

SENSORIAMENTO REMOTO APLICADO NA CLASSIFICAÇÃO DA COBERTURA
DO SOLO DE UMA BACIA HIDROGRÁFICA

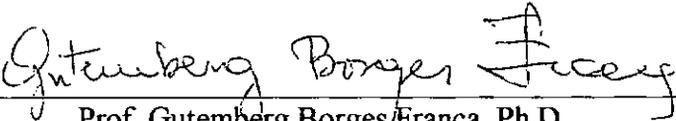
Glória Figueiredo de Abreu

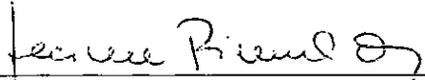
TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DA COORDENAÇÃO DOS
PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE
FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS
PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA
CIVIL.

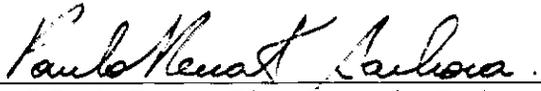
Aprovada por:


Prof. Otto Corrêa Rotunno Filho, Ph.D.


Prof. Paulo Canedo de Magalhães, Ph.D.


Prof. Gutemberg Borges França, Ph.D.


Prof.^ª Luciene Pimentel da Silva, Ph.D.


Prof. Paulo Renato Diniz Junqueira Barbosa, M.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

MARÇO DE 2000

ABREU, GLÓRIA FIGUEIREDO DE

Sensoriamento remoto aplicado na classificação
da cobertura do solo de uma bacia hidrográfica
[Rio de Janeiro] 2000

VII, 167 p. 29,7 cm (COPPE/UFRJ, M.Sc.,
Engenharia Civil, 2000)

Tese - Universidade Federal do Rio de
Janeiro, COPPE

1. Bacia hidrográfica
2. Modelagem hidrológica
3. Sensoriamento remoto
4. Classificação de imagem
5. Geoestatística
6. Textura

I. COPPE/UFRJ II. Título (série)

À minha mãe.

Agradecimentos

Professor Otto Rotunno sugeriu-me a temática deste trabalho. Sua confiança em mim e nossas várias discussões sobre o tema, foram os principais responsáveis pela conversão deste em tese de mestrado sob sua orientação.

Os amigos Marisa Carvalho, Fábio Teodoro, Lilian Katzan, Sérgio Leandro, Jonatan Ross, Olga Calhman, Angela Cardoso, Fernanda Tomaz, Iolanda Freire e Otávio Rosário, pela generosidade, paciência e palavras de incentivos.

Celso Pelizari e Marcelo de Carvalho, que tanto ajudaram na árdua tarefa da edição e impressão das figuras.

Ao Laboratório de Hidrologia, o meu agradecimento especial pelo interesse na pesquisa e por ter fornecido toda a infra-estrutura necessária para elaboração desta tese.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

SENSORIAMENTO REMOTO APLICADO NA CLASSIFICAÇÃO DA COBERTURA DO SOLO DE UMA BACIA HIDROGRÁFICA

Glória Figueiredo de Abreu

Março/2000

Orientadores: Otto Corrêa Rotunno Filho
Paulo Canedo de Magalhães

Programa: Engenharia Civil

Os modelos hidrológicos do tipo chuva-vazão são utilizados para permitir um melhor entendimento da fase terrestre do ciclo hidrológico. Esta dissertação analisa uma relativamente recente base de dados, com ênfase especial na obtenção e no fornecimento de informações de cobertura do solo para modelos hidrológicos a partir do sensoriamento remoto, no contexto do planejamento de ocupação do solo de uma bacia hidrográfica.

O mapeamento da cobertura do solo de uma bacia hidrográfica foi analisado através de técnicas de classificação digital de imagem de satélite, incluindo o método da máxima verossimilhança e o método de classificação por textura, denominado matriz de tons de cinza vizinhos dependentes (NGLDM). O estudo de caso foi feito na bacia dos rios Sarapuí e Iguazu com uma imagem Landsat5-TM de 27 de junho de 1994.

Os resultados indicaram a possibilidade de se obter bons resultados para classificação digital da cobertura do solo a partir do método de máxima verossimilhança com vistas à alimentação de modelos hidrológicos do tipo chuva-vazão, respeitando procedimentos adequados de análise da imagem de satélite. Adicionalmente, o método de classificação por textura foi também explorado. Os resultados obtidos, embora não levem a uma melhora no nível de classificação da cobertura do solo, indicam, por outro lado, que a abordagem de métodos de classificação por textura merece ser melhor explorada.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

REMOTE SENSING APPLIED TO WATERSHED SOIL COVER CLASSIFICATION

Glória Figueiredo de Abreu

March/2000

Advisors: Otto Corrêa Rotunno Filho
Paulo Canedo de Magalhães

Department: Civil Engineering

Rainfall-runoff models are used to achieve a better understanding of the land phase of the hydrological cycle. This thesis focuses on a relatively recent database, addressing the supply of soil cover information to rainfall-runoff models from remotely sensed imagery in the context of soil occupation planning of a watershed.

The soil cover mapping of a watershed was analyzed through digital classification techniques of satellite image, including the maximum likelihood method and the Neighbor vying Gray-Level Dependence Matrix (NGLDM) method of texture classification. The study case was developed for the Sarapuí and Iguaçu rivers watershed through the use of a Landsat5-TM image, dated June 27, 1994.

The results indicate the possibility of having a good soil cover digital classification using the maximum likelihood method applied to rainfall-runoff models, respected an adequate procedure for analyzing satellite imagery. Additionally, the texture classification method was also examined. The results, although they do not lead to an improvement in the classification level for soil cover mapping, suggest that the texture classification approach deserves to be better explored.

ÍNDICE

CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO.....	1
CAPÍTULO II – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	4
II.1 Modelagem Hidrológica de Bacias Hidrográficas.....	6
II.2 Sensoriamento Remoto em Hidrologia.....	9
II.2.1 Espectro Eletromagnético.....	10
II.2.2 Sistema Sensor.....	15
II.2.3 Sistema de Sensores Orbitais.....	17
II.2.4 A Imagem Digital.....	19
II.2.5 Sistemas de Análise de Imagens Digitais.....	21
II.2.6 Aplicações em Hidrologia.....	24
II.3 Mapeamento da Cobertura do Solo.....	27
II.4 Classificação de Imagens.....	33
II.4.1 Métodos de classificação de imagens.....	35
II.5 Textura.....	40
CAPÍTULO III – METODOLOGIA.....	43
III.1 Processamento Digital da Imagem.....	44
III.2 A Classificação da Imagem.....	46
III.2.1 Método Isodata.....	47
III.2.2 Método da Máxima Verossimilhança.....	49
III.3 Análise Geoestatística.....	54
III.3.1 Teoria das Variáveis Regionalizadas.....	54
III.3.2 Função Variograma.....	55
III.3.3 Análise Estrutural.....	56
III.4 Método de Análise de Textura: NGLDM.....	57

CAPÍTULO IV – ESTUDO DE CASO: BACIA DOS RIOS SARAPUÍ E IGUAÇU...	60
IV.1 Descrição da Área de Estudo.....	60
IV.2 Descrição dos dados e Resultados.....	64
CAPÍTULO V – CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	130
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	133
APÊNDICE A - ALGUNS DOS PROJETOS ORBITAIS DE IMAGEAMENTO.....	144
APÊNDICE B - CONSIDERAÇÕES CARTOGRÁFICAS.....	153
APÊNDICE C – ESTIMATIVA DE PARÂMETROS PELO MÉTODO DA MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA (MAXVER).....	160
APÊNDICE D - VARIOGRAMAS EMPÍRICOS DERIVADOS A PARTIR DA IMAGEM LANDSAT5-TM OBTIDA EM 27 DE JUNHO DE 1994.....	165

LISTA DE TABELAS

Tabela.II.1 - Sistema de uso da terra proposto pela União Geográfica Internacional – UGI (fonte: Keller, 1969).....	28
Tabela.II.2 - Sistema de classificação do uso da terra e revestimento do solo para utilização com dados de sensoriamento remoto (fonte: Anderson et al., 1976).....	30
Tabela II.3 - Níveis de detalhamento estabelecidos para os dados de sensoriamento remoto (fonte: Anderson et al., 1976).....	31
Tabela II.4 - Características do sistema de classificação do uso da terra por sensoriamento remoto (fonte: Jensen, 1983).....	32
Tabela IV.1 - Pontos de controle terrestre para georeferenciar a imagem Landsat5-TM.....	70
Tabela IV.2 - Matriz de correlação entre as bandas 1, 2 ,3 ,4 ,5 e 7.....	74
Tabela IV.3 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/7	80
Tabela IV.3.a- Matriz de erros.....	80
Tabela IV.3.b - Erro de cada classe.....	81
Tabela IV.3.c - Erro da classificação.....	81
Tabela IV.3.d - Percentual de acerto das áreas de treinamento.....	81
Tabela IV.3.e - Matriz de erros normalizada.....	82
Tabela IV.4 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 3/4/5	85
Tabela IV.4.a- Matriz de erros.....	85
Tabela IV.4.b - Erro de cada classe.....	86
Tabela IV.4.c - Erro da classificação.....	86
Tabela IV.4.d - Percentual de acerto das áreas de treinamento.....	86
Tabela IV.4.e - Matriz de erros normalizada.....	87
Tabela IV.5 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/3/4/5/7.....	89
Tabela IV.5.a- Matriz de erros.....	89

Tabela IV.5.b - Erro de cada classe.....	90
Tabela IV.5.c - Erro da classificação.....	90
Tabela IV.5.d - Percentual de acerto das áreas de treinamento.....	90
Tabela IV.5.e - Matriz de erros normalizada.....	91
Tabela IV.6 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - banda 5.....	98
Tabela IV.6.a- Matriz de erros.....	98
Tabela IV.6.b - Erro de cada classe.....	99
Tabela IV.6.c - Erro da classificação.....	99
Tabela IV.6.d - Percentual de acerto das áreas de treinamento.....	99
Tabela IV.6.e - Matriz de erros normalizada.....	100
Tabela IV.7 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - banda 5_NNU...	101
Tabela IV.7.a- Matriz de erros.....	101
Tabela IV.7.b - Erro de cada classe.....	102
Tabela IV.7.c - Erro da classificação.....	102
Tabela IV.7.d - Percentual de acerto das áreas de treinamento.....	102
Tabela IV.7.e - Matriz de erros normalizada.....	103
Tabela IV.8 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - banda 5_LNE...	104
Tabela IV.8.a- Matriz de erros.....	104
Tabela IV.8.b - Erro de cada classe.....	105
Tabela IV.8.c - Erro da classificação.....	105
Tabela IV.8.d - Percentual de acerto das áreas de treinamento.....	105
Tabela IV.8.e - Matriz de erros normalizada.....	106
Tabela IV.9 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/7_NNU.....	108
Tabela IV.9.a- Matriz de erros.....	108
Tabela IV.9.b - Erro de cada classe.....	109
Tabela IV.9.c - Erro da classificação.....	109

Tabela IV.9.d - Percentual de acerto das áreas de treinamento.....	109
Tabela IV.9.e - Matriz de erros normalizada.....	109
Tabela IV.10 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/7_LNE	110
Tabela IV.10.a- Matriz de erros.....	112
Tabela IV.10.b - Erro de cada classe.....	113
Tabela IV.10.c - Erro da classificação.....	113
Tabela IV.10.d - Percentual de acerto das áreas de treinamento.....	113
Tabela IV.10.e - Matriz de erros normalizada.....	114
Tabela IV.11 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 3/4/5_NNU	116
Tabela IV.11.a- Matriz de erros.....	116
Tabela IV.11.b - Erro de cada classe.....	117
Tabela IV.11.c - Erro da classificação.....	117
Tabela IV.11.d - Percentual de acerto das áreas de treinamento.....	117
Tabela IV.11.e - Matriz de erros normalizada.....	118
Tabela IV.12 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 3/4/5_LNE	120
Tabela IV.12.a- Matriz de erros.....	120
Tabela IV.12.b - Erro de cada classe.....	121
Tabela IV.12.c - Erro da classificação.....	121
Tabela IV.12.d - Percentual de acerto das áreas de treinamento.....	121
Tabela IV.12.e - Matriz de erros normalizada.....	122
Tabela IV.13- Resultados relativos à precisão da classificação –calibração.....	123

Tabela IV.14 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/3/4/5/7.....	126
Tabela IV.14.a- Matriz de erros.....	126
Tabela IV.14.b - Erro de cada classe.....	127
Tabela IV.14.c - Erro da classificação.....	127
Tabela IV.14.d - Percentual de acerto das áreas de treinamento.....	127
Tabela IV.14.e - Matriz de erros normalizada.....	128
Tabela IV.15- Resultados relativos à precisão da classificação -validação.....	129

LISTA DE FIGURAS

Figura II.1 - Exemplo de uma bacia hidrográfica.....	5
Figura II.2 - Sistema de imageamento por meio de sensoriamento remoto (fonte: Ross, 1999).....	10
Figura II.3 - Espectro eletromagnético (fonte: Ramalho et al., 1977).....	13
Figura II.4 - Satélite Landsat5-TM (fonte: anônima).....	17
Figura II.5 - Sistema de coordenadas usado para representar uma imagem digital (fonte: Gonzales e Woods, 1993).....	19
Figura II.6 - Imagem digital preta e branca e sua respectiva matriz numérica (fonte: Ross, 1999).....	20
Figura II.7 - Histograma da banda 5 de uma imagem digital do Landsat5-TM (fonte: Richards, 1986).....	20
Figura II.8 - Histogramas da banda 5 de uma imagem digital Landsat5-TM: imagem original e imagem após aplicação do aumento de contraste(fonte: Richards, 1986).....	24
Figura II.9- Gráfico de espaço de atributos, para o caso de uma imagem com apenas duas bandas espectrais (fonte: Duda e Hart, 1973).....	34
Figura II.10 - As curvas de probabilidade das classes A, B e C são estendidas para probabilidades menores; os números atribuídos a cada contorno representam a probabilidade, em porcentagem, de um píxel desconhecido pertencer a uma dada classe, com base nos parâmetros estatísticos das áreas de treinamento (fonte: Duda e Hart, 1973).....	38
Figura II.11 - Os mesmos contornos da Figura III.2, agora com os limites de decisão (representados pelas linhas espessas) superpostos; esses limites são traçados a partir dos pontos de igual probabilidade para duas ou mais classes (fonte: Duda e Hart, 1973).....	39

Figura II.12 - Duas distribuições normais representando os dados de duas áreas de treinamento contendo pixels com intervalos de variação dos números digitais superpostos; o limite de decisão é colocado no ponto em que as duas distribuições se cruzam, de tal forma que um pixel desconhecido, nessa posição, teria a mesma probabilidade de pertencer a ambas as classes (fonte: Richards, 1986).....	39
Figura III.1 - Decisão por funções discriminadas (fonte: Mascarenhas e Velasco, 1984).....	53
Figura IV.1 - Localização da bacia hidrográfica dos rios Iguaçu e Sarapuí.....	61
Figura IV.2 - Histogramas das bandas 1, 2, 3, 4, 5, 6, e 7, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.....	65
Figura IV.3 - Composição colorida das bandas 3, 4 e 5 nas cores vermelho, verde e azul respectivamente, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.....	67
Figura IV.4 - Composição colorida das bandas 4, 5 e 3 nas cores vermelho, verde e azul respectivamente, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.....	68
Figura IV.5 - Representação do conjunto de cartas topográficas utilizadas para registro das imagens e para digitalização de contorno e delimitação da bacia hidrográfica dos rios Sarapuí e Iguaçu.....	69
Figura IV.6 - Composição colorida das bandas 4, 5 e 3 nas cores vermelho, verde e azul respectivamente, com os pontos de controle que foram utilizados para o registro da imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.....	72
Figura IV.7 - Composição colorida das bandas 4, 5 e 3 nas cores vermelho, verde e azul respectivamente, georeferenciada com sistema de coordenadas UTM e o limite da bacia dos rios Iguaçu e Sarapuí com seus cursos de água, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.....	73

Figura IV.8 - Classificação pelo método não supervisionado, utilizando o algoritmo isodata e legenda resultante do processo classificatório, bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.....	75
Figura IV.9 - Classificação pelo método não supervisionado, utilizando o algoritmo isodata e legenda que identifica as possíveis formas de ocupação do solo, após análise visual, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.....	76
Figura IV.10 - Composição colorida das bandas 4, 5 e 3 nas cores vermelho, verde e azul respectivamente, com as regiões de treinamento, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.....	77
Figura IV.11 - Classificação pelo método da máxima verossimilhança, bandas 1, 2 e 7, com a legenda que identifica formas de ocupação do solo, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.....	79
Figura IV.12 - Classificação pelo método da máxima verossimilhança, bandas 3,4 e 5, com a legenda que identifica formas de ocupação do solo, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.....	84
Figura IV.13 - Classificação pelo método da máxima verossimilhança, bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7, com a legenda que identifica formas de ocupação do solo, imagem Landsat5-TM, obtida em 27 de junho de 1994.....	88
Figura IV.14 - Variogramas adimensionais empíricos da área de vegetação costeira da imagem Landsat5-TM, bandas 1, 2 ,3 ,4 ,5 e 7.....	93
Figura IV.15 - Variogramas adimensionais empíricos da área de vegetação secundária da imagem Landsat5-TM, bandas 1, 2 ,3 ,4 ,5 e 7.....	93
Figura IV.16 - Variogramas adimensionais empíricos da área urbana da imagem Landsat5-TM, bandas 1, 2 ,3 ,4 ,5 e 7.....	94
Figura IV.17 - Variogramas adimensionais empíricos da área de montanha da imagem Landsat5-TM, bandas 1, 2 ,3 ,4 ,5 e 7.....	94

Figura IV.18 - Aplicação do algoritmo de textura NGLDM: número não uniforme (NNU) na banda 5, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de Junho de 1994.....	96
Figura IV.19 - Aplicação do algoritmo de textura NGLDM: segundo momento (LNE) na banda 5, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de Junho de 1994.....	97
Figura IV.20 - Classificação pelo método da máxima verossimilhança, bandas 1, 2 originais e a banda sintética 7_NNU, com a legenda que identifica formas de ocupação do solo, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.....	107
Figura IV.21 - Classificação pelo método da máxima verossimilhança, bandas 1, 2 originais e a banda sintética 7_LNE, com a legenda que identifica formas de ocupação do solo, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de Junho de 1994.....	111
Figura IV.22 - Classificação pelo método da máxima verossimilhança, bandas 3, 4 originais e a banda sintética 5_NNU, com a legenda que identifica formas de ocupação do solo, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de Junho de 1994.....	115
Figura IV.23 - Classificação pelo método da máxima verossimilhança, bandas 3, 4 originais e a banda sintética 5_LNE, com a legenda que identifica formas de ocupação do solo da imagem Landsat5-TM obtida em 27 de Junho de 1994.....	119

I. INTRODUÇÃO

A busca constante de um equilíbrio entre desenvolvimento e meio ambiente deve ser uma meta permanente a ser atingida pela sociedade. Uma bacia hidrográfica, apesar de suas variadas características topográficas, geológicas, climáticas e diversidade de sua utilização, representa um clássico exemplo de ecossistema, onde as relações entre o homem e a natureza merecem ser estudadas e entendidas.

Atualmente, não é mais aplicável a ação empírica e isolada na resolução e tomada de decisão acerca dos problemas que provocam direta ou indiretamente impactos, conflitos e depredações ao meio ambiente, sendo essencial o desenvolvimento de uma visão holística na identificação e abordagem das variáveis pertinentes a um estudo ambiental e, mais especificamente, sob a ótica do gerenciamento de recursos hídricos em uma bacia hidrográfica. A preservação da qualidade ambiental em uma bacia hidrográfica é altamente desejável, não só ao bem estar e segurança do homem como de todos os seres vivos que vivem em parceria naquela área.

O planejamento urbano e regional no contexto de bacias hidrográficas constitui um desafio, pois a ocupação não ordenada dessas áreas, principalmente em regiões metropolitanas, acarreta inúmeras alterações ambientais que, em última análise, afetam milhares de habitantes. Dentre tais alterações, destaca-se a modificação do regime hídrico de micro e macrobacias com conseqüente agravamento do problema de enchentes.

Uma das formas de estabelecer o planejamento urbano e regional de uma bacia hidrográfica é o conhecimento da ocupação do solo dessa área através de mapas de cobertura do solo. As técnicas tradicionais para elaboração desses mapas exigem detalhada coleta de dados, quase sempre onerosa pela logística necessária aos levantamentos de campo. Esses mapas ficam, muitas vezes, defasados no tempo, dada a forma intensa, rápida e desordenada de ocupação de uma bacia. Os avanços observados nas técnicas de análise de imagens digitais e na tecnologia de sua aquisição (sensores a bordo de plataformas orbitais) possibilita a geração de mapas quase em tempo real e uma otimização dos levantamentos de campo. Dessa forma, uma imagem pode ser usada nos modelos de determinação e monitoramento da ocupação do solo.

Os modelos hidrológicos do tipo chuva-vazão, por sua vez, procuram representar os fenômenos físicos em uma bacia hidrográfica com o objetivo de melhor entender o ciclo hidrológico. O progresso nessa área tem sido atingido através do desenvolvimento e uso de duas grandes classes de modelos: concentrados e distribuídos. Contudo, muitos tópicos permanecem em aberto para discussão tais como a melhora nas fontes de dados, calibração, validação, parametrização e escalas de alimentação e operação desses modelos.

O presente trabalho insere-se no contexto do desenvolvimento de modelos hidrológicos distribuídos do tipo chuva-vazão e planejamento de ocupação do solo, onde o mapeamento da cobertura do solo por sensoriamento remoto foi enfatizado. Tendo em vista a amplitude espacial e temporal que ocorre na ocupação de uma bacia hidrográfica, definiu-se como uma das prioridades a pesquisa das técnicas de mapeamentos automáticos. Assim, estabeleceu-se, como meta desse trabalho, o estudo do procedimento de classificação de uma imagem de satélite, fazendo uma abordagem mais detalhada do método de classificação supervisionada denominado de máxima verossimilhança e do método denominado matriz de tons de cinza vizinhos dependentes (NGLDM) de classificação por textura. Entre os objetivos específicos dessa pesquisa, destacam-se:

- avaliação de diferentes estratégias e técnicas de análise digital de imagens;
- utilização das técnicas de classificação não supervisionada e supervisionada para mapeamento do cobertura do solo, tendo como base uma imagem Landsat5-TM;
- aplicação das técnicas de classificação em uma bacia hidrográfica, no caso a bacia dos rios Sarapuí e Iguaçú.

No Capítulo II, é desenvolvida uma revisão da literatura pertinente ao tema da pesquisa. Em primeiro lugar, é feita uma revisão sobre modelagem hidrológica sob o enfoque da representação espacial dos fenômenos físicos. Em seguida, são apresentados conceitos básicos sobre a base de dados relativamente recente gerada por imagens de satélite e são revistas algumas aplicações do sensoriamento remoto em hidrologia. Posteriormente, é feita uma breve revisão sobre mapeamento da cobertura do solo e, finalmente, é discutido o procedimento de classificação digital de imagens de satélite, com destaque especial para os métodos isodata e máxima verossimilhança, utilizados nessa dissertação. No Capítulo III, apresenta-se a metodologia adotada na presente pesquisa,

incluindo o procedimento de classificação digital de imagens por métodos como isodata e máxima verossimilhança e a discussão de um método de classificação envolvendo textura. O Capítulo IV apresenta uma descrição da área de estudo referente à bacia hidrográfica dos rios Sarapuí e Iguazu bem como os resultados obtidos no processo de caracterização da cobertura do solo através de imagem de satélite Landsat5-TM. Finalmente, o Capítulo V apresenta as conclusões da pesquisa e recomendações para futuros trabalhos.

II. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Pode-se afirmar que o mapa é, de todas as modalidades da comunicação gráfica, uma das mais antigas da humanidade, segundo a premissa: todo o povo, sem exceção, legou-nos mapas.

A necessidade do homem de delimitar o espaço por ele ocupado confunde-se com a sua própria história. Nos tempo atuais, mais do que delimitar o espaço, torna-se necessário estabelecer o quanto esse espaço foi explorado, quais as formas de ocupação e manejo desse solo que ainda são possíveis, que recursos naturais existem e como podem ser explorados. Não há dúvida que, entre esses recursos, a água é um dos mais importantes. Nesse sentido, a definição de uma bacia hidrográfica é fundamental para se estabelecer ou planejar a forma de ocupação do espaço.

A bacia hidrográfica é a unidade fisiográfica continental que contém disponibilidades hídricas próprias e renováveis, graças a atuações energéticas, endógenas e exógenas, relacionadas ao meio ambiente por ele definido (Netto, 1983).

Uma bacia hidrográfica também pode ser entendida como uma área onde a precipitação é coletada e conduzida para um sistema de drenagem natural, isto é, uma área composta de um inter-relacionado sistema de drenagem natural (e/ou artificial), onde o movimento de água superficial inclui todos os usos da água e do solo existentes na localidade (Canedo, 1989).

As reservas em água doce no planeta são consideradas de acordo com as disponibilidades hídricas nas bacias e variam em função do clima, da fisiografia, do relevo, da geologia e, notadamente, das características do revestimento florístico.

A delimitação das bacias hidrográficas em relação a uma seção exutória qualquer é realizada pelo traçado do divisor de águas principal que circunscreve a rede potamográfica (cursos de água) relativa a tal exutória. A embocadura de um curso de água é o exutório final da unidade fisiográfica considerada; nesse local, a área da bacia é máxima e engloba a totalidade de suas disponibilidades hídricas. A caracterização dos divisores de águas principais, secundários, terciários e demais ordens faz-se com base

em cartas topográficas com curvas de nível; as escalas desejáveis desses documentos e o espaçamento das curvas de nível dependem do porte da bacia e da natureza dos estudos que nela serão desenvolvidos (Figura II.1).

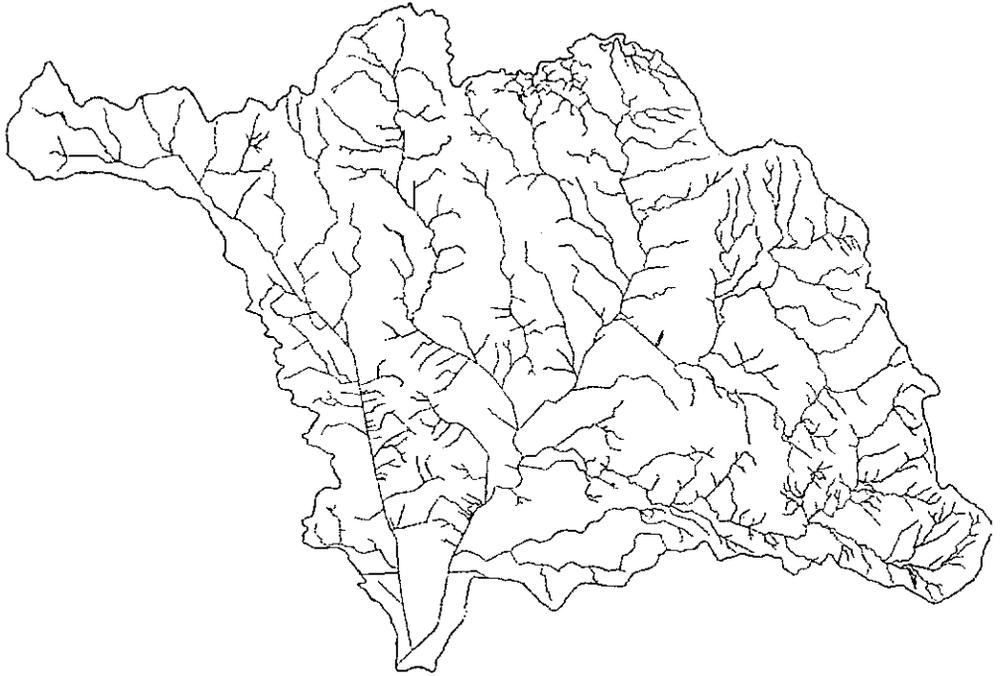


Figura II.1 - Exemplo de uma bacia hidrográfica.

O estudo dos recursos hídricos disponíveis nas bacias hidrográficas, com base em mapeamentos cartográficos convencionais, é de fundamental importância para a caracterização desses recursos. O advento de mapas produzidos a partir de imagens de satélites, possibilitou a realização desse tipo de estudo quase em tempo real. No caso da imagem obtida pelo Landsat5-TM, que será analisada nessa dissertação, a periodicidade é de 16 dias para a mesma área da superfície terrestre.

Com a preocupação cada vez maior com o meio ambiente, surge a necessidade de se estudar modelos que reconheçam e representem fortemente as características hidrológicas de uma determinada região, para que se possam obter resultados confiáveis quando da simulação dos efeitos causados pela mudança no uso do solo, desmatamento, poluição ou erosão do meio natural.

II.1 Modelagem Hidrológica de Bacias Hidrográficas

Em anos recentes, grande esforço tem sido dedicado ao melhor entendimento da fase terrestre do ciclo hidrológico através de trabalho experimental e modelagem matemática. Dooge (1986) afirmou que, infelizmente, a maioria dos problemas que surgem em modelagem de bacias hidrográficas não se enquadram no escopo de mecânica analítica ou mecânica estatística. Na realidade, a modelagem de bacias hidrográficas classificar-se-ia na categoria dos sistemas complexos com algum grau de organização.

Os processos hidrológicos podem ser analisados com base na hidráulica e na física do solo, mas o elevado grau de variabilidade espacial em bacias hidrográficas de qualquer ordem de grandeza coloca sérios problemas de parametrização. Beven (1989) preocupou-se com o tratamento do problema de excesso de parâmetros na modelagem hidrológica. Jakeman e Hornberger (1993) enfocaram o problema da superparametrização apresentando um referencial estatístico definindo níveis em que os dados de entrada limitam a complexidade de modelos do tipo chuva-vazão. Mais recentemente, Larsen et al. (1994) estudaram a similaridade entre bacias relativamente a processos de produção de escoamentos superficiais, além do uso de parametrizações adimensionais para quantificá-los.

Em função da grande variabilidade espacial das muitas variáveis envolvidas como chuva, topografia, propriedades do solo e vegetação, os hidrólogos usualmente recorrem a modelos matemáticos do sistema hídrico sem referência à estrutura mais detalhada dos componentes dos processos hidrológicos envolvidos. A natureza da operação do sistema é inferida a partir de observações de entrada e saída, obtida através de algum processo de ajuste.

Talvez a propriedade mais importante de um modelo matemático seja o grau de representação dado às variações espaciais e temporais nos parâmetros de entrada e saída. Pode-se diferenciar entre modelos do tipo concentrado e modelos do tipo distribuído. Um modelo concentrado é aquele em que os parâmetros e variáveis mudam somente com o tempo, enquanto, em um modelo distribuído, essas componentes variam com o tempo e com o espaço. Uma discussão interessante é desenvolvida em Beven e

O'Connell (1982) sobre esse tipo de classificação. Segundo esses autores, os modelos hidrológicos distribuídos atuais seriam classificados como semidistribuídos, preenchendo a lacuna entre os modelos físicos idealmente distribuídos e os modelos concentrados comumente utilizados até esse momento na prática de engenharia. Os modelos semidistribuídos utilizam relações funcionais conceituais para diferentes processos hidrológicos aplicadas a um grupo de sub-áreas relativamente homogêneas da bacia hidrográfica tratadas como unidades concentradas. Esses modelos semidistribuídos constituem essencialmente uma extensão dos modelos conceituais concentrados e, até certo ponto, sujeitos a limitações similares. Enquanto alguns desses modelos podem ser aplicados com base em parâmetros medidos somente no campo (Beven e Kirkby, 1979), é mais usual para os modelos que permaneçam relativamente simples serem calibrados por processos de otimização com base em registros de vazão (Gupta e Solomon, 1977 a; Solomon e Gupta, 1977 b). Esses modelos permitem, contudo, a incorporação de dados hidrológicos, solo e vegetação em um processo de calibração.

Com base na análise da estrutura de modelos hidrológicos distribuídos, pode-se visualizar basicamente três diferentes abordagens de como o processo de espacialização da informação é correntemente feito. Essas abordagens são denominadas, na literatura, unidade hidrológica de resposta (HRU), área elementar representativa (REA) e unidade de resposta grupada (GRU).

Uma unidade de resposta hidrológica é uma região considerada homogênea em uma bacia hidrográfica. A bacia é discretizada em unidades hidrológicamente similares, usualmente com base na cobertura vegetal, tipo de solo e declividade. A localização de cada HRU na bacia é importante para efeito de propagação de vazões e o escoamento superficial gerado por cada HRU precisa ser considerado individualmente na aplicação de um modelo (Anderson, 1973).

Uma área elementar representativa (REA) é entendida como uma escala crítica na qual hipóteses implícitas de continuidade podem ser utilizadas sem conhecimento do real padrão de comportamento topográfico, bem como do solo e da chuva, ainda que seja necessário considerar a variabilidade implícita desses parâmetros. Em outras palavras, para bacias hidrográficas maiores do que as zonas de influência definidas por

estruturas de correlação espacial associadas ao solo e à chuva, considera-se os reais padrões de variabilidade através de médias e variâncias (Wood et al., 1990).

Uma unidade de resposta grupada (GRU) é uma região na bacia que pode ser agregada de uma maneira conveniente para a modelagem. Esse procedimento pode ser conduzido com base em zonas meteorologicamente uniformes, que é conveniente para integração com mapas e informações obtidas por sensoriamento remoto (Tao e Kouwen, 1989; Kite e Kouwen, 1993). Na abordagem GRU, regiões com respostas hidrológicas similares dentro de uma unidade são agrupadas, independente da localização, e tratadas separadamente no cálculo de vazões. A localização de cada unidade de resposta dentro de uma GRU não é importante para efeito de produção de escoamento ou propagação de vazões. As unidades de resposta hidrológica dentro de uma GRU são usualmente definidas por tipo de cobertura da superfície.

Hillel (1986) listou quatro princípios para balizar o desenvolvimento de modelos hidrológicos distribuídos do tipo chuva-vazão: parcimônia, isto é, o número de parâmetros deve ser minimizado e os valores devem ser obtidos a partir dos dados; modéstia, onde o escopo e aplicabilidade de um modelo não deve ser superestimado; precisão, ou seja, a precisão na predição não deve ser melhor do que a precisão na medida; aplicabilidade, de forma que o modelo possa ser testado e seus limites de validade definidos. Beven (1989) foi mais específico sobre o que deve ser levado em conta: a teoria de agrupar processos que acontecem em uma escala inferior à escala de operação do modelo; maior correspondência em escala entre predições feitas pelo modelo e os processos naturais; maior rigor na determinação das incertezas presentes em predições feitas pelos modelos.

Através de um melhor entendimento de sistemas naturais, os modelos serão melhorados e suas aplicações assumirão um caráter mais geral. Todavia essa melhora requer um grande esforço para examinar os processos físicos fundamentais de uma forma mais realista e mais adequada à escala na qual as heterogeneidades dos fenômenos podem ser representadas. A junção de conceitos determinísticos e modelagem estocástica para considerar a variabilidade espacial e a transferência de informações entre diferentes escalas é recomendada. Parcimônia na definição do conjunto de parâmetros a serem empregados é requerida para procedimentos adequados

de calibração, análise de sensibilidade e validação de modelos hidrológicos. Finalmente, as várias fontes de incerteza devem ser estudadas em um contexto integrado de forma que os resultados produzidos por um modelo hidrológico do tipo chuva-vazão possam ser considerados representativos de um sistema real.

O presente trabalho constitui um elemento essencial no avanço do desenvolvimento de modelos hidrológicos distribuídos, uma vez que faz uso de informações espaciais obtidas por sensoriamento remoto com vista ao mapeamento da cobertura do solo sob o enfoque da bacia hidrográfica.

II.2 Sensoriamento Remoto em Hidrologia

Sensoriamento remoto é a utilização de sensores para aquisição de informações sobre objetos ou fenômenos sem que haja contato direto entre eles. Os sensores seriam os equipamentos capazes de coletar energia proveniente do objeto, convertê-la em sinal passível de ser registrado e apresentá-lo em forma adequada à extração de informações (Novo, 1988).

Existem vários tipos de sensores que operam com energia acústica (sonares, sismógrafos, sismômetros, entre outros), com energia gravitacional (gravímetros) ou com energia eletromagnética (radiômetros).

Este estudo restringir-se-á aos sensores que operam com a energia eletromagnética. Há numerosas fontes de radiação eletromagnética no universo, mas limitaremos nosso estudo às interações que se processam na superfície terrestre. A onda eletromagnética propaga-se com a velocidade de 3×10^8 m/s em direção ao sensor. Ela constitui-se no mais útil campo de força para atividade de sensoriamento remoto, com transferência de informações de alta velocidade entre as substâncias ou objetos de interesse e o sensor.

Assim, a definição mais apropriada de sensoriamento remoto seria a utilização conjunta de modernos sensores, equipamentos para processamento e transmissão de dados, aeronaves e espaçonaves, com o objetivo de estudar o ambiente terrestre através do registro e da análise das interações entre a radiação eletromagnética e as substâncias

componentes do planeta Terra em suas diversas manifestações (Novo, 1988), como ilustra a Figura II.2.

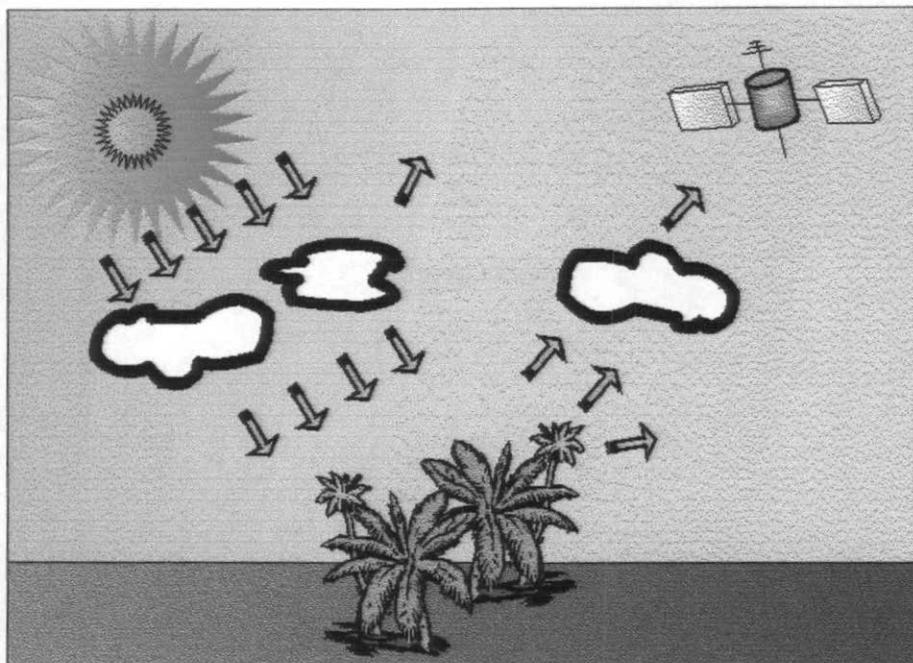


Figura II.2 – Sistema de imageamento por meio de sensoriamento remoto (fonte: Ross, 1999).

II.2.1 Espectro Eletromagnético

O movimento vibratório e rotacional das partículas atômicas das moléculas que compõem um corpo emitem energia. Essa energia é transferida através de ondas eletromagnéticas em diversos comprimentos de onda que formam o espectro eletromagnético. O mecanismo de transferência denomina-se radiação eletromagnética.

A radiação eletromagnética é tratada modernamente segundo uma visão dualista, ou seja, ora como onda, ora como partícula ou fóton (Ramalho et al., 1977). Assim, a propagação de energia, reflexão e refração são fenômenos abordados considerando-se a energia radiante com uma onda. Por outro lado, absorção e emissão de energia são analisados sob o enfoque corpuscular. Nesse sentido, Einstein, ao explicar o efeito fotoelétrico, estabeleceu que a radiação eletromagnética comporta-se com se consistisse de uma coleção de fótons. Em outras palavras, a energia radiante transfere-se de um corpo para outro em quantidades fixas, por meio de pulsos (Novo, 1992). A energia W

de cada fóton é denominada quantum. O quantum W de energia radiante de frequência f é dado pela Equação II.1

$$W = hf \text{ (Equação de Planck)} \quad (\text{II.1})$$

onde:

h - é constante de Planck ($6,626 \times 10^{-34}$ Joule x segundo);

f - é frequência (Hertz).

Cabe ressaltar que todo objeto com uma temperatura acima do zero absoluto emite energia eletromagnética. Com o objetivo de melhor descrever as características radiativas dos objetos, introduziu-se o conceito de corpo negro. Corpo negro é definido como um objeto que irradia energia a uma taxa máxima, por unidade de área e comprimento de onda, numa dada temperatura. Assim, emite toda energia que possui, com emissividade igual a 1 para todos os comprimentos de onda, e absorve toda energia incidente.

A intensidade de radiação monocromática é relacionada com o comprimento de onda e a temperatura do emissor através da lei de Planck, apresentada a seguir (Kidder et al., 1995):

$$M_{\lambda\Omega} = \frac{2hc^2}{\lambda^5 (e^{hc/\lambda kT} - 1)} \quad (\text{II.2})$$

onde:

$M_{\lambda\Omega}$ - intensidade monocromática	$[\text{Wm}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}]$;
c - velocidade da luz	$[3 \times 10^8 \text{ms}^{-1}]$;
h - constante de Planck	$[6,625 \times 10^{-34} \text{Ws}^2 \text{ ou Js}]$;
λ - comprimento de onda	$[\mu\text{m}]$;
k - constante de Boltzmann	$[1,38 \times 10^{-23} \text{JK}^{-1}]$;
T - temperatura do corpo negro	$[\text{K}]$.

A componente normal de $M_{\lambda\Omega}$, integrada sobre a totalidade do ângulo esférico, fornece a densidade de fluxo monocromático, que, para uma radiação isentrópica, pode ser escrita como

$$M_{\lambda} = \pi M_{\lambda\Omega} \quad (\text{II.3})$$

onde:

M_{λ} - densidade de fluxo monocromático.

A densidade de fluxo da energia radiante emitida por um corpo negro pode ser obtida pela integração de M_{λ} sobre todo o espectro eletromagnético. A lei de Stefan-Boltzmann, resultante da integral, é proporcional a quarta potência da temperatura deste, como mostrado a seguir:

$$M = \int_0^{\infty} M_{\lambda} d\lambda = \varepsilon\sigma T^4 \quad (\text{II.4})$$

onde

M - densidade do fluxo radiante [Wm⁻²];
 ε - emissividade do corpo ($\varepsilon = 1$ para o corpo negro);
 $\sigma = \frac{2\pi^5 k^4}{15c^2 h^3}$ - constante de Stefan-Boltzmann [5,67x10⁻⁸ Wm⁻²K⁻⁴];
 T - temperatura do corpo negro [K].

Igualando a zero, o resultado da diferenciação da função de Planck em relação ao comprimento de onda, obtém-se a lei de Wien. Essa lei demonstra, que o comprimento de onda da máxima emissão de um corpo negro é inversamente proporcional a temperatura (Kidder et al., 1995), de acordo com

$$\lambda_{\max} = \frac{C}{T} \quad (\text{II.5})$$

onde:

λ_{\max} - comprimento de onda da máxima radiação [μm];
 T - temperatura [K];
 C - 2898 [K μm].

O fato do comprimento de onda ser inversamente proporcional a temperatura, acarreta importantes conseqüências, com o aquecimento da baixa atmosfera pela superfície terrestre.

A radiação proveniente de corpos aquecidos, ao atingir outro corpo, pode ser absorvida, refletida ou transmitida. Quando absorvida, a energia é geralmente reemitida, em diferentes comprimentos de onda. Os processos de emissão, absorção, reflexão e transmissão ocorrem simultaneamente e suas intensidades relativas caracterizam a matéria em investigação. Dependendo das características físicas e químicas dessa matéria, os quatro processos ocorrem com intensidades diferentes em diferentes regiões do espectro. Esse comportamento espectral das diversas substâncias é denominado assinatura espectral e é utilizado em sensoriamento remoto para distinguir diversos materiais entre si. Qualquer fonte de energia eletromagnética é caracterizada pelo espectro de emissão, o qual pode ser contínuo ou distribuído em faixas discretas.

As ondas eletromagnéticas propagam-se na velocidade de 3×10^8 m/s (velocidade da luz no vácuo) e diferem apenas em freqüência e, portanto, em comprimento de onda. O número de ondas que passa por um ponto do espaço num determinado tempo define a freqüência (f) da radiação. A onda eletromagnética pode também ser caracterizada pelo comprimento da onda (λ). A faixa de comprimento de onda ou freqüência em que se pode encontrar a radiação eletromagnética é limitada. Esse espectro é subdividido em faixas, representando regiões que possuam características peculiares em termos dos processos físicos geradores de energia ou dos mecanismos físicos de detecção dessa energia. Embora os limites da cada faixa espectral não sejam bem definidos, as principais faixas do espectro eletromagnético, representadas na Figura II.3, estão descritas a seguir:

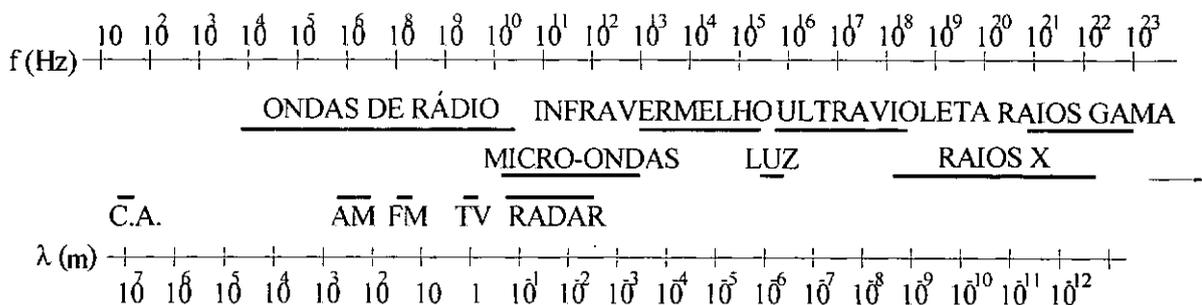


Figura II.3 - Espectro eletromagnético (fonte: Ramalho et al.,1977).

- raios gama (γ) – são produzidos no núcleo dos átomos, possuem pequenos comprimentos de ondas e são bastante utilizados para identificar minerais radioativos; não existe, em princípio, limite superior para frequência das radiações gama, embora ainda seja encontrada uma faixa superior de frequências para radiação conhecida como raios cósmicos;
- raios X - é a radiação na faixa de comprimentos de onda de $10^{-6}\mu\text{m}$ a $10^{-2}\mu\text{m}$; são gerados, predominantemente, pela parada ou freamento de elétrons de alta energia; por se constituir de fótons de alta energia, os raios-X são altamente penetrantes, sendo uma poderosa ferramenta em pesquisa sobre a estrutura da matéria;
- ultravioleta (UV) - radiação de extensa faixa do espectro, desde $0,1\mu\text{m}$ a $0,38\mu\text{m}$; possui um relativo potencial de aplicações em sensoriamento remoto, principalmente no campo da pesquisa mineral e de análise que exijam luminescência;
- visível (VIS) - possui uma pequena variação no comprimento de onda, que vai de aproximadamente $0,38\mu\text{m}$ a $0,72\mu\text{m}$; é definida como capaz de produzir a sensação de visão para o olho humano normal, sendo decomposta nas cores violeta, azul, verde, amarela, laranja e vermelho; possui grande importância para o sensoriamento remoto, pois imagens obtidas, nessa faixa, apresentam excelente correlação com a experiência visual do intérprete;
- infravermelho (IV) - possui comprimento de onda de $0,72\mu\text{m}$ a $10^5\mu\text{m}$; é dividido em próximo, médio e afastado, sendo facilmente absorvida pela maioria das substâncias (efeito de aquecimento);
- microondas - suas radiações situam-se na faixa entre $10^5\mu\text{m}$ a $10^8\mu\text{m}$; amplamente utilizadas pelo sensoriamento remoto em radares, sendo pouco atenuadas pela atmosfera ou por nuvens; permitem o uso de sensores em qualquer condição de tempo; podem ser utilizadas na detecção de óleo no mar e estimativa de perfil atmosférico (temperatura, umidade);
- ondas de rádio - possuem grandes comprimentos de onda, utilizados para comunicações a longa distância, pois são pouco atenuadas pela atmosfera.

O conhecimento dessa base teórica conduz a uma melhor compreensão da tecnologia do sensoriamento remoto, visto que os vários sensores atualmente

disponíveis podem ser classificados de acordo com a faixa de comprimentos de onda que eles captam.

II.2.2 Sistema Sensor

Os olhos humanos constituem-se em um par de sensores capazes de detectar a radiação solar refletida na faixa do visível do espectro eletromagnético. Cada olho possui uma lente dupla convexa que converge a imagem captada para a retina que contém milhões de receptores sensíveis à luz, que gravam a imagem espacialmente e transmitem a posição e o nível de intensidade de luz incidente.

Assim, a imagem é registrada e a informação é extraída ou decodificada pelo cérebro. Isso é semelhante ao que acontece com os sensores remotos, os quais operam a bordo de satélites, plataformas sub-orbitais e aéreas, ou seja, a informação também pode ser extraída pelo computador (Campbell, 1987; Couto, 1989).

Com a finalidade de aperfeiçoar a capacidade de obtenção de informações, pode-se tentar a melhor utilização dos sentidos, isto é, colocando-se numa posição melhor em relação ao alvo observado, ou desenvolvendo recursos ou dispositivos que permitam ampliar vantajosamente a sensibilidade humana. Em função disso, foram desenvolvidos os sistemas sensores.

O sistema sensor pode ser considerado como qualquer equipamento capaz de transformar a energia eletromagnética em sinal passível de ser convertido em informação sobre elementos da superfície terrestre (Campbell, 1987; Novo, 1992). Podem ser classificados em função da fonte de energia ou em função do tipo de transformação sofrida pela radiação detectada (Campbell, 1987; Novo, 1988; Couto, 1992).

Em função da fonte de energia:

- passivos - não possuem fonte própria de radiação; detectam a radiação solar refletida ou radiação emitida pelos alvos, como, por exemplo, sistemas fotográficos;
- ativos - possuem sua própria fonte de radiação, operando em faixas restritas do espectro, como os radares.

Em função do tipo de produto:

- não-imageadores – não fornecem uma imagem da superfície sensoriada; exemplos são os radiômetros em que a saída é em forma de dígitos ou gráficos; são essenciais para a aquisição de informações minuciosas sobre o comportamento espectral dos objetos da superfície observada;
- imageadores - são relevantes para essa dissertação, uma vez que fornecem informações sobre a variação espacial da resposta espectral da superfície observada, ou seja, a imagem dessa superfície.

Os sensores imageadores podem ser divididos em:

- sistemas fotográficos – utilizados em câmeras fotográficas aéreas, que possuem dispositivos que permitem sincronizar o movimento do filme com o deslocamento do avião, apresentam limitada capacidade de captar a resposta espectral; os filmes cobrem somente o espectro entre o ultravioleta próximo ao infravermelho distante; devido a fenômenos atmosféricos não permitem freqüentemente observar o solo a grandes altitudes;
- sistema eletro-ótico - compõe-se de um sistema ótico e de um detector, que proporcionam o registro da informação como sinais elétricos, possibilitando a transmissão a distância. Esses sensores, que trabalham na faixa do visível e do infravermelho, podem ser classificados em sensores de quadro, de varredura mecânica e de varredura eletrônica, descritos a seguir.

Sistema de Quadro

O sistema de quadro originou-se a partir do aparelho de televisão. Esse tipo de imageador é composto por um tubo fotossensível com um sistema de varredura por feixe de elétrons. Esse conjunto é colocado imediatamente atrás de um sistema ótico formado por lentes grande-oculares. Isso significa que a imagem completa da cena é capturada instantaneamente e, então, varrida por um feixe de elétrons que a transforma em sinais elétricos, possibilitando sua reconstituição posterior. Os satélites Landsat 1, 2 e 3, por exemplo, usavam uma variante desse sistema chamada de RBV (“return beam vidicon”). A grande vantagem dos sensores de quadro é a menor sensibilidade a movimentos indesejáveis da plataforma.

Sistema de varredura eletrônica

Utiliza um sistema ótico grande-ocular no sentido perpendicular ao deslocamento da plataforma, através do qual a cena é imageada em sua totalidade através de um arranjo linear de detectores. Por não ter partes móveis, têm um grau de confiabilidade maior do que os de varredura mecânica. É o sistema utilizado pelo sensor HRV (“haute resolution visible”) a bordo dos satélites franceses da série Spot.

Sistema de Varredura Mecânica

Podem ser classificados em sistema de varredura quase no plano da imagem e sistema de varredura no plano do objeto. O sistema de varredura mecânica é formado por um telescópio em que, na abertura, encontra-se um espelho plano, que oscila perpendicularmente ao deslocamento da plataforma. Através do movimento oscilatório, a cena é imageada linha por linha. Esse sistema vem sendo utilizado pelos sensores MSS (varredura multiespectral) e TM (mapeador temático) a bordo dos satélites Landsat 4 e 5 (Figura II.4), respectivamente.

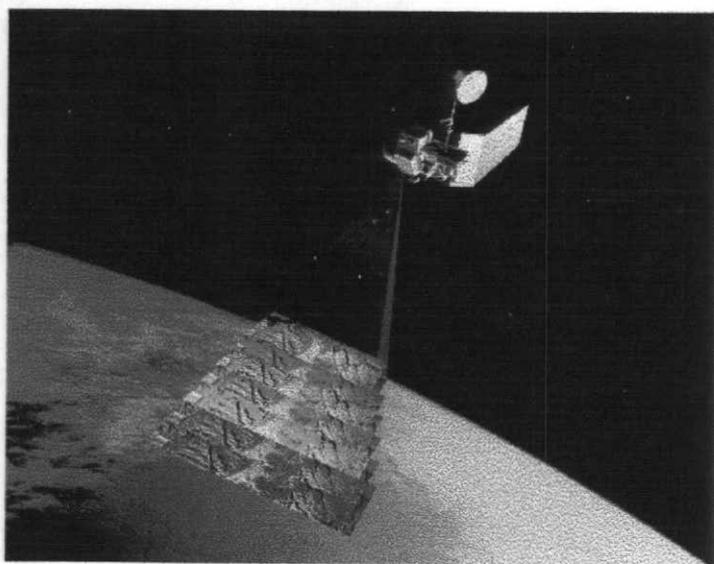


Figura II.4 - Satélite Landsat5-TM (fonte: anônima).

II.2.3 Sistema de Sensores Orbitais

Os sistemas sensores orbitais exploram as características de uma plataforma embarcada em uma órbita, que deve ser:

- circular, para garantir que as imagens tomadas em diferentes regiões da Terra tivessem a mesma resolução e escala;
- permitir o imageamento cíclico da superfície, para garantir a observação periódica e repetitiva dos mesmos lugares;
- ser síncrona com o sol (heliossíncrona – a passagem sobre determinado lugar dá-se sempre a mesma hora; isso é conseguido ao se fazer com que a velocidade angular do satélite, rotação do plano orbital, seja igual à velocidade angular do movimento aparente do sol em torno da Terra), para que as condições de iluminação da superfície terrestre se mantenham constantes;
- horário da passagem do satélite deve atender às solicitações de diferentes áreas de aplicação (geologia, geomorfologia, agricultura, entre outras).

Entende-se por plataforma um veículo, ou mesmo um suporte fixo, que dê sustentação a um detector para fins de sensoriamento remoto. Há vários tipos disponíveis de plataforma, dependendo sua escolha, basicamente, da natureza e da escala do levantamento. Para fins hidrológicos, assim como para monitoramento ambiental em geral, os aviões e os satélites têm sido as mais utilizadas. Os ônibus espaciais têm se apresentado como uma alternativa extremamente promissora por reunirem características positivas de ambas.

A fotografia aérea, mesmo tendo um grande campo de aplicação, tem sido empregada de modo mais restrito do que o esperado. O principal fator é o elevado custo dos levantamentos aerofotogramétricos que cobrem extensas áreas e, principalmente, quando são necessários levantamentos para fins de monitoramento, que exige certa periodicidade. Assim sendo, a principal vantagem do sensoriamento remoto de plataformas orbitais é que permite a observação de grandes áreas da superfície terrestre, obedecendo a uma determinada frequência, possibilitando, desse modo, o estudo de fenômenos físicos ao longo do tempo (Oliveira, 1988).

No Apêndice A, estão descritos alguns projetos orbitais desenvolvidos durante essa década bem como os respectivos produtos que estão disponíveis no mercado. As missões espaciais planejadas no período 1995-2005 encontram-se em CEOS (1995).

II.2.4 A Imagem Digital.

Pode-se definir digitalização como o processo de transformar os dados analógicos (fotografias, mapas), que descrevem um determinado fenômeno físico, para forma numérica, que se diz digitalizada. Desse modo, qualquer fenômeno físico que possa ser traduzido numericamente, diz-se representado digitalmente (Gonzalez e Woods, 1993).

A partir da década de 50, com o advento de sensores operando além do espectro do visível, os dados produzidos eram preliminarmente analógicos (intensidade de sinal elétrico) que, através da modulação de um feixe de luz de intensidade luminosa proporcional ao sinal elétrico, podiam, então, ser convertidos em um outro tipo de dado analógico de mais fácil interpretação, ou seja, em uma imagem bidimensional do terreno.

As imagens de sensoriamento remoto, por sua natureza digital ou discreta, são constituídas de um arranjo de elementos sob a forma de uma malha. Cada célula dessa malha tem sua localização definida em um sistema de coordenadas do tipo linha e coluna, representadas por x e y , respectivamente (Figura II.5). O nome dado a essas células é píxel, derivado do inglês "picture element". Cada elemento possui um atributo z , que indica o nível de cinza; esse nível de cinza é conhecido por número digital (DN).

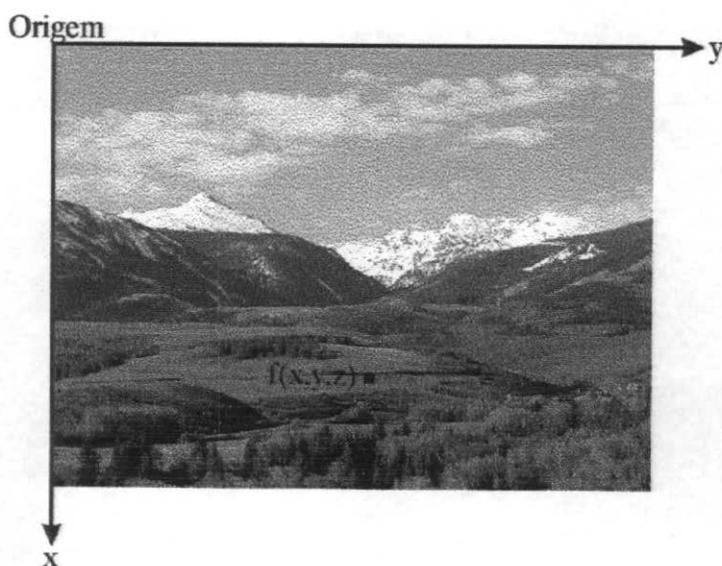


Figura II.5 - Sistema de coordenadas usado para representar uma imagem digital (fonte: Gonzales e Woods, 1993).

A Figura II.6 exemplifica uma imagem bastante simples, composta apenas por áreas brancas e pretas em 8 bits, e sua respectiva matriz numérica, representando a forma pela qual essa imagem seria utilizada no processamento digital.

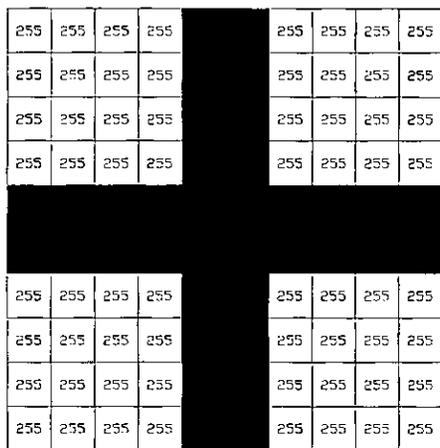


Figura II 6 - Imagem digital preta e branca e sua respectiva matriz numérica (fonte: Ross, 1999).

O histograma é uma das formas mais comuns de se representar a distribuição dos números digitais de uma imagem e, possivelmente, a mais útil para o processamento digital (Richards, 1986; Campbell, 1987; Crósta, 1992). A Figura II.7 representa um histograma da banda 5 de uma imagem digital obtida pelo mapeador temático (TM), conduzido pelo satélite Landsat5.

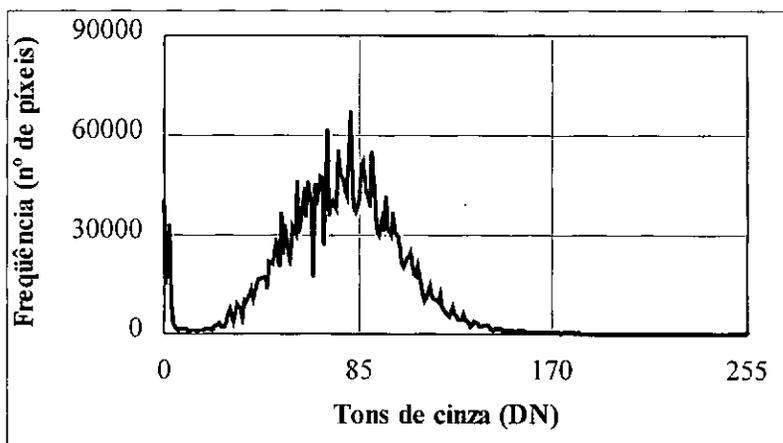


Figura II.7 - Histograma da banda 5 de uma imagem digital do Landsat5-TM (fonte: Richards, 1986).

II.2.5 Sistemas de Análise de Imagens Digitais.

Os sistemas de análise de imagens digitais englobam não só os aspectos relativos aos componentes técnicos de um sistema de processamento, como também os programas de manipulação de dados. Ambos os aspectos estão intimamente relacionados, uma vez que, em função do suporte de material disponível (capacidade de memória do computador, formas de entrada de dados, forma de visualização dos resultados, entre outros), serão desenvolvidos ou utilizados programas mais ou menos sofisticados para manipulação dos dados.

Técnicas de Processamento.

São técnicas que permitem retirar o máximo de informações das imagens geradas pelos satélites, pois, geralmente, as imagens originais mascaram as informações da superfície da terra.

As técnicas de processamento digital desenvolvidas podem ser divididas em pré-processamento, realce e classificação. O pré-processamento refere-se ao processamento inicial dos dados originais, visando à correção de erros sistemáticos, calibração do imageamento e remoção de ruídos. As imagens podem ser submetidas ao realce e/ou à classificação.

Pré-processamento: Distorções Geométricas e Radiométricas

Erros inerentes aos processos de aquisição de dados podem degradá-los qualitativamente. As imagens de sensoriamento remoto possuem comumente erros radiométricos e geométricos. O pré-processamento auxilia a determinar e remover esses erros.

O efeito da atmosfera, que espalha a radiação eletromagnética (REM), é uma fonte de erros para imagens de sensores orbitais, gerando uma distorção radiométrica. A correção desse efeito pode-ser conduzida, nos casos mais simples, por um ajustamento do histograma. É utilizada quando se deseja trabalhar com imagens orbitais de diferentes datas (Richards, 1986; Menezes, 1987; Novo, 1978; Crósta, 1992).

A distorção geométrica tem duas fontes: o próprio sensor e a imprecisão dos dados de posicionamento da plataforma (aeronave ou satélite). A correção geométrica é feita através do registro da imagem, que envolve equipamentos como mesa digitalizadora, microcomputador, sistema de tratamento de imagens de satélite ou similar, a imagem em formato digital e um mapa da mesma área para obtermos pontos de controle tanto no mapa quanto na imagem (Richards, 1986; Novo, 1978; Crósta, 1992).

Os pontos de controle deverão ser feições possíveis de serem identificadas de modo preciso na imagem e no mapa, como, por exemplo, o cruzamento de estradas. É necessário um mapa planimétrico ou plani-altimétrico em uma escala adequada, visto que os pontos de controle terão que ser precisamente identificados e posicionados de maneira interativa na imagem, na forma de coordenadas em linha e coluna. As coordenadas geográficas dos pontos de controle podem ser obtidas a partir dos mapas (via uso de mesa digitalizadora), de mapas temáticos já georeferenciados ou via teclado (informando diretamente as coordenadas dos pontos).

Com os pontos de controle determinados, obtém-se uma função que relaciona as coordenadas geográficas com as linhas e colunas da imagem. Uma possibilidade é o emprego de uma função polinomial de grau n . O número mínimos de pontos de controle para um polinômio de grau n é (Boldrini et al., 1980):

$$\bullet \quad N^{\circ}\text{PC}'s = \frac{(n^2 + 3n + 2)}{2} \quad (\text{II.6})$$

Os pontos de controle devem estar distribuídos, uniformemente, na área de trabalho. Baseado na transformação geométrica, atribuem-se níveis digitais à imagem registrada pelo processo de reamostragem por interpolação. O registro nada mais é do que georeferenciar uma imagem, que permite que as informações extraídas das imagens de satélite possam ser integradas a outras informações no contexto de um sistema de informações geográficas (SIG).

A reamostragem por interpolação é efetuada por interpolação híbrida, onde a aplicação do interpolador de alocação do vizinho mais próximo e do interpolador bilinear, por exemplo, dependem da característica local dos níveis de cinza na imagem.

O interpolador de alocação do vizinho mais próximo atribui ao valor de tom de cinza do píxel da imagem georeferenciada o mesmo valor do nível de cinza do píxel que se encontra mais próximo da posição calculada na imagem original. Não há alteração no valor do nível de cinza.

O interpolador bilinear faz com que o nível de cinza a ser atribuído ao píxel da imagem corrigida seja determinado a partir do valor dos 4 píxeis vizinhos. Como resultado, há alteração do valor do nível de cinza, considerando a sua vizinhança.

Realce de imagens.

As técnicas de realce são procedimentos que visam a aumentar a qualidade visual da imagem através de funções matemáticas que modificam a amplitude dos níveis de cinza ou valores digitais, facilitando a interpretação visual. Algumas dessas técnicas são o aumento linear de contraste, ajuste bilinear, ajustes não lineares (equalização, normalização, logarítmico e exponencial) e quase-lineares. O aumento linear de contraste é o mais utilizado, pois geralmente tende a diminuir a perda de dados contidos nas imagens originais (Richards, 1986; Crósta, 1992).

Para que se obtenha sucesso com a manipulação de contraste na imagem, ou seja, para que as transformações radiométricas realcem devidamente a imagem, é necessário que se faça preliminarmente, uma análise do histograma através do qual se obtém a distribuição estatística dos tons de cinza (Richards, 1986; Crósta, 1992).

Os histogramas das imagens, com feições bem contrastadas, tendem a apresentar comportamento gaussiano, abrangendo toda a amplitude dinâmica dos níveis de cinza (0 – 255 no caso da imagem Landsat5-TM). Esse comportamento não acontece com os histogramas referentes às feições pouco contrastadas, que devem ser manipuladas pelo analista de modo a obter imagens realçadas (Bucci, 1990).

A Figura II.8 apresenta o histograma da banda 5 de uma imagem digital original do Landsat5-TM e o histograma dessa mesma imagem após a aplicação do aumento linear de contraste. Pode-se imaginar que essa imagem tinha pouco contraste visual devido a aglomeração dos tons de cinza em apenas 1/3 de todo o intervalo possível. Porém, com as técnicas de realce de imagem, esse contraste pode ser significativamente aumentado, fazendo com que a curva de distribuição de frequências estenda-se pelos 256 níveis de cinza possíveis.

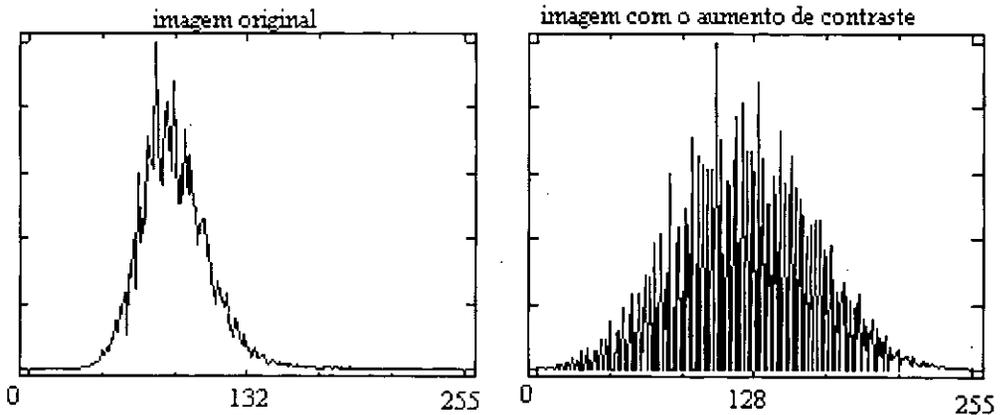


Figura II.8 - Histogramas da banda 5 de uma imagem digital Landsat5-TM: imagem original e imagem após aplicação do aumento de contraste (fonte: Richards, 1986).

A aplicação dessa técnica tem contribuído sensivelmente para aprimorar a qualidade do produto final a ser interpretado, como foi constatado nos trabalhos realizados por Jhonston e Howarth (1980) e Pires (1985), pesquisas que enfatizaram o levantamento do uso da terra em regiões de clima temperado e a distribuição das áreas úmidas, com manguezais.

II.2.6 Aplicações em Hidrologia

Em hidrologia, o sensoriamento remoto é conhecido como uma abordagem viável para o estudo da variabilidade espacial de propriedades físicas da bacia hidrográfica, uma vez que os dados básicos são espaciais por natureza.

O estado da arte em pesquisa na área de sensoriamento remoto correspondente à alimentação de modelos hidrológicos distribuídos pode ser resumido como segue:

- aplicações na determinação da cobertura do uso do solo de uma bacia hidrográfica baseada na porção do visível e do infravermelho do espectro eletromagnético;
- medidas na faixa de microondas do espectro eletromagnético aplicadas na identificação de água.

Link(1983) relaciona um resumo dos avanços na área de sensoriamento remoto aplicada à modelagem hidrológica. Apesar do progresso realizado através de estudos que envolvem dados de sensoriamento remoto, há um número limitado de modelos hidrológicos que têm sido usados, com sucesso, acoplados a essa nova base de dados.

Jackson et al. (1977) utilizaram informação de cobertura do uso do solo, adquirida a partir de imagem Landsat, para estimar coeficientes de escoamento superficial para o modelo STORM (U.S. Army Corps of Engineers, 1976). Os autores concluíram que, exceto para bacias muito pequenas, a concordância entre simulações hidrológicas feitas com base em formas convencionais de definição do modelo e simulações feitas com base em modelos alimentados por imagens Landsat é bastante boa e aceitável para estudos de planejamento em bacias hidrográficas. Adicionalmente, os autores revelam que reduções significativas em custo, associadas com o desenvolvimento de mapeamento da cobertura de uso do solo e estimativa de parâmetros para modelos hidrológicos de planejamento, podem ser obtidas através do uso de imagens Landsat. Tanto Ragan e Jackson (1980) quanto Harvey e Solomon (1984) utilizaram a cobertura do uso do solo obtida por sensoriamento remoto para estimar a curva número relacionada a escoamentos superficiais como entrada para o modelo do "Soil Conservation Service"(SCS). Em ambos estudos, imagens Landsat foram utilizadas para estimar a cobertura do uso do solo. Em ambos os caso, os resultados obtidos através do sensoriamento remoto foram aceitáveis com valores de curva número definidos com base em cartografia convencional (Soil Conservation Service, 1972).

Em um outro estudo, Webb et al. (1980) mostraram que os percentuais de classificação de cobertura do uso do solo derivados com base em imagens Landsat eram bastante aceitáveis para os propósitos de modelagem hidrológica. Na pesquisa realizada por Rango et al. (1983), cobertura do uso do solo obtida através de dados convencionais

e imagem Landsat foram fornecidas ao modelo HEC-1 (U.S. Army Corps of Engineers, 1981) para gerar curvas de frequência de descarga. As diferenças nos resultados foram consideradas insignificantes. Também chegaram à conclusão de que, para bacias maiores do que 26 km², a abordagem envolvendo imagem Landsat era mais eficiente em termos de custo.

Fortin et al. (1986) forneceram um exemplo da aplicação da cobertura do uso do solo para previsões de enchentes no modelo CEQUEAU. Simulações feitas com imagens Landsat deram resultados similares ou melhores do que dados cartográficos convencionais. Mais recentemente, Tao e Kouwen (1989) compararam duas alternativas, com e sem imagem Landsat, usando o modelo WATFLOOD (Kouwen, 1988) em bacia hidrográfica discretizada por uma malha de 10 km X 10 km. Dados horários de chuva foram empregados. O modelo foi utilizado em dois modos: concentrado, sem imagem Landsat, e distribuído, com imagem Landsat. Os resultados indicaram uma melhora na estimativa do hidrograma de cheia.

Com respeito à detecção de água, um grande esforço de pesquisa tem sido feito para a análise de dados de radar meteorológico (Collier, 1989). Aplicações de dados de radar à previsão de vazões podem ser encontradas em publicações como Dalezius (1982), Garland (1986), Collinge e Kirkby (1987) e Collier (1989).

Trabalhos relacionados ao mapeamento de neve (área, profundidade e conteúdo de água) estão em andamento. Rango (1993) apresentou uma revisão dos estudos desenvolvidos nessa área. Exemplos de aplicações desse tipo de mapeamento em modelos hidrológicos podem ser encontradas em Martinec e Rango (1986), Leavesley e Stannard (1990) e Donald et al. (1995), entre outros.

Finalmente, na área de detecção de umidade do solo, a faixa de microondas do espectro eletromagnético tem sido explorada com vistas à aplicação em modelos hidrológicos (Schmugge et al., 1980; Rotunno Filho, 1995).

A presente dissertação apresenta uma discussão sobre o mapeamento da cobertura do solo sob o enfoque da bacia hidrográfica através de imagem Landsat. A importância desse tipo de informação no desenvolvimento de modelos hidrológicos foi revelada por

essa breve revisão da literatura. Cabe salientar, no entanto, que esse tipo de informação tem diversas outras potenciais aplicações como nas áreas de qualidade de água, de sedimentos, agricultura, entre outras.

II.3 Mapeamento da Cobertura do Solo

O termo uso do solo ou uso da terra é empregado para expressar a maneira pela qual o homem ocupa o espaço e o termo cobertura da terra refere-se ao revestimento do solo. Embora exista uma distinção entre os dois conceitos, há alguns autores como Anderson et al. (1976), que propõem a junção das definições em função de serem complementares. Desse modo, a definição é ampliada como sendo a forma pela qual o espaço está sendo ocupado, considerando-se tanto os aspectos naturais quanto as atividades que vêm sendo desenvolvidas pelo homem numa determinada área.

O registro adequado da cobertura e uso do terra tem-se tornado, nas últimas décadas, fator determinante para a tomada de decisões ao nível de planejamento racional e da organização espacial. Os mapeamentos da utilização da terra realizados em diversas partes do mundo, como os de Duddley-Stamp (1931-1938) e os da comissão do vale do Tennessee (1936), contribuíram para que a União Geográfica Internacional (UGI) incentivasse os levantamentos ao nível mundial e, posteriormente, criasse uma comissão de levantamento mundial da utilização da terra (1949), conforme relatado por Diniz (1984).

Dentre os objetivos principais da comissão, constavam os que se referiam à promoção e ao incentivo de novos levantamentos de uso da terra em diversos países do mundo, à atualização dos documentos gerados e à elaboração de um sistema de classificação que servisse de referencial para uma categorização organizada e hierarquizada das informações a serem mapeadas. O sistema de classificação proposto, estabelecido em função de materiais básicos e fotos aéreas, abrange diversas categorias de uso da terra como pode ser observado na Tabela II.1.

Tabela II.1 - Sistema de uso da terra proposto pela União Geográfica Internacional
- UGI

Categoria	Forma de utilização
Estabelecimentos humanos e áreas não agrícolas	- cidades e estabelecimentos industriais - mineração
Hortaliças	- hortaliças e frutas (não arbóreas)
Culturas arbóreas e outras culturas perenes	- cultivos arbóreos permanentes - culturas perenes sem rotação
Cultivos anuais	- cultivos contínuos ou de rotação - rotação de terras
Pastagens permanentes plantadas ou pastagens melhoradas	- pastagens plantadas - pastagens melhoradas
Pastagens naturais não melhoradas	- pastagens nativas
Florestas	- densas - abertas - "scrub" - paludosas - com cultivo subsidiário
Áreas pantanosas (não florestais)	- manguezais
Terras improdutivas	- rochosas - areais - dunas movediças

Fonte: Keller (1969).

As proposições para uma sistematização das classificações de tipologia agrícola vêm servindo de orientação para trabalhos realizados no Brasil há algumas décadas. Dentre as pesquisas efetuadas, destacam-se, entre outras, Ceron e Diniz (1969), Anson (1968), Gerardi (1972), Sanches (1972), Koffler et al. (1979) e Lombard et al. (1980).

Nos levantamentos de utilização da terra, até meados da década de 1970, o emprego de fotos aéreas em regiões muito extensas acarretava significativo aumento nos custos finais do projeto. Uma das alternativas empregadas, visando a redução dos custos operacionais e contribuir para maior eficiência e eficácia nos monitoramentos e na utilização de documentos, foi a aplicação de imagens orbitais.

A rapidez e agilidade conferidas pelas imagens orbitais na atualização de mapeamentos foi verificada em vários estudos como Liniz Jr. (1976), Novo (1978), Gastelois (1978), Koffler et al.(1983), Garcia et al.(1986), Pereira et al. (1987), Bucci (1990), Aguiar (1991), Crosta (1992), que atribuíram tal eficácia à facilidade de aquisição dos dados, de manuseio e de economia no tempo de interpretação. Esses autores sugerem que, para utilização mais efetiva das imagens orbitais, vários parâmetros devem ser considerados: a resolução espacial e espectral, a qualidade do produto, avaliação sazonal, a localização relativa das categorias em questão e as condições de solo e topografia.

Com a introdução dos dados obtidos ao nível orbital, tornou-se necessário reestruturar os sistemas de classificação propostos anteriormente, de modo a incorporar as informações coletadas em diferentes níveis.

Visando atender às novas necessidades, formou-se, nos Estados Unidos da América, em 1971, uma comissão com a finalidade de desenvolver um sistema que se adequasse ao detalhamento das categorias de uso do solo que se tornasse compatível com os diferentes tipos de entrada de dados. Desse modo, segundo orientação dessa comissão, Anderson et al. (1971) desenvolveram um sistema de classificação abrangendo alguns níveis de detalhamento para diversas categorias de uso da terra e revestimento de solo (Tabela II.2). Posteriormente, relacionaram os dados de sensoriamento remoto mais adequados a essas categorias. Os níveis estabelecidos para os dados obtidos por sensoriamento remoto variam de I a IV, fornecendo, nessa ordem, crescente detalhamento em termos de informação (Tabela II.3)

Com o lançamento dos satélites de segunda geração, contendo sensores mais avançados e apresentando melhores resoluções, como, por exemplo, o sensor denominado mapeador temático (TM), levado a bordo dos satélites Landsat 4 e 5, os

sistemas de classificação não se restringem mais aos níveis propostos na Tabela II.3. Exemplos de classificação desenvolvidos mais recentemente (Tabela II.4) podem ser analisados nos trabalhos elaborados por Jensen (1983) e Pereira et al.(1987), onde os níveis de detalhamento estão relacionados com as escalas de mapeamento de forma mais precisa.

Tabela.II.2 - Sistema de classificação do uso da terra e revestimento do solo para utilização com dados de sensoriamento remoto.

Uso da terra /revestimento de solo Nível I	Nível de detalhamento Nível II
Terra urbana ou construída	<ul style="list-style-type: none"> - residencial, industrial - comercial e serviços - complexos industriais e comerciais - terra urbana ou construída mista - terra urbana diversas ou construídas
Terra agrícola	<ul style="list-style-type: none"> - terra de cultura e pastagem - pomares, bosques, vinhedos, viveiros e áreas de horticultura ornamental - atividades de criação confinada - outros tipos de terra agrícola
Pastagem	<ul style="list-style-type: none"> - pastagem herbácea - pastagem com arbustos e carrasco - pastagem mista
Terra florestal	<ul style="list-style-type: none"> - terra florestal decídua - terra floresta sempre viva - terra floresta mista
Água	<ul style="list-style-type: none"> - cursos d'água e canais - lagos, reservatórios - baías e estuários

continua

Uso da terra /revestimento de solo	Nível de detalhamento
Nível I	Nível II
Terra úmida	- terra úmida florestada - terra úmida não florestada
Terra árida	- planícies salgadas secas, praias - outras áreas de areia que não a céu aberto - pedreira e minas de cascalho - terra árida mista
Tundra	- tundra de arbustos e macega - tundra herbácea, tundra de solo nu - tundra úmida, tundra mista
Neve ou gelo perene	- campos de neve perene - geleiras

Fonte: Anderson et al. (1976).

Tabela II.3 - Níveis de detalhamento estabelecidos para os dados de sensoriamento remoto.

Nível	Características típicas dos dados
I	Tipo de dados Landsat (anteriormente ERTS)
II	Dados de grande altitude - 12.400 metros ou mais (escala menor 1:80.000)
III	Dados de altitude média tomados entre 3.100 e 12.400 metros (escala 1:20.000 - 1:80.000)
IV	Dados de baixa altitude tomados a menos de 3.100 metros (escala maior do que 1:20.000)

Fonte: Anderson et al.(1976).

Tabela II.4 - Características do sistema de classificação do uso da terra por sensoriamento remoto

Crítérios	Nível I	Nível II	Nível III	Nível IV
Utilização principal	Nacional	Nacional	Estadual/Regional	Local
Escala de mapeamento	1:250.000 1:1.000.000	1:125.000 1:250.000	1:50.000 1:125.000	1: 25.000 1: 50.000
Mínima unidade de mapeamento	94 hectares - 1.480 hectares	25 hectares - 94 hectares	4 hectares - 25 hectares	0,8 hectares - 4 hectares
Base para classificação	cobertura do solo	cobertura do solo	cobertura/atividade	cobertura/atividade
Fonte de dados	Interpretação de imagens	Interpretação de imagens	Interpretação de imagens e dados de campo	Interpretação de imagens e dados de campo

Fonte: Jensen (1983).

Além dos sistemas de classificação, é necessário, quando da elaboração de documentos, atentar para o estabelecimento das legendas e chaves de interpretação. Essas informações são construídas tendo como base os produtos de sensoriamento remoto (fotos aéreas e imagens orbitais), em função das diferenças existentes quanto à resolução espacial, espectral e radiométrica. Adicionalmente, devem ser levadas em conta as características físicas dos alvos, obedecendo a critérios fotointerpretativos. No caso particular de identificação e discriminação de classes de uso da terra, os parâmetros mais relevantes são: forma, tamanho, sombra, tonalidade/cor, padrão, textura e localização. Além disso, deve-se levar em conta, na elaboração das legendas, os aspectos espectral e temporal das imagens.

Em função da presente pesquisa abordar a elaboração de mapas, cabem algumas considerações de ordem cartográfica, que constam do Apêndice B.

II.4 Classificação de Imagens

Classificar é o processo de extração de informação em imagens para reconhecer padrões e objetos homogêneos e são utilizados em sensoriamento remoto para mapear áreas da superfície terrestre que correspondem aos temas de interesse. A essência dessa metodologia consiste de (Swain e Davis, 1978):

- as classes de interesse são caracterizadas através dos dados que são representativos das classes;
- o restante da imagem é classificado por meio de regras estatísticas que utilizam a caracterização das classes.

A informação espectral de uma cena pode ser representada por uma imagem espectral, na qual cada píxel tem coordenadas espaciais x , y , com uma assinatura espectral L , que representa a radiância do alvo em todas as bandas espectrais. Para uma imagem de K bandas, há K níveis de cinza associados a cada píxel, sendo um para cada banda espectral. As características do píxel são denominadas atributos espectrais.

O conceito de espaço de atributos é essencial para se entender como funciona a classificação de imagens multiespectrais. A Figura II.9 mostra um gráfico de espaço de atributos, para o caso de uma imagem com apenas duas bandas espectrais. Nesse espaço, encontram-se plotados 1 píxel de três diferentes tipos de materiais superficiais, denominados A, B e C. Se apenas a banda 1 for considerada, é fácil notar que os materiais B e C não poderiam ser separados, pois ambos apresentam um DN de aproximadamente 200. Porém, ao se considerar as bandas 1 e 2, esses três materiais superficiais teriam posições distintas no espaço de atributos, que seriam características, servindo, portanto, para distingui-los e identificá-los dos demais (Crósta, 1992).

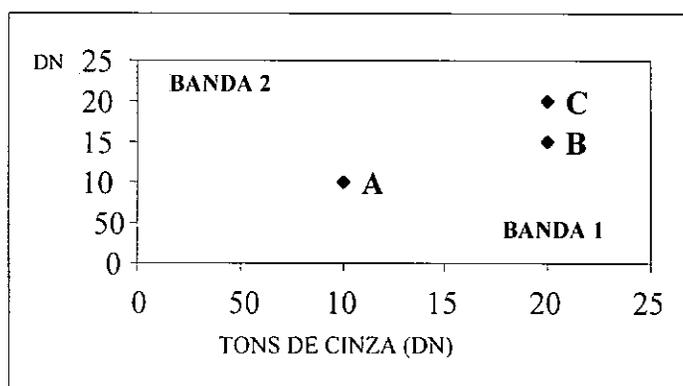


Figura II.9- Gráfico de espaço de atributos, para o caso de uma imagem com apenas duas bandas espectrais (fonte: Duda e Hart, 1973).

Os classificadores podem ser divididos em classificadores pixel a pixel e classificadores por regiões:

- classificadores pixel a pixel utilizam apenas a informação espectral da cada pixel para achar regiões homogêneas; esses classificadores podem ser separados em métodos estatísticos (utilizando regras de teoria da probabilidade) e determinísticos (não utilizam probabilidade);
- classificadores por regiões utilizam, além da informação espectral de cada pixel, a informação espacial que caracteriza a relação com seus vizinhos; procuram simular o comportamento de um foto-intérprete, reconhecendo áreas homogêneas de imagens, baseados nas propriedades espectrais e espaciais de imagens; a informação de borda é utilizada inicialmente para separar regiões e as propriedades espaciais e espectrais para unir áreas com mesma textura.

O resultado da classificação digital é apresentado por meio de classes espectrais (áreas que possuem características espectrais semelhantes), uma vez que um alvo dificilmente é caracterizado por uma única assinatura espectral. É constituído por um mapa de pixels classificados, representados por símbolos gráficos ou cores, ou seja, o processo de classificação digital transforma um grande número de níveis de cinza em cada banda espectral em um pequeno número de classes definidas em uma única imagem (Richards, 1986; Crósta, 1992).

II.4.1 Métodos de classificação de imagens.

Pode-se enquadrar os métodos de classificação em dois grandes grupos: classificação não supervisionada e supervisionada. A seguir, faz-se a distinção entre esses grupos.

Classificação não supervisionada

É um processo onde operações numéricas são conduzidas para procurar agrupamentos naturais de propriedades espectrais dos píxeis (classes). A classificação não supervisionada parte do princípio de que o código computacional empregado é capaz de identificar, através de uma função de classificação, as classes dentro de um conjunto de dados.

O primeiro passo na análise não-supervisionada é a realização de uma análise de agrupamento. Através dessa análise, as nuvens de dados são identificadas no espaço de atributos. Feita essa análise, é possível estabelecer, através de uma função de classificação, quais concentrações (nuvens) devem ser tratadas com grupos separados, ou seja, o possível número de classes que podem ser identificados na imagem.

Classificação Supervisionada

A classificação é dita supervisionada quando a identidade e a localização dos alvos/tipos da cobertura terrestre são conhecidos *a priori*, através de trabalhos de campo, análise de fotografias aéreas, mapas, etc. As áreas da imagem na qual o usuário conhece a verdade terrestre são identificadas como áreas de treinamento, tendo em vista que o uso das características espectrais dessas áreas servem para treinar diferentes algoritmos classificatórios, que envolvem cálculos de estatísticas multivariadas com parâmetros como média, desvio padrão, matriz de covariância, matriz de correlação, entre outros.

O procedimento de classificação supervisionada em imagens é frequentemente utilizado no tratamento de imagens orbitais obtidas por sensores multiespectrais. Esse procedimento consiste basicamente em dividir os vários pontos da imagem em grupos ou classes, de forma que os pontos de uma dada classe tenham características espectrais

similares. O critério de similaridade a ser adotado irá definir o tipo de classificador a ser empregado.

Os vários métodos de classificação podem ser, de forma geral, separados em dois grandes grupos: aqueles que utilizam critérios geométricos e aqueles que utilizam critérios estatísticos. No primeiro grupo, cada ponto da imagem é classificado segundo sua distância dos demais pontos no espaço de atributos. Apesar de eficientes sob o ponto de vista computacional, tais métodos produzem erros tanto de excesso como de omissão. Por outro lado, os métodos estatísticos, apesar de mais custosos computacionalmente, produzem resultados mais confiáveis (Richards, 1986; Crósta, 1992).

Na maioria das situações reais detectadas em imagens de sensoriamento remoto, o número digital (DN) dos píxeis representará, na verdade, uma mistura de mais de um tipo de superfície. Isso ocorre porque, em uma área de 30mx30m ou de 80mx80m, equivalentes aos píxeis do TM e do MSS respectivamente, é bastante provável que mais de um tipo ocorra. Nesse caso, como um pixel contendo 40% de pastagem e 60% de mata deveria ser classificado? O número digital de um pixel desse tipo vai representar, de fato, uma mistura da resposta espectral da pastagem com a mata. Uma solução é atribuir cada píxel a uma ou outra classe dependendo de qual classe ele está mais próximo. Essa questão da proximidade ou similaridade permeará a discussão dos métodos de classificação supervisionada. Através do procedimento de classificação supervisionada, o usuário identifica alguns dos píxeis pertencentes às classes desejadas e submete ao algoritmo computacional, definido segundo alguma regra estatística pré-estabelecida, a tarefa de classificar todos os demais píxeis.

Pode-se considerar a questão da proximidade entre classes com base em estatísticas dos dados. Uma forma de definir cada classe é calculando-se a média estatística para cada classe em cada banda espectral. Um método de classificar que considera, como métrica para o cálculo das distâncias de um píxel às diferentes classes, médias espectrais por banda e matriz de covariância espectral das bandas selecionadas é o método da máxima verossimilhança.

Para que a classificação por máxima verossimilhança seja precisa, é necessário um número razoavelmente elevado de píxeis para cada conjunto de áreas de treinamento ou interesse, número esse preferencialmente acima de uma centena (Campbell, 1987). Esse número permite uma base segura para tratamento estatístico. Devido a esse número alto de píxeis, não é possível representá-los graficamente de maneira individualizada. Utiliza-se, nesse caso, isolinhas ou curvas de contorno no espaço de atributos, representando a função densidade de probabilidade de píxeis correspondentes às áreas de treinamento para cada classe. Na realidade, os contornos representam um ajuste baseado em distribuições normais ou gaussianas dos píxeis das áreas de treinamento. Do contrário, os contornos seriam totalmente irregulares, o que não seria desejável devido à dificuldade de computá-los. Ressalta-se que, devido a esse ajuste, os contornos são simétricos ao redor da média e sua forma será circular se os desvios-padrão nas duas bandas forem os mesmos, ou elíptica se os desvios-padrão forem diferentes. Esses mesmo conceitos podem ser estendidos para mais do que duas dimensões, o que é corriqueiro em imagens de sensoriamento remoto, sendo que, nesse caso, os contornos tornam-se elipsóides em três dimensões.

Essas probabilidades representam uma ferramenta de classificação poderosa e flexível, através da qual pode-se escolher, por exemplo, classificar apenas os píxeis desconhecidos que estão bastante próximos à média de uma classe. Por outro lado, pode-se julgar necessário classificar os píxeis desconhecidos que se situam a qualquer distância da média, dentro da área definida pelo conjunto de treinamento. Nesse caso, escolher-se-ia, como limite de decisão, o contorno que engloba, por exemplo, 99% dos píxeis da área de treinamento. Descartando-se os restantes 1%, pode-se compensar, por exemplo, a possibilidade de que alguns dos píxeis da área de treinamento sejam incluídos por engano, podendo representar ruído ou píxel situado no limite entre dois tipos de cobertura. Usando esses conceitos, pode-se classificar todos os píxeis de uma imagem como pertencentes às classes pré-definidas. A Figura II.10 exemplifica como os contornos de probabilidade podem ser estendidos de forma a cobrir todos os píxeis da imagem.

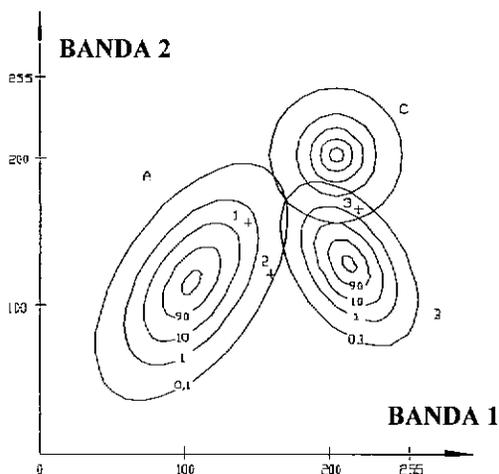


Figura II.10 - As curvas de probabilidade das classes A, B e C são estendidas para probabilidades menores; os números atribuídos a cada contorno representam a probabilidade, em porcentagem, de um píxel desconhecido pertencer a uma dada classe, com base nos parâmetros estatísticos das áreas de treinamento (fonte: Duda e Hart, 1973).

Na Figura II.10, observa-se que os píxeis graficamente localizados nos pontos 1 e 2 são ambos atribuídos à classe A. O píxel 2 situa-se mais próximo, em distância absoluta, da classe B. Pelo método da máxima verossimilhança, ao se ponderar essa distância pelo desvio-padrão das classes A e B, esse píxel possui 0,1% de probabilidade de pertencer à classe A e 0% de pertencer à classe B. Quanto ao píxel 3, ele situa-se dentro das classes B e C, mas com uma probabilidade de 10% de pertencer à classe C contra 0,1% de pertencer à classe B, sendo portanto atribuído à classe C.

A decisão de atribuir o píxel 3 à classe C exemplifica um outro conceito importante na classificação pelo método da máxima verossimilhança, que é a definição dos limites de decisão entre classes contíguas. Esses limites são traçados a partir dos pontos onde contornos de igual probabilidade entre duas classes contíguas se cruzam, como mostrado na Figura II.11.

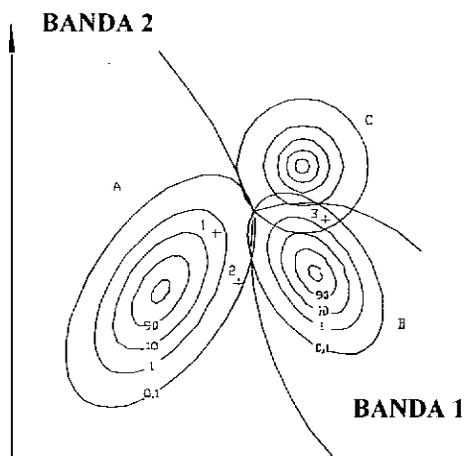


Figura II.11 - Os mesmos contornos da Figura II.10, agora com os limites de decisão (representados pelas linhas espessas) superpostos; esses limites são traçados a partir dos pontos de igual probabilidade para duas ou mais classes (fonte: Duda e Hart, 1973).

Nessa dissertação, trabalhamos com 10 classes, de tal forma que o espaço de atributos encontrado estava repleto de nuvens de píxel, lembrando que, mesmo as áreas de treinamentos, apresentem, muitas vezes, recobrimento. A Figura II.12 mostra como é traçado o limite de decisão no método da máxima verossimilhança.

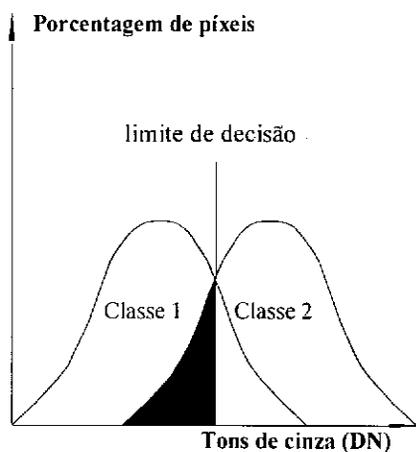


Figura II.12 - Duas distribuições normais representando os dados de duas áreas de treinamento contendo píxeis com intervalos de variação dos números digitais superpostos; o limite de decisão é colocado no ponto em que as duas distribuições se cruzam, de tal forma que um píxel desconhecido, nessa posição, teria a mesma probabilidade de pertencer a ambas as classes (fonte: fonte: Duda e Hart, 1973).

É importante ressaltar que mesmo o método de máxima verossimilhança é passível de imprecisões. A metodologia da máxima verossimilhança procura manter a porcentagem dos pixels classificados erroneamente a mais baixa possível (Richards, 1986; Crósta, 1992).

II. 5 Textura

No processo de classificação, o conteúdo de informação em uma imagem digital é expresso através da intensidade ou número digital de cada pixel e pelo arranjo espacial dos pixels (textura, forma e contexto) na imagem (Lee e Philpot, 1991). Tradicionalmente, o nível de cinza (intensidade espectral) tem sido o elemento mais focado na análise de imagens e na extração de informações em estudos de sensoriamento remoto.

Nessa dissertação, no entanto, a análise de textura será também abordada e examinada de forma preliminar como uma importante contribuição na área de extração de informações a partir de imagens de sensoriamento remoto. A presente pesquisa trata do mapeamento da cobertura de uso do solo de uma bacia hidrográfica através da classificação de imagens Landsat, mas percebe-se o potencial promissor de aplicação da textura também em outras faixas do espectro eletromagnético. É o caso, por exemplo, de imagens de radar obtidas na faixa de microondas (exemplo: “synthetic aperture radar”-SAR), não afetadas pela presença de nuvens.

Campbell (1987) refere-se à textura da imagem como a aparente aspereza ou suavidade de uma região da imagem, usualmente resultado de uma superfície irregular sendo iluminada a partir de um ângulo oblíquo. Essa iluminação origina regiões mais claras e regiões mais escuras. Ainda que a textura seja reconhecida como um importante elemento auxiliar em aerofotogrametria, o processo convencional automatizado ainda não explorou adequadamente esse tipo de informação.

Variações na topografia, rugosidade da superfície, propriedades dielétricas dos materiais da superfície e processamento de imagens originam diferentes padrões de textura. É bastante conhecido que as paisagens reais consistem de um conjunto de

características espectralmente diversas, tornando-se extremamente complexas na medida que a resolução espacial aumenta. De fato, o uso de textura implica explicitamente que as células de resolução são menores do que os elementos na cena, uma vez que numerosas medidas são requeridas para cada elemento ou classe de forma a se detectar mudanças texturais (Woodcock e Strahler, 1987). De forma a se extrair mais informações de imagens de sensoriamento remoto, a classificação dessas imagens deve incluir dados que caracterizem o padrão de comportamento espacial para cada categoria. Contudo, a maioria dos procedimentos de classificação, particularmente em uso operacional, baseiam-se exclusivamente em características espectrais de intensidade e são, portanto, cegos ao conteúdo espacial presente na imagem. Esses tipos de classificadores por pontos não tem um bom desempenho em ambientes onde haja um excesso de píxeis de fronteira ou onde haja substancial superposição entre classes (Martin, et al., 1988).

Algoritmos texturais procuram, todavia, medir a textura da imagem através da quantificação das distintas relações espectrais e espaciais entre píxeis vizinhos. Por exemplo, em ambientes florestais, onde a variância local é alta, medidas de textura seriam mais válidas do que métodos do tipo ponto-a-ponto, já que incorporam a variabilidade espacial para diferenciar classes (Woodcock e Strahler, 1987). Em resposta à necessidade de se extrair informações a partir do arranjo espacial dos dados da imagem, vários algoritmos têm sido desenvolvidos baseados em abordagem estrutural (Connors e Harlow, 1980 a), em padrões de frequência espaciais (Bajcsy e Liebermann, 1976), em estatísticas de primeira ordem (Hsu, 1978; Irons and Petersen, 1981), em estatísticas de segunda ordem (Haralick et al., 1973; Galloway, 1975; Haralick, 1979; Sun and Wee, 1983), em espectro de texturas (Wang e He, 1990; Gong, et al., 1992) e em combinações de padrões de textura espectral (Lee e Philpot, 1991).

Em estudos comparando várias medidas de textura, técnicas estatísticas de segunda ordem têm desempenho superior em relação a outros métodos em função de melhor captar a variabilidade espacial da imagem (Weszca et al., 1976; Haralick, 1979, Connors e Harlow, 1980 b; Marceau, 1989; Gong et al., 1992; Barber et al., 1993). As abordagens estatísticas de Haralick, Shanmugam e Dinstein (1973) e Sun e Wee (1983) fazem uso das funções densidade de probabilidade de tons de cinza, que geralmente são

de cinza, que geralmente são calculadas como distribuições conjuntas de probabilidade condicionada dos tons de cinza de pares de píxeis em uma dada área da imagem.

Mais especificamente, sob o aspecto metodológico, esse trabalho abordará, o procedimento originalmente desenvolvido por Sun and Wee (1983).

III. METODOLOGIA

O presente capítulo aborda o processo desenvolvido para obtenção da classificação da cobertura do solo de uma bacia hidrográfica.

O procedimento de classificação adotado consistiu, de forma sucinta, numa classificação não supervisionada seguida de uma classificação supervisionada. Para a classificação não supervisionada, foi utilizado o método denominado de isodata, enquanto o método de máxima verossimilhança, foi empregado para a classificação supervisionada. Esse procedimento está melhor explicitado no decorrer desse capítulo.

Adicionalmente, investigou-se o uso de um método de classificação que explorasse, além dos tons de cinza de uma imagem de sensoriamento remoto, a estrutura de correlação espacial presente nessa imagem. De forma a caracterizar essa estrutura de correlação espacial, não considerada em métodos como isodata e máxima verossimilhança, lançou-se mão de uma análise geostatística preliminar. A geostatística é uma área da estatística que preocupa-se com o estudo da variabilidade espacial de fenômenos físicos. Mais especificamente, alguns variogramas foram construídos para demonstrar a presença dessa estrutura de correlação na imagem estudada.

Em sensoriamento remoto, o desenvolvimento de métodos que incorporem a correlação espacial é um desafio, especialmente, na identificação da textura de imagens. A textura, complementarmente aos tons de cinza, pode tornar o processo de classificação digital de imagens bem mais robusto e poderoso (Li et al., 1998; Lira e Frulla, 1998; Hudak e Wessman, 1998).

Em particular, nessa pesquisa, adotou-se, para cálculo de textura, o método matriz de tons de cinza vizinhos dependentes que será denominado, a partir de agora, por simplicidade, de NGLDM (Sun e Wee, 1983). Esse método é similar ao método matriz de co-ocorrência de tons de cinza (GLCM), adotado em Haralick et al.(1973) e Haralick (1979). Contudo, o método NGLDM considera a relação entre um píxel e seus vizinhos em um único passo, em lugar de se considerar uma direção por vez. Essa nova

abordagem elimina a dependência angular e simplifica a implementação, além de reduzir o tempo computacional e armazenamento necessários para o cálculo das texturas.

III.1 Processamento Digital da Imagem

Nessa fase, operações como visualização de bandas individuais, composição colorida, correção atmosférica, recorte, realce de contraste, registro da imagem e classificações supervisionadas ou não são utilizadas, procurando-se extrair o máximo de informações da imagem digital. Tendo como objetivo produzir um mapa temático, com legenda envolvendo a cobertura vegetal/uso da terra e delimitação da área urbana de uma bacia hidrográfica, utilizou-se o sistema de tratamento de imagens ENVI-2.6 (1998).

No caso particular dessa pesquisa, não foi feita a correção atmosférica da imagem. Os histogramas para as diferentes bandas foram elaborados e indicaram a possibilidade de condução do presente estudo sem tal correção, exceto para a banda 6, que foi eliminada para efeito de classificação. Registre-se, no entanto, a necessidade de avaliação da relevância da correção atmosférica em estudos multitemporais como, por exemplo, detecção de mudanças na cobertura do solo de uma bacia hidrográfica.

A metodologia adotada parte da leitura das sete bandas de uma imagem digital (no formato do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE) do satélite Landsat5-TM, que abrange a área de interesse. As imagens, nesse formato, são gravadas em bandas espectrais separadamente, sendo que, nessa dissertação, foram utilizadas as bandas 1, 2, 3, 4, 5, 6 e 7. Para otimizar o trabalho, é gerado um único arquivo contendo todas as bandas. Nesse arquivo, são aplicadas algumas técnicas de processamento digital da imagem. Para a leitura de cada uma das bandas originais da imagem, são informados o número de linhas, o número de colunas e o modo de armazenamento dos píxeis (acesso seqüencial de bandas - BSQ).

O passo seguinte consiste em identificar e localizar a área específica do estudo. Nessa etapa, estudam-se várias formas de composições, que se baseiam, essencialmente, na associação das cores primárias - vermelho, verde e azul à combinação de três bandas espectrais. No caso da imagem Landsat 5, que possui bandas espectrais coincidentes

com os comprimentos de onda da radiação visível e infravermelho (bandas 3, 4 e 5), a combinação das bandas 3, 4 e 5, associadas às cores vermelha, verde e azul respectivamente, apresenta um colorido, equivalente às cores percebidas pelo olho humano, servindo como ponto de partida para uma primeira análise visual das diversas formas de ocupação do solo. Várias composições são analisadas, até chegarmos a que melhor realce visualmente as variadas formas de cobertura do solo da bacia hidrográfica.

Aplica-se, então, um recorte na imagem, abrangendo o espaço geográfico a ser analisado, gerando assim uma nova imagem.

De posse da imagem da área de estudo, é feito o realce. Para tanto, são gerados os histogramas referentes a cada banda da imagem. Note-se que a presença de grande parte dos pixels da imagem ocupando uma faixa restrita de níveis de cinza explicita a pouca variabilidade de reflectância dos alvos contidos na cena, aspecto muito comum em imagens desse satélite. Esse fato ressalta a necessidade de se testar, a nível metodológico, os diferentes realces, no sentido de se optar por aquele que melhor se adapte à cena.

Assim, faz-se o realce de forma a aumentar o contraste para cada banda, abrangendo todo o domínio dos níveis de cinza (0-255). Esse tipo de aumento de contraste não-linear obedece às leis gaussianas de distribuição estatística, produzindo um histograma em que a média e o desvio padrão da distribuição são especificados e que apresenta a forma aproximada de um sino. Sua vantagem é que a informação contida nas extremidades do histograma é realçada. Ao se produzir composições coloridas de 3 bandas, o uso da normalização é desejável, pois as 3 bandas poderão ter seus histogramas com as mesmas médias e desvios-padrão, obedecendo assim um balanceamento de cores na composição.

Procede-se, então, à correção geométrica da imagem. Esse procedimento consiste em posicionar cada pixel da imagem em suas respectivas coordenadas UTM. Desenvolve-se essa etapa a partir da imagem realçada, o que facilita em muito a identificação dos pontos de controle. Esses pontos de controle são alvos de fácil reconhecimento, tanto na carta planimétrica quanto na imagem, representados por

cruzamento de estradas, pontes, junção de canais de rios, entre outros. A posição geográfica desses pontos de controle identificados nas folhas topográficas e na imagem permite que se relacione as coordenadas de cada ponto no sistema de projeção da carta com as respectivas coluna e linha desse ponto na imagem. Esse procedimento gera um banco de dados que servirá de base no processo de transformação das coordenadas dessa imagem (coluna, linha) em coordenadas geográficas.

A transformação de coordenadas pode, então, ser modelada usando-se polinômios lineares, obtidos através de um ajuste pelo método dos mínimos quadrados. Essa transformação é chamada de transformação afin e corrigirá distorções de escala e rotação existentes entre a imagem e o mapa.

O processo de corrigir as distorções de uma imagem através de pontos de controle resulta na produção de uma nova imagem em que os píxeis, são reamostrados. Nessa pesquisa, o valor do número digital de cada um dos píxeis é determinado com base no processo de reamostragem pelo vizinho mais próximo. A escolha desse algoritmo no procedimento de reamostragem está baseada no fato de que não há alteração no tom de cinza, preservando as características de variabilidade espectral da imagem original, o que é importante no processo de classificação das imagens.

Cabe ressaltar que, na metodologia de georeferenciamento da imagem, além da definição e implementação dos pontos de controles, devem ser informados o sistema de coordenadas adotado, o fuso, a latitude média da área, o hemisfério e o elipsóide de referência. No apêndice B, são apresentadas algumas considerações cartográficas.

III.2. A Classificação da Imagem

Como mencionado anteriormente, optou-se, no desenvolvimento desse trabalho, por um procedimento que envolvesse uma classificação não-supervisionada seguida de uma classificação supervisionada. Na classificação digital da imagem, pode-se utilizar ou elaborar um programa de tratamento de imagens que disponha de algoritmos para reconhecimento de padrões que permitam aplicar os princípios das classificações não supervisionada e supervisionada.

O primeiro passo é uma análise visual detalhada da imagem a fim de identificar as várias formas de ocupação do solo e estabelecer uma primeira legenda. Nessa etapa do processo, essa legenda deverá representar o possível número de classes que podem ser identificados na imagem, ou seja, os agrupamentos distintos de píxeis. No processo de classificação não-supervisionada, essas nuvens de pontos são automaticamente identificadas e utilizadas como áreas de treinamento ou interesse para a classificação.

Utilizou-se, nesse trabalho, o sistema de classificação não-supervisionada isodata para uma primeira identificação dessas classes, tornando necessária uma análise visual criteriosa para estabelecer quais dessas classes, efetivamente, representavam as várias formas de cobertura do solo.

III.2.1 Método Isodata

A classificação pelo algoritmo isodata pode ser vista como uma variação do método da distância mínima. Entretanto, o método isodata produz resultados que são, muitas vezes, superiores ao derivados pelo cálculo da distância mínima. Alguns autores (Richards, 1986; Velasco, 1989) identificam o procedimento isodata como uma técnica de classificação híbrida, com características dos métodos de classificação não supervisionada e supervisionada.

Procedimento de cálculo

O algoritmo escolhe, inicialmente, os agrupamentos a partir de uma partição da amostra de dados da imagem e desenvolve um processo iterativo que atualiza o conjunto de padrões característicos dos agrupamentos até obter um mínimo da função J dada por

$$J = \sum_{i=1}^M \sum_{\underline{x} \in S_i} \|\underline{x} - \underline{m}_i\|^2 \quad (\text{III.1})$$

onde:

M - é o número de classes;

($\underline{x} \in S_i$) - indica os dados pertencentes à partição S_i e \underline{m}_i é a média amostral da partição S_i .

Em geral, obtém-se um mínimo local de J , não havendo garantia de que será atingido o mínimo global. Diferentes escolhas da partição inicial podem levar a diferentes mínimos locais. Um procedimento iterativo básico para obter a minimização de J é o chamado algoritmo de K médias, descrito a seguir:

1. selecione o número de agrupamentos K ;
2. escolha uma partição da amostra de dados com K agrupamentos; calcule as médias amostrais \underline{m}_i , $i=1,2,\dots,K$ de cada agrupamento;
3. calcule a distância do vetor de padrões característicos \underline{x} a cada um dos agrupamentos;
4. atribua \underline{x} ao agrupamento com média mais próxima de \underline{x} ;
5. se nenhuma atualização de amostras a agrupamentos ocorrer (ou se o número máximo permitido de iterações for ultrapassado), pare;
6. caso contrário, calcule as novas médias amostrais dos agrupamentos e vá para 3.

As propriedades de convergência do algoritmo de K médias foram estudadas por Mac Quee (1967). A isodata (Ball and Hall, 1965) representa, na verdade, um desenvolvimento do método de K médias, incorporando procedimentos heurísticos para subdividir ou agrupar.

Feita essa análise, são estabelecidas as regiões de treinamento, ou seja, adota-se o critério de que essas classes representam a verdade terrestre. Essas regiões de treinamento, construídas a partir dessas classes, já apresentam alguma similaridade espectral, o que é importante no processo de classificação supervisionada, tendo em vista que o uso das características espectrais dessas áreas servem para treinar o algoritmo de classificação.

Definidas as regiões de treinamento da imagem, submete-se a imagem ao processo de classificação supervisionada. Nessa pesquisa, adotou-se o método da máxima verossimilhança, para análise da classificação de imagens de sensoriamento remoto com o intuito de mapear a cobertura do solo de uma bacia hidrográfica. Por essa razão, o próximo item aborda especificamente essa metodologia, enquadrada no conjunto dos classificadores do tipo pixel a pixel. Nesse método, cada classe é modelada segundo

uma distribuição gaussiana. O critério de classificação utilizado é a regra de decisão bayesiana.

III.2.2 Método da Máxima Verossimilhança.

O método máxima verossimilhança, desenvolvido por Horwitz et al.(1971), gerou um modelo para relacionar a assinatura espectral da combinação de um número de classes presentes em um elemento de resolução da imagem às assinaturas de cada classe. Para estimar o vetor de proporções de cada classe no elemento da cena, propuseram a utilização do procedimento de máxima verossimilhança (Apêndice C).

Supondo m canais espectrais, as assinaturas espectrais das classes i , $1 \leq i \leq n$, são dadas por distribuição gaussianas m -dimensionais, onde A_i é a média e M_i é a matriz covariância de classe i .

Sendo $p = (p_1, \dots, p_n)^t$ o vetor de proporções, onde p_i representa a proporção da classe i no elemento de resolução e A_p e M_p representando a assinatura espectral dessa combinação de classes, a expressão para A_p é dada por:

$$A_p = \sum_{i=1}^n p_i A_i \quad (\text{III.2})$$

Supondo que as variáveis aleatórias associadas a elementos de classes diferentes são estatisticamente independentes, os autores propõem uma expressão simplificada para a matriz de covariância da combinação das classes, dada por:

$$M_p = \sum_{i=1}^n p_i M_i \quad (\text{III.3})$$

A seguir, é descrito o método proposto por Horwitz et al. (1971) para estimar as proporções.

Método para estimar as proporções

Sendo $y = (y_1, \dots, y_m)$ o vetor de observações multiespectrais com distribuição gaussiana para estimar p , tomamos a função densidade conjunta, também denominada função de verossimilhança, dada por

$$F(y) = L = \frac{|M_p|^{-1/2}}{(2\pi)^m} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (y - A_p)^T M_p^{-1} (y - A_p) \right\} \quad (\text{III.4})$$

onde:

$|M_p|$ - é o determinante da matriz de covariância M_p ;

M_p^{-1} - é a inversa da matriz de covariância M_p ;

y e A_p - são vetores coluna.

Estimar por máxima verossimilhança significa escolher os parâmetros para os quais a Equação (III.4) é maximizada. Como a função $\ln_e(L)$ é uma função crescente de L , o resultado é obtido se maximizarmos o logaritmo natural de L . Então, $G = \ln_e L$. Maximizar G é o mesmo que minimizar $F = -G$; desprezando os termos constantes, a solução é dada pelo vetor p que minimize

$$F = \ln |M_p| + \langle y - A_p, M_p^{-1} (y - A_p) \rangle \quad (\text{III.5})$$

onde

$\langle u, v \rangle$ é o produto interno dos vetores u e v ,

sendo

$$u = (u_1, u_2, \dots, u_n);$$

$$v = (v_1, v_2, \dots, v_n);$$

$$\langle u, v \rangle = u_1 v_1 + u_2 v_2 + \dots + u_n v_n.$$

Como p é um vetor de proporções da área de um elemento de cena, está sujeito às restrições

$$\sum p_i = 1 \quad e$$

$$p_i \geq 0$$

onde

$i = 1, \dots, n$ (número de componentes).

Nesse modelo, o número de classes (n) deve ser menor ou igual ao número de canais espectrais (m) mais uma unidade, isto é:

$$n \leq m + 1$$

Em geral, minimizar a Equação (III.5), sujeita às restrições impostas, é um tanto difícil. Para resolver esse problema, uma simplificação é proposta

$$M_p = M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n M_i, \quad (\text{III.6})$$

isto é, M é tomada como a média das matrizes de covariância das classes i . Testes realizados pelos autores mostram que essa aproximação é razoável. Dessa forma, M torna-se constante, reduzindo a Equação (III.6) a

$$\phi(p) = \langle y - A_p, M^{-1}(y - A_p) \rangle$$

tornando-se um problema de programação quadrática, sujeito às restrições lineares:

$$\sum_{i=1}^n p_i = 1;$$

$$p_i \geq 0,$$

onde:

$i = 1, \dots, n$ (número de componentes).

Classificação pelo Método da Máxima Verossimilhança.

A teoria estatística de decisão é base para a classificação estatística de imagens. O critério estabelecido para a partição do espaço de atributos é a probabilidade de erro ou um risco médio, dependendo dos custos apropriadamente escolhidos.

Sejam conhecidas:

$f(x | w_i)$ - função densidade de probabilidade à classe w_i , $i = 1, \dots, N$;

$P(w_i)$ - probabilidade a priori de cada classe w_i , $i = 1, \dots, N$.

A chamada formulação bayesiana envolve também custos:

$C(w_k | w_i)$ - custo de tomar por uma classe w_k quando a verdadeira classe é w_i , com $i, k = 1, \dots, N$.

Desse modo, sendo observado o vetor x , o erro decorrente de tomar a decisão w_k é:

$$L_x(w_k) = \sum_{i=1}^n C(w_k | w_i) P(w_i | x) \quad (\text{III.7})$$

Deve-se tomar a decisão w_k que minimize o erro médio sobre a distribuição de x , ou seja,

$$L(w_k) = \int_x L_x(w_k) f(x) dx \quad (\text{III.8})$$

$L(w_k)$ é minimizado se, para cada valor de x , $L_x(w_k)$ é minimizado.

Considerando os custos $C(w_k | w_i)$ da forma

$$C(w_k | w_i) = 0 \text{ se } i = k \quad (\text{III.9})$$

$$C(w_k | w_i) = 1 \text{ se } i \neq k, \text{ onde } i, k = 1, \dots, N,$$

a Equação (II.8) torna-se:

$$L_x(w_k) = 1 - P(w_k | x) \quad (\text{III.10})$$

Logo, a minimização de $L_x(w_k)$ é obtida se, para cada vetor x de atributos observados, decidir-se pela classe w_k que maximize a probabilidade a posteriori $P(w_k | x)$.

Utilizando a regra de Bayes, temos:

$$P(w_k | x) = \frac{f(x | w_k) P(w_k)}{f(x)} \quad (\text{III.11})$$

Como o denominador é independente de k , pode-se atribuir o vetor x à classe que maximize a expressão $f(x | w_i) P(w_k)$.

Utilizando a regra de Bayes, temos:

$$P(w_k | x) = \frac{f(x | w_k) P(w_k)}{f(x)} \quad (III.11)$$

Como o denominador é independente de k , pode-se atribuir o vetor x à classe que maximize a expressão $f(x | w_i) P(w_i)$.

Dessa maneira, o processo de classificação pode ser encarado como o cálculo de funções discriminantes

$$g_i(x) = f(x | w_i) P(w_i), i = 1, \dots, N, \quad (III.12)$$

para cada vetor de atributos x observados, de forma que o vetor x seja classificado como pertencente a classe w_k que fornece a máxima função discriminante. A Figura III.1 ilustra tal esquema.

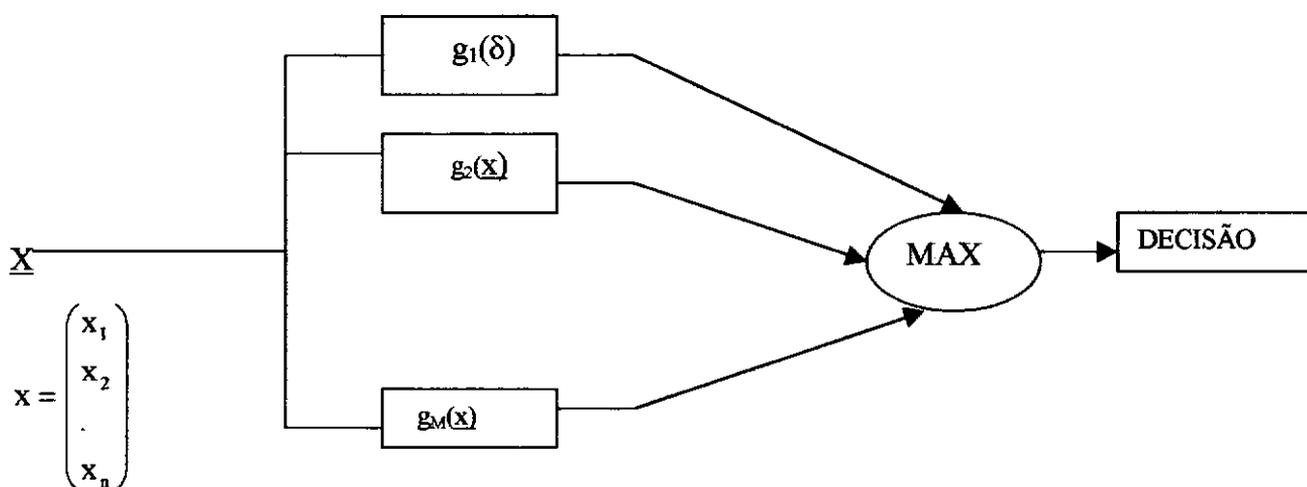


Figura III.1 - Decisão por funções discriminadas (fonte: Mascarenhas e Velasco, 1984).

Adicionalmente, cabe ainda uma breve referência sobre a identificação e a correlação das informações presentes nas áreas de treinamento segundo as diversas bandas espectrais da imagem fornecida pelo satélite Landsat5-TM. Nesse trabalho, também procedeu-se a análise dessa informação espectral através da matriz de correlação das bandas. As informações contidas nessa matriz permitem fazer uma previsão sobre o potencial sucesso comparativo do uso de uma determinada combinação de bandas em relação a outra composição no processo de classificação. A título de ilustração, o método de classificação por componentes principais, não explorado nessa dissertação, faz uso da matriz de correlação para proceder uma transformação no espaço multiespectral original.

Com relação à avaliação da precisão do procedimento de classificação, as áreas de treinamento ou interesse foram utilizadas como amostras de calibração para definição da precisão de calibração. A precisão de calibração é um indicador da adequabilidade de um esquema de classificação e da separabilidade espectral das classes. Todavia, esses resultados não podem ser estendidos para o restante da área de estudo, uma vez que as áreas de treinamento foram utilizadas para definir as regras de decisão estatísticas no algoritmo de classificação supervisionada empregado. Portanto, o indicador de precisão na calibração representa uma estimativa inflada e tendenciosa da precisão do processo de classificação. Por essa razão, em adição às amostras de calibração, foram selecionadas aleatoriamente amostras para validar o processo de classificação.

O indicador utilizado para avaliar a precisão do processo de classificação tanto na calibração quanto na validação foi o coeficiente kappa. O coeficiente kappa é uma medida da concordância entre as amostras da cena e aquelas derivadas através da classificação da imagem de sensoriamento remoto. Essa medida leva em conta todos os elementos da matriz de erros e exclui a concordância que ocorre por acaso (Rosenfield e Fitzpatrick-Lins, 1986).

III.3. Análise Geoestatística

III.3.1 Teoria das Variáveis Regionalizadas

Um fenômeno natural pode ser freqüentemente caracterizado pela distribuição espacial de uma ou mais variáveis, chamadas variáveis regionalizadas. A teoria geoestatística é baseada no fato de que a variabilidade de todas as variáveis regionalizadas têm uma estrutura particular. Se $z(x)$ é o valor da variável z no ponto x , o problema é representar a variabilidade da função $z(x)$ no espaço (quando x varia). Essa representação será usada para resolver alguns problemas como a estimação do valor $z(x_0)$ no ponto x_0 onde não há dados disponíveis, ou estimar a proporção de valores $z(x)$, numa dada área, que são maiores que um determinado limite.

A solução geoestatística consiste em interpretar cada valor $z(x_i)$ como uma realização particular da variável aleatória $Z(x_i)$ no ponto x_i . O conjunto dessas variáveis

aleatórias auto-correlacionadas em um domínio D constitui uma função aleatória. O problema de caracterizar a variabilidade espacial de $z(x)$ é, então, reduzido a caracterizar as correlações entre as várias variáveis aleatórias $Z(x_i)$, $Z(x_j)$ que constituem a função aleatória $\{Z(x_i), x \in D\}$.

III.3.2 Função Variograma

Sejam dois valores $z(x)$ e $z(x+h)$, nos pontos x e $x+h$ separados pelo vetor h . A variabilidade entre esses dois valores é caracterizada pela função variograma $2\gamma(x,h)$, que é definida como a esperança da variável aleatória $[Z(x)-Z(x+h)]^2$, isto é,

$$2\gamma(x,h) = E \{ [Z(x) - Z(x+h)]^2 \} \quad (\text{III.13})$$

O variograma $2\gamma(x,h)$ é função do ponto x e do vetor h . Assim, a estimação desse variograma requer muitas realizações, $[z_k(x)$ e $z_k(x+h)]$, $[z_{k'}(x)$ e $z_{k'}(x+h)]$,..., $[z_{k''}(x)$ e $z_{k''}(x+h)]$, do par de variáveis aleatórias $[Z(x), Z(x+h)]$. Na prática, apenas uma única realização $[z(x)$ e $z(x+h)]$ é possível, e essa realização é construída pelo par de valores realmente medidos nos pontos x e $x+h$. Para superar esse problema, é introduzida a hipótese intrínseca de que a função variograma $2\gamma(x,h)$ depende somente do vetor distância h (módulo e direção) e não do local x . Essa hipótese é simplesmente uma hipótese de estacionariedade de segunda ordem das diferenças $[Z(x)-Z(x+h)]$.

Se a hipótese intrínseca é assumida, o semivariograma $\gamma(h)$ e a função de covariância $C(h)$ são relacionados pela seguinte expressão:

$$\gamma(h) = C(0) - C(h) \quad (\text{III.14})$$

onde $C(0)$ é a covariância para o vetor de separação zero, ou seja, $C(0)$ é igual à variância σ^2 da variável aleatória em estudo.

Outra maneira de representar a estrutura espacial de uma função estocástica é através do cálculo de um correlograma, que relaciona a covariância à variância como uma função de h :

$$\rho(h) = \frac{C(h)}{\sigma^2} = 1 - \frac{\gamma(h)}{\sigma^2} \quad (\text{III.15})$$

O estimador clássico do semivariograma baseado em dados amostrais é (Journel e Huijbregts, 1978):

$$\gamma^*(h) = -\frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [z(x_i) - z(x_i + h)]^2 \quad (\text{III.16})$$

onde $N(h)$ é o número de pares experimentais $[z(x_i)$ e $z(x_i+h)]$ de dados separados pelo vetor h .

No texto deste trabalho, será adotado, por simplicidade, a nomenclatura de variograma para designar a função $\delta(h)$, embora, na literatura, essa função seja apresentada sob a denominação de semivariograma.

III.3.3 Análise Estrutural

O variograma é uma ferramenta fundamental para a análise estrutural de um fenômeno. Análise estrutural é o nome dado ao procedimento de caracterização das estruturas de distribuição espacial das variáveis consideradas. Esse é o primeiro e indispensável passo para qualquer estudo geoestatístico. O modelo do variograma age como um sumário quantificado de toda a informação estrutural disponível, que será então utilizada em vários procedimentos durante a investigação.

Na definição do variograma $2\gamma(h)$, o h representa um vetor de módulo $|h|$ e direção α . Considera-se uma direção particular α . Iniciando na origem, $\gamma(0) = 0$, o variograma

geralmente cresce com o módulo $|h|$. Isso significa que, em média, a diferença entre dois valores em dois pontos diferentes cresce à medida que a distância $|h|$ aumenta. A maneira como o variograma cresce para pequenos valores de $|h|$ caracteriza o grau de descontinuidade espacial da variável em estudo.

É preciso também conhecer a zona de influência e anisotropia da variável. Em uma dada direção α , o variograma pode se tornar estável em torno de uma distância $|h| = a$. A partir dessa distância o desvio médio quadrático entre os dois valores $z(x)$ e $z(x+h)$ não mais depende da distância $|h|$ entre eles e esses dois valores não mais são correlacionados. A distância dá significado ao conceito intuitivo de zona de influência de uma amostra $z(x)$. No entanto, essa distância não é necessariamente igual em todas as direções α do espaço.

III.4 Método NGLDM de Análise de Textura

A distribuição de entradas na matriz montada através do método de análise de textura NGLDM (Sun e Wee, 1983) procura captar a variabilidade espacial presente na imagem. Cada entrada na matriz do NGLDM é calculada usando uma janela móvel ao longo da imagem, avaliando a relação do tom de cinza do píxel central com os tons de cinza dos píxeis vizinhos. Estatísticas de textura podem ser definidas como, por exemplo, número não-uniforme (NNU), ênfase nos números pequenos (SNE), ênfase nos números grandes (LNE), segundo momento (SMT) e entropia (ENT). As texturas caracterizam e quantificam a distribuição de entradas na matriz do NGLDM.

Para uma dada imagem $M(i,j)$, com $i=1,2,\dots,n$ e $j=1,2,\dots,m$, o domínio espacial horizontal pode ser representado por $Z_r=(1,2,\dots,n)$, e o domínio espacial vertical por $Z_c=(1,2,\dots,m)$. Por essa razão $Z_r \times Z_c$ representa o conjunto dos elementos de resolução da imagem M . Adicionalmente, seja $k=1,2,\dots,N_g$, de forma que represente a possível amplitude de tons de cinza na imagem (M), e seja G a relação binária no espaço $Z_r \times Z_c$ de tal modo que sejam agrupados, aos pares, os elementos de resolução na relação espacial desejada.

A matriz de tons de cinza vizinhos dependentes da imagem M, referida aqui como Q, é definida, então, por

$$Q(k,s) = \# \{ (i,j) \mid M(i,j) = k \text{ e} \\ \# \{ (q,r) \mid \rho((i,j), (q,r)) \leq \beta \\ \text{e } |M(k,s) - M(q,r)| \leq \alpha \} = s \}$$

onde:

$(i,j), (q,r) \in G$;

- identifica o número de elementos no conjunto;

$\rho((i,j), (q,r))$ - é a distância entre os elementos (i,j) e (q,r) ;

α - define a similaridade de tons de cinza;

β - é a máxima distância entre elementos;

k - é o tom cinza;

s - é o número de pixels similares presentes na vizinhança definida por β .

Para calcular as texturas pelo NGLDM, há dois parâmetros a serem definidos: o intervalo de tom de cinza ou amplitude de similaridade (α) e a distância em relação ao pixel central (β). Cada entrada na matriz Q para uma classe $Q(k,s)$ é gerada pelo número de ocorrências em que a diferença no nível de cinza entre cada pixel na classe com um dado tom de cinza k e s dos seus vizinhos seja igual ou menor do que α para um valor específico de β . O valor máximo para s, N_s , dependerá de β .

Nessa dissertação explorou-se, preliminarmente, para efeito de classificação da imagem, as estatísticas de textura com ênfase nos números grandes (LNE) e número não uniforme (NNU) dadas por Sun e Wee (1983):

$$\text{LNE} = \frac{\sum_{k=1}^{N_g} \sum_{s=1}^{N_s} [s^2 Q(k, s)]}{\sum_{Q=1}^{N_g} \sum_{s=1}^{N_s} Q(k, s)} \quad (\text{III.17})$$

e

$$\text{NNU} = \frac{\sum_{s=1}^{N_s} \left[\sum_{k=1}^{N_g} Q(k, s) \right]^2}{\sum_{k=1}^{N_g} \sum_{s=1}^{N_s} Q(k, s)} \quad (\text{III.18})$$

A LNE fornece uma medida de suavidade. Entradas na matriz Q do método NGLDM tenderão a ser feitas nas colunas mais à direita para um campo com textura suave. Valores altos de LNE indicam textura suave. Por outro lado, a estatística do número não uniforme (NNU) indica uma medida de homogeneidade com respeito às entradas na matriz Q .

IV. ESTUDO DE CASO: BACIA DOS RIOS IGUAÇU E SARAPUÍ

O presente capítulo discute o procedimento de classificação da cobertura do solo por meio da imagem de satélite Landsat5-TM através do desenvolvimento de um estudo de caso aplicado à bacia hidrográfica dos rios Iguaçu e SarapuÍ. Essa bacia foi alvo de um recente trabalho realizado com vistas à concepção de um plano diretor de recursos hídricos, ênfase em controle de inundações, desenvolvido pela Superintendência Estadual de Rios e Lagoas (PNUD BRA/93/022-Projeto Iguaçu/SarapuÍ, 1995).

IV.1. Descrição da Área Mapeada

Localização e Características Gerais

A bacia do rio Iguaçu abrange uma área de drenagem de 726 km², dos quais 168 km² representam a sub-bacia do SarapuÍ, que abriga parte dos Municípios do Rio de Janeiro, Nilópolis, São João de Meriti, Nova Iguaçu, Belford Roxo e Duque de Caxias, todos inseridos na região metropolitana do Rio de Janeiro, conforme apresentado na Figura IV.1.

Limita-se, ao norte, com a bacia do rio Paraíba do Sul; ao sul, com a bacia dos rios Pavuna/Meriti; a leste, com as bacias dos rios Inhomirim/Estrela; a oeste, com a bacia do rio Guandu e afluentes da bacia de Sepetiba.

O rio Iguaçu tem nascentes na serra do Tinguá a uma altitude de cerca de 100 m. Desenvolve seu curso no sentido sudoeste, com uma extensão total de cerca de 43 km, desaguando na baía de Guanabara. Seus principais afluentes são os rios: Tinguá, Pati e Capivara pela margem esquerda e Bota e SarapuÍ pela margem direita. A bacia do rio Iguaçu apresenta duas feições morfológicas distintas: a serra do Mar e a baixada fluminense.

O clima da bacia é quente e úmido com estação chuvosa no verão, com temperatura média anual em torno dos 22 °C e precipitação média em torno de 1700mm.

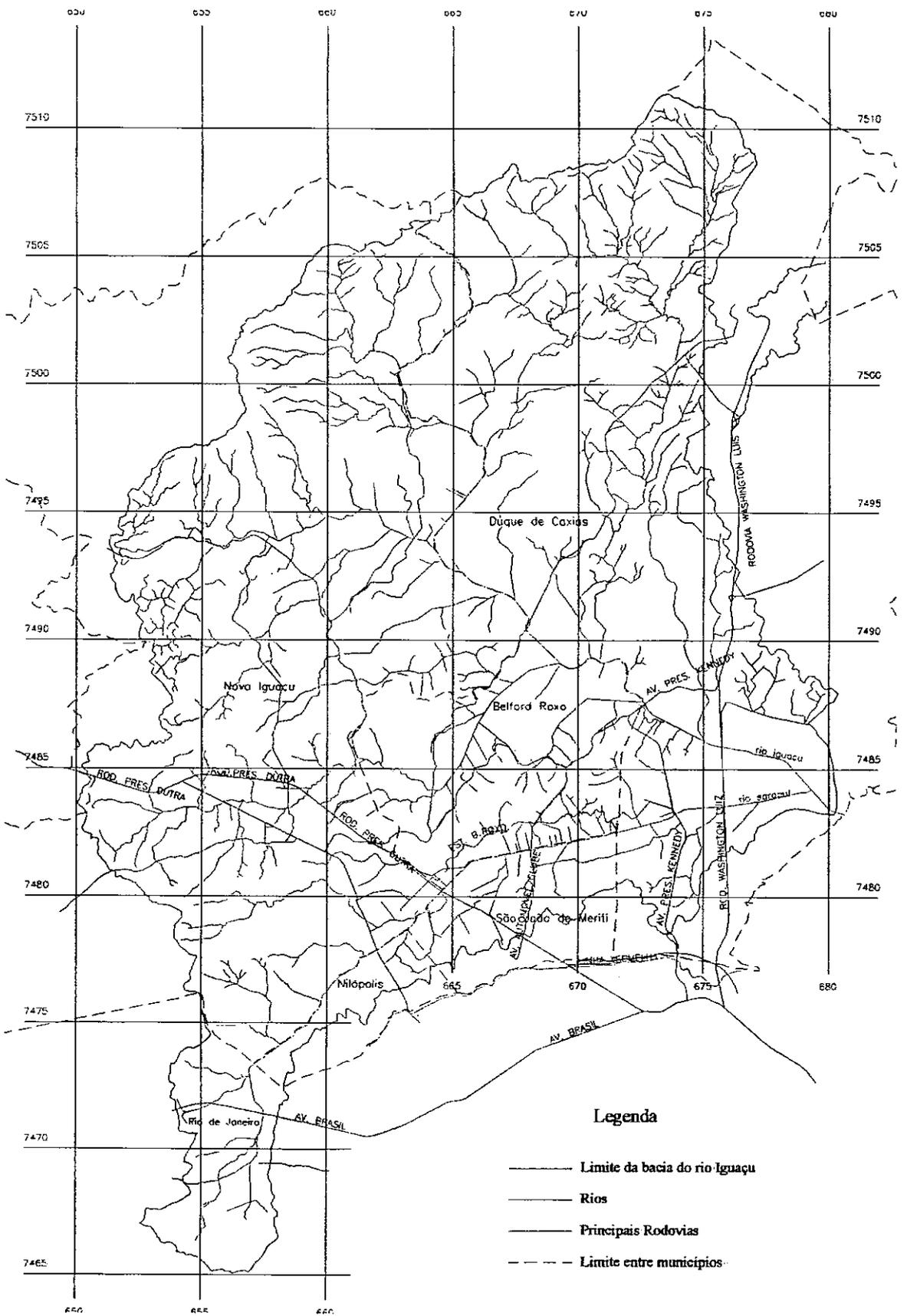


Figura IV.1 – Localização da bacia hidrográfica dos rios Iguaçu e Sarapuí.

A cobertura vegetal da bacia ainda remanescente ocorre predominantemente ao norte e nordeste, na região do Tinguá, e em algumas áreas esparsas na serra de Madureira. Na serra do Tinguá, localiza-se a reserva biológica do Tinguá, onde um trecho da Mata Atlântica está preservado.

Cobertura do solo

As bacias dos rios Iguazu e Sarapuí situam-se em diferentes regiões fitogeográficas, determinadas basicamente pelas diferenças de relevo, pluviosidade e hidrografia. Os referidos rios nascem em grandes altitudes (entre 800 e 1000 metros) da serra do Mar (o rio Iguazu, na serra do Tinguá, e o rio Sarapuí na serra de Madureira), na região de domínio da mata atlântica, que originalmente se estendia pelas planícies aluviais formadas pelo Iguazu, Sarapuí e seus tributários, até o encontro com manguezais nas regiões sob influência das marés da baía de Guanabara.

Atualmente, após mais de 400 anos de intensa ocupação desde a chegada dos colonizadores europeus no século XVI, apenas as serras, em suas partes mais altas, ainda apresentam razoável grau de preservação dos ambientes primitivos (anteriores ao descobrimento por parte dos portugueses), com florestas altas e densas, ainda que perturbadas em alguns pontos. Nas planícies, colinas e meias encostas das serras, sobrevivem apenas umas poucas colunas e esparsas áreas de vegetação secundária (capoeira e capoeirinhas) e várzeas arbustivas nas planícies temporariamente encharcadas. Dos manguezais, restam apenas pequenas franjas na foz do Iguazu, que sofrem os impactos dos altos níveis de poluição da baía de Guanabara, sob influência direta da refinaria de petróleo de Duque de Caxias (REDUC) e do aterro de lixo de Gramacho.

Em termos da caracterização da vegetação e elaboração da legenda temática da bacia hidrográfica dos rios Iguazu e Sarapuí, com base em Teixeira (1994), destacam-se os seguintes pontos:

- as planícies existentes na bacia Iguazu/Sarapuí apresentam diversas colinas que, segundo Ruellan (1944), eram antigas ilhas anteriores ao processo de sedimentação fluvio-marinha da baía de Guanabara; essas colinas, chamadas de meias-laranjas, apresentavam cobertura florestal densa, com um porte arbóreo

mais desenvolvido do que as florestas das encostas montanhosas, com árvores emergentes podendo atingir até 50 metros de altura;

- embora as florestas das encostas montanhosas existentes nos maciços de Madureira e Tinguá encontrem-se ainda bem preservadas, não se pode dizer o mesmo das florestas das planícies costeiras que, tanto nas pequenas colinas como nas várzeas, foram praticamente dizimadas; como a exploração dessas planícies se deu intensamente já no início da colonização (séculos XVI e XVII), não existem (ou não foram encontrados) registros cartográficos que representassem a distribuição espacial dessas florestas, ou até onde se encontravam seus limites em relação às outras fisionomias vegetais da planície como os brejos e os manguezais;
- na maioria dos mapas fitogeográficos do Brasil, os manguezais são incluídos como florestas costeiras; embora apresentando uma fisionomia florestal, tanto mais alta e densa quanto menos perturbado pelo homem, o manguezal é um ecossistema de alta produtividade, das maiores do mundo, compondo a base de uma cadeia alimentar que passa por um incontável número de aves marinhas e migratórias, incluindo ainda o próprio homem no extremo da cadeia. A fauna associada ao manguezal consiste de dois grandes grupos: os que o habitam permanentemente, em todo o seu ciclo vital (como os moluscos e os crustáceos), e aqueles que o freqüentam periodicamente para abrigo, desova e alimentação na fase de crescimento (diversos peixes e mamíferos);
- o quadro atual de distribuição da cobertura vegetal não difere muito daquele descrito por Mendes (1950); deve-se notar que o principal reflexo do ciclo na paisagem natural consiste na vegetação: os campos e as capoeiras de mato que aí encontramos, hoje diferem profundamente do antigo manto de floresta virgens que recobria a maior parte da região, no início da conquista pelos europeus; trata-se de uma flora secundária, degradada, que se estendeu pela baixada após o abandono da lavoura, sem a pujança da antiga vegetação natural, pois as condições mesológicas desfavoráveis não oferecem possibilidades para a rápida reconstituição da floresta tropical;
- as únicas regiões que apresentam um bom estado de preservação na bacia Iguaçu/Sarapuí, com extensas e contínuas áreas de cobertura floresta primária, são as serras de Madureira e Tinguá;

- as capoeiras e capoeirinhas, identificadas nos morrotes com forma de meia-laranja que se espalham na planície e no sopé das serras, são coberturas arbóreas ralas e/ou arbustivas, representando estágios iniciais de sucessão secundária (acréscimo ou substituição seqüencial de comunidades vegetais em áreas perturbadas); são extremamente frágeis, pela condição de descontinuidade em que se encontram, entremeadas por pastos e/ou campos antrópicos e, portanto, sujeitas a ações predatórias, intencionais ou acidentais, como retiradas de lenha e queimadas; apresentam pouquíssimas chances de evoluírem para estágios serais mais avançados, dificilmente alcançando maior densidade e diversidade biológica; no entanto, exercem um importante papel na contenção dos intensos processos erosivos a que estão sujeitas essas encostas;
- as várzeas correspondem à vegetação que ocupa planícies aluviais, periodicamente encharcadas (terras baixas) que nem de longe se comparam às primitivas florestas das planícies costeiras; são, provavelmente, várzeas abandonadas que se regeneraram parcialmente, atingindo um porte arbustivo alto, com vegetação densa, onde aparecem também palmeiras;
- o manguezal, ecossistema drasticamente reduzido na baía de Guanabara, pelos cortes para lenha e sucessivos aterros para ocupação, está confinado a um pequeno trecho estuário do rio Iguaçu.

O conhecimento dessas informações sobre a cobertura vegetal na bacia hidrográfica dos rios Iguaçu e Sarapuí constitui importante acervo para a análise e validação dos resultados de classificação obtidos a partir da imagem Landsat5 -TM, adquirida em 27 de junho de 1994 , utilizada nessa dissertação.

IV.2. Descrição do Dados e Resultados

O desenvolvimento da pesquisa baseou-se na imagem Landsat5-TM (órbita 217, ponto 76), datada de 27 de junho de 1994, abrangendo a bacia hidrográfica dos rios Iguaçu e Sarapuí, contando com 7 bandas espectrais. Cabe enfatizar que, em seis dessas imagens (bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7), o píxel corresponde, no terreno, a uma área 30m x 30m, enquanto, na banda 6, o píxel refere-se a uma área de 120m x 120m. O arquivo contendo as sete bandas apresenta as seguintes propriedades:

- número de colunas = 3438;
- número de linhas = 3088;
- tamanho do arquivo = 74.315.808 bytes.

Inicialmente, são apresentados os histogramas das bandas espectrais que compõem a imagem Landsat5-TM (Figura IV.2). Nota-se que as bandas espectrais com maiores comprimentos de onda apresentam histogramas com menor deslocamento em relação à origem, exceto a banda 6 que apresenta-se deslocado de forma atípica. A banda 6, embora tenha sido empregada na análise visual, não foi utilizada no processo de classificação.

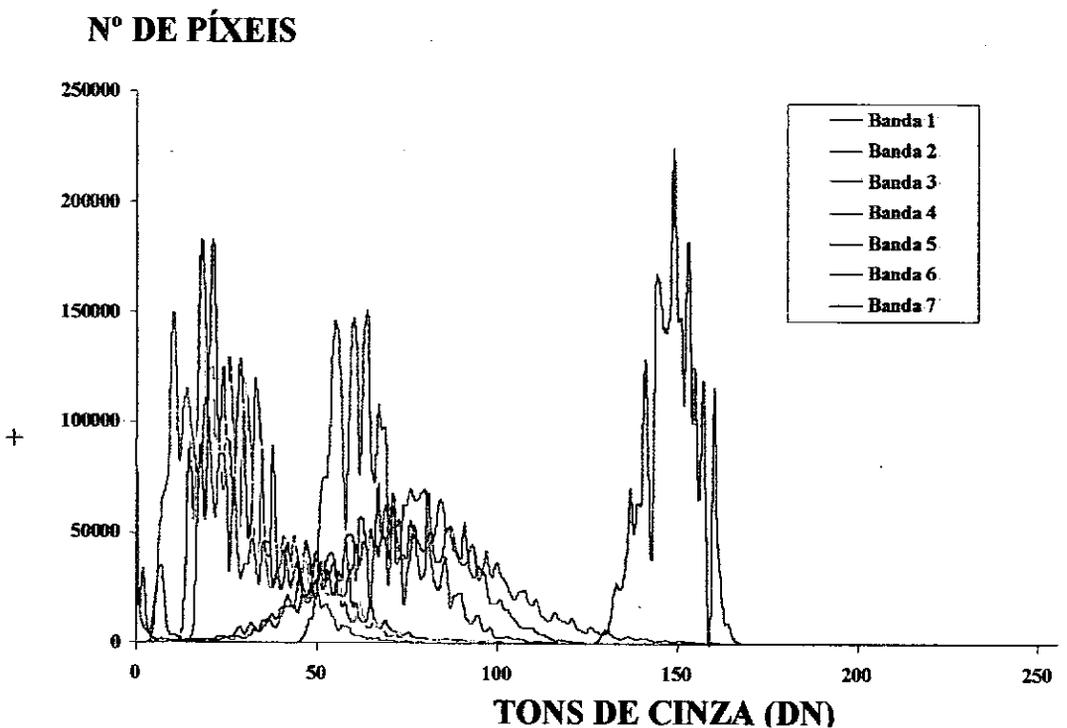


Figura IV.2 – Histogramas das bandas 1, 2, 3, 4, 5, 6 e 7, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

A análise univariada permite uma identificação da grau de variabilidade dos tons de cinza. Observa-se, por exemplo, que as bandas 4 e 5 apresentam uma variância mais acentuada, o que pode se revelar importante no processo de discriminação de classes. Ainda que a análise univariada forneça elementos importantes para a análise estatística, ela é insuficiente para o adequado tratamento espacial necessário no processo de mapeamento da cobertura do solo.

Nesse sentido, a Figura IV.3. mostra uma composição colorida das bandas 3, 4 e 5 nas cores vermelho verde e azul respectivamente, correspondendo às cores percebidas pelo olho humano. Essa composição serviu como ponto de partida para uma primeira análise visual espacial das várias formas de cobertura do solo.

Feito o exame visual inicial da Figura IV.3 e identificada a área de estudo, recortou-se a imagem abrangendo o espaço geográfico a ser analisado, gerando um novo arquivo digital assim caracterizado:

- número de colunas = 1584;
- número de linhas = 1849;
- tamanho do arquivo = 20.501.712 bytes.

Várias combinações foram experimentadas, até que se chegasse àquela que melhor realçasse visualmente as variadas formas de cobertura do solo da bacia hidrográfica dos rios Iguaçu e Sarapuí. A melhor combinação resultou na composição colorida das bandas 4, 5 e 3 nas cores vermelho, verde e azul respectivamente, o que facilitou a caracterização da área de interesse (Figura IV.4). A distinção entre área urbana e diferentes tipos de vegetação fica mais evidente. Adicionalmente, as diferenças de altitude no relevo tornam-se mais pronunciadas.

No passo seguinte, essa imagem foi georeferenciada, convertendo o sistema de coordenadas linha e coluna em um sistema de coordenadas UTM, baseado no SAD 69, hemisfério sul, fuso 23°. O conjunto de cartas topográficas (escala 1:50000, projeção UTM) utilizado para o procedimento de georeferenciamento da imagem é discriminado a seguir (Figura IV.5):

- Miguel Pereira produzida pela diretoria de geodésia e cartografia do IBGE, assim articulada SF-23-Z-B-I-3;
- Petrópolis produzida pela Diretoria de geodésia e cartografia do IBGE, assim articulada SF-23-Z-B-IV-2;
- Cava produzida pelo Ministério do Exército, departamento de engenharia e comunicação da diretoria de serviço geográfico (DSG), assim articulada SF-23-Z-Q-IV-2;

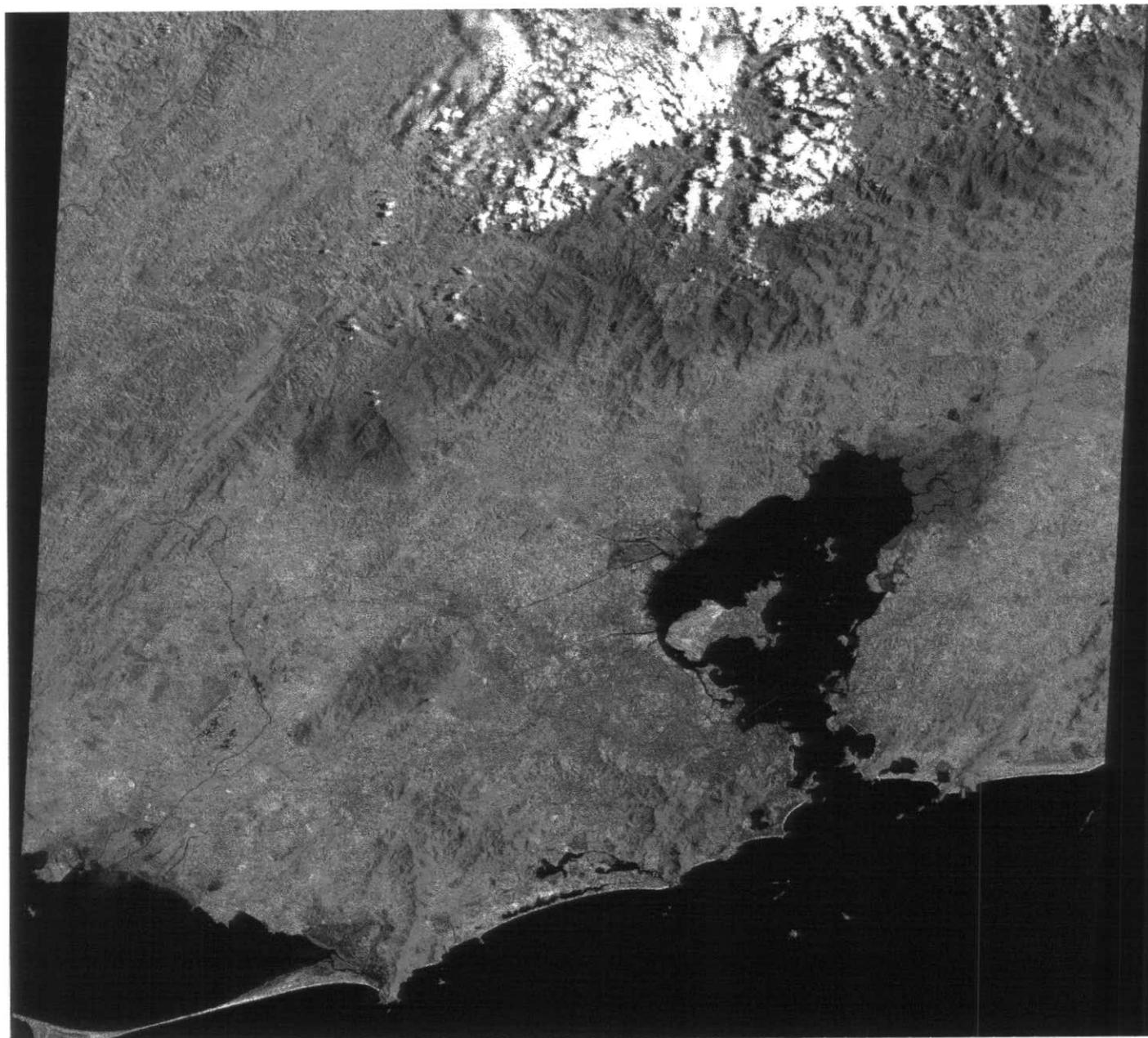


Figura IV.3 - Composição colorida das bandas 3, 4 e 5, nas cores vermelho, verde e azul respectivamente, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

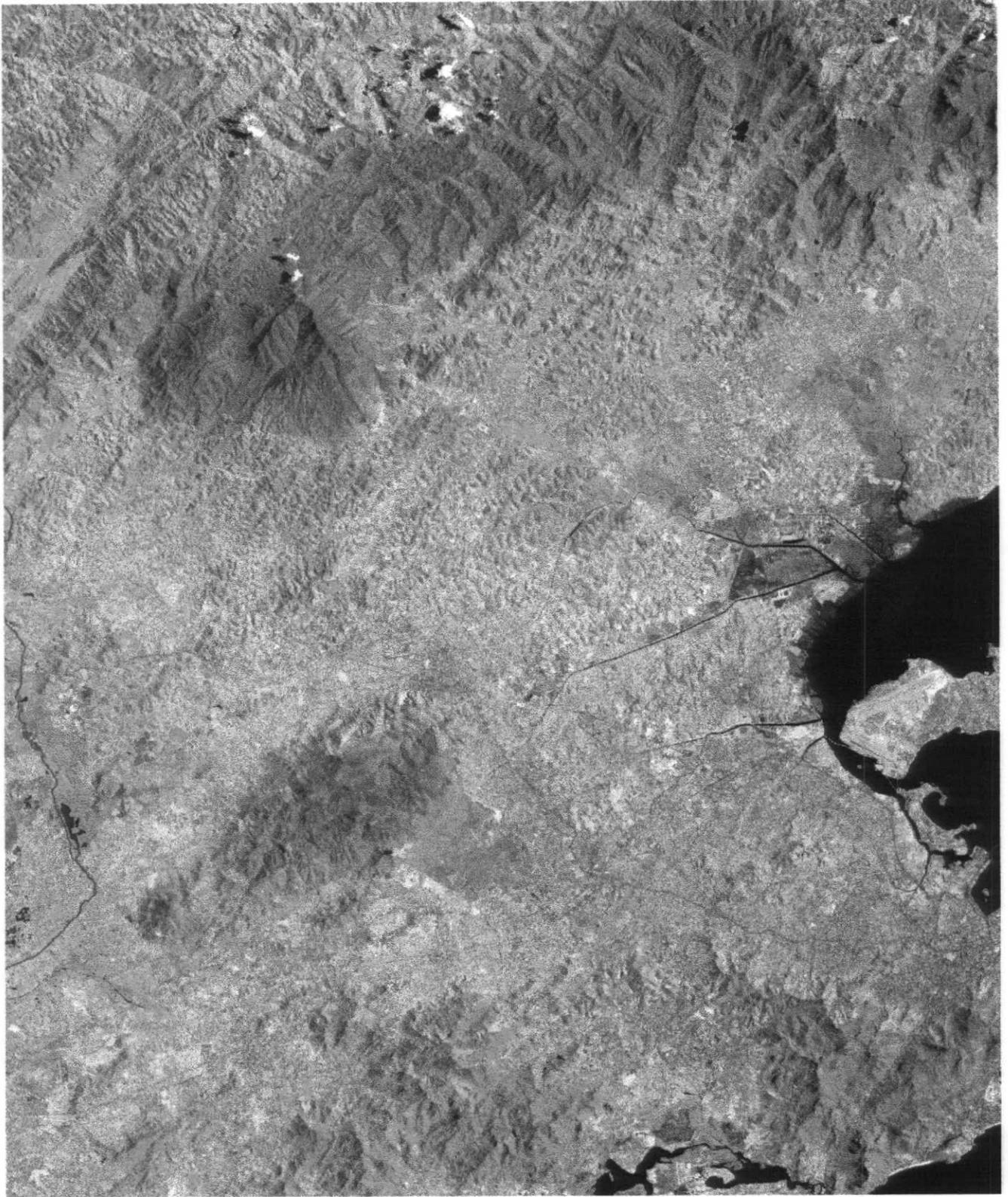


Figura IV.4 - Composição colorida das bandas 4, 5 e 3, nas cores vermelho, verde e azul respectivamente, recortada em torno da bacia hidrográfica dos rios Iguazu e Sarapuí, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

- Paracambi produzida pelo Ministério do Exército, departamento de engenharia e comunicação da diretoria de serviço geográfico (DSG), assim articulada SF-23-Z-A-II-1;
- Baía de Guanabara produzida pelo Ministério do Exército, departamento de engenharia e comunicação da diretoria de serviço geográfico (DSG), assim articulada SF-23-Z-IV-4 e SF-23-Z-D-I-2;
- Vila Militar produzida pelo Ministério do Exército, departamento de engenharia e comunicação da diretoria de serviço geográfico (DSG), assim articulada SF-23-B- -IV-3;
- Santa Cruz produzida pelo Ministério do Exército, departamento de engenharia e comunicação da diretoria de serviço geográfico (DSG), assim articulada SF-23-Z-A-IV-4 e SF-23-Z-C-III-2.

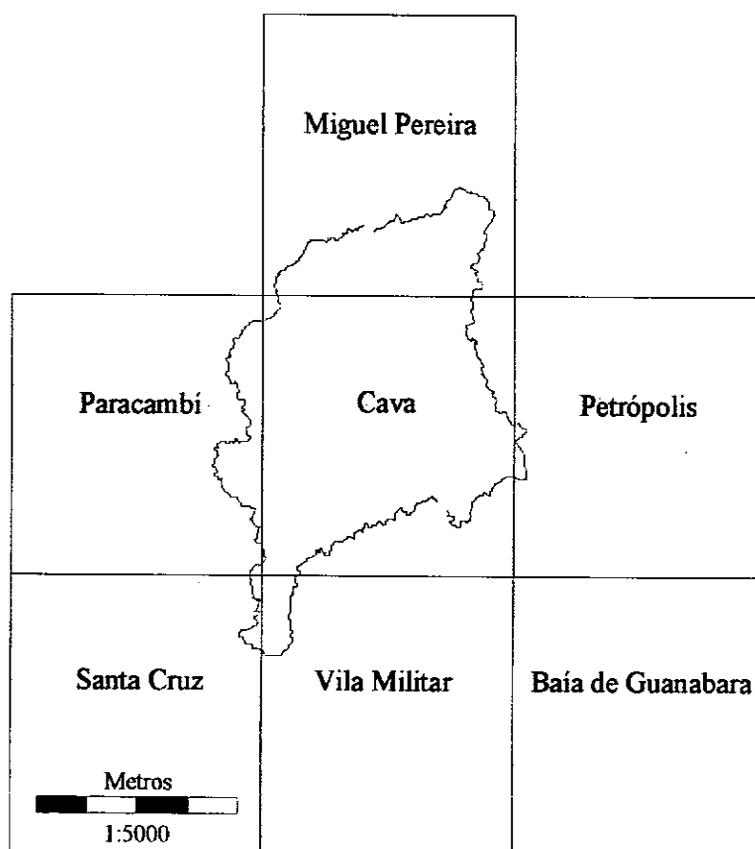


Figura IV 5 – Representação do conjunto de cartas topográficas utilizadas para registro das imagens e para digitalização de contorno e delimitação da bacia hidrográfica dos rios Iguaçu e Sarapuí.

Para condução do processo de georeferenciamento, pontos de controle foram escolhidos de forma a serem identificados tanto nas cartas plani-altimétricas quanto na imagem. Nesse sentido, foram utilizadas feições características e notáveis como cruzamento de estradas, pontes, junção de canais de rios, entre outras. A partir das coordenadas UTM de cada ponto e suas respectivas coordenadas coluna e linha na imagem, juntamente com o método de reamostragem do vizinho mais próximo e uso de um polinômio de primeira ordem, foi possível fazer a retificação da imagem. O erro no procedimento de georeferenciamento da imagem foi da ordem de 1 píxel. A Tabela IV.1 apresenta as coordenadas dos pontos de controle utilizados no processo de georeferenciamento, enquanto a Figura IV.6 ilustra a disposição desses pontos na imagem Landsat5-TM. Note-se a distribuição uniforme dos pontos de controle na área de estudo, que é um dos requisitos para assegurar a qualidade do trabalho de retificação.

Tabela IV.1 – Pontos de controle terrestre para georeferenciar a imagem Landsat5-TM.

Erro médio quadrático (EMQ) – total = 0.727 píxel				
ID#	(Mapa x,y)	(Imagem x,y):	(x,y estimado)	(Erro x,y) (EMQ)
#1	(670206.37,7489178.04)	(1650.00,1519.00):	(1649.85,1518.05)	(-0.15,-0.95) (0.96)
#2	(679700.00,7493150.00)	(1938.00,1340.00):	(1937.70,1339.59)	(-0.30,-0.41)(0.51)
#3	(675715.00,7485870.00)	(1847.00,1593.64):	(1847.23,1594.72)	(0.23,1.08) (1.10)
#4	(681575.50,7465150.00)	(2150.00,2228.00):	(2150.05,2228.51)	(0.05,0.51) (0.51)
#5	(681850.50,7468150.00)	(2141.80,2130.60):	(2142.80,2130.71)	(1.00,0.11) (1.00)
#6	(679198.33,7486831.02)	(1956.25,1544.50):	(1955.51,1545.17)	(-0.74,0.67) (1.00)
#7	(676200.00,7501925.00)	(1776.00,1077.00):	(1776.17,1076.60)	(0.17,-0.40) (0.43)
#8	(671037.18,7468900.00)	(1787.00,2165.00):	(1786.79,2164.75)	(-0.21,-0.25)(0.32)
#9	(653145.00,7471230.00)	(1192.00,2185.00):	(1191.74,2186.08)	(-0.26,1.08)(1.12)
#10	(643475.00,7471475.00)	(875.75,2230.75):	(875.62,2230.18)	(-0.13,-0.57) (0.58)
#11	(665750.00,7481450.00)	(1547.00,1791.00):	(1546.59,1790.14)	(-0.41,-.86)(0.95)

continua

Tabela IV.1 – Pontos de controle terrestre para georeferenciar a imagem Landsat5-TM.

ID#	(Mapa x,y)	(Imagem x,y):	(x,y estimado)	(Erro x,y)	(EMQ)
#12	(661770.00,7478630.00)	(1432.20,1902.40):	(1432.29,1902.08)	(0.09,-.32)	(0.34)
#13	(644580.00,7485625.00)	(833.80,1769.00):	(834.31,1769.68)	(0.51,0.68)	(0.85)
#14	(646740.00,7487775.00)	(892.00,1689.25):	(892.94,1689.02)	(0.94,-0.23)	(0.97)
#15	(652035.00,7510235.00)	(943.20,939.20):	(943.06,939.17)	(-0.14,-0.03)	(0.15)
#16	(666250.00,7496400.00)	(1482.00,1307.67):	(1481.76,1307.35)	(-0.24,-0.32)	(0.40)
#17	(650000.00,7490800.00)	(983.00,1574.00):	(982.65,1574.36)	(-0.35,0.36)	(0.50)
#18	(647100.00,7499025.00)	(843.50,1325.50):	(843.27,1325.70)	(-0.23,0.20)	(0.30)
#19	(686750.00,7501120.00)	(2123.75,1045.75):	(2124.46,1045.91)	(0.71,0.16)	(0.73)
#20	(674400.00,7476050.00)	(1858.33,1918.00):	(1857.54,1917.09)	(-0.79,-0.91)	(1.20)
#21	(663450.00,7494000.00)	(1403.67,1399.33):	(1403.53,1399.44)	(-0.14,0.11)	(0.18)
#22	(661200.00,7488400.00)	(1360.25,1591.50):	(1360.64,1591.36)	(0.39,-0.14)	(0.41)
#23	(687000.00,7509750.00)	(2086.09,767.09):	(2086.08,767.51)	(-0.01,0.42)	(0.42)

A Figura IV.7 mostra a imagem georeferenciada com o sistema de coordenadas UTM e o limite da bacia dos rios Iguaçu e Sarapuí com seus cursos de água através da composição colorida 4, 5 e 3 nas cores vermelho, verde e azul respectivamente.

Dispondo da imagem georeferenciada, foi simulada a primeira tentativa de classificar a imagem. Nessa dissertação, optamos, primeiramente, por um procedimento não supervisionado, com a finalidade de identificar as várias formas de ocupação da bacia. Como descrito na metodologia, espera-se que os pixels disponham-se em grupos no espaço de atributos correspondentes às várias classes ou formas de ocupação do solo. Para caracterização dos pixels em classes, foi empregado o algoritmo isodata. Após várias simulações com diferentes números de classes, adotou-se 10 classes por apresentar uma melhor discriminação e identificação das várias formas de ocupação do solo da bacia do Iguaçu-Sarapuí. Os grupos de pixels identificados pela classificação



Figura IV.6 - Composição colorida das bandas 4, 5 e 3, nas cores vermelho, verde e azul respectivamente, com os pontos de controle que foram utilizados para o registro da imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

não supervisionada serviram de base para estabelecer as regiões de treinamento fornecidas, então, no processo de classificação supervisionada. A Figura IV.8 ilustra a imagem classificada com a legenda resultante desse processo classificatório, utilizando as bandas 1, 2 ,3 ,4, 5 e 7. Por outro lado, a Figura IV.9 ilustra a mesma Figura IV.8 com uma legenda elaborada a partir de uma análise visual. Pode-se observar que houve superposição de algumas classes como, por exemplo, nuvem com área urbana e sombra com área de vegetação.

Tomando-se como base a imagem classificada pelo método isodata, passou-se à definição das regiões de treinamento. Uma análise visual e estatística foi necessária para identificação das áreas de treinamento. O tratamento foi visual na medida em que diferenciava-se uma classe da outra e estatístico em função da análise de parâmetros como média e desvio-padrão para cada região de treinamento, tendo como objetivo gerar regiões de treinamento com o maior grau de similaridade e representatividade espectral possível. As áreas de treinamento estão mostradas na Figura IV.10.

Estabelecidas as regiões de treinamento, procedeu-se a análise de correlação entre as bandas espectrais da imagem através da matriz de correlação, conforme mostra a Tabela IV.2.

Tabela IV.2 – Matriz de correlação entre as bandas 1,2 ,3 ,4 ,5 e 7.

Bandas	Banda 1	Banda 2	Banda 3	Banda 4	Banda 5	Banda 7
1	1,000	0,941	0,936	-0,011	0,674	0,856
2	0,941	1,000	0,970	0,152	0,782	0,884
3	0,936	0,970	1,000	0,028	0,743	0,897
4	-0,011	0,152	0,028	1,000	0,531	0,113
5	0,674	0,782	0,743	0,531	1,000	0,843
7	0,856	0,884	0,897	0,113	0,843	1,000

Duas bandas são ditas correlacionadas quando, dada a reflectância de um determinado píxel em uma delas, pode-se deduzir com razoável aproximação a

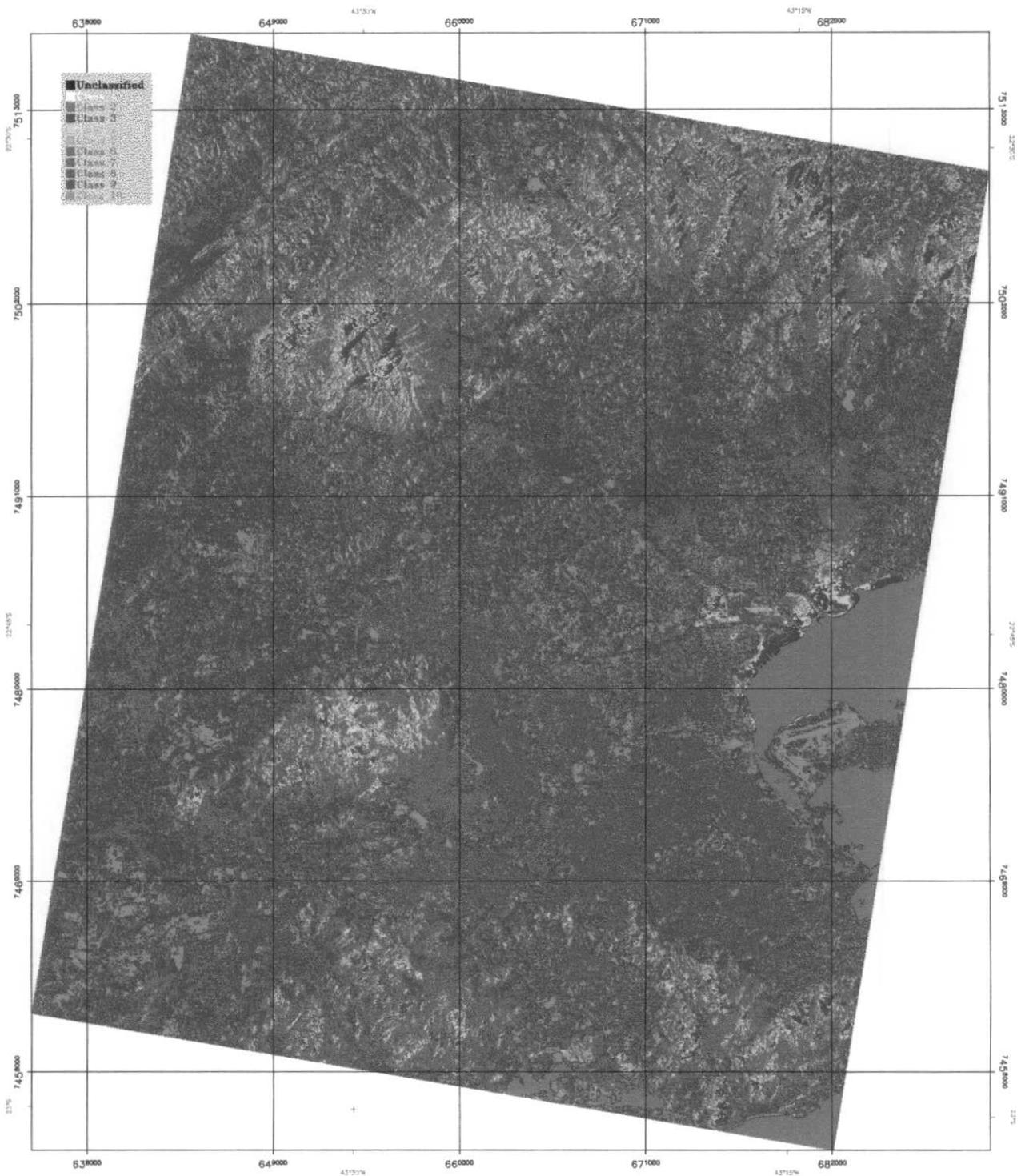


Figura IV.8 - Classificação pelo método não supervisionado, utilizando o algoritmo isodata e legenda resultante do processo classificatório, bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

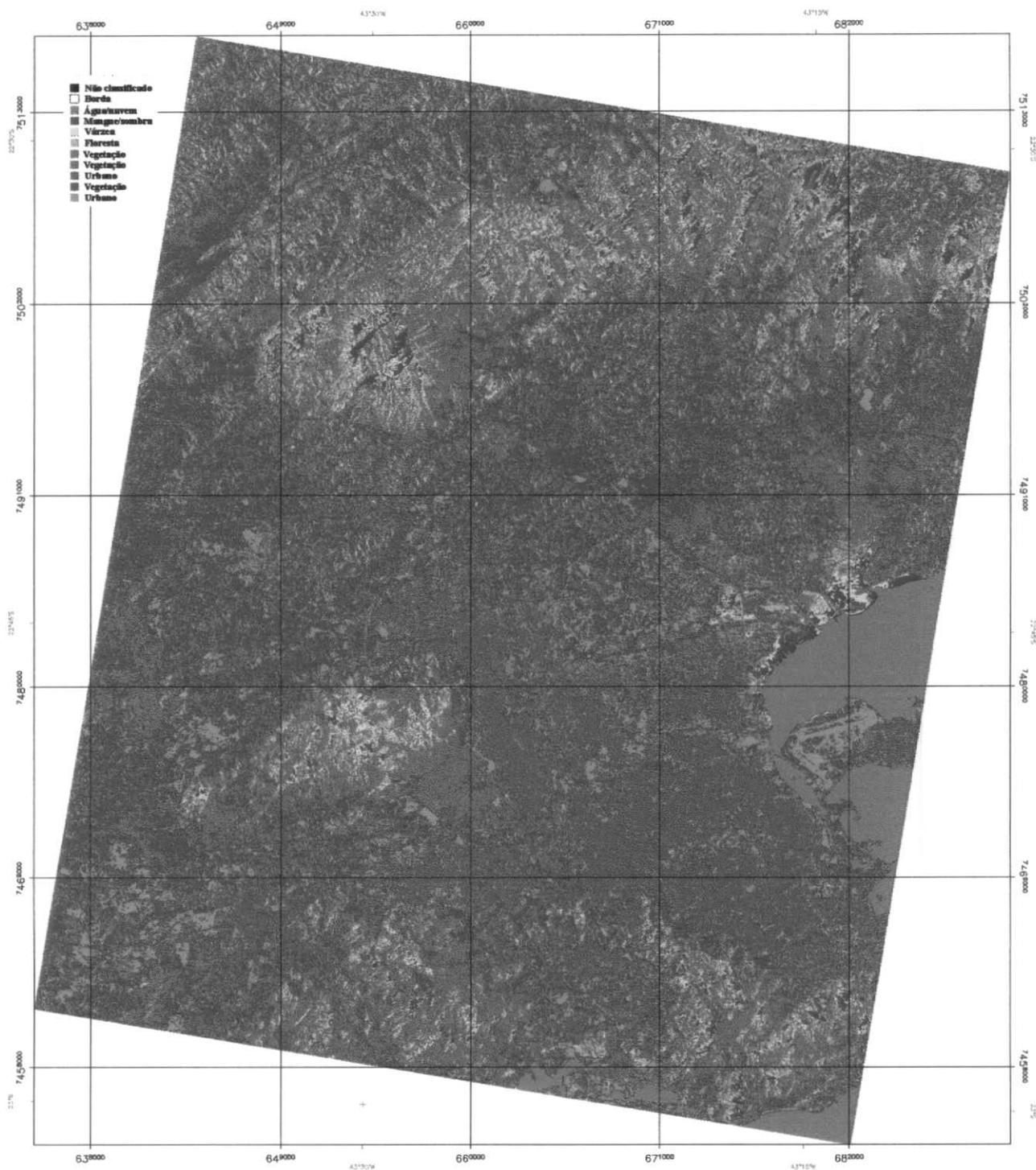


Figura IV.9 - Classificação pelo método não supervisionado, utilizando o algoritmo isodata e legenda que identifica as possíveis formas de ocupação do solo, após análise visual, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

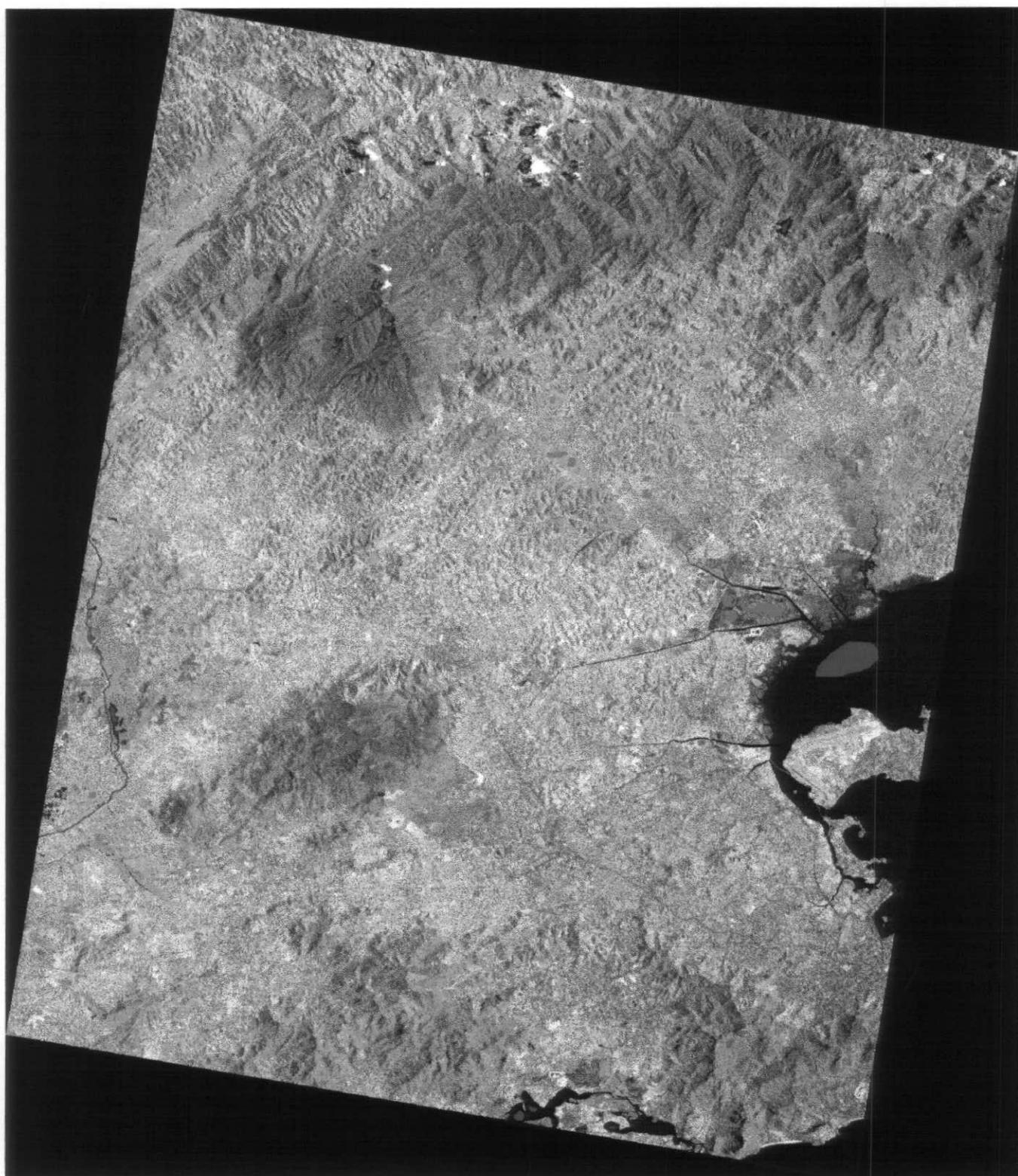


Figura IV.10 - Composição colorida das bandas 4, 5 e 3, nas cores vermelho, verde e azul respectivamente, com as regiões de interesse, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

reflectância do pixel correspondente na outra. Se duas bandas são absolutamente idênticas, as imagens dessas bandas são ditas correlacionadas em 100%. A correlação entre bandas multiespectrais obscurece diferenças entre reflectâncias dos alvos superficiais, dificultando a sua identificação e, conseqüentemente, a sua separabilidade espectral. O grau de correlação indica o quanto uma imagem pode ser explicada a partir de outra. Valores altos de correlação implicam uma certa redundância de informações, ou, visto sob outra perspectiva, podem implicar em um esforço desnecessário na manipulação, processamento e armazenamento de dados.

Observa-se uma alta correlação entre as bandas 1/2 (0,941), 1/7 (0,856) e 2/7 (0,884). Por outro lado, o grau de correlação é menor para as bandas 3/4 (0,028), 3/5 (0,743) e 4/5 (0,531). Nota-se ainda que a banda 4 é a que apresenta a menor correlação com as demais bandas. Apresentam ainda altas correlações as bandas 2/3 (0,970), 1/3 (0,936), 3/7 (0,897) e 5/7 (0,843). Em princípio, há um forte indicativo de que a composição 3/4/5 ofereça um melhor resultado no processo de classificação, tendo em vista uma menor correlação entre as bandas. Além disso, a adição das bandas 1/2/7 às bandas 3/4/5 não deverá apresentar sensível melhora nos resultados do processo de classificação, já que são altas as correlações das bandas 1/2/7 com as bandas 3/4/5. A análise feita a partir da matriz de correlação das bandas foi demonstrada nos resultados obtidos para o procedimento de classificação. Nessa dissertação, as classificações apresentadas incluem bandas 1/2/7, bandas 3/4/5 e bandas 1/2/3/4/5/7. Os resultados foram, em um primeiro momento, derivados para as áreas de treinamento, utilizadas como amostras de calibração.

A seguir, a Figura IV.11 ilustra a imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança, aplicado nas bandas 1, 2 e 7 com a legenda que identifica formas de cobertura do solo, enquanto a Tabela IV.3 (a,b,c,d) revela os resultados numéricos estatísticos associados à determinação da precisão da classificação (calibração), incluindo o índice kappa.

Como mencionado anteriormente (item III.1), o coeficiente kappa é uma medida da concordância entre as amostras da cena e aquelas derivadas através da classificação da imagem de sensoriamento remoto, sendo calculado pela expressão

- Unclassified
- Nuvem
- água
- mangue
- floresta
- capoeira
- cultura
- varzea
- sombra
- arbúsculo
- urbana

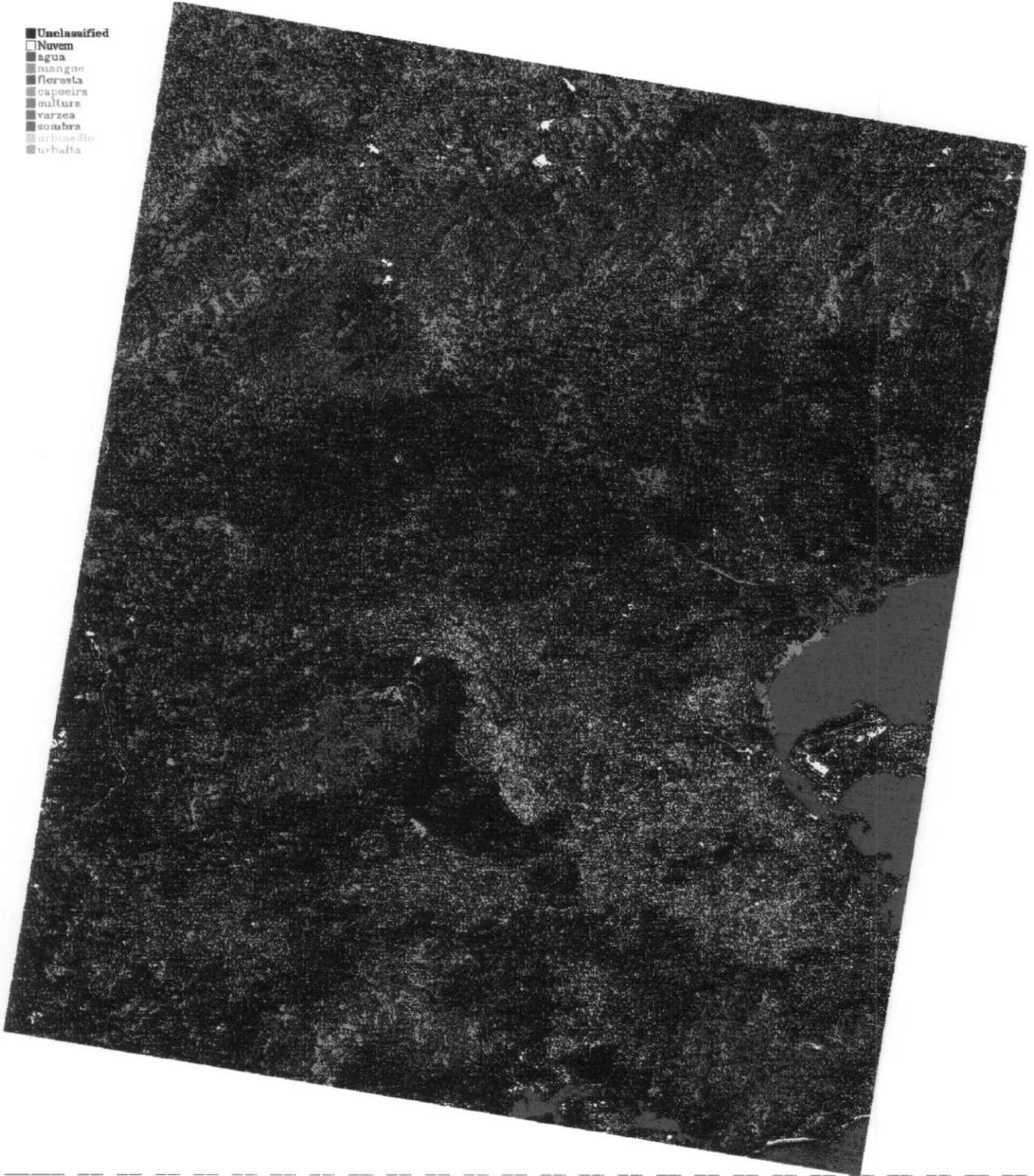


Figura IV.11 - Classificação pelo método da máxima verossimilhança, bandas 1, 2 e 7, com a legenda que identifica formas de ocupação do solo, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

Tabela IV.3 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/7 (a, b, c, d, e).

(a) – matriz de erros

		nuvem	água	Mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed.	urbalt.	total
0	não-class.	261	104	56	1214	927	747	1566	754	719	361	6709
1	nuvem	1.304	16	2	0	0	0	2	0	2	17	1.343
2	água	0	5.574	0	0	0	0	0	7	0	0	5.581
3	mangue	1	55	650	0	4	0	24	0	0	0	734
4	floresta	10	0	0	1.671	5	0	0	25	0	0	1.711
5	capoeira	4	0	0	37	917	5	52	0	0	0	1.015
6	cultura	8	0	0	0	27	1.328	14	0	0	0	1.377
7	várzea	3	73	9	6	40	17	1.172	0	0	0	1.320
8	sombra	0	1	0	17	0	0	0	1.404	0	0	1.422
9	urbmed.	15	0	0	0	0	1	1	0	1.525	56	1.598
10	urbalt.	52	0	0	0	0	0	0	0	23	764	839
												16.309
	total	1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	23.649

$$p_0 = \frac{16.309}{23.649} = 68,96\%$$

onde:

p_0 - percentual total de acertos observado.

Tabela IV.3 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/7 (a, b, c, d, e).

(b) - erro da classe

		erro da classe	total da classe	% erro Não class.
1	nuvem	39	1.658	2,35%
2	água	7	5.823	0,12%
3	mangue	84	717	11,72%
4	floresta	40	2.945	1,36%
5	capoeira	98	1.920	5,10%
6	cultura	49	2.098	2,34%
7	várzea	148	2.831	5,23%
8	sombra	18	2.190	0,82%
9	urbmed.	73	2.269	3,22%
10	urbalt.	75	1.198	6,26%
	total	631	23.649	38,51%

(c) - erro da classificação

erro da classificação	total da classe	% erro da classificação
354	1.658	21,35%
249	5.823	4,28%
67	717	9,34%
1.274	2.945	43,26%
1.003	1.920	52,24%
770	2.098	36,70%
1.659	2.831	58,60%
786	2.190	35,89%
744	2.269	32,79%
434	1.198	36,23%
7.340	23.649	330,68%

(d) - acerto das áreas de treinamento

nº de píxeis das áreas de treinamento	nº de píxeis classificados	% de acerto
1.658	1.304	78,65%
5.823	5.574	95,72%
717	650	90,66%
2.945	1.671	56,74%
1.920	917	47,76%
2.098	1.328	63,30%
2.831	1.172	41,40%
2.190	1.404	64,11%
2.269	1.525	67,21%
1.198	764	63,77%
23.649	16.309	

Tabela IV.3 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/7 (a, b, c, d, e).

(e) – matriz de erros normalizada

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed	urbalt	tota
0	não-class.	11.123.522	39.066.507	4.810.353	19.758.005	12.881.280	14.075.482	18.993.179	14.692.710	15.222.721	8.037.382	670
1	nuvem	2.226.694	7.820.289	962.931	3.955.135	2.578.560	2.817.614	3.802.033	2.941.170	3.047.267	1.608.914	1.34
2	água	9.253.298	32.498.163	4.001.577	16.436.045	10.715.520	11.708.938	15.799.811	12.222.390	12.663.289	6.686.038	5.58
3	mangue	1.216.972	4.274.082	526.278	2.161.630	1.409.280	1.539.932	2.077.954	1.607.460	1.665.446	879.332	734
4	floresta	2.836.838	9.963.153	1.226.787	5.038.895	3.285.120	3.589.678	4.843.841	3.747.090	3.882.259	2.049.778	1.71
5	capoeira	1.682.870	5.910.345	727.755	2.989.175	1.948.800	2.129.470	2.873.465	2.222.850	2.303.035	1.215.970	1.01
6	cultura	2.283.066	8.018.271	987.309	4.055.265	2.643.840	2.888.946	3.898.287	3.015.630	3.124.413	1.649.646	1.37
7	várzea	2.188.560	7.686.360	946.440	3.887.400	2.534.400	2.769.360	3.736.920	2.890.800	2.995.080	1.581.360	1.32
8	sombra	2.357.676	8.280.306	1.019.574	4.187.790	2.730.240	2.983.356	4.025.682	3.114.180	3.226.518	1.703.556	1.42
9	urbmed	2.649.484	9.305.154	1.145.766	4.706.110	3.068.160	3.352.604	4.523.938	3.499.620	3.625.862	1.914.404	1.59
10	urbalt	1.391.062	4.885.497	601.563	2.470.855	1.610.880	1.760.222	2.375.209	1.837.410	1.903.691	1.005.122	839
		1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	67.733
	total	39.210.042	137.708.127	16.956.333	69.646.305	45.406.080	49.615.602	66.950.319	51.791.310	53.659.581	28.331.502	559.275

$$p_e = \frac{67.733.382}{559.275.201} = 0,1211$$

$$k = \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e} = \frac{0,6896 - 0,1211}{1 - 0,1211} = 0,65$$

onde:

p_e - percentual total de acertos esperado ao acaso;

p_0 - percentual total de acertos observados;

k - KAPPA - medida de concordância.

$$k = \frac{P_0 - P_1}{1 - P_1} \quad (\text{IV.1})$$

onde:

p_0 - percentual total de acertos observado;

p_1 - percentual total de acertos esperado ao acaso.

Nesse caso particular, a precisão de calibração média medida pelo k foi de 65%. Observe-se que a Tabela IV.3 (a) apresenta a matriz de erros ou confusão, a Tabela IV.3(b) caracteriza os erros de comissão, a Tabela IV.3(c) mostra os erros de omissão, a Tabela IV.3(d) indica o percentual de acertos na classificação das áreas de treinamento e a Tabela IV.3(e) ilustra a matriz de erros normalizada, utilizada no cálculo de kappa. O erro de comissão de uma dada classe refere-se ao erro cometido ao se atribuir os píxeis de outras áreas de treinamento no conjunto de píxeis da classe em análise, enquanto o erro de omissão corresponde ao erro cometido na não identificação correta dos píxeis de uma dada área de treinamento pelo processo de classificação. Os resultados indicam um número significativo de píxeis não classificados.

Analogamente, apresenta-se, em seqüência, os resultados obtidos para as classificações 3/4/5 (Figura IV.12, Tabela IV.4) e 1/2/3/4/5/7 (Figura IV.13, Tabela IV.5).

Os resultados obtidos confirmam as afirmativas feitas com base na matriz de correlação, onde o uso das bandas 3/4/5 ($k=93\%$) apresentou um resultado superior do que a combinação 1/2/7 ($k=65\%$). O uso de todas as bandas, embora tenha levado a que se obtivesse o maior índice de precisão na classificação ($k=94\%$), não melhorou sensivelmente os resultados quando feita a comparação com as bandas 3/4/5, uma vez que as bandas 1/2/7 introduzidas apresentam correlação elevada com as bandas 3/4/5.

Lembre-se, nesse momento, que o método de máxima verossimilhança é um classificador do tipo pixel a pixel, não levando em conta a estrutura de correlação espacial da imagem. Assim, investigou-se a possibilidade de se considerar, de alguma forma, essa correlação espacial em algoritmos de classificação. Inicialmente, foi feita a verificação da estrutura de correlação espacial presente em uma imagem através da

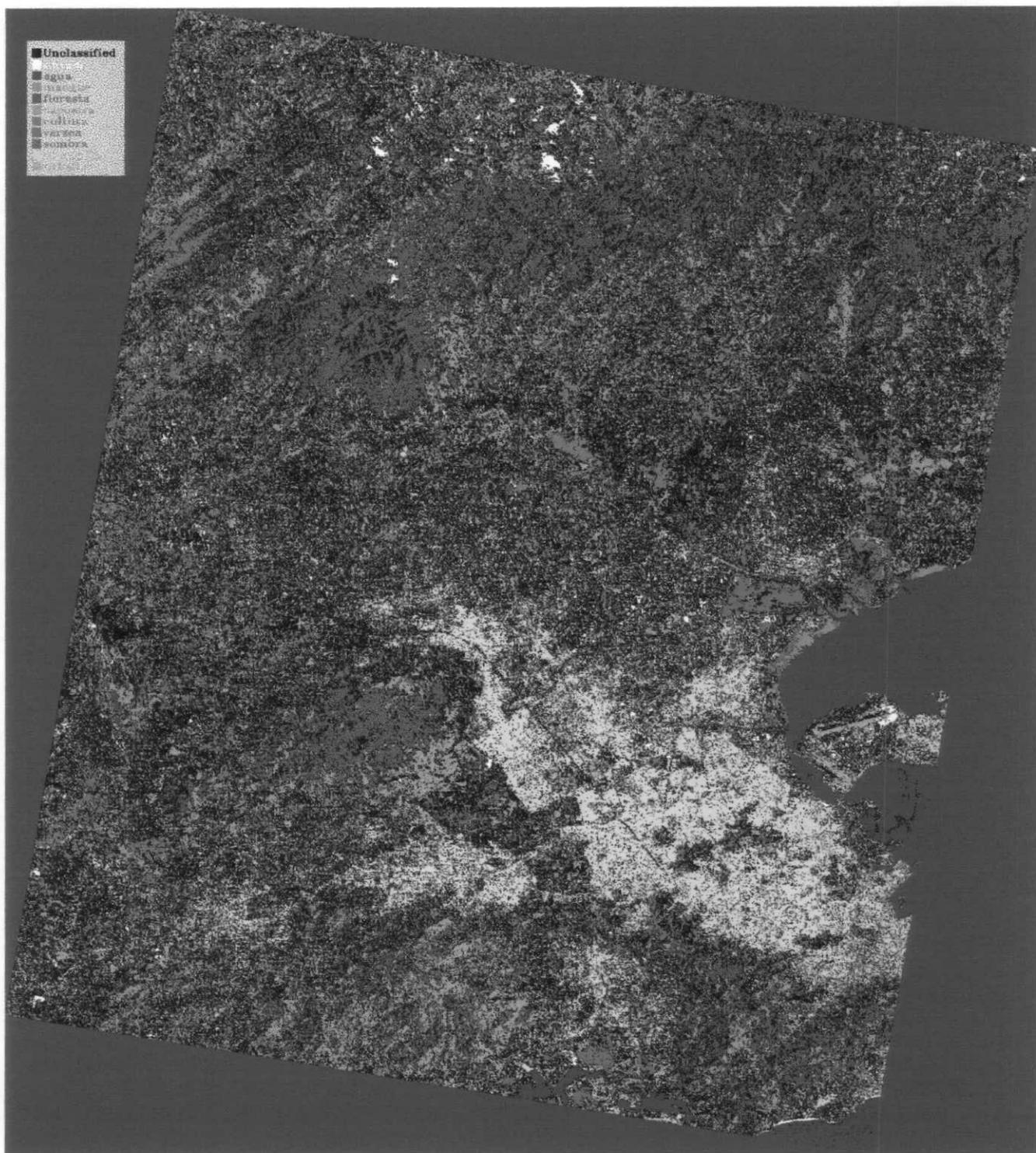


Figura IV.12 - Classificação pelo método da máxima verossimilhança, bandas 3, 4 e 5, com a legenda que identifica formas de ocupação do solo, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

Tabela IV.4 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 3/4/5 (a, b, c, d, e).

(a) – matriz de erros

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	141	11	0	434	94	92	109	222	21	116	1240
1	nuvem	1.436	12	0	0	0	3	1	0	0	4	1.456
2	água	0	5.798	0	0	0	0	0	0	0	0	5.798
3	mangue	0	2	717	0	0	0	1	0	0	0	720
4	floresta	18	0	0	2.466	0	0	6	2	0	0	2.492
5	capoeira	6	0	0	0	1.826	0	0	0	0	0	1.832
6	cultura	11	0	0	0	0	2.003	0	0	0	0	2.014
7	várzea	5	0	0	27	0	0	2.706	1	9	0	2.748
8	sombra	0	0	0	18	0	0	0	1.965	0	0	1.983
9	urbmed	15	0	0	0	0	0	8	0	2.239	0	2.262
10	urbalt	26	0	0	0	0	0	0	0	0	1.078	1.104
												22.234
	total	1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	23.649

$$p_0 = \frac{22.234}{23.649} = 94,02\%$$

onde:

p_0 - percentual total de acertos observado.

Tabela IV.4 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 3/4/5 (a, b, c, d, e).

(b) - erro da classe

		erro da classe	total da classe	% erro não class.
1	nuvem	20	1.658	1,21%
2	água	0	5.823	0,00%
3	mangue	3	717	0,42%
4	floresta	26	2.945	0,88%
5	capoeira	6	1.920	0,31%
6	cultura	11	2.098	0,52%
7	várzea	42	2.831	1,48%
8	sombra	18	2.190	0,82%
9	urbmed.	23	2.269	1,01%
10	urbalt.	26	1.198	2,17%
	total	175	23.649	8,83%

(c) - erro da classificação

	erro da classificação	total da classe	% erro da classificação
	222	1.658	13,39%
	25	5.823	0,43%
	0	717	0,00%
	479	2.945	16,26%
	94	1.920	4,90%
	95	2.098	4,53%
	125	2.831	4,42%
	225	2.190	10,27%
	30	2.269	1,32%
	120	1.198	10,02%
	1.415	23.649	65,54%

(d) - acerto das áreas de treinamento

nº de píxeis das áreas de treinamento	nº de píxeis classificados	% de acerto
1.658	1.436	86,61%
5.823	5.798	99,57%
717	717	100,00%
2.945	2.466	83,74%
1.920	1.826	95,10%
2.098	2.003	95,47%
2.831	2.706	95,58%
2.190	1.965	89,73%
2.269	2.239	98,68%
1.198	1.078	89,98%
23.649	22.234	

Tabela IV.4 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 3/4/5 (a, b, c, d, e).

(e) – matriz de erros normalizada

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	2.055.920	7.220.520	889.080	3.651.800	2.380.800	2.601.520	3.510.440	2.715.600	2.813.560	1.485.520	1240
1	nuvem	2.414.048	8.478.288	1.043.952	4.287.920	2.795.520	3.054.688	4.121.936	3.188.640	3.303.664	1.744.288	1.456
2	água	9.613.084	33.761.754	4.157.166	17.075.110	11.132.160	12.164.204	16.414.138	12.697.620	13.155.662	6.946.004	5.798
3	mangue	1.193.760	4.192.560	516.240	2.120.400	1.382.400	1.510.560	2.038.320	1.576.800	1.633.680	862.560	720
4	floresta	4.131.736	14.510.916	1.786.764	7.338.940	4.784.640	5.228.216	7.054.852	5.457.480	5.654.348	2.985.416	2.492
5	capoeira	3.037.456	10.667.736	1.313.544	5.395.240	3.517.440	3.843.536	5.186.392	4.012.080	4.156.808	2.194.736	1.832
6	cultura	3.339.212	11.727.522	1.444.038	5.931.230	3.866.880	4.225.372	5.701.634	4.410.660	4.569.766	2.412.772	2.014
7	várzea	4.556.184	16.001.604	1.970.316	8.092.860	5.276.160	5.765.304	7.779.588	6.018.120	6.235.212	3.292.104	2.748
8	sombra	3.287.814	11.547.009	1.421.811	5.839.935	3.807.360	4.160.334	5.613.873	4.342.770	4.499.427	2.375.634	1.983
9	urbmed.	3.750.396	13.171.626	1.621.854	6.661.590	4.343.040	4.745.676	6.403.722	4.953.780	5.132.478	2.709.876	2.262
10	urbalt.	1.830.432	6.428.592	791.568	3.251.280	2.119.680	2.316.192	3.125.424	2.417.760	2.504.976	1.322.592	1.104
		1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	70.351.222
	total	37.154.122	130.487.607	16.067.253	65.994.505	43.025.280	47.014.082	63.439.879	49.075.710	50.846.021	26.845.982	529.950.441

$$p_e = \frac{70.351.222}{529.950.441} = 0,1328$$

$$k = \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e} = \frac{0,9402 - 0,1328}{1 - 0,1328} = 0,9310$$

onde:

p_e - percentual total de acertos esperado ao acaso;

p_0 - percentual total de acertos observado;

k - KAPPA - medida de concordância.

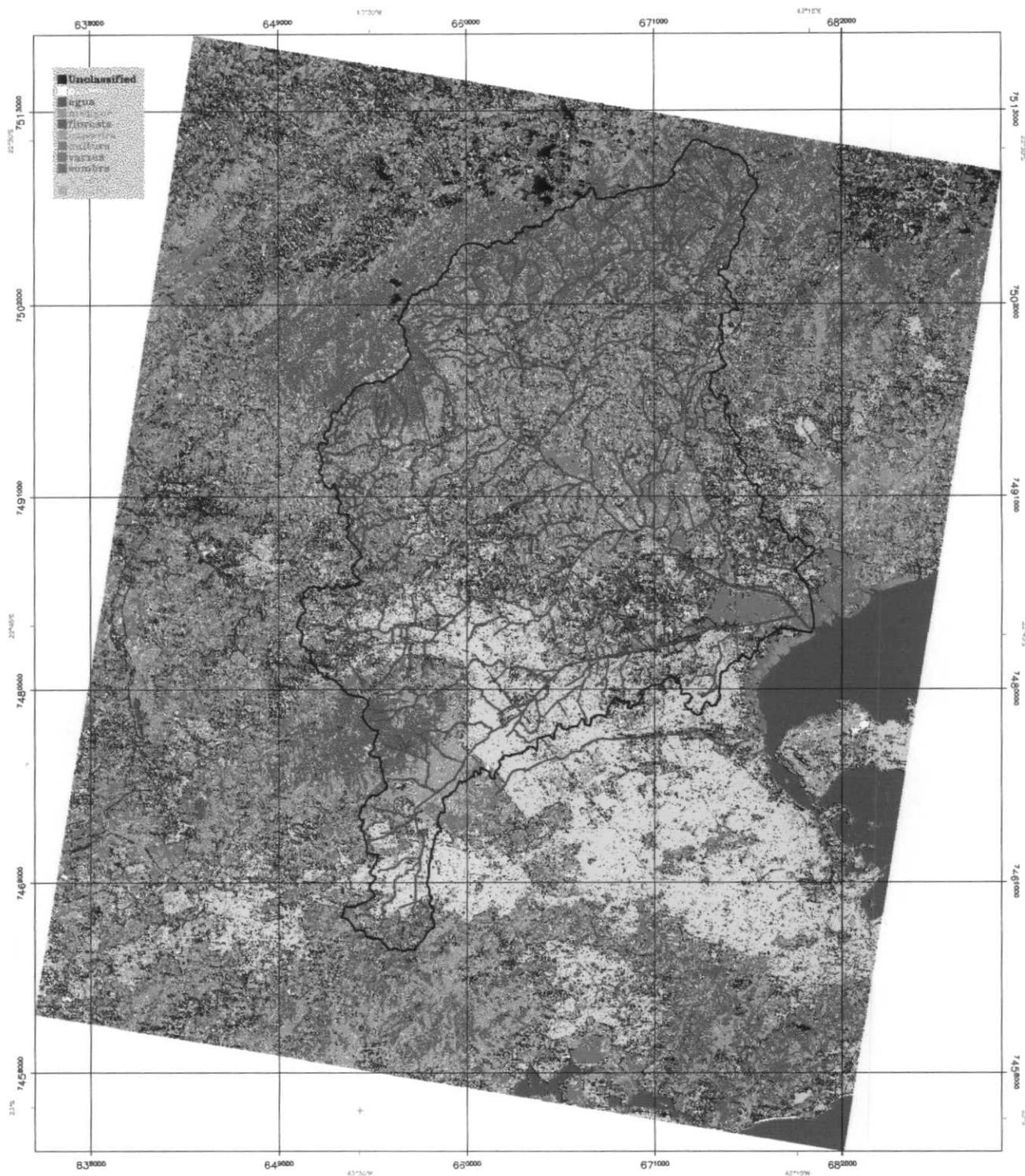


Figura IV.13 - Classificação pelo método da máxima verossimilhança, bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 com a legenda que identifica formas de ocupação do solo, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

Tabela IV.5 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/3/4/5/7 (a, b, c, d, e).

(a) – matriz de erros

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	125	17	0	387	90	50	33	212	6	45	965
1	nuvem	1.438	4	0	1	0	7	10	0	1	7	1.468
2	água	0	5.798	0	0	0	0	0	0	0	0	5.798
3	mangue	0	2	717	0	0	0	0	0	0	0	719
4	floresta	17	0	0	2.507	0	0	1	11	0	0	2.536
5	capoeira	4	0	0	0	1.823	0	0	0	0	0	1.827
6	cultura	10	0	0	0	7	2.041	0	0	0	0	2.058
7	várzea	5	0	0	29	0	0	2.786	0	0	0	2.820
8	sombra	0	2	0	21	0	0	0	1.967	0	0	1.990
9	urbmed	17	0	0	0	0	0	1	0	2.261	0	2.279
10	urbalt	42	0	0	0	0	0	0	0	1	1.146	1.189
												22.484
	total	1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	23.649

$$p_0 = \frac{22.484}{23.649} = 95,07\%$$

onde:

p_0 - percentual total de acertos observado.

Tabela IV.5 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/3/4/5/7 (a, b, c, d, e).

(b) - erro da classe

		erro da classe	total da classe	% erro não class.
1	nuvem	30	1.658	1,81%
2	água	0	5.823	0,00%
3	mangue	2	717	0,28%
4	floresta	29	2.945	0,98%
5	capoeira	4	1.920	0,21%
6	cultura	17	2.098	0,81%
7	várzea	34	2.831	1,20%
8	sombra	23	2.190	1,05%
9	urbmed	18	2.269	0,79%
10	urbalt	43	1.198	3,59%
	total	200	23.649	10,73%

(c) - erro da classificação

	erro da classificação	total da classe	% erro da classificação
	220	1.658	13,27%
	25	5.823	0,43%
	0	717	0,00%
	438	2.945	14,87%
	97	1.920	5,05%
	57	2.098	2,72%
	45	2.831	1,59%
	223	2.190	10,18%
	8	2.269	0,35%
	52	1.198	4,34%
	1.165	23.649	52,81%

(d) - acerto das áreas de treinamento

nº de pixels das áreas de treinamento	nº de pixels classificados	% de acerto
1.658	1.438	86,73%
5.823	5.798	99,57%
717	717	100,00%
2.945	2.507	85,13%
1.920	1.823	94,95%
2.098	2.041	97,28%
2.831	2.786	98,41%
2.190	1.967	98,84%
2.269	2.261	99,21%
1.198	1.146	95,66%
23.649	22.484	

Tabela IV.5 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/3/4/5/7 (a, b, c, d, e).

(e) – matriz de erros normalizada

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	1.599.970	5.619.195	691.905	2.841.925	1.852.800	2.024.570	2.731.915	2.113.350	2.189.585	1.156.070	965
1	nuvem	2.433.944	8.548.164	1.052.556	4.323.260	2.818.560	3.079.864	4.155.908	3.214.920	3.330.892	1.758.664	1.468
2	água	9.613.084	33.761.754	4.157.166	17.075.110	11.132.160	12.164.204	16.414.138	12.697.620	13.155.662	6.946.004	5.798
3	mangue	1.192.102	4.186.737	515.523	2.117.455	1.380.480	1.508.462	2.035.489	1.574.610	1.631.411	861.362	719
4	floresta	4.204.688	14.767.128	1.818.312	7.468.520	4.869.120	5.320.528	7.179.416	5.553.840	5.754.184	3.038.128	2.536
5	capoeira	3.029.166	10.638.621	1.309.959	5.380.515	3.507.840	3.833.046	5.172.237	4.001.130	4.145.463	2.188.746	1.827
6	cultura	3.412.164	11.983.734	1.475.586	6.060.810	3.951.360	4.317.684	5.826.198	4.507.020	4.669.602	2.465.484	2.058
7	várzea	4.675.560	16.420.860	2.021.940	8.304.900	5.414.400	5.916.360	7.983.420	6.175.800	6.398.580	3.378.360	2.820
8	sombra	3.299.420	11.587.770	1.426.830	5.860.550	3.820.800	4.175.020	5.633.690	4.358.100	4.515.310	2.384.020	1.990
9	urbmed.	3.778.582	13.270.617	1.634.043	6.711.655	4.375.680	4.781.342	6.451.849	4.991.010	5.171.051	2.730.242	2.279
10	urbalt.	1.971.362	6.923.547	852.513	3.501.605	2.282.880	2.494.522	3.366.059	2.603.910	2.697.841	1.424.422	1.189
		1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	70.942.383
	total	39.210.042	137.708.127	16.956.333	69.646.305	45.406.080	49.615.602	66.950.319	51.791.310	53.659.581	28.331.502	559.275.201

$$p_e = \frac{70.942.383}{559.275.201} = 0,1268$$

$$k = \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e} = \frac{0,9507 - 0,1268}{1 - 0,1268} = 0,9436$$

onde:

p_e - percentual total de acertos esperado ao acaso;

p_0 - percentual total de acertos observado;

k - KAPPA - medida de concordância.

construção de variogramas. As Figuras IV.14, IV.15, IV.16 e IV.17 mostram os variogramas empíricos obtidos para a imagem Landsat5-TM (bandas 1, 2, 3, 4, 5, 7) para vegetação costeira, vegetação secundária, área urbana e área de montanha respectivamente. Esses variogramas foram adimensionalizados pela variância dos tons de cinza. Os variogramas empíricos, sem adimensionalização, foram incluídos no Apêndice C

Os variogramas são caracterizados pelos seguintes parâmetros:

- alcance (zona de influência) – distância a partir da qual dois valores não estão mais correlacionados;
- efeito pepita – descontinuidade verificada próximo à origem, que caracteriza a influência residual de todas as variabilidades que têm zonas de influências menores que as distâncias das observações disponíveis;
- patamar – valor onde o variograma atinge a zona de influência, descontado o valor do efeito pepita.

As formas dos variogramas apresentados caracterizam a efetiva existência de correlação espacial em diversas áreas da imagem. Note-se que esses variogramas apresentam o patamar em torno de 1, uma vez que foram adimensionalizados pela variância dos tons de cinza. O efeito pepita existe em função de que o suporte de amostragem é o píxel (30 m X 30 m), onde variabilidades que ocorrem em escalas inferiores ao tamanho do píxel são contabilizadas na origem. No entanto, há diferenças no que diz respeito, por exemplo, ao alcance ou zona de influência, medido em píxeis, para os diferentes tipos de cobertura examinados nas Figuras IV.14, IV.15, IV.16 e IV.17. Por exemplo, as áreas de vegetação costeira apresentam alcances da ordem de 15 píxeis. As áreas de vegetação secundária apresentam alcances em torno de 10 píxeis. Já a região de relevo mais acentuado apresenta alcances com zonas de influência da ordem de 40 píxeis, enquanto a zona urbana possui alcances da ordem de 20 píxeis. Esse tipo de informação é essencial em algoritmos que pretendam fazer estimativas de atributos em processo de interpolação e extrapolação.

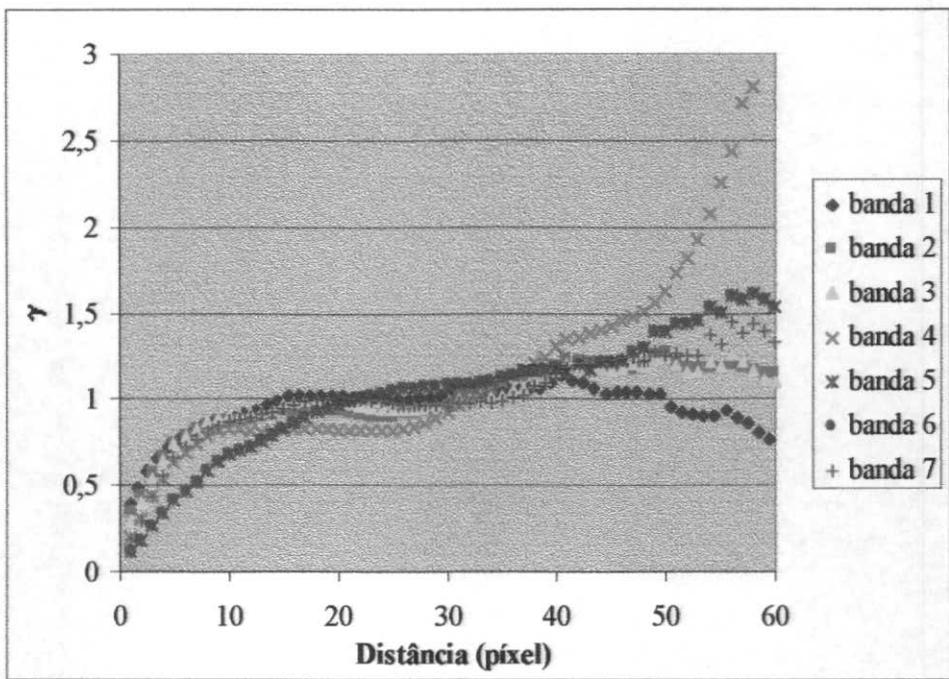


Figura IV.14 – Variogramas adimensionais empíricos da área de vegetação costeira da imagem Landsat5-TM, bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7

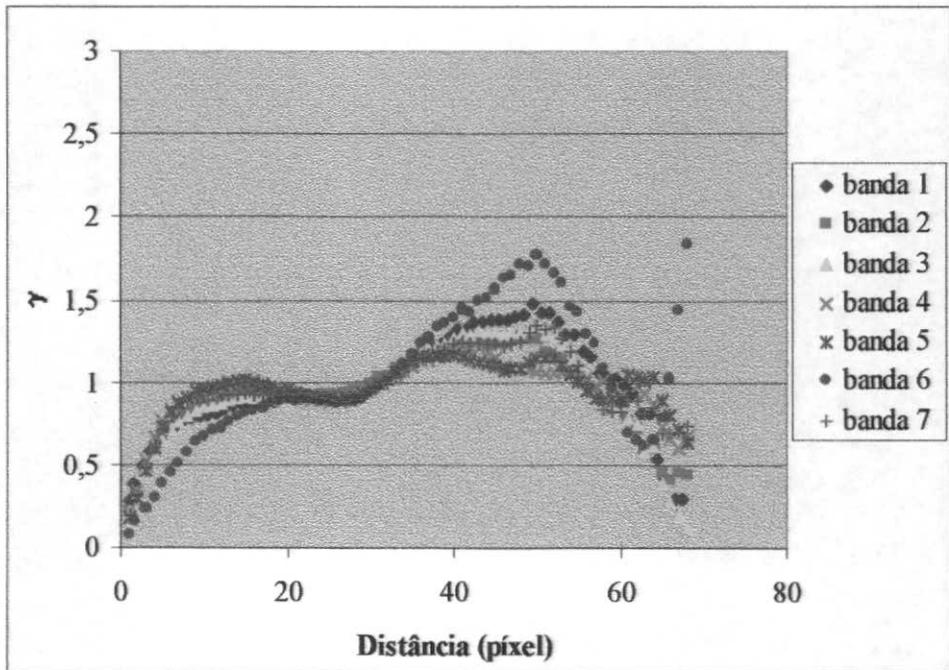


Figura IV.15 – Variogramas adimensionais empíricos da área de vegetação secundária da imagem Landsat5-TM, bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7

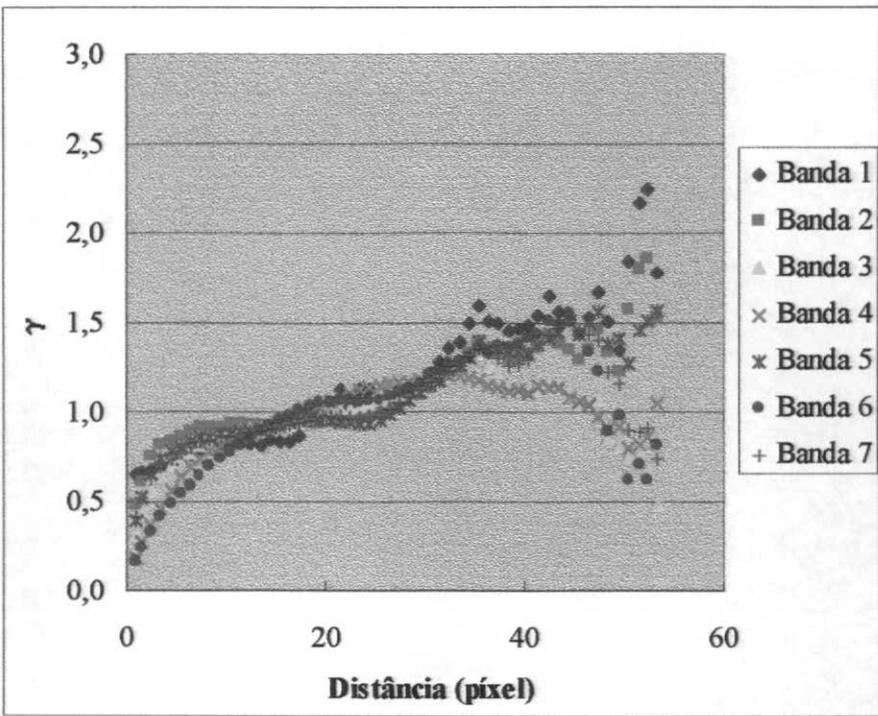


Figura IV.16 – Variogramas adimensionais empíricos da área urbana da imagem Landsat5-TM, bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7.

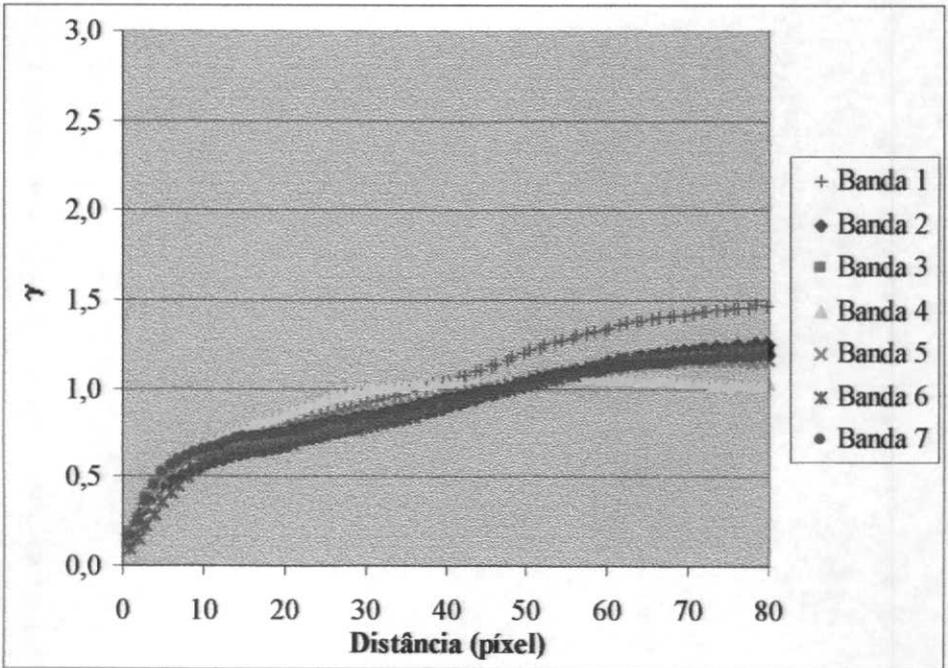


Figura IV.17 – Variogramas adimensionais da área de montanha da imagem Landsat5-TM, bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7.

Tendo em vista a presença de uma estrutura de correlação espacial bem definida, julgou-se interessante explorar algoritmos de classificação por textura. Nessa pesquisa, optou-se pela escolha do método NGLDM (Sun e Wee, 1983), com desenvolvimento do código computacional em Fortran. Duas estatísticas de textura, NNU (número não uniforme e LNE (ênfase nos grandes números) foram preliminarmente analisadas para as bandas 5 e 7 da imagem Landsat5-TM. Os parâmetros definidos para o algoritmos NGLDM foram $\beta=1$, $\alpha=16$ e janela com tamanho 11 X 11. Esses parâmetros devem ser melhor explorados em futuros trabalhos, especialmente no que diz respeito aos parâmetros α e tamanho da janela. O tamanho da janela 11 X 11, por exemplo, foi definido arbitrariamente. Um maior investigação com base nos variogramas construídos pode dar margem inclusive ao desenvolvimento de algoritmos mais poderosos de classificação.

Com base no algoritmo NGLDM, foram calculadas as bandas sintéticas 5_NNU (Figura IV.18), 5_LNE (IV.19), 7_NNU e 7_LNE. Inicialmente, apresenta-se, com propósitos comparativos, uma avaliação dos resultados obtidos pelo método de classificação supervisionada da distância mínima, equivalente ao algoritmo isodata, aplicado a uma única banda. Assim, estão apresentados os resultados para a banda 5 (Tabela IV.6), banda 5_NNU (Tabela IV.7) e banda 5_LNE (Tabela IV.8).

Os resultados, embora apresentem baixos valores para o coeficiente kappa em função do uso de uma única banda, indicam o potencial de geração de bandas sintéticas, através de algoritmos de textura, a partir de bandas com tons de cinza, de forma a alimentar o processo de classificação digital de imagens de satélite.

A seguir, apresenta-se as combinações envolvendo as bandas 1/2/7_NNU(Figura IV.20, Tabela IV.9), bandas 1/2/7_LNE (Figura IV.21, Tabela IV.10), bandas 3/4/5_NNU (Figura IV.22, Tabela IV.11) e bandas 3/4/5_LNE (Figura IV.23, Tabela IV.12). A Tabela IV.13 apresenta o resumo dos resultados do processo de classificação para as amostras de calibração.

O maior valor de kappa obtido nas combinações de bandas testadas foi quando incluímos todas as bandas com tons de cinza originais ($k=94,36\%$). Atente-se, no entanto, para o comportamento bastante bom da combinação 3/4/5 ($k=93,16\%$),

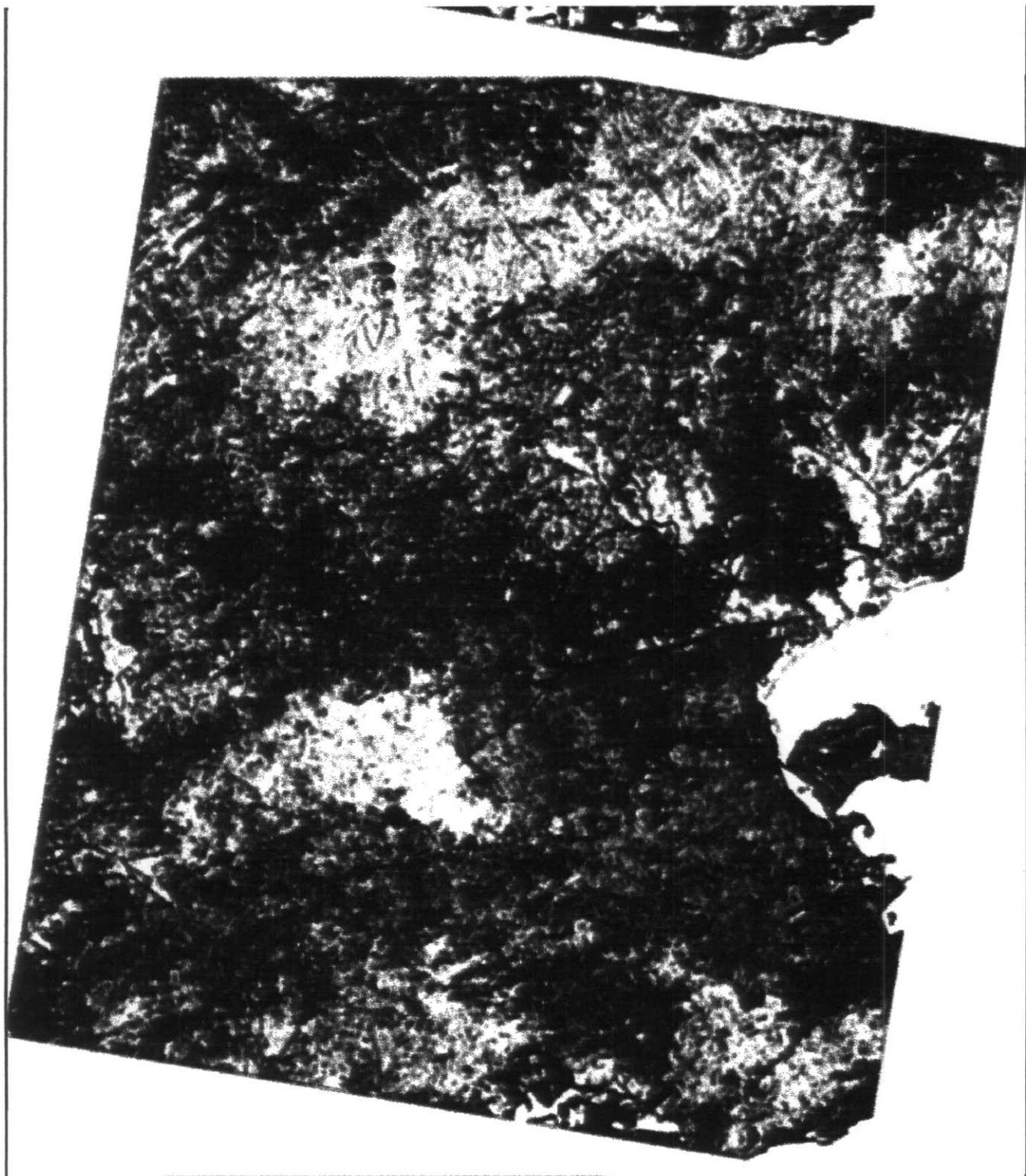


Figura IV.18 - Aplicação do algoritmo de textura NGLDM: número não uniforme (NNU) na banda 5, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

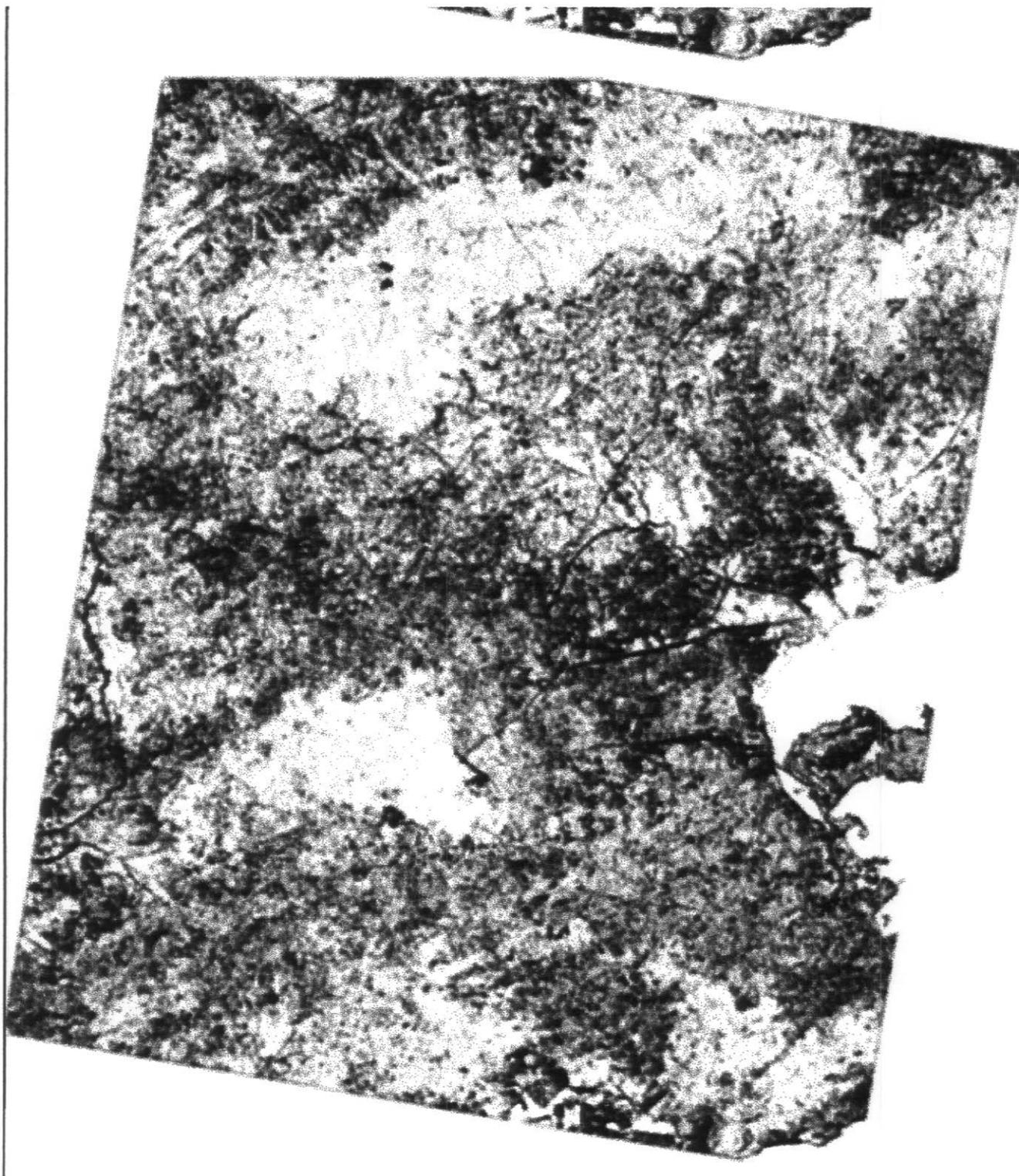


Figura IV.19 - Aplicação do algoritmo de textura NGLDM: segundo momento (LNE) na banda 5, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

Tabela IV.6 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo da distância mínima - bandas 5 (a, b, c, d, e).

(a) – matriz de erros

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	nuvem	1.030	0	0	0	0	0	0	0	0	30	1.060
2	água	0	5.818	0	0	0	0	0	272	0	0	6.090
3	mangue	0	1	465	199	0	0	383	882	0	0	1.930
4	floresta	19	1	33	2.258	0	0	598	57	0	0	2.966
5	capoeira	18	0	0	0	1.642	152	880	0	172	0	2.864
6	cultura	90	0	0	0	0	935	27	0	1.142	7	2.201
7	várzea	6	0	0	488	250	0	721	0	0	0	1.465
8	sombra	0	3	219	0	0	0	14	979	0	0	1.215
9	urbmed	16	0	0	0	28	1.011	208	0	955	0	2.218
10	urbalt	479	0	0	0	0	0	0	0	0	1.161	1.640
												15.964
	total	1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	23.649

$$p_0 = \frac{15.964}{23.649} = 67,50\%$$

onde:

p_0 - percentual total de acertos observado.

Tabela IV.6 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo da distância mínima - bandas 5 (a, b, c, d, e).

(b) - erro da classe

		erro da classe	total da classe	% erro Não class.
1	nuvem	30	1.658	1,81%
2	água	272	5.823	4,67%
3	mangue	1.465	717	204,32%
4	floresta	708	2.945	24,04%
5	capoeira	1.222	1.920	63,65%
6	cultura	1.266	2.098	60,34%
7	várzea	744	2.831	26,28%
8	sombra	236	2.190	10,78%
9	urbmed	1.263	2.269	55,66%
10	urbalt	479	1.198	39,98%
	total	7.685	23.649	491,54%

(c) - erro da classificação

	erro da classificação	total da classe	% erro da classificação
	628	1.658	37,88%
	5	5.823	0,09%
	252	717	35,15%
	687	2.945	23,33%
	278	1.920	14,48%
	1.163	2.098	55,43%
	2.110	2.831	74,53%
	1.211	2.190	55,30%
	1.314	2.269	57,91%
	37	1.198	3,09%
	7.685	23.649	357,18%

(d) - acerto das áreas de treinamento

	nº de pixels das áreas de treinamento	nº de pixels classificados	% de acerto
	1.658	1.030	62,12%
	5.823	5.818	99,91%
	717	465	64,85%
	2.945	2.258	76,67%
	1.920	1.642	85,52%
	2.098	935	44,57%
	2.831	721	25,47%
	2.190	979	49,20%
	2.269	955	41,90%
	1.198	1.161	96,91%
	23.649	15.964	

Tabela IV.6 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo da distância mínima - bandas 5 (a, b, c, d, e).

(e) – matriz de erros normalizada

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	Sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	nuvem	1.757.480	6.172.380	760.020	3.121.700	2.035.200	2.223.880	3.000.860	2.321.400	2.405.140	1.269.880	1.060
2	água	10.097.220	35.462.070	4.366.530	17.935.050	11.692.800	12.776.820	17.240.790	13.337.100	13.818.210	7.295.820	6.090
3	mangue	3.199.940	11.238.390	1.383.810	5.683.850	3.705.600	4.049.140	5.463.830	4.226.700	4.379.170	2.312.140	1.930
4	floresta	4.917.628	17.271.018	2.126.622	8.734.870	5.694.720	6.222.668	8.396.746	6.495.540	6.729.854	3.553.268	2.966
5	capoeira	4.748.512	16.677.072	2.053.488	8.434.480	5.498.880	6.008.672	8.107.984	6.272.160	6.498.416	3.431.072	2.864
6	cultura	3.649.258	12.816.423	1.578.117	6.481.945	4.225.920	4.617.698	6.231.031	4.820.190	4.994.069	2.636.798	2.201
7	várzea	2.428.970	8.530.695	1.050.405	4.314.425	2.812.800	3.073.570	4.147.415	3.208.350	3.324.085	1.755.070	1.465
8	sombra	2.014.470	7.074.945	871.155	3.578.175	2.332.800	2.549.070	3.439.665	2.660.850	2.756.835	1.455.570	1.215
9	urbmed.	3.677.444	12.915.414	1.590.306	6.532.010	4.258.560	4.653.364	6.279.158	4.857.420	5.032.642	2.657.164	2.218
10	urbalt.	2.719.120	9.549.720	1.175.880	4.829.800	3.148.800	3.440.720	4.642.840	3.591.600	3.721.160	1.964.720	1.640
		1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	71.260.435
	Total	39.210.042	137.708.127	16.956.333	69.646.305	45.406.080	49.615.602	66.950.319	51.791.310	53.659.581	28.331.502	559.275.201

$$p_t = \frac{71.260.435}{559.275.201} = 0,1274$$

$$k = \frac{p_0 - p_t}{1 - p_t} = \frac{0,6750 - 0,1274}{1 - 0,1274} = 0,6276$$

onde:

p_t - percentual total de acertos esperado ao acaso;

p_0 - percentual total de acertos observados;

k - KAPPA - medida de concordância

Tabela IV.7 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo da distância mínima - bandas 5_NNU (a, b, c, d, e).

(a) – matriz de erros

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	nuvem	1.582	17	0	0	0	6	10	37	41	554	2.247
2	água	14	5.603	510	2.517	1.330	1.035	1.744	1.220	92	0	14.065
3	mangue	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	floresta	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	capoeira	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	6
6	cultura	4	94	102	335	432	399	699	486	482	0	3.033
7	várzea	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	sombra	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	urbmed	0	103	83	93	146	529	289	359	1.320	251	3.173
10	urbalt	58	6	22	0	12	129	89	88	334	387	1.125
												9.291
	total	1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	23.649

$$p_0 = \frac{9.291}{23.649} = 39,28\%$$

onde:

p_0 - percentual total de acertos observado.

Tabela IV.7 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo da distância mínima - bandas 5_NNU (a, b, c, d, e).

(b) - erro da classe

		erro da classe	total da classe	% erro Não class.
1	nuvem	665	1.658	40,11%
2	água	8.462	5.823	145,32%
3	mangue	0	717	0,00%
4	floresta	0	2.945	0,00%
5	capoeira	6	1.920	0,31%
6	cultura	2.634	2.098	125,55%
7	várzea	0	2.831	0,00%
8	sombra	0	2.190	0,00%
9	urbmed	1.853	2.269	81,67%
10	urbalt	738	1.198	61,60%
	total	14.358	23.649	454,56%

(c) - erro da classificação

erro da classificação	total da classe	% erro da classificação
76	1.658	4,58%
220	5.823	3,78%
717	717	100,00%
2.945	2.945	100,00%
1.920	1.920	100,00%
1.699	2.098	80,98%
2.831	2.831	100,00%
2.190	2.190	100,00%
949	2.269	41,82%
811	1.198	67,70%
14.358	23.649	698,86%

(d) - acerto das áreas de treinamento

nº de pixels das áreas de treinamento	nº de pixels classificados	% de acerto
1.658	1.582	95,42%
5.823	5.603	96,22%
717	0	0,00%
2.945	0	0,00%
1.920	0	0,00%
2.098	399	19,02%
2.831	0	0,00%
2.190	0	0,00%
2.269	1.320	57,92%
1.198	387	32,30%
23.649	9.291	

Tabela IV.7 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo da distância mínima - bandas 5_NNU (a, b, c, d, e).

(e) – matriz de erros normalizada

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	Sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	nuvem	3.725.526	13.084.281	1.611.099	6.617.415	4.314.240	4.714.206	6.361.257	4.920.930	5.098.443	2.691.906	2.247
2	água	23.319.770	81.900.495	10.084.605	41.421.425	27.004.800	29.508.370	39.818.015	30.802.350	31.913.485	16.849.870	14.065
3	mangue	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	floresta	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	capoeira	9.948	34.938	4.302	17.670	11.520	12.588	16.986	13.140	13.614	7.188	6
6	cultura	5.028.714	17.661.159	2.174.661	8.932.185	5.823.360	6.363.234	8.586.423	6.642.270	6.881.877	3.633.534	3.033
7	várzea	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	sombra	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	urbmed.	5.260.834	18.476.379	2.275.041	9.344.485	6.092.160	6.656.954	8.982.763	6.948.870	7.199.537	3.801.254	3.173
10	urbalt.	1.865.250	6.550.875	806.625	3.313.125	2.160.000	2.360.250	3.184.875	2.463.750	2.552.625	1.347.750	1.125
		1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	100.548.062
	Total	39.210.042	137.708.127	16.956.333	69.646.305	45.406.080	49.615.602	66.950.319	51.791.310	53.659.581	28.331.502	559.275.201

$$p_t = \frac{100.548.062}{559.275.201} = 0,1798$$

$$k = \frac{p_0 - p_t}{1 - p_t} = \frac{0,3828 - 0,1798}{1 - 0,1798} = 0,2598$$

onde:

p_t - percentual total de acertos esperado ao acaso;

p_0 - percentual total de acertos observados;

k - KAPPA - medida de concordância

Tabela IV.8 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo da distância mínima - bandas 5_LNE (a, b, c, d, e).

(a) – matriz de erros

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	nuvem	1.420	3	0	0	0	0	0	2	0	303	1.728
2	água	0	5.532	333	1.544	812	723	1.035	626	0	0	10.605
3	mangue	1	20	29	105	93	62	111	91	38	0	550
4	floresta	5	48	105	617	323	164	422	389	22	0	2.095
5	capoeira	9	18	62	313	164	126	240	179	56	0	1.167
6	cultura	0	54	50	122	191	260	331	267	485	11	1.771
7	várzea	1	26	24	106	131	87	179	112	50	0	716
8	sombra	2	14	15	79	89	87	187	101	83	0	657
9	urbmed	4	92	93	59	110	536	258	350	1.308	354	3.164
10	urbalt	216	16	6	0	7	53	68	73	227	530	1.196
												10.140
	total	1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	23.649

$$p_0 = \frac{10.140}{23.649} = 42,88\%$$

onde:

p_0 - percentual total de acertos observado.

Tabela IV.8 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo da distância mínima - bandas 5_LNE (a, b, c, d, e).

(b) - erro da classe

		erro da classe	total da classe	% erro Não class.
1	nuvem	308	1.658	18,58%
2	água	5.073	5.823	87,12%
3	mangue	521	717	72,66%
4	floresta	1.478	2.945	50,19%
5	capoeira	1.003	1.920	52,24%
6	cultura	1.511	2.098	72,02%
7	várzea	537	2.831	18,97%
8	sombra	556	2.190	25,39%
9	urbmed	1.856	2.269	81,80%
10	urbalt	666	1.198	55,59%
	total	13.509	23.649	534,56%

(c) - erro da classificação

erro da classificação	total da classe	% erro da classificação
238	1.658	14,35%
291	5.823	5,00%
688	717	95,96%
2.328	2.945	79,05%
1.756	1.920	91,46%
1.838	2.098	87,61%
2.652	2.831	93,68%
2.089	2.190	95,39%
961	2.269	42,35%
668	1.198	55,76%
13.509	23.649	660,60%

(d) - acerto das áreas de treinamento

nº de píxeis das áreas de treinamento	nº de píxeis classificados	% de acerto
1.658	1.420	85,65%
5.823	5.532	95,00%
717	29	4,04%
2.945	617	20,95%
1.920	164	8,54%
2.098	260	12,39%
2.831	179	6,32%
2.190	101	5,08%
2.269	1.308	57,39%
1.198	530	44,24%
23.649	10.140	

Tabela IV.8 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo da distância mínima - bandas 5_LNE (a, b, c, d, e).

(e) – matriz de erros normalizada

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	Sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	nuvem	2.865.024	10.062.144	1.238.976	5.088.960	3.317.760	3.625.344	4.891.968	3.784.320	3.920.832	2.070.144	1.728
2	água	17.583.090	61.752.915	7.603.785	31.231.725	20.361.600	22.249.290	30.022.755	23.224.950	24.062.745	12.704.790	10.605
3	mangue	911.900	3.202.650	394.350	1.619.750	1.056.000	1.153.900	1.557.050	1.204.500	1.247.950	658.900	550
4	floresta	3.473.510	12.199.185	1.502.115	6.169.775	4.022.400	4.395.310	5.930.945	4.588.050	4.753.555	2.509.810	2.095
5	capoeira	1.934.886	6.795.441	836.739	3.436.815	2.240.640	2.448.366	3.303.777	2.555.730	2.647.923	1.398.066	1.167
6	cultura	2.936.318	10.312.533	1.269.807	5.215.595	3.400.320	3.715.558	5.013.701	3.878.490	4.018.399	2.121.658	1.771
7	várzea	1.187.128	4.169.268	513.372	2.108.620	1.374.720	1.502.168	2.026.996	1.568.040	1.624.604	857.768	716
8	sombra	1.089.306	3.825.711	471.069	1.934.865	1.261.440	1.378.386	1.859.967	1.438.830	1.490.733	787.086	657
9	urbmed.	5.245.912	18.423.972	2.268.588	9.317.980	6.074.880	6.638.072	8.957.284	6.929.160	7.179.116	3.790.472	3.164
10	urbalt.	1.982.968	6.964.308	857.532	3.522.220	2.296.320	2.509.208	3.385.876	2.619.240	2.713.724	1.432.808	1.196
		1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	89.216.012
	Total	39.210.042	137.708.127	16.956.333	69.646.305	45.406.080	49.615.602	66.950.319	51.791.310	53.659.581	28.331.502	559.275.201

$$p_t = \frac{89.216.012}{559.275.201} = 0,1595$$

$$k = \frac{p_0 - p_t}{1 - p_t} = \frac{0,4287 - 0,1595}{1 - 0,1595} = 0,3204$$

onde:

p_t - percentual total de acertos esperado ao acaso;

p_0 - percentual total de acertos observados;

k - KAPPA - medida de concordância



Figura IV.20 - Classificação pelo método da máxima verossimilhança, bandas 1, 2 originais e a banda sintética 7_NNU, com a legenda que identifica formas de ocupação do solo, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

Tabela IV.9 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/7_NNU (a, b, c, d, e).

(a) – matriz de erros

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	285	1158	348	2453	1568	1004	2619	1096	806	501	11838
1	nuvem	1.274	0	0	0	0	0	1	1	2	10	1.288
2	água	0	4.615	0	56	16	0	38	4	0	0	4.729
3	mangue	3	4	363	0	1	12	35	0	13	0	431
4	floresta	0	2	0	404	26	0	0	11	0	0	443
5	capoeira	0	23	0	14	258	2	5	0	0	0	302
6	cultura	83	21	0	0	45	1.080	4	0	0	0	1.233
7	várzea	0	0	0	18	6	0	129	0	0	0	153
8	sombra	0	0	0	0	0	0	0	1.078	0	0	1.078
9	urbmed	0	0	4	0	0	0	0	0	1.406	76	1.486
10	urbalt	13	0	0	0	0	0	0	0	42	611	666
												11.218
	total	1.658	5.823	715	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	23.647

$$p_0 = \frac{11.218}{23.649} = 47,44\%$$

onde:

p_0 - percentual total de acerto observados.

Tabela IV.9 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/7_NNU (a, b, c, d, e).

(b) - Erro da classe

		erro da classe	total da classe	% erro não class.
1	nuvem	14	1.658	0,84%
2	água	114	5.823	1,96%
3	mangue	68	715	9,51%
4	floresta	39	2.945	1,32%
5	capoeira	44	1.920	2,29%
6	cultura	153	2.098	7,29%
7	várzea	24	2.831	0,85%
8	sombra	0	2.190	0,00%
9	urbmed	80	2.269	3,53%
10	urbalt	55	1.198	4,59%
	total	591	23.647	32,19%

(c) - Erro da classificação

erro da classificação	total da classe	% erro da classificação
384	1.658	23,16%
1.208	5.823	20,75%
352	715	49,23%
2.541	2.945	86,28%
1.662	1.920	86,56%
1.018	2.098	48,52%
2.702	2.831	95,44%
1.112	2.190	50,78%
863	2.269	38,03%
587	1.198	49,00%
12.429	23.647	547,76%

(d) - acerto das áreas de treinamento

nº de píxeis das áreas de treinamento	nº de píxeis classificados	% de acerto
1.658	1.274	76,84%
5.823	4.615	79,25%
717	363	50,63%
2.945	404	13,72%
1.920	258	13,44%
2.098	1.080	51,48%
2.831	129	4,56%
2.190	1.078	49,22%
2.269	1.406	61,97%
1.198	611	51,00%
23.649	11.218	

Tabela IV.9 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança -

bandas 1/2/7_NNU (a, b, c, d, e).

(e) – matriz de erros normalizada

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	19.627.404	68.932.674	8.464.170	34.862.910	22.728.960	24.836.124	33.513.378	25.925.220	26.860.422	14.181.924	11838
1	nuvem	2.135.504	7.500.024	920.920	3.793.160	2.472.960	2.702.224	3.646.328	2.820.720	2.922.472	1.543.024	1.288
2	água	7.840.682	27.536.967	3.381.235	13.926.905	9.079.680	9.921.442	13.387.799	10.356.510	10.730.101	5.665.342	4.729
3	mangue	714.598	2.509.713	308.165	1.269.295	827.520	904.238	1.220.161	943.890	977.939	516.338	431
4	floresta	734.494	2.579.589	316.745	1.304.635	850.560	929.414	1.254.133	970.170	1.005.167	530.714	443
5	capoeira	500.716	1.758.546	215.930	889.390	579.840	633.596	854.962	661.380	685.238	361.796	302
6	cultura	2.044.314	7.179.759	881.595	3.631.185	2.367.360	2.586.834	3.490.623	2.700.270	2.797.677	1.477.134	1.233
7	várzea	253.674	890.919	109.395	450.585	293.760	320.994	433.143	335.070	347.157	183.294	153
8	sombra	1.787.324	6.277.194	770.770	3.174.710	2.069.760	2.261.644	3.051.818	2.360.820	2.445.982	1.291.444	1.078
9	urbmed.	2.463.788	8.652.978	1.062.490	4.376.270	2.853.120	3.117.628	4.206.866	3.254.340	3.371.734	1.780.228	1.486
10	urbalt.	1.104.228	3.878.118	476.190	1.961.370	1.278.720	1.397.268	1.885.446	1.458.540	1.511.154	797.868	666
		1.658	5.823	715	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	41.415.510
	total	39.206.726	137.696.481	16.907.605	69.640.415	45.402.240	49.611.406	66.944.657	51.786.930	53.655.043	28.329.106	559.180.609

$$p_t = \frac{41.415.510}{559.180.609} = 0,0741$$

$$k = \frac{p_0 - p_t}{1 - p_t} = \frac{0,4744 - 0,0741}{1 - 0,0741} = 0,4323$$

onde:

p_t - percentual total de acertos esperado ao acaso;

p_0 - percentual total de acertos observado;

k - KAPPA - medida de concordância.

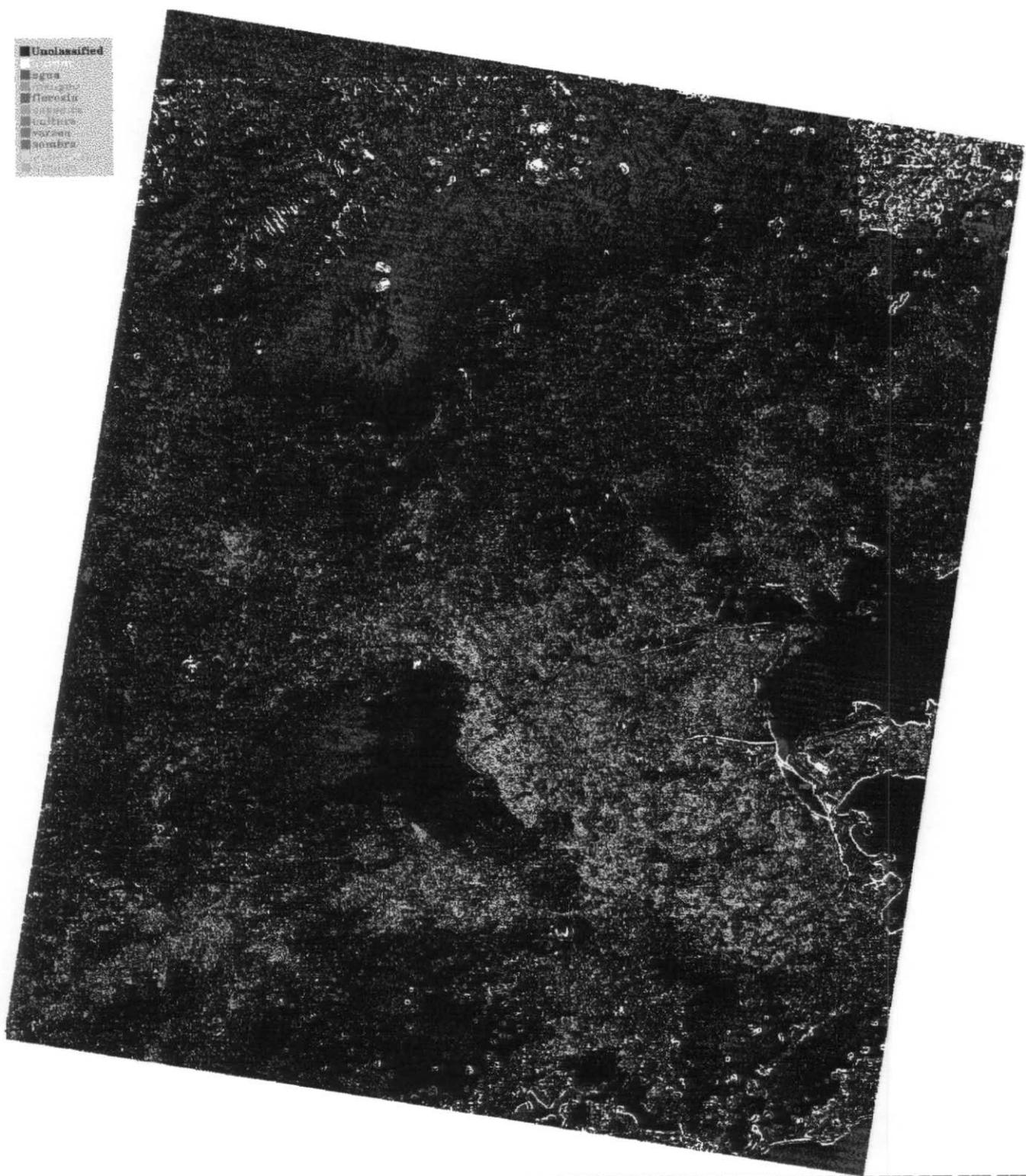


Figura IV.21 - Classificação pelo método da máxima verossimilhança, bandas 1, 2 originais e a banda sintética 7_LNE, com a legenda que identifica formas de ocupação do solo, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

Tabela IV.10 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/7_LNE (a, b, c, d, e).

(a) – matriz de erros

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	272	5076	347	1663	1730	1273	2611	1519	529	353	15373
1	nuvem	1.271	6	0	0	0	0	28	16	0	21	1.342
2	água	0	616	0	13	0	0	14	3	0	0	646
3	mangue	0	2	360	0	0	2	48	0	12	0	424
4	floresta	9	72	0	1.259	58	0	0	72	0	0	1.470
5	capoeira	0	33	0	2	94	4	22	0	0	0	155
6	cultura	36	0	0	0	30	816	3	0	0	0	885
7	várzea	1	13	4	8	8	2	105	0	0	0	141
8	sombra	0	0	0	0	0	0	0	580	0	0	580
9	urbmed	0	0	6	0	0	1	0	0	1.680	50	1.737
10	urbalt	69	5	0	0	0	0	0	0	48	774	896
												7.555
	total	1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	23.649

$$p_0 = \frac{7.555}{23.649} = 31,95\%$$

onde:

p_0 - percentual total de acertos observado.

Tabela IV.10 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/7_LNE (a, b, c, d, e).

(b) - Erro da classe

		erro da classe	total da classe	% erro não class.
1	nuvem	71	1.658	4,28%
2	água	30	5.823	0,52%
3	mangue	64	717	8,93%
4	floresta	211	2.945	7,16%
5	capoeira	61	1.920	3,18%
6	cultura	69	2.098	3,29%
7	várzea	36	2.831	1,27%
8	sombra	0	2.190	0,00%
9	urbmed	57	2.269	2,51%
10	urbalt	122	1.198	10,18%
	total	721	23.649	41,32%

(c) - Erro da classificação

	erro da classificação	total da classe	% erro da classificação
	387	1.658	23,34%
	5.207	5.823	89,42%
	357	717	49,79%
	1.686	2.945	57,25%
	1.826	1.920	95,10%
	1.282	2.098	61,11%
	2.726	2.831	96,29%
	1.610	2.190	73,52%
	589	2.269	25,96%
	424	1.198	35,39%
	16.094	23.649	607,17%

(d) - acerto das áreas de treinamento

nº de pixels das áreas de treinamento	nº de pixels classificados	% de acerto
1.658	1.271	76,66%
5.823	616	10,58%
717	360	50,21%
2.945	1.259	42,75%
1.920	94	4,90%
2.098	816	38,89%
2.831	105	3,71%
2.190	580	26,48%
2.269	1.680	74,04%
1.198	774	64,61%
23.649	7.555	

Tabela IV.10 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/7_LNE (a, b, c, d, e).

(e) – matriz de erros normalizada

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	Sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	25.488.434	89.516.979	11.022.441	45.273.485	29.516.160	32.252.554	43.520.963	33.666.870	34.881.337	18.416.854	15373
1	nuvem	2.225.036	7.814.466	962.214	3.952.190	2.576.640	2.815.516	3.799.202	2.938.980	3.044.998	1.607.716	1.342
2	água	1.071.068	3.761.658	463.182	1.902.470	1.240.320	1.355.308	1.828.826	1.414.740	1.465.774	773.908	646
3	mangue	702.992	2.468.952	304.008	1.248.680	814.080	889.552	1.200.344	928.560	962.056	507.952	424
4	floresta	2.437.260	8.559.810	1.053.990	4.329.150	2.822.400	3.084.060	4.161.570	3.219.300	3.335.430	1.761.060	1.470
5	capoeira	256.990	902.565	111.135	456.475	297.600	325.190	438.805	339.450	351.695	185.690	155
6	cultura	1.467.330	5.153.355	634.545	2.606.325	1.699.200	1.856.730	2.505.435	1.938.150	2.008.065	1.060.230	885
7	várzea	233.778	821.043	101.097	415.245	270.720	295.818	399.171	308.790	319.929	168.918	141
8	sombra	961.640	3.377.340	415.860	1.708.100	1.113.600	1.216.840	1.641.980	1.270.200	1.316.020	694.840	580
9	urbmed.	2.879.946	10.114.551	1.245.429	5.115.465	3.335.040	3.644.226	4.917.447	3.804.030	3.941.253	2.080.926	1.737
10	urbalt.	1.485.568	5.217.408	642.432	2.638.720	1.720.320	1.879.808	2.536.576	1.962.240	2.033.024	1.073.408	896
		1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	19.458.214
	total	39.210.042	137.708.127	16.956.333	69.646.305	45.406.080	49.615.602	66.950.319	51.791.310	53.659.581	28.331.502	559.275.201

$$p_t = \frac{19.458.214}{559.180.609} = 0,0348$$

$$k = \frac{p_0 - p_t}{1 - p_t} = \frac{0,3195 - 0,0348}{1 - 0,0348} = 0,2949$$

onde:

p_t - percentual total de acertos esperado ao acaso;

p_0 - percentual total de acertos observado;

k - KAPPA - medida de concordância.

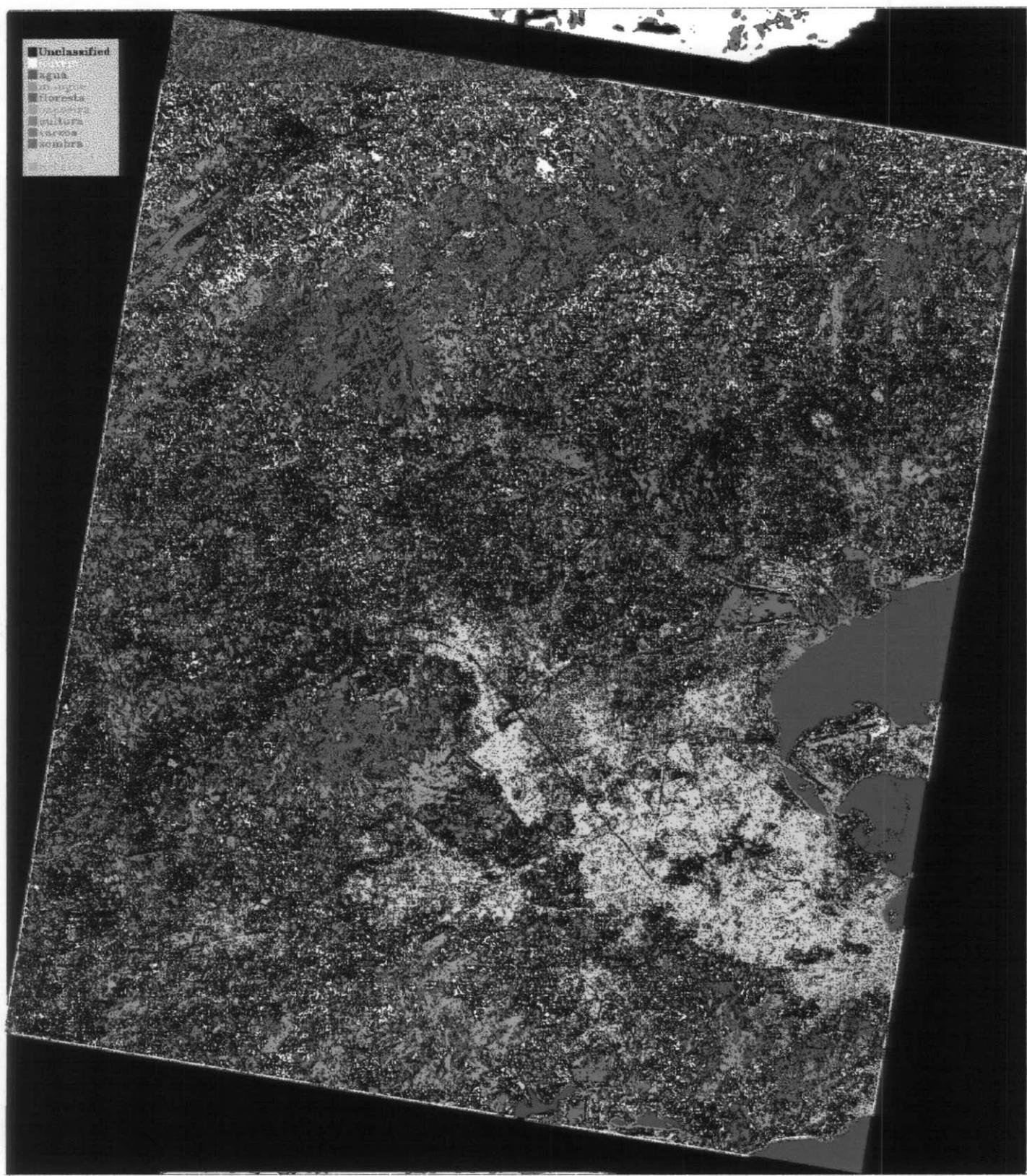


Figura IV.22 - Classificação pelo método da máxima verossimilhança, bandas 3, 4 originais e a banda sintética 5_NNU, com a legenda que identifica formas de ocupação do solo, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

Tabela IV.11 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 3/4/5_NNU (a, b, c, d, e).

(a) – matriz de erros

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	188	46	7	489	203	299	166	280	143	187	2008
1	nuvem	1.392	0	0	1	1	0	4	0	0	6	1.404
2	água	0	5.666	0	0	0	0	0	0	0	0	5.666
3	mangue	1	99	710	0	0	0	0	0	0	0	810
4	floresta	17	0	0	2.397	0	0	5	7	0	0	2.426
5	capoeira	0	0	0	0	1.694	15	0	0	0	0	1.709
6	cultura	6	0	0	0	22	1.784	0	0	0	0	1.812
7	várzea	1	0	0	29	0	0	2.640	2	4	0	2.676
8	sombra	0	0	0	29	0	0	0	1.901	0	0	1.930
9	urbmed	20	12	0	0	0	0	16	0	2.119	0	2.167
10	urbalt	33	0	0	0	0	0	0	0	3	1.005	1.041
												21.496
	total	1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	23.649

$$p_0 = \frac{21.496}{23.649} = 90,10\%$$

onde:

p_0 - percentual total de acerto observado.

Tabela IV.11 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 3/4/5_NNU (a, b, c, d, e).

(b) - erro da classe

		erro da classe	total da classe	% erro não class.
1	nuvem	12	1.658	0,72%
2	água	0	5.823	0,00%
3	mangue	100	717	13,95%
4	floresta	29	2.945	0,98%
5	capoeira	15	1.920	0,78%
6	cultura	28	2.098	1,33%
7	várzea	36	2.831	1,27%
8	sombra	29	2.190	1,32%
9	urbmed	48	2.269	2,12%
10	urbalt	36	1.198	3,01%
	total	333	23.649	25,49%

(c) - erro da classificação

	erro da classificação	total da classe	% erro da classificação
	266	1.658	16,04%
	157	5.823	2,70%
	7	717	0,98%
	548	2.945	18,61%
	226	1.920	11,77%
	314	2.098	14,97%
	191	2.831	6,75%
	289	2.190	13,20%
	150	2.269	6,61%
	193	1.198	16,11%
	2.341	23.649	107,73%

(d) - acerto das áreas de treinamento

nº de píxeis das áreas de treinamento	nº de píxeis classificados	% de acerto
1.658	1.392	83,96%
5.823	5.666	97,30%
717	710	99,02%
2.945	2.397	81,39%
1.920	1.694	88,23%
2.098	1.784	85,03%
2.831	2.640	93,25%
2.190	1.901	95,53%
2.269	2.119	92,98%
1.198	1.005	83,89%
23.649	21.308	

Tabela IV.11 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança -

bandas 3/4/5_NNU (a, b, c, d, e).

(e) – matriz de erros normalizada

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	Sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	3.329.264	11.692.584	1.439.736	5.913.560	3.855.360	4.212.784	5.684.648	4.397.520	4.556.152	2.405.584	2008
1	nuvem	2.327.832	8.175.492	1.006.668	4.134.780	2.695.680	2.945.592	3.974.724	3.074.760	3.185.676	1.681.992	1.404
2	água	9.394.228	32.993.118	4.062.522	16.686.370	10.878.720	11.887.268	16.040.446	12.408.540	12.856.154	6.787.868	5.666
3	mangue	1.342.980	4.716.630	580.770	2.385.450	1.555.200	1.699.380	2.293.110	1.773.900	1.837.890	970.380	810
4	floresta	4.022.308	14.126.598	1.739.442	7.144.570	4.657.920	5.089.748	6.868.006	5.312.940	5.504.594	2.906.348	2.426
5	capoeira	2.833.522	9.951.507	1.225.353	5.033.005	3.281.280	3.585.482	4.838.179	3.742.710	3.877.721	2.047.382	1.709
6	cultura	3.004.296	10.551.276	1.299.204	5.336.340	3.479.040	3.801.576	5.129.772	3.968.280	4.111.428	2.170.776	1.812
7	várzea	4.436.808	15.582.348	1.918.692	7.880.820	5.137.920	5.614.248	7.575.756	5.860.440	6.071.844	3.205.848	2.676
8	sombra	3.199.940	11.238.390	1.383.810	5.683.850	3.705.600	4.049.140	5.463.830	4.226.700	4.379.170	2.312.140	1.930
9	urbmed.	3.592.886	12.618.441	1.553.739	6.381.815	4.160.640	4.546.366	6.134.777	4.745.730	4.916.923	2.596.066	2.167
10	urbalt.	1.725.978	6.061.743	746.397	3.065.745	1.998.720	2.184.018	2.947.071	2.279.790	2.362.029	1.247.118	1.041
		1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	68.095.643
	total	39.210.042	137.708.127	16.956.333	69.646.305	45.406.080	49.615.602	66.950.319	51.791.310	53.659.581	28.331.502	559.275.201

$$p_t = \frac{68.095.643}{559.275.201} = 0,1268$$

$$k = \frac{p_0 - p_t}{1 - p_t} = \frac{0,8873 - 0,1268}{1 - 0,1268} = 0,9010$$

onde:

p_t - percentual total de acertos esperado ao acaso;

p_0 - percentual total de acertos observado;

k - KAPPA - medida de concordância.

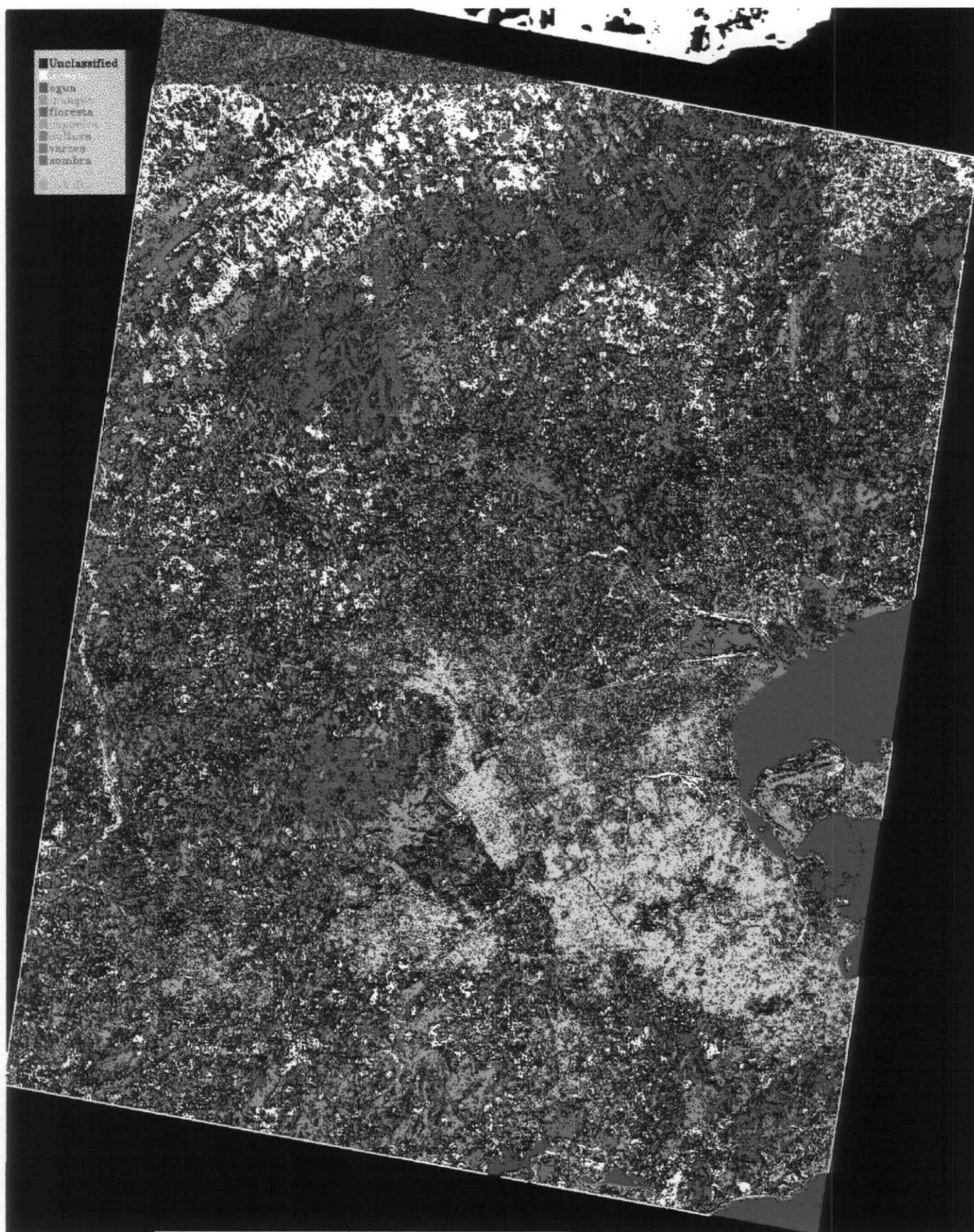


Figura IV.23 - Classificação pelo método da máxima verossimilhança, bandas 3, 4 originais e a banda sintética 5_LNE, com a legenda que identifica formas de ocupação do solo, imagem Landsat5-TM obtida em 27 de junho de 1994.

Tabela IV.12 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 3/4/5_LNE (a, b, c, d, e).

(a) – matriz de erros

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	177	49	7	397	197	290	170	348	138	163	1936
1	nuvem	1.428	1	0	0	6	0	3	12	0	5	1.455
2	água	0	5.675	0	0	0	0	0	0	0	0	5.675
3	mangue	0	83	710	0	0	0	2	0	0	0	795
4	floresta	18	0	0	2.483	0	0	5	10	0	0	2.516
5	capoeira	0	0	0	0	1.693	16	0	0	0	0	1.709
6	cultura	8	0	0	0	24	1.792	0	0	0	0	1.824
7	várzea	0	0	0	31	0	0	2.643	2	3	0	2.679
8	sombra	0	0	0	34	0	0	0	1.818	0	0	1.852
9	urbmed	0	15	0	0	0	0	8	0	2.122	0	2.145
10	urbalt	27	0	0	0	0	0	0	0	6	1.030	1.063
												21.394
	total	1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	23.649

$$p_0 = \frac{21.394}{23.649} = 90,46\%$$

onde:

p_0 - percentual total de acertos observado.

Tabela IV.12 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 3/4/5_LNE (a, b, c, d, e).

(b) - erro da classe

		erro da classe	total da classe	% erro Não class.
1	nuvem	27	1.658	1,63%
2	água	0	5.823	0,00%
3	mangue	85	717	11,85%
4	floresta	33	2.945	1,12%
5	capoeira	16	1.920	0,83%
6	cultura	32	2.098	1,53%
7	várzea	36	2.831	1,27%
8	sombra	34	2.190	1,55%
9	urbmed	23	2.269	1,01%
10	urbalt	33	1.198	2,75%
	total	319	23.649	23,55%

(c) - erro da classificação

Erro da classificação	total da classe	% erro da classificação
230	1.658	13,87%
148	5.823	2,54%
7	717	0,98%
462	2.945	15,69%
227	1.920	11,82%
306	2.098	14,59%
188	2.831	6,64%
372	2.190	16,99%
147	2.269	6,48%
168	1.198	14,02%
2.255	23.649	103,61%

(d) - acerto das áreas de treinamento

nº de píxeis das áreas de treinamento	nº de píxeis classificados	% de acerto
1.658	1.428	86,13%
5.823	5.675	97,46%
717	710	99,02%
2.945	2.483	84,31%
1.920	1.693	88,18%
2.098	1.792	85,41%
2.831	2.643	93,36%
2.190	1.818	91,36%
2.269	2.122	93,11%
1.198	1.030	85,98%
23.649	21.394	

Tabela IV.12 - Análise estatística das áreas de treinamento (calibração), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 3/4/5_LNE (a, b, c, d, e).

(e) – matriz de erros normalizada

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	Sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	3.209.888	11.273.328	1.388.112	5.701.520	3.717.120	4.061.728	5.480.816	4.239.840	4.392.784	2.319.328	1936
1	nuvem	2.412.390	8.472.465	1.043.235	4.284.975	2.793.600	3.052.590	4.119.105	3.186.450	3.301.395	1.743.090	1.455
2	água	9.409.150	33.045.525	4.068.975	16.712.875	10.896.000	11.906.150	16.065.925	12.428.250	12.876.575	6.798.650	5.675
3	mangue	1.318.110	4.629.285	570.015	2.341.275	1.526.400	1.667.910	2.250.645	1.741.050	1.803.855	952.410	795
4	floresta	4.171.528	14.650.668	1.803.972	7.409.620	4.830.720	5.278.568	7.122.796	5.510.040	5.708.804	3.014.168	2.516
5	capoeira	2.833.522	9.951.507	1.225.353	5.033.005	3.281.280	3.585.482	4.838.179	3.742.710	3.877.721	2.047.382	1.709
6	cultura	3.024.192	10.621.152	1.307.808	5.371.680	3.502.080	3.826.752	5.163.744	3.994.560	4.138.656	2.185.152	1.824
7	várzea	4.441.782	15.599.817	1.920.843	7.889.655	5.143.680	5.620.542	7.584.249	5.867.010	6.078.651	3.209.442	2.679
8	sombra	3.070.616	10.784.196	1.327.884	5.454.140	3.555.840	3.885.496	5.243.012	4.055.880	4.202.188	2.218.696	1.852
9	urbmed.	3.556.410	12.490.335	1.537.965	6.317.025	4.118.400	4.500.210	6.072.495	4.697.550	4.867.005	2.569.710	2.145
10	urbalt.	1.762.454	6.189.849	762.171	3.130.535	2.040.960	2.230.174	3.009.353	2.327.970	2.411.947	1.273.474	1.063
		1.658	5.823	717	2.945	1.920	2.098	2.831	2.190	2.269	1.198	68.326.190
	Total	39.210.042	137.708.127	16.956.333	69.646.305	45.406.080	49.615.602	66.950.319	51.791.310	53.659.581	28.331.502	559.275.201

$$p_t = \frac{68.326.190}{559.275.201} = 0,1222$$

$$k = \frac{p_0 - p_t}{1 - p_t} = \frac{0,8914 - 0,1222}{1 - 0,1222} = 0,8914$$

onde:

p_t - percentual total de acertos esperado ao acaso;

p_0 - percentual total de acertos observados;

k - KAPPA - medida de concordância

Tabela IV.13 – Resultados relativos à precisão do processo de classificação – calibração

Combinação das bandas	Classes – índice de acerto nas áreas de treinamento (%)										
	nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed	urbalta	kappa
1/2/7	78,65	95,72	90,66	56,74	47,76	63,30	41,40	64,11	67,21	63,77	65,47
3/4/5	86,61	99,57	100,00	83,74	95,10	95,47	95,58	89,73	98,68	89,98	93,16
1/2/3/4/5/7	86,73	99,57	100,00	85,13	94,95	97,28	98,41	98,41	99,21	95,66	94,36
1/2/7_NNU	76,84	79,25	50,63	13,72	13,44	51,48	4,56	49,22	61,97	51,00	43,23
1/2/7_LNE	76,66	10,58	50,21	45,75	4,90	38,89	3,71	26,48	74,04	64,61	29,49
3/4/5_NNU	83,96	97,30	99,02	81,39	88,23	85,03	93,25	95,53	92,98	83,89	89,14
3/4/5_LNE	86,13	97,46	99,02	84,31	88,18	85,41	93,36	91,36	93,11	85,98	88,73

praticamente equivalente ao uso das bandas 1/2/3/4/5/7. Atente-se para o bom desempenho das combinações que levaram em conta as bandas 5_NNU (k=89,14%) e 5_LNE (k=88,73%), embora a adição das bandas de textura não tenha elevado a precisão do processo de classificação no tocante às amostras de calibração. É interessante notar que o desempenho das combinações envolvendo as bandas 7_NNU (k=43,23%) e 7_LNE (k=29,49%) foi bem mais modesto. Uma possível explicação está ligada ao fato de que a banda 5 apresenta maior variabilidade nos tons de cinza, o que permitiu melhor definir as estatísticas de textura. Esse argumento pode ser reforçado quando se analisam os índices de acerto para algumas classes nas combinações envolvendo textura. Classes com maior homogeneidade espectral como água, por exemplo, apresentaram baixos valores para os índices de acerto. Por outro lado, as áreas urbanas foram melhor identificadas nas combinações 1/2/7_NNU e 1/2/7_LNE quando comparadas à combinação de tons de cinza 1/2/7.

Analogamente, foi feito esse trabalho de classificação para as amostras de validação, onde os resultados completos referentes às matrizes de erros estão apenas mostrados para a combinação com maior índice kappa (Tabela IV.14). A Tabela IV.15 apresenta os resultados resumidos para todas as classificações realizadas.

Os índices de precisão das classificações avaliadas foram inferiores para as amostras de validação quando comparadas com as amostras de calibração. No entanto, os resultados para a validação confirmam em linhas gerais as análises feitas para as amostras de calibração. Cabe ainda observar que, em adição ao estudo de sensibilidade dos parâmetros do algoritmo NGLDM na obtenção das bandas sintéticas, novas estatísticas de textura devem ser avaliadas para que se possa ter um quadro mais completo sobre o desempenho dessa abordagem em processos de classificação de imagens de sensoriamento remoto. Novos tipos de imagens também devem ser avaliados como, por exemplo, imagens de radar, muitas vezes disponíveis em uma única banda.

Finalmente, cabe destacar que os mapas resultantes do processo de classificação de imagens de sensoriamento remoto apresentam razoável grau de precisão, podendo, assim, ser inseridos em modelos hidrológicos distribuídos. Esses modelos procuram levar em conta a variabilidade espacial da informação. A concepção de modelos que

incorporem esse tipo de informação e permitam um entendimento mais profundo dos processos físicos envolvidos no estudo do ciclo hidrológico constitui um desafio na área de recursos hídricos.

Tabela IV.14 - Análise estatística das áreas de treinamento (validação), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/3/4/5/7 (a, b, c, d, e).

(a) – matriz de erros

		água	mangue	floresta	capoeira	várzea	urbalt	total
0	não-class.	1	74	116	204	23	194	612
2	água	2.788	25	0	0	0	0	2.813
3	mangue	0	68	0	0	0	1	69
4	floresta	0	71	723	149	0	0	943
5	capoeira	0	1	183	607	0	5	796
7	várzea	0	738	0	67	1.216	24	2.045
10	urbalt	0	0	0	3	4	164	171
								5.566
	total	2.789	977	1.022	1.030	1.243	388	7.449

$$p_0 = \frac{5.566}{7.449} = 74,72\%$$

onde:

p_0 - percentual total de acertos observado.

Tabela IV.14 - Análise estatística das áreas de treinamento (validação), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/3/4/5/7 (a, b, c, d, e).

(b) - erro da classe

		erro da classe	total da classe	% erro não class.
2	água	25	2.789	0,90%
3	mangue	1	977	0,10%
4	floresta	220	1.022	21,53%
5	capoeira	189	1.030	18,35%
7	várzea	829	1.243	66,69%
10	urbalt	7	388	1,80%
	total	1.271	7.449	

(c) - erro da classificação

erro da classificação	total da classe	% erro da classificação
1	2.789	0,04%
909	977	93,04%
299	1.022	29,26%
423	1.030	41,07%
27	1.243	2,17%
224	388	57,73%
1.883	7.449	

(d) - acerto das áreas de treinamento

nº de píxeis das áreas de treinamento	nº de píxeis classificados	% de acerto
2.791	2.788	99,89%
977	68	6,96%
1.036	723	69,79%
1.109	607	54,73%
1.256	1.216	96,82%
1.026	164	15,98%
8.195	5.566	

Tabela IV.14 - Análise estatística das áreas de treinamento (validação), imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança - bandas 1/2/3/4/5/7 (a, b, c, d, e).

(e) – matriz de erros normalizada

		nuvem	água	mangue	floresta	capoeira	cultura	várzea	sombra	urbmed	urbalt	total
0	não-class.	0	1.706.868	597.924	625.464	630.360	0	760.716	0	0	237.456	612
2	água	0	7.845.457	2.748.301	2.874.886	2.897.390	0	3.496.559	0	0	1.091.444	2.813
3	mangue	0	192.441	67.413	70.518	71.070	0	85.767	0	0	26.772	69
4	floresta	0	2.630.027	921.311	963.746	971.290	0	1.172.149	0	0	365.884	943
5	capoeira	0	2.220.044	777.692	813.512	819.880	0	989.428	0	0	308.848	796
7	várzea	0	5.703.505	1.997.965	2.089.990	2.106.350	0	2.541.935	0	0	793.460	2.045
10	urbalt.	0	476.919	167.067	174.762	176.130	0	212.553	0	0	66.348	171
		0	2.789	977	1.022	1.030	0	1.243	0	0	388	12.304.779
	total	0	20.775.261	7.277.673	7.612.878	7.672.470	0	9.259.107	0	0	2.890.212	55.487.601

$$p_t = \frac{12.304.779}{55.487.606} = 0,2218$$

$$k = \frac{p_0 - p_t}{1 - p_t} = \frac{0,7472 - 0,2218}{1 - 0,2218} = 0,6752$$

onde:

p_t - percentual total de acertos esperado ao acaso;

p_0 - percentual total de acertos observado;

k - KAPPA - medida de concordância.

Tabela IV.15 – Resultados relativos à precisão do processo de classificação – validação

Combinação das bandas	Classes – índice de acerto nas áreas de treinamento (%)						
	água	mangue	floresta	capoeira	várzea	urbalta	kappa
1/2/7	98,42	4,30	39,42	36,17	45,37	12,19	44,79
3/4/5	99,93	6,17	66,53	57,81	87,77	33,33	63,90
1/2/3/4/5/7	99,96	6,96	70,74	58,93	97,83	42,27	67,52
1/2/7_NNU	92,26	1,95	10,58	15,12	0,00	11,01	27,56
1/2/7_LNE	33,11	1,02	53,76	4,85	0,00	38,63	18,51
3/4/5_NNU	100,00	7,47	64,63	52,69	91,52	44,62	64,06
3/4/5_LNE	100,00	5,32	63,51	53,27	92,14	53,58	64,70

V. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

A meta mais ampla dessa pesquisa constitui-se em contribuir para a integração entre o mapeamento da cobertura do solo de uma bacia hidrográfica derivado a partir do sensoriamento remoto e o uso de modelos hidrológicos do tipo chuva-vazão, no contexto do planejamento de ocupação do solo. Mais especificamente, foi investigado o procedimento de classificação digital de uma imagem de satélite através do método de máxima verossilhança e do método NGLDM de classificação por textura.

Os tópicos abordados envolveram a avaliação de diferentes estratégias e técnicas de análise digital de imagens e utilização das técnicas de classificação não supervisionada e supervisionada para mapeamento da cobertura do solo de uma bacia hidrográfica com base em uma imagem Landsat5-TM. No presente trabalho, o estudo foi conduzido para a bacia hidrográfica dos rios Sarapuí e Iguazu a partir de imagem do Landsat5-TM com data de 27 de junho de 1994.

O referencial metodológico envolveu o procedimento de classificação da imagem Landsat5-TM através de uma classificação não supervisionada seguida de uma classificação supervisionada. Para a classificação não supervisionada, foi empregado o método isodata, enquanto o método de máxima verossilhança foi utilizado para a classificação supervisionada.

O método isodata foi empregado essencialmente na melhor definição das áreas de treinamento. Essas áreas assim definidas serviram como balizamento do processo de classificação supervisionada. A matriz de correlação entre as bandas espectrais da imagem foi, então, calculada. A análise da matriz de correlação permitiu identificar *a priori* o potencial sucesso ou insucesso de algumas combinações de bandas no processo de classificação da imagem, conforme foi efetivamente demonstrado pelos resultados obtidos. Assim o uso das bandas 3/4/5 apresentou um resultado superior em relação à composição 1/2/7. O uso de todas as bandas (1/2/3/4/5/7), embora tenha levado a que se obtivesse o maior índice de precisão na classificação (calibração), não melhorou sensivelmente os resultados quando comparados com os oriundas da combinação 3/4/5.

Além disso, investigou-se o uso de um método de classificação que explorasse, além dos tons de cinza de uma imagem de sensoriamento remoto, a estrutura de correlação espacial, não considerada em métodos como isodata e máxima verossimilhança. Para tanto, procedeu-se a uma análise geoestatística preliminar. Alguns variogramas foram construídos para demonstrar a presença dessa estrutura de correlação espacial na imagem estudada.

Dentro dessa perspectiva, explorou-se o uso de um método de classificação que incorporasse de alguma forma essa correlação espacial. Optou-se pelo método NGLDM, que está situado no conjunto dos métodos de classificação por textura. Duas estatísticas de textura foram preliminarmente analisadas a saber: número não uniforme (NNU) e ênfase nos grande números (LNE).

Os resultados indicaram o bom desempenho das combinações que levaram em conta as bandas 5_NNU e 5_LNE, embora a adição das bandas de textura não tenha elevado a precisão do processo de classificação correspondente às amostras de calibração. Já as combinações envolvendo as bandas 7_NNU e 7_LNE apresentaram um pior desempenho. Uma possível explicação está ligada a maior variabilidade da banda 5 em relação a banda 7 no que diz respeito aos tons de cinza. Classes com maior homogeneidade espectral foram mais pobremente identificadas pelas combinações envolvendo as estatísticas de textura avaliadas nessa pesquisa, enquanto áreas urbanas, com maior variabilidade nos tons de cinza, revelaram o potencial do uso de estatísticas de textura no processo de classificação digital.

Para as amostra de validação, os índices de precisão no processo de classificação foram inferiores aos resultados obtidos para as áreas de treinamento (calibração), o que era, de certa forma, esperado. As análises feitas com relação aos resultados obtidos com as amostras de calibração, para as combinações de bandas avaliadas nessa dissertação, continuam válidas.

Cabe ressaltar que o estudo de textura conduzido nessa pesquisa permite visualizar o seu potencial de aplicação, em termos espaciais e temporais, em situações que se dispõe, por exemplo, de uma única banda. Bandas sintéticas podem, então, ser geradas para promover melhorias no processo de classificação.

Como recomendações para futuros trabalhos, sugere-se:

- definição de modelos hidrológicos que incorporem o mapeamento da cobertura solo;
- estudos que verifiquem a sensibilidade da informação de mapeamento da cobertura do solo nos hidrogramas produzidos em uma bacia hidrográfica;
- abordagem geoestatística no desenvolvimento de algoritmos para classificação digital de imagens de satélite;
- estudo mais aprofundado do método NGLDM de classificação por textura, incluindo o uso de outras estatísticas de textura no processo de classificação digital da imagem Landsat utilizada;
- avaliar o potencial do método NGLDM em outros tipos de imagens, como, por exemplo, em imagens de radar, obtidas na faixa de microondas do espectro eletromagnético.

Finalmente, espera-se que a pesquisa desenvolvida traga novas perspectivas para o uso do sensoriamento remoto em recursos hídricos e, em especial, no desenvolvimento de modelos hidrológicos distribuídos do tipo chuva-vazão sob o enfoque do planejamento da ocupação do solo de uma bacia hidrográfica.

VI. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGUIAR, A. P. D. (1991), *Utilização de atributos derivados de proporções de classes dentro de um elemento de resolução de imagem ("pixel") na classificação multiespectral de imagens de sensoriamento remoto*. Tese de M.Sc., INPE, São José dos Campos, SP, Brasil.
- ANDERSON, E. A. (1973), *National weather service river forecast system - snow accumulation and ablation model*, NOAA Tech, Memo, NWS HYDRO-17, Natl. Oceanic and Atmos. Admin., U. S. Dep. of Commer., Washington, D. C.
- ANDERSON, J. R., E. E. HARDY e J. T. A. ROACH (1971), *Land use classification system for use with remote Sensing Data*, Washington, D. C., U. S., Geological Survey Report.
- ANDERSON, J. R., E. E. HARDY, J. T. ROACH e R. E. WITNER (1976), *Sistema de classificação de uso da terra e do revestimento do solo para uso com dados de sensoriamento remoto*, Rio de Janeiro, Brasil, IBGE.
- ANSON, A. R. E. (1968), *Developments in aerial color photography for terrain analysis*, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, no. 34.
- ARGENTO, M. S. F. (1990), *Introdução a pesquisa ambiental – uma perspectiva geográfica*, ed. Cevepam/Simonsen, Rio de Janeiro, Brasil.
- BAJCSY, R. e L. LIEBERMAN (1976), *Texture gradient as a depth cue*, Computer Graphics and Image Processing, v. 5, no. 1, pp. 52-67.
- BALL, G. H. e D. J. HALL (1965), *Isodata, an iterative method of mulivariate analysis and pattern classification*, In: IFIPS Congress, Proceedings.
- BARBER, D. G., M. E. SHOKR, R. A. FERNANDES, E. D. SOULIS, D. G. FLETT, e E. F. LEDREW (1993), *Comparison of second-order classifiers for SAR sea ice discrimination*, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, v. 59, no. 9, pp. 1397-1408.

- BEVEN, K. J. (1989), *Changing ideas in hydrology: the case of physically-based models*, J. of Hydrology, 105, pp. 157-172.
- BEVEN, K. J. e M. J. KIRKBY (1979), *A physically-based variable contributing area model of basin hydrology*, Hydrol. Sci. Bull., v. 24, pp. 43-69.
- BEVEN, K. J. e P. E. O'CONNELL (1982), *On the role of physically-base distributed modelling in hydrology*, Institute of Hydrology, Report no. 81, pp. 1-36, UK.
- BOLDRINI, J. L., S. I. R. COSTA, V. L. F. F. RIBEIRO, H. G. WETZLER (1978), *Álgebra Linear*, Depto. de Matemática da Universidade Estadual de Campinas-UNICAMP, Campinas, SP.
- BUCCI, E. F. B. (1990), *Método de seleção de composição coloridas TM/Landsat para análise de classes de uso da terra*, Tese de M.Sc., INPE, São José dos Campos, SP, Brasil.
- CAMPBELL, J. B. (1987), *Introduction to remote sensing*, Virginia Polytechnic Institute, The Guildford Press, 551 pp, New York, U. S.
- CANEDO, P. M. (1989), *Hidrologia Superficial*, Engenharia Hidrológica, ABRH, volume 2, capítulo 4, pp. 201-289, Rio de Janeiro, Brasil.
- CERON, A. O., DINIZ, J. A. F. (1965), *O uso de fotografias aéreas para identificação das formas de utilização da terra*, Revista Brasileira de Geografia, v. 28, no. 2, pp. 161-173.
- CEOS (1995), *Committee on Earth observation satellites, coordination for the next decade*, European Space Agency.
- COLLIER, C. G. (1989), *Applications of weather radar systems - a guide to use of radar data in meteorology and hydrology*, Ellis Horwood Limited, 294 pp.
- COLLINGE, V. K. e C. KIRKBY (1987), *Weather radar and flood forecasting*, John Wiley & Sons, 266 pp.

- CONNERS, R. W. e C. A. HARLOW (1980 a), *Toward a structural textural analyzer based on statistical methods*, Computer Graphics and Image Processing, v. 12, no. 3, pp. 224-256.
- CONNERS, R. W. e C. A. HARLOW (1980 b), *A theoretical comparison of texture algorithms*, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, v. 2, no. 3, pp. 204-222.
- CRÓSTA, A. P. (1992), *Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto*, I.G./UNICAMP, Campinas, SP, Brasil.
- DALEZIUS, N. R. (1982), *Real-time radar rainfall measurements for hydrologic modelling*, Ph.D. thesis, Dept. of Civil Engineering, University of Waterloo, Waterloo, Ontário, Canadá.
- DINIZ, J. A. F. (1984), *Geografia da agricultura de São Paulo*, DIFEL, São Paulo, SP, Brasil.
- DONALD, J. R., E. D. SOULIS, N. KOUWEN e A. PIETRONIRO (1995), *A land cover-based snow cover representation for distributed hydrologic models*, Water Resources Research, v. 31, no. 4, pp. 995-1009.
- DONZELI, P. L., M. VALÉRIO FILHO, S. A. F. PINTO, F. P. NOGUEIRA, C. L. E. ROTTA e F. LOMBARDI NETO (1992), *Técnicas de sensoriamento remoto aplicadas ao diagnóstico básico para planejamento e monitoramento de microbacias hidrográficas*, IAC, documento no. 29, pp. 91-119, Rio de Janeiro, Brasil.
- DOOGE, J. C. I. (1986), *Looking for hydrologic laws*, Water Resources Research, v. 22, no. 9, pp. 46S-58S.
- DUDA, R. O. e P. E. HART (1973), *Pattern classification and scene analysis*, Wiley Interscience, New York, U.S.A.
- FORTIN, J. P., J. P. VILLENEUVE, A. GUILBOT e B. SEGUIN (1986), *Development of a modular hydrological forecasting model based on remotely sensed data for interactive utilization on a microcomputer*, Proceedings Cocoa Beach Workshop

1985: Hydrologic Applications of Space Technology, A. I. Johnson, ed., IAHS Publication, no. 160, pp. 307-319, Int. Assoc. of Hydrologic Sci., Wallingford, England.

GALLOWAY, M. M. (1975), *Texture analysis using gray level run lengths*, Computer Graphics and Image Processing, v. 4, no. 2, pp. 172-179.

GARCIA, G. J., VALÉRIO, F. M., PINTO, S. dos A. F., NOVO, E. M. L. de M., PEREIRA, M. N. (1986), *Estabelecimento de parâmetros interpretativos das imagens Landsat, sensor TM, no planejamento local e regional*, Rio Claro, UNESP.

GARLAND, G. (1986), *Resolution considerations in using radar rainfall data for hydrologic modelling*, M.Sc. thesis, Dept. of Civil Engineering, University of Waterloo, Waterloo, Ontário, Canadá.

GASTELOIS, B. (1978), *Levantamento do uso da terra no vale do rio São Francisco, interpretação comparada de fotos aéreas e de imagens Landsat 1965/1976*. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, volume 1, pp. 257-271, INPE/CNPQ, São José dos Campos, São Paulo, Brasil.

GERARDI, L. H. de O. (1972), *A utilização da terra nos municípios de Americana e Nova Odessa*, Geografia Econômica, sv, nº 11.

GONG, P., D. J. MARCEAU e P. J. HOWARTH (1992), *A comparison of spatial feature extraction algorithms for land-use classification with SPOT HRV*, Remote Sensing of Environment, v. 40, no. 2, pp. 137-151.

GONZALES, R. C. e R. E. WOODS (1993), *Digital image processing*, Addison-Wesley Publishing Company, Word Stunedt Series, New York, U.S.A..

GUPTA, S. K. e S. I. SOLOMON (1977a), *Distributed numerical model for estimating runoff and sediment discharge of ungaged rivers, 1, The information system*, Water Resources Research, v. 13, pp. 613-618.

GUPTA, S. K. e S. I. SOLOMON (1977b), *Distributed numerical model for estimating runoff and sediment discharge of ungaged rivers, 3, Comparison with other simple techniques*, Water Resources Research, 13, pp. 631-636.

- HARALICK, R. M. (1979), *Statistical and structural approaches to texture*, Proc. IEEE, v. 67, no. 5, pp. 786-804.
- HARALICK, R. M., K. SHANMUGAM e I. DINSTEIN (1973), *Textural features for image classification*, IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, v. 3, no. 6, pp. 610-621.
- HARVEY, K. D. e S. I. SOLOMON (1984), *Satellite remotely-sensed land use data for hydrologic modelling*, Canadian Journal of Remote Sensing, v. 10, no. 1.
- HILLEL, D. (1986), *Modelling in soil physics: a critical review, in future developments in soil science research*, pp. 35-42, Soil Science Society of America, Madison, Wis.
- HORWITZ, H. M., R. F. NALEPKA, P. D. RYDE e J. P. MORGENSTERN (1971), *Estimating the proportions of objects within a single resolution element of a multispectral scanner*, In: Internacional Symposium on Remote Sensing of Environment, Proceedings Ann Arbor, MI, p.p. 1307-1320, Willow Run Laboratories, New York, U.S.A.
- HSU, S. (1978), *Texture-tone analysis for automated land-use mapping*, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, v. 44, no. 11, pp. 1393-1404.
- HUDAK, A. T. e C. A. WESSMAN (1998), *Textural analysis of historical aerial photography to characterize woody plant encroachment in south african savanna*, Remote Sensing of Environment, v. 66, pp. 317-330.
- IRONS, J. R. e G. W. PETERSEN (1981), *Texture transforms of remote sensing data*, Remote Sensing of Environment, v. 11, no. 5, pp. 359-370.
- JACKSON, T. J., R. M. RAGAN e W. N. FITCH (1977), *Test of Landsat-based urban hydrologic modelling*, J. Water Resour. Plann. Manage. Div., ASCE, 103 (WR1): 141-158.
- JAKEMAN, A. J. e G. M. HORNBERGER (1993), *How much complexity is warranted in a rainfall-runoff model?*, Water Resources Research, v. 29, pp. 2637-2649.

- JENSEN, J. R. (1983), *Urban/Suburban land use analysis*, In: Colwell, R., N., Manual of Remote Sensing, volume 2, capítulo 30, pp.1511-1666, Prentice – Hall, New Jersey, U.S.A.
- JENSEN, J. R. U. (1986), *Introductory digital imagem processing a remote sensing perspective*, Prentice - Hall, New Jersey, U.S.A.
- JHONSTON, I. L. e P. J. HOWARTH (1996), *Digital enhancements for vegetation mapping in a subartic environment*, In: Canadian Symposium on Remote Sensing, v. 6, Proceedings Halifax, Canadá.
- JUNIOR, W. C. (1996), *Modelos de planejamento agrícola conservacionista com suporte de geoprocessamento – estudo de caso nos municípios de Paty de Alferes e Miguel Pereira*, Tese de M.Sc., Instituto de Geociências, UFRJ, Rio de Janeiro, R. J., Brasil.
- KELLER, E. C. (1969), *Projeto da utilização da terra*, In: Aerofotogrametria, capítulo 3, pp.1-16, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
- KIDDER, Q. S. e HAAR, V. H. T (1995), *Satellite Meteorology an Introduction*, Academic Press, San Diego, California, pp.46-56.
- KITE, G. W. e N. KOUWEN (1993), *Watershed modelling using land classifications*, Water Resources Research, v. 28, no. 12, pp. 3193-3200.
- KOFFLER, N. F., CAVALLI, A. C., CHARRINI, J. V. e NOQUEIRA, F. de P. (1979), *Inventário canavieiro com auxílio de fotografias aéreas - a grande região de Piracicaba no ano da safra 1978/79*, In: Boletim Técnico da Planalsucar, séria A, pp.3-38, São Paulo, SP, Brasil.
- KOFFLER, N. F., FRANÇA, F. V, CAMPOS, H, e LAVORENTI, N. A. L. (1983), *Identificação da cultura de cana de açúcar através de fotografias e dados Landsat*, In: Boletim Técnico da Planalsucar, v.1, pp.7-88, São Paulo, SP, Brasil.
- KOUWEN, N. (1988), *Watflood: a micro-computer based flood forecasting system based on real-time weather radar*, Canadian Water Resources Journal, v. 13, no. 1, pp. 62-77.

- LARSEN, J. E., M. SIVAPALAN, N. A. COLES e P. E. LINNET (1994), *Similarity analysis of runoff generation processes in real-world catchments*, Water Resources Research, v. 30, pp. 1641-1652.
- LEAVESLEY, G. H. e L. G. STANNARD (1990), *Applications of remotely sensed data in a distributed parameter watershed model*, Proceedings of the Workshop on Applications of Remote Sensing in Hydrology, editors: G. W. Kite e A. Wankiewicz, National Hydrology Research Institute, pp. 47-68, Saskatoon, Saskatchewan.
- LEE, J. H. e W. D. PHILPOT (1991), *Spectral texture pattern matching: a classifier for digital imagery*, IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, v. 29, no. 4, pp. 545-554.
- LI, W., G. B. BÉNIÉ, D. C. HE, S. WANG, D. ZIOU e Q. H. J. GWYN (1998), *Classification of SAR images using morphological texture features*, v. 19, no. 17, pp. 3399-3410.
- LIMA, J. D. e S. LIMA (1993), *Mapeamento da cobertura e do uso antrópico na região do triângulo mineiro (MG), através de imagens TM/Landsat*, In: Anais do VII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, v. II, pp.162-170, Curitiba, P. R., Brasil.
- LINIZ, J. R. (1976), *Land use mapping from Skylab 190B photography*, In: Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, no. 52.
- LINK, L. E. (1983), *Compatibility of present hydrologic models with remotely sensed data*, Seventeenth International Symposium on Remote Sensing of Environment, Ann Arbor, Michigan.
- LIRA, J. e L. FRULLA (1998), *An automated region growing algorithm for segmentation of texture regions in SAR images*, Int. J. of Remote Sensing, v. 19, no. 18, pp. 3595-3606.

- LOMBARDO, M. A., NOVO, E. M. L. de M., NIERO, M., FORESTI (1980), C., *Uso da terra no Vale do Paraíba através de dados de sensoriamento remoto*, referencia 278, São José dos Campos, INPE.
- MAC QUEEN, J. (1967), *Some methods classification and analysis of multivariate observations*, In: Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Proceedings, v. 5., pp. 281-297, University of California, Los Angeles, CA.
- MARCEAU, D. (1989), *A review of image classification procedures with special emphasis on the grey level cooccurrence matrix method for texture analysis*, Earth-Observations Tech. Rept., ISTL-EOL-TR89-007, Earth Observations Laboratory, Dept. Geography, University of Waterloo, Ontário, Canadá.
- MARTIN, L. R. G., P. J. HOWARTH E G. H. HOLDER (1988), *Multispectral classification of land use at the rural-urban fringe using SPOT data*, Canadian Journal of Remote Sensing, v. 14, no. 2, pp. 72-79.
- MARTINEC, J. e A. RANGO (1986), *Parameter values for snowmelt runoff modelling*, J. of Hydrology, v. 84, pp. 197-219.
- MASCARENHAS, N. D. A. e F. R. D. VALASCO (1984), *Processamento digital de imagens*. Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo, v. 2, Escola de Computação, São Paulo, SP, Brasil.
- MENDES, R. da S. (1950), *Paisagens culturais da baixada fluminense*, Fac. Filos. Ciências e Letras, USP Bol. CX, Geografia, no. 4, 171 p. il.
- MENEZES, P. M. L. (1987), *Aquisição, tratamento e armazenamento de dados de cartas topográficas*. Tese de M.Sc., Engenharia de Sistema/IME, Rio de Janeiro, R. J., Brasil.
- NETTO, T. B. O. (1983), *Manejo hídrico em bacias hidrográficas*, Dissertação para concurso de professor titular do Departamento de Hidráulica e Saneamento, Escola de Engenharia/UFRJ, Rio de Janeiro, R. J., Brasil.

- NOVO, E. M. L. DE M. (1978), *Projeto UTVAPI: Análise comparativa entre fotografias aéreas convencionais e imagens do Landsat para fins de levantamento de uso da terra*, In: INPE-1373-NII/113, São José dos Campos, SP, Brasil.
- NOVO, E. M. L. de M. (1992), *Sensoriamento remoto princípios e aplicações*, 2ª edição, São Paulo, SP, Brasil, Edgar Blucher LTDA.
- OLIVEIRA, C. (1988), *Curso de cartografia moderna*, IBGE, Rio de Janeiro, Brasil.
- PEREIRA, M. N., E. M. L. de M NOVO, M. de L. N. de O. HURKDJAN, J. C. L. D'ALGE e T. G. FLORENZANO (1987), *Atualização do uso da terra do município de São José dos Campos através de dados de sensoriamento remoto*. In: INPE-4479-RPE/568, São José dos Campos, SP, Brasil.
- PIRES, I. de O. (1986), *Mapeamento de manguezais do recôncavo da baía de Guanabara, através da utilização de técnicas de sensoriamento remoto*, In: INPE-3942-TDL/229, São José dos Campos, SP, Brasil.
- RAGAN, R. M. e T. J. JACKSON (1980), *Runoff synthesis using Landsat and SCS model*, J. Hydraul. Div., ASCE, 106 (HY5): 667-678.
- RAMALHO, J. F., IVAN, C.S.J., NICOLAU, F.G., TOLEDO, S. A. P. (1977), *Os Fundamentos da Física*, v. 3, pp. 424-457.
- RANGO, A. (1993), *II Snow hydrology processes and remote sensing*, Hydrological Processes, v. 7, pp. 121-138.
- RICHARDS, J. A. (1986), *Remote Sensing Digital Imagem Analysis*, Sprignger-Verlag Heidelberg, Berlin, Germany.
- ROSENFELD, G. H. e K. FITZPATRICK-LINS (1986), *A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy*, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, v. 52, no. 2, pp. 85-91.
- ROSS, J. (1999), *Uso de sensoriamento remoto no gerenciamento de bacias hidrográficas*, 21ª Jornada de Iniciação Científica, UFRJ, Rio de Janeiro, Brasil.

- ROTUNNO FILHO, O. C. (1995), *Soil moisture mapping using remote sensing and geostatistics applied to rainfall-runoff models*, Ph. D. thesis, Dept. of Civil Engineering, University of Waterloo, Waterloo, Ontário, Canadá.
- SANCHES, M. C. (1972), *A utilização da terra em um trecho da média depressão paulista*, *Geografia Econômica*, v. 10, 50 p.
- SCHMUGGE, T. J., T. J. JACKSON e H. L. MCKIM (1980), *Survey of methods for soil moisture determination*, *Water Resources Research*, v. 16, no. 6, pp. 961-979.
- SCHOWENGERDT, R. A. (1983), *Techniques for image processing and classification in remote sensing*. Flórida, U.S.A, Academic Press.
- SNYDER, J. P. (1982), *Map projections used by U. S. Geological Survey*, *Geological Survey Bulletin*, no. 1532, 313 pp.
- Soil Conservation Service (1972), *National Engineering Handbook - Section 4: Hydrology*, SCS-USDA, Washington, D. C.
- SUN, C. E W. G. WEE (1983), *Neighboring grey level dependence matrix for texture classification*, *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, v. 23, no. 3, pp. 341-352.
- SWAIN, P. H. (1978), *Remote sensing: The Quantitative*, McGraw-Hill, New York, NY, U.S.A.
- TAO, T. e N. KOUWEN (1989), *Remote sensing and fully distributed modelling for flood forecasting*, *J. of Water Resources Planning and Management*, ASCE, 115, pp. 809-823.
- TEIXEIRA, C. S. (1994), *Projeto PNUD BRA/93/022: Caracterização da vegetação e histórico de ocupação da bacia do rio Iguaçu-Sarapuí*, Plano diretor de recursos hídricos da bacia do rio Iguaçu-Sarapuí, In: IG-RE-005-R0, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

- TOU, J. J. e R. C. GONZALES (1974), *Pattern recognition principles Massachusetts*, Addison-Wesley.
- U. S. Army Corps of Engineers (1981), *HEC-1 flood hydrograph package*, Hydrologic Engineering Center, Davis, California.
- VELOSO, H. P., C. R. R. FILHO e J. C. A. LIMA (1991), *Classificação da vegetação brasileira adaptada a um sistema universal*, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, IBGE.
- WANG, L. E. D. e C. HE (1990), *A new statistical approach for texture analysis*, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v. 56, no. 1, pp. 61-66.
- WESZCA, J. S., C. R. DYER E A. ROSENFELD (1976), *A comparative study of texture measures for terrain classification*, *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, v. 6, no. 4, pp. 269-285
- WOOD, E. F., M. SIVAPALAN, E K. BEVEN (1990), *Similarity and scale in catchment storm response*, *Rev. of Geophysics*, 28, pp. 1-18.
- WOODCOCK, C. E. e A. STRAHLER (1987), *The factor of scale in remote sensing*, *Remoto Sensing of Environment*, v. 21, no. 3, pp. 311-322.
- XAVIER da SILVA, J. e M. J. L. SOUZA (1988), *Análise ambiental*, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, UFRJ.

APÊNDICE A

Alguns dos projetos orbitais de imageamento

O projeto Landsat

Pela fato desta dissertação ter sido desenvolvida com base em uma imagem Landsat, esse sistema de aquisição de imagens será apresentado mais detalhadamente.

O sistema Landsat compõe-se de uma série de satélites lançados em intervalos médios de 3 a 4 anos. Esse sistema foi desenvolvido pela NASA (“National Aeronautics and Space Administration”) com o objetivo de adquirir dados espaciais, espectrais e temporais sobre a superfície terrestre de forma global, sinóptica e repetitiva (Campbell, 1987; Novo, 1988; Oliveira, 1993).

Os Landsat 1, 2 e 3, inicialmente denominados de ERTS (“Earth Resources Technology Satellites”), operavam transportando dois tipos de imageadores: o RBV (“Return Beam Vidicon Cameras”), que era um sistema similar a uma câmera de TV e que permite o registro instantâneo de uma cena; o MSS (“Multiple Spectral Scanner”), um varredor linear. Esses sensores cobriam 161 milhões de quilômetros quadrados de terreno a cada semana, imageando linhas do terreno numa faixa de 185km, perpendicular à órbita do satélite. O sensor MSS é composto por um espelho oscilante, que capta a radiação proveniente da superfície terrestre e a envia para detectores que a transformam em impulsos (sinais) elétricos, com intensidade proporcional à radiação incidente em determinada faixa espectral (Novo, 1988).

As imagens geradas abrangem quatro faixas do espectro eletromagnético, sendo duas na porção do visível e duas na porção do infravermelho próximo. Cada imagem do MSS cobre uma área de aproximadamente 34.000km² da superfície terrestre. A sua resolução espacial, isto é, a sua capacidade de distinguir ou captar objetos na superfície terrestre (ou ainda, o tamanho do píxel) é de 79m x 79m (Campbell 1987; Novo, 1988; Couto, 1989; Crósta, 1992).

A partir do Landsat 4, o sensor RBV é substituído pelo sensor TM (“Thematic Mapper”). Portanto, os satélites Landsat 4 (1982) e 5 (1984) passaram a operar com imageadores TM, semelhante ao empregado nas missões anteriores, atuando em sete faixas espectrais, ampliando, assim, o número de bandas. Além dessa vantagem, a

resolução espacial obtida pelo sensor TM é maior, 30m x 30m (Campbell 1987; Novo, 1988; Crósta, 1992).

O Landsat 5 foi lançado numa órbita de 705km de altitude, buscando suprir as deficiências do Landsat 4, que apresentou defeitos na transmissão dos dados do sensor TM. O Landsat 5 representa um maior avanço no desenvolvimento de sistemas orbitais de coletas e processamento de dados altamente automatizados da superfície terrestre. Todo o sistema é mais complexo que os lançados anteriormente, considerando-se as mudanças ocorridas na configuração externa do satélite, incluindo as formas de retransmissão de dados, comunicação e controle de órbita. (Campbell, 1987).

O sensor TM passa sobre o mesmo ponto da superfície terrestre a cada 16 dias, registrando sete imagens (cada uma correspondendo a uma banda espectral diferente – três na faixa do visível, duas no infravermelho próximo e duas na faixa do infravermelho médio. Os intervalos de comprimento de onda de cada banda e suas aplicações potenciais, são mostrados na Tabela A.1. Cobre uma faixa no terreno de 185km. Em seis dessas imagens (bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7), o píxel corresponde, no terreno, a uma área 30m x 30m, enquanto, na banda 6, o píxel corresponde a 120m x 120m. A resposta espectral de cada elemento do terreno é registrada a bordo pelos detectores em valores de cinza que variam de zero (equivalente ao preto ou refletividade mínima) a 255 (branco ou refletividade máxima) (Campbell 1987; Couto, 1989).

Dessa forma, o termo resolução em sensoriamento remoto desdobra-se, na verdade, em 4 dimensões distintas:

- temporal;
- espacial;
- espectral;
- radiométrica.

A resolução temporal relaciona-se à repetitividade com que o sensor obtém informações sobre o mesmo alvo. Nesse caso, a cada 16 dias.

A resolução espacial pode ser definida como a distância mínima entre dois objetos que um sensor pode registrar. No caso do sensor TM, como referido anteriormente, as bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 apresentam resolução de 30m x 30m e a banda 6, 120m x 120m.

A resolução espectral é um conceito inerente às imagens multiespectrais de sensoriamento remoto. Ela é definida pelo número de bandas espectrais do sistema sensor ou pela largura do intervalo de comprimento coberto por cada banda. Quanto maior o número de bandas e menor a largura do intervalo, maior é a resolução espectral de um sensor. O conceito de banda pode ser exemplificado no caso de duas fotografias tiradas de um mesmo objeto, uma em branco-e-preto e a outra colorida; a foto branco-e-preto representa o objeto em apenas uma banda espectral, enquanto a foto colorida representa o mesmo objeto em três bandas espectrais, nas cores vermelha, azul e verde, que, quando combinadas por superposição, mostram o objeto em cores (Crósta, 1992).

A resolução radiométrica é dada pelo número de níveis digitais, representados por níveis de cinza, usados para expressar os dados coletados pelo sensor. Portanto, quanto maior for a variação de níveis de cinza, maior será a resolução radiométrica (Crósta, 1992). No caso do sensor TM, varia de 0 a 255 (256 níveis de cinza).

Quando a energia refletida pela superfície terrestre atinge os detectores nos satélites, esses produzem um sinal elétrico que entra num sistema de transmissão simultâneo dos sinais espectrais, responsável por todo o fluxo de dados digitais, transmitidos em tempo real para estações de recepção terrena (Campbell, 1987; Couto, 1989).

O sistema brasileiro de recepção de dados de satélite compõe-se de uma estação de recepção, implantada próximo à Cuiabá, que opera desde 1973. Outro componente desse sistema é o laboratório de processamento eletrônico e fotográfico dos dados obtidos pelos sensores a bordo dos satélites Landsat. Localiza-se no Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), na cidade de Cachoeira Paulista (SP).

Esse laboratório de processamento de imagens transfere os dados recebidos pelas estações de recepção para imagens fotográficas (em papel) ou para um meio magnético compatível com o computador.

Tabela A.1 - Principais características e aplicações das bandas TM do satélite Landsat5.

BANDA	INTERVALO DE COMPRIMENTO DE ONDA EM μM	CARACTERÍSTICAS E APLICAÇÕES
1	0,45 – 0,52	Apresenta grande penetração em corpos de água, com elevada transparência, permitindo estudos batimétricos; sofre absorção pela clorofila e pigmentos auxiliares; apresenta sensibilidade a plumas de fumaça de queimadas e de atividade industrial; pode apresentar atenuação pela atmosfera.
2	0,52 – 0,60	Apresenta grande sensibilidade à presença de sedimentos em suspensão, possibilitando sua análise quantitativa e qualitativa; boa penetração em corpos de água.
3	0,63 – 0,69	A vegetação, densa e uniforme, grande absorção, ficando escura, permitindo bom contraste entre as áreas ocupadas com vegetação e aquelas sem vegetação; apresenta bom contraste entre diferentes tipos de cobertura vegetal; permite análise de variação litológica em regiões com pouca cobertura vegetal; permite o mapeamento de drenagem através da visualização da mata de 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 nessa 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; 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 submetida à queimada; 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; essa banda sofre perturbações em caso de ocorrer excesso de chuva antes da obtenção da cena pelo satélite.

Tabela A.1 - Principais Características e aplicações das bandas TM do satélite Landsat5

BANDA	INTERVALO DE COMPRIMENTO DE ONDA EM μM	CARACTERÍSTICAS E APLICAÇÕES
6	10,40 – 10,50	Apresenta sensibilidade aos fenômenos relativos aos contrastes térmicos, servindo para detectar propriedades termais de rocha, solos, vegetação e água.
7	2,08 – 3,35	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.

Fonte: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (1998).

O projeto Spot

Os satélites da série Spot (“Satellite pour l’Observation da la Terre”) fazem parte do programa do Centro Nacional de Estudos Espaciais (CNES) da França, que visa obter imagens de alta resolução de todo planeta. O primeiro programa, o Spot-1, foi lançado com sucesso em 1986 e, ainda hoje, encontra-se em condições operacionais, embora, por medida de segurança, funcione como equipamento de reserva. O Spot-1 e os dois satélites subseqüentes, Spot-2 e Spot-3, transportam um par de sensores de varredura HRV (“Haute Resolution Visible”), que permite visadas oblíquas (“off-nadir”) com inclinações de até 27° com a vertical. Essa característica presta-se à tomada de cenas iguais sob ângulos diferentes, o que possibilita a construção de imagens estereoscópicas do terreno.

O Spot/HRV oferece, desde 1986, imagens digitais com resolução espacial de 10m em modo pancromático. Esses dados abriram novas áreas de aplicações do sensoriamento remoto orbital, principalmente nas áreas de cartografia, gerenciamento urbano e logístico (civil e militar). Por outro lado, a resolução espacial de 10m oferecida pelo Spot é insuficiente para o detalhamento desses tipos de aplicações. Por isso, consórcios de empresas passaram a desenvolver sensores orbitais de resolução espacial entre 1m e 2m. Alguns desses sistemas terão configuração semelhante à do Spot/HRV, com um sensor de alta resolução espacial operando em modo pancromático e outro multiespectral, cobrindo várias regiões do espectro e, portanto, com resolução espectral

mais alta. Essa configuração permite a combinação de imagens por técnicas de processamento digital.

O sistema SPOT é gerenciado pela Agência Espacial Francesa e pela empresa Spot Image, criada em 1982. À primeira, cabe os controles orbitais, a execução do plano de aquisição de imagens e a recepção das mesmas na estação receptora de Toulouse, França; à Segunda, cabe o processamento das imagens, a confecção de produtos e a sua distribuição.

O projeto Ers

O projeto Ers (“European Remote Sensing System”) foi concebido pela Agência Espacial Europeia com o objetivo de monitorar o meio ambiente em todo o planeta, com ênfase nas áreas oceânicas e costeiras. O primeiro satélite do programa, o ERS-1, foi lançado em julho de 1991, com a missão de obter, através de sensores ativos imageadores e não-imageadores, informações inéditas sobre os ventos, as elevações, as ondas e as temperaturas dos mares. Além de equipamentos de alta precisão para controle de posição e altitude, o ERS-1 transporta os seguintes sensores:

- instrumento ativo de microondas AMI (“Active Microwave System”) que combina as funções SAR e difusômetro de vento;
- radar altímetro RA (“Radar Altimeter”), capaz de detectar com precisão variações de nível nas águas oceânicas;
- radiômetro de varredura ATRS (“Along-Track Scanning Radiometer”) e Sonda de Microondas MW (“Microwave Sounder”), que com a combinação de detectores de infravermelho e de microondas, medem as temperaturas ambientais.

Em abril de 1995, foi lançado o Ers-2, a fim de substituir o primeiro da série, com função de monitorar a camada de ozônio e a cobertura vegetal do planeta através do sensor conhecido como GOME (“Global Ozone Monitoring Experiment”). Os dois satélites operaram, em conjunto, de agosto de 1995 a maio de 1996, conseguindo um intervalo de revisita a determinado ponto de superfície terrestre de apenas 1 dia. Desde então, o Ers-2 foi paulatinamente assumindo as funções do Ers-1.

Os parâmetros orbitais do ERS-2 são basicamente os mesmos de seu antecessor, tendo-se optado, entretanto, por estabilizar o satélite a 785km de altitude, o que

proporciona um período de revisita de 35 dias. Em ambos os satélites, a faixa coberta varia consideravelmente em função do sensor utilizado. No caso do radar de abertura sintética, em modo imagem, é conseguida uma faixa de 100km de largura, com resolução espacial de 25 metros.

As imagens produzidas pelo Ers são comercializadas pela ESA (“European Space Agency”) e por empresas concessionárias em vários meios e formatos. No Brasil o INPE (Instituto de Pesquisa Espaciais) e a Intersat são os responsáveis pela sua distribuição em meio digital, papel ou transparência.

O projeto Radarsat

O projeto Radarsat foi implementado pela Agência Espacial Canadense (CSA) com o objetivo de obter imagens de radar de todo o planeta e fornecê-las aos usuários. Para isso, lançou, em dezembro de 1995, com auxílio da NASA (“National Aeronautics and Space Administration”), o Radarsat-1. O satélite foi munido de um radar de abertura sintética ou SAR (“Synthetic Aperture Radar”), operando na banda C, mas apto a operar numa grande variedade de configurações.

Devido a um sofisticado sistema de captação de energia solar, o satélite consegue imagear até 28 minutos por órbita, o que é muito para o tipo de sensor utilizado. O Ers-1, por exemplo, conseguia imagear apenas durante 10 minutos em cada órbita. Os dados são enviados às estações terrestres em tempo real ou, estando o satélite Radarsat em posição desfavorável, armazenados em dois gravadores de bordo. De uma ou de outra forma, há a possibilidade dos usuários canadenses obterem a imagem apenas algumas horas depois de captadas. No Brasil, o prazo de entrega em condições normais é 14 dias.

Para tratar do processamento e comercialização das imagens, foi constituída a “Radarsat International Inc”- RSI, que passou a dar suporte a provedores espalhados por todo mundo. No Brasil, a distribuição ficou a cargo da empresa Theetek.

O Radarsat descreve uma órbita heliosíncrona a uma altitude de 792km, com um período de revisita de 28 dias. A largura da faixa varia de 50 km a 500km, com resoluções de 10m a 100 metros.

São gerados diversos tipos de produtos, com seis tipos de processamento diferentes. As cenas, que abrangem 50 x 50km na melhor resolução, podem vir como “quick-looks”, onde não há correções, ou georreferenciadas, onde há correções geométricas que compensam a curvatura da Terra, ou ainda geocodificadas, onde se introduz uma grade de coordenadas associada a uma projeção específica.

O projeto Sir-C/X-SAR

O projeto Sir-C/X-SAR foi elaborado em conjunto pela NASA (“National Aeronautics and Space Administration”), pela Agência Espacial Alemã (DARA) e pela Agência Espacial Italiana (ASI), visando à obtenção de imagens da Terra por meio de radares a bordo do ônibus espacial “Endeavour”. À NASA, coube o desenvolvimento do sensor “Spaceborne Imaging Radar-C”(Sir-C) e às agências européias, o “X-band Synthetic Aperture Radar”(X-SAR). Os equipamentos foram acoplados ao ônibus espacial e conduzidos ao espaço em duas missões em 1994, sendo a primeira em abril e a segunda em outubro/novembro.

Os dois sensores juntos proporcionaram sensoriamento em 3 bandas e 4 polarizações, com resoluções de até 25 metros. Em ambas as missões, o “Endeavour” cumpriu uma órbita a 215km de altitude, com uma inclinação de 57° em relação ao equador. Com essa configuração orbital, os sensores captaram faixas de 15km a 90km de largura, cobrindo todos os continentes, ainda que espaçadamente. Cada faixa contínua imageada foi segmentada em trechos de 100km, que podem receber os mais diversos tratamentos.

Foi montada uma rede de distribuição de produtos, comandada pelo “Jet Propulsion Laboratory” (JPL) e pelo “Eros Data Center”(EDC), ambos da NASA, para atender gratuitamente aos interessados em todo mundo.

As imagens foram classificadas em duas categorias: padrão (“survey”) e precisas (“precision products”). As primeiras, com resolução de 100 metros e polarização simples (HH) na banda L, foram divulgadas pelo JPL, através da Internet. Todo o trabalho de imageamento do SIR-C, realizado nas duas missões, encontra-se disponível dessa forma.

A segunda categoria de imagens congrega as multifrequências com diversas polarizações, processadas em produtos de alta resolução. São distribuídas pelo EDC, sob pedido, em fitas com mais de 250Mb de informação. Apesar de apenas parte do acervo já se encontrar processada dessa forma, são aceitas requisições de processamento personalizado.

APÊNDICE B

Considerações Cartográficas

Meridianos e paralelos

Os meridianos são círculos máximos que, em consequência, cortam a Terra em duas partes iguais, de pólo a pólo. Sendo assim, todos os meridianos cruzam-se entre si em ambos os pólos. Os paralelos, por sua vez, cruzam os meridianos perpendicularmente, isto é, em ângulos retos; apenas um deles forma o círculo máximo - o equador (0°). Os outros paralelos, tanto no hemisfério norte quanto no hemisfério sul, vão diminuindo de tamanho, à proporção que se afastam do equador, até se transformar em cada pólo, num ponto, isto é, a 90° . Os graus dos paralelos, tendo como referência o equador, crescem, em cada hemisfério, para o norte ou para o sul, até 90° .

Latitude

A localização precisa de um ponto qualquer da superfície do globo terrestre exige o conhecimento de suas coordenadas geográficas: latitude e longitude. Latitude de um ponto "M" da superfície da Terra é o ângulo central que abrange o arco do meridiano terrestre compreendido entre o equador e o ponto considerado. A latitude também se define como a altura do pólo celeste em relação ao plano horizontal do lugar, sendo representada pela letra grega φ . Pode ser norte ou positiva ($+\varphi$) e sul ou negativa ($-\varphi$), conforme o ponto considerado esteja no hemisfério norte ou sul, respectivamente.

Longitude

A longitude de um ponto "P" da superfície da Terra é o ângulo central formado pelo plano do meridiano do lugar com o plano do meridiano de origem, que é o meridiano de Greenwich. Qualquer ponto da superfície da Terra situado sobre o meridiano de Greenwich tem longitude zero. Adotando-se o símbolo λ para longitude, representa-se por $\lambda = 0^\circ$. A longitude pode ser a oeste de Greenwich (WGr) ou a leste (EGr). A longitude, por convenção, é positiva a oeste e negativa a leste. Pode também ser expressa em arco ou tempo, como segue:

$$\lambda = 43^\circ 13' 24'' \text{ WGr} = 02^{\text{h}} 52^{\text{m}} 53^{\text{s}},6 \text{ WGr}.$$

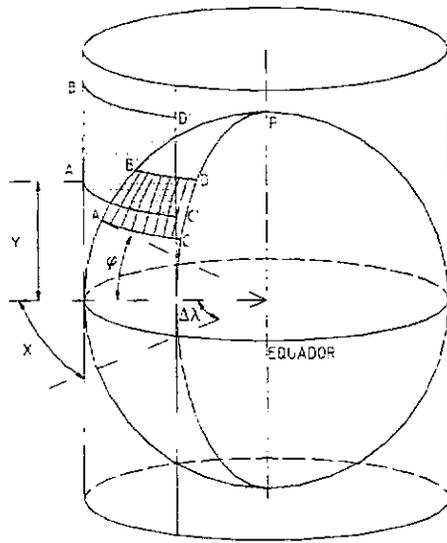


Figura B.2 - Projeção cilíndrica clássica de Mercator (fonte: Snyder, 1982).

Os comprimentos tomados sobre os demais meridianos terrestres sofrem ampliação proporcional ao quadrado do afastamento ao meridiano central. Por essa razão, adota-se a limitação dos campos de aplicação segundo os fusos, com a finalidade de evitar as grandes deformações. Assim, sobre o cilindro tangente em um dado meridiano, projeta-se a área de um fuso de amplitude determinada, o qual terá esse meridiano como origem.

O sistema UTM (universal transversa de Mercator), assim como o sistema de Gauss, é um sistema conforme transverso, limitado por fusos de 6° de amplitude. Os fusos são numerados para leste a contar do antimeridiano de Greenwich e limitados até a latitude de 80° norte e sul (Tabelas B.1 e B.2).

Para o Brasil, foram adotados fusos de 6° de amplitude (3° para cada lado do meridiano central). O Brasil abrange 39° de amplitude de longitude, sendo necessários 7 fusos de 6° para sua representação total (Figura B.3).

Tabela B.1 – Os fusos compreendidos no território brasileiro – sistema de Gauss.

Projeção de Gauss		
Fusos	Meridiano Central	Meridiano Extremos
1	72° WGr	75° WGr 69° WGr
2	66° WGr	69° WGr 63° WGr
3	60° WGr	63° WGr 57° WGr
4	54° WGr	57° WGr 51° WGr
5	48° WGr	51° WGr 45° WGr
6	42° WGr	45° WGr 39° WGr
7	36° WGr	39° WGr 33° WGr

(Fonte: Snyder, 1982).

Tabela B.2- Os fusos compreendidos no território brasileiro – sistema UTM.

Sistema UTM		
Fusos	Meridiano Central	Meridiano Extremos
18	75° WGr	78° WGr 72° WGr
19	69° WGr	72° WGr 66° WGr
20	63° WGr	66° WGr 60° WGr

continua

Tabela B.2- Os fusos compreendidos no território brasileiro – sistema UTM.

Sistema UTM		
Fusos	Meridiano Central	Meridiano Extremos
21	57° WGr	60° WGr 54° WGr
22	51° WGr	54° WGr 57° WGr
23	45° WGr	48° WGr 42° WGr
24	39° WGr	42° WGr 36° WGr
25	33° WGr	36° WGr 31° WGr

(Fonte: Snyder, 1982).

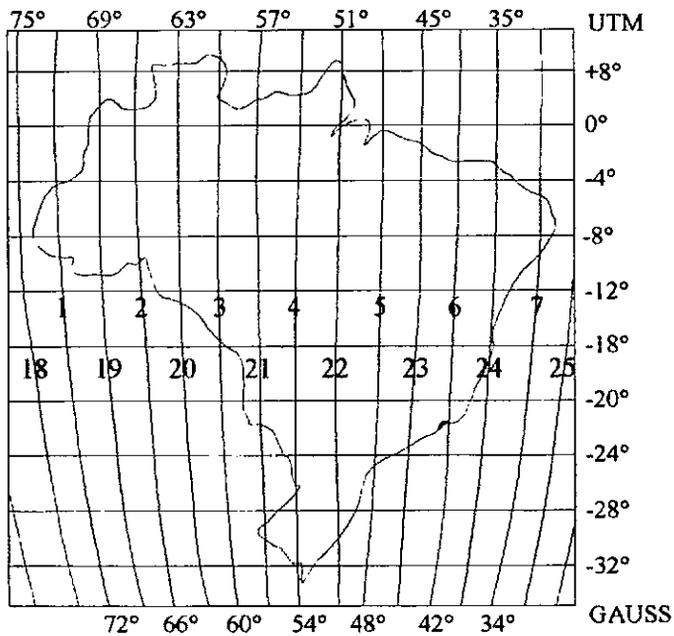


Figura B.3 - O Brasil dividido em fusos de 6° (fonte: Snyder, 1982).

Para cada fuso, há um sistema de coordenadas em que os eixos são o meridiano central do fuso (abscissa x) e o equador (ordenada y) , com coordenadas positivas e negativas. Com a finalidade de tornar as coordenadas positivas, são acrescentados 500 km às coordenadas y e 5.000 km às coordenadas x . A origem das coordenadas é o cruzamento do Equador com o meridiano central do fuso. São as seguintes as especificações do sistema UTM:

- a projeção é conforme de Gauss;
- decomposição em sistemas parciais, correspondentes aos fusos ou zonas de 6° de amplitude, limitados pelos múltiplos desse valor, em coincidência com os fusos da carta ao milionésimo;
- limitação dos sistemas até as latitudes de 80° ; para as calotas polares, recomenda-se a projeção estereográfica;
- adoção do elipsóide internacional para a América do sul, conhecido como SAD-69.

Com relação ao SAD-69, são definidos os seguintes parâmetros:

- figura geométrica da Terra - elipsóide internacional de 1967 (a -semieixo maior = 6.378.160,00m, f - achatamento = $1/298,25$);
- orientação geocêntrica - eixo de rotação paralelo ao eixo da Terra; plano meridiano de origem paralelo ao plano de Greenwich, segundo definição do Serviço Internacional da Hora (BIH);
- orientação topocêntrica - no vértice de Chuá;
- origem das coordenadas do sistema UTM estão estabelecidas no cruzamento do Equador com o meridiano central, acrescidas as constantes 10.000.000 metros (só para o hemisfério sul) e 500.000 metros. As letras x e y para indicação das coordenadas são substituídas por N e E , respectivamente;
- numeração dos fusos (ou zonas) segundo o critério adotado para a carta internacional ao milionésimo, isto é , de 1 a 60, a contar do antimeridiano de Greenwich, para leste;
- os fusos compreendidos no território brasileiro são os números 18 a 25 (Figura II.11);
- as coordenadas plano-retangulares são assim representadas; $N = N'$ no hemisfério norte; $N = N' + 10.000.000$ metros no hemisfério sul; $E = (500.000 + E')$ metros, a leste de

meridiano de Greenwich; $E = (500.000 - E')$ metros, a oeste do meridiano de Greenwich.

APÊNDICE C

Estimativa de Parâmetros pelo Método da Máxima Verossimilhança (MAXVER)

Seja $x = (x_1, \dots, x_n)$ uma amostra aleatória de alguma distribuição de probabilidades caracterizada por um parâmetro desconhecido (mas não aleatório). Esse parâmetro pode ser a média da distribuição, a variância ou outro parâmetro qualquer.

Sendo $f(x/\theta)$ a função densidade de probabilidade e supondo a independência das amostras, a função densidade quando avaliada para os valores da amostra é

$$f(x_1/\theta) \cdot f(x_2/\theta) \dots f(x_n/\theta) \quad (C.1)$$

Essa função pode ser interpretada como a densidade de probabilidade de se obter a amostra dado θ , que é o valor do parâmetro, ou como função de θ dada a amostra. Podemos reescrever (C.1) como

$$L(x_1, \dots, x_n; \theta) \quad (C.2)$$

que é conhecida como função de verossimilhança. O método MAXVER propõe a utilização de $\hat{\theta}$ como estimador de θ , de forma que maximize a função de verossimilhança. Intuitivamente, corresponde a escolher o valor $\hat{\theta}$ que implique numa maior densidade de probabilidade da amostra. Quando a distribuição é caracterizada por diversos parâmetros desconhecidos, a maximização da função de verossimilhança é feita com respeito a cada parâmetro; então, supomos

$$\theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)$$

um vetor de parâmetros.

Em termos analíticos, normalmente é mais fácil trabalhar com o logaritmo da função (C.2) do que com a função propriamente. Como a função logaritmo é monotonicamente crescente, o valor que maximiza (C.2) também maximizará seu logaritmo. O vetor de parâmetros θ pode ser encontrado pelos métodos padrões de cálculo diferencial.

Assim, sejam Δ_θ o operador gradiente, isto é,

$$\Delta \theta = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial \theta_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial}{\partial \theta_m} \end{bmatrix}$$

e

$$F(\theta) = \log L(x_1, \dots, x_n; \theta) = \sum_{i=1}^n \log f(x_i / \theta). \quad (C.3)$$

Então, o conjunto de condições necessárias para se obter o estimador máxima verossimilhança é obtido pelas m equações

$$\nabla_{\theta_i} F = \sum_{k=1}^n \nabla_{\theta_i} \log f(x_k / \theta_i) = 0 \quad \text{com } i=1, \dots, m. \quad (C.4)$$

A seguir, é mostrado, a título de exemplo, a equivalência na obtenção dos parâmetros do modelo linear padrão, seja pelo método dos mínimos quadrados, usualmente utilizado, seja pelo método da máxima verossimilhança.

O Modelo Linear Padrão (ou Modelo de Regressão Linear Clássico)

Seja o modo linear

$$\hat{b} = Ax + \hat{\varepsilon} \quad (C.5)$$

onde:

x - vetor n -dimensional

\hat{b} - vetor m -dimensional

A - matriz $m \times n$ de elementos constantes conhecidos

$\hat{\varepsilon}$ - vetor m -dimensional estocástico dos erros observados, que satisfaz.

$$E(\hat{\varepsilon}) = 0 \quad e \quad (C.6)$$

$$E(\hat{\varepsilon}\hat{\varepsilon}^T) = S \quad (C.7)$$

em que,

S - matriz $m \times m$ positiva definida de covariância do vetor observado dada por

$$S = \sum \hat{b} = E[(\hat{b} - E(\hat{b}))(\hat{b} - E(\hat{b}))^T] \quad (C.8)$$

Se todos os \hat{b}_j são não correlatos, então S torna-se uma matriz diagonal. Se, adicionalmente, todos têm a mesma variância σ^2 , então

$$S = \sigma^2 I \quad (C.9)$$

Dessa forma, a Equação (B.8) pode ser reescrita da seguinte forma:

$$E(\hat{b}) = Ax \quad (C.10)$$

$$\Sigma \hat{b} = E[(\hat{b} - Ax)(\hat{b} - Ax)^T] = S \quad (C.11)$$

O modelo de regressão linear clássico assume que $m \geq n$ e que a matriz A tem colunas lineares independentes, isto é, posto $(A) = n$.

Método dos Mínimos Quadrados

O procedimento dos mínimos quadrados procura o estimador x que minimize a forma quadrática:

$$\theta(x) = (\hat{b} - A\hat{x})^T S^{-1} (\hat{b} - A\hat{x}) \quad (C.12)$$

O mínimo é dado por

$$\frac{d\theta}{d\hat{x}} = -2A^T S^{-1} \hat{b} + 2A^T S^{-1} A \hat{x} = 0 \quad (C.13)$$

ou

$$A^T S^{-1} A \hat{x} = A^T S^{-1} \hat{b} \quad (C.14)$$

Essas equações são chamadas de equações normais e sua solução é dada por:

$$\hat{x} = (A^T S^{-1} A)^{-1} A^T S^{-1} \hat{b} \quad (C.15)$$

$$E(\hat{x}) = x \quad (C.16)$$

$$\text{cov}(\hat{x}) = (A^T S^{-1} A)^{-1} \quad (C.17)$$

Em muitos casos, não se tem conhecimento sobre a matriz de covariância S . O procedimento, nesses casos, é utilizar o método dos mínimos quadrados ponderado

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{W}^{-1} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{W}^{-1} \hat{\mathbf{b}} \quad (\text{C.18})$$

que minimiza a forma quadrática

$$\theta(\hat{\mathbf{x}})_{\text{MQ}} = (\hat{\mathbf{b}} - \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}})^T \mathbf{W}^{-1} (\hat{\mathbf{b}} - \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}) \quad (\text{C.19})$$

onde \mathbf{W} é matriz positiva definida.

A Estimativa de Parâmetros MAXVER no Modelo Linear Padrão

Supondo que o vetor de resíduos ϵ tem distribuição normal e uma vez que o modelo linear padrão garante que eles são não correlatos (\mathbf{S} é diagonal) conforme Equação (B.8), com média zero e variâncias iguais, assume-se que os erros são independentemente distribuídos de acordo com a distribuição normal.

A função densidade de probabilidade conjunta dos $\epsilon_1, \dots, \epsilon_m$ é

$$L(\hat{\mathbf{x}}) = \frac{1}{|2\pi|^{m/2} |\mathbf{S}|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\hat{\mathbf{b}} - \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}})^T \mathbf{S}^{-1} (\hat{\mathbf{b}} - \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}) \right] \quad (\text{C.20})$$

$$\log_e L(\hat{\mathbf{x}}) = -\frac{m}{2} \log_e 2\pi - \frac{1}{2} \log_e |\mathbf{S}| - \frac{1}{2} (\hat{\mathbf{b}} - \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}})^T \mathbf{S}^{-1} (\hat{\mathbf{b}} - \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}) \quad (\text{C.21})$$

A estimativa MAXVER é obtida selecionando o valor em que a Equação (C.21) obtenha seu maior valor. Como o terceiro termo da expressão (C.23) é o único que depende do valor de \mathbf{x} , maximizar (C.21) é o mesmo que minimizar

$$\theta_{\text{MV}}(\hat{\mathbf{x}}) = (\hat{\mathbf{b}} - \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}})^T \mathbf{S}^{-1} (\hat{\mathbf{b}} - \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}) \quad (\text{C.22})$$

$$\theta_{\text{MV}}(\hat{\mathbf{x}}) = (\hat{\mathbf{b}} - \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}})^T \mathbf{S}^{-1} (\hat{\mathbf{b}} - \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}) \quad (\text{C.23})$$

Nota-se que, sob a suposição de distribuição normal de $[\epsilon]$, a estimativa MAXVER é equivalente à estimativa por mínimos quadrados.