mão de obra especializada;
- d) A resolução das imagens dos satélites ainda não é suficientemente detalhada para delinear casas e ruas.

No Brasil a utilização de imagens de satélites e trabalhos com sensoriamento remoto, ainda é recente. Em 1974 o Brasil começou a receber imagens de satélite, e no início, houve uma euforia, prevendo uma revolução nos mapeamentos e o fim aerolevantamentos tradicionais. Mas o impacto das imagens de satélite foi bem menor que

o previsto originalmente, especialmente em áreas como planejamento e cadastro urbano, conforme Câmara (1998).

Embora exista um avanço nas tecnologias de análise das imagens, o uso das mesmas ainda é restrito, devido à fatores, como custo das imagens e à falta de mão-de-obra qualificada para o seu processamento. Apesar de já existirem programas desenvolvidos para processar essas imagens, muitas empresas usuárias dessa tecnologia ainda continuam utilizando os dados de imagens em papel e aplicando técnicas de interpretação visual em Câmara (1998).

3. Classificação de imagens digitais

O processo de classificação, representa a etapa de maior complexidade na análise da informação existente na imagem digital, ela permite extrair informações quantitativas e qualitativas da imagem em estudo. Com as inovações tecnológicas dos sensores, que apresentam maior quantidade e maior qualidade nas informações, os métodos de classificação também precisavam e ainda precisam evoluir para que se possa usufruir ao máximo das novas informações disponíveis. Neste capítulo são apresentados alguns dos processos de classificação existentes.

3.1 Métodos de classificação

Os métodos de classificação mais utilizados são os supervisionados. Essa designação é dada de acordo como a classificação é conduzida. No processo de classificação supervisionada o analista fornece amostras das categorias pertinentes ao enfoque do trabalho a ser realizado. A partir dessas amostras são então estimados os parâmetros que definem cada classe e que serão utilizados para a classificação (Campana, 1995; Amaral e Mantovani, 1998; Richards, 1999).

Na classificação não supervisionada, não é necessário a utilização de amostras. O classificador examina os dados e os divide em grupos espectrais presentes na imagem e que apresentem similaridade, esses agrupamentos não são classes de informação e sim categorias espectrais. O analista é que irá indicar a que classe cada agrupamento pertence.

Os classificadores também podem ser divididos em rígidos e não-rígidos. Nos classificadores rígidos, uma decisão é feita sobre a associação de um *pixel* a uma classe determinada, ou seja, cada *pixel* pertencerá a apenas uma classe. Esse processo utiliza o valor espectral médio no *pixel* para determinar a qual classe ele pertence. Esses classificadores são os mais utilizados, pela facilidade de funcionamento e velocidade de processamento.

Entre os classificadores rígidos supervisionados, o da Máxima Verossimilhança é um dos mais utilizados. Essa técnica considera a ponderação das distâncias entre médias dos níveis digitais das classes, utilizando parâmetros estatísticos. Para que a classificação seja de certa precisão, é necessário dispor-se de um número razoavelmente elevado de *pixels*, para cada conjunto de treinamento. Os conjuntos de treinamento definem o diagrama de dispersão das classes e suas distribuições de probabilidade, considerando a distribuição de probabilidade normal para cada classe do treinamento. A distribuição dos valores da imagem em uma área de treinamento é descrita por uma função densidade de probabilidade (que representa a probabilidade de se ter uma reflectância x , conhecida a classe w_i , ou, $P(x/w_i)$) estimada com base na estatística Bayesiana. A função decisão que classifica o *pixel* é a seguinte:

$$G_i(x) = P(x/w_i) \times P(w_i)$$

em que:

w = classes, x = padrões, e $i = 1, \dots, m$.

$P(w_i)$: probabilidade “a priori” associada a classe w_i (pode ser determinada pelo especialista de acordo com o conhecimento da área, ou ser assumida como igual para todas as classes consideradas).

$P(x/w_i)$: função densidade de probabilidade interna de cada classe.

A classificação pela Mínima Distância Euclidiana é outra técnica bastante conhecida, utiliza dados de treinamento que são usados apenas para determinar as médias das classes e baseia-se na classificação do *pixel* na classe de média mais próxima. Essa técnica é geralmente utilizada quando o número de amostras de treinamento por classe é limitado, e portanto a estimativa da “média” e a “matriz de covariância”, não é bastante confiável. Nesse método, as amostras de treinamento são usadas para calcular a média de cada classe. Cada *pixel* será atribuído a classe cuja distância entre o valor do *pixel* e a média da classe seja menor.

Mas para se usar esse classificador é necessário as seguintes condições:

a) Probabilidades “a priori” tem de serem iguais;

$$a - P(w_1) = P(w_2) \dots = P(w_m)$$

b) Matriz covariâncias serem iguais:

$$b - \Sigma_1 - \Sigma_2 = \dots \Sigma_m = \Sigma$$

c) As covariâncias serem iguais a zero.

$$\Sigma = \begin{vmatrix} \sigma & 0 & 0 \\ 0 & \sigma & 0 \\ 0 & 0 & \sigma \end{vmatrix} = \text{G.I. (matriz identidade)}$$

A função decisão fica então simplificada:

$$G_i(x) = (x - \mu_i)^T (x - \mu_i)$$

O *pixel* será incorporado ao agrupamento que apresenta a menor distância Euclidiana. Este procedimento é repetido até que toda a imagem seja classificada. O método da distância Euclidiana possui a vantagem de ser, computacionalmente, mais simples.

Os classificadores não-rígidos adotam uma abordagem *fuzzy* para avaliação da associação e do grau com que um *pixel* pertence a todas as classes envolvidas, incluindo classes desconhecidas. A abordagem *fuzzy* utiliza conceitos e técnicas que permitem lidar com incertezas e imprecisão, e ao contrário da teoria da probabilidade, os conjuntos *fuzzy* utilizam a “possibilidade” da ocorrência de um evento. Esses classificadores apresentam o grau de possibilidade de ocorrência de uma classe dentro de determinados *pixels*.

Proposta por Lotfi Zadeh (1965), a teoria dos conjuntos *fuzzy* lida com o aspecto vago da informação. A idéia básica é tornar a representação da informação o mais próxima possível da linguagem natural, na qual se tem liberdade suficiente para utilizar modificadores que dividam uma classificação ou solucionem qualquer situação. Por exemplo, é possível classificar um tipo de solo em “muito” seco e “parcialmente” seco, onde as palavras “muito” e “parcialmente” permitem distinguir os solos. O problema reside na representação dos fenômenos conforme Drummond (2003).

A abordagem *fuzzy* nos permite trabalhar com a imprecisão, ou seja, com situações em que não podemos responder simplesmente “sim” ou “não”. Em uma classificação de

incertezas *fuzzy*, os possíveis resultados da função de pertinência estarão no intervalo $[0,1]$, sendo que o valor zero indica que o *pixel* não pertence a classe amostrada, e o valor um indica que o *pixel* pertence totalmente à classe.

Matematicamente, um conjunto *fuzzy* pode ser definido sendo: dado o universo de amostras ou objetos X , um conjunto *fuzzy* A neste universo X é um conjunto de pares ordenados:

$$A = (x, \mu_A(x)) / x \in X.$$

Onde:

X é o universo de amostras ou objetos,

A é um conjunto *fuzzy* de pares ordenados no universo X ,

$\mu_A(x)$ é a função de pertinência *fuzzy* do conjunto A ,

x é o elemento pertencente ao universo de discurso X .

Segundo Schowengerdt (1997) a teoria de conjuntos *fuzzy* é um modelo natural para tratar de problemas de mistura. E dois algoritmos são mais utilizados na classificação de imagens digitais de sensoriamento remoto: *Fuzzy C-médias* (FCM) e a classificação supervisionada *fuzzy*. A classificação supervisionada *fuzzy*, é um método atribuído a Wang (Wang, 1990a ; Wang, 1990b).

Segundo Campana (1995) uma parte essencial na abordagem *fuzzy* é a identificação da forma da função de pertinência, pois com base nela é que será feita a classificação da imagem digital.

A função de pertinência *fuzzy* mostra o grau de pertinência de um elemento em relação a um determinado conjunto no intervalo $[0,1]$. A estimativa da função de pertinência é baseada na existência de um elemento ideal (*pixel* “puro”) para uma classe, e o grau de aproximação de cada elemento a essa classe acontece em função da similaridade desse elemento com o elemento ideal.

Wang em Campana (1995), propõe para a função de pertinência a seguinte expressão:

$$f_i(x) = \frac{P_i(x)}{\sum_{i=1}^n P_i(x)}$$

onde $P_i(x)$ tem a forma da função de densidade de probabilidade normal gausseana e x denota um *pixel* genérico. A única diferença é que deve-se substituir na expressão de $P_i(x)$ a média e variância normal, pela média e variância *fuzzy*.

Média *fuzzy*:

$$\mu = \frac{\sum_{j=1}^m x_j \cdot f_i(x)}{\sum_{i=1}^n f_i(x)}$$

Variância *fuzzy*:

$$\sigma_i = \frac{\sum_{j=1}^m (x_j - \mu_i) \cdot (x_j - \mu_i) \cdot f_i(x)}{\sum_{i=1}^n f_i(x)}$$

Com a função pertinência sujeita às seguintes restrições:

$$0 \leq \hat{f}_i(x) \leq 1$$

$$\sum_{i=1}^n \hat{f}_i(x) = 1$$

onde n é o número de classes puras e m é o número total de *pixels* amostrados.

A atribuição dos valores de incerteza aos elementos do conjunto, depende da função pertinência utilizada. Existem diversas abordagens para solucionar problemas específicos, com isso ocorrem funções que têm significado apenas dentro do contexto de um problema.

A partir do modelo proposto por Wang (1990a), vários algoritmos foram desenvolvidos, conforme a necessidade de cada trabalho.

São exemplos de função de pertinência:

$$f_i(x) = \exp[-d(x, \mu_i)]$$

$$f_i(x) = [1 + d(x, \mu_i)]^{-1}$$

Campana (1992) utilizou a seguinte função de pertinência: Seja $d(x, \mu)$ a distância de um elemento genérico, representado pelo vetor $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, ao protótipo $\mu = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n\}$ de uma certa classe, verificando-se que $d(x, \mu) \geq 0$. O valor da função de pertinência fuzzy do elemento x para essa classe será:

$$f_i(x) = r\{d(x, \mu_i)\}$$

onde: $f_i(x)$: função pertinência para a classe i ,

r : função estritamente decrescente com a distância $d(x, \mu_i)$, e

μ_i : elemento ideal ou protótipo para a classe i .

3.2 Classificação de áreas urbanas

Em imagens digitais as áreas urbanas geralmente são visualizáveis por sua geometria e características texturais. As características espectrais da área urbana, por serem muito heterogêneas, são de difícil classificação. A diversidade de materiais que compõem a cobertura do solo urbano fazem com que o uso da resposta espectral para sua caracterização seja muito complexa.

Atualmente existem novos sensores com alta resolução espacial, que permitem uma nova maneira de classificação, chamada de orientada ao objeto. Essa classificação baseada na metodologia de dados orientados a objeto baseia-se no princípio de efetuar uma análise não apenas de um *pixel* isoladamente, mas dividir a imagem em pequenos segmentos, considerados objetos na imagem, os quais são extraídos da imagem original por meio de técnicas de segmentação. Tais objetos são posteriormente analisados como unidades, sendo possível levar-se em conta fatores de forma, textura e outras variáveis espaciais que não podem ser consideradas numa análise *pixel à pixel* em Ribeiro *et al* (2002).

A segmentação é um processo que divide a imagem em regiões de *pixels* contíguos, que se espalham bidirecionalmente e apresentam uniformidade. A divisão em porções, consiste basicamente em um processo de crescimento de regiões, de detecção de bordas ou de detecção de bacias conforme o ajuda do aplicativo Spring (1996).

Um dos aplicativos mais utilizados na classificação de imagens de alta resolução espacial é o programa eCognition. A segmentação realizada por esse programa é basicamente um processo de crescimento de regiões, isto é, utiliza, a informação espacial que envolve a relação entre os *pixels* e seus vizinhos.. Três parâmetros controlam o processo: o parâmetro de escala que determina o tamanho médio dos objetos (segmentos) e os dois critérios de homogeneidade baseados nos valores espectrais e na forma. A forma é definida em função da compacidade dos objetos e na suavidade das bordas em Campos e Lingnau (2003).

Sensores como os usados no sistema Landsat, tem uma resolução espacial de menor capacidade, e dependem basicamente de critérios espectrais para delimitar áreas urbanas. O classificador mais usado ainda continua sendo o da Máxima Verossimilhança, mas este uso incorre em erros, que devem ser dentro de limites aceitáveis para o trabalho a ser executado. Conforme Câmara (1998), na prática, imagens TM, com 30 m de resolução, são compatíveis com trabalhos na escala 1:100.000. Mesmo imagens SPOT pancromáticas, com 10 m de resolução, podem ser trabalhadas efetivamente apenas até a 1:30.000. Existem restrições nos programas de classificação automática de imagens, principalmente no caso de algoritmos que examinam cada elemento da imagem (*pixel*), de forma independente dos demais vizinhos, e que tendem a produzir resultados estatisticamente significativos mas espacialmente incoerentes.

A dificuldade da classificação automática em áreas urbanas deve-se ao fato da ocorrência dos *pixels* mistura (fig. 3.2.1). Em áreas urbanas as diversas classes presentes na cena ocupam de forma intercalada espaços pequenos. Como resultado a maior parte dos *pixels* presentes numa imagem urbana são “*pixels* mistura” em Campana (1992).

Isso significa que muitas vezes, no interior de uma célula de resolução (*pixel*) mais de uma classe ocorre. Este caso é conhecido como *pixel* mistura. Na classificação de imagens obtidas por Sensoriamento Remoto é comum a utilização de metodologias que atribuem somente uma classe a um *pixel*, como o procedimento clássico da Máxima

Verossimilhança. Esse procedimento tende freqüentemente a uma estimativa equivocada das áreas ocupadas pelas diferentes classes na cena. Em alguns casos, especialmente quando não há uma classe dominante, isto pode ser a fonte de uma interpretação equivocada Caimi (1993).

Básicamente o problema do *pixel* mistura está relacionado com: a) tamanho do *pixel*, com relação ao objeto. Quanto maior for a área do terreno que corresponde a um *pixel*, maior é a probabilidade de que mais de uma classe ocorra no mesmo; b) o efeito de borda, significa que o *pixel* cai sobre os limites entre duas ou mais classes presentes no terreno Campana (1995).

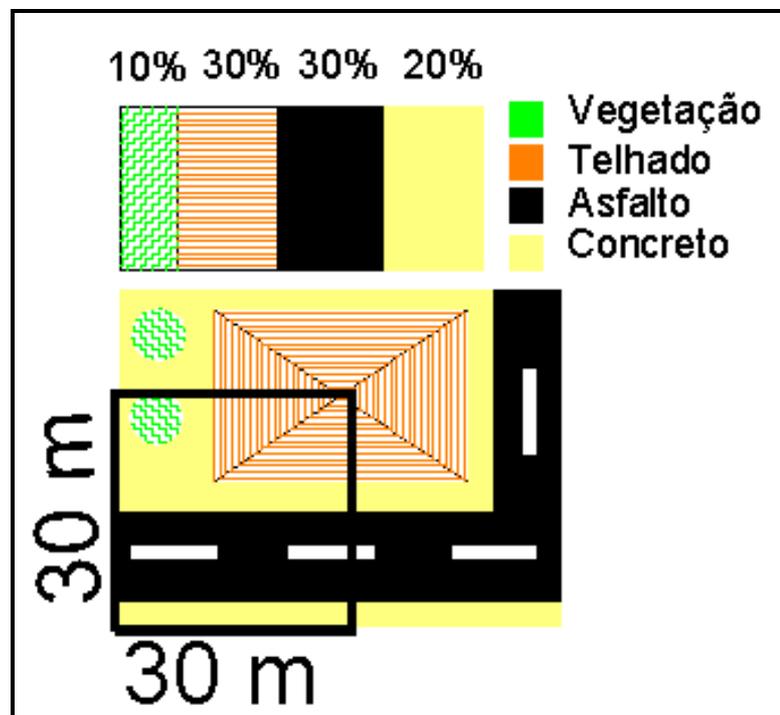


Fig. 3.2.1. Representação de um *pixel* mistura em uma imagem Landsat.

O *pixel* mistura apresenta como resposta espectral, a média de todos os materiais presentes dentro do *pixel*. Como as imagens geralmente utilizadas na classificação digital tem *pixels* de 20 m X 20 m (Spot) e 30 m X 30 m (Landsat) de resolução espacial, a classificação tradicional incorre em erros, pois utiliza a média espectral encontrada no *pixel* para fazer a classificação.

Ha vários anos (Campana, 1992; Zhang & Kirby, 1997; Becerra & Bitencourt, 2003), diferentes metodologias tem sido propostas para o trabalho num nível de subpixel.

A grande vantagem de trabalhar neste nível é que um *pixel* não é necessariamente atribuído a somente uma classe. O *pixel* tem um grau que o correlaciona a cada classe: de zero (se a classe não ocorre no *pixel*) até 1 (a classe ocorre no *pixel* inteiro) conforme Caimi (1993).

A classificação *fuzzy* aparece como opção para classificar áreas urbanas, pois subdivide o *pixel*, identificando as possibilidades de ocorrência das diferentes classes amostradas.

4. Materiais e Métodos

4.1 Localização da Área de Estudo

O trabalho foi desenvolvido na bacia do arroio Dilúvio que está localizada entre os paralelos $30^{\circ} 01' 14''$ e $30^{\circ} 07' 57''$ latitude sul e os meridianos $51^{\circ} 04' 25''$ e $51^{\circ} 14' 37''$ longitude oeste, englobando parte dos municípios de Porto Alegre e Viamão, no estado do Rio Grande do Sul, Brasil (fig. 4.1.1).

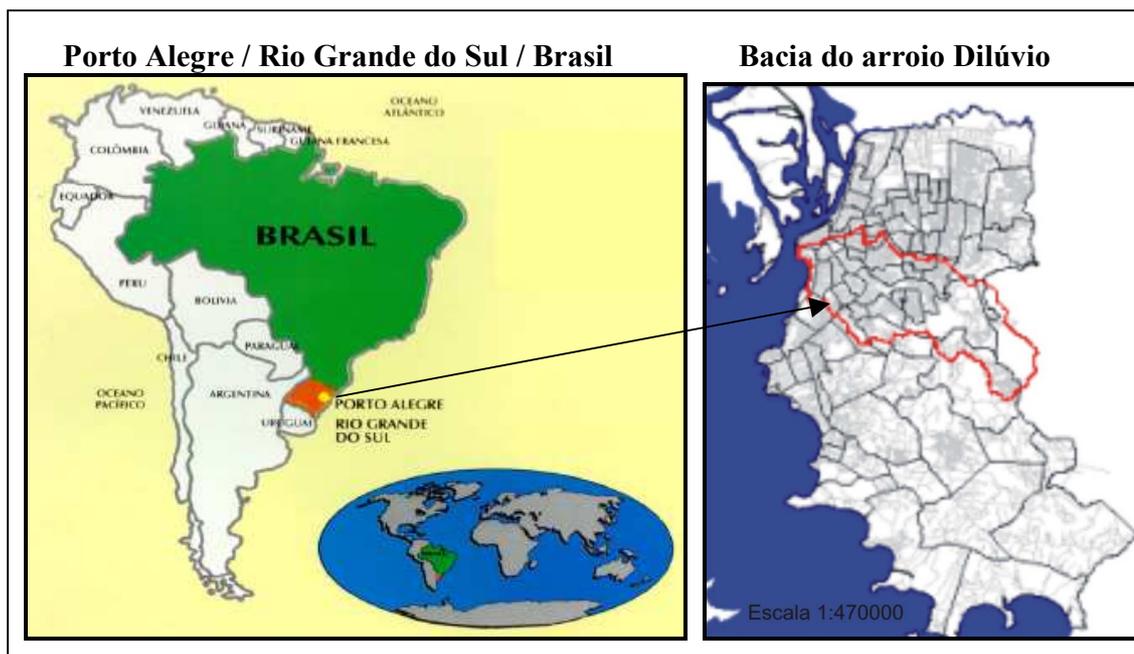


Fig. 4.1.1. Área de estudo, bacia do Arroio Dilúvio, Porto Alegre, RS, Brasil.

4.2 Características da Área de Estudo

4.2.1 Geologia

As principais unidades geológicas do Rio Grande do Sul estão representadas na região de Porto Alegre. As rochas graníticas proterozóicas fazem parte do Escudo Sul-RioGrandense, que é cortado por grandes zonas de falhas denominadas, de leste para oeste, de Sutura de Porto Alegre, Sutura de Caçapava e Sutura de São Gabriel. As rochas paleozóicas e mesozóicas da Bacia do Paraná ocorrem ao norte. Na borda leste do estado, encontram-se os depósitos cenozóicos costeiros da Bacia de Pelotas (Atlas Ambiental de Porto Alegre, 1998).

4.2.2 Geomorfologia

Porto Alegre é formada por um modelado de paisagem resultante de elevações residuais de rochas graníticas pertencentes ao escudo Sul-RioGrandense. Esses morros e cristas foram bordejados por depósitos arenosos quaternários da Província Costeira durante sucessivas transgressões e regressões do mar. A crista de Porto Alegre, com 22 Km de comprimento e alinhada na direção nordeste, é a principal elevação do município. O área de estudo (fig. 4.2.2.1) é composta por dois modelados: **terras altas** (modelado residual) constituídas por cristas e colinas e **terras baixas** (modelado de acumulação) constituídas por terraços e planícies fluviais (Atlas Ambiental de Porto Alegre, 1998).

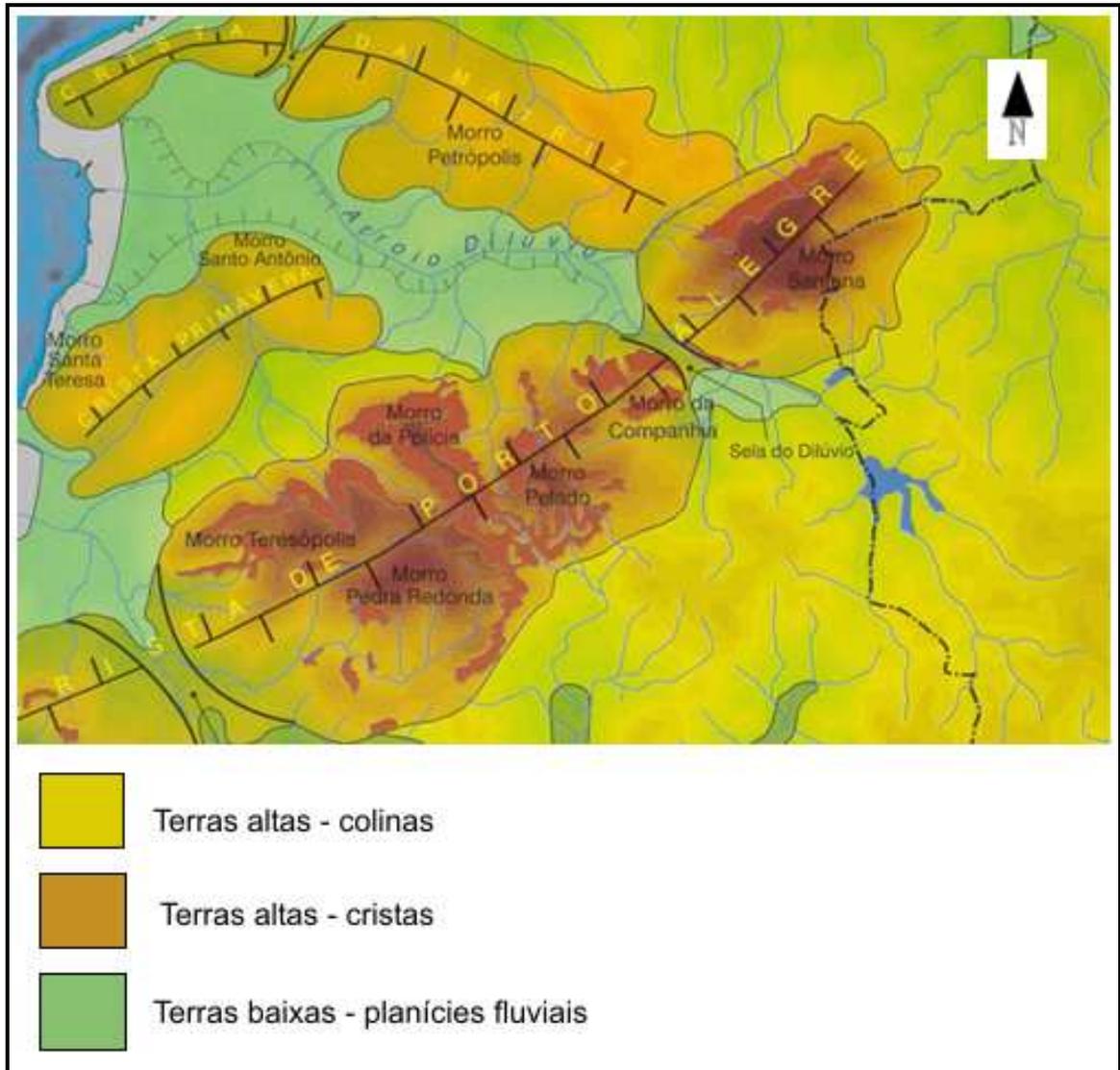


Fig. 4.2.2.1. Geomorfologia da área de estudo (fonte: Atlas Ambiental de Porto Alegre). Escala aproximada 1:100 000.

4.2.3 Bacia hidrográfica do arroio Dilúvio

A bacia hidrográfica do arroio Dilúvio tem uma área de drenagem de aproximadamente 80 Km², com um relevo caracterizado por cadeias de morros que atingem até 300 m de altitude. Apresenta-se de forma quase retangular no sentido oeste-leste, com a cabeceira localizada no município de Viamão.

O curso principal da bacia é o arroio Dilúvio com 12 km de extensão, que corta grande parte da cidade e tem grande importância na drenagem da mesma. Em 1958 foi

publicado um estudo sobre o arroio Dilúvio no Boletim Geográfico do Rio Grande do Sul, que descrevia o mesmo da seguinte maneira:

“Podemos dividir o percurso natural de seu talvegue de 16.900 m, atualmente encurtado pelos trabalhos de saneamento, em 3 seções distintas: 1º) Das nascentes até o estrangulamento de sua passagem na altura da agronomia. É a fase erosiva e de transporte mais intenso de sedimentos. 2º) Da agronomia ao estrangulamento da coxilha meridional do Jardim Botânico. É o trecho de alargamento de seu leito e de deposição de largos tratos de areia. As escavações de areia a certa distância de seu atual traçado denota a instabilidade de seu leito em outros tempos. 3º) Do Jardim Botânico até a foz. É a fase de deposição e meândrica (Juvêncio, 1958).”

O leito do arroio Dilúvio tem sido continuamente modificado devido a grande quantidade de sedimentos que nele se depositam. Na atualidade, mais de duas terças partes do comprimento do arroio Dilúvio estão retificadas e revestidas, embora a descontinuidade nas operações de conservação e limpeza do fundo do canal tenham permitido a formação de ilhas e depósitos de sedimentos. Nas acumulações de sedimentos e detritos cresce abundante vegetação, cujo efeito se traduz numa diminuição da capacidade de escoamento do próprio leito fluvial (Santos *et al.*, 1999). A ocupação urbana da bacia, se deu de jusante para montante, ou seja, a ocupação começou da área junto a foz no lago Guaíba e foi acompanhando o percurso do arroio Dilúvio, em direção as cabeceiras. Atualmente as áreas junto a foz estão densamente ocupadas, mas a partir da avenida Antônio de Carvalho até as cabeceiras ainda existem muitos espaços pouco urbanizados.

4.3. Materiais utilizados

4.3.1 Imagens orbitais

As imagens orbitais utilizadas no trabalho são provenientes dos sensores:

- Landsat 7 ETM+, órbita 221 ponto 81 de 24 de fevereiro de 2000.
- Landsat 5 TM, órbita 221 ponto 81 de 23 de agosto de 1987.
- QuickBird, fusão das bandas 1,2 e 3 com a banda pancromática, com resolução espacial de 0,61 m, 29872 GII de agosto de 2003.

4.3.2 Equipamento utilizado em laboratório

Em laboratório foi utilizado um espectrorradiômetro LI -1800, marca Licor, com capacidade de medidas de radiação eletromagnética na faixa de 400 nm a 1100 nm.

4.3.3 Equipamento utilizado em campo

Neste trabalho utilizou-se os seguintes instrumentos: GPS ProMARK X-CM da Magellan, como receptor móvel e como base o receptor Trimble 4000 SSI, que está instalado no Instituto de Geociências da UFRGS, no campus do vale, situado na área de estudo.

4.3.4 Informações utilizadas para análise censitária

Os dados censitários foram adquiridos junto ao IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística); o mapa da divisão dos bairros de Porto Alegre, na escala 1:5.000, foi adquirido junto à Secretaria Municipal de Obras de Viação - SMOV, e o mapa com as subbacias do arroio Dilúvio, foi adotado do trabalho de Alvarez & Sanchez (1979).

4.3.5 Programas utilizados no trabalho

Os processamentos digitais das imagens foram feitos nos aplicativos de geoprocessamento Idrisi 32 versão 32.2, e Environment for Vizualizing Images - Envi, versão 3.6. Para a análise censitária foram utilizados os aplicativos Idrisi 32, versão 32.2, e Autocad Map 2002, bem como a planilha de cálculo Excel, versão 2000 da empresa Microsoft.

4.4 Fluxograma das Etapas da Metodologia Adotada

A metodologia proposta para o desenvolvimento deste projeto está detalhada no fluxograma abaixo (fig. 4.4.1).

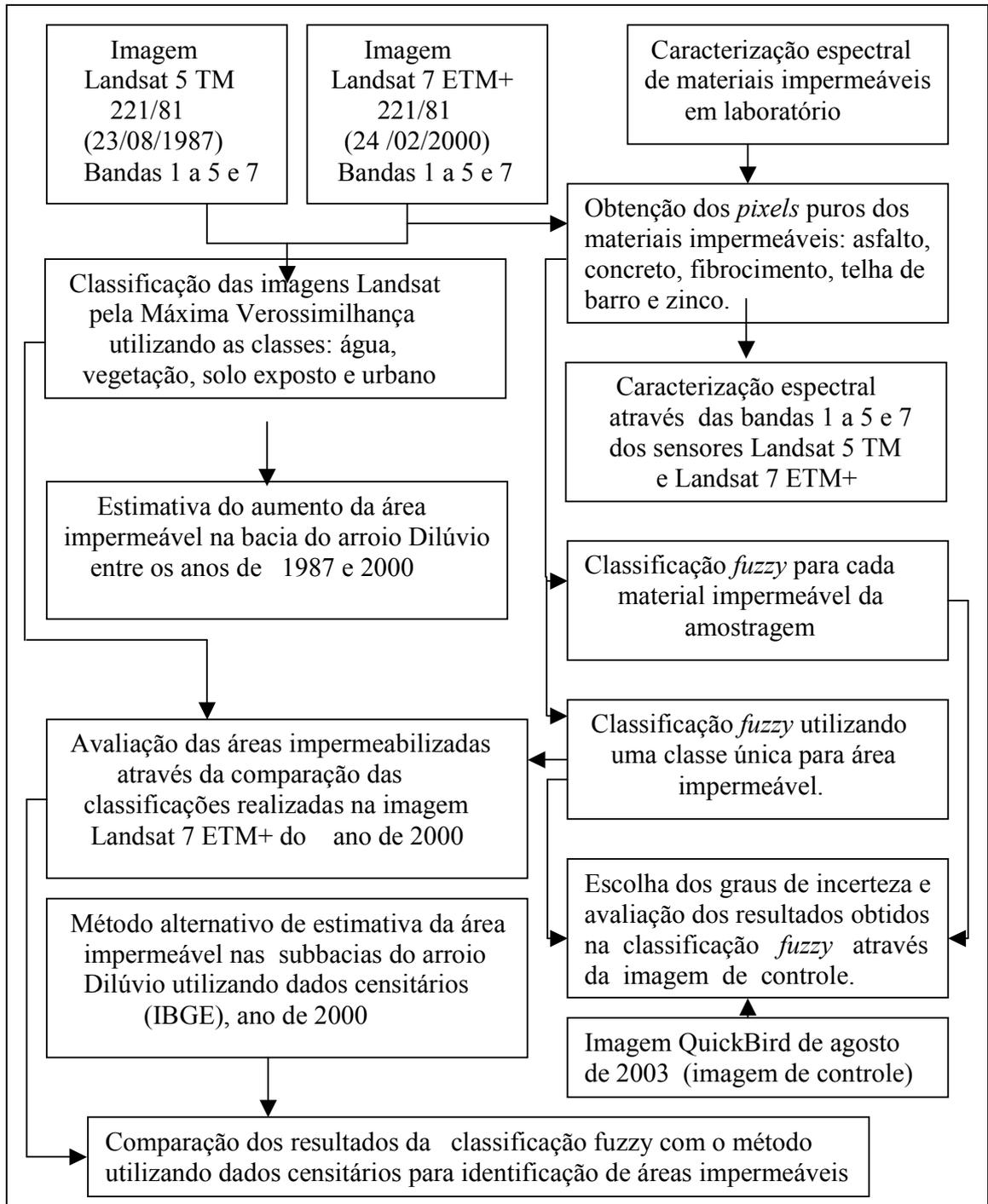


Figura 4.4.1. Fluxograma das etapas da metodologia adotada.

4.5. Metodologia

Para alcançar os objetivos do trabalho de: a) estimar a área impermeabilizada no ano 2000; b) averiguar a evolução do aumento da área urbanizada entre os anos de 1987 e 2000; c) verificar o desempenho quanto a confiabilidade dos classificadores usados, adotou-se uma sequência de etapas apresentadas no fluxograma 4.4.1, que são detalhadas no texto abaixo. Fazem parte dos procedimentos empregados as comparações quanto à áreas classificadas e métodos de classificação.

4.5.1 Classificação das imagens digitais através da Máxima Verossimilhança

A classificação por Máxima Verossimilhança (MAXVER) é uma das técnicas de classificação supervisionada mais utilizadas em dados de sensoriamento remoto segundo Richards (1999). Esse método de classificação é considerado rígido, ou seja, cada *pixel* pertence a apenas uma classe. Para a classificação das imagens foram definidas quatro (4) classes: água, urbano, solo exposto e vegetação. Usualmente, na classificação da imagem, quando se utiliza uma área urbana, as classes são definidas como: a) água (incluindo qualquer tipo de corpo d'água como rios, lagos, arroios, etc); b) vegetação (incluindo praças, parques e qualquer área arborizada); c) área construída ou urbana (ruas, calçadas e edificações); d) solo descoberto ou exposto (pedreiras, encostas, topo de morros, ruas de chão batido, etc) conforme Fagundes (2002).

Para realizar uma estimativa do aumento da área impermeável dentro da bacia hidrográfica do arroio Dilúvio, entre os anos de 1987 e 2000, foi utilizada a classe **urbano** como sendo representante da área impermeável.

Nas imagens classificadas, o aumento da área impermeável dentro da bacia hidrográfica do arroio Dilúvio, foi averiguado através do módulo “*area*” do programa *Idrisi 32*, e do módulo *crosstab*. do mesmo programa. Essa avaliação permitiu uma estimativa do aumento da ocupação urbana dentro da área da bacia, e da distribuição espacial desse aumento. Os resultados dessa avaliação estão apresentados no próximo capítulo.

4.5.2 Caracterização espectral dos materiais impermeáveis em laboratório

A caracterização espectral dos materiais considerados impermeáveis: telha de amianto, zinco limpo e oxidado, telha de barro e asfalto, permitiu uma avaliação da separação espectral dos mesmos. Esse experimento foi realizado no laboratório de radiometria, no Centro Estadual de Processamento e Sensoriamento Remoto – CEPSRM, localizado em Porto Alegre-RS. O equipamento utilizado foi um espectrorradiômetro ótico modelo LI – 1800, marca Licor, que permite medidas de radiação eletromagnética na faixa espectral de 400 a 1100 nm. Esse equipamento proporciona espectros contínuos, de forma a possibilitar a reprodução de bandas de medida de muitos sensores, nesse intervalo de comprimento de onda. Segundo Steffen (1996) as grandezas radiométricas, na região do ultravioleta ao infravermelho distante podem ser medidas através de equipamentos denominados radiômetros ou espectrorradiômetros ópticos.

Os resultados da análise em laboratório (vide anexo II), determinaram a possibilidade da utilização das bandas 1,2,3 e 4 dos sensores Landsat 5 TM e Landsat 7 ETM+ para a identificação dos materiais impermeáveis. Nos intervalos espectrais correspondentes a essas bandas, todos os materiais da amostragem tiveram alguma separação espectral. Esse resultado não descarta a possibilidade de utilização de outras bandas, que estão fora do espectro de abrangência do equipamento, para a identificação dos materiais impermeáveis.

4.5.3 Obtenção de *pixels* puros

Para a identificação de *pixels* puros nas imagens foram realizadas determinações a campo das coordenadas das amostras a serem utilizadas na classificação. Realizou-se uma pesquisa de prédios com área n vezes maior que 900 m² (30m X 30m) nas cartas na escala 1:5 000 do Plano Diretor de Desenvolvimento Urbano Ambiental (PDDUA), disponíveis no portal eletrônico da Prefeitura Municipal de Porto Alegre. Após localizar esses possíveis alvos, ocorreram as determinações a campo das coordenadas dos mesmos. Nesta etapa usou-se uma técnica de posicionamento chamada DGPS. O método *Differential Global Positioning System* (DGPS) é uma técnica específica de posicionamento com o uso do código C/A que permite eliminar e/ou minimizar os efeitos sistemáticos dos erros impostos, oferecendo maior precisão (Filho e Baio, 1999; Venturi, 2002 em: Pinheiro,

2003). Nesse método são utilizados dois receptores GPS, um denominado de BASE (ponto com coordenadas conhecidas) e o outro de ROVER que será estacionado nos pontos a serem determinados (Pinheiro, 2003). Para conseguir-se uma precisão planimétrica de 5m foi necessário permanecer 15 minutos, em cada ponto. Este nível de definição foi considerado o suficiente para uma imagem que tem *pixels* com 30m de resolução. Os pontos localizados em campo, com o tipo de material de cobertura amostrado e as coordenadas de localização em UTM, estão apresentados na tabela 4.5.3.1. O datum utilizado foi o WGS 84. Esses pontos estão divididos em pontos para o georeferenciamento das imagens (pontos de apoio) e pontos de localização das amostras (fig. 4.5.3.1). As fotografias dos alvos amostrados estão no anexo III, com título documentação fotográfica.

Pontos GPS após processamento			Coordenadas UTM	
Pto	Local		X	Y
1	Fiat San Marino – Av. Cristiano Fischer (frente)		483721.4	6675136
2	2° curva da Av. Ipiranga em sentido bairro - centro		480712.2	6676374
3	1° BPM - Av. Ipiranga (frente)		478187.7	6675970
4	Av. Carlos Gomes X Av. Protásio Alves		483256.8	6676947
5	Estacionamento da Epatur – Av. Perimetral		478181.4	6676958
6	Olaria na rua João Paris		489895.3	6682661
7	Pavilhão CEEE – Av. Ipiranga		485101.5	6674881
8	Pavilhão CEEE – Av. Ipiranga		485064.3	6674898
12	Av. Salvador França X Av. Ipiranga		482291.5	6674832
14	Fiat San Marino – Av. Cristiano Fischer (fundos)		483853.0	6675172
15	ESEF/UFRGS (frente) – Av. Salvador França		482615.7	6675744
16	CORAG – Av. Aparício Borges		481967.2	6673518
17	Shopping Bourbon (frente) – Av. Ipiranga		481872.9	6675061
18	1° curva da Av. Ipiranga em sentido bairro - centro		481403.1	6675308
19	Pavilhão Fluvial – IPH/UFRGS – Campus do vale		488922.9	6672933
20	3° curva da Av. Ipiranga em sentido bairro - centro		480141.2	6676398
21	Ginásio da Brigada Militar (frente) – Av. Ipiranga		466963.6	6676457
22	Fiat – San Marino – Av. Cristiano Fischer (fundos)		483834.1	6675139
23	Av. Ipiranga X Av. Salvador França		482250.6	6674785
24	Estacionamento Carrefour – Av. Bento Gonçalves		484194.2	6674371
25	Secretaria da Agricultura (frente) – Av. Getúlio Vargas		478564.8	6674908
26	Predio Carrefour (frente) – Rua Albion		484035.7	6674460
27	Predio Carrefour (fundos) – Rua Osvaldo P. Freitas		484275.1	6674535
28	ESEF/UFRGS (fundos) – Av. Salvador França		482677.4	6675758
29	Estacionamento Informática/UFRGS – Campus do vale		488463.7	6673712
30	Av. Borges de Medeiros X Av. Ipiranga		477905.1	6675903
31	Secretaria da Agricultura (fundos) – Av. Getúlio Vargas		478622.1	6674852

32	ESEF/UFRGS (lado) – Av. Salvador França		482579.7	6675759
33	Shopping Bourbon (fundos) – Av. Ipiranga		482085.5	6675103
34	Av. Antônio de Carvalho X Av. Protásio Alves		486217.5	6676344
35	Ginásio da Brigada Militar (fundos) – Av. Ipiranga		480412.0	6676442
36	1º BPM – Av. Ipiranga (fundos)		478073.8	6675932
37	Av. Carlos Gomes X Av. Plínio Brasil Milano		482197.9	6678782
39	Estrada João de O. Remião X Av. Bento Gonçalves		487304.5	6672757
40	Terminal de ônibus na Av. Antônio de Carvalho		485520.8	6673955
41	Terminal de ônibus na Av. Antônio de Carvalho		485565.3	6673837
42	Av. Dom Pedro II X Av. Assis Brasil		481635.6	6680385
43	Ponte sobre o Rio Guaíba		479746.6	6681538
44	SENAI na Av. Sertório (frente)		480583.2	6681240
45	Olaria na Av. Assis Brasil		488636.8	6683145
46	Olaria na Av. Assis Brasil		488642.0	6683025
47	Estacionamento estad. Olímpico – Av. Érico Verissimo		479155.4	6674551
48	SENAI na Av. Sertório (fundos)		480640.6	6681128
49	Vida Humanístico/FGTAS – Av. Baltazar de O. Garcia		488142.7	6679822
52	Av. Sertório X Av. Assis Brasil		487188.8	6681239
53	Porto Seco – Av. Plínio Kroeff		488894.5	6681132
54	Porto Seco – Av. Plínio Kroeff		488881.2	6681132
55	Av. Ipiranga X Av. Antônio de Carvalho		485511.3	6674122

Tabela 4.5.3.1. Coordenadas dos pontos determinadas em campo com GPS.



Fig. 4.5.3.1. Localização dos pontos coletados nas saídas de campo com GPS, inseridos na imagem Landsat do ano de 2000 (fusão das bandas 3, 4 e 5 com a banda pancromática).

Após a coleta das coordenadas dos alvos em campo, foram selecionados aqueles utilizados para a classificação das imagens e caracterização espectral através dos sensores Landsat 5 TM e Landsat 7 ETM+. Os alvos foram separados por tipo de material de cobertura (asfalto, concreto, fibrocimento, telha de barro e zinco), e são apresentadas abaixo (tab. 4.5.3.2).

Pontos escolhidos para a classificação das imagens Landsat por tipo de material					
Ponto	Zinco	Fibrocimento	Telha de Barro	Asfalto	Concreto
1	San Marino				
14	San Marino				
22	San Marino				
26	Carrefour				
27	Carrefour				
16	CORAG				
19	Pav. Fluvial				
7		Pav. CEEE			
8		Pav. CEEE			
15		ESEF			
28		ESEF			
21		Ginásio da BM			
35		Ginásio da BM			
49		FGTAS - Vida			
3			1° BPM		
36			1° BPM		
6			Olaria		
25			Sec. da agric.		
31			Sec. da agric.		
44			Senai		
48			Senai		
45			Olaria		
46			Olaria		
5				Estac. Epatur	
24				Estac. Carrefour	
47				Estac. Olimpico	
52				Sertório X Assis Brasil	
29					Estac. Informática
40					Term. A. Carvalho
41					Term. A. Carvalho
53					Porto Seco
54					Porto Seco

Tabela 4.5.3.2. Pontos escolhidos para a caracterização espectral dos materiais impermeáveis.

4.5.4 Caracterização espectral dos materiais de amostragem

Após a identificação da posição dos alvos na imagem digital, os polígonos das áreas de interesse foram delimitados utilizando a ferramenta *digitize* do programa *Idrisi 32*. A caracterização espectral dos materiais impermeáveis foi realizada através das bandas 1 a 5 e 7 dos sensores Landsat 5 TM e Landsat 7 ETM+.

Os materiais analisados foram os seguintes: asfalto, concreto, fibrocimento, telha de barro e zinco. O termo análise está relacionado à parte do tratamento onde existe uma descrição da informação presente na imagem. Esta parte é chamada de parametrização e é nela que várias medidas quantitativas (parâmetros) são utilizadas para descrever diferentes informações dentro de uma imagem (Albuquerque, 1998).

As assinaturas espectrais para esses materiais foram criadas através do módulo *Makesig* do programa *Idrisi 32*. O *Makesig* é o módulo para criação de assinaturas espectrais dos alvos de interesse. Esses alvos são selecionados na imagem digital através de polígonos de treinamento. As assinaturas espectrais são geradas utilizando as informações contidas nas bandas escolhidas para a classificação conforme Eastman (2001). O módulo utilizado para a visualização do comportamento espectral dos materiais impermeáveis, foi o *Sigcomp* do programa *Idrisi 32*. Esse comportamento é descrito em gráficos com os valores digitais apresentados por cada material em cada banda, onde aparecem os valores da média, valor mínimo e valor máximo. Conforme Campana (1995) uma imagem multiespectral é formada por um conjunto de sinais obtidos simultaneamente da mesma região ou cena, e em bandas distintas do espectro eletromagnético. Nessas imagens, a cada célula ou *pixel* está associado um valor numérico (“número digital”) que representa a radiância refletida ou emitida pela correspondente parcela da superfície da terra na correspondente banda espectral. Esse número digital varia no intervalo de 0 a 255.

4.5.5 Classificador *Fuzclass* (*Fuzzy Set Membership Classification*)

O classificador utilizado no trabalho é baseado na teoria dos conjuntos *fuzzy*, e está implementado no programa *Idrisi 32*. A teoria dos conjuntos *fuzzy* foi proposta por Zadeh (1965), e aparece como uma alternativa a teoria clássica dos conjuntos, pois interpreta como uma questão de grau a pertinência de um objeto a uma classe. No programa *Idrisi 32* esse módulo de classificação *fuzzy*, chama-se *Fuzclass* (*Fuzzy Set Membership*

Classification), e produz um conjunto de imagens (uma para cada classe) que expressa a pertinência de cada classe em cada *pixel*. O conjunto das componentes *fuzzy* é calculado pela Mínima Distância Euclidiana, onde o valor do *pixel* é determinado pela distância entre o seu valor espectral e o valor da média da assinatura da classe, determinada pelo módulo *Makesig*. Os *pixels* na imagem classificada apresentam níveis dentro do intervalo de 0 a 1. Observa-se que quanto mais o valor do *pixel* se afasta da média da assinatura, menor é o seu grau na imagem.

A média da assinatura representa o elemento ideal de cada classe, e é calculada por uma função sigmoideal crescente, do tipo:

$$\mu = \cos^2 \alpha$$

onde $\alpha = (1 - (x - \text{point } a) / (\text{point } b - \text{point } a)) * \pi / 2$

sendo os *point a* e *b* = pontos de inflexão da curva.

quando $x > \text{point } b, \mu = 1$

As imagens (uma para cada classe) produzidas pelo módulo *Fuzclass*, representam a possibilidade de presença da classe no *pixel* (PPCP), ou seja, a possibilidade de existir a classe dentro do *pixel*. Segundo Campana (1995) é preciso reconhecer a diferença que existe entre conjuntos *fuzzy* e teoria da probabilidade. Seja a seguinte definição: *x* é um número pequeno, onde a categoria “número pequeno” está representando um conjunto de números reais positivos. Essa definição está indicando uma distribuição de possibilidades ao invés de uma distribuição de probabilidade de *x*. A imprecisão de afirmações como por exemplo: alto, baixo, bom, ruim, péssimo, etc, pode ser expressa através de um número que exprime a “possibilidade” da afirmação estar correta.

Para a realização da classificação utilizando o módulo *Fuzclass*, é necessário informar o valor de *z-score*. Conforme o Manual de Ajuda do programa *Idrisi 32*, o *z-score* depende de 2 parâmetros: da qualidade da assinatura (amostras coletadas) e do tamanho de cada classe (número de *pixels*). Se a assinatura é “pura” e a classe é pequena, um *z-score* pequeno deve ser selecionado. Caso a assinatura for “misturada” e a classe for grande, deve ser utilizado um *z-score* grande. Segundo Nascimento (2001) o *z-score* é uma comparação da tendência com o desvio padrão e a sua interpretação estatística é a seguinte:

$$\begin{aligned} z \leq 1 & \text{ bom} \\ 1 < z \leq 2 & \text{ satisfatório} \end{aligned}$$

$2 < z \leq 3$ questionável

$3 < z$ insatisfatório

Classes utilizadas nas classificações realizadas com o módulo *Fuzclass*:

- Materiais de cobertura impermeáveis
- Classe única para área *impermeável*.

4.5.6 Classificação por tipo de material de cobertura impermeável

A classificação *fuzzy* para os materiais de cobertura impermeáveis identificados em campo, foi realizada para testar a sensibilidade dessa classificação na identificação dos materiais impermeáveis amostrados. Para essa classificação, utilizou-se um *z-score* igual a 3, por apresentar uma melhor representação visual dos materiais urbanos. Segundo Nascimento (2001) esse valor de *z-score* pode ser considerado questionável. Na análise do *z-score* a ser utilizado para a classificação, foi verificado que quanto mais o mesmo se aproxima de 0 mais *pixels* são descartados na imagem classificada. As classes utilizadas na classificação por tipo de material de cobertura impermeável, utilizando o módulo *Fuzclass* são: asfalto, concreto, fibrocimento, telha de barro e zinco, água, vegetação e solo exposto.

A subdivisão da área urbana para classificação e a utilização de um classificador *fuzzy* já foi realizada em outros trabalhos, como o de Ribeiro *et al.*(2002) onde foram utilizadas as classes: arbusto, árvores, asfalto e construções. Segundo o autor o classificador utilizado, usa funções de pertinência *fuzzy* para representar o conhecimento do operador a respeito das características de cada tipo de objeto. Porém, esta tarefa nem sempre é fácil, pois é difícil propor funções de pertinência, mesmo para fatos bem conhecidos numa análise visual. Na prática, quando se tem uma correlação muito forte entre as características dos objetos a serem relacionados, a classificação *fuzzy* é muito problemática conforme Foody (1995); Foody e Arora (1996) em Ribeiro *et al.* (2002).

4.5.7 Classificação utilizando uma classe única para área impermeável

As áreas urbanas são caracterizadas por uma aparência heterogênea, de difícil classificação. As áreas residenciais, por exemplo, são formadas por materiais variados, tais como concreto, zinco, fibrocimento, telha de barro, asfalto, vidro, ferro e vegetação. Deve-se considerar, ainda, a influência das sombras causadas pelas edificações. Por isso, a

refletividade das áreas urbanas só pode ser descrita de forma generalizada. Uma classificação com menos detalhamento, mas com melhores resultados seguiu a composição de classes mais utilizadas para classificar áreas urbanas: urbano (*impermeável*), solo exposto, vegetação e água. A classe *impermeável* é formada pelas amostras utilizadas na etapa anterior para identificar os materiais impermeáveis: asfalto, concreto, fibrocimento e telha de barro. O único material que foi retirado para a composição desta classe é o zinco, devido a sua semelhança no comportamento espectral com o solo exposto, identificado na análise espectral através das bandas 1 a 5 e 7 dos satélites Landsat.

O *z-score* utilizado nesta classificação é o mesmo que foi utilizado na classificação anterior, ou seja, *z-score* 3.

4.5.8 Avaliação da classificação *fuzzy* utilizando imagens do satélite QuickBird

A avaliação das classificações foi realizada utilizando-se dois recortes de uma imagem do satélite QuickBird. Esses recortes representam a cobertura do terreno e podem ser denominados imagens de controle (fig. 4.5.8.1). Conforme Andrade, Centeno e Araki (2002), devido ao surgimento dos sensores com alta resolução espacial, como o Ikonos II com uma resolução espacial de 1m, e de muitos outros sensores recém desenvolvidos como o QuickBird com resolução espacial de 0,61 m, muitos detalhes como construções, estradas, árvores e outros componentes podem ser claramente identificados nestas imagens de alta resolução.

Através das imagens de controle foi possível determinar o intervalo de Possibilidade de Presença da Classe no *Pixel* (PPCP) que melhor descreve a realidade, nas imagens resultantes da classificação *fuzzy*. Como as imagens classificadas apresentam intervalos entre 0 e 1, pode-se definir o valor de intervalo que melhor represente a classe.

Há duas formas, normalmente complementares, de se obter informações de uma imagem orbital: analisando quantitativamente cada *pixel*, com auxílio de um computador ou por meio da análise visual da imagem, com base em técnicas de interpretação visual (Lobão *et al.*, 2003).

Neste estudo para avaliar os resultados da classificação *fuzzy* e determinar os intervalos de PPCP que melhor representam cada classe, foram utilizadas duas áreas de 1km X 1km. Uma das áreas tem um relevo acidentado e com predominância de baixa

densidade de ocupação (área 1) e outra tem um relevo plano com alta densidade de ocupação (área 2).

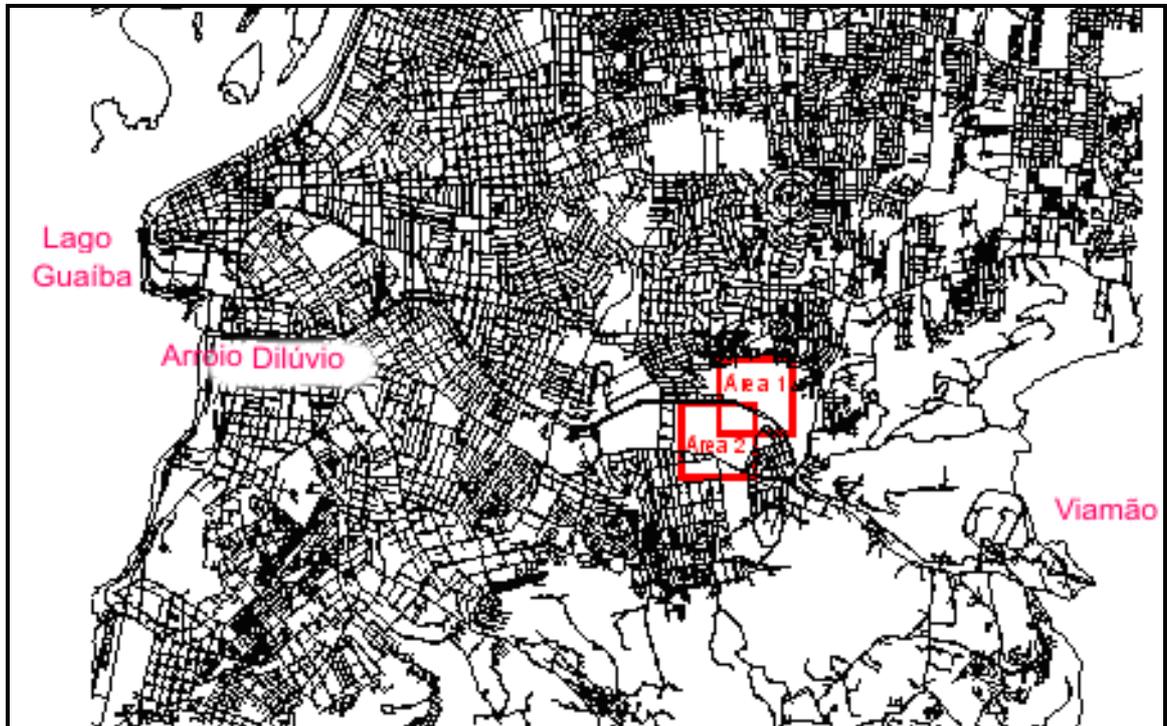


Fig. 4.5.8.1. Localização das imagens de controle 1 e 2 dentro da cidade de Porto Alegre. Escala aproximada 1:100 000.

Campana (1995) comparou os resultados obtidos na classificação *fuzzy* da imagem digital de 16/09/90 com a interpretação visual realizada em ortofotos na escala 1: 5 000 (1990). Foram selecionadas vinte e cinco áreas localizadas em diferentes bairros da cidade de Porto Alegre, que correspondem a regiões com muito alto, alto, médio e baixo grau de urbanização.

A partir da interpretação visual das imagens de alta resolução espacial do satélite *QuickBird*, foram digitalizados os polígonos das classes de interesse. Os polígonos identificados nas imagens de controle foram digitalizados de duas formas, a primeira acompanhando a classificação feita por tipo de material de cobertura urbana, onde as seguintes classes foram identificadas: asfalto, fibrocimento e concreto (juntos na mesma classe), telha de barro e zinco. Os materiais fibrocimento e concreto ficaram em uma classe única porque não foi possível diferenciá-los visualmente na imagem. A segunda forma de digitalização dos polígonos, foi feita para coincidir com a segunda classificação realizada,

onde os materiais impermeáveis foram reunidos em uma única classe. Com isso foram identificadas quatro classes: impermeável, vegetação, solo exposto e água.

As coordenadas das imagens de controle são as seguintes (UTM):

Área 1: $x_1 = 484500$, $x_2 = 485500$ / $y_1 = 6674600$, $y_2 = 6675600$ (fig. 4.5.8.2)

Área 2: $x_1 = 484000$, $x_2 = 485000$ / $y_1 = 6674000$, $y_2 = 6675000$ (fig. 4.5.8.3)



Fig. 4.5.8.2. Área 1: Recorte da imagem QuickBird fusionada.



Fig. 4.5.8.3. Área 2: Recorte da imagem QuickBird fusionada.

As imagens do sensor *Quickbird* utilizadas na função de imagens de controle, apresentam suas bandas fusionadas, ou seja, combina a informação espectral (cor) das bandas multiespectrais com a resolução espacial da banda pancromática (0,61 m).

Para realizar o cruzamento das imagens classificadas com as imagens de controle, e assim possibilitar uma visualização dos resultados da classificação *fuzzy*, bem como escolher o intervalo de PPCP que melhor descreve a realidade, foram obedecidos os seguintes passos:

- a) Foram recortadas na imagem Landsat classificada pelo método *fuzzy*, áreas com as mesmas coordenadas das imagens de controle (áreas 1 e 2), essas áreas tiveram o tamanho do seu *pixel* modificado para o mesmo tamanho do *pixel* da imagem QuickBird.

- b) Foi realizado através do módulo *crossstab* do programa *Idrisi 32*, o cruzamento dos recortes da imagem classificada Landsat e os recortes das imagens de controle (QuickBird).

Para a análise da classificação realizada, utilizando-se uma classe única *impermeável*, além do módulo *crossstab* foi utilizado também o módulo *area* do programa *Idrisi 32*.

4.5.9 Comparação dos resultados das classificações MAXVER e FUZCLASS, para avaliação das áreas impermeáveis dentro da bacia do arroio Dilúvio.

Para uma avaliação dos resultados obtidos nas classificações para áreas impermeáveis, realizadas na imagem Landsat 7 ETM+ do ano de 2000, foi realizado um cruzamento entre essas classificações, Máxima Verossimilhança e *Fuzclass* (classe única), através do módulo *crossstab* do programa *Idrisi 32*. As classes utilizadas no cruzamento foram o urbano da classificação MAXVER e a impermeável na FUZCLASS. A área analisada foi a bacia hidrográfica do arroio Dilúvio. Comparações entre resultados de classificadores e dados de diferentes sensores podem auxiliar na escolha do sensor ou do classificador a ser utilizado. Este procedimento foi realizado em Baptista (2003), onde foram comparados os dados do sensor CCD do satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestre (CBERS) e os dados do Landsat 7 ETM+ na região de Brasília. Os resultados dos cruzamentos do presente trabalho estão apresentados no capítulo Resultados e Discussão.

4.5.10 Utilização de dados censitários para identificar áreas impermeáveis em subbacias do arroio Dilúvio

Utilizando dados censitários do ano de 2000 e aplicando a técnica apresentada por Campana e Tucci (1994) relacionando faixas de densidade habitacional e a percentagem de áreas impermeáveis da bacia, foi possível realizar um trabalho de estimativa de área impermeável para a maior parte das subbacias do arroio Dilúvio. Este tipo de avaliação, é apenas uma aproximação da realidade, pois a distribuição espacial da população não é homogênea dentro do polígono representado pelos dados.

Segundo Fagundes (2002) os dados censitários são de fácil aquisição, pois é um instrumento de pesquisa geográfica utilizado em muitos países. No Brasil, por exemplo é possível adquirir essas informações no Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística IBGE .

Os dados utilizados são de população por bairros de Porto Alegre (vide anexo IV) e foram adquiridos no IBGE. Através do recurso do aplicativo *Idrisi 32* para o cálculo de área (*area*) e utilização da planilha de cálculo *excel*, foi possível construir uma tabela de densidade de população por hectare em cada bairro (tabela 4.5.10.1).

A partir do cruzamento (*crosstab*) do mapa com divisão dos bairros de Porto Alegre (fig. 4.5.10.1), com o mapa da divisão das subbacias do arroio Dilúvio (fig. 4.5.10.2), foi possível determinar o quanto de área de cada bairro pertencia a cada subbacia.

Com os valores de densidade de população por hectare em cada bairro e com os valores de área de cada bairro em cada bacia foi possível construir um mapa de população por hectare em cada subbacia do arroio Dilúvio (anexo IV).

Bairro	Área (ha)	Densidade (Pop/ha)
		2000
Medianeira - Porto Alegre – RS	153,70	80,86
Praia de Belas - Porto Alegre – RS	188,49	9,92
Cidade Baixa - Porto Alegre – RS	83,25	199,81
Menino-Deus - Porto Alegre – RS	222,79	132,76
Farroupilha - Porto Alegre – RS	59,54	18,49
Santa Cecília - Porto Alegre – RS	68,50	84,67
Santana - Porto Alegre – RS	152,57	139,09
Azenha - Porto Alegre – RS	125,28	107,35
Santa Teresa - Porto Alegre – RS	463,45	101,79
Teresópolis - Porto Alegre – RS	325,24	39,49
Glória - Porto Alegre – RS	106,69	82,57
Coronel Aparício Borges - Porto Alegre – RS	281,74	80,88
Santo Antônio - Porto Alegre – RS	135,76	106,01
Partenon – Porto Alegre – RS	583,80	81,29
Vila João Pessoa - Porto Alegre – RS	84,26	124,88
São José – Porto Alegre – RS	216,40	133,81
Jardim Botânico – Porto Alegre – RS	198,61	57,87
Petrópolis – Porto Alegre – RS	343,15	102,20
Bom Jesus - Porto Alegre – RS	193,96	145,54
Cascata - Porto Alegre – RS	676,45	35,67
Agronomia - Porto Alegre – RS	1453,92	7,35
Centro - Porto Alegre – RS	206,95	178,12
Bonfim - Porto Alegre – RS	37,87	299,74
Independência – Porto Alegre – RS	46,43	137,99
Moinhos de Vento - Porto Alegre – RS	91,62	88,05
Rio Branco - Porto Alegre – RS	145,24	131,29
Bela Vista – Porto Alegre – RS	91,52	105,12
Mont'Serrat - Porto Alegre – RS	82,09	124,69
Jardim do Carvalho - Porto Alegre – RS	314,39	82,43
Jardim do Salso – Porto Alegre – RS	92,00	55,90
Lomba do Pinheiro - Porto Alegre – RS	2082,00	14,60

Tabela 4.5.10.1. Densidade de população por hectare por bairro, com base no censo de 2000.

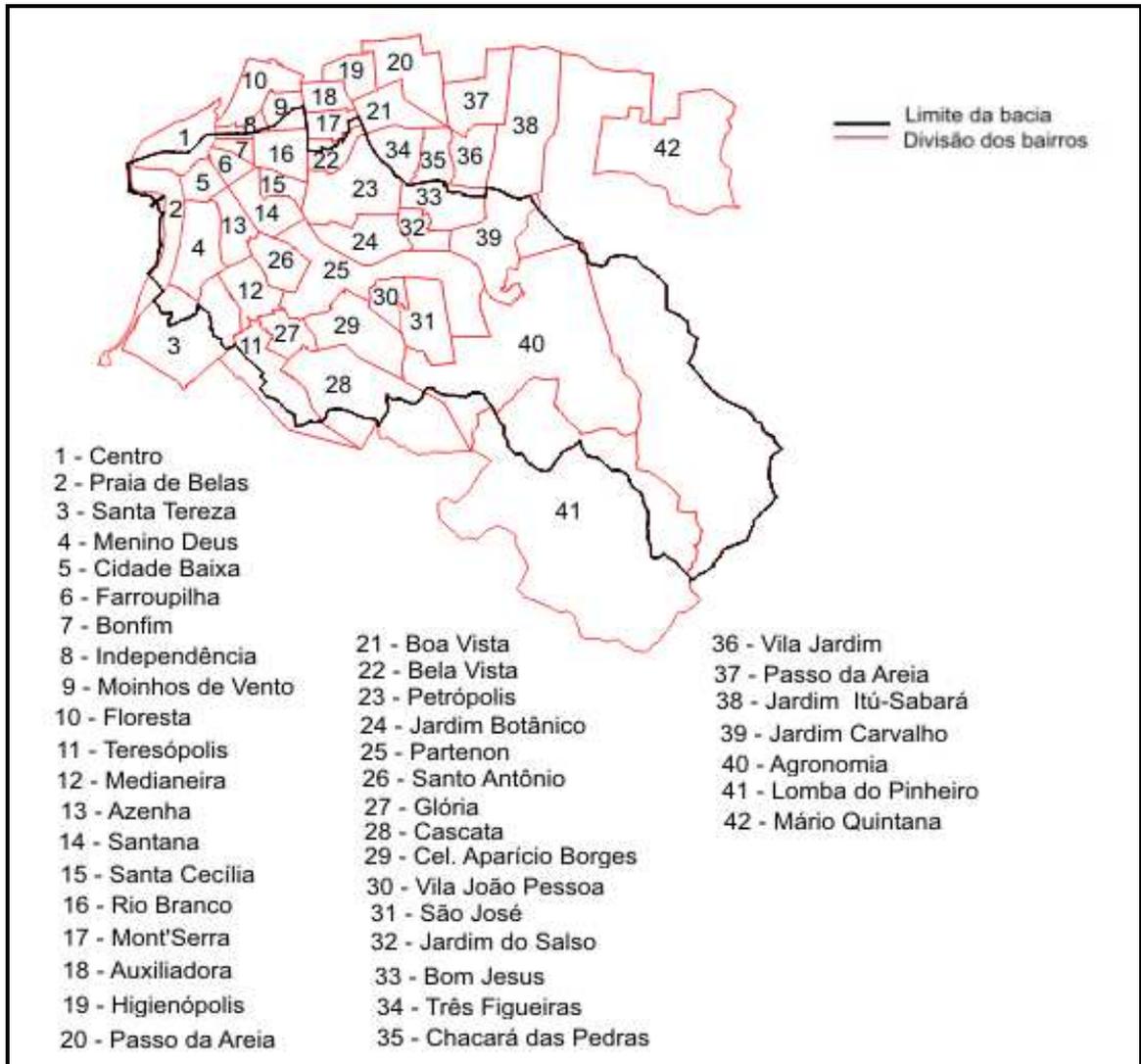


Fig. 4.5.10.1. Mapa com a divisão dos bairros de Porto Alegre (SMOV) sobrepostos pela bacia hidrográfica do Arroio Dilúvio. Escala aproximada 1:240 000.

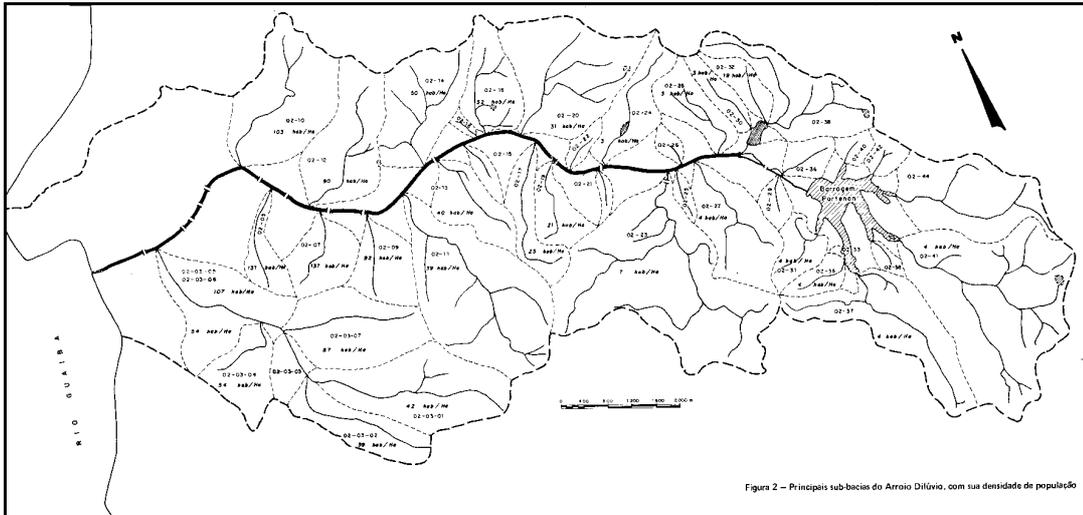


Fig. 4.5.10.2. Mapa com as principais subbacias do arroio Dilúvio (Alvarez & Sanches – 1979).

Campana e Tucci (1994) apresentaram um estudo onde foi estabelecida uma relação entre densidade populacional e área impermeável para as cidades de Porto Alegre, Curitiba e São Paulo. O resultado desse estudo foi uma curva de tendência geral da relação população – impermeabilidade (fig. 4.5.10.3).

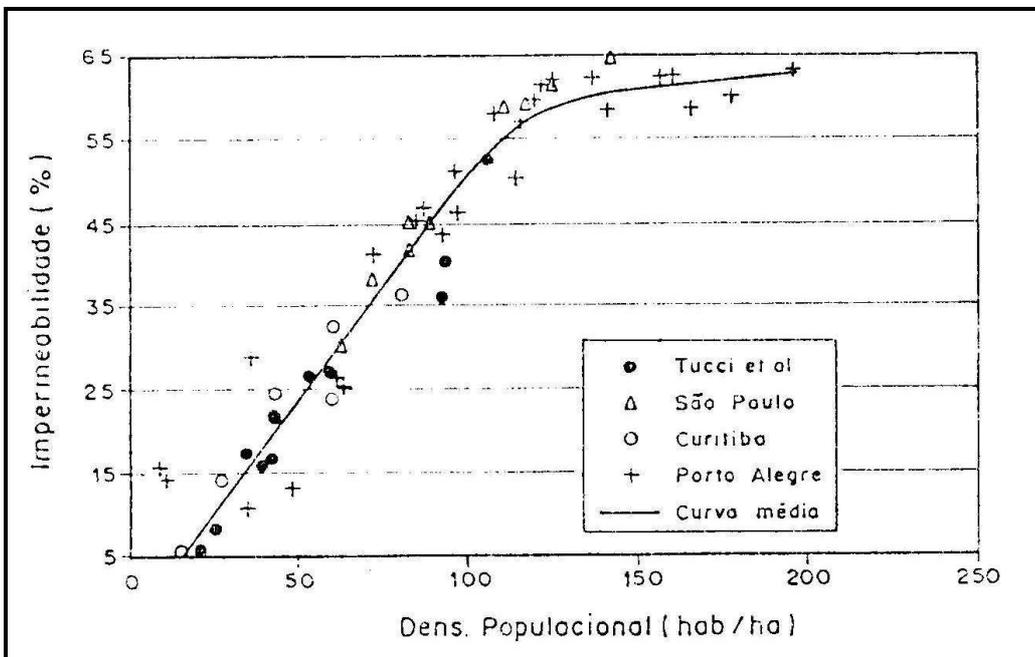


Fig. 4.5.10.3. Tendência geral da relação população – impermeabilidade, em Campana e Tucci (1994).

Os resultados apresentados pela curva acompanham a mesma tendência apresentada em estudos anteriores por Tucci *et al.* (1989) em Campana e Tucci (1994), onde foi estabelecida a relação entre densidade populacional e áreas impermeáveis através da seguinte equação:

$$I = 4 D1 + 4,57 D2 + 4,7 D3 - 405,7$$

Onde: I é a taxa de áreas impermeáveis;

D1 é a parcela da bacia com densidade menor que 50 hab/ha;

D2 é a parcela com densidade entre 50 e 100 hab/ha;

D3 é a parcela com densidade acima de 100 hab/ha.

A equação foi aplicada em dois tipos de situações: numa bacia totalmente rural ou com densidade menor que 50 hab/ha onde o valor de I foi negativo, demonstrando um resultado irreal; e numa bacia urbana onde a taxa da componente D3 era 100%, e a equação apresentou um resultado de 64,3%, sendo este o resultado máximo para a taxa de impermeabilização.

Quando a equação anterior não puder ser utilizada, pode-se utilizar a equação:

$$I = 0,54 D - 4,936$$

Onde D é a densidade média da bacia.

Esta relação entre a área impermeável e a densidade populacional foi utilizada para estimar a porcentagem de área impermeável nas subbacias do arroio Dilúvio. A área impermeável de toda a bacia não pode ser estimada, devido aos seguintes fatores:

- Os bairros de Porto Alegre não abrangem toda a bacia, ocasionando uma falta de dados de população nas subbacias de montante (algumas dessas subbacias estão dentro do município de Viamão).
- No trabalho de Alvarez & Sanchez (1979), as subbacias próximas a foz não foram delimitadas, por isso não são apresentados resultados para essas bacias.

Para avaliação desse método de estimativa de área impermeável em áreas urbanas, foi realizada uma comparação entre os resultados desse método e os resultados da classificação *fuzzy*. Essa comparação está apresentada no capítulo Resultados e Discussão.

5. Resultados e Discussão

Este capítulo apresenta os resultados das avaliações descritas no capítulo metodologia.

5.1 Classificação das imagens Landsat pela Máxima Verossimilhança.

A identificação da área impermeável nas imagens foi realizada através da classificação pela Máxima Verossimilhança. Essa classificação utiliza a média dos níveis digitais das classes amostradas, para definir através de parâmetros estatísticos, a que classe pertence o *pixel*. As bandas utilizadas foram 1 a 5 e 7 dos sensores Landsat 5 TM do ano de 1987 e Landsat 7 ETM+ do ano de 2000. O sensor ETM+ se demonstrou superior ao sensor TM, na distinção visual de objetos da imagem. As classes amostradas foram as seguintes: água, solo exposto, urbano e vegetação.

A classe que representa as áreas impermeáveis, aparece na cor magenta nas imagens classificadas (fig. 5.1.1 e 5.1.2). Os resultados apresentados na classificação demonstraram que houve confusão da classe impermeável com as classes vegetação e solo exposto, e identifica-se isso com mais profusão na imagem do ano de 1987, principalmente nas áreas das ilhas do delta do Jacuí.

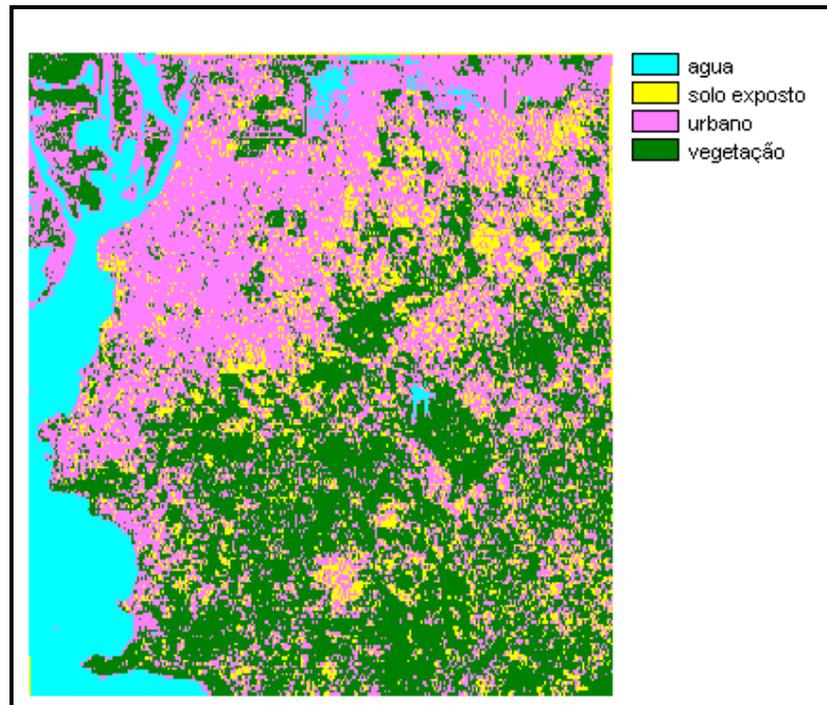


Fig. 5.1.1. Imagem Landsat 5 TM, classificada pela Máxima Verossimilhança, ano de 1987, mês de agosto, inverno (época de chuvas). Escala aproximada 1:300 000.

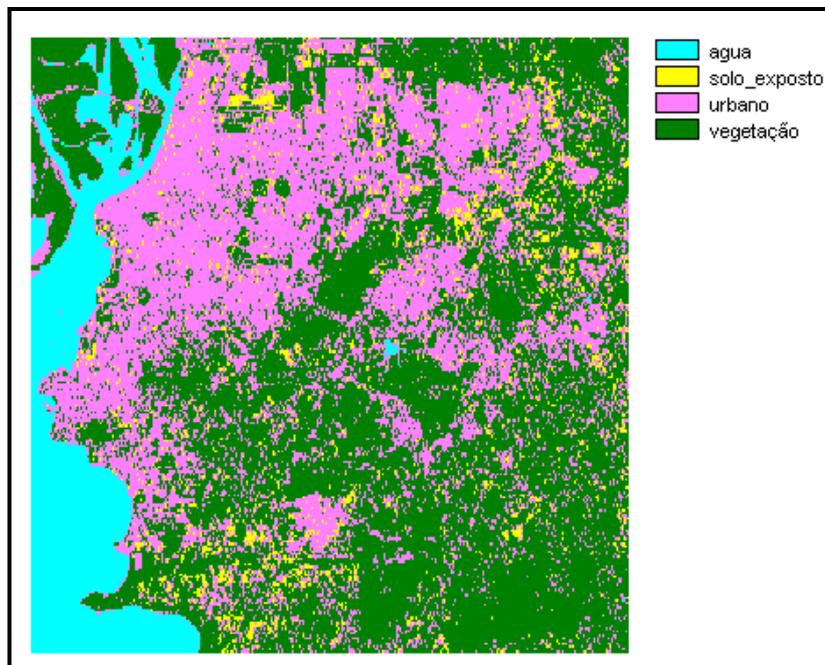


Fig. 5.1.2. Imagem Landsat 7 ETM+, classificada pela Máxima Verossimilhança, ano de 2000, mês de fevereiro, verão. Escala aproximada 1:300 000.

5.2 Estimativa do aumento da área impermeável na bacia do arroio Dilúvio utilizando a classificação pela Máxima Verossimilhança.

A estimativa do aumento da área impermeável dentro da bacia do arroio Dilúvio, entre os anos de 1987 e 2000, foi realizada através do cruzamento da classe **urbano**, nas imagens classificadas pela Máxima Verossimilhança (fig. 5.2.1 e 5.2.2).

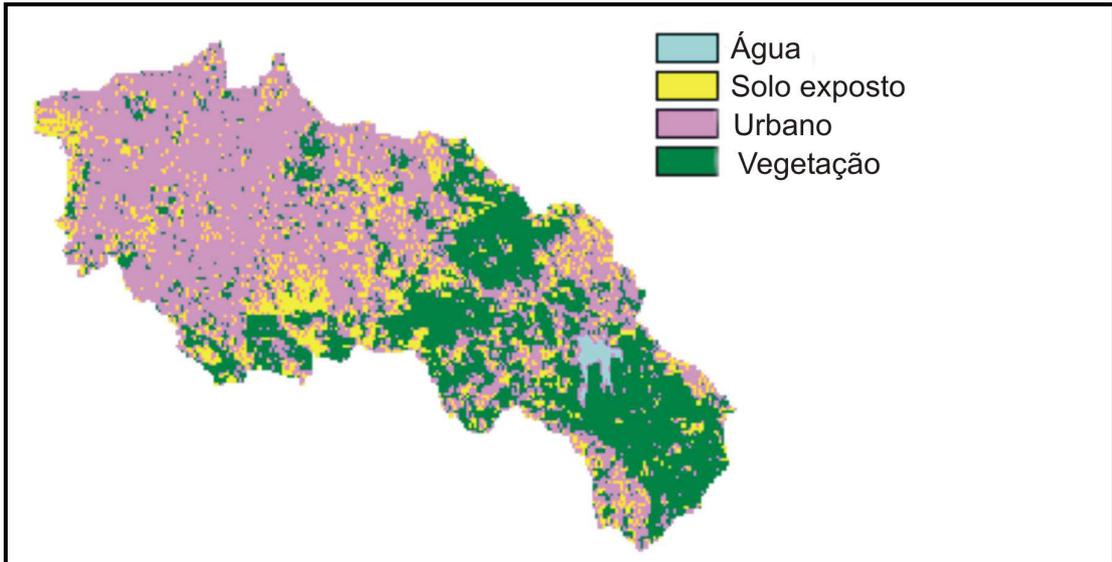


Fig. 5.2.1. Identificação da classe “urbano” na bacia do arroio Dilúvio, no ano de 1987. Escala aproximada 1: 210 000

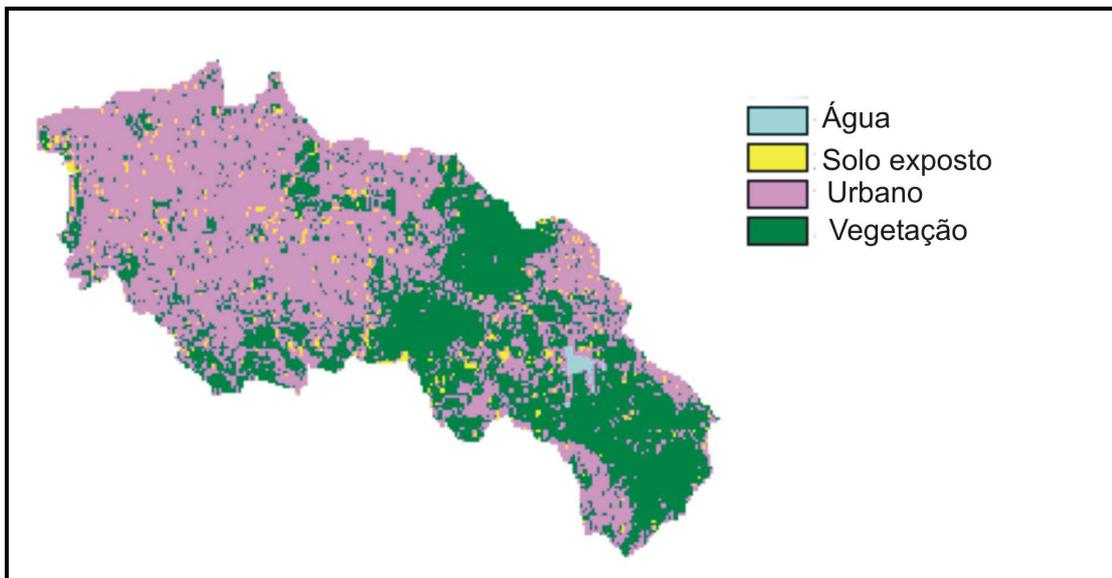


Fig. 5.2.2. Identificação da classe “urbano” na bacia do arroio Dilúvio, no ano de 2000. Escala aproximada 1: 210 000

A primeira avaliação realizada foi através do valor de área impermeável existente dentro da bacia do arroio Dilúvio, nas duas datas. Para isso utilizamos a área classificada como urbano, para representar a área impermeável. O valor de área existente na classe urbano em 1987 é de 43 924 476 m², enquanto que o valor de área da classe urbano em 2000 é 47 864 629 m². Houve um aumento na área classificada como impermeável entre os anos de 1987 e 2000, de 3 940 153 m², representando um aumento de 8% em relação a 1987.

A segunda avaliação foi o cruzamento da classe urbano nas duas datas, propiciando uma visualização do crescimento da área impermeável dentro da bacia (fig. 5.2.3). O aumento de área impermeável na bacia do arroio Dilúvio entre os anos de 1987 e 2000, aparece na figura com a cor azul.

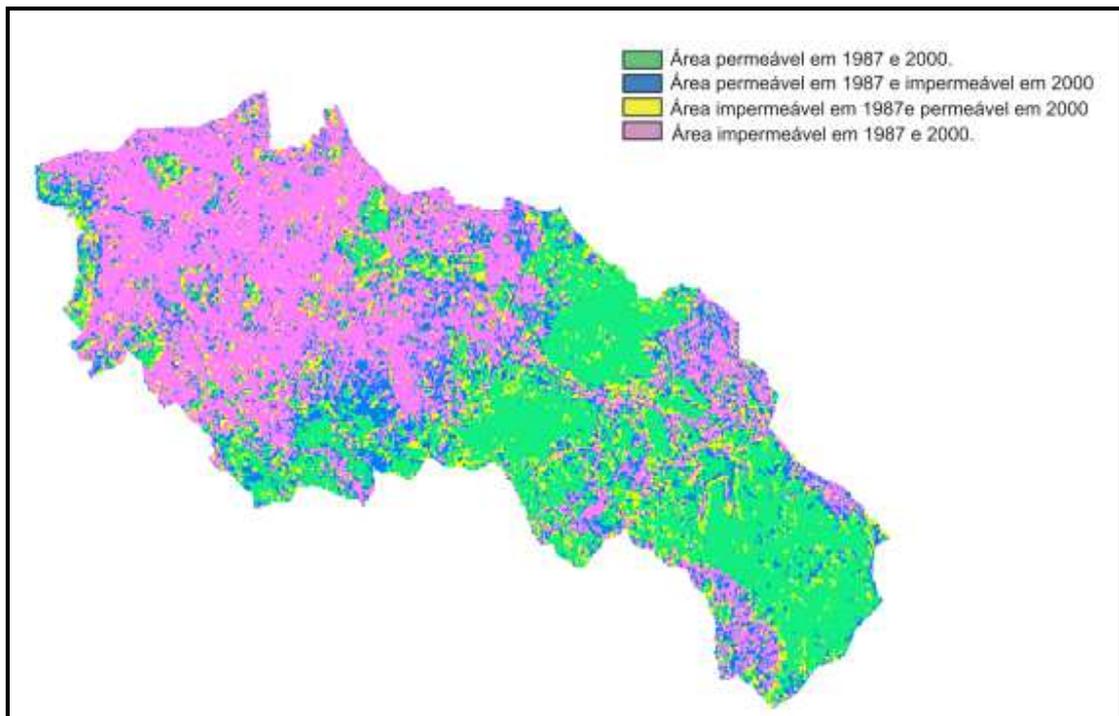


Fig. 5.2.3. Cruzamento das áreas impermeáveis, classificadas pela MAXVER, nas imagens Landsat 5 TM (1987) e Landsat 7 ETM+ (2000). Escala aproximada 1:160 000

5.3 Caracterização espectral dos materiais de cobertura, através das bandas do satélite Landsat 7 ETM+ do ano de 2000.

A resposta espectral dos materiais impermeáveis utilizados no estudo (asfalto, concreto, fibrocimento, zinco e telha de barro), através das bandas espectrais (1 a 5 e 7) do satélite Landsat 7 ETM+ é apresentada na figura 5.3.1.

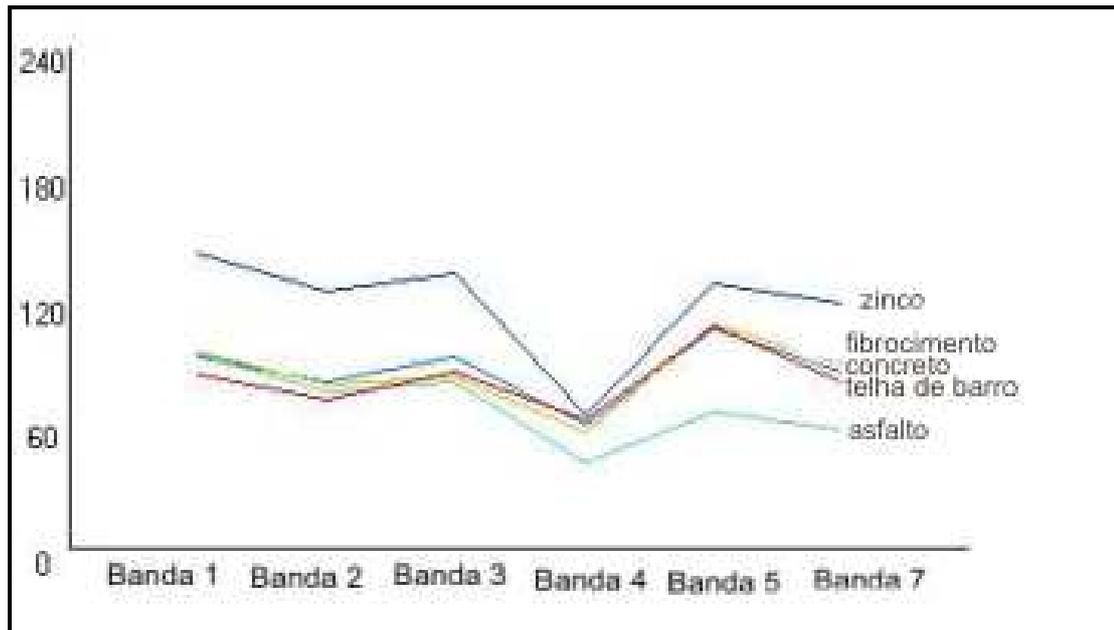


Fig. 5.3.1. Comportamento espectral dos materiais impermeáveis nas bandas 1 a 5 e 7 do Landsat 7 ETM+ (2000), valor da média dos números digitais em cada banda.

Analisando as médias apresentadas para os materiais de amostragem, podemos dizer que de uma forma geral observa-se uma semelhança no comportamento espectral dos mesmos. As respostas no visível (bandas 1, 2 e 3) são muito próximas para os materiais: asfalto, concreto, fibrocimento e telha de barro. O zinco é o material que apresenta os maiores números digitais (ND) nestas bandas. Na banda do infravermelho próximo (banda 4) acontece uma queda nos valores para todos os materiais, e o asfalto apresenta o menor valor se separando dos demais. O infravermelho médio apresenta dois momentos, um de crescimento nos valores (banda 5), onde acontece a melhor separação entre asfalto, zinco e os outros materiais, e um de decréscimo (banda 7). Dois materiais apresentaram comportamento diferenciado em relação aos outros, o zinco que se destaca dos outros materiais, apresentando valores maiores de ND nas bandas 1,2,3,5 e 7, e o asfalto que ao

contrário apresenta valores baixos de ND, se separando dos outros materiais nas bandas 4, 5 e 7. O comportamento espectral de cada material nas bandas do Landsat 7 ETM+ é apresentado de uma forma mais detalhada na figura 5.3.2, onde observamos os valores de máximo e mínimo junto com a média de cada material (asfalto, concreto, fibrocimento, telha de barro e zinco) em todas as bandas (1 a 5 e 7) do Landsat 7 ETM+.

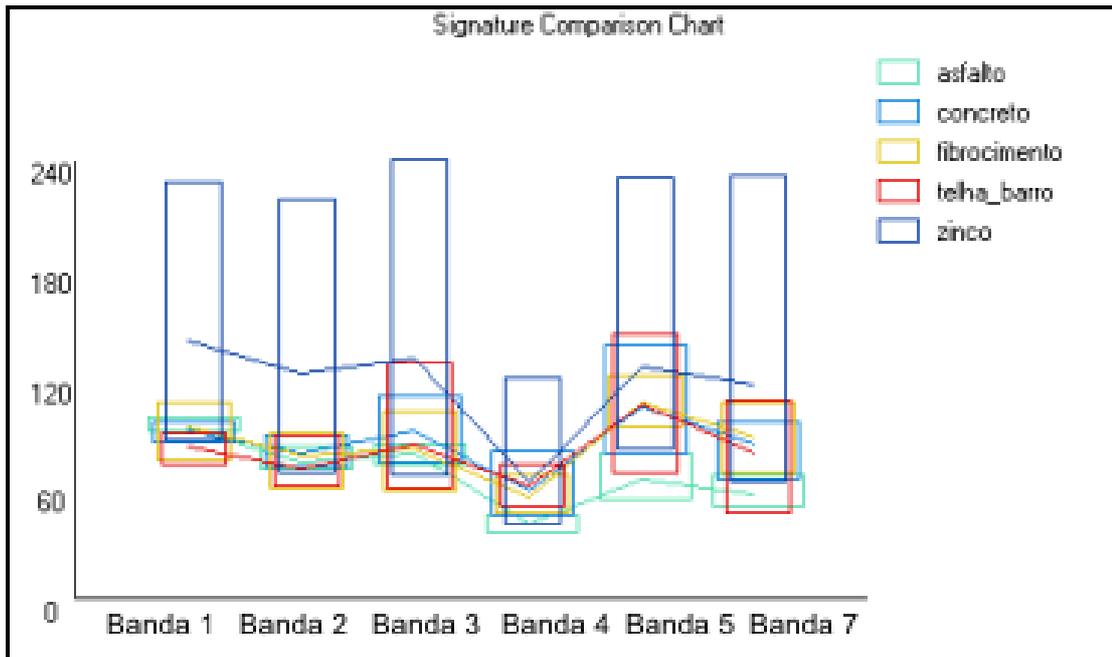


Fig. 5.3.2. Distribuição dos números digitais em cada banda (1 a 5 e 7) do Landsat 7 ETM+, mês de fevereiro do ano de 2000 (verão), valores da média, máxima e mínima.

Em todas as bandas (1 a 5 e 7) o material que apresenta a maior variação entre o valor máximo e o mínimo é o zinco, e por ter a maior reflectância, conseqüentemente tem os maiores números digitais (ND). Nas bandas 1, 2 e 3 correspondentes ao comprimento de onda do visível (0,4 a 0,7 μm) a maioria dos materiais apresentam pequena variação entre o valor máximo e o mínimo, com exceção da telha de barro que apresenta seus valores máximos na banda 3 (vermelho). No infravermelho próximo (banda 4) todos os materiais apresentam ND menores, e o zinco apresenta sua menor variação entre o valor máximo e o mínimo. Há uma absorção desse comprimento de onda por todos os materiais, diminuindo os valores de reflectância. Na banda 5 (1,55 a 1,75 μm) acontece a melhor separação entre o asfalto e o zinco dos outros materiais, embora o intervalo de ND do zinco, se sobreponha aos valores digitais dos outros materiais (menos o asfalto). A telha de barro também

apresenta um intervalo de ND maior nesta banda. Na banda 7 (2,08 a 2,35), há uma aproximação entre os ND do asfalto e do zinco, mas ainda continuam separados dos outros materiais.

5.4 Caracterização espectral dos materiais de cobertura, através das bandas do satélite Landsat 5 TM do ano de 1987.

A caracterização espectral dos materiais impermeáveis (asfalto, concreto, fibrocimento, zinco e telha de barro), nas bandas espectrais (1 a 5 e 7) do satélite Landsat 5 TM é apresentada na figura 5.4.1.

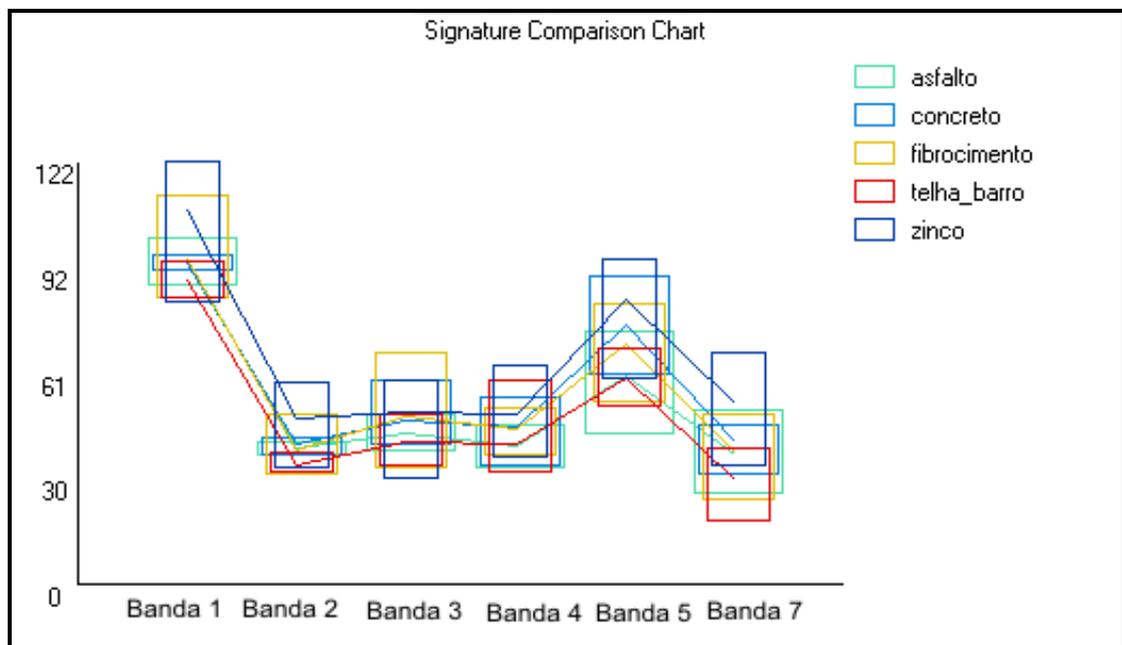


Fig. 5.4.1. Comportamento espectral dos materiais impermeáveis nas bandas 1 a 5 e 7 do Landsat 5 TM, mês de agosto de 1987 (inverno), valores da média, máximo e mínimo em cada banda.

A análise das médias e da dispersão dos valores mostrou que o comportamento espectral apresentado pelos materiais impermeáveis é muito semelhante nas bandas utilizadas (1 a 5 e 7) do Landsat 5 TM. As médias para todos os materiais são próximas, com a melhor separação entre as classes ocorrendo nas bandas 5 e 7. A dispersão de valores é pequena para todos os materiais, com o zinco apresentando a maior dispersão e os maiores valores na maioria das bandas.

As resposta no visível (bandas 1, 2 e 3) mostram um comportamento semelhante para todos os materiais. Na banda 1 (0.45 a 0.52 μm) estão os maiores números digitais para todos os materiais, na banda 2 (0.52 a 0.60 μm) há um decréscimo nos valores (diminuição a menos da metade em relação a banda 1) e na banda 3 (0.63 a 0.69 μm) a um pequeno aumento nos valores. A banda do infravermelho próximo (banda 4) mantém os mesmos valores em relação a banda 3. O infravermelho médio (banda 5), apresenta um de crescimento nos valores e uma maior separação entre as classes. O infravermelho médio (banda 7), apresenta um decréscimo nos valores em relação a banda 5.

5.5 Classificação das imagens Landsat utilizando o classificador *fuzzy* para identificação dos materiais das coberturas impermeáveis.

Para verificar as condições de obter uma melhor identificação com relação a classificação anterior da área impermeável, foi utilizado um classificador *fuzzy* que subdivide o *pixel* nas classes de interesse. A classificação foi realizada utilizando-se o classificador *Fuzclass* (*Fuzzy Set Membership classification*), que é um dos classificadores não rígidos do programa *Idrisi 32*.

Através da verificação da informação espectral em cada *pixel* da imagem, esse módulo produz um conjunto de imagens (uma para cada classe) que expressam a pertinência de cada classe em cada *pixel*, ou seja, a predominância da classe no *pixel*, esse valor é identificado pela possibilidade de presença da classe no *pixel* (PPCP).

As classes utilizadas na classificação foram: água, solo exposto, vegetação, asfalto, concreto, fibrocimento, telha de barro e zinco. Foram utilizadas as bandas 1 a 5 e 7 dos sensores Landsat 5 TM e Landsat 7 ETM+ para a criação das assinaturas espectrais de cada material e realização da classificação.

Os resultados para cada material impermeável, resultantes da aplicação do módulo *Fuzclass* do programa *Idrisi 32*, são apresentadas nas figuras 5.5.1 e 5.5.2. O grau de incerteza da classe no *pixel*, nas imagens resultantes da classificação através do módulo *Fuzclass*, é representado por valores que estão dentro do intervalo 0 e 1. Podemos observar nas figuras 5.5.1 e 5.5.2 o grau de incerteza na classificação para cada material impermeável (asfalto, concreto, fibrocimento, telha de barro e zinco). A possibilidade de presença da classe no *pixel* (PPCP) é representada pela variação de cor, que vai do preto ao

verde escuro. O preto indica um PPCP igual à 0, ou seja, nenhuma possibilidade da classe no *pixel*, e o verde mais escuro indica um PPCP igual à 1, ou seja, 100% de possibilidade de existir a classe dentro do *pixel*. Os diversos tons intermediários representam as diferentes PPCP, de cada material em cada *pixel*.

Há um padrão geométrico bem definido no material asfalto, “rede viária”. Os outros materiais (concreto, fibrocimento e telha de barro) embora tenham valores altos de PPCP nas suas imagens (tonalidade verde), apresentam resultados muito semelhantes entre si, tornando a sua diferenciação muito difícil. O zinco por ter um grande intervalo de variação de ND na sua representação espectral, acaba englobando quase todos os componentes da cena dentro da sua classe, mas com baixos valores de PPCP, indicando um grau de incerteza muito grande.

As imagens *fuzzy* apresentadas pelo classificador para o ano de 1987, mostram semelhança no comportamento espectral entre todos materiais amostrados. Embora as imagens apresentem altos graus de PPCP, existe uma sobreposição de resultados positivos em um mesmo *pixel* para os diferentes materiais. Este fato pode ser visualizado nas imagens classificadas para fibrocimento e telha de barro da figura 5.5.2.

Junto as imagens classificadas é mostrada uma composição colorida da área, para identificação da distribuição espacial das classes. Essa composição é formada pelas seguintes bandas: banda 3 (comprimento de onda do vermelho) aparece na cor vermelha, banda 4 (comprimento de onda do infravermelho próximo) na cor verde e banda 5 (comprimento de onda do infravermelho médio) na cor azul. Essa composição de bandas nessas cores, apresenta a área urbanizada na cor magenta, a vegetação na cor verde e a água na cor azul escuro.

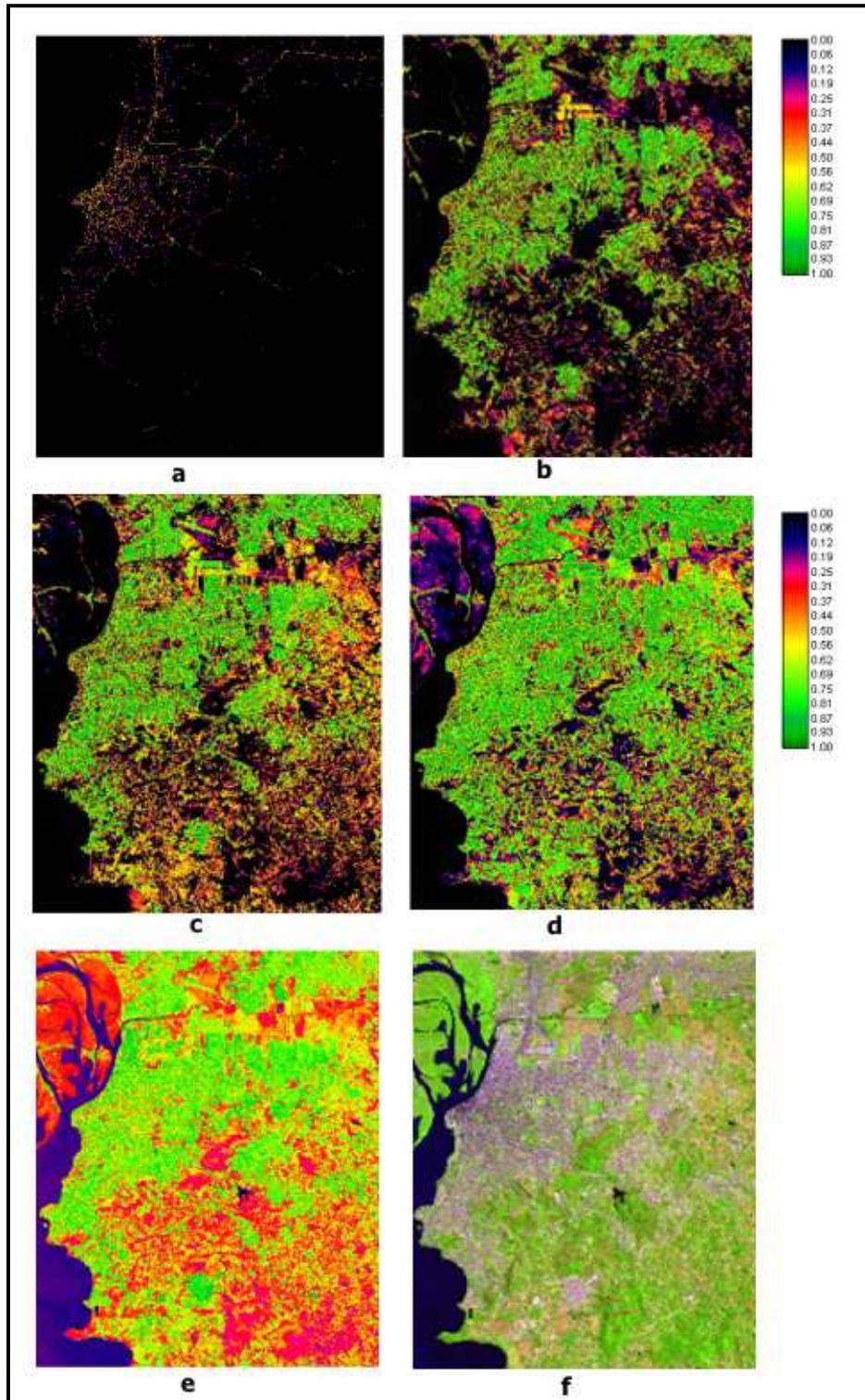


Fig. 5.5.1. Imagens resultantes da classificação fuzzy, através do módulo *Fuzclass* do programa *Idrisi 32*, para os materiais impermeáveis (2000): a) asfalto; b) concreto; c) fibrocimento; d) telha de barro; e) zinco; f) composição colorida com as bandas 3 (R),4 (G) e 5 (B). Escala aproximada 1: 530 000.

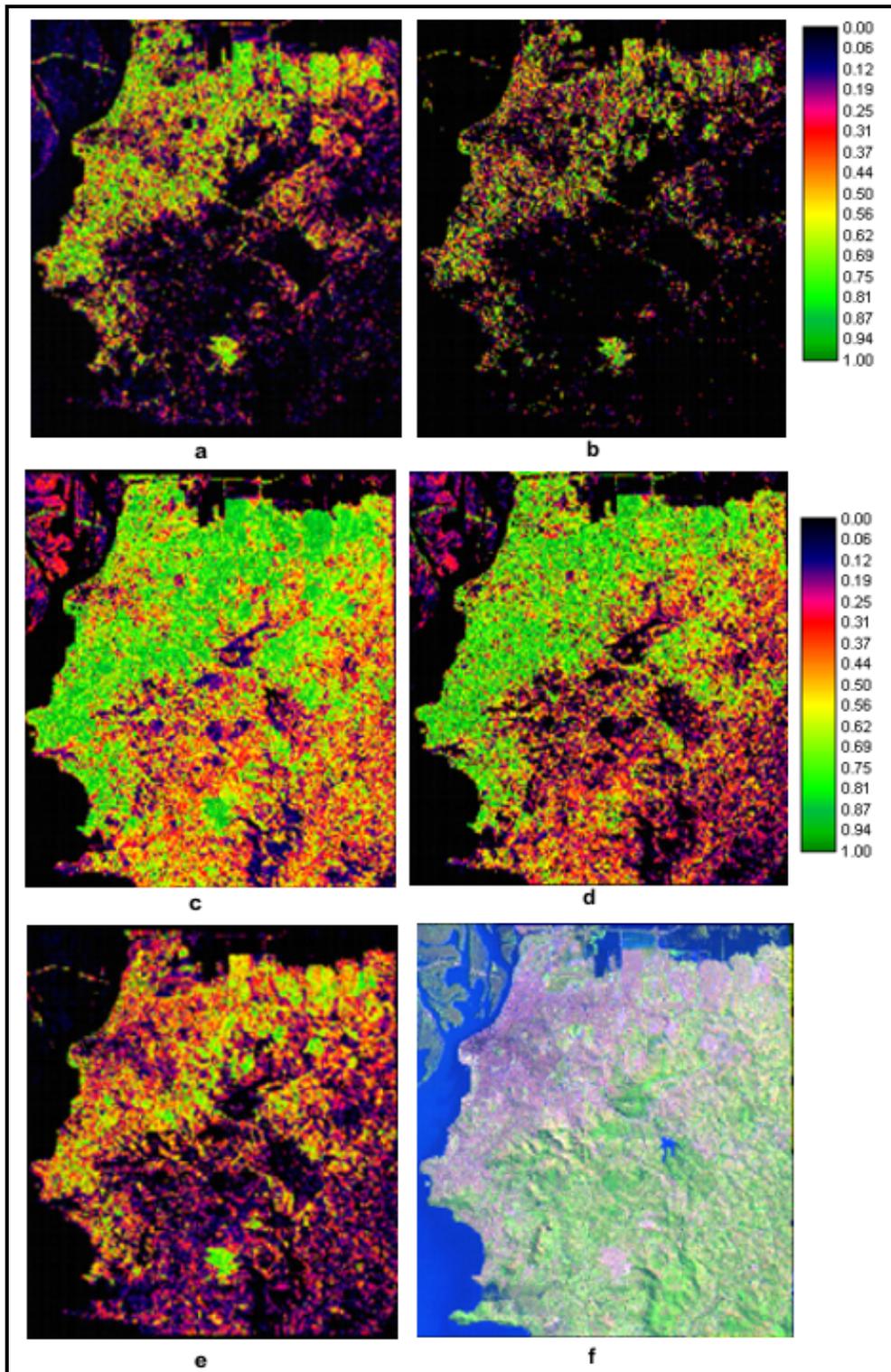


Fig. 5.5.2.. Imagens resultantes da classificação *fuzzy*, através do módulo *Fuzclass* do programa *Idrisi 32*, para os materiais impermeáveis (1987): a) asfalto; b) concreto; c) fibrocimento; d) telha de barro; e) zinco; f) composição colorida com as bandas 3 (R),4 (G) e 5 (B). Escala aproximada 1: 420 000.

5.6 Utilização de recortes da imagem do satélite QuickBird para avaliar os resultados da classificação *fuzzy* para os materiais das coberturas impermeáveis.

A partir do mapeamento dos materiais impermeáveis dentro de áreas de controle, já referidas anteriormente, foi realizada uma avaliação dos resultados apresentados na classificação *fuzzy*. Os resultados da classificação *Fuzclass* para a imagem do sensor Landsat 5 TM (1987), não obtiveram o mesmo nível de resultados daqueles apresentados na classificação da imagem Landsat 7 ETM+ (2000), tornando o cruzamento das imagens de controle com a classificação dessa data uma opção pouco promissora.

Os polígonos digitalizados, nos recortes da imagem QuickBird, para cada material impermeável (asfalto, concreto e fibrocimento (juntos), telha de barro e zinco), foram sobrepostos aos recortes, da mesma área e com o mesmo tamanho de *pixel*, das imagens Landsat, 7 ETM+, classificadas por material impermeável. Com essa sobreposição foi possível identificar a coincidência de cada material classificado com a verdade de campo. O intervalo de possibilidade de presença da classe no *pixel* (PPCP), utilizado nas imagens classificadas por material impermeável, foi definido através do cruzamento das imagens. Esse cruzamento (sobreposição) foi realizado através de uma das operações do módulo *crosstab* do programa *Idrisi 32*.

O cruzamento das imagens, foi realizado em duas áreas: uma com um relevo acidentado e com baixa densidade de ocupação (área 1) e a outra com um relevo plano com alta densidade de ocupação (área 2).

Abaixo é apresentado o resultado do cruzamento das imagens para o material impermeável, asfalto. O cruzamento para o restante dos materiais é apresentado no anexo V.

Asfalto:

Área 1 (fig. 5.6.1): A imagem classificada apresentou um valor máximo de PPCP de 0,63 para o asfalto nessa área. O asfalto classificado na imagem Landsat, recebeu a denominação de asfalto1 e o asfalto interpretado na imagem QuickBird foi chamado de asfalto2. Devido a pouca quantidade de *pixels* classificados como asfalto no recorte da

imagem Landsat, houve pouca coincidência entre as duas imagens. O cruzamento dos recortes das duas imagens apresentou os seguintes resultados:

- verde = não existe asfalto em nenhuma das imagens (classificada e interpretada).
- azul = na imagem classificada existe asfalto/ na imagem interpretada não.
- amarelo = na imagem classificada não existe asfalto/ na imagem interpretada sim.
- vermelho = há coincidência nas duas imagens para asfalto.

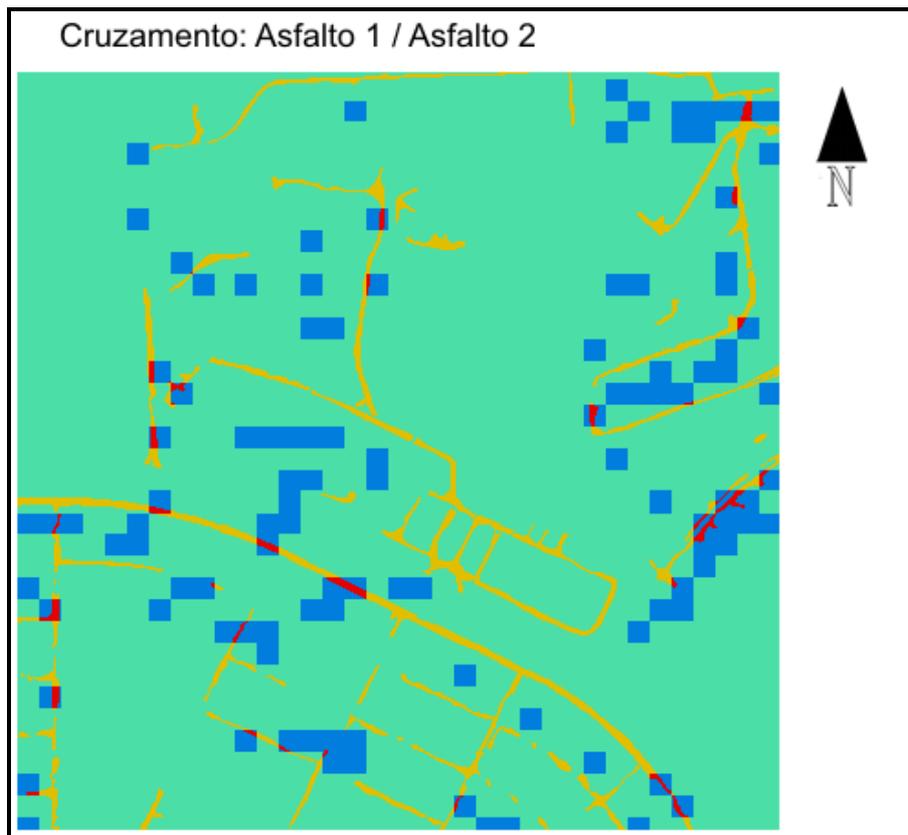


Fig. 5.6.1. Cruzamento entre as imagens: Landsat 7 ETM+ (classificada) e QuickBird (interpretada visualmente) para identificação da classe asfalto na área 1. Escala aproximada 1:10 000.

Área 2 (fig. 5.6.2): Na imagem classificada nessa área o asfalto apresentou um valor máximo de PPCP de 0,98. A mesma denominação é utilizada nesta área, asfalto1 (classificado) e asfalto 2 (interpretado).. Há um maior número de *pixels* coincidentes do que a área anterior, mas mesmo assim não apresenta um bom resultado. A interpretação do resultado através das cores é o seguinte:

- verde = não existe asfalto em nenhuma das imagens (classificada e interpretada).

- azul = na imagem classificada não existe asfalto/ na imagem interpretada sim.
- amarelo = na imagem classificada existe asfalto/ na imagem interpretada não.
- vermelho = há coincidência nas duas imagens para asfalto.

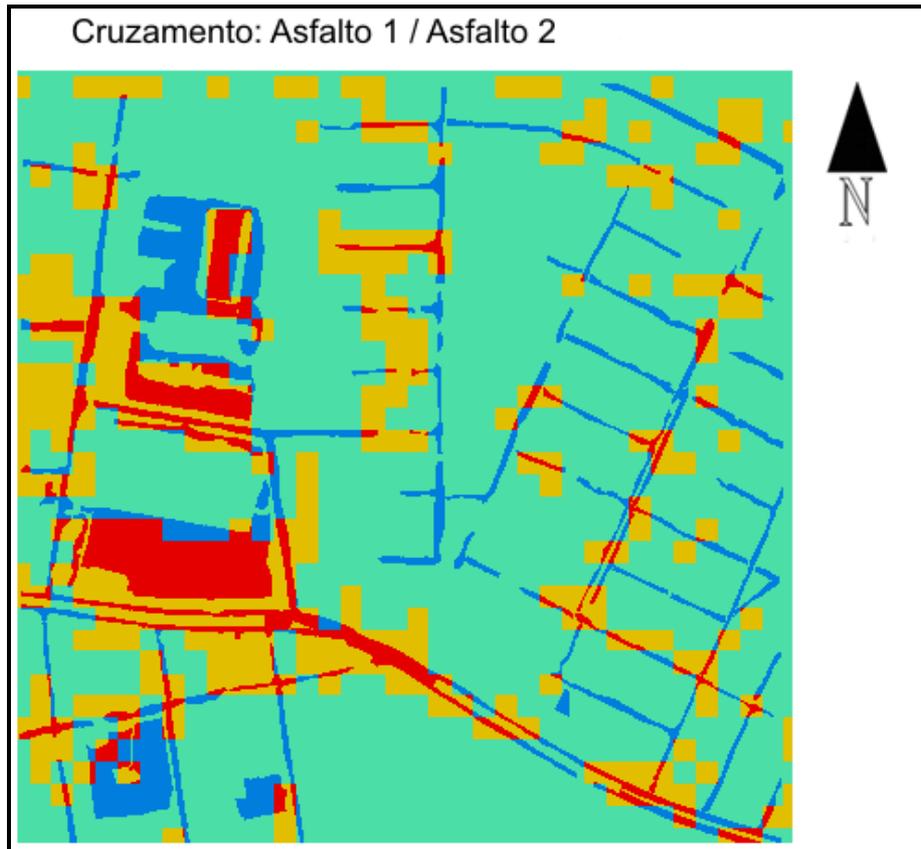


Fig. 5.6.2. Cruzamento entre imagens: Landsat 7 ETM+ (classificada) e QuickBird (interpretada visualmente) para identificação da classe asfalto na área 2. Escala aproximada 1:10 000.

5.7 Classificação da imagem Landsat 7 ETM+ do ano de 2000 utilizando o classificador *fuzzy* para identificação de uma classe única para área impermeável.

Os resultados do cruzamento entre as imagens classificadas *fuzzy* para os materiais de cobertura impermeável e as imagens de controle demonstraram que a classificação para esses materiais separadamente, embora apresente uma boa distribuição espacial dos *pixels* em algumas áreas, não demonstrou a qualidade necessária para ser utilizado na identificação desses materiais. Na procura de obter-se índices de coincidência maiores, foi decidido utilizar uma classe única para as áreas impermeáveis. Essa classe única, é composta pelas mesmas amostras utilizadas para classificar os materiais impermeáveis separadamente, e foi denominada “impermeável”.

Através do módulo *Fuzclass (Fuzzy Set Membership classification)* do programa *Idrisi 32*, foram feitas novas classificações utilizando as bandas 1 a 5 e 7 do Landsat 7 ETM+ (2000) para as classes: impermeável, solo exposto, água e vegetação. Os resultados dessa nova classificação são apresentados na figura 5.7.1.

Como na classificação anterior, a possibilidade de presença da classe no *pixel* (PPCP) é representada pela variação de cor, que vai do preto ao verde escuro. O preto indica um PPCP igual à 0, ou seja, nenhuma possibilidade da classe estar presente no *pixel*, e o verde mais escuro indica um PPCP igual à 1, ou seja, 100% de possibilidade de existir a classe dentro do *pixel*. Os diversos tons intermediários representam as diversas PPCP para cada classe. Os resultados apresentados na nova classificação para o sensor Landsat 7 ETM+ (2000) são coerentes para todas as classes, apenas a classe água teve dificuldade de identificar pequenas manchas (barragens do arroio Sabão e Mãe d’Água), esta falha no reconhecimento pode ser devido a cobertura por vegetação na época da tomada da imagem.

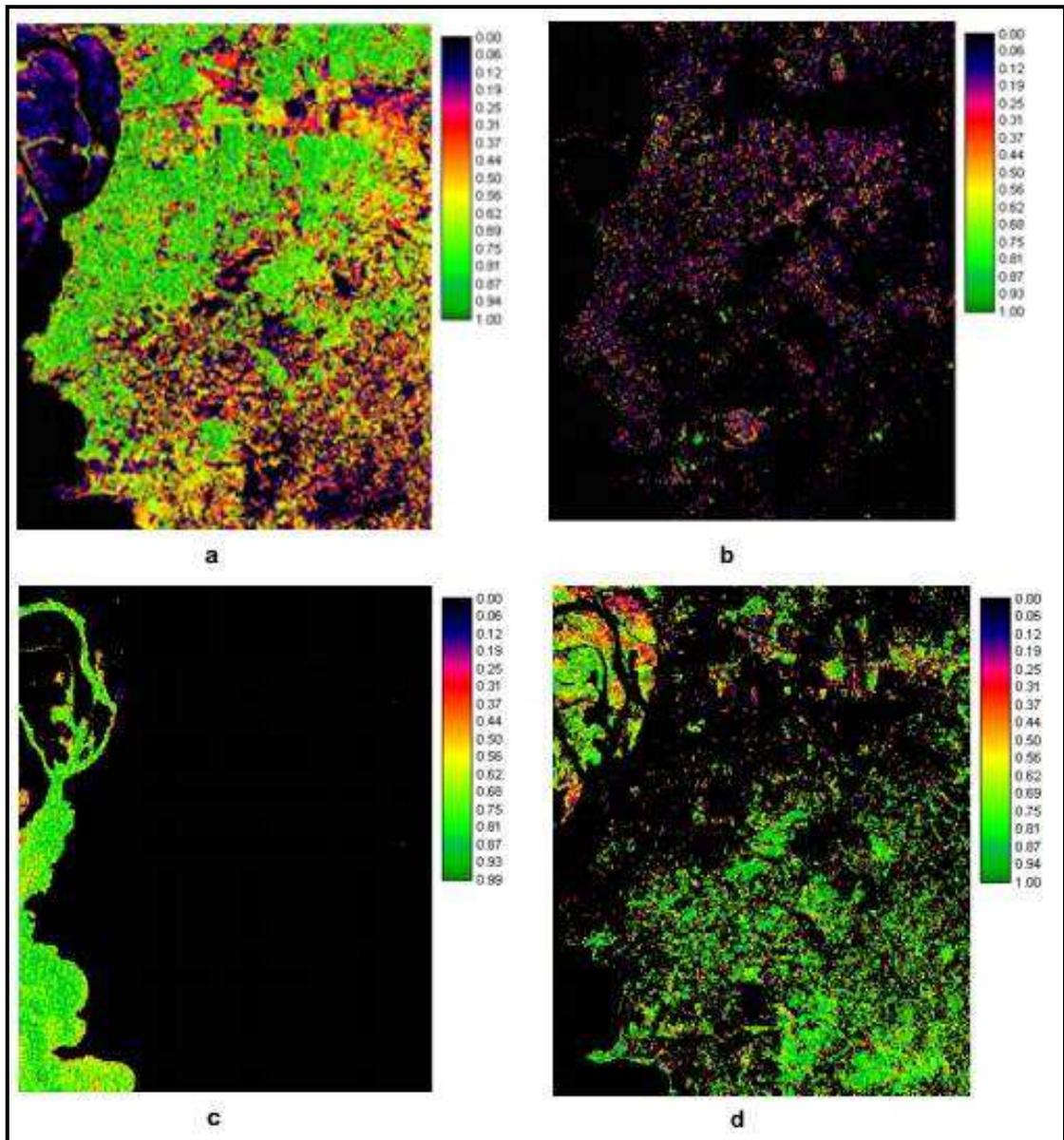


Figura 5.7.1. Imagens resultantes da classificação *fuzzy* através do módulo *Fuzclass* do programa *Idrisi 32*, utilizando as bandas 1 a 5 e 7 do sensor Landsat 7 ETM+ mês de fevereiro do ano de 2000, para as classes: a) impermeável; b) solo exposto; c) água; d) vegetação. Escala aproximada 1: 450 000.

5.8 Utilização de recortes da imagem do satélite QuickBird para avaliar os resultados da classificação *fuzzy* para classe única área impermeável.

As mesmas áreas 1 e 2 utilizadas como imagens de controle na avaliação anterior, também foram utilizadas para avaliar a classificação da classe única “impermeável”. Nesta avaliação o intervalo de possibilidades de presença da classe no *pixel* (PPCP), também é definido através do cruzamento das imagens classificadas com as imagens de controle.

As áreas testes são identificadas da mesma maneira:

Área 1 - relevo acidentado e com baixa densidade de ocupação.

Área 2 - relevo plano com alta densidade de ocupação.

Área 1: a primeira avaliação feita nas imagens foi quantitativa, ou seja, quanto de área impermeável existe em cada uma das imagens: a classificada e a visualmente interpretada. O valor total da classe impermeável na área teste da imagem Landsat 7 ETM+ (classificada), utilizando-se um intervalo de PPCP de 0,82 a 0,99, foi de 331 165 m². E a área encontrada nos polígonos interpretados na imagem QuickBird foi de 357 327 m², uma diferença de 26 162 m², significando um erro de aproximadamente 7% de área.

A segunda avaliação foi realizada utilizando as operações do módulo *crosstab* do programa *Idrisi 32*, esse módulo permitiu a avaliação da distribuição espacial dos *pixels* da imagem classificada. O resultado da distribuição espacial dos *pixels* dentro da área analisada através do cruzamento da imagem de controle com a imagem classificada é apresentada na figura 5.8.1. O resultado tabular onde é analisado a coincidência dos *pixels* nas duas imagens é apresentado na tabela 5.8.1. A tabela apresenta um total de 993 039 *pixels* como sendo pertencentes a classe impermeável na imagem de controle, destes 467 939 são coincidentes quanto a sua posição planimétrica com os *pixels* da imagem classificada. O resultado pode ser considerado positivo, pois embora os valores em número de *pixels* estejam próximos de 50% de acerto, visualmente a distribuição dos *pixels* se apresenta correta.

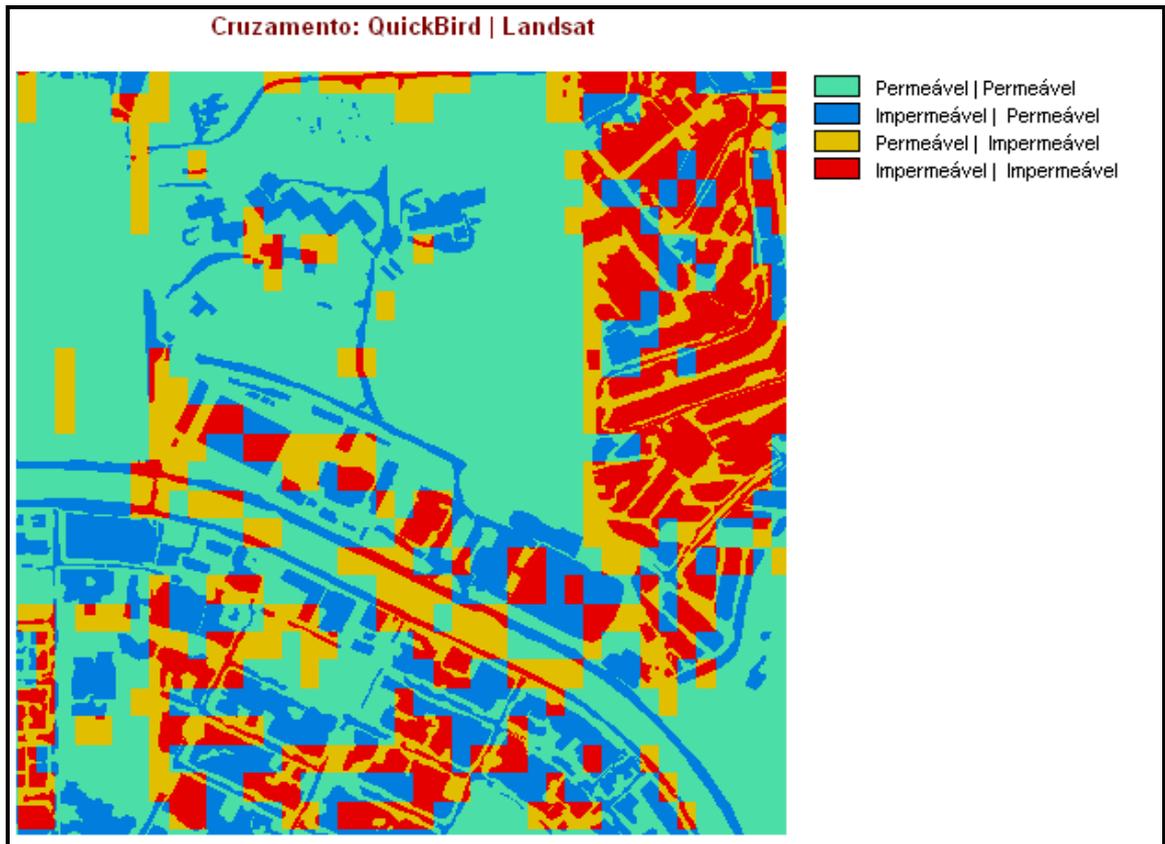


Fig. 5.8.1. Cruzamento entre as imagens: Landsat 7 ETM+ (classificada) e QuickBird (interpretada visualmente) para identificação das classes permeável e impermeável na área 1. (Intervalo de PPCP utilizado na imagem Landsat 7 ETM+ foi de 0,82 a 0,99). Escala aproximada 1:10 000.

Cross-tabulation of Landsat (columns) against Quickbird (rows)

	Permeável	Impermeável	Total
Permeável	1333516	452334	1785850
Impermeável	525100	467939	993039
Total	1858616	920273	2778889

Proportional Crosstabulation

	Permeável	Impermeável	Total
Permeável	0.4799	0.1628	0.6426
Impermeável	0.1890	0.1684	0.3574
Total	0.6688	0.3312	1.0000

Tabela 5.8.1. *Cross-tabulation* para área teste 1 (intervalo de PPCP de 0,82 a 0,99), imagem Landsat 7 ETM+ (2000).

Área 2: nesta área o valor de cobertura impermeável encontrado na imagem classificada (Landsat) utilizando o intervalo de PPCP de 0,82 a 0,99 foi de 452 808 m², e na imagem de controle (QuickBird) foi de 479 246 m². A diferença de 26 438 m² entre a imagem classificada *fuzzy* e a imagem de controle é de aproximadamente 5,5%.

A segunda avaliação realizada foi o cruzamento das imagens através do módulo *crosstab* (fig. 5.8.2). A distribuição dos *pixels* na imagem classificada Landsat acompanharam na sua maioria, a posição dos polígonos digitalizados na imagem de controle. Os resultados tabulares apresentados pelo *cross-tabulation* (tabela 5.8.2), mostram um total 1 426 881 *pixels* pertencentes a classe impermeável na imagem de controle e existe uma coincidência de posição planimétrica com os *pixels* da imagem classificada de 741 768 *pixels*, aproximadamente 52%. Novamente o resultado pode ser considerado satisfatório, com os valores em número de *pixels* coincidentes próximos de 50% de acerto, e com a distribuição espacial dos *pixels* da imagem classificada acompanhando a imagem de controle.

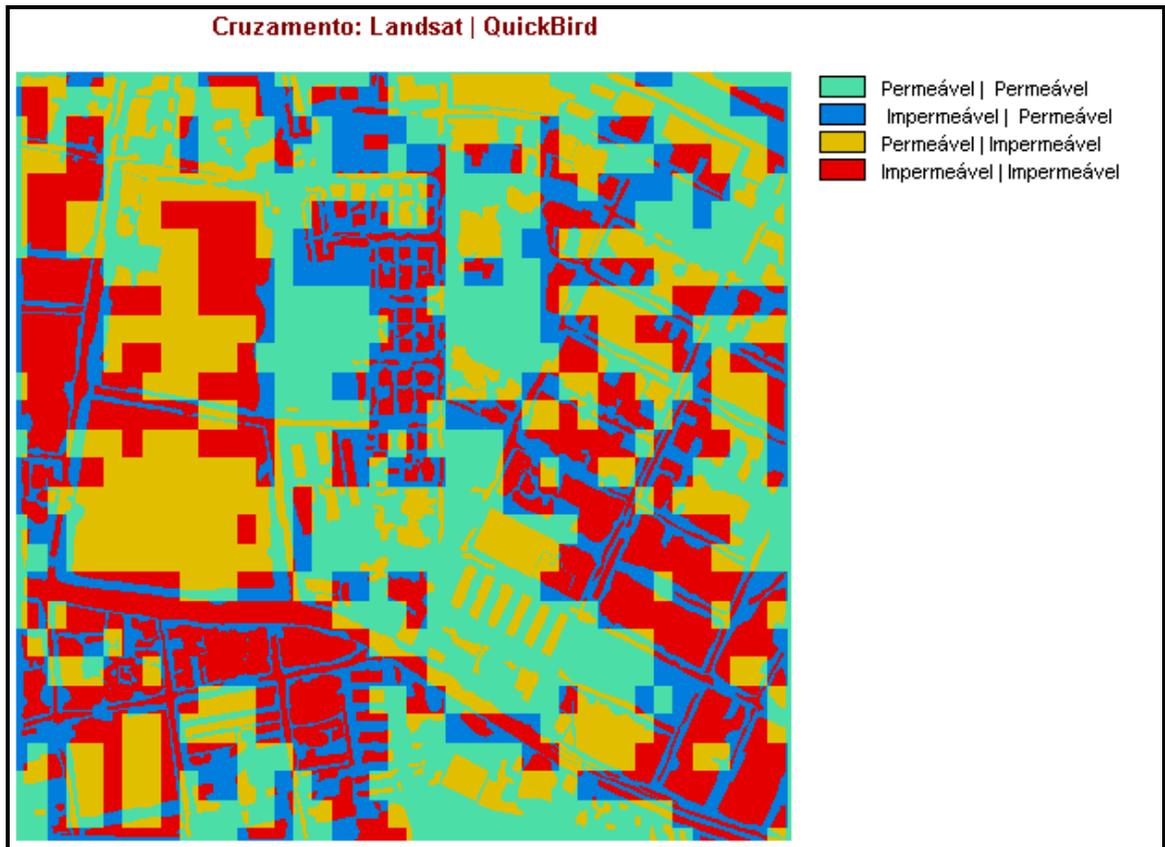


Fig. 5.8.2. Cruzamento entre as imagens: Landsat 7 ETM+ (classificada) e QuickBird (interpretada visualmente) para identificação das classes permeável e impermeável na área 2. (Intervalo de PPCP utilizado na imagem Landsat 7 ETM+ foi de 0,82 a 0,99). Escala aproximada 1:10 000.

Cross-tabulation of Landsat (columns) against Quickbird (rows)

	Permeável	Impermeável	Total
Permeável	835472	516536	1352008
Impermeável	685113	741768	1426881
Total	1520585	1258304	2778889

Proportional Crosstabulation

	Permeável	Impermeável	Total
Permeável	0.3006	0.1859	0.4865
Impermeável	0.2465	0.2669	0.5135
Total	0.5472	0.4528	1.0000

Tabela 5.8.2. *Cross-tabulation* para área teste 2 (intervalo de PPCP de 0,82 a 0,99), imagem Landsat 7 ETM+ (2000).

5.9 Identificação das áreas impermeáveis na bacia do arroio Dilúvio no ano de 2000 através da classificação *fuzzy*.

A identificação das áreas impermeáveis na bacia do arroio Dilúvio, foi feita através da classificação *fuzzy*, utilizando uma classe única para área impermeável. O intervalo de PPCP utilizado na imagem foi de 0,82 a 0,99, e foi definido através do cruzamento entre os recortes das imagens classificadas e das imagens de controle. A área identificada como impermeável no ano de 2000, na bacia hidrográfica do arroio Dilúvio, através da classificação *fuzzy* é apresentada na figura 5.9.1. A área impermeável identificada na bacia, no ano de 2000, através da classificação *fuzzy*, é em torno de 25% do total da área da mesma.

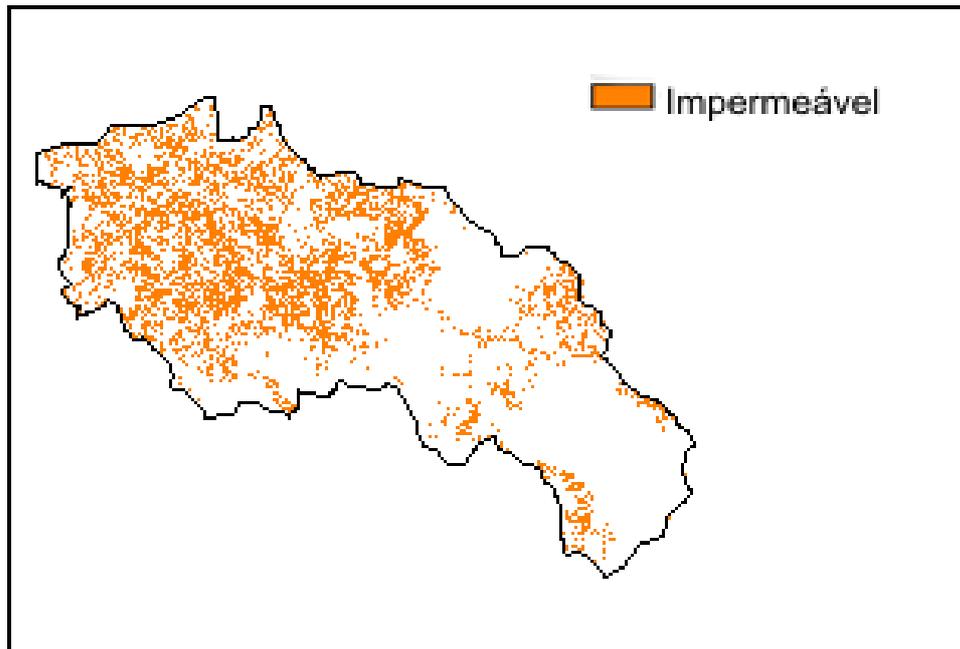


Fig. 5.9.1. Classificação *fuzzy* para área impermeável na bacia do arroio Dilúvio no ano de 2000, utilizando um intervalo de PPCP de 0,82 a 0,99. Escala aproximada.1:160 000.

Segundo Santos *et al.* (1999) a primeira avaliação das áreas impermeáveis na bacia do arroio Dilúvio é derivada do levantamento aerofotogramétrico, realizado no período de 1972 a 1973, reportado em Alvarez e Sanchez (1979) onde os mesmos relatam que a área impermeável da bacia é da ordem de 15% na década de 70. Posteriormente Campana (1995) estimou a área impermeável da bacia, utilizando um classificador *fuzzy*, e com base nas imagens de satélite de 1990, em 40%.

Como a quantidade de área impermeável identificada na bacia pela classificação *fuzzy*, deriva da escolha do valor de PPCP utilizado para representar a classe, podem ocorrer diferenças entre os resultados obtidos, decorrentes da escolha desse valor. O valor de PPCP (0,82 a 0,99) utilizado para identificar a área impermeável em toda a bacia, foi determinado através dos resultados das áreas testes, apresentados anteriormente.

5.10 Comparação dos resultados das classificações MAXVER e FUZCLASS, para avaliação das áreas impermeáveis dentro da bacia do arroio Dilúvio.

Essa comparação permitiu avaliar o desempenho dos dois classificadores para a identificação de áreas impermeáveis. A área impermeável classificada na imagem Landsat 7 ETM+ do ano de 2000, utilizando o classificador da Máxima

Verossimilhança foi 47 864 629 m², esse valor representa aproximadamente 60% da área total da bacia (fig. 5.10.1). Esse resultado demonstra a dificuldade na classificação de áreas urbanas utilizando-se classificadores rígidos (booleanos). Esse problema é causado pelos *pixels* mistura, ou seja, se dentro de um *pixel* existir 45% de vegetação e 55% de urbano, ele será considerado 100% urbano na classificação pela Máxima Verossimilhança, acarretando um acréscimo de área.

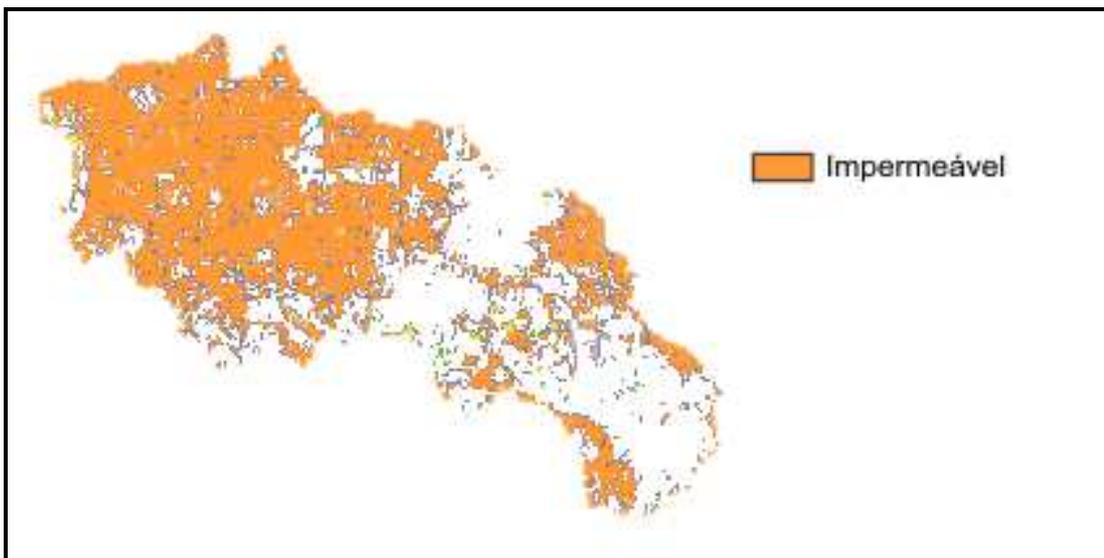


Fig. 5.10.1. Classificação MAXVER para área impermeável na bacia do arroio Dilúvio no ano de 2000, aproximadamente 60% da área total da bacia.

A área impermeável classificada na mesma imagem Landsat, utilizando o classificador *Fuzclass* com um intervalo de 0,82 a 0,99 (fig. 5.9.1) foi 20 592 043 m², o que representa 25% da área total da bacia. Ao contrário, da Máxima Verossimilhança, o classificador *Fuzclass* acabou especificando com critério mais apurado a área impermeável, ocasionando uma redução no número de *pixels* considerados impermeáveis. Isto ocorreu devido ao intervalo de PPCP utilizado, que considera muito alto a possibilidade para a classificação da classe no *pixel*, ou seja, o procedimento considera como impermeável somente os *pixels* que tiverem uma possibilidade de pertencer a classe acima de 82%.

Para comparar os resultados das duas classificações (Máxima Verossimilhança e *Fuzclass*), foi efetuada a sobreposição das mesmas através do módulo *crossstab*. O resultado desse cruzamento pode ser visto na figura 5.10.2.

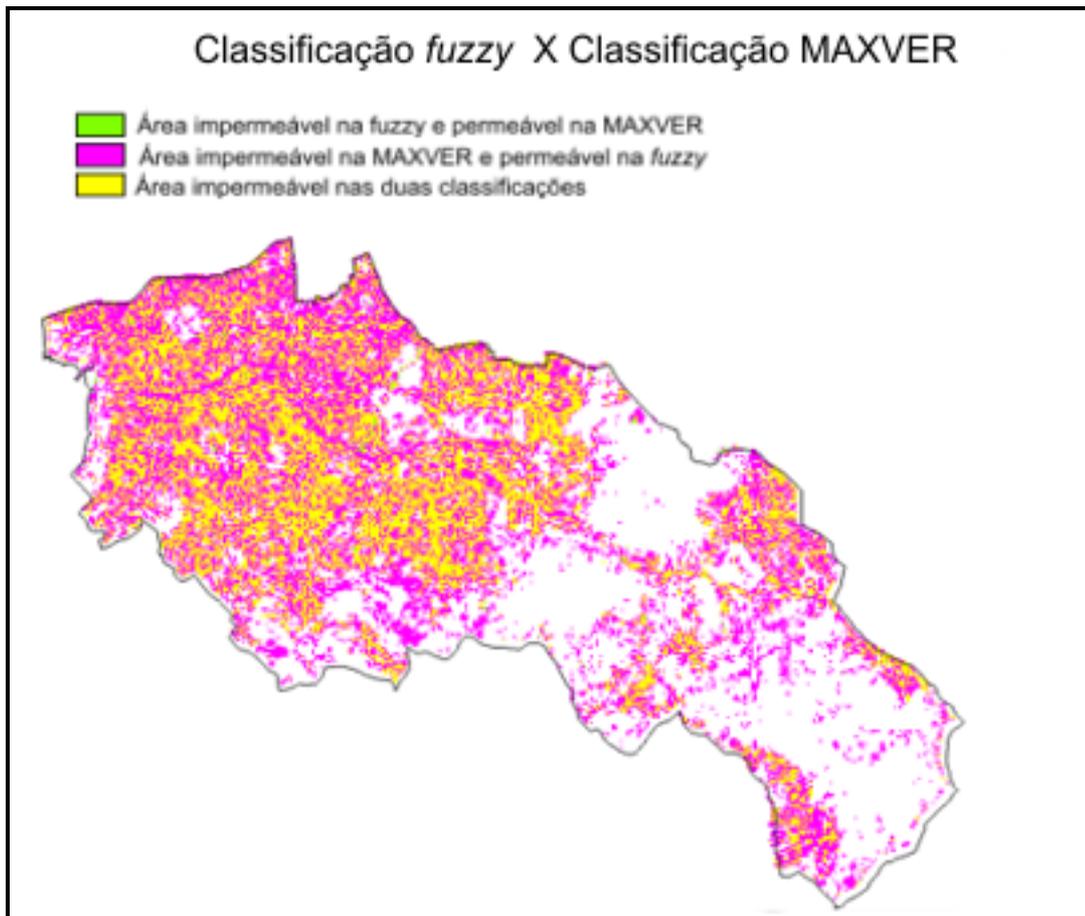


Fig. 5.10.2. Comparação dos resultados da classificação MAXVER com a classificação FUZCLASS (intervalo de PPCP de 0,82 a 0,99) na imagem Landsat 7 ETM+ do ano de 2000, na bacia hidrográfica do arroio Dilúvio, para identificar áreas impermeabilizadas. Escala aproximada 1:160 000.

5.11 Identificação das áreas impermeáveis nas subbacias do arroio Dilúvio, utilizando dados censitários.

Um procedimento rápido de se estimar áreas impermeáveis em bacias urbanas é através do cruzamento das informações censitárias com as informações espaciais. Este cruzamento pode ser realizado através das ferramentas de geoprocessamento.

Conforme os procedimentos descritos na metodologia, um dos produtos criados através do cruzamento das informações foi uma tabela de densidade populacional por subbacia do arroio Dilúvio (vide anexo IV).

Com a informação de densidade populacional por subbacia, e utilizando a equação desenvolvida por Campana e Tucci (1994), que relaciona densidade populacional com área impermeável, foi possível a confeccionar um mapa com as porcentagens de área

impermeável para as principais subbacias do arroio Dilúvio (fig. 5.11.1). As áreas em branco são áreas que estão fora dos limites das principais subbacias e áreas onde não foram encontradas informações censitárias na forma desejada para essa avaliação.

Utilizando-se essa técnica verificou-se que densidades populacionais menores ou iguais a 7 hab/ha apresentam valores negativos de área impermeável. Também houve dificuldade em encontrar informações censitárias por bairros no município de Viamão.

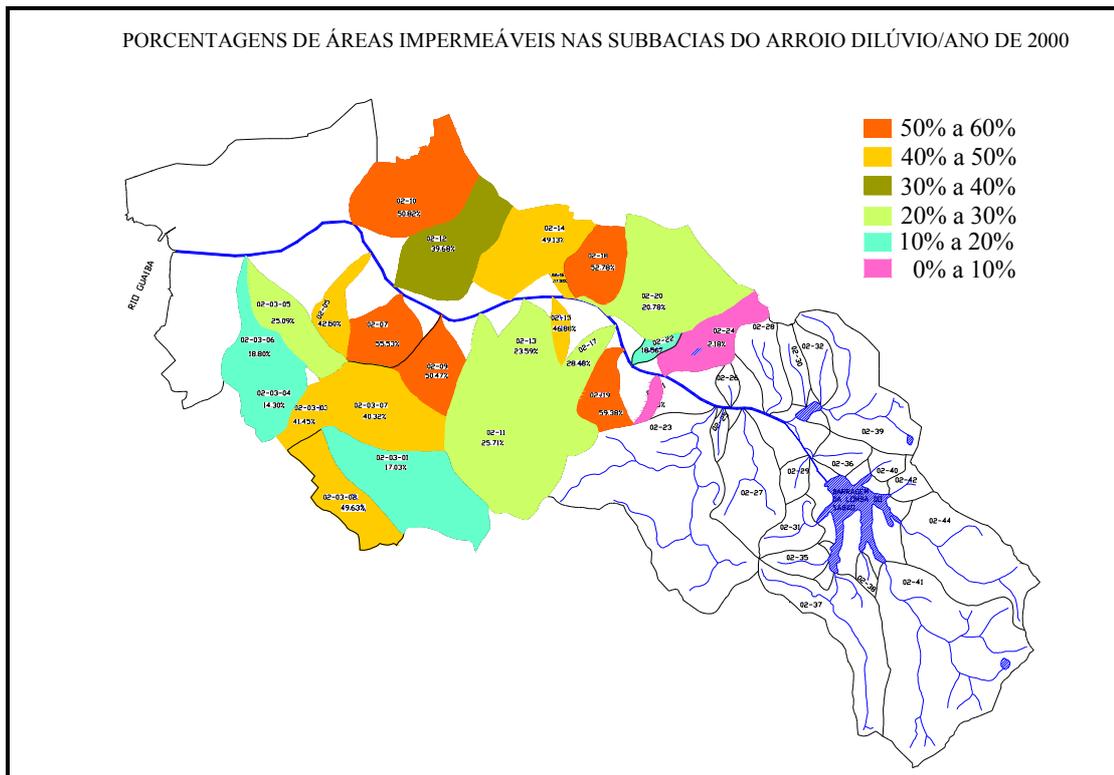


Fig. 5.11.1. Áreas impermeáveis nas principais subbacias do arroio Dilúvio no ano de 2000, estimadas utilizando-se os dados censitários. Áreas em branco estão fora dos limites das subbacias ou não apresentam informação censitária. Fonte: Dados de população (IBGE, censo de 2000), Divisão das subbacias (Alvarez e Sanches, 1979). Escala aproximada 1:125 000.

5.12 Comparação entre os resultados da classificação *fuzzy* e o método que utiliza dados censitários para estimar áreas impermeáveis.

A avaliação dos resultados obtidos através do método em que se utiliza dados censitários para estimar áreas impermeáveis, foi através da comparação entre os resultados do mesmo e a classificação *fuzzy* com o intervalo de PPCP de 0,82 a 0,99. Essa avaliação foi realizada dentro da área da bacia do arroio Dilúvio (fig. 5.12.1). As áreas impermeáveis utilizando dados censitários são apresentadas por subbacias do arroio Dilúvio, e a quantidade de área impermeável é dada em porcentagens que são representadas pelas letras A (50% a 60%), B (40% a 50%), C (30% a 40%), D (20% a 30%), E (10% a 20%) e F (0% a 10%). Esse método tem como uma de suas maiores dificuldades a distribuição da ocupação dentro da bacia. Como a ocupação dentro da bacia não é homogêneo, em bacias maiores o valor de porcentagem de área impermeável torna-se baixo, embora existam focos de grande impermeabilidade dentro da mesma. Esta dificuldade pode ser visualizada na subbacia que está marcada em vermelho na figura 5.12.1 onde a porcentagem de área impermeável foi de 20% a 30% utilizando os dados censitários e de aproximadamente 45% utilizando a classificação *fuzzy*.

Outra dificuldade encontrada na utilização desse método de estimativa, são os bairros onde se concentram um grande número de estabelecimentos comerciais e escritórios, pois nessas áreas embora exista uma grande impermeabilidade, a quantidade de pessoas residentes é pequena, ocasionando uma estimativa de porcentagem de área impermeável muito baixo.

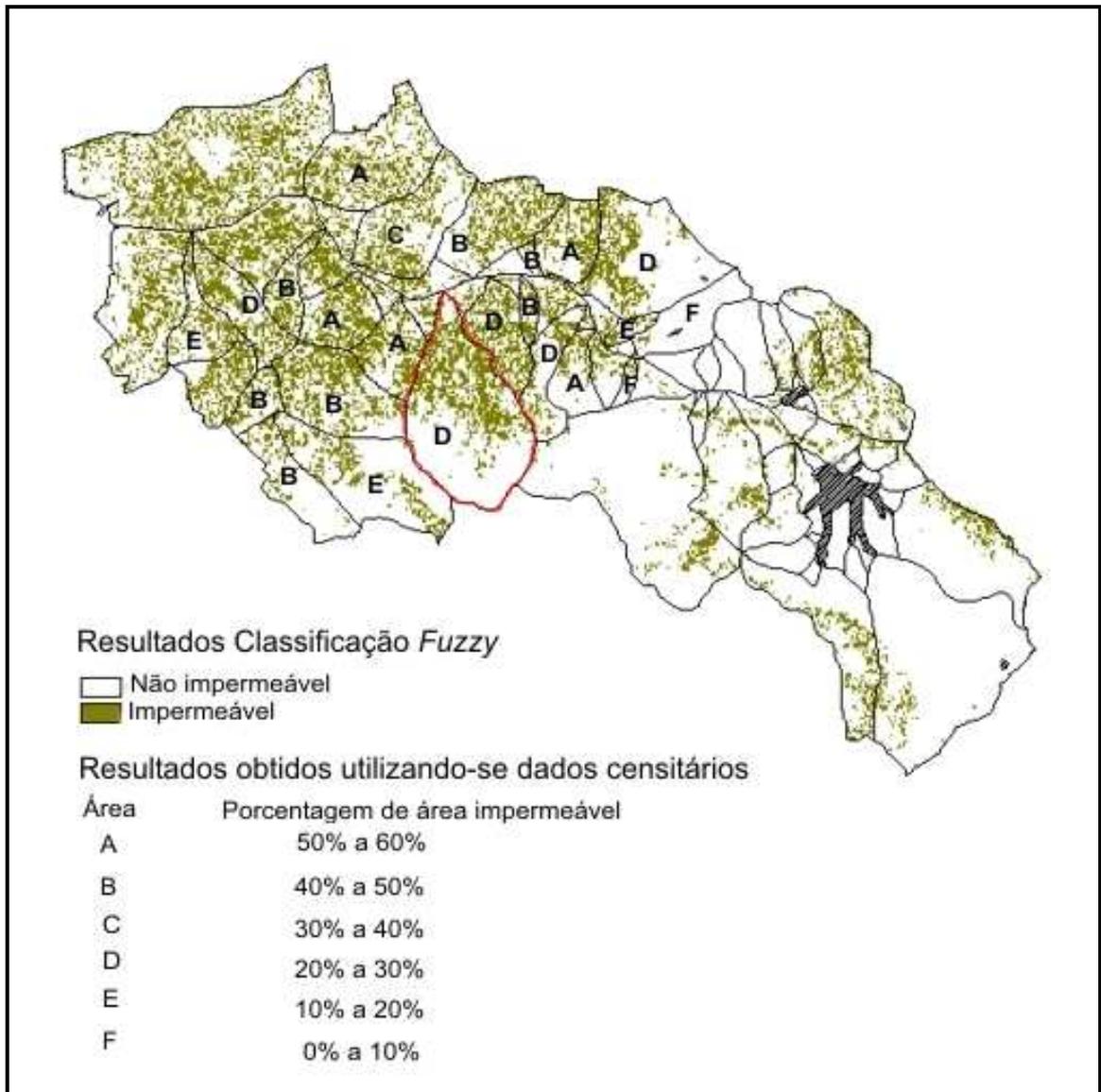


Fig. 5.12.1. Comparação entre os resultados da estimativa de áreas impermeáveis utilizando os dados censitários e a classificação *fuzzy* com intervalo de PPCP de 0,82 a 0,99 dentro da bacia do arroio Dilúvio. Escala aproximada 1: 120 000.

6. Conclusões e Recomendações

De acordo com os resultados apresentados pode-se concluir que:

- Os materiais de cobertura urbana, amostrados em campo e utilizados nas classificações deste trabalho, apresentaram uma separação muito pequena, nos intervalos espectrais utilizados (bandas 1 a 5 e 7 do Landsat 5 TM e Landsat 7 ETM+).
- A classificação MAXVER, devido aos *pixels* mistura, característica de áreas urbanas, tende a superestimar a área impermeável.
- A semelhança do comportamento espectral dos diferentes componentes da cobertura do solo urbano, fez com que este procedimento de individualizar a análise da área impermeável por tipo de material (asfalto, concreto, fibrocimento, telha de barro e zinco) não levasse a resultados aproveitáveis.
- Na classificação *fuzzy* a utilização da classe única de materiais de cobertura do solo urbano para identificar áreas impermeabilizadas é a melhor aproximação às condições vigentes em áreas urbanas e em fase de urbanização.
- A escolha do intervalo de possibilidade de presença da classe no *pixel* (PPCP) a ser utilizado na classificação de uma imagem, é fator determinante para definição da classe na área do estudo. Esta escolha deve ser suportada por calibração feita em fonte auxiliar.
- O número de imagens de controle utilizadas no trabalho não foi suficiente para a escolha de um intervalo de possibilidade de presença da classe no *pixel* (PPCP) que representasse a área impermeável em toda a bacia.
- Nas imagens Landsat a limitação imposta pelo tamanho do *pixel*, com relação ao tamanho e a geometria dos alvos de área impermeabilizada não pode ser completamente superada através da utilização do classificador *Fuzclass*.
- O resultado da classificação da área impermeável na bacia hidrográfica do arroio Dilúvio, apresentado na classificação *Fuzclass*, para o ano de 2000, divergiu dos resultados

apresentados por *Santos et al.* (1999), possivelmente devido a escolha do grau de inclusão de *pixels* na classe.

- A utilização de dados censitários, para identificar áreas impermeáveis, ainda só é possível em municípios com maior nível de discriminação da distribuição populacional, e outras informações necessárias e atualizadas para a aplicação dessa forma de obter estimativas baseada em dados secundários.

É recomendado:

- Para estudos em áreas urbanas, utilizar além da informação espectral, outros elementos para o reconhecimento da cobertura do solo (geometria, textura, etc.);
- Na identificação de áreas impermeáveis utilizando imagens do satélite Landsat e a classificação *fuzzy*, utilizar uma classe única para identificar essas áreas;
- O número de áreas para definir o grau de PPCP a se utilizar na classificação *fuzzy*, deve ser maior que aquele utilizado neste trabalho, ou seja, usar mais de duas áreas.
- Na utilização de dados censitários para se estimar áreas impermeáveis, deve se observar a característica da área a ser avaliada, se residencial ou comercial.

7. Bibliografia

- ALBUQUERQUE, M. P., MELLO F. L. Processamento de Imagens: Dificuldades e soluções. Nota técnica 001/98. Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas (CBPF). RJ. 1998.
- ALVAREZ, C., SANCHEZ, O. J. Estudos hidrológicos da urbanização da bacia do arroio Dilúvio. Relatório Final IPH-UFRGS. Porto Alegre. RS. 1979.
- AMARAL, S., MANTOVANI, A. C. D. M. Avaliação preliminar da utilização de imagens AVHRR/NOAA na detecção de desmatamento no Pantanal. Pesquisas Agropecuárias Brasileiras. Brasília. V. 33. Número especial. Pág. 1683 – 1690.
- ANDRADE, A. F. et al. Utilização de parâmetros de forma como dado auxiliar na classificação de imagens Ikonos através de redes neurais artificiais. Anais do Simpósio Brasileiro de Geomática. Presidente Prudente. SP. 2002. pg. 342-349.
- BAPTISTA, G. M. M. Análise comparativa entre os dados do sensor CCD do CBERS e os do LANDSAT 7 ETM+ para a região de Brasília. Anais XI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR). Belo Horizonte. Brasil. 2003. pág. 2303- 2310.
- BECERRA, J. A. B., BITENCOURT, M. D. A classificação contínua (fuzzy) no mapeamento temático de áreas do cerrado. Anais XI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR). Belo Horizonte. Brasil. 2003. pág. 2663- 2670.
- BURROUGH, P. A. Principles of Geographical Information Systems for Land Resources Assessment. Clarendon Press. Oxford. 1986.
- CAIMI, D. O problema do *pixel* mistura: um estudo comparativo. Dissertação de mestrado. CEPSSRM – UFRGS. Porto Alegre. 1993.
- CÂMARA, G. et al. Spring: Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modelling. Computers & Graphics, 20:(3) 395-403, May – Jun. 1996.
- CÂMARA, G. Imagens digitais: desta vez vamos. Revista InfoGeo. Edição nº 2. julho/agosto 1998.
- CAMPANA, N. A. Estimativas de parâmetros físicos de bacias utilizando técnicas de sensoriamento remoto e o sistema de informações geográficas. Dissertação de Mestrado. IPH-UFRGS. Porto Alegre. 1992.

- CAMPANA, N. A. et al. Estimativa de áreas impermeáveis através de sensoriamento remoto. In: RBE – Caderno de Recursos Hídricos. vol. 10 n° 2. Porto Alegre. 1992.
- CAMPANA, N. A., TUCCI, C. E. M. Estimativa de área impermeável de macro-bacias urbanas. In: RBE – Caderno de Recursos Hídricos. vol. 12 n° 2. 1994. pág. 79 – 94.
- CAMPANA, N. A. Impacto da urbanização nas cheias urbanas. Tese de Doutorado. IPH-UFRGS. Porto Alegre. 1995.
- CAMPOS, M. A. A., LINGNAU, C. Classificação orientada a objeto para análise fractal da paisagem na amazônia. Anais XI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Belo Horizonte. Brasil. 2003. pág. 2023- 2025.
- CARLSON, T. Applications of remote sensing to urban problems. Remote Sensing of Environment. Volume 86. 3° edição. 15 de agosto de 2003. Pág. 273-274.
- CARVALHO, M. S. et al. Conceitos Básicos de Sistemas de Informação Geográfica e Cartografia aplicados à saúde. Brasília: Ministério da Saúde. 2000.
- CIVCO, D. L., HURD, J. D. Impervious Surface Mapping for the State of Connecticut. Proceedings of the 1997 ASPRS Annual Conference, 1997, Seattle, WA, 3: 124-135.
- D'ARCO, E., et al. Estudos de reflectância de amostras de 5 tipos de solos brasileiros, em condições de laboratório. Anais do XI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Belo Horizonte. 2003. pág. 2327 – 2334.
- DRUMMOND, I. N. Implementação do método de classificação contínua *fuzzy k*-médias no ambiente TerraLib. Monografia final do curso de Introdução ao Geoprocessamento. Inpe. São José dos Campos. 2003.
- EASTMAN, J. R. Idrisi for Windows: Introdução e Exercícios tutoriais. Editores da versão em português, Heinrich Hasenack e Eliseu Weber. Centro de recursos Idrisi. UFRGS. Porto Alegre. RS. 1998.
- EASTMAN, J. R. Guide to Gis and Image Processing. Volume 2. Idrisi 32 release 2. Clark Labs. Worcester. MA. U.S.A. 2001.
- FAGUNDES, Larissa. Elaboração de índice ambiental urbano através da análise de densidade populacional e superfície impermeável em bacias hidrográficas. Dissertação de Mestrado. Faculdade de arquitetura e urbanismo. UFRGS. Porto Alegre. 2002.
- GENZ, F., TUCCI, C. E. M. Infiltração em superfícies urbanas. In: RBE – Caderno de recursos hídricos. vol. 13. n° 1. Porto Alegre. 1995. pág. 77-103.

- GERMANO, A., et al. Estimativa dos parâmetros do modelo IPH II para algumas bacias urbanas brasileiras. In: Avaliação e controle da drenagem urbana. Porto Alegre. 2000.
- GONÇALVES, L., et al. Exploração de imagens de alta resolução do satélite Ikonos. VI Encontro de utilizadores de Informação Geográfica - ESIG. Portugal. 2001.
- JORNAL O ESTADO DE SÃO PAULO. Cidades X Enchentes: uma guerra pelo uso do solo. Ciência e meio ambiente. São Paulo. 09/03/2003.
- JUVÊNCIO, I. A Bacia Hidrográfica do Arroio Dilúvio. In: Boletim Geográfico do Rio Grande do Sul. Volume 5, janeiro.-junho de 1958, pág. 87-95.
- LOBÃO, J. S.B., et al. Uso de imagens de satélite para discriminação de alvos urbanos e não-urbanos no município de Feira de Santana. Anais do XI SBSR. Belo Horizonte. 2003. pág. 1867 – 1874.
- MENEGAT, R., et al. Atlas Ambiental de Porto Alegre. Ed. da Universidade/UFRGS. Porto Alegre. 1998.
- MOREIRA, M. Evolução e perspectivas da dinâmica demográfica brasileira: concentração populacional e migração. pág. 133 – 162. In O Novo Brasil Urbano: impasses, dilemas, perspectivas. Maria Flora Gonçalves (org.). Ed. Mercado Aberto. Porto Alegre. 1995.
- NASCIMENTO, H. L. Ferramentas estatísticas para a escolha, validação, comparação e monitoramento de métodos analíticos. Apresentação do Power Point. Instituto de Química. Universidade de São Paulo. 2001.
- NOVO, E. M. L. M. Sensoriamento Remoto – Princípios e Aplicações. Ed. Edgard Blücher Ltda. São Paulo. SP. 1989.
- PETRIE, G. Optical imagery from airborne & spaceborne platforms, comparisons of resolution, coverage & geometry for a given ground pixel size. Disponível em: <<http://www.geoinformatics.com>> Acesso em: 14/04/2004.
- PINHEIRO, E. S. Avaliação de imagens Quickbird na análise geográfica de um setor da Mata Atlântica do Rio Grande do Sul. Dissertação de mestrado. INPE. São José dos Campos. 2003.
- PINTO, N. L. S., et al. Hidrologia básica. Ed. Edgard Blücher. Fundação Nacional de Material Escolar. Rio de Janeiro. 1976.
- RANJBAR H., et al. Integration of Aster and airborne geophysical data for exploration of copper mineralization. A case study of Sar Cheshmeh area. XX International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS) congress. Istanbul. Turkey. 2004.

- RIBEIRO, S. R. A., et al. Aplicação da metodologia de dados orientado ao objeto na classificação de uma área urbanizada, utilizando uma imagem digital obtida por meio da tecnologia do laser scanner. Anais do Simpósio Brasileiro de Geomática. Presidente Prudente. SP. 2002. pág. 144 – 149.
- RICHARDS, J. A., JIA X. Remote Sensing Digital Image Analysis: an introduction. Terceira edição. Springer – Verlag. 1999.
- RIDD, M. K. Exploring a V – I – S (vegetation – impervious surface – soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: comparative anatomy for cities. International Journal of Remote Sensing. 1995. Volume 16. nº 12, pág. 2165 – 2185.
- ROLIM, F. A. Teoria Fuzzy e sua aplicação em sensoriamento remoto. Seminário apresentado a disciplina de processamento digital de imagens. UFPR. Curitiba. 2001.
- SANTOS, R. J. L., et al. Evolução da urbanização na bacia do arroio Dilúvio – RS. In: Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. ABRH. Belo Horizonte. 1999. pág. 1-11.
- SANTOS, R. J. L., et al. Estimativa do hidrograma de projeto com base na incerteza dos parâmetros do modelo. Revista Brasileira de Recursos Hídricos - RBRH. vol. 6. nº 1. 2001. pág. 29 – 42.
- SCHOWENGERDT, R. A. Remote Sensing Models and Methods for Image Processing. Department of Electrical and Computer Engineering. University of Arizona. Tucson. Arizona. Second edition. 1997.
- SECRETARIA MUNICIPAL DE OBRAS E VIAÇÃO (SMOV). Região Metropolitana, estudos. Prefeitura Municipal de Porto Alegre. 1994.
- STEFFEN, C. A. Radiometria óptica espectral. Tutorial. VIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. 1996.
- TUCCI, C. E. M. Inundações urbanas. In: Drenagem urbana. Ed. da Universidade. UFRGS. Porto Alegre. 1995.
- TUCCI, C. E. M., COLLISCHONN, W. Drenagem urbana e controle de erosão. In: Avaliação e controle da drenagem urbana. Ed. da Universidade. UFRGS. Porto Alegre. 2000.
- TUCCI, C. E. M. Gerenciamento da drenagem urbana. Revista Brasileira de Recursos Hídricos – RBRH. vol. 7 nº 1. 2002. pág. 5 – 25.
- VILLELA, S. M., MATTOS, A. Hidrologia Aplicada. McGraw-Hill do Brasil. São Paulo. 1978.

- WU, C., MURRAY A. T. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis. *Remote Sensing of Environment*. número 84. 2003. pág. 493 – 505.
- ZADEH, L.A. Fuzzy Sets. *Information and Control* (1965). In: ROLIM, F. A. *Teoria fuzzy e sua aplicação em sensoriamento remoto*. UFPR. Curitiba. 2001.
- ZHANG, J., KIRBY, R. P. An evaluation of fuzzy approaches to mapping land cover from aerial photographs. *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS). Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*. número 52. 1997. pág. 193 – 201.

Sites acessados:

www.engesat.com.br

www.intersat.com.br

www.dpi.inpe.br

www.ibge.gov.br/

A N E X O I

REGULAMENTAÇÃO DE CONTROLE DA DRENAGEM URBANA

Proposta da Associação Brasileira dos Recursos Hídricos (ABRH) para a regulamentação do controle da drenagem urbana no município de Porto Alegre

“ O Prefeito Municipal de Porto Alegre, usando de suas atribuições legais e tendo em vista os Art. 97 e Art. 135 § 6º da Lei Complementar 434/99 e considerando que:

? compete ao poder público prevenir o aumento das inundações devido à impermeabilização do solo e canalização dos arroios naturais;

? o impacto resultante da impermeabilização produz aumento de frequência de inundações, piora da qualidade da água e aumento do transporte de material sólido, degradando o ambiente urbano;

? deve ser responsabilidade de cada empreendedor a manutenção das condições prévias de inundação nos arroios da cidade, evitando-se a transferência para o restante da população do ônus da compatibilização da drenagem urbana;

? a preservação da capacidade de infiltração das bacias urbanas é prioridade para a conservação ambiental dos arroios e rios que compõem a macrodrenagem e dos rios receptores do escoamento da cidade de Porto Alegre.

Declara que:

Art. 1º Toda ocupação que resulte em superfície impermeável, deverá possuir uma vazão máxima específica de saída para a rede pública de pluviais menor ou igual a 20,8 (l/s.ha).

§ 1º A vazão máxima de saída é calculada multiplicando-se a vazão específica pela área total do terreno.

§ 2º Serão consideradas áreas impermeáveis todas as superfícies que não permitam a infiltração da água para o subsolo.

§ 3º A água precipitada sobre o terreno não pode ser drenada diretamente para ruas, sarjetas e/ou redes de drenagem excetuando-se o previsto no § 4º deste artigo.

§ 4º As áreas de recuo mantidas como áreas verdes poderão ser drenadas diretamente para o sistema de drenagem.

§ 5º Para terrenos com área inferior a 600 m² e para habitações unifamiliares, a limitação de vazão referida no caput deste artigo poderá ser desconsiderada, a critério do Departamento de Esgoto Pluviais.

Art. 2o Todo parcelamento do solo deverá prever na sua implantação o limite de vazão máxima específica disposto no Art. 1o .

Art. 3o A comprovação da manutenção das condições de pré-ocupação no lote ou no parcelamento do solo deve ser apresentada ao DEP (Departamento de Esgoto Pluviais).

§ 1o Para terrenos com área inferior a 100 (cem) hectares quando o controle adotado pelo empreendedor for o reservatório, o volume necessário do reservatório deve ser determinado através da equação:

$$v = 4,25 AI$$

onde v é o volume por unidade de área de terreno em m³/hectare e AI é a área impermeável do terreno em %.

§ 2o O volume de reservação necessário para áreas superiores a 100 (cem) hectares deve ser determinado através de estudo hidrológico específico, com precipitação de projeto com probabilidade de ocorrência de 10% em qualquer ano (Tempo de retorno = 10(dez) anos).

§ 3o Poderá ser reduzida a quantidade de área a ser computada no cálculo referido no §1o se for (em) aplicada(s) a(s) seguinte(s) ação (ões):

? Aplicação de pavimentos permeáveis (blocos vazados com preenchimento de areia ou grama, asfalto poroso, concreto poroso) - reduzir em 50% a área que utiliza estes pavimentos;

? Desconexão das calhas de telhado para superfícies permeáveis com drenagem - reduzir em 40% a área de telhado drenada;

? Desconexão das calhas de telhado para superfícies permeáveis sem drenagem - reduzir em 80% a área de telhado drenada;

? Aplicação de trincheiras de infiltração - reduzir em 80% as áreas drenadas para as trincheiras.

§ 4o A aplicação das estruturas listadas no § 3o estará sujeita a autorização do DEP, após a devida avaliação das condições mínimas de infiltração do solo no local de implantação do empreendimento, a serem declaradas e comprovadas pelo interessado.

§ 5o As regras de dimensionamento e construção para as estruturas listadas no § 3o bem como para os reservatórios deverão ser obtidas no Manual de Drenagem Urbana do Plano Diretor de Drenagem Urbana de Porto Alegre.

Art. 4o Após a aprovação do projeto de drenagem pluvial da edificação ou do parcelamento por parte do DEP, é vedada qualquer impermeabilização adicional de superfície.

Parágrafo Único: A impermeabilização poderá ser realizada se houver retenção do volume adicional gerado de acordo com a equação do Art. 3o §1o.

Art. 5o Os casos omissos no presente decreto deverão ser objeto de análise técnica do Departamento de Esgotos Pluviais.

Art.6º Este decreto entrará em vigor na data de sua publicação, revogadas as disposições em contrário.”

A N E X O I I

ANÁLISE ESPECTRAL DOS MATERIAIS DE COBERTURA EM LABORATÓRIO

Caracterização espectral dos materiais urbanos em laboratório, através do espectrorradiômetro LI - 1800.

A resposta espectral de alguns dos materiais que fazem parte da superfície urbana, é descrita através da análise em laboratório utilizando-se um espectrorradiômetro LI -1800. São descritos o comportamento espectral dos seguintes materiais: telha de amianto, zinco limpo e oxidado, telha de barro e asfalto (em estado seco) (figura II.1).

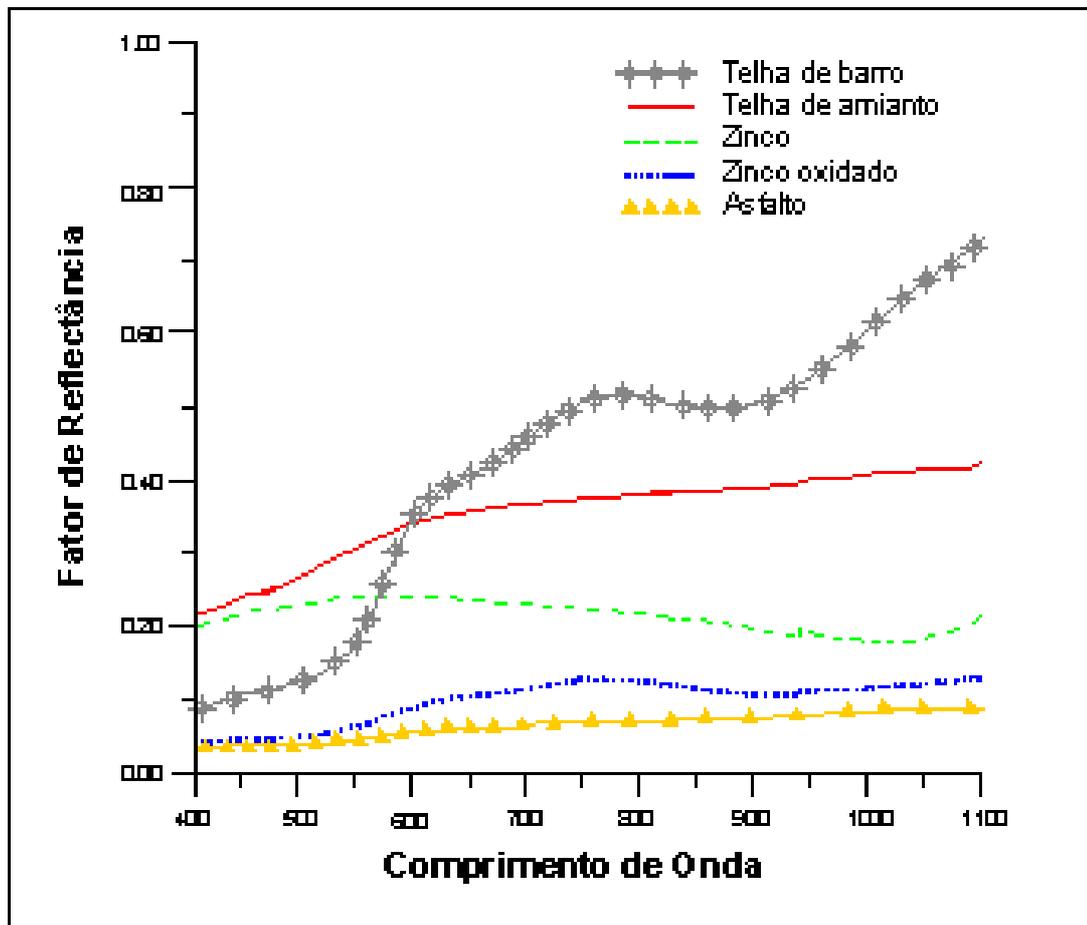


Fig. II.1. Comportamentos espectrais de alguns alvos característicos de áreas urbanas.

Os materiais analisados apresentam valores de reflectância iniciais (comprimento de onda de 400 nm), escalonados do menor para o maior, na seguinte ordem: asfalto, zinco oxidado, telha de barro, zinco e telha de amianto.

Interpretando as respostas espectrais dos materiais urbanos (Zinco, zinco oxidado, asfalto, telha de amianto, telha de barro) nos intervalos espectrais referente as bandas (1 a 5 e 7) dos satélites Landsat 7 (sensor ETM+) e Landsat 5 (sensor TM) foram obtidos os seguintes resultados:

Intervalo de 450 a 520 nm (banda 1), observamos um valor de baixa reflectância para o asfalto, zinco oxidado e telha de barro, e valores maiores para o zinco e telha de amianto.

Intervalo de 520 a 600 nm (banda 2), o asfalto apresenta um pequeno crescimento na reflectância, mas não há uma mudança significativa, há um crescimento na reflectância da telha de amianto e do zinco oxidado, e um grande crescimento na reflectância da telha de barro, e um decréscimo na reflectância do zinco.

Intervalo de 630 a 690 nm (banda 3) a reflectância do asfalto se mantêm constante, a do zinco oxidado continua a aumentar, a do zinco limpo continua a decrescer, a reflectância da telha de barro ultrapassa a da telha de amianto e continua em crescimento, a reflectância da telha de amianto começa a ter um comportamento mais estável.

Intervalo de 760 a 900 nm (banda 4) o asfalto mantêm o mesmo comportamento na sua reflectância, o zinco oxidado tem uma pequena queda, e o zinco limpo continua diminuindo os seus valores de reflectância, a telha de amianto e de barro ficam estáveis no seus valores de reflectância.

A análise com espectrorradiômetro demonstrou que a melhor separação entre as respostas espectrais dos materiais urbanos, aconteceu na banda 4 (Infravermelho próximo).

A N E X O III

DOCUMENTAÇÃO FOTOGRÁFICA



Asfalto, Largo da Epatur, na avenida Perimetral.



Telha de fibrocimento, pavilhões da CEEE na avenida Ipiranga.



Telha de barro, olaria na avenida Assis Brasil, próximo a free-way.



Placas de concreto, na avenida Plinio Kroeff, no Porto Seco.



Telhado de Zinco, Fiat San Marino na avenida Cristiano Fischer.

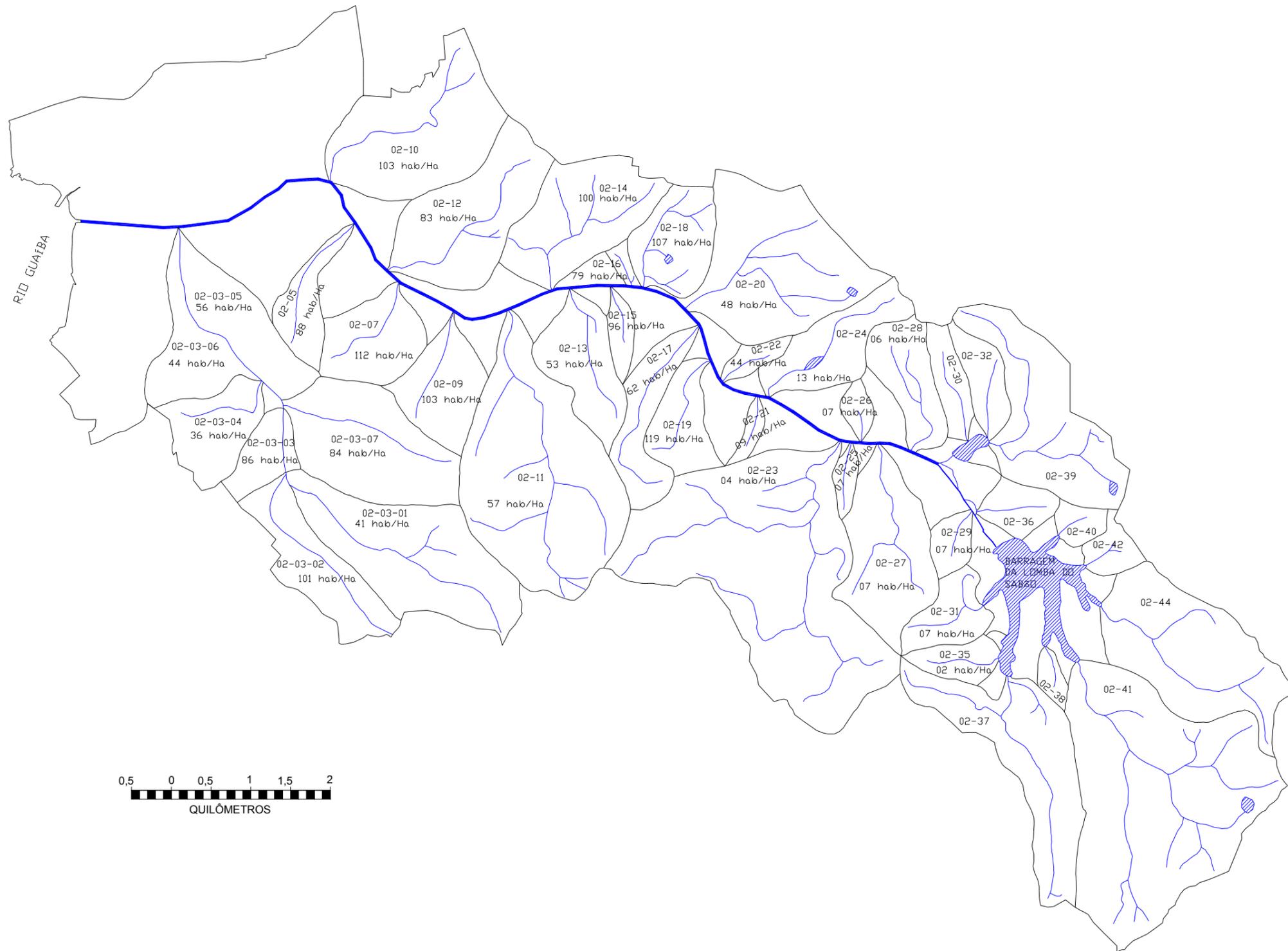
A N E X O I V

**DADOS CENSITÁRIOS E MAPA DE DENSIDADE POPULACIONAL
POR SUBBACIA**

População total por bairro	
Bairro	Ano
	2000
Medianeira – Porto Alegre - RS	12428
Praia de Belas – Porto Alegre - RS	1869
Cidade Baixa - Porto Alegre - RS	16634
Menino-Deus - Porto Alegre - RS	29577
Farroupilha – Porto Alegre - RS	1101
Santa Cecília - Porto Alegre - RS	5800
Santana - Porto Alegre - RS	21221
Azenha - Porto Alegre - RS	13449
Santa Teresa - Porto Alegre - RS	47175
Teresópolis - Porto Alegre - RS	12844
Glória - Porto Alegre - RS	8809
Coronel Aparício Borges - Porto Alegre - RS	22786
Santo Antônio – Porto Alegre - RS	14392
Partenon - Porto Alegre - RS	47460
Vila João Pessoa - Porto Alegre - RS	10522
São José - Porto Alegre - RS	28957
Jardim Botânico - Porto Alegre - RS	11494
Petrópolis - Porto Alegre - RS	35069
Bom Jesus – Porto Alegre - RS	28229
Cascata - Porto Alegre - RS	24130
Agronomia – Porto Alegre - RS	10681
Centro - Porto Alegre - RS	36862
Bonfim - Porto Alegre - RS	11351
Independência - Porto Alegre - RS	6407
Moinhos de Vento - Porto Alegre - RS	8067
Rio Branco – Porto Alegre - RS	19069
Bela Vista - Porto Alegre - RS	9621
Mont'Serrat – Porto Alegre - RS	10236
Jardim do Carvalho - Porto Alegre - RS	25915
Jardim do Salso - Porto Alegre - RS	5143
Lomba do Pinheiro - Porto Alegre - RS	30388

Fonte: Censo demográfico 2000 (IBGE).

SUB-BACIAS DO ARROIO DILÚVIO E SUA DENSIDADE DE POPULAÇÃO/ANO DE 2000



A N E X O V

**RESULTADOS DO CRUZAMENTO DA CLASSIFICAÇÃO FUZZY
PARA OS MATERIAIS DE COBERTURA IMPERMEÁVEL COM AS
IMAGENS DE CONTROLE.**

Cruzamento das classificações realizadas para os materiais impermeáveis na imagem Landsat 7 ETM+ (classificação fuzzy) e na imagem QuickBird (interpretada visualmente).

O cruzamento das imagens, foi realizado em duas áreas: área 1 e área 2, já especificadas na metodologia. Abaixo é apresentado os resultados do cruzamento para os materiais impermeáveis: telha de barro, zinco, fibrocimento e concreto (juntos).

Telha de barro:

Área 1 (fig. 1): A classe telha de barro apresentou um intervalo de 0 a 0,99 na imagem de PPCP para essa área, isto é, existem *pixels* com 99% de possibilidade de pertencerem a classe telha de barro. Para que a imagem de PPCP coincidissem da melhor maneira com a imagem interpretada utilizamos um intervalo de 0,85 a 0,99 (imagem utilizada no cruzamento). A coincidência do comportamento do solo exposto dessa área (solo vermelho) com a telha de barro, fez com que o mesmo fosse classificado como telha de barro. Como a maioria dos telhados cobertos por telha de barro são de pequena dimensão, e dentro do *pixel* (30m X 30m) deve existir uma quantidade mínima do material amostrado para que ele considere que o mesmo pertença a essa classe, ocorre que muitas vezes o *pixel* apresente um grau de incerteza grande. As denominações para as imagens são telha 1 (imagem classificada) e telha 2 (interpretada). O cruzamento apresentou os seguintes resultados:

- verde= não existe telha em nenhuma das imagens (classificada e interpretada).
- azul= na imagem classificada existe telha/ na imagem interpretada não.
- amarelo= na imagem classificada não existe telha/ na imagem interpretada sim.
- vermelho= há coincidência nas duas imagens para telha de barro.

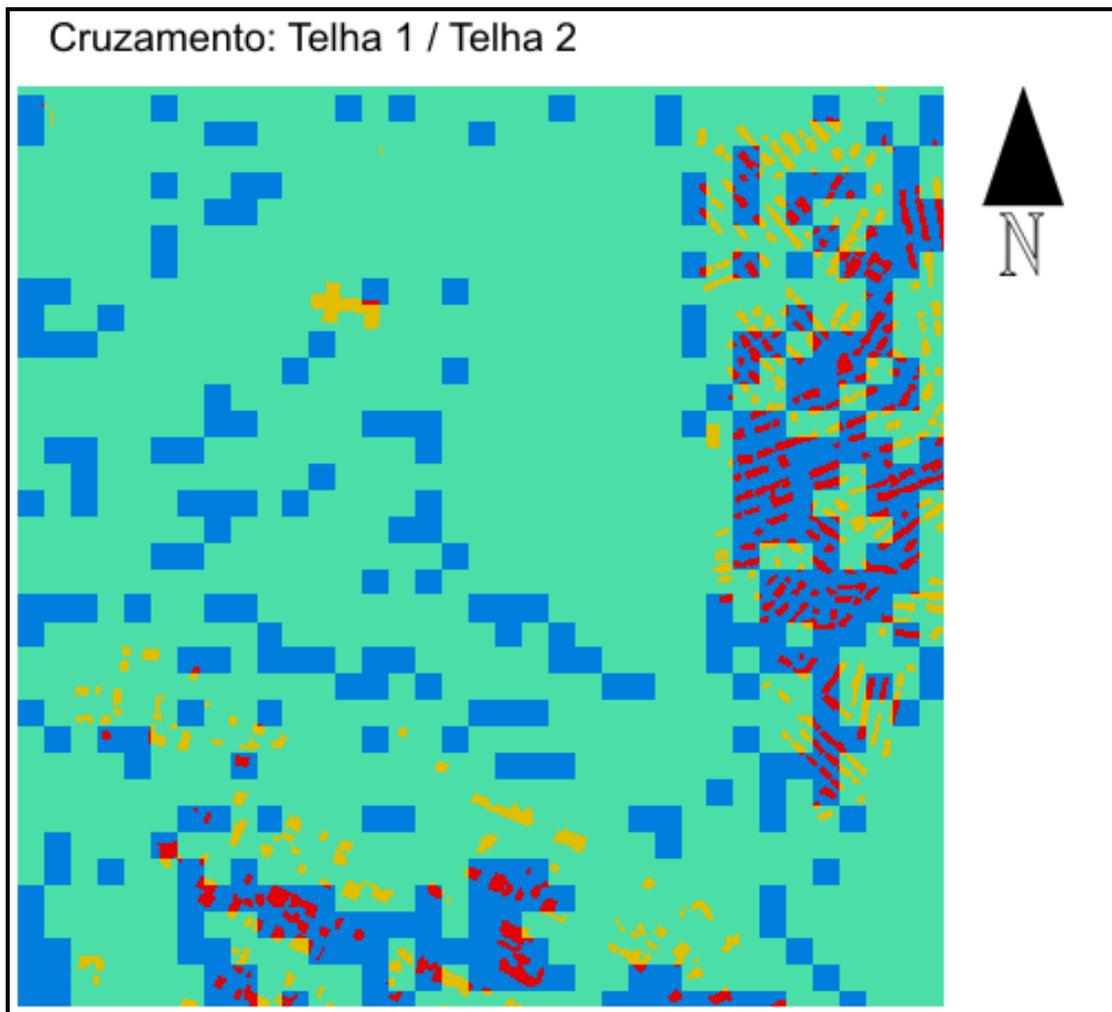


Fig. 1. Cruzamento entre imagens: Landsat 7 ETM+ (classificada) e QuickBird (interpretada visualmente) para a classe telha de barro na área 1. Escala aproximada 1: 8 300.

Área 2 (fig. 2): A classe telha de barro nesta área obteve uma imagem de PPCP com valores de 0 a 0,99. E o intervalo que melhor coincidiu com a interpretação foi o de 0,85 a 0,99. A constatação feita na área anterior sobre o tamanho dos telhados pode ser feita também nessa área, e com um número maior de *pixels* classificados equivocadamente, desta vez existindo confusão além do solo exposto com o fibrocimento/concreto. A interpretação é a mesma utilizada na área anterior, como segue:

- verde= não existe telha em nenhuma das imagens (classificada e interpretada).
- azul= na imagem classificada existe telha/ na imagem interpretada não.
- amarelo= na imagem classificada não existe telha/ na imagem interpretada sim.

- vermelho= há coincidência nas duas imagens para telha de barro.

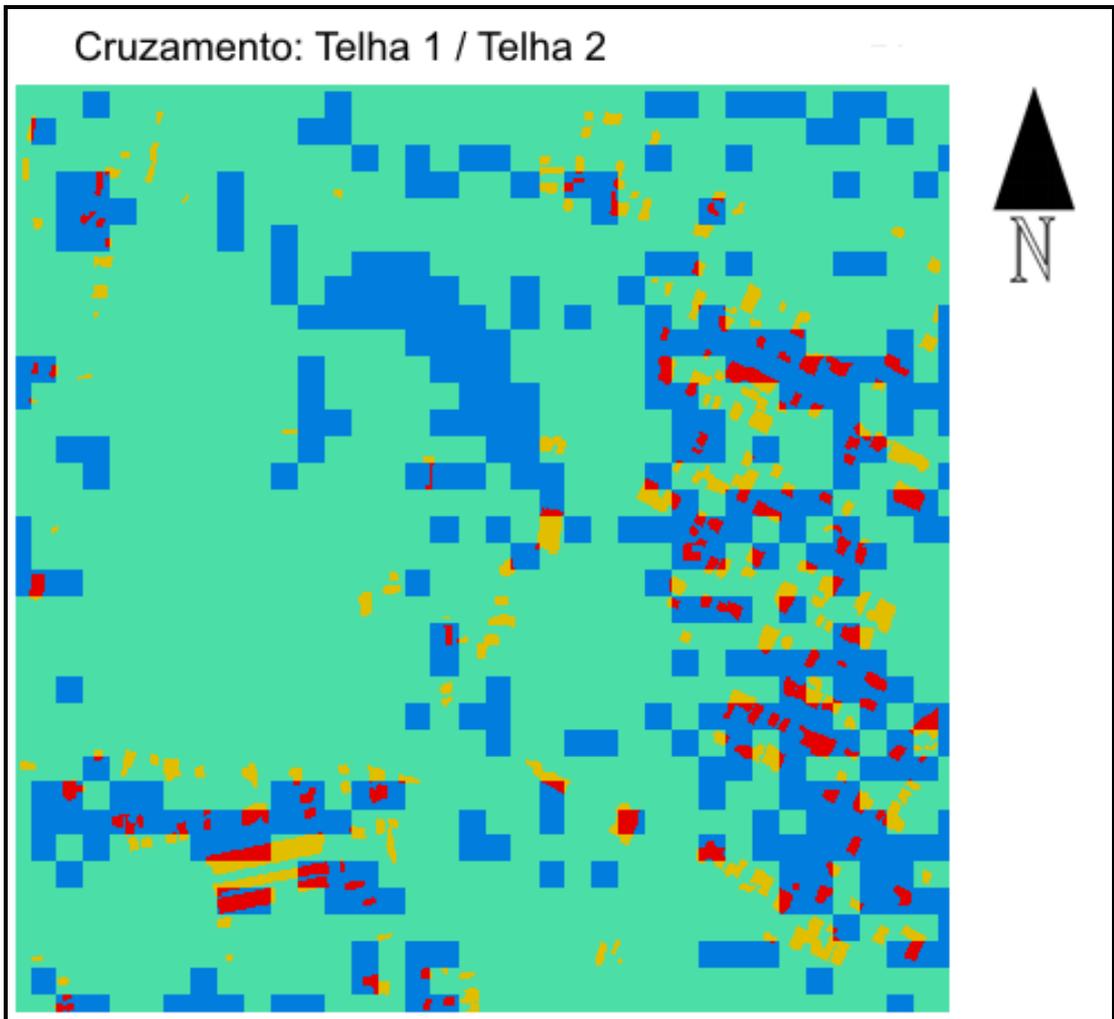


Fig. 2. Cruzamento entre imagens: Landsat 7 ETM+ (classificada) e QuickBird (interpretada visualmente) para a classe telha de barro na área 2. Escala aproximada 1: 8 300.

Zinco:

Área 1 (fig. 3): O valor máximo na imagem de PPCP para essa área foi de 0,98. E o intervalo de PPCP que melhor coincidiu com as imagens de controle foi 0,85 a 0,98. Este cruzamento tem um melhor resultado, mas nota-se que a dimensão dos telhados influi diretamente na classificação, telhados maiores são classificados e telhados com dimensões menores só são classificados quando estão muito agrupados. A denominação é zinco1 para a imagem classificada e zinco2 para a imagem interpretada. A denominação é a mesma utilizada anteriormente:

- verde= não existe zinco em nenhuma das imagens (classificada e interpretada).
- azul= na imagem classificada existe zinco/ na imagem interpretada não.
- amarelo= na imagem classificada não existe zinco/ na imagem interpretada sim.
- vermelho= há coincidência nas duas imagens para zinco.

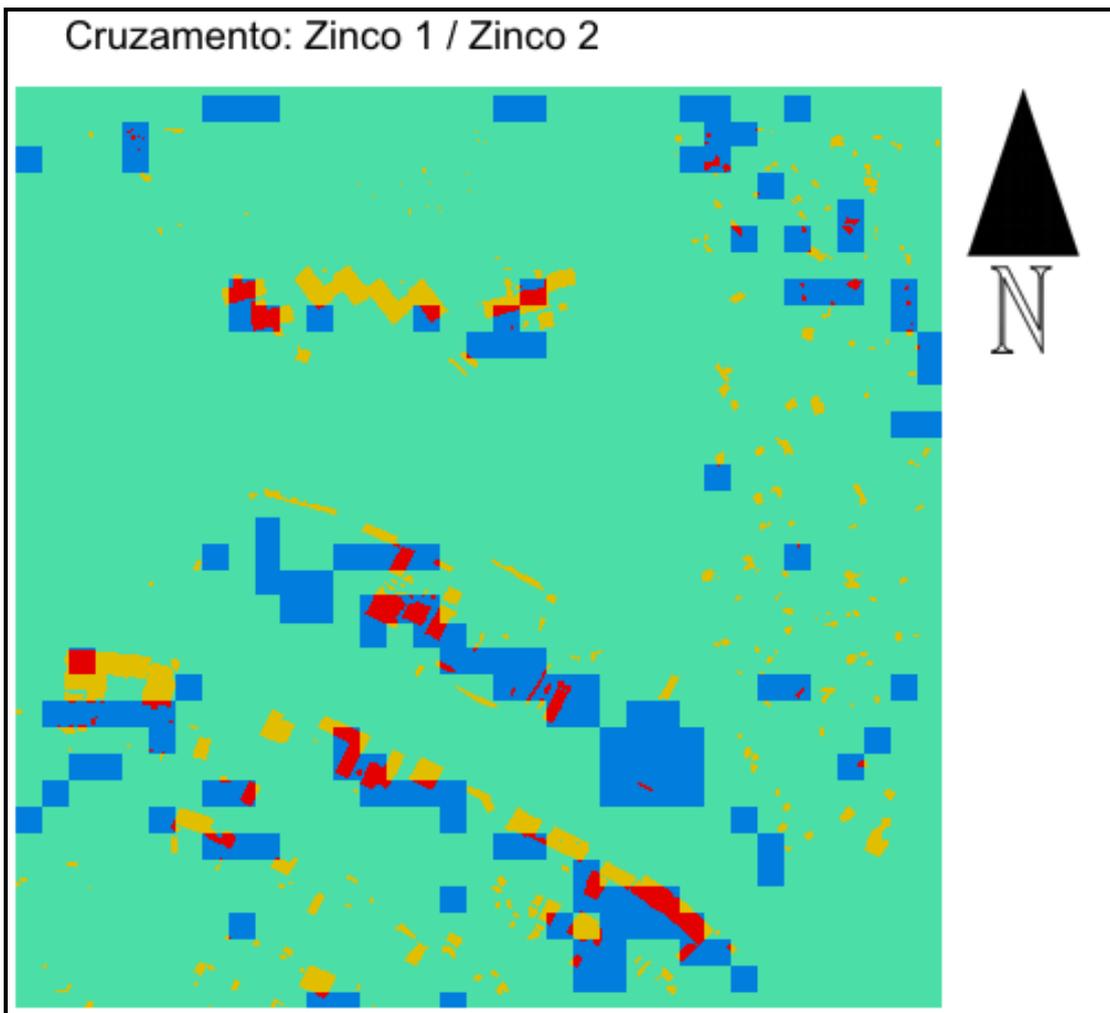


Fig. 3. Cruzamento entre imagens: Landsat 7 ETM+ (classificada) e QuickBird (interpretada visualmente) para a classe zinco na área 1. Escala aproximada 1: 8 300.

Área 2 (fig. 4): A imagem de PPCP para zinco nessa área atinge o valor máximo de 1, isto quer dizer que para o classificador existem *pixels* com 100% de possibilidade da classe. O intervalo que obteve maior coincidência no cruzamento com a imagem interpretada foi de 0,85 a 1. Como na área anterior os telhados de dimensões maiores são identificados, mas os que tem dimensões menores não aparecem na classificação, só aparecem quando se

encontram agrupados. A nomenclatura para as imagens e a interpretação das cores são as mesmas utilizadas na área anterior.

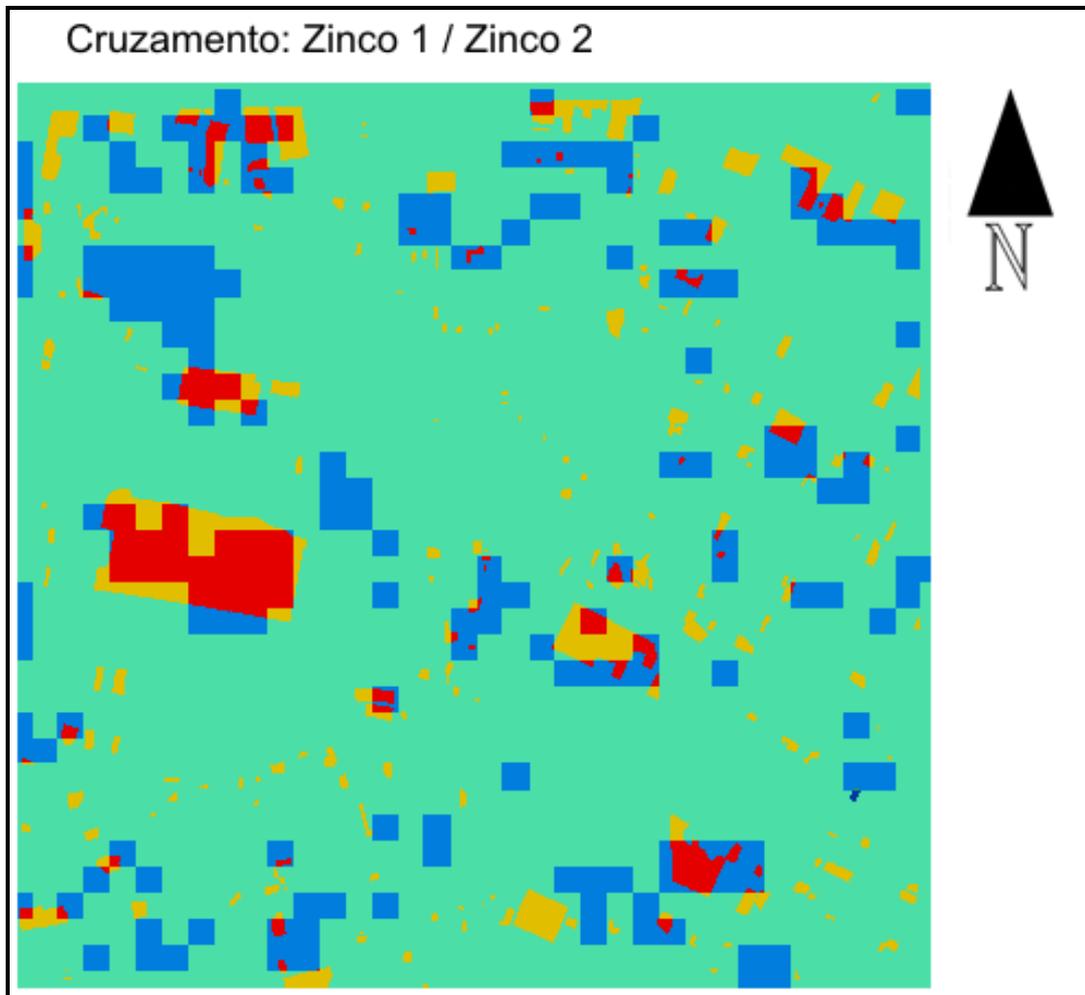


Fig. 4. Cruzamento entre imagens: Landsat 7 ETM+ (classificada) e QuickBird (interpretada visualmente) para a classe zinco na área 2. Escala aproximada 1: 8 300.

Fibrocimento e concreto:

Para o cruzamento da imagem classificada com a imagem de controle foi necessário unir as classes fibrocimento e concreto, nas duas imagens, pois na interpretação visual não foi possível identificar as mesmas, separadamente.

Área 1 (fig. 5): Nessa área as duas imagens classificadas, concreto e fibrocimento apresentaram um intervalo de PPCP de 0 a 0,99. E o intervalo que melhor representou a classe na imagem classificada foi 0,85 a 0,99. O cruzamento foi feito após a união das duas imagens classificadas e com o intervalo acima definido (0,85 a 0,99). A mesma constatação

feita para os outros materiais, ou seja, a influência das dimensões dos telhados na classificação, foi identificada neste cruzamento. A denominação das imagens são fibroconcreto1 para a imagem classificada e fibroconcreto2 para a imagem identificada através da interpretação visual. A interpretação para as cores na imagem são as seguintes:

- verde= não existe fibrocimento/concreto em nenhuma das imagens (classificada e interpretada).
- azul= na imagem classificada existe fibrocimento/concreto e na imagem interpretada não.
- amarelo= na imagem classificada não existe fibrocimento/concreto e na imagem interpretada sim.
- vermelho= há coincidência nas duas imagens para fibrocimento/concreto.

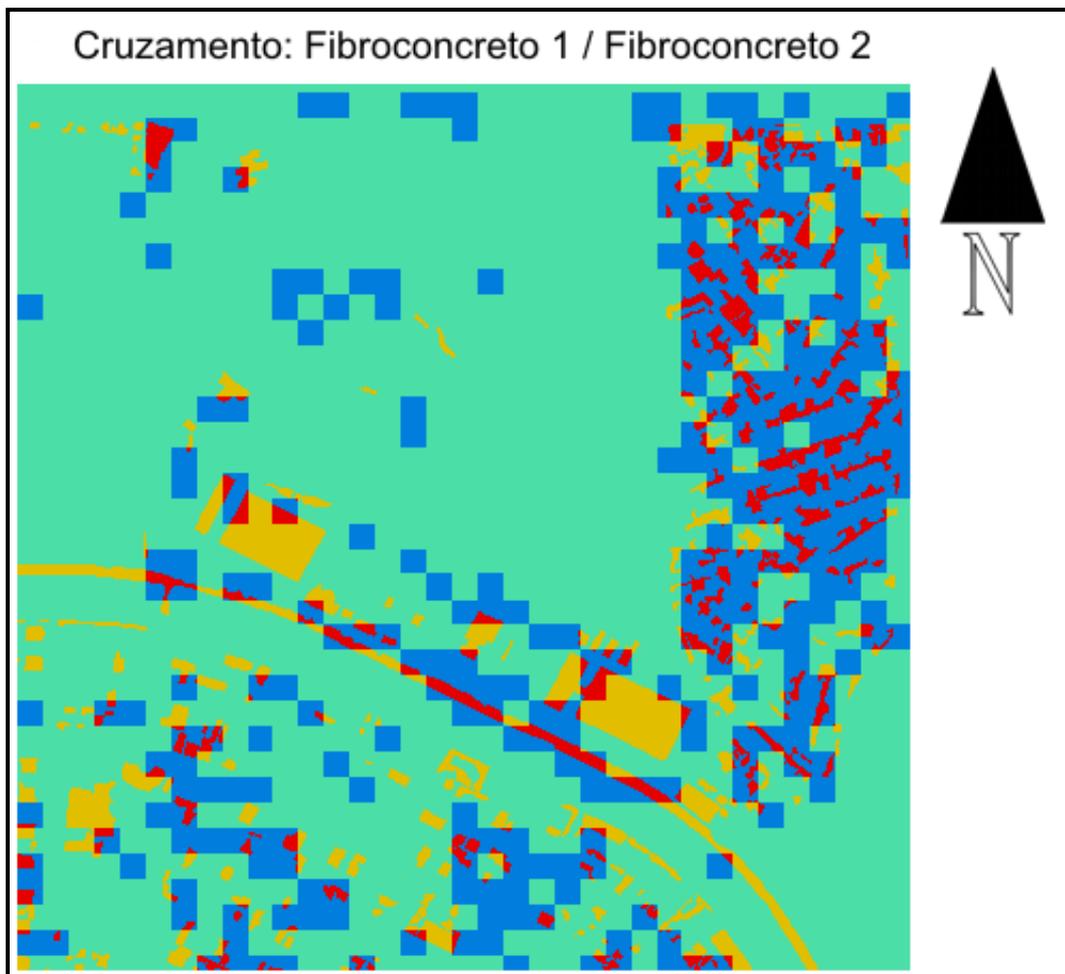


Fig. 5. Cruzamento entre imagens: Landsat 7 ETM+ (classificada) e QuickBird (interpretada visualmente) para a classe fibrocimento/concreto na área 1. Escala aproximada 1: 8 300.

Área 2 (fig. 6): Também nessa área as duas imagens de PPCP do concreto e do fibrocimento apresentaram um intervalo de PPCP de 0 a 0,99. E o intervalo que melhor coincide com a imagem interpretada foi o de 0,85 a 0,99. A dispersão maior dos telhados nesta área, com pequenas dimensões, ocasionou uma maior incerteza na classificação para esses materiais. A denominação utilizada é fibroconcreto1 para a imagem classificada e fibroconcreto2 para a verdade de campo. A interpretação para as cores na imagem são as seguintes:

- verde= não existe fibrocimento/concreto em nenhuma das imagens (classificada e interpretada).
- azul= na imagem classificada existe fibrocimento/concreto e na imagem interpretada não.
- amarelo= na imagem classificada não existe fibrocimento/concreto e na imagem interpretada sim.
- vermelho= há coincidência nas duas imagens para fibrocimento/concreto.

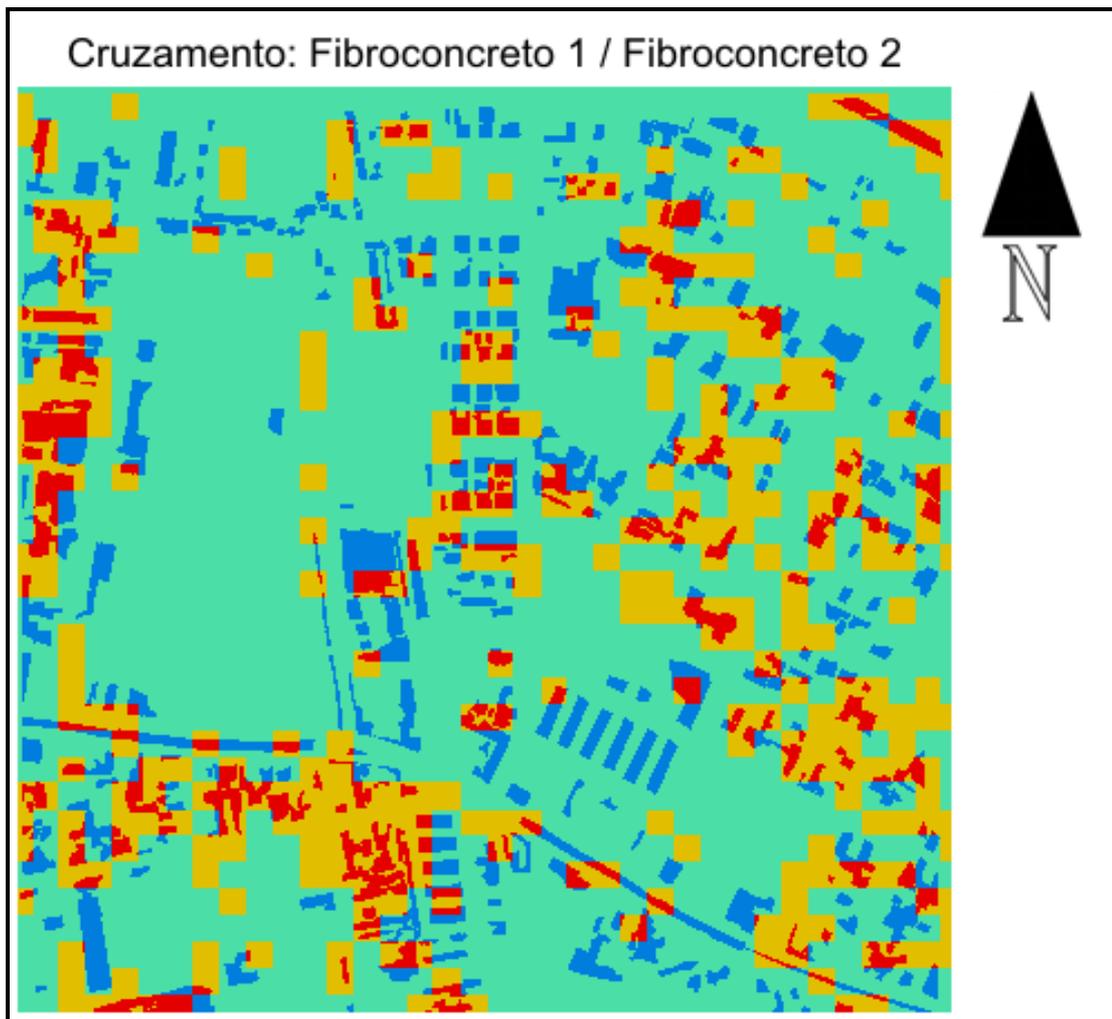


Fig. 6. Cruzamento entre imagens: Landsat 7 ETM+ (classificada) e QuickBird (interpretada visualmente) para a classe fibrocimento/concreto na área 2. Escala aproximada 1: 8 300.